

基于滤波器组的纹理分类研究

谢世朋¹, 胡茂林^{1,2}

(1. 安徽大学 数学与计算科学学院, 安徽 合肥 230039;

2. 安徽大学 计算智能与信号处理教育部重点实验室, 安徽 合肥 230039)

摘要:论述了基于滤波器组的纹理分类方法。该方法首先利用滤波器组对纹理进行滤波, 纹理特征是用滤波器输出的统计值表示的; 然后用这些特征向量进行纹理分类研究, 分类主要利用了简单(naive)Bayes 分类方法和最大加权相关树分类方法。实验显示, 最大加权相关树分类方法的效果是较好的。

关键词:纹理; 机器学习; 分类

中图分类号:TP181; TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2007)09-0078-04

Unifying Filter Approach to Texture Classification

XIE Shi-peng¹, HU Mao-lin^{1,2}

(1. School of Mathematics and Computational Science, Anhui University, Hefei 230039, China;

2. Ministry of Education Key Lab. of Intelligent Computing & Signal Processing, Anhui University, Hefei 230039, China)

Abstract: The objective of this paper is the classification of textured materials unifying filter approach. Firstly, the filter bank is exploited to generate features, and the filter responses are described as the feature of texture. Secondly, the two classification approaches; the maximum weight dependence trees and the naive bayes classification are explored. Finally, the experiments demonstrated that the method of maximum weight dependence trees (MWDT) has a better result. And MWDT can be a powerful tool for texture classification.

Key words: texture; machine learning; classification

0 引言

通常在不同的光照和视角下, 大多数纹理物质会改变它们的信息(如图1所示)。而另一种情况是不同的光照和视角的条件下, 两种不同的物质在摄像机拍出的图片可能很相似(如图2所示)。对于纹理分析, 能否成功地处理这个问题是当前众多算法所面临的首要问题。目前, 在处理纹理分类的众多方法中有两种算法特别成功: 基于纹理频率表现的最近邻法^[1,2]; 基于滤波响应联合概率分布的贝叶斯算

法^[3]。文中提出了另外一种方法——基于通过滤波响应联合最大加权相关树分类方法, 并且对这种方法与前面的贝叶斯方法进行了比较。

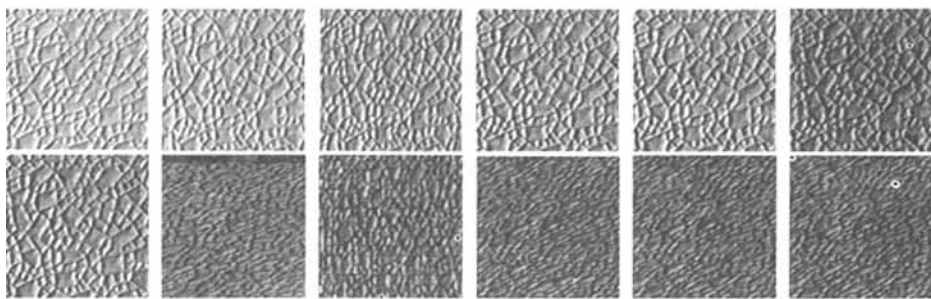


图1 不同光照和视角的纹理图像

Konishi 和 Yuille 证明了运用了基于滤波器响应的贝叶斯分类器的可行性^[3]。他们的方法是: 首先是从训练图像中学习了每种纹理滤波器响应的类条件似然函数的联合概率分布, 通过对滤波响应的量化, 而表示为直方图。对新的图像, 先计算图像像素的滤波器响应, 然后利用贝叶斯决策原理对其进行纹理的分类。最后, 为了对整个图像或图像区域进行分类, 其中假定像素是独立的, 即图像后验概率是每个像素概率的乘

收稿日期: 2006-08-31

基金项目: 科技部重大基础项目基金资助(国科基字[2001(51)])

作者简介: 谢世朋(1982-), 男, 安徽界首人, 硕士研究生, 研究方向为计算机视觉与模式识别; 胡茂林, 教授, 研究方向为计算机视觉、模式识别、偏微分方程。

积。

图1是同一纹理物体在不同的光照和视角的条件下的图像。其中在上面一行的图像是固定照相机视角,改变光照度的图像;下面一行图像是固定光照度,改变视角的图像。

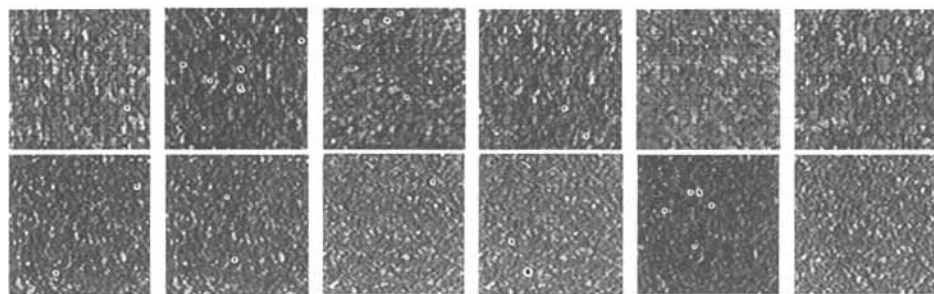


图2 不同物质的纹理图像

图2中上面一行的图像属于同类的物质,而下面一行图像属于另一种物质。图像看起来都相似。

1 基于滤波器组提取图像结构

在这一节中首先描述了用于产生纹理特征的滤波器组,然后描述了滤波器输出的统计表示。

1.1 滤波器组的建立

传统的,用于纹理分析的滤波器组(filter bank)包含了很多的滤波器,为了更精确地进行分类,一般这些滤波器是由不同的方向和尺度的滤波器组成。然而,在计算上,在高维空间构建和存储滤波响应的信息是不可能的,因此限制滤波响应向量的维数就很有必要。这里提出一个滤波器组,它包括38个滤波器(8个响应)。这些滤波器组成是这样的:一个Gauss和一个Laplace of Gaussian(LOG)滤波器,它们都是 $\sigma = 10$ (这些滤波器具有转动的对称性)。一个有3个尺度的边界滤波器(σ_x, σ_y) = [(1,3), (2,6), (4,12)]和一个有相同尺度的定向条形滤波器。后两个滤波器是在每一个尺度上都有6个方向的滤波器。

大量的经验表明,滤波器组应该包含一系列的点滤波器和不同尺寸及方向的条形滤波器。Perona(1995)列出了使用的不同个数和方向的数目的各种各样滤波器组。各个滤波器组中滤波器的方向数相差很大,但只要有6个方向,影响就没有多大。没有数据表明,利用比本文更加复杂的滤波器组能提供更有有效的纹理描述。

1.2 滤波器组输出的统计表示

一组滤波后的图像就其本身而言并不是纹理的表示,因为实际需要一些表示纹理元素整体分布情况,例如,一块黄色花朵的田野中又很多黄色的点组成,还有

一些垂直的绿色条形。一个小的图像窗口也许只包含一朵花,窗口太大则除了有相关的纹理外还会包括背景。也就是说这里有两个尺度:滤波器的尺度和用来考虑滤波器分布的尺度。假设用来考虑纹理图像窗口的尺度已知,一个典型的描述包括这个窗口的一组滤

波响应的统计描述。输出量通常进行平方(它的好处是从黑色到白色的条纹和白色到黑色的条纹的计算是一样的)。

在某种程度上,应该收集什么样的统计量取决于所描述的范围。假设现在已经决定了统计量的窗口尺度,一个测量就是对一组滤波器计算滤波器的输出平方的平均值。于是一个窗口就可以用一些数字组成的一个向量来描述,这些数字中的每一个都是一些滤波器在该窗口响应的平方的平均值。这种方法能够将包含点的窗口与包含条纹的窗口区分开,前者对点滤波器的响应高,后者对条形滤波器的平均响应值高。文中使用的是CURET数据库中的纹理图像。

在CURET数据库包含有61类真实世界的平面的纹理,每一类有205个不同几何变化和光照变化的样本。文中实验是从中选取视点不在极端位置的图像,使用了数据库中的每一个物体的92张图像。每种物体的92张图像被分成两个不相交的组,第一组的46张图像用来作为模型学习,第二组的46张图像用于检测分类器分类结果的准确性。上述的分类方法对于CURET数据库中的图片(在算法中把彩色图像变成灰度图像,也就是说在此纹理分类中,没有用到颜色信息,后面的不作说明的实验图像均为单色的)可以达到51%的准确率,而应用k近邻分类方法准确率可以达到68%。如果再利用颜色信息,准确率可以提高到81%(详情结果见后文)。这里的颜色信息是取rgb的均值。

另一种可选的方法是计算窗口上的滤波器输出的平均值和标准偏差,然后用它们作为特征向量。这种方法对于CURET数据库中的图片分类更为稳定一些,基本上可以达到84%的准确率(加上颜色信息)。

1.3 滤波器输出的纹理基元表示

建立纹理基元的过程如下:

(1)对训练集中每种物质纹理的图像用滤波器进行滤波(滤波后的图像如图3所示),把每个像素的滤

波器响应向量合在一起形成一个 $N_{fb}N_d$ 维向量;

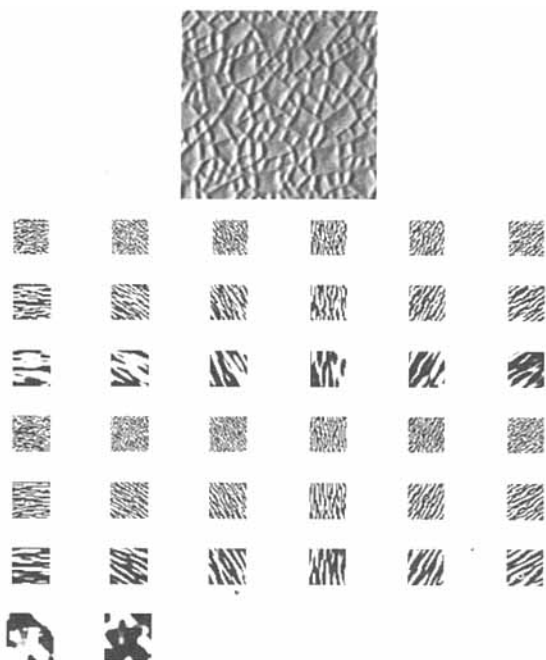


图 3 纹理滤波图像

图 3 中,上面的大图像是原始图像,38 个小图是使用滤波器组进行的滤波后的图形。

(2) 对每种物质第一步得到的向量使用 K 均值聚类算法处理(任意从第一步得到的数据向量中选取 $K = 100$ 个样本,以其为初始化值),同时开始计算下式:

$$E_{\pi} = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K q_{ik} \|x_i - c_k\|^2$$

其中,如果

$$\|x_i - c_k\|^2 < \|x_i - c_j\|^2, \forall j = 1, \dots, N \text{ 且 } i \neq j,$$

那么 $q_{ik} = 1$; 否则, $q_{ik} = 0$ 。 N 表示像素的个数; x_i 是第 i 个像素的滤波器响应向量, c_k 是第 k 簇的中心;

(3) 所有物质纹理图像的中心结合在一起就组成了一个 $K = 61 \times 100$ 的数组;

(4) 融合较接近的中心,或者去除仅包含少量数据的中心,把上述数组中心减少到 $K = 61 \times 5$;

(5) 用新产生的 $K = 61 \times 5$ 个中心计算 E_{π} , 当 $E_{\pi} \leq$ 限定的阈值时,处理结束,否则继续用 K 均值划分方法^[4]。

(2) ~ (4) 步可以认为是为第(5)步的 K 均值聚类算法找出一个初始值。这里所建立的纹理基元表示有两个非常重要的性质:表示性,为了很好地进行物质纹理分类,所建立的纹理基元表示应该能够表示出每种物质的特征;广泛性,除训练集,纹理基元表示也适用于其它物质。

2 纹理分类

利用上节得出的纹理特征向量,下面使用简单 Bayes 分类方法和最大加权相关树分类方法对纹理进行分类。简单 Bayes 分类方法速度快,但是分类精度不高,最大加权相关树分类方法速度稍慢,但分类精度高。使用高性能计算机运算,最大加权相关树分类方法速度不是太大问题,运用该分类算法能基本满足纹理分类需要。在国内外文献检索中,在纹理分类中,尚没有见到应用最大加权相关树分类方法。

2.1 传统的简单 Bayes 分类方法

简单 Bayes 分类方法假定滤波器输出是独立的假设下的分类。特别地对于假设每一类 (Tex_i) 中所有滤波器输出均为独立时,研究纹理 d' 属于哪一类可用 Bayes 决策规则^[5,6]:

$$p(d', Tex_i) = p(Tex_i) \prod_{j=1}^n p(nob_j | Tex_i)$$

$$p(Tex_i | d') \propto p(d', Tex_i)$$

其中 nob_j 是 d' 的第 j 个特征。即

$$p(d', Tex_i) = p(Tex_i) \prod_{j=1}^n p(\text{RepF}(d'(j), i) | Tex_i)$$

决策规则:对一切 $j \neq i$, 如果有 $p(c_i | d') > p(c_j | d')$ 成立,则将纹理 d' 归于 C_i 类。

2.2 最大加权相关树分类方法

首先通过“相互信息理论”来建立相关树,具体过程如下。

设某一类有 n 个特征,对于任意两个该类的特征向量 x_i 和 x_j 定义:

$$I(x_i, x_j) = \sum_{x_i, x_j} p(x_i, x_j) \log \left(\frac{p(x_i, x_j)}{p(x_i)P(x_j)} \right)$$

其中 $p(x_i)$, $p(x_j)$ 和 $p(x_i, x_j)$ 可由训练集决定。定义总信息量 W 为:

$$W = \sum_{i=1}^p I(x_i, x_j)$$

最优的相关树就是使总信息量 W 最大时所形成的树状结构关系,计算步骤如下:

(1) 首先,找出两个最大的相互信息,做出对应的支。

(2) 依次找到较大的相互信息,做下一个支(如构成循环,则舍去)。

(3) 重复这个过程直到 $(p-1)$ 个支被选定。

这样,可以通过“相互信息理论”来建立一个类 C_i 与其特征信息 x_i 构成的相关树。

对于目标纹理 d' 和类 Tex_i , 它们共同的特征信息词为 x_1, x_2, \dots, x_n , 则

$$p_i(x) = \prod_{i=1}^N p(x_i | \text{parent}(x_i))$$

$\text{parent}(x_i)$ 表示节点 x_i 所有的父节点的集合,若没有父节点则有:

$$\text{parent}(x_i) = \emptyset, p(x_i | \text{parent}(x_i)) = p(x_i)$$

$$\text{设计判别函数: } g_i(d') = p_i(x)$$

决策规则:对一切 $j \neq i$,如果有 $g_i(d') > g_j(d')$ 成立,则将目标纹理 d' 归于 Tex_i 类。可对 $g_i(d')$ 定义一个阈值,当 $g_i(d') > a$ 时,将目标纹理 d' 归于 Tex_i 类,否则拒绝(阈值 a 可由训练集决定)。如果 $g_i(d') > g_j(d') > a$ 可将目标纹理 d' 同时归于类 Tex_i 和类 Tex_j ,或者 Tex_i 。

3 实验结果

评估分类系统的标准是准确程度和速度。速度取决于分类规则的复杂程度,而评估分类准确程度的参照物是专家对纹理的分类结果(这里假设人工分类完全正确,并且排除个人思维差异的因素),与人工分类结果越相近,分类的准确程度就越高,这里隐含了评估分类系统的两个指标:准确率和查全率。

准确率是所有判断的纹理中与人工分类结果吻合的纹理所占的比率。查全率是人工分类结果应有的纹理中分类系统吻合的纹理所占的比率。准确率和查全率反映了分类质量的两个不同方面,两者必须综合考虑,不可偏废,因此,存在一种新的评估指标,即 F_1 测试值,其数学公式如下:

$$F_1 \text{ 测试值} = \frac{\text{准确率} \times \text{查全率} \times 2}{\text{准确率} + \text{查全率}}$$

文中实验使用的是 CURET 数据库中的纹理图像。在 CUREt 数据库包含有 61 类真实世界的平面的纹理,每一类有 205 个不同几何变化和光照变化的样本。我们从中选取视点不是在极端位置的图像,使用了数据库中的每一个纹理的 92 张图像。每种纹理的 92 张图像被分成两个不相交的组:第一组的 46 张图像用来作为模型学习(当然可以用很少的图片制作训

练集,这也是基于 3D 考虑的好处);第二组的 46 张图像用于检测分类器分类结果的准确性。使用均值的 k 近邻法、贝叶斯分类法和最大加权相关树分类法对纹理分类的实验结果见表 1。

表 1 实验结果

算法	查全率 (%)	准确率 (%)	F_1 值 (%)
均值的 k 近邻法 (加颜色信息)	81.2	82.2	81.7
贝叶斯(单色图像)	86.39	87.78	87.07
最大加权相关树分类方法 (单色图像)	98.58	97.26	97.9

4 结 论

文中提出的对于纹理分类的研究方法,比以往的方法(如 naive Bayes 分类,卡方分布比较分类等)精度都高,并且计算的速度也可以接受,有很强的实用性。

参考文献:

[1] Varma M, Zisserman A. Unifying Statistical Texture Classification Frameworks[J]. Image Vision Compute, 2004, 22 (14):1175-1183.

[2] Cula O G, Dana K J. Compact representation of bidirectional texture functions[C]//Kauai: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2001:1041-1047.

[3] Konishi S, Yuille A L. Statistical cues for domain specific image segmentation with performance analysis[EB/OL]. 2000. <http://doi.ieeeecomputersociety.org/10.1109/CVPR>.

[4] Leung T, Malik J. Representing and recognizing the visual appearance of materials using three-dimensional textons[J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 43(1):29-44.

[5] Randen K, Husoy J. Filtering for texture classification: A comparative study[J]. IEEE Trans PAMI, 1999, 21(4):291-310.

[6] 谢世朋, 胡茂林. 对特定区域搜索引擎的自动分类系统的研究[J]. 微机发展, 2005, 15(9):16-20.

(上接第 77 页)

要课题。文中建立一种将移动 Agent 引入到网格资源发现中的模型,不仅可以很好地适应网格系统的动态性,而且大大减少了网络通信负载,同时提高了网格系统的工作效率。

参考文献:

[1] 孙建新. 网格计算中基于移动 Agent 的资源发现机制[J]. 计算机工程及设计, 2006, 27(4):684-687.

[2] 柯 鹏. 一种网格计算中的资源定位策略[J]. 现代计算机, 2006(4):17-19.

[3] 张 娜, 李明楚, 赵雨谦. 一种基于语义的 P2P 网格资源发现模型[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(15):109-112.

[4] 王 婕, 徐惠民. 基于小世界聚类的网格资源查找算法[J]. 北京邮电大学学报, 2006, 29(1):17-21.

[5] 刘晓明, 黄传河, 江 贝. 一种基于移动 Agent 技术的网络管理模型[J]. 计算机应用研究, 2000, 17(12):50-56.