

ガウス混合モデルによる織物の毛玉状欠陥検出

田村 潤治[†] 山根 延元[†] 森川 良孝[†] 渡辺拓一郎^{††}

[†] 岡山大学工学部

〒700-8530 岡山市津島中 3-1-1

^{††} 株式会社 クラレ

〒710-8622 岡山県倉敷市酒津 1621

E-mail: tyamane@cne.okayama-u.ac.jp, Takuichiro_Watanabe@kuraray.co.jp

あらまし 本論文では織物の製品検査の自動化を目的として、織物に含まれる微少な毛玉状の欠陥を統計的画像処理によって検出する方法を提案する。一般にこのような欠陥検出問題は検査対象画像の統計的性質に関する事前知識に基づいて行われるが、本問題では欠陥についての完全な事前知識を得るのは困難である。そこで、提案法では、欠陥を含まない正規の画像についての統計モデルを用意し、この正規モデルに対するゆう度比の大きさを検出の評価量とする。正規画像の統計モデルとして広義定常ガウス混合モデルを採用し、特徴ベクトルとして画像の局所ブロックの信号に対するDCTの交流係数をそのノルムで正規化したベクトルを用いる。ガウス混合モデルの決定を検査対象画像と同じテキストチャーをもつ複数の画像を用いて行った場合のシミュレーション実験結果を示し、提案法の検出評価量は欠陥の可視性の尺度として有効であることを示す。

キーワード ガウス混合モデル, 欠陥検出, EM アルゴリズム, ゆう度比検定, 離散コサイン変換

Detection of Knitting Ball-Shaped Defects in Textile Based on Gaussian Mixture Model

Junji TAMURA[†], Nobumoto YAMANE[†], Yoshitaka MORIKAWA[†], and Takuichiro

WATANABE^{††}

[†] Faculty of Engineering, Okayama University

3-1-1 Tsushima-naka, Okayama-shi, 700-8530 Japan

^{††} Technology Development Center, Kuraray Co., Ltd.

1621 Sakatu, Kurasiki-shi, 710-8622 Japan

E-mail: tyamane@cne.okayama-u.ac.jp, Takuichiro_Watanabe@kuraray.co.jp

Abstract In this paper, a method to detect knitting ball-shaped defects in textile using statistical image processing is proposed, in order to realize automatic visual check. In detecting such defects, *a priori* knowledge about property of the object image should be used, but in underlying problem, it is difficult to obtain sufficient knowledge about statistical property of the defect image. In the proposed method, we design a statistical model about the nominal image without defects, and use likelihood ratio relative to the nominal model as valuation for the detection, wide sense stationary Gaussian mixture distribution model as the nominal model and normalized DCT AC-coefficient vector on image block as the characteristics vector of the model. In the case that the nominal model is designed using many images that have the same texture as an object image, a simulation result shows that the valuation for detection obtained by the proposed method corresponds well to the visibility of the defects.

Key words Gaussian Mixture Distribution Model, Defect Detection, EM-Algorithm, Likelihood Ratio Detection, DCT

1. ま え が き

近年の電子計算機技術の向上に伴い、従来は処理の複雑さのために利用されることの少なかった Base 理論などの統計的手法をパターン認識などの信号処理に応用する研究が盛んに行われている。本論文では、目視検査の自動化を目的として画像のガウス混合モデル (Gaussian Mixture Distribution Model: GMM) [1] に基づくゆう度比検定法を提案し、織物に含まれる毛玉状の欠陥の検出問題に応用して有効性の検討を行う。

織物の製品検査は現在のところ、目視検査により行われている。織物の欠陥には汚れ、破れ、毛玉状欠陥などが含まれるが、本論文ではこれらの欠陥のうちで特に検出が困難とされている微少な毛玉状欠陥の検査法を提案する。このような欠陥の検出は、織物の正規のテキスチャーから欠陥部分の異常なテキスチャーをもつセグメントを分離する問題となる。このようなセグメント分解の方法として検出対象画像のみを用いてテキスチャーを推定する方法、およびテキスチャーについての事前知識を用いる方法がある。前者の方法において検出精度を向上するためには、異常セグメント部分の観測データ数ある程度大きく選ぶ必要があり、微少な欠陥を検出することは困難と考えられるため、提案法では後者の方法を採用する。この方法には、最大事後確率検定やゆう度比検定 [2] があるが、正規テキスチャーおよび欠陥部分の異常テキスチャーの統計的性質の両方に関する事前知識を必要とする。しかし、本論文で検討を行うような欠陥検出問題では、欠陥に関する完全な事前知識を得るのは困難であると考えられる。そこで、提案法では欠陥を含まない正規の画像にガウス混合モデルを当てはめ、この正規モデルに対する検査対象画像のゆう度比を検出評価量とする。

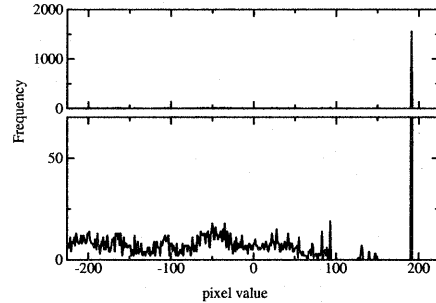
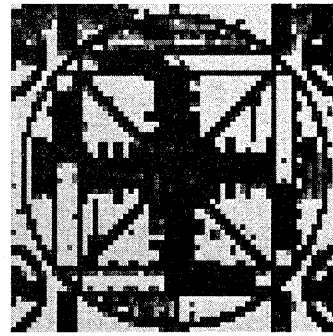
提案法における正規モデルは、画像の局所ブロックの信号をガウス性広義定常過程と仮定し、各過程の共分散行列をパラメータとして決定する。このモデルの特徴ベクトルとしてブロックの DCT の交流係数ベクトルを用いるが、正規テキスチャー部におけるゆう度比の変化を低減するため、ノルムで正規化した DCT 交流係数ベクトルを特徴ベクトルとする。

以下本文では、提案法の検出原理について簡単に述べた後、提案法の構成と処理手順を示す。最後にシミュレーション実験を行い、予備実験により、画像の解像度、ブロックサイズ、クラス数の決定を行う。実験結果から、提案法の検出評価量は、欠陥の可視性の評価尺度として有効であることを明らかにする。

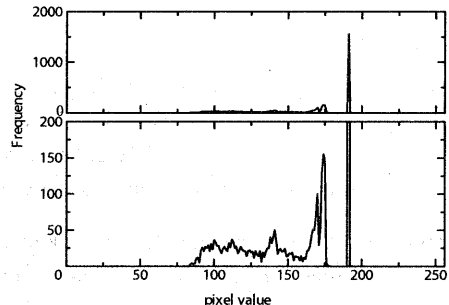
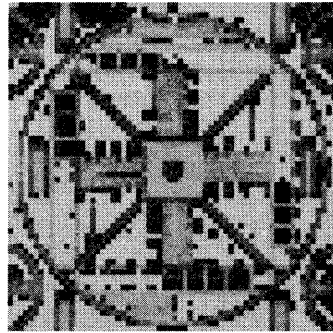
2. 欠陥検出の原理 [1]

2.1 ガウス混合モデル

一般に画像のパターン認識等で用いられているガウス混合モデル (GMM) では画像をブロックに分割した信号の平均ベクトルおよび共分散行列をパラメータとしたモデル化が行われる。提案法における GMM はブロック内の信号を広義定常過程と仮定し、その 2 次元 DCT 係数の交流ベクトル x を特徴ベクトルとして M 個のクラス $\Theta = \{s_i\}_{i=1}^M$ に当てはめる [?]。このとき DCT 係数はほぼ無相関となることが知られているので、共分散行列を対角行列 Λ と仮定する。この過程のもとで、GMM の



(a) 正規化無



(b) 正規化有り

図 1 対数ゆう度 $L(x; \Theta)$ の画像 (128 倍) とそのヒストグラムの正規化の有無による変化

分布確率密度関数 $p(x; \Theta)$ は次式で与えられる。

$$p(x; \Theta) = \sum_{i=1}^M P(s_i) \mathcal{N}(x; 0, \Lambda_i) \quad (1)$$

ただし、 $P(s_i)$ はクラス s_i の出現確率、 $\mathcal{N}(\cdot; \mu, R)$ は平均ベク

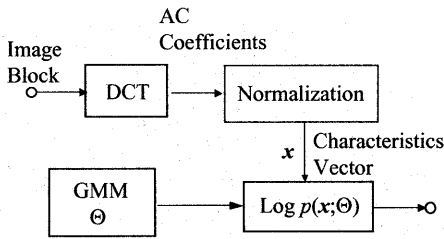


図2 構成図

トル μ , 共分散行列 R の多次元ガウス分布を示す。

この広義定常 GMM は平均ベクトルをパラメータに含むモデルに比べて汎化が容易であることが知られている [1]。

2.2 ゆう度比検定

一般に混合モデルに基づく画像の認識問題では、認識の対象となる画像の統計的性質に関する事前知識が必要となる。しかし、本論文で取り扱うような欠陥検出問題では、欠陥に関する十分な事前知識を得ることは困難である。そこで、提案法の欠陥検出は良品画像の事前知識のみを用いて、以下のように行う。

提案法では混合モデル Θ は良品画像をトレーニング画像として決定する。トレーニング画像として検査対象画像と同様な統計的性質をもった多数の画像を用い、モデルの汎化を図る。欠陥検出は欠陥を含む特徴ベクトルが入力されたときの Θ に対する対数ゆう度 $\log p(x; \Theta)$ が小さな値を取ることを利用して行う。しかし、この対数ゆう度値は入力特徴ベクトルに最ゆうなクラス s_i の確率密度関数 $\mathcal{N}(x; 0, \Lambda_i)$ に依存して広範囲に分布するため、有効な検出が行えない。そこで、特徴ベクトルのノルムが1となるように正規化を行い、良品画像の特徴ベクトルに対するゆう度値のばらつきを低減を図る。

図1に特徴ベクトルを正規化する場合としない場合について、次式の1次元当たり正規化した対数ゆう度の画像とそのヒストグラムを示す。

$$L(x; \Theta) = \frac{1}{(N^2 - 1)} \log p(x; \Theta) \quad (2)$$

$$= \frac{1}{(N^2 - 1)} \log \sum_{i=1}^M P(s_i) \mathcal{N}(x; 0, \Lambda_i) \quad (3)$$

ただし、ゆう度画像は $L(x; \Theta)$ を128倍した画像であり、モデルは処理対象画像のみから構成している。正規化を行うことによって対数ゆう度値のばらつきが小さくなっていることがわかる。

3. 提案法

図2に提案法の構成を示す。

以下に検出の手順を示す。

- (1) 画像を $N \times N$ 画素のブロックに分割し、DCTを施す。
- (2) DCTの交流係数ベクトルをそのノルムで正規化し、特徴ベクトル x とする。
- (3) モデル Θ のもとでの x の対数ゆう度 $L(x; \Theta)$ を求める。欠陥を含むブロックでは $L(x; \Theta)$ が小さくなるため、 $L(x; \Theta)$

を評価量として検出可能であると考えられる。

4. シミュレーション実験結果

4.1 実験条件

(1) 処理対象画像はスキャナ (解像度 1200DPI) を用いて撮像した図3(a)~(c)に示す3枚の画像を用いる。これらの画像に含まれる欠陥 (I)~(IV) (図3(d)~(g)に拡大して示す) は目視検査によって検出されたものである。

(2) モデルの決定はEMアルゴリズム [?] により行い、その初期モデルはスプリット法により決定する。

(3) モデルの決定に用いるトレーニング画像は検査対象画像と同じ織目を持ち、同じ条件で撮像した欠陥を含まない画像30枚とする。

(4) 検出評価量の評価は欠陥を含むブロックの中での対数ゆう度の最小値 (以下、最小ゆう度値と呼ぶ) の偏差 d_L を用いて行う。

$$d_L = |\log L(x; \Theta) - \mu_L| / \sigma_L \quad (4)$$

ただし、 μ_L および σ_L はそれぞれ、正規のブロックにおける $\log L(x; \Theta)$ の平均値および標準偏差を示す。 d_L が大きい程正規のテキストチャーと異なるテキストチャーを持ったブロックであることを表す。

4.2 予備実験

4.2.1 解像度の影響

表1 解像度と d_L の関係

解像度 (DPI)	600	400	300
d_L	9.17	4.96	1.66

表1に解像度を変化^(注1)したときの欠陥 (IV) における d_L の変化を示す。解像度が大きい程 d_L が大きくなっており、より明確に検出可能であることが分り、以下解像度は600DPIとする。

4.2.2 クラス数の影響

表2 クラス数と d_L の関係

クラス数	16	32	64	128	256
d_L	9.17	7.83	6.59	5.72	5.27

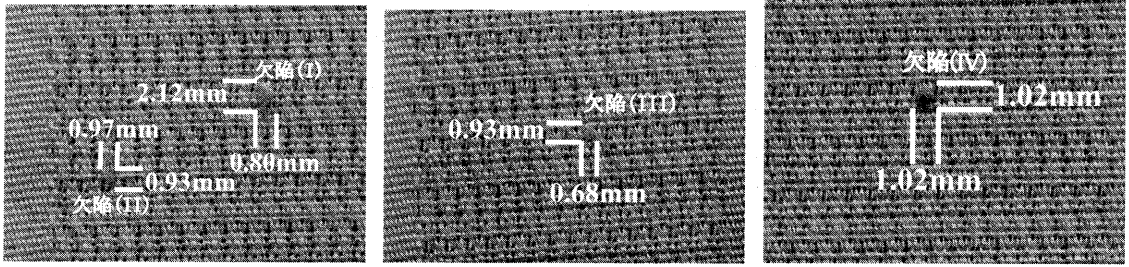
表2にクラス数を変化したときの欠陥 (IV) における d_L の変化を示す。クラス数が16のときの d_L が大きくなっていることが分り、以下クラス数は16とする。クラス数の増加につれて d_L が減少しているのは、モデルが雑音の影響を受けるためであると考えられる。

4.2.3 ブロックサイズの影響

表3 ブロックサイズ (画素) と d_L の関係

ブロックサイズ	6 × 6	8 × 8	10 × 10	12 × 12
d_L	5.1	7.20	9.17	5.54

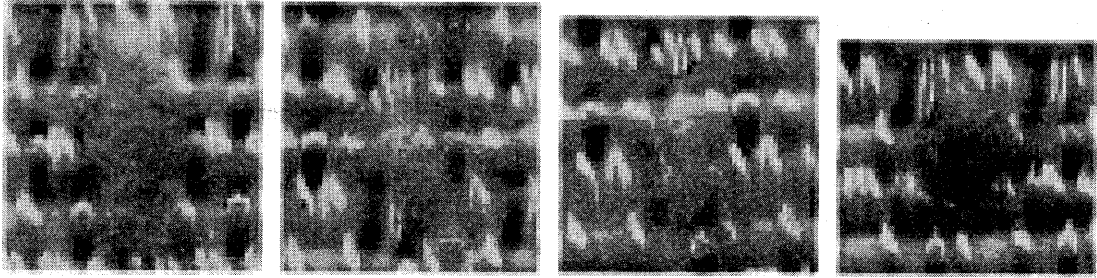
(注1): 解像度が1200/ℓDPIの場合、ℓ × ℓ画素の正方形の平均値フィルタを施す。



(a) 処理対象画像 1

(b) 処理対象画像 2

(c) 処理対象画像 3



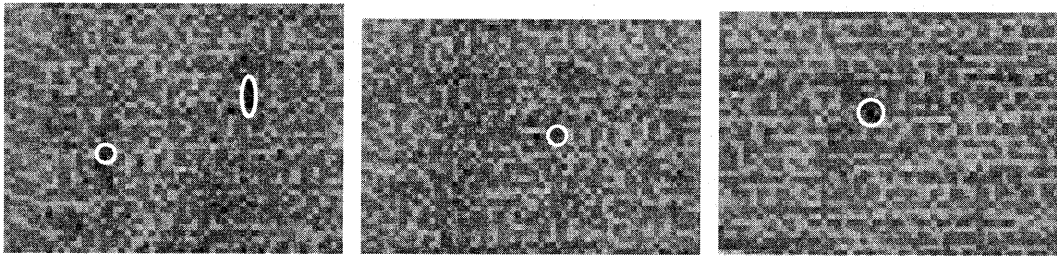
(d) 欠陥 (I) の拡大画像

(e) 欠陥 (II) の拡大画像

(f) 欠陥 (III) の拡大画像

(g) 欠陥 (IV) の拡大画像

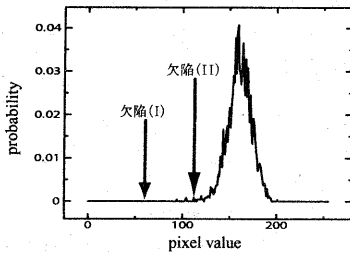
図 3 処理対象画像と拡大画像



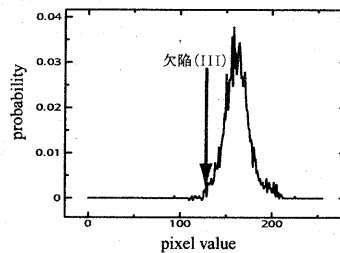
(a) 対数ゆう度画像 1

(b) 対数ゆう度画像 2

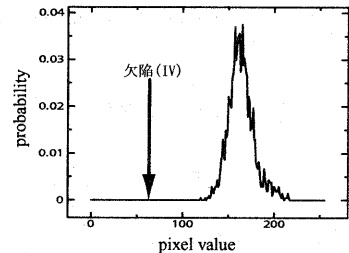
(c) 対数ゆう度画像 3



(d) ヒストグラム 1



(e) ヒストグラム 2



(f) ヒストグラム 3

図 4 対数ゆう度画像とそのヒストグラム

表 4 欠陥 (I)~(IV) の d_L

欠陥名	欠陥 (I)	欠陥 (II)	欠陥 (III)	欠陥 (IV)
d_L	7.97	3.76	2.33	9.17

表 3 にブロックサイズを変化したときの欠陥 (IV) における d_L の変化を示す。ブロックサイズが 10×10 画素のときの d_L が最も大きくなっており、以下ブロックサイズは 10×10 画素とする。

4.3 検出能力

4.3.1 シミュレーション結果

図 4 に対数ゆう度画像 ($L(x; \Theta)$) を 128 倍とそれぞれのヒストグラムを示す。ただし、ヒストグラムには欠陥部分のブロックを含まず、それぞれの画像中の欠陥を含むブロックの中での最小ゆう度値を矢印で示している。表 4 にはこれらの最小ゆう度値を d_L として示す。図 4 から、比較的大きな欠陥 (I), (IV) の最小ゆう度値は正規のブロックの対数ゆう度値よりも大幅に小さくなっていることがわかる。また、欠陥 (II), (III) の

最小ゆゑ度値は正規のブロックの対数ゆゑ度値の分布の下限付近に位置していることがわかる。欠陥 (II), (III) の画像は、本実験の撮像条件では正規のテキスチャーとほとんど見分けがつかないものであることを勘案すると、提案法で用いた対数ゆゑ度値は欠陥の可視性の評価尺度として利用可能であると考えられる。

5. むすび

本論文では、織物に含まれる微小な毛玉状の欠陥を統計的画像処理によって検出する方法を提案した。シミュレーション実験によって欠陥の可視性に応じた評価尺度が得られることを明らかにした。今後の課題として、以下の項目が残されている。

(1) 本論文では、特徴ベクトルの正規化をユークリッドノルムを用いて行ったが、マハラノビスノルムを用いる方法の検討を行うこと。

(2) 事前確率の取り扱い方法の検討を行うこと。

(3) モデルの構成における雑音の影響の低減を図ること。

文 献

- [1] 山根 延元 森川 良孝 川上 洋一 高橋 秀和：“画像の局所定常ガウス混合モデルに基づく適応的ウィーナーフィルタを用いた最適雑音除去”，信学論，Vol. J85-A, no. 9, pp. 993-1004, Sep. 2002
- [2] 上田 修功：“講座：ベイズ学習—統計的学習の基礎—”，信学論，Vol. 85, No. 4,6,7,8, 2002
- [3] S. Mallat, G. Paranicolaou and Z. Zhang, “Adaptive Covariance estimation of Locally Stationary Processes,” Ann. Statistics, vol.26, No.1 pp.1-47, 1998.
- [4] A. P. Dempster, N. M. Laird, and D. B. Rubin: “Maximum-likelihood from incomplete data via the EM algorithm,” Journal of the Royal statistics. Society B (methodological), vol.39, pp.1-38, 1977.