

受動型3次元顔認識システムの検討

A Study on a Passive 3D Face Recognition System

柴原琢磨*, 内田尚秀*, 青木孝文*, 中島寛†, 小林孝次†

Takuma Shibahara*, Naohide Uchida*, Takafumi Aoki*, Hiroshi Nakajima†,
and Koji Kobayashi†

*東北大学大学院情報科学研究科, †株式会社山武

* Graduate School of Information Sciences, Tohoku University

†Yamatake Corporation

キーワード : 顔認証 (face recognition), 受動型 3 次元計測 (passive 3D measurement), ステレオビジョン (stereo vision), 位相限定相関関数 (phase-only correlation function)

連絡先 : 〒980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉6-6-05 東北大学大学院情報科学研究科 青木研究室
柴原琢磨, Tel.: (022)795-7169, Fax.: (022)263-9308, E-mail: sibahara@aoki.ecei.tohoku.ac.jp

1. まえがき

バイオメトリクス個人認証における最も重要な技術の1つとして, 顔認証技術が注目されている^{1, 2)}. 現在までに報告されている顔認証技術に関する研究の多くは, 照合に2次元画像を用いている. しかし, この場合は, 顔の向きや光源の変化に強く影響を受けるため, 撮影環境によっては照合精度が大きく低下する問題がある. また, 顔画像から目や鼻などの特徴をロバストに抽出することは困難な問題である. 近年, 顔の向きや光源の変化による影響を受けないことから, 顔の3次元データを用いた認証技術が注目を集めている^{3, 4, 5)}. しかし, 現在のところ3次元顔認証技術に関する研究の報告はまだ少なく, 分野としても発展途上の状態にある. 3次元顔認証システムの開発を困難にしている主な原因としては, 顔の3次元データを取得するために, 高価な装置が必要になるこ

とがあげられる.

現在までに報告されている3次元顔認証技術では, 顔の高精度な3次元データを得るために, 能動型3次元計測法を用いている. しかし, パターン光やレーザスキャンを使用する能動型3次元計測法は, 人体への影響が懸念されるため, 顔認証システムへの応用を想定した場合, 必ずしも望ましい手法とは言えない. これに対して, 本稿では, (i) 顔の3次元データを取得するために受動型3次元計測法を用いるとともに, (ii) 3次元データの照合のためにICP (Iterative Closest Point) アルゴリズムを用いた3次元顔認証システムを提案する.

顔の3次元計測にステレオビジョンを用いた場合, 得られる3次元データの精度の低さが重大な問題になる. このため, ステレオビジョンを用いた3次元顔認証システムに関する研究は, 筆者らが知る限りでは報告されていない. この問題を解

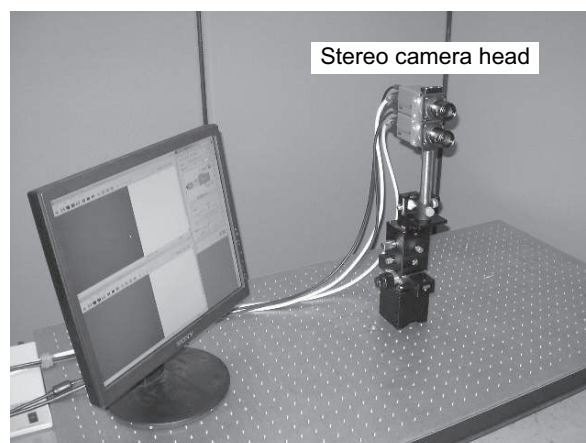
決するために、サブピクセル精度でステレオ画像間の対応付けを行うことができる位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC)^{6, 7)} を利用した高精度なステレオビジョンシステムを開発した。開発したステレオビジョンシステムは、カメラから 500 mm の位置にある顔の 3 次元形状を 0.1 mm の RMS (Root Mean Square) 誤差で計測することができる。顔の 3 次元形状に基づくバイオメトリクス個人認証システムを構築するために、受動型の 3 次元計測技術を用いた初めての試みについて報告する。

2. 受動型ステレオビジョンシステム

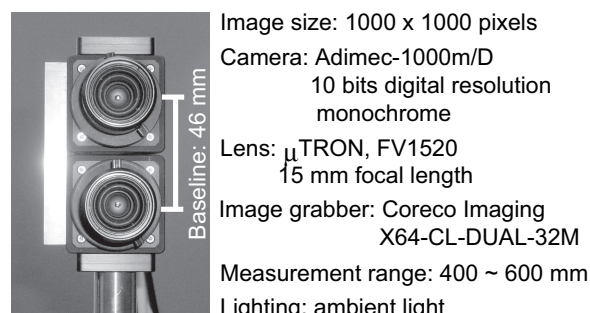
開発した受動型ステレオビジョンシステムを図 1 に示す。このシステムは、2 つのカメラを並行に配置した 1 組のステレオカメラヘッドから構成されている。このカメラヘッドの大きな特長は、ステレオカメラの基線長 (2 つのカメラの距離) を可能な限り短くしていることである。本システムでは、基線長を 46 mm に設定しているが、これは単に個々のカメラの本体のサイズに起因した制限である。

一般に顔認証に適したカメラ配置を決定するには、基線長に関して次の 2 つのことを考慮しなければならない。

- 短い基線長のカメラ配置は、2 つのステレオ画像の間の幾何学的変形が少なく、ピクセルごとに対応付けを行うことができる。しかし、長い基線長のカメラ配置に比べて、再構成した 3 次元データの精度がきわめて低いという欠点がある。
- 長い基線長のカメラ配置は、高精度な 3 次元計測を可能にするが、自動的な対応点探索がきわめて困難である。得られる対応点は、



(a)



(b)

Fig. 1 ステレオビジョンシステム: (a) システム構成, (b) ステレオカメラヘッドとその仕様

エッジなどの特徴点のみに限られる。このことは、3 次元顔認証システムにはあまり望ましくない。

これらのことは、ステレオビジョンが 3 次元顔認証システムに適さないとされる主な理由でもある。本システムでは、図 1 (b) に示す短い基線長のカメラ配置を用いる。この場合、精度がきわめて低いという問題を克服しなくてはならない。この問題を解決するために、位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) を利用して、サブピクセル精度でステレオ画像間の対応付けを行う手法を新たに開発した。次節にステレオ画像の対応付け手法を示す。

3. 位相限定相関法に基づくステレオ画像の対応付け手法

ステレオ画像間の高精度な対応付けにおいて必要とされるサブピクセル精度の画像マッチング手法として、位相限定相関法を用いる。一般的に、SAD (Sum of Absolute Differences) を用いた画像マッチング手法よりも、2次元離散フーリエ変換(2次元 DFT)の位相情報を用いた手法の方が良いレジストレーション結果が得られる⁸⁾。論文⁶⁾において、筆者らは、位相情報に基づくサブピクセル画像マッチング手法(位相限定相関法)の高精度化手法を提案している。具体的には、(i) 2次元 DFT における不連続性の影響を低減するために窓関数を適用し、(ii) エイリアシングやノイズの影響を低減するスペクトルの重み付けを行うとともに、(iii) 相関ピークの位置をサブピクセル精度で推定するために解析的ピークモデルに基づく関数フィッティングを行う手法を提案している。本稿で提案するステレオビジョンシステムにおいては、これらすべての手法を適用することにより、高精度化を達成している。節 3.1 において位相限定相関法に基づくサブピクセル精度の画像マッチング手法について述べた後、節 3.2 においてはその手法を用いたステレオ画像の対応付け手法を述べる。

3.1 サブピクセル精度の画像マッチング手法

連続空間で定義された 2次元画像 $f_c(x_1, x_2)$ を考える。ここで x_1 および x_2 は実数である。今、 δ_1 および δ_2 をそれぞれ x_1 および x_2 方向に関する移動量を表す実数とすると、連続空間で $f_c(x_1, x_2)$ を δ_1 および δ_2 だけ移動した画像は $f_c(x_1 - \delta_1, x_2 - \delta_2)$ と表現できる。これらの連続空間画像 $f_c(x_1, x_2)$ および $f_c(x_1 - \delta_1, x_2 - \delta_2)$ を標本化間隔 T_1 と T_2 で標本化した離散空間 2次元画像をそれぞれ $f(n_1, n_2)$

と $g(n_1, n_2)$ とする。

$$f(n_1, n_2) = f_c(x_1, x_2)|_{x_1=n_1T_1, x_2=n_2T_2} \quad (1)$$

$$g(n_1, n_2) = f_c(x_1 - \delta_1, x_2 - \delta_2)|_{x_1=n_1T_1, x_2=n_2T_2} \quad (2)$$

ただし、定式化の便宜上、離散空間のインデックスを $n_1 = -M_1, \dots, M_1$, $n_2 = -M_2, \dots, M_2$ とし、画像サイズを $N_1 = 2M_1 + 1$ および $N_2 = 2M_2 + 1$ とする。 $f(n_1, n_2)$ の 2次元離散フーリエ変換(2次元 DFT) $F(k_1, k_2)$ を次式で与える。

$$F(k_1, k_2) = \sum_{n_1=-M_1}^{M_1} \sum_{n_2=-M_2}^{M_2} f(n_1, n_2) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} \quad (3)$$

ただし、 $k_1 = -M_1, \dots, M_1$, $k_2 = -M_2, \dots, M_2$ とし、 $W_{N_1} = e^{j\frac{2\pi}{N_1}}$, $W_{N_2} = e^{j\frac{2\pi}{N_2}}$ である。また、 $g(n_1, n_2)$ の 2次元 DFT $G(k_1, k_2)$ も同様に与えられる。このとき、 $F(k_1, k_2)$ および $G(k_1, k_2)$ の間に次のような近似が成り立つ。

$$G(k_1, k_2) \simeq F(k_1, k_2) \cdot e^{j\frac{2\pi}{N_1} k_1 \delta_1} e^{j\frac{2\pi}{N_2} k_2 \delta_2} \quad (4)$$

上式が近似であるのは、連続空間画像と離散空間画像に対するフーリエ変換の性質の違いに起因する。

$F(k_1, k_2)$ と $G(k_1, k_2)$ の合成位相スペクトルを次式で定義する。

$$\hat{R}(k_1, k_2) = \frac{F(k_1, k_2) \overline{G(k_1, k_2)}}{|F(k_1, k_2) G(k_1, k_2)|} \quad (5)$$

$$\simeq e^{j\frac{2\pi}{N_1} k_1 \delta_1} e^{j\frac{2\pi}{N_2} k_2 \delta_2} \quad (6)$$

そして、位相限定相関関数 $\hat{r}(n_1, n_2)$ は、 $\hat{R}(k_1, k_2)$ を 2次元離散フーリエ逆変換(2次元 IDFT)したものであるとして次式で示される。

$$\hat{r}(n_1, n_2) \simeq \frac{\alpha \sin\{\pi(n_1 + \delta_1)\} \sin\{\pi(n_2 + \delta_2)\}}{N_1 N_2 \sin\{\frac{\pi}{N_1}(n_1 + \delta_1)\} \sin\{\frac{\pi}{N_2}(n_2 + \delta_2)\}} \quad (7)$$

通常 $\alpha = 1$ であるが、 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ にノイズが加わることで α は減少する。

画像間の移動量をサブピクセル精度で高精度に推定するための重要な手法を以下に示す。

(i) 窓関数による画像の周期性の排除

2次元 DFT は取り扱う画像が画像端で循環することを仮定しているため、画像の端に本来は存在しないはずの不連続性が現れる。この不連続性の影響を低減するために、画像 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ に対して、次式で定義される 2次元ハニング窓を乗じる。

$$w(n_1, n_2) = \frac{1 + \cos\left(\frac{\pi n_1}{M_1}\right)}{2} \frac{1 + \cos\left(\frac{\pi n_2}{M_2}\right)}{2} \quad (8)$$

(ii) スペクトルの重み付けに基づくエイリアシングとノイズの影響の低減

一般に、自然画像の高周波領域は S/N 比が低いと考えられるが、合成位相スペクトル $\hat{R}(k_1, k_2)$ の計算式 (6) は、相対的に信頼性の低い高周波成分の情報を強調する。そこで、位相限定相関関数の計算の際に、信頼性の低い高周波成分を除去する低域通過型のスペクトル重み付け関数を適用することによって高精度化が可能となる。具体的には、次式で表されるガウス関数 $H(k_1, k_2)$ を $\hat{R}(k_1, k_2)$ の計算の際に適用する。

$$H(k_1, k_2) \simeq e^{-2\pi^2\sigma^2(k_1^2+k_2^2)} \quad (9)$$

ただし、 σ は関数の幅をあらわすパラメータである。このとき、位相限定相関関数 $\hat{r}(n_1, n_2)$ は次のように変形される。

$$\hat{r}(n_1, n_2) \simeq \frac{\alpha}{2\pi\sigma^2} e^{-\{(n_1+\delta_1)^2+(n_2+\delta_2)^2\}/2\sigma^2} \quad (10)$$

上式のパラメータ α は、画像の移動やノイズが加わることによって、位相限定相関関数の相関ピークの高さが減少することを表すために導入したパラメータである。本稿では α を相関ピーク値と呼ぶ。

(iii) 関数フィッティングによるサブピクセル移動量推定

2枚の画像 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ の位相限定相関関数を計算することによって得られる数値データは、 $n_1 = -M_1, \dots, M_1$ および $n_2 = -M_2, \dots, M_2$ の離散点のみで得られるデータである。これらの

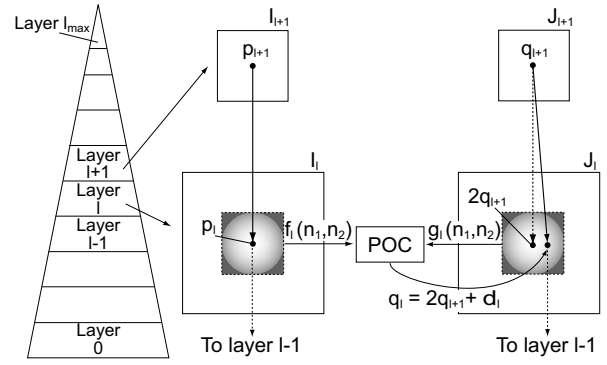


Fig. 2 多重解像度画像を利用した階層マッチング

データの最大値を中心として、その周囲の複数点に対して式(10)をフィッティングすることで、サブピクセル精度の移動量 δ_1, δ_2 および相関ピーク値 α を推定する。

3.2 ステレオ画像の対応付けアルゴリズム

節 3.1 で提案した手法を用いることにより、サブピクセル分解能で 2 枚の画像間の移動量を求めることができる。しかし、一方のステレオ画像から切り出した小領域に対応する領域を他方の画像から見つけることは、画像全体からの 2 次元探索となるため容易ではない。そこで、原画像を縮小して作成した多重解像度画像を利用して階層マッチングを行う。階層マッチングは解像度の低い画像で大まかな対応点を求め、その結果を初期値として解像度の高い画像においてより正確に対応点を求める手法である。ここで、 p_l および q_l を第 l 階層における階層画像 $I_l(n_1, n_2)$ および画像 $J_l(n_1, n_2)$ 上の対応点の組を表す位置ベクトルとし、便宜上、 q_0 のサブピクセル精度で求められた位置ベクトルを q_{-1} とする。図 2 に階層マッチングの概略を示す。

入力:

- 画像 $I_0(n_1, n_2)$ および画像 $J_0(n_1, n_2)$, 画像 $I_0(n_1, n_2)$ 上の参照点 p_0

出力:

- 画像 $J_0(n_1, n_2)$ 上の対応点 q_{-1}

[ピクセルレベルの対応付け]

Step 1: 全ての階層 l ($l = 1, \dots, l_{max}$) に対して, 第 l 階層における参照点 p_l を次式で計算する .

$$p_l = \lfloor \frac{1}{2} p_{l-1} \rfloor = (\lfloor \frac{1}{2} p_{l-1, 1} \rfloor, \lfloor \frac{1}{2} p_{l-1, 2} \rfloor) \quad (11)$$

Step 2: 全ての階層 l に対して, 第 l 階層の多重解像度画像 $I_l(n_1, n_2)$ および $J_l(n_1, n_2)$ を次式に従って作成する .

$$I_l(n_1, n_2) = \frac{1}{4} \sum_{i_1=0}^1 \sum_{i_2=0}^1 I_{l-1}(2n_1 + i_1, 2n_2 + i_2) \quad (12)$$

$$J_l(n_1, n_2) = \frac{1}{4} \sum_{i_1=0}^1 \sum_{i_2=0}^1 J^{l-1}(2n_1 + i_1, 2n_2 + i_2) \quad (13)$$

Step 3: 最上位にある粗い解像度の画像は原画像と比べると解像度が非常に低い画像のため, 移動量は画像内の位置によらずほぼ一定値 $\delta_{l_{max}}$ とみなせる . そこで, この移動量 $\delta_{l_{max}}$ を最上位階層の画像 $I_{l_{max}}$ および $J_{l_{max}}$ 全体から, 節 3.1 の手法を用いてピクセル精度で求める . 最上位階層における対応点 $q_{l_{max}}$ を次式で求める .

$$q_{l_{max}} = p_{l_{max}} - \delta_{l_{max}} \quad (14)$$

Step 4: 第 l 階層の画像 $I_l(n_1, n_2)$ および $J_l(n_1, n_2)$ から, 大きさ $N_1 \times N_2$ ピクセルの小領域画像 $f_l(n_1, n_2)$ および $g_l(n_1, n_2)$ を, その中心がそれぞれ p_l および $2q_{l+1}$ に一致するように切り出す . これらの小領域画像 $f_l(n_1, n_2)$ と $g_l(n_1, n_2)$ に対して 2 次元ハニング窓を適用する .

Step 5: 小領域画像 $f_l(n_1, n_2)$ と $g_l(n_1, n_2)$ の間の移動量 δ_l を節 3.1 の手法を用いてピクセル精度で求める . 第 l 階層における対応点 q_l は次式で示される .

$$q_l = 2q_{l+1} + \delta_l \quad (15)$$

Step 6: 条件 ≥ 0 を満たす限り, $l = l - 1$ として Step 4 から Step 6 を繰り返す .

[サブピクセルレベルの対応付け]

Step 7: $q_{-1} = q_0$ とする .

Step 8: 原画像 $I_0(n_1, n_2)$ および $J_0(n_1, n_2)$ から, 大きさ $N_1 \times N_2$ ピクセルの小領域画像 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ をその中心がそれぞれ p_0 および q_{-1} に一致するように切り出す . そして, 小領域画像 $f(n_1, n_2)$ と $g(n_1, n_2)$ に対して 2 次元ハニング窓を適用する .

Step 9: 小領域画像 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ 間の移動量を節 3.1 の手法を用いてサブピクセル精度で求める . また, 推定したサブピクセル移動量を $\delta = (\delta_1, \delta_2)$ とする .

Step 10: 画像 $J_0(n_1, n_2)$ 上の対応点 q_{-1} を, $q_{-1} = q_{-1} + \delta$ として更新する . そして, δ_1 および δ_2 が十分小さくなるまで, Step 8 から Step 10 を繰り返す .

3.3 受動型ステレオビジョンによる顔の 3次元計測

上述したアルゴリズムによって得られるステレオ画像の対応点を用いて, 顔の 3 次元復元を行う . 以下に, 開発したステレオビジョンシステムのパラメータおよび, 顔の 3 次元計測精度を向上させるための手法を示す .

• システムパラメータ

ステレオビジョンシステムにおいて実際に用いたパラメータは以下の通りである . (i) マッチングブロックのサイズ: 33×33 ピクセル (2 次元ハニング窓を適用) , (ii) スペクトル重み付け関数: 2 次元ガウス関数 ($\sigma^2 = 0.5$) , (iii) サブピクセル視差推定のためのフィッティング点数: 5×5 , (iv) 階層マッチングの階層数: 6 , (v) カメラキャリブレーションは $20 \text{ mm} \times 20 \text{ mm}$ のチェッカーパターンを用いて Zhang⁹⁾ の手法により行った .

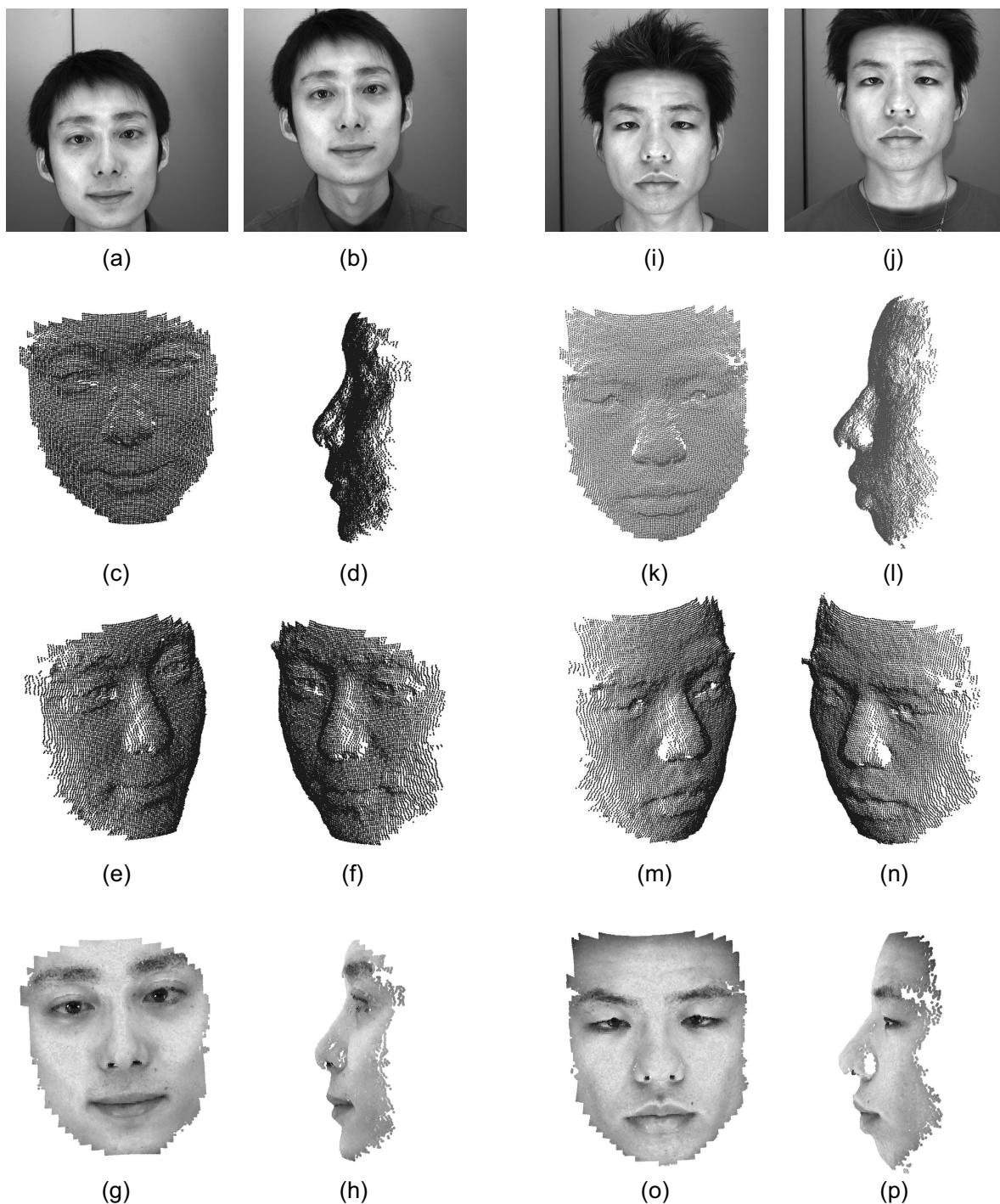


Fig. 3 ステレオビジョンシステムを用いて得られた顔の3次元データ: (a) カメラヘッド上部のカメラを用いて得られた画像, (b) カメラヘッド下部のカメラを用いて得られた画像, (c) - (f) 異なる視点から見た顔の3次元データ, (g) と (h) テクスチャマッピングされた顔の3次元データ, (i) - (p) 異なる人物の顔の3次元データ.

• 誤対応点の除去手法

さらに, ステレオ画像の対応付けにおける誤対応点を除去するための手法を用いる. 画像中のある基準点に対する他の画像の対応点を探索する際

には, 基準点を中心とする画像ブロックと注目する対応点の候補を中心とした画像ブロックの位相限定相関関数を計算する. その際に得られる相関ピークの値をその対応づけの信頼性の指標として

用いる。具体的には、位相限定相関関数の相関ピーク値が特定の値より小さければ、その候補点を除去する。なお、本システムでは、相関ピーク値が 0.3 以下の点を対応点の候補から除去する。また、位相限定相関関数の相関ピーク値を用いた手法とともに、ステレオ画像の対応付けにおける誤対応点を除去するための手法として、エピポーラ拘束を利用した手法を用いる。

以上により、3次元顔認証システムのためのステレオビジョンシステムとして、図 1 (b) に示した短い基線長のステレオカメラヘッドを用いて、顔の 3次元データを高精度に計測することが可能となる。ステレオビジョンシステムから得られる顔の 3次元データは、およそ 10000 ~ 15000 点である。3次元計測精度を評価するために、木目模様の平板の平面性を計測する実験を行った。その結果、カメラヘッドからの距離が 500 mm の位置にある平板の平面性を、RMS (Root Mean Square) 誤差 0.1 mm で計測した。

ステレオビジョンシステムによって得られた顔の 3次元データを図 3 に示す。図 3 (a), (b) は、それぞれカメラヘッド上部と下部のカメラによって撮影されたステレオ画像である。ステレオ画像 (a), (b) から復元された顔の 3次元データを図 3 (c) - (f) に示す。図 3 (g), (h) には、テクスチャマッピングを行った際の顔の 3次元データを示す。図 3 (i) - (p) は、(a) - (h) と異なる人物についての顔の 3次元データである。

4. 3次元顔認証手法

1組の顔の 3次元データが与えられたとき、提案する顔認証アルゴリズムは、(i) 与えられた 2つの 3次元データの位置合わせを行い (図 4), (ii) 適切な距離尺度に基づいて 2つのデータ間の類似度を評価する。構築したステレオビジョンシステムによって得られる顔の 3次元データの精度が十分

に高いため、(i) における顔の 3次元データの位置合わせ手法として、ICP (Iterative Closest Point) アルゴリズム¹⁰⁾を用いる。

2つの顔の 3次元データ的一方を M とし、もう一方を M' とする。 M, M' が与えられたとき、ICP アルゴリズムによる位置合わせは以下の通りに行われる。

- 1) M に含まれるすべての点 m_i について、最も近い点 m'_i を M' の中から探し、得られた m_i と m'_i の組を対応点の組とする。
- 2) 現在の対応関係を基にして、2つの 3次元データ M, M' 間の最適な運動パラメータ (回転 R , 並進 t) を最小 2乗法により推定する。
- 3) 上記 (2) で得られた R と t を用いて、 M を座標変換する。
- 4) R と t の変化が十分に小さくなり、収束するまで上記 (1) ~ (3) を繰り返す。

以上に示した ICP アルゴリズムの処理において、計算を高速化するために coarse-to-fine 戦略を適用する。ICP アルゴリズムの初期段階では、少ない数の対応点 (全点数の 1/32) を使用して大まかな位置合わせを行い、処理が進むにつれて徐々に対応点の数を増やし、細かく位置を合わせる。

ICP アルゴリズムによって位置合わせを行った 2つの顔の 3次元データ M と M' の類似度は、点対面の距離によって評価する。まず、点対面の距離を計算するために、2次元のドロネー 3角形分割を利用して、 M' に 3角パッチによる面を生成する。さらに、位置合わせによって重なった M と M' の共通領域を求め、そこに含まれるすべての点 $m_i \in M$ に対して、 M' に生成した面までの距離 d_i を計算する。このとき得られるすべての点対面の距離 d_i の平均値として、2つの顔の 3次元データ間の距離を定義する。

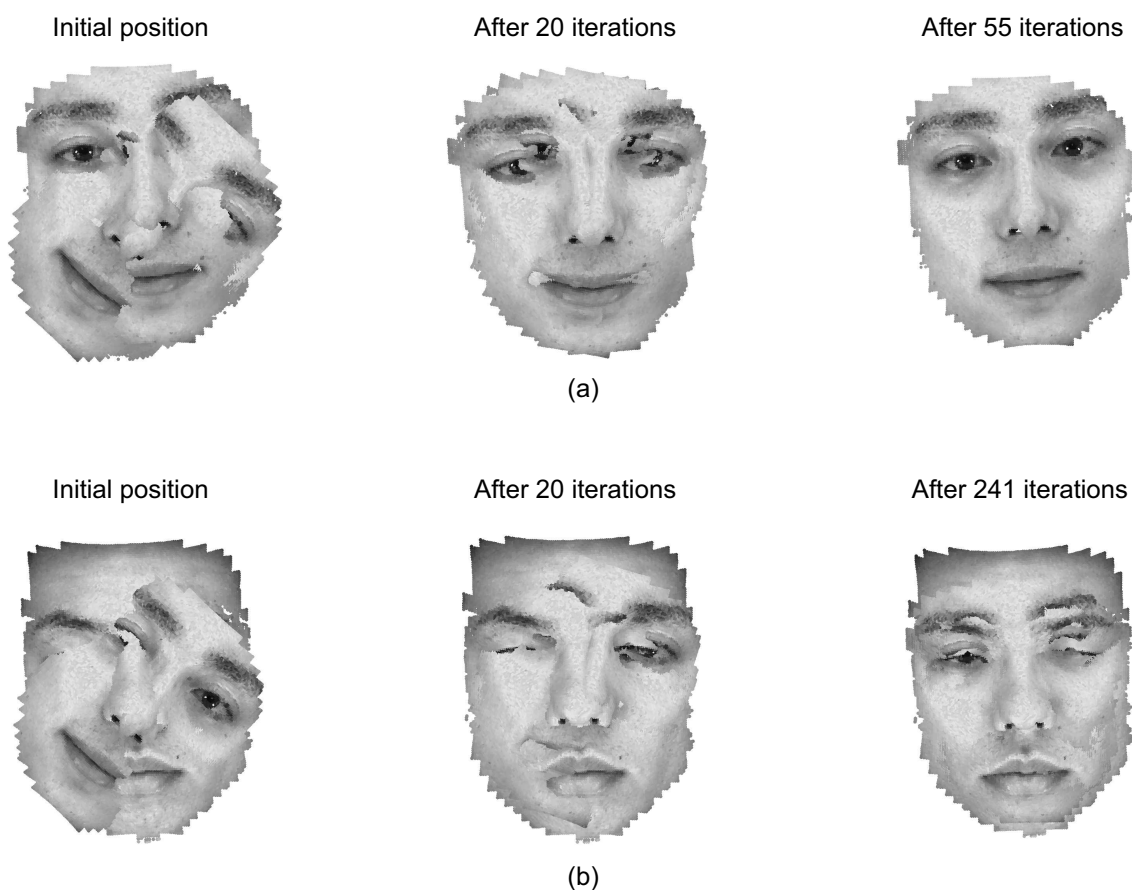


Fig. 4 ICP アルゴリズムによる 3 次元データの位置合わせ: (a) 同じ人物から得られた顔の 3 次元データの位置合わせ, (b) 異なる人物から得られた顔の 3 次元データの位置合わせ

5. 実験結果・考察

20 人の被験者のデータを用いた認証実験によって、受動型 3 次元顔認証システムの性能を評価する。この実験では、ステレオビジョンシステムによって、普通の表情の被験者の顔を異なるタイミングで 1 人につき 5 回撮影し、顔の 3 次元データを復元する。従って、合計 100 個 (20 人 \times 5 回) の顔の 3 次元データが得られる。評価を行うための認証実験は、本人の組み合わせ (Genuine) 200 組 ($= 20 \times {}_5C_2$) と他人の組み合わせ (Impostor) 4750 組 ($= {}_{100}C_2 - 200$) からなる、合計 4950 組のデータを使って行った。認証実験の結果、本人の組み合わせに対して得られた距離の分布と、他人の組み合わせに対して得られた距離の分布は、図 5 のようになった。この分布から、本人の組み合わせと他人の組み合わせの距離の分布が明確に分離していること

が確認できる。また、表 1 は、本人の組み合わせおよび他人の組み合わせに対して、距離の平均値、最大値、最小値を示している。表 1 から、距離を用いて本人の組み合わせと他人の組み合わせを分けるためのしきい値として、0.885 ~ 0.929 mm 内の値を選ぶことができる。もし、位置合わせを行った 2 つの顔の 3 次元データ間の距離が、設定したしきい値よりも大きな値であれば、それらのデータは他人のデータであると考え。もし、位置合わせを行った 2 つの顔の 3 次元データ間の距離が、設定したしきい値よりも小さな値であれば、それらのデータは同一人物のデータであると考え。以上により、今回の実験については、100 % の認証精度を実現することができた。

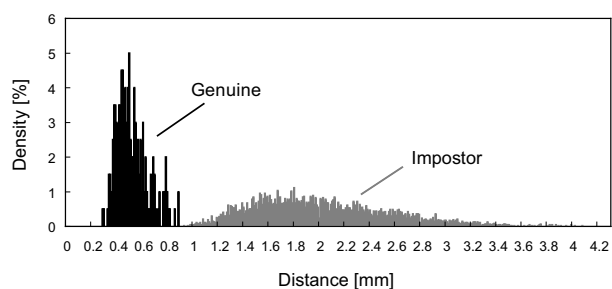


Fig. 5 距離の分布

Table 1 本人の組み合わせ (Genuine)および他人の組み合わせ (Impostor) の距離の平均値, 最大値, 最小値

	平均値	最大値	最小値
Genuine	0.517	0.885	0.288
Impostor	2.009	4.070	0.929

6. まとめ

本稿では, (i) 顔の 3 次元データを取得するために受動型ステレオビジョンを使用するとともに, (ii) ICP (Iterative Closest Point) アルゴリズムに基づく認証手法を用いた 3 次元顔認識システムを提案した. これは, 受動型 3 次元計測技術を用いて 3 次元顔認識システムを実現した初めての試みである. 実験結果を通して, 幅広い応用に適用可能な安価で簡便な顔認識システムを構築できることを示した.

参考文献

- 1) W. Zhao, R. Chellappa, A. Rosenfeld, and P. J. Phillips. Face recognition: A literature survey. *UMD CfAR Technical Report CAR-TR-948*, 2000.
- 2) S. Z. Li and A. K. Jain. *Handbook of Face Recognition*. Springer, 2004.
- 3) X. Lu and A. K. Jain. Deformation analysis for 3D face matching. *Proc. 7th IEEE Workshop*

on Applications of Computer Vision, pp. 99–104, January 2005.

- 4) 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, September 2003.
- 5) C. Beumier and M. Acheroy. Automatic 3D face authentication. *Image and Vision Computing*, Vol. 18, No. 4, pp. 315–321, 2000.
- 6) K. Takita, T. Aoki, Y. Sasaki, T. Higuchi, and K. Kobayashi. High-accuracy subpixel image registration based on phase-only correlation. *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E86-A, No. 8, pp. 1925–1934, August 2003.
- 7) K. Takita, M. A. Muquit, T. Aoki, and T. Higuchi. A sub-pixel correspondence search technique for computer vision applications. *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E87-A, No. 8, pp. 1913–1923, August 2004.
- 8) C. D. Kuglin and D. C. Hines. The phase correlation image alignment method. *Proc. Int. Conf. on Cybernetics and Society*, pp. 163–165, 1975.
- 9) Z. Zhang. A flexible new technique for camera calibration. *Technical Report MSR-TR-98-71, Microsoft Research*, December 1998.
- 10) Z. Zhang. Iterative point matching for registration of free-form curves. *Technical Report RR-1658, INRIA-Sophia Antipolis, Valbonne Cedex, France*, 1992.