

深層学習による画像生成及び画像変換の織物製造工程への応用

製織システムチーム 岩崎 健太

要 旨

織物製造工程における省力化及び技術の継承を目的として、同じ柄を表現している図案、紋データ及び織物の各画像間での変換を、深層学習による画像生成技術を用いて試みた。その結果、生成される画像の品質は用意する2種の画像に大きく依存するが、位置的に対応した画像を用意することができれば、比較的明瞭な画像が生成できることがわかったことから、織物製造工程における画像変換への利用の可能性が示唆された。

1. はじめに

機械学習分野において深層学習の画像識別性能の高さが注目されており、当チームでも織物製造工程での改善のため活用を検討している¹⁾。加えて近年では、深層学習により画像、音声、文章等のデータを生成する技術についても注目されている。深層学習によるデータ生成を実現するための代表的な技術として、GAN (Generative Adversarial Network)²⁾があるが、このGANの概念に対して畳み込み層等を加えて実装したDCGAN³⁾や、多くの派生ネットワークにより画像の生成が可能になっている。GANの派生であるpix2pix⁴⁾では、各座標の位置が対応付いたペア画像を入力とし、画像間の関係を学習することで、一方の画像から対応したもう一方の画像を生成することができる。

一方、当チームが支援する織物製造業では、主に手描きの図案を元に、たて糸本数等の製織条件に応じた紋データをコンピュータ上で作成し、様々な糸を用いて製織が行われている。これらは分業制のもと、複数の企業及び複数の職人により時間と労力を費やして行われているが、昨今の職人数減少の傾向から、本工程の省力化及び技術の継承が必要となることが考えられる。しかしながら、これらの図案、紋データ及び織物の3つの状態は、いずれも同じ柄を表すが、紋データ作成時における職人の暗黙知が存在することから、既存手法での自動化は難しいとされている。紋データから織物へのシミュレーションをする試みについては一部行われているが、製織条件や製品ごとの違いを反映したシミュレーションを行うためには、見た目の変化を定量化し変数としてコンピュータに入力する必要がある、容易に試行できるものではない。

深層学習は、定義が困難な見た目の違いを過去の蓄積

から自動的に学習するという特徴により、製織工程においても効率的な画像生成が可能であると期待できる。そこで本研究では、この深層学習を用いた画像生成技術により図案、紋データ及び織物の各画像間での変換を行うことで、織物製造工程の省力化及び技術の継承を目指す。

2. 実験方法

織物製造工程での具体的な課題として、以下の2点を考える。

- (a) 紋データ画像を元にした織物画像の生成
- (b) 図案画像を元にした紋データ画像の生成

(a) は、紋データから実際に製織して織り上がりを確認する工程をシミュレートするものであり、試織と紋データ修正の手間を削減する。(b) は、高解像度な図案画像から低解像度な紋データを作成する際の、紋データ特有の曲線表現等を再現するものであり、職人の技術継承の一助となる。上記の(a)及び(b)で明瞭な画像が生成できることを確認するため、以下の実験を行った。

2.1 ネットワーク

本研究ではGANの応用であるpix2pixを使用した。図1にpix2pixによるデータ生成の概要を示す。

図1でGeneratorは紋データ画像を元に織物画像らしき画像を生成し、Discriminatorは紋データ画像と織物画像あるいは紋データ画像と生成画像の組み合わせが本物であるか偽物であるかを識別する。Generator側ではDiscriminatorが生成画像を本物であると間違えるように本物に近い画像を生成するように学習していき、Discriminator側では本物に近い画像が与えられてもそれが偽物であると正しく識別するよう学習していく。本ネットワークではこうしてGeneratorとDiscriminator

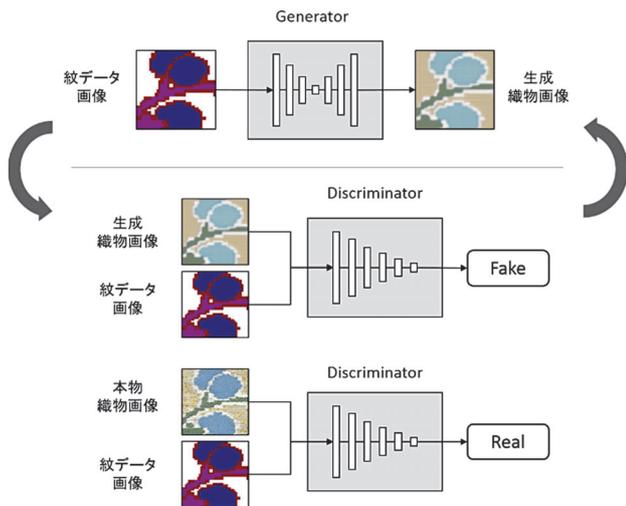


図1 pix2pixにおけるGenerator（図上）及びDiscriminator（図下）

を競わせるように学習させることで、画像の生成性能を向上させる。

なお、本ネットワークでは、幅256ピクセル×高さ256ピクセルの画像を入出力する。

2.2 実験用データ

本ネットワークでの学習のためには、位置が対応付けられたペア画像が必要となる。そのため、本研究では紋データ画像と織物画像、図案画像と紋データ画像、いずれの場合も両方の正確なデータが入手可能な物として、京都市産業技術研究所（以下産技研）が保有していたもの（データ①）及び企業提供のもの（データ②、データ③及びデータ④）を実験として使用した。データ①～データ④を図2～図5に示す。紋データは、産技研が開発した「CGSIIソフトウェア基本パック」の「画像データ作成」により画像化した。また、織物画像及び図案画像は、デジタルカメラ及びフラットベッド型スキャナを用いて撮影した。

2.3 データの事前加工

(a) 紋データを元にした織物画像の生成

紋データ画像、織物画像のいずれも幅256ピクセル×高さ256ピクセルの画像を一定枚数確保するため、画像の拡大及び切り出しを行った。紋データ画像については、織物画像との対応付けの際には学習の障害となる砂子の情報等を除外した。織物画像については、歪みによる変形を射影変換により補正した。

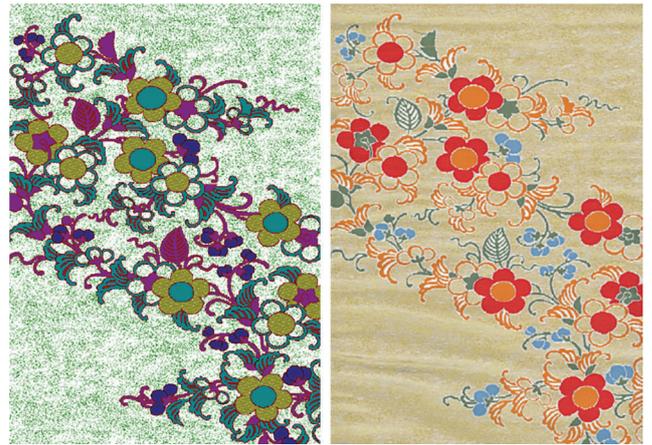


図2 データ①（左：紋データ画像、右：織物画像）

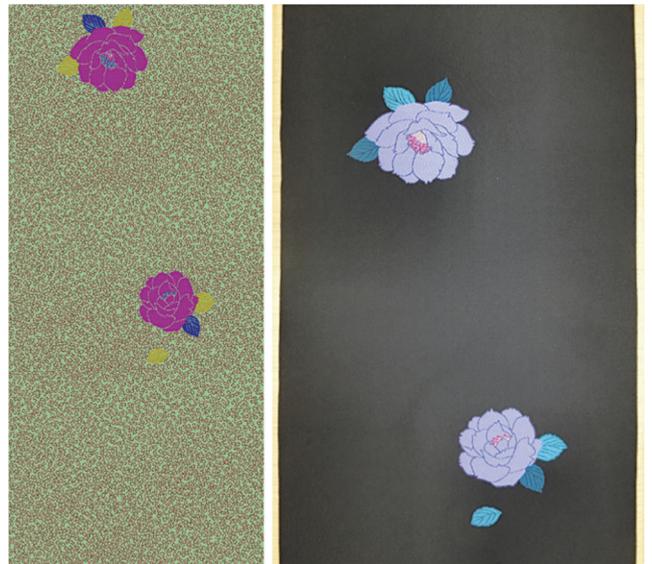


図3 データ②（左：紋データ画像、右：織物画像）



図4 データ③（左：図案画像、右：紋データ画像）



図5 データ④ (左: 図案画像, 右: 紋データ画像)

(b) 図案画像を元にした紋データの生成

図案画像, 紋データ画像のいずれも幅 256 ピクセル×高さ 256 ピクセルの画像を一定枚数確保するため, 画像の拡大及び切り出しを行った。紋データ画像については, 曲線の形状を学習する際には不要な針縫じ組織等の情報を除外し, 白と黒の2色に減色した (図6)。図案画像については, 歪みによる変形を射影変換により補正した。

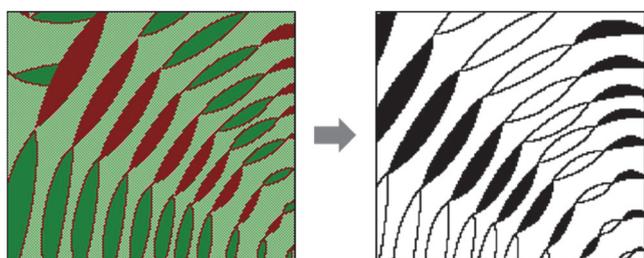


図6 紋データ画像の事前加工

2.4 学習環境及び学習条件

pix2pix による学習は, 文献⁴⁾のネットワークを基本とし, 表1の条件で行った。

3. 実験結果及び考察

(a) 紋データ画像を元にした織物画像の生成

図7にデータ①の学習結果を, 図8にデータ②の学習結果を示す。

データ①の生成画像については, 詳細な部分はわずかに不明瞭であるが, 輪郭等はある程度正確に再現できており, 比較的明瞭な画像が生成できたことが確認できる。

表1 学習環境及び学習条件

GPU	Pascal TITAN X
深層学習実装	Python 3.5 PyTorch 0.4 CUDA 8.0 cuDNN 5.1
エポック数	200
学習データ数	データ①: 164 データ②: 72 データ③: 244 データ④: 75

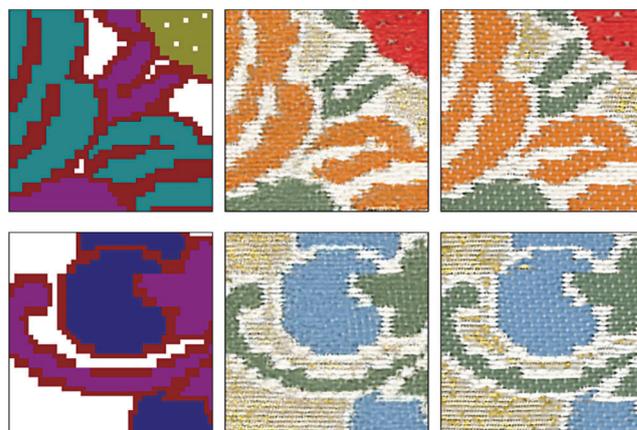


図7 データ①の学習結果
(左: 紋データ画像, 中: 生成織物画像, 右: 本物織物画像)

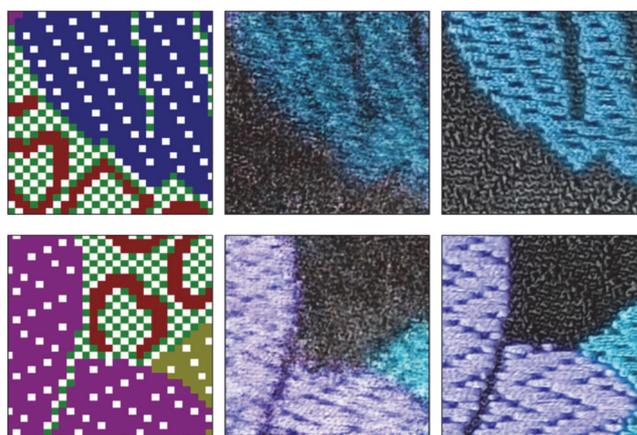


図8 データ②の学習結果
(左: 紋データ画像, 中: 生成織物画像, 右: 本物織物画像)

しかし, ②の生成画像については全体的にぼやけており, 明瞭な画像とはいえない。

原因としては, 紋データ画像と織物画像との位置ずれ

が生じていることが考えられる。各撮影データは画像処理ソフトウェアを用い、紋データと対応するように移動、変形を行っているが、データ②はデータ①と比較し紋データが複雑であること、織物の歪みが大きいことから位置の調整が不完全であった。織物の歪みについては、データ②がデジタルカメラにより非接触に撮影していることも影響していると考えられる。

(b) 図案画像を元にした紋データ画像の生成

図9にデータ③の学習結果を、図10にデータ④の学習結果を示す。

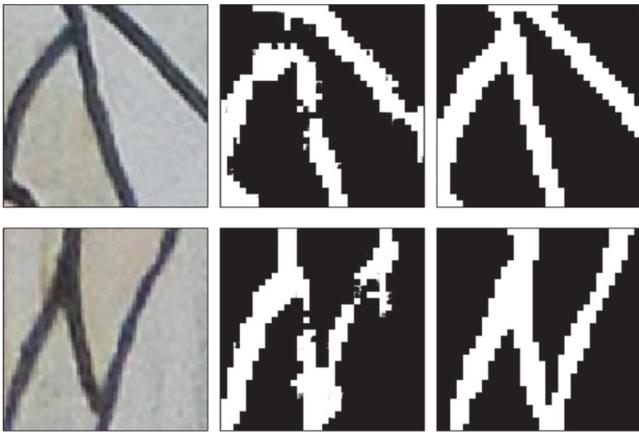


図9 データ③の学習結果
(左：図案画像，中：生成紋データ画像，
右：本物紋データ画像)

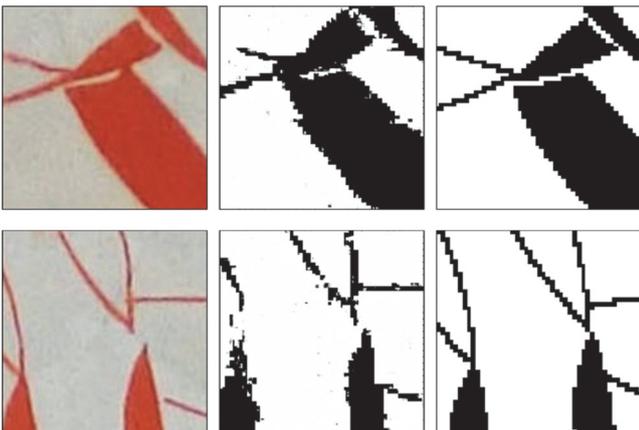


図10 データ④の学習結果
(左：図案画像，中：生成紋データ画像，
右：本物紋データ画像)

データ③とデータ④の生成画像は、いずれも線が途切れる、形状がいびつであるといった特徴があり、本物紋

データ画像のような滑らかな曲線はあまり見られなかった。

原因としては、(a)と同様、データ間の位置ずれが考えられる。図案画像についても紙の歪みや折れが存在し、調整は困難であった。また、今回は図案のデザインがそのまま紋データに反映されているもののみを選択したが、選択しなかったものの中には、柄の一部がいずれか一方にのみ存在し図案と紋データが一致しないものが多く存在するなど、データ収集の困難さについても確認した。

補助実験として、正確な位置合わせが達成された場合に明瞭な画像が生成できる可能性について検証するため、人工的に曲線画像を作成（学習データ数：197）し、同様の学習を行った。

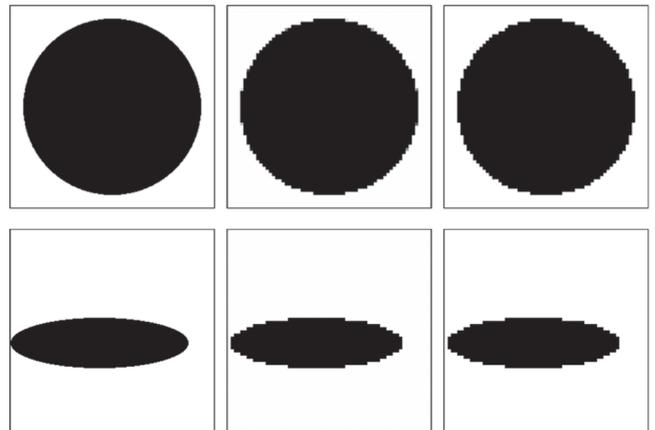


図11 補助実験の学習結果
(左：曲線画像，中：生成画像，右：本物画像)

図11に示す実験結果から、ほぼ本物画像と生成画像が一致しており、単純化したデータではあるものの、位置合わせの重要性が確認された。

4. まとめ

織物製造工程における省力化及び技術の継承を目的として、図案、紋データ及び織物の各画像間での変換を、深層学習による画像生成技術を用いて試みた。

一部明瞭な画像生成ができたものの、その品質は予め用意したペア画像の位置的対応が取れているかどうか大きく依存していることがわかった。そのため、生成画像の品質向上に向け、効率的な位置合わせのための画像収集方法及び画像事前加工方法の再検討が不可欠であると考えられる。今後は、上記生成画像の品質向上を目指

しながら、画像を扱う他分野への応用も検討する。

謝 辞

本研究において、織物画像、図案画像及び紋データを提供していただいた宮階織物株式会社に深く謝意を表します。

参考文献

- 1) 岩崎健太, 本田元志: 京都市産業技術研究所研究報告, No.8, pp.66-69, 2018.
- 2) Ian J. Goodfellow 他: Advances in Neural Information Processing Systems, 27, pp.2672-2680, 2014.
- 3) Alec Radford 他: arXiv:1511.06434, 2015.
- 4) Phillip Isola 他: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1125-1134, 2017.