

# 名古屋大学におけるサーバ型紙レポート・LMS 連携システムの開発

清谷 竣也<sup>1</sup>, 伊藤瑠哉<sup>2</sup>, 岡本康佑<sup>2</sup>, 谷川 右京<sup>2</sup>, 大平 茂輝<sup>3</sup>, 出口 大輔<sup>4</sup>, 戸田 智基<sup>3</sup>

<sup>1</sup> 名古屋大学 大学院情報学研究科

<sup>2</sup> 名古屋大学 大学院情報科学研究科

<sup>3</sup> 名古屋大学 情報基盤センター

<sup>4</sup> 名古屋大学 情報戦略室

kami@media.nagoya-u.ac.jp

## Development of NU Server System to Link between Paper Report and LMS

Shunya Seiya<sup>1</sup>, Ryuya Ito<sup>2</sup>, Kosuke Okamoto<sup>2</sup>, Ukyo Tanikawa<sup>2</sup>,  
Shigeki Ohira<sup>3</sup>, Daisuke Deguchi<sup>4</sup>, Tomoki Toda<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Graduate School of Informatics, Nagoya University

<sup>2</sup> Graduate School of Information Science, Nagoya University

<sup>3</sup> Information Technology Center, Nagoya University

<sup>4</sup> Information Strategy Office, Nagoya University

### 概要

大学教育において、授業支援システム (Learning Management System: LMS) の普及は著しく、電子的に蓄積された教育・学習データを活用した新たな大学教育の実現に対する期待が高まっている。一方で、授業の場において、必ずしも電子媒体のみで十分に対応できるとは言い難く、依然として紙レポートのような非電子媒体の利用が求められる場面が多々存在する。本稿では、紙レポートと LMS を結び付ける情報技術として、名古屋大学にて開発したサーバ型紙レポート連携システムについて述べる。本システムでは、従来の専用複合機を用いる紙レポート連携システムと比較し、1) 汎用スキャナの利用、2) Web ブラウザ上のユーザインタフェースによる操作、3) 収集される手書き数字データを用いた数字認識エンジンの精度改善、という新たな機能が実現されている。2017 年度春期に実施した試験運用の結果から、本システムの高い有効性を示す。

## 1 はじめに

教育・学習における情報技術の利活用は、場所的・時間的な制約を受けない学習環境の提供や、個人に適した学習環境の提供など、従来の教育環境では実現困難であった課題を解決できる可能性を秘めている。様々な情報技術の研究開発が精力的に行われているが、一つの基盤となり得るのが授業支援システム (Learning Management System: LMS) であり、大学教育において広く普及している。LMS は、受講学生への連絡、授業に必要な教材や資料の保管や配布、レポート課題や試験などの成績管理、受講学生の学習履歴の記録など、授業を実施する上で必要となる様々な機能を統合的に備えており、教員および受講者は、Web ブラウザを通じてこれらの機能を利用することが可能である。LMS を最大限に利活用することで、有用な教育

データを電子的に蓄積することが可能となり、今後、さらなる情報技術の発展が期待される。

授業を通して得られる教育・学習データを電子データとして LMS に記録する上で、受講学生が容易に LMS にアクセスできる教育・学習環境の構築が重要となる。そのため、受講学生が自身のラップトップ PC やタブレット端末を持ち込むことを前提として、大学教育を実施するという動きが活発である。一方で、必ずしも電子入力のみで全ての要求に応えることができるとは言い難く、そこには大きな溝が依然として存在する。例えば、数式などを多用する課題に対しては、紙レポートの利用が簡便である。そのため、紙レポートに代表される非電子媒体の利用も想定しつつ、LMS を利活用する枠組みを実現することは有益である。

紙レポートと LMS を結び付ける情報技術として、専用複合機を用いて紙レポートをスキャンして LMS

上に自動的にアップロードするシステム [1, 2] が開発されている。本システムは、学籍番号や採点結果などの紙レポートに記入された手書き文字を自動的に認識し、個々の紙レポートと受講学生を結び付け、LMS 上に認識結果ならびにスキャン結果を自動的にアップロードする機能を備えている。LMS へ採点結果を手作業で入力する手間や、紙レポートを個別に学生に返却する手間を省くことができるとともに、手作業に伴うミスも回避できる。また、教員側の労力を低減するのみでなく、受講生にとっても、LMS 上で紙レポート課題を統一的に管理できるという利点がある。非電子媒体と電子媒体を結び付ける優れたシステムであるが、専用複合機の使用を必要とするため、場所的な制約を受ける。仮に、汎用スキャナの使用が可能となれば、本システムを利用できる状況は劇的に広がり、さらに利便性の高い教育支援が可能になると期待される。

本稿では、より利便性の高い紙レポートと LMS の連携支援の実現を目指し、名古屋大学情報基盤センターにて開発したサーバ型紙レポート連携システムについて述べる。本システムは、サーバー上で動作するものであり、1) 汎用スキャナの利用を可能とし、2) Web ブラウザ上のユーザインタフェース (User Interface: UI) による操作を可能とし、3) 収集した手書き数字データを活用した文字認識エンジンの精度改善を可能とするものである。2017 年度春期に実施した試験運用の結果から、本システムの高い有効性を示す。

## 2 従来の紙レポート連携システム

名古屋大学では、LMS として Sakai を利用しており、2010 年度から NUCT (Nagoya University Collaboration and course Tools) として運用している [3]。2015 年度からは全学部講義の自動登録を開始したこともあり [4]、利用講義数は年々増加傾向を見せている。また、2016 年度には、富士ゼロックス社の「授業支援ボックス」[2] を導入し、NUCT 紙レポート連携システムの運用を開始している。本システムでは、専用フォーマットの紙レポートが使用され、採点済みの紙レポート用紙を専用複合機を用いてスキャンすると、各紙レポートに対する PDF ファイルを作成するとともに、指定の枠内に手書きで記入された学籍番号および得点を自動で認識される。その後、NUCT との連携により、該当する講義サイトに登録されている受講学生との対応付けを行い、PDF ファイルおよび得点が自動的に NUCT 上にアップロードされ、受講学

生へと電子的に返却される。その後、手書き文字の認識結果の一覧、並びに、認識誤りにより受講学生との対応付けが上手くいかなかった PDF ファイルが送られてくるため、必要に応じて手動で NUCT 上で修正作業を行う。

本システムを 2016 年度に試験的に運用した結果、1) 手書き数字認識<sup>\*1</sup>に関しては実用に耐え得る高い認識精度が得られること、2) 採点済みの紙レポートを学生に返却する手間を省けること、3) 採点結果が自動的に NUCT 上にアップロードされるため、採点結果の入力といった手作業に伴う労力およびミスを大幅に低減できること、4) 受講学生にとっても NUCT 上での紙レポート管理が可能となること、といった数多くの利点を確認した。その一方で、1) 専用複合機を用いる必要があるため、利用時には専用複合機が設置されている場所まで出向く必要があること、2) 教員側が自動認識結果を確認する前に NUCT 上へとデータがアップロードされるため、確認・修正作業が煩雑となること、3) 手書き数字認識に関しては、認識精度改善の余地が残されていること、といった課題が明らかとなった。

## 3 サーバ型 NUCT 紙レポート連携システム

名古屋大学情報基盤センターにおいて、サーバ型の NUCT 紙レポート連携システムの開発を実施した。本システムは、従来システムの機能を保持しつつ、新たに、

- 汎用スキャナを用いて得られるスキャンコピー (PDF ファイル) への対応機能
- Web ブラウザ上のユーザインタフェースによる操作機能
- 手書き数字列の高精度な認識機能

を実現している。これにより、場所的な制約を大幅に緩和し、例えば自室からでの利用も可能となり、また、確認・修正作業も容易となる。さらに、本システムの運用を通して収集される手書き数字データを用いて、認識精度を向上させることも可能である。

### 3.1 システムの利用の流れ

授業において、受講学生が紙レポート課題を提出する状況を想定して、システムの利用の流れを説明する。手順を図 1 に示す。

<sup>\*1</sup> アルファベットの認識も可能であるが、認識精度の観点から、名古屋大学では数字認識のみを対象として運用している。

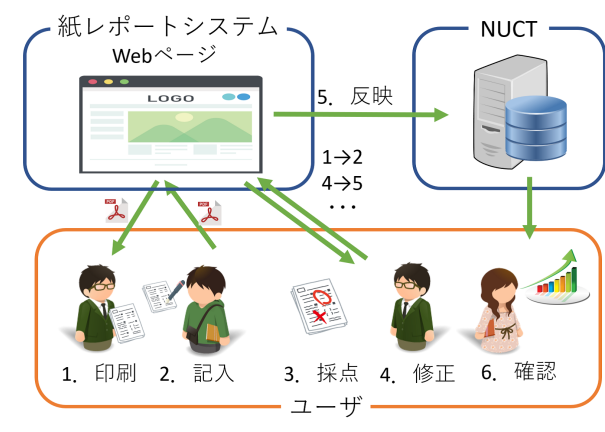


図1 システム利用の流れ.

1. 教員は本システムで利用するレポート用紙のテンプレートを、本システムの Web ページからダウンロードして、必要に応じて問題文等を記入した後に、印刷する。テンプレートの例を図 2 に示す。学籍番号および採点結果を記入する枠が設けられており、枠の位置情報などが埋め込まれた QR コードが隅に表示されたものとなる。
2. 授業にて印刷したレポート用紙を受講学生に配布して課題を出す。学生は学籍番号、及び、氏名を指定の枠内に記入して、解答を記述する。
3. レポート用紙を回収、採点した後に、汎用スキャナを用いてスキャンコピーを PDF ファイルとして保存する。ここで、順番や向きに依らず、複数枚のレポート用紙をまとめてスキャンし、一つの PDF ファイルとして保存すれば良い。得られた PDF ファイルを Web 上のユーザインタフェースを用いてアップロードする。
4. ユーザインタフェースを用いて、システムの認識結果を確認・修正し、成績を確定する。
5. 個々の受講学生に対する PDF ファイルならびに成績が、自動的に NUCT 上へとアップロードされる。
6. 学生は NUCT 上にて、それらを確認する。

### 3.2 システムの全体構成

本システムは、大きく分けて、NUCT と紙レポート認識システムからなる。紙レポート認識システムは PHP で実装されており、認証部、UI 部、I/O 部、OCR 部、NUCT 連携部からなる。システムの構成を図 3 に示す。認証部では CAS 認証を利用して、ユーザの認証を行う。UI 部では Web ページを生成し、本システムを利用する教員に対して、レポート用紙テンプレ



図2 レポート用紙テンプレートの例

レポートのダウンロードページや、認識結果の修正ページを提供する。NUCT 連携部においては、NUCT と SOAP API を利用して通信し、教員、受講学生、講義、課題、成績等の情報を受け渡す。I/O 部では、アップロードされたレポート用紙の PDF ファイルを取得し、認識の前処理として PDF を 1 枚ごとに分割した後に、認識対象となる手書き数字部分に該当する画像データの切り出しを行う。OCR 部では、I/O 部で取得した PDF に対して紙レポートの QR コードの読み込み、及び、学籍番号や得点などの手書き数字認識を行う。

### 3.3 I/O 部の処理

### 3.3.1 PDF ファイルの分割

I/O 部では、アップロードされた複数の紙レポートを含む 1 つの PDF ファイルを、個々の紙レポートに対応する PDF ファイルへと分割し、手書き数字認識の対象となる画像データを抽出する。

PDF ファイルへの分割は、レポート用紙に埋め込まれた QR コードの情報に基づき行われる。QR コードを検出する際、処理の高速化のため、QR コードが埋め込まれている隅の領域のみを探索する。QR コードの検出・認識には ZBar<sup>\*1</sup>を使用する。ここで、QR コードの認識において、スキャン時に生じたノイズが原因となり認識に失敗する場合がある。この問題に対処するため、事前に QR コード領域の 2 値化を行う。2 値化には、Sauvola らが提案した文書向けの手法 [5] を用いる。認識した QR コードからページ番号を読み

<sup>\*1</sup> <http://zbar.sourceforge.net/>

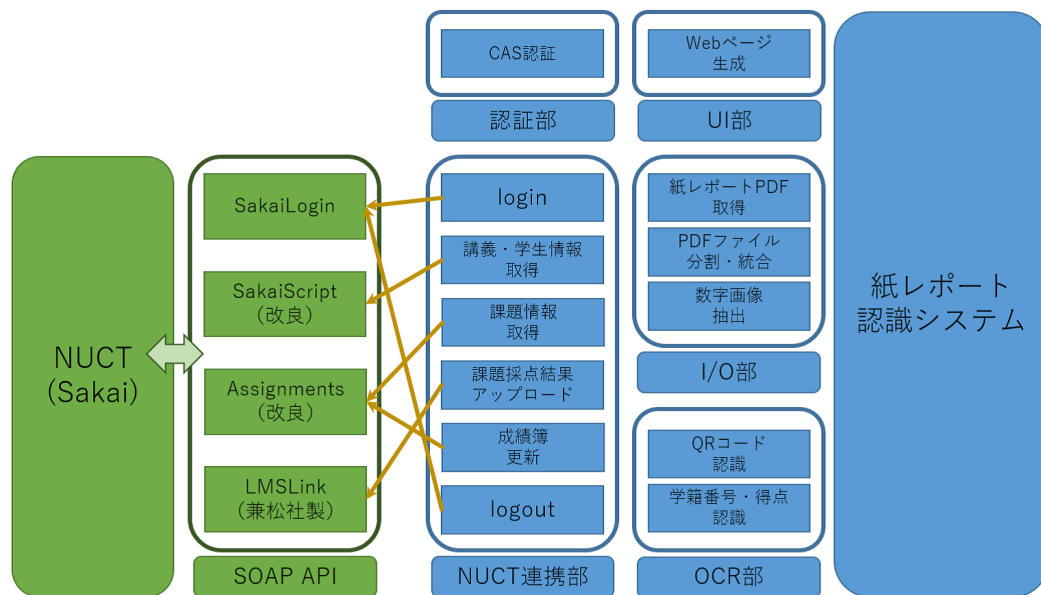


図3 システムの全体構成。

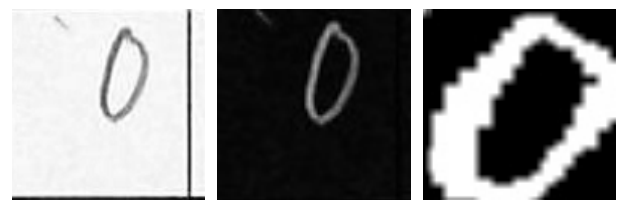
取り、それが重複するまでの区間を同一レポートとして分割を行う。なお、QRコードの認識に失敗した場合、そのページを空白ページとして出力する。

次に、QRコードの情報に基づき、スキャン時に生じ得るレポート画像の回転や拡大縮小などのひずみの補正を行う。各QRコードには、画像に対するそのQRコード自身の四隅の座標情報が含まれている。そこで、各QRコードの本来の座標群と実際の座標群から Helmert 変換行列を推定し、レポート画像のひずみを補正する。

### 3.3.2 数字画像の抽出

分割処理および補正処理が施された各レポート画像から、学籍番号が記入される領域と得点が記入される領域を切り出し、数字ごとの画像を作成する。ここで、切り出す領域の情報はQRコードに含まれる。なお、切り出し処理において、スキャン時のずれの影響により、しばしば画像内に数字を記述するための枠が残る。本システムでは、画像の周辺20%に黒画素が集中している領域が存在した場合、それを枠として考え消去する。最後に、枠を消去した画像を64×64にリサイズし、処理の都合により白黒を反転して出力する。参考までに、図4にPDFファイルの分割処理後(a)と切り出し処理後(b)の数字画像の例を示す。

数字の大きさや形状、画像上の位置には個人差がある。それらをあらかじめ正規化することで、認識処理の頑健性が向上することが期待される。本システムでは、山田らが提案した線密度を均一にする非線形正規



(a) 分割後 (b) 切り出し後 (c) 正規化後

図4 数字画像抽出処理の例。

化法[6]を用いて数字の正規化を行う。なお、この正規化法は、2値化された入力画像を対象とする。そこで、数字画像の大部分は背景領域でありヒストグラムが単峰性の分布となる傾向があることを考慮して、RosinらのUnimodal thresholding[7]を用いて、前もって2値化を行う。正規化後の数字画像の例を図4(c)に示す。

## 3.4 OCR部の処理

### 3.4.1 数字認識

数字認識処理として、I/O部で抽出された手書き数字画像データに対して、畳み込みニューラルネットワーク(Convolutional Neural Network: CNN)[8]を用いて1数字単位の数字認識を行う。本システムで用いるCNNの構造を図5に示す。VGGモデル[9]と同様の構造であり、CNNの入力は画素値ベクトルであり、出力は各数字の事後確率である。

CNNの学習には、MNIST[10]の学習用データセットを利用した。また、汎化性能を高めるため、正規化

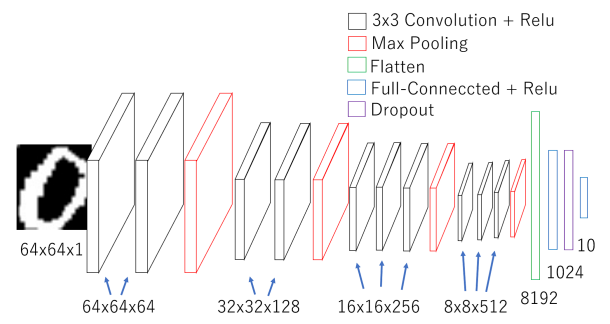


図5 CNNの構成.

表1 CNNの学習条件

|              |        |
|--------------|--------|
| 学習率          | 0.0001 |
| 学習最適化        | Adam   |
| 回転最大角        | 20 deg |
| 拡大縮小率        | 0.1 倍  |
| 上下左右への最大移動範囲 | 0.2 倍  |

を施す前の画像に対して移動や回転、拡大縮小、ノイズの追加をランダムに施すことで、学習データの拡張を行った。学習条件を表1に示す。

### 3.4.2 学籍番号に対する数字列照合

本システムでは、一文字単位の手書き数字認識処理の後に、NUCT から取得可能な受講学生の学籍番号リストを利用して数字列照合を行うことで、認識精度を向上させる。手書き数字列中の個々の数字画像に対して、3.4.1 節で述べた CNN を用いることで、0 から 9 の全ての数字に対する事後確率が算出される。これらの事後確率を用いて、学籍番号リスト中に含まれる数字列に対する事後確率を算出し、最も事後確率が高くなる数字列を選択する。すなわち、 $L$  桁の数字列で表される学籍番号がリスト中に  $N$  個存在する場合、一文字単位の認識処理では 10 クラス識別問題を  $L$  回実施するため、結果として  $10^L$  クラス識別問題を解くことに相当するが、数字列照合による認識処理では  $N$  クラス識別問題として取り扱うことが可能となるため、認識精度の大幅な改善が期待される。なお、異なるレポートが同一の受講者に割り振られる可能性がある。この場合、数字列に対する事後確率が高い方の割り振りを優先する。

### 3.4.3 空白認識

得点のように桁数が増える場合、I/O 部で抽出された画像データの中には、しばしば空白画像が含まれる。3.4.1 節で述べた CNN は空白出力を仮定してい

ないため、空白画像か否かの 2 クラス識別を別途行う。識別には、画像全体から計算した輝度値ヒストグラムを特徴量として用いる。この時、ヒストグラムのビン数は 16 とし、L2 ノルムが 1 となるように正規化する。識別器として線形カーネル関数に基づく Support Vector Machine を用いて 2 クラス識別を行い、空白と認識された際には、CNN の結果に依らず空白として取り扱う。

## 3.5 UI 部

### 3.5.1 トップページ

本システムを利用するには、図 6 に示すトップページにアクセスする。このページでは、専用のテンプレ



図6 本システムのトップページ.

レートファイルをダウンロードすることが可能である。利用者はまず、トップページの右上にあるログインボタンを押して CAS 認証を行う。ログイン後、「レポートのアップロードを始める」ボタンを押すと、講義と課題の選択ページに遷移する。

### 3.5.2 講義と課題の選択

講義と課題の選択を行うインタフェースを図 7 に示す。まず、ログインした教員が NUCT 上に持つ講義サイトの一覧が表示され、その中から対象の講義を選択すると課題の一覧が表示される。次に、紙レポートをアップロードする課題を選択し、スキャンした PDF ファイルを選択する。送信ボタンを押すと、PDF ファイルのサーバへのアップロードと 3.3 節で述べた I/O 部の処理が実行される。処理中にはプログレスバーが表示されるため、利用者は処理の進捗具合を容易に把握することが可能である。I/O 部の処理時に PDF ファイルを適切に分割できなかった場合には、分割に失敗したページの画像が一覧表示され、これらのページを無視して OCR 部の処理に進むか否かを確認するダイアログが表示される (図 8)。すべてのページが問題なく分割できた場合は、自動的に OCR 部の処理に移行する。OCR 部の処理中にも進行中であることを

示すメッセージが表示され、処理の完了後、認識結果の確認・修正ページに遷移する。

図7 講義および課題の選択インターフェース。



図8 分割できなかったページの画像の一覧。

3.5.3 認識結果の確認・修正

OCR 部による認識結果の一部を図9に示す。認識結果はテーブルを用いて表示され、テーブルの一行が受講学生一名に対する認識結果を表す。各行には、以下の項目を提示する。

| 氏名 | 学籍番号 | 学籍番号重複 | 学籍番号重複 | 学籍番号重複 |
|----|------|--------|--------|--------|
| 氏名 | 学籍番号 | 学籍番号重複 | 学籍番号重複 | 学籍番号重複 |
| 氏名 | 学籍番号 | 学籍番号重複 | 学籍番号重複 | 学籍番号重複 |

図9 認識結果。

- 送信対象から除外するチェックボックス
- レポートに記載された学生の名前の画像
- 学籍番号の認識結果に基づく学生の氏名
- 学籍番号の画像

- 学籍番号の認識結果
- 得点の画像
- 得点の認識結果

学籍番号および得点の認識結果については、OCR 部で計算される事後確率に基づいて修正の優先度を求められ、背景色を変えることで利用者に提示する。認識結果に対する修正の優先度と背景色の対応表を表2に示す。これにより、利用者はどの部分を重点的に確認すればよいかを把握することができ、修正作業の効率化が期待できる。

表2 認識結果に対する修正の優先度と背景色の対応

| 優先度 | 背景色 | 説明           |
|-----|-----|--------------|
| 高   | 赤   | 修正が必要な可能性がある |
| 中   | 黄   | 注意が必要        |
| 低   | 白   | 問題ない         |

認識結果の横の修正ボタンを押すと図10に示すような修正ダイアログが表示され、認識結果の誤り箇所を正しい数字に修正し、保存ボタンを押すことで修正結果が記録される。本修正処理により、認識誤りが生じた手書き数字画像データに対して正解数字ラベルが付与される。すなわち、システムの利用を通じて、数字認識の精度改善に有効なデータを入手することが可能となる。

図10 修正ダイアログ。

すべての修正が完了したら、確認終了ボタンを押す。その際、学籍番号重複チェックを行い、重複がある場合には該当する行の背景色を灰色に変えて再確認を促すメッセージを表示する。学籍番号の重複がない場合には、受講学生の得点とPDF ファイルがNUCTに送信される。なお、学期始めにはレポート提出者が受講者名簿に登録されていないことがあるため、そのような場合には当該学生を送信対象から除外するチェックを入れてから送信する。送信が正常に完了すると、図

11 に示す送信完了のダイアログが表示される。送信されなかった PDF ファイルや、分割が正しく行われなかった PDF ファイルは、対象課題の教員宛に返却される。そのため、受講者名簿の更新などに合わせて、差分ファイルのみを NUCT から入手して再度アップロードすることが可能である。



図 11 成績送信完了ダイアログ。

## 4 試験運用を通した実験的評価

2017 年度春期に名古屋大学にて、構築したサーバ型 NUCT 紙レポート連携システムの試験運用を実施した。

### 4.1 実験条件

主にシステムの事前検証を行うために、評価用の手書き数字画像データとして、MNIST[10] の評価用データセット、ETL データセット 1[11] の数字画像データ、ETL データセット 6 の数字画像データ、本システムのレポート用紙テンプレートに対して名古屋大学情報学研究科の学生が数字を記入することで作成したデータセット（NU test 1～4：4 研究室の学生が記入）を使用した。また、実環境下におけるシステムの性能評価を実施するために、試験運用を通して得られた手書き数字画像データから運用データセットを作成した。なお、試験運用を実施した講義における受講学生数は、30～40 人程度であった。

OCR 部における認識精度を評価するために、3.4.1 節で述べた CNN（ベースラインシステム）を用いて、1 文字ごとの手書き数字画像認識実験を行った。また、数字列照合の効果を確認するために、運用データセット中の 1761 人分の学籍番号データを評価データとして実験を行った。

### 4.2 ベースラインシステムによる実験結果

1 文字ごとの手書き数字画像認識実験の結果として、事前検証用に作成した評価データに対する数字認識精度を表 3 の「初期版」の欄に示し、運用データに対する数字認識精度を表 4 の「初期版」の欄に示す。MNIST の学習データセットを用いて構築した CNN を用いる

表 3 各種評価データセットに対する数字認識精度

| データ        | 初期版 [%] | 更新版 [%] |
|------------|---------|---------|
| MNIST test | 99.50   | 96.98   |
| ETL1       | 99.02   | 99.04   |
| ETL6       | 99.46   | 99.50   |
| NUTest1    | 97.72   | 98.11   |
| NUTest2    | 99.12   | 98.99   |
| NUTest3    | 97.29   | 98.91   |
| NUTest4    | 98.93   | 99.07   |

表 4 運用データセットに対する数字認識精度

| モデル | 正解率 [%] |
|-----|---------|
| 初期版 | 97.84   |
| 更新版 | 99.35   |

表 5 学籍番号に対する数字列認識精度

|      | 認識成功 | 認識失敗 | 認識率 [%] |
|------|------|------|---------|
| 照合なし | 1546 | 215  | 87.8    |
| 照合あり | 1756 | 5    | 99.7    |

ことで、どの評価データセットに対しても 97% 以上の認識精度が得られることが分かる。

一方で、学籍番号データに対して実施した数字列認識実験の結果を表 5 に示す。この実験では、9 桁からなる学籍番号の内、1 つでも認識誤りがある際には認識失敗と判定される点に注意する。数字列照合を行わない場合、一文字単位の認識精度は 97% 以上であっても、数字列単位の認識精度は 87.8% まで劣化する。一方で、数字列照合を用いることで、その認識精度は大幅に改善し、99.7% の認識率が得られることが分かる。このことから、本システムにおける数字列照合処理の有効性が確認できる。

### 4.3 運用データを活用したシステム改善の効果

本システムは、運用を通して収集される手書き数字画像データおよび正解数字ラベルを活用することで、実環境下で得られる手書き数字の特徴をより詳細に捉えた OCR 部を構築することが可能となるため、その認識精度の改善が期待できる。この機能の有効性を調査するために、ベースラインシステムの CNN に対して運用データを用いた再学習を行い、その認識精度を評価した。運用データの内、学籍番号部分 21,505 文字を対象とし、20:2:1 の割合で学習データ、開発データ、評価データとする交差検定を実施した。なお、再学習

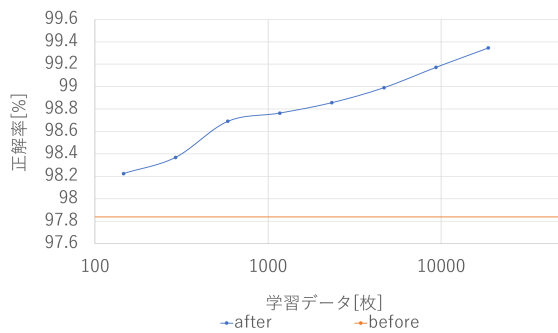


図 12 再学習に用いるデータ量と認識精度の関係。

の際にも、3.4.1 節と同様に、データ拡張を実施した。

実験結果を表 4 の「更新版」の欄に示す。認識精度が、97.84% から 99.35% まで上昇しており、大幅な改善効果が確認できる。また、参考までに、他の評価データセットに対する実験結果を 3 の「更新版」の欄に示す。一部のデータセットを除いて概ね高い認識精度を維持していることが分かる。今後、正則化などを導入することで、汎用性をさらに改善できると予想される。

次に、運用データの交差検定において、再学習に用いるデータ量を 1/2, 1/4, 1/8, 1/16, 1/32, 1/64, 1/128, 1/256 に減らした際の認識精度を図 12 に示す。1/256 のデータ（約 84 枚の数字画像であり、学籍番号 9～10 人分相当）を用いた際においても、再学習の改善効果が確認できる。このことから、本システムは、ある講義の受講学生に対して仮に十分な認識精度が得られないという状況が生じた場合においても、迅速に認識精度を改善できると期待される。

## 5 まとめ

本稿では、名古屋大学にて構築したサーバ型の紙レポート・LMS 連携システムについて、システム構成および処理内容について述べるとともに、2017 年度春期に名古屋大学にて実施した試験運用を通じた実験的評価結果について報告した。試験運用の結果、本システムの有効性が確認できたため、2017 年度秋期から本格運用を実施する。今後、本システムの運用を通して蓄積される手書き数字データ、さらには、教育・学習データを利活用する情報技術の構築に取り組む予定である。

## 参考文献

- [1] 常盤 祐司, 宮崎 誠, 山田 勇樹, 佐藤 悦志, “電子透かしを活用した紙文書と Sakai 連携”, Proc. the Ja Sakai Annual Conference, Vol. 2013, No. 5, 4 pages, Mar. 2013.
- [2] 佐藤 悦志, 榎本 尚之, 森田 雅夫, 阿出川 智通, 長谷川 博之, 中村 慎也, 井上 桂, “授業支援ボックス: お客様との共創開発により実現した紙と LMS の連携ソリューション,” 富士ゼロックス テクニカルレポート, No. 24, 2015.
- [3] 太田 芳博, 中務 孝広, 田上 奈緒, 原 愛樹, 大平 茂輝, 後藤 明史, 梶田 将司, 森 健策, “名古屋大学における Sakai の全学運用と利用推進に向けた活動報告,” Ja Sakai カンファレンス, 4 pages, Mar. 2011.
- [4] 田上 奈緒, 中務 孝広, 松岡 孝, 太田 芳博, 大平 茂輝, 後藤 明史, 出口 大輔, 戸田 智基, 森 健策, “名古屋大学における Sakai 上での全講義登録のための教務連携システム開発,” Ja Sakai カンファレンス, 4 pages, Mar. 2016.
- [5] J. Sauvola and M. Pietikainen, “Adaptive document image binarization,” Pattern Recognition, Vol. 33, No. 2, pp. 225–236, 2000.
- [6] 山田 博三, 斉藤 泰一, 山本 和彦, “線密度イコライゼーション—相関法のための非線形正規化法—,” 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. J67-D, No. 11, pp. 1379–1383, 1984.
- [7] P.L. Rosin, “Unimodal thresholding,” Pattern Recognition, Vol. 34, No. 11, pp. 2083–2096, 2001.
- [8] Y. LeCun, B. Boser, J. S. Denker, D. Henderson, R. E. Howard, W. Hubbard, and L.D. Jackel, “Backpropagation applied to handwritten zip code recognition,” Neural Computation, Vol. 1, pp.541–551, 1989.
- [9] K. Simonyan and A. Zisserman, “Very deep convolutional networks for large-scale image recognition,” International Conference on Learning Representation, 14 pages, 2015.
- [10] “The mnist database of handwritten digits,” <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>
- [11] “ETL 文字データベースとは,” <http://etlcn.db.aist.go.jp/>