

# AI を活用した検反技術に関する研究

遠藤善道\*、立川英治\*、亀山遼一\*

Study on inspection technology using AI

ENDOY Yoshimichi\*, TACHIKAWA Eiji\*, KAMEYAMA Ryoichi\*

織物の製造において検反は品質を確保するために重要な工程であり、現在は目視検査に頼っている。製造工程の省力化のため、多くの研究者が画像処理を用いて検反を行う研究を重ねてきたが、現在まで実用化されていない。

人工知能(AI)を用いた画像処理技術が進歩をとげており、従来の画像処理技術ではできなかったことができるようになってきている。本研究ではオートエンコーダと呼ばれる人工知能を検反に利用できないか検討した。

今回の研究では、画像に意図的につけた傷を抽出することはできたが、検反作業で検査したい傷を抽出することはできず、人工知能を検反に用いる技術を確立することはできなかった。

## 1. はじめに

織物の製造において検反は品質を確保するために重要な工程であり、現在も多くの人員を割いて目視検査が行われている。多くの工業製品では画像処理を用いた検査が行われていて成果を上げているので、これまでも画像処理を用いた検反技術が研究されてきた。図1に今回検査したい無地の織物の「傷」の例を、図2に傷を横切る水平線上の輝度分布を示す。傷の長さは約1mmである。図1に示すように、傷は見にくいものであり、画像の輝度を利用して検出しようとしても、図2に示すように地の目の輝度変化と区別をつけることができないことから、製造工程で利用できる検反装置は開発されていない。検反に関しては他にも、(1)微小な力で変形するので、位置決めが正確にできず、パターンマッチングによる手法が利用できない、(2)柄物では、「汚れ」と「柄」の目が区別できないなど難しい要因がある。

一方、2012年に深層学習が提唱されてから、人工知能を用いた画像処理技術が長足の進歩をとげており、現在では人よりも画像認識率が高くなっている。

本研究では、人工知能を利用して検反を行う技術について検討したので報告する。

## 2. 実験

人工知能は、目的に応じて様々なニューラルネットワークが研究、提案されている。本研究では、「オートエンコーダ」と呼ばれるネットワークを利用した。

### 2.1 オートエンコーダを利用した検査

オートエンコーダの概念を図3に示す。図の丸印が「ニューロン」(重み付け演算器)、線がニューロンの結合状態を表す。

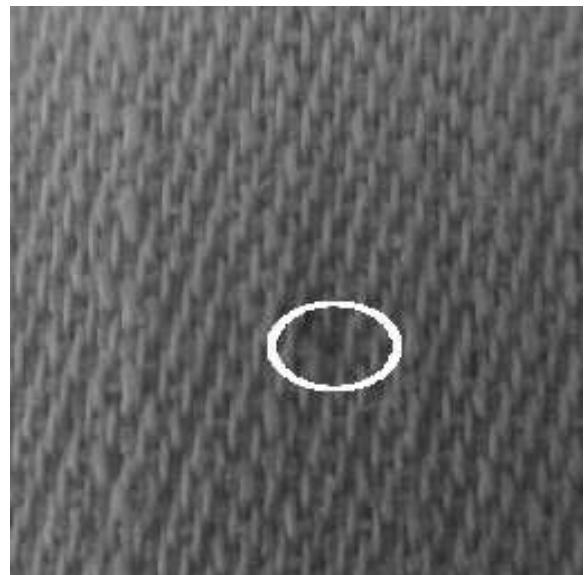


図1 検査したい反物上の「傷」  
丸印の中に傷がある

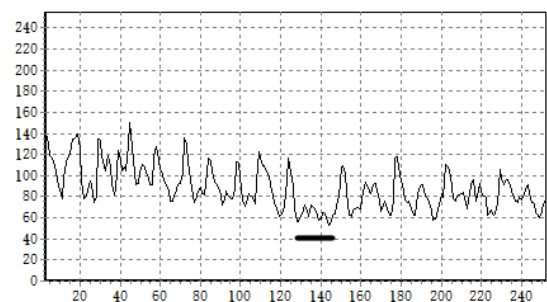


図2 傷を含む水平線上の輝度分布  
アンダーラインの場所が傷

\* 繊維・紙業部

オートエンコーダでは、入力した画像を集約し、ボトルネック特徴量を求め、求められた特徴量から入力と同じ

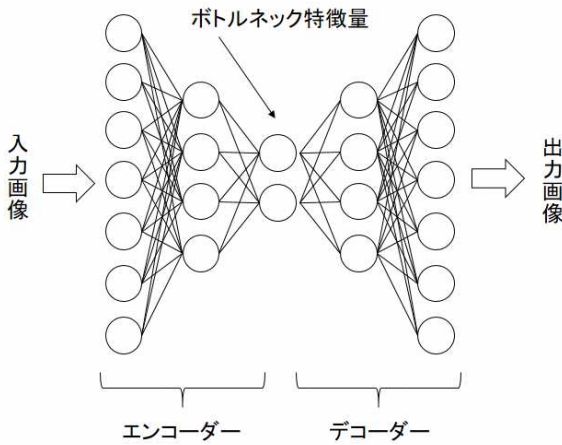


図3 オートエンコーダ

出力画像を得るように、ニューロンの重み付けを調節する。図の左半分をエンコーダ、右半分をデコーダという。オートエンコーダは、画像復元やノイズ除去を目的として開発されてきた。

オートエンコーダは入力画像からノイズを除去することができるので、入力画像と出力画像の差分画像をとればノイズを検出できる。織物の傷は、織物の周期的な地の目を乱すものであることから、ノイズとみなしてよく、オートエンコーダから得られる差分画像から傷を検出することができる。

画像検査でよく用いられている畳み込みニューラルネットワークは、学習に良品画像と同じ数の不良品画像を必要とするが、オートエンコーダの学習では良品の画像だけですむ。一方、畳み込みニューラルネットワークでは不良の分類ができるが、オートエンコーダではできない。

本研究が課題とする検反では、傷を分類する必要はないこと、傷が極めて少ないことから、提案されているニューラルネットワークのうち、オートエンコーダを用いる。

### 2.2 実験に利用するオートエンコーダ

実験に利用するオートエンコーダを表1に示す。表1はView2017で報告されたオートエンコーダ<sup>1)</sup>を、本研究に合うようにパラメータを調整したものである。表1のエンコーダ部では、256x256ピクセル、モノクロ画像を畳み込みフィルタを用い徐々に小さくし、32x32x32のボトルネック特徴量を作成する。デコーダ部では、ボトルネック特徴量を逆畳み込みフィルタを用いて徐々に大きくし256x256ピクセル、モノクロ画像をとって出力する。

### 2.3 実験方法

実験に用いる画像は、図1のような無地の織物をデジタルカメラで撮影したものを用いる。市販されている織物は柄物が多いが、本研究では人工知能を用いた検反技術の可能性を探りたいので、柄物より検査が簡単と考え

表1 オートエンコーダのパラメータ  
エンコーダ部

	Kernel	Stride	Output shape	Activation
Input			256,256,1	
Convolution	3,3	1,1	256,256,16	LReLU
Convolution	3,3	1,1	128,128,16	LReLU
Convolution	3,3	1,1	128,128,32	LReLU
Convolution	3,3	1,1	64,64,32	LReLU
Convolution	3,3	1,1	64,64,64	LReLU
Convolution	3,3	1,1	32,32,64	LReLU

デコーダ部

Deconvolution	2,2	1,1	64,64,64	LReLU
Deconvolution	3,3	1,1	64,64,32	LReLU
Deconvolution	2,2	1,1	128,128,32	LReLU
Deconvolution	2,2	1,1	128,128,16	LReLU
Deconvolution	2,2	1,1	256,256,16	LReLU
Deconvolution	2,2	1,1	256,256,1	Tanh

られる無地物を対象とした。画像の大きさは256x256ピクセル、モノクロ画像とする。解像度は0.17mm/Pixelである。表1のオートエンコーダに良品画像200枚を入力して学習させる。学習が完了したオートエンコーダに、傷がある画像を入力し出力画像を作る。入出力画像の差分を取り、傷の部分が検出されるかどうか検討する。また、布は精密な位置決めが困難であることから、良品画像を変形した画像を入力画像とし処理の堅牢性を評価する。GPUにはGeForce GTX660 RAM 2GB 980MHz CUDAセル 960個を、処理系にはNeural Network Console(ソニーネットワークコミュニケーションズ株式会社製)を用いる。

### 3. 結果及び考察

図4にオートエンコーダの学習曲線を示す。

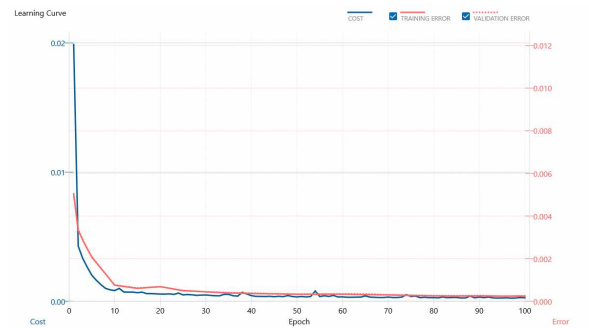


図4 実験で用いたオートエンコーダの学習曲線

図4の横軸が学習回数、縦軸が誤差である。学習にかかった時間は10分程度であり、早期に学習が終了している。CPU (PentiumG4560 3.5GHz)のみで学習させた場

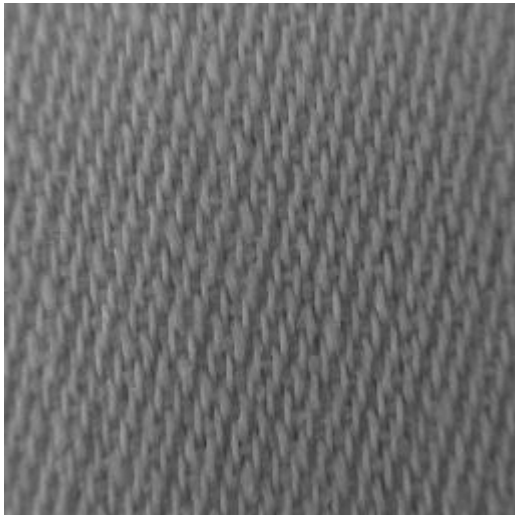


図5 傷のない織物画像（入力画像）

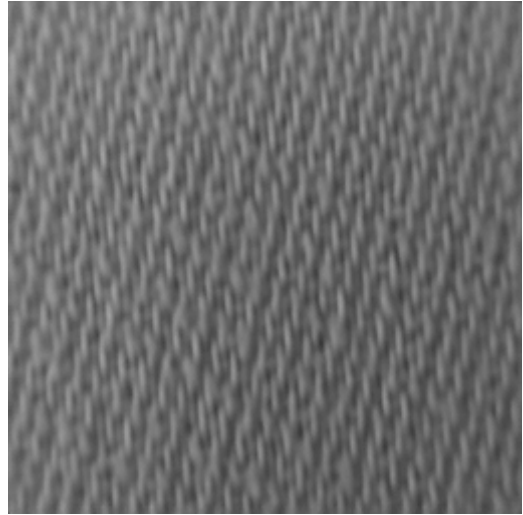


図7 傷のない織物画像（出力画像）

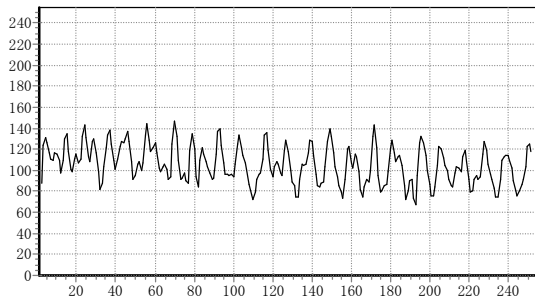


図6 入力画像の輝度分布

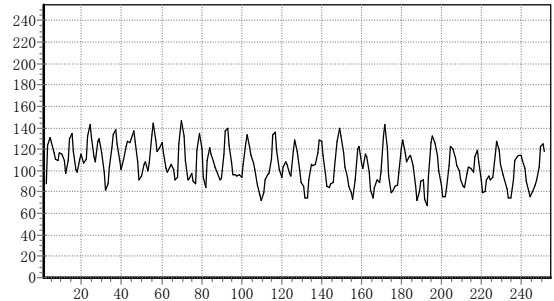


図8 出力画像の輝度分布

合は1時間経っても学習が終わらなかった。図5に傷のない織物の画像、図6に同画像の中央部を水平方向に左から右へスキャンしたときの輝度分布、図7にオートエンコーダを通して得られた出力画像、図8に同輝度分布を示す。図5、7に示すように、画像はよく復元できている。また、入力画像にあったノイズが消されている。これらのことから実験で用いたオートエンコーダはうまく動作している。図9に45度傾けた画像の入出力画像

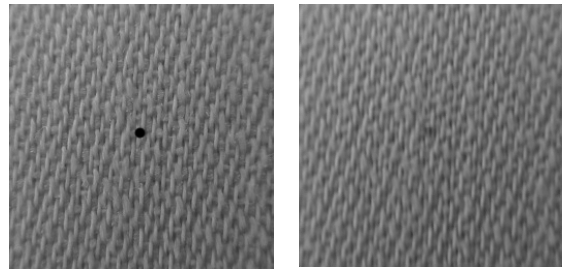


図10 傷をつけた画像（左）と出力画像（右）  
画像中央に黒点をつけた

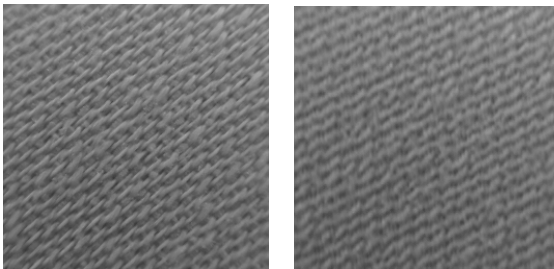


図9 45度傾けた画像の入出力画像  
左：入力画像 右：出力画像

を示す。図に示すように画像を大きく傾けても、よく復元できている。他にも拡大、縮小した画像を処理したが、いずれもよく復元できた。



図11 入出力の差分画像  
出力画像から入力画像を引いた

図10に、傷のない画像にペイントソフトで「傷」を

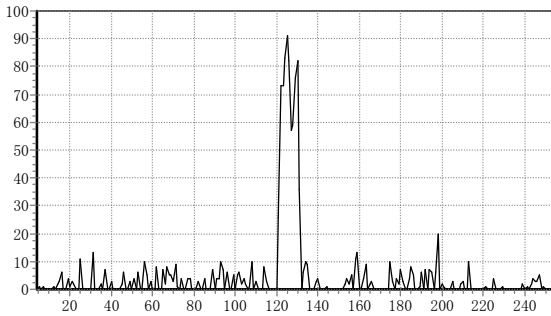


図1-2 傷を横切る部分の輝度分布

つけた画像とその処理結果を示す。また、図1-1に出力画像と入力画像の差分画像を示す。図に見るように傷の部分がかよく抽出されている。図1-2に、図1-1で検出された部分を横切る水平方向輝度分布を示す。図1-2の輝度分布ならば、閾値処理で用意に傷を判定することができる。

図1-3、図1-4に、検出したい傷の画像と出力画像の例を示す。図に示すように傷の部分まで復元しており、用いたオートエンコーダでは傷を抽出することができなかった。図1-4、1-5以外にも傷の画像を処理したが、結果は同様であった。

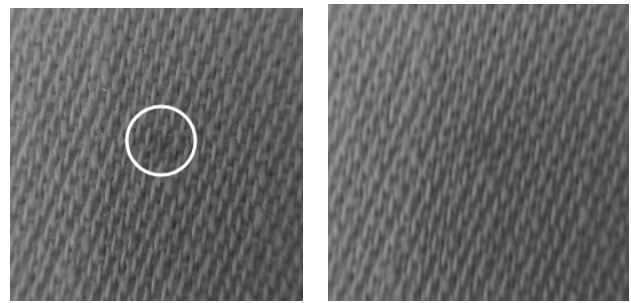
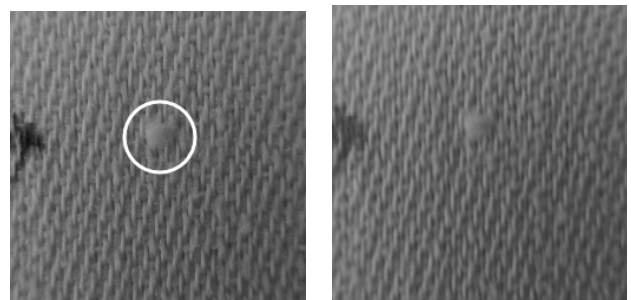
本研究では、表1のニューラルネットワークの他、ボトルネック特徴量の次元や中間層を増減させたネットワーク、提案されている他のオートエンコーダ十数種類<sup>2)</sup>、入力画像にホワイトノイズを加えて復元力を強化する学習方法など検討したが、傷の検出結果は表1のオートエンコーダと大差なかった。図1-0に比べて、図1-3、1-4は傷と地の目のコントラストが少ないことが原因と思われる。

#### 4. まとめ

画像処理を用いて織物を検査する技術は研究されているが、実用化された技術はない。人工知能を用いた製品検査技術が進歩しているので、本研究ではオートエンコーダと呼ばれる人工知能を検反に利用できないか検討した。

本研究では、入力画像のノイズを消すことはできたが、検査したい傷をそのまま出力してしまい、検反に用いる技術を確立することはできなかった。また、オートエンコーダによる処理は、回転、拡大、縮小に対して堅牢であることが示された。

人工知能の研究は日進月歩であり、様々なニューラルネットワークが提案されている。画像処理を用いた検反が繊維業界から求められていることから、今後も人工知能の研究に注目し、検反に適すると思われる技術が提案されたら試みてゆきたい。

図1-3 検査したい傷画像(左)と復元画像(右)  
丸印の中に傷がある図1-4 検査したい傷画像(左)と復元画像(右)  
丸印の中が傷、左の黒色部分はマーカ

#### 【参考文献】

- 1) 中塚ら、「少数不良サンプル下における Adversarial AutoEncoder による正常モデルの生成と不良判別」,View2017 ビジョン技術のワークショップ
- 2) 栗本ら、「Denoising AutoEncoder Generative Adversarial Networks を用いた欠損検出の検討」,View2017 ビジョン技術のワークショップ、その他インターネット上に公開されているオートエンコーダ