

·信号与信息处理·

## 基于LBP的多光谱图像纹理特征提取方法

刘松涛<sup>1</sup>, 马新星<sup>2</sup>, 李 剑<sup>3</sup>

(1. 海军大连舰艇学院, 辽宁 大连 116018; 2. 海军航空工程学院, 山东 烟台 264001; 3. 海军指挥学院, 江苏 南京 210016)

**摘要:** 多光谱图像特征提取的好坏直接关系到目标识别算法的复杂程度, 也影响着最终目标识别的性能。研究了经典的局部二元模式(local binary pattern, LBP)特征提取方法, 并引入了几种新的LBP特征, 包括: 方向LBP特征描述子、自适应LBP特征描述子和方向自适应特征描述子, 应用于多光谱图像纹理特征提取。实验结果表明, LBP特征描述子及其改进方法都非常适合于多光谱图像的纹理特征提取。

**关键词:** 多光谱图像; 特征提取; 局部二元模式

中图分类号: O657.3

文献标识码: A

文章编号: 1673-1255(2013)-05-0036-05

## Texture Feature Extraction Method of Multi-spectral Image Based on Local Binary Pattern

LIU Song-tao<sup>1</sup>, MA Xin-xing<sup>2</sup>, LI Jian<sup>3</sup>

(1. Dalian Naval Vessel Academy, Dalian 116018, China; 2. Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China; 3. Naval Command College, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** The result of feature extraction on multi-spectral image is directly related to the complex degree of target recognition algorithm. And the performance of final target recognition is also influenced. The traditional local binary pattern (LBP) feature extraction method is researched. And several new LBP feature such as directional LBP feature describer, adaptive LBP feature describer and directional adaptive feature describer are introduced. And they are applied to texture features extraction of multi-spectral images. Experimental results show that LBP feature describer and its improvement methods are very suitable for extracting the texture features of multi-spectral images.

**Key words:** multi-spectral image; feature extraction; local binary pattern (LBP)

多光谱(可见光、中波/长波红外)图像中可见光图像分辨率高, 目标边缘明显, 对比度清晰, 但是只能在白天、顺光、能见度好的条件下获取, 而中波/长波红外图像可全天候获取, 目标特征明显, 但是目标与背景对比度低, 边缘模糊, 噪声较大。因此, 研究合适的特征提取方法可以准确地描述可见光和中波/长波红外图像目标的本质特征, 然后通过特征融合技术来提高多光谱图像目标的识别能力。

常见的图像特征包括: 灰度特征、几何特征、轮

廓特征、代数特征和纹理特征<sup>[1]</sup>等。文中主要研究纹理特征提取方法。当前比较流行的纹理特征提取方法中, 一方面根据新的理论工具从频域提取纹理特征, 包括: 多通道 Gabor 滤波器、小波理论等; 另一方面, 从空域继续挖掘新的统计特征, 比如: 局部二元模式(local binary pattern, LBP)。LBP 算子是一种有效的纹理描述算子, 它具有旋转不变性和灰度不变性等显著优点。在近 10 年的时间内, LBP 算子已经广泛地应用于纹理分类、图像检索、人脸图像分析等

收稿日期: 2013-07-09

基金项目: 水下测控技术国家级重点实验室基金(9140C2603051003)资助

作者简介: 刘松涛(1978-), 男, 河南孟津人, 博士后, 副教授, 硕士研究生导师, 主要从事图像处理、光电探测等研究工作。

领域。Ahonen等<sup>[2]</sup>最初将LBP算子引入人脸识别,它首先计算图像中每个像素与其局部邻域点在灰度上的二值关系;然后,对二值关系按一定规则加权形成局部二元模式;最后,采用多区域直方图序列作为图像的特征描述。在此基础上,Ahonen等又对该方法进行了改进<sup>[3]</sup>,对各个图像子块根据其重要程度进行加权。该方法在FERET人脸图像数据库上取得了较好的识别性能,但直接在灰度图像上计算LBP特征会引入大量噪声信息,且只采用一种LBP算子所提取的特征有限。针对直接在原始灰度图像上运用LBP算子存在以下问题:(1)由于LBP算子采用像素间灰度值比较的方式确定其二值关系,二元模式的最终取值易受噪声影响;(2)特定尺寸的LBP算子只能提取固定尺寸范围内的纹理信息,特征提取能力有限。文献[4]结合小波分解在不同尺度下运用LBP算子计算图像的LBP特征谱。该方法具有以下优点:(1)小波分解可以看作是一个滤波过程,能够有效克服噪声的影响;(2)在不同尺度的逼近图像上提取到不同尺度的特征,增强了LBP算子的特征提取能力。考虑到现有局部二元模式算子的直方图维数过长、鉴别力不高、对噪声反应敏感等问题,文献[5]提出中心化二元模式(CBP)算子,其优点在于:(1)通过比较邻域中近邻点对,大大降低了直方图维数;(2)考虑中心像素点的作用并赋予其最高权重,实现鉴别力的提高;(3)改变LBP算子的符号函数,明显减弱白噪声对图像的影响。

文中主要研究基于LBP的纹理特征提取方法,看其是否适用于多光谱图像特征提取。首先对基本的LBP特征描述子进行了介绍,然后引入几种新的LBP特征描述子<sup>[6]</sup>,包括:方向LBP特征描述子、自适应LBP特征描述子和方向自适应特征描述子,用于表征多光谱图像的纹理特征,并进行了分类实验。结果表明,LBP特征描述子及其改进方法都非常适合于多光谱图像的纹理特征提取。

## 1 LBP特征描述子

### 1.1 经典LBP特征描述子

传统的LBP可以表示为

$$LBP = \sum_{i=1}^8 s(g_i - g_0) * 2^{i-1} \quad (1)$$

其中,  $s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$ ,  $g_0$ ,  $g_i$  分别表示中心像素和

它的邻域像素。其计算包括三个步骤:(1)取原始图像中一个 $3 \times 3$ 邻域,根据中心像素的灰度值将其周围8个像素阈值化;(2)将阈值化后的值乘以对应权重值作为新的像素特征值;(3)用周围8个像素新的特征值的和作为中心像素的LBP值。

为了适应不同尺度的纹理特征,Ojala等<sup>[7]</sup>对传统的LBP算子进行了改进,称为扩展LBP算子,将 $3 \times 3$ 邻域扩展到任意邻域,并用圆形邻域代替了正方形邻域,采用双线性插值算法计算没有完全落在像素位置点的灰度值。此外,改进后的LBP算子允许在半径为 $R$ 的圆形邻域内有任意多个像素点。注意到随着采样点数的增加,二进制模式的种类会急剧增加。Ojala等<sup>[7]</sup>还利用所谓的“等价模式类”对LBP进行了改进。等价模式类之外都归为另一类,称为混合模式类。通过这样的改进,局部二元模式的种类大大减少。等价模式类占总模式中绝大多数,利用这些等价模式类和混合模式类的直方图,可提取更能代表图像本质特性的特征。具体来说,给定图像中心像素,扩展LBP算子中,通过比较中心值和其邻域值可以计算一个模式码

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) * 2^p \quad (2)$$

其中,  $s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$ ,  $g_c$  是中心像素灰度值,  $g_p$  是邻域值,  $P$  是邻域像素数,  $R$  是邻域半径。假定  $g_c$  的坐标是  $(0,0)$ , 然后,  $g_p$  的坐标可以通过  $(R \cos(2\pi p/P), R \sin(2\pi p/P))$  得到,而不在中心网格的邻域灰度值可以通过插值方法得到。

LBP模式的U值定义为模式中空间转换个数(0~1变化次数)

$$U(LBP_{P,R}) = |s(g_{p-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{p=1}^{P-1} |s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)| \quad (3)$$

一致LBP模式是指在圆形二值表示过程中该模式有有限的转化次数或不连续性( $U \leq 2$ )。已证明,只有这些一致模式是局部图像纹理的基本模式。为了实现旋转不变性,定义局部旋转不变模式为

$$LBP_{P,R}^{riu2} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) & U(LBP_{P,R}) \leq 2 \\ P+1 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $LBP_{P,R}^{riu2}$  表示LBP算子,下标表示该算子的尺度为  $(P, R)$ ,而上标  $riu2$  则说明该算子是均匀旋转模式并且将其余所有模式都用一个值来表示。

当计算得到每个像素的LBP模式码后,可以建立一个直方图来表示整个图像。样本和模式直方图的相似性是一个拟合测试,可以用一个非参数统计测试来实现。主要有三种直方图的相似性度量:直方图相交、LOG概率统计和卡方概率统计,具体度量方式如下。

$$(1) \text{直方图相交: } D(S, M) = \sum \min(S_i, M_i)$$

$$(2) \text{LOG 概率统计: } L(S, M) = \sum S_i \log M_i$$

(3)卡方概率统计:

$$\chi^2(S, M) = \sum (S_i - M_i)^2 / (S_i + M_i)$$

实验证明,卡方距离和最近距离分类器在纹理分类中显示了良好的性能<sup>[8]</sup>。因此,文中采用卡方距离和最近距离分类器进行相似性度量和分类实验。

## 1.2 方向LBP特征描述子

经典LBP特征描述子中忽略了方向统计信息,不能应对旋转不变纹理分类。考虑到LBP不能完全表示图像的局部空间结构,学者们提出将对比度(局部图像方差)和LBP结合,形成一个联合分布<sup>[7]</sup>。然而,对比度存在两个主要限制:一是各向同性测量,而纹理图像具有明确的方向,因此,对比度不能抓住这些信息;二是结合LBP时对比度需要一个量化程序。当训练样本数较少时,这种量化步骤不能有效地抓住特征空间。将一些方向统计特征,具体为局部绝对差的均值和标准差提取出来,用于改善LBP的分类效率,新的描述子称为方向LBP特征描述子。

给定一个中心像素  $g_c$ , 以及它的  $P$  个圆形, 均匀分布的空间邻域  $g_p$ ,  $p=0, 1, \dots, P-1$ 。在  $g_c$  和  $g_p$  之间差别的分布通常与  $p$  有关, 这也表示了不同的方向。可以计算  $|g_c - g_p|$  的均值和标准差, 公式如下

$$\mu_p = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M |g_c(i, j) - g_p(i, j)| \quad (5)$$

$$\sigma_p = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (|g_c(i, j) - g_p(i, j)| - \mu_p)^2} \quad (6)$$

假定纹理图像的尺寸为  $N \times M$ , 其中  $g_c(i, j)$  是在位置  $(i, j)$  的中心像素,  $g_p(i, j)$  是  $g_c(i, j)$  的邻域, 位于方向  $2\pi p/P$  和半径  $R$  处。明显,  $\mu_p$  和  $\sigma_p$  是  $|g_c - g_p|$  沿着方向  $2\pi p/P$  的一阶和二阶统计。用

$\vec{\mu} = [\mu_0, \mu_1, \dots, \mu_{P-1}]$  表示均值向量,  $\vec{\sigma} = [\sigma_0, \sigma_1, \dots, \sigma_{P-1}]$  表示标准差向量。方向统计特征  $\vec{\mu}$  和  $\vec{\sigma}$  携带了对纹理分类的有用信息。由于它们互补于LBP, 可以用来加权LBP的相似性计算。考虑到  $\vec{\mu}$  和  $\vec{\sigma}$  对方向变化不具有不变性, 可采取两个方法来获得旋转不变性: (1) 给定从两个图像计算的两个  $\vec{\mu}$  (或  $\vec{\sigma}$ ), 平移其中一个, 让两者距离最小; (2) 对每个向量找到一个主要方向, 将向量平移到这个主要方向。实验表明, 第二种方法和第一种方法的对齐性能相当, 但是计算量更小。

用  $\vec{\mu}_S$  和  $\vec{\sigma}_S$  表示图像  $S$  的方向统计特征向量,  $\vec{\mu}_T$  和  $\vec{\sigma}_T$  表示模板的向量。假定这两个向量已经用第二种方法对齐, 可将  $\vec{\mu}_S$  和  $\vec{\mu}_T$ ,  $\vec{\sigma}_S$  和  $\vec{\sigma}_T$  之间的归一化距离定义为

$$d_u = \sum_{p=0}^{P-1} |\vec{u}_S(p) - \vec{u}_T(p)| / (P * k_u) \quad (7)$$

$$d_\sigma = \sum_{p=0}^{P-1} |\vec{\sigma}_S(p) - \vec{\sigma}_T(p)| / (P * k_\sigma)$$

其中,  $k_u$  和  $k_\sigma$  是训练图像中  $\vec{\mu}$  和  $\vec{\sigma}$  的标准偏差值<sup>[9]</sup>。最终用  $d_u$  和  $d_\sigma$  来加权LBP的相似性, 形成方向特征描述子

$$D_{LBP}^F(S, T) = D_{LBP}(S, T) * (1 + c_1 - c_1 * \exp(-d_u/c_2)) * (1 + c_1 - c_1 * \exp(-d_\sigma/c_2)) \quad (8)$$

其中,  $D_{LBP}(S, T)$  是LBP直方图相似性,  $c_1$  和  $c_2$  是控制权重和衰减速度的参数。为了简化, 对两个特征使用相同的权重, 当然, 如果使用不同的权重, 可以得到更好的精度。

## 1.3 自适应LBP特征描述子

对大多数稳定的方向局部特征, 用最小方差估计自适应最小化局部差别, 称为自适应LBP, 它可以最小化沿着不同方向的方向差别。具体来说, 引入一个参数  $\omega_p$ , 让所有的方向差别  $|g_c - \omega_p * g_p|$  能被最小化。目标函数定义为

$$\omega_p = \arg \min_{\omega} \left\{ \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M |g_c(i, j) - \omega * g_p(i, j)|^2 \right\} \quad (9)$$

很明显, 最小平方估计可以用于优化该目标函数, 从而可用下式计算权重  $\omega_p$

$$\omega_p = \vec{g}_c^T \vec{g}_p / (\vec{g}_p^T \vec{g}_p) \quad (10)$$

其中,  $\vec{g}_c = [g_c(1, 1); g_c(1, 2); \dots; g_c(N, M)]$  是一个列

向量,包括了所有可能的  $g_c(i, j)$ ,  $\vec{g}_p = [g_p(1, 1); g_p(1, 2); \dots; g_p(N, M)]$  是包括所有  $g_p(i, j)$  的向量。

对整个图像,沿着方向  $2\pi p/P$  估计每个权重  $\omega_p$ ,最终自适应LBP特征描述子定义为

$$ALBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p * \omega_p - g_c) * 2^p \quad (11)$$

### 1.4 自适应方向LBP特征描述子

为了体现方向性,同时又自适应于局部图像变化,将自适应LBP和方向LBP结合,形成自适应方向LBP特征描述子。结合ALBP,式(5)和式(6)中的方向统计可以被计算为

$$\mu_p = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M |g_c(i, j) - g_p(i, j) * \omega_p| / (M * N) \quad (12)$$

$$\sigma_p = \sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (|g_c(i, j) - g_p(i, j) * \omega_p| - \mu_p)^2 / (M * N)} \quad (13)$$

现在有三个向量即:均值向量  $\vec{\mu}$ 、标准差向量  $\vec{\sigma}$  和权重向量  $\vec{\omega}$ ,都可以用于改善LBP的性能。让  $(\vec{\mu}_S, \vec{\sigma}_S, \vec{\omega}_S)$  为图像S的向量,  $(\vec{\mu}_T, \vec{\sigma}_T, \vec{\omega}_T)$  为图像T的向量。假定这些向量已经对齐,类似于式(7)中  $\vec{\mu}_S$  和  $\vec{\mu}_T$ ,  $\vec{\sigma}_S$  和  $\vec{\sigma}_T$  之间的归一化距离,可以计算  $\vec{\omega}_S$  和  $\vec{\omega}_T$  之间的归一化距离

$$d_\omega = \sum_{p=0}^{P-1} |\vec{\omega}_S(p) - \vec{\omega}_T(p)| / (P * k_\omega) \quad (14)$$

其中,  $k_\omega$  是训练图像中  $\vec{\omega}$  的标准偏差值。

最后,被方向统计特征加权的ALBP相似性定义如下

$$D_{ALBP}^F(S, T) = D_{ALBP}(S, T) * (1 + c_1 - c_1 * \exp(-d_u/c_2)) * (1 + c_1 - c_1 * \exp(-d_\sigma/c_2)) * (1 + c_1 - c_1 * \exp(-d_\omega/c_2)) \quad (15)$$

其中,  $D_{ALBP}(S, T)$  是ALBP直方图的相似性。

## 2 仿真实验

### 2.1 实验图像

实验用两组图像进行;第一组是舰船目标红外图像,每类5幅,共15幅,如图1所示。第二组是舰船目标可见光图像,也是每类5幅,共15幅,如图2所示。

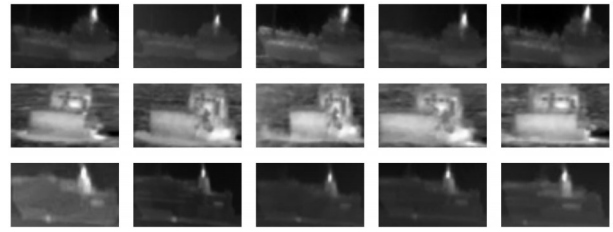


图1 舰船目标红外图像



图2 舰船目标可见光图像

需要说明的是,无论是舰船目标红外图像,还是舰船目标可见光图像,原始的15幅模板图像由于反应了不同目标的大小和姿态,模板图像大小并不一致。以每15幅图像中最小的图像宽和高为标准,对所有图像都进行了缩放。同时,为了降低光照变化的影响,把彩色图像转化为灰度图像<sup>[7]</sup>,并将灰度归一化为均值128,标准差20。

### 2.2 结果分析

实验对比的方法包括:经典LBP特征描述子中的扩展描述子(LBP),自适应LBP特征描述子(ALBP),方向LBP特征描述子(LBPF)和自适应方向LBP特征描述子(ALBPF)。实验过程中,将15幅舰船目标可见光图像和15幅舰船目标红外图像放在一起。每类图像为5个,前3个用于训练,后2个用于测试。分别用上述方法来提取训练图像和测试图像的纹理特征,分类方法为最近邻方法,最终分类识别率见表1。

表1 不同LBP特征的分类识别率

$P, R$	8,1	16,3	24,5
$LBP_{P,R}^{riu2}$	58.3	83.3	100
$ALBP_{P,R}^{riu2}$	75	83.3	66.7
$LBPF_{P,R}^{riu2}$	58.3	75	100
$ALBPF_{P,R}^{riu2}$	83.3	91.7	75.0

从表1可以看出,(1)方向统计特征对纹理分类非常有效。 $LBPF_{P,R}^{riu2}$  的改善效果不明显,但是



$ALBPF_{P,R}^{riu2}$  方案比  $ALBP_{P,R}^{riu2}$  有更好的结果;(2)自适应方案在邻域像素数较少(如8和16)时,对多光谱图像分类效果改善明显;(3)随着邻域像素数增加,自适应方案的分类性能先增加后降低,而非自适应方案的分类性能一直增加,并达到100%。可见,对经典LBP特征描述子,如果邻域变大,尽管计算量增加了,但是分类性能会非常好。具有较高鉴别力的纹理特征应具备两个特点:(1)比较容易区分不同纹理的类型;(2)计算纹理特征的窗口应该足够小,以适应较小的图像区域并且在区域边界上具有较小的错误识别率。因此,考虑计算时间和分类性能, $ALBPF_{P,R}^{riu2}$  可以最好的表示多光谱图像的纹理特征。

考虑到单独使用局部空间结构特征可能对纹理特征描述不完整,文中引入的三种方向统计特征:局部方向差别的均值和标准差,以及最小化局部差别的自适应系数,都较好地反映了纹理图像的方向特征,从而能够实现更好的多光谱图像分类。

### 3 结 论

考虑到LBP描述子不仅考虑到一对像素之间的关系,而且同时兼顾多对像素之间的关系,也就是抓住了某一像素与其邻域之间的关系。对基本的LBP特征描述子进行了介绍,并引入几种新的LBP特征描述子,包括:方向LBP特征描述子、自适应LBP特征描述子和方向自适应特征描述子,用于表征多光谱图像的纹理特征,并进行了分类实验。结果表明,LBP特征描述子及其改进方法都非常适合于多光谱图像的纹理特征提取,其中,考虑计算时间因素和分类性能,方向自适应特征描述子可以最好的表示纹理图像的特征。

实验中也发现,单独用纹理特征,由于没有完整

的描述目标特性,导致分类效果并没有完全正确,因此可以继续研究其他图像特征,如轮廓特征、代数特征等,最后将不同目标特征融合,优势互补,从而进一步提高分类识别率。

### 参考文献

- [1] 周晖. 纹理分割方法及其应用研究[D]. 长沙:国防科技大学, 2005.
- [2] T Ahonen, A Hadid, M Pietikainen. Face recognition with local binary patterns[A]. In Proceedings of 8th European Conference on Computer Vision, Prague, Czech, 2004: 469-481.
- [3] T Ahonen, A Hadid, M Pietikainen. Face description with local binary patterns: application to face recognition[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28 (12): 2037-2041.
- [4] 王玮, 黄非非, 李见为, 等. 使用多尺度LBP特征描述与识别人脸[J]. 光学精密工程, 2008, 16 (4): 696-705.
- [5] 付晓峰, 韦巍. 基于多尺度中心化二值模式的人脸表情识别[J]. 控制理论与应用, 2009, 26 (6): 629-633.
- [6] GUO Zhen-hua, ZHANG Lei, ZHANG Da-vid, et al. Rotation invariant texture classification using adaptive LBP with directional statistical features[A]. In Proceedings of 17th IEEE International Conference on Image Processing, China, 2010: 285-288.
- [7] T Ojala, M Pietikainen, T Maenpaa. Multiresolution gray scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24 (7): 971-987.
- [8] M Varma, A Zisserman. A statistical approach to texture classification from single images[J]. International Journal on Computer Vision, 2005, 62 (12): 61-81.
- [9] B S Manjunath, W Y Ma. Texture features for browsing and retrieval of image data[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18 (8): 837-842.

### 本 刊 声 明

《光电技术应用》期刊投稿电子信箱已变更为nl0e@vip.163.com,原投稿电子信箱neiet@jzptt.ln.cn已停止使用,请作者按新的电子信箱投稿。凡向期刊投稿的作者,请按照刊登论文的格式要求写稿,详见期刊网站www.gdjsyy.com,本刊拒绝一稿多投,敬请作者自觉遵守。