

# 能動的感覚統合に基づく触知覚認識システム

## Haptic Recognition System based on Attentional Sensory Integration

阪口 豊 (東京大学)

Yutaka SAKAGUCHI, University of Tokyo, 7-3-1, Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo 113, Japan

When perceiving an object by touch, human beings integrate various sensory information through appropriate observation behaviors selectively. Such sensory integration and attentional perception are remarkable characteristics in human haptic process. In light of such characteristics of haptics, the author constructed a haptic recognition system which discriminates objects' materials and textures in a similar manner to humans', that is, by integrating signals from several sensor devices through pushing and rubbing the surface of the object. The experimental results prove that the system can discriminate subtle difference in surface texture and that the system's representation of the feel of touch well corresponds to the human feel of touch. The result suggests that the constructed system well simulates the human haptic mechanism.

Keywords: Haptics, Sensory Integration, Attentional Perception, Tactile Sensor, Sensory Representation

### 1 はじめに

対象の質感や手ざわりを知ろうとするとき、人間は、皮膚の機械受容器だけでなく、温覚受容器や関節内の固有受容器など種々の受容器からの情報を統合することによって総合的な判断を下す。また、人間は、押す、擦るといったさまざまな触運動を通じて、識別に有用な情報を選択的に収集する。このような触覚に関わる総合的な感覚を、皮膚感覚を表す狭義の触覚 (tactile sense) と区別して、触知覚 (haptics) と呼ぶ [1]。この定義からわかるように、人間の触知覚過程において、感覚統合と能動的認識は本質的な役割を果たしている [2]。

筆者は、このような触知覚過程の特徴に着目し、種々のセンサ情報を選択的に獲得することによって対象の材質や手ざわり感を識別するシステムを構成した。

本システムは、振動センサ、摩擦センサ、温度センサ、変位センサからの情報を逐次的、能動的に統合することによって対象の材質を認識するものであり、紙や布などの微妙な手ざわりの違いを識別することができる。

以下、触知覚に関わる感覚受容器の性質を概観し、触知覚認識システムを実現するための要点について考察したのち (2 節)，製作したシステムの構成と認識のアルゴリズムについて述べる (3 節)。続いて、システムの動作について説明し、このシステムによる触知覚感の表現が人間の触知覚感とよく対応していることを示す (4 節)。

### 2 触覚、温覚受容器の特性と機能

人間の触覚受容器は、刺激に対する応答と受容野 (RF) の形状から、Table 1 に示した 4 種類に分類される [3]。すなわち、皮膚の持続的な変形刺激に対して持続的に反応する遅順応 (SA) 型と、刺激の始めと終わりにのみ反応

Table 1 Characteristics of Mechanical Receptors

Type	Adapting	RF	Preferred Stimulus
RAI	Rapid	Small	Vibration of 40Hz
RAII	Rapid	Large	Vibration of 100–300Hz
SAI	Slow	Small	Sustained pressure
SAII	Slow	Large	Shear stress

する速順応 (RA) 型に分けられ、それぞれがさらに、受容野の大きさによって I 型と II 型に分けられる。表に示したように、各受容器は異なる刺激に対して反応し、これにより多様な情報を捉えるようになっている。

一方、温覚受容器は、一定温度の刺激に対して定常的な反応を示すほか、皮膚の温度変化に対して数秒間にわたって過渡的な反応を示す。温度変化に対する応答の大きさは、温度変化の大きさに依存している。

以上の知見より、これらの受容器は、手ざわり知覚において次のような役割を担っていると考えられる。

まず、触覚受容器は大きく分けて次の二つの役割を果たしている。すなわち、SAI と RAI, RAII は、対象に触れたときの皮膚の局所的変形や、対象表面を擦ったときの皮膚の振動を捉えており、SAII は、皮膚全体が引っ張られたときに生じる歪みを捉えている。言い換えれば、これらの受容器は、対象と接触した部分の「ミクロな変形や振動」と、対象表面と接触面全体との摩擦による「マクロな変形」の二つの情報を獲得しているといえる。

さて、人間は、最も密度が高い指先でさえ高々百数十個 /cm<sup>2</sup> にすぎない低密度の受容器を用いて、微妙な手ざわりの違いを区別している [3]。このことは、人間が手ざわりを認識する際、指先で対象表面を擦ることを考えれば納得できる。すなわち、手ざわり感は、皮膚表面に加えられた静的な接触の分布からではなく、指を動かす

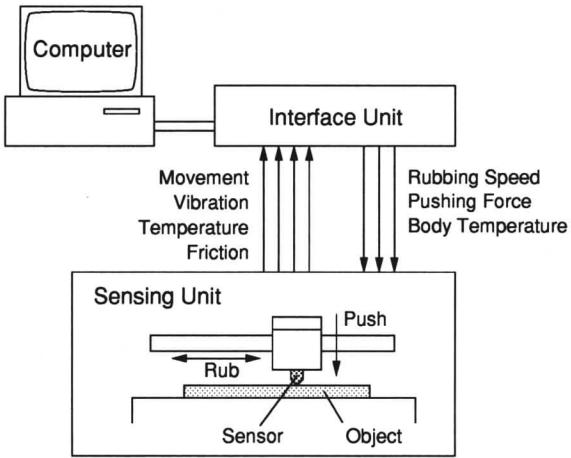


Fig. 1 Schematic Structure of System

際に得られる振動や変形の情報を統合することで得られるものと考えられる。さらに、人間は、対象にかける力の大きさや擦る速度を変えながら、それぞれの条件の下での感じ方を総合して判断を下している。これらの事実から、人間の触知覚過程を模擬するには、接触力やすべり速度を能動的に変えながら対象表面を擦ったときの振動や摩擦を捉えることが重要であると思われる。

一方、温覚については、対象に触れたときの皮膚の温度変化が、対象の熱容量や熱伝導度を反映しており、材質を知る上で有用な情報になる。ただし、温度変化の大きさは、対象の温度や体積などにも依存するので、材質を判断する上での絶対的な情報にはなりえない。

このほかに、対象を押したときの変形の具合いも材質を識別する上で有用な情報を提供するので、対象に力を加えて変形を計測するメカニズムも有用と考えられる。

### 3 触知覚認識システムの構成

#### 3.1 システムの構成

前節での検討より、人間の触知覚過程を模擬するには、

1. 対象表面をセンサ先端で擦る機構をもつ。
2. 対象をさまざまな大きさの力で押し、変形の大きさを捉える機構をもつ。
3. 皮膚の単純な接触や圧迫を感じるセンサを有する。
4. 皮膚表面のミクロな振動を測定するセンサを有する。
5. 皮膚表面のマクロな摩擦を捉えるセンサを有する。
6. 皮膚表面の温度変化を捉えるセンサを有する。

ことが重要であるといえる。これらの条件を満たすものとして、筆者は Fig. 1 に示すシステムを構成した。

本システムは、ステージ部とセンサヘッド部から構成される (Fig. 2)。ステージ部は対象を載せて上下に移動する台である。ステージ部の中央には、対象にかかる力の大きさを監視するためロードセル (荷重センサ) が取り付けられており、測定の際には、ロードセルで捉えた力の大きさが定められた値になるように台を引き上げる。

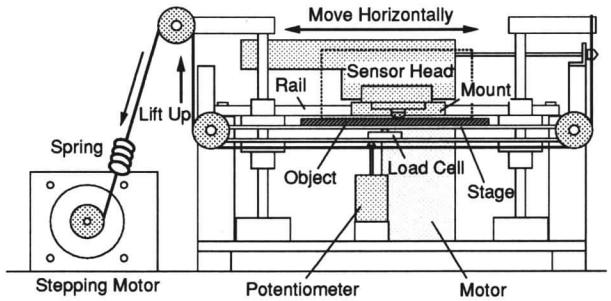


Fig. 2 System Structure

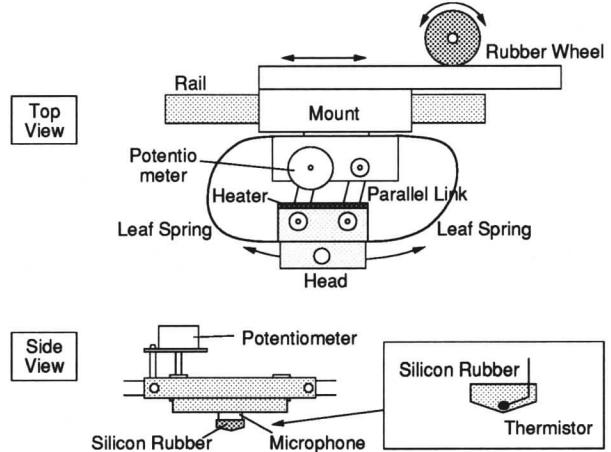


Fig. 3 Sensor Head

センサヘッド部は、対象表面を擦りながら対象表面の状態を計測する部分であり、左右に移動する移動台とセンサを搭載したヘッドから構成される (Fig. 3)。

振動センサは、小型マイクロフォンの先端をシリコンゴムで覆ったものであり、対象表面を擦る際のゴムの振動をマイクロフォンで捉える。また、シリコンゴムの中にはサーミスタが埋め込んであり、これによって対象と接触した瞬間の温度変化を捉えるようになっている。なお、ゴムの温度を一定に保つため、振動センサを固定している框体には小型のヒータが取り付けられている。

ヘッドは、移動台を中心に回転するように平行リンクで支持されており、さらに、板バネによってその位置が中心位置に復元するような力が働くようになっている。この機構により、センサ先端が対象表面を擦る際に生じるマクロな摩擦力の大きさをヘッドの回転角として捉えることができる。このセンサは、2節で述べたSAII受容器に対応する。

移動台は、回転モータの軸にゴム車輪を巻いたものによって駆動する。モータはパルス幅変調方式によって駆動し、パルス幅を調節することで運動速度を変化させる。

測定の具体的な手順は以下の通りである。

まず、測定対象をステージの上に固定した後、規定の接触力に達するまでステージを引き上げる。この間に、センサの先端が対象に接触するが、接触した瞬間はマイクロフォンの信号から検出することができる。そして、接触した瞬間から規定の接触力に達するまでにステージ

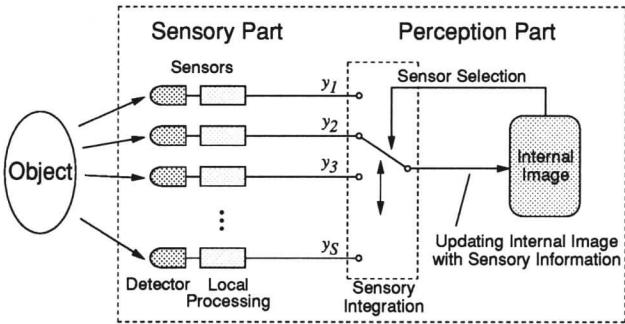


Fig. 4 Mathematical Model

が移動した量から、規定の力をかけたときの対象の変形量を測定する。また、対象に接触してからのシリコンゴムの温度変化速度を測定する。

続いて、センサヘッドを左右に動かす。このとき、シリコンゴムの振動をマイクロフォンによって観測とともに、ヘッド回転角の変化を測定する。

### 3.2 能動的認識のアルゴリズム

冒頭でも述べたように、人間は手ざわりを識別する際、識別の内容に応じて適切な触運動を選択して有用な情報を収集している。本節では、このような能動的認識を実現するためのアルゴリズムについて説明する。

アルゴリズムを説明するための数理モデルを Fig. 4 に示す。このモデルは、対象から情報を受け取り局所的な情報処理を加える感覚部と、感覚器からの情報を逐次的に統合して対象の「内部像」を形成する認識部から構成される。このモデルにおいて、各感覚器は、物理的なセンサではなく一つの「観測行為」に対応しており、その出力は「対象がある方法で観測したときに得られる信号」に相当する。したがって、一つのセンサをいろいろな形で利用する場合は、個々の利用法をそれぞれ一つの感覚器と考える。

このモデルの下で、まず、種々の感覚器からの情報を統合するアルゴリズムについて考える。

いま、内部状態空間として対象の状態の集合  $\Xi$  を考え、 $\Xi$  の各要素  $\xi$  に対して時刻  $t$  における確率  $\pi_t(\xi)$  を割り当てる。この確率は、 $t$  回観測時点で対象がどの状態にあるらしいかを表す量である。また、対象が状態  $\xi$  にあるとき、感覚器  $s$  が信号  $y(s)$  を出力する条件付き確率を  $p_s(y(s)|\xi)$  と表す。条件付き確率の値はすでに得られているとし、また、感覚器の間には交互作用がないとする。

さて、時刻  $t$  に感覚器  $s$  を選択した結果、信号  $y_t(s)$  が得られたとする。このとき、観測後の内部状態空間の確率分布  $\pi_t(\xi; y_t(s))$  は、Bayes の定理によって、

$$\pi_t(\xi; y_t(s)) = \frac{p_s(y_t(s)|\xi)}{\sum_{\eta \in \Xi} p_s(y_t(s)|\eta) \pi_t(\eta)} \pi_{t-1}(\xi) \quad (1)$$

として与えられる。このように、観測を行なうごとに内部状態分布を更新することによって、種々の感覚器から

の情報を逐次的に統合することができる。

次に、どの感覚器を選択すれば識別が効率的に進むかについて考える。ここでは、識別の進み具合を表す評価基準として、内部状態空間のエントロピーを採用する。エントロピーは、確率  $\pi_t(\xi)$  が特定の  $\xi$  に集中しているときに小さな値をとり、多数の  $\xi$  に分散しているときに大きな値をとるので、その値が小さいほど識別が進んでいえると考えることができる。ただし、この基準は対象の状態に関する「確信度」を表すものであって、「正確さ」を表すものではないことに注意が必要である（内部状態が対象の真の状態と一致していないとも、エントロピーは小さくなり得る）。

ここで、識別を効率的に進める方法として、観測後のエントロピーが最も小さくなるような感覚器を選択することを考える。いま、仮に時刻  $t$  に感覚器  $s$  を選択した結果、信号  $y_t(s)$  が得られたとすると、状態分布更新後のエントロピー  $H_t(y_t(s))$  は、 $\pi_t(\xi; y_t(s))$  を用いて、

$$H_t(y_t(s)) = - \sum_{\xi \in \Xi} \pi_t(\xi; y_t(s)) \log \pi_t(\xi; y_t(s)) \quad (2)$$

と表される。しかし、 $y_t(s)$  の値は、実際に観測を行なつてみない限り知ることができない。そこで、観測更新後のエントロピーの期待値  $H_t(s)$  を評価し、その値が最も小さくなるような感覚器を選択することにする。

$$H_t(s) = \sum_{y_t(s) \in \mathcal{Y}_s} \sum_{\xi \in \Xi} p_s(y_t(s)|\xi) \pi_{t-1}(\xi) H_t(y_t(s)) \quad (3)$$

ただし、 $\mathcal{Y}_s$  は感覚器  $s$  が输出する値  $y(s)$  の集合を表す。あるいは、観測更新によるエントロピーの減少量の期待値  $I_t(s)$  が最大値をとる感覚器を選択してもよい。

$$I_t(s) = H_{t-1} - H_t(s) = \sum_{\xi \in \Xi} \pi_{t-1}(\xi) \sum_{y_s(t) \in \mathcal{Y}_s} p_s(y_t(s)|\xi) \log \frac{p_s(y_t(s)|\xi)}{\sum_{\eta \in \Xi} p_s(y_t(s)|\eta) \pi_{t-1}(\eta)} \quad (4)$$

この量は、情報理論において相互情報量と呼ばれるものである [4]。

以上の議論では、内部状態空間を離散的な集合としたが、これを連続的な集合としても同様の議論ができる。特に、内部状態分布および条件付き確率分布が正規分布で表される場合には、Bayes の定理による更新処理が平均と共に分散行列の漸化式という形で表され、また、エントロピーや相互情報量も簡単に計算できる。

いま、時刻  $t$  における内部状態を  $M$  次元ベクトル  $\xi_t$  で表し、その平均を  $\mu_t$ 、共分散行列を  $D_t$  とする。また、感覚器  $s$  から得られる観測値  $y_t(s)$  が、

$$y_t(s) = c_s \cdot \xi_t + v_t(s) \quad (5)$$

と表されるものとする。ただし、 $v_t(s)$  は平均 0、分散  $\sigma_s^2$  のガウス性雑音とし、異なる感覚器の間で無相関である

とする。このとき、時刻  $t$  で感覚器  $s$  を選択し、その結果信号  $y_t(s)$  を受け取ったとすると、内部状態分布は、

$$D_t(s) = \left[ D_{t-1}^{-1} + \frac{1}{\sigma_s^2} c_s c_s^T \right]^{-1} \quad (6)$$

$$\mu_t(s) = D_t(s) \left[ D_{t-1}^{-1} \mu_{t-1} + \frac{y_t(s)}{\sigma_s^2} c_s \right] \quad (7)$$

として更新される。また、時刻  $t$  で感覚器  $s$  を選択したときの観測後のエントロピーの期待値は、

$$H_t(s) = \frac{M}{2}(1 + \log 2\pi) + \frac{1}{2} \log |D_t(s)| \quad (8)$$

として、また、相互情報量は、

$$I_t(s) = \frac{1}{2}(\log |D_{t-1}| - \log |D_t(s)|) \quad (9)$$

として得られる。これより、識別を効率的に進めるには、観測後の共分散行列の行列式  $|D_t(s)|$  を最小化する感覚器を選択すればよいことが導かれる。

このように、能動的認識の過程は「相互情報量基準に基づく逐次実験計画」として定式化できる[2]。なお、相互情報量の代わりに対称化ダイバージェンスなどの確率分布間距離を評価基準として用いることもできる。

## 4 識別実験

### 4.1 実験の設定

前節で述べたシステムを用いて、対象の質感を識別する実験を行なった。実験にあたっては、Table 2 に示した擦り速度 3 種類、接触力 3 種類を設定して計 9 回の測定を行なった後、計算機で特徴量を計算した。

マイクロフォンの信号はサンプリング周期 500Hz で取り込み、時間窓の幅を 128mS として周波数解析を行なった。周波数解析の結果を低周波数成分(0–86Hz)、中周波数成分(94–164Hz)、高周波数成分(172–250Hz)に分解し、このうち中周波数成分、高周波数成分を利用した。

測定データをもとに計算した特徴量の中から、46 種類の材質について比較的大きな差が現われるものを 16 種類抽出した。抽出した特徴量とそれらを得るために測定条件を Table 3 に示す。この表で測定条件欄に示した記号は、Table 2 に示した条件に対応する。実験では、これらの特徴量を選択することによって識別動作を進めた。

各特徴量の平均値と分散を推定するため、あらかじめ各材質について 10 回ずつ測定を行なった。また、観測値は正規分布に従うものとして相互情報量を計算し、前節で述べたアルゴリズムを用いて実験を行なった。また、観測打ち切りのエントロピーの閾値を 0.1 とした。

Table 2 Experimental Condition

Speed		Force	
S	33mm/s	1	0.23N
M	43mm/s	2	0.32N
F	60mm/s	3	0.46N
(error)	1.5mm/s	(error)	0.04N

Table 3 Characteristics Used at Experiment

No.	Characteristics	Condition	
1	High Freq. Compo. of Vibration	S	2
2	High Freq. Compo. of Vibration	S	3
3	Middle Freq. Compo. of Vibration	S	1
4	Middle Freq. Compo. of Vibration	S	2
5	Middle Freq. Compo. of Vibration	M	2
6	Middle Freq. Compo. of Vibration	F	3
7	Frequency of Rotation Angle	F	1
8	Frequency of Rotation Angle	F	2
9	Amplitude of Rotation Angle	S	2
10	Amplitude of Rotation Angle	M	1
11	Amplitude of Rotation Angle	M	3
12	Amplitude of Rotation Angle	F	3
13	Slope of Temperature Change	-	1
14	Slope of Temperature Change	-	2
15	Slope of Temperature Change	-	3
16	Deformation	-	2

Table 4 Samples

Sym.	Material	Sym.	Material
AL	Aluminum Plate	RB2	Rubber (NBR)
TL	Ceramic Tile	PP1	Paper (Plain)
CR	Cork Plate	PP2	Paper (Coated)
PL	Vinyl Resin	LT1	Leather (Cow)
AC	Acrylic Resin	LT2	Leather (Chrome)
SF	Styrene Foam	LT3	Leather (Suede)
SP	Sponge	LT4	Leather (Suede)
WD1	Wood (Cherry)	CL1	Cloth 1
WD2	Wood (keyaki)	CL2	Cloth 2
RB1	Rubber (Plain)	CL3	Cloth 3

### 4.2 実験結果

#### 4.2.1 識別実験の結果

識別すべき対象として、Table 4 に挙げた 20 種類の材質を設定した。実験ではそれぞれ約 10cm 四方の試料を用意した。なお、皮革や布地については、試料をプラスチック板に貼りつけて計測した。

Fig. 5 に認識過程の例を示す。これは、試験試料として WD1 を提示した場合の結果である。左側の図は、対象の集合を 20 種類すべてとしたときの結果である。図に示したように、3 回の観測を行なった後エントロピーは十分に減少し、識別結果として WD1 が得られた。

一方、右側の図は、対象の集合を AL, AC, SF, SP, RB1, CR, WD1, LT1 の 8 種類に限定したときの結果である。左右の図を比較するとわかるように、識別すべき対象の母集団が異なると、それに応じて選択される特徴量が変化する点に、能動的認識の特徴が現れている。

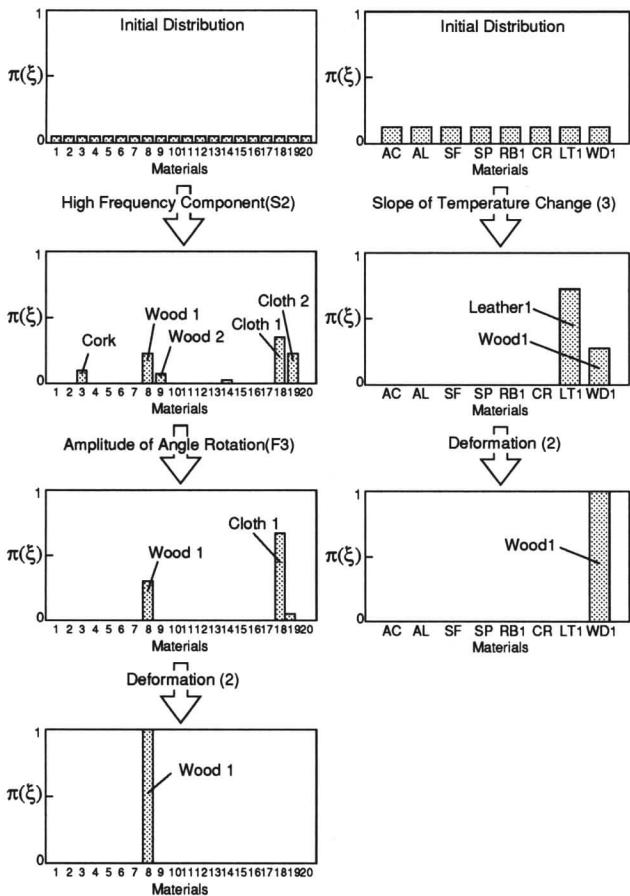


Fig. 5 Process of Recognition

Fig. 6 に、センサをランダムに選択した場合、相互情報量基準、および確率分布間距離基準に基づいて選択した場合について、それぞれ認識率と識別までに要した観測回数を示す。材質識別に関してはいずれの場合も完全に識別することができた。観測回数については、能動的認識のアルゴリズムを用いた場合は、ランダム選択の場合に比べて平均約 1.7 回少なくなることがわかった。

Fig. 6 には、対象の集合として 16 種の紙質、および 16 種の布質を設定したときの識別率と観測回数も併せて示した。紙質や布質識別の場合、手ざわりの違いは小さく、人間でもすぐには識別できないものも含まれている。図からわかるように、材質識別の場合と比べて観測回数は増加するものの、識別率はほぼ 100% に保たれている。この結果は、本システムが手ざわりの微妙な違いを識別できることを示している。

#### 4.3 触知覚感の表現

次に、本システムのメカニズムが人間の触知覚メカニズムを模擬しているかどうかを調べるために、本システムを用いて対象の触知覚感を表示する試みを行なった [5]。

実験では、人間の利用する情報となるべく対応するような表示を実現するため、識別実験で用いた特徴量の中から選択されることの多い 8 個を選び、それらの値を直接軸に取ってレーダーチャートとして表す方法を用いた。Fig. 7 は、各軸が表す特徴量を示したものである。各軸に

おいて、半径の中点は平均値を表し、円周上および円の中心は標準偏差を  $\sigma$  としたとき  $2\sigma$  の値に対応する。

Fig. 8 に、種々の材質をチャートに表したものを見ます。このチャートの各軸は、人間が感じる手ざわり特徴によく対応している。例えば、スポンジや発泡スチロールのように触れたときに暖かく感じるものは、 $h$  軸上で小さな値を示し、逆にアルミニウムのように冷たく感じるものは、 $h$  軸上で大きな値を示す。また、スエード皮やスポンジのように、こすったときに指の皮膚が引っ張られる感じのするものは、 $f, g$  軸の値が大きくなる。発泡スチロールのように擦ったときにカサカサした感じのするものは、 $a$  軸の値が大きくなる。また、ざらざらした感じのするものは、一般に  $b, c, d$  軸上で大きな値を示す。

このように、このチャートは人間の感じる感覚をほぼ忠実に表しており、製作したシステムが人間が感じているものと同じ情報を捉えていることを示している。

さらに、構成したシステムと人間の触知覚メカニズムの対応性を調べるため、二つの対象を特徴量の組合せによって表現したとき、その表現の類似性が、人間がその対象を触ったときの類似感と対応しているかを調べる実験を行なった。具体的には、8 次元の特徴空間において計算した距離と人間の主觀に基づく類似度を比較した。

特徴空間における距離は次のようにして計算した。すなわち、試験試料の  $i$  番目の特徴量を  $f_i^*$ 、 $k$  番目の標準試料の  $i$  番目の特徴量の平均値を  $f_i^{(k)}$ 、共分散行列を  $D^{(k)}$  と表したとき、以下の式に従って二つの距離を求めた。

$$\text{dist}_a(k) = \sqrt{\sum_{i,j} (f_i^* - f_i^{(k)}) [D^{(k)}]_{ij}^{-1} (f_j^* - f_j^{(k)})} \quad (10)$$

$$\text{dist}_b(k) = \sqrt{\sum_i (f_i^* - f_i^{(k)})^2 / D_{ii}^{(k)}} \quad (11)$$

$\text{dist}_b$  は、特徴量の間に相関がないときの  $\text{dist}_a(k)$  と一致する。なお、ここで定義した距離はいずれも対称でない。厳密な意味での「距離」ではない。これらは、未知の試料の特徴量が標準試料の特徴量の平均値からどれくらい離れているかを、標準試料ごとの特徴量分布の広がりで正規化して測った量であり、したがって、二試料間の類似度を与えるものではないことを述べておく。

布地を試料として実験を行なった結果を Table 5 に示す。この表は、4 種類の試験試料を 3 人の被験者に提示し、それが 10 種類の標準試料 (A, B, …, J) のどれと最も似ているかを答えさせた結果と、 $\text{dist}_a$ ,  $\text{dist}_b$  がそれぞれ小さな標準試料をその値と共に表したものである。

この表から、 $\text{dist}_a$  に比べて  $\text{dist}_b$  の方が人間の感覚の類似性とよく一致していることがわかる。この結果は、人間が複数の観測行為によって得た情報を組み合わせて類似性を判断しているのではなく、各観測行為で得られた情報を別個に取り扱っていることを示唆している。

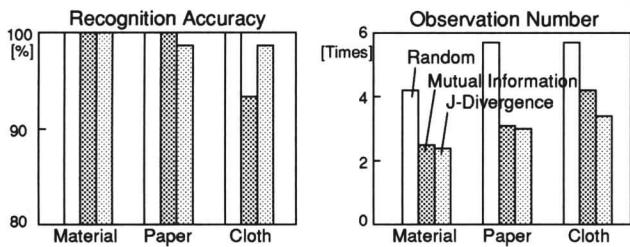


Fig. 6 System Performance Recognition

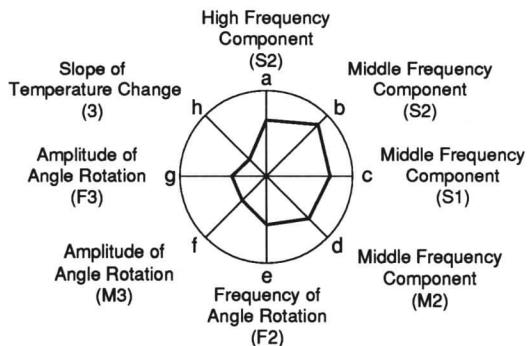


Fig. 7 Representation using Polar Diagram

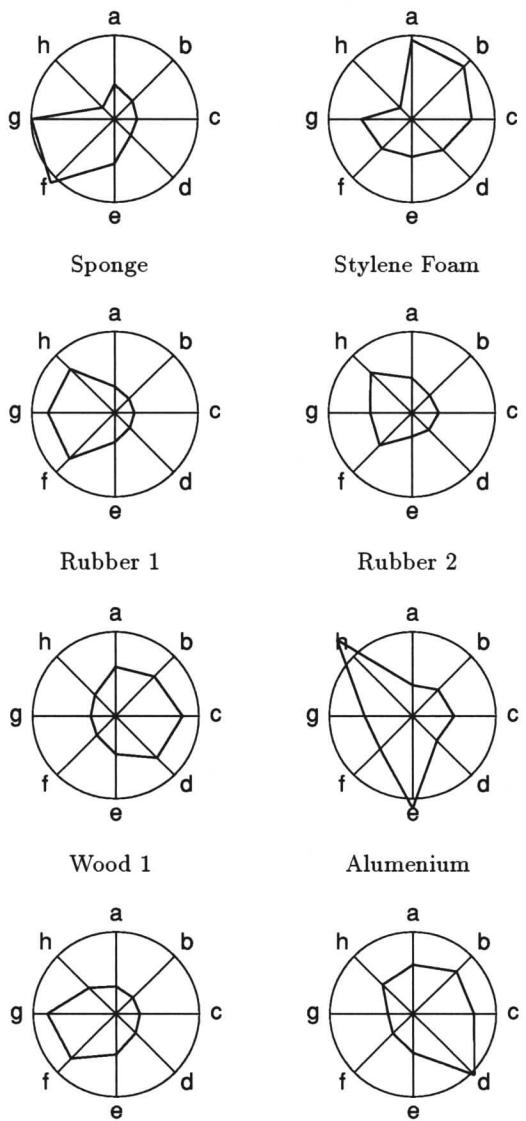


Fig. 8 Experimental Result

Table 5 Similarity Judgements by Subjects and System

Sample		1	2	3	4
Subject	$\alpha$	B, C	B, A	E, D, H	I, D
	$\beta$	B, C	B, A	F, D	D, I, J
	$\gamma$	B, H	B, A	I, H, E	C, D, I
System	a	1 C (50.5)	A (7.7)	E (8.2)	J (5.5)
	2	A (59.3)	C(14.5)	D(12.8)	F (9.3)
	3	F(128.0)	J(15.3)	J (15.6)	D(11.0)
	b	1 C (36.2)	A (4.9)	E (4.5)	I (3.5)
	2	A (49.1)	B (6.2)	F (7.9)	J (4.2)
	3	B (61.3)	C (8.7)	H (8.7)	D (6.7)

実際、自分で実験してみるとわかるように、人間は二つの対象の類似性を判断する際、特定の特徴に注意を集中し、その特徴について対象を比較しようとする。また、ある被験者は「これは、それに比べてさらさらしている点で似ているが、毛が立っている感じがする点で違う」といっている。これらの事実は、人が手ざわりを判断する際、何らかの特徴を軸として設定し、その軸上での距離をもって類似性を判断していることを示している。今後、人がいかなる特徴に重みをおいて判断を下しているかを検討することによって、人の感覚をより忠実に表した類似度を構成することができると思われる。

## 5 むすび

種々のセンサ情報を能動的に統合して対象の材質を識別するシステムを製作し、それが微妙な手ざわりを識別できることを実験的に示した。本システムのこのような性能は、人の触知覚過程の特徴を考察し、それらを忠実に反映させることによって実現されたものといえる。

本文で述べたように、製作したシステムが識別に利用した特徴は、人が手ざわりを知覚する際に用いる特徴とよく対応している。このことは、人の触知覚が、種々の接触力、すべり速度で対象を擦りながら感覚情報を統合することによって実現されていることを実験的に裏付けており、本システムが人の触知覚メカニズムの本質を捉えていることを示しているといえよう。

## 参考文献

- [1] Gibson, J. J. : *The senses considered as perceptual systems*, Houghton Mifflin, 1966.
- [2] 阪口豊：“触知覚における感覚統合と能動的認識”，電子情報通信学会誌, 76, 11, 1222–1227, 1993.
- [3] 岩村吉晃：“触覚受容器の構造と特性”，日本ロボット学会誌, 2, 5, 54–60, 1984.
- [4] 有本卓：“確率・情報・エントロピー”，森北出版, 1980.
- [5] 住友謙一, 阪口豊, 中野馨：“触知覚感の定量化に関する研究”，第32回計測自動制御学会学術講演会予稿集, 33–34, 1993.