

平成26年度 卒業論文

**デジタルペンを用いたオンライン筆記における
削除・被削除ストロークの検出**

平成27年2月19日

11108044

小林 祐作

指導教員 三浦 元喜 准教授

九州工業大学 工学部 電気電子工学科

システムエレクトロニクスコース

概要

デジタルペンは紙に書いた文字や図形を電子データとして取り込む機能を持ち、コンピュータに接続することで筆記の時系列情報を記録できる、データ入力装置である。普通のボールペンと同じ使い勝手のため、難しい操作を必要とせず誰でも簡単に使用できることから近年注目を集めており、さまざまな分野で活躍している。一方で、デジタルペンでの筆記は、間違えた筆記も含めてすべてデータ化されるため、紙に記入する段階では修正することができない。そこで我々は、紙に記入する段階で間違えた筆記を削除するために、筆記されたストロークの特徴から削除ストローク・被削除ストロークを検出し、筆記の削除をするシステムの提案を行う。

我々は、筆記データを収集しストロークの分類のための特徴量算出を行い、それらの特徴量を用いてサポートベクターマシンによる機会学習をすることで、ストロークを削除ストローク・消される筆記・普通の筆記の3種類に分類した。

目次

第1章	はじめに	3
1.1	背景	3
1.2	本研究の目的	3
1.3	アノト方式のデジタルペン	4
第2章	関連研究	6
2.1	ストロークの分類に関する研究	6
2.2	オンライン筆記の修正に関する研究	6
2.3	関連研究まとめ	6
第3章	提案手法	8
3.1	教師データの準備	8
3.2	削除ストロークの判別	8
3.2.1	削除ストロークの特徴	8
3.2.2	ストローク単体の情報による特徴量	9
3.2.3	Ramerの方法	10
3.2.4	他のストロークの情報を用いた特徴量	10
3.3	被削除ストロークの分類	12
3.3.1	被削除ストロークの特徴量	13
3.4	SVM	13
第4章	評価実験	17
4.1	実験方法	17
4.2	実験結果	18
4.2.1	削除ストロークの分類結果	18

4.2.2	消される筆記の分類結果	18
4.2.3	全体としてのストロークの分類結果	19
4.3	結果の考察	19
4.4	削除ストロークの判別の再実験	19
第5章	まとめ	26
5.1	結論	26
5.2	今後の課題	26
	謝辞	28
	参考文献	29

第1章 はじめに

本論文は機械学習を用いてデジタルペンによる筆記を削除ストローク・被削除ストローク・その他のストロークに分類することで、筆記の削除を検出するシステムについて論ずるものである。第一章では、デジタルペンを取り巻く環境と問題点、そして削除検出システムについての提案手法等を含めた本研究の目的を説明する。

1.1 背景

デジタルペン（図 1.1）は紙に書いた文字や図形を電子データとして取り込む機能を持ち、コンピュータに接続することで筆記の時系列情報を記録できる、データ入力装置である。普通のボールペンと同じ使い勝手のため、難しい操作を必要とせず誰でも簡単に使用できることから近年注目を集めており、製品検査、屋外調査、請求書発行、顧客情報管理、入退室管理など、さまざまな分野で活躍している。

一方で、デジタルペンでの筆記は、間違えた筆記も含めてすべてデータ化されるため、紙に記入する段階では修正することができない。修正するためには後からパソコン側で操作する必要があり、効率が悪い。また、わざわざ間違えた個所を覚えておくのも面倒である。

1.2 本研究の目的

修正を行うために、あらかじめ削除コマンドを決めておいて、既定の筆記をしたら削除する、という方法もあるが、削除コマンドを覚えておかなければならないので今回は自由な筆記でも修正が行えるかどうか確かめていく。本論文では、紙に記入する段階で、間違えた筆記を削除するために、筆記されたストロークの特徴から削除ストローク・被削除ストロークを検出し、分類するシステムの提案・評価を行う。このシステムを用い

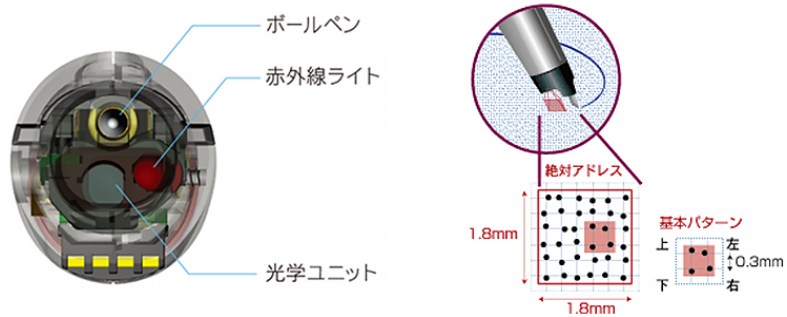
ることで、削除コマンドを知らない人でも間違えた筆記を修正できるので、パソコン側で修正する手間の省略、文字認識をする場合の精度の向上がより現実的になると考えられる。



図 1.1: デジタルペン

1.3 アノト方式のデジタルペン

筆記に用いるデジタルペンはスウェーデンのアノト社が開発したアノト方式のデジタルペンを使用する。アノト方式（図 1.2）では、特別な紙に書かれたドットのパターンからペンの座標を取得し、データ化していく。一定の時間間隔で座標ポイントの情報を取得することで、時系列情報を取り扱うことが可能である。座標 X、座標 Y、時刻 T をストロークの座標ごとに得られるので、これらの情報から筆記の特徴量を決定していく。



出典：http://www.anoto.co.jp/anoto_technology/anoto_ptn_prt.html

図 1.2: アノト方式

第2章 関連研究

現在、デジタルペンなどによるオンライン筆記データを使用した筆記の認識の研究は国内外を問わず盛んに行われている。第二章ではその中でも本研究と関連性の高い2つの論文について紹介する。

2.1 ストロークの分類に関する研究

持田ら [1] は、個々のストロークの特徴を分類に利用する局所評価と、ほかのストロークとの関係を利用した特徴を用いて分類する大域評価の二つの評価を組み合わせることで、確率モデルに基づき、各ストロークを文字・図・数式のいずれかに分類した。分類結果は文字の認識率が93.2%、数式の認識率が67.3%、図の認識率が74.5%であった。

2.2 オンライン筆記の修正に関する研究

Wolfgang ら [2] は、オンライン筆記での文字認識の誤認識をなくすには、人間がしたミスは修正する必要があると唱え、オンライン手書き文字を修正するシステムを実装した。彼らは人間のミスの種類を削除、上書き、完了・挿入の3種類に分け、それぞれの筆記を検出するようにした。実験の結果、認識率を正規化した評価結果は、修正なしで9%、修正ありで42%、インタラクティブな修正ありで73%という結果であった。

2.3 関連研究まとめ

持田らの論文から筆記の種類分類はある程度までは可能であることが分かる。分類に用いるストローク情報を工夫すれば削除ストロークの判別も可能かもしれない。Wolfgangらの論文では、削除の分類において代表的なパターンしか分類していないので、もっと

細かく削除ストロークとそうでないストロークに分類できたらもう少し認識率も良くなるかもしれない。また、評価実験においてある程度被験者の筆記する内容を指定していたため、自由な筆記においても高い認識率となるようにしたい。本研究では分類に用いるストロークの情報を工夫することで、自由な筆記において削除ストローク・被削除ストロークの分類をすることを目指す。

第3章 提案手法

第3章では筆記データを収集し、ストロークの分類のための特徴量算出について提案を行う。

3.1 教師データの準備

我々は大学の講義でデジタルペンを使用してもらうことで、複数人の筆記データを得た。得られた筆記に対し我々は手動で筆記の分類を行った。筆記を分類する際、-我々は以下の3つの種類に分類した。

- ・書いた筆記を消そうとしているストローク（削除ストローク）
- ・削除ストロークによって消される筆記（被削除ストローク）
- ・普通の筆記

手動で分類した結果の一部を図3.1に示す。赤い筆記が削除ストローク、水色の筆記が被削除ストローク、黒い筆記がその他のストロークとなっている。以上の教師データを用いてサポートベクターマシン（以下 SVM と記す）による機会学習を行うことでストロークの分類を行っていく。

3.2 削除ストロークの判別

まず、削除ストロークの判別方法についての検討を行う。

3.2.1 削除ストロークの特徴

手動で分類したところ、削除ストロークは以下のいずれかの筆記パターンに該当しているのがわかった。

- ・バツ印、斜線などの斜めに長いストローク（図3.2(a)）

- ・横線、二重線などの横方向に長いストローク (図 3.2(b))
- ・ぐちゃぐちゃに塗りつぶしているストローク (図 3.2(c))

ここで、これらのストロークを判別するための特徴量を考える。

$$\begin{aligned} \epsilon_x &= \frac{1}{E} \{ \sigma_x - \nu (\sigma_y + \sigma_z) \} = 0 \\ \cancel{\frac{1}{E}} \{ \sigma_x (1-\nu) - \nu \sigma_z \} &= 0 \\ \nu \sigma_z &= \sigma_x (1-\nu) \\ \sigma_x &= \frac{\nu P}{a^2(1-\nu)} \\ \epsilon_z &= \frac{1}{E a^2} \left\{ -P - 2\nu^2 \times \frac{P}{1-\nu} \right\} \\ &= \frac{P}{E} \left\{ \frac{-1-\frac{2\nu^2}{1-\nu}}{a^2} \right\} = \frac{1-\nu-2\nu}{1-\nu} = \frac{1-3\nu}{1-\nu} \\ &= \frac{1}{E} \left\{ \frac{P}{a^2} - 2\nu \times \frac{P}{a^2(1-\nu)} \right\} \quad (2) \\ &= \frac{P}{E a^2} \times \frac{1-3\nu}{1-\nu} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sigma_z &= E' \epsilon_z \\ \epsilon_z &= -\sigma_z \times \frac{1}{E} \left(1 + \frac{2\nu^2}{1-\nu} \right) \\ \therefore E' &= -\frac{1}{E} \left(1 + \frac{2\nu^2}{1-\nu} \right) \end{aligned}$$

$$\left| \begin{aligned} \bar{E}' &= \frac{E}{1+2\nu^2} \end{aligned} \right.$$

図 3.1: ストロークの分類

3.2.2 ストローク単体の情報による特徴量

我々はまず、削除ストロークは他の筆記よりも長さが長いものが多く見られたため、ストロークの長さを1つ目の特徴量とした。ストロークの長さ dist は、ストロークの座標間の距離を足し合わせていくことで求まる。また、削除ストロークは丁寧に書く必要がないため、筆記スピードが他のものより速いのではないかと考えた。そのため、筆記の速さをつ目の特徴量とした。筆記の速さを spd とすると、spd は dist をストロークの座標数で割ることで算出可能である。さらに、バツ印や斜線、横線、二重線はまっすぐなストロークであり、ぐちゃぐちゃに塗りつぶしているストロークは非常に入り組んだス

(a)

~~$$\epsilon_z = \frac{1}{E} \{ \sigma_z - \nu (\sigma_y + \sigma_x) \}$$

$$\sigma_z = \frac{-P}{A} \quad \therefore \epsilon_z = -\frac{P}{EA}$$~~

(1) $\sigma_z = \frac{-P}{A} = \frac{P}{A}$

$\epsilon_z = \frac{\sigma_z}{E} = \frac{-P}{EA}$

(b)

~~$$\frac{b}{1-\nu^2} \left(1 - \frac{2\nu^2}{1-\nu} \right) =$$~~

(2) ~~$$\sigma_z = E \epsilon_z + \nu (\sigma_x + \sigma_y) = E \epsilon_z$$~~

~~$$= E \epsilon_z = \frac{2P\nu^2}{a^2(1-\nu)}$$~~

(c)

~~$$\bar{\epsilon}' = E \epsilon_z \left(\frac{1-\nu}{1-\nu-2\nu^2} \right)$$~~

図 3.2: よく見られた削除ストロークの例

トロークであるため、ストロークの直線性を3つ目の特徴量とした。ストロークの直線性 ram を数値化するために、Ramar の方法 [3] を用いる。加えて、枠や囲い線などのストロークを間違えて削除ストロークと判別しないように、ストロークの中心座標とストロークの各点との距離の最小値を4つ目の特徴量 emp とすることにした。

3.2.3 Ramer の方法

Ramer の方法の流れを図 3.3 に示す。Ramer の方法では、まずストロークの始点と終点を特徴点として抽出し、2点を結ぶ直線を引く。そして、その直線から最も離れた位置にあるストロークの部分の特徴点として抽出する。ここで、直線と特徴点の距離を d とする。同様の作業を抽出した特徴点とそれと隣接する特徴点間で、d が閾値を下回るまで繰り返す。

ストロークの直線性を数値化する場合、始点と終点を除く特徴点の数を値とする。つまり、特徴点が多いほどストロークの直線性は低くなる。図 3.3 の場合だと、直線性 ram は 2 となる。

3.2.4 他のストロークの情報を用いた特徴量

ストローク単体の情報のみから削除ストロークを判別するのは難しい。そのため、他のストロークの情報を用いた特徴量も考える。ここで、ストロークの領域を図 3.4 のよう

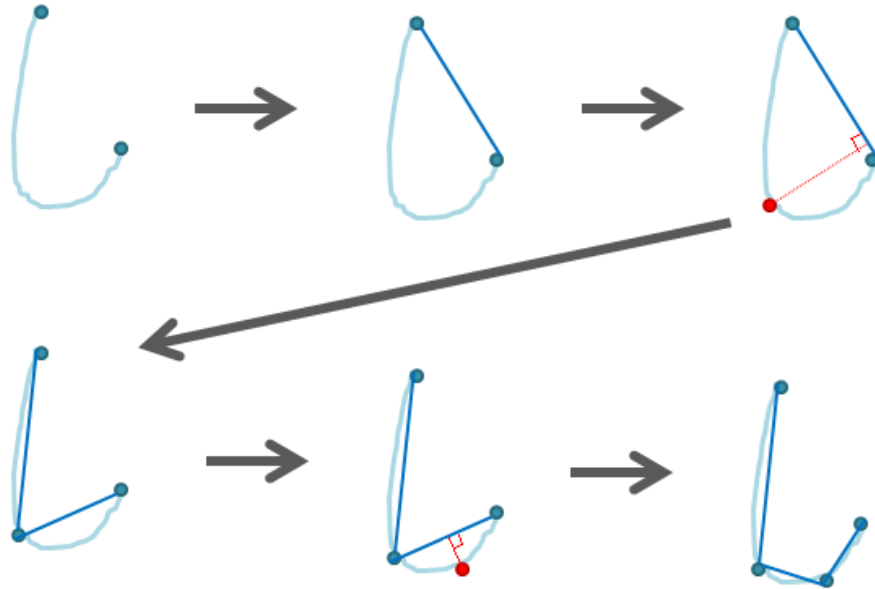


図 3.3: Ramer の方法

に定義する。バツ印や斜線のような斜めに長い削除ストロークの場合、削除ストロークの領域が消される筆記の領域にオーバーラップするであろうことが予想される。ストロークの領域が覆い隠す他のストロークの数、覆い隠すストロークに対してどれだけ遅れて筆記したかの2つを判別のための特徴量とした。しかし、横線や二重線などの横方向に長い削除ストロークの場合は、領域がほとんどとれないため、これだけでは判別が難しい。そこで他のストロークと交わる回数と交わるストロークに対してどれだけ遅れて筆記したかの2つパラメータも特徴量とした。

削除ストロークの判別に用いる特徴量をまとめると、以下の8つになる。

- ・ 筆記の長さ
- ・ 筆記の平均速度
- ・ 筆記の直線性
- ・ 領域の中心から最も近い座標との距離
- ・ 領域がオーバーラップする筆記の数

- ・オーバーラップする筆記に対する遅延
- ・筆記が他の筆記と交差する回数
- ・交差する筆記に対する遅延

また、削除ストロークかそうでないかのラベル付けを合わせて csv データにしたものの一部を図 3.5 に示す。A の列がラベル付けされており、0 が普通の筆記、1 が削除ストローク、2 が削除されるストロークを表している。B から I はそれぞれ左から筆記の長さ、平均速度、直線性、オーバーラップ数、オーバーラップの遅れ、交差する回数、交差の遅れ、中点からの距離をそれぞれ表している。

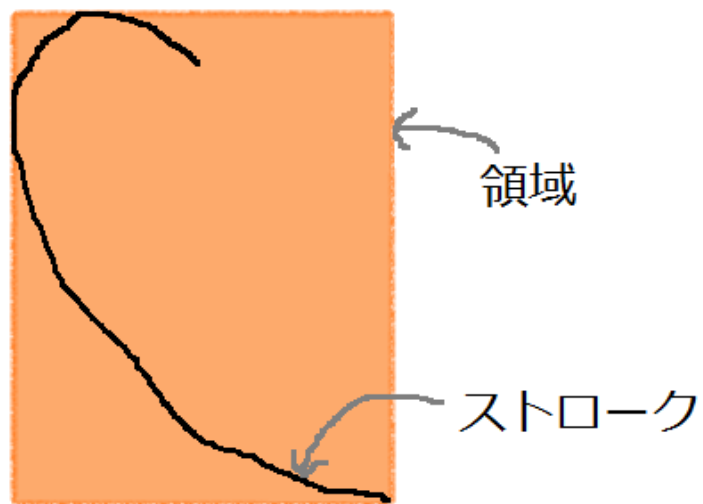


図 3.4: ストロークの領域

3.3 被削除ストロークの分類

被削除ストロークはストローク単体の情報からではその他のストロークと区別することができない。そのため被削除ストロークの分類には他のストロークの情報を用いた特

微量のみを用いる。

3.3.1 被削除ストロークの特徴量

3.2.4 で示した他の筆記の情報を利用する考え方を用い、オーバーラップしてくる他の筆記の数、一番最後にオーバーラップしてくるストロークに対して何ストローク分先に筆記されたか、他の後から書かれるストロークと交わる回数、最後に交わったストロークに対してどれだけ先に筆記したか、さらに、領域から漏れている筆記や横長のストロークにうまく交わらないような筆記も検出できるようにするため、最も近いストロークとの距離も特徴量とし、合計5つの特徴量をの5つを特徴量としたらよさそうに思える。しかし、実際は消すつもりのない筆記も他のストロークがオーバーラップしているものが多い。そのため、判別に利用する自分以外の筆記を削除ストロークに限定して考える必要がある。つまり、先に他の筆記が削除ストロークなのかそうでないのかが判別できていなければならない。したがってストロークの判別は図3.6のように、はじめに削除ストロークの判別、次に被削除ストロークの判別と2つの段階を経る必要がある。図3.6中の点線は、分類した削除ストロークの情報を被削除ストロークの判別に利用していることを示すものである。

消される筆記の判別に用いる特徴量をまとめると、以下の5つになる。

- ・オーバーラップされる削除ストロークの数
- ・オーバーラップする筆記のどれだけ前に書かれたか
- ・削除ストロークとの交差数
- ・交差する削除ストロークのどれだけ前に筆記されたか
- ・1番近い削除ストロークとの距離

3.4 SVM

SVMは現在もっとも広く利用されているパターン認識学習アルゴリズムの一つで、最大マージンを実現する2クラス問題の線形識別関数構成法である[4]。また、カーネル関数と最適化法の組み合わせで非線形の識別機に拡張することが可能である[5]。本研究では、削除ストローク・被削除ストローク・その他のストロークを判別し得る特徴量を用

いてストロークの判別を行うために使用した。SVM は libsvm[6] 内の SVM を使用した。SVM で使用するカーネルのタイプは RBF で、libsvm の初期設定である C-SVC クラス分類器を用いる。また、SVM による機械学習は削除ストロークを判別する段階と、消される筆記を判別する段階の計 2 回用いる。

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
289	2	22.33131	4.466263	0	0	0	0	288	5.376453
290	2	27.55634	2.755634	1	0	0	1	289	2.490607
291	0	193.6865	21.52072	0	0	0	0	290	1.600781
292	0	16.03986	2.673309	1	0	0	0	291	0.850092
293	0	15.05041	3.762601	0	0	0	0	292	1.716191
294	2	30.80973	2.800884	2	0	0	0	293	1.8125
295	2	21.67917	2.408796	1	0	0	0	294	3.676892
296	2	26.68644	3.812348	0	0	0	0	295	2.883818
297	1	176.7423	12.62445	0	0	0	2	296	22.18785
298	1	159.9465	14.54059	0	1	79	7	297	4.825065
299	0	61.93773	2.580739	5	0	0	0	298	1.941528
300	0	17.12682	1.712682	1	0	0	0	299	2.412532
301	0	15.30413	1.700459	2	0	0	2	300	2.019437
302	0	8.568183	2.142046	0	0	0	0	301	3.627155
303	0	13.71604	3.429009	0	0	0	0	302	2.599579
304	0	59.47948	2.124267	4	0	0	0	303	0.364434
305	0	74.16489	2.966596	5	0	0	0	304	1.891593
306	0	9.519662	1.359952	0	0	0	0	305	3
307	0	15.69794	3.139588	0	0	0	0	306	1.078917
308	0	41.87305	2.617066	4	0	0	0	307	4.705798
309	1	134.971	19.28156	0	1	71	4	308	2.683864
310	1	136.8785	12.4435	0	0	0	1	309	17.56294
311	1	161.2282	13.43568	0	4	32	3	310	9.587182
312	1	328.0277	21.86852	0	5	38	6	311	17.03902
313	1	313.6138	26.13448	0	5	34	6	312	37.75874
314	0	62.94224	2.098075	5	0	0	0	313	1.9375
315	0	15.6556	1.56556	2	0	0	0	314	2.392207
316	0	17.16826	1.907585	1	0	0	0	315	1.741049
317	0	8.983428	2.245857	0	0	0	0	316	0.939581
318	0	18.88545	3.147575	0	0	0	0	317	3.140586
319	0	37.40568	2.493712	4	0	0	0	318	3.893103
320	0	5.948312	1.189662	0	0	0	0	319	1.185854

図 3.5: 削除の判別に用いるラベル付けした筆記の特徴量

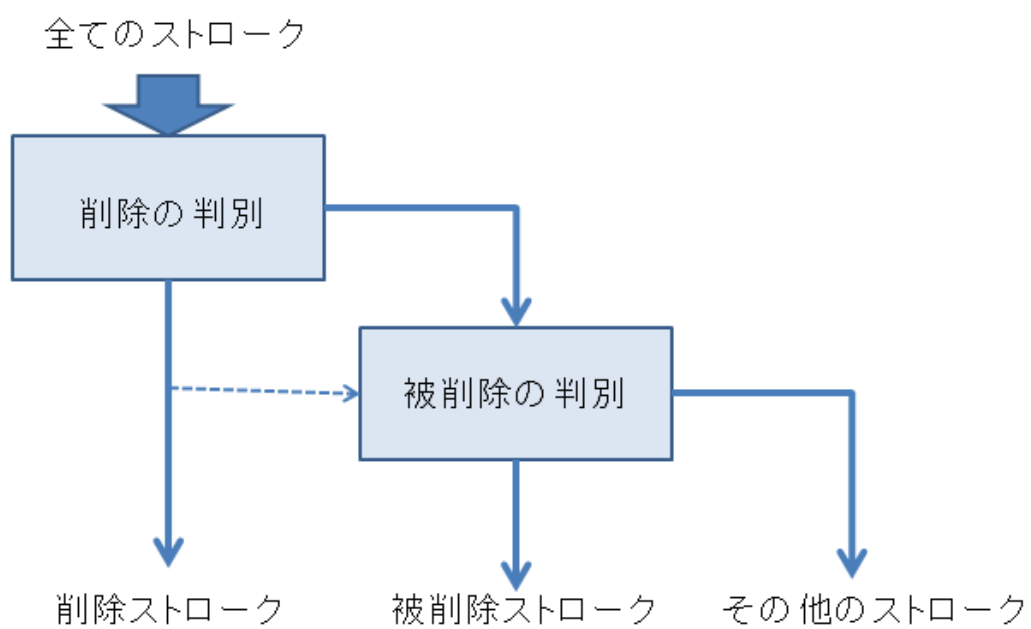


図 3.6: ストローク分類の流れ

第4章 評価実験

第4章では3章で提案された手法を用いて、実際にシステムの評価実験を行い結果について考察を加える。

4.1 実験方法

大学の材料力学の講義で学生34人が使用したデジタルペンの筆記データを3講義分用意した。ただし、サーバー上の問題でストロークの時系列情報にバグが生じている筆記が半分ほどあったため、それらのストロークを省いたものを用いた。尚、学生には研究に関する情報を与えずに、縛りのない自由な筆記を行ってもらった。それぞれ講義でのデータをA、B、Cとし、全てのデータでラベル付けを行ったところ、表4.1のとおりデータ数であった。作成したシステムを用いて、Aを学習させたときのBとCの判別、Bを学習させたときのAとCの判別、Cを学習させたときのAとBの判別を行った。消される筆記の判別においては、消される筆記の分類部分での認識の正しさを確認したいため、分類した削除ストロークではなく正しい削除ストロークの情報を用いて判別を行った。

表 4.1: 実験に用いたストロークの数と種類

	削除ストローク	消される筆記	普通の筆記
A	166	768	13302
B	206	1990	10715
C	41	429	7695

4.2 実験結果

4.2.1 削除ストロークの分類結果

削除ストロークの分類を行ったところ、表 4.2 のような結果となり、すべてのパターンを平均した認識率は 8.2% であった。また、削除ストローク以外の認識率は表 4.3 のようになり、平均すると 98.9% であった。

表 4.2: 削除ストロークの認識率

	判別データ A	判別データ B	判別データ C
学習データ A	-	14.0	9.8
学習データ B	7.2	-	7.3
学習データ C	7.2	3.4	-

表 4.3: 削除ストローク以外の認識率

	判別データ A	判別データ B	判別データ C
学習データ A	-	98.8	96.4
学習データ B	99.7	-	99.0
学習データ C	99.8	99.7	-

4.2.2 消される筆記の分類結果

分類した削除ストロークを用いずに正しい削除ストロークを用いて消される筆記の分類を行ったところ、表 4.4 のような結果となり、すべてのパターンを平均すると認識率は 79.4% であった。また、普通の筆記の認識率は表 4.5 のようになり、平均すると 98.2% であった。

表 4.4: 正しい削除ストロークの情報を用いた消される筆記の認識率

	判別データ A	判別データ B	判別データ C
学習データ A	-	68.5	74.4
学習データ B	87.9	-	78.3
学習データ C	88.7	78.5	-

表 4.5: 正しい削除ストロークの情報を用いた普通の筆記の認識率

	判別データ A	判別データ B	判別データ C
学習データ A	-	99.8	99.9
学習データ B	98.1	-	99.8
学習データ C	95.5	95.8	-

4.2.3 全体としてのストロークの分類結果

削除ストロークと消される筆記の分類結果から、実際の削除ストロークの認識率は 8.2%、消される筆記の認識率の理論値は 5.8%、普通の筆記の認識率の理論値は 98.7% となり、ほとんどの筆記の分類が、絶対数の多いその他のストロークに偏った結果となった。

4.3 結果の考察

実験結果から被削除ストロークの認識は、ある程度の認識結果は得られたことが分かる。これは、判別に用いた情報量が、消される筆記と普通の筆記においてははっきりと分かれているものであるからだと考えられる。しかし、削除ストロークの認識においてはほとんどのストロークが削除ストローク以外の筆記として認識されていた。これは SVM で過学習が行われていたという理由が考えられる。また、用いた特徴量も 8 次元と多かつたため、SVM の cost 値や gamma 値を変更したり、次元数を減らすなどしたところ、削除ストロークの認識率は 19.5% まで上昇した。その他にも識別に使用した特徴量そのものに問題があったことも考えられる。図 4.1~図 4.8 に実験に使用した削除ストロークとそれ以外の筆記の特徴量に対する出現頻度を示す。学習に用いる特徴量は最小値と最大値の間でスケールされるが、最小値側に分布が偏っている特徴量がほとんどである。これではパラメータが判別に与える影響が薄くなってしまう。そのため最大値をあらかじめ決めるなど、特徴量に対する細工が必要であると考えられる。

4.4 削除ストロークの判別の再実験

以上の考察を踏まえ、削除ストロークの判別システムの再評価を行った。判別に用いた特徴量は、ストロークの長さ、ストロークの速さ、ストローク直線性、他の筆記にオーバーラップする数、他の筆記と交差する数の合計 5 つで、オーバーラップ遅延数、交差

遅延数、中心点との最短距離は用いなかった。また、スケーリングにおいて特徴量の最大値にそれぞれ上限を設けた。その結果、図 4.9～図 4.13 のグラフからも、特徴量の分布の違いが分かりやすくなったことが分かる。

再評価の結果、削除ストロークの認識率は表 4.6 のような結果となり、すべてのパターンを平均した認識率は 42.5% となった。これは先に実験した 8.2% と比較すると、5 倍以上の認識率となっている。また、削除ストローク以外の認識率は、表 4.7 のようになった。平均すると 99.7% となり、こちらもほんのわずかではあるが、認識率が向上した。

表 4.6: 再実験による削除ストロークの認識率

	判別データ A	判別データ B	判別データ C
学習データ A	-	51.9	56.1
学習データ B	39.8	-	39.9
学習データ C	28.3	40.0	-

表 4.7: 再実験による削除ストローク以外の認識率

	判別データ A	判別データ B	判別データ C
学習データ A	-	99.6	99.0
学習データ B	99.8	-	99.8
学習データ C	99.9	99.8	-

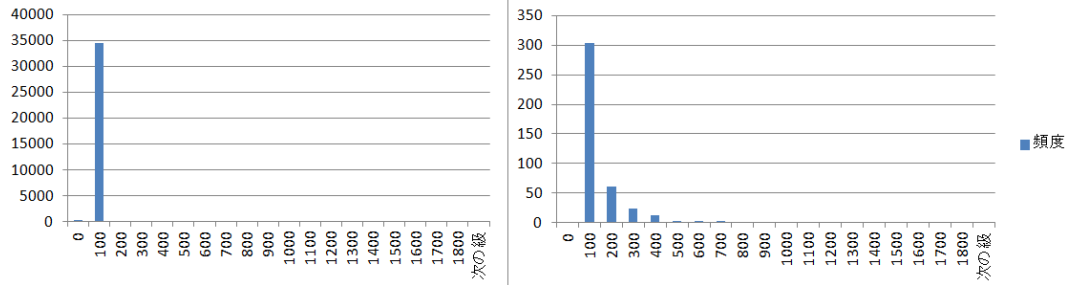


図 4.1: dist に対する頻度 (左: 削除ストローク以外 右: 削除ストローク)

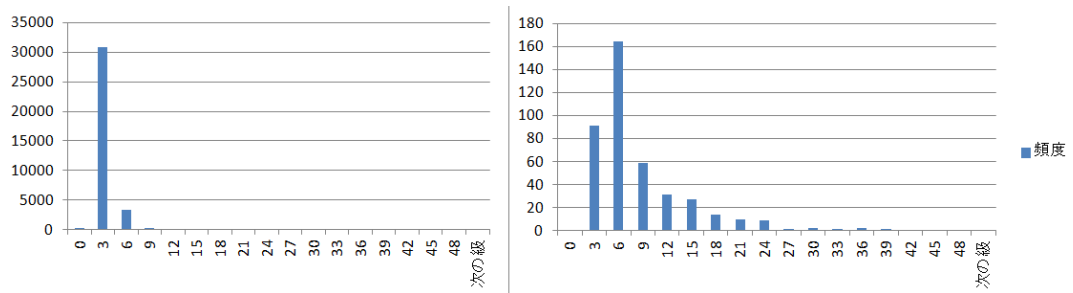


図 4.2: speed に対する頻度 (左: 削除ストローク以外 右: 削除ストローク)

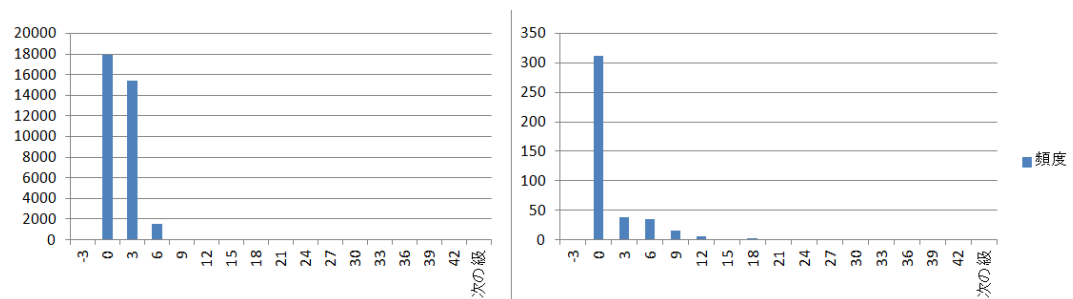


図 4.3: ramer に対する頻度 (左: 削除ストローク以外 右: 削除ストローク)

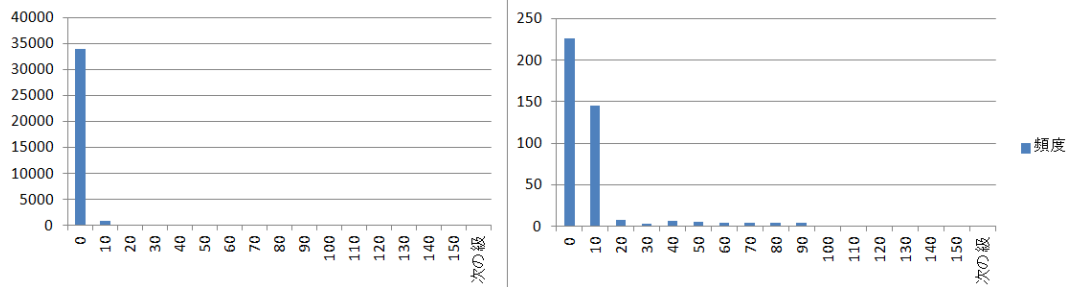


図 4.4: overlap に対する頻度 (左: 削除ストローク以外 右: 削除ストローク)

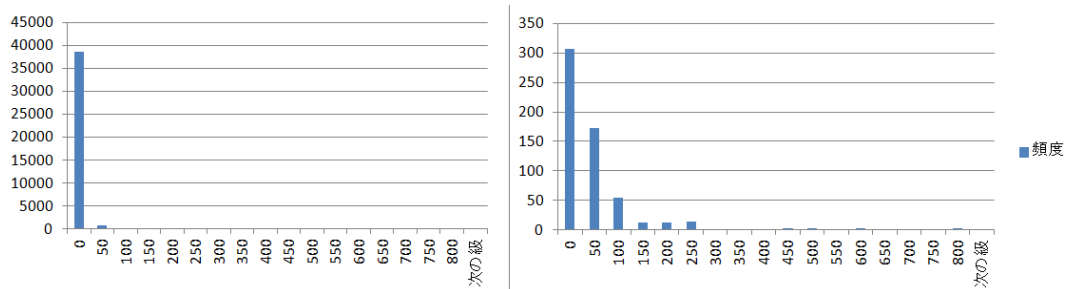


図 4.5: overtime に対する頻度 (左: 削除ストローク以外 右: 削除ストローク)

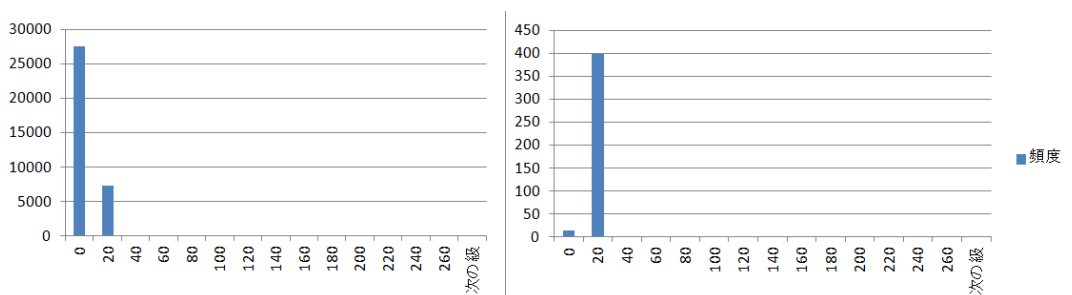


図 4.6: kousa に対する頻度 (左: 削除ストローク以外 右: 削除ストローク)

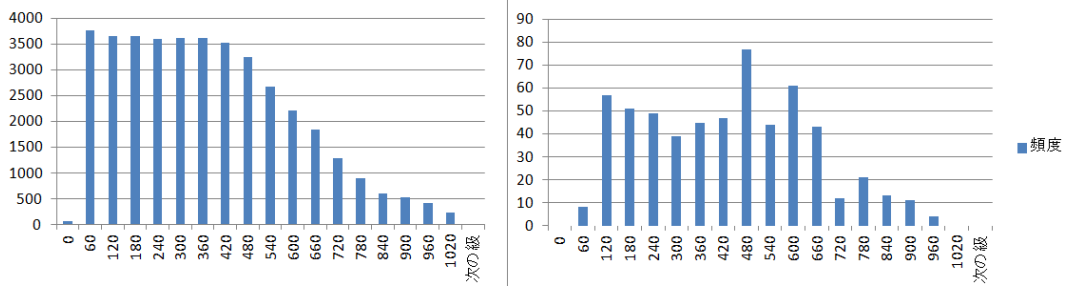


図 4.7: kousatime に対する頻度 (左: 削除ストローク以外 右: 削除ストローク)

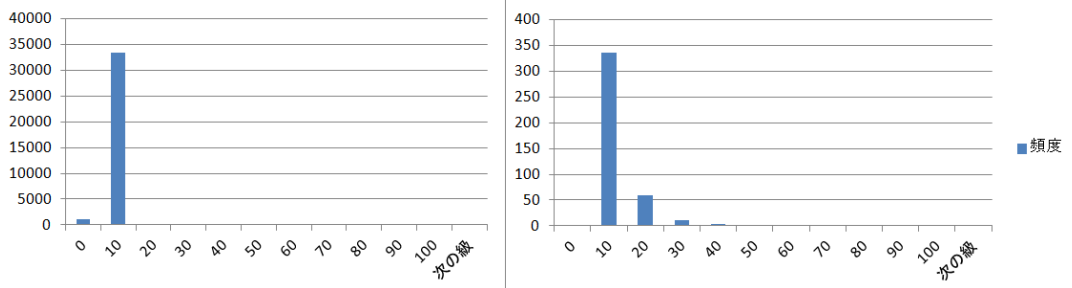


図 4.8: empty に対する頻度 (左: 削除ストローク以外 右: 削除ストローク)

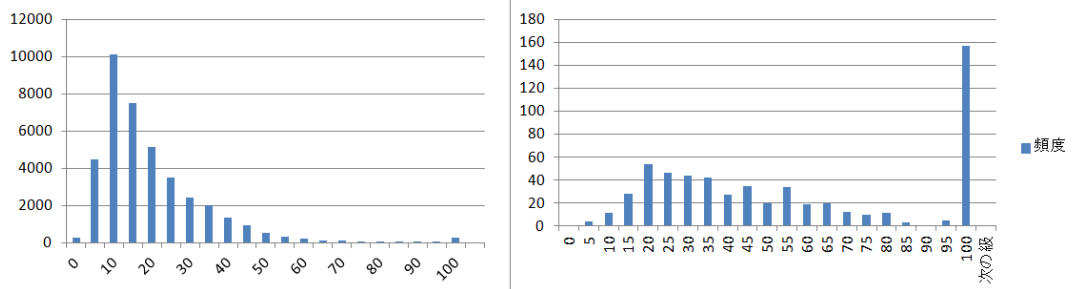


図 4.9: スケーリングしなおした dist の分布 (左: 削除ストローク以外 右: 削除ストローク)

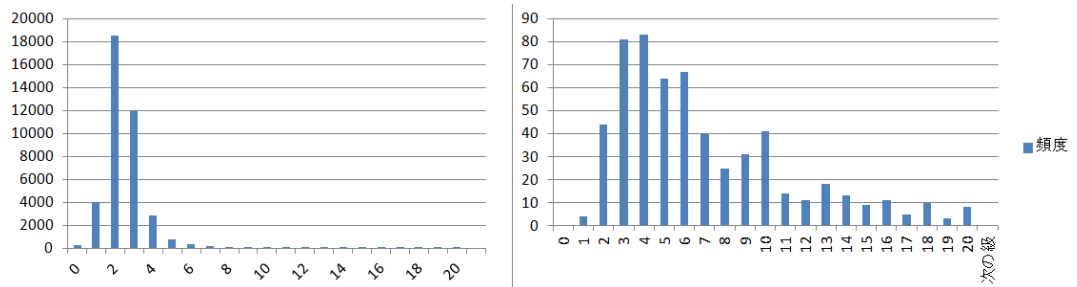


図 4.10: スケーリングしなおした speed の分布 (左: 削除ストローク以外 右: 削除ストローク)

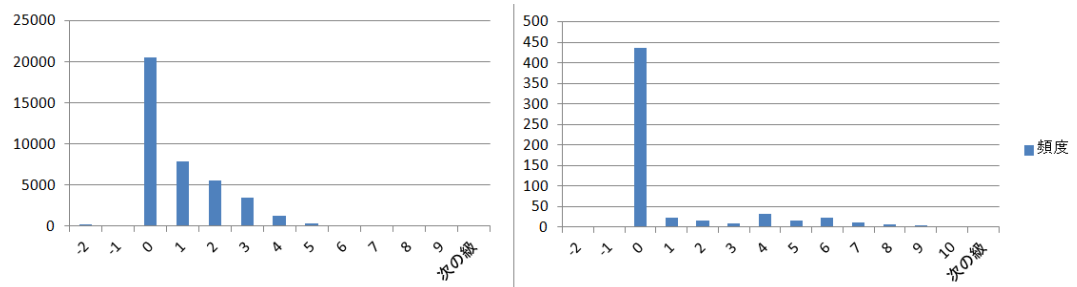


図 4.11: スケーリングしなおした ramer の分布 (左: 削除ストローク以外 右: 削除ストローク)

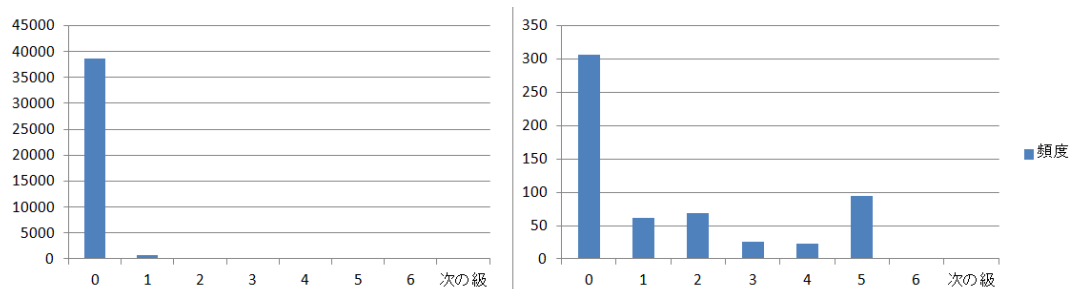


図 4.12: スケーリングしなおした overlap の分布 (左: 削除ストローク以外 右: 削除ストローク)

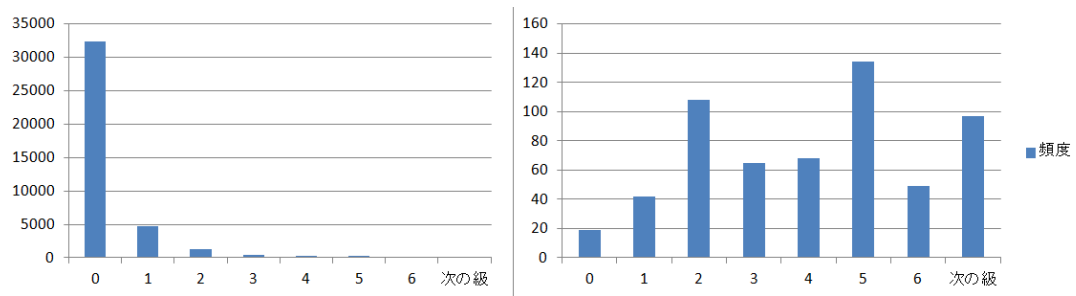


図 4.13: スケーリングしなおした kousa の分布 (左: 削除ストローク以外 右: 削除ストローク)

第5章 まとめ

第5章ではこれまでの実験結果をもとに、自由に書いた削除ストロークでも筆記の修正は可能なのかどうか結論を述べ、今後認識率をよくしていくための課題について検討する。

5.1 結論

今回の手法において筆記に制限を設けなくても、学習に用いる特徴量の組み合わせ次第では、ストロークの分類は可能であることが分かった。また、削除ストロークの認識がうまくいきさえすれば、消す対象を判別するのはそれほど難しいわけではないということが分かった。今後の特徴量の工夫次第では削除ストローク・被削除ストロークのさらなる認識率の向上が期待できるであろう。今回の実験ではSVMのパラメータを変更し、使用する特徴量を調整し、スケーリングを工夫するという3つの作業をただけで、削除ストロークの認識率が8.2%から42.5%と5倍以上の認識率の向上が確認できたため、今後の工夫次第では実用レベルで使えるほどに進化させることができるのではないかと期待する。

5.2 今後の課題

今回の実験では、削除ストロークの認識率が42.5%と低くなったが、削除ストロークの判別がある程度安定してできないと、我々の手法では消される筆記の判別もうまくいかないなので、削除を判別するための特徴量の改良が今後の課題である。

また、特徴量の改良以外にも、バツ印や二重線などはふたつのストロークでひとつの削除ストロークとみなしたり、機械学習を行うのにSVMだけでなく決定木による学習方

法も行って見るなど、試してみるべき手法は数多くあるため、少しでも認識できるようにするために、研究を進めていかなければならない。

謝辞

卒業論文を完成するにあたり、ご指導ご教授くださりました三浦准教授に御礼申し上げます。また、サーベイ輪講や中間発表においてご指導やご教授を下さりました情報セクションの先生方に御礼申しあげます。加えて本研究で使用するデータを提供して下さった学生の皆様、並びに数々意見やアドバイスくださった三浦研究室の学生の皆様に感謝の言葉を申し上げます。最後に、大学生活を送るにあたって経済面や生活面において、ご支援をして頂いた家族に心から感謝申し上げます。

参考文献

- [1] 持田桂介, 中川正樹. 文字、図、数式を含むオンライン手書きパターンに含まれるストロークの分離手法. 電子情報通信学会技術研究報告, pp. 73–78, 2003.
- [2] Wolfgang Hurst, Jie Yang, and Alex Waibel. Error repair in human handwriting an intelligent user interface for automatic on-line handwriting recognition. In *International Joint Symposia on, Intelligence and Systems, 1998 Proceedings*, pp. 389–395, 1998.
- [3] 戸田隆道, 三浦元喜, 赤瀬駿. デジタルペン筆記情報に基づく筆記の丁寧度の抽出. 情報処理学会情報教育シンポジウム (SSS2013), pp. 147–153, 2013.
- [4] 平井有三. はじめてのパターン認識. 森北出版株式会社, 2013.
- [5] 小野田崇. 知の科学サポートベクターマシン. 株式会社オーム社, 2010.
- [6] Chih-Chung Chang and Chih-Jen Lin. Libsvm – a library for support vector machines. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>, November 2014.