

## 条件付き AutoEncoder による書き癖抽出手法の提案

細江 麻梨子<sup>†</sup> 山田 智輝<sup>‡</sup> 加藤 邦人<sup>‡</sup> 山本 和彦<sup>‡</sup>岐阜県警察本部刑事部科学捜査研究所<sup>†</sup> 岐阜大学<sup>‡</sup>

## 1 はじめに

刑事事件において、契約書や領収証、口座開設申込書等の書類が違法に作成された可能性が考えられる場合、それらの書類がどのような筆者により書かれたものかを調べるために、たびたび筆跡鑑定が行われている[1]。筆跡鑑定では、事件の対象となる筆者不詳の疑問筆跡と筆者既知の対照筆跡について、それぞれ筆者固有の書き癖を抽出し、その癖同士を比較することで筆者の異同識別を行っている。先行研究では特徴抽出に文字認識等で用いられる手法を用いたものが多くみられる[2, 3]。ただし、いずれの手法についても、書き癖自体の定義があいまいであることから、最良な書き癖特徴の抽出手法については検討が必要である。書き癖というあいまいな特徴の抽出には深層学習が有効と考えられ、深層学習を用いた入力字種のスタイルを反映した他字種の生成や、筆者識別手法も提案されている[4, 5]。本研究では、同一筆者が記載した筆跡は、異なる字種であっても同じ書字運動のもとに生成された結果であり、筆跡にも字種に依存することなく一貫してみられる特徴が存在すると考える。この仮定より同特徴を書き癖と定義し、字種情報と書き癖特徴を分離した条件付き AutoEncoder による書き癖抽出手法を提案する。加えて、ETL-1 Character Database[6]を用いて本手法により抽出される書き癖特徴を用いた筆者識別実験を行い、抽出した特徴の筆跡鑑定への有効性を確認した。

## 2 提案手法

図 1 に示すモデルの途中に字種ラベルという条件を付加した条件付き AutoEncoder を提案する。畳み込み層のフィルタサイズはすべて  $3 \times 3$ 、プーリング層では  $2 \times 2$  の Max プーリング、活性化関数には ReLU(ただし、生成モデルの最後の層では Sigmoid)、損失関数には MAE を用い、最適化手法を Adam、ミニバッチサイズを 100 として

学習を行った。なお、本研究では、潜在変数  $z$  を抽出するまでの Encoder 部分を推論モデル、潜在変数  $z$  に字種ラベルを付加して文字の生成を行うまでの Decoder 部分を生成モデルとする。学習時、推論モデルと生成モデルには入力画像に対応した字種ラベルを与える。本モデルにより、潜在変数  $z$  は字種に依存しない書き癖特徴を抽出するように学習されると考えられる。

## 3 実験

## 3.1 実験データ

本研究では、1,445 人の枠内筆跡が収められた ETL-1 Character Database のカタカナ 46 字種を用いた。  $64 \times 63$  の 16 階調の原画像についてノイズ除去、位置と大きさの正規化を行った  $128 \times 128$  の二値画像を実験に用いた。なおデータベース中の判読不能文字は実験データから除外し、一人あたり 46 字種すべてがそろった 1,364 人分のデータ(学習用に 954 人、モデル評価用に 272 人、テスト用に 138 人に分割)を用いた。

## 3.2 書き癖特徴による他字種生成結果

推論モデルにより、ある字種で求めた潜在変数  $z$  について、生成モデルで異なる字種ラベルを付加して他字種を生成した結果を図 2 に示す。(b)~(d)は、(a)の「ア」を推論モデルに入力して得られた潜在変数  $z$  から、字種ラベルの切り替えにより生成モデルを用いて他字種を生成した結果である。潜在変数  $z$  の次元数が 15 よりも大きくなると他字種生成ができず、字種ラベルによる制限が機能していない状態が確認された。

## 3.3 筆者識別実験の概要

潜在変数  $z$  が書き癖を有しているならば、 $z$  値をもとに字種に依存しない筆者識別が可能と考えられる。そこで、異なる字種間での筆者識別実験を行い、筆者識別性能について検討した。実験にはテスト用の 138 人の筆跡を用い、他字種間での比較にあたり、46 字種から  $n$  字種取り出したものを参照データ、残りの字種から取り出した  $k$  字種を対象データとし、両データ間の類似性を示す距離  $D$  を式(1)で算出する。識別は、対象データに対して本人を含む複数の参照データのなかで、距離が最も近い筆者を識別結果とする。

A Proposal of Method for Extraction of Handwriting Feature Using Conditional AutoEncoder

<sup>†</sup>Mariko Hosoe: Forensic Science Laboratory, Gifu Prefectural Police Headquarters

<sup>‡</sup>Tomoki Yamada, Kunihito Kato, Kazuhiko Yamamoto: Gifu University, Faculty of Engineering

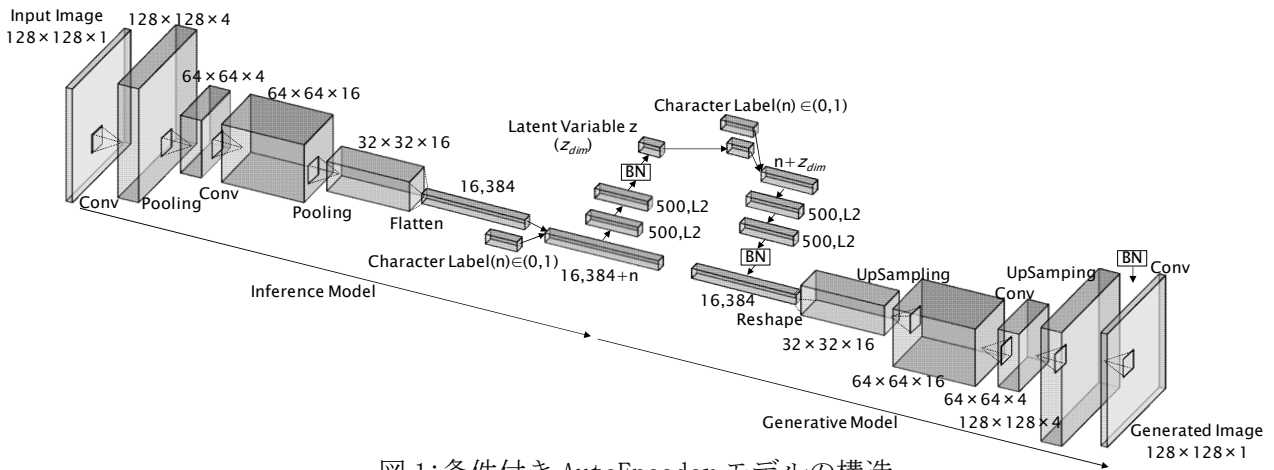


図 1: 条件付き AutoEncoder モデルの構造

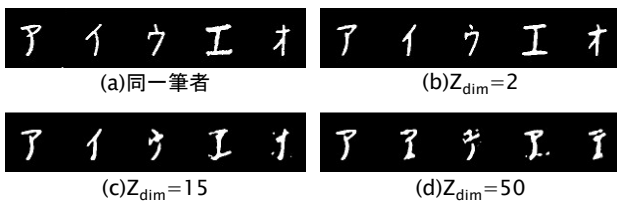


図 2: 字種ラベル切り替えによる生成結果

表 1: 識別性能 (%)

	Top-1	Top-5	Top-10	Top-15	Top-20	Top-25
Zdim=2	5.146	17.260	28.144	36.966	44.511	51.196
Zdim=5	11.830	32.860	47.030	56.809	64.321	70.371
Zdim=10	20.248	49.540	65.385	74.698	80.872	85.301
Zdim=15	29.395	61.970	76.811	84.496	89.133	92.186
Zdim=30	28.474	59.720	74.710	82.751	87.795	91.152
Zdim=50	26.748	57.377	72.550	80.966	86.361	90.051

$$D = \frac{1}{Z_{dim}} \sum_{z=0}^{Z_{dim}} \sqrt{\frac{(\mu_{s,z} - \mu_{t,z})^2}{\sigma_{s,z}^2 + \sigma_{t,z}^2}} \quad (1)$$

$\mu_{s,i}, \sigma_{s,i}^2$ : 参照データの次元  $i$  における  $z$  値の  $n$  字種分の平均, 分散  
 $\mu_{t,i}, \sigma_{t,i}^2$ : 対象データの次元  $i$  における  $z$  値の  $k$  字種分の平均, 分散

### 3.4 筆者識別実験の結果

参照, 対象データの字種数を同数とし, 5 字種から 3 字種刻み (5, 8, …23) で変動させたときの使用字種数と正識別率, 潜在変数  $z$  の次元数との関係を図 3 に示す. なお, 46 字種から参照, 対象データが重複しないように, 10,000 回ランダムに選択して筆者間での距離計算を行い, その平均から性能を求めた. また, 表 1 には使用字種数が 23 のときの識別性能を示す. Top- $i$  は距離  $D$  が近い上位  $i$  人以内に同一筆者が入る確率を表す. Zdim=15 では Top-20 に同一筆者が入

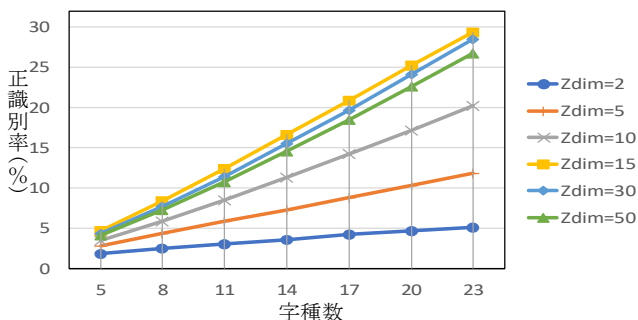


図 3: 各次元・使用字種数における正識別率 (%)

る確率が約 90% となり, 潜在変数  $z$  が字種に依存しない一定の筆者識別性能をもつことが示唆された.

### 4. まとめ

本研究では, 条件付き AutoEncoder を用いて筆跡から字種に依存しない書き癖を抽出する手法を提案し, 字種非依存の筆跡鑑定への有効性を確認した. 今後は, より書き癖を抽出可能なモデルの構築と筆跡鑑定手法への適用を試みる.

### 参考文献

[1] 吉田公一: 文書鑑定の基礎と実際, 立花書房(1983)  
 [2] 三崎揮市, 梅田三千雄: 文字パターンから抽出した量的特徴による筆者識別, 日本鑑識科学技術学会誌 2(2), pp. 71-77(1997)  
 [3] 安藤慎吾, 中島真人: オフライン署名照合における局所的な個人性特徴のアクティブ探索法, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J84-D-II, No. 7, pp. 1339-1350(2001)  
 [4] Diederik P. Kingma, Danilo J. Rezende, Shakir Mohamed and Max Welling: Semi-supervised Learning with Deep Generative Model, Neural Information Processing Systems, pp. 3581-3589(2014)  
 [5] Jun Chu and Sargur Srihari: Writer Identification using a Deep Neural Network, Proceedings of the International Conference Computer Vision, Graphics and Image Processing(2014)  
 [6] 電子技術総合研究所, Japanese Technical Committee for Optical Character Recognition, ETL 文字データベース(1973-1984)