

基于多子空间 KL 变换的纹理图像 自监督分割方法

王莉莉 杨跃东 高玉健

(北京航空航天大学计算机学院, 北京 100083)

摘要 提出一种基于多子空间 KL 变换的纹理图像自监督分割方法。该方法将非监督聚类转变为有典型特征样本指导的自监督分类, 解决误分类率高的问题。采用多子空间方法对样本进行特征选择, 克服假设所有纹理特征都属于单个高斯分布的局限性。首先, 对待分割图像进行多尺度、多方向的 Gabor 变换, 使用模糊 C 均值方法从变换结果中提取具有典型性的样本作为训练样本; 然后, 使用训练样本为每一个类别生成一个单独的初始子空间; 最后, 采用多子空间 KL 变换, 对其余样本在迭代过程中进行类别划分。实验结果证明, 本文方法能够减少误分类率, 改善分割效果。

关键词 图像分割 像素特征 模糊 C 均值 KL 变换

中图分类号: TP391.4 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2007)09-1614-07

Image Segmentation Based on Self-supervised Classification and Multispace KL Transform

WANG Li-li, YANG Yue-dong, GAO Yu-jian

(School of Computer Science and Engineering, Beihang University, Beijing 100083)

Abstract This paper presents a texture segmentation algorithm based on self-supervised classification and multispace KL transform. It turns unsupervised clustering into self-supervised classification to decrease the ratio of misclassification. Our algorithm adopts a multispace method for feature selection to avoid the limitations introduced by supposing that all samples obey a single Gauss distribution. Firstly multidirection and multiscale Gabor transforms are applied to target texture images; then fuzzy C means clustering is acted on the results of above transforms to extract some typical training samples, which are requested to supervise later segmentation. Secondly a separate subspace for each class is initialized by training samples respectively. Lastly other samples are classified with multispace KL transform through the iterative processes. Our algorithm is fully competent for various composite texture segmentations. And experimental results have proved that it can successfully reduce misclassification ratio in the same time improve the visual effects of texture segmentation.

Keywords image segmentation, pixel feature, fuzzy C means, KL transform

1 引言

图像分割的目标是对图像进行划分, 以形成与图像所描述的真实世界物体相对应的多个区域。图像分割可分为完全分割和部分分割, 前者形成与图像中的物体一一对应且互不相交的图像区域, 而后

者是形成对于某一种特征同态的区域, 这些区域与图像中的物体并不直接对应。纹理分割属于图像分割中的部分分割方法, 在模式识别、图像理解、视频检索等方面都有着广泛的应用。

纹理特征能够较好地描述像素局部分布结构特点。纹理分割使用纹理特征作为区域划分的标准。基于像素特征的聚类方法是目前较为常用的非监督

基金项目: 国家“863”高技术研究发展计划基金项目(2004AA115130)

收稿日期: 2006-03-02; 改回日期: 2006-07-17

第一作者简介: 王莉莉(1977~), 女, 讲师, 2005年北京航空航天大学计算机应用技术专业获博士学位。主要研究方向为虚拟现实、计算机图形学。E-mail: lily_w@vrlab.buaa.edu.cn

纹理分割方法。该方法以单个像素为单位,根据它及周围的像素灰度信息进行特征提取,建立特征空间,使用聚类方法对该空间中的样本进行聚类分析,形成图像区域分割。

早期最有代表性的工作是 Jain 等人^[1]提出的非监督纹理分割方法。随后一些研究者在此基础上,将 laws 纹理特征,马尔科夫随机场等用于分割过程,以提高分割的鲁棒性。Manduchi 等人^[2]使用 EM 算法和混合 Gaussian 模型估计纹理的分布情况,然后借助贝叶斯分类规则,通过计算可能性函数来确定像素的类别。Mohammad 等人^[3]使用离散小波变换和均值漂移聚类方法,将分割划分为自顶向下的分解和自底向上的分割两个子过程,提出一种具有层次结构的分割算法,一方面减少了进行聚类的数据量,便于正确检测类别数量,缩短计算时间,另一方面均值漂移算法可以确定类别中心的位置,减少迭代计算的次数。Luo 等人^[4]则使用均值漂移聚类进行纹理图像的过分割,然后借助最小描述长度原则合并过分割区域。Song 等人^[5]使用多种聚类方法获得像素的初始划分,然后再使用小波域上的隐含马尔科夫模型进行进一步的分割,该方法将多分辨率分析技术用于纹理分割,因此得到了较好的分割效果。

近年来,基于 Gabor 变换、小波变换的纹理特征表示和模糊聚类、分类方法在纹理分割中应用的较为广泛。文献[6]在小波特征上,使用基于 kd 树的 C 均值聚类方法进行纹理分割。文献[7]将待分类特征进行了扩展,首先使用小波特征对图像进行分割,然后用空间自适应颜色特征对分割结果进行修正。David 等人^[8]则直接将 Gabor 特征与灰度级同现概率特征进行融合,用于分割处理。文献[9]将模糊 C 均值方法用于非监督纹理分割,采用基于类内、类间距离比值作为聚类的有效判别函数,并进一步引入收敛速度作为有效性判别函数的惩罚因子,从而避免过分割现象。Madasu 等人的方法^[10]在特征选择和聚类分析中均使用了模糊方法,通过建立模糊逻辑框架,使用模糊特征进行纹理分割。

尽管基于像素特征分割方法取得一定的研究成果,但纹理的多样性和不规则性使得分割结果有时仍难以接受,因此还需对以下问题进行思考。

(1) 没有指导分割的典型样本。现有方法是在没有训练样本的情况下对特征作聚类分析,因此,分割结果的鲁棒性明显低于有训练样本指导的分割结果。能否在待分割图像中找到一些典型训练样本指

导分割,将原来的非监督方法变为自监督方法,提高算法的鲁棒性。

(2) 在分割过程中,通常假设所有样本特征都属于同一高斯分布,没有子空间的划分。当纹理特征实际的分布与单一高斯分布相差较远时,在对特征进行选择的过程中,就会对原来的特征分布造成一定的破坏,影响聚类结果,降低分割的鲁棒性。因此,如何划分子空间,更好地表示每个样本的特征,是解决该问题的关键。

针对上述问题,本文提出一种基于多子空间 KL 的纹理图像自监督分割方法。该方法一方面借助模糊 C 均值聚类(FCM),在待分割图像中提取典型特征样本,将非监督聚类转变为有训练样本指导的自监督分类,解决误分类率高问题;另一方面,使用多子空间 KL 变换来对特征样本进行子空间划分,在特征选择的同时,进行更有效的聚类分析,克服假设所有纹理特征都属于单个高斯分布所带来的局限性。本文方法实质上是一种非监督算法,在仅已知待分割图像的纹理数量,没有任何纹理类型先验知识的前提下,进行纹理图像的分割处理。

2 基于多子空间 KL 变换的分割方法

2.1 训练样本的选取

2.1.1 纹理特征

由于纹理总是表现出一定的类周期性频率统计规律,而 Gabor 小波^[11,12]对不同频率、不同方向的能量具有良好的选择性,所以借助 Gabor 小波变换对纹理进行描述,能够很好地反映图像的局部特征。

若有图像 I ,对于 I 中每个像素 p_{xy} , $\text{gray}(p_{xy})$ 对应于它的灰度,那么可以得到如下的 Gabor 特征:

$$g(p_{xy}) = \iint \text{gray}(p_{xy}) \varphi_j(p_{xy} - p'_{xy}) dx dy$$

其中,

$$\varphi_j(x) = k_j^2 e^{-\frac{k_j^2 x^2}{2\sigma^2}} (e^{ik_j x} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}})$$

$$k_j = \begin{cases} 2^{-\frac{\pi+2j}{2}} \pi \cos \varphi_n \\ 2^{-\frac{\pi+2j}{2}} \pi \sin \varphi_n \end{cases}, \varphi_n = \frac{\pi}{n} u$$

$$j = nv + u, v = 0, 1, \dots, m; u = 0, 1, \dots, n$$

本文共选取了 8 个方向、5 个尺度的 Gabor 小波作为卷积核,使得图像 I 中的每一个像素都对应于一个 40 维的特征向量,对该像素周围的局部纹理特征进行描述。图 1 为本文使用的卷积核。

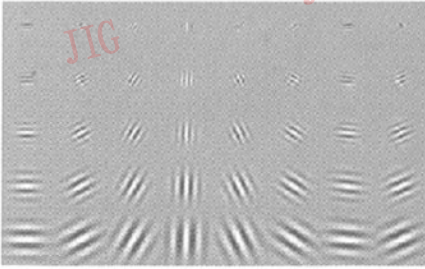


图 1 40 个不同方向、不同频率的卷积核

Fig. 1 40 kernels with different directions and frequencies

2.1.2 选取训练样本

选取训练样本之前,首先对上述特征进行降维、平滑处理。

使用 Gabor 变换,纹理特征维数较高,而且不同 Gabor 小波之间不正交,有一定冗余信息存在。因此,直接使用该特征效果往往不好,需要进行特征提取。借助 KL 变换,将高维的原始像素特征变换到低维空间中。在变换过程中,把最大的几个特征值对应的特征向量作为投影的基向量。在几何意义上,就是将样本向低维特征空间中样本特征散布最大的那些方向投影。这样,既基本保持了样本的原始信息,又去除了特征之间的相关性,使得经过整合后的特征更利于进一步的处理。

单个像素容易受到噪声干扰,特征不稳定,给随后的聚类算法带来了一定的困难,所以需要进行平滑处理,利用冗余信息去除噪声干扰。一般认为,同态区域内的像素特征比位于区域边缘的像素特征更为稳定,因此,我们希望选取这样的像素特征作为训练样本。由于均值滤波器对于同态区域内部像素平滑效果良好,我们使用该方法对特征进行平滑处理。

在选取训练样本时,首先对所有的样本进行聚类以形成确定数量的类别,然后定义一种标准对样本属于某一类别的典型性进行度量。因此,本文在经过降维和平滑处理的特征上使用 FCM,寻找更为合理的类别中心标示不同的类别,并通过计算每个样本的隶属度函数来衡量它对于各个类别的典型性。另外,为了使训练样本更为可靠,结合集合像素的位置特征对 FCM 法的结果进一步提精。

令 X 为经过上述处理后像素纹理特征的集合, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$; X_i 为 X 的子集,且有 $\bigcup_{i=1}^k X_i = X$, $X_i \cap X_j = \emptyset; i = 1, \dots, k, j = 1, \dots, k, i \neq j; u_{ij}$ 为 x_j 对于

$$X_i \text{ 的隶属度函数, } u_{ij} = \left(\sum_{i=1}^k \left(\frac{d_{ij}}{d_{ij}^m} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right)^{-1}, 1 \leq i \leq k,$$

$$1 \leq j \leq n, d_{ij} = \|x_j - c_i\|_A; c_i \text{ 为 } X_i \text{ 的中心,}$$

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, 1 \leq i \leq k; J_{\text{error}}$$

$$\text{为误差平方和,}$$

$$J_{\text{error}} = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^k (u_{ij})^m \|x_j - c_i\|_A^2.$$

选取训练样本的算法如下:

- (1) 在 X 中随机选取 k 个样本,作为初始的 c_1, \dots, c_k ,令迭代次数初值为 0,设定隶属度下限 U_{min} ;
- (2) 为每一 x_j 计算 u_{ij} ,并按照最大隶属度原则将其归类,形成 X_1, X_2, \dots, X_k ,计算 J_{error} ,迭代次数加 1;
- (3) 判断 J_{error} 是否小于预先设定的阈值、迭代次数达到一定的数目或者子集均值变化小于一定阈值,如果条件满足,则步骤 5,否则,步骤 4;
- (4) 根据划分到 X_i 的样本 x_j 对于该类别的隶属度 u_{ij} ,使用上述中心计算函数,计算对应于 X_i 的 c_i ,转到步骤 2;
- (5) 对于每一个 X_i ,挑选 $u_{ij} > U_{\text{min}}$ 的样本作为该类别的典型样本,并按照图 2 所示,在典型样本中选取具有最大像素数量的复连通像素集合作为训练样本。

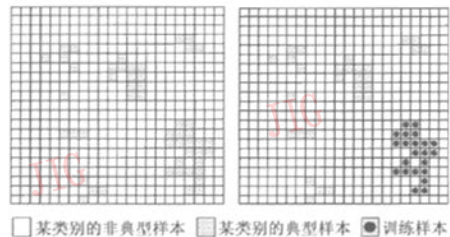


图 2 从典型样本中挑选训练样本

Fig. 2 Select training samples from typical ones

2.2 多子空间自监督分割方法

KL 变换可以完全消除数据的相关性,是降维处理的有效工具。使用 KL 方法的前提是假定数据都存在于一个高斯空间中,即其分布呈超椭球状。然而,如果数据分布与多维高斯分布相差甚远,KL 变换就不能较好地表示。为了解决这个问题,Raffaele 等人^[13]面向模式表示和分类应用,提出了多子空间 KL 方法 (multispace KL, MKL)。

在为每一类别选取一定数量的训练样本之后,原来的非监督分类问题就变成有监督分类问题。每一类别的训练样本张成一个单独的线性子空间,具有自己的特征向量和与之对应的特征值。这样,由各类训练样本张成的多个子空间就形成了 MKL 变换的初始划分。

由于 MKL 变换是将降维与分类交替进行的,所以经过 Gabor 小波变换得到的高维纹理特征不需要预先的降维处理。样本特征第一次是向由训练样本张成的子空间进行投影,并根据投影距离分类。在随后的迭代过程中,训练样本和划分在该子空间内的样本共同张成一个新的子空间,样本特征向该子空间进行重新投影与分类。

用符号 S_j^{tex} 表示由 j 类别的训练样本(首次)或在 MKL 变换迭代过程中,由训练样本与划分在该子空间内的非训练样本(非首次)张成的子空间,对于每一个待分类的样本 x_i ,使用样本与子空间 S_j^{tex} 的距离 d_{ij}^{tex} 对样本进行子空间的划分。下面给出 d_{ij}^{tex} 的定义:

$$d_{ij}^{tex} = \alpha \times d_{FS}(x_i, S_j^{tex}) + \beta \times d_{LN}(x_i, S_j^{tex})$$

其中, α, β 为权值,

$$d_{FS}(x_i, S_j^{tex}) = \|x_i - \overline{KL}(\overline{KL}(x_i, S_j^{tex}), S_j^{tex})\|_2$$

$$= \sqrt{\|x_i - \bar{x}\|_2^2 - \|\overline{KL}(x_i, S_j^{tex})\|_2^2}$$

$$d_{LN}(x_i, S_j^{tex}) = \|\overline{KL}(x_i, S_j^{tex}) - \bar{y}^j\|_2$$

$\overline{KL}(x, S_j^{tex})$ 是向量 x 向空间 S_j^{tex} 的投影操作; $\overline{KL}(y, S_j^{tex})$ 是向量 y 向空间 S_j^{tex} 的反投影操作; \bar{y}^j 为 S_j^{tex} 的中心; \bar{x} 是原样本的均值。

为了使图像分割的结果更为合理,避免产生众多小块区域,我们原投影后特征中加入像素位置信息。由于位置坐标与原特征有不同的量纲,因此需要对它们进行规范化处理,排除不同量纲对距离的影响。首先,分别计算属于每一子空间的两类特征的均值 $\bar{y}^j, \bar{x}_{pos}^j$ 和方差 $\sigma_y^j, \sigma_{pos}^j$; 然后,对于每一个样本的两种特征 $x_{projection}$ 和 x_{pos} 进行如下规范化处理:

$$x'_{projection} = \frac{1}{\sigma_y^j}(x_{projection} - \bar{y}^j)$$

$$x'_{pos} = \frac{1}{\sigma_{pos}^j}(x_{pos} - \bar{x}_{pos}^j)$$

这样最终用于计算子空间内距离的特征向量为

$$x = \begin{bmatrix} x'_{projection} \\ x'_{pos} \end{bmatrix}$$

下面对本文法所涉及的主要参数进行讨论。

在选取训练样本时,使用单个空间的 KL 变换对

n 维 Gabor 特征进行降维处理,令 k_{KL} 为降维后特征的维数, $S_{k_{KL}, \phi_{k_{KL}}}$ 为降维后的特征空间, $\lambda_{k_{KL}1}, \lambda_{k_{KL}2}, \dots, \lambda_{k_{KL}k_{KL}}$ 为经过从大到小排序后的特征值, $T_{k_{KL}} = [\varphi_{k_{KL}1}, \varphi_{k_{KL}2}, \dots, \varphi_{k_{KL}k_{KL}}]$ 为与上述特征值对应的特征向量,

$$\xi(S_{k_{KL}, \phi_{k_{KL}}}) = \frac{\sum_{j=k_{KL}+1}^n \lambda_{k_{KL}j}}{\sum_{i=1}^{k_{KL}} \lambda_{k_{KL}i}}$$

为降维后的重建误差。在

将 KL 变换后的特征用于分类时, k_{KL} 的值越大,不仅不能提高分类可靠性,有时还会带来负面影响,而且使得计算量增加,因此通常是在给定的一个 ξ 的情况下确定 k_{KL} 。根据经验^[13],本文设定 $\xi \leq 10\%$, k_{KL} 为满足该条件的最小值。

在确定 U_{min} 时,一方面隶属度越大,训练样本对于某一类别越典型,对于自监督分类越有利;另一方面隶属度大,会使得各类别训练样本数量减少,可能不利于子空间的计算。因此, U_{min} 在 $[U_1, U_2]$ 范围内取值,其中, $U_1 = 80\%$, U_2 为使得各类别训练样本数量大于该类别 MKL 变换后子空间维数二倍的最大百分比。

在自监督分割算法中,子空间划分使得在保持同样重建误差的情况下,采用比单空间 KL 变换更少量的特征向量表示各个样本。因此,我们设定 $k_{max} = 5$, 各个类别形成的多个子空间的维数 $K = \{k_1, k_2, \dots, k_i\}, 1 \leq k_i \leq k_{max}$ 。由于各个子空间的维数可能不同,所以在进行子空间内距离计算时要通过权值 α, β 进行调节,以消除因维数不同带来的影响,一般令 $\alpha = 1, \beta = \frac{1}{k_i}$ 。

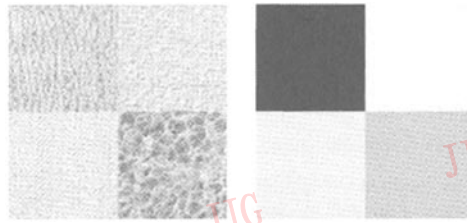
3 实验及结果分析

实验1 本文方法的有效性实验

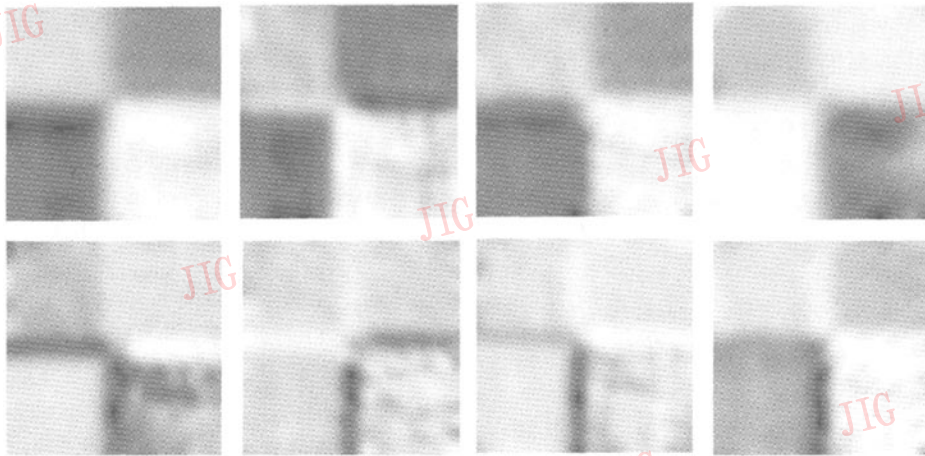
实验中使用的测试图像由选自 Brodatz 纹理集^[14]的4幅纹理图像组合而成,纹理的选择保证了图像分割不能按照灰度信息直接进行分割,图像尺寸为 128×128 。Gabor 滤波器为8方向,5尺度,窗口大小为15。主成分分析保持90%的重建误差。平滑窗口尺寸为3。模糊 C 均值聚类的中心移动的阈值为0.00001, m 为2,最大迭代次数为200。训练样本选取时 U_{max} 为80%。在自监督分割算法中 $k_{max} = 5$ 。

图3给出了对这幅组合测试图像进行纹理分割的过程和效果。

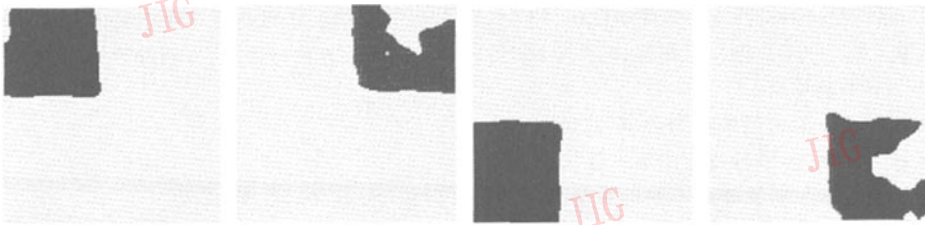
从图3(b)可以看出,对部分主分量使用基于均



(a) 测试图像和与它对应的分割掩码



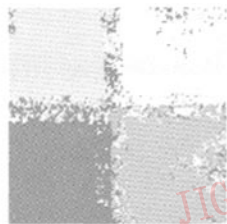
(b) 对部分主分量使用基于均值滤波器的平滑效果



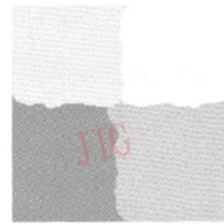
(c) 所选取的训练样本在原图像中的分布(黑色指示训练样本)



(d) 待分类的剩余样本在原图像中的分布(黑色指示待分类样本)



(e) MKL 分割结果



(f) 图像区域分割结果(平滑处理)

图 3 测试图像分割过程和结果

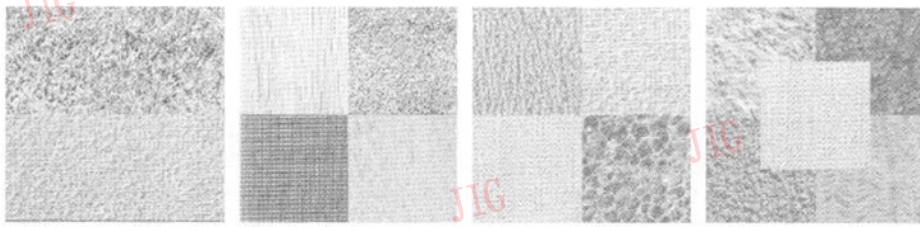
Fig. 3 The procedure of segmentation and the result

值滤波器进行平滑后,一些位于区域边界特征被破坏。基于此类特征选取各个类别的训练样本时,进行了样本隶属度大于某一预设阈值的判断,并进行了最大复连通像素集的选取。因此,训练样本都位于同一区域的中心(如图3(c)、(d)所示),具有良好的典型性,对其余像素的正确分类起到了指导作用。分割结果是合理的且可以接受的。它们说明了本文图像区域分割方法的有效性。

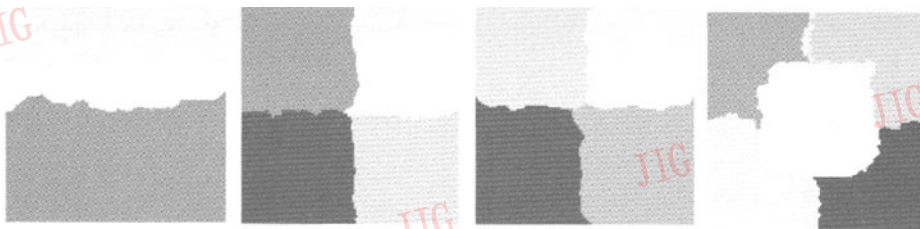
实验2 本文方法与其他方法的效果对比实验

本实验对本文方法与一般基于像素特征分割方法的分割结果进行比较。测试图像和其他实验参数同实验1,没有针对不同测试图像分别挑选。在图4中,方法1是本文方法,方法2是基于均值滤波器的平滑特征的FCM聚类方法,方法3基于维纳滤波器的平滑特征的FCM聚类方法。

本实验共对25幅组合纹理图像进行分割实验,表1列出了在2、4、5个纹理拼接图像中分别使用这3种方法错分类像素的比率。



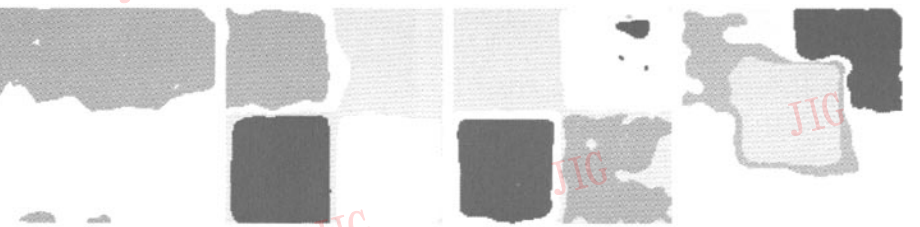
(a) 测试图像



(b) 方法1分割结果



(c) 方法2分割结果



(d) 方法3分割结果

图4 测试图像分割效果对比

Fig. 4 The compare of the segmenting results with different methods

表 1 错分像素率对比

Tab. 1 Ratio of pixel misclassified

方法	2 纹理拼接测试 图像错分像素率 (%)	4 纹理拼接测试 图像错分像素率 (%)	5 纹理拼接测试 图像错分像素率 (%)
1	4.87	4.53	9.10
2	10.00	7.66	15.13
3	8.49	12.21	17.91

从实验 2 可以看出,本文方法与一般使用 Gabor 特征和 FCM 算法的的分割方法相比较,由于选取的训练样本一般都位于同一区域的中心,因此在同一区域内部错分的像素数量较少。同时训练样本形成多个子空间,迭代搜索与子空间近的剩余像素,并对其划分,从而减少了区域交界处的错分像素数量。分割结果的视觉效果更为合理,错分率也有所下降。

4 结 论

本文提出一种新的基于多子空间 KL 的纹理图像自监督分割方法。首先,对待分割图像进行多尺度、多方向的 Gabor 变换,使用模糊 C 均值方法从变换结果中提取具有典型性的样本作为训练样本;然后,使用训练样本为每一个类别生成一个单独的初始子空间;最后,采用多子空间 KL 变换,对其余样本在迭代过程中进行类别划分。该方法新颖之处一方面在于它实质上是一种非监督算法,在仅已知待分割图像的纹理数量前提下,在待分割图像中为每一类别提取典型特征样本,将非监督聚类转变为有训练样本指导的自监督分类;另一方面采用多子空间方法对样本进行特征选择,有效避免由于纹理的不规则性和多样性造成的特征空间分布不符合单个高斯分布,在单个高斯空间中进行原始特征降维处理,对特征结构有所破坏的问题。实验表明,本文方法能够减少误分率,改善分割效果。

在进一步的工作中,我们将引入模糊 C 均值聚类有效性函数,改进典型特征样本的提取方法,使得算法在没有用户指定分割数量的情况下,自适应地分类,以提高分类的自动性。另外,目前部分参数是根据经验给定,我们考虑引入反馈机制,自动调整参数。

参考文献 (References)

1 Jain A K, Farrokhnia F. Unsupervised texture segmentation using

- gabor filter[J]. Pattern Recognition, 1991, 24(12): 1167 ~ 1186.
- Manduchi, Roberto. A cluster grouping technique for texture segmentation[A]. In: ICPR00 VolIII[C], Barcelona, Spain: IEEE Computer Society, 2000: 1060 ~ 1063.
- Mohammad F A F, Paul H Lewis. A fully unsupervised texture segmentation algorithm [A]. In: Proceedings of British Machine Vision Conference 2003[C], Norwich, UK, 2003: 519 ~ 528.
- Luo Q, Khoshgoftaar T M. Efficient image segmentation by mean shift clustering and MDL-guided region merging [A]. In: ICTAI 2004 [C], Boca Raton, Florida, USA: IEEE Computer Society, 2004: 337 ~ 343.
- Song Xiao-mu, Fan Guo-liang. Unsupervised image segmentation using wavelet-domain hidden markov models [A]. In: International Conference on Image Processing [C], Barcelona, Spain: IEEE Computer Society, 2003: 14 ~ 17.
- Yang Guo-sheng, Hou Yan-li, Huang Chun-yan. Texture segmentation algorithm based on wavelet transform and kd-tree clustering [A]. In: Proceedings of the 2004 IEEE Conference on Robotics, Automation and Mechatronics [C], Singapore, 2004, 2: 987 ~ 990.
- Wang Song, Wang Wei-hong. Unsupervised image segmentation by combining spatially adaptive color and texture features [A]. In: IEEE International Conference on Information Acquisition 2004 [C], Hefei, China, 2004: 301 ~ 304.
- Clausi D A, Deng Huawu. Feature fusion for image texture segmentation, pattern recognition [A]. In: ICPR 2004 [C], Cambridge, UK, 2004: 580 ~ 583.
- Jiang Xiao-yue, Zhao Rong-chun, Jiang Ze-tao. Unsupervised texture segmentation based on FCM [J]. Journal of Computer Research and Development, 2005, 42(5): 862 ~ 867. [蒋晓悦, 赵荣椿, 江泽涛. 基于 FCM 的无监督纹理分割方法 [J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(5): 862 ~ 867.]
- Madasu Hanmandlu, Vamsi Krishna Madasu, Shantaram Vasikarla S. A fuzzy approach to texture segmentation [A]. In: Proceedings ITCC 2004 [C], The Orleans, Las Vegas, Nevada, USA, 2004: 636 ~ 642.
- Lee Taising. Image representation using 2D gabor wavelets [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(10): 959 ~ 971.
- Jiao Feng, Li Stan, Shum Heung-yeung, et al. Face alignment using statistical model and wavelet features [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Madison, WI, USA: IEEE Computer Society, 2003: 321 ~ 327.
- Raffaele Cappelli, Dario Maio, Davide Maltoni. Multispace KL for pattern representation and classification [J]. IEEE Transactions on PAMI, 2001, 23(9): 977 ~ 996.
- Brodatz P. Textures: A Photographics Album for Artists and Designers [M]. New York: Dover, 1996.