

論 文

差分統計量を利用したテクスチャからの物体面の傾き抽出

非会員 松島 秀宣[†] 正員 寺内 瞳博[†]
正員 辻 敏夫[†] 正員 伊藤 宏司[†]

Extraction of Surface Orientation from Texture Using the Gray Level Difference Statistics

Hidegi MATSUSHIMA[†], Nonmember, Mutsuhiro TERAUCHI[†],
Toshio TSUJI[†] and Koji ITO[†], Members

あらまし 単眼静止画像から物体面の傾きを抽出する問題はコンピュータビジョンの重要な課題の一つである。従来提案されている物体面の傾き抽出法は、テクセルやエッジといったテクスチャの構造的特徴を利用した手法がほとんどである。しかし、テクスチャの特徴を統計的に表現することは、テクスチャの分類、領域分割などにおいても有効であることが示されている。そこで本論文では、テクスチャ画像の統計的特徴を利用して物体面の傾きを抽出する方法を提案する。まず物体平面上での差分統計量の確率密度関数の一様性を仮定し、差分統計量が、長さと方向という幾何学的要因に依存することを利用して、投影による画像面上の密度関数のひずみと物体面の傾きとの関係を中心投影のもとで定式化する。そして、この定式化に基づき物体面の傾きを探索的に求めるアルゴリズムを導出する。また、シミュレーション画像および実画像に対して本手法を適用し、その有効性を示す。これにより、従来の方法のようにテクセルやエッジの抽出を必要とせず、濃淡画像から直接、物体平面の傾きを抽出することが可能となる。

1. まえがき

2次元画像から3次元世界を復元する問題はコンピュータビジョンの重要なテーマの一つである。本論文では、3次元構造復元において重要なステップの一つである単眼静止画像から物体面の傾きを抽出する問題を考察する。この問題は、3次元のシーンが2次元の画像に縮退されることにより情報が失われるため、不良設定問題となり解の一意性が保証されない。従って、この問題を解くためには何らかの付加情報を与え、これを拘束条件として用いる必要がある。

さて、物体表面上に固有の模様(テクスチャ: texture)が存在する場合、その性質を利用する方法が有効であり、従来いくつかの方法が提案されている。Gibson⁽¹⁾は、テクスチャの構成要素であるテクセルに着目し、それが物体表面上に等密度で分布していると

すると、投影画像面上のテクセル密度のひずみを利用して物体表面の傾きを推定できることを示した。また大田ら⁽²⁾は、テクセルの面積比と投影によるひずみとの関係を定式化することで消失点を抽出し、物体面の傾きを求めていた。これらはテクセルの構造が既知であることを前提としている。しかし、テクセルの構造が特定できない場合、実際の画像からテクセルを抽出することは困難であり、また抽出したテクセルの精度に依存して誤差が大きくなる。

これに対して Kender⁽³⁾は、物体面上の平行線群が、画像面上で1点(消失点)を端点とする半直線群に投影されるという性質を利用して、平行なエッジを手掛かりに物体面の傾きを求めた。また Witkin⁽⁴⁾は、テクセルのエッジセグメントの方向に注目し、物体面上でエッジの方向の確率密度分布をあらかじめ規定し、統計的方法により傾きを推定した。更に Aloimonos⁽⁵⁾は、Gibson の仮定を拡張し、物体面上でテクセルの構成要素であるエッジ要素が一様な密度で分布しているという仮定のもとで、画像面上の各局所領域におけるエッ

[†] 広島大学工学部、東広島市
Faculty of Engineering, Hiroshima University, Higashi-Hiroshima-shi, 724 Japan

ジの長さの和の密度変化と平面の傾きとの関係を定式化し、面の傾きを抽出している。これらは方法は、エッジ要素に着目しているため、テクセルの構造が特定できないテクスチャに対してもある程度適用可能である。しかしながら、対象とする画像によってはエッジ要素を正確に抽出できなかったり、実際とは異なる位置にエッジが抽出されたり、また妥当なエッジが存在しないこともあり得る。このように、明確な構造が存在しないテクスチャやエッジ抽出の困難なテクスチャに対しては、濃淡値を直接利用してその統計的な特徴でテクスチャを表現する方法が有効である。統計量に着目した方法は画像の分類^{(6),(7)}や領域分割⁽⁸⁾などの問題に對して適用されている。しかし、物体面の傾きを抽出するために濃淡値の統計的特徴を利用した例はまだ報告されていない。

本論文では、濃淡値の統計量でテクスチャを表現し、その統計的性質を利用して物体面の傾き抽出法を考える。物体平面上において一様な統計的性質をもつ平面は、これを投影した画像面上において、局所領域間の統計的合同性がくずれ、ひずみを生じる。このひずみと物体平面の傾きとの関係を記述することで、平面の傾きの抽出が可能となる。本論文では、この統計的性質として、濃度差を距離と方向に依存する確率密度関数として定義した差分統計量を用いる。まず、物体平面上のすべての局所領域で、この差分統計量が同じ密度関数をもつと仮定し、中心投影のもとでの画像面上の局所領域間における差分統計量のひずみと物体平面の傾きとの関係を定式化する。そして、この定式化に基づいた面の傾きの抽出アルゴリズムを導出するとともに、その有効性を実験的に検討する。

2. 物体面と画像面との幾何学的関係

2.1 座標系と中心投影

図1に示すように、原点Oを視点とする3次元空間座標系OXYZを考える。画像面は、Z軸(視軸)に垂直で原点を(0,0,f)とする平面ouvとする。また、対象とする物体平面Pまでの距離をEとし、平面P上に(0,0,E)を原点とする直交座標系O'UVを、U軸とu軸が同一平面(OXZ平面)上となるように設ける。これにより図2に示すように平面Pの法線ベクトルωは、角度α, βにより一意に決定できる。このとき、 $\omega = (\sin \alpha \cos \beta, \sin \beta, \cos \alpha \cos \beta)$ となり、平面Pの方程式は、

$$bcX + dY - ac(Z - E) = 0 \quad (1)$$

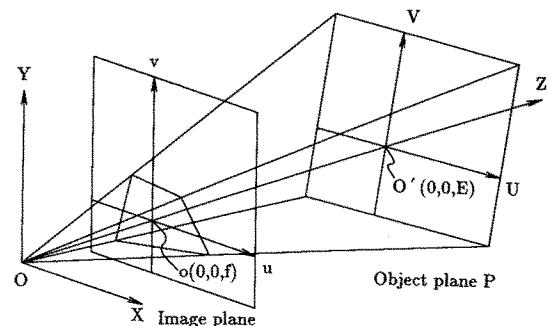


図1 座標系と中心投影
Fig. 1 The coordinate systems and the perspective projection.

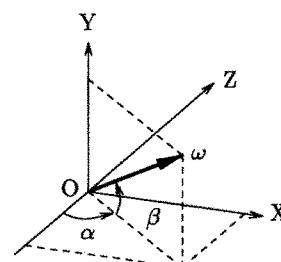


図2 法線ベクトル
Fig. 2 The surface normal vector.

で与えられる。但し、

$$a = \cos \alpha, b = \sin \alpha, c = \cos \beta, d = \sin \beta$$

である。物体面の傾きを抽出する問題は、これらの角度α, βを求ることと等価である。

以上の座標系でf=1とすると、中心投影のもとでの物体平面P(U,V)と画像面(u,v)との関係は、

$$U = \frac{E(cu + bv)}{ac - bcu - dv}, \quad V = \frac{Eav}{ac - bcu - dv} \quad (2)$$

となる。

2.2 線分の長さと方向の関係

線分を画像面に中心投影すると、投影によるひずみにより長さと方向が変化する。物体平面P上の点U, Vを端点とする長さL, 方向θ'の線分と、中心投影後の画像面上の点(u, v)を端点とする長さl, 方向θの線分において、Lとl, θ'とθとの関係は、

$$\begin{aligned} L &= Eac / [(ac - bcu - dv)(ac - bc(u + l \cos \theta) \\ &\quad - d(v + l \sin \theta))] \\ &\cdot [(c - adv) \cos \theta + d(b + au) \sin \theta]^2 \\ &\cdot \{bvc \cos \theta + (a - bu) \sin \theta\}^{1/2} \cdot l \end{aligned} \quad (3)$$

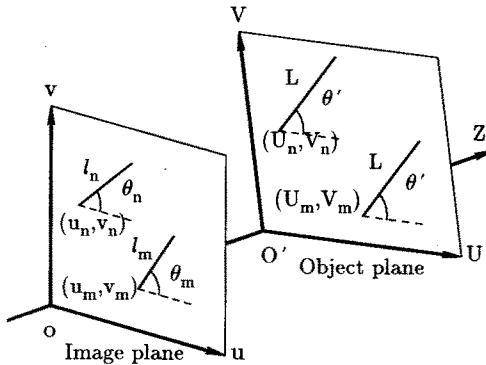


図 3 画像面における長さと方向の拘束条件

Fig. 3 The constraint conditions for the distance and direction on the image plane.

$$\theta' = \tan^{-1} \left[\frac{bvcos\theta + (a - bu)sin\theta}{(c - adv)cos\theta + d(b + au)sin\theta} \right] \quad (4)$$

で与えられる。

2.3 画像面における長さと方向の拘束条件

図 3 に示すように、物体平面 P 上にそれぞれの端点が (U_m, V_m) , (U_n, V_n) (画像面上の端点は、それぞれ (u_m, v_m) , (u_n, v_n) となる), 長さ L , 方向 θ' の一組の平行線分対が与えられたとき、中心投影後の画像面上においては、一般に $l_m \neq l_n$, $\theta_m \neq \theta_n$ となる。このとき式(3), (4)から l_m と l_n , θ_m と θ_n の間には、次のような関係がある。

$$\begin{aligned} & [(c - adv_m)cos\theta_m + d(b + au_m)sin\theta_m]^2 \\ & + \{bv_mcos\theta_m + (a - bu_m)sin\theta_m\}^2]^{1/2} \cdot l_m \\ & \cdot [(ac - bcu_m - dv_m) \\ & \cdot \{ac - bc(u_m + l_mcos\theta_m) - d(v_m + l_msin\theta_m)\}]^{-1} \\ & = [(c - adv_n)cos\theta_n + d(b + au_n)sin\theta_n]^2 \\ & + \{bv_ncos\theta_n + (a - bu_n)sin\theta_n\}^2]^{1/2} \cdot l_n \\ & \cdot [(ac - bcu_n - dv_n) \\ & \cdot \{ac - bc(u_n + l_ncos\theta_n) - d(v_n + l_nsin\theta_n)\}]^{-1} \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} & \frac{bv_mcos\theta_m + (a - bu_m)sin\theta_m}{(c - adv_m)cos\theta_m + d(b + au_m)sin\theta_m} \\ & = \frac{bv_ncos\theta_n + (a - bu_n)sin\theta_n}{(c - adv_n)cos\theta_n + d(b + au_n)sin\theta_n} \end{aligned} \quad (6)$$

画像面上でこのような線分対が抽出され、 l_m , l_n , θ_m , θ_n が得られる場合には、式(5), (6)を二組の線分対について連立させれば、パラメータ α , β を求めることができる。しかし本論文では、線分など、テクスチャの構造情報を用いずに、濃淡値から直接傾きを推定することを目的としている。このため、長さと方向に依

存する差分統計量に着目し、仮想的な平行線分対の性質から α , β を推定することを考える。

3. 差分統計量を利用した物体面の傾き抽出

3.1 傾き抽出法

差分統計量は、ある画素とそれから一定の変位 (l, θ) だけ離れた画素との濃度差の絶対値が K である確率 $P(K | l, \theta)$ を求めたものである。これは、長さと方向に依存するため、テクスチャの特徴を統計量によって表現できる。

物体平面上のすべての局所領域で、差分統計量の確率密度関数が等しいと仮定すると、ある領域 m と領域 n の二つの領域の確率密度関数の間には、 $L_m = L_n$, $\theta_m' = \theta_n'$ のとき、

$$P_m(K | L_m, \theta_m') = P_n(K | L_n, \theta_n') \quad (7)$$

という関係が成り立つ。これを画像面に中心投影すると、投影によるひずみによって差分統計量にもひずみが生じる。このため統計的合同性がくずれ、式(7)の関係は成り立たなくなる。しかし、式(5), (6)の関係を満たす l_m と l_n , θ_m と θ_n では、

$$P_m(K | l_m, \theta_m) = P_n(K | l_n, \theta_n) \quad (8)$$

が成立し、画像面上の両領域の密度関数が一致する。従って、画像面上の二つの局所領域から求めた差分統計量の密度分布 $P_m(K | l_m, \theta_m)$, $P_n(K | l_n, \theta_n)$ を用いて、逆に式(8)を満たす l_m と l_n , θ_m と θ_n を求めることができれば、物体面の傾きが抽出可能となる。しかし、差分統計量はテクスチャによってさまざまな形になることが考えられるため、式(8)から、解析的に式(5), (6)を満たす l_m , l_n , θ_m , θ_n を求めることは困難である。そこで本論文では、評価関数

$$J = |P_m(K | l_m, \theta_m) - P_n(K | l_n, \theta_n)| \quad (9)$$

を導入し、この評価関数を最小とする物体面の傾き α , β を探索的に推定する方法をとる。すなわち、画像から得た差分統計量をテクスチャの特徴を示す特徴パターンとして考え、 α , β を変更することで、領域間の特徴パターンをマッチングさせて傾きを推定する。

3.2 傾き抽出アルゴリズム

(a) アルゴリズムの概要

図 4 に傾き抽出アルゴリズムを示す。まず、入力画像に対して、領域重心、領域の大きさ、差分統計量を計算する長さの最大値を設定する。また、方向の範囲は $0 \leq \theta < \pi$ として、二つの領域の差分統計量 $P_m(K | l_m, \theta_m)$, $P_n(K | l_n, \theta_n)$ を求める。次に、 α , β と l_m , θ_m を与えることで式(5), (6)から対応する l_n , θ_n を

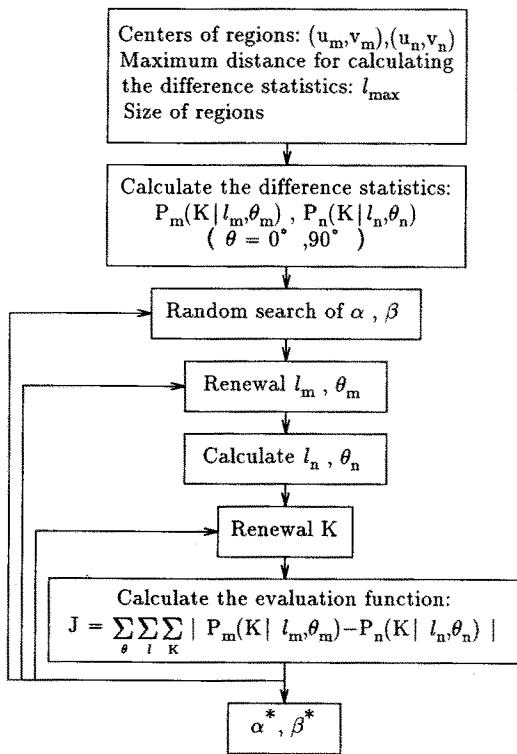


図4 傾き抽出アルゴリズム

Fig. 4 The algorithm extracting a surface orientation.

求め、式(9)の J を計算する。 K , l , θ を更新しながら J を最小とするような傾き α^* , β^* を推定する。

実際の画像データに、本アルゴリズムを適用するためには、離散画像という性質から、領域の対応付けと差分統計量の補間が必要となる。

(b) 局所領域の対応付け

画像は量子化された画素で構成されているため、差分統計量を測定する際に、すべての方向の θ に関して差分統計量を求めることができない。等間隔で十分なデータが得られるのは、方向 $\theta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ のみである。そこで領域重心の設定を以下のように工夫する。

物体平面上で二つの領域重心を結ぶ直線は、中心投影後も直線に変換されるため、この方向に一致させた2直線の投影後の方向に関しては、式(5)で $\theta=\theta_m=\theta_n$ が成り立つ。すなわち、二つの領域重心を $\theta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ の直線上に設定し、式(5), (6)を連立させると、

$$l_m \cdot [(ac - bcu_m - dv_m) \\ \cdot \{ac - bc(u_m + l_m \cos \theta_m) - d(v_m + l_m \sin \theta_m)\}]^{-1}$$

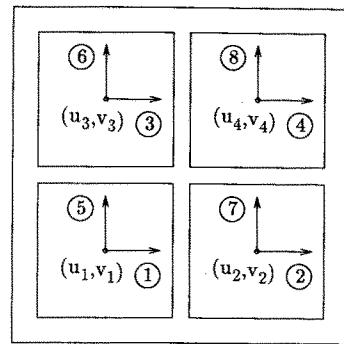


Image plane

- (1) ① $P_1(K | l_1, 0^\circ) \leftrightarrow$ ② $P_2(K | l_2, 0^\circ)$
- (2) ③ $P_3(K | l_3, 0^\circ) \leftrightarrow$ ④ $P_4(K | l_4, 0^\circ)$
- (3) ⑤ $P_1(K | l_1, 90^\circ) \leftrightarrow$ ⑥ $P_3(K | l_3, 90^\circ)$
- (4) ⑦ $P_2(K | l_2, 90^\circ) \leftrightarrow$ ⑧ $P_4(K | l_4, 90^\circ)$

Fig. 5 局所領域の対応付け
Fig. 5 The corresponding directions between local regions on an image.

$$= l_n \cdot [(ac - bcu_n - dv_n) \\ \cdot \{ac - bc(u_n + l_n \cos \theta_n) - d(v_n + l_n \sin \theta_n)\}]^{-1} \quad (10)$$

と簡約化できる。角度方向は決まった方向のみについて計算すればよいので、長さ l_m のみを更新することにより、 J を計算することができる。ここでは、図5のように四つの領域を設定し、 $\theta=0^\circ, 90^\circ$ として傾き α , β を推定する。

(c) 差分統計量分布の補間

離散画像のために差分統計量 $P(K | l, \theta)$ は、長さ l に関しても離散的にしか求められない。従って、式(10)の l_m を計算可能な値に選んでも、対応する l_n に対する $P_n(K | l_n, \theta)$ も計算可能になるとは限らない。そこで、差分統計量分布 $P(K | l, \theta)$ を長さ l に関して、3次の自然スプライン関数⁽⁹⁾で補間した。

(d) 探索方法

J を最小とする傾き α , β を求めるためには、 $-90^\circ \leq (\alpha, \beta) \leq 90^\circ$ の範囲内のすべての α , β について J を計算すればよいが、計算量が問題となる。そこで、探索を効率的に行うために以下の探索アルゴリズムを用いる。

<探索アルゴリズム>

(1) $-30^\circ \leq \alpha, \beta \leq 30^\circ$ の範囲で、 (α, β) をランダムに20個選択し、 J を求める。

(2) J を最小とする $(\alpha, \beta)_{min}$ を中心値とし、そのときの J を J_c とする。

(3) 中心値周りに $(\alpha, \beta)_{min} \pm 10^\circ$ の範囲で、ランダ

ムに 20 個の (α, β) を選択し J を求め、 J の最小のものを J_{\min} とする。

(4) J_{\min} と J_c との関係が、

$J_{\min} < J_c$ ならば、 J_{\min} のときの α, β を中心値 $(\alpha, \beta)_{\min}$ とし、(3)に戻る。

$J_{\min} \geq J_c$ ならば、探索範囲を 1° 小さくして(3)に戻る。

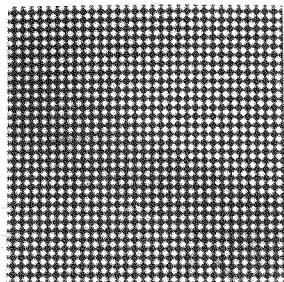


図 6 周期パターン
Fig. 6 The periodic image pattern.

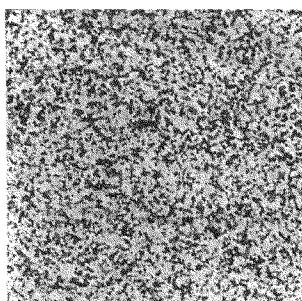


図 7 MRF テクスチャ
Fig. 7 The MRF texture image.

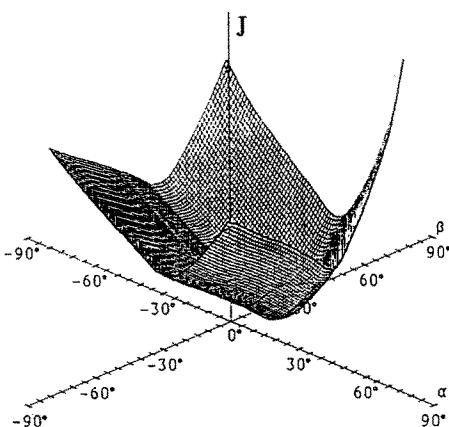


図 9 評価関数 ($-40^\circ \leq \alpha, \beta \leq 40^\circ$)

Fig. 9 The evaluation function of the inclined image ($\alpha = \beta = 10^\circ$) of Fig. 6.

但し、探索範囲は $\pm 2^\circ$ より小さくしないものとする。

(5) 10 回繰り返しても、 $(\alpha, \beta)_{\min}$ が変更されなければ探索を終了し、このときの (α, β) を推定値 (α^*, β^*) とする。

4. 画像への適用

本手法の有効性を確かめるために、シミュレーションにより生成した画像および CCD カメラで撮影したテクスチャ画像に対して本手法を適用して傾きを推定した。

4.1 シミュレーション画像

図 6 は、 \sin 関数を使った周期的なテクスチャ画像で、1 周期が 16 画素、濃淡 8 階調の画像である。図 7 は、MRF モデル⁽⁸⁾を利用して発生させたテクスチャで、濃淡 5 階調の画像である。画像の大きさは、 512×512 画素である。これらを、画像の左下を原点として変換し、領域重心を $(100, 100), (100, 300), (300, 100), (300, 300)$ 、局所領域の大きさを 101×101 画素、差分統計量

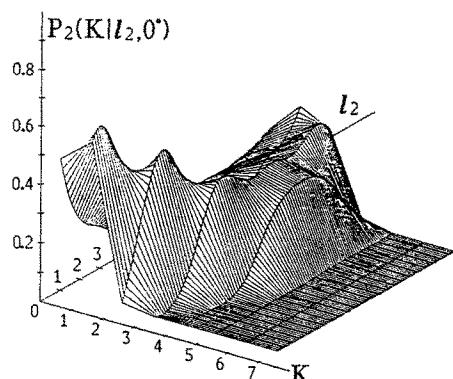
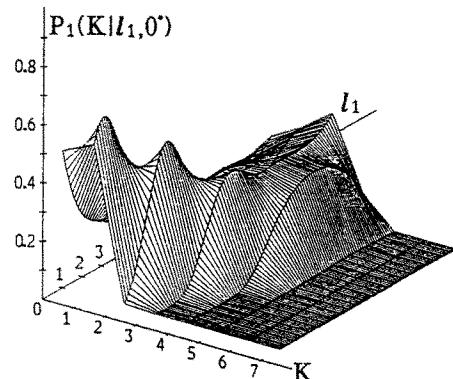


図 8 差分統計量

Fig. 8 An example of the gray level difference statistics of the inclined image ($\alpha = \beta = 10^\circ$) of Fig. 6.

表1 傾き推定結果(1)

周期パターン		MRFテクスチャ	
真値 α, β	推定値 α^*, β^*	真値 α, β	推定値 α^*, β^*
10°, 10°	10°, 11°	10°, 10°	10°, 10°
20°, 0°	20°, 0°	20°, 0°	20°, 1°
		0°, 20°	-3°, 22°

領域重心 : (100, 100), (100, 300),
(300, 100), (300, 300)

領域の大きさ : 101×101

表2 傾き抽出結果(2)

領域重心	推定値 α^*, β^*	領域重心	推定値 α^*, β^*
(100, 100), (150, 100)	11°, 7°	(100, 100), (300, 100)	10°, 11°
(100, 150), (150, 150)		(100, 300), (300, 300)	
(100, 100), (200, 100)	9°, 10°	(100, 100), (350, 100)	10°, 10°
(100, 200), (200, 200)		(100, 350), (350, 350)	
(100, 100), (250, 100)	8°, 11°		
(100, 250), (250, 250)			

真値 : $\alpha=\beta=10^\circ$, 領域の大きさ : 101×101

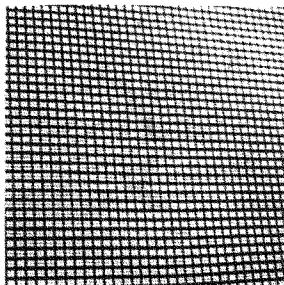


図10 実画像(1)

Fig. 10 Real texture image (1).

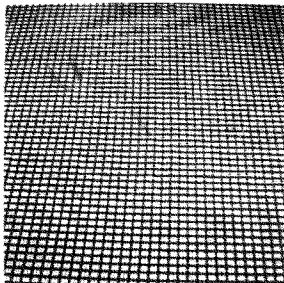


図11 実画像(2)

Fig. 11 Real texture image (2).

を計算する長さの最大値 l_{\max} を 10 として α, β を推定した。図 8 に、 $\alpha=\beta=10^\circ$ としたときの周期パターンに對して求めた方向 0° の差分統計量を、図 9 にそのときの評価関数を、また推定結果を表 1 に示す。周期パターンについて誤差 $\pm 1^\circ$ 以内、MRF テクスチャでは誤差 $\pm 3^\circ$ 以内という結果を得た。これらの誤差は、そもそもテクスチャという 2 次元の広がりをもつ特徴であるにもかかわらず、代表点(画像中心)の特徴として縮退させて定義していることに起因し、更に離散画像を扱うことからデータの補間が必要となるため、その推定誤差からも生じる。また MRF テクスチャについては必ずしも局的に差分統計量が同じプロフィールをもつという保証はない。つまり MRF テクスチャは本手法のもともとの仮定が成り立つ保証がない対象であると言える。

また、領域重心の位置を変えたときの影響を調べた。図 6 の周期パターンの $\alpha=\beta=10^\circ$ の画像に対して領域重心を変化させた結果を表 2 に示す(領域の大きさは 50)。この場合、領域を重ねると誤差が増加する。これは重なり部分が共通の統計的性質を有するため、投影によるひずみを十分に抽出できなくなることによるものと考えられる。

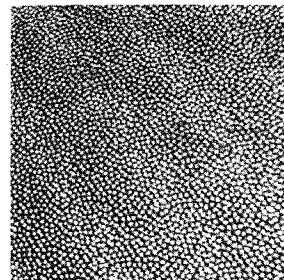


図12 実画像(3)

Fig. 12 Real texture image (3).

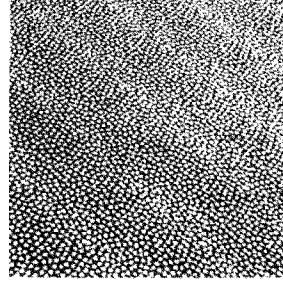


図13 実画像(4)

Fig. 13 Real texture image (4).

表3 傾き推定結果(3)

	真 値 α, β	推 定 値 α^*, β^*
図10	20.9°, 20.2°	20°, 22°
図11	0.0°, 48.1°	0°, 47°
図12	-18.0°, 24.2°	-16°, 26°
図13	13.1°, 37.6°	7°, 38°

領域重心 : (-69, -70), (41, -70), (-69, 40), (41, 40)

領域の大きさ : 81×81

4.2 実 画 像

次に CCD カメラを用いて実際にテクスチャを撮影した画像に対して本手法を適用した。画像は、大きさ 240 × 240 画素、濃淡 256 階調で撮影したもので、画像の中心を原点にしている。図 10～13 は、撮影画像を等確率量子化アルゴリズム (Equal-probability quantizing algorithm⁽⁶⁾) により濃淡の階調を 8 としたものである。これらに対して、領域重心を (-69, -70), (41, -70), (-69, 40), (41, 40)、領域の大きさを 81×81 画素として傾きを推定した結果が表 3 である。ボケによる画像の劣化にもかかわらず図 13 以外は、誤差 ±2° 以内で傾きを推定している。また誤差の大きい図 13 に対しては、同じ領域重心で、領域の大きさを 101×101 として傾きを推定すると、 $\alpha=13^\circ$, $\beta=37^\circ$ という結果が得られた。これは、領域を大きくすることで、統計的特徴が差分統計量に十分に反映されたためであると考えられる。また前節で示した誤差の問題に加えて、本節では実在する対象をテレビカメラを通して入力したことから、信号レベルのノイズ、量子化誤差、変換誤差などが更に上乗せされていると考えられる。

またシミュレーション画像および実画像の双方について最適解の探索アルゴリズムの良否を確認するために、今回使用したすべての画像についての評価関数の最小値を求めたところ、それらはすべて本アルゴリズムで求めた最適値と一致した。

このように、各種のノイズが影響するにも関わらず、差分統計量を利用した本手法によって、テクスチャ画像の傾きを十分抽出できることが確認された。

5. む す び

本論文では、テクスチャ画像の統計的性質を利用して物体面の傾きを抽出する手法を提案した。本手法では、従来ほとんど考慮されていなかった画像の濃淡値を有効に利用している。これによりテクセルの推定・

抽出やエッジの抽出における種々の問題を回避でき、濃淡画像から直接濃淡値を用いて対象物体平面の傾きを抽出することが可能となった。

しかしながら本手法が適用できる対象は差分統計量が一様なテクスチャ平面に限られ、それ以外の対象に対してはその一様性に応じた誤差が生じる。また差分統計量を測定する領域の大きさによっては、テクスチャの特徴を十分に反映できない場合がある。今後、差分統計量が一様であるテクスチャのクラスを明確にするとともに、テクスチャに応じてどのくらいの大きさの領域を設定すればよいかなどの点について考察する必要がある。

文 献

- (1) J. J. Gibson : "The perception of the visual world", Houghton Mifflin, Boston (1950).
- (2) 大田友一, 前信 潔, 坂井利之 : "透視射影されたテクスチャから平面の傾きを得る一方法", 情処学 CV 研究, 16-2, pp. 1-8 (1982).
- (3) J. R. Kender : "Shape from texture: An aggregation transform that maps a class of textures into surface orientation", Proc. 6th. IJCAI, pp. 475-480 (1979).
- (4) A. P. Witkin : "Recovering surface shape and orientation from texture", Artif. Intell., 17, pp. 17-45 (1981).
- (5) J. Aloimonos : "Shape from texture", Biol. Cybern., 58, pp. 345-360 (1988).
- (6) R. M. Haralick, K. Shanmugam and I. Dinstein : "Textural features for image classification", IEEE Trans. Syst., Man & Cybern., SMC-3, 6, pp. 610-621 (1973).
- (7) J. S. Weszka, C. R. Dyer and A. Rosenfeld : "A comparative study of texture measures for terrain classification", IEEE Trans. Syst. Man & Cybern., SMC-6, 4, pp. 269-285 (1976).
- (8) S. Geman and D. Geman : "Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images", IEEE Trans. Pattern Anal. & Machine Intell., PAMI-6, 6, pp. 721-741 (1984).
- (9) 竹本宣弘, 荒 実 : "C による数値計算", 朝倉書店, pp. 86-104 (昭 62).

(平成 2 年 4 月 25 日受付, 8 月 9 日再受付)

松島 秀宣



昭 63 広島大・工・第 2 類(電気系)卒、平 2 同大大学院博士課程前期情報工学専攻了。同年 NTT データ通信(株)入社。在学中はコンピュータ・ビジョンの研究に従事。日本人間工学会会員。



寺内 瞳博

昭 59 関西大・工・機械卒。昭 61 同大大学院博士課程前期了。平 1 広島大大学院博士課程単位取得退学。同年同大学助手。現在、コンピュータビジョン、画像理解の研究に従事。AVIRG, IEEE, 情報処理学会等各会員。



辻 敏夫

昭 60 広島大大学院工学研究科博士課程前期システム工学専攻了。同年同大工学部助手。現在に至る。生体工学、ロボット工学、マン・マシンシステムに関する研究に従事。計測自動制御学会、電気学会、日本ロボット学会、日本人間工学会、IEEE 各会員。工博。



伊藤 宏司

昭 44 名大大学院工学研究科修士課程了。昭 45 同工学部自動制御研究施設助手。昭 54 広島大学工学部第 2 類(電気系)助教授。現在に至る。生体システム解析、ロボティクス、マン・マシンインターフェースの研究に従事。計測自動制御学会、電気学会、日本ロボット学会、日本エム・イー学会、IEEE 等各会員。工博。