局部二值模式方法研究与展望

宋克臣 [1] 颜云辉 [1] 陈文辉 [1] 张 旭 [1]

摘 要 针对当前局部二值模式 (Local binary pattern, LBP) 方法表现出的理论和实际应用价值, 系统综述了在纹理分析和分类、人脸分析和识别以及其他检测与应用中的各种 LBP 方法. 首先, 简要概述了 LBP 方法的原理, 主要分析了 LBP 方法中的阈值操作并介绍了统一模式和旋转不变性模式. 其次, 分别对纹理分析和分类中的 LBP 方法、人脸分析和识别中的 LBP 方法以及其他检测与应用中的 LBP 方法等三个方面进行了详细的梳理和评述. 最后, 分析了 LBP 方法在应用中依旧存在的重要问题并指出了未来的研究方向.

关键词 局部二值模式, 特征提取, 纹理分析, 人脸分析, 目标检测

引用格式 宋克臣, 颜云辉, 陈文辉, 张旭. 局部二值模式方法研究与展望. 自动化学报, 2013, **39**(6): 730−744

DOI 10.3724/SP.J.1004.2013.00730

Research and Perspective on Local Binary Pattern

SONG Ke-Chen[1] YAN Yun-Hui[1] CHEN Wen-Hui[1] ZHANG Xu[1]

Abstract In view of the theoretical and practical value of local binary pattern (LBP), the various LBP methods in texture analysis and classification, face analysis and recognition, and other detection applications are reviewed. Firstly, the principle of LBP method is briefly discussed, which mainly analyses the threshold operation, the uniform pattern and rotation invariant pattern in LBP method. Secondly, the texture analysis and classification of the LBP method, face analysis and recognition of the LBP method and other detection applications of the LBP method are particular combed and commented. Finally, the existing important problems of the LBP method are analyzed and the future for the LBP method is pointed out.

Key words Local binary pattern (LBP), feature extraction, texture analysis, face analysis, object detection

Citation Song Ke-Chen, Yan Yun-Hui, Chen Wen-Hui, Zhang Xu. Research and perspective on local binary pattern. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(6): 730−744

在计算机视觉和数字图像处理之中, 图像特征的表示与获取是一项非常重要的基础性工作. 在常用的颜色特征、纹理特征、形状特征和空间关系特征中, 纹理特征的提取在分析自然图像的应用研究中占有非常重要的地位. 因此, 如何有效获取纹理特征信息是图像特征提取问题的研究重点.

近年来, 局部二值模式 (Local binary pattern, LBP)[1−4] 的特征提取方法在纹理分析和人脸识别应用中取得了显著的成果, 并涌现出很多新的改进方法. 由于 LBP 方法原理相对简单, 计算复杂度低, 同时又具有旋转不变性和灰度不变性等显著优点, 因而该方法又被广泛地应用于图像匹配、行人和汽车目标的检测与跟踪、生物和医学图像分析等领域[5].

收稿日期 2012-07-04 录用日期 2012-11-07
Manuscript received July 4, 2012; accepted November 7, 2012
中央高校基本科研业务费专项资金 (N120603003) 资助
Supported by Fundamental Research Funds for the Central Universities (N120603003)
本文责任编委 胡占义
Recommended by Associate Editor HU Zhan-Yi
1. 东北大学机械工程与自动化学院 沈阳 110819
1. School of Mechanical Engineering and Automation, Northeastern University, Shenyang 110819

尽管 LBP 方法在早期的应用实验中取得了不错的效果, 但是在不同领域的具体应用中, 该方法所获得的结果还不能令人满意, 所以在近些年的研究中, 许多学者都在具体应用中对 LBP 进行相应的改进, 并取得了很多显著的成果. 因此, 有必要对当前各种 LBP 方法进行归纳和总结, 尤其在纹理分析和人脸识别等热点应用方面, 同时对存在的问题进行分析并给出未来研究方向.

本文安排如下: 第 1 节简要概述局部二值模式方法的原理; 第 2 节介绍纹理分析和分类中的 LBP 方法; 第 3 节介绍人脸分析和识别中的 LBP 方法; 第 4 节介绍其他检测与应用中的 LBP 方法; 第 5 节讨论 LBP 存在的问题以及未来研究方向; 第 6 节总结全文.

1 局部二值模式概述

局部二值模式是一种灰度范围内的纹理度量, 最初是由 Ojala 等[1] 为了辅助性的度量图像的局部对比度而提出的. LBP 最初定义于像素的 8 邻域中, 以中心像素的灰度值为阈值, 将周围 8 个像素的值与其比较, 如果周围的像素值小于中心像素的灰

度值, 该像素位置就被标记为 0, 否则标记为 1; 将阈值化后的值 (即 0 或者 1) 分别与对应位置像素的权重相乘, 8 个乘积的和即为该邻域的 LBP 值, 计算原理如图 1 所示.

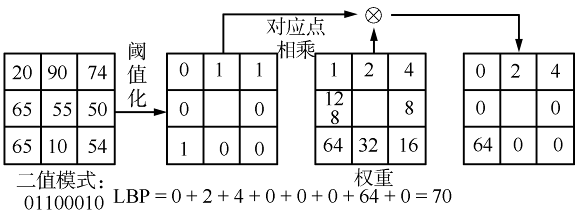


图 1　原始 LBP 值的定义

Fig. 1　The definition of original LBP value

为了改善原始的 LBP 存在的无法提取大尺寸结构纹理特征的局限性, Ojala 等[4] 对 LBP 作了修改, 并形成了系统的理论. 在某一灰度图像中, 定义一个半径为 $R(R>0)$ 的圆环形邻域, $P\ (P>0)$ 个邻域像素均匀分布在圆周上, 如图 2 所示 (图中没有落在像素中心的邻域的灰度值通过双线性内插得出). 设邻域的局部纹理特征为 T, 则 T 可以用该邻域中 $P+1$ 个像素的函数来定义, 即:

$$T = t\left(g_c, g_0, \cdots, g_{p-1}\right) \tag{1}$$

其中, g_c 为该邻域中心像素的灰度值, $g_i\,(i=0,\cdots,P-1)$ 是 P 个邻域像素的灰度值.

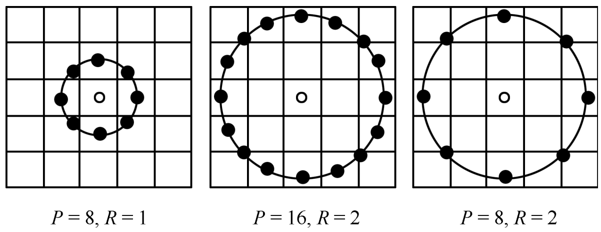


图 2　几种不同 P, R 值对应的圆环形邻域

Fig. 2　The circular neighborhood for different P and R

随着半径的增大, 像素之间的相关性逐渐减小, 因此, 在较小的邻域中即可获得绝大部分纹理信息. 在不丢失信息的前提下, 如果将邻域像素的灰度值分别减去邻域中心像素的灰度值, 局部纹理特征则可以表示为

$$T = t\left(g_c, g_0-g_c, \cdots, g_{p-1}-g_c\right) \tag{2}$$

假设各个差值与 g_c 相互独立, 则式 (2) 可分解为

$$T \approx t\left(g_c\right) t\left(g_0-g_c, \cdots, g_{p-1}-g_c\right) \tag{3}$$

由于 $t(g_c)$ 代表图像的亮度值, 且与图像局部纹理特征无关, 式 (3) 所描述的纹理特征可以直接表示为差值的函数:

$$T \approx t\left(g_0-g_c, \cdots, g_{p-1}-g_c\right) \tag{4}$$

虽然式 (4) 中定义的纹理不受灰度值变化的影响, 即邻域中所有 $P+1$ 像素同时加上或者减去某个值, 其表征的纹理不变, 但是当所有像素的值同时放大或者缩小相同倍数后, 其纹理特征发生变化. 为了使定义的纹理不受灰度值单调变化的影响, 只考虑差值的符号:

$$\begin{aligned} &T \approx t\left(s\left(g_0-g_c\right), \cdots, s\left(g_{p-1}-g_c\right)\right), \\ &s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \end{aligned} \tag{5}$$

函数 $s(g_i-g_c)$ 乘以因子 2^i, 则得到唯一表征局部纹理特征的 LBP 值:

$$LBP_{P,R} = \sum_{i=0}^{P-1} s\left(g_i-g_c\right) 2^i \tag{6}$$

在实验过程中, 经过阈值计算后的无符号二进制数选取的初始位和方向不同时, 对应的 $LBP_{P,R}$ 会产生 2^P 种模式. 很明显, 随着邻域取样点个数增加, 二值模式的种类也是急剧增加的. 如此多的模式无论对于纹理的提取还是对于纹理的分类识别都是不利的. 为了解决这一问题, Ojala 等[4] 对 LBP 进行了扩展提出了 "统一模式"(Uniform pattern). 在二进制数进行一次循环运算时, 最多只产生两位变化, 则称该 LBP 为统一模式. 例如: 00000000 (0 位转变)、01110000 (2 位转变)、11001111 (2 位转变) 是统一模式, 而 11001001 (4 位转变)、01010010 (6 位转变) 不是统一模式. 检验某种模式是不是统一模式, 简单的方法是将其移动一位后的二值模式按位相减的绝对值求和, 如下:

$$\begin{aligned} U\left(LBP_{P,R}\right) = &\left|s\left(g_{p-1}-g_c\right) - s\left(g_0-g_c\right)\right| + \\ &\sum_{p=1}^{P-1}\left|s\left(g_p-g_c\right) - s\left(g_{p-1}-g_c\right)\right| \end{aligned} \tag{7}$$

式 (7) 之外的其他模式归为一类, 称为混合模式. 这样改进后二值模式的种类将大大减少, 对于 8 个采样点来说, 二值模式由原来的 256 种减少为 58 种. 在 LBP 直方图的计算中, 使用统一模式时, 直方图有单独的统一模式位, 而非统一模式需要分配单独的位. 为了达到对图像的旋转不变性, Ojala 等[4] 又提出了旋转不变性的 LBP, 即不断旋转圆形邻域得到一系列初始定义的 LBP 值, 取其最小值作为该邻域的 LBP 值, 用公式表示如下:

$$\begin{aligned} LBP_{P,R}^{ri} = \min\left(ROR\left(LBP_{P,R}^{ri}, i\right)\right), i = \\ 0, 1, \cdots, P-1 \end{aligned} \tag{8}$$

其中, $ROR(x,i)$ 为旋转函数, 表示将 x 循环右移 $i\ (i<P)$ 位. 通过引入旋转不变的定义, LBP 不仅

对图像旋转表现得更为突出, 并且模式的种类进一步减少, 使得纹理识别更加容易. 此外, 旋转不变性的 LBP 还可以与统一模式联合起来, 即将统一模式类进行旋转得到旋转不变的统一模式, 表示如下:

$$LBP_{P,R}^{\text{riu2}} = \begin{cases} \sum\limits_{p=0}^{P-1} s\left(g_p - g_c\right), & U\left(LBP_{P,R}\right) \le 2 \\ P+1, & \text{其他} \end{cases} \tag{9}$$

其中, $U\left(LBP_{P,R}\right)$ 计算方法如式 (7), 上标 riu2 代表使用了旋转不变统一模式. 这种模式种类减少为 $P+1$ 类, 所有非旋转不变统一模式都被归为第 $P+1$ 类.

LBP 方法最早在纹理分类的实验中取得了不错的效果, 但是在具体的应用中, 基本的 LBP 方法所获得的效果还不能令人满意, 所以在近些年的研究中, 许多学者都在具体应用中对 LBP 进行相应的改进, 尤其在纹理分析和人脸识别等方面取得了不错的成果. 下面分别从纹理分析和分类中的 LBP 方法、人脸分析和识别中的 LBP 方法、其他检测与应用中的 LBP 方法等三大类应用方向详细介绍对 LBP 进行的研究和改进.

2 纹理分析和分类中的 LBP 方法

LBP 方法主要是用来描述纹理特征信息, 因而早期的应用研究都集中在纹理分析和分类处理中, 以下将对近年来在纹理分析和分类应用中提出的几种较有影响力的 LBP 改进方法进行介绍和分析.

2.1 Median binary pattern (MBP)

Hafiane 等[6] 在 2007 年提出了中值二值模式 (Median binary pattern, MBP) 的纹理分类方法. 该方法设定一个 3×3 邻域, 并设定该邻域的中间值作为阈值, 而后将中心像素值以及周边的邻域像素值与阈值作比较. 因此, 该方法获得的模式值为 2^9, 具体表示为

$$MBP = \sum_{i=1}^{L} f\left(g_i\right) \times 2^i f\left(g_i\right) = \begin{cases} 1, & g_i \ge Med \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \tag{10}$$

式中, L 为周围邻域的个数, g_i 表示灰度值. 由于该方法的阈值不依靠于灰度值的数量, 所以 MBP 对单调的灰度级变化具有不变性. 然而图像尺度的变化会影响局部结构, 进而会影响 MBP 描述子. 为了降低这种影响, 该方法使用下采样将图像分割为若干个子图像, 并利用这些图像之间的空间关系, 找到与给定纹理匹配最好的布局. MBP 方法在纹理分类中取得很好判别性能的同时, 也存在着一些问题. 在 MBP 中, 虽然中值在旋转状态下具有不变性, 但是在编码为标签模式的时候就不再具有旋转不变性, 而且在仿射变化中的不变性问题也没有得到很好的解决.

2.2 Adaptive LBP (ALBP)

由于 LBP 方法忽略了方向统计信息而不能完整地表示图像的空间结构, 因此 Guo 等[7] 在 2010 年提出了自适应局部二值模式 (Adaptive LBP, ALBP) 的纹理分类方法. 该方法提出了三种不同的方向统计特征: 局部方向差异的平均值 μ_p、标准差 σ_p 以及最小化局部差异的自适应系数. 自适应的局部二值模式表示为

$$ALBP = \sum_{p=0}^{P-1} s\left(g_p w_p - g_c\right) 2^p \tag{11}$$

式中, $w_p = \boldsymbol{g}_p^{\mathrm{T}} \boldsymbol{g}_c / \left(\boldsymbol{g}_p^{\mathrm{T}} \boldsymbol{g}_p\right)$, $\boldsymbol{g}_c = [g_c(1,1);\ g_c(1,2);\ \cdots; g_c(N,M)]$ 为包含所有可能的 $g_c(i,j)$ 像素的列向量, 而 $\boldsymbol{g}_p = [g_p(1,1); g_p(1,2); \cdots; g_p(N,M)]$ 为所有 $g_p(i,j)$ 像素的相应列向量, $\boldsymbol{g}_p^{\mathrm{T}}$ 为 $\boldsymbol{g}_p$ 的转置. 局部方向差异的平均值和标准差分别为

$$\mu_p = \frac{\sum\limits_{i=1}^{N} \sum\limits_{j=1}^{M} \left|g_c(i,j) - g_p(i,j)\, w_p\right|}{M \times N} \tag{12}$$

$$\sigma_p = \sqrt{\sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{M} \frac{\left(\left|g_c(i,j) - g_p(i,j)\, w_p\right| - \mu_p\right)^2}{M \times N}} \tag{13}$$

ALBP 方法在 CUReT[8] 纹理数据库的分类实验中获得了较高的分类精度, 并且该方法的特征数量也比较少. 但是, 在匹配含有噪声的纹理图像时, 该方法的鲁棒性并未得到检验.

2.3 Completed LBP (CLBP)

为了在纹理分类中更好地利用 LBP 编码时所丢失的信息, 同时也为了解释简单的 LBP 编码能够传递如此多的局部结构判别信息的原因, Guo 等[9] 提出了完整的局部二值模式 (Completed LBP, CLBP) 的纹理分类方法. 该方法从局部差异符号与大小转换 (Local difference sign-magnitude transform, LDSMT) 的角度分析了 LBP 方法, 并给出了三种不同的描述子: 中心描述子 (CLBP-Center, CLBP_C)、符号描述子 (CLBP-Sign, CLBP_S) 和大小描述子 (CLBP-Magnitude, CLBP_M). 由 LBP 方法可以定义如下中心值与周边邻域值的差异: $d_p = g_p - g_c$, 且 d_p 可以分解为

$$d_p = s_p \times m_p,\ \ s_p = \operatorname{sgn}\left(d_p\right), m_p = \left|d_p\right| \tag{14}$$

式中, $s_p = \begin{cases} 1, & d_p \ge 0 \\ -1, & d_p < 0 \end{cases}$, s_p 是 d_p 的符号, m_p 是 d_p 的大小, 上式就是 LDSMT. 可以看出, 描述子

CLBP_S 和原始的 LBP 编码是一致的, 只是将编码值 "0" 变为了 "−1". 其余的两个描述子分别为

$$CLBP\_M_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} t\left(m_p, c\right)2^p,\quad t\left(x, c\right) = \begin{cases} 1, & x \geq c \\ 0, & x < c \end{cases} \tag{15}$$

式中, c 是自适应阈值, 在实验中被设定为局部图像的均值.

$$CLBP\_C_{P,R} = t\left(g_c, c_I\right) \tag{16}$$

式中的 t 与 CLBP_M 中的表示一致, c_I 在实验中被设定为整幅图像的均值.

CLBP 方法通过实验证明了 LBP 编码中的符号部分 (即 CLBP_S) 比数值大小部分 (即 CLBP_M) 更重要, 同时指出了 LBP 编码中丢失的 CLBP_M 信息对实验结果有重要影响, 即通过融合 CLBP_C, CLBP_S, 和 CLBP_M 这三种不同的描述子所取得的实验结果最好. 然而, CLBP 方法并没有给出解决 LBP 对高斯噪声敏感问题的方案.

2.4 LBP variance (LBPV)

在 LBP 方法中 VAR 是对 LBP 特征的补充, 然而 VAR 是一系列连续的值, 因而在使用时要进行量化处理, 并且该处理过程对实验结果影响很大. 针对这种情况, Guo 等[10] 在 2010 年提出了局部二值模式的方差表示 (LBP variance, LBPV) 的纹理分类方法. 该方法将每个点的方差作为编码值的权重, 进行直方图累加, 定义为

$$LBPV = \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M} w\left(LBP_{P,R}\left(i, j\right), k\right),\ k \in [0, K] \tag{17}$$

$$w\left(LBP_{P,R}\left(i, j\right), k\right) = \begin{cases} VAR_{P,R}\left(i, j\right), & LBP_{P,R}\left(i, j\right) = k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \tag{18}$$

由于 VAR 是对区域变化的表示, 所以 VAR 值越大, 对该区域内的区分性贡献就大, 因而对应该处的编码权重就大. LBPV 方法无需量化处理, 且完全不需要训练, 因此, 在纹理分类实验中获得了非常好的结果. 但是, LBPV 方法对仿射变化中的不变性问题以及对噪声敏感问题并没有给出解决方案.

2.5 Bayesian LBP (BLBP)

由于原始的 LBP 与各种改进后的方法都忽略了图像信息的随机性这一要素, 因而对光照的变化及噪声都比较敏感, 针对这些问题, He 等[11] 在 2008 年提出了贝叶斯局部二值模式 (Bayesian LBP, BLBP). 该方法建立了标签获取的随机过程模型, 并在标签空间中加入马尔科夫随机场 (Markov random field, MRF). 然后, 在最大后验概率准则 (Maximum a posteriori, MAP) 下将标签过程作为联合优化处理. 最后, 用标签概率密度的直方图评估作为描述子. 具体的 BLBP 标签处理过程如图 3 所示.

为了更好地在统一方式下比较和分析描述子的性能, He 等提出了滤波标签统计框架 (Filtering, labeling and statistic, FLS), 通过 FLS 框架的计算, 可以最终获得 BLBP 描述子. FLS 框架的计算原理如图 4 所示.

尽管 BLBP 方法在 Brodatz[12] 数据库平台上取得了不错的实验效果, 然而在平滑项的选择和学习参数值的方法上还存在一定的问题, 如果能解决好这两个问题, BLBP 方法将会在噪声图像的实验中取得更好的效果.

2.6 Dominant LBP (DLBP)

Liao 等[13] 在 2009 年提出了显性局部二值模式 (Dominant LBP, DLBP), 该方法使用二值模式中出现频率较高的模式来描述纹理信息. 由于 LBP 方法的统一模式忽略了图像中曲率较大、交叉点和角点处的模式, 影响了分类结果, 因此要在模式不稀疏的前提下尽量多保留一些二值模式. 所以 DLBP 在统计图像的 LBP 所有模式基础上, 筛选出较高频率的模式, 并把累积频率达到 80 % 的高频率模式组成最终的特征向量.

DLBP 方法对于图像旋转以及图像噪声有良好的适应性, 但是丢失了全局的纹理信息, 因此 Liao 等把基于小波的特征作为对 DLBP 特征的一个补充, 加入特征向量中, 并用混合的特征进行了大量纹理分类实验. 实验在 Outex[14]、Brodatz[12] 和 CUReT[8] 纹理数据库上, 分别使用 DBWP 特征、RDBWP 特征、TGF 特征、CGF 特征、ACGMRF 特征和 LBP 特征比较了实验结果, 并证明 DLBP 特征加入小波特征后分类正确率较高.

为了能够横向地了解以上这几种方法的实验结果情况, 表 1 给出了这些方法在原文献中分别在 Brodatz 数据库[12]、CUReT 数据库[8] 以及 Outex 数据库[14] 上的分类精度. 由于只有 DLBP 方法在三个数据库上都获得了相应的数据结果, 而其他方法都只是在一个或两个数据库上有数据结果, 因此不能从整体上综合评价这些方法性能的优劣. 然而现有数据中, 在相同的 CUReT[8] 数据库上, ALBP

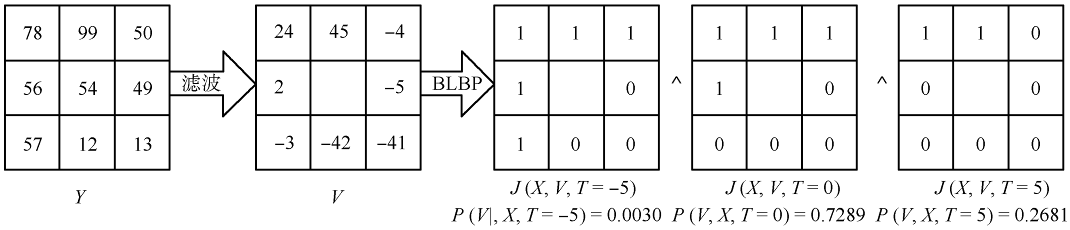


图 3 BLBP 的标签处理过程

Fig. 3 The labeling procedure of BLBP

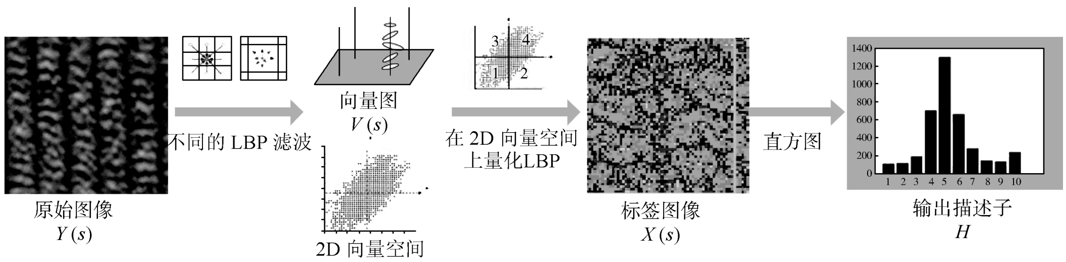


图 4 图像描述子的 FLS 框架

Fig. 4 The FLS framework of image descriptors

表 1 各种方法分别在三种数据库上的分类精度 (“–” 表示没有数据) (%)

Table 1 The classification accuracies for various methods on three databases (“–” indicates no data.) (%)

方法	参数	Brodatz 数据库	CUReT 数据库	Outex 数据库			备注
				“Inca”	“Tl84”	“Horizon”	
MBP[6]	–	–	–	47.90	97.30	96.10	KNN = 3 时的数据
ALBP[7]	$P = 8, R = 1$	–	57.40	–	–	–	三种参数融合后进行
	$P = 16, R = 3$	–	67.30	–	–	–	实验所得分类精度为
	$P = 24, R = 5$	–	65.50	–	–	–	78.00
CLBP[9]	$P = 8, R = 1$	–	86.67	96.56	90.30	92.29	CUReT 数据为平均值
	$P = 16, R = 3$	–	87.79	98.72	93.54	93.91	Outex 实验中 R=2
	$P = 24, R = 5$	–	85.84	98.93	95.32	94.53	Outex 实验中 $R = 3$
LBPV[10]	$P = 8, R = 1$	–	88.23	91.56	76.62	77.01	CUReT 数据库中选取
	$P = 16, R = 2$	–	89.77	92.16	87.22	84.86	了 T46 图像集的实验
	$P = 24, R = 3$	–	91.09	95.26	91.31	85.04	结果
BLBP[11]	–	90.77	–	–	–	–	纹理检索结果
DLBP[13]	$R = 2$	98.49	86.84	97.70	92.10	88.70	在高斯噪声干扰下获得
	$R = 3$	98.26	83.62	98.10	91.60	87.40	了与此相似的实验数据

的分类精度最低 (且三种参数融合后的实验结果也低于其他方法), LBPV 方法的结果稍好于 CLBP 和 DLBP 方法的结果; 在相同的 Outex[14] 数据库上, MBP 方法在 “Inca” 上的分类精度远低于其他方法, 而在 “Tl84” 和 “Horizon” 上却获得了最好的分类精度. 此外, Nanni 等[15] 对在纹理分类中改进的 LBP 方法进行了简要的综述.

2.7 其他方法

早在 2000 年, Mäenpää等[16] 为了在 LBP 模式中寻找最重要的执行模式, 给出了两种不同的解决方法: 定向搜索方法和统一模式方法. 其中统一模式方法后来被广泛地应用到纹理分析中, 并且这两种方法都证明了较小的局部模式子集 (即重要的执行模式) 在几何变换的图像中的分类性能优于整体的 LBP 直方图方法.

针对多分辨率 LBP 主要存在的稀疏采样和不能处理较大不同局部邻域的问题, Mäenpää 等[17] 通过使用高斯低通滤波器 (Gaussian low-pass filtering) 和元胞自动机 (Cellular automata) 这两种方法进行处理, 并在 Outex[14] 纹理数据库中表现出不错的分类性能. 此外, Raja 等[18] 在处理多分辨率 LBP

问题时, 给出了多尺度选择的局部二值特征 (Multi-scale selected local binary features, MSLBF). 然而该类型特征中使用了成对耦合 (Pairwise-coupled) 的方法, 因此存在以下两个问题: 必须在获得和所有类别同样大小的特征时才会得到稳定的实验结果; 在训练单个二值分类器过程中计算出的距离可能存在两个不同类别的直方图相似的情况. 最近, He 等[19] 在研究 LBP 多尺度问题时提出了多元结构局部二值模式 (Multi-structure LBP, MSLBP) 的纹理分析方法, 该方法在图像金字塔中提取了三种不同的结构 (各向同性的微小结构、各向同性的较大结构和各向异性的较大结构), 但是该方法在图像尺寸大小上受到一定的应用限制.

为了增强 LBP 对图像干扰变化的稳定性, Ahonen 等[20] 将软直方图 (Soft histograms) 引入 LBP 的纹理分析方法中. 该方法用两个模糊隶属度函数替代原来 LBP 中的阈值函数, 因而对输入图像的变化有比较稳定且连续的输出值. 然而, 该方法还存在计算量大和对灰度级变化敏感的问题. 此外, Iakovidis 等[21] 也通过利用模糊逻辑与 LBP 的结合提出了模糊局部二值模式 (Fuzzy LBP, FLBP) 的分类方法, 并在超声图像实验中获得了不错的分类效果.

Zhang 等[22] 提出了单基因局部二值模式 (Monogenic LBP, MLBP) 的纹理分类方法. 该方法首先利用单基因信号理论提取了旋转不变的局部图像相位信息, 而后又利用单基因曲率张量提取了局部表面类型的信息, 最后结合这两个类型的信息组成了 MLBP. 由于该方法主要是针对图像的旋转不变性问题提出来的, 因而在 CUReT[8] 数据库中获得了不错的分类精度, 并且运行速度也比较快. 然而, 该方法在较为复杂的纹理数据库下还存在一些问题.

由于在使用 LBP 方法的统一模式时忽略了很多重要的纹理信息, 同时对噪声又比较敏感, 针对这些问题, Zhou 等[23] 提出了扩展的局部二值模式 (Extended LBP, ELBP) 的纹理分析方法. 该方法充分利用了 LBP 中的非统一模式信息, 并将非统一模式分为表示结构信息和表示发生概率信息的两个不同子集. 虽然该方法在 Brodatz[12] 纹理数据库中体现出不错的性能, 并对图像噪声表现出较好的鲁棒性, 但是在较小的邻域范围内的实验结果并不好. 而 Liu 等[24] 最近也提出了扩展的局部二值模式 (Extended local binary patterns) 的纹理分类方法, 该方法从基于灰度和基于差异两个方面分别提出了 CI (Central pixel)、NI (Neighbors pixel)、RD (Radial-difference)、AD (Angular-difference) 四个描述子, 并在 Outex[14] 和 CU-ReT[8] 等纹理数据库的实验中表现出很好的性能, 但是 AD 描述子的实验结果不好. 此外, Khellah 等[25] 提出的凸显邻域结构 (Dominant neighborhood structure, DNS) 的纹理分类方法, 以及最近 Guo 等[26] 提出的判别特征的纹理描述子都很好地利用了 LBP 中的非统一模式信息.

Guo 等[27] 提出了 Fisher 判别学习的局部二值模式 (FSC-based learning LBP, FBL-LBP) 的纹理分类方法. 该方法首先提出了基于 Fisher 判别的学习框架, 而后将该框架与 LBP 结合提出了用来提取凸显模式分类特征的 FBL-LBP 描述子. 由于在学习阶段考虑了类内的相似性和类间的差异性, 因而该方法在 Outex[14] 和 CUReT[8] 等纹理数据库的分类判别实验中表现出很好的性能. 而 Zhao 等[28] 在 CLBP 基础上提出的完整的局部二值计数 (Completed local binary count, CLBC) 的纹理分类方法, 舍弃了局部结构信息而只是利用了局部灰度差异信息, 取得了和 CLBP 几乎同等的实验结果, 证明了局部灰度差异信息在 LBP 方法中的重要性. 此外, Fathi 等[29] 还提出了噪声容忍的局部二值模式 (Noise tolerant local binary pattern, NTLBP) 的纹理分析方法来处理 LBP 的噪声敏感问题.

在使用 LBP 方法对彩色纹理进行分析的问题中, 当前广泛应用的方法可以粗略地分为两大类: 将颜色信息和纹理信息分别进行处理的分析方法; 联合颜色信息和纹理信息的分析方法. Mäenpää 等[30] 通过大量的彩色纹理实验数据库对这两大类分析方法进行了实验分类精度的比较研究, 并指出: 在纹理信息中加入颜色信息确实可以在一定程度上提高分类的精度, 但是这种处理大大增加了特征向量的长度, 因此应用相当局限; 而且在光照变化的条件下, 只使用纹理信息的实验结果要比联合了其他信息的实验结果更好. 最后, Mäenpää 等认为在应用中将颜色信息和纹理信息分别进行处理的分析方法要比联合颜色信息和纹理信息的分析方法获得的结果更好些.

然而, Pietikäinen 等[31] 提出的彩色纹理分析方法需要计算出 9 幅 LBP 图像. 针对上述方法计算量大的问题, Porebski 等[32] 提出了一种新的彩色纹理分类方法, 该方法利用颜色队列的比较取代颜色像素的比较, 从而简化为只需计算出一幅 LBP 图像. 然后, 在 LBP 图像中计算共现矩阵, 并从共现矩阵中提取出 Haralick 特征. 最后在 BarkTex 彩色纹理数据库中进行分类实验, 并取得了令人满意的结果. 此外, Zhang 等[33] 最近提出的局部能量模式 (Local energy pattern, LEP) 的纹理分类方法, 以及 Zhao 等[34] 提出的旋转不变性的 LBP 描述子在处理动态纹理实验中获得了不错的结果.

除了上述介绍的各种 LBP 改进方法, 还有一些纹理分析方法也是在受到 LBP 方法原理的启发

而提出的, 例如: Ojansivu 等[35] 提出的局部相位量化 (Local phase quantization, LPQ) 的纹理分类方法, 即该方法是在局部邻域内量化傅里叶变换的相位信息; Lategahn 等[36] 提出的基于高斯混合模型 (Gaussian mixture models, GMM) 联合概率密度函数 (Joint probability density functions, JPDF) 的纹理分类方法, 其中就利用了 LBP 方法中定向差异的滤波器; 还有 Chen 等[37] 提出的韦伯局部描述子 (Weber local descriptor, WLD), 以及 Liu 等[38] 最近提出的分类随机映射 (Sorted random projections, SRP) 方法.

3 人脸分析和识别中的 LBP 方法

LBP 方法不仅在纹理分析和分类的应用中表现出优越的性能, 而且在人脸分析和识别的应用中也获得了同样出色的效果, 以下将对近年来在人脸分析和识别应用中提出的几种较有影响力的 LBP 改进方法进行介绍和分析.

3.1 Elongated LBP (ELBP)

Liao 等[39] 提出了伸长的局部二值模式 (Elongated LBP, ELBP) 的人脸识别方法, 并给出一种新的特征: 平均最大距离梯度幅值 (Average maximum distance gradient magnitude), 这种特征包含了参考像素在每个 ELBP 模式的相邻像素之间的灰度差异的信息. 在 ELBP 中, 相邻像素分布情况被表示为一个椭圆形, 其中 A 表示椭圆的长轴, B 表示椭圆的短轴, m 表示相邻像素的数量, 不同 A, B 和 m 值的 ELBP 如图 5 所示.

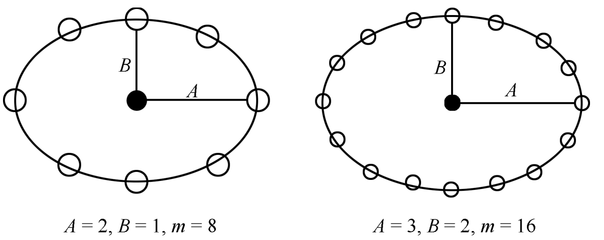


图 5 不同 A, B 和 m 值的 ELBP 示意图

Fig. 5 Examples of ELBP with different values of A, B, and m

当 A 和 B 的值相等时, ELBP 就变为了原始的 LBP, 因此 ELBP 比原始的 LBP 更具有一般性. 由于 ELBP 可以捕捉各向异性信息, 且脸上许多的重要组成部分 (如眼睛、嘴巴) 都是椭圆形的结构, 所以 ELBP 比原始的 LBP 有更强的辨别力.

3.2 Improved local binary pattern (ILBP)

Jin 等[40] 提出了改进的局部二值模式 (Improved LBP, ILBP) 的人脸检测方法. ILBP 根据在大多数情况下, 中心点比周围的点提供更多的信息, 因此赋予中心点的权重最大, 图 6 说明了 ILBP 权重的分布情况.

7	0	1
6	8	2
5	4	3

$ILBP_{8,1}$

X	0	X
3	4	1
X	2	X

$ILBP_{4,1}$

图 6 $ILBP_{8,1}$ 和 $ILBP_{4,1}$ 的权重分布图 (“X” 表示任意的像素值)

Fig. 6 Mapping weights for $ILBP_{8,1}$ and $ILBP_{4,1}$ (“X” indicates arbitrary pixel value.)

ILBP 的计算如下:

$$LBP_{P,R} = \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i - m)2^i + s(g_c - m)2^P,$$
$$s(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \tag{19}$$

式中, $m = \frac{1}{P+1}\left(\sum_{i=0}^{P-1} g_i - g_c\right)$.

由于 ILBP 同时考虑局部形状和纹理信息, 而不仅仅是原始的灰度信息, 并对亮度变化具有鲁棒性, 因而改善了 LBP 特征. 但是, ILBP 的计算效率和性能还有待提高.

3.3 Local line binary patterns (LLBP)

Petpon 等[41] 提出了局部线型二值模式 (Local line binary patterns, LLBP) 的人脸识别方法. 该方法通过设定阈值的局部窗口与二进制权重, 概况了局部图像的空间结构, 并引入十进制数作为纹理特征的描述子, LLBP 的编码方式如图 7 所示.

由于 LLBP 计算过程中分别通过水平和垂直方向获得二进制编码, 因而比其他方法对面部表情有更强辨别力和对光照变化不敏感性. 但是, LLBP 在捕获图像宏观结构方面还有待进一步改善.

3.4 Local ternary patterns (LTP)

Tan 等[42] 提出了局部三值模式 (Local ternary patterns, LTP) 的人脸识别方法. 该方法引入 $\pm\, t$ 的区间, 也就是: 当邻域值在中心值的区间里编码值为 0; 当邻域值比中心值的区间大编码值为 1; 当邻域值比中心值的区间小编码值为 −1. 因此, LTP 有 0、1 和 −1 三个值, 其编码图如图 8 所示.

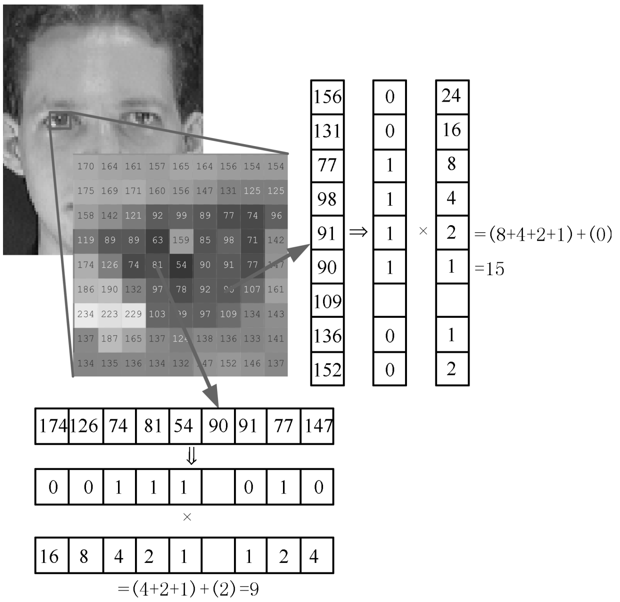


图 7　长度为 9, 8 位二进制数的 LLBP 示意图

Fig. 7　LLBP operator with line length 9 pixels, 8 bits considered

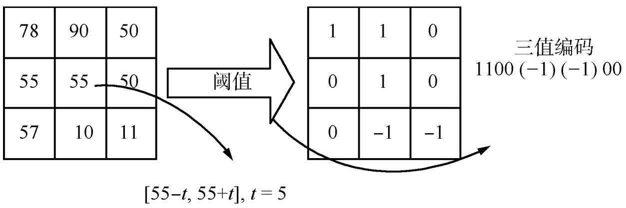


图 8　基本的 LTP 示意图

Fig. 8　Illustration of the basic LTP

三个值计算如下:

$$s'(u, i_c, t) = \begin{cases} 1, & u \geq i_c + t \\ 0, & |u - i_c| < t \\ -1, & u \leq i_c - t \end{cases} \tag{20}$$

其中, t 为设定的阈值, 不同的 t 值会有不同的效果, 因此 t 值的大小对实验结果的影响很大, 一般情况是把 t 设为 5, 所以在图 8 中的区间就变为 $[50, 60]$.

三值模式转换成二值模式的过程就是将 LTP 拆分成两个类似于 LBP 的模式, 并分别计算顶层模式和底层模式的二值编码, 编码方式如图 9 所示.

尽管 LTP 在均匀区域比 LBP 具有更强的判别能力和对噪声、光照变化的鲁棒性等优点, 但是在图像的多尺度变化和局部遮挡等问题的处理上还有一定的局限性.

3.5　Multi-scale block local binary patterns (MB-LBP)

Liao 等[43] 提出了多尺度块局部二值模式 (Multi-scale block LBP, MB-LBP) 的人脸识别方法. 该方法计算的是分块区域的平均值, 而不是单个像素的值, 其原理如图 10 所示. 首先计算每个次级区域的图像灰度的平均值, 然后以中心区域的平均值为阈值, 最后得到 MB-LBP 编码.

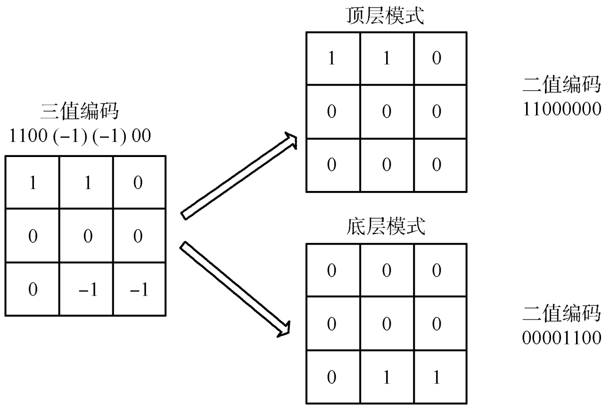


图 9　将一个 LTP 编码拆分成正负编码

Fig. 9　Splitting an LTP code into positive and negative LBP codes

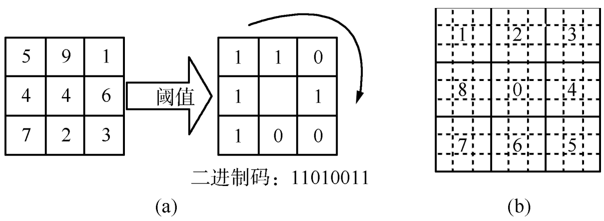


图 10　基本的 LBP ((a)) 和 9 × 9 MB-LBP ((b))

Fig. 10　The basic LBP ((a)) and the 9 × 9 MB-LBP ((b))

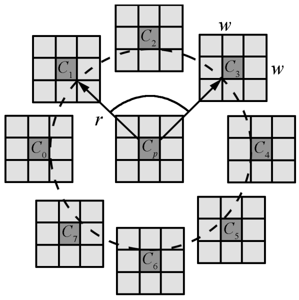
MB-LBP 不仅得到包含图像模式微观结构的编码, 而且也包含了宏观结构, 因此比 LBP 更具有鲁棒性. 然而, 如何使 MB-LBP 中块的大小更好的表示图像信息还需要进一步研究. 此外, Zhang 等[44] 在同一届会议上也提出了原理相似的 MB-LBP, 不同的是该方法给出的是矩形块, 比正方形更具适应性.

3.6　Three-patch LBP (TP-LBP)

Wolf 等[45] 提出了三斑块局部二值模式 (Three-patch LBP, TP-LBP) 的人脸识别方法. TP-LBP 编码是通过比较三个斑块的值来产生一个数值, 然后将其赋给编码值. 对于图像中的每个像素点, 首先在中心设定 $W \times W$ 的斑块, 在半径为 r 的圆上均匀分布 S 个斑块, 然后以角度 α 为间距取一对斑块, 最后分别比较他们与中心斑块的值, TP-LBP 的示意图及其编码方法如图 11 所示.

由于 TP-LBP 是一种相似性学习的方法, 并采用了斑块描述, 因而提高了分类的准确性. 但是相似性学习方法计算比较复杂, 因此当实验类别超过 100

类时, 则此方法不能进行实验.



(a)

$$
\begin{aligned}
&TPLBP_{r,8,3,2(p)}\\
&f(d(C_0,C_p)-d(C_2,C_p))\,2^0+\\
&f(d(C_1,C_p)-d(C_3,C_p))\,2^1+\\
&f(d(C_2,C_p)-d(C_4,C_p))\,2^2+\\
&f(d(C_3,C_p)-d(C_5,C_p))\,2^3+\\
&f(d(C_4,C_p)-d(C_6,C_p))\,2^4+\\
&f(d(C_5,C_p)-d(C_7,C_p))\,2^5+\\
&f(d(C_6,C_p)-d(C_0,C_p))\,2^6+\\
&f(d(C_7,C_p)-d(C_1,C_p))\,2^7
\end{aligned}
$$

(b)

图 11 当 $S=8, W=3, \alpha=2$ 时 TP-LBP 的编码原理 ((a)) 和当 $S=8, W=3, \alpha=2$ 时 TP-LBP 编码的计算方法 ((b))

Fig. 11 The coding principle of TP-LBP with $S=8, W=3, \alpha=2$ ((a)) and The computed method of TP-LBP code with $S=8, W=3, \alpha=2$ ((b))

为了能够横向地了解以上六种方法的实验结果情况, 表 2 给出了这些方法在原文献中分别在 ORL 数据库[46]、Yale B 数据库[47]、FERET 数据库[48]、FRGC 数据库[49] 以及 LFW 数据库[50] 上的平均识别率. 由于这六种方法只是给出了在其中一个或者两个数据库上的平均识别率, 而都没有给出在以上所有数据库上的实验结果, 因此不能从整体上综合评价这些方法性能的优劣. 然而现有数据中, 在相同的 Yale B 数据库上[47], LTP 方法的实验结果最好, 而 LLBP 和 MB-LBP 获得了相同的平均识别率; 在相同的 FRGC 数据库[49] 上, MB-LBP 方法的识别率高于 LTP 方法的实验结果. 此外, Huang 等[51] 给出了更多改进的 LBP 方法在 FERET 数据库[48] 上的实验结果, 并比较分析了这些方法的性能.

3.7 其他方法

Chan 等[52] 提出了基于多波段局部二值模式 (Multispectral local binary pattern) 的线性判别分析 (Linear discriminant analysis, LDA) 的人脸识别方法. 首先对彩色的人脸图像归一化, 并将其分成几个不重叠的区域, 然后连接每个区域的 LBP 直方图作为图像的特征, 最后将此特征放入 LDA 空间作为人脸的描述符. 同时, Chan 等[53] 又提出了多尺度的局部二值模式 (Multi-scale local binary pattern), 也将人脸图像分成几个不重叠的区域, 并把每个区域的统一模式下的 LBP 直方图连接起来作为图像的特征, 最后将此特征放入 LDA 空间作为人脸的描述符.

Zhang 等[54] 提出了基于局部 Gabor 二值模式直方图序列 (Local gabor binary pattern histogram sequence, LGBPHS) 的非统计的人脸识别方法. 该方法将人脸图像每个区域的所有局部 Gabor 二值模式直方图连接起来, 并把得到的直方图序列作为人脸的模型. 尽管该方法取得了不错的实验效果, 但是在姿态和光照变化时, 两幅图像匹配的准确性和快速性有待提高. Tan 等[55] 提出了融合 Gabor 和 LBP 特征的人脸识别方法, 首先分别求得 Gabor 特征和 LBP 特征, 然后经过 PCA 降维得到各个得分, 最后融合所有得分. Shan 等[56] 提出了基于局部 Gabor 二值模式 (Local gabor binary pattern, LGBP) 的 Fisher 判别分析 (Fisher discriminant analysis, FDA).

Maturana 等[57] 提出了基于决策树的局部二值模式 (Decision tree-based local binary patterns, DT-LBP), 该方法的决策树有 S 层, 每一层中心值与周围的值作比较, 如果中心值比周围的值大, 走左边的路线, 如果中心值周围的值小, 走右边路线, 直到最后一层, 将正确路线上的节点用 0 和 1 表示, 即为 DT-LBP 二进制编码, 该方法大大降低了数据维数. Lahdenoja 等[58] 通过将统一模式中有相同对称特征的模式归为一类, 给出了降低 LBP 特征向量长度的方法. 此外, Zhang 等[59] 提出了高阶局部模式描述符和局部导数模式 (Local derivative pattern, LDP) 的人脸识别方法.

Shan 等[60] 使用局部二值模式特征的直方图检测人脸表情. 把人脸图像分成若干区域, 每种表情对应相应的特征直方图, 然后训练相同表情的特征, 最后识别人脸表情. Ho 等[61] 针对人脸表情的识别设计出了具有认知人脸的识别系统.

表 2 各种方法在不同数据库上的平均识别率 ("−" 表示没有数据) (%)

Table 2 The average recognition rates for various methods on different databases ("−" indicates no data.) (%)

方法	ORL 数据库	Yale B 数据库	FERET 数据库	FRGC 数据库	LFW 数据库	备注
ELBP[39]	97.0	−	86.7	−	−	
ILBP[40]	−	84.4	−	−	−	
LLBP[41]	−	89.7	−	−	−	
LTP[42]	−	98.7	−	86.3	−	
MB-LBP[43]	−	89.7	−	98.3	−	
TP-LBP[45]	−	−	−	−	76.5	结合多个距离函数

Yan 等[62] 提出了局部组合二值 (Locally assembled binary, LAB) 的 Haar 特征, 在 LAB 中, 先将 Haar 特征二值化, 而后与 LBP 特征组合成新的特征, 因而对光照变化具有一定的鲁棒性. Roy 等[63] 提出了 Haar 局部二值模式 (Haar local binary pattern, HLBP) 用来快速检测光照不变的人脸.

Yang 等[64] 将 Hamming 距离约束应用到基于 LBP 的人脸识别中, 即通过减小 Hamming 距离的方式, 把每个非统一模式归到统一模式中, 因而使其对表情、姿态的变化具有鲁棒性. Fu 等[65] 提出了中心二值模式 (Centralized binary patterns, CBP) 的人脸识别方法, 这种方法赋予中心像素最大的权重, 通过比较周围像素与中间像素的值得出二进制编码. 而 Zhang 等[66] 将 LBP 与其他现有方法进行了结合, 并取得了不错的实验结果.

4 其他检测与应用中的 LBP 方法

LBP 方法不仅在纹理分析和分类、人脸分析和识别的应用中获得了显著的成果, 而且还被成功的应用在行人和汽车检测、图像匹配和人脸表情识别等领域中, 以下将介绍和分析这几种方法.

4.1 LBP 在行人检测中的应用

Mu 等[67] 将 LBP 成功地应用到行人检测中, 并提出了语义局部二值模式 (Semantic-LBP, S-LBP) 和傅里叶局部二值模式 (Fourier-LBP, F-LBP) 两个描述子. 其中, S-LBP 描述子解决了 LBP 特征向量计算储存空间大和二进制编码无法表示语义特征的问题, 该描述子用 LBP 统一模式下的 1 构成的圆弧方向和长度特征表示, 并使用这两个特征做二维直方图统计, 进而得到一维特征向量, 其计算原理如图 12 所示. 而 F-LBP 将滤波引入 LBP 中, 解决了不同局部阈值带来的误差, 且使数据压缩变得可控.

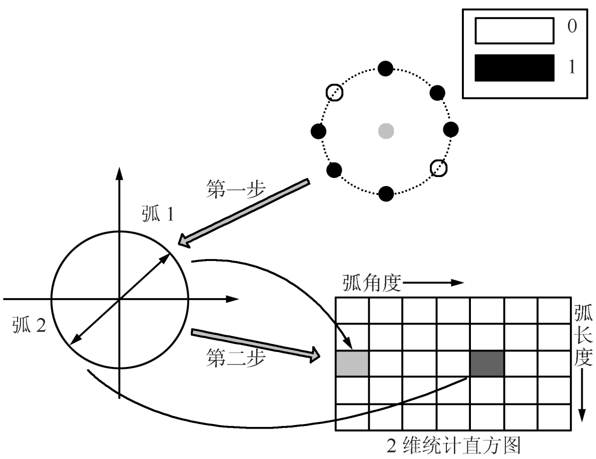


图 12 S-LBP 计算原理

Fig. 12 The computing principle of S-LBP

F-LBP 中的特征 $s(k)$ $(k=0,\cdots,P-1)$ 使用了周边像素的颜色与中心像素的距离, 并把此特征通过傅里叶变换得到频域特征, 由于低频系数更能将围绕中心像素的局部结构突出, 所以丢弃高频成分. 特征的傅里叶变换公式为

$$a(u)=\frac{1}{P}\sum_{k=0}^{P-1}s(k)\mathrm{e}^{-\frac{\mathrm{j}2\pi uk}{P}} \tag{21}$$

Mu 等[67] 使用 S-LBP 和 F-LBP 在 INRIA 行人数据库[68] 上进行了大量实验, 并取得了不错的实验结果. 然而, 该方法在计算中丢失了部分轮廓信息, 针对该问题 Wang 等[69] 把 LBP 与 HOG 进行了结合, 从而获得了更好的检测结果.

4.2 LBP 在汽车检测中的应用

Trefny 等[70] 将 LBP 成功地应用到汽车检测中, 并提出了转换局部二值模式 (Transition LBP, tLBP) 和方向局部二值模式 (Direction LBP, dLBP) 两个描述子. 由于原始的 LBP 是使用 8 邻域的像素与中心像素比较, 而忽略了 8 邻域像素之间关系. 因此, tLBP 描述子将邻域像素之间的关系考虑进去, 按顺时针方向, 并顺序地将相邻像素比较的二值结果作为 8 位中的一位, 最后进行模式统计, 计算方法如下:

$$tLBP_{P,R}=s(g_0-g_{P-1})+\sum_{p=1}^{P-1}s(g_p-g_{p-1})2^p \tag{22}$$

而 dLBP 描述子则是给出了 8 邻域的方向信息, 在 8 邻域中有 4 个基本方向, 如图 13 所示. 在二进制编码的时候, 每个方向用两个二进制位编码: 第一位表示中心像素是否是极值 (是极值则为 1, 否则为 0), 第二位表示每个方向的两个像素相对中心像素的差值大小, 计算方法如式 (23), 其中 $P=2P'$.

$$\begin{aligned}dLBP_{P,R}=&\sum_{p'=1}^{P'-1}(s((g_{p'}-g_c)(g_{p'+\mathrm{P}'}-g_c))2^{2p'}+\\&s(|g_{p'}-g_c|-|g_{p'+P'}-g_c|)2^{2p'+1})\end{aligned} \tag{23}$$

Trefny 等[70] 使用 tLBP 和 dLBP 描述子在 UIUC 的汽车数据库[71] 上进行了实验, 并得到了较高的检测精度. 但是在目标的多尺度变化和局部遮挡等问题的处理上还有一定的局限性.

4.3 LBP 在图像匹配中的应用

Heikkilä 等[72] 提出了中心对称局部二值模式 (Center symmetric LBP, CS-LBP), 并将其应用到感兴趣区描述中. CS-LBP 解决了原始的 LBP 方法

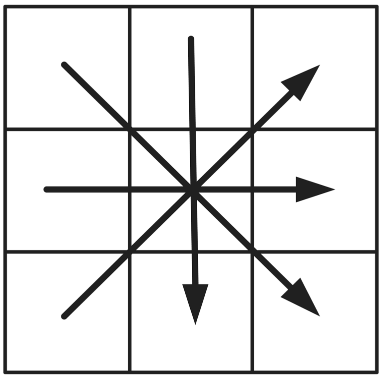


图 13 LBP 编码的 4 个基本方向

Fig. 13 Four basic direction of coding LBP

对单调的图像区域不具有鲁棒性和直方图统计的维数较高的问题, 即 CS-LBP 使用关于中心对称的两个像素差值大小作为 0 或 1 模式, 从而将直方图大小由 256 维降到 16 维, 同时对单调图像区域又有一定的适应性. CS-LBP 计算方法如下:

$$CS-LBP_{R,P,T}=\sum_{i=0}^{\frac{P}{2}-1}s(g_i-g_{i+\frac{P}{2}})2^i,\quad s(x)=\begin{cases}1, & x>T\\ 0, & \text{其他}\end{cases} \tag{24}$$

Heikkilä 等在实验中使用了视角、尺度、旋转、模糊、光照和 JPEG 压缩等六种不同场景的图像, 由于 CS-LBP 计算特征时参考了 SIFT 的网格划分方法, 并结合了 LBP 提取的纹理信息, 因而获得了更好的匹配准确率.

4.4 LBP 在人脸表情识别中的应用

Zhao 等[73] 将 LBP 成功地应用到人脸表情识别中, 并提出了体积局部二值模式 (Volume LBP, VLBP) 和局部二值模式的三维正交平面 (LBP three orthogonal planes, LBP-TOP) 两个描述子. 其中, VLBP 描述子是在 LBP 基础上提出的对动态纹理特征的描述方法, 该描述子将时间间隔为 L 的三幅图像 (t_c-L, t_c, t_c+L) 分别进行局部二值模式统计, 每个 $VLBP_{L,P,R}$ 算子包含五个部分: t_c-L 时刻图像局部邻域中心像素的模式、t_c-L 时刻图像局部邻域 P 个像素组成的二进制编码模式、t_c 时刻图像局部邻域 P 个像素组成的二进制编码模式、t_c+L 时刻图像局部邻域 P 个像素组成的二进制编码模式、t_c+L 时刻图像局部邻域中心像素的模式.

然而, 由于邻域点数 P 越大, VLBP 的维数就越大, 因而使得计算量变大, 针对该问题, Zhao 等提出了 LBP-TOP 描述子. 该描述子仅把三个垂直相交面 (XY, XT, YT) 的模式连接作为特征, 并在三个平面上分别计算 LBP 模式特征 (模式数变为 3×2^P), 即分别从三个平面得到 LBP 编码 XY-LBP、XT-LBP 和 YT-LBP, 并统计直方图, 进而将三个直方图连接得到最后的特征, 计算过程如图 14 所示.

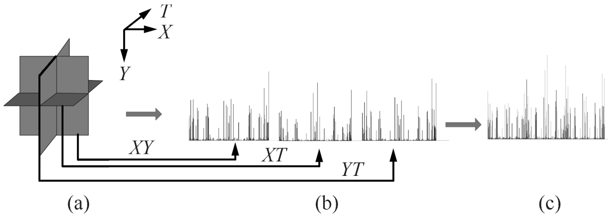


图 14 垂直相交的三个平面 ((a))、三个平面的 LBP 统计直方图 ((b))、连接后的直方图 ((c))

Fig. 14 Three orthogonal planes ((a)), LBP histogram from each plane ((b)), and concatenated feature histogram ((c))

Zhao 等[73] 在 Cohn-Kanade 人脸表情数据库[74] 上进行了实验, 并指出使用 LBP-TOP 描述子得到的识别正确率为 94.38 %, 而将 LBP-TOP 与 VLBP 结合后的正确率上升到 95.19 %, 即都获得了比较满意的实验结果. 究其原因: 在统计特征的时候, 使用了基于块的方法, 并且结合了有关像素、区域和体积级别的局部信息, 而这些信息正好弥补了 LBP 提取特征的缺陷.

4.5 LBP 在其他领域中的应用

LBP 除了在行人和汽车检测、图像匹配和人脸表情识别中获得较好的效果外, 很多人也尝试将 LBP 应用到其他领域. Heikkilä 等[75−76] 将 LBP 应用到背景提取和背景建模中, 使用原始的 LBP 很好地解决了当目标有遮挡物的时候背景模型的创建问题, 而对于前景目标的提取比文献 [77] 更有效. 在 Heikkilä 等研究的基础上, Takala 等[78]、Yao 等[79] 以及 Liao 等[80] 分别将 LBP 应用到多目标提取、多层背景提取以及 3D 场景建模中, 同样取得了很好的结果. 此外, Kellokumpu 等[81−84] 将 LBP 应用到手势识别和步态识别中, 并获得了较高的识别率, Costa 等[85] 还将 LBP 应用到音乐类型的分类识别.

5 存在的问题及研究方向

目前, 局部二值模式理论方法虽然已经取得了很多令人鼓舞的研究进展, 但对于实际工程中日益复杂的自然图像纹理分析以及动态目标的检测和识别等问题, 仍然需要在理论和算法方面开展创新研究, 以更好地表示纹理及目标特征, 并且在完善理论分析的同时, 推进 LBP 方法在实际工程中的广泛应用. 其中有待进一步研究解决的重要课题包括:

1) 对光照变化、仿射变换和噪声干扰更加鲁棒的 LBP 纹理分析方法. 由于 LBP 方法中的基本

处理是对阈值的操作, 因而存在对噪声以及光照变化敏感的问题. 尽管研究者们提出了各种改进方法来避免这种问题, 例如: He 等[11] 提出的贝叶斯局部二值模式 (Bayesian LBP, BLBP); Ahonen 等[20] 的软直方图 (Soft histograms) 处理; Zhou 等[23] 提出的扩展的局部二值模式 (Extended LBP, ELBP). 然而, 这些改进方法只是在一定程度上改善了 LBP 对干扰的鲁棒性, 并没有从根本上解决阈值操作所带来的不稳定性. 因此, 还需要进一步研究解决这种不稳定因素, 从而使得 LBP 在纹理分析中对光照变化、仿射变换和噪声干扰更鲁棒.

2) 充分利用 LBP 中的非统一模式进行纹理分析. Ojala 等[4] 为了减少二值模式的种类而提出了统一模式, 并将所有的非统一模式划归为一类处理. 然而, 这种处理忽略了这些非统一模式中的很多纹理信息, 尤其在使用较大的邻域时该问题比较明显. 虽然, Zhou 等在文献 [23] 中提出将非统一模式分为表示结构信息和表示发生概率信息的两个不同子集, 并在 Brodatz 纹理数据库[12] 中取得了不错的效果, 但是在较小的邻域范围内的实验结果并不好. 因此, 如何充分利用这些非统一模式更好地为纹理分析服务还需要进一步研究.

3) 在复杂的自然图像上的 LBP 纹理分析方法. 目前, 各种 LBP 纹理分析方法进行的实验大多数是在相对不太复杂的 Brodatz 数据库[12] 及 Outex 数据库[14] 上, 而在有一定挑战性的 CUReT 数据库[8] 和 KTHTIPS2b 数据库[86−87] 上进行纹理分析实验的改进方法比较少. 因此, 挑战更为复杂的自然图像的纹理分析问题还有待进一步研究.

4) 对姿态和光照变化更加鲁棒的 LBP 人脸分析方法. 大量实践表明, 计算机人脸识别主要面临两个方面的挑战: 姿态和光照的变化. 由于人脸老化、局部遮挡、成像设备差异、化妆、饰物等因素的影响在非可控、非合作 (如视频监控) 的环境下是不可避免的, 且上述问题往往在实际应用中同时出现, 进一步增加了人脸识别的难度. 尽管研究者们提出了各种 LBP 改进方法来克服这些问题, 例如: Jin 等[40] 提出的改进的局部二值模式 (Improved LBP, ILBP); Tan 等[42] 提出的局部三值模式 (Local ternary patterns, LTP); Liao 等[43] 提出的多尺度块局部二值模式 (Multi-scale block LBP, MB-LBP). 然而, 这些方法并没有全面地解决不稳定因素的影响. 因此, 需要进一步研究解决这些影响因素, 进而使得 LBP 在人脸分析中对姿态和光照的变化更加鲁棒.

5) 在彩色图像上的 LBP 表情分析和生理分类方法. 由于目前 LBP 对人脸的分析主要集中在人脸的检测与定位以及分类识别方面, 而表情分析和生理分类的研究现在还处于起步阶段, 因此, 近年来表情分析越来越多地受到研究人员的重视, 例如: Shan 等[60] 使用 LBP 特征的直方图检测人脸表情; Ho 等[61] 针对人脸表情的识别设计出了具有认知人脸的识别系统. 此外, 目前研究工作的实验图像数据大多集中在灰度图像上, 彩色图像不同通道信息对于分析研究的贡献是不一样的, 因此, 彩色图像上的 LBP 表情分析和生理分类方法的研究值得关注.

6) 融合其他特征扩大 LBP 应用领域. 目前, 多特征融合方法是整个特征提取问题的研究重点. 因此, 要想在更广泛的领域应用 LBP 方法, 还需要进一步研究 LBP 和其他特征的融合处理问题.

6 结论

由于局部二值模式的方法原理相对简单, 计算复杂度低, 同时又具有旋转不变性和灰度不变性等显著优点, 因而在纹理分析和人脸识别应用中取得了显著的成果, 并被广泛地应用于图像匹配、行人和汽车目标的检测与跟踪、生物和医学图像分析等邻域. 本文简要概述了 LBP 方法的原理, 并分别对纹理分析和分类中的 LBP 方法、人脸分析和识别中的 LBP 方法以及其他检测与应用中的 LBP 方法进行了详细的梳理和评述, 还分析了 LBP 方法在应用中依旧存在的问题并指出了未来的研究方向.

References

1 Ojala T, Pietikäinen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern Recognition*, 1996, **29**(1): 51−59

2 Pietikäinen M, Ojala T, Xu Z. Rotation-invariant texture classification using feature distributions. *Pattern Recognition*, 2000, **33**(1): 43−52

3 Ojala T, Valkealahti K, Oja E, Pietikäinen M. Texture discrimination with multidimensional distributions of signed gray-level differences. *Pattern Recognition*, 2001, **34**(3): 727−739

4 Ojala T, Pietikäinen M, Mäenpää T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(7): 971−987

5 Pietikäinen M, Hadid A, Zhao G Y, Ahonen T. *Computer Vision Using Local Binary Patterns*. Berlin: Springer-Verlag, 2011. 193−202

6 Hafiane A, Seetharaman G, Zavidovique B. Median binary pattern for textures classification. In: Proceedings of the 2007 International Conference on Image Analysis and Recognition. Montreal, Canada: Springer, 2007. 387−398

7 Guo Z H, Zhang L, Zhang D, Zhang S. Rotation invariant texture classification using adaptive LBP with directional statistical features. In: Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Image Processing. Hong Kong, China: IEEE, 2010. 285−288

8 Varma M, Zisserman A. A statistical approach to material classification using image patch exemplars. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, **31**(11): 2032−2047

9 Guo Z H, Zhang L, Zhang D. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(6): 1657−1663

10 Guo Z H, Zhang L, Zhang D. Rotation invariant texture classification using LBP variance (LBPV) with global matching. *Pattern Recognition*, 2010, **43**(3): 706−719

11 He C, Ahonen T, Pietikäinen M. A Bayesian local binary pattern texture descriptor. In: Proceedings of the 19th International Conference on Pattern Recognition. Tampa, USA: IEEE, 2008. 1−4

12 Brodatz P. *Textures: A Photographic Album for Artists and Designers*. New York: Dover Publications, 1966. 1−112

13 Liao S, Law M W K, Chung A C S. Dominant local binary patterns for texture classification. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, **18**(5): 1107−1118

14 Ojala T, Mäenpää T, Pietikäinen M, Viertola J, Kyllönen J, Huovinen S. Outex-new framework for empirical evaluation of texture analysis algorithms. In: Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition. Quebec, Canada: IEEE, 2002. 701−706

15 Nanni L, Lumini A, Brahnam S. Survey on LBP based texture descriptors for image classification. *Expert Systems with Applications*, 2012, **39**(3): 3634−3641

16 Mäenpää T, Ojala T, Pietikäinen M, Soriano M. Robust texture classification by subsets of local binary patterns. In: Proceedings of the 2000 International Conference on Pattern Recognition. Barcelona, Spain: IEEE, 2000. 947−950

17 Mäenpää T, Pietikäinen M. Multi-scale binary patterns for texture analysis. In: Proceedings of the 13th Scandinavian Conference on Image Analysis. Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Germany: Springer, 2003. 885−892

18 Raja Y, Gong S G. Sparse multiscale local binary patterns. In: Proceedings of the 2006 British Machine Vision Conference. Edinburgh, UK: BMVA, 2006. 1−10

19 He Y G, Sang N, Gao C X. Pyramid-based multi-structure local binary pattern for texture classification. In: Proceedings of the 10th Asian Conference on Computer Vision. Berlin, Heidelberg: Springer, 2011. 133−144

20 Ahonen T, Pietikäinen M. Soft histograms for local binary patterns. In: Proceedings of the 2007 Finnish Signal Processing Symposium. Oulu, Finland: FINSIG, 2007. 1−4

21 Iakovidis D K, Keramidas E, Maroulis D. Fuzzy local binary patterns for ultrasound texture characterization. In: Proceedings of the 5th International Conference on Image Analysis and Recognition. Berlin, Heidelberg: Springer, 2008. 750−759

22 Zhang L, Zhang L, Guo Z H, Zhang D. Monogenic-LBP: a new approach for rotation invariant texture classification. In: Proceedings of the 17th International Conference on Image Processing. Hong Kong, China: IEEE, 2010. 2677−2680

23 Zhou H, Wang R S, Wang C. A novel extended local-binary-pattern operator for texture analysis. *Information Sciences*, 2008, **178**(22): 4314−4325

24 Liu L, Zhao L J, Long Y L, Kuang G Y, Fieguth P. Extended local binary patterns for texture classification. *Image and Vision Computing*, 2012, **30**(2): 86−99

25 Khellah F M. Texture classification using dominant neighborhood structure. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(11): 3270−3279

26 Guo Y M, Zhao G Y, Pietikäinen M. Discriminative features for texture description. *Pattern Recognition*, 2012, **45**(10): 3834−3843

27 Guo Y, Zhao G, Pietikäinen M, Xu Z. Descriptor learning based on Fisher separation criterion for texture classification. In: Proceedings of the 2011 Asian Conference on Computer Vision. Queenstown, New Zealand: Springer, 2011. 185−198

28 Zhao Y, Huang D S, Jia W. Completed local binary count for rotation invariant texture classification. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(10): 4492−4497

29 Fathi A, Naghsh-Nilchi A R. Noise tolerant local binary pattern operator for efficient texture analysis. *Pattern Recognition Letters*, 2012, **33**(9): 1093−1100

30 Mäenpää T, Pietikäinen M. Classification with color and texture: jointly or separately? *Pattern Recognition*, 2004, **37**(8): 1629−1640

31 Pietikäinen M, Mäenpää T, Viertola J. Color texture classification with color histograms and local binary patterns. In: Proceedings of the 2008 International Workshop on Texture Analysis and Synthesis. Copenhagen, Denmark: IWTAS, 2002. 109−112

32 Porebski A, Vandenbroucke N, Macaire L. Haralick feature extraction from LBP images for color texture classification. In: Proceedings of the 2008 International Workshops on Image Processing Theory, Tools and Applications. Sousse, Tunisia: IEEE, 2008. 1−8

33 Zhang J, Liang J M, Zhao H. Local energy pattern for texture classification using self-adaptive quantization thresholds. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, **22**(1): 31−42

34 Zhao G Y, Ahonen T, Matas J, Pietikäinen M. Rotation-invariant image and video description with local binary pattern features. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(4): 1465−1477

35 Ojansivu V, Heikkilä J. Blur insensitive texture classification using local phase quantization. In: Proceedings of the 2008 International Conference on Image and Signal Processing. Cherbourg-Octeville, France: Springer, 2008. 236−243

36 Lategahn H, Gross S, Stehle T, Aach T. Texture classification by modeling joint distributions of local patterns with Gaussian mixtures. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(6): 1548−1557

37 Chen J, Shan S G, He C, Zhao G Y, Pietikäinen M, Chen X L, Gao W. WLD: a robust local image descriptor. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, **32**(9): 1705−1720

38 Liu L, Fieguth P, Clausi D, Kuang G Y. Sorted random projections for robust rotation-invariant texture classification. *Pattern Recognition*, 2012, **45**(6): 2405−2418

39 Liao S, Chung A C S. Face recognition by using elongated local binary patterns with average maximum distance gradient magnitude. In: Proceedings of the 8th Asian Conference on Computer Vision. Tokyo, Japan: Springer, 2007. 672−679

40 Jin H L, Liu Q S, Lu H Q, Tong X F. Face detection using improved LBP under Bayesian framework. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Image and Graphics. Hong Kong, China: IEEE, 2004. 306−309

41 Petpon A, Srisuk S. Face recognition with local line binary pattern. In: Proceedings of the 5th International Conference on Image and Graphics. Xi′an, China: IEEE, 2010. 533−539

42 Tan X Y, Triggs B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Analysis and Modeling of Faces and Gestures. Rio de Janeiro, Brazil: Springer, 2007. 168−182

43 Liao S C, Zhu X X, Lei Z, Zhang L, Li S Z. Learning multiscale block local binary patterns for face recognition. In: Proceedings of the 2007 International Conference on Biometrics. Seoul, South Korea: Springer, 2007. 828−837

44 Zhang L, Chu R F, Xiang S M, Liao S C, Li S Z. Face detection based on multi-block LBP representation. In: Proceedings of the 2007 International Conference on Advances in Biometrics. Seoul, South Korea: Springer, 2007. 11−18

45 Wolf L, Hassner T, Taigman Y. Descriptor based methods in the wild. In: Proceedings of the 2008 European Conference on Computer Vision Workshop on Faces in Real-Life Images. Marseille, France: Springer, 2008. 1−14

46 Samaria F S, Harter A C. Parameterisation of a stochastic model for human face identification. In: Proceedings of the 2nd IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. Sarasota, USA: IEEE, 1994. 138−142

47 Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, **19**(7): 711−720

48 Phillips P J, Wechsler H, Huang J, Rauss P J. The FERET database and evaluation procedure for face-recognition algorithms. *Image and Vision Computing*, 1998, **16**(5): 295−306

49 Phillips P J, Flynn P J, Scruggs T, Bowyer K W, Chang J, Hoffman K, Marques J, Jaesik M, Worek W. Overview of the face recognition grand challenge. In: Proceedings of the 2005 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, USA: IEEE, 2005. 947−954

50 Huang G B, Ramesh M, Berg T, Learned-Miller E. Labeled Faces in the Wild: a Database for Studying Face Recognition in Unconstrained Environments, Technical Report, Department of Computer Science, University of Massachusetts, USA, 2007

51 Huang D, Shan C F, Ardabilian M, Wang Y H, Chen L M. Local binary patterns and its application to facial image analysis: a survey. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 2011, **41**(6): 765−781

52 Chan C H, Kittler J V, Messer K. Multispectral local binary pattern histogram for component-based color face verification. In: Proceedings of the 2007 IEEE Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems. Crystal City, USA: IEEE, 2007. 1−7

53 Chan C H, Kittler J, Messer K. Multi-scale local binary pattern histograms for face recognition. In: Proceedings of the 2007 International Conference on Biometrics. Seoul, South Korea: Springer, 2007. 809−818

54 Zhang W C, Shan S G, Gao W, Chen X L, Zhang H M. Local gabor binary pattern histogram sequence (LGBPHS): a novel non-statistical model for face representation and recognition. In: Proceedings of the 10th International Conference on Computer Vision. Beijing, China: IEEE, 2005. 786−791

55 Tan X Y, Triggs B. Fusing Gabor and LBP feature sets for kernel-based face recognition. In: Proceedings of the 2007 Corference on Analysis and Modeling of Faces and Gestures. Rio de Janeiro, Brazil: Springer, 2007. 235−249

56 Shan S G, Zhang W C, Su Y, Chen X L, Gao W. Ensemble of piecewise FDA based on spatial histograms of local (Gabor) binary patterns for face recognition. In: Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition. Hong Kong, China: IEEE, 2006. 606−609

57 Maturana D, Soto A, Mery D. Face recognition with decision tree-based local binary patterns. In: Proceedings of the 2011 Asian Conference on Computer Vision. Queenstown, New Zealand: Springer, 2011. 618−629

58 Lahdenoja O, Laiho M, Paasio A. Reducing the feature vector length in local binary pattern based face recognition. In: Proceedings of the 2005 International Conference on Image Processing. Genoa, Italy: IEEE, 2005. 914−917

59 Zhang B C, Gao Y S, Zhao S Q, Liu J Z. Local derivative pattern versus local binary pattern: face recognition with high-order local pattern descriptor. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(2): 533−544

60 Shan C F, Gritti T. Learning discriminative LBP-histogram bins for facial expression recognition. In: Proceedings of the 2008 British Machine Vision Conference. Leeds, UK: BMVC, 2008. 1−10

61 Ho An K, Chung M. Cognitive face analysis system for future interactive TV. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2009, **55**(4): 2271−2279

62 Yan S Y, Shan S G, Chen X, Gao W. Locally assembled binary (LAB) feature with feature-centric cascade for fast and accurate face detection. In: Proceedings of the 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, USA: IEEE, 2008. 1−7

63 Roy A, Marcel S. Haar local binary pattern feature for fast illumination invariant face detection. In: Proceedings of the 2009 British Machine Vision Conference. London, UK: BMVC, 2009

64 Yang H, Wang Y D. A LBP-based face recognition method with Hamming distance constraint. In: Proceedings of the 4th International Conference on Image and Graphics. Sichuan, China: IEEE, 2007. 645−649

65 Fu X F, Wei W. Centralized binary patterns embedded with image Euclidean distance for facial expression recognition. In: Proceedings of the 4th International Conference on Natural Computation. Jinan, China: IEEE, 2008. 115−119

66 Zhang G C, Huang X S, Li S Z, Wang Y S, Wu X H. Boosting local binary pattern (LBP)-based face recognition. In: Proceedings of the 2005 Advances in Biometric Person Authentication. Beijing, China: Springer, 2005. 179−186

67 Mu Y D, Yan S C, Liu Y, Huang T, Zhou B F. Discriminative local binary patterns for human detection in personal album. In: Proceedings of the 2005 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, USA: IEEE, 2008. 1−8

68 Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection. In: Proceedings of the 2005 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, USA: IEEE, 2005. 886−893

69 Wang X Y, Han T X, Yan S C. An hog-lbp human detector with partial occlusion handling. In: Proceedings of the 2009 International Conference on Computer Vision. Kyoto, Japan: IEEE, 2009. 32−39

70 Trefny J, Matas J. Extended set of local binary patterns for rapid object detection. In: Proceedings of the 2010 Computer Vision Winter Workshop. Nove Hrady, Czech Republic: CVWW, 2010. 1−7

71 Agarwal S, Awan A, Roth D. Learning to detect objects in images via a sparse, part-based representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, **26**(11): 1475−1490

72 Heikkilä M, Pietikäinen M, Schmid C. Description of interest regions with local binary patterns. *Pattern Recognition*, 2009, **42**(3): 425−436

73 Zhao G Y, Pietikäinen M. Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, **29**(6): 915−928

74 Kanade T, Cohn J F, Tian Y L. Comprehensive database for facial expression analysis. In: Proceedings of the 4th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Grenoble, France: IEEE, 2000. 46−53

75 Heikkilä M, Pietikäinen M. A texture-based method for modeling the background and detecting moving objects. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, **28**(4): 657−662

76 Heikkilä M, Pietikäinen M, Heikkilä J. A texture-based method for detecting moving objects. In: Proceedings of the 2004 British Machine Vision Conference. London, UK: BMVC, 2004. 187−196

77 Toyama K, Krumm J, Brumitt B, Meyers B. Wallflower: principles and practice of background maintenance. In: Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece: IEEE, 1999. 255−261

78 Takala V, Pietikäinen, M. Multi-object tracking using color, texture and motion. In: Proceedings of the 2007 IEEE International Workshop on Visual Surveillance. Minneapolis, USA: IEEE, 2007. 1−7

79 Yao J, Odobez J M. Multi-layer background subtraction based on color and texture. In: Proceedings of the 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis, USA: IEEE, 2007. 3658−3665

80 Liao S C, Zhao G Y, Kellokumpu V, Pietikäinen M, Li S Z. Modeling pixel process with scale invariant local patterns for background subtraction in complex scenes. In: Proceedings of the 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, USA: IEEE, 2010. 1301−1306

81 Kellokumpu V, Zhao G Y, Pietikäinen M. Human activity recognition using a dynamic texture based method. In: Proceedings of the 2008 British Machine Vision Conference. London, UK: BMVC, 2008. 1−10

82 Kellokumpu V, Zhao G Y, Pietikäinen M. Texture based description of movements for activity analysis. In: Proceedings of the 2008 International Conference on Computer Vision Theory and Applications. Funchal, Portugal: VISAPP, 2008. 206−213

83 Kellokumpu V, Zhao G Y, Li S Z, Pietikäinen M. Dynamic texture based gait recognition. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Advances in Biometrics. Alghero, Italy: Springer, 2009. 1000−1009

84 Kellokumpu V, Zhao G Y, Pietikäinen M. Recognition of human actions using texture descriptors. *Machine Vision and Applications*, 2011, **22**(5): 767−780

85 Costa Y M G, Oliveira L S, Koerich A L, Gouyon F, Martins J G. Music genre classification using LBP textural features. *Signal Processing*, 2012, **92**(11): 2723−2737

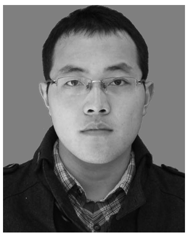
86 Caputo B, Hayman E, Mallikarjuna P. Class-specific material categorisation. In: Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Computer Vision. Beijing, China: IEEE, 2005. 1597−1604

87 Caputo B, Hayman E, Fritz M, Eklundh J O. Classifying materials in the real world. *Image and Vision Computing*, 2010, **28**(1): 150−163

宋克臣 东北大学机械工程与自动化学院博士研究生. 2011 年获得东北大学硕士学位. 主要研究方向为计算机视觉和模式识别. 本文通信作者.
E-mail: unkechen@gmail.com
(**SONG Ke-Chen** Ph. D. candidate at the School of Mechanical Engineering and Automation, Northeastern University. He received his master degree from Northeastern University in 2011. His research interest covers computer vision and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)

颜云辉 东北大学机械工程与自动化学院教授. 主要研究方向为智能检测与质量控制.
E-mail: yanyh@mail.neu.edu.cn
(**YAN Yun-Hui** Professor at the School of Mechanical Engineering and Automation, Northeastern University. His research interest covers intelligent detection and quality control.)

陈文辉 东北大学机械工程与自动化学院硕士研究生. 2011 年获得吉林大学学士学位. 主要研究方向为智能检测与质量控制. E-mail: wenhui_chen@126.com
(**CHEN Wen-Hui** Master student at the School of Mechanical Engineering and Automation, Northeastern University. He received his bachelor degree from Jilin University in 2011. His research interest covers intelligent detection and quality control.)



张 旭 东北大学机械工程与自动化学院硕士研究生. 2011 年获得东北大学秦皇岛分校学士学位. 主要研究方向为目标检测和模式识别.
E-mail: zhangxufirstlove@163.com
(**ZHANG Xu** Master student at the School of Mechanical Engineering and Automation, Northeastern University. He received his bachelor degree from Northeastern University at Qinhuangdao in 2011. His research interest covers object detection and pattern recognition.)