

キーボード上でのストローク操作を用いた 漢字検索システム

片山 拓也^{1,a)} 寺田 努^{1,2,b)} 塚本 昌彦^{1,c)}

概要：近年、携帯電話や電子メールの普及に伴って手書きの機会が激減したことで、人々が自らの漢字力低下を実感するようになった。コンピュータでは、読みが分からない文字の入力を補助する機能として、手書き文字入力システムが開発されている。しかし、それらはいずれもポインティングデバイスを用いたシステムで、文字入力デバイスとして最も普及しているキーボードは読みが分からない文字の入力をサポートしていない。そこで、本研究では、キーボード上で指を滑らせて行うストローク操作を用いることで、キーボード使用時に漢字検索が行えるシステムを提案する。提案システムは、ストローク操作と文字入力操作を自動で識別する機構、ストローク操作によって入力された形状を認識する機構を備えており、認識されたストローク形状を元に入力漢字を推定する。被験者実験を行った結果、提案システムのアルゴリズムによってストローク形状の認識が有効に動作することを確認した。

1. はじめに

近年、携帯電話や電子メールの普及によって、人々が文字を手書きする機会が減少した。それに伴って、多くの人が自らの漢字の読み書きの能力の低下を感じている。一般的に、コンピュータを用いた日本語入力時は、読みの入力を行った後に漢字に変換するため、たとえ漢字の「書き」の能力に自信がなくても入力は可能であるが、漢字の「読み」の能力の低下は致命的である。読み方の分からない文字の入力を支援するために、コンピュータでは手書き文字入力システムが開発されている。しかし、利用されている手書き文字入力システムは、いずれもポインティングデバイスを用いた入力を必要とする。現在、ポインティングデバイスはマウスやタッチパッドが最も広く普及しているが、ペンの入力姿勢との違いのために、思い通りの線を描くのが非常に困難である。また、文字入力デバイスとの持ち替えや、手書き文字入力システムのオンオフの切り替えが煩雑である。手書き文字入力システムのオンオフの切り替えをしないと、ポインティングをしているのか文字の画を描いているのかの区別がつかない。一方で、文字入力デバイスとして最も普及しているキーボードには、読み方の分から

ない文字の入力支援のための機能は存在しない。

そこで、本研究では、キーボードを用いて読み方の分からない文字の入力を支援するためのシステムを提案する。具体的には、提案システムでは、キーボード上で指を滑らせる操作（以下、ストローク操作）でキーボード上に描かれた線を元に、入力漢字を検索、推定し、ユーザに提示する。提案システムを用いることで、通常の文字入力操作（以下、タイピング操作）中に手書き文字入力を行う場合でも、デバイスを持ち替える必要がなくなる。また、提案システムは、ユーザのキーボード操作を、タイピング操作とストローク操作に自動識別する機構を備えており、文字入力中にシームレスに手書き文字入力システムを利用できる。本稿では、提案システムのプロトタイプを構築し、複数名の入力データを収集した結果から、ストローク操作を用いた手書き文字認識の実現可能性について検討する。

以下、2章で関連研究について述べ、3章では構築したシステムについて述べる。次に4章では収集した入力データを評価し、最後に5章で本研究のまとめを行う。

2. 関連研究

手書き文字の認識技術は大きく、オフライン手書き文字認識技術とオンライン手書き文字認識技術の2つに分けられる。オフライン手書き文字認識技術は、紙の上に書かれた文書イメージを光学スキャンし、そのイメージからテキストデータを抽出する技術であり、文字画像全体から文字固有の特徴を抽出し、その特徴を認識に利用するパター

¹ 神戸大学工学研究科
Graduate School of Engineering, Kobe University
² 科学技術振興機構さきかけ
PRESTO, Japan Science and Technology Agency
^{a)} takuya@stu.kobe-ac.jp
^{b)} tsutomu@eedept.kobe-u.ac.jp
^{c)} tuka@kobe-u.ac.jp

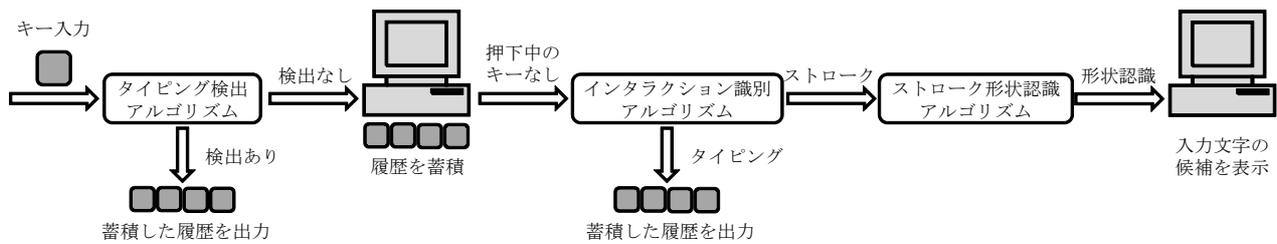


図 1 システム構成
 Fig. 1 System structure

ン整合法が主流となっている [1]. 一方、オンライン手書き文字認識技術は、ユーザがデバイスを用いて入力している手書き文字を認識する技術であり、提案システムもこれに分類される. オンライン手書き文字認識では、文字の全体像に加えて、入力デバイスから筆跡特徴量の時系列データが得られるため、同じく時系列データのパターン認識の分野である音声認識で提案された HMM (Hidden Markov Model) が有効な手段として着目されている [2]. HMM を活用した文字認識は大量の学習データを必要とするため、字数の多い漢字には不向きであったが、構造化字体表現型 HMM[3] が提案されたことで、学習データ数を削減した. 提案システムでは、キーボード上のストローク操作を用いることの実現可能性を検討するために、現段階では学習データとの 1 画ごとの距離計算を行って入力文字を推定する.

これまで、キーボード上で行うストローク操作は、キーボードにセンサを取り付けたり、センサを内蔵した専用の盤面を設計することで実現されている. 例えば、Pointing Keyboard[4] では、キーボード上に 2 次元座標検出のための赤外線センサを重ねることで、キーボードを押す動作となでる動作を識別し、キーボードの同一盤面上でキー入力とポインティング入力の両操作が可能となる. また、Touch Display Keyboard[5] は、各キーの上面にディスプレイと静電センサを取り付けることで、キーボード上でのポインティング入力や、ジェスチャ入力といった新たなインタラクションの実現可能性について検討している. 提案システムでは、追加のセンサは用いずに、既存のキーボードの入力情報を用いて、インタラクションの識別、ストローク操作軌跡の認識を行う.

キーボードの打鍵情報、特にそれぞれのキーがいつ押され、いつ離されたかという情報はキーストロークダイナミクスと呼ばれ、生体認証に用いられている [6]. キーストロークダイナミクスを用いた生体認証では、他人には真似できにくい、プライバシーの問題が少ないなどの利点が上げられている. また、近年ではキーストロークダイナミクスを用いて、ユーザの感情を認識する取り組み [7] もされている. このようにキーボードの入力情報には多くの情報が含まれており、提案システムではそれをインタラクシ

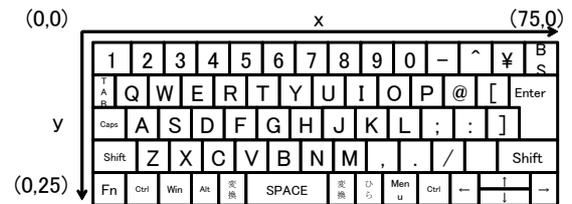


図 2 キー座標のマッピング
 Fig. 2 Key coordinates

ンの識別に利用している.

3. 提案システム

3.1 インタラクションの識別

提案システムのシステム構成を図 1 に示す. ここで、キーボードの各キーは図 2 のようにシステム内で座標マッピングされている. 提案システムはキー入力の履歴を蓄積して入力が途切れた際に、インタラクション識別アルゴリズムを用いて、それまでに行われたインタラクションをタイピング操作もしくはストローク操作に識別する. 6 名の被験者のストローク操作時におけるキーボードの入力系列を収集した予備実験では、いずれの被験者の入力系列からも押下中のキーがないまま 30ms 以上の時間が経過する事例は見られず、キー A からキー B への指の遷移時にはキー A のキーダウンイベント、キー B のキーダウンイベント、キー A のキーアップイベント、キー B のキーアップイベントという順で 2 キー以上の同時押しの時間を経て指が遷移していた. そこで、システムが履歴を蓄積し始めた後、全てのキーのキーアップイベントが終了してから 50ms 経過した時点で、押下中のキーがなくなったと判断し、インタラクション識別アルゴリズムを用いて入力系列を処理する.

一方、タイピング操作時は、システムがキー入力の履歴を蓄積することで、入出力の間にタイムラグが生じ、ユーザビリティを下げる要因となる. 特に、キーボード入力の上級者になるほど入力の途切れが少ないためタイムラグが発生しやすい上に、タッチタイピングを行う場合はディスプレイに視線が向けられるため、タイムラグによる影響が大きいと考えられる. その問題を解決するため、タイピング操作時は可能な限りインタラクションを早期に検出する必要がある. 提案システムでは、新たなキー入力を得られ

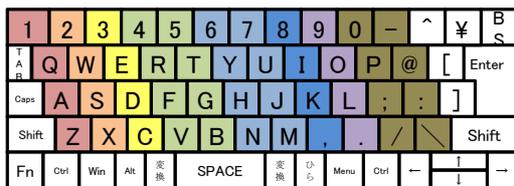


図 3 それぞれのキーを打鍵する指
 Fig. 3 Which finger handles which key

るたびに、タイピング検出アルゴリズムを用いて、それまでに蓄積したキー入力履歴がタイピングかどうかを検証する。ストローク操作は「キーボード上で指を滑らせる」という入力の特性として、同一キーが連続で押されない、離れたキーが続けて押されないという特徴があり、前述した予備実験時に収集した入力系列もこの特徴に準じた。その特徴を考慮して、構築したタイピング検出アルゴリズムでは、連続して押下されたキー間の距離が0もしくは9以上の時は、それまでの入力系列のインタラクションをタイピングであると判断する。タイピングが検知された場合、それまでに蓄積した全てのキー入力を即座に出力し、入出力のタイムラグを低減する。

タイピング検出アルゴリズムを用いることで、大部分のタイピング操作が入力の途切れを待たずに検出される。それに対して、途切れ途切れの打鍵や隣接するキーの連続打鍵はタイピング操作の早期検出が難しいため、インタラクション識別アルゴリズムを用いて入力されたインタラクションを識別する必要がある。2キー以下の入力履歴に関しては、タイピング操作時、ストローク操作時の入力系列において、押下キー座標や押下時間、打鍵間隔の面で有意差のある特徴は見られなかったため、タイピング操作と判断する。一方、3キー以上の入力履歴に対しては打鍵指を考慮した識別を行う。キーボードで素早くタイピング操作を行うためには、定められたホームポジションに指を置き、図3で示すように、それぞれのキーを入力するべき指で押す必要がある。タイピング操作時は同一の指での異なるキーの連続打鍵は50ms以内に行われませんが、異なる指での連続打鍵は発生する。また、ストローク操作時はキーボードの中央付近に位置するキーや、縦方向に隣接するキーなど同一の指で押すべきキーの連続打鍵が50ms以内に頻繁に発生する。そこで、同一の指で押すべきキーの連続打鍵が含まれる時の入力履歴のインタラクションはストローク操作、含まれない時はタイピング操作と判断するように設計した。

3.2 ストローク形状の認識

インタラクション識別アルゴリズムによってストローク操作によるものと判断された入力系列は、ストローク形状認識アルゴリズムを用いて、どのような形状が入力されたのかを認識する。ストローク形状は打鍵されたキーの遷移



図 4 キー遷移方向を連結したストローク形状
 Fig. 4 Stroked shapes based on entry sequence

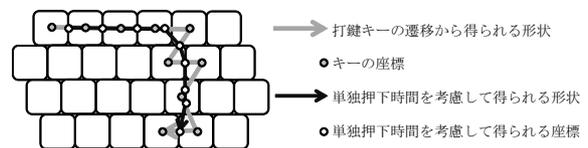


図 5 単独押下時間を考慮した座標抽出
 Fig. 5 Coordinate extraction based on interval pushed alone

の方向を連結することである程度の認識が可能である [8] が、縦方向や角の入力時にノイズが含まれて誤認識を起しやすいためという問題があり、図4に示すように、打鍵する順によっては反対方向の遷移の成分が出てくる可能性がある。縦方向や角の入力は漢字の入力を含む手書き文字入力には頻出するため、この問題を解決する必要がある。ここで、図4に示す上段と下段のキーは単独で押下される時間があり、単独で押下されるキー座標はストローク操作を行っている指がそのキーの中央付近を通っていることを示している。一方で、中段のキーは単独で押下される時間は非常に短いと考えられるため、単独押下時間を考慮した座標の重み付けが有効であると考えられる。

ストローク形状認識アルゴリズムでは、まず N 打鍵のキー入力が含まれる入力履歴のキー座標列 $\{(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_{n-1}, y_{n-1})\}$ から、それぞれのキーの単独押下時間を考慮した $(N - 1)$ 個の座標列 $\{(x'_0, y'_0), (x'_1, y'_1), \dots, (x'_{n-2}, y'_{n-2})\}$ を抽出する。具体的には (x_i, y_i) と (x_{i+1}, y_{i+1}) の単独押下時間がそれぞれ t_i と t_{i+1} の時、その二点から以下の計算式で表される座標 (x'_i, y'_i) を抽出する。

$$x'_i = \frac{x_i * t_i + x_{i+1} * t_{i+1}}{t_i + t_{i+1}}$$

$$y'_i = \frac{y_i * t_i + y_{i+1} * t_{i+1}}{t_i + t_{i+1}}$$

$(N - 1)$ 点の座標の抽出の例を図5に示す。ここで、入力場所に依存しないために X 座標、Y 座標それぞれの範囲中央を原点に並行移動して正規化した。範囲中央は最大値と最小値の平均から求められ、範囲中央で正規化することで、入力位置による影響をなくすだけでなく、入力された大きさの違いによる座標のずれを低減する。そして、抽出された $(N - 1)$ 点を結んでできる線を $(M - 1)$ 等分する M 点をストロークの特徴点とする。2つのストロークの距離は、それぞれの対応する特徴点間の距離の合計とする。ここで、 M を大きく設定すれば、長いストローク形状の認

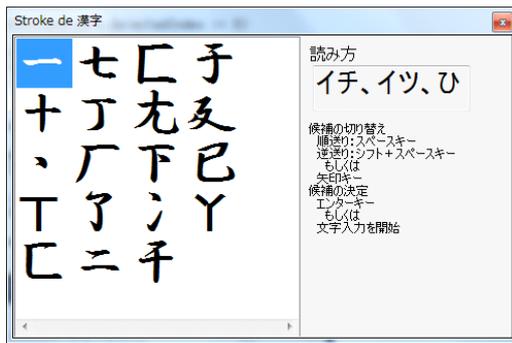


図 6 プロトタイプシステム画面
Fig. 6 Screenshot of prototype

識率が向上するが、計算量が増えるというトレードオフが存在する。本研究では、文字の一面の認識ができるだけの大きさを設定すればよく、本稿では $M = 10$ と設定した。

3.3 入力文字の認識

構築したストローク操作を利用した手書き文字入力システムの動作画面を図 6 に示す。システムは、ユーザがタイピング操作を中断してストローク操作を行うことで起動する。入力文字の一面をストローク操作で入力するたびにシステムは入力中の文字を推測してユーザに候補を提示する。ここで、システムはそれぞれの文字の一面ごとのストローク形状における 10 特徴点を保持している。候補の選択はスペースキーで行い、エンターキー押下もしくはタイピング操作の再開で候補が決定されて文字が出力され、システムは終了する。候補は、以下に示すように、一面ごとの入力ストロークとの累計距離 d と、残りの画数 s から求められるスコア S に応じて並び替えをする。

$$S = d + s * \alpha$$

ここで、 α の値が小さいほど、画数が多い文字を入力途中で候補の上位に表示できる可能性が高まるが、画数の小さい文字の入力を終えても上位に同形状を成分としてもつ別の文字（例えば、「大」に対して「犬」や「奈」）が提示される危険性が高まるため、値は評価を行なって決定する必要がある。また、累計距離が閾値を越えた場合や、ある一面のストロークと候補の距離が閾値を越えた場合、入力画総数が候補の画数を越えた場合は、適宜候補を削除することで計算量を削減していく。

4. 評価

4.1 評価実験内容

構築した手書き文字入力システムの実現可能性を検討するための評価を行った。被験者は 22 歳から 27 歳の 5 名で 4 名は右利き、1 名は左利きである。被験者は利き手で提示された漢字を一面ずつシステムにストローク操作によって入力し、その際のログを収集する。入力漢字は「小、犬、

木、林、森、方、子、夕、未、乙」の 10 種類でそれぞれを 5 回ずつ含む 50 回の施行をランダムな順に提示して行った。ここで、被験者にはそれぞれの漢字の画数や筆順に関する情報は一切与えずに行った。

4.2 実験結果

4.2.1 同一ストローク間の距離

収集したストロークから 2 つのストロークを選択してその間の距離を計算した場合、全ての組み合わせにおける平均が 43.0、標準偏差は 22.3 となった。一方、同一被験者の同一ストローク形状入力時のストローク特徴点間の距離の合計は平均 14.1、標準偏差 9.4 となった。各画における距離の平均と標準偏差を表 1 に示す。表 1 の、多くのストロークにおいて平均の距離が小さくなったが、乙の一面目、子の二画面目、夕の二画面目などいくつかのストロークの平均距離が大きくなっており、ストロークに「はね」や「払い」が含まれている場合に距離が増加する傾向がみられた。提案システムでは、ストローク操作によって得られた線を等分する点を特徴点として抽出することで、若干の大きさの変化には対応できる設計であるが、はねや払いの強さによってストロークの長さが変わる場合は、抽出される特徴点に変化し、距離が増加すると考えられる。はねや払いが含まれる画の入力によって、入力文字の推定を際に計算される累計距離は増加するが、これらはいずれも全体の平均よりも下回っているため、入力文字の推定には大きな影響を与えないと考えられる。ここで、全てのストロークの組み合わせにおける平均距離には、森の一面目と林の一面目、木の一面目などの類似した形状の距離も含まれていることから、影響の少なさが確認できる。

また、異なる被験者間の同一ストローク形状入力時の距離は平均 18.2、標準偏差 12.9 となった。各画における距離の平均と標準偏差を表 2 に示す。異なる被験者間では、上述した同一被験者間のストローク特徴点間の距離はわずかに増加するが、入力単語の推定には大きな影響を与えない程度だといえる。これより、提案する手書き文字入力システムを構築する際のストローク特徴量のデータベースはあらかじめ作成したものが使用可能であることが確認できた。しかし、夕の二画面目、方の三角目と四画面目では距離の平均が非常に大きくなった。夕の二画面目は上述した「はねの強さ」の影響が大きくなったものと考えられるが、方の三角目と四画面目は筆順が個人で異なっていたことが原因として挙げられる。これより、紛らわしい漢字は複数の筆順に対応できるデータベースの構築方法が必要になると考えられる。

4.2.2 類似ストローク間の距離

今回収集した 10 漢字には類似した画がいくつかみられるため、その間の距離について調査を行った。調査は 5 つのグループについて行い、以下に結果を示す。

表 1 同一被験者のストローク形状識別結果

Table 1 Distance between the stroked shapes obtained the same participant

漢字	画	平均	標準偏差	漢字	画	平均	標準偏差	漢字	画	平均	標準偏差	漢字	画	平均	標準偏差
森	1	8.7	5.9	林	1	11.6	8.9	未	1	6.7	5.4	犬	1	7.5	7.1
	2	11.2	5.3		2	12.0	5.5		2	7.3	6.9		2	16.1	6.0
	3	12.5	5.3		3	16.8	8.3		3	10.9	4.4		3	17.3	8.8
	4	15.4	7.0		4	14.8	9.7		4	19.1	7.9		4	10.7	5.7
	5	11.6	12.5		5	10.1	7.3	5	12.6	5.8	1	18.5	9.9		
	6	13.1	5.4		6	12.4	5.0	夕	1	11.3	9.1	2	15.8	9.0	
	7	16.6	8.9		7	17.0	7.3		2	23.3	12.6	3	13.2	7.3	
	8	14.8	6.7		8	16.6	11.5		3	9.6	7.3	1	20.6	11.0	
	9	10.6	12.6	木	1	7.3	7.6		方	1	8.8	7.0	2	23.5	14.3
	10	14.9	8.5		2	11.5	5.1	2		8.6	6.3	3	11.9	9.2	
	11	17.5	8.5		3	17.6	6.3	3		20.3	9.0	1	23.8	13.2	
	12	15.5	7.6		4	15.3	7.1	4		21.0	10.0	全体	14.1	9.4	

表 2 別被験者のストローク形状識別結果

Table 2 Distance between the stroked shapes obtained the different participants

漢字	画	平均	標準偏差	漢字	画	平均	標準偏差	漢字	画	平均	標準偏差	漢字	画	平均	標準偏差
森	1	15.8	11.0	林	1	12.7	9.5	未	1	10.1	7.9	犬	1	9.7	7.4
	2	13.4	6.3		2	12.3	4.9		2	9.3	7.4		2	21.2	8.5
	3	16.7	8.0		3	17.8	9.6		3	11.0	4.2		3	20.6	8.6
	4	21.3	10.6		4	15.2	8.0		4	21.2	9.8		4	12.9	6.5
	5	16.6	14.1		5	11.5	8.1	5	16.9	7.0	1	27.7	13.9		
	6	14.4	6.2		6	12.9	5.2	夕	1	12.6	7.7	2	17.2	10.1	
	7	19.0	10.4		7	17.2	7.3		2	39.6	18.6	3	19.4	9.5	
	8	15.4	6.6		8	19.5	9.7		3	13.1	7.9	1	28.7	11.8	
	9	15.8	13.5	木	1	11.1	7.6		方	1	12.2	6.8	2	31.6	14.0
	10	18.2	9.4		2	12.5	4.6	2		10.2	6.8	3	11.8	10.3	
	11	20.6	9.9		3	17.8	7.3	3		35.7	12.8	乙	1	32.7	11.8
	12	16.9	7.6		4	17.7	8.3	4		48.9	25.5	全体	18.2	12.9	

表 3 類似ストローク間の距離 (グループ 1)

Table 3 Distance between the similar shapes (group 1)

—	木 1	犬 1	林 1	森 5
木 1	11.1	9.6	18.8	19.8
犬 1	—	9.7	18.3	19.3
林 1	—	—	12.7	13.7
森 5	—	—	—	16.6

一つ目のグループは木の二画目、犬の二画目、林の二画目、森の五画目の横に伸びる直線の画を対象とする。結果を表 3 に示す。表 3 より、木の二画目と犬の二画目、林の二画目と森の五画目では同一画の時と同等の距離となった。これより、ストロークの特徴点のデータベースを構築する際に、これらを同一のものとして登録しても、識別精度を下げず、なおかつデータベースの容量を削減できることが分かる。また、ユーザはある程度一画の長さを考慮した入力を行なっていることが伺えるが、これら四種類をまとめて同じ特徴量としてまとめて登録しても識別精度を大幅に下げることはないといえる。今後、データベースを構築する際には、容量の削減も考慮に入れる必要がある。

表 4 類似ストローク間の距離 (グループ 2)

Table 4 Distance between the similar shapes (group 2)

—	木 2	未 3	小 1
木 2	12.5	11.6	22.8
未 3	—	11.0	22.0
小 1	—	—	27.7

二つ目のグループは木の二画目、未の三画目、小の一画目対象とし、結果を表 4 に示す。縦方向に伸びる直線でも、横方向の時と同様に、複数を同一の特徴量をもつ画として、データベースを構築できる。また、小の一画目のデータから、被験者によって、はねの入力を行わないユーザがいる可能性があることが分かる。データベースを構築する際には、はねのありなしで 2 パターンの登録を行うことが有効に働く可能性がある。

三つ目のグループは犬の四画目、小の三画目、方の一画目を対象とした。結果を表 5 に示す。これらはいずれも非常に短いストロークであるが、設計したストローク形状認識アルゴリズムでは、短いストロークの特徴量が全て範囲中央に正規化された原点付近に密集するため、ストローク

表 5 類似ストローク間の距離 (グループ 3)

Table 5 Distance between the similar shapes (group 3)

—	犬 4	小 3	方 1
犬 4	12.9	16.8	14.7
小 3	—	19.4	20.6
方 1	—	—	12.2

表 6 類似ストローク間の距離 (グループ 4)

Table 6 Distance between the similar shapes (group 4)

—	子 1	夕 2
子 1	28.7	55.5
夕 2	—	39.6

表 7 類似ストローク間の距離 (グループ 5)

Table 7 Distance between the similar shapes (group 5)

—	未 1	未 2
未 1	10.1	25.1
未 2	—	9.3

方向が多少異なっても距離が小さくなる。よって、短いストロークを全て同一の特徴量でまとめることでデータベースの容量削減が可能である。一方で、短いストロークのストローク方向に大きな意味がある場合、アルゴリズムのチューニングが必要となる。

四つ目のグループは子の一画目と夕の二画目を対象とし、結果を表 6 に示す。これらはいずれも右方向に伸びた後、左下方向に伸びるストロークであるが、両者の距離が非常に大きくなった。提案するストローク形状アルゴリズムでは、得られた特徴点に対して範囲中央に座標を正規化するため、幅や高さが変わることで全ての特徴量の位置が変わる。具体的には、子の一画目に対して夕の二画目は高さが大きいので、横方向に伸びる部分から抽出される特徴量の y 座標が子の一画目よりも小さくなる傾向がある。この特徴は、微妙なニュアンスの違いの識別に有効であるが、筆跡の個人差の影響を受けやすいといえる。

五つ目のグループは未の一画目と二画目を対象とした。結果を表 7 に示す。結果より、被験者は長さが重要な意味をもつストロークが連続する際にはその特徴を強調する可能性があるといえる。未の一画目と二画目の長さの違いは、木の二画目と林の一画目程度の差があるといえるが、表 3 の木と林の距離は未の連続するストローク間の距離に比べると小さい。この特徴を考慮することで、「未」と「木」や、「田」と「由」の重み付けを適切に行える。

5. おわりに

本研究では、キーボード上で指を滑らせて行うストローク操作を用いて、手書き文字入力を行うシステムを構築し、その実現性についての検討を行った。結果から、ストローク操作時の特徴量はユーザに依存しないため、データベー

スの構築を適切に行うことでシステムが実現可能であることを確認した。また一方で、識別精度を下げる要因になり得るものには、はねや払いの影響の強さや、高さや幅の変化があり、今後入力文字推定に与える影響を調査していく必要があることがわかった。今後はストローク形状認識アルゴリズムの改良や、漢字データベースの構築、入力文字の推定精度の調査を行なっていく予定である。

参考文献

- [1] 藤澤浩道: 企業研究者から見た文字認識の進歩と課題と将来 (文字とドキュメントの認識・理解), 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 103, No. 657, pp. 93-100 (2004).
- [2] R. Nag, K. Wong, and F. Fallside: Script Recognition using Hidden Markov Models, *Proc. of the 11th International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*, pp. 2071-2074 (1986).
- [3] H. J. Kim, K. H. Kim, S. K. Kim, and J. K. Lee: On-line Recognition of Handwritten Chinese Characters based on Hidden Markov Models, *Journal of Pattern Recognition*, Vol. 30, No. 9, pp. 1489-1500 (1997).
- [4] 塚田有人, 星野剛史: Pointing Keyboard: キー入力/インタフェースが可能な入力デバイス, 第 10 回インタラクティブシステムとソフトウェアに関するワークショップ (WISS) (2002).
- [5] F. Block, H. Gellersen, and N. Villar: Touch-Display Keyboards: Transforming Keyboards into Interactive Surfaces, *Proc. of the 28th International Conference on Human Factors in Computing System*, pp. 1145-1154 (2010).
- [6] F. Monrose and A. D. Rubin: Keystroke Dynamics as a Biometric for Authentication, *Journal of Future Generation Computer Systems*, Vol. 16, No. 4, pp. 351-359 (2000).
- [7] C. Epp, M. Lippold, and R. L. Mandryk: Identifying Emotional States using Keystroke Dynamics, *Proc of the 29th International Conference on Human Factors in Computing System*, pp. 715-724 (2011).
- [8] 片山拓也, 村尾和哉, 寺田 努, 塚本昌彦: キーボードの打鍵情報を活用した図形型コマンド入力方式, ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol. 14, No. 2, pp. 167-176 (2012).