

CNN とアンサンブル学習による文字認識の正誤判定評価

秦 優哉[†]

小森 一誠[†]

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

日本では、ますます高齢化が進んでおり、介護の必要性が高まっている。特に、訪問介護の需要は高く、今後も利用者の増加が予想されるが、解決しなければならない問題が残されている。その一つとして介護記録の管理方法が挙げられる。

訪問介護の業務の一つとして、介護者は実施した介護の内容や要介護者の健康状態などを紙の記録用紙に記入している。しかし、記録用紙が綴じられたファイルを持ち出すことは困難であるため、介護者は施設の外では記録用紙を参照することができない。この問題を解決するため、先行研究 [1], [2] が行われたが、どちらも入力方法が変わってしまったことで業務の負担を軽減させることはできなかった。

そこで本研究では、CNN(Convolutinal Neural Network)[3] を用いた手書き文字の認識による訪問介護支援システムを構築する。データ入力は現状の業務形態である紙の記録用紙にペンで記入する方法で行い、データ閲覧は携帯情報端末から記録用紙の閲覧が行えるシステムを構築する。このとき、記録用紙の手書きの日付と名前を自動的に認識して、電子化することを目的とする。

2. システム概要

本研究で構築するシステムの概要図を図 1 に示す。本システムは、CNN を用いて記録用紙からデータ ID を作成し、対応する名前で画像をデータベースに登録するものである。携帯情報端末でデータベースにアクセスすることで訪問先から記録用紙の参照が可能となる。

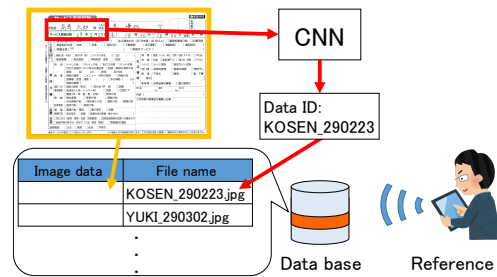


図 1 システム概要図

表 1 多クラス分類の指標

		正解	
		田中さん	田中さんでない
予測	田中さん	TP (False Negative)	FP (True Negative)
	田中さんでない	FN (False Negative)	TN (True Negative)

3. CNN による苗字認識

システムを構築する際に、CNN による文字認識の精度を調べる必要がある。そのために、手書き苗字の画像を対象として実験を行った。CNN による文字認識の精度は約 95.3% だった。

4. Ensemble Learning

単一の CNN での苗字の識別は 100% ではないため誤認識は必ず発生する。誤認識が起こることで、違う要介護者のデータが出力される恐れがある。そこで Ensemble Learning を用いて文字認識の結果の信頼性を調べる。

5. 評価方法

N クラスの分類では、表 1 がそれぞれのクラスにおいて作成される。本研究では、全てのクラスの FP を 0 にすることが目的である。よって式 (1) の

Home-visit Nursing Care Support System by CNN with Ensemble Learning

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

[‡]Shinichi OEDA · National Institute of Technology, Kisarazu College

表2 苗字の分類結果

CNN の数	採用された画像の枚数	採用された画像の割合	Precision
1	580	100.0%	0.953
2	560	96.5%	0.985
3	545	93.9%	1.00
4	541	93.2%	1.00
5	534	92.0%	1.00
6	527	90.8%	1.00
7	525	90.5%	1.00
8	519	89.4%	1.00
9	512	88.2%	1.00
10	509	87.7%	1.00

表3 数字の分類結果

CNN の数	採用された画像の枚数	採用された画像の割合	Precision
1	10000	100.0%	0.992
2	9924	99.2%	0.996
3	9883	98.8%	0.997
4	9856	98.5%	0.998
5	9842	98.4%	0.998
6	9829	98.2%	0.998
7	9807	98.0%	0.998
8	9795	97.9%	0.998
9	9783	97.8%	0.998
10	9758	97.5%	0.999

ように Precision を導き、Precision が 1 となるようなシステムを構築する必要がある。ここで c はクラスを表す。

$$Precision = \frac{\sum_{c=0}^{N-1} TP_c}{\sum_{c=0}^{N-1} (TP_c + FP_c)} \quad (1)$$

6. 実験内容

CNN を弱学習器として、Ensemble Learning を適用することで強学習器を作成する。各 CNN の出力が全て一致した場合のみ出力を採用し、採用された出力と教師信号を比較することで Precision を測る。一つでも異なる出力があった場合は不採用となり、比較の対象から除く。CNN の個数を増加させたときの、採用した画像数と Precision の変化を調査する。

入力画像が手書き苗字の場合と MNIST データセット場合の 2 つの実験を行う。手書き苗字の種類は 20 種類、トレーニングデータ 2900 枚、テストデータ 580 枚である。MNIST はトレーニングデータ 50000 枚、テストデータ 10000 枚である。

7. 実験結果および考察

7.1 苗字画像を対象とした出力評価

20 種類の苗字を入力として識別を行った結果を表 2 に示す。CNN の個数を増加させると Precision を 1.00 にすることができた。CNN の個数が 3 個の場合は Precision が 1.00 であり、かつ、採用された画像の数が多いため、この実験では最適なモデルであることがわかる。

7.2 MNIST を対象とした出力評価

10 種類の数字を入力として識別を行った結果を表 3 に示す。CNN の個数を増加させても Precision が 1.00 にはならなかったことから、この実験では確実な推定を行うことができなかった。弱学習器としていた CNN の構造に大きな差異がなかったため、真価を発揮できなかったと考えられる。

8. まとめ

Ensemble Learning を適用することで苗字画像での実験では Precision を 1.00 にすることができた。よって、本研究で構築したシステムを用いることで、誤りが全く無い記録用紙の電子化が可能となった。今後の課題としては、CNN のモデルや Ensemble Learning の構造の検討が挙げられる。

謝辞

本研究は、木更津商工会議所 医療・福祉・教育部会および、株式会社 R.O.F.、富沢産業株式会社との共同研究です。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] Le Cun, Y., L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, “Gradient-based learning applied to document recognition.” Proceedings of the IEEE 86, 2278-2324, 1998.