

走書き文字列認識における文字切出しの個人適応化

正 員 村瀬 洋[†]

Writer Adaptive Character Segmentation Method for Free Format Handwriting

Hiroshi MURASE[†], Member

あらまし 本論文は、枠なし走書き文字列認識における、文字切出しの個人適応化手法について述べたものである。本手法は、切出し位置の可能性を重み付きグラフで表現した後、そのグラフの探索により切出し位置を最終決定する候補ラチス法に基づいている。個人適応化は、グラフ表現する際にそのブランチの重み(ブランチに対応した部分図形がどの程度文字らしいかを表現した値)の算出方法を個人に合わせてアダプティブに変化させることにより行われる。具体的には、文字ピッチや文字の幅などの切出しに利用できる各種特徴の中からどの特徴にアテンションをかけるかの制御と、その特徴の標準値をどの値に設定するかを個人に合わせてパラメトリックに適応学習する。本適応化手法により切出し精度は向上し、実験(5名が筆記したデータを使用)では、オンライン型の文字列に対し95.3%、オフライン型の文字列に対し93.5%の切出し率が得られた。

1. ま え が き

漢字情報の簡便な入力法として枠なし手書き文字列認識が着目されている。しかし、不特定筆記者が走書きした文字列には癖字や不定ピッチ文字などが多数存在するため、その機械認識は個々の文字の認識の点だけでなく文字の切出しの点からも困難となっている⁽¹⁾。ここで、もし個人利用の認識システムを想定すれば認識精度の向上が期待できる。また、この想定は実際上問題のない場合が多い。本論文では、個人適応型文字列認識系の中で特に文字切出し処理について検討したものである。

人間が走書き文字列を読む際には、対象の性質に応じて実に多様な戦略をとっている。例えば、文字変形は大きいと文字間隔は離れる癖のある文字列については文字を切出してから1文字1文字を丁寧に見直し、文字間隔が狭い文字列では文字を読むことによって各文字を切り出すというように認識の方略を変える。また、文字切出しに利用する特徴も対象に応じて多様である。等ピッチに文字を筆記する人、個々の文字を正確に正方形に筆記する人などさまざまな場合があるが、人間が文字を切り出す場合には、ある場合には文字の

ピッチサイズを利用し、別の場合には文字は正方形である性質を利用する。つまり、人間は文字列の性質に応じて認識戦略を変えながら、効率の面あるいは精度の面で最も有効な方法で文字列を認識している。これらの対象への多様な適応化の方法は単純に分類することは困難であるが、ここでは便宜上以下の三つに分類する。それは、対象の変動に対応して、①標準値をどのように変化させるか、②どの特徴にアテンションを絞るか、③処理をどの順序で行うか(例えばトップダウンまたはボトムアップに行う)である。人間のもつ多様な適応化はこれらの組合せと考えることができる。

個人性などの入力変動に対して適応性をもった前述のような認識手法を工学的に実現することは、処理効率の向上や認識精度の向上の達成に重要な意味をもつ。本論文では、筆記者や筆記条件が同一ならば文字列の性質はかなり類似しているという仮定に立ち、第1段階として筆記者個人の癖を適応学習する文字切出し手法を検討する。文字認識の個人適応化に関する従来研究は、既に切り出された文字の認識に個人適応化を図った例⁽²⁾⁻⁽⁴⁾や、枠内筆記文字の文字の個人性を分析した例⁽⁵⁾などいくつか見られる。しかし、個人性を文字列の切出しにあるいは文字認識に適用した例は見られない。

本手法は候補ラチス法⁽⁶⁾の枠組みを用いて文字を切り

[†] NTT 基礎研究所, 武蔵野市
NTT Basic Research Laboratories, Musashino-shi, 180 Japan

出し、そこでの評価関数を個人に適応して動的に変化させる方法をとる。候補ラチス法は、入力文字列を基本セグメントに分離する段階、それを組み合わせて候補文字を作りラチス(2端子グラフ)表現する段階、評価関数を最小化するようにラチスを探索する段階の3段階から構成される手法である。また評価関数は、文字方形度などの文字らしさを表現する各特徴値から求めた距離の線形和の形で表現する。筆者への適応化は2段階で構成する。標準パターンの値を個人に対応して変化させる段階と、各特徴に対する重みを切り出し精度を高めるようにアダプティブに変化させる段階からなる。前者は、前述①~③の中の①標準値をどのように変化させるか、後者は②文字を切り出す際にどの特徴にアテンションをかけるかに対応している。本論文では、処理の流れを変更するような適応化については触れていない。実験は、オンライン型文字列とオフライン型文字列のそれぞれを想定して行った。

2. 基本思想

2.1 書式に見られる個性

文字列認識において個人性情報は、文字切出し、文字認識(あの人ならこう書くはずだなど)、言語理解(あの人ならこのような言回しをよく使うなど)など広く応用できる。また言語処理⁽⁷⁾や文字認識に関する知識⁽⁸⁾は文字切出しに有効である。つまり、これらの処理は図1に示すように相互に関係し合っている。しかし、今回は第1段階として文字認識や言語知識を利用しない範囲で個人性を文字切出しに利用することを検討する。

走書き文字列の書式は個人あるいはその筆記条件(例えばけい線に筆記する場合のけい線の間隔など)に応じて多様に変化する。しかし筆者と筆記条件が同一であれば文字列の性質は類似する。これを利用し、ある個人が同一筆記条件で筆記した文字列から文字を切り出すことを検討する。自由に筆記された文字列の例を図2に示す。この例は当研究所内の実際の手書き文書から切り取ったものである。書式に関して詳細に観察すると種々のバリエーションがあることを発見する。以下に例を示す。

(1) ある筆者は文字の大きさはさまざまであるが、文字の間隔はあける(例えば図2(a))

(2) ある筆者は文字間で接近して筆記するが文字の大きさは一定である(例えば図2(b))。

(3) ある筆者は1文字筆記した後に次の文字に移るときに時間間隔をあける(例えば図2(c))。

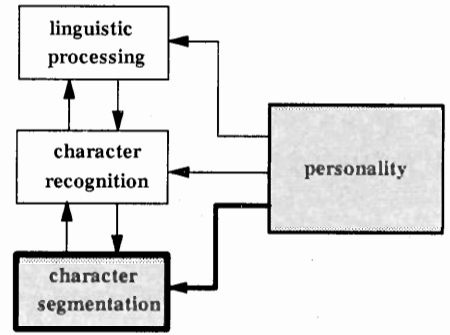


図1 個人性の文字列認識への利用
Fig. 1 Character string recognition using personality

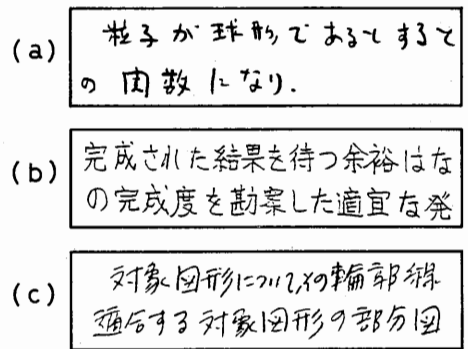


図2 様々な筆記文字列の例
Fig. 2 Examples of free-format writing.

これらの個人特性は文字を切り出す戦略を決定する上で利用できる。

2.2 文字切出しに利用できる特徴

文字ピッチなどの書式に関する各種特徴は文字切出しに利用できる。ここでは、以下に示す10個の書式に関する特徴(x1~x10)を網羅的に設定した。各特徴の定義を図3に示す。

- x1 文字の幅
- x2 文字の縦横比(幅/高さ)
- x3 文字の大きさ(幅と高さのうち大きい方)
- x4 文字間のピッチ
- x5 文字の下辺の高さ
- x6 文字の重心の高さ
- x7 文字間の間隔
- x8 文字内の部分図形間隔の最大値
- x9 文字間の時間間隔
- x10 文字内のストローク間の時間間隔の最大値

ある筆者を例にとった場合これらの特徴のいくつかは文字切出しに利用できる。一方、これらの特徴は

相互に相関があるが、ここでは処理の都合上各々独立であるとする。

文字列認識の場合、観測系の違いにより、オフライン型(紙に筆記した文字をスキャナ等で入力)とオンライン型(タブレットなどから実時間で入力)の2タイプが考えられるが、それぞれ利用可能な特徴が異なる。ここではこの2タイプを明確に分離して検討する。

(1) オンライン型で用いる特徴 オンライン型では筆記情報を実時間で計測するため、時間情報を利用することができる。またデータはストロークを単位として入力されるため文字間の間隔は、その文字を構成するストロークを x 軸に投影し、その影の間隔で定義する。また文字間隔に負を定義する。ストロークが重なった場合に負の値となる。

オンライン型では特徴の $x_1 \sim x_{10}$ までを使用する。

(2) オフライン型で用いる特徴 オフライン型ではデータは2次元配列上に入っている。そのため時間情報は利用できない。

オフライン型では特徴の $x_1 \sim x_8$ を使用する。

2.3 文字切出し方法の検討

(1) 使用データ 5名の筆記者が7文例(各8文字程度)を1回ずつ筆記したものを学習文字列(61文字/1人、合計305文字)とする。また同じ5名の筆記者が13文例(各8文字程度)を各3回ずつ筆記したものを未知文字列(315文字/1人、合計1,575文字)として切出し実験対象とする。それぞれの文字列は「通常ノートに筆記する程度に書いてください」という指示でタブレット上(1.5 cm 間隔の横けい線を設定)に筆記させたものである。但し、オフライン文字列データとしては、オンライン文字列からオンライン情報を取り除いたものを使用する。採集した文字列の一例を図4に示す。

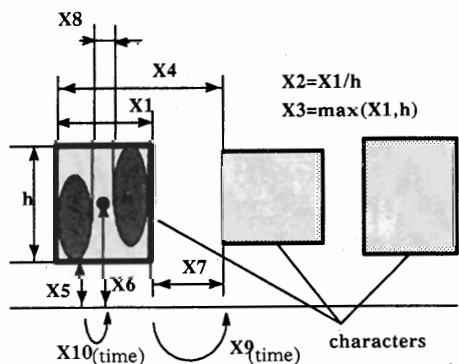


図3 文字切出しのための特徴

Fig. 3 Features for character segmentation.

す。

以下、調査および学習段階では学習文字列を使用し、切出し実験には未知文字列を使用する。

(2) 文字間隔に基づく文字切出し 予備調査として、間隔がある一定値(しきい値)以上になる箇所を文字を切り出す方法で切出し実験を行った。実験結果の一部を図5に示す。但し、図中の横軸は文字列の高さ(最大値)に対する間隔の大きさを示している。個人によって最適なしきい値が異なることがわかる。

学習文字列全体(5名分)を用いて切出し精度が最大となる共通しきい値を決定し、そのしきい値で未知文字を切り出すと72.6%の切出し率が得られた。但し、切出し率とは文字総数に対する正しく切り出された文字数で定義する。一方、学習段階で個人ごとに異なるしきい値を設定し個人別のしきい値で未知文字列を切り出すと80.1%の切出し率となった。しきい値を個人別に設定することにより切出し精度の向上が見られる。

(3) 個人による文字の方形度の分布 文字の方形度を文字を囲む長方形の「幅/高さ」で定義する。個人ごとの方形度の分布を図6に示す。ある筆記者は正方形に近く文字を書き、別の筆記者は縦長に筆記する

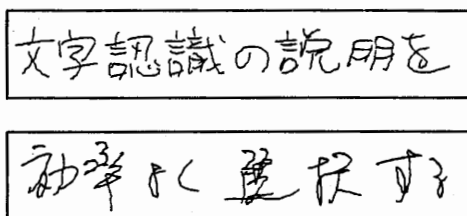


図4 採集した文字列の一例

Fig. 4 Examples of sampled pattern.

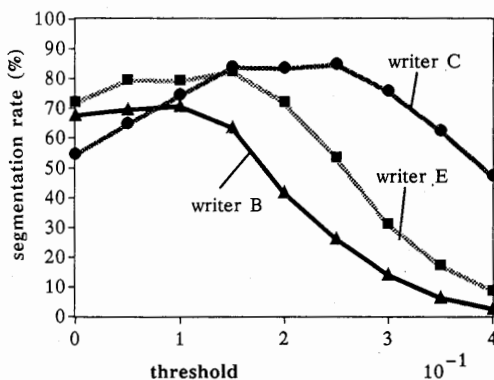


図5 間隔を用いた場合の切出し結果

Fig. 5 Character segmentation based on inter-character gap information.

というように、個人によってかなりの変動がある。つまり、縦横比が1.0となるものが文字らしいと単純に考えるのは危険である。また、この方形度が個人内で安定しているならば、これを文字切出しに利用できる。例えば、図7に示すように、同じ形状に筆記された「明、または日月」であっても、筆記者Xならば「明」であり、筆記者Yならば「日」「月」である可能性が高い。

この(2)、(3)の結果は各特徴の標準値を個人ごとに最適化することの重要性を意味する。

(4) 重心の高さの分布と文字の下辺の高さの分布
文字の高さの分布も文字切出しには重要な働きをする。

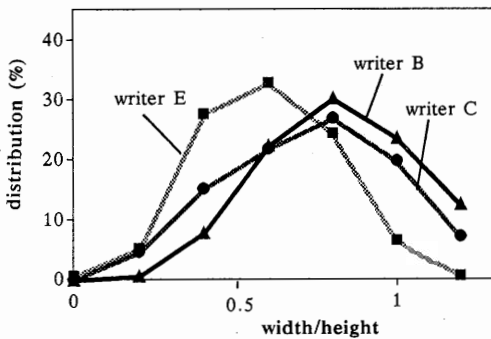


図6 方形度(幅/高さ)の分布
Fig. 6 Distribution of width/height.

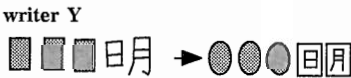


図7 方形度情報を利用した文字切出し
Fig. 7 Character segmentation using width-to-height ratio of characters.

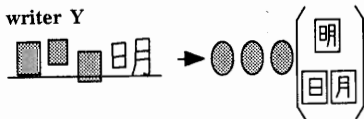


図8 文字のY座標情報を利用した文字切出し
Fig. 8 Character segmentation using Y-position of characters.

ある人は各文字の重心の高さの変動が少ないように筆記するし、別の人は文字の下辺の高さの変動が少ないように筆記する。この情報は文字切出しに利用できる。例えば図8に示すように、下辺の高さを一定に保つ筆記者Xならば、「明」を見たときにこの情報だけで「日月」ではなく「明」であることが認識できるし、下辺の高さを合わせない筆記者Yの場合には「日月」とも「明」とも決定できない。一方、重心の高さについても同様のことが言える。

5名についてその変動を調査した結果を図9に示す。筆記者Cは文字の下辺の変動が少ないから下辺の高さの特徴が利用できる。また、筆記者Aは文字の下辺の高さの変動は大きいと文字の重心の高さの変動は少ないため重心の高さの特徴が利用できる。

(5) 時間に関する分布 . . . もし入力がオンライン型の場合には、時間情報を利用することができる。しかし、時間的な特徴は筆記者によってかなり異なる。図10に文字間の時間間隔(ある文字を書き終わってから次の文字を書き始めるまでの時間)と文字内のストローク間の時間間隔(1文字内でペンを上げてから下げるまでの時間)の分布を示す。筆記者Eの場合には1文字1文字書くごとに、文字内に比較して一定時間をおく癖があるため、時間間隔を文字切出しに利用することができる。しかし、筆記者Cの場合には、文字間でほとんど時間間隔をおかず次の文字を筆記する傾向があるため、この特徴は利用できない。

この(4)、(5)の結果は、人に対応して評価に使用する特徴を選択することの重要性を示している。

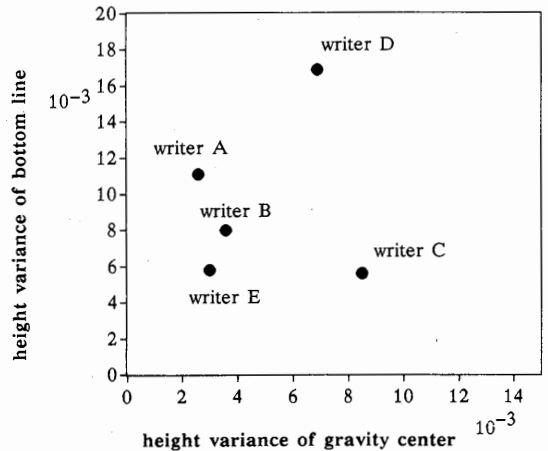


図9 下辺の高さと重心の高さの個人別分散
Fig. 9 Relation between height variance of gravity-center and bottom-line.

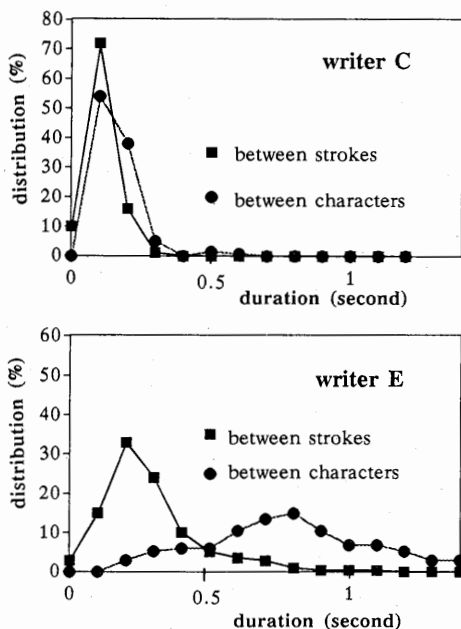


図 10 時間情報に関する個性
Fig. 10 Personality on duration information.

3. 個人適応型文字切出し法

3.1 候補ラチス法

文字切出しの枠組みは候補ラチス法に従う。筆者らは、候補ラチス法では、基本セグメントへの分割条件、候補図形の生成方法、ラチスの探索方法の3条件の設定が重要であることを報告⁽⁷⁾している。ここでは基本セグメントへの分割条件と、評価関数の設定を個人用に適応化する。候補ラチス法の処理の流れを図11に示す。各処理について簡単に以下に説明する。

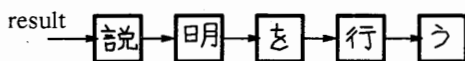
(1) 基本セグメントへの分割 まず、入力文字列を基本セグメントに分割する。ここで、基本セグメントは文字または文字の構成要素となるなるべく大きい図形単位とする。具体的には、入力文字列を横軸に投影してその間隔があるしきい値 T_h より大のときに分離し、分離された図形を基本セグメントとする。

ここでパラメータ T_h は個人別の学習文字列より次のように決定する。

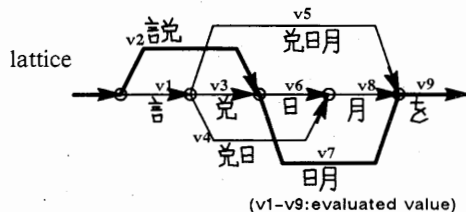
文字間隔の平均値を a 、分散を s とする。基本セグメントが文字間をまたがないようにするためには文字間隔の最小値を T_h とすればよい。パラメータ T_h を以下のように設定する。

$$T_h = a - 3 \cdot s$$

ここでオンライン文字列の場合には T_h は正から負まで



(3) the shortest path search



(v1-v9:evaluated value)



input

図 11 候補ラチス法
Fig. 11 Candidate lattice method.

許すが(負はストロークが T_h だけ重なっていても基本セグメントに分離する), オフライン文字列の場合には, $\max(T_h, 0)$ とする。

(2) 候補文字の生成と評価関数の設定 基本セグメントを組み合わせて候補文字を生成する。ここでは文字の幅が文字列の高さに比較して2倍以下のものを候補文字とする。この条件は日本語文字には十分であることが知られている⁽⁷⁾。

次に文字評価関数を計算する。文字評価関数は各候補文字に対してどの程度文字らしいかを表現した値である。文字評価関数 v は以下のように定義する。

$$v = \sum_i w_i \cdot (x_i - m_i)$$

ここで、 m_i は特徴 i の標準値、 x_i は候補文字の特徴値、 w_i はその重みである。 m_i, w_i の設定法は次節に示す。

(3) 最短経路の探索 ラチスは図11に示すような2端子のグラフである。評価関数 S を次式のように、あるパスに対する文字評価関数の和で定義し、その評価関数 S を最小とするパスを選択する。

$$S = \sum_{K \in \text{文字列}} v_K$$

そのパスに対応する候補文字系列を文字の切出し結果とする。

3.2 線形適応による個人適応化の考え方

ここで、個人適応化を考察して見ると、個人に対応してどんな値を用いるかが m_i の値に対応し、どの特徴にアテンションを向けるかが w_i に対応する。

今回の場合は教師付きのパラメトリックな学習を考える。その処理の流れを図12に示す。まず、 m_i としては学習文字列を用いて、各特徴の平均値を計算し、それを用いる。

一方、 w_i の値は切出し率が增大するように変化させる。 w_i を求めるときに分散から導く方法(例えば分散の逆数をとる等)が考えられるが、これには二つの問題がある。まず第1に少数のデータからの分散の推定が極めて困難である。例えば、12個程度のサンプルから不偏分散が0.064と出たとしても、有意水準98%で区間推定すると0.015~0.125となってしまう、その信頼性が極めて低いことがわかる。第2に、分散が少ないものが必ずしも切出しにとって有効な特徴であるとは限らない。例えば、文字の線幅の分散を少なく書く人がいたとしても、この特徴が文字の切出しに有効であるわけではない。 f 比(級間分散/級内分散)を重みとする手法も一般のクラス分離問題にはよく用いられるが文字切出しの場合には級間分散の意味が不明確でありこれを利用することもできない。

本手法では、 w_i は切出し結果にエラーが少なくなるように設定する。つまり、線形和によって計算された文字評価関数をラチスの各ブランチの重みとし、そのラチスの探索を行い、そこにエラーが少なくなるように重みを変える。出力の結果がラチスの探索の結果により得られるパスを評価して初めて得られるため、エ

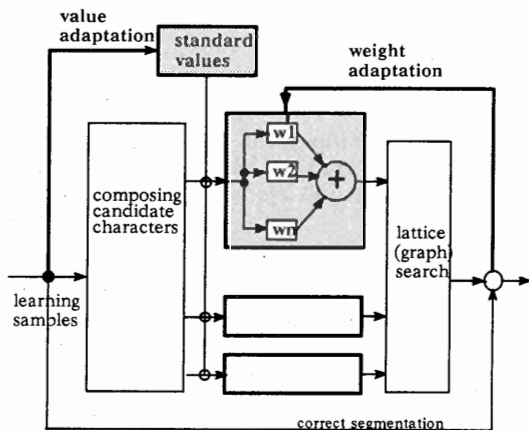


図12 個人適応型文字切出し法

Fig. 12 Person-adaptive character segmentation method.

ラーの評価が通常の線形アダプティブフィルタで用いられるようなLMS (Least Mean Square) 法や最急降下法⁽⁸⁾などの手法を用いることができない。ここでは、 w_i の初期値として、分散から計算した重みを使用し、その初期値から適当に変化させ、誤りの最小となる重みに変化させる。

変化の手法は、 i を1から10まで順次変え、その i に対する w_i を $0.5 w_i$ から $1.5 w_i$ まで0.1刻みで組織的に変動させ、切出し精度の良くなる値を新しい w_i とする。これを2回反復する。 w_i 同士の相互関係があるため、これだけでは完全に最適化されていないが、ここでは近似的にこの値を採用する。 w_i の最適な決定方法については今後の課題とする。

4. 実験

学習用サンプルとして61文字/人(合計305文字)の学習文字列を採用し、切出し実験にはそれとは別の315文字/人(合計1,575文字)の未知文字列を用いた。文字は予備実験で使用したものと同じである。5人分まとめて各パラメータの適応化を計った場合と、個人別に適応化を図った場合での切出し結果を表1に示す。各パラメータの個人別の適応化により切出し精度の向上が見られる。

切出し誤りの例を図13に示す。誤りは、通常と比較して著しく文字間隔を狭く筆記した場合や広く筆記した場合などに発生している。前者の例は主に平仮名文字が並んだ場合に多く発生し、後者の例は偏と旁(つくり)から構成される漢字で多く発生する。このような文字の切出しについては、書式情報だけを利用した手法では正確に文字を切り出すことは困難である。これらに対しては言語情報や文字認識などの知識が必要とな

表1 文字切出し率

| | オンライン | オフライン |
|----------|--------|--------|
| 5人一律の適応化 | 92.57% | 91.05% |
| 個人別の適応化 | 95.43% | 93.52% |

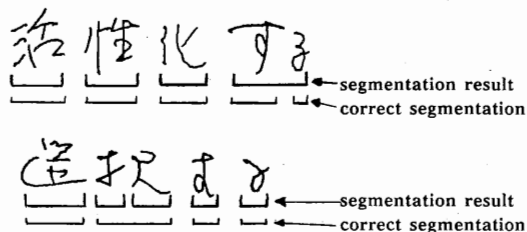


図13 誤切出し例

Fig. 13 Examples of error segmentation.

る。

筆者によっては漢字に比較して平仮名の文字の大きさを極端に小さく筆記する場合がある。このような場合にも切出しの誤りが発生する。字種による文字の大きさの違いや、画数などの文字の形状の違いなどを考慮すると更に切出し精度の向上が期待できる。

5. 考 察

(1) 個人適応化レベルの考察 5人の筆記者を用いて実験したが、各々のパラメータを個人別に適応するかまたは5人一律に適応化するかによる切出し率の違いを表2に示す。

パラメータ T_h と m_i を個人別に設定することにより、基本セグメントの分割精度が向上し各特徴に対する評価関数の値が最適化されて2%程度全体の切出し精度が向上した。更に、各特徴に対する重みを個人用に適応化することにより0.5%程度切出し率が向上した。

(2) 学習文字数の検討 学習の個数に対する切出し率を図14に示す。学習文字の数に対応して切出し精度が向上している。特に、30文字程度で切出し精度が飽和している。

(3) 個人適応化におけるアテンションの意味

複数の特徴を組み合わせることによりその切出し精度は向上する。しかし、どの特徴にアテンションをかけて文字列を切り出すのが最適かは個人によって異なる。例えば、文字の大きさはさまざまに異なるが文字の形はほとんど正方形に書く人もいれば、文字の幅を安定に筆記する人もいる。文字評価関数を文字幅と、文字の縦横比の2特徴から得られる評価値の線形和 v

$$v = w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2$$

とする。但し、 $w_1 + w_2 = 1$ とする。重み w_1 , w_2 を変化させたときの切出し精度を調べた。その結果を図15に示す。筆記者Eの場合には文字の幅が切出しの際の重要な鍵となり、筆記者Cの場合には文字の縦横比が重要な鍵となる。また、筆記者Aは両方の特徴を併用することが望ましいことがわかる。つまり、個人に対応して評価に使用する特徴を変化させることの重要性が示されている。

今回の実験では実際には10種類の特徴から得られる値の線形和を文字評価関数としている。表3に、本実験で適応学習した際の重み w_i の値の一部を示す。但し、筆記者Cを1.0とした際の相対値で示す。また実験はオンライン型の場合である。この重みにより例えば、筆記者D、Eは筆記者Cに比較して、文字の方程度よ

表2 文字切出し率

| T_h | m_i | w_i | オンライン | オフライン |
|-------|-------|--------|--------|--------|
| 一律 | 一律 | 一律 | 92.57% | 91.05% |
| 個人 | 個人 | 一律 | 94.85 | 93.14 |
| 個人 | 個人 | 個人別分散 | 95.04 | 93.33 |
| 個人 | 個人 | アダプティブ | 95.43 | 93.52 |

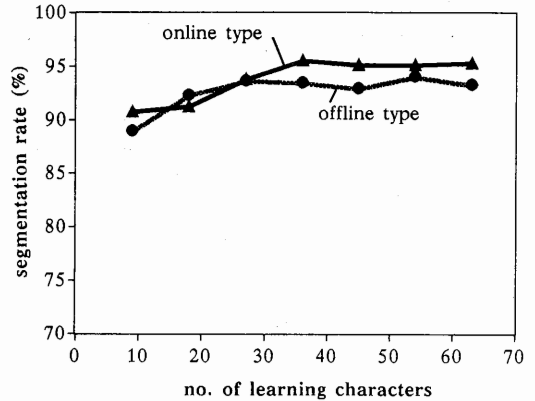


図14 学習文字数と切出し率

Fig. 14 Segmentation rates vs. number of learning samples.

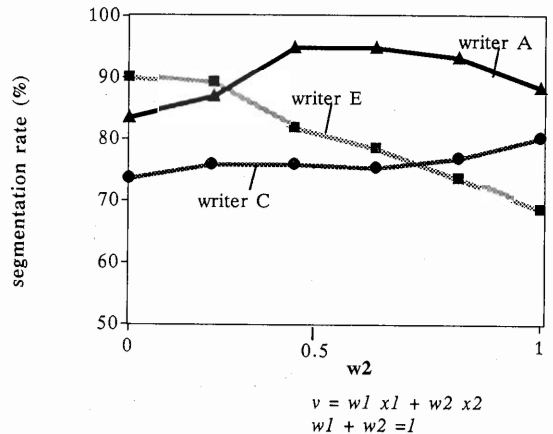


図15 文字幅と文字方程度の線形結合特徴を用いた切出し結果
Fig. 15 Segmentation based on linear combination of features on width and width-to-height ratio.

表3 重みの値

| 筆記者 | C | D | E |
|------------|-----|-----|-----|
| 文字の幅 w_1 | 1.0 | 1.7 | 2.0 |
| 方程度 w_2 | 1.0 | 1.1 | 1.1 |
| 下辺変動 w_5 | 1.0 | 0.5 | 0.8 |
| 重心変動 w_6 | 1.0 | 1.4 | 1.7 |

り文字の幅に着目して文字を切り出すべきであることや、筆記者 D, E は筆記者 C に比較して文字の重心の高さの情報、文字の下辺の高さの情報よりも重要であることなどがわかる。

これは、ある筆記者が書いた文字列から文字を切り出す際に、どこにアテンションをかければよいかを示している。

6. む す び

人間が走書き文字列を読む際、個々の文字列の性質に対応して実に多様な戦略をとっている。機械上にこのような柔軟な適応力を実現することは、処理の効率や精度の向上に有効である。本論文ではその観点に立ち、第1段階として文字の切出しにおける教師ありの個人への適応化について考察し、実験を行った。今回は文字の切出しだけにとどまっているが、このアイデアの応用としては、ある文字認識装置に文字を入力する際、最初は間違えてもそれを人間が訂正することにより、だんだん誤りが少なくなる装置の実現が可能となる。今回の場合、実用するには学習文字列はそれほど多くとれないこと(せいぜい50文字程度)を仮定して適応化アルゴリズムを考えた。

個人への適応化としては、標準パターンを平均から個人用に変化させることと、各種の特徴(例えば文字の間隔、文字の方形性、文字のピッチ)のどこにアテンションをかけるかという2段階で行った。1段階目としては単純に統計的な平均値をとる。2段階目としては、どの特徴にアテンションをかけるかの重みを、線形結合の重みで制御する。重みを単に統計的な分散だけなどから設定した場合には、良い結果が得られない。それは今回のように少ない学習文字列から分散を推定することは困難である上に、必ずしも分散が少ないものほど良い特徴であるとは言えないためである。そこで、重みの第1次近似として文字の分散の逆数を取り、更に最適な個人適応を行うために、学習パターンの切出し誤りを減らすように、重みに変動を与える手法を採用した。その結果、5人の筆記者に対して、5人分まとめて適応化を行った場合の切出し率のオンライン型92.5%、オフライン型91.0%に比較して、個人ごとの適応化を行った場合にはオンライン型95.3%、オフライン型93.5%の切出し率が得られることを確認した。また最適化を行った後の重みにより個人ごとにどの特徴にアテンションを加えたらよいかが見えるようになった。

文字の切出し精度だけを考えたなら、まだ十分の精度とは言えない。個人適応化のレベルは段階的にある。今回は文字切出しの側面からだけで検討を行ったが、今後は文字認識も含んだ個人への適応化、更には言語的な特性までも含んだ個人適応化を考えていきたい。こうすることにより処理の流れをも個人に適応化するような走書き文字列認識法へ発展させることができる。更に教師なしの個人適応化も今後の興味深い課題である。

謝辞 日ごろご指導頂く橋本情報科学研究部長、内藤研究グループリーダーに深謝します。研究を進める上で有益な議論をして頂いた寛研究グループリーダー、萩田主任研究員、有村研究主任をはじめとする寛研究グループの皆様へ感謝致します。

文 献

- (1) 馬場口登, 塚本正敏, 相原恒博: “手書き日本語文字列からの文字切り出しの基礎的実験”, 信学論(D), J68-D, 12, pp. 2123-2131 (昭60-12).
- (2) 内藤誠一郎, 増田 功: “個人性に着目した手書き漢字認識”, 信学論(D), J67-D, 4, pp. 480-487 (昭59-04).
- (3) 吉村ミツ, 木村文隆, 吉村 功: “手書き漢字認識における個人用テンプレートの有効性について”, 信学論(D), J66-D, 4, pp. 454-455 (昭58-04).
- (4) 鶴岡信治, 森田裕之, 木村文隆, 三宅康二: “筆記者に対して適応機能を持った自由手書き文字認識”, 信学論(D), J70-D, 10, pp. 1953-1960 (昭62-10).
- (5) 野澤繁之, 竹下鉄夫: “手書き文字の筆記条件による字形変動の解析”, 信学論(D), J70-D, 11, pp. 2172-2176 (昭62-11).
- (6) 村瀬 洋, 若原 徹: “候補ラティス法(CL法)とオンライン文字図形混在認識への適用”, 昭62信学情報システム全大, S13-1.
- (7) 村瀬 洋, 若原 徹, 梅田三千雄: “候補文字ラティス法による枠無し筆記文字列のオンライン認識”, 信学論(D), J68-D, 4, pp. 765-772 (昭60-04).
- (8) 村瀬 洋, 新谷幹夫, 若原 徹, 梅田三千雄: “言語情報を導入した手書き文字列からの文字の切り出しと認識”, 信学論(D), J69-D, 9, pp. 1292-1301 (昭61-09).
- (9) 志村正道: “パターン認識と学習機械”, 昭晃堂 (昭45). (昭和63年5月24日受付, 8月4日再受付)

村瀬 洋



昭53名大・工・電子卒。昭55同大学院修士課程了。同年日本電信電話公社入社。以来、文字・図形認識の研究に従事。現在、NTT基礎研究所情報科学部内藤グループ主任研究員。工博。60年度本会学術奨励賞受賞。IEEE, 情報処理学会各会員。