

基于各向异性分离的纹理图象分析及重构

刘辉 谈正 周军

(西安交通大学电子与信息工程学院, 西安 710049)

摘要 纹理的各向异性特征(方向性)对于纹理分析有重要意义,基于各向同性和各向异性分离的思想,提出了一种用于方向性纹理分析和综合的多通道模型。分别从频域和空域研究了纹理图象的方向性及非方向性特征,导出了确定纹理主控方向的有效计算方法和残余图象的随机场模型逼近,并将分析所得的参数用于纹理的综合。实验结果和性能分析与比较证实了该方法的有效性和灵活性。

关键词 纹理分析,各向异性,Fourier分析,ARMA模型,参数估计

1 引言

纹理是图象分析的重要特征之一,它对图象的分割与识别,物体表面感知都有重要意义,同时它还包含大量的视觉真实感细节信息。在通常的纹理分析中,纹理被划分为两种极端的情况:规则纹理和随机纹理,然而,大多数的自然纹理是这两类情况的复杂组合,要用单一的数学模型来表征纹理场是非常困难的。另一方面,从视觉感知的角度,Campbell和Robson指出“视觉通路含有一组对朝向和空间频率具有选择性的通道(Channels)”^[1]。因而,多通道和多层次的分析方法受到许多研究人员关注,并被用于方向性纹理(如木纹,水波等)的分析中。Kass和Witkin研究了基于Laplacian-Gaussian滤波器的纹理朝向估计方法^[2]。Rao和Schunck对这一方法作了进一步的讨论和改进^[3]。

Heeger等则提出了一种基于塔式分解的纹理分析和综合方法^[4],该方法对于图形的真实感生成来说,是引人入胜的。因为它仅仅利用真实纹理图象的子带直方图,就能够重构纹理,并且避免了纹理映射中由于缩放和透视带来的变形和接缝等问题。在文献[5]本文作者用塔式小波实现了这一算法,然而,正如Heeger在文中所指出的那样,这一方法对某些各向同性的不定形纹理(如:云、沙地等)有很好

的效果,而对各向异性(方向性)纹理的分析与综合则感到十分困难。

我们采用空/频域相结合的多通道分析方法,对纹理的方向性特征与非方向性特征分别进行处理,以期获得一种更具广泛适用性的纹理分析和综合模型。利用方向性特征在Fourier频域的直线分布特性,研究了纹理方向的一种有效计算方法。根据此分布特性和计算出的纹理方向。就可用滤波器提取出方向性能量,对剩余的非方向性能量用进行随机场表征。利用上述多通道分析所得到的参量,对方向性及随机纹理图象进行了分析和重构。

2 方向性纹理的频域特性和方向确定

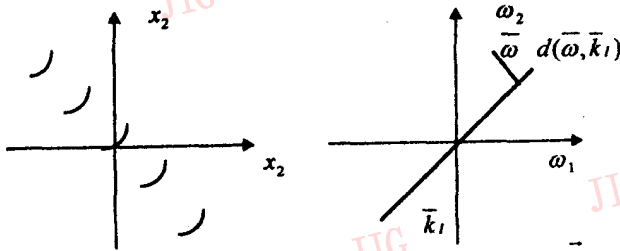
对一个具有方向性的亮度场而言,它在Fourier频域的能量聚集在过原点的直线上,并且该直线的方向与亮度的排列方向(对纹理图象而言即是纹理朝向)垂直。因此,纹理方向的确定可转化为直线方向的确定,得到的方向为纹理在某一点或某一局部区域的主控方向。对于实际图象,由于方向性纹理的非规则性及噪声干扰,它的频域能量不是严格地集中在直线上,而是以离散点的形式临近地分布在直线的两侧,因而需要通过这些离散点来拟合它们所聚集的直线并计算直线方向。直线拟合的经典方法是最小二乘法(LMS),我们根据最小二乘法在

Fourier 频域的一些特点,得出一种非常适用于图象处理的简化计算方法。

在有限点集情况下,用 LMS 拟合方向性纹理图象 f 的 Fourier 频域能量分布直线,通常通过最小化误差函数来实现,即:

$$\min_{\|\bar{k}_l\|=1} e(\bar{k}_l) = \min_{\|\bar{k}_l\|=1} \iint d_l^2(\bar{\omega}, \bar{k}_l) |F(\bar{\omega})|^2 d\omega_1 d\omega_2 \quad (1)$$

$F(\bar{\omega})$ 为纹理图象 f 的 Fourier 变换, $d_l(\bar{\omega}, \bar{k}_l)$ 是点 $\bar{\omega}$ 与待定直线 \bar{k}_l 的距离,如图 1 所示。



(a)方向性纹理图象 (b)频域能量聚集于特定直线 \bar{k}_l
图 1

I 表示待定情况。如果将 Fourier 变换的能量理解为质量密度,那么, $e(\bar{k}_l)$ 可理解为质点关于轴 \bar{k}_l 的转动惯量。式(1)中的距离函数

$$d_l^2(\bar{\omega}, \bar{k}_l) = \|\bar{\omega} - (\bar{\omega}'\bar{k}_l)\bar{k}_l\|^2 = (\bar{\omega} - (\bar{\omega}'\bar{k}_l)\bar{k}_l)'(\bar{\omega} - (\bar{\omega}'\bar{k}_l)\bar{k}_l)$$

利用矩阵乘法规则,注意到 $\bar{\omega}'\bar{k}_l = \bar{k}_l'\bar{\omega}$ 为比例因子,并且 $\|\bar{k}_l\| = \bar{k}_l'\bar{k}_l = 1$,得到距离函数的二次型:

$$d_l^2(\bar{\omega}, \bar{k}_l) = \bar{k}_l'(\bar{I}\bar{\omega}'\bar{\omega} - \bar{\omega}\bar{\omega}')\bar{k}_l$$

其中: \bar{I} 为单位矩阵,这样式(1)可表示为如下二次型

$$e(\bar{k}_l) = \bar{k}_l' J \bar{k}_l \quad (2)$$

这里:

$$J = \begin{pmatrix} J_{11} & -J_{12} \\ -J_{21} & J_{22} \end{pmatrix}$$

$$J_{ii} = \iint \sum_{j=1}^2 \omega_j^2 |F(\omega_1, \omega_2)|^2 d\omega_1 d\omega_2 \quad (3)$$

$$J_{ij} = \iint \omega_i \omega_j |F(\omega_1, \omega_2)|^2 d\omega_1 d\omega_2 (i \neq j) \quad (4)$$

由非线性最优化理论可知:式(2)的最小化问题,可转化为求解转动惯量矩阵 J 的最小特征值及所对应直线 \bar{k}_l 的问题。事实上,当且仅当矩阵 J 关于 F 的特征值: $\lambda_{\max} > 0, \lambda_{\min} > 0$ 时, $F(\bar{\omega})$ 的能量聚集于过原点的直线 \bar{k} 上。如果 θ 为 \bar{k} 的方向角,则 \bar{k} 的方向可表示为: $(\cos\theta, \sin\theta)'$, 由于 2θ 将 θ 和 $\theta + \pi$ 映射到相同角度,所以 \bar{k} 的方向定义为 2θ 。为了在空域

用离散形式使式(2)最小化,首先根据 Parseval 定理将 J 表示为空域形式:

$$J = \frac{1}{4\pi^2} \iint \frac{\partial f}{\partial x_1} \frac{\partial f}{\partial x_2} dx_1 dx_2 \quad (5)$$

Bigun^[6]等给出了一种 J 的有效的离散近似方法,以及特征值的空域计算方法:

$$\lambda_0 = e(\bar{k}_{\min}) = \frac{1}{8\pi^2} \left(\sum_j |\nabla f_j|^2 m_j - |z| \right) \quad (6)$$

$$\lambda_1 = e(\bar{k}_{\max}) = \frac{1}{8\pi^2} \left(\sum_j |\nabla f_j|^2 m_j + |z| \right) \quad (7)$$

其中, $z = \sum_j (\nabla f_j)^2 m_j$, m_j 为二维 Gauss 型平滑函数。由式(6)、(7)我们有:

$$|z| = 4\pi^2(\lambda_1 - \lambda_0) \quad (8)$$

$$\arg z = 2\theta \quad (9)$$

注意到 z 实际上为图象 f 的梯度平方并进行 Gauss 平滑得到的结果图象,因而最小化问题的求解变得非常简洁,即只需对图象进行梯度运算、平方及 Gauss 平滑。在理想情况下, $\lambda_1 \gg 0, \lambda_0 = 0$, 所以,结果图象 z 的模能够非常恰当地反映频谱分布的直线性这一测度。我们称之为直线性测度:

$$C_{f1} = 4\pi^2(\lambda_1 - \lambda_0) \quad (10)$$

C_{f1} 越大,表明所计算的纹理方向越可靠,在设计方向性滤波器提取频谱分量时,这一测度可作为调节滤波器带宽的重要参数,而滤波器的方向则由 z 的幅角 2θ 确定。然而, C_{f1} 与能量有关(z 和 $|\nabla f|^2$ 都有图象梯度平方的量纲),随着邻域对比度的降低而下降,因此定义如下与能量无关的直线性测度(它实际上是 C_{f1} 的归一化):

$$C_{f2} = \left(\frac{\lambda_1 - \lambda_0}{\lambda_1 + \lambda_0} \right)^c \quad (11)$$

其中 c 为正常数。当 C_{f2} 增加时(< 1),频域能量接近一直线,当 $\lambda \gg 0, \lambda_0 = 0$ 时, $C_{f2} = 1$ 为理想情况,即频域能量点完全分布在某一直线上。这与 C_{f1} 表示的含义是一致的,并且通过比值,消去了图象亮度的干扰,使得 C_{f2} 成为与图象无关的直线性测度。

至此,我们讨论了纹理方向性的频域表征,并从最小二乘法推导了方向的确定方法以及它的有效的空域近似算法:即将频域最小均方问题转化为矩阵特征值问题,最终利用其性质在空域进行合理的有效近似,使得计算变得简洁,而且能够同时得到评判计算可靠性的一个客观测度,该测度还为特征提取提供了重要参数。

3. 各向同性残余图象的随机表征与纹理综合

基于前面讨论,我们可用方向性可控带通滤波器提取出各向异性分量,用于恢复纹理的方向特征(各向异性),对包含其余能量的残余图象 $y(s)$ (各向同性),则用二维 ARMA 模型来表征:

$$y(s) = \sum_{r \in N} \rho_r y(s+r) + \sqrt{v} \sigma(s) \quad (12)$$

$$E[\sigma(s)y(s)] = \begin{cases} \sqrt{v} & (r=0) \\ \sqrt{v} \varphi & (r \in N) \\ 0 & (\text{else}) \end{cases} \quad (13)$$

$\sigma(s)$ 为相关有色噪声, ρ_r, \sqrt{v} 为模型参数。实际求解中,用图象样本估计参数 θ, φ 和 v 。得到上述参数后,我们就可构造噪声序列 $\sigma(s)$,并由式(12)表征残余图象。因而,从上述两部分的讨论,我们已将方

向性纹理分别在频域及空域进行分解和表征,实现了纹理图象的多通道(空、频)分析。下面我们利用此结论重构纹理图象并给出实验结果。

4 纹理图象重构和实验结果分析

利用 2、3 节的结论,用方向性滤波器(方向由 2θ 给出,带宽则根据 C_{f_2} 选择,详细过程不再赘述)提取出对应于方向性能量的线性分布频率分量,并进行反变换,然后与用随机模型综合的残余图象叠加,即可得到重构的在视觉上与原始图象相近的方向性纹理图象。下面我们给出用各向异性分离方法(以下简称分离法),进行纹理分析与重构的实验结果,以及它与基于子带直方图匹配的方法^[5](以下简称匹配法)的性能比较。

图 2 是分离法对真实的木纹纹理的实验结果,

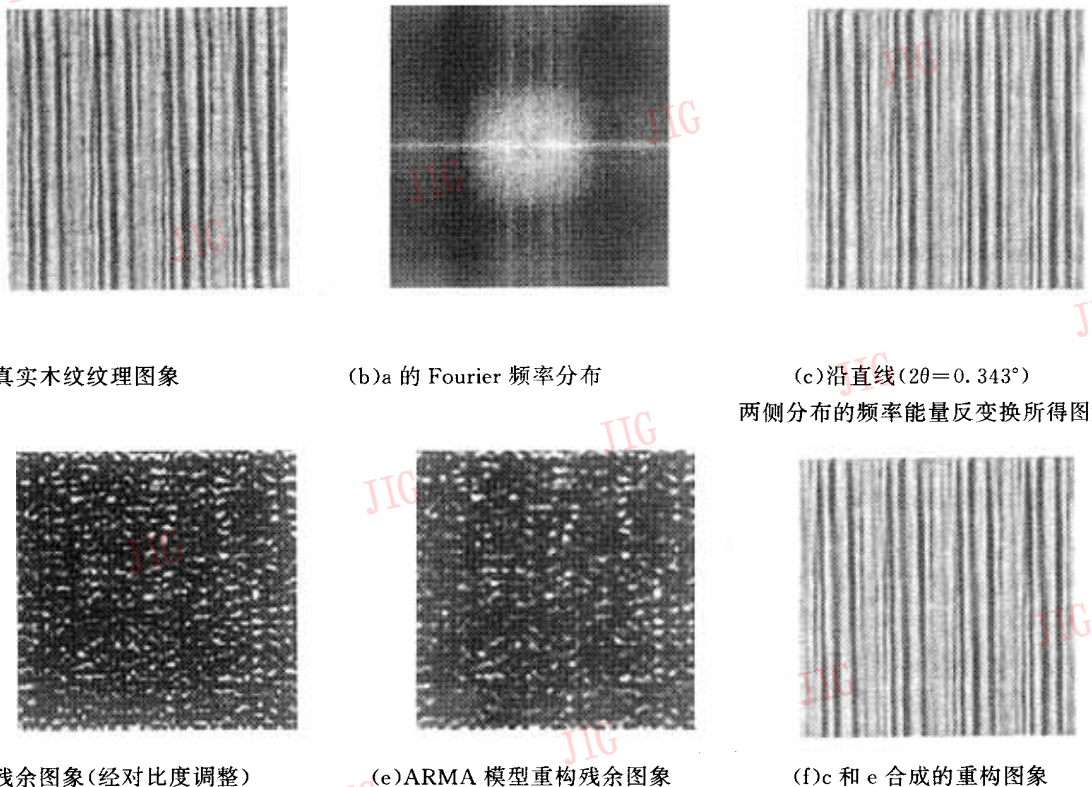


图 2 真实方向性木纹纹理图象的分析与重构

结果表明,用方向性滤波器得到的沿某一直线周围分布的频率分量(比较窄的范围类)能够很好地再现纹理图象的主要结构,残余图象呈各向同性,主要反映纹理细节,用 ARMA 模型可表征其整体分布规

律。

图 3 是分离法用于非方向性随机纹理的实验结果,由于原图的 Fourier 能量分布不具直线性,因而我们保留过原点的水平和垂直线上的 Fourier 系

数,用于恢复结构信息。

从以上的实验结果看到,分离法对于具有方向性的纹理图象的重构是非常有效的。而对于不定形随机纹理(如:云),从原图的 Fourier 变换图 3(b) 可以看到,频域能量不是明显地聚集在某一直线, $C_{f_2}=0.138 \ll 1$ 。也就是说,纹理不具有明显的方向性,因此,我们可利用水平和垂直方向上的各频率分量(过原点的水平和垂直线上的 Fourier 变换系数),恢复整体的结构信息。若 C_{f_2} 小于某一门限,我

们也可直接用随机模型重构。可见,分离法具有较大的灵活性。

图 4 是用匹配法(本质上是一种子带随机法)对图 2(a)和图 3(a)重构的结果。从图 4 看到,匹配法能够较好地模拟不具明显方向性的纹理的整体视觉效果,并且不受图象尺寸的限制。对方向性纹理图 2(a),匹配法由于丢失了对原图至关重要的相位信息,因而,重构结果就面目全非了。

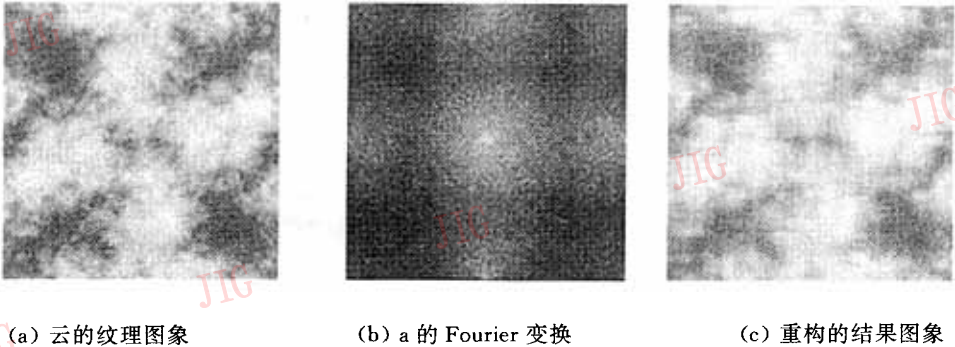


图 3 非方向性不定形纹理(云)图象的分析与重构



(a) 图 2(a)的重构图象

(b) 图 3(a)的重构图象

图 4 用匹配法重构的方向性及非方向性纹理图象

5 总结

分离法作为一种纹理分析与重构的多通道方法,其基本思路是对纹理图象的各向异性和各向同性能量进行分离,在实现上则分别对其在频域和空域进行表征和逼近。它能够有效地根据 Fourier 变换的分布规律,进行数据压缩,保留主要的能量和相位信息,并结合其它随机方法,重构纹理图象。这是分离法的主要特点,也是对随机方法的有益补充。对于方向性纹理的重构,它优于匹配法等随机方法;对于非方向性纹理,它的相位特性优于匹配法,而纹理细节稍逊。但是,它可与匹配法等其它方法结合使

用,得到满意的结果,因而具有较大的灵活性。

参考文献

- 1 马尔 D. 视觉计算理论. 北京:科学出版社,1988.
- 2 Kass M, Witkin A. Analyzing orientated pattern, Comput. Vision Graphics Image Process. 1987(37):362~385.
- 3 Rao A R, Schunck B G. Computing oriented texture fields, Graphical Models And Image Processing, 1991, 53(2): 157~185.
- 4 Heeger D J, Bergen J R. Pyramid-based texture analysis/ synthesis. Proceedings of SIGGRAPH 95. In Computer Graphics, 1995, 229~238.
- 5 刘辉,谈正,俞义方. 基于子带分解的纹理分析与综合方法. 第八届全国图象图形学会议. 武汉,1996年.
- 6 Bigun J, Granlund G H, Wiklund J. Multidimensional orientation

estimation with application to texture analysis and optical flow.
IEEE, Trans. Patt. Anal. Machine Intell. 1991 PAMI-13,775
~790.

谈正男, 1939年生, 教授, 博士生导师, 现为西安交通大学3DTVVR研究中心负责人。主要研究领域为数字图象处理与分析、三维立体显示技术、图象图形融合。近年来在国内外期刊、会议上发表论文30余篇, 并编译《模式识别与神经网络》一书。



刘辉 1969年生, 1991年和1994年于西安交通大学获工学学士和硕士学位, 现为西安交通大学通信与电子系统专业博士研究生。主要研究方向是纹理分析、表面形状恢复及图形建模与绘制。在国内外期刊、会议发表论文10余篇。



周军男, 1974年生, 1995年毕业于西安交通大学信息与通信工程系, 获工学学士学位。现在该校信息工程研究所攻读图象处理专业硕士学位。主要研究方向有: 图象纹理的提取与综合, 多媒体开发及数据压缩, 立体图象对及立体图象序列的压缩、虚拟现实等。

Texture analysis and Synthesis based on Anisotropic decomposition

Liu Hui, Tan Zheng, Zhou Jun

(Instituta of Electronics & Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

Abstract The anisotropic features (orientation) of texture is very important for texture analysis. In this paper we introduced a new multi-channel model for texture analysis and synthesis based on the idea of isotropic and anisotropy power decomposition. We give the algorithm to determine the dominant orientation of the texture and to approximate the remain image with stochastic model. The experiment results for texture synthesis with this model and the performance comparison with other approach show the efficiency and flexibility of this method.

keywords Texture analysis, Anisotropy, Fourier analysis, ARMA model, Parameter estimation.