

深層学習を用いたサイン自動生成システム

加藤 綾規¹ 濱川 礼²

概要: 本論文ではユーザが入力した文字列から深層学習を用いて崩しが入ったサインを自動生成するシステムについて述べる。サインを書く場面は多く、ビジネス時の契約書への署名やクレジットカード決済時のタブレット署名などがある。この時に崩しが入ったサインを用いることで活字のサインとよりも画数が減り書きやすく、崩しの個性により他者に模倣されにくくなる防犯上のメリットがある。しかし、崩しが入ったサインを初めから作成することは非常に難しい。サインの作成を支援するサービスは多く存在するが、無料のサービスでは入力した文字列に対してフォントを変更するだけであり、崩しが少なくオリジナリティが薄く、有料のサービスでは人手でサインを作成しているため非常にコストがかかってしまう。そこで、私たちは深層学習を用いることで人手がかからずにオリジナリティのあるサインが作成できると考えた。深層学習には非ペアデータで画像から画像を生成可能な GAN の一種である CycleGAN を用いた。学習データはテキストを画像に変換した文字画像とスクレイピングで取得したサイン画像を使用した。

1. 背景・目的

手書き署名は本人確認の主要となる方法の 1 つであり、契約時の書類への署名や、クレジットカード決済時のタブレット署名などサインを書く機会は非常に多い。署名時に活字のサインを用いる時と比較して、崩しが入ったサインを使うことで、画数が減り書きやすく、崩しのオリジナリティが入るため模倣されにくくなるメリットがある。しかし、サイン作成の経験が無い人が崩しが入ったサインを作成するには、筆記体を参考にして書きやすい崩しの入れ方を考える必要があり、非常に難しい。

また、サインの作成を依頼することができる「サインの達人 [1]」などのサービスが存在する。これらのサービスは人手で手書きサインを作成しているため多くのコストが必要になっている。他にも無料で利用可能な Web アプリケーションの「My Live Signature[2]」も存在する。しかし、この Web アプリでは、ユーザが入力したテキストのフォントを変更してサインを作成しているため、人手で入れるような崩しが入っていない。そこで、深層学習を用いてサインを生成することで、崩しが入っていて、手軽にサイン作成が可能なサイン自動生成システムを提案する。

2. 関連研究

2.1 オンライン手書きサインデータからサイン生成

Victor らはオンライン手書きサインデータで取得可能な

時間ごとペンの x,y 座標、筆圧からオフライン手書きサインデータに変換する研究を行った [3]。この場合ではサインを 1 から生成することは不可能であり、オンライン手書きデータが必要になる。

2.2 サイン画像からサイン生成

Yapici らは署名検証を行うためのデータセットの拡張のためにサイン画像を生成する研究を行った [4]。この研究では CycleGAN を用いて手書きのサイン画像から手書きのサイン画像へ変換するための学習を行い新しい手書きサインを生成する。新しいサインを生成するためには一度サインを作成する必要がある。本研究ではテキストを入力して新しいサインの生成を行う。

3. 提案手法

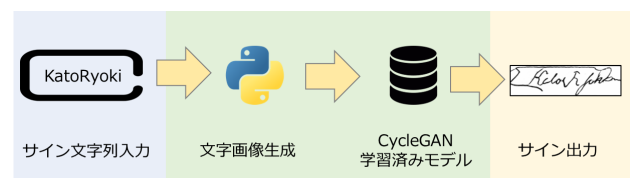


図 1 システム構成図

本システムの構成図を図 1 に示す。初めにユーザがテキストベースで生成したいサインの文字を入力する。その後入力されたテキストを文字画像に変換して、学習済みモデルに文字画像を入力してサイン画像の生成を行う。

¹ 中京大学大学院工学研究科情報工学専攻

² 中京大学工学部情報工学科

3.1 文字画像生成

ユーザが入力したテキストを Parisienne-Regular フォントを使用して画像サイズ 256×256 に収まるようにフォントサイズを変更して文字画像に変換する。文字上下に 10px の余裕を持たせて余白を黒で埋める。

3.2 CycleGAN

CycleGAN[5] は GAN の拡張であり、2 組の識別器と生成器で構成される。2 種類のクラス間のスタイル変換を可能とし、非ペア画像で学習可能という特徴をもつ。

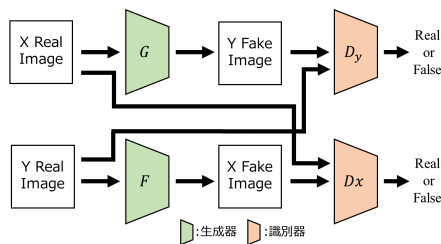


図 2 CycleGAN の構成図

3.3 学習データ

CycleGAN のデータは著名人のサイン画像とランダムで人名生成を行い文字画像としたデータを使用する。

著名人のサイン画像は Wikipedia から収集する。最も Wikipedia のページ数が多い英語版の 2021 年度 9 月のダンプデータから画像をスクレイピングを実行して画像を取得する。取得した画像データからアルファベット以外の文字が含まれているデータ、特殊文字が含まれているデータ、崩しが入りすぎているデータを人手で省く。その後、CycleGAN の入力のために、画像データを 256×256 にリサイズを行う。リサイズは長辺に合わせるように余白を黒で埋めた後に 256×256 に縮小または拡大している。文字画像はネット上に公開されているアメリカ人の姓名データ [6] を用いてランダムに人名生成をする。生成した人名を節 3.1 と同じ手法で文字画像に変換している。

これらのデータを学習用データとテスト用データに 8:2 の割合で分割を行う。分割後の学習用データのサイン画像は 769 枚、文字画像は 3,150 枚であり、CycleGAN で学習を行うにはデータ数が不足しているため、データ増強を実施した。データ増強は文字の意味を損なわないようにするために、回転と移動、拡大を用いた。データ増強はデータ数が 10 倍になるように実施して、サイン画像のデータ数は 7,690 枚文字画像のデータ数は 31,500 枚となった。

3.4 モデル生成

Generator のネットワークは Unet_256 を使用し、学習

Concetta Toala

図 3 入力画像

図 4 生成結果

Elizabeth Marinella

図 5 文字数が多い入力例

図 6 負の生成結果

時のパラメータはバッチサイズは 4、エポック数は 200 に設定した。

4. 現モデルでの生成結果

節 3.4 で生成したモデルで学習データのテストデータを入力してサインの生成を行った結果を示す。使用したモデルのエポック数は 200 である。図 4 は図 3、図 6 は図 5 を入力として生成した結果である。また、これらの入力画像と出力画像は黒塗り箇所をトリミングしている。

入力の筆記体の文字画像と比較して、生成したサインには文字の崩しが入っていることが分かる。しかし、生成画像の左側や上側に文字とは関係ないノイズが含まれてしまっている。また、図 5 のように入力する文字の長さが長すぎる場合生成結果の精度の低下してしまう。

5. 展望

本論文ではサインの作成を初めから生成するためにテキストを入力してサインを生成するシステムを提案した。現状の生成結果では崩しが入っているサインの生成することができているが人が書くには困難なサインが生成されている問題がある。人が書けない理由として一筆書きになっていないことが原因であると考えられる。そのため、生成されているサインが一筆書きであるかの判定を行う処理を加える必要がある。また、同じ名前を入力してしまうと同じサインが出力されるため、生成時にランダムなノイズを付加してバラエティに富んだサインの生成を目指したい。

参考文献

- [1] サインの達人. 2022 年 5 月 16 日アクセス <https://kanji-design.com/>.
- [2] My Live Signature. 2022 年 5 月 16 日アクセス <https://www.mylivesignature.com/>.
- [3] Victor K.S.L. Melo et al. "Deep learning approach to generate offline handwritten signatures based on onlinesamples", IET Biometrics Volume 8 Issue 3, (2019).
- [4] Yapıcı, M.M. et al "Deep learning-based data augmentation method and signature verification system for offline handwritten signature", Pattern Anal Applic 24, (2021).
- [5] Zhu, Jun-Yan and Park et al, "Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks", ICCV(2017).
- [6] NameDatabases. 2022 年 5 月 16 日アクセス <https://github.com/smashew/NameDatabases>