

## 少数の例示入力による手書き風文字生成 Handwriting-like Character Generation with a Small Number of Example Inputs

千葉 竜太† 金子 直史† 中島 克人†  
Ryuta Chiba Naoshi Kaneko Katsuto Nakajima

### 1. はじめに

近年、スマートフォンや PC 等の普及により、フォントを用いた文字入力が主となり、手書きで文字を書く機会が減少している。その一方で、日本においては手書きを文化であると認識している人が多数おり、文化庁による調査[1]では、9 割以上の人々が手書きの文字を大切にすべきであると答えている。一方で、ゼブラ(株)の調査[2]によると書くのが面倒、疲れやすいなどの理由から、8 割以上の人々が文字の手書きに苦手意識を持っていることが分かっている。

そこで本研究では、利用者が少数の手書き文字を準備するだけで、利用者の手書き文字のスタイルを反映させたフォントを生成し、以後はそれをキーボード入力だけで利用可能とする事を目的とする。

### 2. 関連研究

フォント生成の研究では、あるフォントの文字画像に対しスタイル変換を適用することで、新たなフォントの文字を生成するアプローチが主流である。文字のスタイルを変換する手法として、Yuchen らの zi2zi[3]というモデルがある。これは Isola らの pix2pix[4] という画像変換モデルを文字の変形用に拡張したものであり、同時に複数のフォントのスタイルを学習する事が可能となっている。zi2zi はフォント画像を基に学習を行うため、手書き文字画像での学習も可能であると考えられるが、少量のフォント画像で十分な学習ができるかどうかは報告されていない。

### 3. 提案手法

#### 3.1 提案手法の概要

本研究ではまず既存の手書き風フォントから zi2zi を用いて学習モデルを作成し、そのモデルを利用者の作成した手書き文字画像を用いて追加学習させ、利用者の筆跡の特徴を持つ文字を生成する手法を提

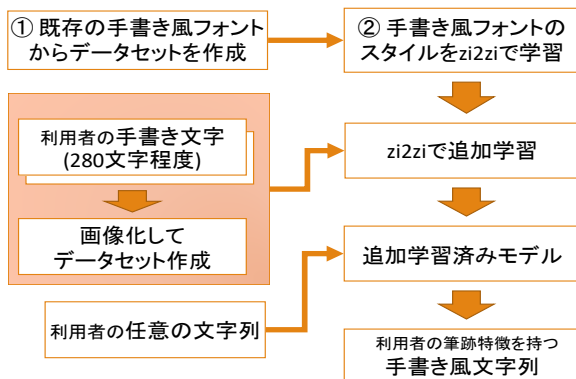


図 1 手法の流れ

†東京電機大学 Tokyo Denki University

案する。本手法の流れを図 1 に示す。

#### 3.2 データセットの作成

事前学習用の既存の手書き風フォントから作成したデータセットと、追加学習用の手書き文字から作成したデータセットを作成する必要がある。

前者の作成には zi2zi 内の font2img というプログラムを用いる。このプログラムは変換対象と変換元の 2 つのフォントを並べた画像を生成できる。1 文字の画像サイズは 256×256px である。

後者はペンタブレットを用いて手書きした文字を基に自作プログラムによって図 2 に示す手順で作成する。まず、横 10 文字、縦 14 文字の橙色罫線のマス目を引いた 2560×3584px サイズの画像上にペンタブレットを用いて手書きを行い、橙色の罫線の消去と 2 値化を行った後に、1 文字ずつに画像分割した上で対応する変換元フォントを右に並べてそれぞれ追加学習用の画像データとする。1 文字の画像サイズはそれぞれ 256×256px である。図 3 に作成した手書き風フォントと手書き文字画像のそれぞれのデータセットの例を示す。

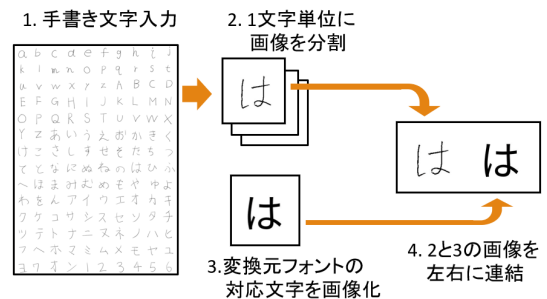


図 2 手書き文字データセット作成の流れ



(a) 手書き風フォント用

(b) 手書き文字用

図 3 各データセットの例 (それぞれ右は変換元)

### 4. 実験と評価

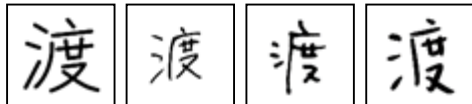
#### 4.1 学習条件

事前学習のデータセット用には、変換元のフォントとして「Noto Sans Japanese」を、変換先の手書き風フォントとしては「Zen Kurenaido」, 「アームド・レモン」, 「えり字」, 「Hanyi Senty BubbleTea」の 4 つのフォントを用い

た (図 4 参照) . データ数は各フォントにつき 2,500 字分であり, これらには数字や記号も含まれる. 計 10,000 字分のデータのうち, 9,009 字分を訓練用データ, 991 字分を検証用のデータとした.

追加学習のデータセットには 3.2 節の方法で作成した手書き文字画像 420 字分の内, 383 字分を訓練用, 37 字分を検証用とした. これらにはひらがな, カタカナ, 数字, 一部の漢字が含まれる. また, 比較のため, 280 字分の内, 245 字分を訓練用, 35 字分を検証用とした学習と 131 字分を訓練用, 9 字分を検証用とした計 140 字分の手書き文字画像での学習も行なった.

学習に用いたパラメータを表 1 に示す.



(左から Zen Kurenaido, アームド・レモン, えり字, Hanyi Senty BubbleTea)

図 4 事前学習用手書き風フォント

表 1 学習時のハイパーパラメータ

バッチサイズ	16
事前学習時のエポック数	150
追加学習時のエポック数	200
初期学習率	0.001
勾配降下法	Adam

## 4.2 結果と考察

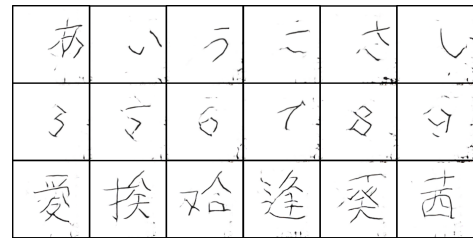
手書き文字 420 字, 280 字, および, 140 字で学習を行ったモデルでの生成例をそれぞれ図 5(a), (b), (c) に示す. 420 文字での結果では何とか判読が可能なレベルと言えるが, 280 文字や 140 文字での結果では, 文字の線が消えかけて判読が困難な文字が多かった. しかし, 「始」や「茜」のように 140 文字の結果が勝る場合もあった.

実際の手書き文字と 420 文字での生成結果を比較した例を図 6 に示す. ひらがなに関しては, 学習を行っていない文字も可読性を保ったまま生成ができたが, 手書き文字の個性を十分には学習できていない. 特に数字に関しては, その曲線部分が上手く再現されていない. 例えば「9」などは事前学習したフォントと追加学習した手書き文字の字形が大きく異なっていたため, 生成が失敗したと考えられる. 漢字に関しては, 「挨」や「茜」等の画数の少ないものはある程度手書き文字の個性を再現できたが, 「愛」の中心部の「心」のような細かく画数の多い構成要素は生成が不十分であった.

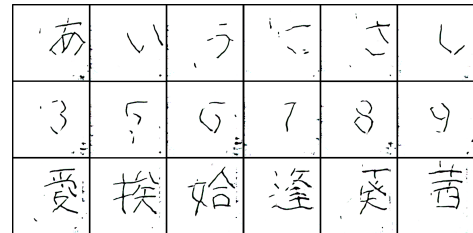
## 5. まとめ

本研究では, 既存の手書き風フォントで事前学習したモデルに対して, 利用者の比較的少数の手書き文字によるデータセットで追加学習し, 利用者の手書き風文字を生成する方法を提案した.

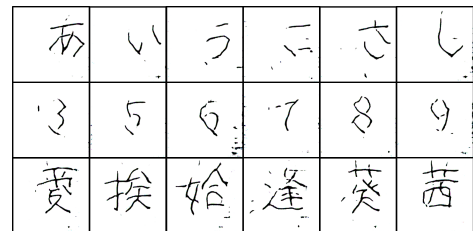
実験では, 追加学習のための文字数が 140 文字や 280 文字では不十分で, 420 文字にすればある程度利用者の筆跡の特徴を反映することができることが分かった. ただし, 曲線や画数の多い漢字等に関しては不十分な生成結果であった. これは, 追加学習のデータに文字の形状パターンが



(a) 420 字での生成結果



(b) 280 字での生成結果



(c) 140 字での生成結果

図 5 手書き文字での学習結果



(左側が手書き文字, 右側が生成した文字)

図 6 手書き文字と生成した文字の比較

不足していた事や, 事前学習フォントと極端に形状が異なる手書き文字が追加学習された事等が理由と考えられる.

今後の課題は, 利用者の筆跡特徴をより反映させた文字生成の実現のために, 事前学習の手書き風フォントによる影響, および, 追加学習の文字の種類と数に関し調査する事が挙げられる. また, 生成した文字画像をフォントのファイル形式へ変換する事も課題の 1 つである.

## 参考文献

- [1] “平成 26 年度「国語に関する世論調査」の結果の概要,” [https://www.bunka.go.jp/tokei\\_hakusho\\_shuppan/tokeichosa/kokugo\\_yoronchosa/pdf/h26\\_chosa\\_kekka.pdf](https://www.bunka.go.jp/tokei_hakusho_shuppan/tokeichosa/kokugo_yoronchosa/pdf/h26_chosa_kekka.pdf), 2023 年 1 月 15 日参照.
- [2] “手書きに関する意識調査,” <https://www.zebra.co.jp/press/news/2014/0918.html>, 2022 年 12 月 18 日参照.
- [3] Yuchen Tian, “zi2zi: Master Chinese Calligraphy with Conditional Adversarial Networks,” <https://kaonashi-tyc.github.io/2017/04/06/zi2zi.html>, 2022 年 12 月 18 日参照.
- [4] Phillip Isola, et al., “Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks,” CVPR, 2017.