Wavelet Shrinkage を用いたテクスチャ情報の選択的除去と繊維表面欠陥検査への応用

非会員 藤原 久永 (岡山県工業技術センター)

非会員 章 忠 (岡山県工業技術センター)

Selectively Removing the Textural Information by Using Wavelet Shrinkage with an Application to Textile Surfaces Inspection

Hisanaga FUJIWARA, Non-member, Zhong ZHANG, Non-member (Industrial Technology Center of Okayama Prefecture)

In this paper, we propose a new method for the visual inspection such as defects detections of textile surfaces; selectively removing the textural information from textile surfaces. For this purpose, we use *Wavelet Shrinkage*, which was originally proposed by Donoho & Johnstone as a method to remove Gaussian white noise. We also propose a modification of Wavelet Shrinkage to selectively remove the textural information from textile surfaces. Once the textural information is removed from textile surfaces, the remaining processings of inspection can be conducted in the image domain. So we can utilize the image processing methods and techniques developed so far for the visual inspections of other industrial products.

キーワード：Wavelet Shrinkage, 繊維テクスチャ, 繊維表面欠陥検査, 検反, ウェーブレット変換, ノイズ除去

1. ま え が き

マシンビジョンを繊維分野へ応用する試みは、比較的古くから取り組まれてきた⁽¹¹⁾。にもかかわらず、現在でも繊維製品の大部分は目視による検査が行なわれているのが現実である。繊維製品の検査の自動化が難しい原因として、一つには人間の感性が関わる問題となり、このモデル化が難しいことが挙げられる^{(12) (19)}。これに対して、繊維表面の欠陥検査（本論文では傷や汚れなどによって生じた繊維表面の異常の検査を意味するものとする。一般には検反と呼ばれる。）は感性がそれほど関係しないため、比較的単純な問題と分類することができる。しかしながらこの場合にも、計算量等の問題のためマシンビジョンによる繊維表面の欠陥検査は実用的なものとはなっていない。なお、イスラエルの EVS 社からは、マシンビジョンを利用した繊維表面欠陥検査装置が実用化され販売されるに至っている⁽⁶⁾。ただし、EVS 社のシステムは計算処理のために特殊なハードウェアを使用しているため高価なものとなり、やはり広く使われるには至っていない。

マシンビジョンによる繊維表面の欠陥検査の問題に関しては、比較的最近の研究に限定した場合でも文献^{(15) (16) (18) (19)}等、多くの研究例を見ることができる。これらの研究は、基本的には何らかのテクスチャ特徴を評価した上で、欠陥部

分の識別を行なう、という点で共通している[†]。しかしテクスチャ特徴を評価して用いる方法は、特定の繊維表面、あるいは特定の欠陥の検出に特化したものとなり易いのが問題である。また、欠陥検査が無地の繊維表面の場合に限定されるという問題もある。

本論文では、マシンビジョンによる繊維表面の欠陥検査の問題に対して、繊維表面テクスチャ情報の方をノイズとみなし、これらを選択的に除去する、という方法で対処することを試みる。本論文では、テクスチャ情報を選択的に除去するために Wavelet Shrinkage を用いる⁽⁸⁾。Wavelet Shrinkage は Donoho and Johnstone により提案されたガウス白色ノイズを除去する方法であり^{(3) (4) (14)}、正規直交ウェーブレット変換によるウェーブレット分解と再構成を利用するものである。本論文では、Wavelet Shrinkage の考え方を拡張し、繊維表面テクスチャ情報を選択的に除去する方法を述べる。

提案手法により繊維表面テクスチャ情報を除去すれば、後の検査処理はすべて画像領域で行なうことが可能となり、他の工業製品の検査の問題とほぼ同様の問題として扱うことができる。このため他の工業製品の検査のために開発され

[†]筆者らの知る範囲では EVS 社のシステムについての論文発表がなされていないため、EVS 社のシステムについての詳細は不明であるが、検査手法はこれらの方法と同様の方法を用いていると思われる。

たマシンビジョンの手法・経験などの蓄積⁽¹¹⁾が利用可能となる。また、検査処理を画像領域で行なえば、繊維表面に模様がプリントされている場合にも、その模様がどのようなものであるかがあらかじめ分かっているならば、模様と欠陥を識別することは難しくはない。従って、提案手法は無地の繊維表面の欠陥検査の応用に限定されない。これらのことは、テクスチャ特徴を評価して用いる従来の方法^{(15) (16) (18) (19)}にはない特長である。さらに、正規直交ウェーブレット変換の計算には、高速なアルゴリズムが考案されているため⁽¹³⁾、提案手法は計算量の観点からも有利である。

本論文では、まず2章において、Donoho and Johnstoneによって提案された、ガウス白色ノイズを除去するためのWavelet Shrinkageの考え方を述べる。次に、3章において、Wavelet Shrinkageの考え方を拡張し、繊維表面のテクスチャ情報を選択的に除去する方法を述べる。4章では、繊維表面の欠陥検査への応用例を示す。最後に5章でまとめを示す。

2. Wavelet Shrinkage の概要

本章では、Donoho and Johnstone が提案したガウス白色ノイズを除去するためのWavelet Shrinkageの原理を説明する。Wavelet Shrinkageは、正規直交ウェーブレット変換によって実現されるウェーブレット分解と再構成を利用する方法である。そのため、本章ではまず最初に正規直交ウェーブレット変換の簡単な説明を行なう。正規直交ウェーブレット変換の詳細については他の文献^{(2) (14) (17)}を参照したい。

〈2・1〉 正規直交ウェーブレット変換 ウェーブレット変換は、式(1)に示すように基本ウェーブレット関数 $\psi(x)$ に対して一連のスケール変換 2^s 、平行移動 t を施すことで生成された基底関数 $\psi_{s,t}(x)$ をデータにたたみ込むことでデータの解析を行なう方法である。

$$\psi_{s,t}(x) = 2^{s/2} \psi(2^s x - t) \dots\dots\dots (1)$$

生成された基底関数が、式(2)で表されるように正規直交系をなすようなウェーブレット変換を特に正規直交ウェーブレット変換と呼ぶ。

$$\langle \psi_{j,k}, \psi_{l,m} \rangle = \delta_{j,l} \delta_{k,m} \quad j, k, l, m \in \mathbb{Z} \dots\dots (2)$$

正規直交ウェーブレット変換の計算には多重解像度解析(Multi Resolution Analysis; MRA)に基づく高速アルゴリズムが考案されている⁽¹³⁾。これは、図1(a)に示すように、入力信号 c^0 を高周波成分(d^{-1})と低周波成分(c^{-1})に分解し、この分解を再帰的に繰り返して行くアルゴリズムであり、 $d^{-1} \dots d^{-M}$ が式(1)をデータにたたみ込むことで得られるものに対応する。図1(b)に示すように、これを逆方向に辿ることで信号の再構成を行うことができる。

画像を対象とする場合は、ウェーブレット変換を2次元に拡張する必要がある。本論文では、文献⁽¹³⁾の方法に従い、まず画像の横(x 軸)方向に一つずつ順次MRA分解アルゴ

図1 MARに基づく分解・再構成アルゴリズム

Fig. 1. Wavelet decomposition and reconstruction algorithm based on MRA

リズムを実行した後、縦(y 軸)方向に一つずつ順次MRA分解アルゴリズムを実行することで2次元への拡張を行なう。この2次元拡張法は、1次元基底関数を x 軸方向・ y 軸方向のテンソル積を用いることで2次元に拡張したものをを用いることと等価である。元の1次元基底関数が正規直交系をなす場合には、こうして2次元に拡張された基底関数もまた正規直交系をなすことが示されている⁽¹³⁾。以下、本論文では2次元の場合での議論を行なう。

本研究では、正規直交ウェーブレット変換の基本ウェーブレット関数として、文献⁽²⁾で提案された、Symlet8を用いた。Symlet8はコンパクトサポートであり、かつ対称性が良いという特徴を持つ基本ウェーブレット関数である。図2(a)に示した、標準画像としてよく用いられるLena画像に対して3レベル(図1のMがM=3となる)のウェーブレット分解を行なった結果を表示したものが図2(b)である(ただし見易くするため、多少処理を加えている)。各分解チャンネルには図2(c)のように名前を付けることにする。HHは x, y 両方向について高周波成分、LHは x 方向について低周波成分、 y 方向について高周波成分を表している。図2(b)の左上端は、3-LLチャンネルとなるがこれは元画像の解像度を落したものに相当する。以下、本論文の実験はすべてSymlet8を用い、図2と同じく3レベルのウェーブレット分解を用いている。

〈2・2〉 Wavelet Shrinkage 次のように信号 $y_{i,j}$ が観測されているとする。

$$y_{i,j} = f_{i,j} + e_{i,j} \quad i, j = 1, \dots, n \dots\dots\dots (3)$$

ここで $f_{i,j}$ は元の信号を表す。 $e_{i,j}$ は加えられたノイズを表すが、ここでは特に

$$e_{i,j} = \sigma z_{i,j} \quad i, j = 1, \dots, n \dots\dots\dots (4)$$

と仮定する。 $z_{i,j}$ は $N(0, 1)$ に従うランダム変数を表す。すなわち、 $\sigma z_{i,j}$ は標準偏差 σ のガウス白色ノイズを表している。以後、本論文では $f_{i,j}$ を元の信号と呼び、 $y_{i,j}$ を観測信号と呼ぶことにする。ウェーブレット領域では式(3)は

図2 Lena 画像のウェーブレット分解の例
Fig. 2. An example of Wavelet decomposition

$$\begin{aligned} \mathcal{W}(y_{i,j}) &= \mathcal{W}(f_{i,j} + e_{i,j}) \\ &= \mathcal{W}(f_{i,j}) + \sigma \mathcal{W}(z_{i,j}) \dots\dots\dots (5) \end{aligned}$$

と表される。ここで $\mathcal{W}$ は 2 次元の正規直交ウェーブレット変換を表している。正規直交ウェーブレット変換を用いた場合、前節で述べたように逆変換を行なうことで次式のように観測信号の再構成が可能となる。

$$y_{i,j} = \mathcal{W}^{-1}(\mathcal{W}(f_{i,j}) + \sigma \mathcal{W}(z_{i,j})) \dots\dots\dots (6)$$

正規直交ウェーブレット変換を用いた場合には、 $\mathcal{W}(z_{i,j})$ もまた $N(0, 1)$ に従うランダム変数となる。

ノイズ除去の問題は、ノイズを含んだ観測信号 $y_{i,j}$ から元の信号 $f_{i,j}$ をどのように復元するかという問題である。ここで $\mathcal{W}(\cdot)$ をウェーブレット係数と呼ぶことにする。Donoho and Johnstone は

$$\eta_{\lambda}(x) = \begin{cases} \text{sgn}(x)(|x| - \lambda) & \text{if } |x| > \lambda \\ 0 & \text{if } |x| \leq \lambda \end{cases} \dots\dots (7)$$

という Soft thresholding と呼ぶ操作を施したウェーブレット係数を再構成に用いる方法を提案した。式 (7) のしきい値 λ をどのように決定するか、という問題に対して、Donoho and Johnstone はノイズの標準偏差 σ が既知である場合に、すべての分解チャンネル中で、式 (8) で表される同一のしきい値 λ を用いる方法を提案している。

$$\lambda = \sqrt{2 \log(n)} \sigma \dots\dots\dots (8)$$

ただし n はサンプル数である。

Donoho and Johnstone はこのようにしてガウス白色ノイズを除去する方法のことを Wavelet Shrinkage と呼んでいる⁽³⁾⁽⁴⁾。図 2 を用いて説明すれば、図 2 (c) の 1-HH, 1-HL ... 3-LH で示した分解チャンネル中のウェーブレット係数が式 (7) で示した Soft thresholding 操作の対象となる。すべての分解チャンネルにおいて同じしきい値 λ を用いるのは、白色ノイズのスペクトルが平坦になることに対応したものである。

3. Wavelet Shrinkage によるテクスチャ情報の選択的除去

本章では、テクスチャ情報をノイズとみなし、Wavelet Shrinkage により除去することを考える。すなわち、本章では式 (3) の $e_{i,j}$ がテクスチャ情報を表し、除去の対象とする。本章では、特に繊維表面の欠陥検査への応用を想定した方法を述べる。提案手法では、検査対象となる繊維表面の、欠陥あるいは模様などが全く含まれていない良好なサンプルがあらかじめ得られていると仮定する。こうしたサンプルでは、式 (3) の $f_{i,j}$ は直流成分を表す定数となる。

繊維表面は 1 本 1 本の糸の寄り合わせから成るため、繊維表面テクスチャは周期性を持った信号として観測され、白色ノイズとは異なった性質を持つ。文献⁽⁹⁾⁽¹⁰⁾などにより、Wavelet Shrinkage をガウス白色ノイズ以外のノイズの除去に適用することが試みられている。これらの研究の基本的考え方は、すべての分解チャンネルに対して式 (8) で表される同一のしきい値 λ を用いる代わりに、分解チャンネルによって λ を変化させる、というものである。これは白色ノイズのスペクトルが平坦になるのに対して、これ以外のノイズではスペクトルが平坦ではなくなることに対応するものである。文献⁽¹⁰⁾では特に、各分解チャンネルに対するしきい値 λ の統計的な意味が、式 (8) と同じになるようなものを選択することを試みている。

ここで、式 (8) の意味を考察すると、これはガウス白色ノイズを統計的な意味ではほぼ完全に除去できるようにしきい値 λ を定めたものである。この場合、ノイズは完全に除去できるのであるが、同時に元の信号 $f_{i,j}$ も過剰にぼかして(歪めて)しまうことがいくつかの文献により指摘(このことは多くの文献により指摘されているが、ここでは文献⁽¹⁴⁾を挙げるにとどめる)されている。繊維表面の欠陥検査への応用を想定した場合には、ノイズとみなすテクスチャ情報を完全に除去できるが、同時に欠陥部分をぼかしてしまう副作用があるより、欠陥部分を際立たせるようにしきい値 λ を定める方が望ましい。

文献⁽¹⁾⁽⁵⁾は、同じく Wavelet Shrinkage によるガウス

白色ノイズの除去を扱ったものであるが、元の信号 $f_{i,j}$ と復元信号との平均 2 乗誤差を最小化するようにしきい値 λ を定める方法を提案している[†]。こうして決定されるしきい値 λ は、除去対象となる $e_{i,j}$ だけでなく、復元すべき元の信号 $f_{i,j}$ によっても変化し、式 (8) に示したものより小さい値の λ が選ばれる。繊維表面の欠陥検査への応用という目的を考えるならば、こうした方法による λ の選択の方が式 (8) に基づく選択よりも適しており、本研究でも元の信号 $f_{i,j}$ と復元信号との平均 2 乗誤差を最小化するようにしきい値 λ を決定する方法を用いることにする。

本論文では、良好なサンプルに対して、人工的にある既知のパターンを重畳させ、その際の元の信号 $f_{i,j}$ とその復元信号との平均 2 乗誤差を最小化するように、チャンネル毎にしきい値 λ を決定することにする。このパターンとして本論文ではチェックパターンを用いた。現実の繊維表面テクスチャにチェックパターンを重畳させた画像を図 3(a) に示す。この画像が観測信号 $y_{i,j}$ を表し、元の信号 $f_{i,j}$ は直流成分にチェックパターンを重畳したものを表すことになる。なお、この画像の大きさは 256×256 である。重畳させたチェックパターンは強いエッジを含み、傷や汚れあるいは模様などによって生じる $f_{i,j}$ の性質をよく代表するものとなっていると考えられる。元の信号 $f_{i,j}$ と復元信号との平均 2 乗誤差の最小化は画像領域ではなく、実際にはウェーブレット領域で行なう。これは、ウェーブレット領域でチャンネル毎に最小化を行なうことにより、非線形の最小化を避けるためである。

図 3(a) の画像にチェックパターンを重畳する前の画像に対して 3 レベルのウェーブレット分解を行い、各チャンネルのウェーブレット係数のヒストグラム分布を表示したものが図 4 である。なお、同図の点線で示したものは後述する操作によって求められたしきい値 λ の値である。この図から明らかのように、各チャンネルにおける分布の広がり大きく異なったものとなる。このことは、しきい値 λ をチャンネルに応じて変化させる必要性をよく物語っている。さらに、分布形状が必ずしも対称形になってはいない。これは繊維テクスチャのような周期性の信号をウェーブレット分解した際に見られる現象である。本論文では、この事実からしきい値 λ を、各チャンネル毎にウェーブレット係数が正のものと負のものに分けて決定する。すなわち本研究で用いる Wavelet Shrinkage では、式 (7) の Soft thresholding 操作自体を次式のように正方向と負方向の 2 つに分けて適用することとする。

$$\eta_{\lambda_p}(x) = \begin{cases} x - \lambda_p & \text{if } x > \lambda_p \\ 0 & \text{if } x \leq \lambda_p \end{cases} \quad \dots\dots\dots (9)$$

$$\eta_{\lambda_n}(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \geq \lambda_n \\ x - \lambda_n & \text{if } x < \lambda_n \end{cases} \quad \dots\dots\dots (10)$$

[†]実際には元の信号 $f_{i,j}$ は分からないので、最小化の際にベイズ推定の枠組⁽¹⁾や Stein の不偏推定法⁽⁵⁾などを用いる必要がある。詳細はこれらの論文を参照されたい。

ただし、 $\lambda_p > 0 > \lambda_n$ である。ここで $\hat{y}_{i,j} = \mathcal{W}(y_{i,j}), \hat{f}_{i,j} = \mathcal{W}(f_{i,j})$ と表し、各チャンネル毎に λ_p, λ_n を次のように求める。なお、式中の $\arg$ は、以降の式を最小化する λ_p の値を左辺の値とすることを表すものとする。

$$\lambda_p = \arg \min_{\lambda_p} \sum_{i,j} (\eta_{\lambda_p}(\hat{y}_{i,j}) - \hat{f}_{i,j})^2 \quad \dots\dots\dots (11)$$

for all $\hat{f}_{i,j} > 0$

$$\lambda_n = \arg \min_{\lambda_n} \sum_{i,j} (\eta_{\lambda_n}(\hat{y}_{i,j}) - \hat{f}_{i,j})^2 \quad \dots\dots\dots (12)$$

for all $\hat{f}_{i,j} < 0$

図 3(a) の画像に対して、上記の操作によって決定されたしきい値 λ_p, λ_n が、図 4 の各チャンネル毎に点線で表示されたものである。図 3(b) は、図 3(a) に対して、このように決定されたしきい値 λ_p, λ_n と式 (9), (10) の操作からなる Wavelet Shrinkage を適用して、繊維テクスチャの情報を除去した復元信号である（以後、Shrunk image と呼ぶ）。参考までに、図 3(a) に対してローパスフィルタ処理によってテクスチャ情報の除去を行なった結果を図 3(c) に示す。ローパスフィルタとしては 2 次元ガウス関数を用い、その σ は Wavelet Shrinkage の場合と同じく、チェックパターンからなる元の信号 $f_{i,j}$ とその復元信号（ここではローパスフィルタ処理された画像を意味する）との平均 2 乗誤差が最小化されるように定めた。図 3(d), (e), (f) はそれぞれ図 3(a), (b), (c) の中央部 $y = 128$ の断面についての明るさ変化を表示したものである。また、図 3(g), (h), (i) は同じく図 3(a), (b), (c) の中心部 (131, 131) の回りを拡大表示したものである。図 3(h) と図 3(i) を比べると、Wavelet Shrinkage を用いた場合には、ローパスフィルタを用いた場合ほどエッジをぼかしていないことがよく分かる。

元の信号 $f_{i,j}$ と復元信号との RMS エラー (root mean square error; 平均 2 乗誤差の平方根を求めたもの) により、定量的な評価を行なった結果が表 1 である。表 1 では RMS エラーは、チェックパターンを重畳したもの ($f_{i,j}$ が check pattern) と、チェックパターンを重畳しないもの ($f_{i,j}$ が constant) の 2 つの場合に対して算出を行なった。表 1 中で None と表した区分は繊維テクスチャ情報を除去することなく算出した RMS エラーを表している。これは観測信号が復元信号となる場合であり、この RMS エラーは繊維テクスチャ情報 $e_{i,j}$ の標準偏差に対応している。チェックパターンを重畳しない画像に対して、ローパスフィルタあるいは Wavelet Shrinkage を適用することで評価した RMS エラーは、除去されずに残った繊維テクスチャ情報の標準偏差を表している。これらの RMS エラーは、ローパスフィルタを用いた場合も Wavelet Shrinkage を用いた場合もほとんど差がない。これに対し、チェックパターンを重畳した画像に対しては、ローパスフィルタあるいは Wavelet Shrinkage のいずれを適用した場合でも RMS エラーが増加している。これは除去されずに残った繊維テクスチャ情報による RMS

図 3 繊維表面テクスチャ除去結果
Fig. 3. The results of removing the textural information

エラーに加えて、重畳されたチェックパターンが歪められることによるエラー要因が加えられるためである。ローパスフィルタを適用した場合の RMS エラーは 4.61 から 8.31 へ 3.70 の増加となっているが、Wavelet Shrinkage を適用した場合は 4.75 から 6.82 へ 2.07 の増加となり約半分の増加にとどまっている。これは、Wavelet Shrinkage を適用した場合はローパスフィルタを適用した場合に比べて、元の信号 $f_{i,j}$ であるチェックパターンを歪める度合いが低いことである。このことから Wavelet Shrinkage の方が繊維テクスチャ情報に対して、より選択的に作用していることが分かる。

なお、2 次元ガウス関数のローパスフィルタ作用は必ずしも理想的なものではないが、フーリエ変換を利用した理想的なローパスフィルタを使用した場合でも結果はそれほど違いがない。従って本論文ではこれらの結果は省略する。

4. 繊維表面欠陥検査への応用

本章では、前章で示した Wavelet Shrinkage によるテク

表 1 元の信号 $f_{i,j}$ と復元信号との RMS エラー
Table 1: RMS errors between the original signal $f_{i,j}$ and the reconstructed signal.

	$f_{i,j}$	
	check pattern	constant
None	13.66	13.66
Low-pass filter	8.31	4.61
Wavelet shrinkage	6.82	4.75

スチャ情報の除去手法を繊維表面の欠陥検査に応用した例を示す。

〈4・1〉単純欠陥の場合：ローパスフィルタとの比較 図 5 に示したものは、糸欠け欠陥が生じた繊維表面の例である。この画像から欠陥部分を抽出するのは、人間にとっては難しいことではないが、単純なしきい値処理ではどのようにしきい値を定めても欠陥部分のみを抽出することはできない。そこで文献^{(15) (16) (18) (19)}の研究のように、何らかのテクスチャ特徴を評価して用いる必要がある。図 6(a) は

図4 ウェーブレット係数のヒストグラム分布

Fig. 4. The histogram distributions of wavelet coefficients for each decomposition channel

図5 欠陥を含んだ繊維表面の例

Fig. 5. A textile surface containing defects

前章に示した Wavelet Shrinkage により繊維テクスチャ情報を除去した結果である。用いた繊維表面の種類は図 3(a) のものと同じであるため、前章で決定されたしきい値 λ_p, λ_n を本実験でもそのまま用いている。

図 6(a) の画像に対し画素の濃度値 b が

$$\bar{u}_b - \sqrt{2\log(n)}\sigma_r \leq b \leq \bar{u}_b + \sqrt{2\log(n)}\sigma_r \quad (13)$$

の範囲内にあるもの（白）と、範囲外のもの（黒）で 2 値化を行なった結果が図 6(b) である。ただし、式 (13) 中の $\bar{u}_b$ は図 6(a) の画像の濃度値の平均を表し、 σ_r は欠陥を含まない良好なサンプルについて、同様に繊維テクスチャ情報を除去した結果画像の濃度値変化の標準偏差を表している。ま

た n はデータ数（この場合は 256×256 ）を表す。Wavelet Shrinkage により繊維テクスチャ情報を除去した結果の濃度値のヒストグラム分布がガウス分布で近似できる場合、式 (13) の範囲外の値を取る画素数の期待値は 1(pixel) 以下となる[†]。従って、式 (13) の範囲外の値をとるデータは outlier であると判断して構わない。多数のデータが outlier と判別される場合は、何らかの外力が働いた、すなわち欠陥が存在したと考えるのが妥当である。図 6(b) の結果では、欠陥でない部分が一部欠陥として誤検出されているものの、糸欠け欠陥に対応した部分はほぼ良好に抽出できていることが分かる。なお、欠陥でない部分が一部欠陥として誤検出されている原因としては、濃度値のヒストグラム分布がガウス分布でそれほど良好に近似できていないことが考えられる。こうした場合には式 (13) 中の $\sqrt{2\log(n)}$ を、少し大きめの値にした方がよい。しかし本実験では式 (13) によるしきい値処理をそのまま用いた。

比較のために図 5 の画像に対して、2 次元ガウス関数によるローパスフィルタ処理を施した結果を図 6(c) に示す。2 次元ガウス関数の σ は前章で用いたものと同じものを用いている。図 6(c) に対して式 (13) のしきい値処理により、欠陥部分を検出した結果が図 6(d) である。図 6(d) では、糸欠け欠陥に対応した多くの部分で検出に失敗しており、欠

[†]式 (8) にも $\sqrt{2\log(n)}\sigma$ が現れているが、統計的な意味は同じである。

図6 図5に対する欠陥抽出結果
Fig. 6. The result of defects detection of Fig.5

陥抽出としては十分な結果が得られていない。これはローパスフィルタのテクスチャを除去しようとする作用が、抽出しようとする欠陥に対しても同じように作用するためである。

本実験における Wavelet Shrinkage のしきい値 λ_p, λ_n は、図 3(a) を用いて前章で決定された λ_p, λ_n をそのまま用いている。すなわち、使用した λ_p, λ_n は図 3(a) に重畳されたチェックパターンに対して最適化されたものである。しかしながら、図 6(a),(b) の結果を見る限り、欠陥検査の応用に対しても十分に有効なものになっていると言える。ただし、本来は傷などの欠陥部分で生じる $f_{i,j}$ の性質をよく代表するパターンを用いて決定した λ_p, λ_n を用いるのが望ましいのは言うまでもない。こうしたパターンとしてどういうものを用いるかは重要な問題であるが、応用によっては欠陥によって生じる $f_{i,j}$ の変化パターンが決まっているような場合も考えられ、こうした場合にはこれらの変化パターンを用いてしきい値 λ_p, λ_n を決定することで、より応用目的に適した λ_p, λ_n を求めることができる、と考えられる。

〈4・2〉 模様と欠陥が混在する場合 提案手法により繊維テクスチャを除去すると、後の処理はすべて画像領域で行なうことができる。このため他の工業製品の検査のために開発されたマシンビジョンの手法・経験等の豊富な蓄積⁽¹¹⁾が利用可能となる。このような例として、模様と欠陥が混在した場合に適用した例を示す。図 7(a) は「風綿」と呼ばれる欠陥が存在する無地の繊維表面の上に、人工的にスプライト模様を重畳したものである。

図 7(a) に対して、Waveket Shrinkage を適用して繊維テクスチャ情報を除去した結果が図 7(b) である。図 7(a)

の繊維表面の種類は図 3(a) あるいは図 5 に示したものとは異なるものであるが、 λ_p, λ_n の決定の方法は前章で述べた方法と同じであり、欠陥や模様を含まない良好な繊維表面に重畳するパターンも図 3(a) のものと同じものを用いた。

繊維テクスチャ情報が除去された図 7(b) に対しては、マシンビジョンで一般的に使用されている方法を適用することで欠陥検査を行なうことができる。ここでは、模様は平均濃度の異なる 2 つの領域から構成される、という事前知識が利用できるものとし、判別分析法により 2 つの領域に分割を行なった。次に、2 つの領域の境界部分での濃度値遷移による欠陥の誤検出を防ぐため、分割して得たそれぞれの領域に対してモルフォロジー演算による 1 ピクセル分の収縮処理を施した。これらの方法はマシンビジョンの方法としては標準的なものであり、詳細は省略する。詳しくはマシンビジョンに関する参考書（最近のものとしては文献⁽⁷⁾などがある）を参照されたい。こうして得られた 2 つの領域、それぞれに対して前節の実験と同じ方法を施して欠陥検出を行なった。その結果が図 7(c) である。同図の黒色部分が欠陥として検出された部分であるが、欠陥部分がおおむね良好に検出されている。対象となった 2 つの領域は、濃度の異なる灰色領域として表示されている。白色領域は、収縮処理のために欠陥検出の対象とならなかった領域を表している。なおこの実験では、しきい値処理に式 (13) 中の $\sqrt{2 \log(n)}$ に 1.2 を乗じたものを用いた。1.2 の値は経験的に定めたものである。

文献^{(15) (16) (18) (19)} のように何らかのテクスチャ特徴を評価して用いる方法は、繊維表面が無地であることを想定した方法であり、模様が混在するような繊維表面の検査に適用することはできない。あるいは、適用が可能となるにしても複雑な操作が必要となる。これに対して提案手法では、繊維テクスチャを除去した後の処理はすべて画像領域で行なうことができるため、マシンビジョンで広く使われている標準的な手法を組み合わせることのみで複雑な操作を要することなく、模様が混在するような繊維表面の欠陥検査を行なうことが可能となる。

5. む す び

本論文では、Wavelet Shrinkage を用いることで繊維表面テクスチャ情報を選択的に除去する方法を提案し、同時に提案手法を繊維表面の欠陥検査に応用した例を示した。

提案手法は、欠陥あるいは模様などを含まない良好な繊維表面サンプルがあらかじめ得られ、それに基づいて Wavelet Shrinkage のしきい値 λ_p, λ_n が決定できることを仮定している。この仮定は、繊維表面欠陥検査への応用を考える場合は不自然なものではない。提案手法により繊維テクスチャを除去すると、後の処理は画像領域で行なうことができ、他の工業製品の検査のために開発されたマシンビジョンの手法・経験等の豊富な蓄積⁽¹¹⁾が利用可能となる。さらに提案手法は、模様が混在するような繊維表面の欠陥検査に適用することも可能となる。

図 7 模様と欠陥が混在した画像に対する適用例

Fig. 7. An application to the image which contains both defects and a printed pattern

正規直交ウェーブレット変換の計算には高速なアルゴリズムが提案されており⁽¹³⁾, 512×512 画像に対する 3 レベルウェーブレット分解と再構成を, CPU Intel Celeron 466MHz, OS Linux 2.2.13 の環境で実行したところ, 実行時間は約 4 秒であった. 最近のマイクロプロセッサ技術の進歩はめざましく, 平成 12 年 8 月 24 日付け朝日新聞によれば, 使用した CPU よりさらに上位の Intel PentiumIV 2GHz が平成 13 年中に出される見通しであるとの発表がなされている. これらのことを考慮すると, 提案手法と通常のマイクロプロセッサを利用した実用システムの構築が十分考慮可能な段階に来ている, と言える.

謝 辞

本論文の草稿に対し有益なコメントを頂いた岡山大学工学部システム工学科橋本浩一助教授 (現東京大学工学部計数工学科) に感謝いたします.

(平成 12 年 9 月 25 日受付, 同 13 年 1 月 22 日再受付)

文 献

- (1) S.G.Chang, B.Yu and M.Vetterli, "Adaptive Wavelet Thresholding for Image Denoising and Compression," IEEE Trans. Image Process., vol.9, no.9, pp.1532-1546 (2000)
- (2) I.Daubechies, "Ten Lectures on Wavelets," SIAM, (1992)
- (3) D.L.Donoho and I.M. Johnstone, "Ideal Spatial Adaptation by Wavelet Shrinkage," Biometrika, vol.81, pp.425-455 (1994)
- (4) D.L.Donoho, I.M.Johnstone, G.Kerkycharian and D.Picard, "Wavelet Shrinkage: Asymptopia?," J. R. Statist. Soc. B, vol.57, no.2, pp.301-369 (1995)
- (5) D.L.Donoho and I.M.Johnstone, "Adapting to Unknown Smoothness via Wavelet Shrinkage," J. American Statist. Assoc., vol.90, no.432, pp.1200-1224 (1995)
- (6) <http://www.evs.co.il/>
- (7) FEST Project 編集委員会 (編), "実践画像処理," シュプリンガー・フェアラーク東京, (2000)
- (8) 藤原久永, 章忠, "Wavelet Shrinkage による繊維表面テクスチャの明るさ変動の選択的除去とその応用," 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2000) 講演論文集, Vol.I, pp.149-154 (2000)
- (9) I.M.Johnstone and B.W.Silvermann, "Wavelet Threshold Estimators for Data with Correlated Noise," J. R. Statist. Soc. B, vol.59, no.2, pp.319-351 (1997)
- (10) E.D.Kolaczyk, "A Method for Wavelet Shrinkage Estimation of Certain Poisson Intensity Signals Using Corrected Thresholds," Statistica Sinica, vol.9, pp.119-135 (1998)
- (11) 奥水大和, "画像処理産業応用の概要," 「江尻正員 (監) 画像処理

- 産業応用総覧 (下巻)」、フジ・テクノシステムズ, pp.4-8 (1994)
- (12) 馬淵健宏, 相原恒博, "フラクタル次元を用いたシームパッカリングの自動評価," 電学論 (C), vol.119-C, no.4, pp.523-528 (1999)
- (13) S.Mallat, "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: the Wavelet Representation," IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., vol.11, no.7, pp.674-693 (1989)
- (14) S.Mallat, "A Wavelet Tour of Signal Processing (2nd ed)," Academic Press, (1999)
- (15) 太田健一, 藤原久永, 粕谷明, "テクスタイルデザインの視覚的特徴 (第 4 報) ウェーブレット変換を用いた織物欠点の抽出," 繊維機械学会論文誌, vol.53, no.4, pp.87-92 (2000)
- (16) S.Özdemir, A.Baykut, R.Meylani, A.Ercil and A.Ertüzün, "Comparative Evaluation of Texture Analysis Algorithm for Defect Inspection of Textile Product," Proc. 14th IAPR Int. Conf. Pattern Recognit. (ICPR'98), pp.1738-1740 (1998)
- (17) L.Prasad and S.S.Iyengar, "Wavelet Analysis with Applications to Image Processing," CRC Press, (1997)
- (18) H.Sari-Sarraf and J.S.Goddard, Jr., "Robust Defect Segmentation in Woven Fabrics," Proc. IEEE Conf. Comput. Vision & Pattern Recognit. (CVPR'98), pp.938-944 (1998)
- (19) J.Weickert, "A Real-Time Algorithm for Assessing Inhomogeneities in Fabrics," Real-Time Imaging, vol.5, no.1, pp.15-22 (1999)

藤原久永 (非会員) 1985 年大阪府立大学工学部電子工学科卒. 同年岡山県工業技術センター入所. 現在, 同研究員. コンピュータビジョン, 画像処理などの研究に従事. 電子情報通信学会, 情報処理学会, 日本ロボット学会, IEEE 各会員.

章忠 (非会員) 1984 年中国西安公路交通大学修士終了. 同年同大学助手. 1986 年同講師. 1993 年岡山大学大学院博士課程修了. 工学博士. 現在, 岡山県工業技術センター・研究員. 1997 年より岡山県立大学大学院非常勤講師. 1998 年より半年間, オーストラリア Melbourne 大学客員研究員. ウェーブレット変換, ニューラルネットワーク, 診断技術などの研究に従事. 日本機械学会, 計測自動制御学会, 自動車技術会各会員.