

Deep Learning を用いた訪問介護のデイ日誌の電子化

小森 一誠 †

秦 優哉 †

大枝 真一 ‡

木更津工業高等専門学校 制御・情報システム工学専攻 †

木更津工業高等専門学校 情報工学科 ‡

1. はじめに

一般的な訪問介護では、介護士は実際の活動内容と要介護者の情報を紙媒体の記録用紙に記入し、他の介護士と情報共有を行なっている。しかし、この記録用紙は介護施設内でファイリングされるため、訪問先で閲覧ができない。

そこで、本研究では Deep Learning [1] による文字認識を利用した携帯情報端末による訪問介護支援システムを構築する。本システムは画像化した記録用紙から日付と氏名を文字認識によって電子データ化し、これを用いて記録用紙をデータベースに登録する。記録用紙を閲覧する際には携帯情報端末を用いることで問題を解決できると考える。また、現場の介護士の方々に特化したシステムにするため、学習用データとなる手書き文字を書くことを直接依頼することになるが、データを大量に採取する場合、この作業自体が介護士の負担となるため、得られるデータは少ないと考えられる。そこで、介護士以外の人々が作成したデータを一緒に用いるデータ統合について検討を行う。また、手書きの苗字画像のデータ構造を明らかにするために、主成分分析を用いてそのデータが持つ情報量から判断する。

2. 先行研究

先行研究 [2, 3] では、携帯情報端末を用いて情報検索および電子データの入力可能なシステムが構築されたが、記録媒体としては紙とペンが適しているため、紙媒体に記入された文字を直接データ化することが望ましいと考えられる。

そこで本研究では Deep Learning による画像認識によって手書き文字を電子データ化することを検討する。

3. Deep Learning

Deep Learning はニューラルネットワークの応用的な手法であり、画像認識には畳み込みニューラルネットワークがよく用いられる。ニューラルネットワークは認識するデータ群を用いて学習を行うことで未知のデータを高精度に識別できるが、そのためには大量の学習用データが必要になる。

4. データ統合

手書き文字データの採取において、現場の介護士の方々の負担を考慮すると得られるデータ数は少ないと考えられる。そこで、介護士以外の人々から得たデータを統合することで、学習用データの全体数を増やす。

5. 主成分分析

主成分分析 [4] は、観測された多次元データが持つ情報を低次元化し、新たな変数に集約する手法である。

観測された各データ x の特徴を表す p 個の変数 $x = (x_1, x_2, \dots, x_p)^T$ を基にした標本分散共分散行列より固有値を $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_i \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ として求め、それぞれに対応する固有ベクトルを求める。このときの各固有ベクトルと元の各変数 x との線形結合で表されるものを主成分と呼ぶ。このとき、各主成分の分散は各固有値 λ と一致する。なお、主成分分析ではデータをこの分散で捉えており、第 i 主成分までに含まれる情報量を累積寄与率 C_{all} と呼び、分散を用いて

$$C_{all} = \frac{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_i}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_i + \dots + \lambda_p} \quad (1)$$

で表される。

本研究では採取したデータを主成分分析によって低次元化し、その累積寄与率を求めることで学習データが持つデータ構造について検討する。

Digitization of Diary of Home-visit Nursing Care using Deep Learning

†Issei KOMORI, Yuya HATA · National Institute of Technology, Kisarazu College

‡Shinichi OEDA · National Institute of Technology, Kisarazu College

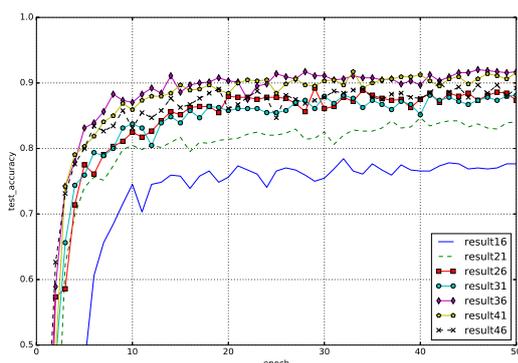


図1 データ統合における手書き文字認識精度の変化。

表1 主成分分析の結果。

データ採取した総人数	データ総数	次元数
16	640	322
21	840	385
26	1040	451
31	1240	515
36	1440	563
41	1640	602
46	1840	642

6. 計算機実験

6.1 実験内容

データ統合における手書き文字認識精度の変化を明らかにするため、以下の実験を行なった。

木更津工業高等専門学校情報工学科4・5年生のうち、5年生を介護士、4年生を介護士以外の人々とみなした。5年生の16人から20種類の手書き苗字データを各4個ずつ採取し、半数ずつを学習用・テスト用データとした。4年生の30人から同じ苗字を統合用データとして各2個ずつ採取した。実験方法は以下の通りである。

- 採取した学習用データを用いて畳み込みニューラルネットワークの学習を行い、テスト用データによって手書き文字認識精度を測定する。
- このときの学習用データに主成分分析を行い、累積寄与率が80%を超えるときの次元数を測定する。
- 学習用データに統合用データを5人分ずつ統合し、同様の実験を行う。

6.2 実験結果および考察

実験結果を図1に示す。また、累積寄与率が80%を超えるときの次元数を表1に示す。

図1より、統合したデータの数が増えると認識精度が高くなった。つまり、4年生のデータの統合が有効であったといえる。表1より、統合したデータの数が増えると累積寄与率が80%を超えるときの次元数は増加した。これは、4年生の苗字によって

多様化したデータを表現するために多くの次元数が必要になったからだと考えられる。この仮説を検証するには、5年生の16人から苗字データを1人あたり115個採取して学習用データを1840個としたとき、累積寄与率が80%を超えるときの次元数が642以下になるかどうかを確かめる必要がある。この仮説が正しい場合、主成分分析によって2次元まで圧縮したときの5年生の苗字データに対して、データ間の距離が遠いデータを外れ値として除去することで認識精度が向上すると考えられる。

7. まとめ

Deep Learningによる手書き文字認識精度を向上させるためにデータ統合を試み、さらにこのときの学習用データが持つデータ構造について主成分分析を用いて考察した。今後の展望として、考察で挙げた仮説の検証が課題となる。

謝辞

本研究は株式会社宙の寄付金助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 麻生英樹, “深層学習 -Deep Learning-”, 近代科学社, pp. 3-27, November, 2015.
- [2] 川崎直輝, 大枝真一, “携帯情報端末を用いた特別養護老人ホームの利用者データの電子化とその有効性の検証”, 情報処理学会第70回全国大会, 2ZF-7, 2008.
- [3] 加藤雄大, 大枝真一, “介護現場で用いる記録用紙の電子データ化システムの構築”, 情報処理学会第74回全国大会, 1ZJ-2, 2012.
- [4] 小西貞則, “多変量解析入門 -線形から非線形へ-”, 岩波書店, pp. 225-259, May, 2014.