

1. はじめに

木材には様々な欠点が存在する。そのため有害な欠点を除いて良質な製品を生産するには、欠点を検出・識別しなければならない。この作業は、現在熟練者により行われているが、熟練者の不足などにより機械化、自動化が望まれ、生産効率の向上が課題となっている。この問題を扱う場合、人間の持つ主観や曖昧さを計算機にのせる必要がある。前報¹⁾では「節」、「あて」、「汚れ」、「ぬれ」、「脂壺」、「割れ」、「虫穴」、「入皮」の8種類の欠点とこれに「欠点無し」を含めた9種類を対象にCCDカメラにより撮影した木材の白黒濃淡画像から濃度に関する特徴量（濃度統計量）を抽出し、これを基に三角型のメンバーシップ関数を設定し、ファジイクラスタリングを適用して、木材表面に存在する欠点の検出・識別を行い、その結果を報告した。本報では、上記の欠点のあるものは外見上からも異なったテクスチャーを持っていること（例えば、「欠点無し」や「汚れ」、「ぬれ」、「あて」などは木目に関係したテクスチャーを持っている。また「節」、「脂壺」、「虫穴」、などは木目とは無関係なテクスチャーを持ち、「節」、「脂壺」はほぼ独立に存在するのに対して、小さな「虫穴」は局在して分布する等）に着目し、木材欠点のテクスチャーに関する特徴量について考察し、それらの木材欠点の検出・識別への利用の可能性について調べる。

2. 木材表面欠点の検出・識別法

Fig.1に検出・識別のフローチャートを示す。基本的な流れは前報と変わらない。しかし、前報では特徴量として濃度に関する特徴量を利用したが、今回はテクスチャーに関する特徴量を利用することを考える。そのため扱うデータ量が膨大となるので、処理を効率的に実行するための等価確率量子化法による濃度階調変換（低減）を用いた。本報では、抽出する特徴量の種類と、等価確率量子化法による濃度階調変換（低減）について述べる。

3. テクスチャーに関する特徴量

512×480ピクセル、256階調の1画面を8×8=64の領域に分割し、各分割領域ごとに以下に示すテクスチャーに関する特徴量を抽出する。²⁾

1) inertia (慣性)

$$I(d,T) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i+j)^2 s(i,j,d) \quad \dots(4.1)$$

2) cluster shade (集団陰影)

$$A(d,T) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i+j - \mu_{x1} - \mu_{x2})^3 s(i,j,d) \quad \dots(4.2)$$

3) cluster prominence (集団突起)

$$B(d,T) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i+j - \mu_{x1} - \mu_{x2})^4 s(i,j,d) \quad \dots(4.3)$$

4) local homogeneity (局所均一性)

$$L(d,T) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{1}{1+(i-j)^2} s(i,j,d) \quad \dots(4.4)$$

5) energy (エネルギー)

$$E(d,T) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} [s(i,j,d)]^2 \quad \dots(4.5)$$

6) entropy (エントロピー)

$$H(d,T) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} s(i,j,d) \log \{s(i,j,d)\} \quad \dots(4.6)$$

ここで、

$$s(i,j,d) = \frac{\vartheta \{x|x,x+d \in T; g(x)=i, g(x+d)=j\}}{\vartheta \{x|x,x+d \in T\}} \quad \dots(4.7)$$

ϑ は集合の要素数を、 $g(x)$ は画素 x の濃度値を表す。式(4.7)の分母はFig.2における影をつけた領域内の全要素数を表し、分子はその中で x での濃度値が i のとき、 $x+d$ での濃度値が j である画素の総数を表している。すなわち、 $s(i,j,d)$ はデジタル画像領域 T において、画素 x の濃度値が変位ベクトル d により濃度階調 i から j に移る確率を表している。

また、式(4.2)、(4.3)中の μ_{x1} 、 μ_{x2} は次式で与えられる。

$$\mu_{x1} = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} s(i,j,d) \quad \dots(4.8)$$

$$\mu_{x2} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} j s(i,j,d) \quad \dots(4.9)$$

4. 等価確率量子化法による濃度変換

本報では、特徴量として複雑な2次のテクスチャー測度を考えているので、計算負荷を軽減するために濃度階調数は少ない方が望ましい。そこで、ここでは等価確率量子化法(Equal Probability Quantizing、以下

EPQ)によって階調数低減処理を行う。

この方法は画素が濃度値 i をとる確率が、

$$P(i) = \frac{1}{L} \quad (i = 0, 1, \dots, L-1) \quad \dots(3.1)$$

(L は低減後の濃度階調数)

となるように、すなわち新しい各階調が一樣な頻度分布を持つようにするものである。

例としてFig.3にEPQによって256階調から16階調へ低減した場合の頻度分布を示す。原画像において濃度値0からの累積度数が、 p =総画素数/16となる濃度値を求め、それ以下の濃度値を持つ画素に、低減画像では濃度値0を持たせる。同様にして、画素に一樣の頻度分布を持つ16階調の濃度値を与え、階調数を低減させる。

このEPQはデジタル画像において、オリジナル画像に含まれる重要な情報を保存しながら濃度階調数を減少させる方法を提供し、テクスチャー解析の前処理として理想的な方法の一つであるといわれている。

EPQによる濃度階調低減を行った後、既知の欠点を含む画像について前述の6種類の特徴量を変位ベクトル d をパラメータとして抽出し、各欠点毎に特徴量の統計分布を求める。これらを基に各欠点に対するファジイメンバーシップ関数を構成し、Fig.1のフローに従って欠点の検出・識別を行う。

5. おわりに

前報で行った欠点の検出・識別実験において、ファジイクラスタリングによる検出・識別を行う際に用いる各欠点のメンバーシップ関数は、予め既知の欠点を含む木材サンプルから抽出しておいた特徴量データの分布に基づいて設定された。そのためには欠点毎の特徴量データが重ならず分布していることが、欠点の検出・識別率を向上させるために望ましい。今回対象とした欠点は、「欠点無し」をふくめて9種類であるが、「節」、「あて」、「脂壺」、「虫穴」、「入皮」などは画像上で木目の方向とは無関係の濃度分布を持っているため、欠点を含まない部分とはテクスチャーに関する特徴量データが異なっている。前述の6つのテクスチャーに関する特徴量によってこれらの特徴が表現され得るかを調べた。また、どの欠点の特徴を表現するためにはどの特徴量が最も適しているかを調べるのが今後の課題である。

参考文献

1) 渋川勝久、五十嵐悟、本間英樹：精密工学会誌

56/12/1990, pp2309-2314.

2) R. W. Conners, C. W. McMillin, K. Lin and

R. V. Espinosa : IEEE Trans., vol. PAMI-5, No. 6, 1983, pp. 573-583.

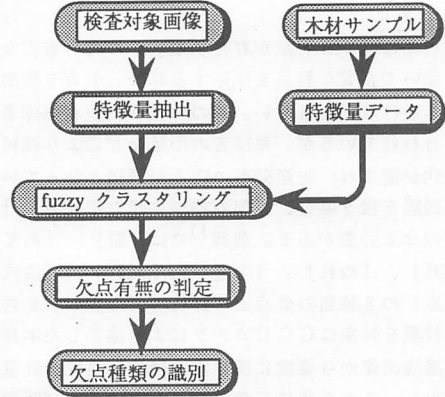


Fig1 検出・識別のフローチャート

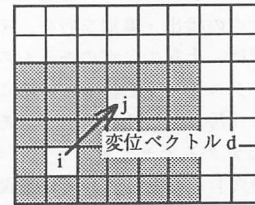


Fig2 デジタル画像領域 T

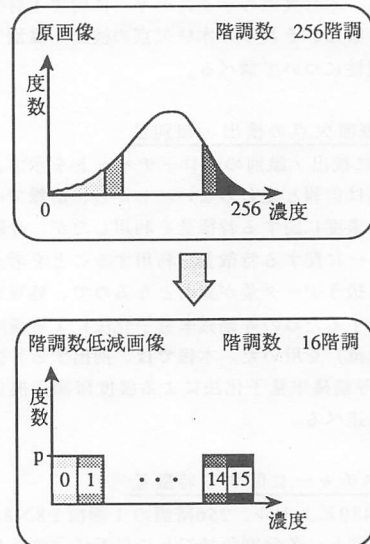


Fig3 EPQ (等価確率量子化法) による濃度変換