

電子ドキュメントに対する範囲選択手書きアノテーション 認識モデル

浅井 洋樹^{1,a)} 山名 早人^{1,2}

受付日 2014年6月20日, 採録日 2014年10月6日

概要: 紙に印刷されたドキュメント上にペンで情報を書き込む手書きアノテーションは、情報付加や強調を目的に広く用いられている。一方、コンピュータ上での電子ドキュメントに対して手書きアノテーションを行う際には、アノテーション情報を活用した検索や共有といった可用性の向上が課題となる。この課題を解決するうえで、アノテーション対象として選択されたドキュメント中の箇所の推定が求められるが、従来提案されている経験的な推定手法では手書きアノテーションにおける人間特有の傾向が考慮されないため、十分な認識精度を得られない。そこで本研究では人間の手書きアノテーション傾向に基づいた範囲選択手書きアノテーションを認識するモデルを提案する。本提案モデルでは下線や囲い込み、縦線といった一般的な範囲選択アノテーションの検出に加え、筆記者の意図する選択範囲抽出を実現する。認識精度評価の結果、文字単位での選択では平均 85%、行単位での選択では平均 91%の精度を達成可能であることを確認した。

キーワード: 電子ドキュメント, 手書き, アノテーション, デジタルインク

A Recognition Model of Selected Regions Indicated by Handwritten Annotations on Electronic Documents

HIROKI ASAI^{1,a)} HAYATO YAMANA^{1,2}

Received: June 20, 2014, Accepted: October 6, 2014

Abstract: Handwriting annotation on paper-based documents is widely performed for both appending information and emphasizing a part of the document. When we perform it on electronic documents using a computer, there are some problems about improving availability such as searching and sharing by using these annotation information. We have to estimate where is annotated on the document to solve the problem. However, the accuracy of traditional methods indicate insufficient recognition accuracy because they proposed heuristic method ignoring human habit of annotations. In this paper, we therefore propose a recognition model of handwriting targeting annotations that is important to solve these problems. Our recognition model enables to detect common targeting annotation by users such as underline, enclosure and vertical. Our user study found that the proposed model can estimate selected region for 85% on average in the selection of characters and for 91% in the selection of text lines.

Keywords: electronic documents, handwriting, annotation, Digital Ink

1. はじめに

本や紙に印刷されたドキュメントに対して読者が情報を付与するアノテーション行為は、ドキュメントと人間の間における重要なインタラクションの1つである [1]。特に下線や囲い込みといったペンを用いて強調や情報の付与を

¹ 早稲田大学
Waseda University, Shinjuku, Tokyo 169-8555, Japan

² 国立情報学研究所
National Institute of Informatics, Chiyoda, Tokyo 101-8430, Japan

^{a)} asai@yama.info.waseda.ac.jp

行う手書きでアノテーションは、ドキュメントに対する理解や情報付加、編集、校正など様々な場面で行われており、我々がドキュメントを扱う際に欠くことのできないものとなっている。アノテーションの基本的な動作はドキュメント上で強調または情報付加をする箇所を選択する「範囲選択」とコメントや図などの情報を記入する「情報付加」の2ステップに分類できると考えられる。紙媒体のドキュメントにおける範囲選択は、ペンによる下線や囲い込みに相当し、情報付加はテキストや図の書き込みに相当する。

一方電子ドキュメントを対象とした場合、アノテーションはペンの代わりにマウスやキーボードといったコンピュータの入力装置を用いてドキュメント範囲選択と情報付加が行われるのが一般的である [2]。こうしたコンピュータ上での電子ドキュメントに対するアノテーションでは、付加された情報と付加したドキュメント上の箇所が対応付けられることが重要であり、情報検索やナビゲーションといったアプリケーションで活用可能となる [9]。しかし、マウスやキーボードを用いたアノテーションは手書きアノテーションと比較して非効率であるとの報告 [3] もあるため、動的に表示内容を変化可能なディスプレイの利点を活かして効率的に手書きアノテーションを行うインタフェースの研究が行われている [4], [5], [6], [7], [8]。

しかし、電子ドキュメント上での手書きアノテーションは、アノテーション対象となったドキュメント上の箇所に関する情報が得られず、前述のキーボードやマウスによるアノテーションでは実現できていたアノテーション対象の推定が課題となる。手書きアノテーション対象の推定に関する研究としては、経験的な手法によってアノテーション対象を推定する手法を提案している研究 [19] が存在するが、手書きアノテーションにおける人間特有の傾向が考慮されておらず、十分な認識精度を得られない。

そこで本研究では、電子ドキュメントに対して行われる手書きアノテーションにおいて、収集データに基づく人間特有の傾向を反映させた範囲選択手書きアノテーションの認識モデルを提案する。提案する認識モデルでは、アノテーション対象として選択されたドキュメント上の箇所を推定するにあたって以下の2点を実現する。

- (1) 「範囲選択」・「情報付加」書き込みの識別
- (2) ドキュメント上の選択範囲推定

これらを実現することで、自動的に範囲選択アノテーションの識別とドキュメント上におけるアノテーション箇所の推定が可能となるため、ユーザの指示なしに手書きアノテーションと対象となったドキュメント上の箇所と対応付けることが可能となる。

以下2章で関連研究について述べ、3章で本研究で提案する範囲選択手書きアノテーションを認識するモデルについて述べる。また4章で提案モデルについての評価について述べ、最後の5章でまとめを述べる。

2. 関連研究

本研究で提案する認識モデルは、電子ドキュメントを対象に範囲選択手書きアノテーションとドキュメント上の要素を関連付けることを目的としている。本章ではまず従来より紙面上で行われてきた手書きアノテーションに関する調査研究について述べ、本研究が対象とする手書きアノテーションについて議論する。次に電子ドキュメント上への手書きアノテーションについて取り組んでいる研究の中で、手書きアノテーションの認識に言及している研究について説明するとともに、本研究で認識対象とする手書きアノテーションについて述べる。

2.1 ドキュメントへの手書きアノテーション

Marshall は大学生・大学院生が講義で使用するテキストを対象にアノテーションについて調査し、その結果を報告している [1]。調査報告によると、収集した150冊以上の語学、歴史、数学、化学といった講義テキストを対象とした調査に基づき、アノテーションを次の2つの特徴に分類している。

Telegraphic テキスト中での下線やハイライト、囲い込みといった書き込み、余白におけるカッコ（本稿では縦線と表記）や記号、ページ全体の囲い込み、矢印といった書き込み。

Explicit テキスト中における行間のコメントや外国語単語の訳の書き込み、余白における短い文章やテキスト中では書ききれなかったコメント。

一方 Wang らはアノテーションの役割について次の2種類に分類できると述べている [10]。

Actionable 挿入や削除、移動や置換といった編集操作を指示するアノテーション。

Non-Actionable 説明文や要約、強調、コメントといった情報を付加するアノテーション。

また我々の以前の研究 [11] において、手書きノートにおいて特定の箇所を強調するアノテーションについて調査を実施した結果も、上記の報告と同様に下線や囲い込みといったアノテーションが行われていることを確認している。

2.2 電子ドキュメントへの手書きアノテーション認識

電子ドキュメントへの手書きアノテーションについては、これまでに Schilit らの研究 [15] や Olsen らの研究 [16]、そして Wang らの研究 [10] や我々の以前の研究 [11]、Golovchinsky らの研究 [19]、Shilman らの研究 [20] がある。

Schilit らの研究 [15] や Olsen らの研究 [16] では、提案するシステムの中で、手書きアノテーションを検出し、アノテーション周辺領域のキャプチャ画像を生成している。Schilit ら [15] は電子ドキュメントで ActiveReading を行うシステムを提案し、その中でアノテーションが書き込まれ

た領域周辺を切り出してサムネイル表示を行っている。サムネイル画像は書き込まれた筆記ストロークのバウンディングボックスを、ドキュメントの内容が含まれるよう単純に縦横方向に引き伸ばした領域を切り出すことによって生成している。また下線や囲い込みによって選択された文字をクエリとして用いる仕組みについても述べているが、選択された文字の推定手法については言及されていない。一方 Olsen らは [16] ディスプレイ上に表示されるメールや Web ブラウザといったアプリケーションの内容に対して手書きアノテーションを実現し、その情報を蓄積するシステムを提案している。提案システム中ではペンによってアノテーションされたスクリーンショット領域を抽出する手法について述べており、範囲選択アノテーションの種類ごとに考案された探索ルールに従って、画素値が大きく変化するコンテンツの境界を求めることでアノテーション領域の画像抽出を実現している。

また Wang らの研究 [10] では、画像やテキストといった様々なコンテンツを扱うノート、我々の以前の研究 [11] では端末上で手書きで記入されたノートにおいて、それぞれ手書きアノテーションを検出する手法について述べている。Wang ら [10] は、Fonseca らの研究 [17] であげている筆記ストロークの形状特徴に加え、ノートコンテンツとの位置関係を利用するセマンティック特徴を抽出し、アノテーションの認識を機械学習によって行っている。この手法を用いることで Wang らはユーザが紙面と同様な自由な手書きアノテーションを高い精度で検出することに成功している。一方我々の以前の研究 [11] では、端末上で記述された手書きノートから下線や囲い込みといった強調を表す範囲選択アノテーションの一部を検出することで、要約サムネイルを生成する手法を提案した。アノテーションの検出には経験的に決められたヒューリスティックな手法を用いていた。

さらに動的にレイアウト変化が起こる電子ドキュメントにおける手書きアノテーションでは、レイアウト変化とともに手書きアノテーションの位置の整合性が維持できなくなる Reflow 問題が起こることが課題となっている。Bargerion らはこの問題を解決するフレームワーク [18] を提案し、手書きアノテーションとドキュメント要素との対応関係を認識する必要性があると述べている。この Reflow 問題を扱う研究の中で、Golovchinsky らの研究 [19] や Shilman らの研究 [20] が手書きアノテーションの認識に言及している。Golovchinsky ら [19] は、電子ドキュメントのレイアウト変化に対応して手書きアノテーションを再配置する手法を提案している。再配置の過程において、各アノテーションごとに考案された文字との位置関係を利用するヒューリスティックな手法により、文章の単語と手書きアノテーションの対応付けを行っている。一方 Shilman ら [20] は、コンテキスト特徴と理想的な形状との比較特徴を用いるこ

とで、手書きアノテーションを範囲選択や付記、コメントへと分類する手法を提案している。この認識結果を用いることで Reflow 問題に対応可能であることを述べている。

以上述べたように、範囲選択手書きアノテーションの検出手法には、ヒューリスティックなアプローチ [11], [15], [16], [19] と人間の筆記データより学習するアプローチ [10], [20] が存在する。本研究では人間の筆記データを利用するアプローチを採用し、文献 [10], [20] で述べられているような形状特徴とセマンティック特徴を利用する。一方、アノテーション対象の認識手法には周辺領域のキャプチャ画像を切り出す手法 [15], [16] と実際のドキュメント要素と関連付ける手法 [19], [20] が存在している。しかし、キャプチャ画像を切り出す手法ではアノテーションで選択したドキュメント原文の箇所と関連付けることができない。またドキュメントの要素と関連付ける手法では、文献 [19] の研究でのみ具体的な認識手法について言及されているが、ヒューリスティックな手法が用いられており手書きアノテーションで起こる人間特有の癖について考慮されていない。

3. 手書きアノテーション認識モデル

前章で述べた従来のアノテーション対象の認識に関する研究は、認識手法がヒューリスティックであり人間特有の癖が反映されないため、十分な認識精度が得られないという問題が存在した。そこで本研究では被験者より収集した手書きアノテーションデータをもとにした認識モデルを提案する。提案認識モデルにおける入力データと出力データは以下のとおりである。

● 入力データ

手書きストロークデータ ペンで筆記する際にペン先が画面に触れてから離れるまでの間に得られた時系列のペン通過座標集合

電子ドキュメントデータ 文章が横書きであり、表示文字のサイズや位置が取得可能なもの (HTML・PDF など)

● 出力データ

手書きストロークの識別結果 入力された手書きストロークを「範囲選択」と「情報付加」に分類した結果
電子ドキュメント上での選択範囲 範囲選択手書きストロークが指定しているドキュメント上の選択範囲推定結果

範囲選択ストロークは下線や囲い込みといったドキュメントの要素の範囲を指定する手書きストロークを表し、情報付加ストロークは範囲選択ストローク以外の手書きストロークを表す。

以上のような認識を行う提案モデルの処理フローを図 1 に示す。本提案認識モデルでは、まず電子ドキュメントの情報からドキュメントを構成する文字や画像といった要素

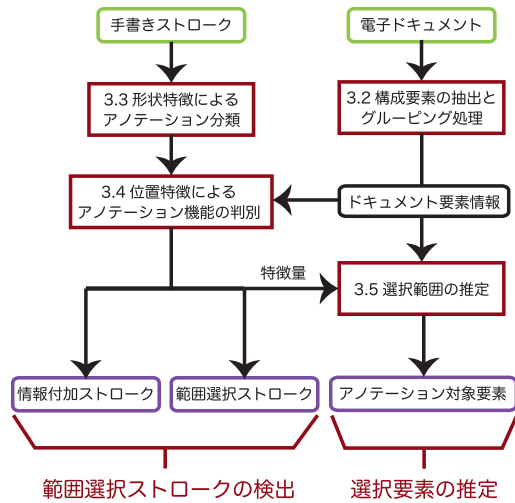


図 1 提案認識モデルの処理フロー

Fig. 1 Processing flow of the proposed recognition model.

(以下ドキュメント要素)を抽出する．さらに文字データに対しては行単位でのグルーピングを行う．また入力した手書きデータに対しては，まずすべての手書きストロークを範囲選択ストロークであると仮定してその種類ごとに分類する．その後分類情報と抽出したドキュメント要素位置情報から範囲選択・情報付加ストロークの識別を実施する．また範囲選択ストロークとして認識されたストロークは統計データに基づいた範囲選択箇所の推定を行い，選択範囲のドキュメント要素を得る．以降の節で認識モデルの詳細を述べていく．

3.1 認識対象アノテーション

本研究で扱う範囲選択手書きアノテーションはミーティング時における資料への情報付加や強調，そしてドキュメントの理解を深めるために行われる ActiveReading [12], [13] 時におけるコメント付加やハイライトに代表されるような，ドキュメント上に手書きで情報を付加・強調する行為を対象としている．この手書きアノテーションを行うプロセスを，本稿ではアノテーション対象であるドキュメント上の要素を指定する「範囲選択」と情報をドキュメント上に付加する「情報付加」の2つのステップが繰り返されるものととらえている．提案する認識モデルは手書きによって入力された筆記データを「範囲選択」と「情報付加」に識別し，「範囲選択」の筆記データに対しては選択対象となるドキュメント上の要素を特定する．

提案認識モデルにおいて「範囲選択」として認識対象となるアノテーションの種類は下線・囲い込み（単一行と複数行）・縦線の4種類である．2.1 節で述べた関連研究において「範囲選択」に該当するものは Marshall の分類上では Telegraphic に分類されるものである．また Wang らの分類においては Non-Actionable に分類されるものである．Wang らの分類において Actionable に該当する書き込

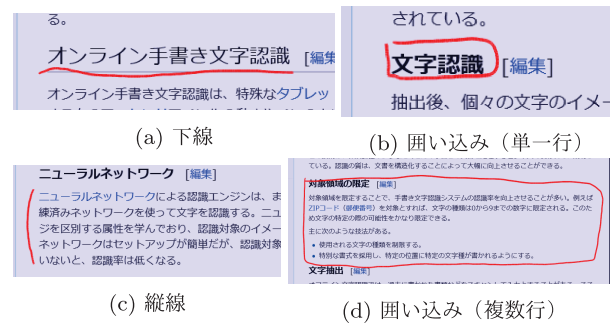


図 2 検出対象とする範囲選択アノテーションの種類

Fig. 2 Detection targets of selecting range annotation.

みは，本研究の対象とする情報付加のためのアノテーションではなく，ドキュメントに対する編集操作を意味するものであり，アプリケーション実装におけるメニュー操作やジェスチャ認識といった本認識モデルへの入力とは別の段階で議論すべきものと考え，本研究の認識対象からは除外している．認識対象となる4種類の範囲選択アノテーションを図2に示す．

また Marshall や Wang らの報告 [1], [10], [14], Schilit らの報告 [15] において手書きアノテーションの要素として付記 (矢印, callout) をあげている．付記は付加する情報とアノテーション対象箇所を接続する線もしくは矢印であり，本稿中での「範囲選択」と「情報付加」アノテーションを関連付ける役割に該当するものである．アノテーション対象範囲を明示的に示す場合は図2で示した範囲選択アノテーションと付記を組み合わせる用いられる．アノテーション選択範囲の推定手法に言及している過去の研究 [19] においても付記は選択範囲を推定するアノテーションとして扱われていない．よって付記は提案認識モデルで検出する範囲選択アノテーションとはせずに，情報付加ストロークとして扱う．

提案認識モデルでは認識対象の範囲選択ストロークを，さらに以下のように要素単位で選択する範囲選択ストロークと行単位で要素を選択する範囲選択ストロークの2つに分類している．

- 要素単位
 - － 下線
 - － 囲い込み（単一行）
- 行単位
 - － 縦線
 - － 囲い込み（複数行）

なおアプリケーションによっては，ここであげた4種の範囲選択ストローク以外のパターンにも対応が必要な可能性があるため，本稿で提案する認識モデルでは認識パターンの追加に対応できるよう設計している．

3.2 ドキュメント要素の抽出とグルーピング

提案モデルが最初に行う処理はドキュメント要素の取得

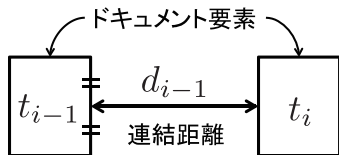


図 3 ドキュメント要素と連結距離

Fig. 3 Document elements and connection distance.

である。提案モデルでは入力データとして、要素のサイズを示す矩形情報とその要素が表示されている座標情報のみを使用する。まず、ドキュメント要素の矩形として文字フォントのバウンディングボックスを抽出する。出現シーケンス上で i 番目に出現した文字におけるフォントのバウンディングボックスをドキュメント要素矩形 t_i と呼ぶことにする。

また行単位で選択する範囲選択手法に対応するために、ドキュメント要素情報を取得した後に、文字要素に対しては行単位のグルーピング処理を行う。具体的にはドキュメントファイルにおけるシーケンス上で出現順が隣り合う要素どうしの連結距離 d を求めることによってグルーピングする。連結距離 d_i はドキュメント要素矩形 t_{i-1} の右辺中点と t_i の左辺中点を結ぶユークリッド距離を表すもので、その関係を図 3 に示す。

ドキュメント内に存在するすべての文字要素に対して連結距離を算出し、以下で算出される閾値 S を超えた場合を分割点としてグルーピングを行う。

$$S = \tilde{D} + 2\tilde{W} \quad (1)$$

ここで \tilde{D} はページ内のドキュメント文字要素 $t \in T$ における連結距離 d の中央値、 \tilde{W} はドキュメント要素 t の幅における平均値をそれぞれ表している。なおドキュメント文字要素 t の矩形はフォントのバウンディングボックスを利用する。

同一行内に存在する隣り合う文字どうしの連結距離は 0 または小さい値である一方、改行または別パラグラフ前後の連結距離は大きな値をとるため、本手法を用いることで行単位のグルーピングを正確に行うことが可能となる。また \tilde{D} だけでなく $2\tilde{W}$ を S の算出に加えているのは、多くが文字のみであり改行の少ないようなドキュメントにおいて \tilde{D} が 0 となってしまった場合にグルーピングが行えなくなる問題を避けるためである。本手法によってグルーピングを実施した例を図 4 に示す。

3.3 形状特徴による範囲選択ストロークの分類

範囲選択ストロークの分類においては、ストローク単位の形状特徴を利用して一筆ごとに決定木による識別を行う。形状特徴量としては、以下に示す縦横比と密度を用いる。

なお本研究では手書きストロークを範囲選択を表す範囲選択ストロークと、それ以外の情報書き込みである情報付

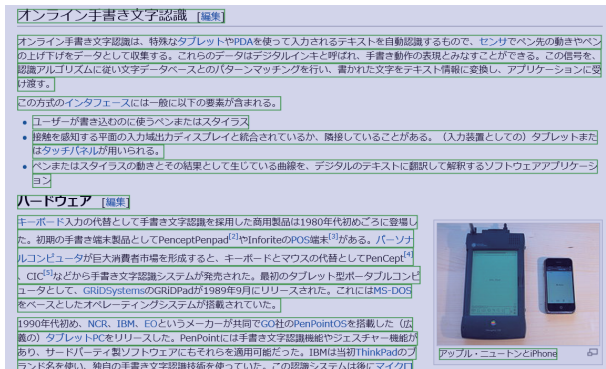


図 4 ドキュメント要素のグルーピング結果

Fig. 4 Grouped document objects.

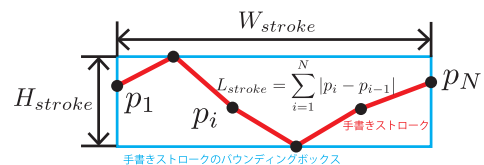


図 5 手書きストロークの特徴量

Fig. 5 Features of a handwriting stroke.

加ストロークの 2 種類に分類しているが、本ステップでは両者を区別せずにすべて範囲選択ストロークと仮定している。範囲選択と情報付加の分類は次のステップ (3.4 節) で判別を行う。

縦横比

$$\frac{H_{stroke}}{W_{stroke}} \quad (2)$$

密度

$$\frac{L_{stroke}}{W_{stroke} + H_{stroke}} \quad (3)$$

W_{stroke} , H_{stroke} は手書きストロークのバウンディングボックスにおける幅と高さ（ドキュメント要素が横に並ぶ方向を幅の方向とする）を表している。また L_{stroke} は手書きストロークの長さを表しており、これらを図で示したものを図 5 に示す。図 5 における p_i は時系列上で i 番目に出現する 1 ストロークの軌跡に含まれる座標集合 $P \ni p_i$ ($1 \leq i \leq N$) の要素を表し、入力装置から取得した座標集合を用いる。手書きストロークの長さ L_{stroke} は時系列で隣り合う座標 p 間の距離の和 $\sum_{i=2}^N |p_i - p_{i-1}|$ によって算出される。この 2 つの特徴量を用いて手書きストロークを下線、囲い込み、縦線の 3 種類に分類する。なお囲い込みに関しては単一行と複数行の囲い込みを同一のものとして分類する。これは両者の形状が似ており形状特徴での判別が困難であるためである。このため、本ステップでは囲い込みをすべて複数行の囲い込みとして認識し、選択範囲の推定時 (3.5 節) に両者の識別を行う。分類の手法には決定木を使用し、構築には R の mvpart パッケージ^{*1}による

^{*1} CRAN - Package mvpart, <http://cran.r-project.org/web/packages/mvpart/index.html>

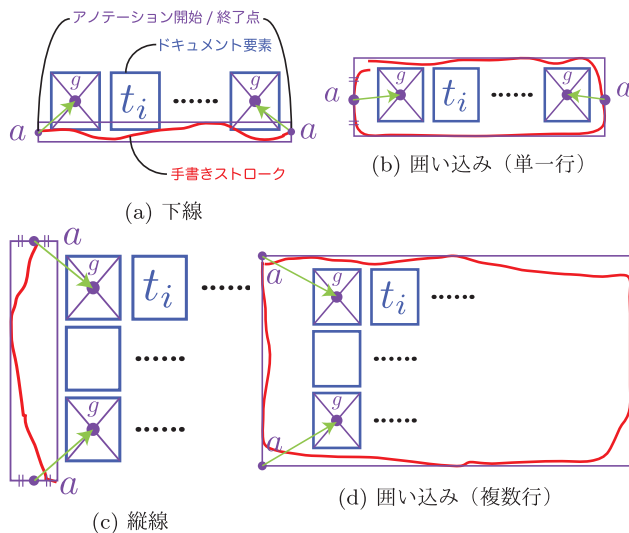


図 6 ドキュメント要素とアノテーション開始/終了対応点
Fig. 6 Document elements and annotation start/end point.

構築アルゴリズムを用いた。

3.4 範囲選択ストロークの検出

本ステップでは 3.3 節で得られた範囲選択ストローク分類の仮説と 3.2 節で得られたドキュメント要素情報を用いて、入力された手書きストロークの範囲選択ストローク検出を行う。範囲選択ストロークの検出は収集した人間の手書きアノテーションパターンを利用し、人間の誤差が正規分布に従うという仮定をもとに定義したアノテーション距離による識別を行う。なお、本稿であげた範囲選択ストローク以外のパターンについては、以下で説明するアノテーション開始/終了点を新たに定義することで対応可能となる。

本提案アノテーション認識モデルでは選択範囲をドキュメント上の開始要素と終了要素の検出によって推定する。開始要素、終了要素それぞれに対して手書きストロークとの位置関係を利用して判定を行う。3.3 節で分類した範囲選択ストロークの分類に対してそれぞれアノテーション開始対応点・終了対応点を定義し、これとドキュメント要素との位置関係から算出できる相対座標を識別の特徴として用いる。アノテーション開始/終了対応点について位置関係を図で示したものを図 6、アノテーション開始対応点・終了対応点の定義を表 1 にそれぞれ示す。なお表 1 の定義における矩形とは手書きストロークを囲うバウンディングボックスを表しており、囲込単行・囲込複行は単一行・複数行の囲い込みをそれぞれ表している。

まずはじめに分類された仮説に従って、ドキュメント要素の重心に対するアノテーション開始/終了対応点との相対座標を算出する。ただしドキュメント要素の大きさの変化によって相対座標が変化することを防ぐため、ドキュメント要素幅と高さがそれぞれ 1 となるよう座標変換するこ

表 1 アノテーション開始/終了対応点の定義

Table 1 Definitions of annotation start/end point.

範囲選択 分類	アノテーション開始 対応点 a	アノテーション終了 対応点 a
下線	矩形左辺中点	矩形右辺中点
囲込単行	矩形左辺中点	矩形右辺中点
縦線	矩形上辺中点	矩形下辺中点
囲込複行	矩形左上端	矩形右下端

とで正規化する。つまり算出する相対座標は以下の式で表せる。

$$prc = \left(\frac{g_x - a_x}{W_{obj}}, \frac{g_y - a_y}{H_{obj}} \right) \quad (4)$$

ここで g はドキュメント要素矩形 t の重心座標、 a は表 1 で定義したアノテーション開始・終了対応点の座標、 W_{obj} と H_{obj} はドキュメント要素 t の幅と高さをそれぞれ表す。

次に人間の手書きアノテーションによるこれら相対座標の傾向から範囲選択ストロークであるか否かの識別を行う。具体的には収集データより得られたアノテーション相対座標の分布を確率モデルにあてはめる。人間の操作によって表れる誤差は一般的に正規分布に従うことから、本認識対象の手書きアノテーションについてもズレの分布が正規分布に従うと仮定する。よって手書きアノテーションの相対座標のデータセットから正規分布のあてはめを行う。これによって得られた正規分布と入力された手書きストロークにおけるアノテーション開始/終了点との距離を定義することで、その距離をもとに範囲選択ストロークの識別を行う。本稿ではこの距離をアノテーション距離 (AD: Annotation Distance) と呼ぶことにする。AD はデータセットから得られた 2 変量正規分布と入力ストロークから得られた相対座標との距離を算出、すなわちマハラノビス距離をもとに次のように定義する。

$$AD(a, t) = \frac{1}{1 - \rho^2} \left(\frac{(prc_x - \mu_x)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(prc_y - \mu_y)^2}{\sigma_y^2} - 2\rho \frac{(prc_x - \mu_x)(prc_y - \mu_y)}{\sigma_x \sigma_y} \right) \quad (5)$$

ここで ρ , σ_x^2 , σ_y^2 , μ_x , μ_y は 2 変量正規分布モデルにおける相関係数、分散、平均をそれぞれ表している。

ページ内のすべてのドキュメント要素に対して入力手書きストロークにおけるアノテーション開始/終了対応点に対する AD を求め、得られた最小値がアノテーション開始/終了対応点ともに正規分布の信頼区間 99% に収まった場合は範囲選択ストローク、それ以外は情報付加ストロークとそれぞれ分類する。2 変量正規分布におけるマハラノビス距離の二乗値は自由度 2 のカイ二乗分布に従うことから、信頼区間 99% の境界を表す AD の閾値 AD_{thres} は以下のよう算出できる。

$$AD_{thres} = \chi^2(2, 0.01) \sim 9.2103 \quad (6)$$

以上の手順により人間の手書きアノテーション傾向に基づいた範囲選択ストロークであるか否かの識別を行う。なお 3.3 節において囲い込みと判定された手書きストロークについては単一行・複数行それぞれについて AD を算出し、識別結果によって以下のように場合分けを行う。

単一行・複数行ともに範囲選択と判定された場合 本ステップでは囲い込み（複数行）と判定し、3.5 節において単一行・複数行の最終判定を行う。

単一行・複数行どちらか一方で範囲選択と判定された場合 範囲選択ストロークと判定された方の種類として取り扱う。

単一行・複数行ともに情報付加ストロークと判定された場合 情報付加ストロークとして取り扱う。

3.5 範囲選択箇所の推定

前節で範囲選択ストロークと識別された手書きストロークに対して、ドキュメント要素の選択範囲推定を行う。前節で算出した AD が最小となるドキュメント要素 t_{target} をアノテーション開始・終了対応点、つまり以下の式によってそれぞれ算出し、ドキュメント要素範囲選択箇所の始点/終点となるドキュメント要素を求める。なお 3.3 節において単一行の囲い込みに関しては複数行の囲い込みと同一のものとして判定していたが、本ステップでの認識された範囲が同一行内であった場合は単一行の囲い込みと判定し、再度認識範囲の推定を行う。

$$t_{target} = \arg \min_t AD(a, t) \quad (7)$$

以上によりドキュメント範囲選択箇所が推定でき、コンピュータ側でアノテーション情報の認識を行うことができる。

4. 評価実験

本章では提案手法で求められるパラメータの決定、および提案手法の認識精度を評価することを目的として実施した評価実験について述べる。認識精度の評価においては、被験者単位での leave-one-out 交差検定による選択範囲の認識精度評価、従来の経験的な手法 [19] との比較、および情報付加・範囲選択ストロークが混在するデータでの認識精度評価を実施した。

4.1 評価環境

評価実験を行うにあたって手書きアノテーションデータを記録するアプリケーションを開発して使用した。実験に使用したハードウェアは Sony VAIO Duo 11 である。ソフトウェアの開発環境は Windows 8.1 および Windows ストアアプリケーションである。実験用アプリケーションのスクリーンショットを図 7 に示す。実験用アプリケーションは指定された URL が示す HTML ドキュメントに対して手

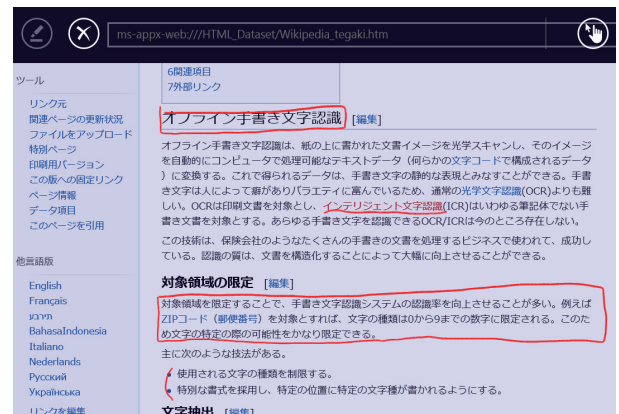


図 7 実験システムのスクリーンショット

Fig. 7 A screen capture of our experiment system.

紙の上に書かれた文書イメージを光可能テキストデータ（何らかの文書データは、手書き文字の静的な表現）に変換する。これによって得られるデータは、手書き文字の静的な表現とみなすことができる。手書き文字は人によって書き方が異なるため、通常の光学文字認識(OCR)よりも難しい。OCRは印刷文書を対象とし、インテリジェント文字認識(ICR)は手書き文書を対象とする。あらゆる手書き文字を認識できるOCR/ICRは今のところ存在しない。この技術は、保険会社のような多くの手書きの文書処理するビジネスで使われて、成功している。認識の質は、文書を構造化することによって大幅に向上させることができる。

図 8 アノテーション範囲の指示例

Fig. 8 Examples of indicating annotation range.

書きアノテーションが可能となっている。搭載されている機能にはナビゲーションモードと書き込みモードの2つが存在する。ナビゲーションモードではドキュメントのリンク遷移やスクロールといったドキュメントに対する操作をタッチ操作で行うことができる。一方書き込みモードに移行するとドキュメントの位置が固定され、ペンによる書き込みのみを受け付ける状態となる。このモードでは手書きによる書き込み（アノテーション）と書き込みの消去（消しゴム）の操作のみ受け付ける状態となる。

被験者にはこの実験システムと紙に印刷された HTML ドキュメントを与えた。ドキュメント中の文章で用いているフォントは標準的なメイリオフォントを用いており、欧文部はプロポーショナルフォント、和文部は等幅のフォントとなっている。印刷された HTML ドキュメントには複数箇所がハイライトされており（図 8）、被験者はハイライトされた箇所と同じ箇所を実験システム上に表示されているドキュメントから探し出し、手書きによる範囲選択アノテーションを行う。ハイライトされた箇所の表示フォントサイズは 15.06 px または 13.26 px であった。なお被験者に対してはシステムの説明に加え、口頭で記入するアノテーションの種類（下線・囲い込み・縦線）の説明、およびアノテーション例が記載された資料を提示している。被験者は 1 回の範囲選択アノテーションには一筆（1 ストローク）で完結するように指示している。また被験者の事前訓練は実施していない。

4.2 モデルパラメータの決定

本節では提案アノテーション認識モデルのパラメータ推定について述べる。最初に、パラメータ推定に必要なとなる

範囲選択アノテーションのデータを被験者から収集した。収集実験に参加した被験者は、著者らの所属する大学の学生 26 名（男性：19 名，女性：7 名）である。被験者のうち 10 名は著者らの所属する研究室の学生であり，一部は研究内容をあらかじめ把握している状態であった。収集実験では被験者に文章の一部がハイライトされた印刷資料を配布し，ハイライトされた箇所指定された範囲選択アノテーションを行うよう指示した。アノテーションの指示は 10 カ所あり，被験者にはこの 10 カ所のアノテーションを 3 回繰り返すよう指示した。アノテーションの種類は下線，囲い込み（単一行），囲い込み（複数行），縦線の 4 種類である。最終的に被験者 1 名あたり合計で $10 \times 3 \times 4 = 120$ ストロークのアノテーションを収集した。

アノテーション収集時に，収集システムのエラーによって破損したデータは除外した。また，明らかに指示された箇所とは異なるアノテーションが行われたデータは除外した。具体的にはアノテーション開始点・終了点とのアノテーション距離 AD が，ともに 100 を超えるデータ*2を除外した。これは，被験者はアノテーション箇所の指示が印刷されたドキュメントと，実際にアノテーションを行うディスプレイを交互に注視する必要があったため，指示された箇所を探し出す際にミスが発生したことが考えられるからである。除外されたデータは全体の 2.2%（収集システムのエラー 1.3%，指定箇所外へのアノテーション 0.9%）であり，除外後のデータ数はそれぞれ下線 775 ストローク，単一行囲い込み 772 ストローク，複数行囲い込み 732 ストローク，縦線 772 ストロークである。

以上のように被験者から収集したアノテーションデータを用いて，モデルのパラメータ推定および認識精度の評価を実施した。また収集したデータの一例として，手書きアノテーションによるペンが通過した座標をヒートマップ形式で可視化したものを図 9 に示す。上記手順で収集したデータすべてを用いて正規分布フィッティングを行い，提案モデルのパラメータを求めた。算出したパラメータを表 2 に示す。表における囲込単行・囲込複数行は単一行・複数行の囲い込みをそれぞれ表している。また，被験者から収集したアノテーションデータから算出したアノテーション開始・終了対応点の相対座標と正規分布フィッティングの結果をプロットしたグラフを図 10 にそれぞれ示す。点のプロットは実際の被験者から取得した相対座標データ，実線・破線の楕円はそれぞれ正規分布フィッティング時の 99%・95%信頼区間を表している。ここで示したパラメータは文字のサイズに依存しないよう 3.4 節においてドキュメント要素サイズで正規化を行っている。

*2 除外データと判定する基準値 $AD = 100$ は，収集データから IQR を用いて算出される外れ値上限 ($Q3 + IQR \times 3$) より大きな値である。

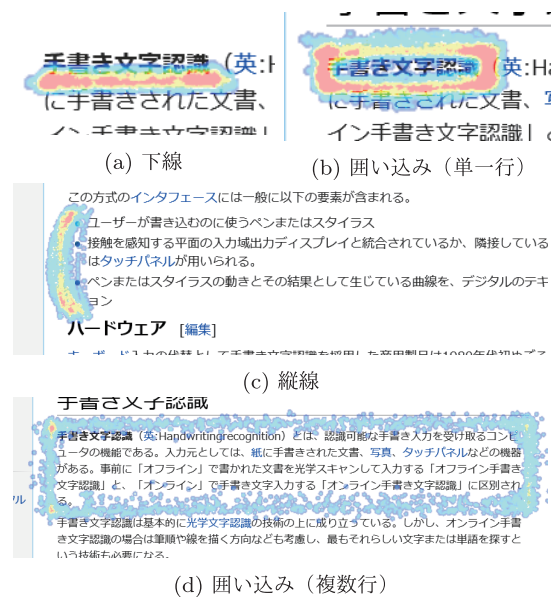


図 9 手書きアノテーション通過座標のヒートマップ
Fig. 9 Heatmaps of handwritten annotation coordinates.

表 2 収集データより算出したモデルパラメータ

Table 2 Model parameters calculated by collected data.

		ρ	σ_x^2	σ_y^2	μ_x	μ_y
下線	開始	-0.124	0.110	0.015	0.491	-0.403
	終了	0.036	0.176	0.015	-0.637	-0.403
囲込単行	開始	0.077	0.097	0.011	0.751	0.049
	終了	0.173	0.633	0.011	-0.729	0.049
縦線	開始	-0.028	0.783	0.063	1.761	0.561
	終了	0.227	0.489	0.088	1.619	-0.530
囲込複数行	開始	0.171	0.646	0.083	1.787	0.982
	終了	-0.004	0.750	0.162	1.834	-0.778

4.3 選択範囲の認識精度評価

パラメータの算出に加えて，4.2 節で被験者から収集したデータを用いて提案認識モデルの認識精度評価を実施した。まず 3.3 節で説明した形状特徴による範囲選択ストロークの分類における精度評価について述べる。被験者から収集したアノテーションデータに対して分類時に用いた特徴量を可視化した結果を図 11 に示す。この可視化結果を参照すると，縦横比と密度の 2 つの特徴量が範囲選択ストロークを分類するうえで有効な特徴量であることが視覚的に確認できる。またこれらのデータをもとに構築した決定木における密度特徴量の閾値は 1.3050，縦横比特徴量の閾値は 1.3263 である。収集データの識別結果を表 3 に示す。認識結果の表より，本手法を用いることで高い精度で下線・縦線・囲い込みの形状判定が実施できることが確認できる。

次に 3.5 節で説明した選択範囲の推定について検証を行った。本提案認識モデルを個人化しなくても堅牢な認識モデルであるかどうかを検証するために，被験者ごとに収集データを分割し，被験者単位での leave-one-out 交差検定

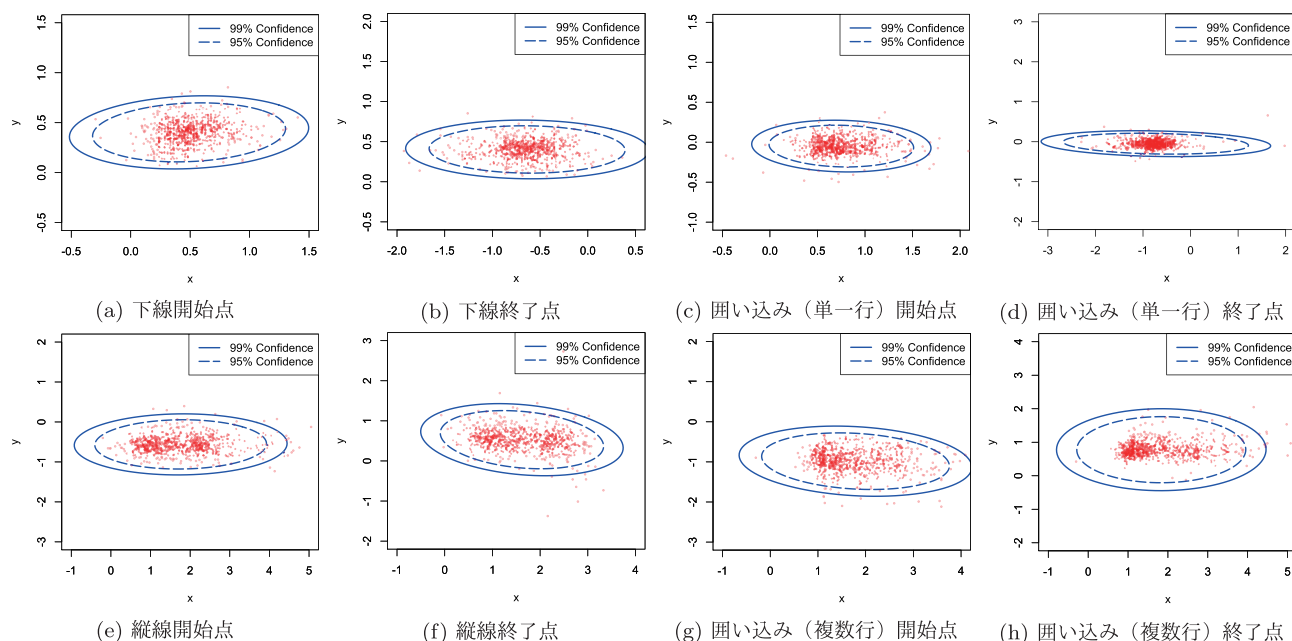


図 10 アノテーション相対座標の分布

Fig. 10 Distributions of annotation relative coordinates.

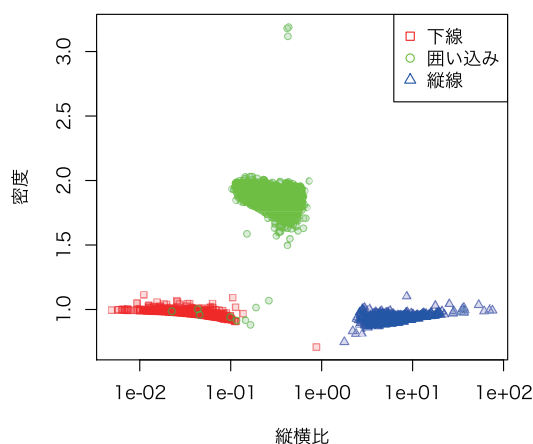


図 11 アノテーション分類の特徴量分布

Fig. 11 Distribution of features used in annotation classification.

表 3 決定木によるアノテーション識別結果

Table 3 Annotation classification result by decision tree.

		収集データ		
		下線	縦線	囲い込み
判別結果	下線	775	0	9
	縦線	0	772	0
	囲い込み	0	0	1495

を行った。交差検定によって算出した精度を表 4 に示す。

また 2.2 節でも述べたように、これまでに行われてきた研究の中で、手書きアノテーションと電子ドキュメント上の要素を関連付ける手法に言及している研究が存在する。この中でも Golovchinsky らの研究 [19] では、ドキュメントのレイアウト変化にアノテーションを追従させるために、アノテーションが選択している範囲の推定をヒューリ

表 4 アノテーション範囲認識精度 (範囲選択アノテーションデータのみ)

Table 4 Recognition accuracy of selected range (only selecting region annotation).

		ズレ無	ズレ 1 許容	認識成功
下線	開始	95.38%	98.72%	85.37%
	終了	88.45%	97.95%	(STD: 0.1027)
囲い込み (単一行)	開始	88.56%	93.57%	77.25%
	終了	80.46%	92.42%	(STD: 0.1978)
縦線	開始	94.48%	96.41%	91.14%
	終了	93.20%	96.41%	(STD: 0.0947)
囲い込み (複数行)	開始	92.46%	95.71%	91.29%
	終了	94.02%	95.58%	(STD: 0.1454)

スティックな手法により行っている。Golovchinsky らの研究は、選択範囲を正確に認識することを目的とはしていないものの、本研究の目的であるアノテーション選択範囲の認識 (図 1 における選択要素の推定) と同等な認識を行っており、かつ関連する研究の中でも認識方法について言及している研究である。そこで、本研究での選択範囲認識手法と比較するため、Golovchinsky らの提案している手法 [19] のうちアノテーション範囲の推定を行う手法を実装し、表 4 と同様に認識精度を算出した。

実装した Golovchinsky の手法では、下線・囲い込み (単一行) といった文字単位の選択と縦線・囲い込み (複数行) といった行単位での選択それぞれで異なる方法で認識を行う。文字単位の選択に対しては、まずストロークの軌跡に含まれる座標 $p \in P$ を含むドキュメント要素矩形 $t_i \in T$ を抽出する。抽出したドキュメント要素 t の中で、出現順 i が最小となる t を選択範囲の始点、最大となる t を終点と

表 5 文献 [19] で提案された手法によるアノテーション範囲認識精度
Table 5 Recognition accuracy of selected range by using the method proposed in [19].

		ズレ無	ズレ 1 許容	認識成功
下線	開始	45.31%	69.19%	16.30% (STD: 0.1258)
	終了	25.26%	67.91%	
囲い込み (単一行)	開始	19.67%	54.76%	4.37% (STD: 0.0367)
	終了	13.50%	55.01%	
縦線	開始	83.44%	96.41%	76.89% (STD: 0.1035)
	終了	88.45%	96.41%	
囲い込み (複数行)	開始	45.64%	95.06%	23.80% (STD: 0.1622)
	終了	56.83%	86.22%	

認識する。

一方、行単位での選択に対しては、まずストロークのバウンディングボックスにおける左辺中点とドキュメント要素 t の重心を結ぶ距離が最小となる t を抽出する。次に 3.2 節でグルーピングしたテキスト行 $g \in G$ の中で、抽出した t が含まれるテキスト行 g_m を算出する。そしてストロークのバウンディングボックスが存在する y 座標の範囲に接触するテキスト行の集合 $G_c \subseteq G$ のうち、 g_m を含んで連続しているテキスト行の集合 $G_s \subseteq G_c$ を選択範囲として認識する。以上のアルゴリズムにより Golovchinsky らの手法を実装した。

実装した Golovchinsky らの手法を用いて算出した認識精度の結果を表 5 に示す。表中のズレ無、ズレ 1 許容は各範囲選択ストロークの開始・終了オブジェクト個々の推定精度を表しており、ズレ無はズレなく開始・終了点と一致した場合の推定精度、ズレ 1 許容はドキュメント要素シーケンス上での前後 1 要素（縦線や複数行の囲い込みに関しては前後 1 行）の誤認識までを許容した場合の推定精度をそれぞれ示している。また認識成功は範囲選択開始要素、終了要素ともに完全に認識成功した場合の認識精度を表している。

提案モデルの認識精度（表 4）を参照すると、行単位で要素を選択する囲い込み（複数行）と縦線による範囲選択は 91% 以上の精度で完全に認識を行えていることが分かる。一方、要素単位で選択する下線や囲い込み（単一行）による範囲選択は行単位の範囲選択と比較すると 10–15% 程度認識精度が低下することを確認した。またこれらの認識精度の値は他人のみの統計データを用いて推定したパラメータを利用しているため、パーソナライゼーション、つまりユーザの初期使用時にパラメータ学習を行わずにこれらの認識精度を達成できることを示している。さらにズレ無とズレ 1 許容の精度値を比較すると、下線や単一行の囲い込みといった文字単位の認識では最大 10% 程度の差があることが確認できる。すなわち前後 1 要素の誤差を修正できればさらに最大で 10% の認識精度向上が見込めることが実験結果より得られた。

このように認識失敗の多くは許容範囲を超える 1 要素以内のズレに起因するものであった。これは人間が文字との位置関係だけでなく文章内の単語の切れ目も把握しているため、アノテーション箇所にも多少のズレがあってもアノテーション箇所を正確に読み取れるためであると考えられる。その他数% の代表的な認識失敗例としては、余白を多く含んだアノテーションがあげられる。具体的には下線においては行末を越えて余白部分まで線を書き込んでいるケースやドキュメント要素から大きく下側に離れているケース、単一行・複数行の囲い込みにおいては上下左右の余白部分を多く含むケース、縦線においてはドキュメント要素から左側に大きく離れて書き込むケースが確認できた。アノテーション対象周辺に余白が多く含まれる場合は、このような余白を多く含むアノテーションが発生することがあり、認識失敗の要因となっていた。

一方、過去に提案されたヒューリスティックな手法 [19] による認識精度（表 5）と比較すると、全体的に提案モデルのほうが高い認識性能を示していることが確認できる。特に比較手法に関しては下線や囲い込みに関しては低い認識精度を示しており、提案手法と認識精度に大きく差が出た要因について考察する。本研究で収集したアノテーションデータは単語ごとにスペースが入らない日本語ドキュメントに対して記入されたものである。収集データのアノテーション傾向を可視化した図 9 を参照すると、下線や単一行の囲い込みといった文字単位で選択する範囲選択ストロークは、アノテーション対象となるドキュメント要素よりやや広い範囲の横幅をとる傾向があることが分かる。比較手法は手書きストロークがドキュメント要素と交差したものをアノテーション対象として検出するため、余計な要素が誤検出されたり検出対象要素から離れて交差していない要素が検出されないケースがあり、認識精度が大きく低下していることが考えられる。また複数行を選択する囲い込みにおいても同様に、手書きストロークがアノテーション対象より広い縦幅をとる傾向があることから、範囲選択ストロークの上下幅を用いて検出する比較手法が大きく認識精度を落とす結果となったことが考えられる。本研究の提案モデルはこれらの人間がアノテーションシステムを意識しない場合の手書きアノテーションの傾向を反映させることができるため、比較手法より高い検出精度を達成しているものと考えられる。よってレイアウト変更への追従を目的とした Golovchinsky らの手法 [19] では、おおよその選択範囲は推定できるが、本研究の目的である正確に選択範囲を推定することが困難であることが確認できた。

4.4 情報付加・範囲選択アノテーションの識別評価

範囲選択ストロークのみを収集したデータによる認識精度評価に加え、より実際のアノテーション状況に近い情報付加ストロークが混在するデータについても収集し、

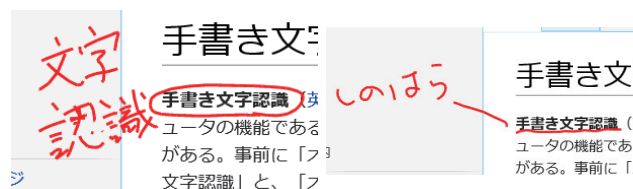


図 12 被験者から収集した範囲選択・情報付加ストロークが混在したデータの例

Fig. 12 Examples of selecting region and adding information strokes written by participants.

表 6 情報付加・情報選択ストローク識別結果

Table 6 Classification result between selected regions and adding information.

		収集データ	
		範囲選択	情報付加
判別結果	範囲選択	383	752
	情報付加	17	5115

表 7 アノテーション範囲認識精度 (情報付加ストローク混在データ)

Table 7 Recognition accuracy of selected range (comment-mixed data).

		ズレ無	ズレ 1 許容	認識成功
下線	開始	91.49%	93.62%	72.34% (STD: 0.1852)
	終了	75.53%	91.49%	
囲い込み (単一行)	開始	92.00%	96.00%	68.00% (STD: 0.2402)
	終了	70.67%	90.67%	
縦線	開始	90.63%	93.75%	82.29% (STD: 0.2008)
	終了	85.42%	93.75%	
囲い込み (複数行)	開始	95.96%	100.0%	92.93% (STD: 0.0781)
	終了	95.96%	95.96%	

4.3 節と同様の認識精度評価を実施した。本データ収集の被験者は著者らの所属する研究室の学生 10 名 (うち 6 名は 4.2 節のデータ収集にも参加) である。被験者は 4.2 節におけるデータ収集実験での指示に加え、各アノテーション箇所それぞれに対応する任意のコメントを余白に記入するよう指示した。対応するコメントの記入方法については制約を設けていない。したがって、線や矢印によりアノテーション箇所とコメントを結び付ける例も観察された。収集したデータは、4 種類すべての範囲選択アノテーションに対してそれぞれ 10 カ所ずつ、つまり被験者 1 名あたり $4 \times 10 = 40$ カ所の範囲選択アノテーションとそれに対応する情報付加アノテーションのデータを収集した。収集した情報付加アノテーションの例を図 12 に示す。

収集したデータを用いて範囲選択・情報付加アノテーションの識別性能について評価を行った結果を表 6 に示す。実験の結果から検出する必要がある範囲選択アノテーションを 95%以上の再現率、33%の精度で検出できていることが確認できる。範囲選択ストロークと誤認識されたデータには共通して、手書きストロークの座標がドキュメ

ント要素に近い、もしくはドキュメント要素のバウンディングボックスと交差している傾向がみられた。

また収集データにおいて正しく範囲選択ストロークとして認識されたデータに対して被験者単位の leave-one-out 交差検定による選択範囲の認識精度評価を行った結果を表 7 に示す。範囲選択ストロークの記入のみを実施した実験結果である表 4 と比較すると、囲い込み (複数行) を除いて完全に認識成功となった認識率は低下する傾向にあるものの、全体的に同様な傾向にあるという結果が得られた。

5. まとめと今後の課題

本研究では電子ドキュメント上での手書きアノテーション環境における、アノテーション認識モデルを提案した。また代表的なアノテーション 4 パターンを本認識モデルに適用し、評価を行った結果、筆者に依存せずに堅牢な検出を行えることが確認できた。

本研究での結果をふまえ、認識精度向上のための検討課題としては、確率分布モデルの比較検討や、コンテンツ情報をもとに分割点の重み付けモデルの導入である。これらを検討することでより認識精度の向上が見込まれる。また制約の少ない手書きアノテーションでは本研究で扱ったパターン以外にも様々なアノテーションが存在する。これらの多様なアノテーションパターンへの対応が今後の課題となる。

謝辞 本研究の一部は JSPS 科研費・挑戦的萌芽研究 (No.25540040) によるものである。

参考文献

- [1] Marshall, C.C.: Annotation: From Paper Books to the Digital Library, *Proc. 2nd ACM International Conference on Digital Libraries, DL '97*, pp.131-140, ACM (1997).
- [2] Zyto, S., Karger, D., Ackerman, M. and Mahajan, S.: Successful Classroom Deployment of a Social Document Annotation System, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '12*, pp.1883-1892, ACM (2012).
- [3] Hamzah, M.D., Tano, S., Iwata, M. and Hashiyama, T.: Effectiveness of Annotating by Hand for Non-alphabetical Languages, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '06*, pp.841-850, ACM (2006).
- [4] Yoon, D., Chen, N. and Guimbretière, F.: TextTearing: Opening White Space for Digital Ink Annotation, *Proc. 26th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, UIST '13*, pp.107-112, ACM (2013).
- [5] Plimmer, B., Chang, S.H.-H., Doshi, M., Laycock, L. and Seneviratne, N.: iAnnotate: Exploring Multi-user Ink Annotation in Web Browsers, *Proc. 11th Australasian Conference on User Interface - Volume 106, AUIC '10*, Australian Computer Society, Inc., pp.52-60 (2010).
- [6] Agrawala, M. and Shilman, M.: DIZI: A Digital Ink Zooming Interface for Document Annotation, *Proc. 2005 IFIP TC13 International Conference on Human-*

- Computer Interaction, INTERACT '05*, Springer-Verlag, pp.69-79 (2005).
- [7] Kaneider, D., Seifried, T. and Haller, M.: Automatic Annotation Placement for Interactive Maps, *Proc. 2013 ACM International Conference on Interactive Tabletops and Surfaces, ITS '13*, pp.61-70, ACM (2013).
- [8] Chen, N., Guimbretiere, F. and Sellen, A.: Designing a Multi-slate Reading Environment to Support Active Reading Activities, *ACM Trans. Comput.-Hum. Interact.*, Vol.19, No.3, pp.18:1-18:35 (2012).
- [9] Tashman, C.S. and Edwards, W.K.: LiquidText: A Flexible, Multitouch Environment to Support Active Reading, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '11*, pp.3285-3294, ACM (2011).
- [10] Wang, X., Shilman, M. and Raghupathy, S.: Parsing Ink Annotations on Heterogeneous Documents, *Proc. 3rd Eurographics Conference on Sketch-Based Interfaces and Modeling, SBM '06*, Eurographics Association, pp.43-50 (2006).
- [11] 浅井洋樹, 山名早人: オンライン手書きノートからの強調語抽出, 日本データベース学会論文誌, Vol.10, No.1, pp.67-72 (2011).
- [12] Adler, M.J. and Doren, C.V.: *How to Read a Book*, Simon and Schuster (1972).
- [13] Tashman, C.S. and Edwards, W.K.: Active Reading and Its Discontents: The Situations, Problems and Ideas of Readers, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '11*, pp.2927-2936, ACM (2011).
- [14] Wang, X. and Raghupathy, S.: Ink Annotations and their Anchoring in Heterogeneous Digital Documents, *9th International Conference on Document Analysis and Recognition, 2007, ICDAR 2007*, Vol.1, pp.163-167 (2007).
- [15] Schilit, B.N., Golovchinsky, G. and Price, M.N.: Beyond Paper: Supporting Active Reading with Free Form Digital Ink Annotations, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '98*, pp.249-256, ACM (1998).
- [16] Olsen, Jr., D.R., Taufer, T. and Fails, J.A.: Screen-Crayons: Annotating Anything, *Proc. 17th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, UIST '04*, pp.165-174 (2004).
- [17] Fonseca, M.J., Fonseca, M.J., Pimentel, C. and Jorge, J.A.: CALI: An Online Scribble Recognizer for Calligraphic Interfaces, *Sketch Understanding, Papers from the 2002 AAAI Spring Symposium*, Vol.2, pp.51-58 (2002).
- [18] Barger, D. and Moscovich, T.: Reflowing Digital Ink Annotations, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '03*, pp.385-393, ACM (2003).
- [19] Golovchinsky, G. and Denoue, L.: Moving Markup: Repositioning Freeform Annotations, *Proc. 15th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, UIST '02*, pp.21-30, ACM (2002).
- [20] Shilman, M. and Wei, Z.: Recognizing Freeform Digital Ink Annotations, *Document Analysis Systems VI*, Marinai, S. and Dengel, A. (Eds.), Vol.3163, pp.322-331 (2004).

付 録

A.1 被験者に提示したアノテーション例

アノテーションデータ収集実験時に被験者に提示したアノテーション例の資料を図 A.1 に示す。

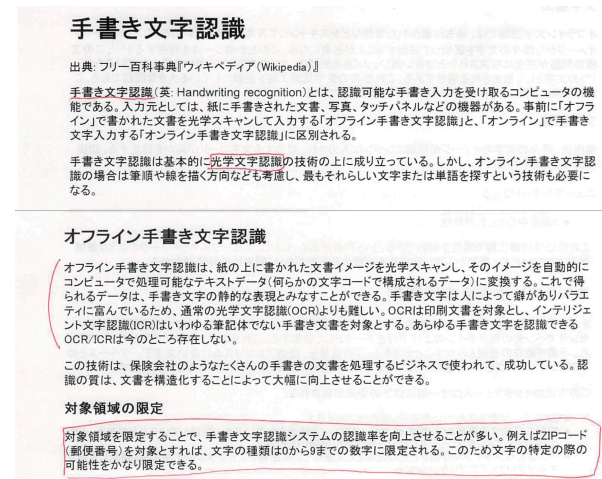


図 A.1 被験者に提示したアノテーション例

Fig. A.1 Annotation examples for participants.



浅井 洋樹 (学生会員)

早稲田大学グローバルエデュケーションセンター助手, 同大学大学院基幹理工学研究科博士後期課程 (在学中), デジタル手書き環境を中心に HCI や知的 UI に関する研究に従事. ACM, IEICE, DBSJ, HIS 各会員.



山名 早人 (正会員)

1993 年早稲田大学大学院理工学研究科博士後期課程修了. 博士 (工学). 1993~2000 年電子技術総合研究所. 2000 年早稲田大学理工学部助教授. 2005 年同大学理工学術院教授, NII 客員教授. IEEE, ACM, AAAI, IEICE,

DBSJ 各会員.

(担当編集委員 大島 裕明)