

基于小波散射卷积网络的纹理分割方法

吴华娟^{1,2}, 张明新², 郑金龙²

(1 西北师范大学 计算机科学与工程学院, 甘肃 兰州 730000;

2 常熟理工学院 计算机科学与工程学院, 江苏 常熟 215500)

摘 要: 针对物体的纹理特征进行图像分割的问题, 提出一种基于小波散射卷积网络的纹理分割方法. 首先利用小波散射卷积网络提取每个子图像块的散射能量分布特征; 然后采用全局阈值处理的 Ostu 方法, 对各层级散射能量特征值矩阵进行分类, 得到粗分割结果; 最后利用形态学方法消除粗分割中的虚假点, 得到细分割结果, 从而实现了无监督的纹理分割. 实验结果表明, 该方法用于纹理图像分割及车牌定位都能获得很好的效果.

关键词: 纹理分割; 小波变换; 散射算子; 散射卷积网络; 车牌定位

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)05-0031-04

Texture Segmentation Based on Wavelet Scattering Convolution Network

WU Hua-juan^{1,2}, ZHANG Ming-xin², ZHENG Jin-long²

(1 College of Computer Science and Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou 730000, China;

2 College of Computer Science and Engineering, Changshu Institute of Technology, Changshu 215500, China)

Abstract: For image segmentation by texture features of the object, this paper presents a texture segmentation method based on scattering wavelet convolution network. First of all, using scattering wavelet convolution network to extract the scattering energy distribution features of each sub-images, and then using the Ostu global threshold processing method to implement the classification of scattering energy feature matrix at all levels, the coarse segmentation results are given. Finally, to remove spurious spots in the coarse segmented image, applying the method of morphology, thereby achieving unsupervised texture segmentation. Experimental results indicate that high accuracy can be achieved for both texture segmentation and license plate location with the proposed methods.

Key words: texture segmentation; wavelet transform; scattering operators; scattering convolution network; license plate location

1 引言

图像分割是目标识别、分类和检查的重要基础, 是图像处理、机器视觉和模式识别等研究领域的关键工作之一. 纹理作为图像区域的一种重要属性, 从不同纹理角度分割图像自然成为图像分割方法的研究热点, 受到研究人员的重视. 纹理分割有两个关键点: 一是纹理特征提取, 其主要目的是获得像素的特征向量进而区分不同的纹理; 二是基于特征向量的

一致性分割, 其目的是根据特征向量区分不同的纹理^[1]. 研究者们已经提出了许多种纹理分析方法, 其中利用小波变换对纹理分析是 1989 年 S. Mallat 提出的, 之后基于小波变换的纹理分割方法受到广大研究人员的高度关注. 2011 年 S. Mallat 又提出了一种基于小波变换的散射算子 (Scattering Operators)^[2], 能提取图像在仿射变换、弹性形变的不变特征, 并对光照不敏感. 散射算子在保持平移不变性和形变稳定性的同时, 恢复丢失的高频, 提取出图像

收稿日期: 2012-07-15; **修回日期:** 2012-08-13

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61173130)

中的共生 i 信息——散射系数,从而能更好地提取图像在仿射变化、弹性形变的不变特征. 散射算子已经在手写体数字识别和纹理分类中取得非常好的分类结果^[3].

本文将 S. Mallat 提出的这种方法用于纹理分割,提出了一种基于小波散射卷积网络的纹理图像分割方法. 该方法首先利用小波散射卷积网络提取出每个子图像块的散射能量特征,用于区分不同纹理的纹理特征,并将各子图像块的散射能量值按输出层级累计求和形成用于后续分割的特征值,然后使用全局阈值处理的 Ostu 方法对由特征值组成的矩阵分类,得到粗分割结果,最后利用形态学方法消除粗分割中的虚假点,优化分割,得到细分割结果.

2 小波散射卷积网络

傅里叶变换是一种全局变换,体现图像的全局能量,因此,傅里叶变换的能量谱不能很好地描述图像的局部特征. 小波变换是一种局部化的变换,反映了图像局部化特征. 小波函数选择的不同,提取的特征也就不同. 小波变换能够提取图像多个尺度多个方向的频率特征,从而得到图像多个尺度多个方向的能量分布特征.

小波散射卷积网络首先使用小波变换分层次提取图像高频信息,即图像的细节信息,然后利用平均算子将高频转化为低频,从而保持高频信息的稳定性,该层次过程中丢失的高频,可在卷积网络的下一层得到恢复. 因此,通过小波散射卷积网络可以较好地提取图像不同层次的高频信息.

2.1 小波变换模

小波变换的实质是对原始信号的滤波过程^[4]. 缩放、旋转带通滤波函数 ψ 可以得到二维方向小波函数. 对滤波函数 ψ 进行 2 进制缩放和旋转,得到多分辨率小波函数:

$$\psi_\lambda(x) = 2^{2j} \psi(2^j r^{-1} x) \quad (1)$$

式中 $\lambda = 2^j r \in \Lambda = G \times \mathbb{Z}$, $j \in \mathbb{Z}$, $r \in G$ (G 是 $\mathbb{R}^2$ 内一个离散的、有限的旋转组), j 确定了 $\psi(x)$ 的尺度, r 确定了 $\psi(x)$ 的方向. 那么,对纹理 $f(x)$ 进行小波变换形式如下:

$$W_\lambda f(x) = f * \psi_\lambda(x) \quad (2)$$

因此,小波变换模为:

$$U_\lambda f(x) = |f * \psi_\lambda(x)| \quad (3)$$

模算子作用于小波变换得到的是低频信息,因此可以利用模算子将小波变换高频系数映射为低频形式^[5].

将纹理 $f(x)$ 与缩放函数 $\varphi_J(x)$ 卷积,得到低频信息.

$$A_J f(x) = f(x) * \varphi_J(x), \text{ 其中 } \varphi_J(x) = 2^{-2J} \varphi(2^{-J} x) \quad (4)$$

从而小波变换模算子为:

$$\overline{U}_J f = \{A_J f = f * \varphi_J, U_\lambda f = |f * \psi_\lambda| \}_{\lambda \in \Lambda} \quad (5)$$

2.2 散射算子

将模算子作用于小波变换会丢失部分高频信息. 对 U_λ 进行迭代计算能恢复这些丢失的信息^[2]. 在迭代过程中,纹理的不同信息被散射到不同的路径 $p = \{\lambda_n\}_{1 \leq n \leq |p|}$ 中. 从而可以得到如下的散射传播子:

$$U(p)f = |\dots |f * \psi_{\lambda_1}| * \psi_{\lambda_2}| \dots | * \psi_{\lambda_{|p|}}| \quad (6)$$

迭代地应用小波变换模算子将高信号频率映射为低频干涉信号. 用 $A_J f = f * \varphi_J$ 和 $U_\lambda f = |f * \psi_\lambda|$ 定义散射算子².

定义 (散射算子) 序列 $p = \{\lambda_n\}_{1 \leq n \leq |p|}$ 是小波变换路径, 路径 $p = \{\lambda_n = (j_n, \gamma_n)\}_{1 \leq n \leq |p|}$ (其中 $j_n < J$) 的所有路径集合 P_J 上, 定义散射算子:

$$S_J(p)f = A_J S(p)f, \text{ 其中 } S(p)f = \prod_{n=1}^{|p|} U_{\lambda_n} f \quad (7)$$

$p=0$ 时, $S(0)f = f$, 故 $S_J(0)f = A_J f$.

散射算子 S_J 也可记为:

$$S_J(p)f = |\dots |f * \psi_{\lambda_1}| * \psi_{\lambda_2}| \dots | * \psi_{\lambda_{|p|}}| * \varphi_J \quad (8)$$

2.3 散射卷积网络

散射算子的关键属性都取决于散射传播子 $U(p)f$, 它实现了一个多层次的卷积网络, 因此小波散射变换过程能够用一个深度卷积网络^[6]描述(如图 1 所示). 散射卷积网络与一般卷积网络有两个不同之处: 一是散射卷积网络输出系数 $S_J(p)f$ 分布于所有层次, 而一般卷积网络仅仅在最后一层输出结果; 二是一般卷积网络的滤波器组需要通过数据学习得到, 而散射卷积网络的滤波器组就是预定义的小波滤波器组, 不需要经过数据学习获得. 相关理论已经证明散射能量集中在比较小的路径子集上, 随着路径的增加, 散射能量逐渐趋于 0², 且图像大部分能量集中在散射卷积网络的前三层³.

3 基于小波散射卷积网络的纹理分割算法

本文将小波散射卷积网络输出的前三层散射能量特征作为纹理相似性度量特征. 图 2 显示了 Brodatz 纹理库中两种不同的纹理散射能量分布, (a) 是

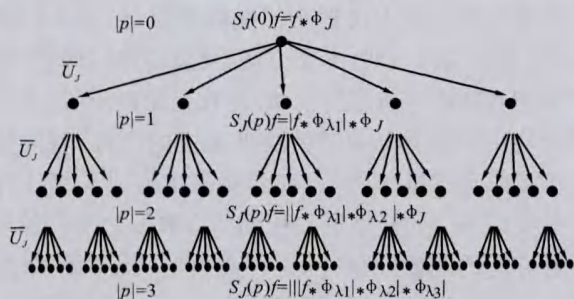


图 1 散射卷积网络

原始纹理图像, (b) 是第二层输出的散射能量分布图, (c) 是第三层输出的散射能量分布图。

从图 2 中, 可以很明显地观察到图像能量的分布与它的纹理分布密切相关, 上面纹理主方向在水平垂直方向, 它的能量也主要集中于水平垂直方向; 下面纹理主方向在对角线方向, 它的能量也主要集中于对角线方向。另外, 很显然下面纹理第二、三层分别输出的总散射能量要大于上面纹理第二、三层分别输出的总散射能量。因此, 我们可以利用纹理图像在散射卷积网络的能量分布特征进行纹理分割。

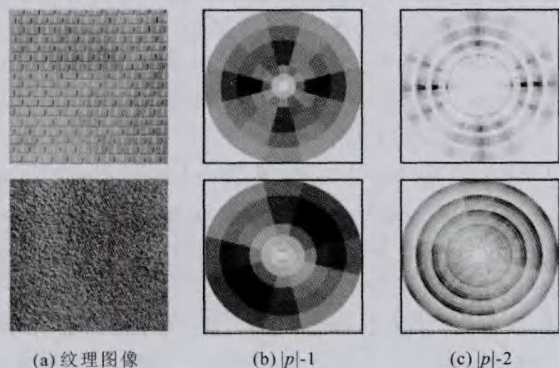


图 2 两幅纹理的散射能量分布

本文的纹理分割步骤如下:

第 1 步: 将整幅图像 ($N \times N$) 分解成若干尺寸为 ($S \times S$) 的互不相交的若干子图像块 ($\frac{S}{N} \times \frac{S}{N} = M \times M$)。

第 2 步: 利用小波散射变换提取各子图像块的散射能量分布 $SE_i = ||S_J(p)x||^2$ ($i=1, 2, \dots, K$, K 为输出的散射能量个数)。

第 3 步: 按照散射卷积网络的不同层级, 求出子图像块各层级的散射能量总和, 并计算子图像块各层级散射能量占各子图像块总能量的百分比。

$$SER_m = \frac{\sum_{i \in m} SE_i}{||x||^2}, \quad m=1, 2, 3 \quad (9)$$

第 4 步: 将子图像块各层级散射能量百分比构

造成图像各层级的特征值矩阵 ($M \times M$)。

第 5 步: 使用全局阈值处理中的 Otsu 方法求各层级特征值矩阵的阈值, 根据阈值分割不同图像子块, 得到纹理图像的粗分割结果。

第 6 步: 采用形态学的膨胀和腐蚀消除粗分割结果中的虚假点, 最终实现图像的由粗到细的分割。

第 7 步: 提取细分割结果图的边缘, 将结果映射回原始纹理图像, 得到最终的分割。

4 实验结果与讨论

4.1 拼接纹理图像分割

实验以 Matlab7 为工具, 首先使用图 2 中两幅纹理图像拼接为一整幅纹理图像, 如图 3(a) 所示。图像大小为 256×256 像素, 分块的子图像块大小为 8×8 像素) 对本文算法进行有效性验证并说明。图 3(b) 是粗分割的结果, 从左到右依次是由第一 ($|p|=1$)、第二 ($|p|=2$) 和第三 ($|p|=3$) 层级散射能量特征经过全局阈值处理的 Otsu 方法得到的。可以观察到, 第一幅粗分割结果图左边白色, 右边黑色 (白色部分所在的值大, 黑色的部分所在的值小), 而第二、第三幅分割结果图刚好相反, 这表明左半边纹理图能量主要集中于低频部分, 而右半边纹理图能量主要集中于高频部分, 与图 2 中描绘的散射能量分布图相一致。图 3(c) 是细分割结果, 从左到右依次是由图 3(b) 中三幅粗分割图像经过形态学变换得到的。很明显, 由于粗分割图中虚假点的影响, 第三幅细分割结果图不如第一、二幅细分割结果图理想。图 3(d) 是从图 3(c) 中选择的比较好的细分割图得到的。然后又使用多幅从 Brodatz 纹理库中随机选择的纹理组成人工拼接纹理对本文方法有效性进行更深一步验证 (见图 4)。几幅原始纹理拼接图像的大小也均为 256×256 像素, 子图像块大小都是 8×8 像素。

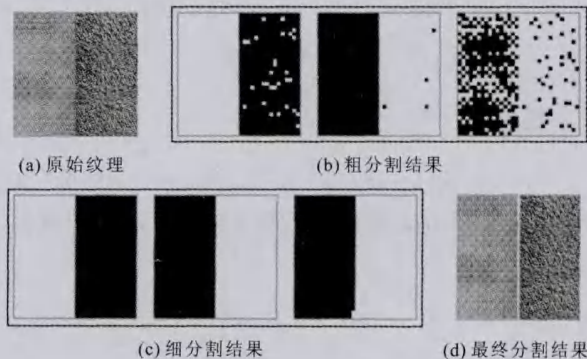
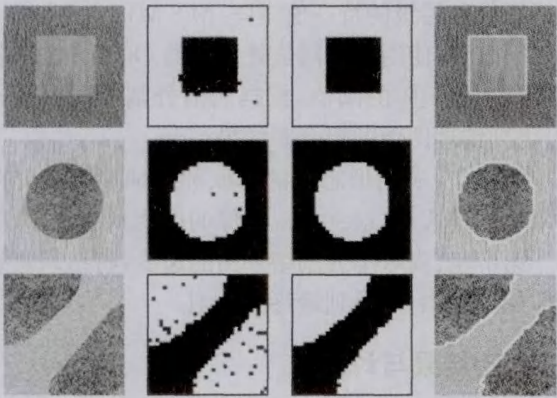


图 3 纹理分割实例



(a) 原始纹理 (b) 粗分割结果 (c) 细分割结果 (d) 最终分割结果

图4 拼接多种形状纹理的分割实例

4.2 车牌定位

目前,车牌定位算法主要根据车牌自身纹理特征、颜色特征以及两种特征相结合来实现^[7]. 车辆的车牌区域有独特的纹理特征,区域内包含的是汉字、英文字母和数字,这样的区域相比其他区域边缘信息丰富. 因此,本文纹理分割方法同样适用于车牌定位. 利用本文方法进行车牌定位的实验结果如图5所示.

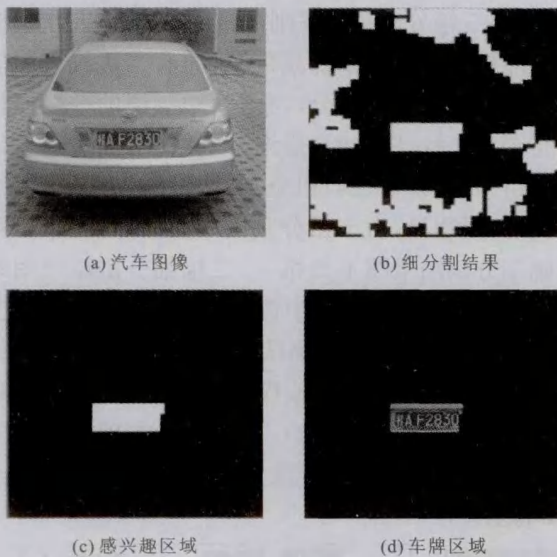


图5 车牌定位

5 结束语

本文提出了一种基于小波散射卷积网络分割纹理的方法. 该方法的基本思想就是将纹理区域散射

能量分布特征作为纹理相似度的度量,区分不同的纹理. 实验结果表明,本文方法能够较好地分割纹理图像和有效地定位车牌区域. 但在粗分割阶段,本文方法使用单阈值分割两类纹理拼接的图像,若要分割多类纹理拼接的图像,则需要多阈值或采用统计学分类方法. 另外,散射卷积网络提取的是图像各尺度各方向的能量分布特征,本文只是从卷积网络层次的角度来构成特征值矩阵,因此,下一步的研究方向是以各尺度各方向的角度来利用散射能量特征.

参考文献:

- [1] 贺景鹏,孙枫,刘利强. 基于滤波器阵列与图割的彩色纹理分割[J]. 计算机工程,2011,37(14):217—219.
- [2] Stéphane Mallat. Group invariant scattering[J]. Communication on Pure and Applied Mathematics,2012,65(10):1331—1398.
- [3] Joan Bruna,Stéphane Mallat. Invariant scattering convolution networks[EB/OL]. (2012—03—08)[2012—08—19]. <http://arxiv.org/abs/1203.1513v2>.
- [4] 张静远,张冰,蒋兴舟. 基于小波变换的特征提取方法分析[J]. 信号处理,2000,16(32):157—162.
- [5] Stéphane Mallat. Recursive interferometric representation[C]//European Signal Processing Conference, Denmark,2010:716—720.
- [6] LeCun Y, Kavukcuoglu K, Farabet C. Convolutional Networks and Applications in Vision[C]//Proc. International Symposium on Circuits and Systems, France:IEEE,2010:253—256.
- [7] 王义兴,黄风岗,韩金玉,等. 基于颜色搭配与纹理特征的车牌定位方法[J]. 中国图像图形学报,2009,14(2),303—308.

作者简介:

吴华娟 女,(1986—),硕士研究生. 研究方向为图像处理.
张明新 男,(1962—),博士,教授. 研究方向为数据库与数据挖掘、视频图像检索、嵌入式.
郑金龙 男,(1982—),硕士,助教. 研究方向为数据库与数据挖掘、图像处理.