

ニューラルネットワークを利用したシワの評価方法に関する研究

遠藤善道*

Study on Wrinkle Evaluation Method Using Neural Network

ENDOY Yoshimichi*

洗濯によって生じる衣服シワは審美性を損なうため消費者やアパレルにとって大きな関心事であり形態安定など、シワができて回復するような加工方法が開発されている。シワの評価は繊維工学の課題であり、画像処理やレーザー計測を用いた方法が研究されているが、JIS ではシワのレプリカと見比べて判定するという方法が用いられている。本研究ではニューラルネットワークを用いてシワを客観的に評価する方法を検討し、簡単な画像処理とニューラルネットワークを用いてシワを評価できる技術を開発したので報告する。

1. はじめに

洗濯などで生じる衣服のシワは、審美性を損なうので、アパレルや消費者にとって大きな関心事であり、形態安定加工を施してシワができにくくしたり、アイロンを掛けてシワを直したりしている。

洗濯後のシワの評価法は、JIS L 1096 で定められている。JIS の方法は洗濯した試料を、図1のように、立



図1 JIS のシワ評価方法

体レプリカの限度見本と見比べて等級を定める方法である。図1では、試料を中央に、等級の違うレプリカを左右に置き、上方から蛍光灯の光を当てて、試料のシワとレプリカのシワの具合を見比べている。JIS の方法は、試料への光の当て方や観察方法、複数人で行うことなど細かな手順が定められているが、目視検査による主観評価となるために、熟練の検査者でも判定に迷うことが多い。シワを評価する手法は、繊維工学の課題であり、人に依存せず、簡便で安定した結果が出せる方法が求められている。

日下部らは生地を光を当て表面の凹凸を計測して特徴量を求め評価する方法¹⁾を、太田らは3次元計測を用いてシワを評価する方法²⁾を、森らは試料をスキャナーで読み取って画像処理を行い、画像特徴量を求めて評価する方法³⁾を開発している。また、日清紡テキスタイル(株)と(一財)ボーケン品質評価機構は、森の手法を元に評価機器を開発している^{4) 5)}。JIS で定められているシワの評価方法は目視評価であるので、森らが開発した画像処理による方法は妥当な方法であるといえるが、スキャナーでシワを画像化するので形状が変化する恐れが、また、積分型の画像特徴量を用いているので、シワの構造の評価ができていないか懸念がある。

一方、画像処理技術は、Deep Learning という人工知能の技術が開発されてから長足の進歩を遂げていて、現在では人の能力を超えるまでになっており、目視検査工程の多くを代替している。繊維試験では本田らがニューラルネットワークを用いてピリングの等級判定を試みている⁶⁾。本田の方法はシワの評価に応用できると思われるが、高額な3D計測器を利用して誰もが容易に導入できない。また、JINGAN WANG らは、独自に開発した撮影装置とニューラルネットワークを用いてシワの評価を試みている⁷⁾。

本論文では、安価な撮影装置と簡単な画像処理、単純なニューラルネットワークを用いてシワの評価方法を検討したので報告する。

2. 実験

2.1 試料の撮影方法

AATCC製のシワのレプリカを図2に示すような撮影台を用いて撮影する。シワのレプリカは、1級から5級までを撮影する。一般的な撮影では、試料の影ができないようにリング状の光源を用いたり、高い位置にランプを置いたりして撮影する。しかし、本研究ではシワを影で際立たせて撮影するために、図2のように、斜め上1方向からの照明とする。同じ試料について、照明の方向を

* 岐阜県産業技術総合センター副所長



図2 レプリカの撮影

前後左右させて4枚撮影する。斜め1方向からの光によって照明ムラが生じるので、シェーディング補正を用いて照明ムラを解消する。シェーディング補正は、1式の方法を用い、オフセットは128とする。

補正画像 = 元画像 - 標準白画像 + オフセット -1)

輝度ヒストグラム拡張など輝度を強調するための画像処理、ノイズを除くための平滑化処理などは行わない。カメラは、レプリカの全体を撮影できる高さに置く。

撮影した画像について図3のように、対象とする領域

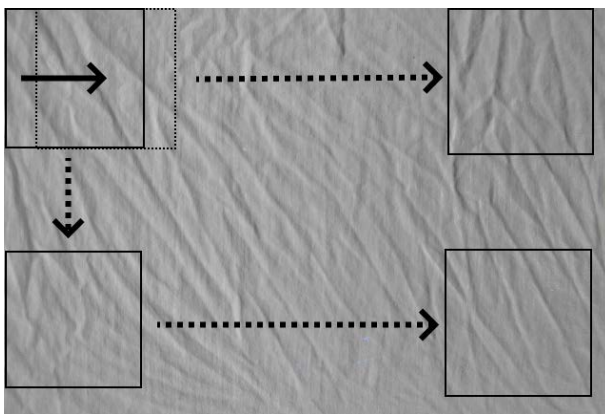


図3 画像の切り出し

を50pixelずつずらしながら、256pixel×256pixelの大きさに切り出す。図3の正方形が切り出す領域で、矢印が領域をずらす方向である。次に切り出した画像をモノクロ変換する。作成した画像の95%の枚数をニューラルネットワークの学習用とし、残り5%を学習時の検証用画像として用いる。また、切り出す際の間隔を変えて学習・検証用画像とは違う評価用画像を用意する。

2.2 ニューラルネットワークの構成と学習方法

本研究で用いるニューラルネットワークの構造を表1に示す。

ニューラルネットワークは3つの畳み込み層と2つの全結合層を用いた簡単なものである。Dropout層は過学

表1 ニューラルネットワークの構造

Layer	Kernel	Stride	Output	Function
Input	-	-	(256,256,1)	-
Conv1	(3,3)	(1,1)	(256,256,1)	ReLU
Pool1	(7,7)	(7,7)	(36,36,1)	Max
Conv2	(3,3)	(1,1)	(36,36,1)	ReLU
Pool1	(3,3)	(3,3)	(12,12,1)	Max
Conv3	(3,3)	(1,1)	(12,12,1)	ReLU
Pool1	(2,2)	(2,2)	(6,6,1)	Max
FC1	-	-	36	ReLU
Dropout	-	-	36	p=0.5
FC2	-	-	5	SoftMax
CategoricalCrossEntropy	-	-	1	

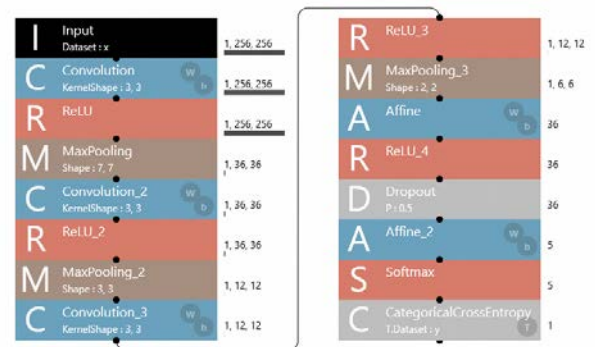


図4 ニューラルネットワークの構成

習を防ぐために入れておく。

ニューラルネットワークを処理するソフトウェアは、ソニーネットワークコミュニケーションズ(株)社製のNeural Network Console(以下NNC)⁸⁾を用いる。表1のニューラルネットワークをNNCで構成すると図4となる。GPUには、NVIDIA GeForce GTX1660Ti(CUDAコア1536)、搭載メモリ6GBを用いる。

2.3 目視判定とニューラルネットワークを用いた判定の比較

綿の添付白布を用いて、シワの試料を作成しJISの方法で等級判定する。

同じ試料を2-1節の方法で撮影し、地の目の影響をなくするために平滑化処理を行い、画像から、256pixel×256pixelの画像を任意に9枚切り取る。平滑化は7近傍単純平滑化とする。撮影は1試料につき4方向から行うので、判定に用いる画像は36枚できる。用意した画像を2-2節で学習が終わったニューラルネットワークで等級判定する。画像の等級の平均をとって判定とする。

目視による判定とニューラルネットワークによる判定を比較検討する。

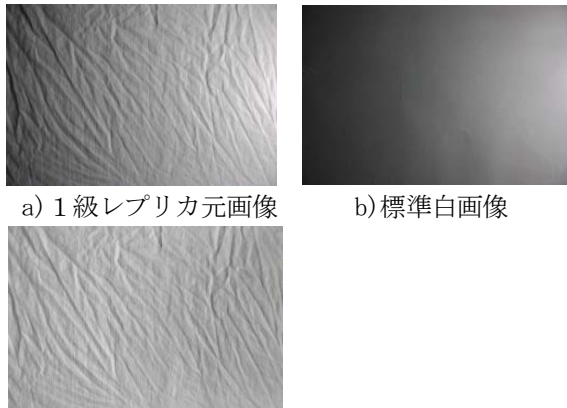
3. 結果及び考察

3.1 試料撮影結果

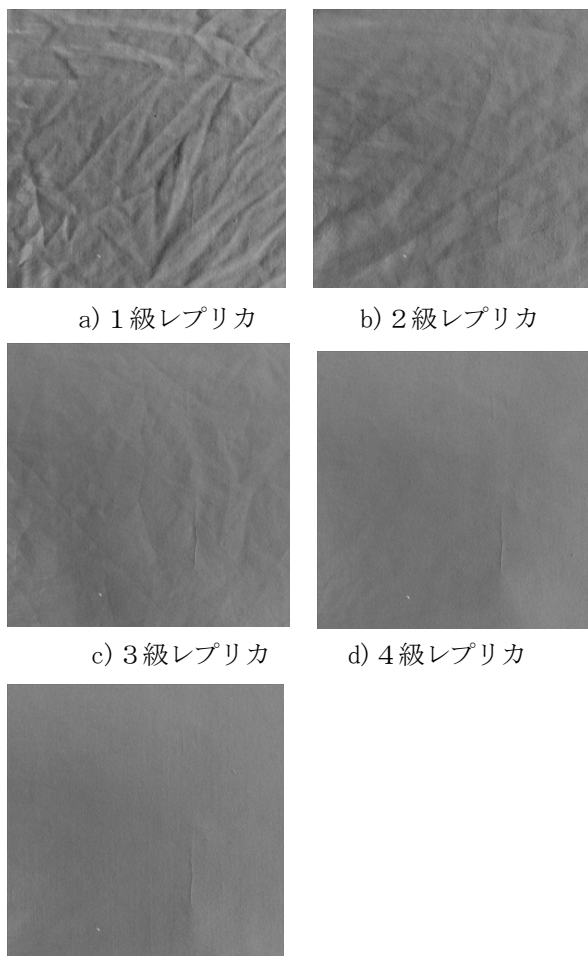
図1の撮影装置において、解像度は約0.136mm/pixel

となった。256pixel×256pixel の画像は約 34.8mm×34.8mm に相当する。

撮影した元画像と、標準白画像、2.1節の1式でシェーディング補正を行った画像を図5に示す。図5-aに示すように、元画像には極端な照明ムラがあるが、シェーディング補正を行うことで、図5-cのように照明ムラ



c) シェーディング処理後の画像
図5 シェーディング補正



e) 5級レプリカ
図6 レプリカの撮影結果

を消すことができ、シワの凹凸がよくわかるようになった。レプリカを撮影し、256pixel×256pixel に切り出した例を図6に示す。

図6に1級から5級までのレプリカの撮影結果を示す。輝度の平均はaからeまで120前後で大差なく、標準偏差はa:13.0、b:9.5、c:8.5、d:7.4、e:7.8であり、等級が上がるに従って、値が減少してゆく傾向があるが、切り出した画像によってばらついており、1級と5級を比較するのであれば輝度の標準偏差を利用できるが、中間の等級を求めることには利用できない。

ニューラルネットワーク学習用に6384枚、学習時の検証用に336枚、ネットワークの評価用に217枚用意することができた。

3.2 ニューラルネットワークの学習過程と結果

図7にNNCが出力した学習曲線を示す。図の横軸が学習回数、縦軸が誤差である。

バッチサイズを64とし、1000エポックの計算に約110分掛かった。Dropout層がない場合は500エポック程度から過学習が起こった。Dropout層を加えた結果、図のとおり過学習が押さえられた。

学習が終わったネットワークで評価用画像を処理した結果を表2に示す。評価用画像217枚の判定は5秒以内に終了した。表の縦軸がレプリカの等級、横軸がニューラルネットワークで推定した等級、数値が分類した画像の枚数である。等級分けの精度は0.98と非常に高いものとなった。

現在のところ、ニューラルネットワークの構造やパラメータに関する設計論、ニューラルネットワークが最適

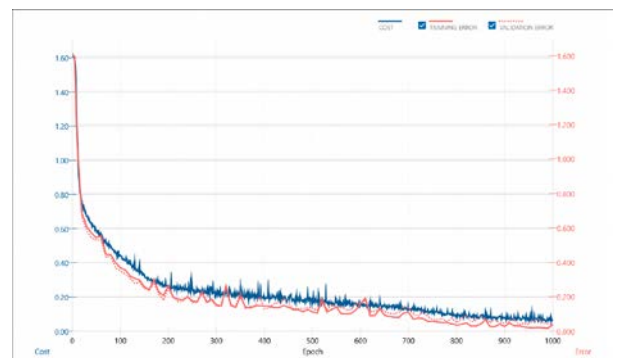


図7 学習曲線

表2 レプリカと計算結果の比較

	1級(計算)	2級(計算)	3級(計算)	4級(計算)	5級(計算)
1級	44	0	0	0	0
2級	0	44	0	0	0
3級	0	0	41	1	0
4級	0	0	0	41	2
5級	0	0	0	1	43

かどうかを評価する方法が確立されていないため、本研究で用いた表1のニューラルネットワークが最良であるかの判断はできない。しかし、レプリカ画像の等級分けの精度が0.98と極めて高いことから、良い構造のニューラルネットワークであるといえる。

3.3 目視判定とニューラルネットワークを用いた判定の比較

図8に、綿の添付白布を用いて作成した試料を示す。

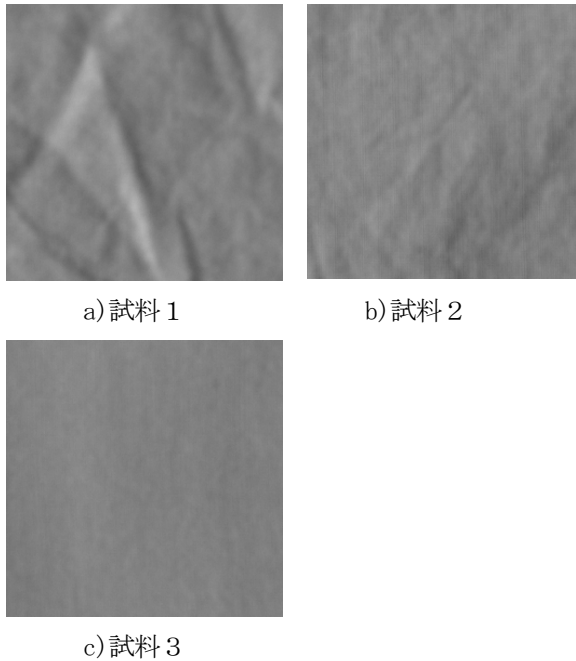


図8 綿布で作成したシワの試料

図は切り出した256x256ピクセルの画像である。試料はシワの多い試料から少ない試料まで3種類用意した。

表3に作成した試料をニューラルネットワークで判定した結果と目視判定した結果を示す。

表の数値はクラスに分類された画像の枚数、計算結果がニューラルネットワークによる等級判定である。綿布画像の地の目の処理が十分ではない、目視判定は綿布全体を見ているなどが判定が合わない原因と思われるが、表に示すように、ニューラルネットワークによる判定と人の判定の傾向は合っていた。

表3 目視判定との比較

	1級	2級	3級	4級	5級	計算結果	目視判定
試料1	4	30	2	0	0	1.9	1
試料2	0	13	23	0	0	2.6	3
試料3	0	0	7	28	1	3.8	4

4. まとめ

本研究では画像処理とニューラルネットワークを用いてシワの等級判定を検討した。その結果、斜めからの光で試料のシワを際立たせて撮影し、簡単なニューラルネットワークで処理することで、シワのレプリカについては精度良く等級判定をすることができた。また、綿布で作ったシワに関しても目視検査と本手法のニューラルネットワークによる計算結果との傾向が合った。

【参考文献】

- 1) 日下部信幸ら, 繊維製品のしわに関する研究, 繊維消誌, 14(9), pp351-355, 1973
- 2) 太田奈緒ら, W&W 性レプリカの定量的評価法の研究, 繊維消誌, 43(4), pp284-293, 2002
- 3) 森俊夫ら, 画像解析によるしわ外観の評価, 岐阜女子大学紀要, 32, pp67-72, 2003
- 4) (一財) ボーケン品質評価機構, 特許 6675134
- 5) 日清紡テキスタイル(株), 「より確かな測定で形態安定シャツ生地品質を保証します」, https://www.nisshinbo.co.jp/nish/news/pdf/1883_1_ja.pdf
- 6) 本田元志ら, 畳み込みニューラルネットワークを用いたピリング等級判定の試み, 繊維消誌, 61(10), pp730-737, 2020
- 7) JINGAN WANG ら, Automatic Assessment of Fabric Smoothness Appearance Based on a Compact Convolutional Neural Network With Label Smoothing, IEE Access, Digital Object Identifier 10.1109/ACCESS.2020.2971506
- 8) ソニーネットワークコミュニケーションズ(株) Neural Network Console, <https://dl.sony.com/ja/>