

実際の縫製パターンを含んだデータセットの構築と 深層学習モデルを活用した被服の縫製パターン生成

○鈴木ひかる †, 三浦一真 ‡, Alessandro Moro ‡ ‡, Sarthak Pathak †, 梅田和昇 †,

○ Hikaru SUZUKI † Kazuma MIURA ‡, Alessandro MORO ‡ ‡,
Sarthak PATHAK †, and Kazunori UMEDA †

†: 中央大学理工学部精密機械工学科, h.suzuki@sensor.mech.chuo-u.ac.jp

‡: 中央大学理工学研究科精密工学専攻, miura@sensor.mech.chuo-u.ac.jp

‡ ‡: RITECS, alessandromoro.italy@ritecs.co.jp

＜要約＞被服を製作する際、デザイン画から縫製パターンと呼ばれる服の設計図を作る工程は衣服製作者にとって豊富な経験と知識を求められる難易度の高い工程である。本論文では、実際の洋裁で使用される縫製パターンを基にデータセットを構築し、それらを深層学習モデルを利用した画像生成モデルに学習させ、服の画像から縫製パターンを生成する手法を提案する。

＜キーワード＞深層学習, 画像生成, データセット, 服飾, 縫製パターン

1 序論

近年、ファッションの多様化により、多くのデザイナーが個性を活かした作品を発表し、消費者達に支持されている。しかし、ファッション業界では毎シーズンのようにトレンドが変化し、それに伴って新作を発表する必要がある。その為、過密な日程の中で個性を活かした服を作るのは難しいとされている。また、趣味で服作りを楽しむ人がある。しかし、服を作るには手間と時間がかかる為、難易度が高いと感じる人も多い。

一般的な衣服製作の流れを図 1 に示す。まずデザイン画を描き、そのデザイン画を基に縫製パターンを製作する。その後、その縫製パターンに沿って布を裁断し、縫製を行って、衣服の完成となる。縫製パターンとは、言わば、衣服の設計図である。縫製パターンは衣服の製作では無くてはならない重要なものである。

加藤ら [1] は深層学習モデルを活用し、ブランドの個性を保った衣服デザイン生成手法を提案した。そして、プロのパタンナーを被験者として、提案手法の生成画像から縫製パターンを起こす難易度を評価した。その結果、生成されたデザイン画の質よりもパタンナーの知識や経験の方が縫製パターン製作の難易度に大きく影響を与えることが明らかになった。これは一般の人

が服作りを行う上でも発生する問題である。製作者の縫製パターンを引く経験や服飾の知識が不足することで、作る服のデザインが制限されることが課題である。

こうした背景より、デザイン画などの服の画像から縫製パターンを生成する技術が実現すれば、被服製作のプロセスを革新することやデザイナーの発想力を更に引き出すことが期待される。

LIJUAN ら [2] は、3D モデルデータセットと Transformer ネットワーク [3] を利用し、服の画像から縫製パターンを予測する手法を提案した。しかし、生成された縫製パターンは実際の洋裁で使用される様式と異なる点や、入力した画像の服の形状が縫製パターンに正確に反映されないという点が課題である。この課題の原因として、使用したデータセットに縫製パターンの情報が含まれていないことやデータセットが多様な服の形状のデータで構成されていないことが考えられる。

本論文では、実際の縫製パターンを用い、豊富な服の形状を含んだデータセットを構築する。そして、深層学習を利用した画像生成モデルを使用し、被服の形状を忠実に反映させた実用可能な縫製パターンを服の画像から生成する手法を提案する。

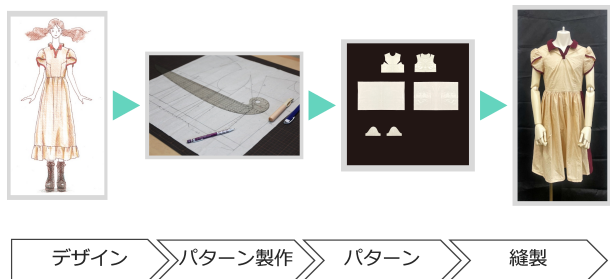


図 1 一般的な服作りの流れ

2 提案手法

2.1 概要

本論文では、ワンピースを対象として縫製パターンの作成手法の提案を行う。まず、多様な形状のワンピースの画像とそれらに対応する縫製パターンを作成する。そして、そのデータを用いて構築したデータセットを深層学習モデルである pix2pix[4] に学習させる。この手法により、入力された服の画像に対する縫製パターンの生成を目指す。

2.2 データセットの作成

モデルに学習させるデータセットを自作する。まず、出力画像はワンピースの縫製パターンとする。ワンピースを身頃、袖、衿の 3 つのパーツに分け、身頃 10 種類、袖 8 種類、衿 5 種類の縫製パターンを製作する。そして、製作した縫製パターンをスキャンし、編集を行い、ワンピースの縫製パターンを 1 枚の画像にまとめる。それぞれのパーツを 1 枚の画像にまとめたのは、今回使用する学習モデルである pix2pix[4] の入出力形式に合わせる為である。また、それぞれの出力画像は画像内で身頃、袖、衿の配置を統一させることで、モデルが学習し易いように工夫を施した。出力画像の例を図 2 に示す。次に入力画像はワンピースの画像とする。出力画像同様、ワンピースを身頃、袖、衿に分け、身頃 10 種類、袖 8 種類、衿 5 種類の線画を作成する。そしてそれらを編集、合成して 1 着の服の画像を作成する。入力画像の作成方法を図 3 に示す。

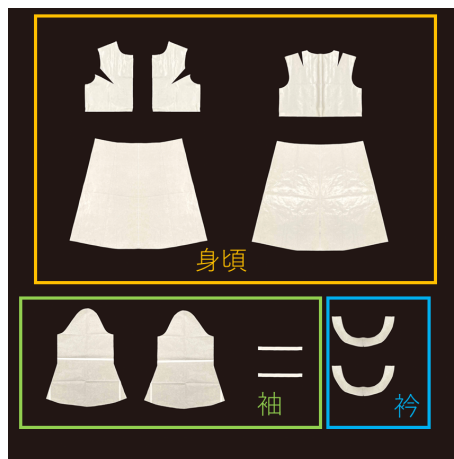


図 2 出力画像の例

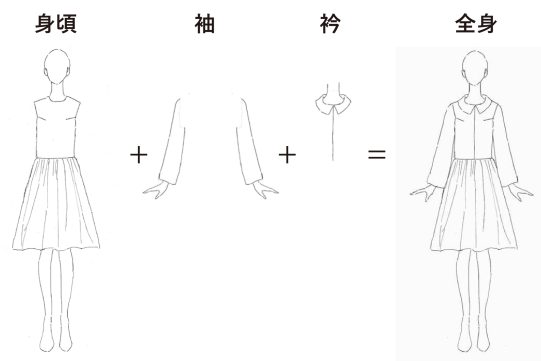


図 3 入力画像の作成

2.3 pix2pix

pix2pix[4] は Isola らに考案された多様な画像変換を行うことが出来る CGAN[6] の 1 つである。入力画像を条件として、それに対応した出力画像を生成することに適している。従来、個々のタスクごとに異なる損失関数を設計する必要があったが、CGAN[6] はデータから損失関数を自動的に学習する為、この手間を省略出来ることから、pix2pix[4] に CGAN[6] が採用されている。本論文では、服の画像から縫製パターンを生成するタスクを学習させる。

3 実験

データセットを構築し、それを用いて pix2pix[4] モデルを学習させることで、画像から縫製パターンを生成する手法を検証した。また、学習時のエポック数を変化させながら学習を行い、エポック数が生成される画像に与える影響を調べた。さらに、実験結果に基づき、洋裁経験者による定性的評価を実施し、手法が服

の画像から適切かつ実用的な縫製パターンを生成可能かどうかを検討した。

3.1 データセットの構築

2.2 節の手法で実験データを作成した。まず、出力データである縫製パターンを作成した。縫製パターンの製作には、服飾の文献 [5] を参考にした。入力データの被服の線画は全て、白地の A4 用紙に黒のボールペンのみを使用して描いた。入力画像内の服を着用している人は 共通のテンプレートを使用して描いた。その為、入力画像内のワンピースを着ている人の体格は全て統一されている。そして、完成した入力データと出力データをスキャンしてパソコンに取り込み、編集、合成を行い、多様な形状を持つワンピースの画像とそれに対する縫製パターンの画像を作成した。画像の編集、合成には、Adobe の Photoshop と illustrator を使用した。また、入力データ、出力データ共に画像の拡張子は全て png に統一した。

3.2 実験条件

3.1 節で作成した全データ 110 枚を train データ 88 枚, validation データ 11 枚, test データ 11 枚に分けた。それぞれのデータに含まれている画像データの衣服の形状に偏りが無いよう、作為的に分割を行った。

使用する学習モデルは pix2pix[4] で、損失関数は pix2pix[4] の初期設定のままで学習を行った。1 回の学習で見せるデータの数を示すバッチサイズは 1 とした。学習回数を指すエポック数は最大で 20000ep とした。

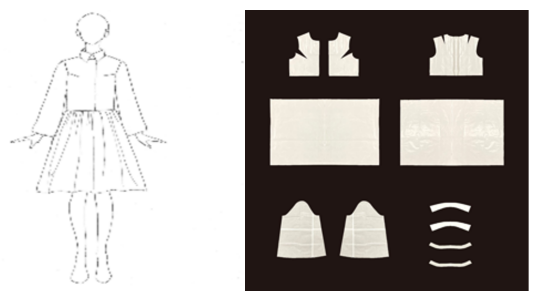
まず、エポック数が 20000ep での本研究で構築し、データセットを学習したモデルを使用して、生成された縫製パターンの画像を洋裁経験者である著者が評価を行った。

また、pix2pix では 1000ep ごとに保存した。各エポック数のモデルの損失関数はモデルの pix2pix の初期設定のままで、バッチサイズは 1 とした。そして、1000ep ごとに保存したモデルを用いて、エポック数が 1000ep, 5000ep, 10000ep, 20000ep での各モデルでの縫製パターン生成の結果も確認し、考察を行った。

3.3 実験結果

3.3.1 エポック数 20000ep での生成画像例

エポック数が 20000ep で作成したモデルで縫製パターンを生成した結果の例を、図 4, 図 5 に示す。図 4 の (a) に入力画像, (b) に入力画像に対する実際の縫製パターン, 図 5 に本研究で作成したモデルが生成した縫製パターン画像を示す。



(a) 入力画像 (b) 実際の縫製パターン

図 4 入力画像と正解データ

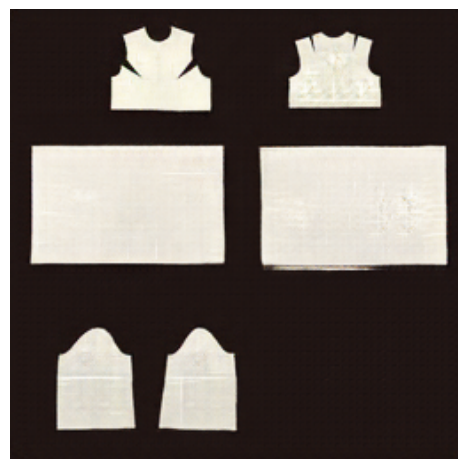


図 5 エポック数 20000ep での生成結果

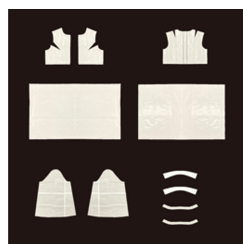
3.3.2 各エポック数での生成画像例

各エポック数においてモデルが生成した縫製パターン画像を図 6, 図 7 に示す。図 6 の (a) に入力画像, (b) に入力画像に対する実際の縫製パターンを示す。また、図 7 の (c) にエポック数が 1000ep のモデルが生成した縫製パターン画像, (d) にエポック数が 5000ep のモデルが生成した縫製パターン画像, (e) にエポック数が 10000ep のモデルが生成した縫製パターン画像, (f) に

エポック数が 20000ep のモデルが生成した縫製パターン画像を示す。

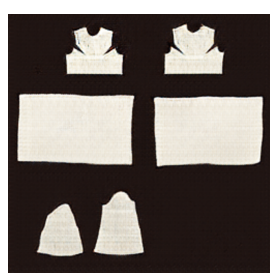


(a) 入力画像



(b) 実際の縫製パターン

図 6 入力画像と正解データ



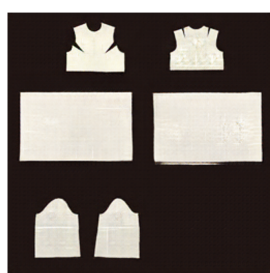
(c) 1000ep



(d) 5000ep



(e) 10000ep



(f) 20000ep

図 7 各エポック数での生成画像

3.4 考察

3.4.1 衣服製作者から見た生成画像の定性的評価

3.3.1 項の図 4 と図 5 を見て衣服の製作の経験がある著者が考察を行う。まず、図 4、図 5 の中央にある長方形の形状をしたスカート部分の縫製パターンに注目する。モデルの生成画像である図 4 と実際の縫製パターンである図 5 を比較すると、近い形状の縫製パターンの生成に成功していることが分かる。

次に図 4、図 5 の左下の袖部分の縫製パターンに注目すると、実際の縫製パターンは長袖だが、モデルは半袖の縫製パターンが生成していることが分かる。

最後に図 4 と図 5 の右下の衿部分に注目するとモデルは衿の縫製パターンが生成出来なかったことが分かる。

以上の結果より、本研究で提案した手法では、部分的には入力画像の衣服の形状に応じた縫製パターンが生成可能であることが分かる。しかし、袖や衿など細かい箇所の縫製パターンの形状に誤りがあることや、そもそも縫製パターンが全く生成されないという課題がある。この課題の原因として、服の縫製パターンを 1 枚にまとめて pix2pix に学習させたが上げられる。これにより、縫製パターンのどのパーツが衣服のどこを表しているのかを理解していないで学習しているのではないかと考えている。この課題を解決する為に、衣服を各パーツに分割してから、1 つ 1 つのパーツの縫製パターンを生成するという手法を考える。また、深層学習モデルの学習の際にも、入力画像、出力画像共に各パーツにアノテーションを行った画像を学習させる手法を提案する。これにより、衣服を構成する各パーツの形状をより詳細に学習させ、より衣服の形状に忠実な縫製パターンの生成を目指す。

3.4.2 各エポック数における生成画像の変化

各エポック数に対する提案手法で生成された画像の変化について考察する。考察には、3.3.2 項の図 6、図 7 を用いる。図 6、図 7 の左下の袖部分に注目すると、エポック数を変化させることで袖の形状に変化があることが分かる。しかし、どの形状が実際の縫製パターンに最も近いかは明らかではなく、最適なエポック数はこれらの生成画像のみからは判断が出来ない。

今後は、モデルの学習段階での損失関数の変化を調べ、モデルに適切な損失関数を定める。また、pix2pixがこの手法に最も適切なモデルかは判断出来ていない為、他の画像生成モデルでも本研究で作成したデータセットを学習させ、比較、検討する必要がある。そして、生成画像や提案した画像生成モデルの定量的評価の方法も考える必要がある。

4 結論と今後の展望

本論文では、深層学習モデルを用いて画像から服の形状に忠実な縫製パターンを生成する手法を提案した。実験の結果、提案したデータセットと手法は、部分的には入力画像の服の形状に忠実な縫製パターンの生成が可能であることが示された。しかし、細かいパーツの縫製パターンの生成が難しいことや、生成画像の定量的な評価が出来ていないことが課題である。今後は、データセットと使用する学習モデルの双方の改善を行うことで、衣服の形状に合った縫製パターンの生成を行う。

参考文献

- [1] Natsumi Kato, Hiroyuki Osone, Kotaro Oomori, *et al.*, “Gans-based clothes design: Pattern maker is all you need to design clothing, ”In: Proceedings of the 10th augmented human international conference, pp. 1-7 (2019)
- [2] Liu Lijuan, Xiangyu Xu, Zhijie Lin, *et al.*, “Towards garment sewing pattern reconstruction from a single image, ” ACM Transactions on Graphics (2023)
- [3] Vaswani, A. *et al.*, ”Attention is all you need, ” Advances in Neural Information Processing Systems (2017)
- [4] Phillip Isola, Jun-Yan Zhu, Tinghui Zhou, *et al.*, “Image-to-image translation with conditional adversarial networks, ” Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (2017)
- [5] まるやま はるみ, “誌上・パターン塾 vol.4 ワンピース編”, 文化出版局, 2018.
- [6] Mendi Mirza, Simon Osindero, ”Conditional generative adversarial nets, ” arXiv preprint-arXiv:1411.1784 (2014)