

5. オペレータのジェスチャ認識を利用した移動ロボットとのコミュニケーション手段\*  
—制御用ジェスチャの数値化モデルと誤認識リスクの減少—

呂健\*\*, 姜偉\*\*\*, 濱島京子\*\*

5. The Communication Method for Mobile Robots by Recognizing Gestures of Operators  
—Quantitative Models and Reducing Miss-recognition for Gestures used in Robot Control—

by Jian LU\*\*, Wei JIANG\*\*\* and Kyoko HAMAJIMA\*\*

**Abstract;** When the gesture recognition is used in robot control, as a new method for human-robot communication, it is required to do the risk analysis and the safety assessment for the method. Because the requirements on safety and on reliability are strict, only those simple and easily-recognizable gestures could be used in the current stage of gesture recognition technologies. In this paper, the gestures considered are restricted to those inputted from still images and those formed only by two arms. A three dimensional (3D) model is established for expressing gestures quantitatively in three dimensional space, and a quantity analysis model based on the distance between gestures, which we call the Gesture Distance Model (GDM), are proposed for evaluating about the possibility of gesture miss-recognition (or simply the miss-recognition risk). By applying to the GDM the average body-sizes in the Japanese Body-size Database, an analysis table about the standard distances between 16 basic gestures is obtained. In addition, an implementation for gesture recognition based on the GDM, by using the standard body-size as the one side in GDM and the gesture to be recognized as the other, is also proposed. Finally an explanation is also given about the gesture design method which causes small miss-recognition risk.

The results and the importance of this paper are that the quantitative analysis of GDM, developed to reducing the miss-recognition risk, can also be applied as a general quantitative analysis expression for all possible arm gestures in still image. As the result,

- 1) This quantitative expression makes possible for defining and describing the gesture exactly without ambiguity.
- 2) When implementing a gesture recognition system by using GDM, it is not necessary to learn and save many image patterns and their variations to match whether an input gesture image is among the designed ones. Instead, the images corresponding to designed gestures and to their variations can be generated by calculation according to this model, and even the image match can be replaced by the match of features.
- 3) By quantitative model for gesture expression, it is also possible to establish a standard for gesture design and for safety evaluation used in human-robot interfaces.

**Keywords;** Human-machine Communication, Pattern Recognition, Gesture Recognition, Robot Safety, Risk Assessment

\* 本研究の一部は、電子情報通信学会ヒューマンコミュニケーション研究会(平成17年3月25日)に発表済<sup>1)</sup>, 及びAPSS05 (Asia Pacific Symposium on Safety, Shaoxing China, November 2-4,2005)に発表済<sup>2)</sup>である。

\*\* 境界領域人間科学安全研究グループ Interdisciplinary and Human Science Safety Research Group

\*\*\* 科学技術振興機構 Japan Science and Technology Corporation

## 1. はじめに

省力化を目的に、70年代に生産現場で導入され始めたロボットは、80年代に普及が急速に進み、90年代に入り、自動化生産機械として成熟したものとなった。一方で、おもちゃメーカーを中心にタマゴッチのようなペットロボットが90年代後半から出てきて、人間と共存できるようなヒューマノイドロボットやサービスロボットの研究も着実に進んできた。2000年代には第2次ロボットブームが始まり、2010年代には、約10兆円程度の市場になると予測されている。これからの発展には、ロボットと人間のコミュニケーション技術は重要な要素技術であり、従来はロボットへのコミュニケーション手段として、キーボードや制御盤などが使われてきたが、音声認識とジェスチャ認識を用いた新しいコミュニケーション手段が期待されている。

近年、注目を浴びているヒューマノイドロボットとしては、ホンダのASIMOが典型なものとしてあげられる。2002年末にホンダが発表した新型ASIMOは人の姿勢やしぐさの意味を理解して自律的に行動できる知能化技術を搭載しており、画像情報から手の位置と動きを検出して、姿勢（ポスチャ）と動作（ジェスチャ）を認識する。このように姿勢と動作を区別する場合もあるが、人の自然な動きに対しても応答することが可能となった。本論文では、姿勢と動作を区別せず、両方ともジェスチャと呼ぶことにする。

ASIMOの例のように、ジェスチャ認識は新しいコミュニケーション手段として期待され、関連する研究やその成果としての応用も出始めている。しかし、ジェスチャ認識をサービスロボットや人間協調型作業用ロボットへ応用するには、ジェスチャ認識が基本的に画像のパターン認識方法を用いて実現する技術であり、誤認識リスクが存在するという問題がある。サービスロボットや人間協調型産業用ロボットの場合、人間との共同作業があり、強力なパワーを持つロボットであるほど、ジェスチャの誤認識を抑え、安全性を確保することが重要課題になっている<sup>3) -5)</sup>。

ジェスチャの誤認識を引き起す要因はいろいろあるが、画像計測と認識の観点から、ある特定なジェスチャ設計に含まれる誤認識の可能性が重要である。例えば、指の本数のみの違いについては、腕を上へ伸ばすか横へ伸ばすかに対するより誤認識の可能性が高い。このような誤認識の可能性について、定量化モデルまたは数値化計測ができれば、誤認識

の可能性の低いジェスチャの選択及び誤認識リスクの低いジェスチャ認識方法を使用することにより、ジェスチャによるロボットの安全な制御への貢献が期待できる。

本論文では、認識対象となるジェスチャを腕による静止ジェスチャに限定して、ジェスチャの3次元数値モデル及びそれに基づくジェスチャの差を評価する数値化された指標を提案し（第2節）、その指標を用いたジェスチャ識別法を示す（第3節）。また、日本人の人体寸法の平均値を用いて、基本的な16種類のジェスチャからなるジェスチャ系に対し、誤認識の可能性の検討を行い（第4節）、誤認識リスクを減少させるためのジェスチャ設計・選択方法（第5節）について述べる。

## 2. ジェスチャの数値モデルとジェスチャ間距離の計測

ジェスチャ認識については関連する研究やその成果としての応用も出始めているが、現状ではジェスチャの設計手法と認識手法が系統的に確立されていない<sup>6)</sup>。ジェスチャの誤認識リスクを定量的に解析する第1段階として、ここでは、ジェスチャを腕による静止したものを対象に、右肩、右肘、右手首、左肩、左肘、左手首の6つの特徴点からなるモデル（Fig.1）を用いて、3次元空間におけるジェスチャの数値表示モデル、それに基づくジェスチャ間の差を数値化された指標（ジェスチャ間の距離）で表す方法を提案する。

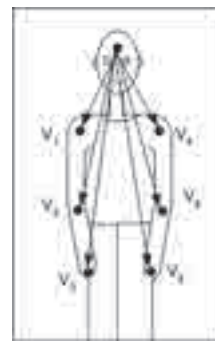


Fig. 1 Gestures expressed by feature points  
特徴点によるジェスチャ表示

### 2.1 特徴点を用いたジェスチャの数値モデル

ジェスチャGは腕による静止したもの限定すると、6つのベクトルで表すことができる。

$$G = \{V_k \mid k=1, \dots, 6\} \quad (1)$$

ここでは $V_1, V_2, V_3, V_4, V_5$ 及び $V_6$ は頭部からそれぞれ右肩, 右肘, 右手首, 左肩, 左肘, 左手首へのベクトルである。あるジェスチャ認識システムに定義されたジェスチャが $m$ 個あると,  $i$ 番目のジェスチャ $G_i$ は下記のように表される。

$$G_i = \{V_{ik} \mid k=1, \dots, 6\} \quad (2)$$

$\{G_i \mid i=1, \dots, m\}$ は全てのジェスチャからなる集合である。頭部を原点とした3次元空間において, 式(2)の $V_{ik}$ は式(3)で表すことができる。

$$V_{ik} = (x_{ik}, y_{ik}, z_{ik}) \quad (3)$$

## 2.2 人体寸法と特徴点を用いたジェスチャの数値表示

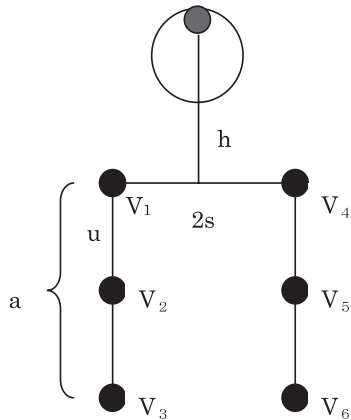


Fig. 2 Body-size and feature point  
人体寸法と特徴点

式(3)を用いて, ジェスチャを一般化して表示するために, Fig.2に示す人体寸法と特徴点を導入する。ここでは,

$h$  : 首の長さ (necklength)

$2s$  : 肩幅 (shoulderwidth)

$s$  : 肩幅の2分の1

$a$  : 腕の長さ (armlength)

$u$  : 上腕の長さ (upperarmlength)

とすると, Fig.3 (a)に示した4種類の腕ジェスチャについて, 番号 $i$ のジェスチャを $G_i$ で表すと, 各基本ジェスチャはTable1により表示できる。

Fig.3 (b) ~ (d)に示す基本ジェスチャ5~16についてもTable1と同様のものが容易に得られる。

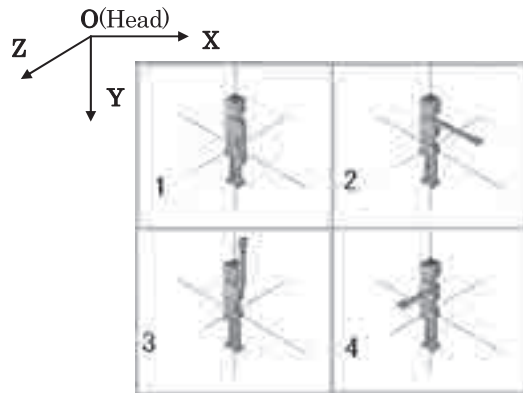


Fig. 3 (a) Basic gestures 1-4  
基本ジェスチャ1-4

Table 1 Gesture Expressions by body-size  $G_1$ - $G_4$   
人体寸法によるジェスチャの表示:  $G_1$ - $G_4$

### $G_1$ (ジェスチャ 1)

$X_{1,1}=-S$	$y_{1,1}=h$	$Z_{1,1}=0$
$X_{1,2}=-S$	$y_{1,2}=h+u$	$Z_{1,2}=0$
$X_{1,3}=-S$	$y_{1,3}=h+a$	$Z_{1,3}=0$
$X_{1,4}=S$	$y_{1,4}=h$	$Z_{1,4}=0$
$X_{1,5}=S$	$y_{1,5}=h+u$	$Z_{1,5}=0$
$X_{1,6}=S$	$y_{1,6}=h+a$	$Z_{1,6}=0$

### $G_2$ (ジェスチャ 2)

$X_{2,1}=-S$	$y_{2,1}=h$	$Z_{2,1}=0$
$X_{2,2}=-S$	$y_{2,2}=h+u$	$Z_{2,2}=0$
$X_{2,3}=-S$	$y_{2,3}=h+a$	$Z_{2,3}=0$
$X_{2,4}=S$	$y_{2,4}=h$	$Z_{2,4}=0$
$X_{2,5}=S+u$	$y_{2,5}=h$	$Z_{2,5}=0$
$X_{2,6}=S+a$	$y_{2,6}=h$	$Z_{2,6}=0$

### $G_3$ (ジェスチャ 3)

$X_{3,1}=-S$	$y_{3,1}=h$	$Z_{3,1}=0$
$X_{3,2}=-S$	$y_{3,2}=h+u$	$Z_{3,2}=0$
$X_{3,3}=-S$	$y_{3,3}=h+a$	$Z_{3,3}=0$
$X_{3,4}=S$	$y_{3,4}=h$	$Z_{3,4}=0$
$X_{3,5}=S$	$y_{3,5}=h-u$	$Z_{3,5}=0$
$X_{3,6}=S$	$y_{3,6}=h-a$	$Z_{3,6}=0$

### $G_4$ (ジェスチャ 4)

$X_{4,1}=-S$	$y_{4,1}=h$	$Z_{4,1}=0$
$X_{4,2}=-S$	$y_{4,2}=h+u$	$Z_{4,2}=0$
$X_{4,3}=-S$	$y_{4,3}=h+a$	$Z_{4,3}=0$
$X_{4,4}=S$	$y_{4,4}=h$	$Z_{4,4}=0$
$X_{4,5}=S$	$y_{4,5}=h$	$Z_{4,5}=0$
$X_{4,6}=S$	$y_{4,6}=h$	$Z_{4,6}=0$

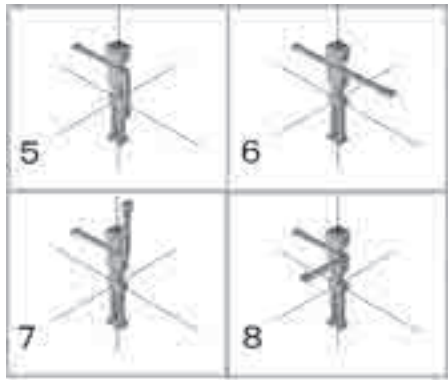


Fig. 3 (b) Basic gestures 5-8  
基本ジェスチャ5-8

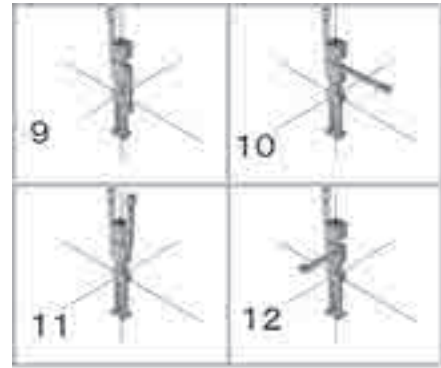


Fig. 3 (c) Basic gestures 9-12  
基本ジェスチャ9-12

### 2.3 ジェスチャ間の距離計測モデル

ジェスチャ $G_i$ と $G_j$ 間の距離を式(4)で定義する。

$$\begin{aligned} \text{dist}(G_i, G_j) &= \sum_{k=1}^6 \|V_{ik} - V_{jk}\| \\ &= \sum_{k=1}^6 \sqrt{(x_{ik} - y_{jk})^2 + (y_{ik} - z_{jk})^2 + (z_{ik} - z_{jk})^2} \end{aligned} \quad (4)$$

つまり、 $\text{dist}(G_i, G_j)$ は各ベクトル成分の距離和であり、ジェスチャ間の空間位置がどのくらい相違するかを表す。

以下は、Fig.3 (a)～(d)に示した両腕の組み合わせで構成される16種類のジェスチャ系を対象とし、人体寸法特徴 $s, u, a$ には、第4節に述べるAIST人体寸法データベース<sup>7)</sup>による下記の平均値を代入して、式(4)による定量化解析を行った。

Table 2 Distances between 16 basic gestures by applying average body-size of Japanese people  
人体平均寸法を用いた16種類基本ジェスチャ間の距離

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	0	138	195	138	138	276	333	276	195	333	390	333	138	276	333	276
2	138	0	138	138	276	138	276	276	333	195	333	333	276	138	276	276
3	195	138	0	138	333	276	138	276	390	333	195	333	333	276	138	276
4	138	138	138	0	276	276	276	138	333	333	333	195	276	276	276	138
5	138	276	333	276	0	138	195	138	138	276	333	276	138	276	333	276
6	276	138	276	276	138	0	138	138	276	138	276	276	276	138	276	276
7	333	276	138	276	195	138	0	138	333	276	138	276	333	276	138	276
8	276	276	276	138	138	138	138	0	276	276	276	138	276	276	276	138
9	195	333	390	333	138	276	333	276	0	138	195	138	138	276	333	276
10	333	195	333	333	276	138	276	276	138	0	138	138	276	138	276	276
11	390	333	195	333	333	276	138	276	195	138	0	138	333	276	138	276
12	333	333	333	195	276	276	276	138	138	138	138	0	276	276	276	138
13	138	276	333	276	138	276	333	276	138	276	333	276	0	138	195	138
14	276	138	276	276	276	138	276	276	276	138	276	276	138	0	138	138
15	333	276	138	276	333	276	138	276	333	276	138	276	195	138	0	138
16	276	276	276	138	276	276	276	138	276	276	276	138	138	138	138	0

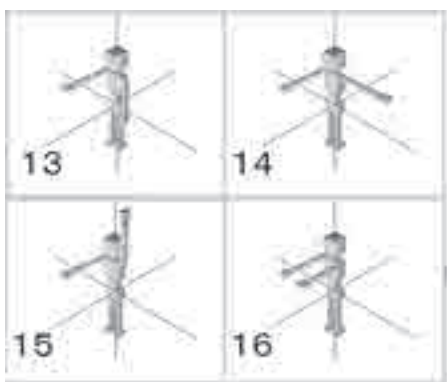


Fig. 3 (d) Basic gestures 13-16  
基本ジェスチャ13-16

$$\begin{aligned} 2s &= 37.4\text{cm} \\ u &= 28.95\text{cm} \\ a &= 68.7\text{cm} \end{aligned} \quad (5)$$

定量化解析の結果をTable2に示す。Table2の行と列の番号1,2,...,16はそれぞれジェスチャの番号を表す。今後、それぞれを $G_1, G_2, \dots, G_{16}$ と表す。

Table2を用いて、ジェスチャ間距離の意味を説明する。ジェスチャ $G_1$ に対して、距離の大きい順に上位3つのジェスチャは $G_{11}, G_{12}$ と $G_{15}$ である。すなわち、

$$\text{dist}(G_1, G_{11}) > \text{dist}(G_1, G_{12})$$

$$\text{dist}(G_1, G_{12}) = \text{dist}(G_1, G_{15})$$

となる。

Fig.4に示したように、 $G_1$ は、両手ともに下垂している状態であり、それに対して $G_{11}$ は両手ともに挙手の状態で、 $G_1$ と $G_{11}$ の位置の差異が最大であることは距離が最大になることから正しく表れている。 $G_{12}$ は、右手が $G_{11}$ と同じように挙手の状態であり、左手が前方に床に対し水平に上がっており、 $G_1$ の左手位置と $G_{11}$ の左手位置の中間にある。両手を考えると、 $G_{12}$ と $G_1$ との位置の差異は $G_{11}$ のには及ばず、距離の大きさにもそれが現れている。 $G_{15}$ は、 $G_{12}$ と左右逆であり、それぞれの $G_1$ との距離は同じになっている。この例に示したように、距離はジェスチャ間がどの程度異なるかを表示していることが理解できる。

Table2の計算に、人体寸法DBの平均値（標準値）を代入したため、Table2はFig.3 (a)～(d)の16種類の基本ジェスチャ間の標準距離とも言える。人体寸法DBの平均値（標準値）をジェスチャ $G_i$ に対して式(3)の $x_{ik}, y_{ik}, z_{ik}$ に代入して得られるジェスチャを標準ジェスチャと呼ぶこととする。この標準ジェスチャはジェスチャ認識方法、ジェスチャの誤認識評価に

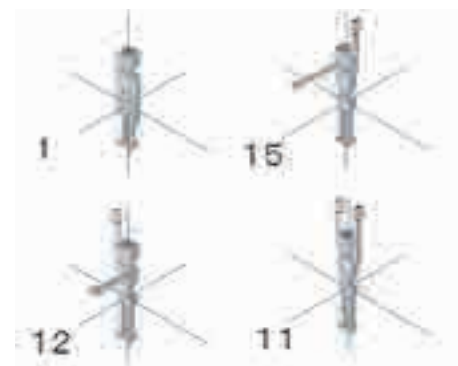


Fig. 4 Meaning of distance based on comparing with  $G_1$   
 $G_1$ との比較による距離に対する理解

において重要な基準になるものである。

式(4)のジェスチャ間距離計測モデルは下記の用途に使うことができる。

- 1) ジェスチャの識別
- 2) ジェスチャの誤認識の可能性の検討
- 3) 設計段階のジェスチャ選択

上記1)について、3. ジェスチャ画像に対する計測・識別に、実際人体のジェスチャ画像を計測・認識した例により、説明する。2) と3) について、4. 非標準身体特徴における誤認識の可能性評価と5. ジェスチャ選択による誤認識リスクの減少でそれぞれ説明する。

### 3. ジェスチャ画像に対する計測・識別

ジェスチャ間距離の計測値の用途として2.3の1)で論じたジェスチャ識別の実現方法について、ジェスチャ画像の計測実験とその結果を利用したジェスチャ認識のための使い方について説明する。

3次元画像計測装置を利用し、数人の被験者が行ったFig.3 (a)～(d)の16種類のジェスチャに対し、それぞれ式(3)の特徴点の3次元座標を計測した。一人ひとりの $i$ 番目のジェスチャ $G_i$ に対し、人体寸法DBの平均値を代入して得られた標準ジェスチャの $j$ 番目 $G'_j$ との間に、式(4)で定義された距離 $\text{dist}(G_i, G'_j)$ の計算も行った。Table3は或る被験者について計算されたすべての $\text{dist}(G_i, G'_j)$ である。ちなみに、Table3の一行目はこの被験者の $G_1$ と各標準ジェスチャ間の距離を表す。その第1列の値58は $G'_1$ との距離 $\text{dist}(G_1, G'_1)$ であり、この行の最小値でもある。また、他のすべての $G'_j$ との間の距離（100以上の値）と比べると、この58は著しく小さい。この性質を利用し、ジェスチャ認識は下記ステップにより、実現

Table 3 Distances between the gestures of a sample and the standard gestures  
或る被験者の16種類ジェスチャ(計測値)と標準ジェスチャ間の距離

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	58	150	191	156	159	260	296	266	193	285	330	303	163	265	314	266
2	143	49	148	157	250	169	252	256	274	191	288	302	248	172	275	254
3	199	153	60	127	304	255	175	231	337	284	200	277	306	250	175	231
4	157	161	154	72	253	273	250	175	284	299	284	201	249	270	275	176
5	154	249	290	252	60	167	203	177	144	233	291	257	157	261	310	260
6	239	149	247	253	150	75.5	159	167	225	139	250	257	242	168	272	248
7	295	253	158	223	205	162	81	142	288	231	161	232	300	246	172	224
8	253	260	252	168	154	180	156	85.6	235	247	245	156	243	266	272	170
9	202	299	338	301	147	250	279	256	75	169	202	175	130	231	279	234
10	288	199	295	302	237	158	235	246	157	74.7	160	175	215	138	241	222
11	344	303	207	272	292	244	157	221	220	167	71.7	150	273	216	141	198
12	301	310	300	217	241	262	232	165	166	183	156	74	216	236	241	143
13	160	252	283	251	165	273	307	282	154	240	282	267	73	172	218	173
14	245	151	240	252	256	182	263	272	236	146	241	267	158	79.1	179	161
15	301	256	152	222	311	268	186	247	298	238	152	242	216	157	79.1	137
16	259	263	246	166	259	286	261	191	245	254	236	166	159	177	179	83

できる。

#### 1) 特徴点の計測

実際に認識しようとするジェスチャの入力画像から、式(3)による6つの特徴点座標を計測する(Fig.1)。

#### 2) 各標準ジェスチャとの距離を測る

認識しようとするジェスチャはFig.3(a)~(d)に表示された16種類のうちの1つ $G_i$ だが、事前にはどれかは未知であるため、 $G_x$ で表す。このステップは上記1)で計測した座標値を式(4)に代入し、 $\text{dist}(G_x, G'_j)$ を計算する。ここでは、 $j=1, \dots, 16$ 、 $G'_j$ は2.2の16種類の基本ジェスチャの定義式に人体平均寸法を代入した16種類の標準ジェスチャである。

3) 最小距離によるジェスチャの種類を判断する  
上記2)の計算で得られた各標準ジェスチャとの距離に対し、

$$\text{dist}(G_x, G'_m) = \min\{\text{dist}(G, G'_j) \mid j=1, \dots, 16\}$$

かつ、

$$\text{dist}(G_x, G'_m) \ll \text{dist}(G, G'_j) \mid j=1, \dots, 16 \mid j \neq m$$

であれば、

$$G_x = G_m$$

すなわち、認識対象のジェスチャは $G_m$ と判断する。

式(7)の中の記号 $\ll$ は左辺の値がかなり小さいを

意味し、通常は右辺の値の十分の一以下を意味する。

実際上記手法をジェスチャの認識方法としての有効性を検証するためには、多くの人体サンプルに対する画像計測実験が必要であるが、自動計測プログラムは現在開発中であるため、結果について別途報告する。

#### 4. 非標準身体特徴における誤認識可能性評価

3に標準ジェスチャとの距離の比較によるジェスチャ識別方法を述べた。標準ジェスチャは人体寸法DBに平均(標準)寸法を持つ人の寸法特徴パラメータを16の基本ジェスチャの表示式に代入して得られたが、標準寸法と大きな差があるという特徴を持つ人体サンプル(以下、非標準特徴サンプルと呼ぶ)を対象とするジェスチャ識別において、適用できるか、また誤認識の可能性がどの程度か等について、明らかにする必要がある。ここでは、4.1にこの人体寸法DBの概要を説明した上で、4.2に人体寸法DBのサンプルを異なる身長と性別に区別して、高い男性、低い男性、高い女性、低い女性の4つのグループに対し、それぞれのグループの平均寸法を用いて、標準ジェスチャとの距離を解析する。また、4.3に人体

寸法DBにある極端な寸法的特徴として、身長、肩幅が最大値または最小値を有するサンプル（以下、極端寸法サンプルと呼ぶ）に対し、それぞれ標準ジェスチャとの距離を解析する。

#### 4.1 人体寸法DB

本研究で使った人体寸法DBは、1997年から1998年にかけて計測された日本人約320名のデータからなる<sup>7)</sup>。計測の目的は、現在の日本人の人体寸法を反映し、かつ人体の3次元平均形態に基づく人体テストダミーを開発するための基礎データを取得することであった。計測においては人体寸法だけでなく、体節ごとの3次元形状データも含める。本論文では、男女別、身長別の、肩幅、上腕長さ、腕長さを使用する。また、全サンプル平均値として、2.3の式(5)の値を用いた。

#### 4.2 異なるサンプル群に対する誤認識リスク

本節では、人体寸法DBのサンプルを身長の高い男性、低い男性、高い女性、低い女性の4つのグループに分類し、グループごとに肩幅、上腕長さ、腕長さ等の寸法のグループ平均値を用いて、標準ジェスチャとの距離を解析する。

Table4からTable7まではそれぞれこの4つのグループのジェスチャ関連寸法の統計値である。それぞれグループの平均寸法（avg列）を用いたサンプルと標準ジェスチャとの距離の解析結果をFig.5からFig.8に示す。

例えば、Fig.6に横軸の番号1に対応するところは身長の高い女性の平均値サンプルの1番目のジェスチャ1と標準ジェスチャの距離の数値である。3つの棒はそれぞれ1番の標準ジェスチャとの距離dist( $G_1, G'_1$ )、1番目の以外の標準ジェスチャとの最小距離 $\min\{\text{dist}(G_1, G'_j) \mid j=2, \dots, 16\}$ 、及び各標準ジェスチャとの平均距離 $\text{avg}\{\text{dist}(G_1, G'_j) \mid j=1, \dots, 16\}$ を表す。注目すべきはdist( $G_1, G'_1$ )の値が20未満であることに対し、 $\min\{\text{dist}(G_1, G'_j)\}$ は約150である。 $G_1$ は $G'_1$ 以外の全ての標準ジェスチャとの距離は十分大きいので、 $G'_1$ 以外の標準ジェスチャに誤認識される可能性は非常に小さい。他のジェスチャ $G_i \mid i=2, \dots, 16$ についても、同様に標準ジェスチャの $G'_i$ として認識される可能性が高い。他の標準ジェスチャに誤認識される可能性も非常に小さい。すなわち、Fig.6の結果から、ジェスチャ認識対象のサンプルが身長の高い女性である場合、標準寸法のジェスチャ（標準ジェスチャ）を用いた認識方法（最小距離方法）の誤認識の可能性は非常に小さいと言える。

Table 4 Statistics on body-sizes for lower women  
身長の高い女性グループの寸法統計値

	avg	min	max	$\sigma$
Height	149	135	156	4.2
Shoulder breadth	34.9	31.5	38.4	1.47
Upper arm length	26.7	23.3	30	1.28
Arm length	63.5	57.6	68.7	2.02

Table 5 Statistics on body-sizes for higher women  
身長の高い女性グループの寸法統計値

	avg	min	max	$\sigma$
Height	162	157	173	4
Shoulder breadth	36.6	33.7	39.9	1.3
Upper arm length	28.9	26	31.8	1.2
Arm length	68.4	63.8	74.1	2.5

Table 6 Statistics on body-sizes for lower men  
身長の高い男性グループの寸法統計値

	avg	min	max	$\sigma$
Height	161	148.8	168	4.5
Shoulder breadth	38.2	34.5	41	1.64
Upper arm length	28.8	25.4	31.7	1.4
Arm length	68.9	62.8	74.5	2.4

Table 7 Statistics on body-sizes for Higher men  
身長の高い男性グループの寸法統計値

	avg	min	max	$\sigma$
Height	173	169	182	3.8
Shoulder breadth	39.9	36.6	44	1.5
Upper arm length	31.4	28.9	35.3	1.5
Arm length	74	69.1	81.1	2.3

Fig.5, Fig.7, Fig.8の結果、Fig.6と同様で、ジェスチャ認識の対象サンプルが性別、身長と関係なく、標準ジェスチャを用いた認識方法（標準ジェスチャとの最小距離判断法）の誤認識の可能性は非常に小さいといえる。

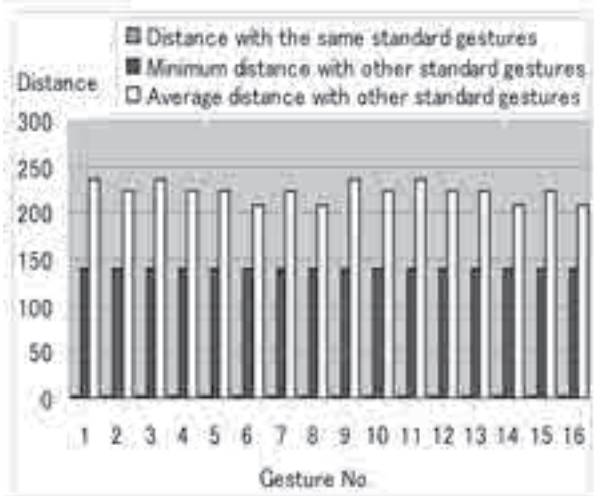


Fig. 5 Analysis of distances between gestures of higher-women sample and standard  
身長の高い女性サンプルと標準ジェスチャの距離解析

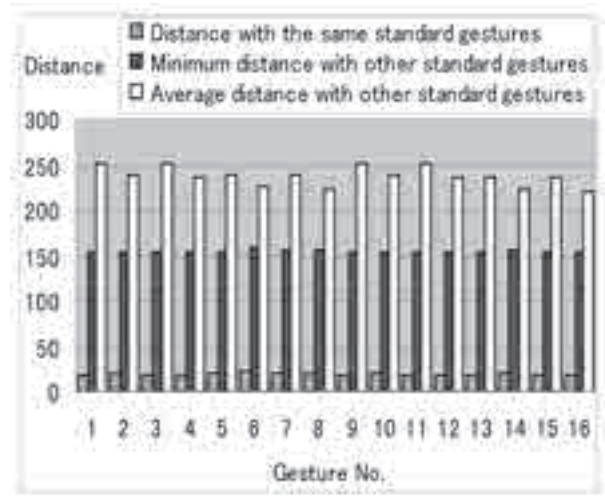


Fig. 7 Analysis of distances between gestures of higher-men sample and standard  
身長の高い男性サンプルと標準ジェスチャの距離解析

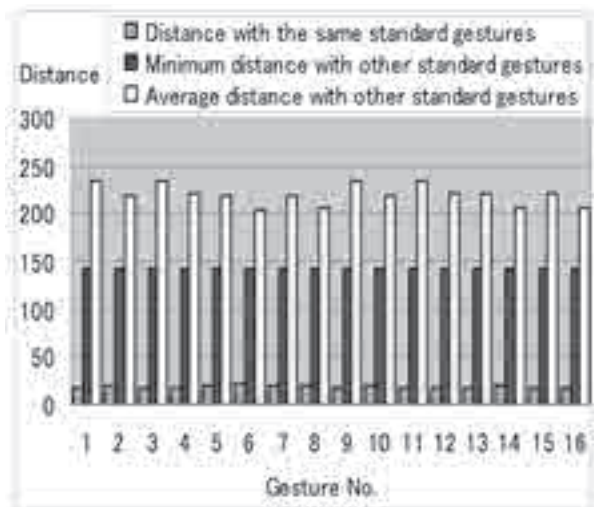


Fig. 6 Analysis of distances between gestures of lower-women sample and standard  
身長の低い女性サンプルと標準ジェスチャの距離解析

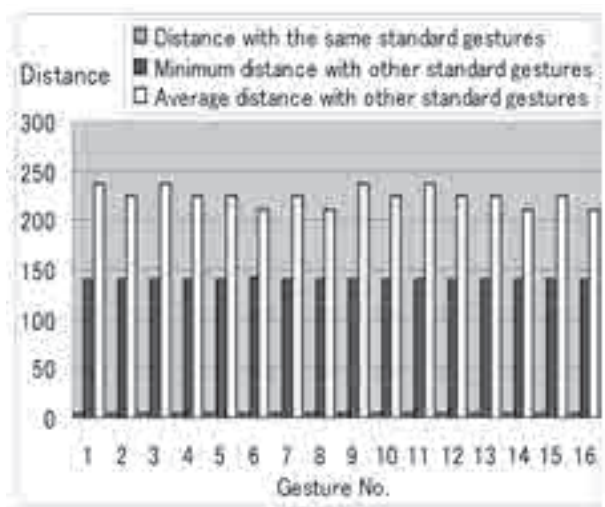


Fig. 8 Analysis of distances between gestures of lower-men sample and standard  
身長の低い男性サンプルと標準ジェスチャの距離解析

#### 4.3 極端寸法サンプルに対する誤認識リスク

人体寸法DBにあるジェスチャ関連寸法の身長、肩幅、上腕長さ、腕長さが最大値と最小値のサンプルに対し、標準ジェスチャとの距離を解析した。最大身長のサンプルについての解析結果をFig.9に示す。他の極端寸法サンプルについても同様な結果が得られた。これら結果の詳細説明は省略するが、極端な寸法のサンプルにも関わらず、そのサンプルのi番目のジェスチャがi番目以外のジェスチャを誤認識

される可能性は、Fig.5～Fig.8に示したレベルよりは若干高くなるが、依然として非常に低いレベルである。すなわち、極端寸法のサンプルに対しても、標準ジェスチャを用いた認識方法（標準ジェスチャとの最小距離判断法）は適用可能であることが確認できる。

#### 5. ジェスチャ選択による誤認識リスクの減少

異なるジェスチャ $G_i$ と $G_j$ の距離 $dist(G_i, G_j)$ が大きいほど、 $G_i$ と $G_j$ の空間位置の違いが大きく、両者が



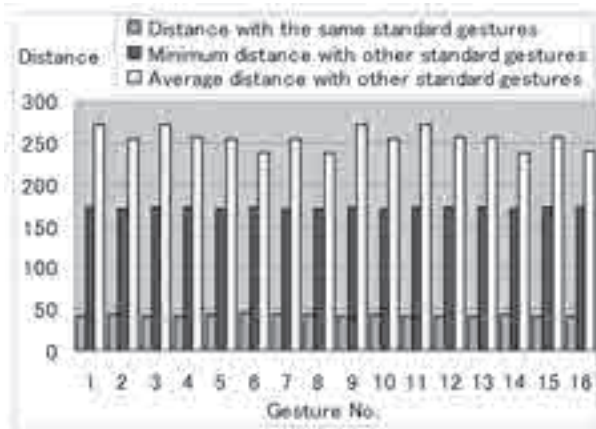


Fig. 9 Analysis of distances between gestures of the max height sample and the standard  
最大身長サンプルと標準ジェスチャの距離解析

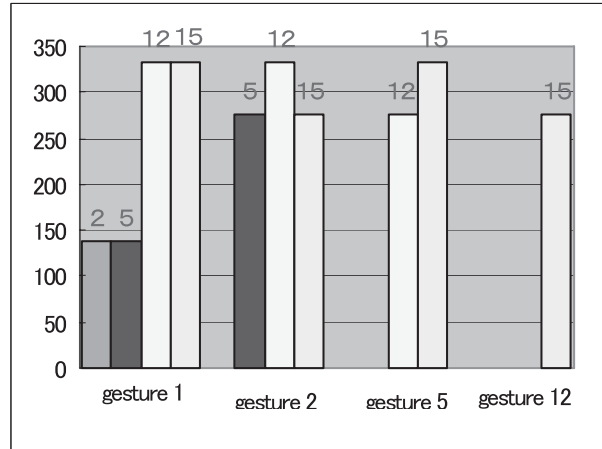


Fig. 10 Max distance group with 5 gestures (avg:271)  
5つジェスチャの最大距離グループ (平均距離271)

誤認識される可能性が小さくなり、両者の識別・認識の可能性が高くなる。設計段階に、選択可能なジェスチャが必要なジェスチャ数より多い場合には、すべてのペア $G_i, G_j$ 間が識別し易く、誤認識の可能性が最小になるように設計・選択ができれば、最適なジェスチャ設計と言える。その実現は簡単ではないが、ここではジェスチャ間距離に基づいた、簡単かつ有効な方法として「最大距離グループ」という考えを用いた方法について説明する。

例えば、Table2に示す16の基本ジェスチャから必要なジェスチャの数が5の場合、どんな5つのジェスチャを選択すると、この5つジェスチャを含むグループの全ジェスチャ間距離の合計が最大になるかを考えると、それは、 $G_1, G_2, G_5, G_{12}$ と $G_{15}$ の5つのジェスチャを含むグループである。Fig.10にこのグループのジェスチャ間距離を示す。平均距離は271である。逆に $G_1, G_2, G_3, G_4$ と $G_6$ を含むグループは最小距離グループであり、その平均距離は184で、(Fig.11)最大グループの結果との差は大きい。

つまり、設計段階で、16種類選択可能ジェスチャから最大距離を有するグループ $G_1, G_2, G_5, G_{12}$ と $G_{15}$ を選択すれば、誤認識リスクは最小になるといえる。

## 6. まとめ

ジェスチャ認識技術をロボット制御用インタフェースの新技术として応用することを目的として、ジェスチャの数値化モデルとジェスチャの誤認識リスクの減少策について検討した。結果はジェスチャ認識を用いた高機能ロボットの開発及び安全評価の標準

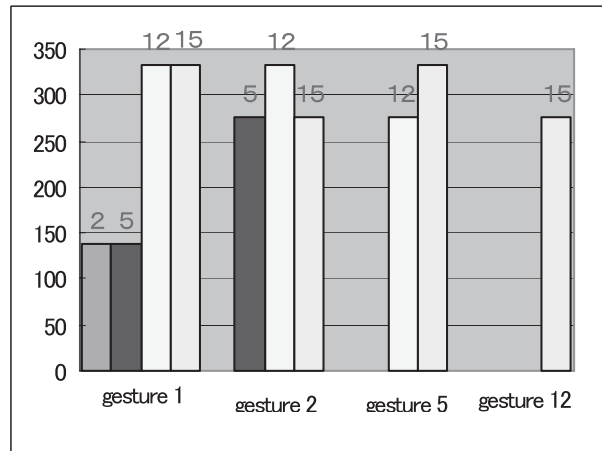


Fig. 11 Minimum distance group with 5 gestures (avg:184)  
5つジェスチャの最小距離グループ (平均距離184)

化に適用できると考えられる。

本研究で得られた結果は次の通りである。

- 1) 提案したジェスチャ及びジェスチャ間距離の数値化モデルは、ジェスチャ認識に対する簡単かつ効率的な評価手法と考えられる。
- 2) 同モデルの適用により、ジェスチャの誤認識リスクの大小を評価することが可能である。
- 3) ジェスチャ及びジェスチャ認識システム的设计段階にも、誤認識リスクの大小を参照して、安全化設計が可能となる。

### 参考文献

- 1) 呂健, 濱島京子, 石原浩二: 静止画像による腕ジェスチャの認識可能性について, 信学技報 HCS 2004-52, P19-22 (2005)
- 2) J.Lu, K.Hamajima and W.Jiang: An Analysis Model of Reducing the Miss-recognition for Gestures used in Human-robot Communication, Proceedings of APSS05 (Asia Pacific Symposium on Safety), Shaoxing, China, Nov.2-4 (2005). (to appear)
- 3) IEC 61508, Functional safety of electrical/electronic/programmable electronic safety-related systems Part1-7, IEC, Geneva, Dec.1998-Feb. (2000)
- 4) 佐藤吉信, 井上紘一, 熊本博光: 人間—ロボット系の安全性評価について (第3報, 順序依存型故障論理の定量化について), 日本機械学会論文集 (C), vol52, no.475, pp1110-1117 (1986)
- 5) H.Kumamoto, E.J.Henley: Probabilistic Risk Assessment and Management for Engineers and Scientists, IEEE PRESS, pp.166-172, New York, 1996.
- 6) Parameswaran, V. and Chellappa, R.: View independent human body pose estimation from a single perspective image, CVPR04, Vol.2, P16-22, 27 June-2 July (2004)
- 7) 産業技術総合研究所デジタルヒューマン研究センター, AIST人体寸法データベース1997-98, <http://www.dh.aist.go.jp/AIST91DB/>  
(平成17年10月26日受理)