

卒業論文

題目：デジタルペンを用いた
丁寧な文字の分析

提出者：総合システム工

学籍番号 09111001 氏 名 赤瀬 駿

指導教員：三浦元喜准教授

提出日：平成 25 年 2 月 22 日

目次

1章	はじめに	4
1.1	研究背景	4
1.2	目的	5
2章	デジタルペン	6
2.1	デジタルペンとは	6
2.2	アノト式デジタルペン	7
3章	関連研究	9
3.1	丁寧な文字を書く習慣の定着を目的とした教育用手書き日本語入力ツールの提案と試作	9
3.2	デジタルペンを活用したリメディアル教育での授業デザイン	9
3.3	手書き数式解析に基づく基礎数学数学学習支援システムの開発	10
4章	提案手法	11
4.1	仮説	11
4.2	パラメータとその計算法	12
4.2.1	パラメータとその計算法	12
4.2.2	筆記ノイズ	17
4.3	分析法	18
4.3.1	基本的相互関係	19
4.3.2	決定木	19
4.3.3	SVM	19
5章	実験	20
5.1	丁寧乱雑文字測定法	20
5.1.1	実験条件	20
5.1.2	統計量の収集	22
5.1.3	実験結果	23
5.2	相互関係分析実験	25
5.2.1	基本的パラメータ相互関係	25
5.2.1.1	実験条件	25

5.2.1.2	実験結果	26
5.2.2	決定木	29
5.2.2.1	実験条件	29
5.2.2.2	実験結果	29
5.2.3	SVM	30
5.2.3.1	実験条件	30
5.2.3.2	実験結果	31
5.3	考察	31
6章	おわりに	33
6.1	まとめ	33

第1章 はじめに

1.1. 研究背景

近年、携帯電話やPC等の手書き文字を必要としない電子機器が高い推移で普及している。その中で子供の携帯電話の所有率は、小学生の段階で2割前後、中学生では約半数、高校生では9割以上となっている。それぞれの携帯電話の利用目的は、小学生の場合は家族との電話が主であるが、中学生・高校生になると友人とのメールでのやりとりが主となっている[1]。携帯電話による電子メールを使った連絡は非常に便利である。また、小中学校においてPCが積極的に導入され、授業の中でワープロやプレゼンテーションなど各種ソフトウェアが活用されるようになってきた。小学校学習指導要領においても、第一章「総則」の第五「指導計画の作成等に当たって配慮すべき事項」の中で、「各教科の指導に当たっては、児童がコンピュータや情報通信ネットワークなどの情報手段に慣れ親しみ、適切に活用する学習活動を充実するとともに、視聴覚教材や教育機器などの教材・教具の適切な活用を図ること」と記されており、今後、さまざまな教科でPCが活用され、PC利用による利点が教育に活かされることが期待される。

しかし一方で、携帯電話のメール機能やPCに頼りすぎるにより、文字を書くという基本的な技能への悪影響が懸念される。今後、更に、携帯電話やPC等の電子機器は普及していく中、文字を書く技能は必要でない、という意見もある。しかし、我々は、今後情報化が進んだとしても、手書き文字を使った他者とのコミュニケーションは必要になってくると考えている。例えば、就職の際に提出するエントリーシートや、学校でのテストの解答など文字を書く機会は多くある。自分だけが読むものであれば自分しか理解できないような文字で書いても問題はないが、他者が読む場合においては、漢字・

ひらがな・カタカナ等の入り混じった文章を他者が理解できる程度の読みやすい文字・丁寧な文字が求められる。

手書き文字には、紙とペンだけあればよい、気持ちを伝えやすいなどの利点があり、今後、情報化が進んだとしても、手書き文字を使って他者とコミュニケーションをする機会が完全になくなることはないと考え、したがって丁寧な文字を書くことは今後も重要であると考え、文字を書いた際に、その文字の丁寧度をユーザにアウトプットし、丁寧な文字を書く意識を高めるシステムが必要だと考える。

1.2. 目的

そこで、システムを実装するために、文字をデジタルペンにより分析する丁寧度分析手法を提案する。その手法により、1ストロークから得られる情報から丁寧な文字のストロークか乱雑な文字のストロークかを判断できるようになる。本研究での丁寧な文字の位置づけは、文字の要素である「とめ、はね、はらい」が明瞭に書かれた文字とする。

第2章 デジタルペン

2.1. デジタルペンとは

デジタルペンとは、ユーザの筆記情報をデジタル情報にして管理・運用するものである。一般的にデジタルペンの方式は、ペンタブレット方式、超音波+赤外線方式、アノット方式デジタルペンの3つの種類がある。ペンタブレット方式は、表示画面とユーザのペン筆記のエリアでの処理が連動しており、タブレット上に書いた筆記がディスプレイ上に反映されるシステムである。ディスプレイに直接書き込むことができるので、思った通りの場所に筆記できるため精度が良い。ただしディスプレイの大型化に費用がかかってしまう。超音波+赤外線方式では、赤外線と超音波を放射するユニットが取り付けられたペンとそれを感知する赤外線センサと超音波センサを使用する。そのペンから放射された赤外線と超音波を、紙のそばに取り付けた2つのセンサが受信し距離を測定し、三角法で計算して記憶・表示するシステムである。書き込む対象物である紙の種類（紙でなくても可）を気にせずに運用できる。ただ超音波を使った位置処理により筆記情報の精度があまりよくない。アノット方式デジタルペンでは、カメラが先端に取り付けられたペンと特殊なドットが印刷された紙を使用する。ドットは格子点から上下左右のいずれかの方向にずれて印刷されている。そのドットをカメラで読み取り、ずれのパターンから紙上でのペン先の位置を算出し、筆記情報を生成する。紙のドットを読み取ることから筆記情報の精度は高いが、アノット用紙の運用で費用がかかってしまう。本研究では、小学生低学年を対象としているので、アノット方式デジタルペンを用いている。精度を考慮するとペンタブレット方式が一番有用である。今後、電子化が進みキーボードや携帯端末による文字入力やタブレット上に筆記を行う機会は増えていき、アナログペンによる筆記は無くなっていくという考えもできる。しかし、私たちはいくら電子化が進行し

ようとアナログペンによる手書きは必要になると考えている．よってアノト方式デジタルペンを本研究では用いることにした．

2.2. アノト方式デジタルペン

アノト方式デジタルペンのシステムの概要は前述の通り，紙に手書きした文字やイラスト等の情報がデジタル化され，保存・送信することができるものである．

図 2. 1 に示しているデジタルペンは，カメラ，イメージプロセッサ，メモリ，通信ユニット，インクカートリッジ，筆圧センサ等から構成されている．使用する紙は，図 2. 2 のように微細な円形ドットで構成される特殊なドットパターンが印刷された専用紙を使用する．ドットは訳 0. 3mm の感覚で直行する格子状に配置され，しかも格子から上下左右のいずれかにずれており，専用紙はすべて固有のドットパターンを持っていることから，用紙の種別や座標の特定が可能となる．この専用紙にデジタルペンで書きこむと，ペン先に内蔵されたカメラがドットパターンを毎秒 75 回の速さで読み取る．デジタルペンに内蔵されたカメラで一回に読み取れる範囲は 6×6 ドット(1. 8×1. 8mm)で，この 36 個の各ドットが固有のドットパターンとなっており，イメージプロセッサにより，撮影されたドットパターンの処理が行われ，書き込んだ文字やイラスト等の座標，時刻，筆圧等の情報が記録される．この方式を「アノト方式」と呼ぶ．デジタルペンの内蔵メモリはおおよそ A5 サイズで 40 ページの記録が可能である．読み取ったペン内の筆記情報はネットワークを介し図 2. 3 のように PC 内のアプリケーションへ送信される．



図 2. 1 デジタルペン

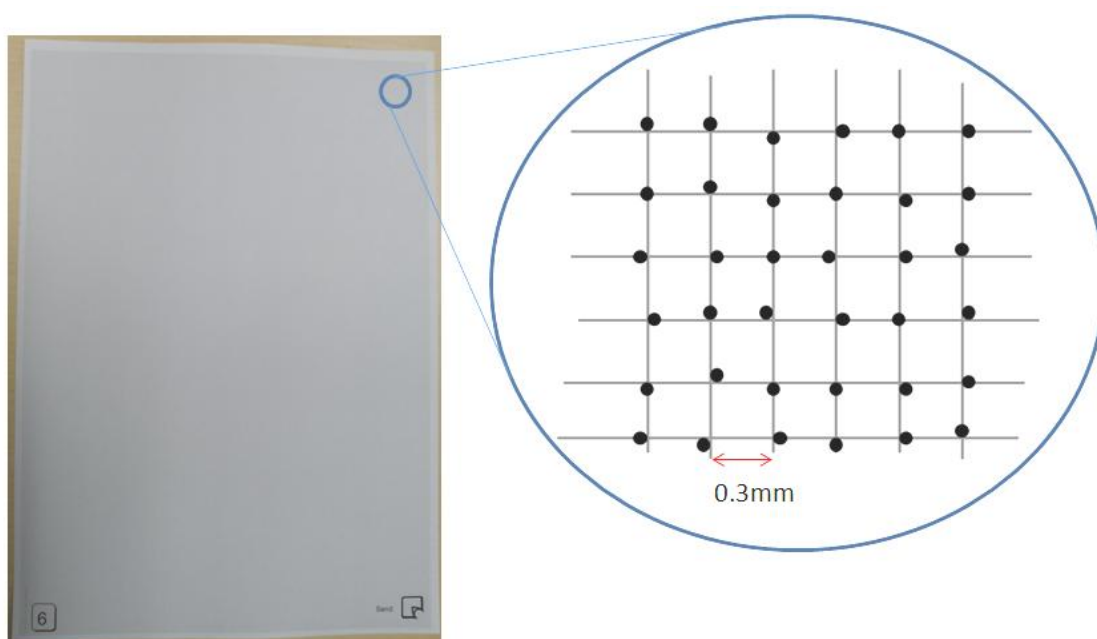


図 2. 2 アノト用紙のドット格子

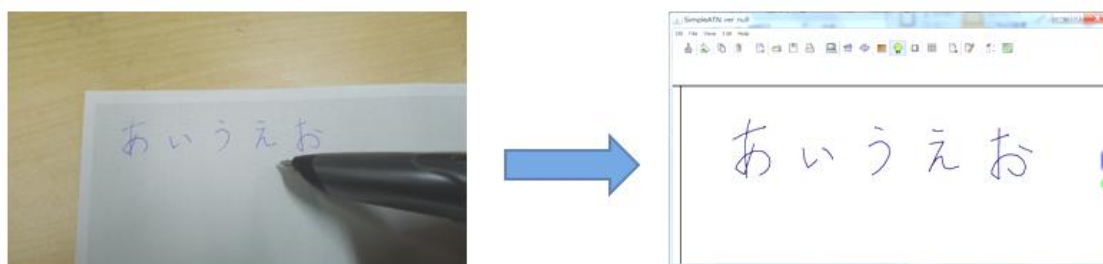


図 2. 3 筆記データのアプリケーションへの送信

第3章 関連研究

3.1. 丁寧に文字を書く習慣の定着を目的とした教育用手書き日本語入力ツールの提案と試作

坂東らは、漢字交じりの文章を正しく丁寧に書く習慣の定着を目的とし、各種ソフトウェアへの手書き文字による入力、および、教育的に望ましくない手書き文字の指摘を行える、教育用手書き日本語入力ツールについて研究をしている[2].

具体的には以下のようなツールを試作している.

- ・字形の整っていない文字は認識しない.
- ・複数の画が続けて書かれた文字は認識しない. ただし、多くの生徒が間違うと考えられる部分だけが続けられている場合には認識し、その部分を指摘する.
- ・筆順違いを含む手書き文字は認識し、その部分を生徒に指摘する.

しかし、文字認識には、丁寧な文字の形状との類似度のみを利用している. 我々は、丁寧な文字とは形のみ情報では定義付けはできないと考え、他の定義の方法を考える.

3.2. デジタルペンを活用したリメディアル教育での授業デザイン

今井らは、デジタルペンから得られる学習の途中過程の情報と、e-Learning による学習ペース情報(学習時間、筆記率、停止回数)とを管理する形態の学習指導による教育手法を試みている. [3]学習ペース情報を教師と生徒に対し示すことにより、学習状況とテストの結果にどのように影響していくのか実験を行っている.

デジタルペンの教育現場での活用事例としてはとても参考になった. しかしこの研究

では、デジタルペンによって書かれた内容や筆記データについての評価はまったくされていない。我々は、書かれた筆記のデータを活用して筆者に対してより丁寧な文字を書いてもらえるシステムというものを追求した。

3.3. 手書き数式解析に基づく基礎数学数学学習支援システムの開発

鈴木らは、手書きされた数式を解析し指導できるような、基礎数学の学習支援システムを開発した。[4]開発したシステムにより、式の導出過程の誤りを正しく指摘することができるようになる。文字の認識には、サンプリングされた座標情報を8方向データとして分類し文字の特徴量と定め、あらかじめ求めた文字ごとの標準特徴量と比較することにより行っている。文字の分析としてとても参考になった。しかし我々は、文字ごとの特徴を使うのではなく、もっと基本的な筆記データを使い丁寧度との関係性を研究していった。

.

第4章 提案手法

本研究で使用するアノト式デジタルペンはペンの軌跡・筆圧・書いた時刻・座標の筆記データを取得できる。それを利用し1ストロークでの長さ・速度・時間・角度等を計算し、それらを使ったいくつかのパラメータを用い丁寧な文字のストロークと乱雑な文字のストロークについての分析に、丁寧度分析手法を提案する..

4.1. 仮定

丁寧な文字を筆記データによって定義する上でいくつかの仮定を考えた。手書きする文字の指定はせずに、1ストロークの筆記情報のみを使用し丁寧であるかの判断をすることを踏まえた上での仮定となる。丁寧度と関係するパラメータとして1ストローク中の筆記速度の分散（以下、速度分散と記す）、筆記速度の平均値（以下、速度平均値と記す）、ストロークから次のストロークへ移行するまでの時間（以下、ストローク間時間と記す）が挙げられる。速度分散と速度平均値に関してはそのストロークの複雑さによっても変化すると考えられる。ストロークの複雑さについては、ストローク中にある折れ点の数と Ramer の方法[5]により定義している。丁寧な文字とは1. 2 節で記述したよう「とめ、はね、はらい」が明瞭な文字だと考える。よって、例えば、丁寧な文字であれば速度分散は「とめ、はね、はらい」のため大きくなり、速度平均値は低くなると考えられる。また、速度分散と速度平均値は文字の複雑さによっても変化すると考えられる。丁寧度と各パラメータの相互関係の予想は以下の表 4. 1, 表 4. 2 にまとめた。以下の節では各パラメータを算出するための計算方法を述べている。

	丁寧な文字	乱雑な文字
速度分散	大きい	小さい
速度平均値	小さい	大きい
ストローク間時間	長い	短い

表 4. 1 丁寧な文字と乱雑な文字との各パラメータ関係予想

	文字の複雑さ	
	高い	低い
速度分散	大きい	小さい
速度平均値	小さい	大きい

表 4. 2 文字の複雑さと各パラメータの関係予想

4.2. パラメータとその計算・分析法

この節では、分析に使用したパラメータとそれらの計算法や、収集した統計情報をどのように分析していくのかを記述していく。

4.2.1. パラメータとその計算法

本研究で用いるパラメータは、平均速度値、速度分散、文字の複雑さ、ストローク間時間である。アノト式デジタルペンから得られるデータ、軌跡・筆圧・書いた時刻・座標情報であり、それぞれのデータはストロークごとのデータとなっている。図 4. 1 のように座標データは xy の配列となっており、 i 番目の座標区間の距離 $d[i]$ は座標データより三平方の定理を用いて計算する。座標の個数を n とすると、1 から $n-1$ 番目までの $d[i]$ の和が 1 ストロークの長さ Sd となる。

$$d[i] = \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2} \quad (1 \leq i \leq n-1)$$

$$Sd = \sum_0^n d[i] \quad (1 \leq i \leq n-1)$$

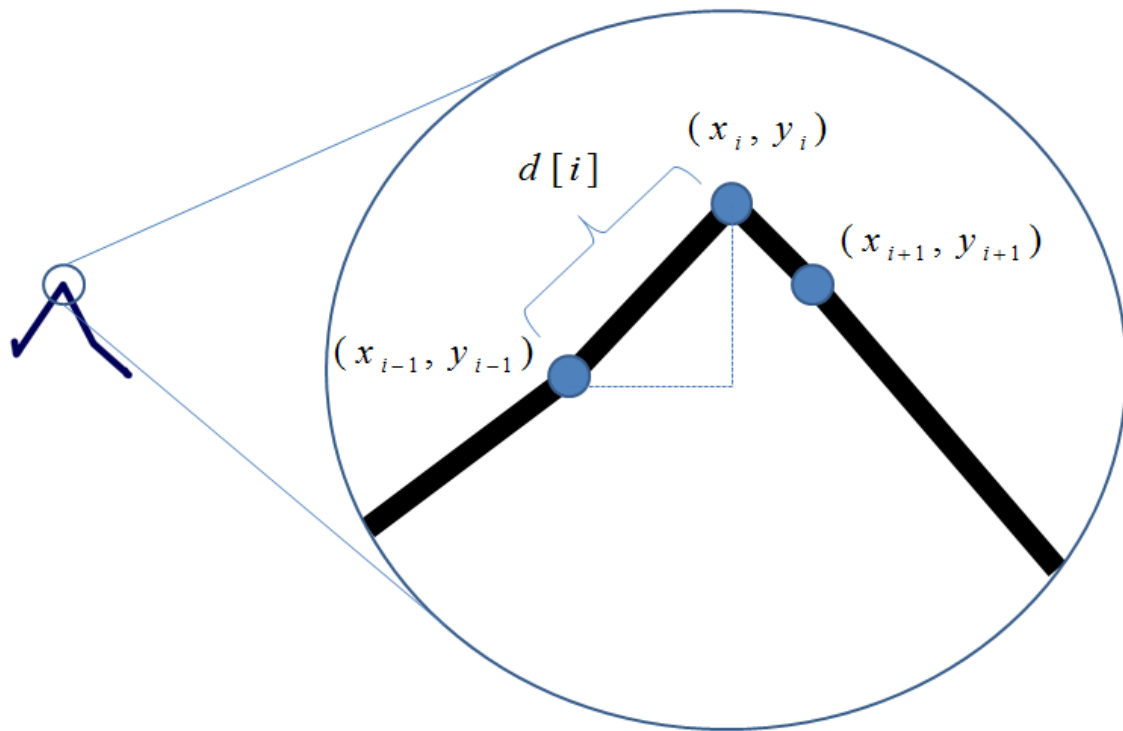


図 4. 1 座標とその間の距離

座標は 1/75 秒の時間ごとにサンプリングされているため距離を $1/(75 \cdot 1000)$ で掛ける
と i 番目の区間の速度 $V[i](\text{pixel/ms})$ となる. 座標区間の数 $(n-1)$ に $1000/75$ でかけると
区間時間 $t[i](\text{ms})$ となりその和が 1 ストロークの時間 St となる.

$$V[i] = d[i] * \frac{1}{75 \cdot 1000} \quad (1 \leq i \leq n-1)$$

$$t[i] = (n-1) * \frac{1000}{75}, \quad St = \sum_1^n t[i] \quad (1 \leq i \leq n-1)$$

ペンから得られる情報は書き始めの時刻のみ. そのため次のストロークまでにペンが
移動する時間 $timed$ は, 二つのストロークの書き始めの時刻の差 td から前回のストロ
ーク時間 $preSt$ を引く必要がある.

$$\text{timed} = \text{td} - \text{preSt}$$

その速度を使い 1 ストローク中の平均速度値 **avg** と速度分散 **var** をだしていく.

$$\text{avg} = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} V[i]}{n-1}, \quad \text{var} = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} (\text{avg} - V[i])^2}{n-1} \quad (1 \leq i \leq n-1)$$

次に文字の複雑さである. 本研究では複雑さは折れ点の数と **Ramer** の方法による特徴点の数の多さに比例すると考えた.

折れ点の数をカウントする上でまず, 各頂点の角度 θ を計算した. 角度の計算法は, 2 点間の直線と隣接する直線の角度を求めたいので, 各線をベクトルに見立て三角関数の **arccos** で求めた.

$$\theta = \arccos \left(\frac{\langle \overrightarrow{AB}, \overrightarrow{BC} \rangle}{|\overrightarrow{AB}| * |\overrightarrow{BC}|} \right)$$

図 4. 2 のように, 直線 AB を第 i 番目の座標から第 $i+1$ 番目の座標までの直線, 直線 BC を第 $i+1$ 番目の座標から第 $i+2$ 番目までの直線とする. ここで得られる **arccos** の値域は $0 \leq \theta \leq \pi$ とする.

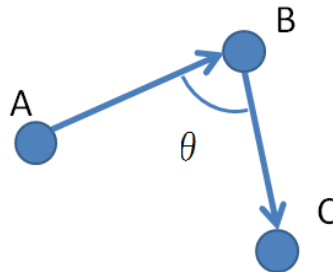


図 4. 2 角度の計算

求めた角度から折れ点とカウントする条件を以下のように二つ用意し図 4.3 にまとめた。

条件 1・・・1つの角度 θ が 80 度以上

条件 2・・・2つの隣接する角度 θ_i ， θ_{i+1} の和が 80 度以上

上記のパターンを満たす場合，折れ点としてカウントする．ただし，条件 1 を満たす点については条件 2 には含めないものとする．1 ストローク中にある折れ点の個数の和を **numpoint** と以下では記す．

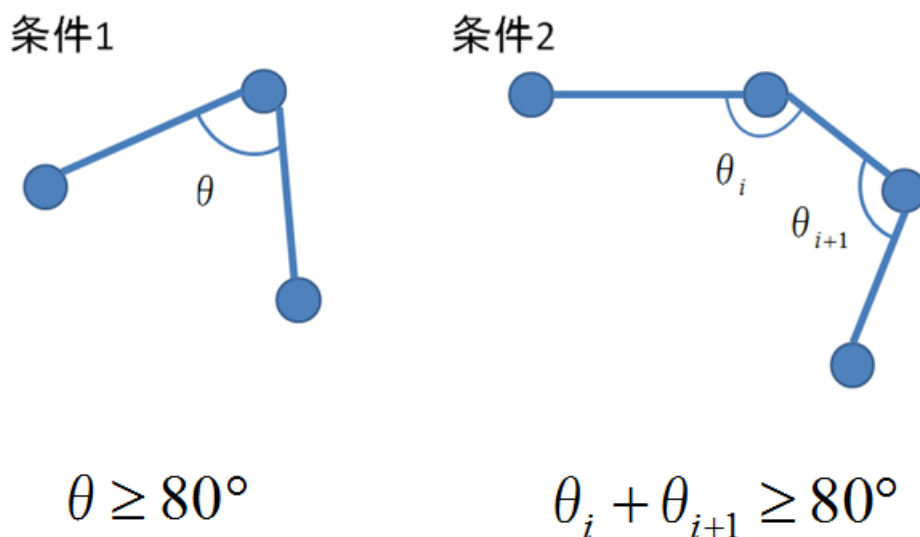


図 4. 3 折れ点カウント条件

Ramner の方法とは，まずストロークの最初と最後の筆点を特徴点として抽出する．（図 4. 4. ②）そして，2 つの特徴点を結んだ連結線からそれらの間にある点までの距離 **d** を求め，ある閾値を超える最も遠い点を特徴点として選択する．（図 4. 4. ③④）新しく選択された特徴点と隣接する特徴点とで同じ作業を繰り返し行い閾値を超える点がなくなるまで行う．**Ramer** の方法により算出された特徴点を **R 特徴点**，**R 特徴点** の 1 ストローク中での個数の和を **numramer** と以下では記す．（図 4. 4. ⑤⑥）閾値

については文字の大きさを考慮した値にする必要がある．本研究では文字サイズ大には 9pixel，文字サイズ小には 5pixel の閾値を使った．

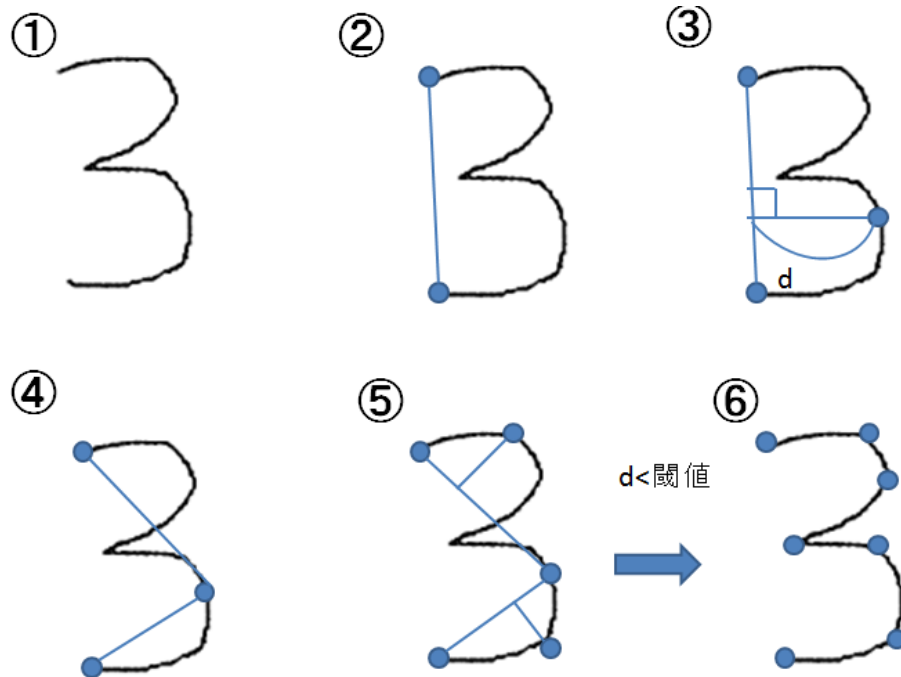


図 4. 4 Ramer の特徴点算出法

折れ点，もしくは R 特徴点の数と分散の数の関係に丁寧度に関係しているとし，折れ点，もしくは R 特徴点の個数の対数の値をとり，それぞれで速度分散を割ったパラメータ $\text{var}_{\text{point}}$ ， $\text{var}_{\text{ramer}}$ も計算する．

$$\text{var}_{\text{point}} = \frac{\text{var}}{\log(\text{numpoint} + 2)}$$

$$\text{var}_{\text{ramer}} = \frac{\text{var}}{\log(\text{numramer})}$$

4.2.2. 筆記ノイズ

ペンでの筆記のため書き始めと書き終わりに文字の形状とは関係のない折れ点（以下、筆記ノイズ）が検出される。これは書き始め時にペンを停止させ、書き終わりに次のストロークに移るため起きるものと推測される。そのため、図 4. 5 のように、書き始めと書き終わりに折れ点を検出した場合は折れ点の数としては除外するようにした。書き終わりの折れ点に関してはハネである場合があるため、図 4. 6 のように、折れ点からストロークの最終点までの距離 hd （以下、はね距離と記す）によって折れ点として数えるかどうか判断している。はね距離にある程度の長さがある場合をはねと判断し折れ点としてカウントし、そうでない場合は除外している。閾値については本研究では $0.3mm$ としている。これよりも小さく設定すると筆記ノイズを折れ点と判断し、これよりも大きいとはねを筆記ノイズと判断してしまう。これらの筆記ノイズを除去した折れ点の数と各パラメータの相互関係を分析する場合は、折れ点以外のパラメータにも影響してくる。折れ点として除外した箇所のデータを含まないように計算している。

しかし、筆記ノイズ自体にも丁寧度と関係する可能性があると考え、したがって本研究の実験では筆記ノイズの除外を考慮したパラメータと筆記ノイズも含んだパラメータをそれぞれ用意して分析を行った。以下では、筆記ノイズを含まないパラメータには“*”をつけて表示している。

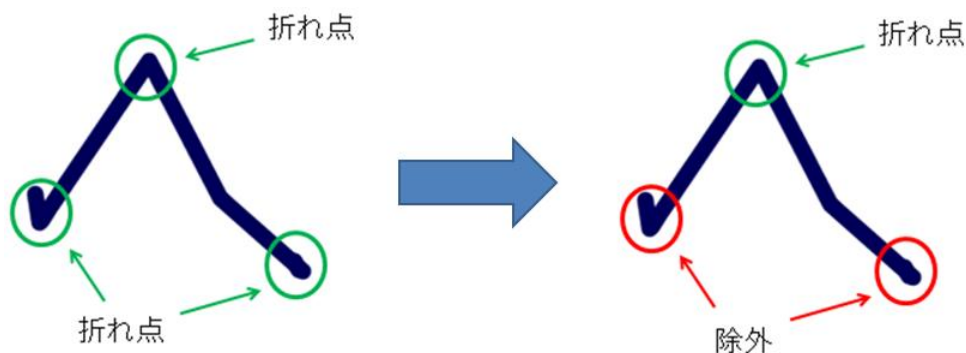


図 4. 5 折れ点の判定

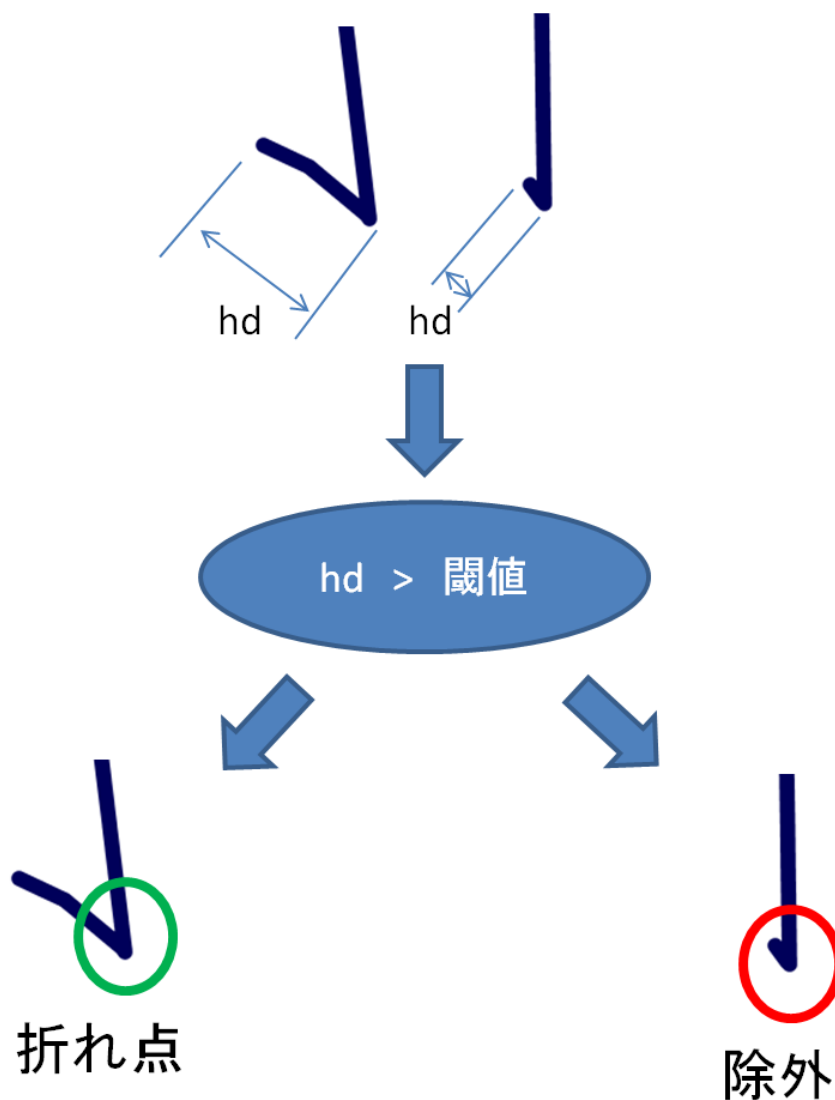


図 4. 6 ハネ距離による折れ点の判定

4.3. 分析方法

分析法として、基本的パラメータ間相互関係、決定木を用いた方法、サポートベクターマシン(以下、SVM と記す)を用いた方法の 3 つに分けて 4. 1 節の仮定を元に行う。基本的パラメータ間相互関係により、丁寧な文字のストロークと乱雑な文字のストロークで差のある特徴量の選出に用いる。その結果を決定木によって確認し、最終的に丁寧な文字のストロークと乱雑な文字のストロークを区別する特徴量を考察する。

4.3.1. 基本的パラメータ相互関係

それぞれのパラメータ間の相互関係を調べた。まず、速度分散、速度平均値、ストローク間時間を 4. 1 節の仮定に従ってそれぞれの平均値を計算する。ただし 4, 2, 2 項に記述している筆記ノイズを含むか含まないかで速度分散、速度平均値、折れ点、は二種類存在する。

4.3.2. 決定木

決定木とは、データマイニングで用いられる有名な手法の一つである[6][7]。本研究では、丁寧な文字と乱雑な文字の判断に各パラメータがどのように関連してくるのかを調べるために用いた。実際には、統計ソフトウェア R でパッケージ”mvpart”の関数”rpart”を用いる。

4.3.3. サポートベクターマシン

サポートベクターマシン（以下、SVM と記す）とはデータマイニングで用いられる有名な手法の一つである[7][8]。本研究では、丁寧な文字と乱雑な文字を区別するであろうと仮定しているパラメータを用い、ストロークの統計情報から丁寧な文字か乱雑な文字かを判断するために用いた。実際には、統計ソフトウェア R でパッケージ”e1071”の関数”svm”を用いる。

第5章 実験

丁寧度分析手法により，丁寧な文字と乱雑な文字についてのデータを集め分析していく．

4. 1 節で述べた仮定のもとで実験を行った．

5.1. 丁寧乱雑文字測定実験

丁寧乱雑文字測定実験においては，デジタルペンにより丁寧な文字と乱雑な文字を被験者に意識してもらい筆記してもらい筆記データを集計する．人数は大学生 10 人である．

5.1.1. 実験条件

被験者には丁寧な文字と乱雑な文字を意識してもらい，指定した漢字・ひらがなを文字サイズを変えて計 80 文字をアノト用紙に筆記してもらう．

漢字は，「永・九・衣・級・優・秀・乾・弱・見・七」の 10 文字を指定する．漢字の選出基準は小学生が習得する漢字の中で 24 種類の書記素を多く含むものにした．[9]

ひらがなは，「あ・か・さ・た・な・は・ま・や・ら・わ」の 10 文字を指定する．ひらがな特有の湾曲した形状をした文字を含むようにした．

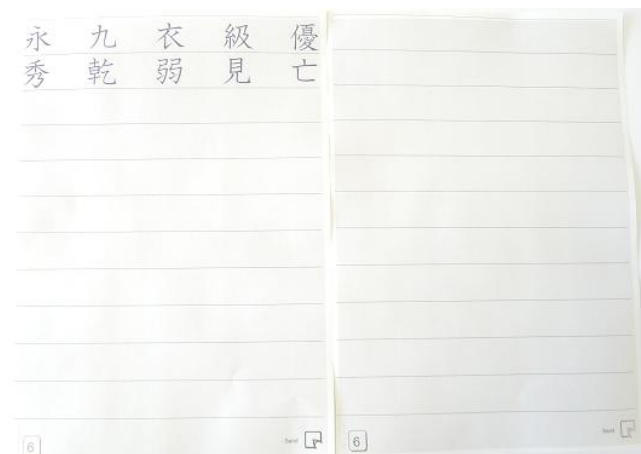
文字サイズは小と大の二つ用意した．アノト用紙に枠線を引き，被験者の筆記文字のサイズを揃えた．枠線の感覚は 12mm（小）と 24mm（大）とする．

丁寧な文字を書く際には「とめ，はね，はらい」を特に意識してもらい，アノト用紙に印刷したお手本を見ながら筆記してもらう．

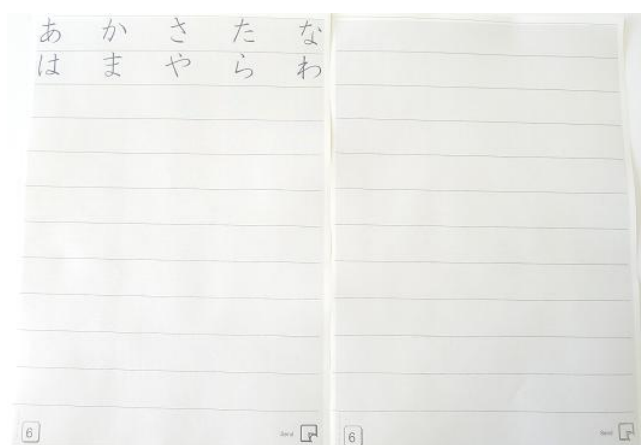
以下に実験で使用したアノト用紙を図 5. 1(a)(b)(c)で示す．



(a)文字サイズ小，漢字，ひらがな



(b)文字サイズ大，漢字



(c)文字サイズ大，ひらがな

図 5. 1 実験用アノト用紙

5.1.2. 統計量の収集

本研究で使用するアプリケーション（SimpleATN）では、図 5. 2 のように各筆記に対してラベルを付けることができる。本研究では丁寧度の区別や文字の区別のためにこのラベルを使用した。またこのフィルターの働きとして 4. 2. 1 項で得られる統計量を抽出可能になった。筆記時間順にただ並べられた筆記データを文字別等の区別されたデータとして収集することができた。フィルターをかけた箇所の csv データが図 2. 5 のようになる。ただし、図 5. 3 には本研究で準備したパラメータがいくつか含まれている。

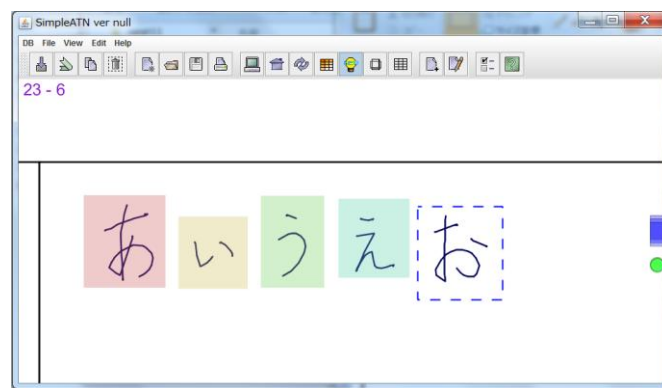


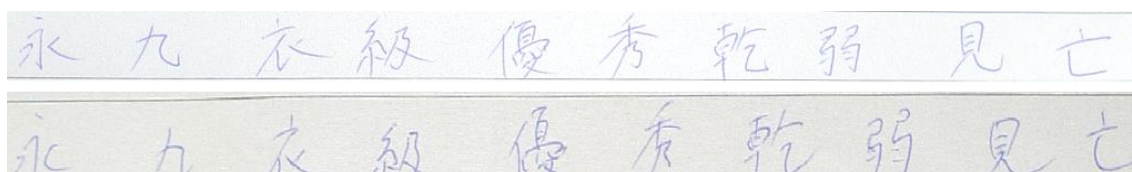
図 5. 2 フィルター機能

F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
count	len	avg	var	var2	max	timediff	timed	choten	choten2	rumchoten
1	0	0	0	0	0	262	236	0	0	-2
3	1.15563	0.577815	0.033317	0	0.760345	3834	3834	0	0	0
4	17.49023	5.830077	18.39041	0	11.63105	30468	30455	1	0	0
6	22.12913	4.425826	8.599568	6.229497	9.654177	234	194	1	0	0
16	51.89646	3.459764	8.201909	1.233865	13.42805	226	160	2	2	3
4	9.529137	3.176379	4.983532	0	6.329494	712	512	0	0	0
3	8.862749	4.431374	2.019172	0	5.85235	177	137	0	0	0
3	5.036678	2.518339	4.275156	0	4.585984	454	428	1	0	0
10	32.82319	3.647021	3.124582	1.545384	6.281172	179	153	2	1	1
5	10.05691	2.514227	4.241161	0.618947	5.275237	572	452	1	0	0
13	44.14386	3.678655	7.354216	6.800506	9.728341	203	150	4	2	2
4	12.29553	4.09851	5.712629	0	6.388466	700	540	0	0	0
17	53.6416	3.3526	8.447574	8.780861	13.83158	169	129	2	1	2
4	5.903938	1.967979	3.335391	0	4.550069	412	199	1	0	0
5	25.86182	6.465455	32.41274	7.512209	14.55861	11645	11605	1	0	0
13	37.07146	3.089288	4.345621	4.553696	7.39193	467	414	3	2	2
13	25.35486	2.112905	2.214017	2.106935	5.303301	744	584	4	3	0
7	17.23467	2.872446	0.493848	0.026295	3.486581	496	336	1	0	0
4	23.82314	7.941048	26.51267	0	13.81179	245	165	1	0	0

図 5. 3 統計量の csv 形式

5.1.3. 実験結果

大学生 10 人の筆記データを集計できた．例として 1 人分の筆記を以下に図 5. 2 で示す．



(a) 文字サイズ小・漢字の丁寧な文字(上)と乱雑な文字(下)

あ か さ た な ほ ま や ら わ
あ か さ た な ほ ま や ら わ

(b) 文字サイズ小・ひらがなの丁寧な文字(上)と乱雑な文字(下)

永 九 衣 級 優
秀 乾 弱 見 亡
永 九 衣 級 優
秀 乾 弱 見 亡

(c) 文字サイズ大・漢字の丁寧な文字(上)と乱雑な文字(下)

あ か さ た な
ほ ま や ら わ
あ か さ た な
ほ ま や ら わ

(d) 文字サイズ大・ひらがなの丁寧な文字(上)と乱雑な文字(下)

図 5. 4 筆記例

5.2. 筆記データ分析実験

5. 1 節の実験によって集計された筆記データを分析する．分析法として，基本的パラメータ間相互関係，決定木を用いた方法，サポートベクターマシン(以下，SVM と記す)を用いた方法の 3 つに分けて 4. 1 節の仮定を元に行う．

5.3.1. 基本的パラメータ間相互関係

それぞれのパラメータ間の相互関係をについて分析してみた．

5.3.1.1. 実験条件

分析に使用するパラメータは速度分散（筆記ノイズを含む），速度分散*（筆記ノイズを含まない），速度平均値（筆記ノイズを含む），速度平均値*（筆記ノイズを含まない），ストローク間時間である．

また，折れ点（筆記ノイズを含む），折れ点*（筆記ノイズを含まない）， R 特徴点の個数と，速度分散，速度分散*との関係を分析した．これらのことを踏まえ，今回の実験では以下の特徴量を準備した．

var: 速度分散（筆記ノイズを含む）

var*: 速度分散（筆記ノイズを含まない）

avg: 速度平均値（筆記ノイズを含む）(pixel/ms)

avg*: 速度平均値（筆記ノイズを含まない）(pixel/ms)

timed: ストローク間時間(ms)

$\frac{\text{var}}{\log(\text{numpoint}+2)}$: 速度分散を折れ点の個数の対数の値で割った値

$\frac{\text{var}^*}{\log(\text{numpoint}^*+2)}$: 速度分散*を折れ点の個数*の対数の値で割った値

$\frac{\text{var}}{\log(\text{numramer})}$: 速度分散を折れ点の個数の対数の値で割った値

$\frac{\text{var}^*}{\log(\text{numramer})}$: 速度分散*を折れ点の個数の対数の値で割った値

5.2.1.2. 実験結果

漢字・ひらがな・文字サイズ・丁寧度別で統計情報をだし、それぞれの平均値を求めた。丁寧な文字のストロークの各平均値と乱雑な文字のストロークの平均値の割合（以下では、丁寧乱雑比と記す）をだしている。また、丁寧なストロークと乱雑なストロークの平均値の差に有意性があるか、t 検定を用いて判断した。 ”p 値<0. 05”の条件を満たす時、有意性があると判断される。条件を満たしているものを赤文字で表記している。以下の表 5. 1 にその結果をまとめる。

表 5. 1 丁寧な文字と乱雑な文字の各パラメータの平均

(a)文字サイズ小, 漢字

	丁寧	乱雑	丁寧/乱雑	p値
var	7.411	5.606	1.32	.0005
var*	8.106	5.188	1.56	<.0001
avg(pixel/ms)	0.212	0.211	1.00	.259
avg*(pixel/ms)	0.201	0.181	1.11	.223
timed (ms)	504.66	305.21	1.65	<.0001
var/ log(numpo int+ 2)	16.2	9.93	1.64	.0026
var* /log(numpo int* +2)	19.1	11.3	1.70	.0001
var/log(numramer)	11.4	8.66	1.31	.0001
var*/log(numramer)	17.3	12.4	1.40	<.0001

(b)文字サイズ大, 漢字

	丁寧	乱雑	丁寧/乱雑	p値
var	15.7	14.1	1.11	.152
var*	15.8	13.4	1.18	.081
avg(pixel/ms)	0.282	0.300	0.94	.303
avg*(pixel/ms)	0.314	0.305	1.03	.722
timed (ms)	643	323	1.99	<.0001
var/ log(<i>numpo</i> int+ 2)	36.1	30.7	1.18	.550
var* /log(<i>numpo</i> int* +2)	40.4	32.4	1.25	.128
var/log(<i>numramer</i>)	26.7	25.4	1.04	.048
var*/log(<i>numramer</i>)	40.2	34.2	1.17	.033

(c)文字サイズ小, ひらがな

	丁寧	乱雑	丁寧/乱雑	p値
var	9.34	7.04	1.33	.012
var*	8.93	5.91	1.51	.0044
avg(pixel/ms)	0.242	0.262	0.92	.999
avg*(pixel/ms)	0.230	0.211	1.09	.561
timed (ms)	657	312	2.10	<.0001
var/ log(<i>numpo</i> int+ 2)	79.0	33.4	1.75	.011
var* /log(<i>numpoint</i> * +2)	81.3	34.2	1.70	.0014
var/log(<i>numramer</i>)	40.9	30.5	1.31	.0002
var*/log(<i>numramer</i>)	61.6	40.6	1.0	.0002

(b)文字サイズ大, ひらがな

	丁寧	乱雑	丁寧/乱雑	p値
var	21.3	15.5	1.37	.0026
var*	27.5	13.1	2.10	.0003
avg(pixel/ms)	0.323	0.359	0.90	<.0001
avg*(pixel/ms)	0.390	0.375	1.04	.396
timed (ms)	838	389	2.16	<.0001
var/log(numpoint + 2)	79.0	33.4	2.36	.010
var*/log(numpoint * +2)	81.3	34.2	2.37	.0002
var/log(numramer)	40.9	30.5	1.34	.0005
var*/log(numramer)	61.6	40.6	1.51	.0001

まずは、丁寧乱雑比について注目してみる。(a)-(d)で、timed が最も高い値を示している特徴量である。次に高い値を示している特徴量はvar/log (numpoint + 2)と var * /log (numpoint * +2)である。

次に t 検定の結果について注目してみる。(a)-(d)の内三つ以上で有意性があると判断された特徴量は var, var*, timed, var/log (numpoint + 2), var */log (numpoint * +2), var/log (numramer), var * /log(numramer)で、そのうち 4 つ全てで有意性があると判断されたものは timed と var/log (numramer)と var * /log (numramer)である。

avg, avg*は丁寧乱雑比と t 検定両方において有意性はないと判断されることが考えられる。

5.2.2. 決定木

5. 2. 1 項の実験から丁寧な文字のストロークと乱雑な文字のストロークを決定つける特徴量として `timed`, `var */log (numpoint * +2)`, `var */log (numramer)`だと考えた. この三つの特徴量が本当に丁寧な文字のストロークと乱雑な文字のストロークを決定つけるものなのかを確認していく.

5.2.2.1. 実験条件

“mvpart”パッケージの `rpart` 関数を使用する.

5. 2. 1. 1 の特徴量を関数に入れる. ただし決定木の時のみ筆記ノイズを含まない記号である*は 2 としてある.

`timed` はストローク間の統計情報であるが, `timed` が長いほど次のストロークは丁寧なものになると考えられめ, 決定木の 1 つの特徴量として含めている.

5.2.2.2. 実験結果

以下に R 上でプロットした決定木モデルを以下に載せる.

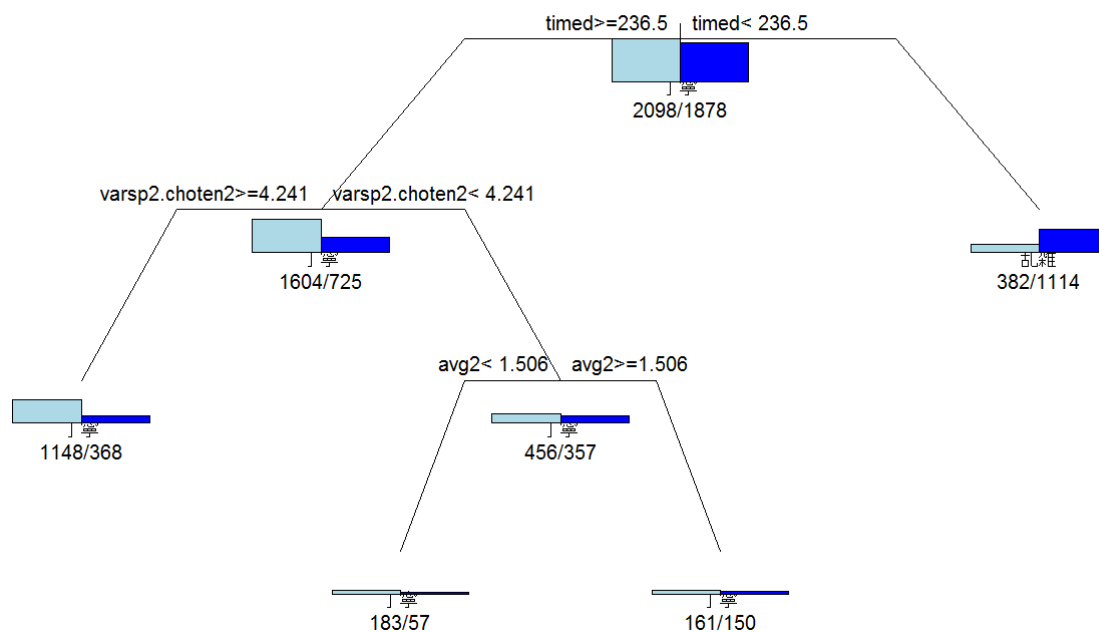


図 5. 5 決定木モデル

上にある特徴点ほど丁寧な文字のストロークと乱雑な文字のスクロールを区別することに影響があるものと算出されている。5. 2. 1 項で有意性のあった $timed$ ，次いで $var */ \log (numpoint * +2)$ が上部にきていることがわかる。

5.2.3. SVM

5.2.3.1. 実験条件

“e1071”パッケージの svm 関数を使用する。

人別に統計情報を収集する。

1 人の統計情報をテストデータとし，他の 9 人の統計情報を教師データとする。丁寧な文字のストロークか乱雑な文字のストロークかを教師データを元に予想をたてる。

テストデータ，教師データ共に $timed$ ， $var */ \log (numpoint * +2)$ ， $var */ \log (numramer)$ の 3 つの特徴量を持っている。

実際に被験者が意識した丁寧度との適合率を調べていく。

5.2.3.2. 実験結果

SVM にそれぞれのデータをいれた結果を以下に示す。

per2	丁寧	乱雑
丁寧	73	41
乱雑	137	168

図 5. 6 SVM にかけた結果

横軸が教師データの予測で、縦軸が被験者が意識した丁寧度になっている。一番右の列を例にあげると、教師データによって per2 の全スクロールの内 209 個が乱雑な文字のスクロールと予想された。実際には 209 個中 168 個が乱雑に意識された文字のスクロールということである。Per2 とは 2 番目の人を表しており、per2 のデータをテストデータとし、per1, per3-per10 のデータを教師データとした結果という意味である。

それぞれの per 毎に SVM にかける、実際に被験者が意識した丁寧度と教師データによる予想の適合率は全体的には 55. 3% となった。丁寧度別の適合率は、丁寧な文字と予想して合致した割合が 31. 6%, 乱雑な文字のストロークと予想して合致した割合が 80. 8% となった。

5.3. 考察

基本的パラメータ間相互関係と決定木の分析結果を受け、ストローク間時間には丁寧度と密接な関係があるように感じた。丁寧な文字を書く際、筆記の速度は平均速度値を見る限りあまり変化はない。しかしストローク間時間が長くなるため、総合的な筆記時

間が多くかかるのではないかと考える。更に、速度分散とも関係があると感じた。単純な速度分散よりも、折れ点や R 特徴点の情報を加えたほうが丁寧な文字のストロークと乱雑な文字のストロークに差がでていることから、ストロークの形というものも丁寧度にかかわってくる特徴量の 1 つだと考えられる。

基本的パラメータ間相互関係と決定木の分析によって、丁寧度に影響している 3 つの特徴量を使い SVM にかけたところ 55.3% の適合率しかでなかった。1.2 節に記述しているようなシステムを構成するためには、まだ丁寧な文字の定義化ができていないと考えられる。また、今回は 1 ストロークを筆記データの集まりの単位としていたが、これを文字ごとに統計情報をだすとまた違った結果がでると考えられる。

第6章 おわりに

6.1. まとめ

本研究では、書いた文字の丁寧度をユーザにアウトプットをするシステムを提案しました。システムの実装のために、丁寧な文字と乱雑な文字についてデジタルペンを用いて分析をする丁寧度分析法を提案し、検討を行った。

我々は、デジタルペンから得らる筆記データから算出できる特徴量の内、速度分散と折れ点・R 特徴点に注目した。それらを含むいくつかの特徴量を用意し、1つ目の分析法である基本的パラメータ間相互関係で丁寧な文字のストロークと乱雑な文字のストロークで有意性のあるものを選出した。2つ目の分析法である決定木を用いて、基本的パラメータ間相互関係で選出した特徴量が本当に丁寧度と関係があるのかを確認した。その結果、ストローク間時間、速度分散*を折れ点の個数*の対数の値で割った値、速度分散を R 特徴点の個数*の対数の値で割った値の三つが丁寧な文字のストロークと乱雑な文字のストロークを区別するのに大きな影響があると考えた。それを元に、3つ目の分析法である SVM を用いて実際に収集した統計情報を分類しその精度を確認した。その結果、適合率 55.3%とシステムに適用できるような結果にはならなかった。適合率をあげるには、より多くの人の筆記データを教師データとしてする、他の特徴量について検討する、データの単位を1ストロークごとではなく文字ごとに収集して統計情報をだす等が考えられる。

今後、この手法を改良し、我々が提案したシステムへの適応をしていきたいと考えている。

謝辞

本研究を進め、また論文を作成するにあたって、多大なるご指導・ご鞭撻を賜りました三浦元喜准教授に心から御礼申し上げます。また、研究にご協力いただいた九州工業大学工学部の有志の方々に対し、心より感謝致します。誠に有難う御座いました。

参考文献

- 1) Benesse 教育研究開発センター: メディアとの接触, 第1回ども生活実態基本調査 (2004)
- 2) 坂東 宏和, 大即 洋子, 澤田 伸一: 丁寧に文字を書く習慣の定着を目的とした教育用手書き日本語入力ツールの提案と試作, 社団法人 情報処理学会 研究報告(2005)
- 3) 今井 順一, 山本 大輔, 小松川 浩: デジタルペンを利用したメディア教育での授業デザイン, メディア教育研究 第5巻 第1号 Vol, 5, No. 1, 57-66(2008)
- 4) 鈴木 雅人, 松本 章代, 吉本 定伸, 大塚 友彦: 手書き数式解析に基づく基礎数学学習システムの開発, 社団法人 電子情報通信学会技術研究報告(2009)
- 5) 朱 碧蘭, 中川 正樹: オンライン手書き文字認識の最新動向, 電子情報通信学会誌 Vol. 95, No. 4(2012)
- 6) 鈴木 崇広: データマイニングの比較
- 7) 豊田 秀樹: データマイニング入門, 東京図書株式会社
- 8) 栗田 多喜男: サポートベクターマシン入門(2002)
- 9) ヴァロビヨワ・ガリーナ: 漢字の分解と構成要素の軽量的分析に基づいた学習漢字の最適な