

近代書籍文字認識に有効なデータ拡張の一手法

倉田帆風¹ 藤崎菜々美¹ 飯田紗也香¹ 高田雅美¹ 城和貴¹

概要: 本稿では、現代印字文字と手書き文字をデータ拡張することで近代書籍文字の認識率を上げる手法を提案する。国立国会図書館デジタルコレクションで公開されている近代書籍をテキスト化するため、CNN を用いた認識実験が行われている。この実験では大量の学習データを必要とするが、近代書籍文字の画像データの収集は困難である。そこで、画像データの収集が容易である現代印字文字と手書き文字を学習データに用いる。さらに、これらの画像データをデータ拡張することで、近代書籍文字の特徴を持つ学習データを増加させ、認識率にどのような変化を及ぼすかを調べる。

キーワード: 近代書籍, Convolutional Neural Network, 画像認識, データ拡張

1. はじめに

国立国会図書館[1]には、図書や雑誌、新聞、マイクロ資料などが存在しており、蔵書の数は約 400 万点にのぼる。国立国会図書館デジタルコレクション[2]では、近代書籍を公開している。近代書籍とは、明治期から昭和前期にかけて刊行された書籍であり、近代の歴史や文化について調べる際に貴重な資料となる。国立国会図書館デジタルコレクションでは、web 上で近代書籍を約 35 万点公開しており、そのすべてが画像データである。これにより、近代書籍をいつでも簡単に閲覧することができる。また、貸出に伴う書籍の破損や紛失を防ぐことが出来るため、資料を良好な状態で保管できる。しかし、画像データのみで、テキストデータが存在しないため本文中の文字列検索が不可能である。そこで、近代書籍の早急なテキストデータ化が求められている。一般的な文字画像のテキスト化においては、光学文字認識 (Optical Character Recognition, OCR) ソフトウェア[3]が用いられている。しかし、近代書籍は活版印刷であるため統一された文字の規格が存在せず、出版者や出版年代によって文字のフォントが異なる。このため、一般的な OCR ソフトウェアによって近代書籍を認識することは不可能である。

そこで、近代書籍文字に特化した文字認識の研究が行われている。この研究では、現在 CNN[4]を用いた文字認識を試みている。CNN とは、ディープラーニングの一種である。多層化したニューラルネットワークを用いることで、自動的に特徴量を抽出することができる。CNN を用いた認識実験では、大量の学習データを必要とする。また、近代書籍文字の画像データ収集では、出版者や出版年代を網羅する必要があり、手作業での収集は非効率である。そこで、近代書籍文字の画像データ収集を目的とした web アプリの開発が行われている。データ収集の際に、データを文字画像のフォントの種類や文字コードなどの情報と共に管理する必要がある。また、収集するデータを用いて認識実験を行

う際に、必要なデータセットを簡単に作成できることが望ましい。そこで、web アプリケーションの開発と同時に文字データベースの作成が行われている。

近代書籍文字のフォントは、出版者ごとに異なる活版が作成されているため、収集可能なフォントは出版者の数である約 2000 者分とされている。1 冊の本の中に出現する回数が低い文字は出現頻度が低く、収集が非常に困難である。また、当時の印刷の際に用いられた字型は現在存在しない。このため、書籍の中に出現しない文字種の画像データを収集することはできない。これらのことにより、近代書籍文字の画像データ収集では、すべての文字種を満遍なく網羅することは非常に難しい。画像データが収集できない文字の認識が困難になり、文字認識に対応できない文字種が存在する。

そこで、比較的画像データの収集が容易である現代印字文字と手書き文字を学習データに用いる手法を提案する。現代印字文字と手書き文字は、ネット上やフォント購入によりすべての文字種を確実に網羅して文字収集を行うことができる。また、収集した文字画像をデータ拡張することで、学習データを増幅し、近代書籍文字の特徴を持つ学習データを作成する。これらの画像データを用いて認識実験を行い、提案手法の有用性を示す。また、アンサンブル学習を行うことで、認識率の向上を目指す。

本稿の内容は以下に示す通りである。2 章で CNN を用いた認識実験について説明する。3 章では本稿で行う実験の内容と実験結果、考察を述べる。

2. 実験で用いる CNN モデル

本稿で用いる CNN モデルの構造を図 2 に示す。この CNN モデルが学習するデータは、2 値化処理された文字画像と、その文字に対応するラベルである。文字画像 1 枚には 1 つの文字が存在する。画像のサイズは 64*64 ピクセルである。この CNN モデルは、3 層の畳み込み層により特徴抽出を行うことで文字画像の文字種を学習する。1 つ目の畳み込み

¹ 奈良女子大学

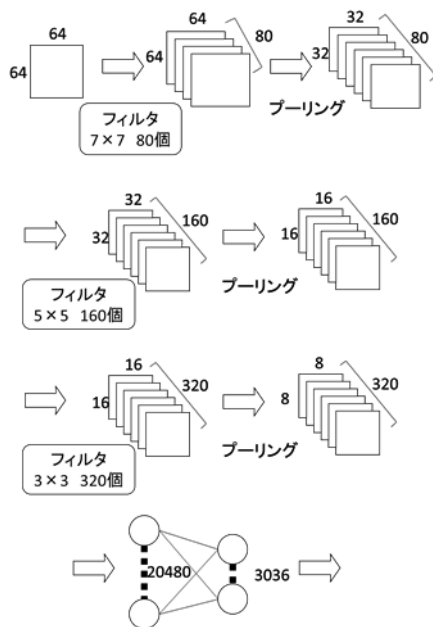


図1 本実験におけるCNNの構造

層では、 7×7 ユニットのフィルタを80枚用いて畳み込みを行う。その結果、 64×64 ユニットの画像が80枚生成される。次のプーリング層では 2×2 ユニットでのプーリングが行われ、 32×32 ユニットの画像が80枚生成される。2つ目の畳み込み層では、 5×5 ユニットのフィルタを160枚用いて畳み込みを行う。その結果、 32×32 ユニットの画像が160枚生成される。次のプーリング層では 2×2 ユニットでのプーリングが行われ、 16×16 ユニットの画像が160枚生成される。三つ目の畳み込み層では、 3×3 ユニットのフィルタを320枚用いて畳み込みを行う。その結果、 16×16 ユニットの画像が320枚生成される。次のプーリング層では 2×2 ユニットでのプーリングが行われ、 8×8 ユニットの画像が320枚生成される。最後に2つの全結合層により、出力層を3036に落とし込む。

学習後のCNNモデルを用いた画像認識について述べる。学習済みモデルに対してグレースケール形式の 64×64 ピクセルに正規化された文字画像を入力すると、認識結果が出力される。出力は文字コードである。JIS第一水準の漢字2965種とひらがな71種の計3036種の文字コードに分類される。

3. 実験

本稿では、現代印字文字と手書き文字をデータ拡張し学習データに用いる手法を提案する。提案手法により、近代書籍の認識率向上を目指す。データ拡張を行うことで、学習データの数を大幅に増幅し、学習データの少ない近代書籍文字においても高い認識率が出ることを確認する。その後、生成する学習モデルを用いてアンサンブル学習を用いた実験を行い、認識率の変化を調べる。

3.1 文字認識実験における実験内容

本実験では、2章で述べるCNNモデルを用いて文字認識実験を行う。用いるデータは、近代書籍文字と現代印字文字、手書き文字の文字画像である。

まず、近代書籍文字について述べる。画像データは、1文字ごとに 64×64 ピクセルの大きさに切り出されている。実験の対象となるJIS[5]第一水準の漢字とひらがなのうち、収集が可能であり、汚れなどにより可読性が失われていない約2000種の文字を用いる。文字画像を切り出す書籍は、岩波書店、日吉堂、大倉書店、新潮社などの出版者の書籍であり、大正または昭和時代に出版されたものである。1つのデータセットには、約2000種の文字種があり、重複した文字種を含まない。このデータセットが6セット存在し、それぞれのデータセットでフォントは異なる。

現代印字文字の画像データについて述べる。本実験で用いる現代印字文字は、「MORISAWA PASSPORT」[6]から収集する。「MORISAWA PASSPORT」とは、株式会社モリサワにて販売されているフォントのライセンス製品である。高い可読性と視認性が特徴としてあげられる。本実験の際に契約した製品は、「アカデミック版 MORISAWA PASSPORT」であり、約1500書体が利用可能である。画像のサイズは 64×64 ピクセルとなるように切り出す。本実験のために収集する現代印字文字のフォントは89種である。それぞれのフォントにおいて、JIS第一水準の漢字2965種と71種のひらがなの画像データが存在する。

手書き文字の画像データについて述べる。手書き文字の画像データは、ETL[7]文字データベースより収集する。ETLデータベースとは、手書きまたは印刷の英数字やひらがな、カタカナの画像データを収集しており、その数は約120万である。ETL-1からETL-9のデータセットが存在するが、本実験に用いるデータセットはETL9Bである。ETL9Bのデータセットは、JIS第一水準の漢字2965種とひらがな71種を含む3036種の文字から成り立つ。筆記者数は4000人、全サンプル数は607200である。画像サイズは 64×63 ピクセルである。近代書籍文字と現代印字文字の画像サイズと揃えるため、サイズが 64×64 ピクセルとなるように正規化を行う。

収集された文字画像データを用いて、近代書籍文字の認識実験を行う。用いるCNNモデルは2章で説明した通りである。すべての認識実験において、テストデータには6セットの近代書籍文字のうち5つのデータセットを用いる。残りの1つの近代書籍文字のデータセットをバリデーションデータに用いる。

まず、学習データとして収集するすべての現代印字文字89種を用いる。次に、現代印字文字89種に手書き文字を10種ずつ加えていく。その後、現代印字文字と手書き文字をデータ拡張する。データ拡張とは、既存のデータに何らかの処理を行い新しいデータを生成することである。

表 1 現代印字文字のデータセット

データセット番号	フォント数	データセットの特徴
①	10	線の太さ関係なく選んだフォント
②	10	線の太いフォントのみ
③	10	線の細いフォントのみ
④	20	線の太さ関係なく選んだフォント
⑤	20	線の太いフォントのみ
⑥	20	線の細いフォントのみ
⑦	30	線の太さ関係なく選んだフォント
⑧	30	線の太いフォントのみ
⑨	30	線の細いフォントのみ

新しいデータを生成する際に、元のデータの意味を失わないことが重要である。機械学習において、少ない学習データで認識の精度を上げることは困難である。そこで、学習データを増やす手法の一つとして用いられるのがデータ拡張である。データ拡張の一般的な処理には、画像を指定角度の範囲でランダムに回転する手法や、RGBの値をランダムに加算する手法、画像を水平方向にランダムに反転する手法などがある。

本実験では、現代印字文字に対して透視変換を行い、手書き文字には文字の線を太くする処理と透視変換を行うことでデータ拡張する。透視変換とは、3次元の平面を特定の観測者からどう見えるのかを計測する方法とも言えるもので、3×3の行列に基づいた幾何変換のことである。近代書籍の文字画像は、斜めに傾いているものが多く存在する。そこで、現代印字文字に透視変換を行い、傾きのある画像を生成する。現代印字文字のデータ拡張においては、文字の線の太さに着目しデータセットを作成する。作成した現代印字文字のデータセットを表1に示す。表1に示す9つのデータ全てにおいて透視変換を行う。

次に、手書き文字をデータ拡張する。文字の線を太くする処理について述べる。手書き文字20人分の文字の線の太さを計測する。現代印字文字の認識実験において認識率が高く出るフォントの太さを目標値とし、画像の黒画素部分の膨張処理を行うことで、線を太くする。

以上の内容で近代書籍文字の認識実験を行う。実験では、学習データにデータ拡張を行った画像を用いた場合に、認識率がどのように変化するかを調べ、提案手法の有用性を確認する。

表 2 手書き文字を学習データに用いた認識結果

学習データ	認識率
ETL9 (10人分)	90.31%
ETL9 (20人分)	89.33%
ETL9 (30人分)	88.81%
ETL9 (40人分)	87.61%
ETL9 (70人分)	87.42%

3.2 実験結果・考察

はじめに、データ拡張を行わずに現代印字文字を学習データに用いる場合の文字認識実験の結果について述べる。その後、データ拡張を行わずに手書き文字を学習データに用いる場合、現代印字文字と手書き文字をデータ拡張するデータを用いる場合それぞれについて実験結果を述べる。実験結果より、学習データに用いる画像データの違いが、認識結果にどのような影響を及ぼすのかを考察する。89種の現代印字文字を学習データに用いて文字認識実験を行った結果、認識率は89.31%である。

次にデータ拡張を行わずに手書き文字を用いた実験について述べる。手書き文字の画像データを現代印字文字89種に加えて学習データとし、文字認識実験を行う。学習データに用いる手書き文字の画像データは、10人分ずつ増やしていき、近代書籍文字の認識率にどのような影響を及ぼすのかを調べる。結果を表2に示す。実験結果から、10人分の手書き文字を加えたときに認識率は一番高くなり、現代印字文字のみを学習データに用いるときよりも少し認識率は高くなるのが分かる。しかし、データ数を増やしていくとともに近代書籍文字の認識率が上がることはない。

ここまでの結果より、学習データに近代書籍文字を用いることなく近代書籍文字の認識率が90%を超えている原因は、様々な種類のフォントを学習データに用いていることだと考えられる。ゆえに、さらに認識率を向上するためには、学習データを増やす必要がある。また、データを増やす際に近代書籍文字の特徴を持ったデータを用いることが望まれる。

次に、学習データとして現代印字文字にデータ拡張を行う画像を用いる。用意した表1のデータセットを現代印字文字89種に加えて学習データとする。この認識実験の結果を表3に示す。最も近代書籍文字の認識率が高く出たのは、学習データにデータセット④を用いたときであり、91.92%となる。データ拡張していない現代印字文字89種を用いた場合の認識率89.31%に比べ、認識率は高い。この結果より、データ拡張した画像を学習データに用いることで認識率が上がるといえる。表3の認識結果においてフォントの太さに着目したとき、太さの違いにより認識率に影響

表 3 データ拡張を行う現代印字文字を用いた認識結果

学習データ	認識率
①	91.34%
②	90.48%
③	90.19%
④	91.92%
⑤	91.07%
⑥	90.64%
⑦	91.50%
⑧	89.85%
⑨	90.51%

響があるとは言いきれない。

そこで、現代印字文字 89 種のフォントの太さを計測し、その結果をもとにデータセットを作成し認識実験を行う。それぞれのフォントにおいて、すべての文字種の太さを計測して平均を算出し、小数点以下は四捨五入する。その結果、重複する値を除き、太さは 12 種類に分類できる。それぞれのフォントに透視変換を行い、1 つのフォントにおいて 20 セットのデータを生成する。それらのデータセットを、現代印字文字 89 種から 12 種を除いた 77 種のデータに加え、認識実験を行う。フォントの太さと認識結果を、表 4 に示す。この結果から、高い認識率の出る上位 5 つのフォントは HG 丸ゴシック M-PRO、HGS 明朝 E、ゴシック MB101U、リュウミン L-KL、ふみゴシックである。この 5 つのフォントそれぞれに透視変換を行い、1 つのフォントにつきデータを 4 セット生成する。透視変換により、20 セットのデータが生成される。このデータセットと現代印字文字 89 種を学習データに用いて認識実験を行う。実験結果は認識率 90.01% である。表 4 の認識率を比較すると、現代印字文字のフォントの太さは認識率に大きく影響しないことが分かる。また、学習データに用いるフォントは様々な種類を用いる方が認識率は高いといえる。

次に、手書き文字の画像をデータ拡張し、認識実験を行う。手書き文字の線の太さは近代書籍文字に比べて細い。そこで、手書き文字の画像データに線を太くする処理と透視変換を行い、データ拡張する。作成するデータセットは 4 つである。データセット①は、ETL9 の文字画像 20 種に線を太くする処理をする。データセット②は、ETL9 の文字画像 20 種に線を太くする処理をした後、透視変換を行う。データセット③は、データセット①から 5 種、データセット②から 5 種を合わせたものである。データセット④は、ランダムに選んだ現代印字文字 20 種を透視変換したデータとデータセット①の 20 種を合わせたものである。4 つのデータセットそれぞれに現代印字文字 89 種を合わせたものを学習データとし、認識実験を行う。認識実験の結果を表 5 に示す。データ拡張を行っていない手書き文字を学習

表 4 現代印字文字のフォントの太さと認識結果

フォント名	太さ	認識率
こぶりなゴシック W6	8	87.54%
HG 丸ゴシック M-PRO	5	88.34%
AR 丸ゴシック体 M	6	88.51%
HGS 明朝 E	7	89.87%
ヒラギノ丸ゴ W8	10	87.82%
ゴシック MB101U	14	89.80%
リュウミン L-KL	4	91.47%
HGS 創英角ゴシック UB	12	89.18%
凸版文久見出しゴシック EB	9	88.89%
ソフトゴシック U	13	88.38%
A1 ゴシック B	11	88.99%
ふみゴシック	19	89.67%

表 5 データ拡張を行う手書き文字を用いた認識結果

データセット	認識率
①	90.10%
②	89.43%
③	89.88%
④	91.77%

データに用いた場合、最も高い認識率は表 2 より ETL9 (10 人分) のときの 90.31% である。データ拡張を行った場合ではすべてのデータセットで 89% を超えており、最も認識率が高く出たもので 91.77% である。このことより、手書き文字を学習データに用いる場合にも、データ拡張を行うことで、認識が向上すると言える。

ここまでの認識実験の結果から、近代書籍文字の認識において学習データとしてデータ拡張する画像データを用いる方法の有用性が示される。

3.3 アンサンブル学習

3.2 節で生成される学習モデルを用いてアンサンブル学習を行い、認識率の向上を目指す。アンサンブル学習の最も簡単な手法である多数決によって、最終的な認識結果を決める。別々の学習を行った学習器を融合させることにより、未知のデータに対する予測能力を向上させるものである。まず、学習済みモデルの相互情報量を計算し、それぞれのモデルがどれほど類似しているかを確認する。ここでは、3.2 節で生成された学習モデルのうち 5 つを用いる。それぞれのモデルごとに、近代書籍文字 5 種をテストデータに用いたときの誤字数をもとに相互情報量を計算する。対象モデルを表 6 に示す。5 つのモデルそれぞれにおいて相互情報量を計算した結果を表 7 に示す。相互情報量について、それぞれ 0.3 以下の値であることから、それぞれのモデルには十分な違いがあるといえる。よって、アンサンブル学習をすることで認識率の向上が期待できる。

表 6 5種の学習モデル内容

モデル番号	学習データ
1	現代印字文字 (89 種) + 透視変換 (現代印字文字 20 種、太さランダム)
2	現代印字文字 (89 種) + 手書き文字 (10 種)
3	現代印字文字 (89 種) + 手書き文字 20 種 (太く処理)
4	現代印字文字 (89 種) + 手書き文字 20 種 (太く処理、透視変換)
5	現代印字文字 (89 種) + 現代印字文字 20 種 (透視変換) + 手書き文字 10 種 (透視変換)

表 7 5つのモデルにおける相互情報量

モデル番号	1	2	3	4	5
1		0.28	0.23	0.23	0.22
2			0.27	0.24	0.27
3				0.29	0.29
4					0.28
5					

表 6 の 5 つのモデルを用いて、アンサンブル学習を行う。テストデータには近代書籍文字 5 種を用いる。ここで行うアンサンブル学習は、テストデータの約 2000 種の文字において、それぞれのモデルでの認識結果をもとに多数決を行うことで最終的な認識結果を決める。アンサンブル学習の結果は、認識率 94.46% である。3.2 節での認識実験において、最も近代書籍文字の認識率が高い場合で 91.92% である。この結果より、アンサンブル学習を行うことで認識率が向上することが分かる。

そこで、これまでに行った学習のモデル 29 種を用いてアンサンブル学習を行う。29 種のモデルの学習データとモデル番号は表 8 に示す。モデル番号 1~5 は表 6 に示す通りであるため、モデル番号 6 以降を表 8 に示す。

モデルの数を 5 個から 20 個まで一つずつ増やしアンサンブル学習を行う。アンサンブル学習に用いるモデル番号と、認識率を表 9 に示す。表 9 より、アンサンブル学習において最も高い認識率は 95.47% である。3.2 節での認識実験において、最も近代書籍文字の認識率が高い場合は 91.92% である。この結果より、アンサンブル学習を行うこ

表 8 アンサンブル学習に用いる学習モデル内容

モデル番号	学習データ
6	現代印字文字 (89 種) + 透視変換 (現代文字 20 種、太いフォント)
7	現代印字文字 (89 種) + 透視変換 (現代文字 20 種、細いフォント)
8	現代印字文字 89 種 + ETL9 10 種 (線太く処理) + ETL9 10 種 (線太く処理 + 透視変換)
9	現代印字文字 (89 種)
10	現代印字文字 (89 種) + 透視変換 (現代文字 10 種、太さランダム)
11	現代印字文字 (89 種) + 透視変換 (現代文字 10 種、太いフォント)
12	現代印字文字 (89 種) + 透視変換 (現代文字 10 種、細いフォント)
13	現代印字文字 (77 種) + 透視変換 (HG 丸ゴシック M-PRO 20 種)
14	現代印字文字 (77 種) + 透視変換 (HGS 明朝 E 20 種)
15	現代印字文字 (77 種) + 透視変換 (ゴシック MB101U 20 種)
16	現代印字文字 (77 種) + 透視変換 (リュウミン L-KL 20 種)
17	現代印字文字 (77 種) + 透視変換 (ふみゴシック 20 種)
18	現代印字文字 (89 種) + 透視変換 (現代印字文字 30 種、太さランダム)
19	現代印字文字 (89 種) + 透視変換 (現代印字文字 30 種、太いフォント)
20	現代印字文字 (89 種) + 透視変換 (現代印字文字 30 種、細いフォント)
21	現代印字文字 (77 種) + 透視変換 (こぶりなゴシック W6 20 種)
22	現代印字文字 (77 種) + 透視変換 (AR 丸ゴシック M-PRO 20 種)
23	現代印字文字 (77 種) + 透視変換 (ヒラギノ丸ゴ W8 20 種)
24	現代印字文字 (89 種) + 手書き文字 (20 種)
25	現代印字文字 (89 種) + 手書き文字 (30 種)
26	現代印字文字 (77 種) + 透視変換 (HGS 創英角ゴシック UB 20 種)
27	現代印字文字 (77 種) + 透視変換 (凸版文久見出しゴシック B 20 種)

28	現代印字文字 (77 種) + 透視変換 (ソフトゴシック U 20 種)
29	現代印字文字 (77 種) + 透視変換 (A1 ゴシック B 20 種)

表 9 アンサンブル学習の結果 1

モデル番号	認識率
1~5	94.11%
1~6	94.59%
1~7	94.90%
1~8	94.92%
1~9	95.18%
1~10	95.18%
1~11	95.41%
1~12	95.27%
1~13	95.40%
1~14	95.40%
1~15	95.36%
1~16	95.47%
1~17	95.47%
1~18	95.44%
1~19	95.47%
1~20	95.46%

表 10 アンサンブル学習の結果 2

モデル番号	認識率
1,4,5,6,7,8,9,11,14,15,16,17,18,19,20,22,23,24,27,28	95.17%
1,2,3,4,5,7,8,9,11,12,14,15,16,17,18,23,24,25,26,28	95.52%
2,3,4,5,6,7,8,10,13,14,16,17,18,19,20,22,23,24,26,28	95.24%
1,2,3,4,5,6,7,8,9,12,16,17,20,21,22,23,25,26,27,28	95.33%
2,3,5,6,7,8,9,10,12,13,16,17,18,19,20,21,26,27,28,29	95.07%

とで認識率が上がることが分かる。

次に、29 種のモデルから 20 個のモデルをランダムに選び、アンサンブル学習を行う。アンサンブル学習に用いたモデル番号と認識率を表 10 に示す。この結果より、ランダムに選んだモデルの認識率はどれも 95% を超えることが分かる。この結果より、学習データに近代書籍文字を用いない場合でも、現代印字文字と手書き文字をデータ拡張し学習データに用いることで高い認識率が出ることが確認できる。つまり、学習データの収集が困難である近代書籍文字の認識においてこの手法の有用性が示される。また、より性能の良いアンサンブル学習法を使うことで、さらに認識

率を上げることが期待できる。

4. まとめ

本稿では、現代印字文字と手書き文字をデータ拡張し学習データに用いることで、近代書籍文字の認識率を向上する手法を提案する。

本実験では、JIS 第一水準の漢字 2965 種とひらがな 71 種の現代印字文字と手書き文字の画像データを収集し実験に用いる。テストデータは、現在収集されている近代書籍文字の画像データのうち JIS 第一水準の文字を対象とする。現代印字文字には透視変換を行い、手書き文字には文字の線を太くする処理と透視変換を行うことでデータ拡張する。現代印字文字のみを学習データに用いた場合の認識率は 89.31% である。現代印字文字をデータ拡張したものをを用いた場合、91% を超える認識率が確認できる。また、データ拡張を行っていない現代印字文字と手書き文字を学習データに用いた場合、認識率は最も高く 90.31% である。データ拡張したデータを加えた場合、91% を超える認識率が確認できる。以上のことより、データ拡張したデータを学習データに用いることで、認識率が向上することが確認できる。また、現代印字文字のフォントの線の太さによる認識率の違いも調べたが、関係性がないことが分かる。認識実験によって生成された学習モデルを用いて行うアンサンブル学習では、20 種のモデルを用いたときに認識率は 95% を超える。

現代印字文字と手書き文字をデータ拡張し、学習データに用いることで認識率が向上する。これにより、学習データの収集が困難である近代書籍文字の認識においてこの手法は有効性があるといえる。

謝辞

本研究の一部は文部科学省科学研究費補助金 (20H04483) による。

参考文献

- [1] 国立国会図書館
<http://www.ndl.go.jp>(参照: 2021/11/11)
- [2] 国立国会図書館デジタルコレクション
<http://dl.ndl.go.jp/>(参照: 2021/11/11)
- [3] 中村洋治, 除村健俊, 豊川和治, 北山友. :PC 上で動く印刷文字 OCR, 情報処理学会第 33 回 (昭和 61 年後期) 全国大会, pp1635-636, (1986)
- [4] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio and P. Haffner: Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition, Proceedings of the IEEE, (1998).
- [5] 日本工業規格:<http://www.jisc.go.jp>(参照: 2021/11/11)
- [6] MORISAWA PASSPORT
<https://www.morisawa.co.jp/>(参照: 2021/11/11)
- [7] JIS 第一水準手書き漢字データベース ETL9
<https://etl9.db.aist.go.jp/specification-of-etl-9?lang=ja>(参照: 2021/11/11)