

# 力覚提示装置を用いた仮想毛筆書字システムによる技能的動作の解析

平 俊男・山岡 信介\*

A Study of Calligraphic Skill by Virtual Brush-Writing System with Haptic Device

Toshio HIRA and Shinsuke YAMAOKA\*

Human handwritten characters involve much distinguishable appearance by each individual. Especially, brush-writing, such in Japanese or Chinese calligraphy, is very skillful action, since the writer is required to activate the technique, such as the pullout 'Harai', the stop 'Tome', and flick 'Hane', with softness of the brush. In this article, we implemented a virtual brush-writing system with the pen-style haptic device which enables human-computer interaction through the touch with force-feedback. The system provides the reaction force against the virtual paper, and records the brush stroke by means of brush-tip position and pressure during the virtual writing. In order to describe the strokes by each writer, we utilized Hidden Markov model (HMM). It is regarded as that the observation sequence and hidden state, in terms of HMM, are corresponding to the stroke (pressure and velocity sequence) and the calligraphic technique, 'Harai' etc. The model was trained by the stroke of six writers, and these models were experimentally verified for classification and evaluation of the similarity among the strokes of each writer. It might be considered that the likelihood through the HMM parameters suggests the performance of calligraphic skill of each writer.

## 1. はじめに

一般に人間の技能的動作は、視覚や力覚、聴覚などの感覚刺激に基づく反応として実現されており、その動作規範の多くは非言語的知識に基づいている。また、感覚器から得ている膨大な感覚刺激をどのように処理することで人間が動作を決定しているかは、未だ不明確である。これに対するアプローチとして、人間の技能的動作の機械化によって技能を理解しようとする試みが人工技能<sup>(1)</sup>と呼ばれる分野を形成しつつある。ここでは、(1)身体経験がその動作習得に大きく寄与する、(2)他者に動作規範を伝える場合に、たとえば「躍動する態勢を内にひめ、力強さをもたせる」「鳥がえさを啄むような感じにまとめる」(いずれも楷書書字の点画の説明。文献(2))のよう<sup>(2)</sup>に比喩や定性的な語彙が多用される、(3)経験としていったん習得すると容易には忘れない、などの特徴を持つものを技能的動作と呼ぶこととする。

本研究では、技能的動作の例として毛筆書字をとりあげる。毛筆書字は筆先の柔らかさを利用するため、硬筆

\* 機械制御工学専攻 2008 年度修了生、現奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科

による書字と比べ、はねやはらい、とめといった筆法が表現しやすく、書者固有の動作が多く含まれていると考えられる。書字動作の記録にあたっては、実筆ではなく力覚提示装置を用い、仮想的な空間内で生じる筆先と紙面との接触による反力を書者に提示することで書字過程を再現するシステムを構築する。また、書字動作は、同一人物によるものでさえばらつきがあるために統計的取扱いが必要となるので、時系列データを確率的な遷移過程として取扱い、音声認識などに広く用いられている隠れマルコフモデル<sup>(3)</sup>によってモデル化を試みる。得られたモデルのパラメータには書者の動作特徴が表現されていると考えられ、この解析を試みる。

## 2. 背景

### 2.1 技能的動作と仮想現実感技術

近年、仮想現実感 (Virtual Reality: VR) 技術の発展とともに、従来は主に視覚的に与えられていた現実感に力覚を加えることで教育や訓練、技能伝承を支援する試みが様々な分野でみられる。たとえば、書道や陶芸技術、宮大工などのような伝統技能に対しては、従来、映像に

よる動作の記録が主であったが、仮想現実感技術を用い力覚をも含んだ保存や伝承への利用が試みられており<sup>(4)</sup>、製造分野においても技能伝承を目的に、力覚を含むVR技術を用いてクレーン操作を取扱った例<sup>(5)</sup>などがみられる。

本稿でとりあげる毛筆書字に対して力覚提示装置を用い仮想毛筆書字システムを構築する理由としては、筆先の柔らかさなどの条件をパラメータの変更のみにより表現できることや、運筆動作の記録を実時間で行えることなどが挙げられる。また、記録のみだけでなく力覚を提示できる双方向性を利用することで同じシステムを用いた教示の可能性を考慮している。ただし、実筆による書字と比較して違和感のない現実感を提示することが鍵となる。

## 2.2 書字に対するアプローチ

書字動作に対して、3次元的な運筆については、2台のカメラとビデオトラッカーを用いた計測とそれを用いるロボットアームの制御<sup>(6)</sup>などがみられ、筆圧については、ペン先のロードセル及び加速度計による分析<sup>(7)</sup>などがみられる。また毛筆書字に特有の筆跡（墨跡）に関しては、毛筆の動的特性を近似したモデルによる毛筆文字の生成<sup>(8)</sup>や、電子ペンによる文字入力の際に筆速や筆圧をもとに運筆状態を分類しその遷移規則を用いた毛筆文字出力<sup>(9)</sup>、e-brushと呼ぶ毛筆・インクの幾何学的・物理的モデル<sup>(10)</sup>、これらとは逆に筆跡のみからの毛筆モデルパラメータの推定<sup>(11)</sup>などがみられる。

書字学習の支援としては、力覚提示装置を用い運筆を誘導することで体感的に学習させるシステム<sup>(12)</sup>、毛筆型入力デバイスを用い、仮想空間と現実空間を融合させたシステム<sup>(13)</sup>、力覚提示における訓練者の主体的動作に注目した教示システム<sup>(14)</sup>などがみられる。

## 2.3 技能的動作のモデル化

技能的動作については、その同定を目的としてペグの挿入作業のインピーダンス時系列を隠れマルコフモデルにより表現する試み<sup>(15)</sup>、包丁砥ぎを例に、3次元動作と筋電のデータから繰返しパターンを見出すことで知識表現を可視化する試み<sup>(16)</sup>などがみられる。技能的動作を隠れマルコフモデルにより表現することについては、ニューラルネットワークなどに比べ、パラメータを物理的意味のある表現として解釈、記述することが可能になるとの指摘<sup>(17)</sup>がある。



Fig.1 Implemented experimental device

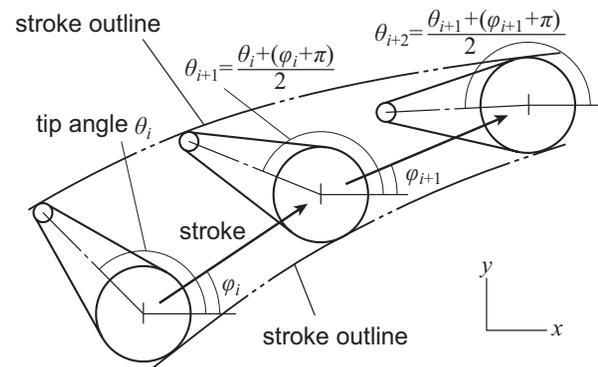


Fig.2 Model of brush tip

## 3. 仮想毛筆書字システム

### 3.1 システムの概要

実装した仮想毛筆書字システムの外観を図1に示す。システムに用いる力覚デバイス PHANTOM Omni (SensAble Technologies 社製) は、3次元空間中のスタイラスの位置と角度の6自由度を取得可能なものである。スタイラス位置の検出分解能は160×120×70 mm (幅×奥行き×高さ)の空間において450 dpiである。力については3自由度を持ち最大3.3Nの出力が可能である。本システムは柔らかな筆先を持つ仮想的なペンを想定し、仮想紙面との接触により生じる反力を書者に提示し、同時に筆先と紙面の接触形状の変化を反映する筆触パターンを描画することで毛筆書字過程を再現する。反力はいわゆる筆圧に相当する。なお、筆跡の表現では、墨の掠れや筆触部の周囲への滲みは考慮しない。

### 3.2 筆先の押込みによる反力

毛筆書字を特徴付けているものに筆先押込み量に対する反力と筆先と紙面との接触形状の変化があげられる。書者に提示する反力 $f$ は、筆先の紙面への接触開始位置からの押込み量 $d$ に対して、

$$f = kd^2 \quad (k \text{ は正の定数}) \quad \dots\dots\dots (1)$$

とし、押込み量の2乗に比例して大きくなるものとしている。筆先太さ  $r$  については、

$$r = \begin{cases} 1+ad & (d \leq d^*) \\ r_{\max} & (d > d^*) \end{cases} \quad \dots\dots\dots (2)$$

のように比例定数  $a$  を用いて、押込み量  $d$  に対して線形に変化し閾値  $d^*$  を超えたところで飽和するものとしている。本システムでは実筆による測定値を参照し、押込み量に対する反力の比例定数  $k = 0.04$  [N/mm<sup>2</sup>]、筆先太さに対する押込み量の閾値  $d^* = 9$  [mm]、 $r_{\max} = 7.2$  [mm] としている。

### 3.3 筆先の移動による接触形状の変化

毛筆書字では、側筆と呼ばれる筆法によって筆圧を変えることなく線の強弱を付けることが行われている。これは筆先先端の方向がストロークとともに毛筆の進行方向と逆方向に近づき、線が細くなることで実現されている<sup>(8)</sup>。

ここでは、毛筆移動速度に関する閾値を設け、これを越えている場合、図2に示すように角度  $\varphi$  で運筆される筆先先端角度  $\theta$  について、

$$\theta_{i+1} = \frac{\theta_i + (\varphi_i + \pi)}{2} \quad \dots\dots\dots (3)$$

$$\text{ただし } \varphi_i = \tan^{-1} (\Delta y / \Delta x)$$

を逐次的に計算することで、文献(8)と同様に筆先先端がストロークの進行につれて進行方向と逆方向に向いていくことを表現している。

### 3.4 力覚および視覚の処理

本システムは、DELL社製 DIMENSION 8400 (CPU: Intel Pentium4 2.8GHz, メモリ 1GB) のパーソナルコンピュータ上に実装されており、Windows XP Professional SP2 上の Visual Studio 2008 Express Edition において C++ で記述されている。描画及び力覚デバイスとのデータ伝送は Microsoft DirectX SDK March 2008 (Microsoft 社製) および OpenHaptics Tool Kit version 2.0 (SensAble Technologies 社製) を用いた。任意の視線変更が可能とした画面には仮想空間上に存在するペン及びその影、紙面と筆先との接触形状の変化を反映した筆触パターンを描画し、この画面は 40fps で更新される。なお、書字中のペン位置の記録及び反力の算出と出力は 1000Hz で行う。

### 3.5 隠れマルコフモデルによる書字動作の表現

隠れマルコフモデル (Hidden Markov Model: HMM) は、時系列データを確率的に出力するモデルであり、その  $N$  個の状態  $S = \{S_1, \dots, S_N\}$  (時刻  $t$  における状態を  $q_t$  と表す) と  $M$  個の出力シンボル  $V = \{v_1, \dots, v_M\}$  について、状態間の遷移確率を表す行列  $A = \{a_{ij}\}$

$$a_{ij} = P(q_{t+1} = S_j | q_t = S_i) \quad (1 \leq i, j \leq N) \quad \dots\dots\dots (4)$$

と、各状態における出力シンボル  $v_k$  の確率分布  $B = \{b_j(k)\}$

$$b_j(k) = P(v_k \text{ at } t | q_t = S_j) \quad (1 \leq j \leq N, 1 \leq k \leq M) \quad \dots\dots\dots (5)$$

初期状態の分布  $\pi = \{\pi_i\}$

$$\pi_i = P(q_1 = S_i) \quad (1 \leq i \leq N) \quad \dots\dots\dots (6)$$

によって  $\lambda = (A, B, \pi)$  と記述される。観測可能なのはシンボル系列  $O = o_1 o_2 \dots o_T$  ( $o_T$  はシンボル  $V$  のうちのいずれかであり、 $T$  は観測シンボル系列の長さを表す) のみであり、シンボルを出力するモデル内部の状態遷移は一意には定まらない。このような HMM について、(1)  $\lambda = (A, B, \pi)$  が観測されたシンボル系列  $O = o_1 o_2 \dots o_T$  を出力する確率  $P(O | \lambda)$  の効率的な計算、(2) 観測されたシンボル系列  $O$  に対応する最も可能性の高い状態遷移系列  $Q = q_1 q_2 \dots q_T$  をどのように選ぶか、(3) シンボル系列  $O$  を出力する確率  $P(O | \lambda)$  を最大化する  $A, B, \pi$  をどのように求めるかの問題がある。問題(1)では Forward-Backward 法、問題(2)では Viterbi アルゴリズムが知られている。問題(3)は観測シンボル系列をトレーニング系列としてモデルパラメータを求める問題であり Baum-Welch 法と呼ばれる解法が用いられる<sup>(3)</sup>。

以上に示したような隠れマルコフ過程として毛筆書字動作をみると、運筆位置や速度、紙面からの反力などを観測シンボル系列、「はね」や「はらい」などの動作の意図を状態としてモデル化することが可能であると考えられる。すなわち、このモデルは人間が書字を行う際、陽には現れない意図の推移を状態遷移として表現できるモデルであると考えられる。

## 4. 実験結果および考察

### 4.1 書字課題及び筆跡

ここでは、「永」の楷書書字を課題として与える。「永」の字には永字八法と呼ばれる8種の技法、点(側)、横画(勒)、縦画(弩)、はね(趯)、右上がりの横画(策)、



Fig.3 Handwritten characters

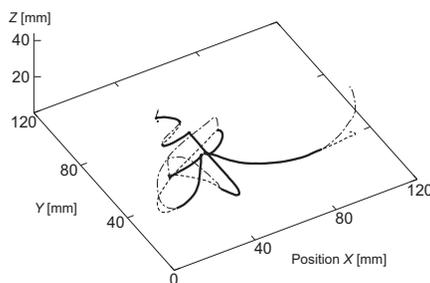


Fig.4 An example of 3D-stroke

長い左払い (掠), 短い左払い (啄), 右払い (磔) が含まれるとされている<sup>[2]</sup>. 図3に6名の実験協力者AからF(19~22歳, すべて男性, 右利き)による筆跡を示す. 書字にあたり手本となるものは何も見せない. なお, 書者Fのみが書道の有資格者である. 図4は, システムによって記録された運筆の一例であり, 実線が実画, 一点鎖線が空画, 破線が空画を紙面に垂直に投影したものである. 本稿ではとりあげないが, この記録により運筆を3次元的に解析することが可能である.

#### 4.2 運筆及び筆圧・筆速に関する定性的観察

6名の書者それぞれについて, 図5に運筆軌跡を紙面に投影したもの, 図6に筆圧と筆速を示す. これらの図においても図4と同様に実線は実画, 破線は空画に対応している. それぞれの書者によって書字に要する時間が異なるために, 時間軸は書字開始時を0, 書字終了時を1に正規化し, 書字開始直前-0.05から終了直後1.05の間をプロットの対象としている. 筆速については, 紙

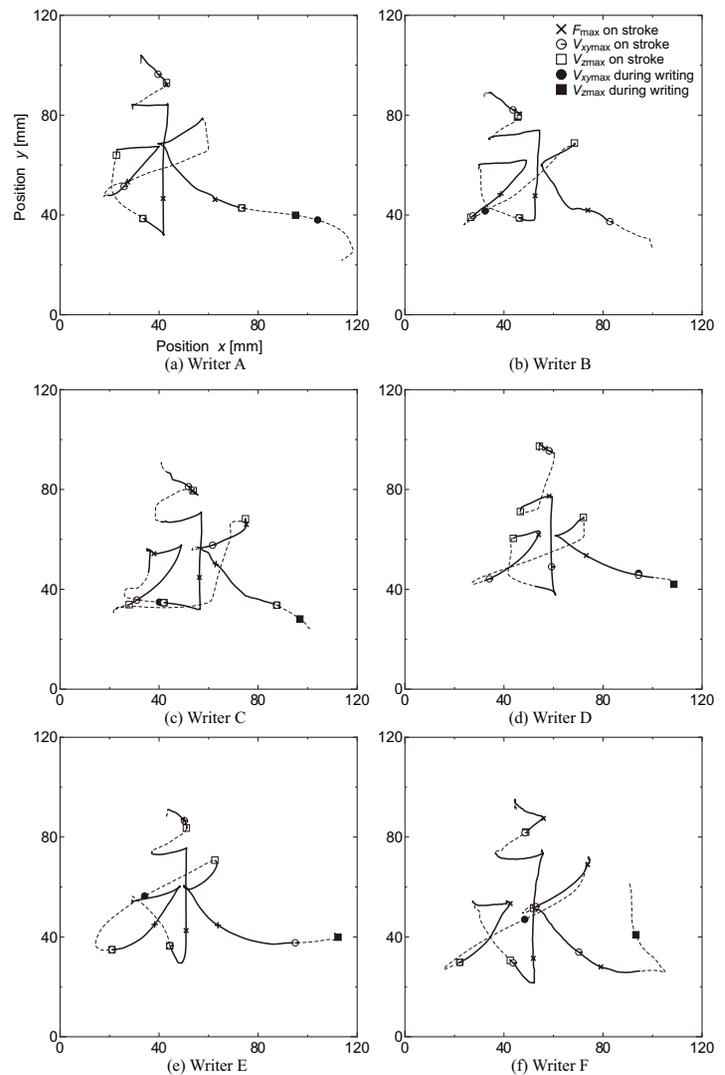


Fig.5 Skeletal strokes

面の面内(水平)成分  $V_{xy}$  と垂直成分  $V_z$  とを分けて取扱っている. 図5には, 各ストローク中での最大筆圧, 最大速度及び書字過程全体を通してそれらが最大であった点を付している. 以下に, これらの運筆及び筆圧・筆速を定性的に観察した結果を述べる.

第1画の起筆部では6名全てが筆圧, 速度とも類似の傾向を示すが, 取筆の直前に5名の書者が面内速度  $V_{xy}$  をほぼ0に落としている(明確に静止させていたのは書者B, C, F)のに対して, 書者Dは相対的には減速させているものの筆先を止めることなく第2画へ連なる空画へ運筆していることがわかる.

第2画は横画の後に転折し, 縦画, はねへと移行する. 転折時には, 書者Dを除いた5名の書者が面内速度を0にしていることがわかる. 一方, 縦画を終えはねにいたる転折においては, 全ての書者が面内速度をほぼ0に落としている. さらに書者Fには横画から縦画への転折時に筆を軽く抜く動作がみられることが, 筆圧の低下によりわかる. 同様の筆圧の低下は, Fほど顕著ではな

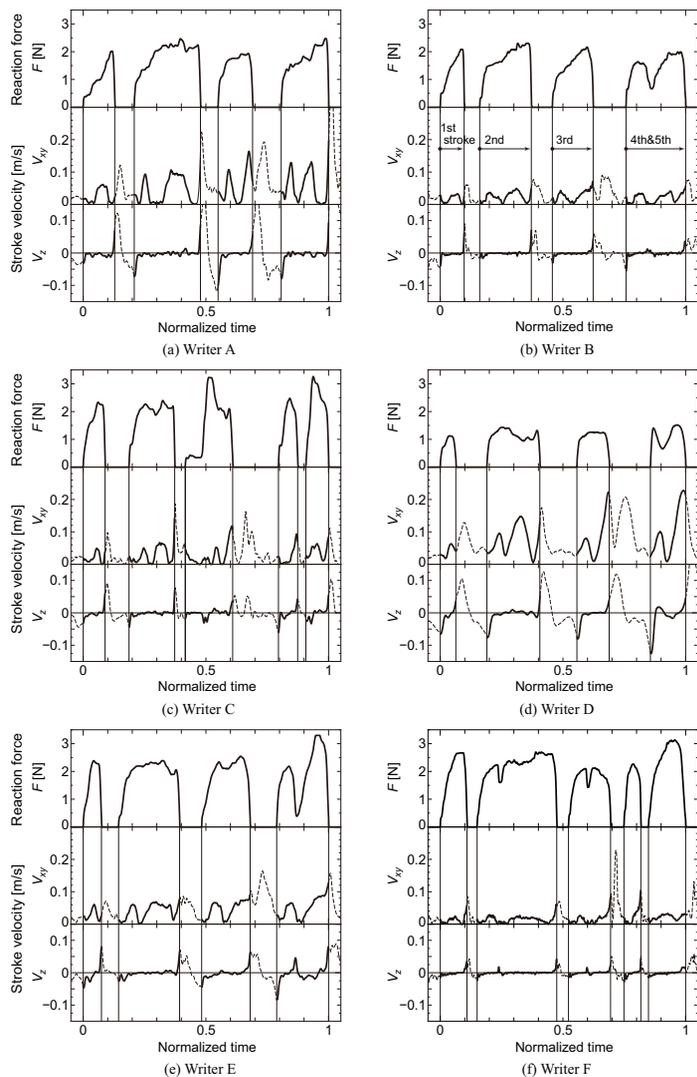


Fig.6 Time vs. reaction force (pressure) and velocity

いが書者Cにもみられた。また、はねの際に第2画中の水平方向、垂直方向ともに最高速度となる事が書者Dを除いた5名で確認できたが、特に書者CとFのはねの面内速度については横画、縦画時の最高速度と比べて2倍以上となっていることがわかる。

第3画は右上への短いはらいの後に左下への長いはらいとなる。書者Fについては第2画と同様に転折時の筆を軽く抜く動作が確認できる。左下への長いはらいについては、面内速度を起筆から収筆まで比較的単調に増加させる書者(CとD)、起筆から増加させた後、その速度をしばらく保った後、収筆でさらに増加させる書者(B, E, F)、起筆から単調に増加させた後、収筆に際し減少させる書者(A)がみられた。また筆圧については、書者Fのみで、転折の前後においてピークとなる様子がみられた。

第4画、5画では、書者CとFを除き筆先を紙面から離すことなく連続的に書かれているが、第4画の収筆後に面内速度をほぼ0に落としてから第5画に移行する

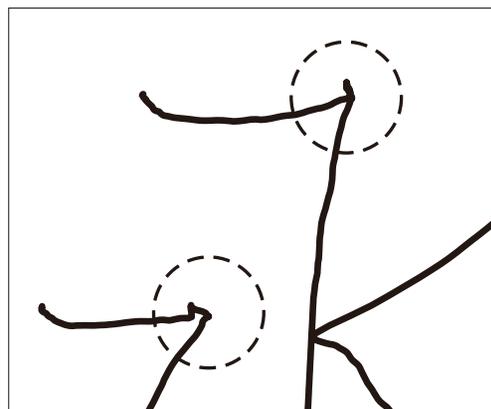


Fig.7 Characteristic stroke at corner

ことが全ての書者に共通している。この時、書者Aを除いて筆圧を抜いている。また、第5画の右はらいでは、第3画後半の長い左はらいと同様の速度推移を示す書者(D, E)と、送筆中に最大筆圧となる付近で筆先をいったん減速した後にはらう書者(A, B, C, F)がみられた。ただし書者Aは、はらう前の筆先の静止期間が他のものに比べ長い。

書字全体の比較では、紙面に垂直方向の筆速 $V_z$ について、とめ、はね、はらいの後に筆先が紙面を離れてからも上向き速度が増加する傾向が、書者AとDにみられた。他の4名では、紙面から筆先が離れる瞬間に上向き速度がほぼピークとなっている。筆圧に関しては、書者Dは他の書者と比べ半分程度であった。

書者Fの運筆では、第2、3画の転折部において図7に示すようないわゆる三折<sup>(2)</sup>がみられた。このような運筆は他の書者では観察されていない。

#### 4.3 隠れマルコフ過程による運筆動作のモデル化

書者A～Fの運筆をそれぞれ5セットずつ記録し、書者ごとにそれぞれ4セットを訓練データとしてモデルパラメータ $A, B, \pi$ を得た。観測シンボル系列には筆圧、筆速の面内成分及び垂直成分を用いシンボル数 $M=1000$ 、系列長さ $T=1100$ である。状態数は $N=10$ とした。

図8に各書者のモデル(記号 $\lambda$ の下添字が書者を示す)が観測シンボル系列を出力する対数尤度 $\log P(O|\lambda)$ を示す。図中、記号○は訓練セットに対する対数尤度の平均値、記号×はモデルと同一の書者による観測シンボル系列に対する対数尤度、記号●は他の書者5名それぞれ4つの観測シンボル系列に対する対数尤度の平均を示し、誤差棒は標準偏差を示している。

尤度は、モデルの状態推移が観測シンボル系列をうま

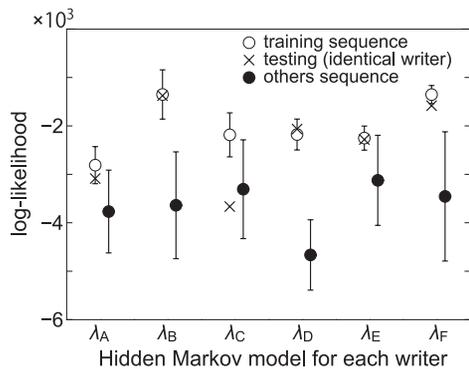


Fig.8 Writer HMMs vs. log-likelihood

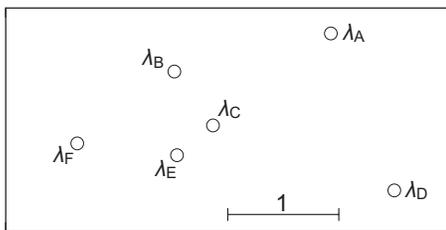


Fig.9 Distance among HMMs

Table 1 Subjective ranking

| Writer  | A   | B   | C   | D   | E   | F   |
|---------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| Average | 5.6 | 5.2 | 2.4 | 3.3 | 2.6 | 1.9 |
| S.D.    | 0.6 | 0.6 | 0.9 | 1.2 | 1.2 | 1.0 |

く説明できる尤もらしさを表し、ここでは、運筆（筆圧及び筆速）パターンが、はねやはらいといった筆法（状態）にそれぞれ対応できる可能性を表すとみなせる。図8からは、書者B及びFのモデルλ<sub>B</sub>、λ<sub>F</sub>はそれぞれの書者の運筆パターンを表現する尤もらしさが相対的に高く、書者Aについては低いことがわかる。また、訓練セットに対する対数尤度の標準偏差は、それぞれの書者の動作ごとのばらつき具合を示すと考えられ、書者D、E、Fは毎回の書字において比較的定まった運筆を行っていたと推定される。

モデルの生成に用いなかった同一書者の運筆については、書者Cを除き訓練セットとほぼ同じ尤度を示している。また、各モデルの他の書者の運筆パターンに対する尤度は自身の運筆と比べいずれも低く、特に書者B、D、Fについては明確な差がみられ、書者ごとの動作を表現するモデルパラメータが得られていると考えられる。ただし書者Cに関しては、訓練セットに用いなかった自身の運筆に対する対数尤度が他者と推定される程度まで小さく、この理由については詳細な検討の余地がある。

#### 4.4 書字動作モデルによる類似度の評価

書者ごとの動作モデル相互の類似度を Rabiner の定義による距離<sup>(3)</sup>

$$D_s(\lambda_i, \lambda_j) = [D(\lambda_i, \lambda_j) + D(\lambda_j, \lambda_i)]/2 \dots \dots (7)$$

$$\text{ただし } D(\lambda_i, \lambda_j) = [\log P(O^{(j)} | \lambda_i) - \log P(O^{(j)} | \lambda_j)] / T$$

によって評価する。これはモデルλ<sub>j</sub>からの出力シンボル系列O<sup>(j)</sup>について、モデルλ<sub>i</sub>とλ<sub>j</sub>のそれぞれに対する対数尤度の差をとり双方向に評価したものである。図9は、各モデル間の距離を多次元尺度構成法により配置したものであり、書者A、D、Fの運筆パターンがそれぞれ特徴的であること、書者B、C、Eについては相互の類似が高いことなどがわかる。

#### 4.5 筆跡に対する主観評価との比較

図3に示した書者A～Fの筆跡を対象に、本校学生30名に対するアンケートによって好ましい順に順位付けた主観評価の結果を表1に示す。書道有資格者の書者Fの筆跡が最も好ましく、次いでC、Eの順となっている。また書者A、Bについては好ましくないとの評価、書者Dについては中間的な評価であった。書者Fの書字動作については、定性的観察とHMMによるモデル化によって、楷書の基本的書法が表現されていることや書字動作において比較的定まった運筆を実現できていること、モデルの状態推移が尤もらしいことがわかっており、これらの事が主観評価に反映されていると推定できる。一方で書者Fと同様に比較的定まった運筆を行い、状態遷移の尤もらしさも高かった書者Bは低い評価となっていた。これについては、今回モデル生成に用いなかった点画構成の悪さが主観評価に反映されていると推定される。最も評価の低かった書者Aについては、モデル化において尤度が低かったことから、筆法の使い分けが明確にはみられず、このことが主観評価に反映されていると推定される。

#### 5. おわりに

技能的動作の例として柔な筆先を活用する毛筆書字をとりあげ、書者への反力提示と筆触パターンを考慮した仮想毛筆書字システムを構築した。6名の実験協力者による書字について、筆速、筆圧に注目し、定性的観察とHMMによるモデル化を行った。運筆パターンをHMMとして評価することで、同一書者でさえばらつく動作をモデル化でき、はねやはらいといった筆法が使い分けられているかといった動作の良否の推定や書者間の運筆パ

ターンの類似の評価が行えることを示した。また、動作モデルと筆跡に対する主観評価との関連付けを試みた結果、典型的な筆跡についてはモデルによる説明が可能であったが、中間的なものについては個別の検討が必要であった。

今後の課題としては、動作のモデル化にあたり、点画構成を観測シンボル列として用いることの検討、状態数などのモデル自由度の決定を系統的にする必要がある。また、動作の解析にあたっては、空画時の運筆を含む筆脈等の評価を考えている。

## 文 献

- (1) 吉川恒夫, 人工技能 — 技能の理解とその機械化 —, 計測自動制御学会誌, Vol.37, No.7, (1998), 465-470.
- (2) 明石春浦ら, 書道の入門, (1988), 25-27, 文宝堂.
- (3) Rabiner, L. R., "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition," Proc. IEEE, Vol.77, No.2, (1989), 257-286.
- (4) 藤本英雄, デジタル化による動きを伴う伝統技能の保存, 伝承, 文化資源の保存, 活用及び創造を支える科学技術の振興 科学技術・学術審議会資源調査分科会報告書 第2章, (2004), 54-69.
- (5) 綿貫啓一ら, 可搬型 VR システムと力覚呈示装置との連携による鋳型の造型作業時におけるクレーン操作の技能伝承, 機論, Vol.73, No.725, (2007), 53-58.
- (6) 山本和徳ら, 書道ロボットに関する研究 <書道運筆時の速度パターンの生成・解析とその適用>, 機講論, No.025-1, (2002), 391-392.
- (7) 三富太洋ら, 運筆動作の特性解析 (ペン先のカベクトルの制御), 機講論, No.010-2, (2001), 289-290.
- (8) 石亀昌明ら, 毛筆のモデル化による毛筆文字の作成, 情報処理研究報告 ヒューマンインターフェース, 98-HI-71, (1997), 45-51.
- (9) 真野淳治ら, 運筆状態規則を用いたひらがな毛筆文字生成について, 日本ファジィ学会誌, Vol.11, No.1, (1999), 140-148.
- (10) Xu, S., et al., "Virtual Hairy Brush for Painterly Rendering," Graphical Models, 66, (2004), 263-302.
- (11) Wong, S.T.S., et al., "Model-based Analysis of Chinese Calligraphy Images," Computer Vision and Image Understanding, 109, (2008), 69-85.
- (12) 稲見望ら, 筆記具の動きを学ぶ体感型書き方学習システム, 信学論 D, Vol.J87-D-1, No.12, (2004), 1128-1135.
- (13) 村中徳明ら, VR 技術を用いた書道学習支援システムとその学習効果, 電学論 A, Vol.123, No.12, (2003), 1206-1216.
- (14) 嵯峨智ら, 力覚の主体性を活用した教示手法に関する研究, 日本 VR 学会論文誌, Vol.10, No.3, (2005), 363-369.
- (15) 板橋界児ら, 隠れマルコフモデルを用いた作業スキルの同定, 信学技報 CST-97, (1997), 73-80.
- (16) 尾崎光芳・岡夏樹, 技能アーカイブのマイニングと可視化による技能習得支援システム, 信学技報 AI-2005, (2006), 5-10.
- (17) Hovland, G.E., et al., "Skill Acquisition from Human Demonstration Using a Hidden Markov Model," Proc. IEEE Int. Conf. on Robo. and Auto., (1996), 2706-2711.

