

基于振动特征的纹理图像分割*

杨鸿波¹⁺, 蔡国雷^{2,3}, 邹谋炎²

¹(北京信息工程学院 信息与通信工程系,北京 100101)

²(中国科学院 电子学研究所,北京 100080)

³(中国科学院 研究生院,北京 100049)

Texture Segmentation Based on the Oscillatory Feature

YANG Hong-Bo¹⁺, CAI Guo-Lei^{2,3}, ZOU Mou-Yan²

¹(Department of Information Technology and Communication Engineering, Beijing Information Technology Institute, Beijing 100101, China)

²(Institute of Electronics, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

³(Graduate School, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-10-64884694, E-mail: anonbo@163.com, http://www.bit.edu.cn

Yang HB, Cai GL, Zou MY. Texture segmentation based on the oscillatory feature. Journal of Software, 2006, 17(9):1908-1914. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/17/1908.htm>

Abstract: Texture segmentation is a typical difficult problem in image processing. This paper presents a new textural oscillatory feature based on image decomposition. The oscillatory feature together with other textural features based on the structure tensor and nonlinear diffusion constructs a 5 dimensional textural feature space. The last result can be obtained by segmenting the feature space using level set and non-parametric active contours technology. The validity of the method in this paper is proved by different texture segmentation tests.

Key words: image decomposition; texture segmentation; active contour

摘要: 纹理分割是图像处理领域中的一个典型难题.基于图像分解提出一个新的纹理振动特征,与基于结构张量和非线性扩散获得的其他纹理特征一起构成 5 维特征空间,并利用非参数估计的活动围道方法对该特征空间进行分割,得到最终结果.通过不同的纹理分割实验验证了此方法的有效性.

关键词: 图像分解;纹理分割;活动围道

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

对于真实物体的图像来讲,常常会出现某个区域的灰度分布是某种结构或者模式的重复,而不是均匀、光滑的情况,我们把这种特性认为是图像的纹理特性.纹理图像是常见的图像模式,是视觉信息的重要来源.一般说来,纹理是由许多相互接近的、互相编织的元素构成,并常富有近似周期性,是真实图像区域固有的特征之一.它可以包括一系列特征,例如亮度、一致性、密度、粗糙度、规则性、极性、频率、相位、方向、光滑性、粒

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60473066 (国家自然科学基金); the Young Outstanding Talent Foundation of Hubei Province of China under Grant No.2003ABB004 (湖北省青年杰出人才基金)

Received 2005-03-25; Accepted 2005-10-20

状表面等.所以,量化区域的纹理内容是描述区域的一种重要的方法,有关纹理的实例集合见参考文献[1].纹理分析在计算机视觉和图像处理应用中发挥着重要作用,例如,视觉导引的机器人自动化、产品质量检验、医学诊断、遥感图像分析、运动分析和跟踪、立体视觉、物体识别和情境分析等.人类视觉可以很容易感知到纹理,但是并没有统一的、被广泛承认的定义.

作为初级视觉问题,无监督纹理图像的分割是一项困难的任务,其中纹理特征的描述至关重要.但由于纹理图像表现出来的属性涵盖很多方面,所以,构造维数较低同时又可以区分不同纹理的特征空间,一直是纹理分割中最大的难点.目前流行的纹理分割方法有很多种,主要集中在两个方面:一是多通道滤波器理论,这种方法的灵感主要来自于神经生物学的多通道滤波器机制,并且利用了多尺度纹理分析的优点,但如何无监督地选择滤波器参数的问题一直没有得到很好的解决;另一方面是统计模型的方法,纹理可以以随机场的概率分布为特征,统计理论可以将纹理处理的问题数学化、系统化,采用与之对应的方法解决问题,这其中最重要的是马尔可夫随机场和隐马尔可夫模型.但是从原则上讲,所有基于参数化的随机场模型都存在一个困难——无法用几个参数来描述繁杂多样的图像纹理.

为了解决构造特征空间的问题,已有文献报道了一系列的方法.文献[2]提出了一组基于结构张量和非线性散射方程的纹理特征.但此特征空间只包含纹理图像全局大尺度上的灰度和方向信息,因此,后来的文献试图在其中添加纹理的其他信息.文献[3]在此基础上定义了一个局部尺度测度,来描述纹理的尺度信息;文献[4]利用 Gabor 滤波器组的响应来替代文献[2]中的结构张量元素,然后通过散射建立特征空间.然而,灰度、方向、尺度和 Gabor 滤波器响应只是纹理图像信息的一部分.为了能够得到更加合理而全面的纹理特征,本文首先引入图像分解的概念:某个纹理图像 I 可以分解成两个子图像之和:一是光滑分片区域子图像 u ;二是描述纹理属性的子图像 v .然后,在 v 的基础上定义一个新的纹理振动特征 w .将 w 与文献[2]中提出的其他纹理特征结合起来,经过散射一起构成维数为 5 的特征空间. w 描述的是纹理的振动程度,所以它可以在一定程度上体现纹理图像本质内容.

本文第 1 节介绍本文建立的纹理特征空间,这其中包括图像分解的简单介绍.第 2 节介绍纹理分割的过程.第 3 节是分割结果以及结果分析.第 4 节是结论.

1 纹理特征空间

1.1 图像分解

本文提出的振动特征 w 是通过图像分解得到的.Meyer^[5]提出了将图像分解成光滑分片区域子图像和描述纹理振动属性子图像两部分的模型.随之又有文献[6-9]先后提出了自己的分解模型.为了更好地说明问题,定义 $I \in L^2(\Omega), \Omega \in R^2$ 表示观察图像的灰度值, $u \in L^2(\Omega)$ 表示光滑分片区域子图像, $v \in L^2(\Omega)$ 表示纹理子图像或者是噪声,得到下面的分解模型 $I = u + v$. 解决这个问题的办法是基于在 $BV(\Omega)$ (有界变分)空间最小化一个经过规整化的能量函数. $BV(\Omega)$ 空间是 $u \in L^1(\Omega)$ 的子空间,允许边界的存在,将其定义为

$$BV = \left\{ f \mid \|f\|_{BV} := \sup_{h \neq 0} |h|^{-1} \|f(\cdot + h) - f(\cdot)\|_{L^1} < \infty \right\} \quad (1)$$

设

$$J(u) = \sup_{\vec{g}} \left\{ \int_{\Omega} u \operatorname{div}(\vec{g}) \, dx dy : \vec{g} \in C_c^1(\Omega; \Omega), |\vec{g}| \leq 1 \right\} \quad (2)$$

如果 $u \in BV$, 式(2)就是 u 的总变分.文献[5]引入了 G 空间,即 $v \in G$ 代表纹理振动模式. G 与 BV 空间对偶,在这个空间里, v 具有一个小范数.

定义 1. G 空间表示由函数 v 构成的 Banach 空间, v 可以写成

$$v(x, y) = \partial_x [g_1(x, y)] + \partial_y [g_2(x, y)] = \operatorname{div}[\vec{g}(x, y)] \quad (3)$$

G 空间的范数为

$$\|v\|_G = \inf \left\{ \|\vec{g}\|_{L^\infty(\Omega, R^2)} \mid v = \operatorname{div}(\vec{g}) \right\} \quad (4)$$

其中: $\|\bar{g}\|_{L^\infty(\Omega, R^2)} = \text{esssup}_{x,y \in \Omega} \sqrt{|g_1|^2 + |g_2|^2}(x,y)$; esssup 是指本征最大值.

如果有 $I=U+v, v \in G$ 且代表纹理子图像,那么 u, v 的求解导致一个最小化问题,可以写成

$$\inf_{u \in BV} \{F(u) = J(u) + \lambda \|v\|_G, I = u + v\} \tag{5}$$

可以看到,纹理模式 v 的振动程度可以通过 $\|v\|_G$ 来度量.由于 G 空间范数难以计算,所以导致难以进行最小化.为了解决这个问题,文献[9]首先讨论了 G 空间的性质,然后给出了一个新的最小化能量函数.这里,首先给出 G 空间的另一个表述形式:

$$G = \{v \in \Omega \mid \bar{g} \in \Omega \times \Omega, v = \text{div}(\bar{g})\} \tag{6}$$

如果加上一个限制条件 $\|v\|_G \leq \mu$,那么可以定义 G 的一个子空间 $G_\mu(\Omega)$.

定义 2. G_μ 空间表示由函数 v 构成的 Banach 空间, v 可以写成

$$G_\mu = \{v \in G \mid \|v\|_G \leq \mu\} \tag{7}$$

文献[9]根据定义 1 和定义 2 提出了一个解决图像分解的最小化问题

$$\inf_{(u,v) \in BV \times G_\mu} \left\{ J(u) + \frac{1}{2\lambda} \int_{\Omega} (I - u - v)^2 + J^* \left(\frac{v}{\mu} \right) \right\} \tag{8}$$

其中, $J^*(v)$ 是 $J(v)$ 的 Legendre-Fenchel 变换. $J(v)$ 由式(2)定义,可知它是一次齐次函数(例如: $J(\lambda v) = \lambda J(v), \forall \lambda > 0$), 于是

$$J^*(v) = \sup \{(u, v)_{\Omega} - J(u)\} \tag{9}$$

其中, $(u, v)_{\Omega} = \int_{\Omega} uv$. $J^*(v)$ 是闭凸集 K 的指示函数.

$$J^*(v) = \chi_K(v) = \begin{cases} 0, & v \in K \\ +\infty, & v \notin K \end{cases} \tag{10}$$

这里, $K = \{\text{div}(\bar{g}) \mid \bar{g} \in \Omega \times \Omega, |\bar{g}| \leq 1\}$.

文献[9]建立了式(8)的数值解法,首先给定 v ,最小化下式:

$$\inf_{u \in L^2(\Omega)} \left(J(u) + \frac{1}{2\lambda} \|I - u - v\|_{L^2(\Omega)}^2 \right) \tag{11}$$

可以得到

$$\hat{u} = I - v - P_{\lambda K}(I - v) \tag{12}$$

然后给定 $u = \hat{u}$,最小化下式:

$$\inf_{v \in G_\mu} \left(\frac{1}{2\lambda} \|I - u - v\|_{L^2(\Omega)}^2 + J^*(v/u) \right) \tag{13}$$

由于 $J^*(v)$ 是 K 的指示函数,所以可以得到

$$\hat{v} = P_{\mu K}(I - u) \tag{14}$$

在式(12)和式(13)中, P 是 λK 或 μK 的正交投影算子; $K = \{\text{div}(\bar{p}) \mid \bar{p} \in \Omega \times \Omega, |\bar{p}| \leq 1\}$. 式(12)和式(14)的证明可参照文献[9].

1.2 特征空间的建立

在文献[2]中采用基于结构张量和非线性扩散的纹理特征空间可以写成

$$S = [\text{Dif}(\xi_1), \text{Dif}(\xi_2), \text{Dif}(\xi_3), \text{Dif}(\xi_4)] \tag{15}$$

$$\partial_i \xi_i = \text{div} \left(\nabla \xi_i / \left(\sum_{k=1}^N |\nabla \xi_k|^2 + \varepsilon \right) \right), N = 4, \forall i \tag{16}$$

其中, ε 是一个很小的正数; Dif 表示非线性散射算子,它表示了描述散射过程的偏微分方程(16)的解,需要迭代地

计算,初始条件为 $\xi_1^0 = I, \xi_2^0 = I_x^2, \xi_3^0 = I_y^2, \xi_4^0 = I_x I_y; Dif(\xi_i)$ 表示特征空间中第 i 频道的纹理特征,在文献[2]中, $N=4$. 本文从纹理图像中又提取了一个振动特征 w 作为第 5 个特征频道,其定义为

$$w = Dif(\mu|\bar{p}) \tag{17}$$

从集合 K 的定义中可以得到 $|\bar{p}| \leq 1$. 此时,特征空间维数 $N=5$. 式(14)解释了 p 与 v 的关系. 如果给定 u , 那么 p 的求解实际就是 $P_{\mu K}(I-u)$ 的求解,二者是同一个过程. 文献[9]给出了投影算子的迭代算法

$$\bar{p}^0 = 0; \bar{p}^{n+1} = \frac{\bar{p}^n + \tau\{\nabla[\text{div}(\bar{p}^n - (I-u)/u)]\}}{1 + \tau|\nabla[\text{div}(\bar{p}^n - (I-u)/u)]} \tag{18}$$

并且指出,如果 $\tau \leq 1/8$, 那么当 $n \rightarrow \infty$ 时, $\lambda \text{div}(\bar{p}^n)$ 收敛到 $P_{\mu K}(I-u)$, 而此时 $|\bar{p}^n| = \sqrt{p_{n1}^2 + p_{n2}^2}$, 这样可以得到振动特征 w . 至此,就可以完整地描述本文特征空间的建立过程:

- (1) 部分初始化: $\xi_1^0 = I, \xi_2^0 = I_x^2, \xi_3^0 = I_y^2, \xi_4^0 = I_x I_y, v^0 = 0, u^0 = 0$;
- (2) 图像分解:
 - 1) 迭代: $u^{m+1} = I - v^m - P_{\lambda K}(I - v^m), v^{m+1} = P_{\mu K}(I - u^m)$;
 - 2) 停止: $\max(|u^{m+1} - u^m|, |v^{m+1} - v^m|) \leq \varepsilon$;
 - 3) 取 $\xi_5^0 = w^0 = |\bar{p}| \xi_5^0 = w^0$, 这里, $\mu \text{div}(\bar{p}) = v^{n+1}$;
- (3) 散射: $\xi_i^{n+1} = \text{div}\left(\nabla \xi_i^n / \left(\sum_{k=1}^N |\nabla \xi_k^n|^2 + \varepsilon\right)\right) + \xi_i^n, N=5, \forall i$;
- (4) 停止散射: $n+1 = T$ (T 为预设自然数), $S = [s_1, s_2, s_3, s_4, s_5]$, 其中, $s_i = \xi_i^{n+1}, i=1, \dots, 5$.

2 基于特征空间的纹理分割

上一节提出了一个新的纹理振动特征 w , 它代表了纹理结构或细节的信息. 然后与文献[2]中纹理灰度和方向的信息相结合, 通过非线性散射, 得到本文提出的维数为 5 的特征空间. 在本节中将会介绍基于特征空间的纹理分割方案. 图像分割的方法有很多, 目前较为流行的是活动围道方法(active contour models). 基于水平截集(level set)和变分公式的活动围道分割方法集成了图像的边界信息、区域信息、形状信息. 采用活动围道的方法能够满足分割的精确性、整体性和拓扑自适应性, 同时抗噪性能强, 对初始化位置不敏感. 有关活动围道分割方法和水平截集的介绍见参考文献[10].

文献[11]提出了基于 MDL(minimum description-length)准则的活动围道方法. 该方法假定图像灰度是符合高斯分布的随机场, 可以分割复杂背景的图像并且具有较强的拓扑自适应性. 由于该方法的假定在某些情况下并不适用, 导致该方法有可能失效. 文献[12]中采用调整窗口尺寸参数的 Parzen 窗非参数估计的活动围道图像分割方法, 取得了较好的效果. 非参数估计能够适应的概率密度可以是任意分布的, 而不必人为地假设某种分布形式, 所以非参数估计更适应于复杂的图像统计. 由于本文所进行的是基于特征空间的分割, 所以需要将文献[12]中的方法进行扩展, 建立多通道的活动围道分割框架.

活动围道分割过程就是最小化某个能量泛函的过程. 所以, 首先写出多通道活动围道方法的能量泛函

$$E(C) = E_{in} + E_{out} = \alpha L - \ln(P(S|\theta)) \tag{19}$$

其中, C 表示活动围道; 第 1 项 $E_{in} = \alpha L$ 表示活动围道内能, L 是围道的长度, 它控制围道的光滑性; α 是一个权参数, 取值为 0.1; 第 2 项 $E_{out} = \ln(P(S|\theta))$ 表示定义在图像区域 Ω 上的外能函数, $P(S|\theta)$ 是一个后验概率, 可以写成

$$P(S|\theta) = \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^5 \prod_{(x,y) \in R_i} p(s_j(x,y) | \theta_{ij}) \tag{20}$$

其中, $S = [s_1, s_2, s_3, s_4, s_5]$ 是前一部分建立的纹理特征空间, i 表示由围道 C 划分出来的图像区域的标号, j 表示特征空间 S 中某个频道的标号. $(x,y) \in \Omega$ 表示图像中每个像素的位置. $R_i \subset \Omega$ 表示图像中由围道划分出来的第 i 个区域, 所以满足 $\bigcup_{i=1}^N R_i = \Omega$. $p(s_j(x,y) | \theta_{ij})$ 是位于 (x,y) 处像素的第 j 频道的后验概率. 最后的 θ_{ij} 是指频道 s_j 中区域 R_i 的分

布参数.最小化式(19),可以得到围道上点 V 的运动方程:

$$\frac{dV}{dt} = \sum_{R_i \in C(V)} \left[-\alpha k_{V(R_i)} \bar{N}_{V(R_i)} + \sum_{j=1}^5 \ln(p(s_{jV}(x, y) | \theta_{ij})) \bar{N}_{V(R_i)} \right] \quad (21)$$

其中, $C(V) = \{R_i | V \in \partial R_i\}$, ∂R_i 代表区域 R_i 的边界; $k_{V(R_i)}$ 表示点 V 的曲率; $\bar{N}_{V(R_i)}$ 是点 V 的外单位法向量.为了能够分割多纹理图像,本文引入了如图 1 所示的最临近背景的概念,于是可以得到 $\bar{N}_{V(R_i)} = -\bar{N}_{V(\tilde{R}_i)}$.

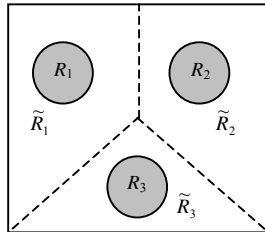


Fig.1 Region R_i and its nearest background \tilde{R}_i

图 1 区域 R_i 和它的最邻近背景 \tilde{R}_i

从方程(21)可以推导出下面的方程:

$$\frac{dV}{dt} = -2\alpha k_{V(R_i)} \bar{N}_{V(R_i)} + \sum_{j=1}^5 \left(\ln(p(s_{jV}(x, y) | \theta_{R_i,j})) - \ln(p(s_{jV}(x, y) | \theta_{\tilde{R}_i,j})) \right) \bar{N}_{V(R_i)} \quad (22)$$

利用水平截集的表现形式,可以得到水平截集函数(取距离函数)的演化方程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \left[-2\alpha k + \sum_{j=1}^5 \left(\ln(p(s_j(x, y) | \theta_{R_i,j})) - \ln(p(s_j(x, y) | \theta_{\tilde{R}_i,j})) \right) \right] \quad (23)$$

利用非参数估计特征空间中每个频道的概率分布^[12]:

$$p(s_j(x, y) | \theta_{ij}) = \frac{1}{\Omega_i} \sum_{k=1}^{\Omega_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi} h_{ij}} \exp \left(-\frac{(s_j(x, y) - s_{jk}(x, y))^2}{h_{ij}^2} \right) \quad (24)$$

其中, Ω_i 是区域 R_i 中像素数目; h_{ij} 是频道 j 中属于区域 R_i 像素的 Parzen 窗的尺寸; h_{ij} 取值为频道 j 中区域 R_i 灰度的方差.

3 纹理分割的实验与结果分析

不同纹理的振动程度不同,通过特征 w 能够很好地反映出这些差异.由于最后的特征空间是非线性散射后的结果,所以特征空间中每个频道一般具有分片光滑的特性,从而很有利于进行分割.根据前面的介绍可以看出,本文的纹理分割算法的计算量由两部分组成:特征空间的计算和活动围道分割.在配置为 P4-1.7G CPU,256M 内存的 PC 机上,计算尺寸为 256×256 的纹理图像的特征 w ,时间约为 1.6s.活动围道分割的计算复杂度讨论请参考文献[12].本文纹理分割所用的实验图像主要有两个来源:一部分纹理图像是直接来自最近报道的纹理分割文献中直接提取出来的,这样做是为了方便与这些方法进行比较;另一部分来自 Brodatz 纹理图像库的合成纹理图像.在实验之前,首先给出一些参数的参考值: $\lambda=0.1, \mu=100, \alpha=0.1$.图 2(a)、图 2(b)给出了双纹理图像分割的结果.同时,本文方法还可以处理多纹理的分割,例子如图 2(c)所示.

图 3 给出了本文方法与文献[2]以及文献[13]的比较.与其他两种方法相比,分割结果区别最明显的地方在于美洲豹的尾巴和腿部.本文基本上可以很完整地将这些部位分割出来,这主要是振动特征 w 的作用,它可以很好地体现出美洲豹整个身体轮廓包括尾巴与 4 条腿.图 4 显示了本文方法与文献[3]的比较.通过二者的分割结果来看,振动特征 w 不仅能够反映出类似尺度度量的尺度信息,同时还保存了纹理边界的细节,使分割结果更加精确.由于振动特征 w 的引入,使得本文的特征空间不仅包含纹理图像的灰度和大尺度的信息,而且也包含了纹理结构或细节的振动信息,所以能够成功地用于更多的纹理分割中.

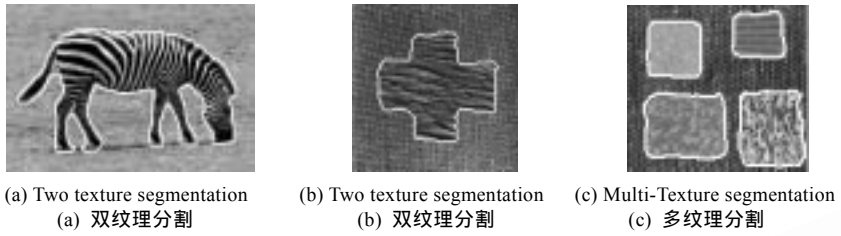


Fig.2

图 2

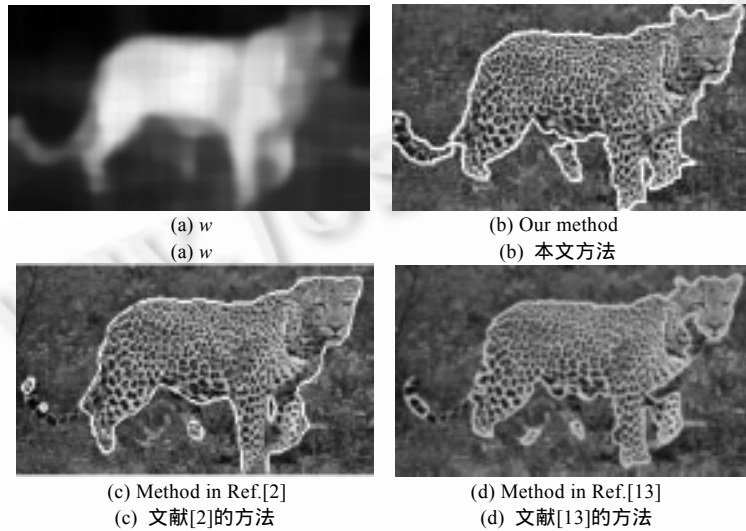


Fig.3

图 3

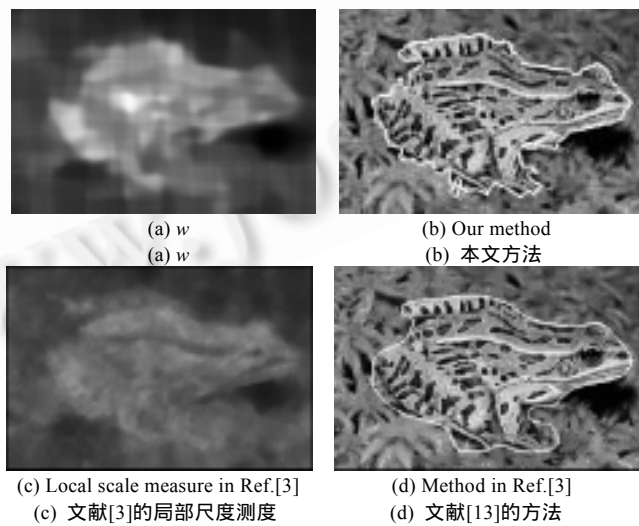


Fig.4

图 4

4 结束语

本文基于图像分解的概念提出了一个新的纹理振动特征,结合文献[2]中提出的其他纹理特征,构成维数为

5 的纹理分割特征空间.由于此特征空间集成了纹理的灰度、方向、纹理结构和细节的振动特征,所以能够很好地描述纹理属性.在此基础上,利用非参数估计的活动围道技术进行纹理分割,通过真实和合成的纹理图像分割实例以及与已报道的纹理分割结果的比较来看,本文的方法取得了令人满意的结果.

References:

- [1] Brodatz P. Textures—A Photographic Album for Artists and Designers. New York: Dover Publications, 1966.
- [2] Rousson M, Brox T, Deriche R. Active unsupervised texture segmentation on diffusion based feature space. In: Dyer C, ed. Proc. of the 2003 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol 2. Madison: IEEE Computer Society, 2003. 699–704.
- [3] Brox T, Weickert J. A TV flow based local scale measure for texture discrimination. In: Pajdla T, ed. Proc. of the 8th European Conf. on Computer Vision, Prague, Vol 2. Czech Republic: Springer-Verlag; New York Inc., 2004. 578–590.
- [4] Cai GL, Yang HB, Zou MY. An active contour-based unsupervised texture segmentation. Journal of the Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, 2005,22(5):624–630 (in Chinese with English abstract).
- [5] Meyer Y. Oscillating patterns in image processing and nonlinear evolution equations. University Lecture Series, American Mathematical Society, 2002, 22.
- [6] Vess LA, Osher SJ. Modeling textures with total variation minimization and oscillating patterns in image processing. Journal of Scientific Computing, 2003,19(11):553–572.
- [7] Osher SJ, Sole A, Vese LA. Image decomposition and restoration using total variation minimization and the H^{-1} norm. Journal of Multiscale Modeling and Simulation, 2003,1(3):349–370.
- [8] Tadmor E, Nezzar S, Vese LA. A multiscale image representation using hierarchical (BV, L^2) decompositions. Journal of Multiscale Modeling and Simulation, 2004,2(4):554–579.
- [9] Aujol JF, Aubert G, Féraud LB, Chambolle A. Image decomposition: application to textured images and SAR images. Technical Report, ISRN I3S/RR-2003-01-FR, INRIA-Project AEIANA. Sophia Antipolis, 2003.
- [10] Zhang LF, Wang DF, Shi YG, Zou MY. A survey of image segmentation techniques using deformable models. Journal of Electronics and Information Technology, 2003,25(3):395–403 (in Chinese with English abstract).
- [11] Zhang LF. Active contour technique based on minimum description length principle [Ph.D. Thesis]. Beijing: Institute of Electronics, the Chinese Academy of Sciences, 2002 (in Chinese with English abstract).
- [12] Yang HB, Shi YG, Zou MY. Nonparametric methods for image segmentation using active contour. Journal of Electronics and Information Technology, 2004,26(12):1849–1855 (in Chinese with English abstract).
- [13] Kim JM, Fisher J, Yezzi A, Cetin M, Willsky A. Nonparametric methods for image segmentation using information theory and curve evolution. In: Tekalp MA, ed. Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Image Processing, Vol 3. Rochester: Gaurav Sharma Xerox Corporation, 2002. 797–800.

附中中文参考文献:

- [4] 蔡国雷,杨鸿波,邹谋炎.一种基于活动围道的无监督纹理分割方法.中国科学院研究生院学报,2005,22(5):624–630.
- [10] 张丽飞,王东峰,时永刚,邹谋炎.基于形变模型的图像分割技术综述.电子与信息学报,2003,25(3):395–403.
- [11] 张丽飞.基于最小描述长度准则的活动围道方法及相关技术[博士学位论文].北京:中国科学院电子学研究所,2002.
- [12] 杨鸿波,时永刚,邹谋炎.一种非参数估计的活动围道图像分割方法.电子与信息学报,2004,26(12):1849–1855.



杨鸿波(1977 -),男,河北定州人,博士,讲师,主要研究领域为图像处理,计算机视觉.



邹谋炎(1941 -),男,研究员,博士生导师,主要研究领域为图像处理,无线通信.



蔡国雷(1980 -),男,硕士生,主要研究领域为图像处理,图像分析.