ファジー推論 DP マッチングを用いたジェスチャー認識

非会員 北 田 豊 浩 (慶應義塾大)

正 員 萩 原 将 文 (慶應義塾大)

Gesture Recognition Using Fuzzy Inference DP Matching

Toyohiro Kitada, Non-member, Masafumi Hagiwara, Member (Keio University)

When the inputs to fuzzy inference system are incomplete, it is very difficult for the system to infer correctly. For example, even if only one input is lacked, suitable rules cannot be selected. In this paper we propose a new method of pattern matching, named "FIDP (Fuzzy Inference Dynamic Programming) matching" to solve such problems. Since the FIDP matching method utilizes the conventional Dynamic Programming method, it is robust for incomplete inputs. To demonstrate the effectiveness of the proposed FIDP matching method, gesture recognition experiments have been carried out.

It has shown that in case of the conventional fuzzy inference method (truth space approach) the recognition rate was 75.0%, whereas in case of the proposed FIDP matching method, that was 91.7%.

キーワード：ジェスチャー認識, DP マッチング

1. ま え が き

人間と機械のインタフェースの手段としては、通常、キーボードやリモコンに代表されるようなボタン型の装置が用いられている。これらは文章の入力などに対しては合理的な手段といえるが操作性は良いとはいえず、「動作方向指示」などといった直観的な操作は困難である。

そこで、使いやすくより一般的なヒューマンインタフェースとして、直観的な指示と遠隔操作が可能なジェスチャーを用いたシステムが考えられる。

ジェスチャー認識には入力装置としてデータグローブなどの特殊装置を使用して認識を行う方法⁽¹⁾がある。しかし、この方法では装置の装着によりユーザの自然な動きや自由度が大きく損われてしまう。従って、CCD カメラのような非接触なデバイスを用いるのが望ましい。

このような画像情報を用いてジェスチャーの認識を行う方法としては、対象画像を連続 DP を用いてマッチングするスポッティング認識⁽²⁾や時系列ネットワークを用いたジェスチャー認識⁽³⁾⁽⁴⁾、ファジー連想記憶を用いた認識^{(5)~(7)}などがある。

文献(2)の方法では、入力画像系列から、水平、垂直、時間方向のエッジ特徴を抽出し、時空間ベクトル場を用いて各ジェスチャーの標準パターンを表現しているため、エッジ抽出のための演算量が多くなってしまふ。また、文献(3)、(4)の方法ではデータグローブを入力に用いているうへ、認識にニューラルネットワークを用いているため学

習に時間がかかるという問題がある。

これらの手法はいずれもジェスチャー情報を数値として定量的に扱っており、定性的な方法によるアプローチは試みられていない。一方、人間は数値や数式によるものよりも、言葉を使って定性的に表されたもののほうが対象の特徴を理解しやすい。言語による定性的指示をコンピュータに理解させることが可能なファジー論理が、Zadeh⁽⁸⁾や Mamdani⁽⁹⁾によって提案されている。ファジーは言葉を用いることによって、エキスパートの知識を表現することができる。ファジー推論を用いると知識を容易に表現できることから、ジェスチャーの動作などを定性的に扱うことができる。文献(5)~(7)の方法ではファジー連想記憶を用いているが、記憶容量が少ないために識別できるパターン数に制限がある、といった問題がある。

ジェスチャーは個人差や動作のばらつきが大きいために、すべての場合を考慮したルール作成は困難である。また、通常のファジー推論は規則に対する入力に欠けた場合には、正しい推論は行われない。

そこで、本論文で入力を DP マッチングによって柔軟に適応させる FI (Fuzzy Inference) DP マッチング法を提案し、ジェスチャー認識に応用する。なお、文献(5)~(7)では入力の欠落などに対して連想記憶で対応しているのに対して、本論文で提案している FIDP マッチング法による方式には以下の特長がある。

(1) 基本的に DP マッチングの手法を用いているために、動作が長くかつ複雑な場合にも有効である。

(2) 連想記憶モデルを用いた場合のような記憶容量を考慮する必要がない。従って、識別カテゴリ数が多い場合にも用いることができる。

以下、第2章ではまず従来のDPマッチング法を簡単に説明した後、提案するFIDPマッチング法について述べる。第3章では提案するFIDPマッチング法をジェスチャーの認識に適用し、提案方式の有効性を示す。

2. ファジー推論 DP マッチング

〈2・1〉 DP マッチング⁽¹⁰⁾ 音声認識⁽¹¹⁾⁽¹²⁾などでは入力パターンと標準パターンの時間軸方向のずれ、伸縮を整合し、比較する必要がある。その整合法としてDPマッチングがよく知られている。ここで、基本的なDPマッチングについて述べる⁽¹⁰⁾。

いま、一次元パターン A, A' が存在し、パターン A はパターン A' が時間方向に伸縮したものとする。

$$\left. \begin{aligned} A &= x_0 x_1 \cdots x_i \cdots x_l \\ A' &= x'_0 x'_1 \cdots x'_j \cdots x'_j \end{aligned} \right\} \cdots \cdots (1)$$

パターン A の要素とパターン A' の要素がどのように対応しているかを表すために、図1のような i - j 平面を考える。ここで、パターン A, A' はそれぞれ i 軸、 j 軸に対応する。また、両パターンの各要素の対応付けを $p(i, j)$ で表し、その経路を

$$\tilde{p} = (p_1, p_2, \cdots, p_k, \cdots, p_K) \quad (p_k = (i(k), j(k))) \cdots \cdots (2)$$

と定義する。ここで経路 $\tilde{p}$ の途中の格子点 $p_{k-1} = (i(k-1), j(k-1))$ において $i(k) = i(k-1)$ が成り立っているとき、パターン A の構成要素 $x_{i(k-1)} (= x_{i(k)})$ に対して、パターン A' の二つの構成要素 $x'_{j(k-1)}, x'_{j(k)}$ が対応することになる。一つの構成要素に複数の構成要素が対応するのは不自然であることから、このような経路のもとでは要素 $x'_{j(k)}$ に対応する A の要素がなく、この要素はあとで挿入されたものと考えることができる。このとき、 $x'_{j(k)}$ に対応す

る要素を脱落を表す記号*で表す。そして、

$$\alpha(p_k) \equiv \begin{cases} x_{i(k)} & (i(k) = i(k-1) + 1) \\ * & (i(k) = i(k-1)) \end{cases} \cdots \cdots (3)$$

$$\alpha'(p_k) \equiv \begin{cases} x'_{j(k)} & (j(k) = j(k-1) + 1) \\ * & (j(k) = j(k-1)) \end{cases} \cdots \cdots (4)$$

と定義すると、パターン A, A' は、

$$\left. \begin{aligned} A &= \alpha(p_1) \alpha(p_2) \cdots \alpha(p_K) \\ A' &= \alpha'(p_1) \alpha'(p_2) \cdots \alpha'(p_K) \end{aligned} \right\} \cdots \cdots (5)$$

と表される。パターンの要素 $\alpha(p_k), \alpha'(p_k)$ の距離を $d(\alpha(p_k), \alpha'(p_k))$ とすると、パターン間の距離 $D(A, A'; \tilde{p})$ は

$$D(A, A'; \tilde{p}) = \sum_{k=1}^K d(\alpha(p_k), \alpha'(p_k)) \cdots \cdots (6)$$

と表される。そのとき、

$$\begin{aligned} D(A, A') &= \min_{\tilde{p}} \{D(A, A'; \tilde{p})\} \\ &= \min_{\{p_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K d(\alpha(p_k), \alpha'(p_k)) \right\} \cdots \cdots (7) \end{aligned}$$

を満たす経路 $\tilde{p}$ を決定することができれば、最適なパターン A とパターン A' の対応付けをすることができる。

また、経路 p_k がとりうる経路は幾通りもあるため、パターンは時系列である、という制限から次のような条件を加える。

(1) 単調増加条件:

$$\left. \begin{aligned} i(k-1) &\leq i(k) \\ j(k-1) &\leq j(k) \end{aligned} \right\} \cdots \cdots (8)$$

(2) 連続条件:

$$\left. \begin{aligned} i(k) - i(k-1) &\geq 1 \\ j(k) - j(k-1) &\geq 1 \end{aligned} \right\} \cdots \cdots (9)$$

(3) 境界条件:

$$\left. \begin{aligned} i(1) &= 0, \quad j(1) = 0 \\ i(K) &= I, \quad j(K) = J \end{aligned} \right\} \cdots \cdots (10)$$

以上の(1), (2)の条件から経路 p_k のとりうる点は、

$$p_k = \begin{cases} (i(k), j(k)-1) \\ (i(k)-1, j(k)-1) \\ (i(k)-1, j(k)) \end{cases} \cdots \cdots (11)$$

に限られる。

以上のような条件から(7)式を満たす $\tilde{p}$ を探す。(7)式のような最小化問題を解く方法として、動的計画法(Dynamic Programming)を用いたアルゴリズムが知られている。このアルゴリズムを用いると(7)式は、次の漸

図1 DP マッチングによるパターンの対応例
Fig. 1. Example of matching between patterns by DP-matching.

図2 遷移可能な経路
Fig. 2. Possible paths.

化式を解くことによって得られる (図2 参照)。

$$g(i, j) = \min\{g(i-1, j) + d(x_i, *), g(i-1, j-1) + d(x_i, x'_j), g(i, j-1) + d(*, x'_j)\} \quad (12)$$

ただし, g の初期条件は

$$g(0, 0) = 0 \quad (13)$$

としている。

〈2・2〉 FIDP マッチング まず, 一般的なファジー推論について簡単に説明する。ここに, 次のようなファジー規則があるとすると。

$$\left. \begin{array}{l} R^1: \text{if } x_1 \text{ is } A_{11} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{12} \text{ and } x_3 \text{ is } A_{13} \\ \text{then } y \text{ is } B_1 \\ R^2: \text{if } x_1 \text{ is } A_{21} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{22} \text{ and } x_3 \text{ is } A_{23} \\ \text{then } y \text{ is } B_2 \end{array} \right\} \quad (14)$$

最初に前件部規則のメンバシップ関数によって評価された入力に対するグレードを求める。次に, それぞれ得たグレードの最小値をその規則の適合度とする。それぞれの規則に対する適合度の加重平均を全体の推論結果とする。

ファジー推論ではこのような過程を経る場合が多いが, 正しい推論を行うためには前件部すべての規則に対して入力がマッチしなければならない。つまり, 入力が欠けた場合や雑音による入力があつた場合などには正しい推論は行われない, という問題があつた。

そこで, 入力数の変化に対して DP マッチングを用いて最適な入力の対応付けを行う FIDP (Fuzzy Inference Dynamic Programming) マッチング法を提案する。

本論文で提案する FIDP マッチング法は, DP マッチングの手法を用いてファジー規則と入力を 1 対 1 に対応付けし, ファジー推論を行うものである。以下に FIDP マッチング法を説明する。

(14) 式のファジー規則において, x'_1, x'_2, x'_3, x'_4 の四つの入力があつたとすると, 規則の入力数と実際の入力数が一致しない。従って, x'_1 から x'_4 のうちの一つは雑音による入力と考えられる。一方, 実際の入力数が規則の入力数に比べて少ないときは入力が欠落したと考えられる。このように入力が不完全なとき, 入力と規則に何らかの対応付けをする必要がある。正しく推論を行うためにはすべての規則に入力がマッチするという条件が必要となる。つまり, 規則と入力のパターンが類似している入力を選択すればよい。このような変形したパターンのマッチングに〈2・1〉節で述べた DP マッチングの考えを用いる。

FIDP マッチングでは, 従来の DP マッチングでのパターンの要素の距離 d を規則のグレードと置き換えて考える。すなわち, DP マッチングの基本式(12)を参考にして,

$$g(i, j) = \max\{g(i-1, j) + h_A(*), g(i-1, j-1) + h_A(x'_j), g(i, j-1) + h_*(x'_j)\} \quad (15)$$

のように表す。この漸化式を解くことによって最適な経路

$\bar{p}$ を決定する。ここで, $h_A(x)$ は入力 x に対する規則 A のグレードである。(12)式における $\min$ が, (15)式では $\max$ になったのは, ファジー論理では $h_A(x)$ で表されるグレードは大きいほど, 「 $x \in A$ 」である度合いが大きい, ということを表すためである。

また, $h_A(*)$ は規則に対する入力が欠けたとき, $h_*(x)$ は入力に対する規則が存在しないときを表し, そのときのグレードをそれぞれ次のように定める。

$$\left. \begin{array}{l} h_A(*) = c_1 \\ h_*(x) = c_2 \quad (0 \leq c_1, c_2 \leq 1) \end{array} \right\} \quad (16)$$

例えば, (15) 式の漸化式を解くことによって得られた規則 R^1 の経路 $\bar{p}^1$ が

$$\left. \begin{array}{l} A_{11} \quad * \quad A_{12} \quad A_{13} \quad * \\ x'_1 \quad x'_2 \quad * \quad x'_3 \quad x'_4 \end{array} \right\} \quad (17)$$

であつたとする。ここで, 入力 x' は時系列と考える。通常のファジー推論法⁽¹²⁾では, それぞれの規則に対する入力のグレードの最小値を適合度としている。FIDP マッチングではデータの欠落やノイズなどによるパターンの挿入や脱落に対して, (16)式を用いて対応している。

規則に対応する入力が存在しないとき, つまり $(A, *)$ となる組合せのとき, 「対応する入力が存在しなければならない」場合は c_1 の値を小さく, 「入力は存在しなくてもよい」場合は c_1 の値を大きくとればよい。なぜならば, 規則に対する適合度は一般には各メンバシップ関数のグレードの最小値を用いることから, 最も小さなグレードに適合度は設定される。従って, 入力が欠けた場合, 適当なグレードを与えることによって, 適合度が 0 となってしまうのを防ぐことができる。

また c_1 と同様に, 入力に対応する規則が存在しないとき, つまり $(*, x)$ となる組合せのとき, 「対応する規則は存在しなければならない」場合は c_2 の値を小さく, 「規則は存在しなくてもよい」場合は c_2 の値を大きくとればよい。

このようにして得られたグレードに対し, 規則 R^1 の適合度 w_1 は

$$w_1 = h_{A_{11}}(x'_1) \wedge h_*(x'_2) \wedge h_{A_{12}}(*) \wedge h_{A_{13}}(x'_3) \wedge h_*(x'_4) \quad (18)$$

となり, 規則 R^2 に対する適合度も同様にして得られる。ここで, $x \wedge y$ は x, y の下限を表す。

次に, 規則の後件部においての過程を述べる。本論文で提案する FIDP マッチング法は間接法, 直接法のいずれの方法に対しても適応が可能であるが, ここでは簡略間接法⁽¹³⁾について説明する。

$$w_1 = h_{B_1}(y_1) \quad (19)$$

$$w_2 = h_{B_2}(y_2) \quad (20)$$

を満たすような y_1, y_2 を求め, これらを規則 R^1, R^2 の推論結果とする。全体の推論結果を y^0 とすると, y^0 は y_1 と y_2 の適合度 w_1, w_2 による重み付き平均により次式で与えられる。

$$y^0 = \frac{w_1 y_1 + w_2 y_2}{w_1 + w_2} \\ = \frac{w_1 h_{B_1}^{-1}(w_1) + w_2 h_{B_2}^{-1}(w_2)}{w_1 + w_2} \dots\dots\dots (21)$$

3. 認識実験

本論文で提案する FIDP マッチング法の有効性を調べるためにジェスチャー認識の実験を行った。

〈3・1〉 実験機器構成 本実験の機器構成を図 3 に示す。2 台の CCD カメラをカラーイメージトラッカ⁽¹⁴⁾に接続する。イメージトラッカとは、入力された画像情報から特定の色を抽出し、その重心座標を計算し、重心の動きをリアルタイムに追跡する機器である。そして 2 台のカメラの情報からステレオ視によって三次元座標を計算する。

〈3・2〉 実験方法 色の情報を抽出するためには、測定したい箇所の色と背景の色とが異なる必要がある。従って背景はすべて黒とし、測定したい部位に背景の色と異なる色の付いたマーカを装着し測定を行った。

マーカを付けた箇所は右手の指先、肘、肩と左手の肩の計 4 箇所である。1 秒当たりのフレーム数 60 で 5 秒間測定を行った。

認識に用いたジェスチャーは図 5 に示すように、(1) 左、(2) 右、(3) 上、(4) 下、(5) 円、(6) 止まれるの計 6 種類である。それぞれの動作に対して被験者 1 人当たり五つのデータを得た。被験者は 6 人である。

図 3 動作認識システム
Fig. 3. Gesture recognition system.

図 4 マーカの位置
Fig. 4. Position of markers.

ジェスチャーの動作はいずれも椅子に座った状態で行い、手はひざの上から動作を開始した。(1)～(4)の動作はそれぞれの方向に対して 2 回手を振る。(5)の動作は腕を鉛直に上げ時計回りに 1 回転させる。(6)の動作は腕を鉛直に上げ、水平に手を前に突き出すというものである。

〈3・3〉 特徴抽出 本実験で行ったジェスチャーの動作は手の動きが主なため、肩に対する右手指先の相対座標を特徴抽出に用いた。

(1) スプライン補間によるデータの平滑化 本実験では、2 台のカメラによる色情報のトラッキングと 3D 視のため、トラッキングの精度が問題となる。トラッキングに失敗すると、データはがたついたものになる。そこで、離散データを滑らかに補間するために、スプライン補間を用いた。

ここで用いたスプライン補間式⁽¹⁵⁾を示す。

$$t_{k+1}P_k + 2(t_{k+1} + t_{k+2})P_{k+1} + t_{k+1}P_{k+2} \\ = \frac{t_{k+1} + t_{k+2}(t_{k+1}^2(P_{k+2} - P_k))}{3} \quad (1 \leq k \leq n-2) \dots\dots\dots (22)$$

ただし、 P_k : k 番目のスプラインセグメントの端点の位置ベクトル、 t_k : k 番目のセグメントの始点のパラメータ値、 t_{k+1} : k 番目のセグメントの終点のパラメータ値

一動作に対しデータを 1/20 に間引きした後、三次スプ

図 5 各ジェスチャーの動き
Fig. 5. Movements of each gesture.

図 6 スプライン補間の例
Fig. 6. Example of spline interpolation.

図 7 三次スプラインによる曲線の表記法
Fig. 7. Notation to express curves by the 3-rd order splines.

ライン曲線を用いて補間した。図 6 に、スプライン補間によるデータ平滑化の効果を示す。なお図中、補間後のデータは見やすいように x 軸方向へ平行移動して示してある。スプライン補間による効果にはデータ量の低減、データの平滑化以外にも、認識のための演算データ量を大幅に低減できることなどが挙げられる。

(2) 動作開始点の認識 ジェスチャーを認識するためには、動作の開始点を認識する必要がある。そこで数フレーム分の窓を設け、その窓内での分散によって動作開始点を推定した。

(3) パターン分離 スプライン補間によるデータの平滑化と、動作の開始点の同定の後、ジェスチャーのパターンの分離を行った。

まず、6 種類ある動作から「止まれ」を分離した。「止まれ」は手の動きが他の動作に比べて小さく、停止している時間が大きい動作である。そして、ジェスチャーの動作開始の認識と同じように数フレーム分の窓をかけ、その窓内での分散がある値以下になったときその動作を「止まれ」とみなした。

次に、「止まれ」以外の動作に対して各軸の極大値、極小値に注目した。イメージトラッカの精度や動作のふらつきのために、スプライン補間を行った後でも小さな極小、極大点が生じてしまい、そのまま通常ファジー推論を行うことは困難である。そこで、本論文で提案する入力と規則を適応的に対応させる FIDP マッチングを用いた。

図 8 FIDP マッチング部への入力
Fig. 8. Inputs to FIDP matching part.

FIDP マッチングへの入力として、直前の極値との差を用いた (図 8 参照)。また、FIDP マッチングのパラメータ [(16) 式] をそれぞれ $c_1=0.8$, $c_2=0.2$ と設定し、規則に対して入力が欠けた場合の内挿値を大きくとり、グレードが小さくなるというペナルティーが小さくなるようにした。

また、FIDP マッチングに用いる規則として

- $$\left. \begin{array}{l} R^1: \text{if 1st input is PB and 2nd input is NB} \\ \quad \text{then gesture is circle with true} \\ R^2: \text{if 1st input is NB and 2nd input is PB} \\ \quad \text{then gesture is circle with very true} \\ \dots\dots\dots (23) \end{array} \right\}$$

などといった規則を用いた。

〈3・4〉 認識結果 被験者 6 人のうち 4 人のデータをファジー規則作成用に用いた。このデータを用いて作成した規則は 28 個である。そして、残りの 2 人のデータを評価用データに用いた。その結果を表 1 に表す。規則作成用データの認識率が 93.3% に対して、評価用データの認識率は 91.7% となった。

また、比較のために入力数を固定した通常ファジー推論法の一つである簡略間接法を用いて認識を行った。いずれの方法に対しても前処理としてスプライン補間によるデータの平滑化を行い、1 秒当たり 3 フレームのデータを用いて補間を行った。使用した規則数は FIDP マッチング、簡略間接法を用いた方法では 28、ファジー連想記憶を用いた方法では 20 とし、メンバシップ関数は同等のものを用了。また、簡略間接法を用いた方法において実際の入力が規則の入力数からあふれたときは、あふれた入力を無視した。また、入力数が規則の数より少ないときはその入力を 0 とした。

表 2、表 3 に結果を示す。簡略間接法での評価用データの認識率は 75.0%、ファジー連想記憶を用いた方法では認識率は 48.3% となった。認識率に比較的大きな差が生じた理由は簡略間接法、ファジー連想記憶ともに用いた規則やメンバシップ関数を FIDP マッチングのものと同等

表 1 FIDP マッチングによる認識率
Table 1. Recognition rate using Fuzzy Inference
DP-matching.

規則作成用データ		
動作	認識できた数/サンプル数	認識率
left	17/20	85%
right	18/20	90%
up	19/20	95%
down	20/20	100%
circle	19/20	95%
stop	19/20	95%
Total	112/120	93.3%
評価用データ		
動作	認識できた数/サンプル数	認識率
left	6/10	60%
right	10/10	100%
up	9/10	90%
down	10/10	100%
circle	9/10	90%
stop	10/10	100%
Total	55/60	91.7%

表 2 従来のファジー推論法による認識率
Table 2. Recognition rate using conventional
fuzzy inference.

評価用データ		
動作	認識できた数/サンプル数	認識率
left	6/10	60%
right	9/10	90%
up	8/10	80%
down	7/10	70%
circle	5/10	50%
stop	10/10	100%
Total	45/60	75.0%

表 3 ファジー連想記憶を用いた方法による
認識率
Table 3. Recognition rate using fuzzy associative
memory.

評価用データ		
動作	認識できた数/サンプル数	認識率
left	4/10	40%
right	4/10	40%
up	5/10	50%
down	3/10	30%
circle	3/10	30%
stop	10/10	100%
Total	29/60	48.3%

のものを使用したためと考えられる。従って、入力数の変化に対応できなかったために低い認識率となったと考えられる。

〈3・5〉 考 察 表 1 より、ほぼ不特定の人間の動作に対しても認識できることがわかる。ただし、“left”の認識率が 60%と低かったのは、一人の被験者の動作が非常に特異的であったためである。この被験者の“left”の動作は左に手を振るときに腕が上下してしまい、その結果、動作を間違えやすくなってしまった。

表 1～表 3 より、提案する FIDP マッチングを用いた方法のほうが通常のファジー推論やファジー連想記憶を用いた方法に比べて認識率が高いことがわかる。なぜなら、後者のファジー推論では動作のぶれによって生じる入力も評価してしまうためである。これに対し、FIDP マッチングによる推論は不必要な入力を排除し、正しい入力のみを評価しているために高い認識率が得られていたと考えられる。

比較のため、規則作成用の被験者と評価用の被験者を一部入れ替えて同様の認識実験を行った。その結果、提案する FIDP マッチングを用いた方法では、規則作成用データに対しては 92.5%、評価用データに対しては 91.7%の認識率が得られた。

一方、通常のファジー推論を用いた方法では 77.5%とほぼ同様の認識率が得られた。

これらの結果より、本論文で提案する FIDP マッチング法は不特定者のジェスチャーの認識を可能とする手法として有効であるといえる。また、少ない規則で認識を行えることから汎用性も有すると思われる。

4. む す び

ファジー推論に DP マッチングを導入したファジー推論 DP マッチング (Fuzzy Inference DP matching ; FIDP matching) 法を提案した。従来のファジー推論法ではデータの欠落やノイズなどによってある入力に対する適合度が 0 近くになる場合がある。このようなとき、たとえ他のすべての入力に対する適合度が高くても極めて低い値になってしまう。一方、提案する FIDP マッチング法はノイズの多い入力に対しても柔軟に対応することが可能である。そして、提案する方法をジェスチャーの認識に用いて、規則作成用データに対しては 93.3%、評価用データに対しては 91.7%という高い認識率が得られた。

同時に簡略間接法、ファジー連想記憶による認識との比較も行い、提案方式による認識のほうが高い認識率を得られることを確認した。

最後に、日ごろ御指導いただく中川正雄教授に深く感謝いたします。また、技術研究組合国際ファジィ国際研究所 牛田博英氏、井村 敦氏、佐藤友彦氏、宇都宮大学 山口亨助教授には貴重な助言と資料をいただきました。

(平成 6 年 6 月 27 日受付)

文 献

(1) 大西 剛・竹村治雄・伴野文郎：「手振りを用いたユーザインタフェースに関する一検討」, HC90-23, 59
(2) 高橋勝彦・関 進・岡 隆一：「ジェスチャー動画像のスポンティング認識」, 信学技報, IE92-134, PRU92-157 (平 5)
(3) 牛山ひとみ・広田克彦・村上公一：「時系列ネットワークを用いたジェスチャー認識」, 第 6 回 HI シンポジウム, p.187 (平 2)
(4) 田口ひとみ・西山聡一・柿本正憲・村上公一：「ニューラルネットを用いた身振り認識」, 情報処理学会第 43 回 (平成 3 年後

- 期), 1S-3, p. 2-247
- (5) 佐藤勇次・山口 亨: 「連想推論による動作指示認識」, 日本フ
ァジィ学会関東支部第1回ミニワークショップ (平5)
 - (6) 吉原道宏・山口 亨: 「連想システム構築ツール」, 同上 (平5)
 - (7) 牛田博英・山口 亨・高木友博: 「ファジィ連想記憶を用いた
動作認識」, 信学論 掲載予定
 - (8) L. A. Zadeh: "Fuzzy sets", *Information & Control*, 8, p. 338
(1965)
 - (9) E. H. Mamdani & S. Assilian: "An Experiment in Linguistic
Synthesis with a Fuzzy Logic Controller", *Int. J. Man-
Machine Studies*, 7, 1 (1975)
 - (10) 上坂吉則・尾関和彦: パターン認識とアルゴリズム (平2) 文一
総合出版
 - (11) 粕江博昭: 「連続発声した単語音声を効率的に認識する2段DP
マッチング」, 日経エレクトロニクス, p. 171 (平5-11-7)
 - (12) H. Sakoe & S. Chiba: "Dynamic Programming Optimization
for spoken Word Recognition", *IEEE Trans. Acoust., Speech
& Signal Process*, ASSP-26, No. 1, 43 (1978)
 - (13) 菅野道夫: ファジィ制御 (昭63) 日刊工業新聞社
 - (14) LAVIC システム, 色抽出カメラ (MCE-1100), 3次元座標計
測装置 (MAS-3000), (株)エムテック
 - (15) D. F. Rogers & J. A. Adams: *Mathematical Elements for
Computer Graphics* Second Edition (1990) McGraw Hill

北 田 豊 浩 (非会員) 1971年9月12日生。1994年3月慶
應義塾大学理工学部電気工学科卒業。現在, 同
大学大学院理工学研究科修士課程在学中。ファ
ジィシステムの研究に従事。

萩 原 将 文 (正員) 1959年10月29日生。1987年慶應義塾
大学大学院博士課程修了。現在, 同大学講師。
1991年より2年間アメリカStanford大学訪問
研究員。ニューラルネットワーク, ファジィシ
ステムの研究に従事。工学博士。1986年丹羽記
念賞, 1987年電子情報通信学会学術奨励賞,
1990年IEEE論文賞受賞。