

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)03-0398-08

论文索引信息: 韩光, 赵春霞, 陆建峰, 袁夏. 面向彩色图像的尺度和旋转不变性特征提取方法及应用 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(3): 398-405

面向彩色图像的尺度和旋转不变性特征提取方法及应用

韩光, 赵春霞, 陆建峰, 袁夏

(南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094)

摘要: 提出一种面向彩色图像的尺度和旋转不变性特征提取方法,并在真实的场景识别中进行了应用。该方法是先对给定彩色图像的各组成平面分别进行 Radon 变换,然后对得到的 Radon 变换系数矩阵进行尺度不变性处理,接着对处理后的 Radon 变换系数矩阵用频率 B 样条小波进行 1 维小波变换,在所得到的脊波系数矩阵中计算均值和方差的同时,采用线性回归模型提取在不同的颜色组成平面下所有频率子波段之间的关系属性,最后将得到的特征进行旋转不变性处理,从而得到所提出的尺度和旋转不变性特征。在 3 个数据库上进行了实验,结果表明本文方法可靠有效。

关键词: 脊波变换; 频率 B 样条小波; 尺度不变性; 旋转不变性; 场景分类

Scale and rotation invariant feature extraction method based on color image and its applications

Han Guang, Zhao Chunxia, Lu Jianfeng, Yuan Xia

(Computer Department, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094 China)

Abstract: A scale and rotation invariant feature extraction method based on color images is proposed and been applied for the recognition of real-world scenes. Radon transform is firstly applied in the three component planes of the given color image and then the scale invariance operation is implemented in Radon transform coefficient matrixes. One-dimensional wavelet transform with the frequency B-spline wavelet is used in Radon transform coefficient matrix. The mean and variance are calculated in ridgelet coefficient matrix, and the relationship is extracted for all the frequency sub-bands under different color component plane using linear regression model. Finally rotation invariance operation is conducted for obtained features. Therefore, the proposed scale and rotation invariant features are acquired. The experimental results using the three databases show that the proposed method is reliable and efficient.

Keywords: ridgelet transform; frequency B-spline wavelet; scale invariance; rotation invariance; scene classification

0 引言

纹理分类在图像分析和分类中起着非常重要作

用。在采集图像的过程中,一般会涉及拍摄距离和角度的变化,这样会引起图像纹理尺度和方向的变化,例如,在智能机器人导航^[1]、图像检索^[2]等应用中。因此当分类这样的纹理图像时,提取具有尺度

收稿日期:2009-11-05;修回日期:2009-12-15

基金项目:国家自然科学基金项目(60705020,90820306)。

第一作者简介:韩光(1981—),男。南京理工大学计算机科学与技术学院博士研究生,主要研究方向为模式识别、图像处理、智能机器人等。E-mail:hanguang8848@163.com。

和旋转不变性特征是非常必要的。在文献中已经有很多关于尺度和旋转不变性的纹理特征提取方法被提出。Kashyap 和 Khotanzed^[3]提出的循环对称自回归模型就是第一次来解决尺度及旋转不变性问题的。Chen 等人^[4]采用子带分解和隐马尔可夫模型方法,通过监督学习以实现尺度和旋转不变性特征提取。Tao 等人^[5]提出了一种使用小波和分形技术的不变性特征提取方法。Manthalkar 等人^[6]通过结合小波分解的 LH 和 HL 波段来得到旋转不变性特征,却是以失去纹理方向信息为代价。Ojala 等人^[7-8]还使用了多分辨率的局部二值模式(LBP)用于旋转不变性纹理分类。另外,有两种图像变换 Log-polar 变换^[9]和 Radon 变换^[10]被用来将图像旋转转化为变换数据的循环平移,然后利用平移不变小波变换来提取旋转不变纹理特征。后来,Jafari-Khouzani 和 Soltanian-Zadeh 又使用 Radon 变换来评估纹理图像的主方向并且在那个方向上应用小波变换来提取旋转不变性纹理特征^[11]。

脊波(ridgelet)变换是最近才发展起来的一种信号表示方法^[12],脊波变换能够解决线奇异问题,因此相对于只能解决点奇异的小波变换来说是更好的特征提取工具。Chen 等人^[13]首先提出了一种利用脊波变换来提取不变性特征的方法,并且在字符和形状识别中表现良好。Huang 等人^[14]也提出了一种类似的特征提取方法。Pan 等人^[15]则提出了在脊波变换中使用频率 B 样条小波来提取旋转不变性特征的方法,在纹理分类实验中得到了较好的分类效果。

颜色信息对于图像分析来说是相当重要的,特别是当研究和处理真实世界的场景图像时,在上述文献中的各种方法大部分都是基于灰度图像提出的,从而忽略了颜色信息。对于彩色图像,除了在不同的颜色组成平面中提取的特征具有很好的性质外,对于不同的颜色组成平面之间的相同纹理结构也表现出一定的相互关联性,在文献[16-17]中可以看到,利用这些性质可以提取出分类性能很好的特征。另外,已有的基于脊波变换的旋转不变性纹理特征是经过 1 维小波变换后,在每个频率子波段中独立提取的,并没有考虑各频率子波段之间的相互关系,然而这种关系是确实存在的。Portilla 和 Simoncelli^[18]已经证明如果没有这些子波段间相互关系的知识,纹理的准确重构是不可能的。Wang 等人^[19]也将这种关系用于纹理分类,该方法是在小波

包变换中利用线性回归模型来评估子波段间的关系,并将回归模型的系数作为特征。Hiremath 等人^[20]则在小波变换后的图像中计算共生直方图来提取不同频率子波段之间的关系作为特征,并且在纹理分类和字符识别中表现良好。

基于以上分析可以看出,在不同颜色组成的平面之间以及在不同的频率子波段之间存在一定的相互依赖关系属性,那么如何将这些关系属性有效地提取出来是关键,这里采用了线性回归模型来提取上述的关系属性特征。本文在 Pan 方法^[15]的基础上,通过加入关系特征对其进行改进,提出一种新的基于脊波变换的尺度和旋转不变性特征提取方法,并且在真实的场景识别中进行了应用。实验表明,本文方法可靠有效。

1 脊波变换

脊波变换已经被广泛地应用在图像处理中^[12]。对于 $\forall a > 0, b \in \mathbf{R}$, 且 $\theta \in [0, 2\pi)$, 则脊波 $\psi_{a,b,\theta}(x) : \mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{R}$ 被定义为

$$\psi_{a,b,\theta}(x) = a^{-1/2} \cdot \psi((x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta - b)/a) \quad (1)$$

式中, $\psi(\cdot)$ 是一个脊波函数。一个脊波沿直线 $x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta = C$ 是常数。脊波的横截面方向是一个小波。假设给定一幅图像 $f(x_1, x_2)$, 可以定义其脊波系数为

$$R(a, b, \theta) = \int \psi_{a,b,\theta} f(x_1, x_2) dx_1 dx_2 \quad (2)$$

脊波变换可以用 Rodon 变换的形式来表示。一幅图像 $f(x_1, x_2)$ 的 Rodon 变换被定义为

$$RA(\theta, t) = \int f(x_1, x_2) \delta(x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta - t) dx_1 dx_2 \quad (3)$$

式中, δ 是指狄拉克分布, 所以脊波变换准确地说是在 Rodon 变换中的映射切片方向上进行 1 维小波变换, 其中角度变量 θ 是常数, t 是变化的。

脊波与小波在一定意义上是不同的, 脊波存在非常好的方向选择性并且是各向异性。一个快速的脊波变换可以在傅里叶域中完成。首先 2 维傅里叶变换被计算, 接着沿直线进行插值运算, 这等同于选择映射切片的方向数。每一条线都通过 2 维频率空间的中心, 并且插值点的数目与每个映射上射线的数目相同。沿着每个插值射线进行 1 维逆傅里叶变换, 即可得到脊波变换系数。上述过程可由图 1 所示。

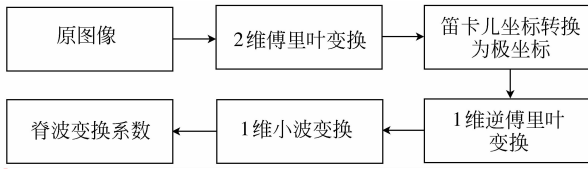


图 1 脊波变换流程图

Fig.1 Ridgelet transform flow chart

2 频率 B 样条小波

在频率域中定义的频率 B 样条小波是以一个理想的中心频率 f_c 和带宽 f_b 为条件的紧支撑集频率间隔。这些小波是由一组完整的以整数阶参数 m 为指数的有效分析小波所组成。如果 $m = 1$, 那么频率 B 样条小波就是香农小波。

假设函数 $\theta_m(t)$ 被定义为

$$\theta_m(t) = \left(\frac{\sin \pi t}{\pi t} \right)^m \quad m = 1, 2, 3, \dots \quad (4)$$

在频率域中, 这就等同于

$$\hat{\theta}_m(t) = \underbrace{1_{[-1/2, 1/2]} * 1_{[-1/2, 1/2]} * \dots * 1_{[-1/2, 1/2]}}_{m \text{ 次}} \quad (5)$$

式中, $1_{[-1/2, 1/2]}$ 是间隔 $[-1/2, 1/2]$ 的指示函数。

这时在频率域间隔 $(f_c - f_b/2, f_c + f_b/2)$ 中, 频率 B 样条小波通过 $\hat{\theta}_m$ 的平移和扩张被定义为

$$\hat{g}_m = \tau_{f_c} D_{mf_b^{-1}} \hat{\theta}_m \quad (6)$$

式中, τ_α 代表 α 平移的符号, D_α 代表 α 的扩张的符号。

对 \hat{g}_m 进行逆傅里叶变换为

$$g_m(t) = (f_b/m)^{(1/2-m)} e^{i2\pi f_c t} \left(\frac{\sin\left(\frac{\pi f_b t}{m}\right)}{\pi t} \right)^m \quad (7)$$

关于频率 B 样条小波更多的属性可参看文献[21]。图 2 为使用参数 $\gamma_c = 0.256$ 和 $\gamma_b = 0.512$ 时在时域(实部)和频域中的一个 3 阶频率 B 样条小波。本文使用了 3 个频率 B 样条小波的实部进行变换, 其参数如下: $\gamma_c^1 = 0.256, \gamma_b^1 = 0.512, \gamma_c^2 = 0.768, \gamma_b^2 = 1.024, \gamma_c^3 = 1.28, \gamma_b^3 = 1.537$ (从文献[15]使用的参数中挑选的)。

3 尺度不变性处理

假设给定一幅 $N \times N$ 的纹理图像, 首先对该图

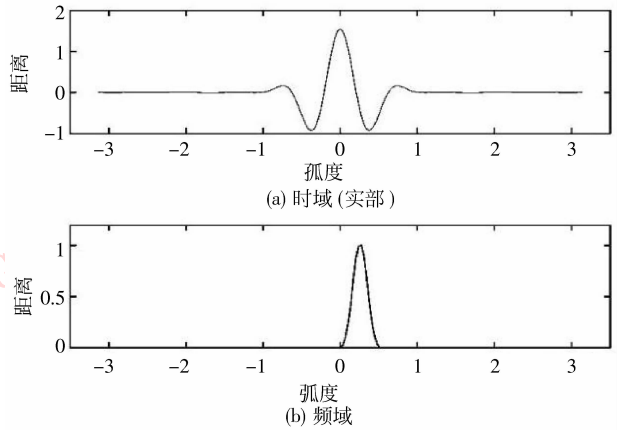


图 2 使用参数 $\gamma_c = 0.256$ 和 $\gamma_b = 0.512$ 时在时域(实部)和频域中的频率 B 样条小波

Fig.2 Frequency B-spline wavelet in time (real part) and frequency domain with $\gamma_c = 0.256$ and $\gamma_b = 0.512$

像进行 2 维傅里叶变换, 然后在变换后的图像中央选择一个圆盘区域, 并在方向 $[0^\circ, 180^\circ]$ 内等间隔角度进行频率抽样, 从而得到映射切片。根据文献[10], 映射切片的总数在 $(\pi/2)N \sim \pi N$ 时, 可产生较好的分类结果, 这里选择映射切片的总数为 $2N$, 即频率抽样的间隔角度为 $180^\circ/(2N)$ 。经过上述 Radon 变换后, 得到 $N \times 2N$ Radon 变换系数矩阵。因为不同尺度下的相同类型纹理具有不同的可视化内容, 采用对数函数进行处理, 可以减小因尺度变化带来的可视化内容变化的影响^[9], 所以将对数函数应用在 Radon 变换系数矩阵的所有映射切片上, 具体计算公式定义如下:

$$LG_Radon(i, j) = Radon\left(\left[\frac{\log_2(i+2)}{\log_2(N+2)} \cdot \frac{1}{N} \right], j\right) \quad (8)$$

式中, $i = 0, \dots, N-1; j = 0, \dots, 2N-1$ 。然后再在经过上述变换后的 Radon 变换系数矩阵的每个映射切片上应用 1 维小波变换, 即可得到脊波变换系数矩阵。从脊波变换系数矩阵可以看出, 给定图像的尺度及旋转变换将会导致在每个矩阵中列指数的循环平移。

4 不同频率子波段间的关系特征提取

当研究和处理真实世界的场景图像时, 颜色信息对于图像分析来说是相当重要的, 已有的各种尺度和旋转不变性方法都是基于灰度图像提出的, 从而忽略了颜色信息。对于彩色图像, 除了在不同的

颜色组成平面中提取的特征具有很好的性质外,对于不同的颜色组成平面之间的相同纹理结构也表现出一定的相互关联性,在文献[16-17]中可以看到,利用这些性质可以提取出分类性能很好的特征。另外,已有的基于脊波变换的尺度及旋转不变性特征是经过 1 维小波变换后,在每个频率子波段中独立提取的,并没有考虑各频率子波段之间的相互关系,然而这种关系是确实存在的^[18-20]。基于以上分析可以看出,在不同的颜色组成平面之间以及在不同的频率子波段之间存在一定的相互依赖的关系属性,那么如何将这些关系属性有效地提取出来是关键。为此,本文提出了一种能够用于提取在不同的颜色组成平面上进行脊波变换后所得到的频率子波段间的关系属性方法。该方法具体如下:对于一幅彩色图像,通过脊波变换得到脊波变换系数矩阵,该矩阵的列坐标是采样方向 θ ,行坐标是频率系数长度。一般的不变性特征提取方法仅是在灰度图像上进行脊波变换后,将整个映射切片分成几组,然后在每组中的每个频率通道中计算均值和方差作为特征,这种方法忽略了不同的颜色组成平面之间以及在不同的频率子波段之间的相互关系。下面将给出一种计算这种关系特征的方法:

在脊波变换中,由于是使用了 3 个频率 B 样条小波,因此可以得到 3 个波段的频率系数。对应 3 个颜色组成平面(这里使用了 RGB 颜色空间),共可以得到 9 个频率系数矩阵,如图 3 所示,这也是最后的脊波变换系数矩阵。将每个频率系数矩阵中的 $2N$ 列映射切片平分分成 M 组,每组中包含 m 列映射切片,每个映射切片的长度是 N 。将每组中同一频率波段中的映射切片放到一列中,然后再按图 3 中的序号将所有频率系数矩阵中对应的相同分组所得

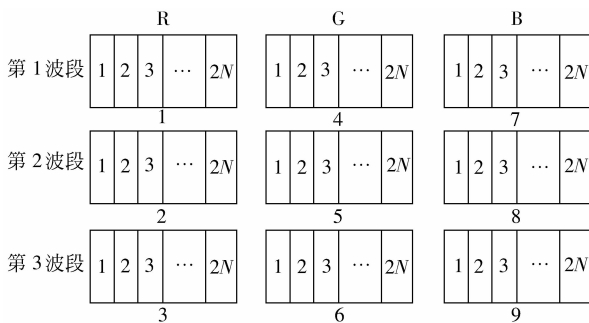


图 3 脊波变换后的 9 组频率系数矩阵
Fig. 3 Nine frequency coefficient matrixes after ridgelet transform

到的列并排放置到一起,这样就得到一个大的合成矩阵 $HM_{j \times k}$,如图 4 所示,其中, j 表示合成矩阵 $HM_{j \times k}$ 的行坐标, $j \in \mathbf{Z}$,且 $1 \leq j \leq m \times N$, k 表示合成矩阵 $HM_{j \times k}$ 的列坐标, $k \in \mathbf{Z}$,且 $1 \leq k \leq 3 \times 3$ 。由 $HM_{j \times k}$ 可以计算出协方差矩阵 $CM_{k \times k}$,其中, cm_{st} ($1 \leq s, t \leq 9$) 表示频率波段 s 与频率波段 t 之间的关系,并用关系系数 ρ 来描述两个频率波段之间关系大小。为了减少特征维数,仅仅对应协方差最大的两个频率子波段之间的关系特征被计算。对应 $CM_{k \times k}$ 中最大 ρ 值的两个频率波段将采用线性回归模型来分析它们之间的关系。从合成矩阵 $HM_{j \times k}$ 中取出对应两个频率波段中的频率系数并且考虑将这些频率系数值作为随机数据 $(x_1, y_1)^T, (x_2, y_2)^T, \dots, (x_n, y_n)^T$, 变量 X, Y 分别对应两个频率通道的频率系数值。斜率 k 和偏移量 h 通过最小二乘法计算得到

$$k = \frac{m \sum_{i=1}^m x_i y_i - \sum_{i=1}^m x_i \sum_{i=1}^m y_i}{m \sum_{i=1}^m x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^m x_i \right)^2} \quad (9)$$

$$h = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y_i - \frac{k}{m} \sum_{i=1}^m x_i \quad (10)$$

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
m	m	m	m	m	m	m	m	m	m

图 4 合成矩阵 $HM_{j \times k}$

Fig. 4 Composite matrix $HM_{j \times k}$

上述算法可总结如下:

- 1) 对给定彩色图像的 3 个组成平面分别进行脊波变换,可得到 9 个频率系数矩阵;
- 2) 将每个频率系数矩阵按列平分分成 M 组,每组包含 m 列;
- 3) 将每组中同一频率波段中映射切片放到一列中,然后将所有频率系数矩阵中对应的相同分组所得到的列按顺序并排放置在一起,从而得到一个大的合成矩阵 $HM_{j \times k}$;
- 4) 由 $HM_{j \times k}$ 计算出协方差矩阵 $CM_{k \times k}$;
- 5) 对应 $CM_{k \times k}$ 中最大 ρ 值的两个频率子波段,由式(9)(10)计算相应的关系特征 k, h 。

由上述算法所得到的关系特征,不仅仅是考虑了对同一颜色组成平面内进行脊波变换之后各频率子波段之间的关系属性,而且是将 3 个颜色组成平面作为一个整体,考虑了由上述各颜色组成平面所得到的所有频率子波段中关系最大的两个子波段,这样所得到的关系特征就具有了在不同的颜色组成平面下所有频率子波段之间的关系属性,因而所得到的特征性能更好。

5 尺度和旋转不变性特征提取方法

尺度和旋转不变性特征提取方法的具体过程如下:

1) 对给定彩色图像的 3 个组成平面分别进行 Radon 变换,得到 3 个 Radon 变换系数矩阵。

2) 对得到 3 个 Radon 变换系数矩阵分别进行尺度不变性处理,详细过程见第 3 节。

3) 对经过尺度不变性处理后的 3 个 Radon 变换系数矩阵分别用频率 B 样条小波进行 1 维小波变换,得到脊波变换系数矩阵,共包含 9 个频率系数矩阵。

4) 将所有频率系数矩阵中的列平分成 M 组。在每组频率系数中,分别计算均值 μ 和方差 σ^2 。

5) 按第 4 节中的方法计算不同的颜色组成平面下所有频率子波段之间的关系特征 k, h 。

6) 在特征矢量 μ 中应用 1 维离散傅里叶变换,最显著的傅里叶系数振幅被选出作为特征。相同的过程也被应用在 σ^2, k 及 h 中。因为 1 维离散傅里叶系数的振幅是具有平移不变性的^[14],因此这里所提取的特征是尺度和旋转不变性特征。

通过上述算法即可得到本文所提出的基于彩色图像的尺度和旋转不变性特征,该特征不仅考虑了不同的颜色组成平面下所有的频率波段本身,而且还利用线性回归模型方法分析了不同的颜色组成平面下所有频率子波段之间的关系,因此可认为本文提出的特征提取方法是一种有用的多分辨率方法。

6 实验分析

6.1 颜色纹理数据库

实验一使用了以下两个数据库来评估本文算法的性能,一个数据库是来自麻省理工学院的视觉纹理数据库(VisTex),另一个是南京理工大学智能机

器人课题组所采集的户外环境数据库。同时将本文提出的算法与 Pun 的方法^[9]、Pan 的方法^[15]以及 Ojala 和 Mäenpää 的 LBP 特征提取法^[7-8](以下简称为 Gray LBP 和 Color LBP)进行了实验对比。其中, Pun 和 Pan 的特征提取方法都是在彩色图像上进行的。该实验使用了 KNN 分类器用于颜色纹理分类, k 值被分别设置为 1、3、5、7 和 9。

数据集 1 和 2 是从 VisTex 数据库中随机挑选的 30 幅颜色纹理图像创建而成的,其大小为 512×512 ,如图 5(a)所示。每幅图像都被分割成 64 个无重叠的大小为 64×64 的子图像,这样可得到 1 920 (30×64) 幅子图像用做数据集 1 和 2 的训练集。将每幅图像按一定角度旋转,旋转角度为 $10^\circ \sim 160^\circ$,间隔 10° ,然后在每个旋转图像的中心区域分割出 16 幅无重叠的 64×64 的子图像,这样可得到 7 680 ($30 \times 16 \times 16$) 幅子图像用作数据集 1 的测试集。将每幅图像按照 0.6、0.8、1.2、1.4 的尺度进行缩放,同样在每个缩放图像的中心区域分割出 16 幅无重叠的 64×64 的子图像,可得到 1 920 ($30 \times 4 \times 16$) 幅子图像用作数据集 2 的测试集。

数据集 3 和 4 是从户外环境数据库中挑选的 30 幅彩色图像,其大小为 480×480 ,如图 5(b)所示,这些图像是在真实世界中的不同自然场景下采集的。采集过程是实验者手持数码相机在每个场景上方一定距离处,将相机镜头的光轴与场景面保持粗略垂直的条件下进行采集的。训练集和测试集的创建方法与创建数据集 1 和 2 的方法一样,不同的是子图像的大小为 30×30 。这样共有 7 680 (30×256) 幅子图像用作数据集 3 和 4 的训练集。数据集 3 的测试集包含 30 720 ($30 \times 16 \times 64$) 幅子图像;而数据集 4 的测试集包含 7 680 ($30 \times 4 \times 64$) 幅子图像。数据集 1 和 3 是测试旋转不变性的数据集,数据集 2 和 4 是测试尺度不变性的数据集。



(a) VisTex 图像

(b) 户外环境图像

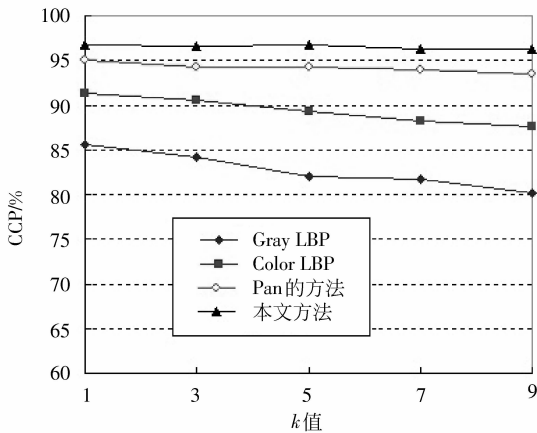
图 5 实验 1 中所使用的彩色图像

Fig. 5 The color image used in experiment 1

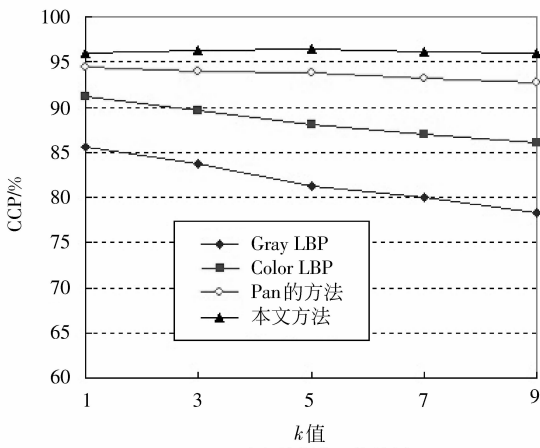
由图 6 可见,使用本文方法和 Pan 的方法时,分类正确率 (CCP) 随 k 值的增加没有明显的变化,而使用 Gray LBP 和 Color LBP 特征时,CCP 有小幅下降。对于同一 k 值,使用 Gray LBP 特征时的 CCP 相对较差,而使用 Color LBP 的 CCP 要高于使用 Gray LBP 的结果,这是因为 Color LBP 特征包含了颜色信息,但与使用 Pan 方法相比,CCP 仍明显低于后者。这说明在彩色图像中使用 Pan 的方法提取的特征是一种较好的旋转不变性特征。而本文在彩色图像中使用 Pan 方法的基础上,还考虑了不同的颜色组成平面之间以及不同的频率波段之间的关系属性,从结果来看,使用本文的方法所得到的 CCP 高于 Pan 方法,这说明本文所提出的在不同的颜色组成平面之间以及不同的频率波段之间提取关系特征的方法是有效的。从图 6 中可看到,对于不同的实验数据集,使用本文方法所得到结果都较好,差别也不大,只是图 6(a) 的结果要稍好于图 6(b),这也从侧面

反映了所选取的子图像的尺寸大小是合适的。从以上可知,本文所提出的特征具有较好的旋转不变性。

由图 7 可见,使用本文方法和 Pun 的方法时,CCP 在两个数据集上随 k 的增加也无明显的变化。对于同一 k 值和数据集时,使用本文方法的 CCP 要高于 Pun 的方法,这说明在 Radon 变换系数矩阵上采用对数函数来提取尺度不变性特征的方法要好于 Pun 的方法。另外,对应数据集 2,使用上述两种方法的结果也分别好于对应数据集 4 时的结果,这说明数据集 4 中的图像在尺度发生变化时,其图像纹理内容的变化对尺度不变性特征提取的影响要大于数据集 2,造成这样的原因,可能与图像的分辨率以及子图像的尺寸大小有关。



(a) 对应数据集 1 的结果



(b) 对应数据集 3 的结果

图 6 对应不同 k 值时,使用不同方法的 CCP 对比
Fig. 6 CCP comparison using different methods for different k value

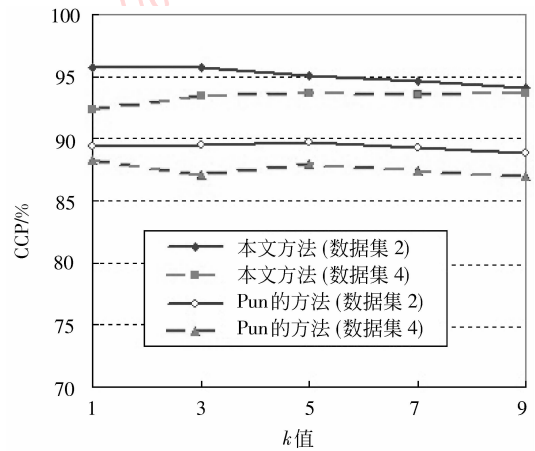


图 7 对应不同 k 值时,使用不同方法的 CCP 对比
Fig. 7 CCP comparison using different methods for different k value

6.2 自然场景数据库

实验 2 是在 Outex 数据库的自然场景测试集 (natural scene test suites) 里选择 ID 为 Outex_NS_00001 的子测试集中进行的,这个子测试集共有 22 幅图像,图像大小为 $2\ 272 \times 1\ 704$ 。这些图像中的一半用于训练,另一半用于测试。用于训练的图像是从 22 幅图像中交替选出的。该实验中有 4 种场景类被定义:草地类、道路类、天空类和树木类。根据 Pietikäinen 等人^[22]的方法,从训练和测试图像中手动标记真实的单一地形区域,然后在这些区域中像素被分类以考察算法的性能。

由图 8 可见,对应不同的场景类时,使用不同方法的 CCP 差别是不一样的。其中,1 表示草地类,2 表示道路类,3 表示天空类,4 表示树木类,5 对应上述 CCP 结果的平均值。对应草地类和道路类时,本

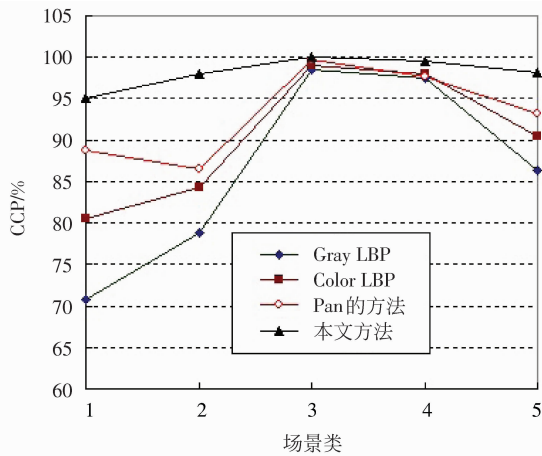


图 8 对应不同的场景类时,使用不同方法的 CCP 对比

Fig. 8 CCP comparison using different methods for different scene classes

文方法的分类效果要远好于其他 3 种方法,原因在于使用本文方法考虑了颜色信息以及在 3 个颜色组成平面下不同频率波段之间的关系属性,使其具有较强的抗阴影等噪声能力;而对应天空和树木类时,4 种方法的分类结果差别不大,但使用本文方法仍好于其他 3 种方法。从平均 CCP 来看,使用本文方法的 CCP 是较高的,而使用 Gray LBP 特征时相对较差,使用 Pan 方法和 Color LBP 特征的 CCP 居于中间,并且前者好于后者。从图 9 中的真实世界的场景识别结果来看,更加验证了上述分析。在图 9(b)中,使用 Gray LBP 特征的分类结果较差,由于受到阴影等因素的影响,道路和草地混淆在一起,分不清基本的路面轮廓。同时有一部分草地被分成了树木;在图 9(c)中,分类效果有了一定的改善,草地分成道路的情况大幅减少,但是道路和草地之间的界限仍然不清晰;在图 9(d)中,分类效果有了较好的改善,但在阴影下的一部分道路还是被分成了草地,并且草地的一小部分分成了树木;图 9(e)中,道路和草地之间的界限非常清晰,错分的情况明显减少,相对于上面 3 种方法的结果,使用本文方法可以取得更好的分类效果。

单独使用脊波变换进行特征提取的时间复杂度是较高的,因为脊波变换中使用了 Rodon 变换,例如文献[9, 15]中所提出的方法。本文方法是在 Pan 方法^[15]的基础上进行了改进,增加了尺度不变性处理以及不同频率子波段之间的关系特征提取,而这两部分与脊波变换的时间复杂度相比可以忽略不



图 9 使用不同方法时的场景识别结果

Fig. 9 Scene recognition results using different methods

计,因而本文方法的时间复杂度与文献[15]相当,并且为了减少耗时,我们还减少了子图像边界 N 的大小和 Rodon 变换后 1 维小波变换的数目。即使是增加了这些减少耗时的措施,本文方法的计算复杂度也仍然要高于 LBP 特征。在实验过程中我们也发现使用本文方法的运行时间要高于 LBP 特征。鉴于本文方法的分类效果要明显好于 LBP 特征,研究快速算法使其在实际的应用系统中提高分类速度,将是本文进一步的研究方向。

7 结 论

提出一种面向彩色图像的尺度和旋转不变性特征提取方法,并且在真实的场景识别中进行了应用。该方法的特点是在 Pan 方法^[15]的基础上,对应彩色图像,增加了尺度不变性处理,同时还考虑了在不同的颜色组成平面之间以及在不同的频率子波段之间的关系属性。将本文所提出方法与最近才发展起来的用于尺度和旋转不变性分类的方法进行了对比实验,结果表明,无论是在标准的数据库还是在真实的场景数据集上,本文方法都能够取得更好的分类结

果。然而本方法采用 Radon 变换,因此在一定程度上较为耗时,如何研究快速算法使其在实际的应用系统中提高分类速度,将是本文进一步的研究方向。

参考文献 (References)

- [1] Manduchi R, Castano A, Talukder A, et al. Obstacle detection and terrain classification for autonomous off-road navigation [J]. *Autonomous Robots*, 2005, 18: 81-102.
- [2] An Zhiyong, Cui Jiangtao, Zeng Zhiyong, et al. Image retrieval based on Radon and wavelet transform [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2008, 27(2): 147-151. [安志勇, 崔江涛, 曾智勇, 等. 基于 Radon 和小波变换的图像检索[J]. *红外与毫米波学报*, 2008, 27(2): 147-151.]
- [3] Kashyap R L, Khotanzed A. A model-based method for rotation invariant texture classification [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, 8(4): 472-481.
- [4] Chen J, Kundu A. Rotation and gray scale transform invariant texture identification using wavelet decomposition and HMM [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994, 16(2): 208-214.
- [5] Tao Y, Lam E C M, Tang Y Y. Feature extraction using wavelet and fractal [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2001, 22(3-4): 271-287.
- [6] Manthalkar R, Biswas P K, Chatterji B N. Rotation and scale invariant texture features using discrete wavelet packet transform [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24: 2455-2462.
- [7] Ojala T, Pietikäinen M, Mäenpää T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971-987.
- [8] Mäenpää T, Pietikäinen M. Texture Analysis with Local Binary Patterns [M]//Chen C H, Wang P S P. *Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*; 3rd ed. World Scientific, 2005:197-216.
- [9] Pun C M, Lee M C. Log-polar wavelet energy signatures for rotation and scale invariant texture classification [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(5): 590-603.
- [10] Jafari-Khouzani K, Soltanian-Zadeh H. Rotation invariant multi-resolution texture analysis using radon and wavelet transforms [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(6): 783-795.
- [11] Jafari-Khouzani K, Soltanian-Zadeh H. Radon transform orientation estimation for rotation invariant texture analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(6): 1004-1008.
- [12] Candes E J, Donoho D L. Ridgelets: a key to higherdimensional intermittency [J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London, Series A*, 1999, 357(1760): 2495-2509.
- [13] Chen G Y, Bui T D, Krzyzak A. Rotation invariant pattern recognition using ridgelet, wavelet cycle-spinning, and Fourier features [J]. *Pattern Recognition*, 2005, 38(12): 2314-2322.
- [14] Huang K, Aviyente S. Rotation invariant texture classification with ridgelet transform and Fourier transform[C]// *Proceeding of IEEE International Conference on Image Processing*. Atlanta, GA: IEEE, 2006: 2141-2144.
- [15] Pan W, Bui T D, Suen C Y. Rotation invariant texture classification by ridgelet transform and frequency-orientation space decomposition [J]. *Signal Processing*, 2008, 88: 189-199.
- [16] Xu Q, Yang J, Ding S Y. Color texture analysis using the wavelet-based hidden Markov model [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, 26: 1710-1719.
- [17] Liu Z M, Liu C J. Fusion of the complementary discrete cosine features in the YIQ color space for face recognition [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 111: 249-262.
- [18] Portilla J, Simoncelli P E. A parametric texture model based on joint statistics of complex wavelet coefficients [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2000, 40(1): 49-70.
- [19] Wang Z Z, Yong J H. Texture analysis and classification with linear regression model based on wavelet transform [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(8): 1421-1430.
- [20] Hiremath P S, Shivashankar S. Wavelet based co-occurrence histogram features for texture classification with an application to script identification in a document image [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, 29: 1182-1189.
- [21] Teolis A. *Computational Signal Processing with Wavelet* [M]. Birkhauser: Barel, 1998.
- [22] Pietikäinen M, Nurmela T, Mäenpää T, et al. View-based recognition of real-world textures [J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(2): 313-323.