

## 空中筆記者識別のための学習用文字セットの検討

## Learning Character Set for Aerial Writer Identification

青木 康祐†

中井 満†

Kosuke Aoki

Mitsuru Nakai

## 1. はじめに

空中に文字を書く動作の加速度信号を用いてユーザを認証・識別する研究が行われている [1][2]。テキスト依存型的手法 [1] では、ユーザが決めた文字の筆記動作を登録するので学習に使うサンプルが少なくすむが、ユーザが登録文字を忘れてしまうと識別できない。テキスト独立型的手法 [2] では、登録時に書いた文字とは異なる文字でもユーザを識別できるので登録文字を覚える必要がないが、筆記者の癖を学習するために多くのサンプルが必要になる。そこで本研究では、少量のサンプルでテキスト独立型の筆記者モデルを学習することを目的とした。本発表では、学習サンプル数および文字種と識別率の関係について報告する。

## 2. 空中筆記者識別の原理

筆記具に任天堂の Wii リモコンを使用する。図 1 のように空中に筆記し、内蔵する加速度・角速度センサの 6 軸の信号を抽出する。センサの  $xz$  平面が筆記面、 $y$  軸がペン先方向である。図 2 に空中筆記者識別システムの構成を示す。筆記動作から取得した信号を 10 ミリ秒間隔でサンプリングし、加速度信号  $\vec{a}_t = (a_x, a_y, a_z)$  と角速度信号  $\vec{\omega}_t = (\omega_x, \omega_y, \omega_z)$  の時系列パターンを得る。時刻  $t$  の加速度  $\vec{a}_t$  と角速度  $\vec{\omega}_t$  を合わせた 6 次元の信号を  $\vec{o}_t$  とし、1 文字筆記したパターンを  $O = \vec{o}_1 \vec{o}_2 \vec{o}_3 \dots \vec{o}_T$  とする。加速度  $\vec{a}_t$  には重力加速度が加わっているため、平均加速度を求めて原点移動によってバイアス成分を除去する。また、同じ筆記者でも筆記するたびに筆記信号の振幅が異なるので、信号の大きさの平均が 1 になるように加速度と角速度の信号を正規化する。これを特徴量とし、登録時には決められた文字 (後の節で検討する) を書いてもらい筆記者につき 1 つのエルゴディック型 HMM (Hidden Markov Model) で学習を行う。識別時には、登録時と異なる任意の文字を書いてもらい筆記者  $u$  の HMM からパターン  $O$  が出力される確率が最大となる筆記者  $u^*$  を識別結果とする。

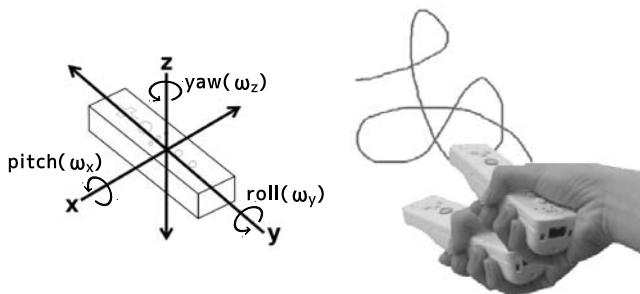


図 1: 筆記具の座標系と空中筆記の様子 (筆跡は見えない)

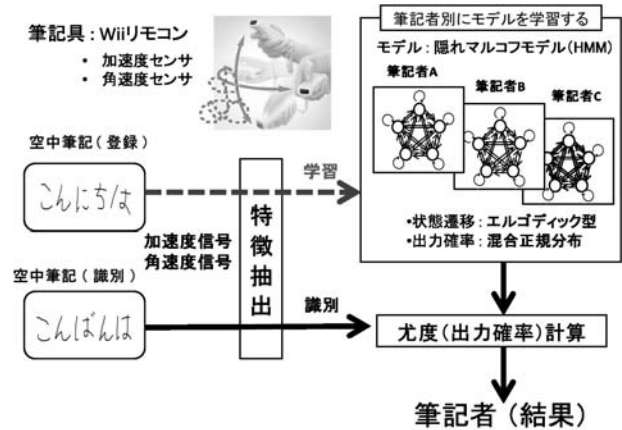


図 2: 筆記者識別システムの構成

表 1: 状態数を変化させた時の識別率 [%] の変化

状態数	1	2	3	4	5	6	...	10
識別率	78.3	85.4	88.5	89.5	90.0	90.3	...	91.4

## 3. HMM の構造を決定する予備実験

HMM の各状態の出力確率密度分布を混合正規分布で近似する。まず、状態数と正規分布の混合数を実験により決定する。登録筆記者は 20 名とした。ひらがな 46 文字種を 1 文字ずつ筆記したものを 1 セットとした。学習には各筆記者とも 3 セット (138 文字) を使用し、筆記者識別では任意の 1 文字を使用した。識別率は 5 セット (230 文字) で算出した。HMM の状態数を 1~20、各状態の混合数を 1~10 まで変化させた。表 1 に混合数 3 における状態数と識別率の関係を示す。ひらがな 46 文字すべてを学習に用いた場合、混合数が 3 で状態数が 5 以上であれば筆記者識別率が 90% 以上になる。よって、以降の実験では状態数を 5、混合数を 3 とする。

ある 1 名の HMM について、異なる文字を書いたときの確率が最大となる状態遷移を調べると図 3 のようであった。図 3 (左) は HMM の状態遷移確率を表しており、実線の方が破線よりも高いことを表している。図 3 (中) は「し」を筆記した場合、図 3 (右) は「つ」を筆記した場合の状態遷移である。ひらがな 46 文字について調べた結果、「は」や「ほ」などの似た文字や、「に」のように「し」と「こ」を組み合わせる文字は、共通の状態遷移を持っていた。この限られた文字で効率よく筆記者モデルの状態を学習できれば学習していない文字種でも筆記者識別が可能となる。

† 富山県立大学, Toyama Prefectural University.

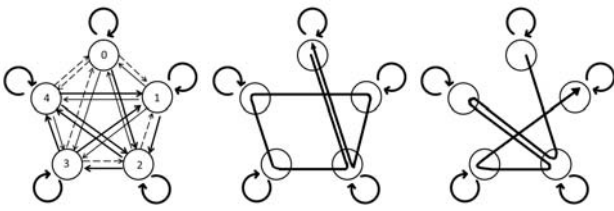


図 3: 筆記者 HMM (左), 「し」の遷移 (中), 「つ」の遷移 (右)

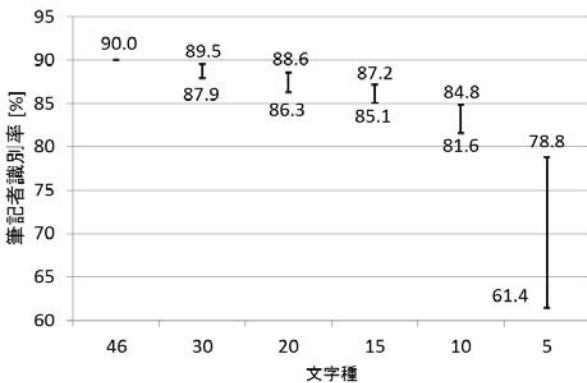


図 4: 学習文字集合と筆記者識別率の関係

#### 4. 少量サンプルで学習する筆記者識別実験

##### 4.1 文字種のみを減らした場合

学習用の文字種として、ひらがな 46 文字の中から 30, 20, 15, 10 文字種、そして 5 文字種まで減らした実験を行った。文字種を選択はランダムとして各 10 回試行した。学習には 3 節の予備実験と同じ 3 セットを使用した。筆記者識別では任意の 1 文字を使用し、識別率は 46 文字 × 5 セット (230 文字) で算出した。

実験結果を図 4 に示す。学習文字種を減らすにつれて識別率は低下した。5 文字種の場合では、学習文字種の組合せによって筆記者識別率の差が大きく現れた。したがって、筆記者の癖を効率的に学習できる文字種を選ぶことが重要となる。

##### 4.2 学習効率の良い 5 文字の組合せについて

ランダムに選んだ 5 文字と識別率の関係を表 2 に示す。5 文字種で最も筆記者識別率が高かった組合せは「き、に、ふ、み、ろ」の 78.8% であった。更に試行回数を増やして調べたところ「あ、き、な、ほ、ろ」のとき識別率が 79.4% となった。46 文字から 5 文字を選ぶ組合せは  ${}_{46}C_5$  通りある。全てを試行するのは非現実的なので、今後は、より良い組合せを効率よく探索する方法を検討する。

##### 4.3 サンプル数固定で字種数とセット数の配分を変えた場合

学習サンプルの総数を 15 文字とし、文字種の数と文字の筆記回数を変えて筆記者識別率との関係を調べた。実験は 15 文字種 × 1 セット, 5 文字種 × 3 セット, 3 文字種 × 5 セットで

表 2: 任意の 5 文字で学習したときの識別率 [%]

学習文字種	識別率 [%]
き・に・ふ・み・ろ	<b>78.8</b>
あ・え・か・け・さ	77.3
き・く・け・ぬ・ん	77.1
お・こ・ほ・め・れ	74.8
く・た・は・ま・ゆ	74.8
さ・と・ね・み・め	74.7
き・さ・な・に・ほ	71.3
た・と・れ・わ・を	70.2
か・た・つ・り・わ	66.8
い・お・へ・む・や	61.4

表 3: 同サンプル数における識別率 [%] の変化

文字種 \ 状態数	1	2	3	4	5	6
3 文字 × 5 セット	64.5	<b>71.1</b>	70.6	68.8	67.7	66.3
5 文字 × 3 セット	67.7	74.8	<b>74.9</b>	74.6	73.0	72.4
15 文字 × 1 セット	62.6	69.7	70.2	70.5	<b>70.8</b>	69.7

比較した。それぞれの文字種はランダムに 10 通り選び、10 試行の平均を識別率とした。

HMM の出力確率密度分布を 3 混合正規分布で状態数を 1~6 まで変化させた実験結果を表 3 に示す。どの条件でも識別率のピークが現れ、学習に用いる文字種が少ないほどピークとなる状態数が少なくなった。これは、文字種が減ることによって学習できる状態と可能な状態遷移が少なくなるので、十分な学習が行えないと考えられる。このことから考えると、HMM の学習には文字種のバリエーションはできるだけ多くした方が良いと考えられる。

一方、セット数が少なくても各確率密度関数を推定するためのサンプル数が少なくなると考えられ、識別率は低下する。その結果、15 文字であればサンプルを 5 文字種 × 3 セットに振り分けたほうが 15 文字種 × 1 セットの筆記者識別率よりも高い。したがって、1 つの文字種に対して複数回書いた方が良い。

#### 5. まとめ

空中手書きの文字を用いてテキスト独立型の筆記者識別を行った。テキスト独立型では、学習文字種を減らすにつれて筆記者の癖を効率的に学習できる文字種を選ぶことが重要になる。さらに、学習に用いる文字種のバリエーションはできるだけ多くした方が良いが、1 つの文字種に対して複数回書く必要があることが分かった。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 24500151 の助成を受けて行った。

#### 参考文献

- [1] 行方 他, “携帯端末の動きによる個人認証手法の評価,” 情報処理学会 CSS (2004-11)
- [2] 中井, 山崎, 大坪, “空中手書き文字の認識と筆記者の識別に関する検討,” 信学総大, AS-3-10 (2014-3)