ISSN 1346-2601 (Print)
ISSN 2436-5408 (Online) 2023 年 7 月 31 日公開

深層学習を用いた古代文献の整理
——甲骨文字、白川トレース、日本古典籍

藤川 佳之、Xuebin YUE（立命館大学大学院理工学研究科　博士課程後期課程 D3）
Bing LYU（立命館大学大学院理工学研究科　博士課程後期課程 D2）
Qi LI、Ziming WANG（立命館大学大学院理工学研究科　博士課程後期課程 D1）
金子 隼大（立命館大学大学院理工学研究科　博士課程前期課程 M1）
松田 龍弥、石橋 龍人（立命館大学　理工学部 B4）
孟 林（立命館大学　理工学部　准教授）
E-mail menglin@fc.ritsumei.ac.jp

1. 序論

古代文献は、芸術的、歴史的に豊富な価値があるが、経年劣化による影響で、これら文献の解読と整理が不十分である。昨今、IT 技術の向上により、特に深層学習技術を用いた古代文献の整理が注目されている。本論文は、我々（立命館大学・理工学部・知的高性能計算研究室）が推進してきた深層学習を用いた古代文献の整理について紹介する。対象は、3000 年前に中国で使用された漢字の起源である甲骨文字、および日本江戸時代で使用されていたくずし字である。また、文字認識のみならず、認識後の文献整理及び潜在的な知識の抽出も含まれている。

本論文で扱うのは、主に以下の5つのテーマである。

1)深層学習を用いた甲骨文字認識
2)画像処理と教師なし学習を用いた白川トレースの自動整理
3)画像処理と深層学習を用いた日本古典籍の整理
4)時空間データベースを用いた古代文献からの知識の発見
5)敵対的生成ネットワークを用いた古代文献修復への試み

2 章から 6 章までは、上記、それぞれの研究の問題点、提案手法及び研究成果を紹介する。7 章ではまとめと今後の展望を述べる。

2. 深層学習を用いた甲骨文字の認識

2-1. 甲骨文字とその問題点

甲骨文字は 3000 年前、亀の甲羅、牛の骨に刻まれた最古の文字の一つである。これらの文字は、現在、広く使用されている漢字の祖型である。しかし、甲骨文字を使用している殷王国は、紀元前 1046 年ごろの争いにより滅びた。それと共に、文字が記されている甲骨は、1899 年に発見されるまで、廃墟（殷墟）に埋められた状況であった。これら甲骨文字の認識と、甲骨の整理は、古代の歴史と漢字の形成を知るうえで非常に重要である。

これまで我々は、画像処理と深層学習を用いて甲骨文字を認識するために、様々な試みを行ってきた[1~7]。2017 年ごろまで、多くは画像処理を用いた甲骨文字の認識を主として研究を進めてきた。近年、深層学習の迅速な発展と共に、深層学習を用いた甲骨文字の認識が注目されている。しかし、学習に用いる甲骨文字は、不均衡データの問題が顕著に表れており、認識の精度向上の妨げとなっている。図1.1 に、甲骨文字のデータインバランスの状況を示す。サンプル数が 50 個を超える文字は数十数種類のみであり、多くの文字が僅かなサンプル数であることがわかる。これら学習データセットのインバランス問題は深層学習においては致命な問題である。

我々は、データインバランスの問題を解消するために、GAN(Generative Adversarial Network、敵対的生

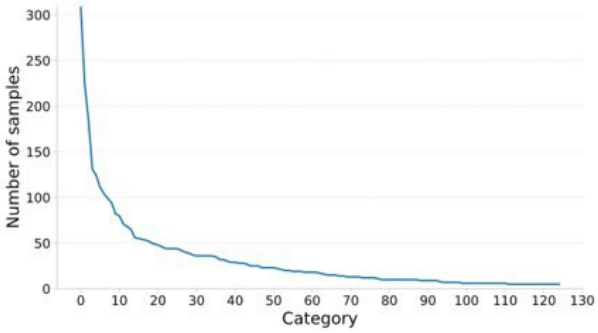


図 1.1 データインバランス問題

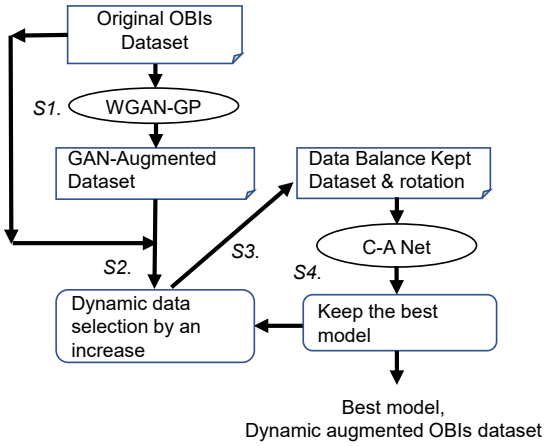


図 1.2 動的なデータセット拡張

成ネットワーク)を用いて、動的なデータセット拡張手法を提案した。本研究の成果は、ACM Journal on Computing and Cultural Heritage に採択されている。以下は、その概要を説明する[1)]。

2-2. 提案手法

動的なデータセット拡張手法を用いた甲骨文字認識は、図 1.2 に示し、4 つのステップ(S1～S4)で構成される。

1) S1 は、WGAN-GP を用いて、数の少ない甲骨文字クラスに対して、甲骨文字の画像を大量に生成する。
2) S2 は、予め設定した数値に応じて、各クラスの文字数を比例して増加させる。例えば、50 を各クラスのベース文字数にし、50 個増加することで、各クラスの文字数を、50,100,150,200,250,300,…に拡張する。
   詳細には、生成された甲骨文字をランダムに選び、各クラスの文字数を揃えながら徐々にデータセット拡張する。
3) S3 は、拡張されたデータセットを用い、反転や回転などを行うことで、データセットの更なる拡張を行う。
4) S4 は S3 で生成されたデータセットを用いて、C-A Netで学習し、認識を行う。C-A Netは、提案されたコンパクトな画像認識モデルである。

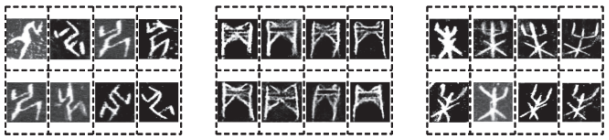
S4 で認識精度とモデルを保存し、S2 に戻り、各クラス数を比例的(本研究は 50 とする)に追加し、S2 から S4 までを繰り返し実行する。最後に、認識精度が安定した状態を、最終的な拡張後のデータセットとする。

2-3. 実験結果

図 1.3 に WGAN-GP を用いた甲骨文字の生成画像を示す。それぞれは、現在文字の“申”、“貞”、“未”となる。(a)は、12 干支の“申”で、象形文字で猿に似ている。これらの文字は、専門家でも区別できない場合があるため、WGAN-GP による甲骨文字生成の有効性を示す。

表 1 には、動的なデータ拡張手法を用いた甲骨文字の認識結果を示す。認識モデルの比較実験を行うため、先端的な深層学習モデルである Xception と MobileNetにも実装し、実験を行った。D_Ori は、オリジナルのデータセットの認識結果で、D_Ori_R はオリジナルのデータセットをローテーションし、拡張したデータセットを用いた認識結果である。また、D_**の数値は、WGAN-GP で生成された甲骨文字画像をオリジナル画像に追加した各クラスのデータ数である。例えば、“D_50”は、オリジナル画像に WGAN-GP から生成された甲骨文字画像を加え 50 まで拡張したデータセットである。“D_50_R”は、“D_50”をローテーションし、更なる拡張を行ったものである。実験結果から見ると、動的なデータセット拡張手法は有効であることを示す。

最終結果として、C_A Net が甲骨文字の各クラスを 350 枚に拡張し、ローテーションを行った際の認識精度が一番高い。従って、甲骨文字データセットは 350 枚に拡張した各クラスで構築されたモデルが最適である。



(a)“申” (b)“貞” (c)“未”

図 1.3 WGAN-GP の甲骨文字画像生成例

表 1 動的なデータ拡張手法を用いた甲骨文字の認識結果(%)

Model	D_Ori	D_Ori_R	D_50	D_50_R	D_100	D_100_R	D_150	D_150_R	D_200
MobileNet	72.26	94.33	77.81	92.97	78.18	93.46	81.50	93.22	82.37
Xception	82.74	93.96	82.37	94.45	81.26	94.57	81.87	94.70	84.09
C-A Net	88.04	95.31	92.60	95.44	92.23	94.94	92.48	95.07	93.46

Model	D_200_R	D_250	D_250_R	D_300	D_300_R	D_350	D_350_R	D_400	D_400_R
MobileNet	93.34	83.48	92.97	84.09	***94.82***	83.72	84.45	84.83	93.96
Xception	94.33	87.30	***95.07***	86.19	***95.07***	86.44	94.33	86.30	94.57
C-A Net	95.31	93.96	94.70	92.97	94.57	93.71	***95.68***	94.08	94.08

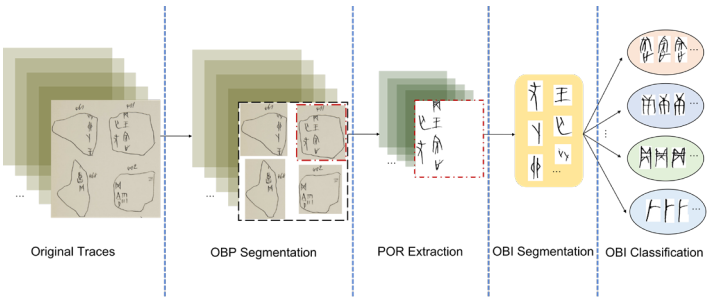


図 2.1 画像処理と教師なし学習を用いて白川トレースの自動整理全体の流れ

3. 画像処理と教師なし学習を用いて白川トレースの自動整理

3-1. 背景、問題点

前章で紹介した甲骨文(OBI)は 3000 年前の中国で使用されていた象形文字である。考古学者たちは OBI に関する研究を通して、中国古代の文明や歴史を探索している。中でも、白川静先生は中国古代文化領域に顕著な実績を挙げてきた。我々は、白川先生の研究成果から、数百枚の OBI 残片(OBP)をサンプルとしてトレースデータのディジタルアーカイブを初めて実現した。これらの貴重な研究資料に更なる整理を加えるために、本研究は甲骨文トレースデータから、甲骨文字の抽出・分類との自動整理を目指す。元来、一つのトレース画像に対して複数の OBP と付随する通し番号が記されており、加えて OBI と OBP の輪郭が繋がっている場合や、文字サイズが不統一な場合が多々あることから、トレースデータにおける OBI の自動分割は難しい。また、OBI の種類が不明で、既存のデータが少ないため、教師ありの OBI 自動分類が実現しにくい。従って、本研究は、画像処理と教師なし学習を用いて、白川トレースの自動整理を目指す[8]。

3-2. 提案手法

図 2.1 に示すように、本研究は 4 つの流れで構成される。

1) 1 つ目はトレース画像から OBP を切り出す。
2) 2 つ目は OBP の番号と輪郭を除去することで、文字領域(POR)を抽出する。
3) 3 つ目は、特徴検出と教師あり学習による OBI 分割を行う。
4) 最後は、教師なしクラスター分類を通して、OBI 分類を目指す。

3-2-1. 画像処理を用いた OBP 分割と POR 抽出

まず、トレースデータに対し、特徴を検出してサイズ順に整理した上で、サイズの変化量が最も大きい箇所(break point)を探す。「OBP の特徴は OBI やノイズより遥かに大きい」という特性を参考し、break point より大きい特徴を OBP として抽出する。

次に OBP の特徴を削除する前に、番号特徴を除去することを目指す。しかし、モフォロジー変換による番号と輪郭の連結は両方の特徴を破壊し、POR 抽出が困難になる。そこで、我々は軽微なモフォロジー変換を実行し、輪郭と接触せずに番号特徴のみを融合させる。そして、ヒストグラムによって、連続ではない箇所を特定し、番号である部分特徴を削除する。以上の操作では、番号が複数桁の場合は除去しきれないため、番号特徴が特定できなくなるまでモフォロジー変換の度合いを微調整しながら削除操作を繰り返す。その後、周囲の端から距離(X)ごとにスキャンし、黒いピクセルと接触した直後、次のピクセル(Y)を白にすることで、輪郭を大量のグリッドに分解した。最後にサイズが X×Y 以下のグリッドを削除することで POR 抽出を実現した。

3-2-2. 教師あり学習による OBI 分割

OBI 分布の不規則さに加えて、OBI サイズが不統一であることから、画像処理だけでは OBI 抽出が非常に困難である。そこで、我々はヒストグラムを用いて POR を複数の領域に分けて切り出しを行う。その中で、一つまたは複数の OBI を持つ区域(SOR と COR)が存在する。そこで、独自の前処理手法(図 2.2)と独自のモデルによって、余分な筆画特徴を削除して文字数に関わる情報のみを強化させ、より高精度に SOR と COR の分類を行う。その後、COR に対して特徴を検出することで、OBI 抽出を実現する。

3-2-3. 教師なしクラスターによる OBI 分類

トレースデータに存在する OBI の量と種類は不明であり、現存するデータセットがないため、OBI の分類は困難である。そこで、動的k-means 法を活用して、クラスタリング結果を評価し、OBI の種類を確定する。具体的には、まず OBI の HoG (Histogram of Oriented Gradients)特徴を抽出し、K を 50～250 の間で順次に取得し、クラスタリングをおこなう。次に、シルエット分析

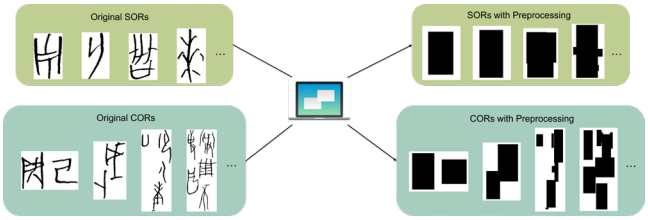


図 2.2 教師あり学習による OBI 分割

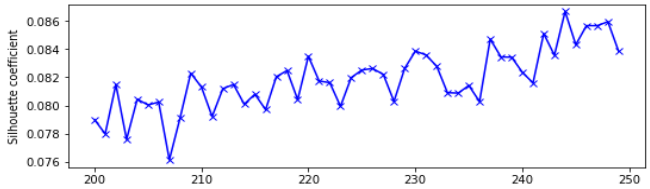


図 2.3 教師なしクラスターによる OBI 分類

を用いて、クラスタリングの結果をシルエット係数で表す。 シルエット係数が高いほど、本来の K(種類)に近くなる。最後に最適な K を絞り込み、教師なしクラスター分類を実行することで、OBI 分類が行われる。

3-3. 実験結果

結果として、71 枚の画像データから 364 枚の OBP を切り出し、そのうち 97.8%の OBP 番号が削除され、輪郭特徴の完全分解ができた。次に、独特な前処理手法により、各モデル上の分類精度が大幅に向上した。さらに、構築したモデルは小さいものの、84.97%の分類精度で 8 つのディープラーニングモデルを上回った。最後に、OBI クラスタリング結果を評価する動的k-means 法では、K が 244 の時にシルエット係数が最大となった(図 2.3)。その後、教師なしクラスター分類を実行し、74.91%の分類精度を達成した。

4. 画像処理と深層学習を用いた日本古典籍の整理

4-1. 背景、問題点

書籍は記録、情報の保存・伝達、知識の普及を目的とし現在でも存在し、広く普及している。特に古い書籍は、当時の文化や情勢が記されており、歴史学や天文学などの異分野の研究に対し有用な資料である。しかし、日本の古文書や古記録、古典籍など江戸時代以前に刊行、筆記された資料の大多数は、現代人にとって解読困難な「くずし字」で書かれている。くずし字とは、楷書の文字の点画を省略した手書き文字、連綿体と呼ばれる漢字の行書・草書や仮名などの続き書きで書かれた文字の通称である。現在ではほとんど使われておらず、極わずかな専門家しか解読できない書体である。また日本に残る古典籍・古文書などの数は数億点数以上と推定されており、その多くが図書館や博物館などに収蔵されているものの、旧家の蔵など文化学術機関の管理の及ばない場所にも大量に保存されている。このようにくずし字の資料は膨大な量が残されており、少数の専門家で全ての文献の解析を行うことは不可能である。したがって現在までに多くの研究者が研究を行い、くずし字認識システムが開発され、くずし字資料の翻訳やその自動化が行われてきた。

しかし、現在開発されているくずし字認識システムのほとんどは、システムに学習されている「日本古典籍くずし字データセット」がすでに単一文字を切り出したものであり、古文書や古典籍などの連綿体のくずし字を含んだ手書きの資料に対しては認識精度が低下してしまうという問題点がある。そのため、認識精度を向上させるためには連綿体のくずし字の分割を行う必要がある。それに加えくずし字認識システムだけでなく、くずし字資料翻訳の自動化を行う上でも、連綿体のくずし字を含んだ手書きの資料の認識システムの精度向上は必要不可欠である。また古典籍では、情報の核となる本文だけでなくフリガナが振ってある場合もあり、文章を自動解析するためには本文とフリガナの分離が必要となる。

4-2. 提案手法

本研究では古典籍に画像処理を行い本文とフリガナの分離、また連綿体のくずし字は分割を中心に古典籍画像の自動認識を行う。図 3.1 には、全体の流れを示す[9~12]。

1) 垂直射影分布により、古典籍画像の文字の列数を算出する。
2) 文字以外のノイズとなる枠線などの除去を行う。
3) 二値化とエッジ検出により、画像中の文字候補の抽出を行う。
4) 仮名処理を行い、仮名の除去を行う。
5) 本来 1 字である左右で分かれた分離文字のセグメンテーションを行う。
6) 繋がっている複数文字に対し水平射影分布により、再セグメンテーションを行う。

4-3. 実験結果

連綿体のくずし字、前実験により発生した複数文字の誤抽出の文字分割(セグメンテーション)を実行する。

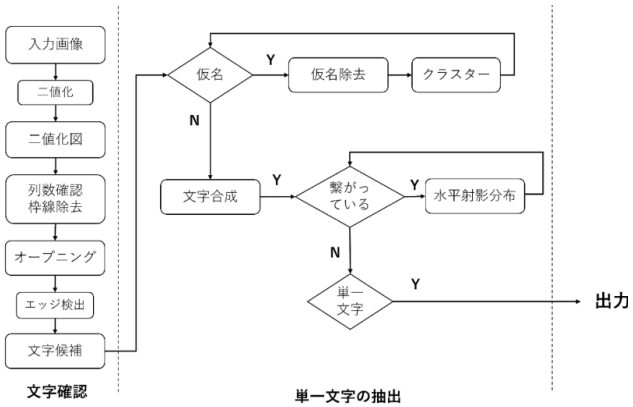


図 3.1 日本古典籍整理の流れ

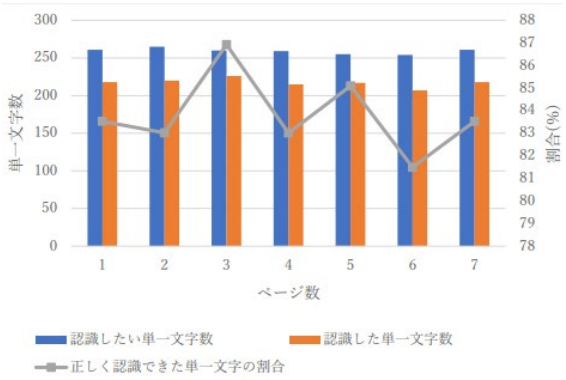


図 3.2 文字分割の結果

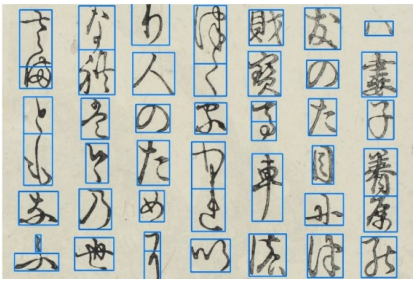


図 3.3 文字分割の結果

図 3.2 に文字分割を行った際の精度結果を示す。列数の異なる入力画像 7 枚分のデータを取り出し、「認識したい単一文字数」、「文字分割後、実際に認識した単一文字数」、「正しく認識できた単一文字の割合」をそれぞれ棒グラフと折れ線グラスで表したものである。「正しく認識できた単一文字の割合」は、「認識したい単一文字数」のうち、「文字分割後、実際に認識した単一文字数」の割合であり、2 文字以上認識しているものや単一文字を分割しているものは正しく認識できていないものとカウントした。ページ数によって、正しく認識できた単一文字の割合はムラがあるが、 平均の「正しく認識できた単一文字の割合」 83.8%であった。図 3.3 は、実際の画像上での表示結果を示し、提案手法の有効性を証明した。また、これらの分割結果を用いて、深層学習による文字認識を実現し、日本古典籍の整理の実現が可能だと考える。

5. 時空間 DB を用いた古代文献からの知識発見

5-1. 背景、問題点

近年、地球温暖化や植生資源の減少により、地球規模の災害が頻発している。技術が飛躍的に進歩している今、研究者が公開した災害情報を収集することで、発生時間を分析し、災害の発生パターンを見つけ、災害の発生時間を予測しようとしている。これにより災害が起きる前に対策を練ることで防災に取り組む。

日本は外国に比べ、地震、津波、火山噴火などの自然災害が多い国である。日本の国土面積は世界のたった 0.28%にしかない。しかし、世界のマグニチュード 6 以上の地震の 20.5%は日本で発生しており、世界の活火山の 7.0%が日本にある。日本の古代文献には沢山の災害に関する情報が記録してある。しかし、日本古典籍のほとんどがくずし字で記録される。くずし文字のバリエーションは多く、現在の日常に使われていなく、解読可能な人が非常に少ないため、文字の認識と古代文献の整理は非常に困難である。古代文献中の文字認識と情報整理することは非常に重要な課題となっている。

5-2. 提案手法

5-2-1. 災害データの整理

これまで公開された自然災害のデータの整理を実

図 4.1 災害発生件数ランキング

詳しい情報

災害地方	災害種類	災害時代	災害時間	災害名前
中部地方	地震	江戸時代	安政1年11月	諸國大地震大津波実説早引方角附　世直り一覧　嘉永七年甲寅十一月四日・五日
中部地方	地震	江戸時代	安政1年11月	諸國大地震并大津浪
中部地方	地震	安土桃山時代	天正13年	理科年表
中部地方	地震	江戸時代	宝永4年	理科年表
中部地方	津波	江戸時代	安政1年11月	諸國大地震大津波実説早引方角附　世直り一覧　嘉永七年甲寅十一月四日・五日
中部地方	津波	江戸時代	安政元年11月	諸國大地震并大津浪
全国	地震	江戸時代	安政2年10月	ぢしんの辨
全国	津波	江戸時代	安政2年10月	ぢしんの辨
長野県	火山	江戸時代	天明3年7月	信州淺間山大焼上州郡馬郡吾妻郡流失村々記之
長野県	火山	江戸時代	天明3年	浅間山焼出記
長野県	火山	江戸時代	天明三年	天明三年淺間大焼之圖
長野県	火事	江戸時代	嘉永7年11月4日	安政東南海地震に関する絵図
長野県	火事	江戸時代	弘化4年3月24日	善光寺地震に関する瓦版

図 4.2 災害情報例

施するために、データ形式に応じて、2 種類の異なる方法で整理した[13]。

1) 画像処理と DL を組み合わせた文字認識システムで整理

まず、古代文献の画像を文字認識システム[9]によって認識し、テキストに出力する。現在の文字認識システムの認識率は 70%程度だが、古代文献中の重要な情報だけを認識すればよいものとする。次に出力されたテキストの中からキーワードを抽出する。たとえば、火事に関する「火」、「焼」などである。最後に、キーワードが含まれた文章を二次認識し、時間・場所の情報を整理する。

2) 人手での整理

写真、絵、地図、内閣省が公開している災害情報など、文字認識が困難なデータについては、人手で整理する。

5-2-2. 日本災害時空間データベースの構築

日本の自然災害予測を実現するために、災害発生場所、時間、規模などの情報を保存・可視化できる災害時空間データベースを構築した。

日本災害時空間データベースの機能は、主に検索機能、表示機能、予測機能の 3 つがある。検索機能は災害種類、発生時代を選んで災害地域と災害発生件数が日本地図に表示される。災害種類は火山、火事、気象、洪水、雪害、台風、地震、津波、土砂災害と暴風雨である。発生時代は旧石器時代から令和時代(A.D. 645～2022)まで含まれる。また、キーワードを入力する検索もでき、キーワードに関連した災害情報がウェブサイトに表示される。表示機能は表示検索した結果を日本地図上に表示する。また、検索結果の詳細な情報や検索結果のランキングを表示することができる。今は、検索機能と表示機能も完成し、予測機能を取り組んでいる。予測機能について、深層学習とあわせて、各災害に発生時間、場所、原因などを分析し、予測すると考えている。

5-3. 実験結果

“江戸時代”と”地震”を検索すると、図 4.3 のように江戸時代の各地方の地震発生数が日本地図上に表示される。観察しやすいように発生数を色で区別しているが、色が濃いほど発生件数が多くなる。また、図 4.1 に示すように、災害の発生件数を場所別に並べ替えた。これにより、さまざまな地域での災害の発生を容易に観察できる。詳しい情報はウェブサイトにも表示される。図 4.2 は、時空間 DB の応用例で、災害種類、時間、場所、名称などが含まれている。

今のデータベースは実装している機能は少ないが、今後、データベースのデータ数と機能を充実させていく。また、災害データベースの予測機能を完成する。更には、各災害に対して予防対応策を作成する機能

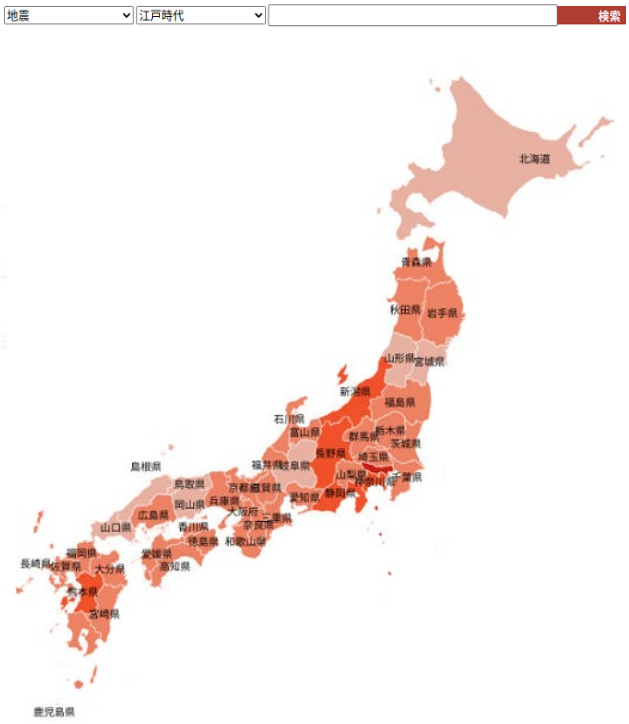


図 4.3 時空間 DB の応用例（江戸時代、地震）

も実現する予定である。

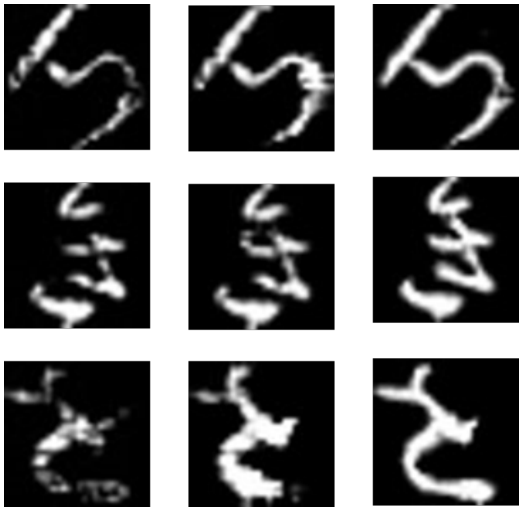
6. 敵対的生成ネットワークを用いた古代文献修復への試み

6-1. 背景、問題点

日本古典籍は、歴史的、文化的を保有している重要な文化財である。それらの古典籍は、くずし字という現在は用いられていない書式によって書かれている。くずし字は、現代人にとって解読困難であるため、画像処理や深層学習といった光学文字認識による識別が行われている。しかし、それらの古典籍は、経年劣化による文字のかすれや損失、濃淡の悪化といった問題が生じている。文字の劣化問題は、貴重な文化財の喪失、専門家や光学文字認識を用いた手法において可読性を損なわせている。そこで本研究では、敵対的生成ネットワーク(GANs)を用いた劣化文字の修復を行う。GANs は、識別器と生成器によって構成され、サンプリング速度と生成画像の質に優れた生成モデルである。近年は、GANs を用いた画像変換技術が発達し、それを応用した画像修復も行われてきた。その中でも、GANs による教師なし画像変換による、劣化文字の修復が効果的であることが示されている。本研究では、同様に CycleGAN を用いた劣化文字修復を行う[14]。

6-2. 提案手法

本研究では、CycleGAN を用いた劣化文字の修復を



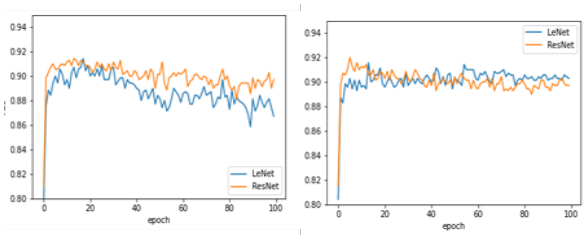
(a)入力　(b)CycleGAN　(c)提案手法

図 5.1 CycleGAN を用いた修復結果

行う。加えて、ドメイン識別器を導入することで、劣化度合が少ない画像に対して十分な修復を行うよう訓練を行う。CycleGAN を用いた劣化修復では、データセットを劣化文字群"X"と無劣化文字群"Y"に変換し、X→Y 変換、Y→X 変換を同時に学習する。そして、x→y→x' の変換を通して、x≈x' を目的とするサイクル一貫性損失により、入力画像の特徴を維持した画像変換を学習する。ここで、従来の CycleGAN の場合、劣化による損傷がわずかである文字に対しては、変換をほとんど行わないという問題点が生じる。その原因として、変換を行わなくても敵対的損失とサイクル一貫性損失を満たすことが考えられる。従って、ドメイン識別器を導入し、識別器が目的画像と生成画像を分類するのに加え、生成器の入力画像の分類を行う。この際、入力画像と生成画像は同じクラスに分類される。さらに、古典籍という限られたデータに対し、過学習を回避するため、GANs を用いたデータ拡張を行う。

6-3. 実験結果

本研究では、くずし字データセット KMNIST を用いる。訓練のため、KMNIST の訓練データから劣化文字 700 枚、無劣化文字 2000 枚を選択し、学習を行う。ただし、本実験では、CycleGAN におけるサイクル一貫性損失の係数 $\lambda=1$ とし、100 エポックの学習を行ったものを比較する。図 5.1 は訓練で使用した劣化文字(a)に対する、通常の CycleGAN の修復結果と、提案手法による生成結果を示す。図 5.1 から、通常の CycleGAN では、修復による字形の崩れや、十分な修復が行われていない箇所が見られるが、提案手法では、字形を保ちながらより鮮明な文字に修復されていることが確認できる。



(a)従来の CycleGAN　(b) 提案手法

図 5.2 エポックによる正解率の推移

表 2 修復による正解率の比較

	入力	CycleGAN	提案手法
LeNet	0.896	0.867	0.904
ResNet18	0.912	0.893	0.899

表 2 は、訓練データの、修復後の正解率の比較を表す。表 2 から、従来では、訓練データであっても修復により正解率が低下することが分かる。しかし、提案手法による修復は、正解率が通常の CycleGAN よりも高く、特に、LeNet を用いた分類の場合、入力画像よりも修復後の画像の方が、正解率が高くなることが分かる。図 5.2 は、訓練データのエポックによる正解率の推移を表す。図 5.2(a)、通常の CycleGAN では、エポックが経過するごとに正解率が下降している。一方、図 5.2 (b)の提案手法による CycleGAN を実装した場合、エポックが経過しても正解率が維持されている。

6-4. 今後の課題

本提案により、劣化文字のより質の高い修復が可能になった。しかし、実際の古典籍は、KMNIST と異なり、様々な画像サイズかつ、カラー画像で構成される。また、実在する古典籍は、書物として保管、データ化されている。そのため、実在した古典籍に対し、書籍としての復元が求められる。したがって、日本古典籍からくずし字を抽出する手法と組み合わせて、抽出した文字を復元していき、日本古典籍の書籍としての復元が今後の課題となる。

7. おわりに

本文は画像処理・深層学習・IoT データベースなどの技術を用いて、古代文献整理に向けて、「深層学習を用いた甲骨文字認識」、「画像処理と教師なし学習を用いた白川トレースの自動整理」、「画像処理と深層学習を用いた日本古典籍の整理」、「時空間データベースを用いた古代文献からの知識の発見」、「敵対的生成ネットワークを用いた古代文献修復への試み」を紹介した。これらの研究は、複数の種類の文字に対して、単なる文字認識ではなく、文献の整理、知識の発見などを目標してきた。また、これらの目標を達成するために、新たな技術提案を行ってきた。しかし、現時点では、個別的な研究となり、今後これらの研究を統合し、漢字を中心にした総合的な研究を実現していく。

[謝辞]

本研究の一部は、それぞれ、立命館大学アート・リサーチセンター、立命館大学白川静記念東洋文字文化研究所・Anyang Normal University（China）の支援を受けていました。ここで謝意を表す。

[参考文献]

1) Xuebin Yue, Hengyi Li, Yoshiyuki Fujikawa, and Lin Meng,"Dynamic Dataset Augmentation for Deep Learning-based Oracle Bone Inscriptions Recognition,"ACM Journal on Computing and Cultural Heritage, ACM, 2022.4
2) Yoshiyuki Fujikawa, Hengyi Li, Xuebin Yue, Aravinda C V, Amar Prabhu G, and Lin Meng, "Recognition of Oracle Bone Inscriptions by using Two Deep Learning Models," International Journal of Digital Humanities, Springer, 2022.
3) Lin Meng, Bing Lyu, Zhiyu Zhang, C.V. Aravinda, Naoto Kamitoku, Katsuhiro Yamazaki, "Ocrale Bone Inscription Detector Based on SSD," International Workshop on Pattern Recognition for Cultural Heritage(PatReCH 2019), in conjunction with ICIAP2019, Sep. 2019.
4) Lin Meng, "Two-Stage Recognition for Oracle Bone Inscriptions,"in Proceedings of the 19th International Conference on Image Analysis and Processing, Lecture Notes in Computer Science, Springer, pp.672-682, Sep.2017. (In Catania, Italy)
5) Lin Meng, "Recognition of Oracle Bone Inscriptions by Extracting Line Features on Image Processing," in Proceedings of the 6th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods (ICPRAM), Volume 1: ICPRAM, ISBN 978-989-758-222-6, pp. 606-611, Feb.2017. (In Porto, Portugal)
6) Guoying Liu, Jici Xing, and Jing Xiong. 2020. Spatial pyramid block for oracle bone inscription detection. In Proceedings of the 2020 9th International Conference on Software and Computer Applications (Langkawi, Malaysia) (ICSCA 2020). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 133-1,2020.
7) uebin Yue, Bing Lyu, Hengyi Li, Yoshiyuki Fujikawa, and Lin Meng, "Deep Learning and Image Processing Combined Organization of Shirakawa's Hand-Notated Documents on OBI Research," The 2021 IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control (IEEE ICNSC 2021), Dec. 2021. (In Xiamen, China)
8) Ziming Wang, Xuebin Yue, and Lin Meng, " An Effective Approach for Noise Reduction from Shirakawa's Hand-Notated Documents on OBIs Research," 2021 International Symposium on Advanced Technologies and Applications in the Internet of Things (ATAIT 2021), August. 2021.(In Shiga, Japan)
9) Bing Lyu, Hengyi Li, Ami Tanaka, and Lin Meng,"The Early Japanese Books Reorganization by Combining Image processing and Deep Learning,"CAAI Transactions on Intelligence Technology, IET,Vol.7, No.4, pp.627-643, 2022.5.
10) Bing Lyu, Lin Meng and Hiroyuki Tomiyama, "Frame Detection and Text Line Segmentation for Early Japanese Books Understanding," In Proceedings of the 9th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods - Volume 1: ICPRAM, pp.600--606, Feb. 2020.(In Malta)
11) Lehan Chen, Bing Lyu, Hiroyuki Tomiyama, and Lin Meng, "A Method of Japanese Ancient Text Recognition by Deep Learning," Procedia Computer Science, Vol. 174, pp.276-279, 2020.
12) Bing Lyu, Hiroyuki Tomiyama and Lin Meng, "Deep Learning based Japanese Early Books Understanding," Ninth Annual Conference of Japanese Association for Digital Humanities (JADH2019), Aug. 2019. (Osaka, Japan)
13) Lin Meng, Masahiro Kishi, Kana Nogami, Michiko Nabeya and Katsuhiro Yamazaki, " Unlocking Potential Knowledge Hidden in Rubbing: Multi-style Character Recognition using Deep Learning and Spatiotemporal Rubbing Database Creation," EuroMed2018 7th International Conference on DIGITAL HERITAGE, LNCS11196, pp.741-751, Oct. 29-Nov.3, 2018. (In Nicosia, Cyprus)
14) 金子隼大，孟林,"敵対的生成ネットワークを用いた日本古典籍修復に関する試み,"紀要『アート・リサーチ』, Vol.23, No.1, 2022.10.