

くずし字の検出および認識を行うスタンドアロンシステムの開発 Development of Stand-alone System for Detection and Recognition of Kuzushiji

早坂 太一[†] 竹内 正広[†] 大野 亙[†] 加藤 弓枝^{††} 山本 和明[‡] 石川 徹也[¶]
Taichi Hayasaka[†] Masahiro Takeuchi[†] Wataru Ohno[†] Yumie Kato^{††}
Kazuaki Yamamoto[‡] Tetsuya Ishikawa[¶]

1. はじめに

国文学研究資料館により平成 26 年度より開始された「日本語の歴史的典籍の国際共同研究ネットワーク構築計画」[1]では、研究基盤整備として約 30 万点の歴史的典籍を画像データ化し、既存の書誌情報データと統合させたデータベースの構築を行っている。あらゆる分野の書籍が含まれる膨大な画像データを有効活用できれば、例えば津波や噴火等の天変地異の歴史を教訓とした防災研究のように、人文科学のみならず自然科学系分野を融合させた研究の展開も期待される。しかしながら多くの研究者にとっては、それらに書かれている文字が「くずし字」であることが障壁となる。

現行の研究の中で、コンピュータ技術によるくずし字自動翻刻に関する研究は最も先行研究の蓄積があり(例えば [2][3][4])、進捗度の大きい分野であると考えられる。著者らの研究グループは深層学習を用いたアプローチの先駆け [3]としてくずし字の自動翻刻の試みを行っている。本研究では、国文学研究資料館が作成し、ROIS-DS 人文学オープンデータ共同研究センターが公開しているくずし字データセット [5]に、デジタルアーカイブシステム ADEAC [6]の古典籍画像から抽出した字形データを加えた学習データを用いて、くずし字を分類する畳み込みニューラルネットワークの学習を行い、印刷された「版本」、および人の手によって書き写された「写本」から抽出された学習データの相違による認識精度を比較する。さらに、シングルボードコンピュータ Raspberry Pi にその学習モデルを組み込んだくずし字の自動検出および認識を行うスタンドアロンシステムの開発について報告する。

2. 人工知能によるくずし字翻刻

本論文における「くずし字」とは草書体で書かれた文字のことを指すが、江戸時代末までは印刷されたものも含め書物や文書の多くがこの文字で書かれていた。19 世紀末以降に活版印刷が主流になると、出版物では楷書体を用いられるようになり、教育の現場においても明治 33 年に小学校で教授されるべき平仮名字体が 1 音価 1 字体に定められた。さらに、昭和 23 年 1 月 1 日に施行された戸籍法施行規則第 60 条で、人名表記での変体仮名の使用が制限されたことが表しているように、日本人にとって「くずし字」の日常性は次第に失われていった。また、書道人口もこの 20 年間で半減しており [7]、草書体を学ぶ人口が減少した結果、当然

のことがなくくずし字を読める人口も減っていった。

こうした背景や近年の生涯学習ブームにより、くずし字翻刻に関する研究の需要がより高まってきた。現行の研究は、複数の区分にまたがるものもあるが、主に以下の三系統に分類できると考えられる。

1) 学習者のくずし字解読能力および効率を高める方法に関する研究

2) 変体仮名の文字コード標準化に関する研究

3) コンピュータ技術によるくずし字自動翻刻に関する研究

1) の系統としては、国内外の歴史典籍の研究を支援するために開発されたソフトウェア「SMART-GS」があげられる [8]。SMART-GS は画像ビューワとテキストエディタが統合されたもので、画像イメージを検索できることや、画像とテキストにタグをつけ、それらの間にリンクを付与できるのが特徴となっている。このソフトウェアは、複数の利用者がウェブ上において協働で翻刻を行うことができる仕様となっている点も注目されており、実際に SMART-GS を利用した翻刻プロジェクトが複数存在する [9]。また、SMART-GS を用いた画像検索は形の類似性により検索を行うため、後述する OCR (光学文字認識) 技術とは異なり、手書き文書、古代語などの未知の言語のテキストでも検索を行うことができるという特色がある。他にもくずし字教育に特化した研究としては、海外学習者も念頭に置いたくずし字学習のためのアプリケーション・ソフトウェアである KuLA (the Kuzushiji Learning Application) [10]がある。

2) の系統、すなわち変体仮名を現行の字体に置き換えることなく、そのままコンピュータ画面に表示させたり、用紙に印字したりするための研究としては、活版印刷やデジタルフォントから集字し、選定した学術情報交換用変体仮名コード [11]がある。前述の通り、変体仮名は昭和 22 年までは人名表記に用いることが禁止されていなかったため、変体仮名の文字コード標準化は戸籍など行政実務において一定の需要がある。

3) の系統は、第 3 次人工知能ブームの流れに乗って急速に進んでいる研究分野である。注目を集めるきっかけとなったのは、凸版印刷株式会社により開発され、国文学研究資料館の協力の下で動作検証が行われたくずし字 OCR 技術 [12]で、当時 80%以上の精度を誇った。また、クラウドコンピューティングと人工知能の組み合わせによるくずし字翻刻アプローチとして、「みんなで翻刻」プロジェクト [13]が挙げられ、研究者のみならず、一般の方々に対する生涯学習への寄与も大きい試みとして評価が非常に高い。

同じく 3) の系統に分類される本研究において用いる深層学習 (deep learning) は様々な分野で導入が進んでいる。その原理は、ヒト脳内における多数の神経細胞による情報のやりとりを数式によりモデル化した階層型ニューラルネットワーク (多層パーセプトロン) が基になっている。深層学習によりモデルを構築するには GPGPU (General-Purpose computing on Graphics Processing Units) といった計算機技術の導入を必要とするが、階層型ニューラルネットワークと

[†] 豊田工業高等専門学校

National Institute of Technology, Toyota College

^{††} 鶴見大学 Tsurumi University

[‡] 国文学研究資料館

National Institute of Japanese Literature

[¶] TRC-ADEAC 株式会社 TRC-ADEAC, Inc

同様に、一度モデルを構築しさえすれば自動翻刻に要する時間はごくわずかである。また、学習に用いる文字画像を多数用意する必要はあるが、学習後のモデルにはそれぞれの古典籍やそれらが書かれた時代で異なる可能性のあるくずし字の特徴が反映されているため、翻刻の際に膨大なデータベースを用意する必要はない。つまり、深層学習の導入によって、クラウドコンピューティングや第5世代移动通信システム（5G）に頼ることのない、一般的に普及している携帯情報端末やパーソナルコンピュータでも動作する小規模なアプリケーション・ソフトウェアとして「いつでもどこでも誰でも自動翻刻」を実現することが可能になると考えられる。

3. 人工知能によるくずし字翻刻

本研究における深層学習を用いたくずし字認識モデルは、4層の畳み込み層と3層の全結合層から構成される畳み込みニューラルネットワーク（以下、CNN; Convolutional Neural Network と略す）である。くずし字を1文字ずつ64×63ピクセルの大きさにリサイズし、ネガ・ポジを反転したJPEG形式のグレイスケール画像を入力とし、16ビットUnicode 65,535クラスに分類する学習を行った。CNNモデルに漢字認識を行わせた先行研究[14]を参考にし、本研究で用いたネットワーク構造を表1に示す。

一連の数値計算は画像認識用として代表的な深層学習用ライブラリであるCaffe [15]を用いて行われた。計算機環境として、OSはUbuntu 14.04 LTS、CPUはIntel Core i7 6900K 8core / 16thread 3.2GHz、主メモリは128GB (16GB×8) DDR4-2133、GPUはnVidia GeForce 1080Ti 11GB×2を搭載したワークステーション GDEP Deep Learning Box を利用した。

学習には国文学研究資料館が作成し、ROIS-DS 人文学オープンデータ共同研究センター（CODH; Center for Open Data in the Humanities）が公開しているくずし字データセッ

表1 学習に用いたネットワーク構造
(¹+Max Pooling 層, ²+ReLU 層, ³+Dropout 層)

層の種類	ユニット数
畳み込み層 ^{1,2} (入力)	64
畳み込み層 ^{1,2}	128
畳み込み層 ^{1,2}	256
畳み込み層 ^{1,2}	512
全結合層 ^{2,3}	1,024
全結合層 ²	1,024
全結合層 (出力)	65,535

ト[5]（以下、CODHデータと略す）、およびADEAC [6]における「常総市デジタルミュージアム」「宮代町デジタル郷土資料」「京都女子大『山城国淀藩上月家文書』」から提供された4,335種類、計1,117,703文字のくずし字画像データを用いた。学習データの詳細を表2に示す。また表3に、学習には用いていないテストデータに対する認識率、すなわち確信度の高い文字があらかじめわかっている翻刻結果と同じであった割合を示す。本研究では、CODHデータのみを学習に用いた場合と、ADEACにおける古典籍画像データから手作業で抽出した字形データをそれらに加えた場合とで、江戸時代の版本である『源氏物語』[19]、および写本である『御着 城御当日御規式帳』[20]をテストデータとしたときの認識率を比較した。

CODH オープンデータが110万字を超えるデータ数なのに対して、ADEACからの字形データは26,000字あまりと、ほとんど学習に影響がないように予想されるが、表3より、版本のテストデータではそれほど影響が見られなかった認識率について、写本のテストデータに対しては明らかな向上が見られていることがわかる。これはADEACのデータが全国各地の写本を主とするものであることによるものと考えられる。割合としては少なくとも、学習する字形デー

表2 学習データの詳細

	ダウンロード		手作業で抽出			小計	種類数	種類数／文字
	CODHデータ[5]	和翰名苑[16]	ADEAC[6]	CODHデータ[17]	五體字類[18]			
変体仮名 (割合)	714,568 (96.84%)	3,265 (0.44%)	9,061 (1.23%)	9,511 (1.29%)	1,473 (0.20%)	737,878	77	9,583
漢字 他 (割合)	360,550 (94.93%)	—	17,068 (4.49%)	2,207 (0.58%)	—	379,825	4,258	89
小計 (割合)	1,075,118 (96.19%)	3,265 (0.29%)	26,129 (2.34%)	11,718 (1.05%)	1,473 (0.13%)	1,117,703	4,335	258
種類数	4,299	48	1,638	417	48			

表3 テストデータに対する認識結果（上段：確信度最上位、下段：確信度10%以上のすべての文字に対する認識率）

	(版本) CODH 源氏物語[19]	認識率		(写本) ADEAC 御着 城御当日 御規式帳[20]	認識率	
		上記すべて 学習に使用	CODHデータ [5]のみ使用		上記すべて 学習に使用	CODHデータ [5]のみ使用
変体仮名	9,852	98.15%	98.08%	3	100.00%	100.00%
		99.39%	99.37%		100.00%	100.00%
漢字 他	1,280	87.58%	87.66%	963	74.66%	66.87%
		93.75%	92.97%		82.87%	74.14%
小計	11,132	96.94%	96.88%	966	74.74%	66.98%
		98.74%	98.63%		82.92%	74.23%

タの時代や書き手、種類などのバリエーションを増やすことは、こうした深層学習によるくずし字翻刻アプローチには必要なことであると考えられる。

4. Raspberry Pi を用いたくずし字自動検出・認識システム

4.1 システムの概要

本研究と同様に、深層学習を用いたくずし字翻刻システムとして、先行研究[2]を元にしたウェブサービス KuroNet[21]がある。KuroNet は学習にくずし字データセット[5]を利用し、90%以上という高精度かつ高速に複数のくずし字領域を検出・認識することができる。しかしながら、IIIF (International Image Interoperability Framework) に準拠した画像を対象とすることから、利用者が撮影した古典籍画像を手軽に翻刻することは難しい。また、データセット[5]はほとんどが版本から抽出された字形データであり、§3 で述べたような写本に対する認識精度が評価されていない。さらに、インターネットを利用したサービスであるため、まだまだ多人数が利用できるネットワーク環境の整備が不十分である教育機関やコミュニティ施設での利用には、そうした環境を事業提供者が用意するための相応の時間と費用がかかるという問題点がある。

そこで本研究では、インターネット環境を必要としないくずし字の自動検出および認識を行うスタンドアロンシステムを開発した。図 1 にその概要図を示す。

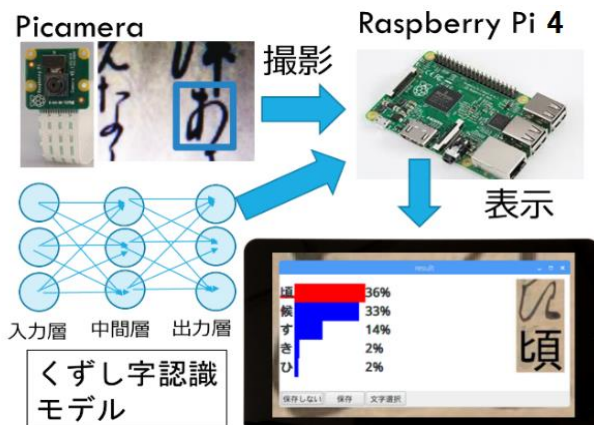


図 1 開発システムの概要図

図 1 に示すシステムでは、ハードウェアとして小型で比較的安価な教育用シングルボードコンピュータ Raspberry Pi Model 4B を用いた。Raspberry Pi は ARM プロセッサを搭載した学校教育向けのシングルボードコンピュータであり、教育目的以外にも IoT や組み込みシステム開発などで利用されている。

ディスプレイの背面に設置した Raspberry Pi 専用のカメラモジュール Camera Module V2 から対象の古典籍画像を撮影できる。撮影可能な最高解像度は 3280×2464 ピクセルであり、フォーカスは無限遠から 5cm まで調整可能である。本システムでは解像度を 1920×1080 ピクセル、フォーカスを 30cm に設定した。

入出力装置として Raspberry Pi 用の 7 インチタッチスクリーンディスプレイを使用した。タッチディスプレイの操

作でマウス右クリックを実現するため、2 本指ジェスチャを認識し、マウスイベントに変換するデーモンである twofing を使用した。

Raspberry Pi は外部記憶装置として microSD カードを利用する。本システムでは microSDHC 32GB のカードを使用することで、画像の読み込みおよびくずし字検出・解読結果の保存を可能とした。

4.2 モバイル機器での深層学習モデルの推論

§3 で述べた CNN モデルをシステムに搭載しているが、これはくずし字 1 文字に対して認識を行うものであるため、Python3 および OpenCV3 を用いて認識する文字の選択や領域検出のための画像処理などを行う。

深層学習により得られた学習モデルを用いた推論に要する時間は一般的なコンピュータではごくわずかであるが、本研究で使用する Raspberry Pi やスマートフォンなどの機器では、主記憶装置の容量や演算装置の能力がより劣るため、推論が不可能もしくは非常に時間がかかることが問題となる。そのための対策として、計算能力の高いサーバ上での実行、もしくはモバイル機器用に推論モデルを最適化する方法が考えられる。本システムはインターネット環境のない場所での利用を想定しているため、後者を採用する。学習モデルの最適化を行い、推論精度が同程度に保持されるのであれば、通信による遅延やデータのプライバシーなどの問題も生じないなどの利点もある。

モバイル機器などで実行するための方法として、専用の演算アクセラレータを用いる方法とモデルパラメータを量子化する方法があるが、本システムでは量子化による最適化を行った。一般的に、深層学習により得られた学習モデルは確率的なデータの誤差に対して非常にロバストであり、また、層ごとに重み値や出力値の取りうる範囲を推定し、固定小数点表現を割り当てることで、データ型を浮動小数点表現から量子化し、ビット数を減少させたとしても、高い認識精度の保持が期待できる。

本システムではまず、GitHub 上の caffe-tensorflow ライブラリを用いて、Caffe を用いて学習した CNN モデルを機械学習用フレームワーク TensorFlow で読み込むことが可能なモデルに変換した。パラメータを定数にして最適化 (Freezing) を行った後のモデルサイズは 298.2 MByte であった。その後、モバイル端末や組み込み機器向けのフレームワーク TensorFlow Lite を用いて推論を行うために、入力層のみ 32 ビットの浮動小数点形式とし、他のパラメータは 8 ビットの固定小数点形式に量子化した。その結果、認識精度は量子化前と同程度のまま、モデルサイズを約 1/4 の 78.4 Mbyte まで軽量化することができ、1 文字あたりの認識にかかる時間は約 0.08 秒であった。

4.3 くずし字領域の検出

古典籍画像に対する前処理には OpenCV3 を利用した。ここで、1 文字ずつ手作業で抽出する方法では手間がかかるため、本システムでは古典籍画像から自動でくずし字領域を検出する機能を実装した。

くずし字領域の自動検出にはモルフォロジ処理を適用した。グレースケール減色、二値化、ネガ・ポジ反転を行った入力画像に対して、図 2 (a) に示すように縦方向に対して膨張処理を行い、上下の字を繋げることで、1 行ごとの領域検出を行った。次に、図 2 (b) に示すように横方向に膨張

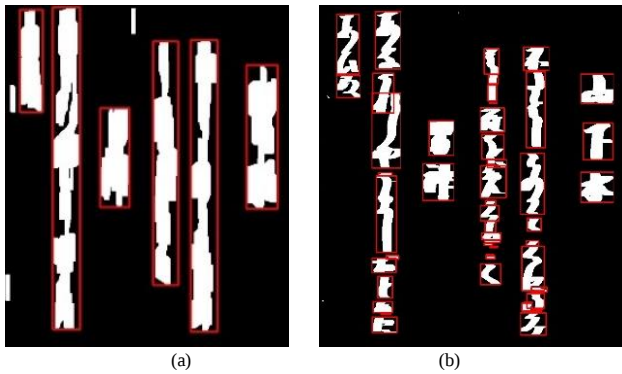


図2 モルフォロジ処理による行および文字の検出例

処理を行い、それぞれの行から1文字ずつの領域を検出した。

この段階では、古典籍に残る汚れなどの小さなノイズや、「い」や「こ」のように、文字の一部が左右や上下で分かれて検出されることがある。そのため、検出した文字の横方向のサイズから算出した平均値を用いて、極端に小さい領域は除外し、横幅のサイズもしくは縦幅のサイズが平均値よりも小さく、同様の領域が近くにある文字は一つの文字とした。

また、くずし字同士が上下につながっている場合も一つの領域として誤検出される場合がある。文字のつながりの多くは1本の線になっているため、横方向のピクセル情報を用いた。図3における赤線で示すように、他の場所よりも文字であるピクセル数が少ないところを1文字の区切りの候補として領域の分割を行っている。

本システムでは、100文字あまりの古典籍画像1枚に対して、約5秒でくずし字領域の検出が可能である。

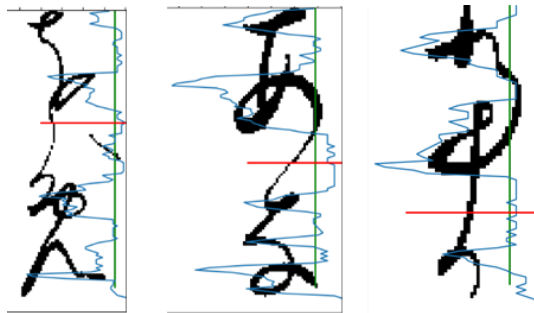


図3 ピクセル情報から得られた文字の区切り候補例

4.4 システムの操作

本システムを起動した際に表示されるホーム画面の例を図4に示す。本システムでは、GUIアプリケーションからそれぞれ、①カメラによる古典籍画像撮影、②ファイル読み込み、③手動での切り取り、④文字領域検出、⑤自動認識の処理を行うことができる。

カメラモジュールは、図4における①「カメラ撮影」ボタンをタッチすると、3秒間のプレビュー後に古典籍画像を撮影するよう設定した。撮影した画像はホーム画面に表示される。

図4における②「読み込み」ボタンをタッチし、SDカードやUSBフラッシュメモリに保存済みの画像ファイル

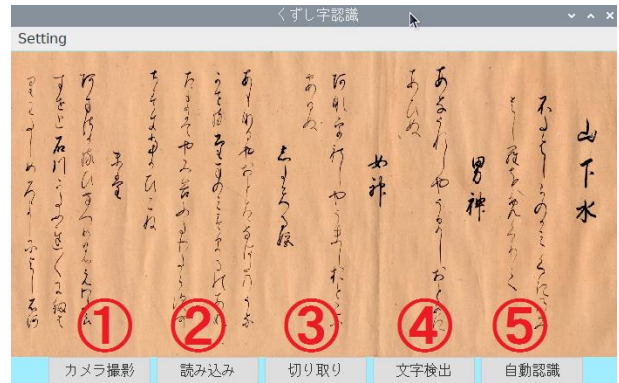
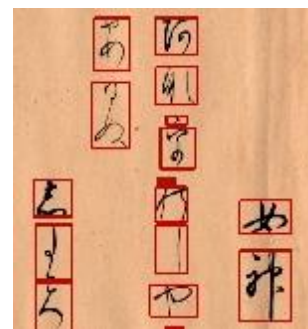


図4 ホーム画面の例（河本家住宅保存会・島根大学附属図書館所蔵 河本家古典籍「山下水」[22]より）

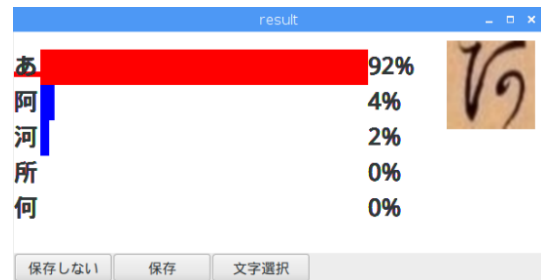
の読み込みを行うことも可能である。本システムでは、アプリケーション終了時に、画像に加えて検出したくずし字の二次元座標と認識結果も保存することができ、アプリケーションを再度起動して、前回の続きから行うことが可能である。

利用者が任意のくずし字領域を選択するには、図4における③「切り取り」ボタンをタッチし、表示される別ウィンドウ上の古典籍画像をドラッグして文字領域を選択する。

§4.3において説明した方法により自動でくずし字領域を検出するには、図4における④「自動検出」ボタンをタッチする。図5(a)に示すような検出結果画像における赤色で囲まれた各矩形の内部をタッチすることでCNNモデルによる認識が行われ、図5(b)に示すように、確信度が高い順に五つの認識候補が表示される。



(a) くずし字領域の自動検出



(b) くずし字1文字の認識結果の表示

図5 くずし字領域の自動検出および認識の例

図5(b)における「保存」ボタンをタッチすると、元画像に認識結果が現代の文字で描画され、「保存しない」ボタンをタッチすると描画されずに元画像に戻る。「文字選択」ボタンをタッチすることで、候補となる5文字の中から適切な認識結果を選択することが可能である。認識結果の描画は図6に示すように、くずし字を残したまま文字の右上に現代の文字を描画する方法（図6(a)）と、くずし字の上から現代の文字に置き換える方法（図6(b)）の二通りから選択できる。現代の文字に置き換える方法では、OpenCVにおけるinpaint関数を用いて背景の色で文字を塗りつぶし、現代の文字を再描画している。

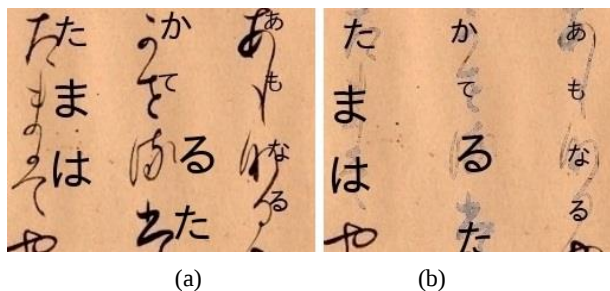


図6 保存された認識結果の表示例

検出した領域に対してユーザーが編集を行いたい場合は、変更したい領域を選択した後、図7に示すように領域の再選択を行うことで、任意のくずし字領域に変更することができる。

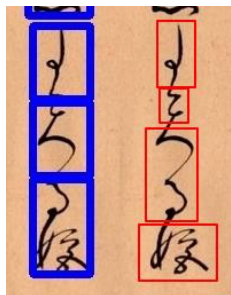


図7 くずし字検出領域の再選択例（左青枠：自動検出領域，右赤枠：手動で再選択した領域）

図4における⑤「自動認識」ボタンをタッチすると、自動的にくずし字領域の検出を行った後に、検出した領域すべてをCNNモデルで認識し、最も確信度の高い結果で置き換えた画像が表示される。

4.5 システムの評価

デジタルアーカイブシステム ADEAC [6]から提供のあった古典籍「御着 城御当日御規式帳」[20]（ルビや欄外文字を除く 939 文字）に対して本システムによるくずし字領域の自動検出を行ったところ、適合率 92.6%，再現率 87.4%，F 値 89.9%（出力文字数 887，正解文字数 821）の精度を得た。残念ながら、1行に収まりきらずに行末に付け足された文字や、ルビのような文字サイズの異なる文字についてはまだまだ検出精度が良くない。また、単文字認識結果として、確信度が最上位の認識結果に対して適合率 59.2%，再現率 55.9%，F 値 57.5%（正解文字数 525），確

信度が5位以内の認識結果に対して適合率 76.3%，再現率 72.1%，F 値 74.2%（正解文字数 677）であった。検出領域の取り方に認識精度が左右されるため、本システムでは先行研究[2][21]や表3に示した結果には追いつかなかったが、Raspberry Piのような小型で比較的安価なシングルボードコンピュータによるスタンドアロンシステムでも、十分実用的な性能を示すことはできたと考えられる。

また、令和元年6月6日に新潟市で開催された人工知能学会全国大会インタラクティブセッション、および令和元年12月14日に大阪府茨木市で開催された人文科学とコンピュータシンポジウムデモンストレーション発表において、20～60歳代の男性19名および女性1名に対し、以下に示すような設問により、本システムに関する5段階評価のアンケートを行った。いずれの設問も「5」が最高評価で、「3」は「どちらとも言えない」という選択肢である。

- 1) 操作性：簡単に操作することができましたか？
- 2) 視認性：画面は見やすかったですか？
- 3) 認識精度：認識精度はいかがでしたか？
- 4) 将来性：（今後、利用する機会があれば）便利そうなシステムだと思いますか？

アンケート結果を図8に示す。デモンストレーションの際に操作を主に著者らが行ったため、操作性については無回答が多かったが、その他の項目は、80%前後の方々から4以上の高評価を頂いており、本システムの有用性を客観的に示すことができたと考えられる。

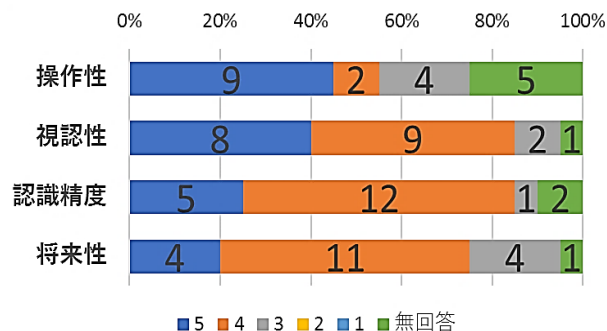


図8 開発システムに対するアンケート結果

5. おわりに

本研究では日本語の歴史的典籍の自動翻刻を目的として、深層学習により畳み込みニューラルネットワークモデルにくずし字の認識を行わせた。日本古典籍くずし字データセット[5]に加えて、デジタルアーカイブシステム ADEAC [6]における歴史的典籍から時代や書き手、種類などのバリエーションを増やした字形データを学習データとして用いることによって、今後もさらなる認識率の向上に繋がることが期待される。また、その深層学習モデルを利用して、カメラで撮影した歴史的典籍画像等からくずし字の自動検出および認識を可能とするスタンドアロンシステムを開発した。Raspberry Piのような小型で比較的安価なシングルボードコンピュータでも素早い認識を行わせることができた。小中学校などのネットワーク環境のない場所や普段モバイル機器を持ち歩かない高齢者の方々でも、くずし字に触れたい場面で支援ツールとして活躍することができるよう、

操作性やくずし字領域の検出精度をより高めることが今後の課題である。

本研究の成果が発展することにより、近い将来、翻刻作業に人間を必要としなくなるという指摘もあるが、例えば機械翻訳技術が急速に発展している現在においても「翻訳」という職業はなくならないように、歴史的典籍が持つ古人の心を伝えるためには、例えば文学研究者の力が必要となると考えられる。研究者のみならず一般の人々が歴史的典籍を判読することを支援することで、海外における日本の歴史的典籍の利用価値を高め、それらに記された知識の遺産を有効活用することを促すことができると期待される。そのためにも本研究が果たす役割は少なくないと考えられる。

謝辞

5 年間にわたる本研究の実施にあたり、古典籍から数万にわたるくずし字の抽出にあたっていただいた豊田工業高等専門学校の学生の皆さんに感謝いたします。また本研究は JSPS 科研費 JP16K02433、平成 28 年度内藤科学技術振興財団研究助成および TRC-ADEAC 株式会社からの助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 国文学研究資料館, “歴史的典籍に関する大型プロジェクト,” <https://www.nijl.ac.jp/pages/cijproject/>, 2015 年 10 月 14 日参照.
- [2] T. Clanuwat, M. Bober-Irizar, A. Kitamoto, A. Lamb, K. Yamamoto, and D. Ha. “Deep learning for classical Japanese literature,”. Proceedings of NeurIPS 2018 Workshop on Machine Learning for Creativity and Design, arXiv:1812.01718, 2018.
- [3] 早坂太一, 大野互, 加藤弓枝, 山本和明, “ディープラーニングによる日本語の歴史的典籍におけるくずし字の認識および WWW アプリケーション開発の試み,” 信学技報, PRMU2016-93, vol.116, no.259, pp.15-18, 2016.
- [4] 和泉勇治, 加藤寧, 根元義章, 山田奨治, 柴山守, 川口洋, “ニューラルネットワークを用いた古文書個別文字認識に関する検討,” 情報処理学会研究報告, vol.2000, no.8, pp.9-15, 2000.
- [5] 人文学オープンデータ共同利用センター, “日本古典籍くずし字データセット (国文研所蔵・CODH 加工),” doi:10.20676/00000340, <http://codh.rois.ac.jp/char-shape/>, 2020 年 1 月 18 日参照.
- [6] TRC-ADEAC 株式会社, “デジタルアーカイブシステム ADEAC,” <https://trc-adeac.trc.co.jp/>, 2020 年 1 月 18 日参照.
- [7] 日本生産施本部(編), “レジャー白書 2013 やめる理由ははじめの理由 — 余暇活性化への道筋,” 生産性出版日本生産施本部, 2013.
- [8] 大浦真, 林晋, 久木田水生, “SMART-GS: 文献研究のためのソフトウェアツール,” 言語処理学会第 19 回年次大会発表論文集, pp.382-385, 2013.
- [9] 橋本雄太, “集合知で読む歴史史料 — SMART-GS が実現するグループリーディング,” 人文情報学月報, no.37, http://www.dhii.jp/DHM/DHM37_smartgs, 2020 年 4 月 8 日閲覧.
- [10] Y. Hashimoto, Y. Iikura, Y. Hisada, S.-K. Kang, T. Arisawa, and D. Kobayashi-Better, “The Kuzushiji project: Developing a mobile learning application for reading early modern Japanese texts,” Digital Humanities Quarterly, vol. 11, no.1, pp.1-13, 2017.
- [11] 高田智和, 矢田勉, 斎藤達哉, “変体仮名のこれまでとこれから — 情報交換のための標準化,” 情報管理, vol.58, 2015.
- [12] 山本純子, 大澤留次郎, “古典籍翻刻の省力化 くずし字を含む新方式 OCR 技術の開発,” 情報管理, vol.58, no.11, pp. 819-827, 2016.
- [13] Y. Hashimoto, Y. Kano, I. Nakasniishi, J. Ohmura, Y. Odagi, K. Hattori, T. Amano, T. Kuba, and H. Sakai, “Minna de Honkoku: Learning-driven Crowdsourced Transcription of Pre-modern Japanese Earthquake Records,” Proceedings of the 2018 Digital Humanities Conference, pp.207-210, 2018.
- [14] Y. Zhang, “Deep convolutional network for handwritten Chinese character recognition,” CS231n Course Project Reports, Stanford University, 2015.
- [15] Y. Jia, E. Shelhamer, J. Donahue, S. Karayev, J. Long, R. Girshick, S. Guadarrama, and T. Darrell, “Caffe: Convolutional architecture for fast feature embedding,”. arXiv:1408.5093, 2014.
- [16] 岡田一祐, “『和翰名苑』仮名字体データベース,” <https://kana.aa-ken.jp/wakan/>, 2016 年 8 月 16 日参照.
- [17] 人文学オープンデータ共同利用センター, “日本古典籍データセット (国文研等所蔵) 二十一代集,” doi:10.20730/200007092, <http://jcbv.nii.ac.jp/oa/NIJL0-1/items/NIJL0002.zip>, 2016 年 7 月 25 日参照.
- [18] 法書会編, “五體字類,” <http://www.let.osaka-u.ac.jp/~okajima/PDF/5tai/>, 2015 年 11 月 12 日参照.
- [19] 人文学オープンデータ共同利用センター, “日本古典籍くずし字データセット (国文研所蔵・CODH 加工) 源氏物語,” <http://codh.rois.ac.jp/char-shape/book/200003803/>, 2020 年 1 月 18 日参照.
- [20] 京都女子大学・京都女子大学図書館, “淀藩士上月家文書御着 城御当日御規式帳,” <https://trc-adeac.trc.co.jp/WJ11F0/WJJS07U/2672055100/2672055100200030/mp100030>, 2020 年 1 月 18 日参照.
- [21] T. Clanuwat, A. Lamb, and A. Kitamoto, “KuroNet: Pre-modern Japanese Kuzushiji character recognition with deep learning,” Proceedings of the 15th International Conference on Document Analysis and Recognition, arXiv:1910.09433, 2019.
- [22] 河本家住宅保存会・手銭記念館・島根大学附属図書館, “山陰地域史資料アーカイブ 河本家古典籍 山下水,” <https://trc-adeac.trc.co.jp/WJ11F0/WJJS07U/3290515100/3290551200010/mp900000>, 2020 年 1 月 18 日参照.