

# 影象纹理的多尺度分析<sup>\*</sup>

张继贤

李德仁

(华中理工大学 武汉 430074)

(武汉测绘科技大学航测系 武汉 430070)

**摘要** 按照2D Gabor函数的特点和视觉机制,提出了用来捕捉纹理基元的纹理检测器函数,然后基于纹理检测器和新近发展的小波多尺度分解理论,提出了影象纹理的多尺度分析方法,并按照神经动力学的侧抑制和端点抑制等理论,建立了对多尺度纹理特征的融合方法。这一多尺度纹理分析方法在介于空间域和付里叶域之间,为纹理分析提供了一个层次性的分析框架,能够检测不同尺度的纹理信息并与视觉纹理处理机制相一致,有效地提高了纹理的识别能力。

**关键词** 纹理, 纹理分析, 多尺度, 小波, 2D Gabor函数, 信息融合

## 1 引言

近30年来,纹理分析一直是计算机视觉、视觉生理学、心理物理学界研究的热门课题之一。目前已发展了众多方法试图描述纹理特征<sup>[1]</sup>,这些方法仅能描述某一尺度层次上的纹理特征,还不能普遍地为大家接受。因此,采用新的技术,发展能够被大家广为接受的普遍适用的纹理分析方法一直是纹理分析的主流和重要研究课题。

描述人类视觉系统早期阶段信息处理机制的多通道理论认为:人类视觉系统通过一系列带通滤波器将视网膜影象分解为一系列滤波影象,每一滤波影象响应一个窄的频率和方向范围,而这些滤波器在对数尺度上具有近乎相同的带宽,并具有空间方向选择性,一个简单细胞的行为相似于具有空间方向调制的带通滤波器。基于这一多通道理论,多通道滤波方法在影象分析中受到人们的关注,通过将影象分解为处于不同频率范围的子带影象,可以提供一个结合人类视觉系统多通道特性的良好途径,易于推广到多分辨率纹理分析,同时能够通过对滤波后的各影象的简单统计作为纹理特征实现对纹理的描述,但存在如下问题有待解决:

- (1) 通道的函数形式表示和通道数目;
- (2) 各滤波影象上合适纹理特征的检出;
- (3) 各通道之间的关系;
- (4) 不同通道上各种纹理特征的有机融合。

按照作者已提出的方法<sup>[2][1]</sup>,纹理被看作一种局部邻域信息,具有层次性、尺度性、

\* 本文是国家自然科学基金项目942041的研究成果之一。

1) 张继贤,影象纹理的多层次分析方法,武汉测绘科技大学博士论文,1994。

收稿日期:1995年5月8日;收到修改稿日期:1995年7月20日

平移不变性和确定与随机二重性。纹理分析应是一种层次性的分析方法,纹理特征应能反映纹理的多尺度特征,纹理特征的提取应能综合或表示多层次(如多尺度)上的纹理信息。基于上述观点,本文首先提出了与人类视觉感受野相一致的用来检测纹理元特征的函数表示形式——纹理检测器,然后基于纹理检测器和新近发展的小波多尺度分解理论,进一步提出并实现了一种基于纹理检测器的多尺度纹理分析方法,并按照神经动力学的侧抑制和端点抑制理论,发展了一套对多尺度纹理特征的融合方法。本方法能够表现纹理的多尺度特征,与视觉对纹理的感知机制相一致,为改进现存的多通道滤波等方法提供了良好途径。

## 2 影象纹理元检测器函数——纹理检测器

按照预注意视觉理论<sup>[3]</sup>,视觉预注意系统对纹理的识别,首先基于对局域特征差异的检出——质地子(texton或纹理基元),其次通过对纹理质地子的统计等特征实现对纹理影象的分割与识别。Julesz给出了3类质地子:①拉长的斑点,包括具有特定颜色、方向、宽度和长度的线段、角形和椭圆;②线段的端点;③线段的交叉点。

对于影象纹理分析来说,寻找出能够有效地检测出纹理基元的函数——纹理检测器是至关重要的。这一纹理检测器应能有效地捕捉并表示各类纹理质地子,与人类视觉对纹理的感知机制相一致。二维(2D)Gabor多通道模型是纹理检测器的理想选择。

### 2.1 2D Gabor 函数对纹理质地子和视觉及层感受野的表示

定义:2D Gabor 函数是一个纵横比为 $\lambda$ ,尺度参数 $\sigma$ ,主轴与 $x$ 轴成 $\varphi$ 角的高斯函数调制的复数正弦网格。其一般形式表示为:

$$G(x, y) = g(x', y') \exp[2\pi j(u_0 x + v_0 y)] \quad (1)$$

其中 $(x', y') = (x \cos\varphi + y \sin\varphi, -x \sin\varphi + y \cos\varphi)$ 为旋转后的坐标,

$$g(x, y) = \frac{1}{2z\lambda\sigma^2} \exp\left[-\frac{(x/\lambda)^2 + y^2}{2\sigma^2}\right]$$

如取 $\lambda=1$ ,则 $g(x, y)$ 圆对称而不必指定 $\varphi$ 角值。

2D Gabor 函数提供了介于空间域和 Fourier 域之间的联合信号表示,相对于纯粹的空间域或频率域表示,有利于提高模式的可分离性,能够在最小不确定性原理下同时捕捉并表示空间位置、空间频率、方向选择性、相位和频率带宽信息,并通过不确定原理捕捉这些参数间的相互关系<sup>[4]</sup>。

心理物理学、视觉生理学的实验表明<sup>[5,6]</sup>:哺乳类视觉皮层的绝大多数(97%)简单细胞,从 $x^2$ 分布检验,其2D感受野断面可通过2D Gabor 基本函数很好地表示,图1是3个这样的例子。2D Gabor 函数是反映视觉皮层感受野的合理模型。

任何2D影象都可以通过2D Gabor 基本函数展开,并实现紧凑表示。实验表明,Gabor 函数可有效地检测纹理质地子,并且对刺激模式的识别在可检测程度次序上与Krose心理物理学实验具有非常相似的结果<sup>[7,11]</sup>。Gabor 多通道模型能够有效地解决在确定

1) 张继贤,影象纹理的多层次分析方法,武汉测绘科技大学博士论文,1994。

局部的纹理结构(特征, 纹理边界)和识别整体性纹理特征(如有向或细长质地子的密度)之间的矛盾, 反映纹理识别的局部和整体性特征, 并使空间—频率域联合分辨率最大。

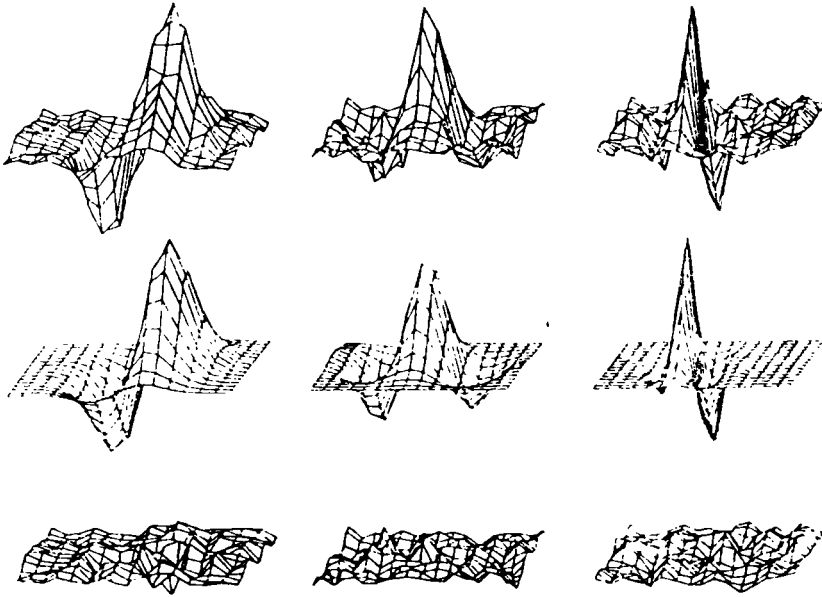


图 1 2D Gabor 函数较好地描述了视皮层简单细胞

感受野(上: 二维感受野; 中: 2D Gabor 函数; 下: 二者差 自Daugman/1988)

Fig. 1 2D Gabor function gives a good description for 2D receptive field profiles encountered experimentally in cortical simple cells

## 2.2 视觉纹理特征检测器

上述表明, 2D Gabor 函数可作为良好的纹理元检测函数, 它能够捕捉并表示纹理质地子特征, 通过对捕捉的纹理质地子的各种统计特征来有效地描述并识别纹理, 并且从心理物理学、视觉生理学角度为纹理分割提供理论和试验上的解释。下面给出本文提出的纹理特征检测器函数。

定理: 人类视皮层对视网膜影象纹理基元(纹理质地子)分布的检测(或捕捉)可通过有向的2D Gabor 函数(1)式表示(或捕捉), 称有向的2D Gabor 函数(1)式为纹理检测器(textural detector)。

纹理检测器参数的选取原则可按下式进行<sup>1)</sup>,

$$B = \log_2 [(1 + 0.1874 / \sigma f_0) / (1 - 0.1874 / \sigma f_0)] \quad (2)$$

其中  $B$  为带宽(单位: 倍频程),  $\sigma$  为高斯尺度因子,  $f_0 = \sqrt{u_0^2 + v_0^2}$  为中心频率。

作为纹理特征的代表函数, 2D Gabor 函数构成了非常卓越的视皮层带通滤波器, 通过对其基本参数的控制, 我们可以设计出具有任意形状和方向的具有良好局域性的带通滤波器, 指导对纹理影象的分析。

1) 张继贤, 影象纹理的多层次分析方法. 武汉测绘科技大学博士论文, 1994.

射,同时此时后向散射遮蔽热发射还不显著。因此,  $\sigma$  与  $e$  均有明显增强,这是第 41 天至第 70 天之间的情形。对于  $\sigma_{vv} - e_v$  的讨论,亦可得类似的结论。因此,  $\sigma - e$  的相关特征的日变化似乎比图 1, 2 各自单调递增的日变化更易区分植被不同的生长阶段。

## 4 结 论

本文采用一层具粗糙界面的连续随机介质模型,由互易性定理,计算了几种植被的微波极化的双站散射系数  $\gamma_{pq}$ , 后向散射系数  $\sigma_{vv}$ ,  $\sigma_{ww}$  和热发射率  $e_h$ ,  $e_v$ 。建立了后向散射和热发射率的定量的相关关系,数值模拟了植被在整个生长过程中  $\sigma - e$  的变化及其相关特征。数值模拟的结果与几种植被主被动遥感的实验数据进行了很好的比较。 $\sigma - e$  的相关特征有利于不同植被的分类和识别,比用  $\sigma$ 、 $e$  各自独立的变化更易用于植被不同生长阶段的区分。

## 参 考 文 献

- [ 1 ] Zuniga M, J A Kong, Active and Remote Sensing of Random Media, J. APPL. Phys. 1980, 51 (1): 74 — 79.
- [ 2 ] Ulaby F T, R K Moore, A K Fung. Microwave Remote Sensing: In: Radar Remote Sensing and Surface Sacttering and Emission Theory, Addison Wesley Pub. 1982, 2.
- [ 3 ] 金亚秋, 电磁散射和热辐射的遥感理论, 北京: 科学出版社, 1993.
- [ 4 ] Wigner J P, Y Kerr A Chanzy, Y Q jin. Inversion of Surface Parameters from Passive Microwave Measurements over a Soybean Field, Remote Sensing of Environment, 1993 46, 67 — 72.
- [ 5 ] Coppo P, et al., Sensitivity of Active and Passive Microwave Sensors to Soil Moisture of Vegetated Field, IGARSS'90, 1990, 3, 1851 — 1854.
- [ 6 ] Matzler C, Passive Microwave Signature Catalog 1989 — 1992, Institute of Applied Physics, University of Bern, Switzerland, 1992.

## 作 者 简 介

金亚秋, 男, 1947 年 9 月生。美国麻省理工学院电气工程与计算机科学系博士。现为上海复旦大学电子工程系教授, 博士生导师。主要研究方向为电磁波散射传输和定量遥感理论, 已在国内外发表个人专著 3 部, 学术论文 110 篇。

式(7), (8), (9)中,  $\theta$  分别取  $0^\circ, 90^\circ, 45^\circ$ 。

为描述方便, 仅以纹理检测器函数(5)直接作为多尺度分解函数为例。

取基本小波

$$\psi(x, y, \theta) = \exp\left(-\frac{x^2/\lambda^2 + y^2}{2\sigma^2} + j2\pi f(x \cos\theta - y \sin\theta)\right) \quad (10)$$

即

$$\psi^1(x, y, \theta) = \exp\left(-\frac{x^2/\lambda^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \cos(2\pi f(x \cos\theta - y \sin\theta)) \text{ 实部} \quad (11)$$

$$\psi^2(x, y, \theta) = \exp\left(-\frac{x^2/\lambda^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \sin(2\pi f(x \cos\theta - y \sin\theta)) \text{ 虚部} \quad (12)$$

得小波:

$$\psi_a^1(x-x_0, y-y_0, \theta) = a^{-1} \psi^1\left(\frac{x-x_0}{a}, \frac{y-y_0}{a}, \theta\right) \quad (13)$$

$$\psi_a^2(x-x_0, y-y_0, \theta) = a^{-1} \psi^2\left(\frac{x-x_0}{a}, \frac{y-y_0}{a}, \theta\right) \quad (14)$$

离散化得:

$$\psi_{a^j}^i(x-m, y-n, \theta) = a^{-j} \psi^i\left(\frac{x-m}{a^j}, \frac{y-n}{a^j}, \theta\right) \quad (15)$$

其中  $a \in R, \theta \in [0, \pi], m, n, j \in z$  (整数),  $i=1, 2$ 。

选取复值小波是为了考虑相位信息和消去显示小波系数的模时出现的小波的振荡。

### 3.2 小波变换法多尺度分解

取  $a=2^j$ , 由小波变换定义可得纹理影象  $f(x, y)$  在  $\theta$  方向上的尺度分解

$$W_{2^j}^i f(\theta, x_0, y_0) = \iint f(x, y) \psi_{2^j}^i(x-x_0, y-y_0, \theta) dx dy \quad (j=1, 2) \quad (16)$$

分解算法采用著名的 Mallat 多分辨率分解算法, 它将信号分解为不同尺度上的近似部分和细节部分, 如图 3 所示, 这一算法要求小波函数为正交小波。

### 3.3 基本纹理特征计算

基本纹理特征是进一步计算纹理特征的基础, 可取分解值、振幅、幅角、均方差等。

### 3.4 非线性化处理

取非线性化  $N(t) = \tanh(\alpha t)$

$$= \frac{1 - e^{-2\alpha t}}{1 + e^{-2\alpha t}} \quad (\alpha \text{ 为常数}) \quad (17)$$

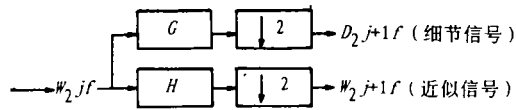


图 3 Mallat 小波分解算法

Fig.3 Mallat wavelet decomposition algorithm

两个采样值取 1

G —— 求细节滤波器, 对应小波

H —— 求近似信号滤波器, 对应于尺度函数

非线性化过程在窗口  $a_{2^j}(x, y)$  内进行, 目的在于模拟视神经的非线性化处理过程并消除基本纹理特征不该有的噪音和振荡。

### 3.5 纹理特征平面

取非线性化处理后的基本纹理特征在  $n \times n$  窗口下保边缘求得的均方差(分解值、振幅)或保边缘平滑(均方差, 幅角)的结果作为纹理特征, 均方差特征已被 Laws 所证实, 并被认为在纹理分析中起着核心作用。另外, 还可取局部分维、纹理梯度等作为纹理特征。

## 4 多尺度纹理分析中分维特征的计算

纹理影象可看作分数布朗运动(fbm)过程, fbm可通过其频谱幂  $H$  表示, 通过  $H$  可求得分维值  $D = T + 1 - H$ ,  $T$  为拓扑维数。

对于正交小波, 在一维情况下, Flandrin 已经证明<sup>[9]</sup>: 在一给定尺度下, fbm 的小波变换系数序列具有自相似性和静态特征, 是一个平稳过程

$$E[\tilde{W}_{2^j}(n)\tilde{W}_{2^j}(m)] = \frac{\sigma^2}{2} \left\{ - \int_{-\infty}^{+\infty} r_\psi[\tau - (n-m)] |\tau|^{2H} d\tau \right\} \quad (18)$$

其中

$$\tilde{W}_{2^j}(n) = (2^j)^{-(H+\frac{1}{2})} W_{2^j}(n), \quad r_\psi(\tau) = A_\psi(1, \tau),$$

$$A_\psi(\alpha, \tau) = \sqrt{2} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(\tau)\psi(2t-\tau)dt$$

$W_{2^j}(n)$  为尺度  $2^j$  处的小波变换系数,  $\psi(\tau)$  为分析小波。

因此, 多尺度纹理分析按下述方法计算分维值:

方法一: 在(18)式中, 取  $n=m$ , 有

$$V_{ar}(W_{2^j}(n)) = \frac{\sigma^2}{2} V_\psi(H) (2^j)^{2H+1} = C (2^j)^{2H+1} \quad (19)$$

$$\text{其中 } V_{ar}(W_{2^j}(n)) = E(W_{2^j}(n)W_{2^j}(n)) \quad V_\psi(H) = - \int_{-\infty}^{+\infty} r_\psi(H) |\tau|^{2H} d\tau$$

对式(19)两边取对数, 通过不同尺度  $2^j$  计算小波分解系数的方差  $W_{2^j}(n)$ , 可得曲线  $(2^j, \log_2(V_{ar}(W_{2^j}(n))))$ , 最小二乘回归得  $H$ , 然后即可得分维值。

方法二: 在(18)式中, 取  $n=m$ , 定义与尺度有关的局部分维值:

$$D(2^j) = \log_2\{V_{ar}(W_{2^{j+1}}(n))\} - \log_2\{V_{ar}(W_{2^j}(n))\}$$

## 5 多尺度纹理分析中的信息融合机制

信息的融合可按多尺度分析的逆过程: 恢复或综合的过程进行。本文按照视觉处理

的神经动力学原理，实现对信息的融合，包括竞争制约和合作融合过程。

### 5.1 竞争制约

#### 5.1.1 局部的空间竞争制约

用来帮助噪音抑制，降低照度的影响，实现视觉处理机制的侧抑制(Lateral inhibition)功能<sup>[10]</sup>，采用特征间的非线性侧抑制模型化，取：

$Y_i(s, \theta)$ —— 给定尺度，方向  $\theta$  处，一个单元在位置  $S=(x, y)$  点处的输出；

$I_i(s, \theta)$ —— 以前处理步骤向该单元的激发性输入 (即多尺度分析的各纹理特征参数)；

$N_s$ ——  $S=(x, y)$  的局部空间邻域。

尺度  $i$  上局部的空间竞争制约可表示为(为书写方便，略去下标  $i$ )：

$$\Delta X(s, \theta) = -a_{s, \theta} X(s, \theta) + I(s, \theta) - \sum_{s' \in N_s} b_{s, s'} Y(s', \theta) \quad (20)$$

$$Y(s, \theta) = g [ X(s, \theta) ] \quad (21)$$

上式中， $a$ 、 $b$  为权值， $g$  按不同状况取相应的函数。例如：

$$g(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\beta x)}$$

#### 5.1.2 同一位置不同方向的竞争制约

在同一位置  $s=(x, y)$  处，如果给定方向  $\theta$  的单元受到激励，则另外方向  $\theta'$  ( $\theta' \neq \theta$ ) 的单元受到抑制(尤其对于垂直于  $\theta$  的方向)，取(21)式的输出  $Y(s, \theta)$  作为输入，并令  $I(s, \theta) = Y(s, \theta)$ ，其输出仍表示为  $Y(s, \theta)$ ，则相应于(20)式，这一过程表示为：

$$\Delta X(s, \theta) = -a_{s, \theta} X(s, \theta) + I(s, \theta) - \sum_{\theta' \neq \theta} b_{\theta, \theta'} Y(s, \theta') \quad (22)$$

$$Y(s, \theta) = g [ X(s, \theta) ] \quad (23)$$

#### 5.1.3 局部尺度竞争制约

用来表达超复杂细胞的端点抑制特性(end-inhibition property)。这些细胞在它们的感受野里响应小的边缘和线段，并随着线/边缘的长度增加，其响应减弱<sup>[11]</sup>。这些细胞对局部响应线段端点和纹理边界起着非常重要的作用。图 4 为应用尺度间的制约表达端点抑制的框图，较大感受野的细胞  $b$  抑制那些具有较小感受野的细胞  $c$ ，同时  $c$  也接受来自较小感受野的细胞  $a$  的激励性输入。由于这些制约，细胞  $c$  呈现出端点抑制性，并与与之正交的方向相组合。其中单元  $c$  表示超复杂细胞。如果用  $Q_{ij}(x, y, \theta)$  表示这样的—个细胞  $c$  在位置

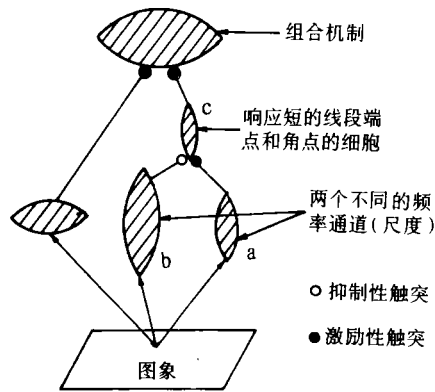


图 4 尺度间的制约框图

Fig.4 Interscale interactions

$(x, y)$ 处, 接受来自两个不同的通道  $i$  和  $j$  (尺度  $\alpha^i > \alpha^j$ ) 和方向  $\theta$  的输入后的输出, 则尺度间的竞争制约表示为:

$$Q_{ij}(x, y, \theta) = g(\alpha_1 I_i(x, y, \theta) - \alpha_2 I_j(x, y, \theta)) \quad (24)$$

## 5.2 合作融合

合作融合发生在侧抑制和端点抑制之后, 它接受来自二者的输入, 并按相似的方向组合, 如果用  $Z_i(s, \theta)$  表示这一过程的输出, 则可表示为:

$$Z_i(s, \theta) = g \left( \int d_i(s - s', \theta) (Y_i(s', \theta) + Q_{ij}(s', \theta')) ds' \right) \quad (25)$$

其中  $d_i(s, \theta)$  代表  $z_i(s, \theta)$  的感受野, 并取

$$d(s = (x, y), \theta) = \exp(- (2\sigma^2)^{-1} [ \lambda^2 (x \cos\theta + y \sin\theta)^2 + (-x \sin\theta + y \cos\theta)^2 ] )$$

$\theta$  为所在方向,  $\theta'$  为垂直于  $\theta$  的方向,  $\lambda$  为高斯函数的纵横比。

## 6 试验与分析

对于一幅纹理影象, 采用图 2 所示的多尺度纹理分析流程, 选取合适的参数即可获得满意的纹理特征, 实现对纹理影象的分析与识别。一般说来, 小波多尺度函数可选取 (6), (7), (8), (9) 式, 初始分解窗口选取  $5 \times 5$  或  $7 \times 7$  象素, 利用图 3 所示的多分辨率分解方法分别在  $x, y, xy$  3 个方向上按式(16)进行分解。取分解值、振幅、幅角、分形等作为基本纹理特征, 按(17)式进行非线性处理, 并取基本纹理特征在  $n \times n$  ( $n=13$  或  $15$ ) 窗口下保边缘求得的均方差(分解值, 振幅)或保边缘平滑(幅角、分形等)的结果作为纹理特征<sup>1)</sup>。纹理特征的融合利用(20)~(25)式进行, 融合后的纹理特征可构成纹理影象识别与分割的基础。由于纹理反映的是一种局部空间结构信息, 因此纹理影象的分割应是基于空间关系的分割, 作者发展了概率松弛迭代算法实现对纹理影象的分割<sup>1)</sup>。需要指出的是, 这一多尺度纹理分析中, 非线性处理和信息融合环节可根据具体情况进行选择。基本纹理特征也可根据实际情况, 选取最有效的进行。由于试验过程将产生非常多的中间结果, 这里仅给出了最终的识别结果。

采用图 5 所示 8 幅影象为试验影象。这 8 幅影象在国际上被众多纹理分析研究者所采用, 并被公认为是难以识别的纹理影象, 从 Brodatz<sup>[12]</sup> 纹理影象集扫描获得, 影象分辨率为 300 dpi, 影象大小为  $256 \times 512$  象素, 每一块大小为  $128 \times 128$  象素。

试验采用如下原则:

(1) 原始实验影象看作在尺度 1 上对连续影象信号的近似, 其采样间隔为 300dpi。

(2) 初始分解窗口取为  $5 \times 5$ , 并取多尺度分解值、振幅, 分解值在  $7 \times 7$  窗口下的均方差 SDV 作为基本纹理特征。在此基础上, 进一步取分解值和振幅在  $15 \times 15$  窗口下保边缘求得的均方差, 分解值在  $7 \times 7$  窗口下的均方差在  $15 \times 15$  窗口下保边缘平滑

1) 张继贤, 影象纹理的多层次分析方法. 武汉测绘科技大学博士论文, 1994.

值作为纹理特征，分别称为 1515SDV，振幅 SDV 和平滑的 SDV 特征。

(3) 选取(10)–(12)式作为基本小波构成多尺度分解函数，分别在  $x, y, xy$  三个方向上进行分解，并取带宽  $B=1.5$  倍频程，频率 1.75，尺度  $a=2^j$  ( $j$  为整数)。

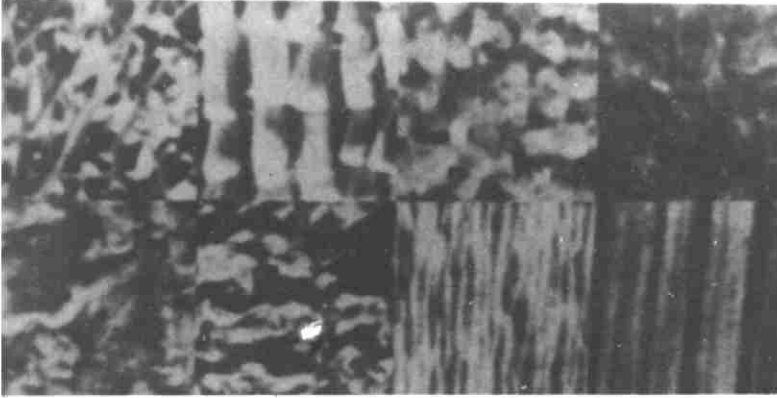


图 5 8 幅试验影象

Fig.5 8 experiment images, from left to right, top to bottom

从左到右从上到下依次为：草地 纤维 沙滩 羊毛 猪皮 皮革 水 木纹

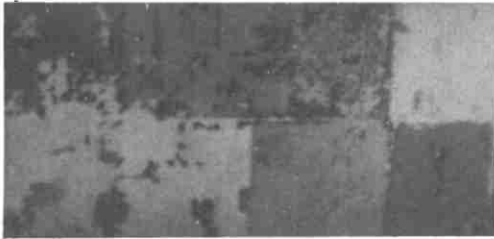


图 6 尺度  $2^0$  上分类结果

Fig.6 Classified result in scale  $2^0$



图 7 尺度  $2^1$  上分类结果

Fig.7 Classified result in scale  $2^1$

表 1 尺度  $2^0$  上分类精度评价

Table 1 Classified accuracy in scale  $2^0$

精度 % / 类别	草地	纤维	沙滩	羊毛	猪皮	皮革	水	木纹
草地	53.1	10.2	0.8	0.0	4.1	29.9	1.3	0.7
纤维	6.7	80.2	2.0	0.0	1.2	6.7	1.3	1.9
沙滩	13.1	49.9	29.1	0.0	2.5	2.5	0.2	2.8
羊毛	0.0	0.9	0.0	89.3	7.5	0.4	0.0	1.9
猪皮	9.8	6.3	1.5	0.8	59.6	21.5	0.0	0.4
皮革	8.7	3.1	0.1	0.0	5.8	81.7	0.5	0.0
水	1.6	11.9	0.0	0.0	0.0	0.0	86.2	0.1
木纹	0.3	5.0	0.0	0.0	3.5	4.7	0.0	86.5
平均精度 70.7%								

表2 尺度  $2^1$  上分类精度评价  
Table 2 Classified accuracy in scale  $2^1$

精 度 % 类 别	类别	草地	纤维	沙滩	羊毛	猪皮	皮革	水	木纹
草地		71.5	15.1	0.3	0.0	4.5	8.6	0.0	0.0
纤维		3.7	86.9	3.1	0.0	0.0	6.2	0.0	0.0
沙滩		3.8	16.5	74.1	0.0	0.0	2.2	0.3	3.1
羊毛		0.0	0.0	0.1	92.7	5.3	1.9	0.0	0.0
猪皮		7.6	0.0	0.2	0.0	90.1	1.9	0.0	0.3
皮革		2.8	4.2	0.7	0.0	0.0	92.1	0.1	0.0
水		0.3	3.0	0.8	0.0	0.0	0.7	95.2	0.0
木纹		0.0	0.2	0.1	0.3	6.4	0.0	1.5	91.4
平均精度 86.8%									

表3 Laws 纹理能量法分类试验 ( $5 \times 5$  滤波, 然后在  $15 \times 15$  下计算均方差)

Table 3 Classified accuracy by Laws texture energy

精 度 % 类 别	特征	E5L5	R5R5	E5S5	L5S5	四者和
草地		31.8	23.4	0.0	17.7	27.6
纤维		15.3	52.6	0.0	26.8	67.5
沙滩		30.6	21.8	82.6	16.5	26.5
羊毛		70.5	68.1	29.8	88.9	83.5
猪皮		0.9	0.6	6.6	50.4	50.1
皮革		67.5	23.4	55.1	7.9	92.2
水		65.6	35.5	0.0	82.7	92.3
木纹		23.7	30.6	84.6	9.4	77.1
平均		38.2	32.0	32.3	37.5	64.6

图6, 图7, 表1, 表2为分别利用尺度  $2^0$ ,  $2^1$  上的近似值SDV,  $x, y, xy$  方向分解值1515SDV, 以及 $y$ 方向振幅SDV特征, 采用概率松弛法迭代5次各自在尺度  $2^0$ ,  $2^1$  上识别的结果。在尺度  $2^0$  上的识别精度为71%, 而在  $2^1$  上精度为87%。仅在尺度  $2^1$  上就可令人满意地识别出各纹理区域, 这不仅因为试验影象包含有各种尺度的纹理特征, 还在于尺度因子对于纹理分析是非常重要的。纹理是一个与尺度有关的影象特征, 合理尺度的选取对纹理分析具有重要作用。

由试验结果得出: 多尺度纹理分析可选取初始窗口  $5 \times 5$  (或  $7 \times 7$ ) 进行多尺度分解, 并取其分解值或振幅响应在  $n \times n$  ( $n=13$  或  $15$ ) 窗口下保边缘求得的均方差作为纹理特征。尤其, 1515SDV 可作为非常有效的纹理特征, 能够令人满意地描述各纹理区域。而对于平滑的SDV特征, 随着尺度增大, 在  $7 \times 7$  窗口下计算基本的SDV时将会引起

表 4 共生矩阵法分类试验 (窗口  $11 \times 11$ , 距离  $\Delta=1$  像素)

Table 4 Classified accuracy by Cooccurrence method

精度 % 类别	特征	能量	熵	相关	局部均匀	惯性矩	五者合
草地		31.9	13.7	18.1	7.5	11.2	34.4
纤维		5.9	4.6	3.3	25.4	34.9	47.7
沙滩		10.3	17.8	2.9	26.2	12.2	17.7
羊毛		76.0	85.7	73.7	82.0	90.2	87.6
猪皮		11.0	21.1	8.2	33.1	38.5	48.3
皮革		14.7	1.5	51.4	1.4	8.3	58.4
水		50.8	59.3	10.6	71.6	27.2	64.5
木纹		12.3	26.8	20.8	25.4	11.7	63.2
平均		26.2	28.8	23.6	34.1	29.3	52.2

纹理边界的模糊, 建议不作为纹理特征。

由于试验影象中各纹理类别、大小及其起止行列号已知, 因此识别精度的获得, 是通过分类结果影象逐像素进行精确计算求出的。

为了与其它纹理分析方法相比较, 选取目前用得最多的共生矩阵法和 Laws 纹理能量法进行试验, Laws 纹理能量法选用 Laws 认为是最为有效的  $5 \times 5$  滤波器 E5L5, R5R5, E5S5, L5S5。表 3、表 4 为采用概率松弛法迭代 5 次识别的结果。可以看出, 针对试验影象, Laws 纹理能量法的识别精度为 65%, 共生矩阵法的识别精度为 52%, 与本文提出方法的识别精度 87% 相比, 多尺度分析法的识别精度分别提高了 22% 和 35%, 从而证明了本方法的有效性。

## 7 结论

(1) 纹理是一个与尺度有关的影象特征, 对纹理的分析应是一种多层次的分析, 合理尺度的选取对纹理分析与识别具有重要的作用。

(2) 2D Gabor 函数作为纹理检测器, 能够有效地捕捉影象纹理信息, 并从心理物理学和视觉生理学角度为纹理分析提供理论和试验上的解释。

(3) 本文提出的多尺度纹理分析方法, 基于纹理检测器和小波多尺度分解理论, 分析窗口随尺度相应调整, 将纹理影象分解为空间及尺度上的不同形式。在介于空间域和付里叶域联合表示之间为影象纹理分析提供了一个层次性的分析框架, 能够检测不同尺度的纹理信息并与视觉处理的多通道理论相一致, 有利于提高模式的可分离性及其表示的局域性。

(4) 基于人类视神经机制发展的信息融合机制, 能有效地克服分析中有可能出现的多意性、不完全性、不确定性和噪音影响, 降低有效特征的维数。

(5) 为进行多尺度分析, 可选取初始窗口  $5 \times 5$  或  $7 \times 7$  进行多尺度分解, 取其基

本纹理特征在  $13 \times 13$  或  $15 \times 15$  窗口下保边缘求得的均方差或平滑的结果作为纹理特征, 分解值均方差是最有效的纹理特征。

(6) 由实验结果和表列数据可以看出, 本文发展的多尺度分析方法明显地优于其它方法, 证明了本方法的优越性。

### 参 考 文 献

- [ 1 ] 李德仁, 张继贤. 影象纹理分析的现状和方法评述. 武测科技, 1993, (3): 30 — 37, (4): 16 — 25 .
- [ 2 ] 张继贤, 李德仁. 影象纹理的多标度分形分析. 武汉测绘科技大学学报, 1995, (2): 106 — 111 .
- [ 3 ] Julesz B. Texton Gradients : The Texton Theory Revisited, Biol. Cybern. 1986, **54** : 245 — 251 .
- [ 4 ] Bovik *et al.* Multichannel Texture Analysis Using Localized Spatial Filters, IEEE PAMI, 1990, **12**(1): 55 — 77 .
- [ 5 ] Kulikowski J J *et al.* Theory of Spatial Position and Spatial Frequency Relations in the Receptive Fields of Simple Cells in the Visual Cortex, Biol. Cybern. 1982, **43** : 187 — 198 .
- [ 6 ] Daugman. Complete Discrete 2D Gabor Transforms by Neural Networks for Image Analysis and Compression. IEEE ASSP, 1988, **36** (7), 1169 — 1179.
- [ 7 ] Fogel I, Sagi D. Gabor Filters as Texture Discriminator, Biol. Cybern. 1989, **61**: 103 — 113 .
- [ 8 ] Mallat S. Multifrequency Channel Decompositions of Images and Wavelet Models. IEEE ASSP 1989, **37**(12): 2091 — 2110 .
- [ 9 ] Flandrin P. Wavelet Analysis and Synthesis of Fractional Brownian Motion. IEEE Trans. on Information Theory, 1992, **38**(2): 910 — 917 .
- [ 10 ] Grossberg S *et al.* Neural Dynamics of Surface Perception: Boundary Webs. Illuminants and Shape-from-Shading. CVGIP 1987, **37**: 116 — 165.
- [ 11 ] Manjunath B S *et al.* A Unified Approach to Boundary Perception: Edges, Textures, and Illusory Contours. IEEE Trans. on Neural Network, 1993, **4**(1): 96 — 107 .
- [ 12 ] Brodatz P. Textures : A Photographic Album for Artists and Designers. New York : Dover, 1966 .

### 作 者 简 介

张继贤, 男, 1965 年 5 月生, 毕业于武汉测绘科技大学摄影测量与遥感系, 讲师, 现在华中理工大学从事博士后研究工作。主要从事影象分析与 GIS 研究, 已发表论文 20 余篇, 参加、完成有关遥感、GIS、影象分析方面课题 10 余项(包括国家攻关课题与自然基金)并多次获省、部级奖。

## A Multiscale Analysis Method of Image Texture

Zhang Jixian

*(Huazhong University of Science and Technology)*

Li Deren

*(Wuhan Technical University of Surveying and Mapping)*

**Abstract** It is important to consider the role of scale for texture analysis. In this paper, a texture detector based on 2D Gabor function and visual textural perception is established first, then based on the texture detector and wavelet theory of multiscale decomposition, a multiscale texture analysis method is proposed, and techniques for multiscale texture feature fusion are advanced according to the lateral inhibition and end-inhibition in neurodynamics. The multiscale texture analysis techniques give representations between spatial space and Fourier space, and provide a hierarchical analysis frame for image texture. They can detect different scale textural features, corresponds to the visual texture perception, and have the ability to recognize texture image effectively.

**Key words** Texture, Texture analysis, Multiscale, Wavelet, 2D Gabor function, Feature fusion