

# 手話や指文字認識システム構築に向けた三次元特徴に基づく姿勢変動に頑健な手指形状推定法

代表研究者 滝本裕則 岡山県立大学情報工学部助教  
 共同研究者 満倉靖恵 東京農工大学生物システム応用科学府准教授

## 1 はじめに

マウスやキーボードといった従来の入力デバイスに代わるものとして、ジェスチャによる直感的なヒューマンインタフェースが注目を集めている。ジェスチャや手指形状認識の応用事例としては、ヒューマンインタフェースや仮想現実におけるジェスチャ・マニピュレーションなどのアプリケーションだけではなく、聴覚障害者の福祉支援に向けた手話や指文字の自動翻訳などが期待されている[1, 2]。

ジェスチャは、手の動きと手形状の2つの主要な要素からなっており、人と人とのより自然なコミュニケーションにおいて重要な役割を担っている。しかし、人の手は複数のパーツと関節から構成される複雑なオブジェクトであり、手の動きの自由度は27自由度にもなる[3]。したがって、ジェスチャや手指形状推定は、手形状の個人差や姿勢変動によるオクルージョン領域の発生などを考慮せねばならぬ非常に困難な課題である[4]。

ジェスチャや手指形状の自動推定に関する従来の研究は、手指形状情報の取得方法として、接触センサを用いる手法と非接触センサを用いる手法とに大別される[5-13]。データグローブなどの接触センサを用いることにより、各関節の角度を取得することができ、高精度な手形状推定が可能である[11, 12]。しかし、装置の脱着が必要となるため、被験者に負担を与えるだけでなく、ケーブルによって動作が制限される。一方、カメラなどの非接触型の撮影デバイスを用いて手指形状情報を取得する場合、被験者の負担を軽減できるものの、正確な手形状データを得ることが難しく、一般的なカメラから得られる2次元的な色・形状特徴のみでは高精度な指文字認識は困難である。特に、手首を軸とした手の回転によって生じる姿勢変動の影響や、複雑背景下での安定した手指領域の検出など課題が多い。また、近年では、手指形状の特徴抽出のために、三次元スキャナを用いた研究が報告されている[9]。しかし、三次元スキャナは一般ユーザにとって非常に高価であり、かつ、手指形状特徴の取得に非常に多くの時間を要することが課題である。さらに、Uedaらは、複数のカメラから得られる情報に基づき、手指形状のボクセルモデルを提案した[13]。しかし、複雑背景下での手領域の抽出が困難である。このように、従来手法は解決すべき課題が多い。また、手の姿勢変動に対する頑健性について注目している研究報告は少ない。したがって、手指形状推定のため、従来手法で困難であった以下に示す複数の課題を解決する必要がある。

- 1) 複雑背景と光源変化に頑健な手指領域抽出
- 2) ユーザに身体的・精神的な負担をかけない手指形状特徴の取得
- 3) 姿勢変動に頑健な手指形状推定

一方、福祉や産業の現場において共存型ロボットの介入が期待されている。産総研が開発したHRP-3 [15]やNECのPaPeRo [16]などの民生用ロボットの多くにはステレオビジョンが標準で搭載されており、その導入コストも低くなっている。よって、将来的にステレオビジョンは広く普及すると考えられる。さらに、ステレオビジョンより得られる色彩と距離情報を用いることにより、従来法では困難であった、手話などの複雑な動きを伴う手指形状を追跡・認識することが可能である。

我々は、近年安価になりつつあるステレオビジョンを用い、障害者福祉支援システムにおいて、その基盤技術となる手姿勢や照明などの環境変動にロバストな手形状推定法を提案する。ステレオカメラより得られる距離情報と色彩情報を用いて、環境変動にロバストな手指領域抽出、手首位置の検出技術を提案する。また、手の距離情報に基づく三次元手指モデルと手厚モデルの構築し、手首を中心とした手の三次元姿勢回転モデルによって、正面から撮影した1枚の画像のみから様々な姿勢変動を伴う手指画像（仮想画像）を生成する。さらに、姿勢変動に頑健な手指形状認識に特化した識別辞書を構築し、multi-class SVMによる高精度

な識別を用いることで、実環境下において高精度な識別が可能な手指形状推定システムを構築する。

## 2 提案手法

提案手法は、学習と認識のそれぞれ2つの処理過程から構成されており、その概要を図1に示す。以下、各処理について詳細に述べる。

### 2-1 ステレオビジョンを用いた手指画像の取得

我々は、実用性を考慮し、照明や背景を制限しない環境下においてステレオカメラを用いた手形状の撮影を行った。撮影に用いるステレオカメラは、株式会社リバストのSTH-DCSG-C-9mmとPoint Grey Research社のBumblebee XB3であり、カメラと被験者との距離は約60~80[cm]程度とする。ステレオカメラより得られる色彩情報は1280×960[pix.]の24bitRGBカラーである。また、得られる距離情報は、サブピクセルを用いてステレオ相関演算を行うことにより、320×240[pix.]に対して分解能12[bit]である。取得画像の例を図2に示す。なお、被験者は手首に黒色のリストバンドを装着している。

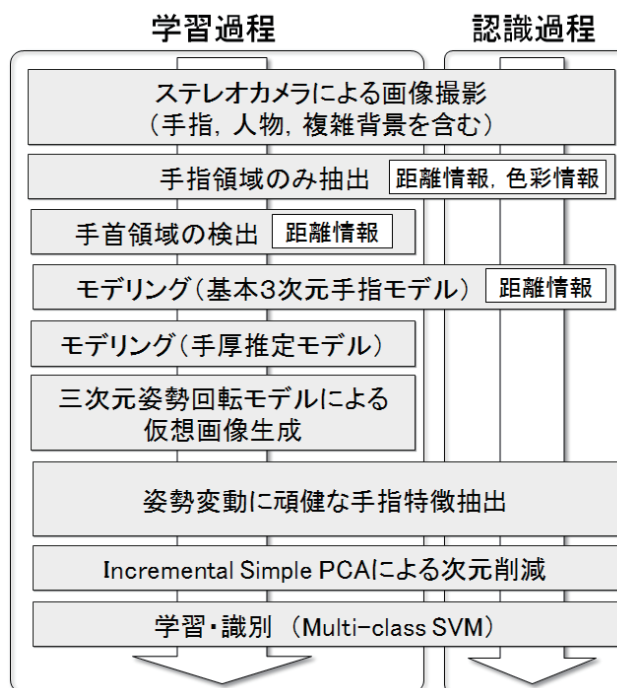
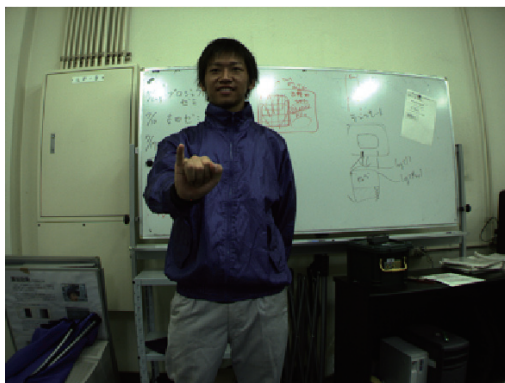
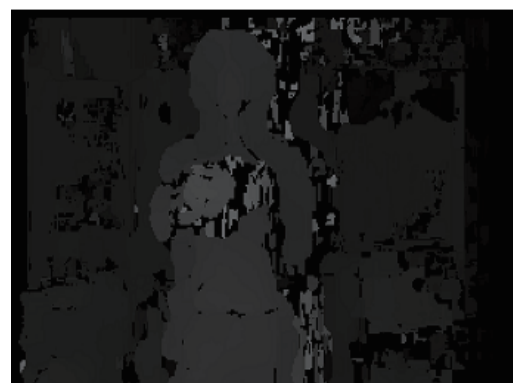


図1 提案手法の概要



(a) 色彩画像



(b) 距離画像

図2 ステレオカメラより得られる画像例

## 2-2 手指領域の抽出

複雑背景下で撮影された画像から注目する手領域を検出するため、我々は、ステレオカメラより得られる色彩情報と距離情報を用いた。撮影時における照明変動などの影響を考慮し、Miyazakiらによって提案された色空間を用いた[16]。この色空間は輝度値  $I_r, I_g, I_b$  で構成される RGB 空間から式(1)の線形変換により得られるものである。

$$\begin{pmatrix} I_x \\ I_y \\ I_z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (1)$$

新たに得られた  $I_x, I_y, I_z$  について、 $I_z$  の値は *intensity* (輝度) を表わす。 $(I_x, I_y)$  平面における原点からの距離は *saturation* (彩度) を表わし、原点と  $(I_x, I_y)$  を結ぶ線分が  $I_z$  軸となす角を *hue* (色相) 表わしている。なお、なお、*hue, saturation, intensity* は  $I_x, I_y, I_z$  に基づいて以下のように求められる。

$$\textit{intensity} = I_z \quad (2)$$

$$\textit{saturation} = \sqrt{I_x^2 + I_y^2} \quad (3)$$

$$\textit{hue} = \arctan\left(\frac{I_y}{I_x}\right) \quad (4)$$

人が色を直感的に扱う際に便利な値を簡易なアルゴリズムで導出できるため、我々はこの色空間に基づいて手指領域の抽出を行う。

ここで、得られた色相に対して、経験的に求めた閾値を用いて肌色画素の抽出を行う。例として、図3に、図2で示した画像に対して肌領域抽出を行った結果を示す。しかし、肌色領域に着目した閾値処理のみでは、図3に示すように顔などの非手指領域まで抽出する可能性がある。そこで、人が何らかの手形状を形成した場合において手は顔よりもカメラ側に存在することに着目し、最も手前(カメラ側)に存在する肌色領域を手領域であると定義し、ステレオカメラより得られる距離情報を用いて最も手前に存在する肌色領域のみを抽出する。図2に対して提案法を適用した場合の手領域検出結果を図4に示す。

次に、ステレオカメラより得られる色彩情報と距離情報を用いて、手首の中心位置を検出する。まず、被験者が装着しているリストバンドの領域を抽出するため、彩度と輝度に対して閾値処理を行う。ここで、リストバンドの領域は、先に抽出した手領域に隣接していることを考慮し、彩度と輝度に対して閾値処理をおこなった結果得られる複数のリストバンド候補領域に対して、手領域に最も近い領域をリストバンド領域として定義する。これらの処理によって得られた手領域とリストバンドのバイナリモデルを以下に示す。



図3 肌色領域抽出結果

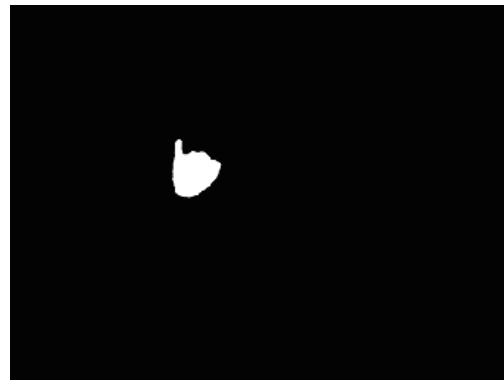


図4 手指領域の抽出結果

$$Skin(x, y) = \begin{cases} 1 & (skin) \\ 0 & (otherwise) \end{cases} \quad \forall x = 1, 2, \dots, 320, \quad \forall y = 1, 2, \dots, 240 \quad (5)$$

$$Wrist(x, y) = \begin{cases} 1 & (wristband) \\ 0 & (otherwise) \end{cases} \quad \forall x = 1, 2, \dots, 320, \quad \forall y = 1, 2, \dots, 240 \quad (6)$$

なお、これら手指領域とリストバンド領域の抽出過程では、処理時間を考慮し、事前にカラー画像を  $320 \times 240$ [pix.] にダウンサンプリングした画像を用いている。

次に、得られたバイナリモデル  $Skin(x, y)$  と  $Wrist(x, y)$  に対して膨張処理を施す。我々は、式(7)に基づいて2つのモデルの境界を求め、得られた境界領域の重心を手首領域の中心として定義する。

$$Boundary(x, y) = Wrist(x, y) \cap Skin(x, y) \quad \forall x = 1, 2, \dots, 320, \quad \forall y = 1, 2, \dots, 240 \quad (7)$$

### 2-3 手指領域の3次元モデリング

ステレオカメラが出力する手指領域の3次元情報に基づき、手の表面形状を表現するボクセル（表面ボクセル）モデルを生成する。本研究では、以下の式に示すような手形状を表現するボクセルを用意する。

$$Hand(x, y, z) \in (0, 1) \quad (x, y, z = 1, 2, \dots, N) \quad (8)$$

パラメータ  $N$  はボクセルの幅を表わしており、また、各軸の1ボクセルは、実空間における  $1$ [mm] に対応している。なお、ボクセルの中心  $Hand(N/2, N/2, N/2)$  を手首位置と定義しており、モデルの概要を図5に示す。ステレオカメラから得られる3次元情報に基づき、手首位置を基準として、手の表面ボクセルを生成する。実空間におけるカメラ位置からの手首の距離を  $WP_z$  としたとき、手首から  $x$  軸方向に  $i$  [mm]、 $y$  軸方向に  $j$  [mm] だけ離れた点に手領域が存在し、その点のカメラからの距離が  $z$  ならば、その点の表面ボクセルは式(9)のように定義される。

$$Hand\left(\frac{N}{2} + i, \frac{N}{2} + j, \frac{N}{2} + (WP_z - z)\right) = 1 \quad (9)$$

上述した処理を画像全体に対して施し、定義したボクセル空間において手（表面）が存在するボクセル値に対して1、その他の領域に対して0を与える。

ここで、本研究で用いるステレオカメラは、単一方向（手正面）からのみ3次元形状の取得を行うため、得られる情報は手形状の表面形状のみであり肉厚を有していない。そこで、表面ボクセルに対して、 $z$  軸方向に肉付けを行う。我々は、手関範囲（wrist circumference）や手首幅（wrist breadth）、手厚（hand thickness）には高い相関関係があることをに着目し、検出した手首中心位置に基づいて手首幅  $wb$  を画像から計測後、以下の式を用いて手厚  $ht$  を求める。

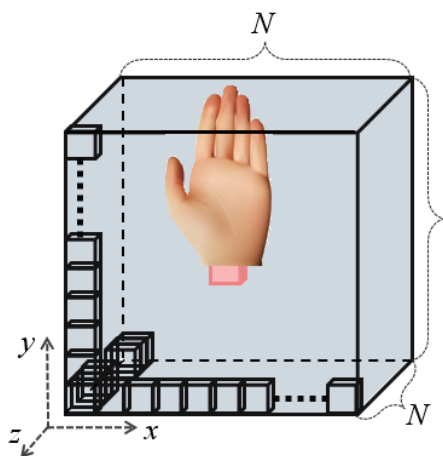


図5 ボクセルモデル

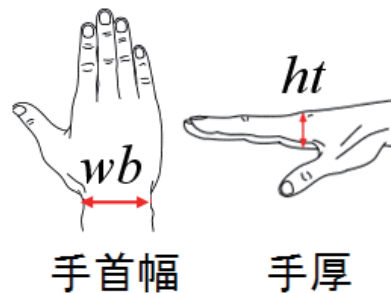


図6 手の厚みモデル

$$ht = \begin{cases} 0.93wb - 24.8 & (\text{man}) \\ 0.54wb - 3.3 & (\text{woman}) \end{cases} \quad (10)$$

図 6 に示すように、得られた手厚  $ht$  を用いて、ボクセルモデルに対して肉付けを行う。もし、3次元手形状モデル  $Hand(x,y,z)=1$  の場合、以下に示すように、新たな肉付け後のモデル  $Hand_{th}$  を生成する。

$$Hand_{th}(x,y,z-i)=1 \quad (0 \leq i \leq ht) \quad (11)$$

## 2-4 手の回転モデルに基づく傾き画像の生成

本研究では、実空間におけるカメラと手の幾何学的位置関係の違いによる3次元形状の変動をモデル化することで、手の傾きを考慮した手形状推定のための識別辞書を構築する。図 7 に我々が提案する手首位置を基準とした手の回転モデルを示す。 $x, y, z$  を回転前の3次元形状を表す座標、 $x', y', z'$  を回転後の3次元形状を表す座標とすると、手の回転モデルは以下の式(12)で表すことが可能である。

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = R_\phi R_\theta R_\psi \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (12)$$

ここで、 $R_\theta R_\phi R_\psi$  は回転角がそれぞれ  $\phi, \theta, \psi$  であるときの3次元回転行列である。

3次元手形状モデルに対して回転処理を施した後、手形状3次元モデルを  $xy$  平面に投影する。投影領域内において、各ピクセル  $(x,y)$  に対応する、最もカメラに近い手領域の  $z$  軸座標値を新たな回転後の画像  $LoHand$  における座標  $(x,y)$  の値とする。なお、カメラに対して最も手前に存在する手領域の  $z$  座標値を基準とするため、以下の式に従って回転後の画像  $LoHand$  を更新する。

$$LoHand(x,y) = mF - LoHand(x,j) \quad (13)$$

$$mF = \min_{1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq N} \{LoHand(i,j)\} \quad (14)$$

$mF$  は、カメラに対して最も手前に存在する手領域の  $z$  座標値を意味している。提案する回転モデルを用いて仮想的に生成した画像例として、入力手形状図 8(a) に対して  $\phi = \pm 40^\circ$  の回転処理および欠損画素の補間を施した距離画像（以下、仮想画像）を図 8(b)(c) に示す。

## 2-5 特徴抽出

提案する手の回転モデルを適用することで得られた仮想画像に対し、 $M \times M[\text{pix.}]$  に手領域全体が収まるよう画像サイズの正規化を行う。なお、手の大きさに関する個人差を軽減するため、画像サイズの正規化における拡大縮小率は縦横方向それぞれに対して独立に求める。例として、 $M=32$  の場合の正規化結果を図 9 に示す。

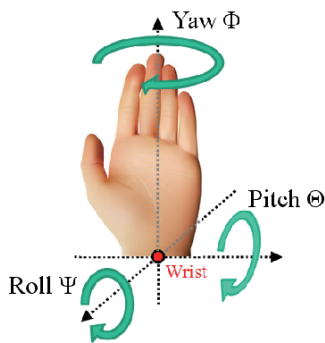


図 7 手首を中心とした手の姿勢回転モデル

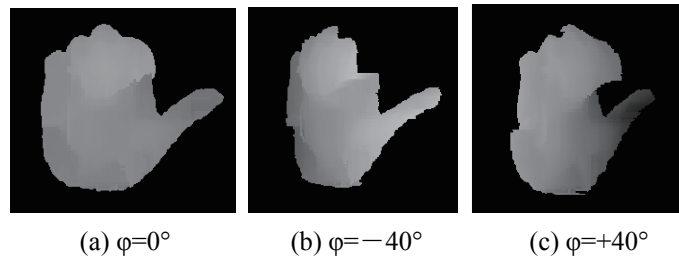


図 8 仮想手指画像の例

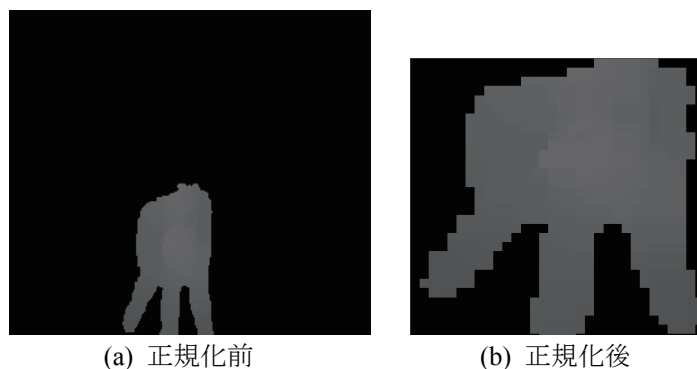


図9 正規化処理の結果例

推定のための手形状特徴として、正規化後の仮想画像の画素値、すなわち、手領域における3次元情報を用いる。また、アピアランススペースの手形状推定を行うため、Simple PCA[17]を用いて手形状の基底導出を行うことにより、得られた基底を用いて特徴ベクトルの次元削減を行う。Simple PCAは、単純な演算を繰り返すことで主成分分析を近似的に行なう手法であり、少ない計算量で寄与率の大きい順に主成分を計算することが可能である。寄与率とは、抽出した主成分がどの程度元の情報を反映しているかを表す指標であり、本論文では実数値GAの適応度関数の一部に利用している。同手法は、手書き文字の情報圧縮などにおいてその効果が確認されている。また、SVD等の行列演算に基づく手法(Matrix Method)とは異なり、Neural Network等のデータに基づく手法(Data Method)に分類される[18]。なお、共同研究者のグループが開発したIncremental Simple PCA[19]を用いることで、少ない計算量で効果的な追加学習が可能となる。

## 2-6 識別器

本研究では、提案する手の回転モデルに基づき、多数の仮想画像を生成する。仮想画像の生成時において、手姿勢の自由度や姿勢角の幅を広くすることにより、より環境変動に頑健な推定が可能であるが、メモリに記憶すべきデータ量が膨大になる。よって、SVMを識別器として用いることで、個々の手形状を推定する超平面識別関数を求めることにより、高い汎用性を保ちながら少ない記憶容量での推定を行う。

SVM[20]とは、多次元の特徴ベクトルを2つのクラスに識別する線形識別器である。識別器は式(15)で表され、 $f(x)$ の値によってクラスに分類する。

$$f(x) = (w \bullet x) + b \quad (15)$$

ここで、 $w$ は重みベクトル、 $x$ は入力ベクトル、 $b$ はバイアスである。 $f(x)=0$ を満たす面を超平面と呼ぶ。これを複数組み合わせることにより、多クラス分類問題への応用が可能である。また、SVMの特徴としてマージン最大化が挙げられる。マージンとは超平面と特徴ベクトル間の最小距離である。このマージンを最大化することによって学習データの識別精度を高めている。さらに、非線形問題への対応はカーネル関数を用いて実現されている。我々は、基本的なSVMの考え方を多クラス分類に拡張したMulti-class SVMを識別器として用い、また、カーネル関数として式(16)のようなRadial Basis Functionを用いた。

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \quad \gamma > 0 \quad (16)$$

なお、 $\gamma$ は学習のためのカーネルパラメータであり、経験的に $\gamma=0.1$ とした。また、SVMの学習に関する他のパラメータについても、経験的に決定した。

## 3 評価実験

提案手法の有効性を検証するために行った、日本語指文字データを用いた評価実験について述べる。

### 3-1 日本語指文字

指文字とは、片手の指の曲げ伸ばしにより文字や数字を表わすものであり、アルファベット26文字を表わす指文字体系や、日本語かな五十音を表わす体系がある。一般的に用いられる、日本語指文字(五十音)の

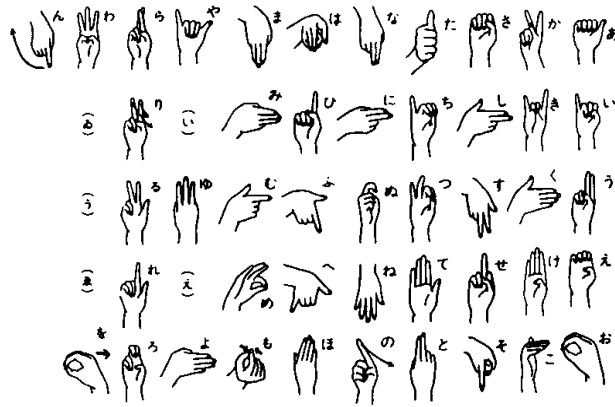


図 10 日本語指文字

一覧を図 10 に示す。図 10 の指文字は、相手から見た手形状を表わしている。特定の 5 文字（の、も、り、を、ん）および濁音などは手の動き（形状変化、位置の移動）を伴うものであり、その他の清音 41 文字は動きを伴わない。

指文字は、ジェスチャ認識の評価用データとして広く用いられており、日本語指文字だけではなく、韓国語指文字やアルファベット指文字などを用いた研究も報告されている[9,10]。本評価実験では、動きを伴わない清音 41 文字を評価用データとして用いる。

### 3-2 実験条件

辞書構築用のデータとして、20 名の被験者に対して手形状の撮影を行った。動きを伴わない日本語指文字 41 文字を 1 セットとし、被験者 1 名につき 1 セットの指文字データを用意した。被験者の手首は固定せず、カメラに対して正面に指文字を示すよう被験者に指示をした。3 次元モデルのパラメータは  $N=400$ 、正規化サイズは  $M=32$  としている。また、累積寄与率が 80% になるまで Simple PCA によって次元削減のための基底を求める。

本研究では、提案する 3 次元手指モデルと手の回転モデルにより生成した仮想画像の有効性を検証するため、辞書構築用のデータとして、以下に示すような 3 つの条件で日本語指文字認識実験を行った。

- (case 1) 正面から撮影した画像のみ
- (case 2) 正面画像+仮想画像（肉付け処理なし）
- (case 3) 正面画像+仮想画像（肉付け処理あり）

なお、仮想画像は、3 つの回転方向（ $\varphi, \psi, \theta$ ）に対して回転範囲  $\pm 35^\circ$ 、刻み幅  $5^\circ$  の各 1 自由度回転とした。それぞれの学習データに対して Simple PCA を用いた場合に得られた固有ベクトルの次元数を表 1 に示す。

実験のテストデータとして、辞書登録用データの被験者とは異なる 12 名の被験者から撮影した手形状画像を用いた。3 つの回転方向に対して、傾き角度  $10^\circ$  ごとに 3 名の被験者を割り当てた。また、最大傾き角度は  $\pm 30^\circ$  である。評価実験に用いたテストデータの詳細を表 2 に示す。

表 1 固有ベクトルの次元数

学習データの種別	次元数
case 1	50
case 2	60
case 3	60

表 2 評価実験に用いたテストデータの詳細

(データセット数)	Yaw	Pitch	Roll
傾き角度 = $0^\circ$	8		
傾き角度 = $\pm 10^\circ$	3	3	3
傾き角度 = $\pm 20^\circ$	3	3	3
傾き角度 = $\pm 30^\circ$	3	3	3

表 3 正面手形状に対する認識率

学習データの種別	認識率
case 1	90.6%
case 2	95.5%
case 3	96.7%

### 3-3 実験結果と考察

実験結果として、case1～case3のそれぞれの学習データに対して、正面から撮影したテストデータ（傾き角度=0°）を用いた場合の認識率を表3に示す。従来法として、東山らは、3次元スキャナから取得した手の詳細な3次元形状をもとに、3次元テンプレートマッチングを行うことで、動きを伴わない41文字を91%の精度で認識している[9]。また、肥川らは、赤い手袋を装着した指文字41文字に対して、92%の認識精度を得ている[10]。提案手法では、表3の結果より、正面から撮影したテスト画像に対して従来法と同等以上の精度で認識が可能である。

また、姿勢変動を伴う指文字データ（傾き角度=-30°～+30°）に対する実験結果を表4～6に示す。結果より、提案する3次元回転モデルを用いて作成した派生画像に加え、手の厚みを考慮した肉付け処理も認識精度向上に寄与している。しかし、全体として認識精度は88%程度であり、更なる改善が必要である。

処理時間に関して、我々は汎用計算機（Intel Core 2 Duo 2.8GHz CPU, 2GB RAM, Microsoft Windows XP）上で、Intel OpenCV ライブラリを用いて提案手法を実装した。結果として、画像キャプチャ処理を除いた1枚の画像に対する処理時間は310[ms]であった。図1からも明らかなように、オンライン処理が求められる認識過程では手首検出などの処理時間コストの高い処理が不要であるため、3.2[fps]という比較的高速な処理が可能となった。なお、色彩画像と距離画像のキャプチャ処理に関して、QVGA(320×240)の場合に8[fps]であった。

## 4 おわりに

我々は、実空間におけるカメラと手の幾何学的位置関係の違いによる3次元形状の変動をモデル化するため、手指形状の簡易な3次元ボクセルモデルを提案し、撮影された手指画像の距離情報に基づいてモデリングを行った。さらに、手厚の推定モデルと手首を基準とした手の姿勢変動モデルを提案し、正面から撮影し

表 4 姿勢変動を伴う手指形状に対する認識率 (case 1)

認識率 (%)	Yaw	Pitch	Roll	平均
傾き角度=±10°	72.2	89.4	88.6	85.1
傾き角度=±20°	67.5	60.2	20.3	44.9
傾き角度=±30°	40.7	78.0	4.9	31.2
平均	61.8	65.9	37.9	55.2

表 5 姿勢変動を伴う手指形状に対する認識率 (case 2)

認識率 (%)	Yaw	Pitch	Roll	平均
傾き角度=±10°	94.6	94.7	96.0	95.1
傾き角度=±20°	84.2	92.9	81.4	86.2
傾き角度=±30°	80.1	88.5	73.2	80.6
平均	86.3	92.0	83.5	87.2

表 6 姿勢変動を伴う手指形状に対する認識率 (case 3)

認識率 (%)	Yaw	Pitch	Roll	平均
傾き角度=±10°	96.3	95.7	96.3	96.1
傾き角度=±20°	86.6	93.4	81.5	87.2
傾き角度=±30°	83.1	92.0	73.1	82.7
平均	88.7	93.7	83.6	88.7



結果として、姿勢変動を伴わない正面手指形状については 96.7%と従来法よりも高精度な推定が可能であり、また、姿勢角 $\pm 30^\circ$ の姿勢変動を伴う手指形状についても 80%以上の推定が可能であることを示した。また、処理時間についても、キャプチャ処理を除いた1枚の取得画像に対する手指形状推定に要する時間は約0.3秒であり、オンライン処理が求められる手話や指文字認識システムの基盤技術として十分な精度と処理時間であることを確認した。

## 【参考文献】

- [1] V.I. Pavlovic, R. Sharma, and T.S. Huang: "Visual interpretation of hand gesture for human-computer interaction: A review," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. 19, No. 7, pp. 677-695, (1977)
- [2] M. Turk: "Gesture Recognition in Handbook of Virtual Environment Technology," Lawrence Erlbaum Associates, Inc., (2001)
- [3] Y. Wu and T. S. Huang: "Hand modeling analysis and recognition for vision-based human computer interaction," *IEEE Signal Processing Magazine, Special Issue on Immersive Interactive Technology*, Vol. 18, No. 3, pp. 51-60, (2001)
- [4] K. Hoshino and T. Tanimoto: "Realtime Hand Posture Estimation with Self-Organization Map for Stable Robot Control," *IEICE TRANS. INF. & SYST.*, Vol. E89-D, No. 6, pp. 1813-1819, (2006)
- [5] J. Triesch and C. von der Malsburg: "A system for person-independent hand posture recognition against complex background," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. 23, No. 12, pp. 1291-1299, (2002)
- [6] K. Hoshino and T. Tanimoto: "Realtime hand posture estimation with self-organizing map for stable robot control," *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, Vol. E89-D, No. 6, pp. 1813-1819, (2006)
- [7] Y. Wu and T.S. Huang: "Hand modeling analysis and recognition for vision-based human computer interaction," *IEEE Signal Processing Magazine, Special Issue on Immersive Interactive Technology*, Vol.18, No. 3, pp. 51-66, (2001)
- [8] Q. Chen, N.D. Georganas and E. M. Petriu: "Real-time vision-based hand gesture recognition using haar-like features," *Proc. of IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement - 2007*, (2007)
- [9] 東山, 小野, 王, 中山: "3次元テンプレートマッチングによる指文字認識," *電気学会 論文誌 C*, Vol. 125-C, No. 9, pp. 1444-1454, (2005)
- [10] 肥川, 藤村, 佐藤: "ハードウェア向き指文字認識アルゴリズム," *信学論 D*, Vol. J92-D, No. 3, pp. 405-416, (2009)
- [11] C. Lee and Y. Xu: "Online, Interactive Learning of Gesture for Human/Robot Interfaces," *IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 2982-2987, (1996)
- [12] M. V. Lamar, M. S. Bhujyan and A. Iwata: "Hand Alphabet Recognition Using Morphological PCA and Neural Networks," *Int. Joint Conf. on Neural Networks*, pp. 2839-2844, (1996)
- [13] E. Ueda, Y. Matsumoto, M. Imai and T. Ogasawara: "Hand pose estimation using multi-viewpoint silhouette images," *Proc. 2001 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Syst.*, pp. 1989-1996, (2001)
- [14] HRP-3, <http://www.kawada.co.jp/mechs/mk-II/index.html>
- [15] PaPeRo, <http://www.nec.co.jp/products/robot/index.html>
- [16] D. Miyazaki, R. T. Tan, K. Hara and K. Ikeuchi: "Polarization-based Inverse Rendering from View," *Proc. of Int. Conf. Computer Vision*, pp. 982-987, (2003)
- [17] M. Partridge and R. Calvo: "Fast dimensionality reduction and simple PCA," *IDA*, 2, pp. 292-298, (1997)
- [18] 黒岩, 柘植, 獅々堀, 任, 北: "Simple PCA を用いたベクトル空間情報検索モデルの次元削減," *電気学会 論文誌 C*, Vol. 125, No. 11, pp. 1773-1779, (2005)
- [19] T. Oyama, S. G. Karungaru, S. Tsuge, Y. Mitsukura and M. Fukumi: "Fast Incremental Algorithm of Simple Principal Component Analysis," *電気学会 論文誌 C*, Vol. 129, No. 1, pp. 112-117, (2009)

[20] Christopher J.C. Burges: "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition," Data Mining and Knowledge Discovery, Vol. 2, No. 2, pp. 121-167, (1998)

〈 発 表 資 料 〉

題 名	掲載誌・学会名等	発表年月
姿勢変動に頑健な 3 次元特徴に基づく手形状推定	平成 21 年度 電気関係学会九州支部連合大会, 04_1A_07	2009 年 10 月
Hand Gesture Recognition under Variable Pose Based on 3-D Appearance Model	2010 RISP International Workshop on Nonlinear Circuits, Communications and Signal Processing, pp. 504--507	2010 年 3 月
ステレオ画像を用いた姿勢変動に頑健な手形状推定	平成 22 年度 産業計測制御研究会 in 東京農工大, IIC-10-076	2010 年 3 月
Classification of Hand Postures Based on 3D Vision Model for Human-Robot Interaction	19th IEEE International Symposium in Robot and Human Interactive Communication (Ro-Man 2010)	2010 年 9 月