

深層学習による画像認識に関する調査研究

製織システムチーム 岩崎 健太, 本田 元志

要 旨

製織時の織物面を監視し、人に代わって織りキズの発生を検知する仕組みを構築することを目的に、画像認識に関する機械学習技術を幅広く調査した。画像解析としてオートエンコーダモデルを試作するとともに、データ生成モデルについても動作を確認した。またニューラルネットワークの学習では多量の織物画像が必要になることから、織機に取付けて自動的に画像を収集し続ける装置を実装し、業界において収集実験を行った。

1. はじめに

伝統産業分野における高付加価値製品を供するプロセスにおいては、依然、人の手によって行われている仕事が多く存在しており、その理由として、機械化が困難あるいは高コストであるためと考えられている。一方で、情報工学分野、特にAI（人工知能）の進歩は著しく、人間が行う複雑な思考を汎用的なコンピュータで判断することが可能になってきている。人間の目が行う処理の代替である画像処理においても、近年、AI分野の一技術である深層学習を取り入れることでその技術は目覚ましく発展している¹⁾。深層学習による画像認識技術は非常に多くの可能性を秘めているが、現在、その利用については一部の分野において始まったばかりである。本研究では、このような深層学習による画像認識技術について、伝統的繊維産業分野を中心として、人間によるセンシングの依存度が高いプロセスでの活用を目的とした技術調査を行った。

2. 織物製造業における工程省力化の課題

力織機による多色紋織物の製造工程では、様々な機構やセンサを駆使することにより、織物に不具合をもたらす異常を検出し織機を自動停止させることができる。その結果、不具合を回避、もしくは製品を修正可能な状態にさせ得る。しかしながら、検出が困難な性質の異常やセンサの取得漏れも生じることから、必ずしも織機を自動停止できず、その際は、人が状況判断による対応を行わざるを得ない。例えば、挿入するよこ糸の切断などの比較的単純な異常の発生であっても、現状では、その際の対応はウィーバー（織る人）の判断に委ねられている。複雑な織物の製織では、人が直接関与するタスクは多様であるため、それに伴う異常判断のためのタスクについ

ても同様に存在する。その結果、1人のウィーバーによる複数台の織機管理の実現が妨げられている。そこで、このような監視タスクを自動化し、織物製造工程の省力化を図ることができれば、ウィーバー労働環境の改善、新たな就労層確保による後継者不足の改善、少人数でのメーカー生産量の確保に役立つことが期待できる。

3. 織りキズ画像に対する画像処理方法の検討

織物にキズが発生する要因は多岐に渡っている。そのため全てのキズを未然に防ぐことは不可能であり、原因を特定することも難しい場合がある。しかし、そのいずれの織りキズも織物面上に現れるため、織物面の監視により、製造中の不良個所を確実に捉えることができると考えられる。また、不良検出後の最低限の機能としては、修正可能な製品状態で装置を自動停止し、その操作をウィーバーに通知することであると考えられる。

表1に織りキズの発生例を挙げる。

表1 代表的な織りキズとその原因

織物異常	原因
よこ筋	よこ糸未挿入, よこ糸張力異常, 織機不良
耳部の形成不良	よこ糸張力異常, たて糸切断
生地中の糸の飛出し	よこ糸過剰供給, よこ糸不良
たて筋	たて糸切断, たて糸張力異常, 整経不良
組織異常	ジャカードやダイレクトの異常, 綜統の異常, 静電気
その他	異物混入, 油污れ (色異常)

製織作業を熟知している人間であれば、織りキズの判別は容易であるが、機械によるその作業は非常に困難である。その理由として、無限にある織物デザインの中から織りキズのみを区別し、抽出する汎用的な条件は容易

に記述できないことが挙げられる。一方で、人間が容易に処理しているタスクを機械に処理させる機械学習分野の技術は、昨今のコンピュータ技術及びその周辺技術の向上と共に飛躍的に発展してきている²⁾。そこで、製織プロセス中に取得した画像の中から、織りキズの有無及び部位を判別することを目的として、その手法について検討した。

3.1 直線の検出

画像処理によるよこ糸挿入の確認を目的として、よこ糸挿入直後の製織中画像をグレースケール化し、canny法によるエッジ抽出を行い、Hough変換による直線検出を行った。図1に示すように、よこ糸挿入により現れた直線を検出できており、直線の角度、位置、長さによりよこ糸の有無を特定可能と考えられる。

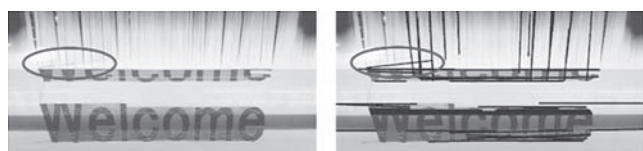


図1 (左) 元画像と(右) 直線検出・描画後の画像
(画像の丸部によこ糸挿入による直線がある)

3.2 色情報のクラスタリング

機械油による製品の変色汚れなどの色異常の検出を目的として、k-means法による画像中の色のクラスタリングを行った。図2に示すように、RGB色空間において重心を求める手法では、小さな領域や、微妙な色の変化についてはその抽出が難しく、抽出の可否は撮影環境による陰影に強く影響を受けることが分かった。今後、他の色空間において異常値を検出する手法や、撮影環境の統一、影響を整える前処理、及び影響を受けないロバストな手法について検討する必要がある。

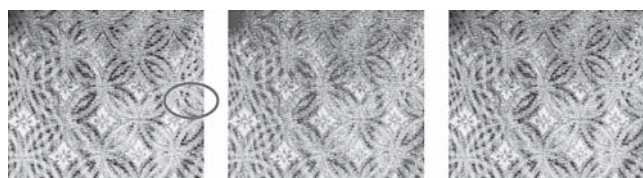


図2 左から元画像、3色に減色、5色に減色した画像
(元画像の丸部に褐色の変色汚れがある)

3.3 セグメンテーション

前節ではRGB情報だけを用いたが、織物画像中の異

常領域の抽出を目的として、色情報とxy座標の5次元でクラスタリングするSLIC法³⁾を試みた。図3に示すように、変色汚れを考慮した領域に分割できており、前処理としての候補領域の抽出には有効だと考えられる。



図3 左から25,50,100の領域(近似値)に分割した画像

3.4 汎用的な特徴抽出器

汎用的に用いられている画像の特徴量としてAKAZE特徴⁴⁾を採用し、この検出器を用いて織物画像の評価を試みた。また、画像中の織物の部位に相当する部分をCGSIIデータから画像化し、両画像(片方は写真)の特徴点を比較した。その結果、必ずしも織りキズ部位に特徴点が集まらないことがわかった。さらに、写真同士やBMP画像同士の比較であれば特徴点は良く一致するが、写真とBMP画像との比較ではそれらはあまり一致しないことが判明した。写真については前述のk-means法による色まとめを行った後であっても、結果に大きな変化は見られなかった。3色に減色した写真(織物画像)とCGSIIデータから作成した画像(3色)の特徴点を比較した結果を図4に示す。図4において、特徴点を○印で、左右画像の特徴点の対応候補を線分で示しているが、左側図中央の織りキズ部分について、織りキズの判断材料となる結果は得られなかった。

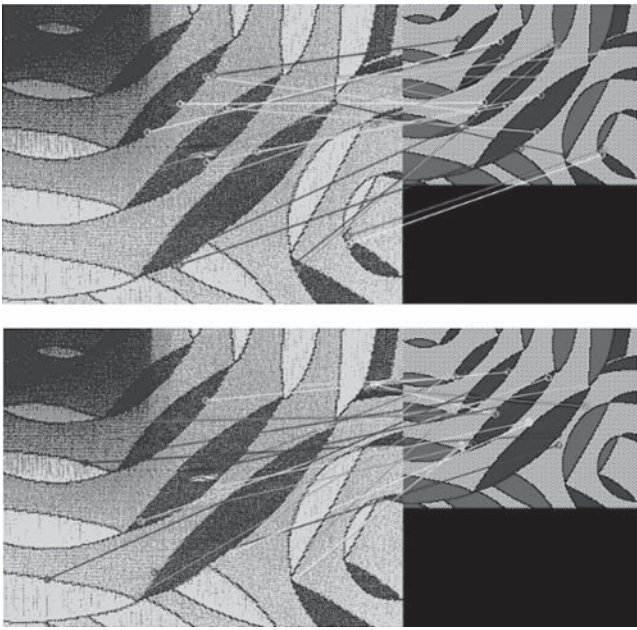


図4 (上) 特徴点の一致度上位 20 箇所の対応
(下) 下位 20 箇所の対応 ※左側図中央に織りキズ有

3.5 AE (Auto Encoder)

前述した各手法では、個別のキズ判別タスクや、画像に対して適切なパラメータを設定すれば、画像の織りキズの判別に利用できると考えられるが、多種多様なデザインの織物画像に対して統一的に対応できるパラメータを見出すことは困難であると推察される。一方で、ニューラルネットワークを用いることで、画像の抽象的な特徴を捉えることが可能となり、その結果、画像処理技術が大きく発展した。そこで、織物画像の特徴を抽出し、この特徴量をもって織りキズの有無の判別を行うことを目的に AE モデルを試作した。AE は自己符号化器とも呼ばれ、入力データをなるべく再現できる符号化方法を自動的に習得するネットワークである。ネットワークを用いて「飛行機」「人の顔」「バイク」の 3 ラベルについて各約 40 枚の画像で 1000 エポック学習させた結果の一例を図 5 に示す。図に示すように、3 ラベルの画像であれば、未学習の画像に対してもある程度復号化できることを確認した。

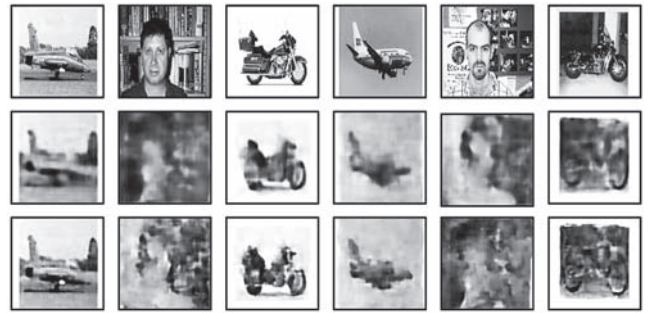


図5 上：入力画像，中：200 エポック後の出力画像
下：1000 エポック後の出力画像(右半分は未学習)

3.6 GAN (Generative Adversarial Network)

AE は、画像というある種冗長なデータから意味のある情報を集約し再現する能力を獲得するが、生成データの見た目のみに注目すると GAN の方が一般的に優れている⁵⁾。すなわち、GAN におけるネットワークが扱う中間データの質としても優れていることを意味するのであれば、GAN を組み込んだ学習の方が適切と考えられる。そのため、ネットワーク中に畳み込み層を用いるなどして GAN を発展させた DCGAN (Deep Convolutional GAN)⁶⁾ のネットワークについても試作した。インターネット上で収集した着物画像 100 枚を元に DCGAN により生成した画像の例を図 6 に示す。低解像度ではあるが、目視により認識できる程度の画像を生成できていることを確認した。

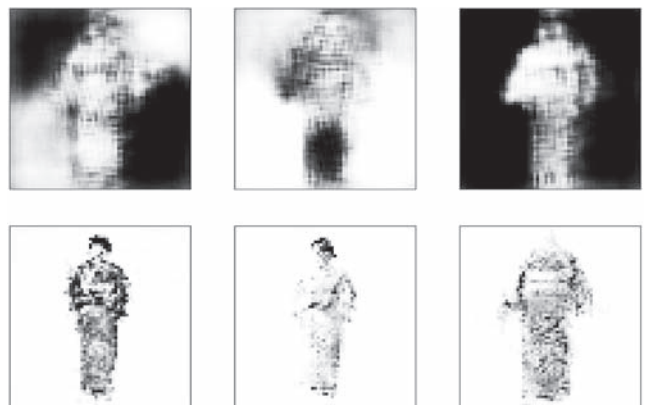


図6 上：100 エポック後の出力画像
下：2500 エポック後の出力画像

4. 画像収集装置

ニューラルネットワークの学習では、ラベル分けされた画像が多量に必要なことから、織機に取付けることで自動的に画像を収集し続ける装置を実装した。織機

では商品の表面が下側に配されて製織されているため、ウィーバーはクロスローラ上部に取付けられた鏡を用いて、それに映された織物面を視認している。従って、織物面の画像の撮影についても同様の位置から行うことが妥当であると考えられる。また、織機は箒打ち運動を行っており、箒打ち動作中は織物面を確認することができないので、箒が後退した開口時に撮影する必要がある。さらに、製織現場の作業環境は様々であるため、撮影機材の織機への脱着が容易であり、かつカメラの位置調整は3自由度を確保し、設置治具自体の携帯性も高いことが望まれる。以上を考慮して、装置はシングルボードコンピュータである RaspberryPi 3B と Camera Module V2 をベースとして使い、入出力機能と治具を作製した。図7に装置の概要を示す。ダイレクトジャカードが織機から取得している2つの信号のうち、1つの信号のタイミングが150度付近である。これは箒の最後退タイミングである180度の30度(0.04~0.05秒)前であるので、この信号を横取りして制御機への入力として撮影タイミングに利用した。この装置を用いて業界において収集実験を行った写真を図8に示す。結果、自動撮影のタイミングについては想定通り行えていたが、ウィーバーによる織機の手動操作時に不鮮明な画像が含まれる等、今後の改善の余地も確認できた。

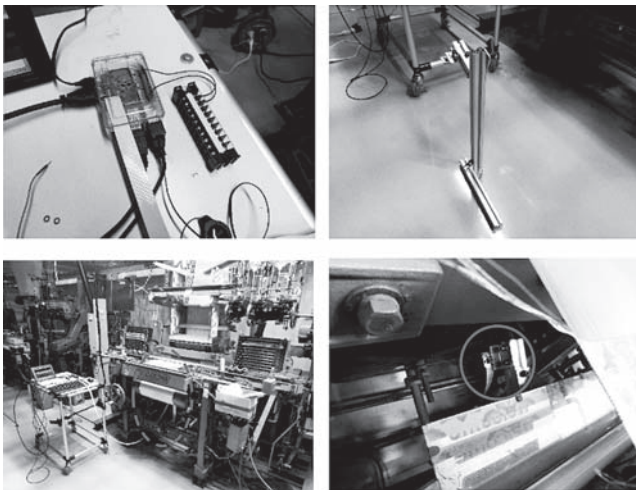


図7 左上：装置本体，右上：治具
左下：治具取付箇所，右下：カメラ位置

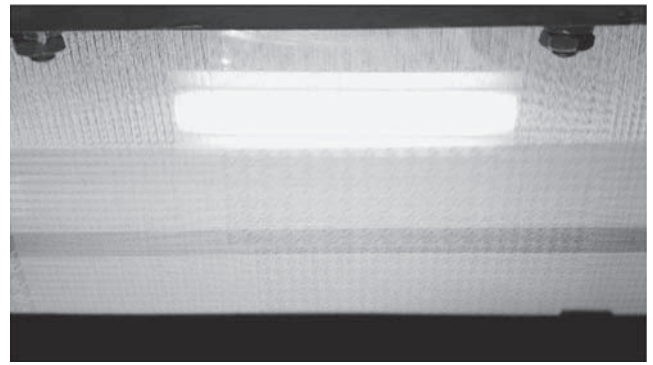


図8 画像収集装置で撮影した写真

5. まとめ

織物画像中のキズの有無や部位を判別することを目的として、ニューラルネットワークを含む様々な機械学習技術の適用について調査した。また、織物画像を収集する装置を試作して画像収集に関する実験を行った。これらにより、このタスクにおける画像処理の大凡を見定めるとともに、多くの画像を収集して実験を行う基盤を整えた。今後は、汎用的な特徴抽出器を作成することを目標に、実際に業界で製造されている多種多様な織物画像を収集し、その解析を進める。

実験で使用したライブラリ等

OpenCV 3.1.0
scikit-image 0.13.0
theano 0.9.0
keras 2.0.6

参考文献

- 1) Kaiming He 他：IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.770-778, 2016
- 2) Wei Liu 他：European Conference on Computer Vision, pp.21-37, 2016
- 3) Radhakrishna Achanta 他：IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 34, pp.2274-2282, 2012
- 4) 「KAZE Features」
<http://www.robosafe.com/personal/pablo.alcantarilla/kaze.html> (2018年3月確認)
- 5) Ian J. Goodfellow 他：Advances in Neural Information Processing Systems, 27, pp.2672-2680, 2014
- 6) Alec Radford 他：arXiv:1511.06434, 2015