



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 101976441 A

(43) 申请公布日 2011. 02. 16

(21) 申请号 201010536900. X

(22) 申请日 2010. 11. 09

(71) 申请人 东华大学

地址 201620 上海市松江新城区人民北路
2999 号

(72) 发明人 步红刚 汪军 黄秀宝 周建

(74) 专利代理机构 上海天翔知识产权代理有限公司 31224

代理人 武春华

(51) Int. Cl.

G06T 7/00 (2006. 01)

G06K 9/46 (2006. 01)

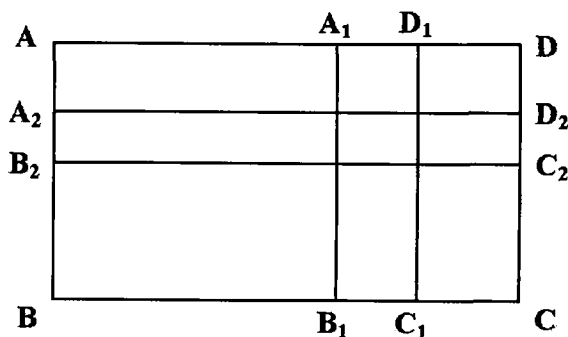
权利要求书 2 页 说明书 11 页 附图 1 页

(54) 发明名称

一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法

(57) 摘要

本发明涉及一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法。首先在对原织物图像分别进行水平和垂直 Sobel 算子滤波处理的基础上, 从中各自计算方式一致的一组灰度统计量作为概貌特征; 同时依据遍历法原理计算原图像中每一个包含一个横向基本循环周期或纵向基本循环周期的子窗口的分形维数, 最后从中选取两个反映横向细节信息的分形维数极值和两个反映纵向细节信息的分形维数极值作为表征织物纹理的细节特征; 将上述两个 Sobel 算子滤波概貌特征与四个分形细节特征组成混合特征向量。这种混合特征向量各特征间具有高度的互补性, 兼顾纹理的概貌信息和细节信息, 也兼顾纹理的横向信息和纵向信息, 能够全面和细致地刻画织物纹理特点。



1. 一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,其特征是:所述的混合特征向量由两个 Sobel 算子滤波概貌特征和四个分形细节特征共同组成;

概貌特征提取:织物原图像首先同步分别经 Sobel 算子水平滤波和垂直滤波处理,得到两幅对应的滤波图像,然后分别从中提取计算方式一致的各一个灰度统计量组成表征织物纹理概貌信息的特征向量;

细节特征提取:首先采用一维快速傅里叶变换求出织物纹理图像的基本横向和纵向循环周期大小,然后依据遍历法原理计算图像中每一个包含一个横向基本循环周期的子窗口的分形维数和每一个包含一个纵向基本循环周期的子窗口的分形维数,最后从中选取两个反映横向细节信息的分形维数极值即横向最大分形维数和横向最小分形维数,和两个反映纵向细节信息的分形维数极值即纵向最大分形维数和纵向最小分形维数,作为表征织物纹理的细节特征;

其中

所述的包含一个横向基本循环周期的子窗口是以一个横向基本循环周期为长和织物纹理图像的宽为宽的矩形窗口,所述的每一个横向基本循环周期的子窗口的分形维数是在该子窗口中的图像像素灰度值沿横向累加而成的相应一维时间序列基础上计算得到的;

所述的包含一个纵向基本循环周期的子窗口是以一个织物纹理图像的长为长和纵向基本循环周期为宽的矩形窗口,所述的每一个纵向基本循环周期的子窗口的分形维数是在该子窗口中的图像像素灰度值沿纵向累加而成的相应一维时间序列基础上计算得到的;

所述的用于表征织物纹理的由 Sobel 算子滤波概貌特征和分形细节特征组成的混合特征向量的提取过程如下:

首先采集数字化织物纹理图像,记为 W , W 为矩形,其尺寸长 \times 宽为 $L_1 \times L_2$,即横向和纵向长度分别为 L_1 和 L_2 ,而其沿横向的基本周期即列周期为 P_1 个像素,沿纵向的基本周期即行周期为 P_2 个像素,行周期和列周期均指取整后的像素数, P_1 通过计算 W 的任一行图像像素灰度值集合的基本循环周期得到, P_2 通过计算 W 的任一列图像像素灰度值集合的基本循环周期得到;

对原图像同步分别实施索贝尔算子水平滤波和垂直滤波处理,记经索贝尔算子水平滤波后的图像为 W_h ,经索贝尔算子垂直滤波后的图像为 W_v ;

选择一种灰度统计量,然后直接计算出 W_h 的该灰度统计量,作为水平边缘纹理概貌灰度统计量特征,记为 S_h ;

选择与计算 W_h 时一致的灰度统计量,直接计算出 W_v 的灰度统计量,作为垂直边缘纹理概貌灰度统计量特征,记为 S_v ;

在织物纹理图像 W 中,选取一个横向基本循环周期 P_1 为长和织物纹理图像的宽 L_2 为宽的矩形窗口作为包含一个横向基本循环周期的子窗口,记为 W_1 ;选取一个织物纹理图像的长 L_1 为长、纵向基本循环周期 P_2 为宽的矩形窗口作为包含一个纵向基本循环周期的子窗口,记为 W_2 ;

对于某一 W_1 ,计算其沿行方向的图像像素灰度投影,即将该子窗口各行的图像像素灰度值沿横向叠加,得到一个一维时间序列,从该时间序列中可计算得到一个分形维数,然后将 W_1 以固定步长水平地滑移以遍历整个 W ,共有 $L_1 - P_1 + 1$ 个 W_1 ,从而可相应求得 $L_1 - P_1 + 1$ 个分

形维数,分别记其中的最小者和最大者为 E_1 和 E_2 ,即为横向最小分形维数和横向最大分形维数,此两者反映纹理的横向极端细节信息;

对于某一 W_2 ,计算其沿列方向的图像像素灰度值投影,即将该子窗口各列的图像像素灰度值沿纵向叠加,得到一个一维时间序列,从该时间序列中可计算得到一个分形维数,然后将 W_2 以固定步长垂直地滑移以遍历整个 W ,共有 L_2-P_2+1 个 W_2 ,从而可相应求得 L_2-P_2+1 个分形维数,分别记其中的最小者和最大者为 E_3 和 E_4 ,即为纵向最小分形维数和纵向最大分形维数,此两者反映纹理的纵向极端细节信息;

最终得到表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量 $[S_h S_v E_1 E_2 E_3 E_4]$ 。

2. 如权利要求 1 所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,其特征在于,所述的织物为机织物。

3. 如权利要求 1 所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,所述织物的图像的横向与纬纱方向一致,所述织物的图像的纵向与经纱方向一致。

4. 如权利要求 1 所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,其特征在于,所述的灰度统计量为仙农熵、灰度均值或灰度标准差。

5. 如权利要求 1 或 4 所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,其特征在于,所述的灰度统计量首选仙农熵。

6. 如权利要求 1 所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,其特征在于,所述的分形维数是指盒维数。

7. 如权利要求 6 所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,其特征在于,所述的盒维数估算时所用的 δ 尺寸序列为 2~6 像素。

8. 如权利要求 1 所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,其特征在于所述的固定步长指 1~3 个像素。

9. 如权利要求 1 所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,其特征在于,所述的矩形子窗口 W_1 每次的水平滑移固定步长与 W_2 每次的垂直滑移固定步长不必相同。

10. 如权利要求 1 所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,其特征在于,所述的基本循环周期 P_1 和 P_2 的计算借助一维快速傅里叶变换实现。

一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节 混合特征向量提取方法

技术领域

[0001] 本发明属于数字图像处理和模式识别领域,特别涉及一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法。

背景技术

[0002] 借助织物纹理表征技术能够实现织物纹理参数估计、纹理分类、织物外观评价、瑕疵检测等等目的。任何织物纹理都包含两方面的重要信息,即概貌信息和细节信息。概貌信息为人眼或机器视觉提供总体的粗略的结构和灰度印象,而细节信息则提供局部的精细的结构和灰度印象。因此,要全面和细致地表征纹理结构,最大限度地反映纹理特点,在特征提取时必须兼顾纹理的概貌和细节信息。为了便于表述,本申请拟将那些主要反映概貌信息的特征称为概貌特征,而将那些主要反映细节信息的特征称为细节特征。显然,概貌特征和细节特征各有侧重,具有极大的互补性。本发明旨在讨论基于 Sobel 算子滤波概貌特征和分形细节特征的织物纹理表征方法。

[0003] 较之欧氏几何,分形几何在描述或生成具有自相似性的自然事物或类自然事物时能够提供更好的方法,因而被广泛用在模式识别、图像的模拟和仿真等等诸多领域。自相似性是分形理论的中心概念之一,它与维数的概念密切相关。分形几何描述的对象具有统计意义上的自相似,自相似性用分形维来表征分形维是用分形理论进行图像分析时最常使用的特征参数之一。分形特征特别是分形维数能够较好地刻画纹理粗糙度和复杂度,因而在纹理分类、识别等实践中作为度量特征是合理的。其中盒维数由于概念简单、计算简便而成为使用最普遍的一种分形维数。

[0004] 为便于说明发明要点,有必要对盒维数以及 Sobel 算子滤波的基本原理作简单介绍。

[0005] 设 $F \subset \mathfrak{R}^n$ 为任意非空有界集,用 $N(\delta, F)$ 表示覆盖集 F 所需直径最大为 δ 的集的最少数目,则 F 的盒维定义为

$$[0006] \quad D_B(F) = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log N(\delta, F)}{-\log \delta}$$

[0007] 注意,定义中所用的 δ -覆盖仍是一个一般的集类,在本专利中集 F 特指为织物图像向纵、横向投影时,通过各行、各列像素灰度累加并取均值所得的图像灰度一维时间序列,也即一条表示图像各行各列像素灰度均值变化的曲线, $N(\delta, F)$ 表示覆盖 F 所需的边长为 δ 的最少方格数,简记为 $N(\delta)$ 。 $D_B(F)$ 简记为 D 。

[0008] 实际估算一个时间序列的盒维时,由于该序列为一条曲线,横坐标为序列中各点的位置,纵坐标为各点对应的序列值,需要用尺寸为 $\delta \times \delta$ 的方格去完全覆盖该曲线并统计 $N(\delta)$ 。从盒维数的定义可知, $\log N(\delta) \propto D \log(1/\delta)$, 这表明,若干点对 $(\log(1/\delta), \log N(\delta))$ 在 $\delta \rightarrow 0$ 时的渐近线是直线,其斜率即为 D 。改变 δ 大小从而可以得到多个上述点对,然后通过最小二乘法拟合出相应直线。该直线的斜率即为所求的盒维数。

[0009] 考虑到机织物是由经纬纱相互垂直交织而成,其图像是一种典型的纹理图像,因此可用分形特征来表征织物纹理。Conci 等人 (1998) 采用差分计盒法提取了织物纹理的分形维及其标准差作为特征参数用来表征织物纹理并检测织物疵点。徐增波等人 (2000) 在织物纹理图像进行 World 模型分析的基础上,以求取分形维过程中的整个分形特征曲线作为表征织物纹理的特征,进行了织物疵点检测。Wen 等人 (2002) 采用基于分形布朗运动的傅立叶频域最大似然估计算子来估计织物图像的 Hurst 系数这一分形参数,以此作为表征织物纹理的特征参数来检测疵点。杨艳等人 (2007) 从织物图像中提取了一个全局分形维特征来实现对织物织效应的客观评价。步红刚等人 (2007) 为了克服单一分形特征的局限性,提出了一种多分形特征向量提取方法,该方法在疵点检测效果上较以往相关的研究有了大幅度的改善,但由于所提取的多个分形特征向量均是反映全局信息的概貌特征,因而不适于检测很多局部疵点。在“基于矩和分形的纹理分类方法”的专利中 (2006),研究者首先计算图像的二阶矩,产生矩特征图像,再对原图像块和矩特征图像估计其分形维数,最后将原图像块和六个矩特征图像的分形维数形成特征向量,作为支持向量机的输入进行织物纹理分类。

[0010] Sobel 算子是图像处理中的算子之一,主要用作边缘检测。在技术上,它是一离散性差分算子,用来运算图像亮度函数的梯度之近似值。在图像的任何一点使用此算子,将会产生对应的梯度矢量。Sobel 算子有两个,一个检测水平边缘,另一个检测垂直边缘。Sobel 算子在图像空间利用两个 3×3 的方向模板或者说卷积核与图像中每个点进行邻域卷积来完成边缘检测,这两个方向模板其中一个通过近似垂直方向梯度而增强图像的水平方向边缘,另一个则通过近似水平方向梯度而增强图像的垂直方向边缘。Sobel 水平和垂直边缘增强模板分别为

$$[0011] \quad T_x = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix}$$

$$[0012] \quad \text{和 } T_y = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$$

[0013] 在织物纹理的 Sobel 算子表征领域,尚未见到有关的国内文章或专利报道。为了检测织物缺纬瑕疵,美国的 Jasper 和 Potapalli 采用 Sobel 水平滤波算子对织物图像进行了滤波处理,但仅仅提取了 Sobel 滤波后的边缘图像剖面图,未进行更深入的纹理表征分析,且只涉及一个 Sobel 滤波算子。为了检测织物瑕疵, Lane 在其申请的美国国家专利中提出了一种采用 Sobel 算子和数学形态学相结合的纹理表征方法,其方法为,首先对原图像进行 Sobel 水平和垂直滤波,然后对两个滤波图像进行融合,然后将该图像二值化处理,接着进行二值化图像的数学形态学处理,最后以边界点作为表征纹理的特征。该报道没有考虑以纹理周期基本循环长度作为特征提取的依据,没有说明二值化阈值的选取方法,所提取的单一特征也仅仅涉及边界点像素数量,并且未明确定义边界点的含义,未考虑边界点在图像中的分布情况。

[0014] 上述已有文献或专利涉及的织物纹理表征方法对织物纹理信息的表征都是局限在全局特征的提取,未能兼顾织物纹理的概貌和细节信息,因而不能全面和细致地表征织

物纹理的本质特点。此外,上述 Sobel 算子纹理表征方法主要特点在于,纹理图像经 Sobel 算子滤波处理后,必须选取一定的阈值以实现图像的二值化。这样有两个主要缺点:一是针对不同纹理选取最优阈值是一件困难的事情;二是图像经二值化处理后,大量的灰度过渡信息被损失掉,只剩下全黑和全白的二值信息,而待处理的纹理图像通常具有 256 个灰度级。因此,上述处理方法较为繁琐且在此基础上提取的特征不能实现对纹理更充分更贴切的表征。而上述文献或专利在织物纹理的分形特征表征中,存在如下缺点:1、特征直接在二维图像基础上提取,计算量大;2、所提取的分形特征仅能刻画纹理的全局信息,不能细致深刻地表征织物纹理的细节信息;3、特征提取时未充分利用织物纹理固有的经纬取向特点以提高特征的稳定性;4、特征的提取未充分利用织物经纬纱固有的规则循环的特点以提高特征的准确性和稳定性。

发明内容

[0015] 本发明属于数字图像处理和模式识别领域,特别涉及一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法。首先在对原织物图像分别进行水平和垂直 Sobel 算子滤波处理的基础上,从两种相应滤波图像中各自计算方式一致的一组灰度统计量作为概貌特征;同时依据遍历法原理计算原图像中每一个包含一个横向基本循环周期的子窗口的分形维数和每一个包含一个纵向基本循环周期的子窗口的分形维数,最后从中选取两个反映横向细节信息的分形维数极值和两个反映纵向细节信息的分形维数极值作为表征织物纹理的细节特征;将上述两个 Sobel 算子滤波概貌特征与四个分形细节特征组成混合特征向量。这种混合特征向量各特征间具有高度的互补性,兼顾纹理的概貌信息和细节信息,也兼顾纹理的横向信息和纵向信息,能够全面和细致地刻画织物纹理特点。

[0016] 本发明的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,在概貌特征提取方面,织物原图像首先同步分别经 Sobel 算子水平滤波和垂直滤波处理,得到两幅对应的滤波图像,然后分别从中提取计算方式一致的各一个灰度统计量组成表征织物纹理概貌信息的特征向量,一组共两个;在细节特征提取方面,首先采用一维快速傅里叶变换求出织物纹理图像的基本横向和纵向循环周期大小,然后依据遍历法原理计算图像中每一个包含一个横向基本循环周期的子窗口的分形维数和每一个包含一个纵向基本循环周期的子窗口的分形维数,最后从中选取两个反映横向细节信息的分形维数极值即横向最大分形维数和横向最小分形维数,和两个反映纵向细节信息的分形维数极值即纵向最大分形维数和纵向最小分形维数,作为表征织物纹理的细节特征。两个 Sobel 算子滤波概貌特征和四个分形细节特征共同组成本发明的混合特征向量。

[0017] 其中所述的包含一个横向基本循环周期的子窗口是以一个横向基本循环周期为长和织物纹理图像的宽为宽的矩形窗口,所述的每一个横向基本循环周期的子窗口的分形维数是在该子窗口中的图像像素灰度值沿横向累加而成的相应一维时间序列基础上计算得到的。

[0018] 所述的包含一个纵向基本循环周期的子窗口是以一个织物纹理图像的长为长和纵向基本循环周期为宽的矩形窗口,所述的每一个纵向基本循环周期的子窗口的分形维数是在该子窗口中的图像像素灰度值沿纵向累加而成的相应一维时间序列基础上计算得到

的。

[0019] 所述的用于表征织物纹理的由 Sobel 算子滤波概貌特征和分形细节特征组成的混合特征向量的提取过程如下：

[0020] 首先采集数字化织物纹理图像，记为 W ， W 为矩形，其尺寸长 \times 宽为 $L_1 \times L_2$ ，即横向和纵向长度分别为 L_1 和 L_2 ，而其沿横向的基本周期即列周期为 P_1 个像素，沿纵向的基本周期即行周期为 P_2 ，行周期和列周期均指取整后的像素数， P_1 通过计算 W 的任一行图像像素灰度值集合的基本循环周期得到， P_2 通过计算 W 的任一列图像像素灰度值集合的基本循环周期得到。

[0021] 对原图像同步分别实施索贝尔算子水平滤波和垂直滤波处理，记经索贝尔算子水平滤波后的图像为 W_h ，经索贝尔算子垂直滤波后的图像为 W_v ；

[0022] 选择一种灰度统计量，然后直接计算出 W_h 的该灰度统计量，作为水平边缘纹理概貌灰度统计量特征，记为 S_h ；

[0023] 选择与计算 W_h 时一致的灰度统计量，直接计算出 W_v 的灰度统计量，作为垂直边缘纹理概貌灰度统计量特征，记为 S_v ；

[0024] 在织物纹理图像 W 中，选取一个横向基本循环周期 P_1 为长和织物纹理图像的宽 L_2 为宽的矩形窗口作为包含一个横向基本循环周期的子窗口，记为 W_1 ；选取一个织物纹理图像的长 L_1 为长、纵向基本循环周期 P_2 为宽的矩形窗口作为包含一个纵向基本循环周期的子窗口，记为 W_2 ；

[0025] 对于某一 W_1 ，计算其沿行方向的图像像素灰度投影，即将该子窗口各行的图像像素灰度值沿横向叠加，得到一个一维时间序列，从该时间序列中可计算得到一个分形维数，然后将 W_1 以固定步长水平地滑移以遍历整个 W ，共有 $L_1 - P_1 + 1$ 个 W_1 ，从而可相应求得 $L_1 - P_1 + 1$ 个分形维数，分别记其中的最小者和最大者为 E_1 和 E_2 ，即为横向最小分形维数和横向最大分形维数，此两者反映纹理的横向极端细节信息；

[0026] 对于某一 W_2 ，计算其沿列方向的图像像素灰度值投影，即将该子窗口各列的图像像素灰度值沿纵向叠加，得到一个一维时间序列，从该时间序列中可计算得到一个分形维数，然后将 W_2 以固定步长垂直地滑移以遍历整个 W ，共有 $L_2 - P_2 + 1$ 个 W_2 ，从而可相应求得 $L_2 - P_2 + 1$ 个分形维数，分别记其中的最小者和最大者为 E_3 和 E_4 ，即为纵向最小分形维数和纵向最大分形维数，此两者反映纹理的纵向极端细节信息；

[0027] 最终得到表征织物纹理的混合特征向量 $[S_h S_v E_1 E_2 E_3 E_4]$ 。

[0028] 其中，如上所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法，所述的织物为机织物。

[0029] 如上所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法，所述织物的图像的横向与纬纱方向一致，所述织物的图像的纵向与经纱方向一致。

[0030] 如上所述的 Sobel 算子滤波概貌特征，所述的灰度统计量可以为仙农熵、灰度均值或灰度标准差。

[0031] 如上所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法，所述的分形维数是指盒维数，其具体计算方法参见背景技术中的有关介绍。

[0032] 如上所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征

向量提取方法,所述的盒维数估算时所用的 δ 尺寸序列为 2 ~ 6 像素。

[0033] 如上所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,所述的固定步长指 1 ~ 3 个像素。

[0034] 如上所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,所述的矩形子窗口 W_1 每次的水平滑移固定步长与 W_2 每次的垂直滑移固定步长不必相同。

[0035] 如上所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,其中上述基本循环周期 P_1 和 P_2 的计算借助一维快速傅里叶变换 (FFT) 实现。对于 N 点序列 $x(n)$,其 FFT 变换对定义为

$$[0036] \quad X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)\omega_N^{nk}, \quad k = 0, 1, L, N-1$$

$$[0037] \quad x(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k)\omega_N^{-nk}, \quad n = 0, 1, L, N-1$$

[0038] 其中, $\omega_N = e^{-j\frac{2\pi}{N}}$,称为旋转因子。

[0039] 实数序列 $x(n)$ 经 FFT 处理后得到的 $X(k)$ 序列为复数序列,该复数序列的第一个值对应频率为 0,没有实际意义,直接将其去除,剩下的序列为一个结构对称序列,进行谱分析时只需取其前 $N/2$ 的数据即可。 $X(k)$ 的模称为幅度,幅度的平方称为功率,记为 W 。最大功率所对应的频率为序列 $x(n)$ 的主频,主频的倒数即为该序列的基本周期。设序列 $x(n)$

的采样频率为 f_s (Hz),则第 k 点即 $X(k)$ 所对应的实际频率 $f = k \frac{f_s}{N}$ 。一般情况下,规定 $f_s =$

1,因此, $f = \frac{k}{N}$,从而第 k 点对应的实际周期 $T = \frac{N}{k}$ 。

[0040] 如上所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,所述的灰度统计量首选仙农熵。仙农熵是信号的不确定性程度的一个重要度量。对图像而言,其信息量越大,灰度分布越规则,相应的仙农熵就越小,反之仙农熵就越大。仙农熵定义如下:

$$[0041] \quad X(s) = -\sum_i s_i^2 \log_2(s_i^2)$$

[0042] 其中按惯例约定 $0 \log_2(0) = 0$, s_i 为图像像素灰度值。可以直接使用其它种类的统计量取代上述仙农熵统计量。

[0043] 有益效果

[0044] 本发明的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法所提取的用于表征织物纹理的混合特征向量:

[0045] (1) 各特征间具有高度的互补性,兼顾纹理的概貌信息和细节信息,也兼顾纹理的横向信息和纵向信息,能够全面和细致地刻画织物纹理特点;

[0046] (2) 除概貌信息与细节信息之间的互补外,分形特征与 Sobel 算子滤波特征本身属两种不同的纹理表征方法,各有侧重,因而它们之间还存在因方法差异而导致的特征效果互补效应;

[0047] (3) Sobel 算子滤波概貌特征的计算由于不需要对滤波图像实施二值化处理,因此滤波图像中保留了更多有用的过渡信息,而不仅仅是简单的二值信息,且因此而无需花费

工夫优选二值化阈值,使得计算过程变得简便快捷;

[0048] (4) 在分形细节特征提取过程中充分利用了织物纹理具有经向和纬向取向从而其主要信息集中于经向和纬向的特点,在图像子窗口的纵向或横向一维投影序列的基础上而非二维图像基础上计算得到,既保留了多数有用的信息,又大幅度降低了计算量;

[0049] (5) 分形细节特征的计算充分利用了织物纹理特有的循环规则特点,因而计算得到的特征更加稳定和贴近真实。

[0050] 以往的相关研究则不具备上述五个优点。

附图说明

[0051] 图 1 是本发明的织物纹理混合特征向量提取示意图

[0052] 图 2 是实施例 1 的一幅 64*64 像素大小的织物图像

[0053] 图 3 是实施例 1 原图经 Sobel 算子水平滤波后的图像

[0054] 图 4 是实施例 1 原图经 Sobel 算子垂直滤波后的图像

[0055] 图 5 是实施例 2 的一幅 64*64 像素大小的织物图像

[0056] 图 6 是实施例 2 原图经 Sobel 算子水平滤波后的图像

[0057] 图 7 是实施例 2 原图经 Sobel 算子垂直滤波后的图像

[0058] 图 8 是实施例 3 的一幅 64*64 像素大小的织物图像

[0059] 图 9 是实施例 3 原图经 Sobel 算子水平滤波后的图像

[0060] 图 10 是实施例 3 原图经 Sobel 算子垂直滤波后的图像

具体实施方式

[0061] 下面结合具体实施方式,进一步阐述本发明。应理解,这些实施例仅用于说明本发明而不适用于限制本发明的范围。此外应理解,在阅读了本发明讲授的内容之后,本领域技术人员可以对本发明作各种改动或修改,这些等价形式同样落于本申请所附权利要求书所限定的范围。

[0062] 本发明的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,在概貌特征提取方面,织物原图像首先同步分别经 Sobel 算子水平滤波和垂直滤波处理,得到两幅对应的滤波图像,然后分别从中提取计算方式一致的一个灰度统计量组成表征织物纹理概貌信息的特征向量,一组共两个;在细节特征提取方面,首先采用一维快速傅里叶变换求出织物纹理图像的基本横向和纵向循环周期大小,然后依据遍历法原理计算图像中每一个包含一个横向基本循环周期的子窗口的分形维数和每一个包含一个纵向基本循环周期的子窗口的分形维数,最后从中选取两个反映横向细节信息的分形维数极值(即横向最大分形维数和横向最小分形维数)和两个反映纵向细节信息的分形维数极值(即纵向最大分形维数和纵向最小分形维数)作为表征织物纹理的细节特征。两个 Sobel 算子滤波概貌特征和四个分形细节特征共同组成本发明的混合特征向量。

[0063] 其中所述的包含一个横向基本循环周期的子窗口是以一个横向基本循环周期为长和织物纹理图像的宽为宽的矩形窗口,所述的每一个横向基本循环周期的子窗口的分形维数是在该子窗口中的图像像素灰度值沿横向累加而成的相应一维时间序列基础上计算得到的。

[0064] 所述的包含一个纵向基本循环周期的子窗口是以一个织物纹理图像的长为长和纵向基本循环周期为宽的矩形窗口,所述的每一个纵向基本循环周期的子窗口的分形维数是在该子窗口中的图像像素灰度值沿纵向累加而成的相应一维时间序列基础上计算得到的。

[0065] 所述的用于表征织物纹理的由 Sobel 算子滤波概貌特征和分形细节特征组成的混合特征向量的提取过程如下:

[0066] 首先采集数字化织物纹理图像,记为 W , W 为矩形,其尺寸长 \times 宽为 $L_1 \times L_2$,即横向和纵向长度分别为 L_1 和 L_2 ,而其沿横向的基本周期即列周期为 P_1 个像素,沿纵向的基本周期即行周期为 P_2 ,行周期和列周期均指取整后的像素数, P_1 通过计算 W 的任一行图像像素灰度值集合的基本循环周期得到, P_2 通过计算 W 的任一列图像像素灰度值集合的基本循环周期得到。

[0067] 对原图像同步分别实施索贝尔算子水平滤波和垂直滤波处理,记经索贝尔算子水平滤波后的图像为 W_h ,经索贝尔算子垂直滤波后的图像为 W_v ;

[0068] 选择一种灰度统计量,然后直接计算出 W_h 的该灰度统计量,作为水平边缘纹理概貌灰度统计量特征,记为 S_h ;

[0069] 选择与计算 W_h 时一致的灰度统计量,直接计算出 W_v 的灰度统计量,作为垂直边缘纹理概貌灰度统计量特征,记为 S_v ;

[0070] 在织物纹理图像 W 中,选取一个横向基本循环周期 P_1 为长和织物纹理图像的宽 L_2 为宽的矩形窗口作为包含一个横向基本循环周期的子窗口,记为 W_1 ;选取一个织物纹理图像的长 L_1 为长、纵向基本循环周期 P_2 为宽的矩形窗口作为包含一个纵向基本循环周期的子窗口,记为 W_2 ;

[0071] 对于某一 W_1 ,计算其沿行方向的图像像素灰度投影,即将该子窗口各行的图像像素灰度值沿横向叠加,得到一个一维时间序列,从该时间序列中可计算得到一个分形维数,然后将 W_1 以固定步长水平地滑动以遍历整个 W ,共有 $L_1 - P_1 + 1$ 个 W_1 ,从而可相应求得 $L_1 - P_1 + 1$ 个分形维数,分别记其中的最小者和最大者为 E_1 和 E_2 ,即为横向最小分形维数和横向最大分形维数,此两者反映纹理的横向极端细节信息;

[0072] 对于某一 W_2 ,计算其沿列方向的图像像素灰度值投影,即将该子窗口各列的图像像素灰度值沿纵向叠加,得到一个一维时间序列,从该时间序列中可计算得到一个分形维数,然后将 W_2 以固定步长垂直地滑动以遍历整个 W ,共有 $L_2 - P_2 + 1$ 个 W_2 ,从而可相应求得 $L_2 - P_2 + 1$ 个分形维数,分别记其中的最小者和最大者为 E_3 和 E_4 ,即为纵向最小分形维数和纵向最大分形维数,此两者反映纹理的纵向极端细节信息;

[0073] 最终得到表征织物纹理的混合特征向量 $[S_h S_v E_1 E_2 E_3 E_4]$ 。

[0074] 其中如上所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,所述的织物为机织物。

[0075] 如上所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,所述织物的图像的横向与纬纱方向一致,所述织物的图像的纵向与经纱方向一致。

[0076] 如上所述的 Sobel 算子滤波概貌特征,所述的灰度统计量可以为仙农熵、灰度均值或灰度标准差。

[0077] 如上所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,所述的分形维数是指盒维数,其具体计算方法参见背景技术中的有关介绍。

[0078] 如上所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,所述的盒维数估算时所用的 δ 尺寸序列为 2 ~ 6 像素。

[0079] 如上所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,所述的固定步长指 1 ~ 3 个像素。

[0080] 如上所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,所述的矩形子窗口 W_1 每次的水平滑移步长与 W_2 每次的垂直滑移步长不必相同。

[0081] 如上所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,其中上述基本循环周期 P_1 和 P_2 的计算借助一维快速傅里叶变换 (FFT) 实现。

[0082] 如上所述的一种用于表征织物纹理的 Sobel 算子滤波概貌与分形细节混合特征向量提取方法,所述的灰度统计量首选仙农熵。

[0083] 可以直接使用其它种类的统计量取代上述仙农熵统计量。

[0084] 下面结合附图作进一步的说明:

[0085] (1) 采集数字化织物纹理图像,记为 W ,如图 1 中的矩形 ABCD 所示,其尺寸为 $L_1 \times L_2$ 像素,即横向 (AD) 和纵向 (AB) 长度分别为 L_1 像素和 L_2 像素;

[0086] (2) 对原图像同步分别实施索贝尔算子水平滤波和垂直滤波处理,记经索贝尔算子水平滤波后的图像为 W_h ,经索贝尔算子垂直滤波后的图像为 W_v ;

[0087] (3) 从仙农熵、灰度均值、灰度方差中选择一种灰度统计量,首选仙农熵,然后直接计算出 W_h 的该灰度统计量,作为水平边缘纹理概貌灰度统计量特征,记为 S_h ;

[0088] (4) 选择与计算 W_h 时一致的灰度统计量,直接计算出 W_v 的灰度统计量,作为垂直边缘纹理概貌灰度统计量特征,记为 S_v ;

[0089] (5) 抽取待分析的织物纹理图像的任一行像素灰度值集合,借助一维快速傅里叶变换求得其沿横向的基本周期即列基本周期 P_1 ;

[0090] (6) 抽取待分析的织物纹理图像的任一列像素灰度值集合,借助一维快速傅里叶变换求得其沿纵向的基本周期即行基本周期 P_2 ;

[0091] (7) 在 W 中任取一个如矩形 $A_1B_1C_1D_1$ 所示的子窗口,简记为记为 W_1 ,该子窗口横向长度为 P_1 而纵向长度为 L_2 ,对于该 W_1 ,计算其沿行方向的图像像素灰度值投影,即将该子窗口各行的图像像素灰度值沿横向叠加,得到一个一维时间序列,在 δ 尺寸序列为 2 ~ 6 像素的前提下,从该时间序列中可计算得到一个盒维数特征,然后将 W_1 以每次 1 ~ 3 像素的固定步长水平地滑移以遍历整个 W ,共有 $L_1 - P_1 + 1$ 个 W_1 ,从而可相应求得 $L_1 - P_1 + 1$ 个盒维数特征,分别记其中的最小者和最大者为 E_1 和 E_2 ;

[0092] (8) 在 W 中任取一个如矩形 $A_2B_2C_2D_2$ 所示的子窗口,简记为记为 W_2 ,该子窗口横向长度为 L_1 而纵向长度为 P_2 ,对于该 W_2 ,计算其沿列方向的图像像素灰度值投影,即将该子窗口各列的图像像素灰度值沿纵向叠加,得到一个一维时间序列,在 δ 尺寸序列为 2 ~ 6 像素的前提下,从该时间序列中可计算得到一个盒维数特征,然后将 W_2 以每次 1 ~ 3 像素的固定步长垂直地滑移以遍历整个 W ,共有 $L_2 - P_2 + 1$ 个 W_2 ,从而可相应求得 $L_2 - P_2 + 1$ 个盒维数特

征,分别记其中的最小者和最大者为 E_3 和 E_4 ;

[0093] (9) 得到表征织物纹理的特征向量 $[S_h S_v E_1 E_2 E_3 E_4]$ 。

[0094] 实施例 1

[0095] (1) 获取织物图像 W , 该图像大小为 64×64 像素, 如图 2 所示。

[0096] (2) 对 W 实施 Sobel 算子水平滤波, 得到如图 3 所示的图像, 记为 W_h 。

[0097] (3) 对 W 实施 Sobel 算子垂直滤波, 得到如图 4 所示的图像, 记为 W_v ; 。

[0098] (4) 选择仙农熵作为灰度统计量, 仙农熵计算公式如下:

$$[0099] \quad X(s) = -\sum_i s_i^2 \log_2(s_i^2)$$

[0100] (5) 计算 W_h 的仙农熵即 S_h , 作为水平边缘纹理概貌灰度统计量特征, 结果为 -5.23×10^7 。

[0101] (6) 计算 W_v 的仙农熵即 S_v , 作为垂直边缘纹理概貌灰度统计量特征, 结果为 -9.51×10^7 。

[0102] (7) 采用一维 FFT 对原图的任一行灰度数据进行周期计算, 得到列基本周期 $P_1 = 6$ 像素。

[0103] (8) 采用一维 FFT 对原图的任一列灰度数据进行周期计算, 得到行基本周期 $P_2 = 4$ 像素。

[0104] (9) 在 W 中取如图 1 中矩形 $A_1 B_1 C_1 D_1$ 所示的子窗口 W_1 , 该子窗口横向长度为 6 像素而纵向长度为 64 像素, 该子窗口各行图像像素灰度值沿横向投影可得到一个长度为 64 像素的一维时间序列, 然后按照遍历法原理, 在子窗口滑移固定步长选为 1 像素和 δ 尺寸序列为 2 ~ 6 像素的情况下, 可在一系列的一维时间序列基础上求得一系列相应的盒维数, 其中的最小者和最大者分别为 1.42 和 1.48。

[0105] (10) 在 W 中取如图 1 中矩形 $A_2 B_2 C_2 D_2$ 所示的子窗口 W_2 , 该子窗口横向长度为 64 像素而纵向长度为 4 像素, 该子窗口各行图像像素灰度值沿纵向投影可得到一个长度为 64 像素的一维时间序列, 然后按照遍历法原理, 在子窗口滑移固定步长选为 1 像素和 δ 尺寸序列为 2 ~ 6 像素的情况下, 可在一系列的一维时间序列基础上求得一系列相应的盒维数, 其中的最小者和最大者分别为 1.44 和 1.47。

[0106] (11) 最终得到表征织物纹理的混合特征向量 $[-5.23 \times 10^7 - 9.51 \times 10^7 1.421.481.441.47]$ 。

[0107] 实施例 2

[0108] (1) 获取织物图像 W , 该图像大小为 64×64 像素, 如图 5 所示。

[0109] (2) 对 W 实施 Sobel 算子水平滤波, 得到如图 6 所示的图像, 记为 W_h 。

[0110] (3) 对 W 实施 Sobel 算子垂直滤波, 得到如图 7 所示的图像, 记为 W_v ; 。

[0111] (4) 选择灰度均值作为灰度统计量, 灰度均值计算公式如下:

$$[0112] \quad X(s) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s_i$$

[0113] (5) 计算 W_h 的灰度均值即 S_h , 作为水平边缘纹理概貌灰度统计量特征, 结果为 86.84。

[0114] (6) 计算 W_v 的灰度均值即 S_v , 作为垂直边缘纹理概貌灰度统计量特征, 结果为 88.69。

[0115] (7) 采用一维 FFT 对原图的任一行灰度数据进行周期计算, 得到列基本周期 $P_1 = 20$ 像素。

[0116] (8) 采用一维 FFT 对原图的任一列灰度数据进行周期计算, 得到行基本周期 $P_2 = 11$ 像素。

[0117] (9) 在 W 中取如图 1 中矩形 $A_1B_1C_1D_1$ 所示的子窗口 W_1 , 该子窗口横向长度为 20 像素而纵向长度为 64 像素, 该子窗口各行图像像素灰度值沿横向投影可得到一个长度为 64 像素的一维时间序列, 然后按照遍历法原理, 在子窗口滑移固定步长选为 2 像素和 δ 尺寸序列为 2 ~ 6 像素的情况下, 可在一系列的一维时间序列基础上求得一系列相应的盒维数, 其中的最小者和最大者分别为 1.33 和 1.45。

[0118] (10) 在 W 中取如图 1 中矩形 $A_2B_2C_2D_2$ 所示的子窗口 W_2 , 该子窗口横向长度为 64 像素而纵向长度为 11 像素, 该子窗口各行图像像素灰度值沿纵向投影可得到一个长度为 64 像素的一维时间序列, 然后按照遍历法原理, 在子窗口滑移固定步长选为 1 像素和 δ 尺寸序列为 2 ~ 6 像素的情况下, 可在一系列的一维时间序列基础上求得一系列相应的盒维数, 其中的最小者和最大者分别为 1.30 和 1.47。

[0119] (11) 最终得到表征织物纹理的混合特征向量 [86. 8488. 691. 331. 451. 301. 47]。

[0120] 实施例 3

[0121] (1) 获取织物图像 W , 该图像大小为 64×64 像素, 如图 8 所示。

[0122] (2) 对 W 实施 Sobel 算子水平滤波, 得到如图 9 所示的图像, 记为 W_h 。

[0123] (3) 对 W 实施 Sobel 算子垂直滤波, 得到如图 10 所示的图像, 记为 W_v ; 。

[0124] (4) 选择灰度标准差作为灰度统计量, 灰度标准差计算公式如下 :

$$[0125] \text{ 标准差 } X(s) = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (s_i - \bar{s})^2}, \text{ 其中, } \bar{s} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s_i$$

[0126] (5) 计算 W_h 的灰度标准差即 S_h , 作为水平边缘纹理概貌灰度统计量特征, 结果为 110.8。

[0127] (6) 计算 W_v 的灰度标准差即 S_v , 作为垂直边缘纹理概貌灰度统计量特征, 结果为 115.9。

[0128] (7) 采用一维 FFT 对原图的任一行灰度数据进行周期计算, 得到列基本周期 $P_1 = 8$ 像素。

[0129] (8) 采用一维 FFT 对原图的任一列灰度数据进行周期计算, 得到行基本周期 $P_2 = 15$ 像素。

[0130] (9) 在 W 中取如图 1 中矩形 $A_1B_1C_1D_1$ 所示的子窗口 W_1 , 该子窗口横向长度为 8 像素而纵向长度为 64 像素, 该子窗口各行图像像素灰度值沿横向投影可得到一个长度为 64 像素的一维时间序列, 然后按照遍历法原理, 在子窗口滑移固定步长选为 2 像素和 δ 尺寸序列为 2 ~ 6 像素的情况下, 可在一系列的一维时间序列基础上求得一系列相应的盒维数, 其中的最小者和最大者分别为 1.21 和 1.29。

[0131] (10) 在 W 中取如图 1 中矩形 $A_2B_2C_2D_2$ 所示的子窗口 W_2 , 该子窗口横向长度为 64 像素而纵向长度为 15 像素, 该子窗口各行图像像素灰度值沿纵向投影可得到一个长度为 64 像素的一维时间序列, 然后按照遍历法原理, 在子窗口滑移固定步长选为 3 像素和 δ 尺寸序列为 2 ~ 6 像素的情况下, 可在一系列的一维时间序列基础上求得一系列相应的盒维数,

其中的最小者和最大者分别为 1.25 和 1.33。

[0132] (11) 最终得到表征织物纹理的混合特征向量 [110.8115.91.211.291.251.33]。

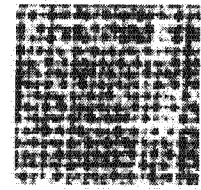
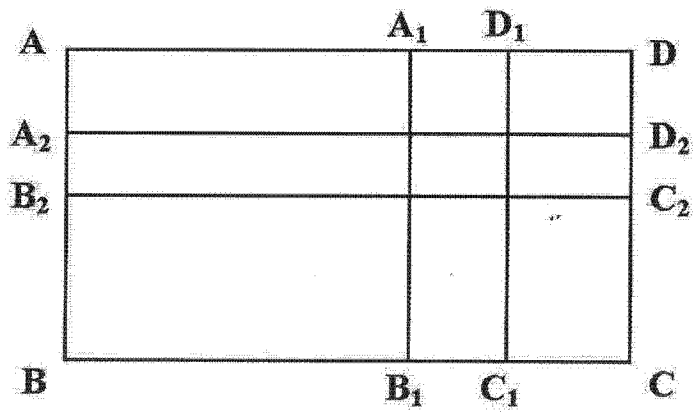


图 2

图 1

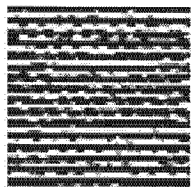


图 3

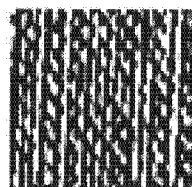


图 4

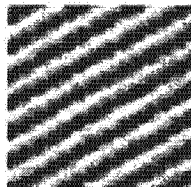


图 5

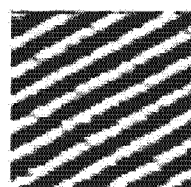


图 6

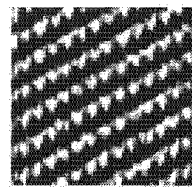


图 7

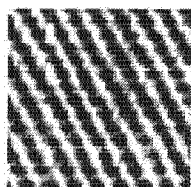


图 8

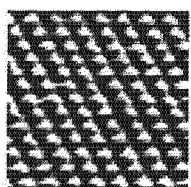


图 9

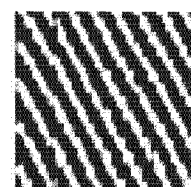


图 10