

漢字フォント画像からの刺繍データの自動生成 Automatic Generation of Embroidery Data from Kanji Font Image

高筒 飛輝¹⁾ 遠藤 結城¹⁾ 栗山 繁¹⁾
Shibuki Takato Yuki Endo Shigeru Kuriyama

1 はじめに

機械刺繍に用いられる刺繍データは一般的に市販のアプリケーションを使用して作成されるが、専門の知識が必要とされ、さらにその編集には多くの時間を要する。また、文字の刺繍はステッチと呼ばれる縫い目の方向や縫い順が重要であり、特に漢字は多くの交差部分やセリフ表現が存在するため、一般的な絵柄画像とは異なる方法で作成する必要がある。市販アプリケーションには任意の画像から刺繍データを自動生成する機能も実装されているが、漢字画像を入力とした場合でも、絵柄画像と同じように生成されてしまうため、手作業で作成したものと比較すると、筆画の交差部分などが自然に生成できないことがある。

そこで本研究では、漢字画像から高品質な刺繍データを自動生成する手法を提案する。特に筆画に沿った縫い目や、文字の交差部分における自然な刺繍を実現する。提案手法では筆画単位でステッチを生成するために、深層学習を用いたセマンティックセグメンテーションに細線化の前処理を導入し、漢字画像を領域分割する。そして、分割された各々の筆画に対してステッチを生成・結合するために、縫い目の配置と筆画間を辿る処理を施す。本稿では、実際の機器で刺繍した結果を市販アプリケーションと比較し、提案手法の有効性を検証する。

2 提案手法

刺繍データ生成のフローを図 1 に示す。本手法では、漢字のラスター画像データを対象に筆画に応じたパーツに分解する。次に分解したパーツごとにステッチを生成し、最後に全てのステッチを繋げることで刺繍データを生成する。

2.1 筆画分解

漢字を筆画ごとに分割する手法として、ニューラルネットワークを用いた線画のセマンティックセグメンテーションが提案されている [1]。しかし、学習で与えた漢字画像と太さが異なる場合、線の連結関係の検出が困難となり、精度の高い分割が難しくなるという問題点がある。

その対策として、まず漢字画像に一定の太さまで細線化を施す。その後漢字を各パーツに分解し、最後に元の太さまで復元することで太さに影響を受けない筆画分割を行う。

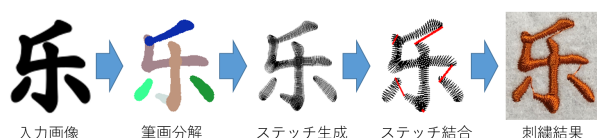


図 1 刺繍データ生成のフロー

1) 豊橋技術科学大学 情報・知能工学系

2.1.1 細線化

細線化の手法は Zhang-Suen らの手法 [2] が有名であるが、文字の「ハネ」や「止め」の部分が中心線よりも長くなってしまう場合があり、正しい細線にすることが難しい。

そこで、Super-Resolution Convolutional Neural Network (SRCNN)[3] のモデルを用い、太さが一定の漢字画像と、太さにばらつきのある同一の漢字画像を訓練データとして使用して画像を細線化する。使用するモデルは図 2 のように三層からなっており、 100×100 の画像を入力する。SRCNN によって細線化した漢字と、Zhang-Suen の手法によって細線化した漢字の比較を図 3 に示す。

2.1.2 パーツ分解

細線化した画像を各筆画のパーツに分解する。分解には Byungsoo らの手法 [1] を用いる。この手法は、あらかじめラベリングされた漢字や線画のベクタ画像を入力として、線同士の連結関係と線が交差する領域を判定する 2 つのニューラルネットワークを学習することで、ストロークに基づいたセグメンテーションを行う。ただし、学習時のデータとして筆画単位でラベリングされた漢字画像を与える。

2.1.3 筆画復元

分解した画像は細線化されたものであるため、これを元画像へと復元する。元の太さへ戻す方法として、モルフロジー変換が考えられるが、明朝体のような筆画内で太さが変化する文字に対しての復元は難しい。

そこで、漢字の形状が円で表現可能であると仮定し [4]、半径の変化する円を細線化された画像の点列データに配置する。円の半径は元画像の漢字の輪郭に接するまで増加させる。パーツ分解した画像と比較し、近傍にある円を対応させることで漢字の筆画を復元する。

2.2 ステッチ生成

分解された筆画ごとにステッチを生成するため、曲率を計算してステッチを配置する手法 [5] を用いる。

最初に、ステッチ集合の始終点位置として、各筆画の

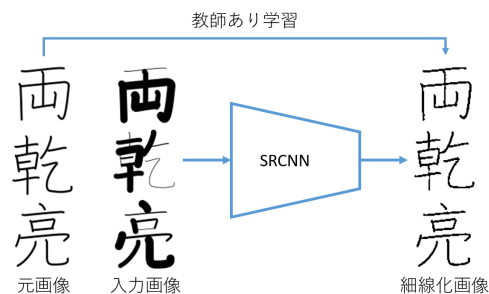


図 2 細線化モデルの概要



図3 細線化手法の比較

表1 筆画分解結果の正解ラベルとのIoUの比較

フォント幅の増分値	0pix	30pix	50pix
既存手法	0.91116	0.66423	0.52000
提案手法	0.51343	0.59032	0.55910

両端点を使用する。ただし、ステッチの始点と終点は輪郭の両端となっており、輪郭の曲率によってステッチ間隔を補正することでステッチが生成される。

2.3 ステッチ結合

刺繍は糸切りを可能な限り減らすことで、生地裏面もきれいに仕上げることができる。そこで各筆画を繋げるステッチとして、筆画の各端点から最短距離の別筆画を選択し、刺繍を生成する。

3 比較実験

提案手法における学習に使用するデータセットは、細線化とパーツ分解の両方で KanjiVG¹⁾を用いた。細線化を行う SRCNN では、データセットの各ストロークの太さを 0.5~15 ピクセルまでの間でランダムに設定した 10000 枚の訓練画像と、太さ 3 ピクセルで均一化した正解画像を使用して、バッチサイズ 8、エポック数 50 で学習をした。

筆画分解について、Make Me a Hanzi²⁾のデータセットを学習した線の太さを考慮しない手法 [1] と比較した結果を図 4 と表 1 に示す。テストデータは、Hanzi データセットと、そこからストロークを各々 30 ピクセルと 50 ピクセル太くした画像 100 枚である。比較には Intersection over Union (IoU) を使用し、筆画分解結果と正解ラベルの差異を求めた。IoU とは、領域の和集合に対して領域の共通部分が占める割合である。既存手法では、文字の太さが学習時より太くなった際に大きく減少しているのに対し、提案手法は文字の変化に対して大きな影響を受けていない。

次に実際の刺繍結果を図 5 に示す。市販アプリケーションで自動生成した刺繍と本手法で自動生成した刺繍を比較している。市販アプリケーションではタタミステッチ³⁾が生成されており、縫い方が異なっている。一方、提案手法では筆画に沿った縫い方を生成していることが分かる。

4 まとめと今後の課題

本論文では漢字画像を対象とし、深層学習を用いたセマンティックセグメンテーションによって筆画単位に分解し、ステッチを配置することで刺繍データを高品質に



図4 筆画分解手法の比較



図5 刺繍結果の比較

自動生成する手法を提案した。また、細線化を用いることで太さの異なる漢字画像も分解して刺繍を作成できることを確認した。今後は筆画分解の精度を高めていき、描画スタイルの大きく異なる漢字フォントに対しても適用可能かを調査する。

謝辞

刺繍マシン及び刺繍糸等をご提供頂き、刺繍データ作成に関するノウハウをご助言頂いた株式会社 TISM およびタジマ工業株式会社に深く感謝申し上げます。

参考文献

- [1] Byungsoo Kim, Oliver Wang, A. Cengiz Öztireli and Markus Gross, "Semantic Segmentation for Line Drawing Vectorization Using Neural Networks", Computer Graphics Forum (Proc. Eurographics), Vol. 37, No. 2, pp. 329-338, 2018.
- [2] Zhang, T. Y. et al., "A fast parallel algorithm for thinning digital patterns", Commun.ACM, Vol 27, No.3, pp.236-239, 1984.
- [3] Chao Dong, Chen Change Loy, Kaiming He, Xiaoou Tang, "Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks", IEEE TPAMI, Vol. 38, No. 2, pp.295-307, 2016.
- [4] 齊藤 絢基, 中村 聡史, "動的なフォント融合による文字デザイン支援手法", 情報処理学会研究報告, Vol. 2018-EC-47, No. 2, 2018.
- [5] 渡部 壮, 栗山 繁, "漢字用機械刺繍データの自動生成", 2019 IEICE General Conference, D-11-14, 2019.

1) <http://kanjivg.tagaini.net/index.html>

2) <https://github.com/skishore/makemeahanzi>

3) <https://www.matsubun.com/embroidery/>