

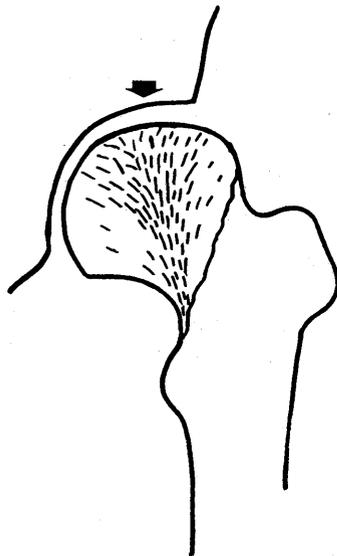
線状パターンの方方向性の定量化とその応用

出澤 正徳 (理化学研究所)

1. はじめに 材料内に見られる方向性を持った線状の微細パターン、例えば、金属材料の結晶粒界、木材の木目、紙や布の繊維、さらには生物の筋肉繊維や骨内部の骨梁パターンなどは、その力学的特性に大きく関与している。このような線状の微細パターンの画像はX線写真や顕微鏡下における写真として得られ定性的な見地から材料の強度等力学的諸特性に関連づけられている。近年、これらの線状微細パターンの画像を定量的に解析処理し、力学的諸特性との関係を定量的に調べようとの要望が高まっている。著者らは、人間の大腿骨頭の骨梁パターン画像において、この問題に遭遇し画像処理手法の適用を試みることとなった。古くから、生物の骨はそれに作用する力に対応して最適なものに構築されると考えられており、骨内部に見られる骨梁パターンは建築におけるトラス構造にたとえることができる。また骨に何らかの病的な障害が起こると骨梁パターンの密度や走行方向に大きな変化が生ずる。従って、病的な障害を定量的に調べるための糸口ともなり得るものと考えられる。このような背景の下に本報では、方向性を持った線状の微細パターン画像における方向性を定量的に解析処理するための方法を検討したので報告する。

2. パターンの走行方向・密度と力学的特性

この課題に取り組むきっかけとなった大腿骨頭と荷重方向、骨梁パターンとの関係を示す模式図および大腿骨頭の骨梁画像の一例を図1に示した。抽出された大腿骨頭を50 μ mの厚さにスライスし、マイクログラフで撮影したものである。図1からも骨梁パターンの方向性が力学的特性に大いに関与しているであろうことが了解できる。



(a) 大腿骨模式図



(b) 正常大腿骨頭の骨梁パターン

(骨接した人の大腿骨頭を抽出し、特殊な方法で50 μ mスライスしたものをマイクログラフで撮影し得られた。)

図1. 大腿骨頭の骨梁パターン画像

パターンの方向性ということはかなり曖昧な概念であり、これを定量的に論ずるためには何らかの工夫が必要である。力学的性質を検討する上では、パターンの走行方向およびその方向性の強さあるいは密度が重要なパラメータと考えられる。パターンの走行方向は荷重の方向(骨内部における応力の方向)に、その密度は

荷重(応力)の大きさに関係すると考えられる。従って、パターンの走行方向及び密度を定量的に解析できれば、これらから力学的諸特性を、さらにはこれらの変化と病的障害との関係も定量的に解明してゆくための糸口を提示できるものと考えられる。以下では図1の骨梁画像のようにバイナリ画像に近い線状の微細パターン画像におけるパターンの方向性およびその強さを定量的に解析・処理するための方法について検討する。

3. パターンの走行方向定量化のための方法 パターンの走行方向は濃淡画像であればその尾根線(脊線)の方向、白黒パターンであればその骨格線(中線)の方向から求めるのも一案であり、尾根線あるいは骨格線を求め、それらを線として識別し、線の方向を解析することも考えられる。しかし、本題における目的には、個々のパターン方向よりも、注目領域についての全体的な方向性が重要である。そこで、注目領域内での尾根線検出におけるピークの検出方向との関係で、尾根線の平均的走行方向を求める方法および白黒パターンの境界の走行方向成分の和より全体としての方向性を推定する方法を考え、検討した。

3-1. 尾根線走行方向の検出

縮画像の解析のために開発した尾根点検出のための方法を図3に示した。注目点を中心に5x5の画素を切り出し、同図(b)に示すようにX, Y, XY及びYX方向に対するピークの条件を調べ、いずれか2方向以上に対して条件が満足された場合に注目点が尾根線上の点であると判定する。さらに注目点における尾根線の走行方向は、ピーク検出方向と直交する方向であると考え、図4に示すように22.5°間隔に分割された1つの方向に割当てろ。例えば、注目点でX及びXY方向に対してピークが検出されたとする、注目点は尾根線上の点であるとし、これら2方向の間方向に直交するY-YX方向に尾根線が走行しているとする。注目領域内の各点に尾根点検出法を適用し、これらの平均的な方向を求める。平均化の方法は、図5に示すように90°方向、-90°方向が連続するようにして行なう。すなわち、いまi番目の方向の角度を θ_i 、その方向の検出回数を N_i とすると平均化された方向成分(V_x, V_y)および平均方向を示す角度 θ_0 と θ_0 方向成分 D は、

P _{-2,2}	P _{-1,2}	P _{0,2}	P _{1,2}	P _{2,2}
P _{-2,1}	P _{-1,1}	P _{0,1}	P _{1,1}	P _{2,1}
P _{-2,0}	P _{-1,0}	P _{0,0}	P _{1,0}	P _{2,0}
P _{-2,-1}	P _{-1,-1}	P _{0,-1}	P _{1,-1}	P _{2,-1}
P _{-2,-2}	P _{-1,-2}	P _{0,-2}	P _{1,-2}	P _{2,-2}

(a) 尾根線検出用マスク

$$\begin{aligned}
 X & \begin{cases} P_{0,0} + P_{0,-1} + P_{0,1} > P_{-2,-1} + P_{-2,0} + P_{-2,1} \text{ and} \\ P_{0,0} + P_{0,-1} + P_{0,1} > P_{2,1} + P_{2,0} + P_{2,-1} \end{cases} \\
 Y & \begin{cases} P_{0,0} + P_{-1,0} + P_{1,0} > P_{-1,-2} + P_{0,-2} + P_{1,-2} \text{ and} \\ P_{0,0} + P_{-1,0} + P_{1,0} > P_{-1,2} + P_{0,2} + P_{1,2} \end{cases} \\
 XY & \begin{cases} P_{0,0} + P_{-1,-1} + P_{1,1} > P_{-2,-2} + P_{-2,-1} + P_{-1,-2} \text{ and} \\ P_{0,0} + P_{-1,-1} + P_{1,1} > P_{-2,-2} + P_{-2,-1} + P_{-1,-2} \end{cases} \\
 YX & \begin{cases} P_{0,0} + P_{-1,1} + P_{1,-1} > P_{2,2} + P_{2,1} + P_{1,2} \text{ and} \\ P_{0,0} + P_{-1,1} + P_{1,-1} > P_{-2,-2} + P_{-2,-1} + P_{-1,-2} \end{cases}
 \end{aligned}$$

(b) 各方向に対するピークの条件

図3. 尾根線の検出方法

ピーク検出方向	尾根線方向	角度
{ X, XY }	Y-YX	-67.5 (θ ₁)
{ X, XY, Y }	YX	-45.0 (θ ₂)
{ Y, XY }	X-YX	-22.5 (θ ₃)
{ XY, Y, YX }	X	0.0 (θ ₄)
{ Y, YX }	X-XY	22.5 (θ ₅)
{ Y, YX, X }	XY	45.0 (θ ₆)
{ X, YX }	Y-XY	67.5 (θ ₇)
{ YX, X, XY }	Y	90.0 (θ ₈)

図4. ピーク検出方向と尾根線の走行方向

次式で与えられる。

$$V_x = \sum_{i=1}^8 N_i \cos 2\theta_i$$

$$V_y = \sum_{i=1}^8 N_i \sin 2\theta_i$$

$$D = \sqrt{V_x^2 + V_y^2}$$

$$\theta_0 = \frac{1}{2} \left\{ \text{Sign}(V_y) \{1 - \text{Sign}(V_x)\} \pi / 2 + \tan^{-1}(V_y/V_x) \right\}$$

(1)

ここで D は方向性の強さに関するパラメタであり、 $D=0$ は方向性がないこと（等方向性）を意味している。

3-2. パターン境界の走行方向成分より推定する方法

図6に白黒パターンの境界線の X, Y 方向走行成分 (L_x, L_y) とパターンの方向との関係を示した。図からパターンの境界線の走行方向成分がパターンの方向に大きく関係しているであろうことは明らかであり、境界線の走行方向の成分よりパターンの走行方向を推定できるものと考えられる。しかし、パターンの境界線を正確に求めるには、境界の追跡が必要であり、容易とは言い難い。しかし、図6に示したように、ある特定方向に対する全体的な射影成分（特定方向成分の和）を求めることは比較的容易である。そこで、注目領域について境界線の X, Y 、及び YX 方向成分の和（射影成分） L_x, L_y, L_{xy} 及び L_{yx} が与えられた場合にこれらとパターンの走行方向との関係を、方向成分を平均化する方法及び、

注目領域全体を1つのパターンに置き換えるいくつかのモデルを想定し、そのパラメタを推定する方法とを検討した。図7, 図8, 図9にそれぞれ直線型モデル、矩形型モデル、楕円型モデルと境界の方向成分 L_x, L_y, L_{xy}, L_{yx} との関係を示した。

3-2-1. 方向成分、方向を平均化する方法

$$V_x = (L_x - L_y)$$

$$V_y = (L_{xy} - L_{yx})$$

$$D = \sqrt{V_x^2 + V_y^2}$$

$$\theta_0 = \frac{1}{2} \left\{ \text{Sign}(V_y) \{1 - \text{Sign}(V_x)\} \pi / 2 + \tan^{-1}(V_y/V_x) \right\}$$

(2)

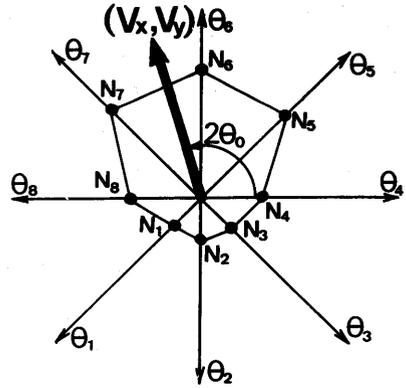
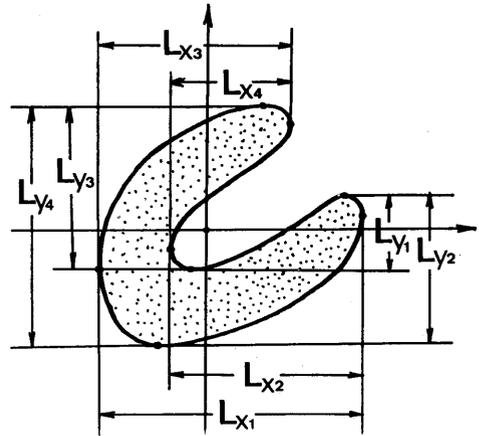


図5. 各方向尾根検出回数と平均方向および平均方向成分



$$L_x = (L_{x1} + L_{x2} + L_{x3} + L_{x4}) / 2$$

$$L_y = (L_{y1} + L_{y2} + L_{y3} + L_{y4}) / 2$$

図6. パターン境界の走行方向成分とパターンの方向性

この方法は3-1で述べた方法と全く同様の考えで平均化するものであり、(1)式で X 方向を 0° 、 Y 方向を 90° 、 XY 方向を 45° 、 YX 方向を -45° としたものに相当する。(1)式を適用することにより、方向成分 D および平均の方向 θ_0 は左のように与えられる。

この方法は非常に単純な方向性の算出法であるが、注目領域全体のパターン平均的な方向性をよく表現しているものと考えられる。

3-2-2. 直線型モデル この場合、ほとんどのパターンが全くの直線状のパターンの集りであれば L_x , L_y に対するモデルと、 L_{xy} , L_{yx} に対するモデルとは一致するはずであるが、実際にはそうでないため、図7に示したように、その方向にずれが生ずることが予想される。それぞれについて、独立にその方向を求めて、その重み付きの平均をとることにすると、方向性の強さ D および方向 θ は次式で与えられる。

$$\left. \begin{aligned} V_x &= (L_x - L_y) \\ V_y &= (L_{xy} - L_{yx}) \\ D &= \sqrt{V_x^2 + V_y^2} \\ \theta &= \frac{V_x^2 \theta_1 + V_y^2 \theta_2}{V_x^2 + V_y^2} \end{aligned} \right\} (3)$$

θ_1, θ_2 は L_x と L_y および L_{xy} と L_{yx} の大小関係により、次のような値となる。

- ① $V_x < 0$ かつ $V_y > 0$ の場合
 $\theta_1 = \frac{\pi}{2} - \tan^{-1}\left(\frac{L_x}{L_y}\right)$
 $\theta_2 = \frac{\pi}{4} + \tan^{-1}\left(\frac{L_{yx}}{L_{xy}}\right)$
- ② $V_x > 0$ かつ $V_y > 0$ の場合
 $\theta_1 = \tan^{-1}\left(\frac{L_y}{L_x}\right)$
 $\theta_2 = \frac{\pi}{4} - \tan^{-1}\left(\frac{L_{yx}}{L_{xy}}\right)$
- ③ $V_x > 0$ かつ $V_y < 0$ の場合
 $\theta_1 = -\tan^{-1}\left(\frac{L_y}{L_x}\right)$
 $\theta_2 = -\frac{\pi}{4} + \tan^{-1}\left(\frac{L_{yx}}{L_{xy}}\right)$
- ④ $V_x < 0$ かつ $V_y < 0$ の場合
 $\theta_1 = -\frac{\pi}{2} + \tan^{-1}\left(\frac{L_x}{L_y}\right)$
 $\theta_2 = -\frac{\pi}{4} - \tan^{-1}\left(\frac{L_{yx}}{L_{xy}}\right)$

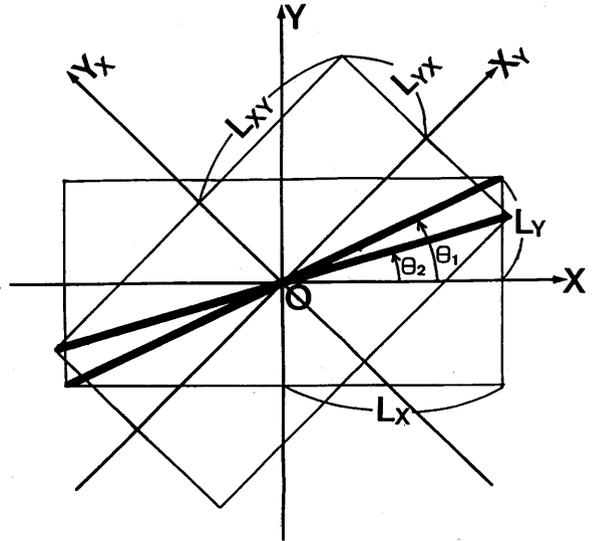


図7. 直線型モデル

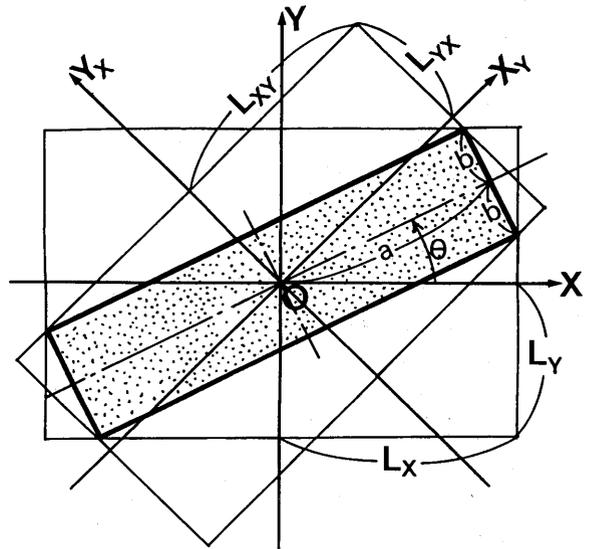


図8. 矩形型モデル

この方法によって得られる結果は3-2-1における方法によるものとはほとんど同じであることが予想される。

3-2-3. 矩形型モデル パターン境界の各方向成分 L_x, L_y, L_{xy}, L_{yx} を図8に示したように長さ $2a$, 巾 $2b$ の θ 方向を向いた一つの矩形パターンにあてはめ、これらのパラメータを推定する。いま、 $b = ka$ とおくと、

これらのパラメータおよびパターン境界の各方向成分との間に次の関係が成り立つ。

$$\left. \begin{aligned} L_x &= a(\cos\theta + k|\sin\theta|) \\ L_y &= a(|\sin\theta| + k\cos\theta) \\ L_{xy} &= a(\cos(\theta - \pi/4) + k|\sin(\theta - \pi/4)|) \\ L_{yx} &= a(|\sin(\theta - \pi/4)| + k(\cos(\theta - \pi/4))) \end{aligned} \right\} (4)$$

この式を a, θ, k について解き、方向性の強さ $D \equiv (a-b)$ とすると、 D は、

$$D = \sqrt{(L_x - kL_y)^2 + (L_y - kL_x)^2} / (1+k) \quad (5)$$

で与えられる。 k および θ は、 L_x と L_y および L_{xy} と L_{yx} の大小関係に従って次のようになる。

① $L_x < L_y$ かつ $L_{xy} > L_{yx}$ の場合

$$\left. \begin{aligned} k &= \left\{ \frac{(L_{xy} + L_{yx} - \sqrt{2}L_y)(L_{xy} - L_{yx} - \sqrt{2}L_x)}{(L_{xy} + L_{yx} - \sqrt{2}L_x)(L_{xy} - L_{yx} - \sqrt{2}L_y)} \right\}^{\frac{1}{2}} \\ \theta &= \pi/2 - \tan^{-1} \left\{ (L_x - kL_y) / (L_y - kL_x) \right\} \end{aligned} \right\} (6)$$

② $L_x > L_y$ かつ $L_{xy} > L_{yx}$ の場合

$$\left. \begin{aligned} k &= \left\{ \frac{(L_{xy} + L_{yx} - \sqrt{2}L_x)(L_{xy} - L_{yx} - \sqrt{2}L_y)}{(L_{xy} + L_{yx} - \sqrt{2}L_y)(L_{xy} - L_{yx} - \sqrt{2}L_x)} \right\} \\ \theta &= \tan^{-1} \left\{ (L_y - kL_x) / (L_x - kL_y) \right\} \end{aligned} \right\} (7)$$

③ $L_x > L_y$ かつ $L_{xy} < L_{yx}$ の場合

$$\left. \begin{aligned} k &= \left\{ \frac{(\sqrt{2}L_x - L_{xy} - L_{yx})(\sqrt{2}L_y + L_{xy} - L_{yx})}{(\sqrt{2}L_y + L_{xy} + L_{yx})(\sqrt{2}L_x - L_{xy} + L_{yx})} \right\} \\ \theta &= -\tan^{-1} \left\{ (L_y - kL_x) / (L_x - kL_y) \right\} \end{aligned} \right\} (8)$$

④ $L_x < L_y$ かつ $L_{xy} < L_{yx}$ の場合

$$\left. \begin{aligned} k &= \left\{ \frac{(\sqrt{2}L_x + L_{xy} - L_{yx})(\sqrt{2}L_y - L_{xy} - L_{yx})}{(\sqrt{2}L_y - L_{xy} + L_{yx})(\sqrt{2}L_x - L_{xy} - L_{yx})} \right\} \\ \theta &= -\pi/2 + \tan^{-1} \left\{ (L_x - kL_y) / (L_y - kL_x) \right\} \end{aligned} \right\} (9)$$

この矩形型モデルでは $x-z-z$ の直線型モデルの場合よりも実際に適合しやすいものと思われる。ここで $L_x = L_y$, $L_{xy} = L_{yx}$ のとき $k = 1$ となり、この場合 $D = 0$ ($a = b$) となり、すなわち方向性はないことになる。また方向のそろった直線パターンが集まりの場合に k は 0 に近づく。

3-2-4. 楕円型モデル 注目領域内におけるパターン境界の各方向成分 L_x, L_y, L_{xy}, L_{yx} を図9に示し、 k により長軸が a , 短軸が b の1つの楕円にあらわされる。この楕円の方程式を $X-Y$ 座標系で記述すると次式のようなになる。

$$\frac{(X\cos\theta + Y\sin\theta)^2}{a^2} + \frac{(-X\sin\theta + Y\cos\theta)^2}{b^2} = 1 \quad (10)$$

また、同じ楕円の方程式を $X_y - Y_x$ 座標

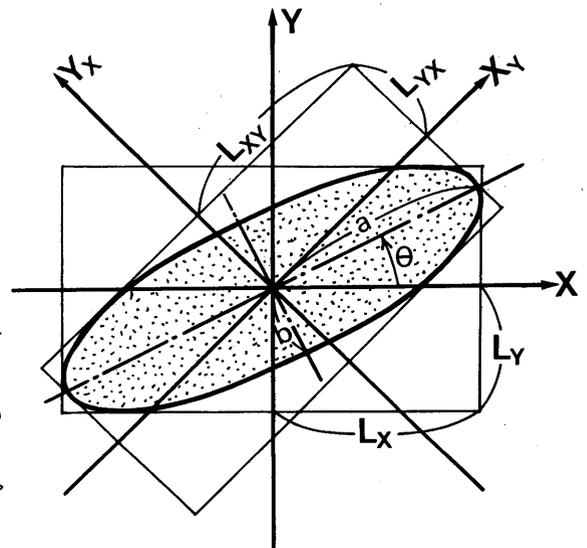


図9. 楕円型モデル

系において記述すると次式のようになる。

$$\frac{\{X_Y \cos(\theta - \frac{\pi}{4}) + Y_X \sin(\theta - \frac{\pi}{4})\}^2}{a^2} + \frac{\{-X_Y \sin(\theta - \frac{\pi}{4}) + Y_X \cos(\theta - \frac{\pi}{4})\}^2}{b^2} = 1 \quad (11)$$

これらの方程式において、 $\frac{\partial X}{\partial Y} = 0$ で $X^2 = Lx^2$, $\frac{\partial Y}{\partial X} = 0$ で $Y^2 = Ly^2$, $\frac{\partial X_Y}{\partial Y_X} = 0$ で $X_Y^2 = Lx^2 Y$, $\frac{\partial Y_X}{\partial X_Y} = 0$ で $Y_X^2 = Ly^2 X$ とおくことにより、次に示す Lx , Ly , Lx_Y , Ly_X と a , b , θ との関係式が得られる。

$$\left. \begin{aligned} (a^2 - b^2) \cos^2 \theta + b^2 &= Lx^2 \\ (a^2 - b^2) \sin^2 \theta + b^2 &= Ly^2 \text{ 又は } -(a^2 - b^2) \sin^2 \theta + b^2 = Ly^2 \\ (a^2 + b^2) + 2(a^2 - b^2) \cos \theta \sin \theta &= 2Lx^2 Y \\ (a^2 + b^2) - 2(a^2 - b^2) \cos \theta \sin \theta &= 2Ly^2 X \end{aligned} \right\} (12)$$

これを a^2 , b^2 , θ について解いて次式を得る。

$$\left. \begin{aligned} a^2 &= \left\{ (Lx^2 + Ly^2) + \sqrt{(Lx^2 - Ly^2)^2 + (Lx_Y^2 - Ly_X^2)^2} \right\} / 2 \\ b^2 &= \left\{ (Lx^2 + Ly^2) - \sqrt{(Lx^2 - Ly^2)^2 + (Lx_Y^2 - Ly_X^2)^2} \right\} / 2 \\ \theta &= \frac{1}{2} \left\{ \text{Sign}(Lx_Y - Ly_X) \left\{ 1 - \text{Sign}(Lx - Ly) \right\} \frac{\pi}{2} + \tan^{-1} \left(\frac{Lx_Y - Ly_X}{Lx^2 - Ly^2} \right) \right\} \end{aligned} \right\} (13)$$

また方向性の強さ D は前のモデルと同様に $D = (a-b)$ あるいは $D = \sqrt{a^2 - b^2}$ で与えることができる。この方向性の強さは、以上で与えたもの以外にも種々の与え方が考えられ、物理的な意味もやや異なったものとするのが可能である。

3-2-5. パターン境界の方向成分を求めるための具体的方法 前述の方法

法によって、パターン_ンの方向性を調べるにはパターン境界の各方向成分を求めることが必要である。ここでは、注目領域内におけるパターン境界の方向成分を求めるための具体的方法として、図10に示すよう各方向に対するマスクを考え、これらのマスクを注目領域内で各方向へ1画素ずつ移動してゆき、マスク方向へ白黒の反転する回数を数える方法を考えた。X方向およびY方向については、白黒反転の回数の和をそのままその方向成分に対応させる。XYおよびYX方向については、走査領域の広さすなわちマスク方向および走査方向の画素数がXおよびY方向のそれと異なるため、X, Y方向と等価になるように以下のよう補正を行なう。いま、注目領域をX, Y方向については、N画素のマスクでN画素分走査し、XY, YX方向については、M画素のマスクでM画素分走査し、各方向についての白黒反転回数_の和をそれぞれ N_x , N_y , N_{xy} , N_{yx} とすると各方向成分 Lx , Ly , Lx_Y , Ly_X はそれぞれ次式のように与えられる。

$$\left. \begin{aligned} Lx &= N_x / 4 \\ Ly &= N_y / 4 \end{aligned} \right\} (14)$$

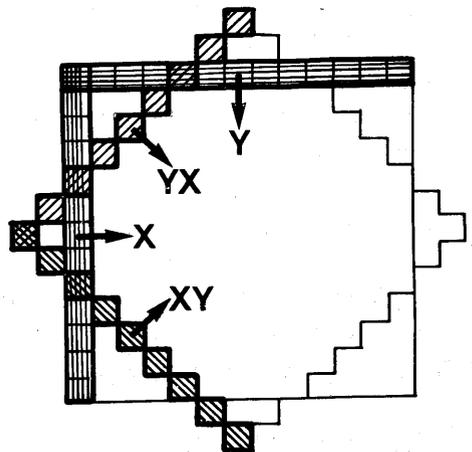


図10. 境界方向成分を求めるための具体的方法

$$\left. \begin{aligned} L_{XY} &= \left(\frac{N^2}{\sqrt{2} M^2} \right) N_{XY} / 4 \\ L_{YX} &= \left(\frac{N^2}{\sqrt{2} M^2} \right) N_{YX} / 4 \end{aligned} \right\}$$

4. 適用例 以上述べた方向性解析方法について、図1(b)に示した骨梁パターン画像の方向性解析への適用を試みた。図1(b)の画像をTV画像入力装置によって、512×512画素、256レベルでデジタル化されたデータを使用した。図11は、図3に示した尾根検出法により検出された尾根点の一例である。尾根線走行方向より求められるパターンの走行方向表示の一例を図12に示した。また、パターン境界の走行方向成分より推定して求められるパターンの方向性を図13、図14、図15、図16に示した。いずれの図においても、表示された直線はパターン走行方向を、その長さは方向性の強さを示している。いずれの結果も図11に示した尾根線の平均的走行方向とかなりよく一致している。図3の尾根点検出アルゴリズムによる方法は、尾根の部分的な方向性に基づいていること、また各部の走行方向を図4に示した8方向に割振ってしまうことなどのため、注目(平均化)領域を小さくするとその方向性に大きなバラツキを生ずる。パターン境界の方向成分から求める方法では、平均化による方法及び楕円型モデルによるものが単純であり、結果も安定している。また結果も図11の尾根線と比べると非常によく一致している。なお、各方法間における定量的な関係については、現在検討中である。

5. むすび 本報においては、微細な線状パターンを含んだ画像について、それらの方向性を定量的に扱うための一方法を提案した。このような手法が確立されることにより、これまで定性的に論じられていた方向性と材料の強度等をより定量的に扱うことが可能となる。なお、材料強度等の解析には、ここで述べた方向性と方向性の強さの他、パターンの密度等も関係しており、それらも含めて扱うことが必要となる。本論文で提案した方法は、沖田氏により骨梁パターンと病態との関係の定量的検討に使用されており、その結果が期待されている。最後に本研究にあたり、御協力頂いた理研、谷田貝研究員、東京医大、三浦教授、沖田医師に感謝する。

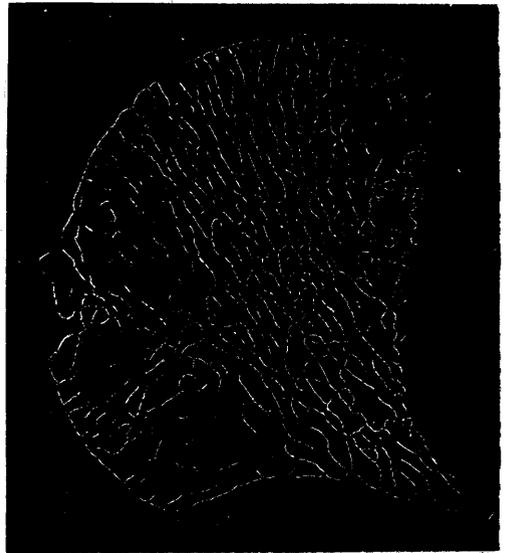


図11. 検出された尾根線の一例

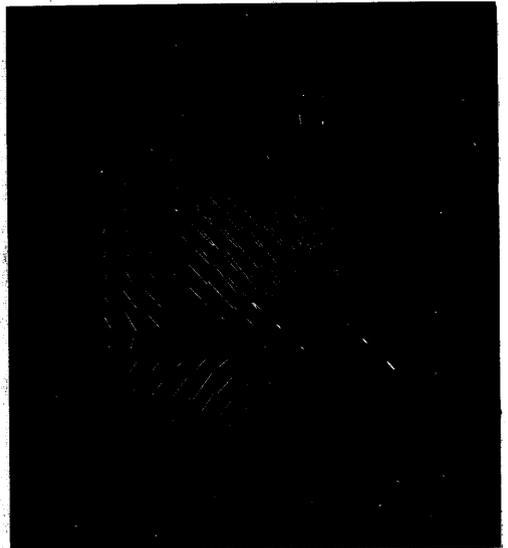


図12. 尾根線走行方向より求められるパターン走行方向表示例

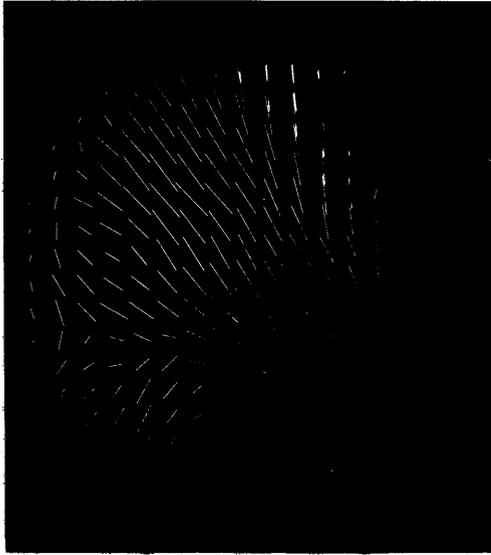


図13. 平均化による方向性の解析例

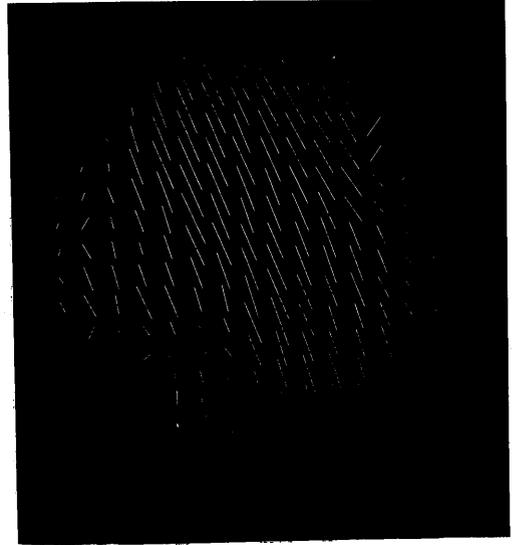


図14. 直線型モデルによる方向性の解析例



図15. 矩形型モデルによる方向性の解析例

(注: しかけているものは Under flow
によって生じたものである。)

(文献)

- (1) 尾田: 強度形態から見た生物と機械, 機械の研究, 33巻, 6号 P27 (1981)
- (2) 沖田: 変股症大腿骨頭のコンピュータ画像解析と臨床的意義, 理研シンポジウム, 「非接触計測と画像処理」, P6 (1981.9)
- (3) 谷田貝, 出澤: 骨梁画像の処理, 同上, P2
- (4) 出澤, 谷田貝, 沖田, 三浦: 骨梁画像の解析処理, 情報処理学会第23回全国大会 P737 (昭56)
- (5) M. Idesawa and T. Yatagai: 3-D Shape Input and Processing by Moire Technique, Proc. 5th. Intl. Conf. on Pattern Recognition P1085 (Dec. 1980)

図16. 楕円型モデルによる方向性の解析例

