



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2014
12
VOL.19

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



图像色彩和谐变化 P1766



第19卷第12期（总第224期）

2014年12月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048)

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@irsa.ac.cn

Telephone 010-64807995

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China))

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

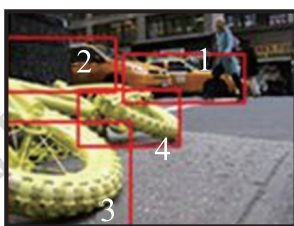
国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

国内定价 50.00元



改进鱼眼变换技术的图像适应(第1743页)



面向部件遮挡补偿的车辆检测模型(第1802页)



基于暗原色及入射光假设的单幅图像去雾(第1812页)

综述

视频摘要技术综述

王娟, 蒋兴浩, 孙铨锋 1685

局部二进制模式方法综述

刘丽, 谢毓湘, 魏迎梅, 老松杨 1696

图像处理和编码

2维全相位内插核的设计与实现

苏飞, 孙杰, 秦娟, 段宇翔 1721

改进的正则化模型在图像恢复中的应用

李旭超, 宋博 1730

改进鱼眼变换技术的图像适应

张丽霞, 区兆明, 宋鸿陟 1743

去除乘性噪声的分数阶变分模型及算法

田丹, 薛定宇, 陈大力 1751

丢包环境中H.264视频编码的快速模式判决

兰梦, 张远, 魏雨农 1759

图像分析和识别

偏度和峰度的图像色彩和谐变化

马云芳, 宋明黎, 卜佳俊 1766

结合稀疏表示和概率潜在语义的图像模糊度评价

张涛, 王新年, 梁德群 1775

Log-Gabor小波和分数阶多项式KPCA的火焰图像状态识别

宋昱, 吴一全 1785

加权局部二值模式的人脸特征提取

张洁玉, 武小川 1794

面向部件遮挡补偿的车辆检测模型

陈远, 谢昭, 吴克伟 1802

基于暗原色及入射光假设的单幅图像去雾

於敏杰, 张浩峰 1812

空间可变有限混合模型

申小虎, 吕导中, 万荣春 1820

遥感图像处理

高分辨率极化SAR图像水平集分割

邹鹏飞, 李震, 田帮森 1829

混合本征模型的多视SAR影像海冰密度检测

汪霄箭, 李玉, 赵泉华, 何晓军 1836

总目次

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Improved fisheye transformation for image retargeting (P1743)



Part-oriented occlusion compensate model for vehicle detection(P1802)



Single-image dehazing based on dark channel and incident light assumption(P1812)

Review

Review of video abstraction

Wang Juan, Jiang Xinghao, Sun Tanfeng 1685

Survey of Local Binary Pattern method

Liu Li, Xie Yuxiang, Wei Yingmei, Lao Songyang 1696

Image Processing and Coding

Design and implementation of 2D all-phase interpolation kernel

Su Fei, Sun Jie, Qin Juan, Duan Yuxiang 1721

Applying the improved regularization model to image restoration

Li Xuchao, Song Bo 1730

Improved fisheye transformation for image retargeting

Zhang Lixia, Ou Zhaoming, Song Hongzhi 1743

Fractional-order variation model and algorithm for multiplicative noise removal

Tian Dan, Xue Dingyu, Chen Dali 1751

Fast-mode decision for H.264 video coding in a packet-loss environment

Lan Meng, Zhang Yuan, Wei Yunong 1759

Image Analysis and Recognition

Image color harmonization algorithm using skewness and kurtosis

Ma Yunfang, Song Mingli, Bu Jiajun 1766

Image blur evaluation based on sparse representation and probabilistic latent semantic analysis

Zhang Tao, Wang Xinnian, Liang Dequn 1775

State identification of boiler combustion flame images via Log-Gabor wavelet and kernel principal component analysis with fractional power polynomial models

Song Yu, Wu Yiquan 1785

Feature extraction of faces based on a weighted local binary pattern

Zhang Jieyu, Wu Xiaochuan 1794

Part-oriented occlusion compensate model for vehicle detection

Chen Yuan, Xie Zhao, Wu Kewei 1802

Single-image dehazing based on dark channel and incident light assumption

Yu Minjie, Zhang Haofeng 1812

Spatially variant finite mixture model

Shen Xiaohu, Lyu Daozhong, Wan Rongchun 1820

Remote Sensing Image Processing

High-resolution PolSAR image level set segmentation

Zou Pengfei, Li Zhen, Tian Bangsen 1829

Intrinsic mixture model-based measurement of sea ice density from a multi-look SAR image

Wang Xiaojian, Li Yu, Zhao Quanhua, He Xiaojun 1836

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)12-1696-25

论文引用格式: Liu L, Xie Y X, Wei Y M, Lao S Y. Survey of Local Binary Pattern method[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(12): 1696-1720.
[刘丽, 谢毓湘, 魏迎梅, 老松杨. 局部二进制模式方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(12): 1696-1720.][DOI: 10.11834/jig.20141202]

局部二进制模式方法综述

刘丽, 谢毓湘, 魏迎梅, 老松杨

国防科技大学信息系统与管理学院, 长沙 410073

摘要: 目的 局部二进制模式(LBP)是一种理论简单、计算高效的非参数局部纹理特征描述子。由于其具有较高的特征鉴别力和较低的计算复杂度,因此近期获得了越来越多的关注,在图像分析、计算机视觉和模式识别领域得到了广泛的应用,尤其是在纹理分类和人脸识别两个经典的模式识别问题中,LBP方法得到充分的研究和发展。鉴于LBP的理论意义和实用价值,为了使国内外同行对LBP方法有一个较为全面的了解,对其进行系统总结。方法 在广泛文献调研的基础上,主要以纹理分类和人脸识别为应用背景,系统综述了LBP及现有各种LBP各种改进方法,从每种方法的研究动机、解决思路和方法特点及性能等方面进行总结。结果 首先,回顾了LBP方法的发展历程,综述了LBP及其众多改进方法的基本原理,系统梳理和评述了各种LBP方法的优势与不足,并在统一框架下对各种LBP方法进行分类总结;然后,综述了LBP及其各种改进方法在纹理分类和人脸识别中的应用研究,并总结了一些方法在基准数据库上达到的最高分类正确率;最后,凝练出LBP方法进一步的发展方向。结论 LBP方法的研究仍然是计算机视觉和模式识别领域倍受青睐的热点研究领域,仍然有更多低存储、快速的二值特征描述子被提出,LBP方法的应用领域仍在继续拓展。

关键词: 局部二进制模式;纹理分类;人脸识别;旋转不变;多尺度分析;局部特征描述子

Survey of Local Binary Pattern method

Liu Li, Xie Yuxiang, Wei Yingmei, Lao Songyang

School of Information System and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China

Abstract: **Objective** Local Binary Pattern (LBP) is a theoretically simple yet highly efficient texture descriptor. LBP has recently attracted increasing attention and has been successfully applied in image analysis, computer vision, and pattern recognition because of its discriminative power and computational simplicity. LBP has been developed for the traditional pattern recognition problems of texture classification and face recognition. Considering the theoretical and practical values of LBP, this study comprehensively reviews the suitability of various LBP variants in texture classification and face recognition. **Method** The fundamentals of the traditional LBP and various LBP variants are reviewed, and the advantages and disadvantages of various LBP variants are discussed by dividing them into categories under a novel systematic framework. Implicit directions for future LBP studies are also presented. **Result** First, the fundamentals of the traditional LBP method and various LBP variants are reviewed in detail and the pros and cons of various LBP variants are discussed by dividing them into different categories under a novel systematic framework. Second, as two typical and most successful applications of the LBP approach, LBP-based texture classification and LBP-based face recognition are reviewed. Finally, the implicit directions for future LBP research are presented. **Conclusion** LBP method continues to be a hot research topic in the field of computer vision and pattern recognition, which is evidenced by the fact that new low storage and fast local binary descriptors

收稿日期:2013-10-15;修回日期:2014-03-11

基金项目:国家自然科学基金项目(61202336);国家教育部博士点专项基金项目(20124307120025)

第一作者简介:刘丽(1982—),女,讲师,2012年于国防科技大学获信息与通信工程专业博士学位,主要研究方向为纹理分析、人脸识别、计算机视觉和模式识别等。E-mail: dreamliu2010@gmail.com

and new applications of LBP are still emerging.

Key words: local binary pattern; texture classification; face recognition; rotation invariance; multiresolution; local feature descriptor

0 引言

局部二进制模式(LBP)方法起源于纹理分析领域,最早由芬兰 Oulu 大学提出,目前该方法已经成为纹理分类^[1-6]和人脸识别领域^[7-8]主要的特征提取方法之一,并在图像处理和计算机视觉领域受到越来越多的关注。LBP 方法存在如下显著优势^[1,3,6,9]:1)计算复杂度低;2)无需训练学习;3)光照不变性;4)易于工程实现。正是因为如此,该方法已被成功应用于以纹理分类和人脸识别^[5,8]为代表的诸多图像处理和计算机视觉领域,包括工业检测^[2]、遥感图像分析^[10]、动态纹理识别^[11]、基于内容的图像检索^[12]、医学图像处理^[13-15]、人脸检测^[16-17]、场景分类^[18]、运动分析和环境建模等等^[19],出现了大量 LBP 改进方法。

LBP 方法已经成为纹理特征提取方法和人脸特征提取的主要方法之一,并在这两个问题中得到充分的研究和应用。纹理是图像的主要特性之一,在图像分析与模式识别领域占有重要地位^[20-21]。人脸识别是人类使用最悠久,应用最广、最自然的一种生物特征识别技术^[7]。纹理分类和人脸识别,作为图像处理、计算机视觉和模式识别等领域的两个基本问题,其研究均有着重要的理论价值和现实意义。如何简单、高效提取具有光照、旋转、视点、尺度不变性且对噪声稳健的纹理特征,实现高性能图像分析一直是人们关注的研究热点之一。针对非限定环境下人脸识别系统性能下降的问题,研究快速有效的检测和低维人脸特征提取算法,消除光照、姿态和噪声等不利因素的影响,研究快速、稳健的识别方法,是近来人脸识别研究的热点,也是继续解决的难点问题。LBP 方法的出现,给纹理分类和人脸识别问题注入了新的生命力。

目前已有文献分别针对 LBP 在纹理分类^[22]、图像分析^[23]、图像分类^[24]和人脸识别^[25-27]问题中的应用进行了简要综述。鉴于 LBP 方法的理论意义以及其在纹理分类和人脸识别两个问题中的广泛应用,本文尝试对 LBP 进行较为系统和全面的综述,动机主要为:早期的综述^[23,25-26]过于简短,且没有包

含近几年出现的 LBP 改进方法,而近期文献^[22]关注的是 LBP 方法与现有传统纹理特征提取方法之间的联系,文献^[24]针对 LBP 方法在一个特定的应用问题进行综述,目的在于试图通过分析比较少数 LBP 及其改进方法在细胞图像和 DNA 图像上的分类效果,找出一种融合方法以期获得最好性能。文献^[27]综述了用于人脸分析的 LBP 及其各种改进方法,但没有涉及其所综述的 LBP 及其改进方法之间的相互关系;主要地介绍了 LBP 方法在人脸分析系统领域的应用,介绍了文中所提到的 LBP 方法在这些问题中如何实现,以及总结了已有文献方法在相关基准人脸数据集上所达到的实验结果。文献^[23]没有涉及纹理分类领域,且综述了很多在获得图像的 LBP 码字标签图之后的特征分析、提取、降维以及不同分类器的使用等问题。

根据已有的知识,本文首次比较全面地综述 LBP 及其各种改进方法,涵盖了包括 LBP 应用最流行和研究最充分的两个领域:纹理分类和人脸识别。综述工作是建立在对 100 多篇文献广泛调研的基础上,系统论述了 LBP 方法的构造及其各种改进方法,在分析各种典型 LBP 改进方法的特点,总结 LBP 的研究现状和应用的基础上,凝练了其进一步的发展方向。本文的目的在于让感兴趣的学者能迅速理解和掌握该方法的基本原理,并能了解其相关最新进展,为进一步深入研究 LBP 背后的理论和拓展其应用范围奠定良好的基础。

1 局部二进制模式

1.1 原始 LBP 描述子

自从由芬兰 Oulu 大学机器视觉小组的研究者 Ojala 等人针对纹理图像分类问题提出 LBP 方法^[6]之后,该方法在计算机视觉和模式识别领域引起了广泛关注。最原始的 LBP 算子定义在某中心像素及其周围大小为 3×3 的矩形邻域系统上,如图 1 所示:将中心像素的每个邻域像素值以该中心像素的灰度值为阈值进行二值量化,大于或等于中心像素的像素值则编码为 1,小于则编码为 0,以此形成一个局部二进制模式。将该二进制模式以 x 正轴方向

为起点按照逆时针方向进行串联得到一串二进制数字,并用该二进制数对应的十进制数字来唯一地标识该中心像素点。图像中的每个像素都可以计算得到一个局部二进制模式。

尽管 LBP 方法一直被认为是由芬兰 Oulu 大学的计算机视觉小组发明,且文献[6]通常被当做是 LBP 方法提出的原始文章,但实际上在 1994 年,该小组发表的两篇会议论文^[1-2],都提到了 LBP 方法。同年,Zabih 和 Woodfill^[28]提出了一种名为 census 变换的方法,其思想与 LBP 的思想非常类似。其实早在 1990 年,Wang 和 He^[29-30]的纹理谱(TS)工作以及 1992 年 Gong 等人^[10]的工作中就已经出现 LBP 方法的基本思想,而 LBP 方法只是 TS 方法的一种简化。

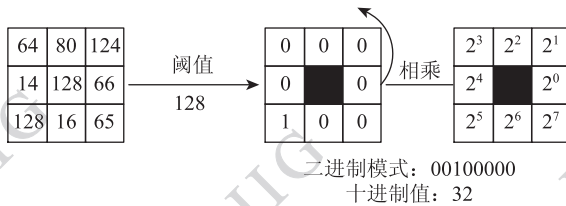


图1 原始 LBP 算子计算示例

Fig. 1 Example of the original LBP operator

定义在大小为 3×3 的矩形邻域系统上的 LBP 模式的应用受到严重制约,主要原因在于:1) 3×3 的邻域系统过于局部,无法捕获大尺度的纹理结构特征;2) 矩形邻域系统不宜于旋转不变特征的设计。针对这些不足,随后 Ojala 等人^[3-4,9]提出采用圆形邻域系统(如图2所示)来计算 LBP 模式,并通过采用不同大小的圆形邻域系统(如图3所示)将 LBP 扩展到多尺度上。数学上,如图2所示,给定图像中位于 (i, j) 的某像素 x_c 及以该像素为中心的半径为 r 的圆周上等角间距均匀分布的 p 个邻域像素

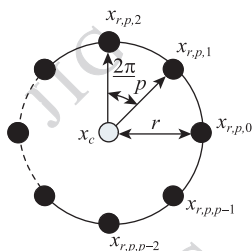


图2 中心像素及以 x_c 其为中心、 r 为半径的圆周上等角间距均匀分布的 p 个像素点组成的圆形邻域系统

Fig. 2 Central pixel x_c and its circularly and evenly spaced p neighbors with radius r

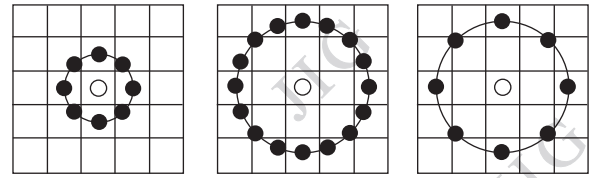


图3 圆形邻域结构:(1,8),(2,16)和(2,8),没有位于像素中心的邻域采样点采取双线性差值方式获得

Fig. 3 The circular (1,8), (2,16) and (2,8) neighborhoods.

The pixel values are bilinearly interpolated whenever the sampling point is not in the exact center of a pixel

的灰度值为

$$\mathbf{x}_{r,p} = [x_{r,p,0}, x_{r,p,1}, \dots, x_{r,p,p-1}]^T \quad (1)$$

定义在圆形邻域系统上的 LBP 模式计算为

$$\text{LBP}_{r,p}(i, j) = \sum_{n=0}^{p-1} 2^n s(x_{r,p,n} - x_c) \quad (2)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中, $s(x)$ 是一个符号函数, $x_{r,p,n}$ 表示邻域系统内的一个像素值, r 表示圆形邻域系统的半径, p 表示该半径圆上采样点的数目, $x_{r,p,n}$ 的第三个索引值用来表示某个邻域像素的位置。假设中心像素 x_c 位于坐标系统的原点 $(0, 0)$, 那么其邻域系统的坐标为 $(-r \sin(2\pi n/p), r \cos(2\pi n/p))$ 。没有位于图像像素中心位置的邻域像素采用双线性差值方式获得。

给定一幅大小为 $M \times N$ 的纹理图像 I , 常用的方法是通过统计纹理图像中所有像素对应的 LBP 模式出现的频率直方图 $\underline{h}$, 作为该纹理图像的全局特征描述, 具体为

$$\underline{h}(k) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \delta(\text{LBP}_{r,p}(i, j) - k) \quad (4)$$

$$\delta(x) = \begin{cases} 1 & x = 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

式中, $0 \leq k < d (d = 2^p)$, 基于 p 个邻接采样点的 LBP 模式总共有 2^p 种, 用于表示整幅纹理图像的 LBP 直方图矢量的维数为 2^p 。通过改变参数对 (r, p) 的值, 可以获得不同尺度上的 LBP 模式。Ojala 等人^[3-4]经过实验比较, 在特征鉴别力和特征维数之间做一个折中, 建议 (r, p) 选取为 $(1, 8), (2, 16), (3, 24), \dots, (r, 8r)$ 。然而, $\text{LBP}_{r,p}$ 不具有旋转不变性, 而要提高一个特征描述子的实用性, 需要增强对图像旋转变化的鲁棒性。另一个严重劣势在于, 全局 LBP 直方图矢量的维数随着 p 的增加而成指数增长(参见表1), 很快就受到计算和存储的限制。为了解决这两个问题,

Ojala 等人继续进行了改进, 创新性地提出了旋转不变(rotation invariant) LBP 模式、均匀(uniform) LBP 模式, 以及两者的结合得旋转不变均匀 LBP 模式, 分别用 $LBP_{r,p}^{ri}$ 、 $LBP_{r,p}^{riu2}$ 和 $LBP_{r,p}^{riu2}$ 表示。

1.2 旋转不变 LBP 描述子

当图像旋转时, 某中心像素周围的圆形邻接像素也会发生变化, 进而引起 LBP 模式的改变(全为 0 或者全为 1 的 LBP 模式除外)。为了减轻图像旋转带来的影响, Ojala 等人提出一种旋转不变算子 $LBP_{r,p}^{ri}$, 定义为

$$LBP_{r,p}^{ri} = \min \{ ROR(LBP_{r,p}, i) \mid i = 0, 1, \dots, p-1 \} \quad (5)$$

如图 1 中的二进制模式 00100000 逆时针移动 3 次, 得到一个新的 LBP 模式 00000001, 在 $LBP_{r,p}^{ri}$ 算子中, 00100000 和 00000001 被认为是同一种模式。如表 1 所示, 相比原始 $LBP_{r,p}$ 描述子, 旋转不变描述子 $LBP_{r,p}^{ri}$ 的直方图特征维数明显降低, 但是随着尺度的增加仍然很高, 限制了其应用, 因此研究者^[3,4,9] 仅仅测试了 $LBP_{1,8}^{ri}$ 的旋转不变纹理分类性能。研究表明^[3,9] $LBP_{1,8}^{ri}$ 的旋转不变纹理分类性能较差, 主要原因是单一尺度描述能力不足, 且角度空间采样较稀疏。

表 1 几种传统 LBP 描述子在不同尺度下的 bin 数比较

Table 1 Comparing the number of bins of different traditional LBP operators

方法	参数(r,p)					
	尺度 1 (1,8)	尺度 2 (2,16)	尺度 3 (3,24)	尺度 4 (4,32)	尺度 5 (5,40)	尺度 1~5
$LBP_{r,p}$	256	65 536	1 677 216	2^{32}	2^{40}	不可行
$LBP_{r,p}^{ri}$	36	4 116	69 952	很大	很大	不可行
$LBP_{r,p}^{riu2}$	59	243	555	995	1 563	3 451
$LBP_{r,p}^{riu2}$	10	18	26	34	42	106

1.3 均匀 LBP 描述子

Ojala 等人注意到在所有同一尺度下的原始 LBP 模式 $LBP_{r,p}$ 中, 有些模式出现的频率显著高于其他模式, 于是有理由认为出现概率高的模式包含更多的局部纹理信息, 从某种意义上来说它们反映了纹理图像中的基本局部模式。因此, Ojala 等人建议采用所有 LBP 模式的一些子集来描述纹理图像特征, 提出所谓的均匀 LBP 算子 $LBP_{r,p}^{riu2}$, 为后续研究者所广泛采用。该方法按照一定的准则将原始 LBP 模式划分为均匀和非均匀模式两大类。一个

LBP 模式称为均匀模式, 是指其 U 值不大于 2。 U 的计算具体定义为

$$U(LBP_{r,p}) = \sum_{n=0}^{p-1} |s(x_{r,p,n} - x_c) - s(x_{r,p,\text{mod}(n+1,p)} - x_c)| \quad (6)$$

U 值表示 LBP 模式中在圆周上相邻的两个二元值的 0/1 (或 1/0) 转移次数。举例来说, LBP 模式 00000000 和 01110000 均为均匀模式, 因为它们 0/1 (或 1/0) 转移次数分别为 0 和 2, 即 $U(00000000) = 0$, $U(01110000) = 2$ 。而模式 01100101 为非均匀模式, 因为 $U(01100101) = 2$ 。 U 值反应了局部纹理结构的一种均匀性度量, U 值越大表示结构趋向于不均匀, 变化频率较高, U 值越小则反之, 而图像中很多信息集中在低频, 因此有理由认为均匀模式要比非均匀模式多, 图 4 给出了几种典型的均匀模式及其表示的结构特征。对于参数 (r,p) , 共有均匀模式成 $p(p-1)+2$ 种, 而其余所有的非均匀模式将被统计一种, 故 $LBP_{r,p}^{riu2}$ 特征的直方图维数为 $p(p-1)+3$ 。如表 1 所示, $LBP_{r,p}^{riu2}$ 的直方图特征维数较 $LBP_{r,p}$ 和 $LBP_{r,p}^{ri}$ 有了显著降低, 使其扩展到多尺度上成为可能。但是在很多标准的 $LBP_{r,p}^{riu2}$ 应用中, 通常局限于 3 个尺度。虽然不能从理论上证明, 但 Ojala 等人通过实验表明, 均匀 LBP 模式在所有 LBP 模式中占有主导地位, 这也是 $LBP_{r,p}^{riu2}$ 应用的前提假设。



图 4 典型的均匀模式表示的局部图像结构类型

Fig. 4 Different local patterns of textures represented by typical uniform LBP operators

1.4 旋转不变均匀 LBP 描述子

为了进一步提高 LBP 特征描述子的旋转不变性能, 并进一步降低其特征维数, 在描述子 $LBP_{r,p}$ 、 $LBP_{r,p}^{ri}$ 和 $LBP_{r,p}^{riu2}$ 基础上, Ojala 等人提出旋转不变均匀描述子 $LBP_{r,p}^{riu2}$, 在旋转不变描述子 $LBP_{r,p}^{ri}$ 的基础上, 将旋转不变 LBP 模式进一步分为均匀旋转不变模式和非均匀模式, 具体定义为

$$LBP_{r,p}^{riu2} = \begin{cases} \sum_{n=0}^{p-1} s(x_{r,p,n} - x_c) & U(LBP_{r,p}) \leq 2 \\ p+1 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中旋转不变均匀模式仅 $p+1$ 类,所有非均匀模式归为 1 类,按照这种方式,最后用于表示整幅纹理图像的 $LBP_{r,p}^{riu2}$ 直方图矢量特征仅 $p+2$ 维,显著低于之前讨论的 3 种 LBP 描述子 $LBP_{r,p}$ 、 $LBP_{r,p}^{ri}$ 和 $LBP_{r,p}^{riu2}$,这一点在表 1 中显而易见。Ojala 等人通过大量旋转不变和光照不变纹理分类实验,得出 $LBP_{r,p}^{riu2}$ 描述子不仅具有最低的特征维数,在保持满意的特征鉴别力的同时具有较好的旋转不变性能和灰度尺度不变性能,因此该描述子得到后续研究者的青睐。在标准的 LBP 描述子应用中,通常采用旋转不变均匀描述子 $LBP_{r,p}^{riu2}$ 。

1.5 传统 LBP 方法的优缺点讨论

自 Ojala 等人提出了 LBP 描述子 $LBP_{r,p}$ 及其典型变体 $LBP_{r,p}^{ri}$ 、 $LBP_{r,p}^{riu2}$ 和 $LBP_{r,p}^{riu2}$ 以来(本文在此将 $LBP_{r,p}$ 、 $LBP_{r,p}^{ri}$ 、 $LBP_{r,p}^{riu2}$ 统称为传统 LBP 方法),正式引发了国际上对 LBP 方法及其应用的研究热潮。LBP 方法迅速在计算机视觉与模式识别领域立足,展现出其相比于现有很多局部特征描述子(例如 SIFT^[31]、GLOH^[32]、SPIN^[33]、RIFT^[33] 等)的独特优势:1) 理论简单,且易于工程实现;2) 计算复杂度低;3) 具有一定的光照不变性和较好的旋转不变性;4) 特征提取阶段无需训练学习。

尽管如此,上述几种传统 LBP 方法仍然存在以下缺陷中的部分或者全部^[3-4,18,34-37]:1) 高维数问题,直方图特征矢量维数随着参数 p 的增加而成指数增长,很快就达到很高的维数;2) 对图像旋转敏感问题,具有旋转不变性也是局部描述子提高实用性必须具备的基本特征之一;3) 圆周角空间分辨率问题,在 LBP 模式计算过程中,圆周上的采样邻接点数不宜过大,否则会导致获取 LBP 模式的计算量和存储量显著增加;4) 特征描述局部性问题,往往局限于获取 3 个尺度的纹理信息,而不能捕获大尺度结构的纹理信息;5) 特征描述信息单一问题,LBP 模式仅仅利用了单一的局部差分的符号信息,且其二值量化方法过分简化了局部纹理结构,损失了纹理信息;6) 对噪声敏感问题,由 LBP 模式的计算方法可知其对噪声非常敏感:邻域像素值在中心像素值周围轻微浮动都会引起局部模式的改变;7) 均匀模式的经验假设不一定成立问题,由于均匀 LBP 模式的提出是基于这样一个假设:LBP 均匀模式在所有 LBP 模式中占主导地位,但这一假设在有些图像中并不适用,应用均匀 LBP 模式因为丢弃可能占有大多数的 LBP 非

均匀模式而导致其描述能力下降。结合表 1,传统 $LBP_{r,p}^{ri}$ 描述子具有上述问题 1)~6), 旋转不变算子 $LBP_{r,p}^{riu2}$ 具有上述问题 1)~6) 的缺点,且被认为在旋转不变纹理分类问题中性能较差。均匀算子 $LBP_{r,p}^{riu2}$ 的特征维数较 $LBP_{r,p}$ 和 $LBP_{r,p}^{ri}$ 有显著降低,但还是具有上述问题 2)~4)~7) 的缺点。旋转不变均匀算子 $LBP_{r,p}^{riu2}$ 相比于 $LBP_{r,p}$ 、 $LBP_{r,p}^{ri}$ 和 $LBP_{r,p}^{riu2}$, 具有一些明显的优点:较低直方图特征维数,较好的旋转不变性以及易于进行多分辨分析,因此得到更多的关注和应用,但是还存在问题 4)~7) 的缺点。综上所述,可知上述问题 4)~6) 是传统 LBP 方法共同存在的缺点。

针对上述问题,研究者们尝试从不同的角度对传统 LBP 方法进行改进,提出了很多 LBP 改进方法^[18,22,24,27,34-37]。

2 LBP 改进方法

传统 LBP 方法最重要的思想在于其引入了一种简单的二值量化方式来描述图像局部结构信息,使得其拥有计算量很小的优势。为了便于从宏观上理解传统 LBP 方法及其各种变体的思想,同时也为了更好地对 LBP 方法进行分类综述,引入如下定义。

给定图像 I 中某一点及以该点为中心的 patch 区域(由方形邻域系统或者圆形邻域系统组成,分别如图 5(a)(c) 所示),不妨假设中心点的像素值为 x_c ,定义该中心像素周围的第 r 阶邻域系统为

$$N^r = \{x_{r,p,0}, x_{r,p,1}, \dots, x_{r,p,p-1}\} \quad (8)$$

式中, p 为邻域系统中像素的个数。在方形邻域系统中, N^r 为距离中心像素为 r 的方形上的 p 个像素;在圆形邻域系统中,假设中心像素 x_c 位于坐标系统的原点(0,0),那么其邻域系统的 p 个像素等角间

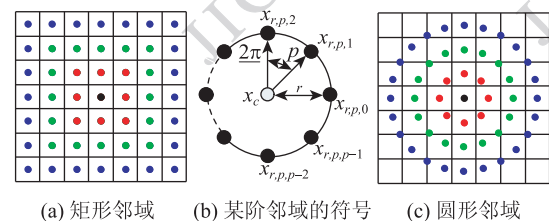


图 5 两种常用的邻域结构系统示意图
(大小为 7×7 的局部区域)

Fig. 5 Two commonly used neighborhood system
(a local patch of size 7×7 -pixels)

隔均匀分布在距离中心像素 r 的圆周上, 其坐标为 $(-r\sin(2\pi n/p), r\cos(2\pi n/p))$ 。没有位于图像像素中心位置的邻域像素采用双线性差值方式获得, 如图 5(b) 所示。周围大小为 $n \times n$ 的 patch 区域中的 $n^2 - 1$ 个邻域像素用 Ω 表示, 所有 n 个像素用 P 表示即

$$\Omega = N^1 \cup N^2, \dots, N^n, \quad P = \Omega \cup \{x_c\} \quad (9)$$

定义 patch 内任意两个像素之间的差分, patch 内所有点对之间的差分集合用 D 表示, 定义为

$$D = \{d_{ij} = x_i - x_j \mid x_i \in P, x_j \in P, i \neq j\}$$

对该中心像素及其周围 patch 进行特征提取操作 ψ , 定义为

$$\psi(x, \Theta, \eta(x), \underline{a}), x \in \Theta, \Theta \subset P \text{ 或 } \Theta \subset D \quad (10)$$

式中, Θ 为 patch 内像素强度值集 P 的一个子集, 或者为差分集 D 的一个子集, 量化函数 η 对 x 根据参数矢量 $\underline{a}$ 进行量化, $\underline{a}$ 为量化阈值矢量^①。在本文中, 函数 η 为下面量化函数的一种:

1) 二值量化函数, 量化阈值只有 1 个, 即 $\underline{a} = [a]$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq a \\ 0 & x < a \end{cases} \quad (11)$$

2) 三值量化函数, 量化阈值有 2 个, 即 $\underline{a} = [a_1 \ a_2]^T$, 不妨设 $a_1 < a_2$, 则

$$\xi(x) = \begin{cases} 2 & x \geq a_2 \\ 1 & a_1 \leq x < a_2 \\ 0 & x < a_1 \end{cases} \quad (12)$$

3) 五值量化函数, 量化阈值为 4 个, 即 $\underline{a} = [x_c + \tau_2, x_c + \tau_1, x_c - \tau_1, x_c - \tau_2]^T$, 不妨设 $0 < \tau_1 < \tau_2$, x_c 为中心像素值, 则

$$\beta(x) = \begin{cases} 2 & x \geq x_c + \tau_2 \\ 1 & x_c + \tau_1 \leq x < x_c + \tau_2 \\ 0 & x_c - \tau_1 \leq x < x_c + \tau_1 \\ -1 & x_c - \tau_2 \leq x < x_c - \tau_1 \\ -2 & x < x_c - \tau_2 \end{cases} \quad (13)$$

根据统一定义 $\psi(f(x), \Theta, \eta(f(x)), \underline{a})$, 那么原始 LBP 方法只是一种特殊情况: 量化函数为 $s(x)$, Θ 为中心像素的第 r 阶邻域系统 N^r , 量化阈值为中

心像素值 $a = x_c$, 即 $\psi(x, N^r, s(x), x_c)$, LBP 通过改变邻域系统 N^r 进行多尺度分析。根据统一定义 $\psi(x, \Theta, \eta(x), \underline{a})$ (式(10)), N^r 进行多尺度分析。根据统一定义 $\psi(x, \Theta, \eta(x), \underline{a})$ (式(10)), 将传统 LBP 方法及其现有各种改进方法分为以下几类:

第 1 类方法, 基于原始 LBP 模式的改进策略: 第 1 类是指在没改变上述第 2 节中讨论的传统 LBP 方法的基本结构和定义方式, 严格按照传统 LBP 模式定义的邻域结构和量化阈值而计算得到局部二进制模式的基础之上, 进行改进的一些方法。传统 LBP 方法, 量化函数为 $s(x)$, Θ 为中心像素的第 r 阶邻域系统 N^r , 量化阈值为中心像素值 $a = x_c$, 即 $\psi(x, N^r, s(x), x_c)$ 。

第 2 类方法, 改变传统 LBP 方法的邻域结构或者量化阈值: $\psi(x, \Theta, \eta(x), \underline{a})$ 中, $\Theta \subset P$, 量化函数为 $s(x)$, 量化阈值为 a , 由此可得特征提取映射

$$\psi(x, \Theta \subset P, s(x), a) \quad (14)$$

具体地说, 第 1 类表示的是对图像局部 patch 区域内的像素的某个子集的强度值进行二值量化后, 得到的二进制模式描述子, 由于将传统 LBP 方法单独作为一类进行考虑, 这里仅仅考虑其扩展方法, 那么第 2 类相对于传统 LBP 方法的区别在于, 可以改变的参数为 Θ 和阈值 a 的值。

第 3 类方法, 改变传统 LBP 方法的量化等级: $\psi(x, \Theta, \eta(x), \underline{a})$ 中, $\Theta \subset P$, 量化函数为 $\xi(x)$, 量化阈值为 $\underline{a} = [a_1 \ a_2]^T$, 由此可得特征提取映射

$$\psi(x, \Theta \subset P, \xi(x), [a_1 \ a_2]^T) \quad (15)$$

这一类改进方法区别于第 2 类方法在于量化函数和量化等级的改变, 得到一个局部特征模式。

第 4 类方法, 改变用于计算 LBP 的局部差分特征: $\psi(x, \Theta, \eta(x), \underline{a})$ 中, $\Theta \subset D$, 量化函数为 $s(x)$, 量化阈值为 a , 由此可得特征提取映射 $\psi(x, \Theta \subset D, s(x), a)$ 这一类方法与前 3 类方法的区别在于 $\Theta \subset D$, 即对局部 patch 区域内所有点对差分集合的某个子集进行二值量化, 以获得一个二进制模式。也有研究工作利用其他一些简单的特征代替局部差分, 例如局部梯度幅度或者局部相似度, 然后计算局部二进制模式。

① $\psi(x, \Theta, \eta(x), \underline{a})$ 在这里是一个提取局部特征模式的操作, 为便于理解, 以 LBP 二进制模式的提取操作为例, 如方程(2)所示, 整个方程可以理解为特征抽取操作 ψ , 那么 Θ 则表示集合 $\{x_{r,p,0}, x_{r,p,1}, \dots, x_{r,p,p-1}\}$, 阈值为 x_c , $\eta(x)$ 为这里的 $s(x)$, 被量化的对象 x 为集合 Θ 中的每一个值。

第5类方法,提高对随机噪声的稳健性。

第6类方法,上述LBP方法及其扩展方法与其他特征描述子的结合。

受LBP思想启发的其他方法:将没有分类到上述5类中的LBP改进方法称为其他方法。下面根据分类方法,对每一类中的现有主要方法予以介绍,每类方法中的典型代表总结于表2,在下文中,各种方法名称用简写代替,其相应的全称请读者参考表2。

2.1 第1类方法

围绕第1节中分析的传统LBP方法存在的一些问题,研究者提出了很多改进方案,尝试从不同的方面对传统LBP进行改进,归结起来改进方向主要分为以下3个方面:

1)降维并提高特征鉴别力与鲁棒性。常用的一种思路是对传统LBP模式 $LBP_{r,p}$ 进行重新聚类以

获得鉴别力强的LBP模式类。代表性的工作有:Hamming LBP方法^[38],disLBP方法^[13],DLBP^[36],Zhou^[45]等的方法和LBC方法^[47],Liu等人^[46]提出的SLBP和Lahdenoja等人^[48]提出的symLBP方法等。

Yang和Wang提出的Hamming LBP方法^[38],采用Hamming距离度量对非均匀LBP模式进行重新分类,克服了传统 $LBP_{r,p}^{u2}$ 描述子因将所有非均匀模式归为一类而造成的信息损失问题。在该方法中,计算每一个非均匀LBP模式到每一个均匀模式之间的Hamming距离,根据最近邻原则将其归类于相应的均匀模式中。例如,非均匀模式10001110将会与均匀模式10001111分为一类,因为它们之间的Hamming距离最小,即为1。如果均匀模式中不止一个与某非均匀模式具有同样的最小距离时,再采用欧氏距离进一步区分,选择欧氏距离最小的。

表2 近期各种LBP改进方法列表及其分类

Table 2 Summary of existing LBP variants, divided into different categories based on their motivations and functions

所属类别	方法名称	缩写	针对的应用问题	发表年	文献
传统 LBP 方法	Local Binary Pattern	LBP ($LBP_{r,p}$)	纹理分类	1996	[6]
	Rotation Invariant Local Binary Pattern	$LBP_{r,p}^{ri}$	纹理分类	2000	[3,9]
	Uniform Local Binary Pattern	$LBP_{r,p}^{u2}$	纹理分类,人脸识别	2002	[3]
	Rotation Invariant Uniform Local Binary Pattern	$LBP_{r,p}^{riu2}$	纹理分类,人脸识别	2002	[3]
	Novel Local Binary Pattern by Zhou et al.	NLBP	纹理分类	2008	[45]
	Hamming Local Binary Pattern	HLBP	人脸识别	2007	[38]
	Dominant Local Binary Pattern	DLBP	纹理分类	2009	[76]
	Discriminative Local Binary Pattern	disLBP	纹理分类	2012	[13]
	Sorted Local Binary Pattern	SLBP	纹理分类	2012	[46]
	Local Binary Count	LBC	纹理分类	2012	[47]
第 1 类方法,基于原始 LBP 模式的改进策略	Symmetric Uniform Local Binary Pattern	symLBP	人脸识别	2005	[48]
	Volume Local Binary Pattern	VLBP	动态纹理,人脸表情	2007	[11]
	Local Binary Pattern-Three Orthogonal Planes	LBP-TOP	动态纹理,人脸表情	2007	[11]
	Local Binary Pattern Variance	LBPV	纹理分类	2010	[49]
	Neighborhood Intensity-Local Binary Pattern	NI-LBP	纹理分类	2012	[34,43]
第 2 类方法,改变传统 LBP 方法的邻结构或量化阈值	Improved Local Binary Pattern	ILBP	人脸识别	2004	[16]
	Median Binary Pattern	MBP	纹理分类	2007	[35]
	ELongated Local Binary Pattern	ELLBP	人脸识别	2007	[42]

续表 1
Continued to Table 1

所属类别	方法名称	缩写	针对的应用问题	发表年	文献
第 3 类方法, 改变传统 LBP 方法的量化等级	Texture Spectrum	TS	纹理分类	1991	[29-30]
	Local Ternary Pattern	LTP	人脸识别	2007	[50-51]
	Improved Local Ternary Pattern	ILTP	纹理分类	2010	[14]
	Local Quinary Pattern	LQP	纹理分类	2010	[15]
第 4 类方法, 改变用于计算 LBP 的局部差分特征	Radial Difference-Local Binary Pattern	RD-LBP	纹理分类	2012	[34,43]
	Angular Difference-Local Binary Pattern	AD-LBP	纹理分类	2012	[34,43]
	Center Symmetric-Local Binary Pattern	CS-LBP	图像匹配	2009	[52]
	Binary Gradient Contour	BGC	纹理分类	2011	[53]
	Extended Local Binary Pattern	ELBP	人脸识别	2006	[54-55]
	Completed Local Binary Pattern_Magnitude	CLBP_M	纹理分类	2010	[37]
	Transition Local Binary Pattern	tLBP	人脸识别	2010	[58]
	Computing a local binary descriptor very fast	BRIEF	图像匹配	2012	[59]
	Three Patch Local Binary Pattern	TPLBP	人脸识别	2011	[60]
	Four Patch Local Binary Pattern	FPLBP	人脸识别	2011	[60]
	Discriminant Face Descriptor	DFD	人脸识别	2013	[61]
	Patterns of Oriented Edge Magnitudes	POEM	人脸识别	2012	[62]
第 5 类方法, 提高对噪声的稳健性	Fuzzy Local Binary Pattern	FLBP	纹理分类	2008	[63]
	Noise Tolerant Local Binary Pattern	NTLBP	纹理分类	2012	[64]
	Optimized Local Ternary Pattern	OLTP	纹理分类	2013	[65]
	Binary Rotation Invariant and Noise Tolerant	BRINT	纹理分类	2013	[66]
	Noise Resistant Local Binary Pattern	NRLBP	纹理分类, 人脸识别	2013	[67]
	Robust Local Binary Pattern	RLBP	纹理分类	2013	[68]
第 6 类方法, 上述 LBP 方法或其扩展方法与其他特征描述子的结合	LBP and VAR	LBP/VAR	纹理分类	2002	[3]
	CLBP_C, LBP and CLBP_M	CLBP_CSM	纹理分类	2010	[37]
	Center Intensity, NI-LBP and RD-LBP	CI/NI/RD	纹理分类	2012	[34,43]
	LBP and Fourier Features	LBP-HF	纹理分类	2009	[69]
	LBP and Gabor Filters	LBP/Gabor	纹理分类, 人脸识别	2009	[36]
	LBP and Dominant Neighborhood Structure	LBP and DNS	纹理分类	2011	[39]
	LBP and SIFT	LBP and SIFT	人脸识别	2012	[70-71]
	LBP and Local Phase Quantization	LBP and LPQ	人脸识别	2012	[72-73]
受 LBP 思想启发的其他方法	Multi-Block Local Binary Pattern	MB-LBP	人脸识别	2007	[74]
	Local Phase Quantization	LPQ	纹理分类	2008	[75]
	Local Quantized Pattern	LQP	人脸识别	2012	[76]
	CENsus TRansform hISTogram	CENTRIST	场景分类	2011	[77]
	Binary Robust Invariant Scalable Keypoints	BRISK	兴趣点检测	2011	[78]
	Fast REtinA Keypoint	FREAK	兴趣点检测	2012	[79]

Liao 等人^[36]提出 DLBP 方法,同样也是为了解决均匀 LBP 模式的缺点(7)。DLBP 的基本思想也是采用图像中占主导地位的 LBP 模式作为特征描述。但是与 $LBP_{r,p}^{u2}$ 不同的是,不是采用预先定义的假设可能在图像中占主导地位的均匀模式,而是通过训练学习的策略,从所有训练样本图像中全局地统计出出现概率较高的一部分 LBP 模式,作为图像的特征表示,丢弃出现概率低的模式。这么做的依据是,出现概率高的模式具有高的重现率,故较为稳定,而出现概率低的模式不仅使得直方图特征过于稀疏,而且可能容易受到噪声的影响。因此,DLBP 相比于传统 $LBP_{r,p}$,特征维数显著降低。仍然具有某种程度的旋转不变性。同时,DLBP 特征要比 $LBP_{r,p}^{u2}$ 和 $LBP_{r,p}^{riu2}$ 更稳健,但是相比 $LBP_{r,p}^{riu2}$,DLBP 的旋转不变性能有所下降。另外一个不足,就是 DLBP 需要事先训练。

disLBP^[13]方法与 DLBP 的思想极为接近,不同之处在于:DLBP 采取全局训练策略,统计每种 LBP 模式在所有训练样本中出现的概率,然后选择出现概率较高的那一部分模式。而 disLBP 则采用先局部后全局的策略,具体来说分 3 步进行。首先,不妨假设训练样本集中有 C 类纹理图像,每一类纹理图像均有 S 幅样本图像。第 1 步,对每一类纹理图像中的每一幅样本图像,统计该图像中出现概率大于某阈值的 LBP 模式集,作为该幅纹理图像的代表,由此对于每一类纹理图像,可得 S 个占主导地位的 LBP 模式集合;第 2 步,同样对于每一类纹理图像,取 S 个主导 LBP 模式集合的交集,作为该类纹理图像的代表,那么一共可以得到 C 个这样的交集;第 3 步,取来自所有纹理类别的主导 LBP 模式交集的并集,作为所有纹理图像的一个全局 LBP 模式字典,即 disLBP。最后,基于该全局 LBP 模式字典统计它们在每幅图像中出现的直方图分布作为该图像的 LBP 直方图特征描述。在第 2 步中,取交集的原因在于作者认为来自于同一类的纹理图像应该具有相同的 LBP 模式。Zhao 等人^[13]通过大量实验证明 disLBP 能够提升 LBP 特征的鉴别力,达到较好的性能。同时,还可以看出,disLBP 的训练过程比 DLBP 更为复杂。

DLBP 和 disLBP 均采用了训练得到的主导 LBP 模式作为特征描述,Liu 等人^[46]提出的有序二进制模式(SLBP)方法旨在利用所有 LBP 模式的信息,但是又要保持较低的特征维数。SLBP 的思想是,先

对圆形邻域系统按照像素值的大小进行排序,然后再计算 LBP 模式。传统 $LBP_{r,p}^{riu2}$ 描述子将所有非均匀模式分为一类,而 SLBP 则通过排序策略,将它们分别归类于相应的均匀模式中去。图 6 给出了一个 SLBP 方法的具体例子(每个模式中的数字仅仅用于 SLBP 的类别标识)。而传统均匀旋转不变 LBP 算子则将这 36 种模式分为 10 类(把图 6 中矩形区域内的所有非均匀模式分为一类)。显然,SLBP 具有旋转不变性,且要比 $LBP_{r,p}^{riu2}$ 描述子更加稳健。

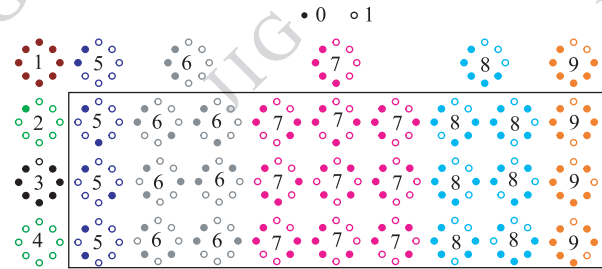


图 6 SLBP 方法对 36 种不同的旋转不变局部二进制模式进行重新分类,共分为 9 类

Fig. 6 The 9 classes of SLBP, regrouping the traditional 36 unique rotation invariant binary patterns that can occur in the circularly symmetric neighbor set of $(r,p) = (r,8)$

Zhao 等人^[47]提出了一种局部二进制计数(LBC)方法,通过计算一个二进制模式中 1 或 0 出现的个数来对 $LBP_{r,p}$ 进行聚类。殊途同归,LBC 方法最终得到的 LBP 模式类别与 SLBP 完全相同。

Lahdenoja 等人^[48]针对人脸识别问题,在传统均匀 LBP 模式 $LBP_{r,p}^{u2}$ 基础上,提出一种进一步降低 $LBP_{r,p}^{u2}$ 的特征维数的方法 symLBP,提出了一种测量每一个 LBP 模式的对称性的度量 L_{sym} , $L_{sym} = \min(L_0, L_1)$, 其中 L_0 和 L_1 分别表示某均匀 LBP 模式 $LBP_{r,p}^{u2}$ 中的 0 的个数和 1 的个数, L_{sym} 则为较小的那一个值。例如, $L_{sym}(00111111)_2 = L_{sym}(00001100)_2 = 2$ 。显然,由定义可知 L_{sym} 具有旋转不变性。对称性最大的均匀 LBP 模式表示的是边缘, $L_{sym} = p/2$ 即该模式中 1 出现的个数和 0 出现的个数相等;对称最小的 $L_{sym} = 0$, 即某均匀模式要么全为 0, 要么全为 1。Lahdenoja 等人^[48]通过实验表明,对称性大的模式出现的概率比对称性小的模式出现的概率要大,因此认为对称性大的模式具有更强的鉴别力,在实验中仅仅采用了对称性大的均匀模式来描述人脸图像,发现性能并没有降低,但是特征维数下降了 1/4。

2) 增强对噪声的稳健性。传统 LBP 描述子对噪声敏感是一个公认的缺点^[27,35-36,39], 有研究者试图提高其抗噪声性能。根据对 LBP 方法综述的分类依据, 在这一节中, 沿着这个方向的研究并不多见。代表性的有 Liao 等人^[36] 提出 DLBP, 作者称其具有一定的抗噪性能。

3) 扩展到 3 维数据。有些研究者尝试将 LBP 算子从 2D 扩展到 3D^[11,40-41]。然而, 将 LBP 从 2D 扩展到 3D 并不像直观上的那么简单, 主要原因在于: 第一, 在 3 维球面上对某中心像素进行等间隔采样获取其 3 维邻域系统要比在 2 维空间中复杂而且困难; 第二, 在 3 维空间中对邻域系统进行恰当的组织排序, 以便于获得旋转不变性也是一件困难的事情。

为了将 LBP 从 2D 扩展到 3D, Zhao 等人^[11] 进行了较为合理的扩展, 提出具有代表性的 VLBP

(volume LBP) 方法, 用于分析图像序列或者视频。类似于 2 维算子 $LBP_{r,p}$, 基本 VLBP 算子用 $VLBP_{t,r,p}$ 表示, 其中参数 t 表示时间维上的采样间隔, 其余两个参数的定义和 $LBP_{r,p}$ 相同。VLBP _{t,r,p} 将 3 维空间中的邻域系统像素与中心像素值进行比较, 大于等于 0 则量化为 1, 小于 0 则量化为 0 (其计算流程如图 7 所示)。VLBP _{t,r,p} 的维数比 2 维 $LBP_{r,p}$ 的维数还要高得多, 这点从图 7 中显而易见, 因此出于计算量上的考虑, 并为了使得算子更容易进行扩展, Zhao 等人^[11] 提出仅仅考虑 3 个正交平面上的 2 维 LBP 模式, 得 LBP-TOP 描述子, 然后将每个平面上的二进制模式直方图矢量进行串联, 如图 8 所示。Zhao 等人^[11] 建议将 LBP-TOP 描述子的邻域系统设置成椭圆形结构, 用以描述视频动态纹理图像较为合理, 此外该方法也被用于人脸表情识别问题。

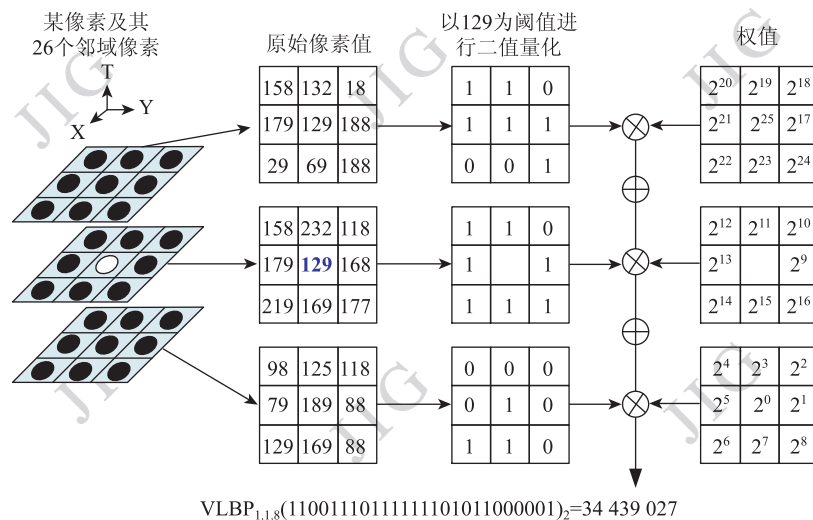


图 7 以 VLBP_{1,1,8} 为例图示 3 维局部二进制模式的计算流程

Fig. 7 Procedure for the computation of VLBP_{1,1,8}

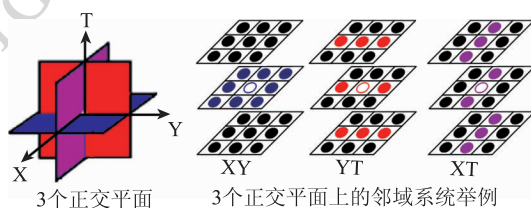


图 8 LBP-TOP 的邻域系统示意图

Fig. 8 The neighborhood system for LBP-TOP

2.2 第 2 类方法

代表性的方法有 Liu 等人^[34,43] 提出的 NI-LBP 算子, Hafiane 等人^[35] 提出的 MBP 算子, Jin 等人提

出的 ILBP 方法^[16] 和 Liao 等人提出的椭圆形 LBP 算子^[42]。为便于比较, 前 3 种不同改进算子的计算示意图均示于后一种椭圆形的 LBP 示于图 9。

NI-LBP 算子^[34,43] 与传统 LBP 算子的不同之处仅仅在于量化阈值选取的不同, NI-LBP 选取中心像素周围的圆形邻域系统的强度平均值作为量化阈值, 即

$$a = \frac{1}{p} \sum_{n=0}^{p-1} x_{r,p,n} \quad (16)$$

Liu 等人^[34,43] 指出, NI-LBP 算子比传统 LBP 算子具有更好的鉴别力, 捕获的局部模式与图像原始局部

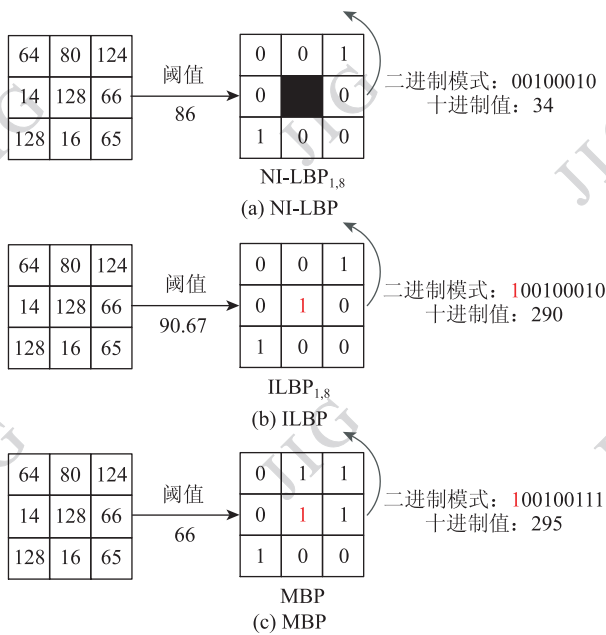


图9 第2类方法中3种不同LBP改进算子计算示意图

Fig. 9 Examples for the computation of three different LBP variants from the second category

模式具有更好的视觉一致性,且对噪声的鲁棒性比原始LBP算子要好。NI-LBP算子与传统LBP算子一样,可以进行多尺度特征提取。

Jin等人^[16]提出的ILBP算子最初仅仅考虑局部 3×3 的patch,与传统LBP算子的不同在于:中心像素 x_c 也参与量化,局部二进制模式中包含中心像素,即 $\Theta = x_c \cup N'$;量化阈值为 3×3 的patch内所有像素的平均值,即为中心像素 x_c 与其邻域系统 N' 内像素的平均值

$$a = \frac{1}{p+1} \left(x_c + \sum_{n=0}^{p-1} x_{r,p,n} \right) \quad (17)$$

显然,ILBP试图通过包括中心像素来获取更多的局部信息。 $LBP_{1,8}$ 一共有256种不同的二进制模式,那么 $ILBP_{1,8}$ 则有 $511(2^9 - 1)$ 种不同的二进制模式。随后,ILBP方法也被扩展到多尺度分析^[44]。

Hafiane等人^[35]提出的MBP算子与ILBP算子非常类似,不同之处仅在于阈值的选取不同。MBP算子的局部二进制模式中也考虑了中心像素,其量化阈值选取为 3×3 的patch内9个像素的中值,如图9(c)所示。同ILBP一样,一共有511种不同的MBP模式。作者没有将MBP扩展到多尺度上。在Liu等人^[46]的工作中指出,对于高斯随机噪声,NI-LBP比MBP的性能要好。

Liao等人^[42]注意到传统LBP方法采用圆形邻域系统的目的主要是为了进行旋转不变分析,认为圆形邻域系统不是对所有应用场合都适用。因此,提出采用椭圆形邻域系统来构建局部二进制模式,两种不同大小的椭圆形邻域系统如图10所示。同传统LBP方法一样,椭圆形邻域结构的二进制模式也能够被扩展到多尺度分析。

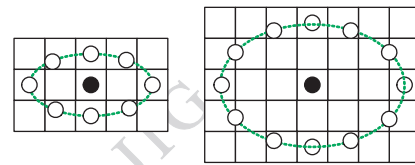


图10 椭圆形LBP邻域系统示意图

Fig. 10 Two examples of the elongated LBP operator

2.3 第3类方法

第3类方法通过改变量化等级,也即量化函数,对传统LBP方法进行扩展,现有的代表性方法包括纹理谱方法TS^[29-30],局部三进制模式LTP^[50-51]和局部四进制模式LQP^[15]以及在这几种方法之上的进一步改进方法^[14,81]。

TS方法由Wang和He^[29-30]提出。该方法的提出其实在LBP方法出现之前,本文在此也将其作为LBP方法的一种扩展方法加以讨论。该方法中, $\Theta = N^1$,即对 3×3 patch内中心像素的邻域系统以中心像素 x_c 为阈值进行三值量化,量化函数为

$$\xi(x) = \begin{cases} 2 & x > x_c \\ 1 & x = x_c \\ 0 & x < x_c \end{cases} \quad (18)$$

得到一个三进制模式,可以用相应的十进制数来进行索引:

$$TS_{r,p} = \sum_{n=0}^{p-1} 3^n \xi(x_{r,p,n} - x_c) \quad (19)$$

因此,一共有 $3^8 = 6561$ 种不同的三进制模式,TS的计算过程如图11所示。TS方法比传统LBP方法保留了更多的原始结构中的信息,但是其特征维数比LBP方法要高得多,高维特征限制其扩展到多尺度上进行分析,有研究者进一步对此进行了改进^[81]。

Tan和Triggs^[50-51]提出的LTP方法与TS方法的思想较为接近,不同之处在于量化阈值选取不同,以及量化后模式定义有所不同。LTP的计算过程如图11所示,采取两个量化阈值,量化函数如下定义:

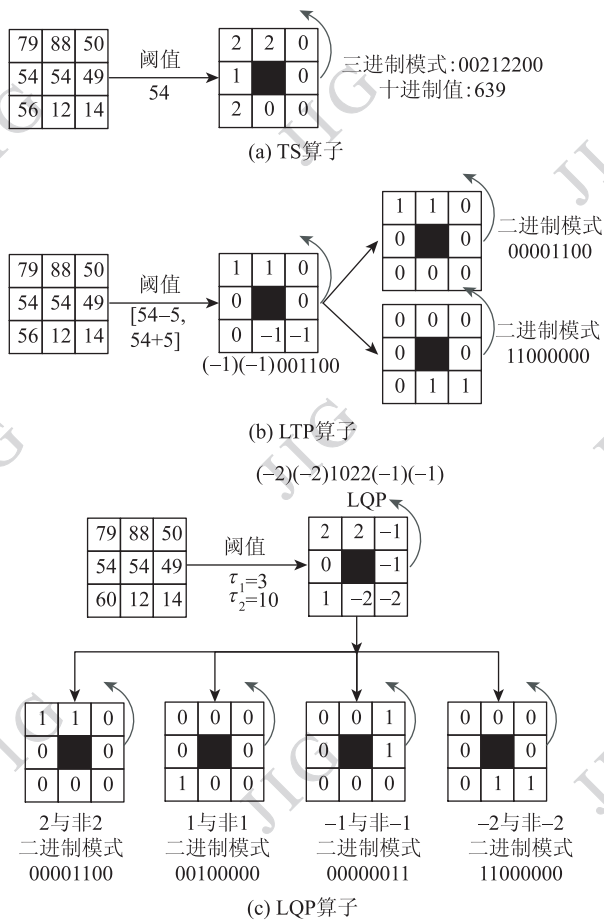


图 11 TS、LTP、LQP 算子计算示意图

Fig. 11 Examples for the computation of TS, LTP and LQP

$$\xi(x) = \begin{cases} 1 & x > x_c + \Delta \\ 0 & x_c - \Delta \leq x \leq x_c + \Delta \\ -1 & x < x_c - \Delta \end{cases} \quad (20)$$

式中, $\Delta > 0$ 。由于 Δ 的引入, 使得 LTP 的抗噪性能比传统 LBP 方法要好, 但也带来另外两个问题: 一是其局部光照不变性性能有所下降, 二是 Δ 的选择并非易事。从图 11 可以看出, LTP 没有采用像 TS 一样的三进制模式编码, 而是将每一个局部三进制模式进一步分解成正值和负值两个部分, 分别用二进制模式进行编码。Nanni 等人^[14]提出一种改进 LTP 方法 ILTP, 它与 LTP 的不同之处仅仅在于量化阈值的不同, LTP 量化阈值为 $[x_c - \Delta, x_c + \Delta]$, ILTP 的量化阈值为 $\left[\frac{1}{p+1} \left(x_c + \sum_{n=0}^{p-1} x_{r,p,n} \right) - \Delta, \frac{1}{p+1} \left(x_c + \sum_{n=0}^{p-1} x_{r,p,n} \right) + \Delta \right]$ 。

Nanni 等人^[15]针对医学图像识别问题, 提出一种 LBP 改进方法 LQP, 采用了函数 $\beta(x)$ (方程式

(13)) 对某中心像素周围的邻域系统进行五值量化, 然后按照类似于 LTP 一样的策略对量化后的编码做进一步分解, 分解成 4 个不同的局部二进制模式: 编码为 2 的用 1 表示, 其余为 0; 编码为 1 的用 1 表示, 其余为 0; 如此一共可得 4 种不同的二进制模式, LQP 的计算示意图如图 11 所示。

2.4 第 4 类方法

该类方法中, 从局部 patch 区域内所有像素差分集合中选取一个子集, 然后对其进行二值量化, 用局部二进制模式进行编码。典型的方法有 Liu 等人^[34,43]提出的 RD-LBP 和 AD-LBP 算子, Heikkil 等人^[52]提出的 CS-LBP, Fernandez 等人^[53]提出的 BGC 算子, Guo 等人^[37]提出的 CLBP_M 算子, Huang 等人^[54-55]提出的 ELBP, Trefny 等人^[58]提出的 tLBP 以及 Calonder 等人^[59]提出的 BRIEF 描述子等。

Liu 等人在文献[34,43]中, 提出了两种分别基于局部径向差分和局部角向差分的二进制描述子, 分别命名为 RD-LBP 和 AD-LBP, 如图 12 所示(图中仅仅显示了最小尺度上算子的计算示意图)。其定义分别为

$$\text{RD-LBP}_{r,p,\delta} = \sum_{n=0}^{p-1} 2^n s(\Delta_{\delta,n}^{\text{Rad}}) \quad (21)$$

$$\text{AD-LBP}_{r,p,\delta,\varepsilon} = \sum_{n=0}^{p-1} 2^n s(\Delta_{\delta,n}^{\text{Ang}}) \quad (22)$$

式中, 参数 (r, p) 的意义与传统 LBP 方法一样, 参数 δ 为正整数, $\Delta_{\delta,n}^{\text{Rad}} = x_{r,p,n} - x_{r-\delta,p,n}$ 表示的是同一半径方向上相距 δ 的两个像素值的差分; 类似地, 角向差分定义为 $\Delta_{\delta,n}^{\text{Ang}} = x_{r,p,n} - x_{r,p,\text{mod}(n+\delta,p)}$, 即参与差分的两个像素位于同一半径上, 圆周角度相差 $\delta(2\pi/p)$,

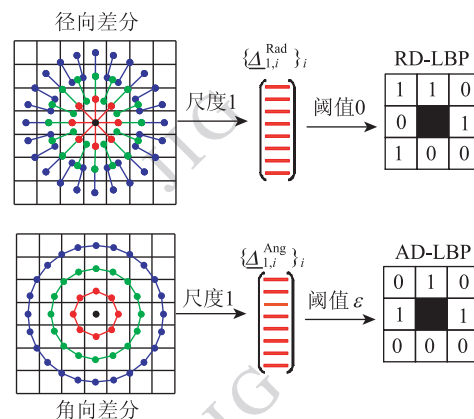


图 12 RD-LBP 和 AD-LBP 的计算示意图

Fig. 12 Examples for the computation of RD-LBP and AD-LBP

mod 为取模函数, ε 为 AD-LBP $_{r,p,\delta,\varepsilon}$ 中二值量化函数的量化阈值, $1 < \delta < p/2$, 而 RD-LBP $_{r,p,\delta}$ 的量化阈值为 0。Liu 等人^[34,43] 采用和传统 LBP 旋转不变均匀模式一样的方法对 RD-LBP $_{r,p,\delta}$ 和 AD-LBP $_{r,p,\delta,\varepsilon}$ 进行分析, δ 参数设置为 $\delta = 1$, 指出 RD-LBP $_{r,p,\delta}$ 的性能要好于 AD-LBP $_{r,p,\delta,\varepsilon}$, 主要的原因在于 AD-LBP $_{r,p,\delta,\varepsilon}$ 中均匀模式在所有模式中占有的比例很小, 因而不能捕获局部结构中的主要纹理信息。

Liu 等人^[34,43] 给出了算子 RD-LBP $_{r,p,\delta}$ 和 AD-LBP $_{r,p,\delta,\varepsilon}$ 的一般性定义, 但是并没有对 $\delta > 1$ 的情况进行分析, 而且也仅仅考虑了提出的算子的旋转均匀不变模式来描述纹理图像的情况 (RD-LBP $_{r,p,1}^{\text{riu2}}$ 和 AD-LBP $_{r,p,1,\varepsilon}^{\text{riu2}}$)。事实上, RD-LBP $_{r,p,\delta}$ 和 AD-LBP $_{r,p,\delta,\varepsilon}$ 捕获的是不同类型的局部差分信息, 且它们捕获的信息与传统 LBP 方法捕获的信息具有一定的互补性, 值得进一步研究和分析。

Heikkil 等人^[52] 提出 CS-LBP 用于描述图像局部感兴趣区域, 用于图像匹配问题。从中发现, CS-LBP 算子其实是 Liu 等人^[34,43] 提出的 AD-LBP $_{r,p,\delta,\varepsilon}$ 算子的一种特殊情况, 即 $\delta = p/2$ 的情况 AD-LBP $_{r,p,p/2,\varepsilon}$, 此时圆周上 p 个邻域像素中共有 $p/2$ 个差分值, 直方图描述维数有所降低, 采用和原始 LBP 算子 LBP $_{r,p}$ 一样的方式对局部图像进行描述, 称在图像匹配问题上, CS-LBP 描述子的性能不低于 SIFT 描述子, 但是速度比 SIFT 描述子要快很多。Heikkil 等人^[52] 的工作表明了局部角向差分信息的价值, 从另一个角度证实了 AD-LBP $_{r,p,\delta,\varepsilon}$ 的意义。

Fernandez 等人^[53] 提出的 BGC (全称参见表 2) 算子也是 Liu 等人^[34,43] 提出的 AD-LBP $_{r,p,\delta,\varepsilon}$ 算子的特例: BGC 算子仅仅考虑了单一尺度情况, 即局部 3×3 的 patch; 此外, BGC 中量化阈值 $\varepsilon = 0$; 通过改变角向差分计算的间隔 δ 来获得多个局部二进制描述子。采用的是和原始 LBP $_{r,p}$ 描述子一样的方式来表示图像, 并没有进行旋转不变, 多尺度和均匀模式情况下的分析, BGC 算子性能稍微好于传统 LBP $_{r,p}$ 算子。

此外, Trefny 等人^[76] 提出的 tLBP (transition LBP) 和 dLBP (direction coded LBP) 分别与 BGC 和 CS-LBP 相似; 换言之, 与 Liu 等人^[34,43] 提出的 AD-LBP $_{r,p,p/2,\varepsilon}$ 有着非常密切的联系。以上的工作均表明了 Liu 等人^[34,43] 提出的 AD-LBP $_{r,p,p/2,\varepsilon}$ 的意义和重要性。遗憾的是, 目前还是缺乏对该算子进行一个系统的分析和研究, 这是今后一个值得深入的

工作。

Huang 等人^[54-55] 针对红外人脸图像识别问题, 提出一种 ELBP 二进制描述子, 旨在提高传统 LBP 描述子的鉴别力。ELBP 方法同时考虑了中心像素 x_c 与其周围邻域系统 N' 的差分的符号和差分的绝对值, 由前者推导得到的局部二进制模式与传统 LBP 方法完全相同, 对后者则采取了不同的编码方式, 具体过程为 (ELBP 的计算过程举例如图 13 所示): 首先计算 x_c 的某阶邻域系统 N' 内的每个像素与 x_c 的差分的绝对值 $|x_{r,p,i} - x_c|$, $x_{r,p,i} \in N'$; 然后对 $|x_{r,p,i} - x_c|$ 进一步简单量化为

$$|x_{r,p,i} - x_c|^{\text{new}} = \begin{cases} \Delta & |x_{r,p,i} - x_c| \geq \Delta \\ |x_{r,p,i} - x_c| & |x_{r,p,i} - x_c| < \Delta \end{cases} \quad (23)$$

式中, $\Delta > 0$, Huang 等人^[54-55] 约束 $\Delta = 7$, 这么做的原因是注意到在红外人脸图像中大部分 $|x_{r,p,i} - x_c|$ 的值均较小, 且小于 7。为了便于后续编码, 做了 $\Delta = 7$ 的约束, 当然, 这仅仅是根据经验统计; 最后, 对 $|x_{r,p,i} - x_c|^{\text{new}}$ 值进行二进制编码, 由于 $|x_{r,p,i} - x_c|^{\text{new}}$ 的值均大于等于 0 且小于等于 7, 因此都可以用一个 3 位的二进制数进行编码 (如图 13 所示)。编码完成后, 对邻域系统内每一个二进制编码同一位上的二进制数进行逆时针方向组合成一个新的类似于传统 LBP 模式的 8 位二进制编码, 由此可得 3 个新的局部二进制模式。于是, ELBP 一共包括 4 个不同的二进制模式, 作者将它们分别称为第 1, 2, 3, 4 层。ELBP 具有更强的鉴别力, 但是同时特征维数也增加了几倍。

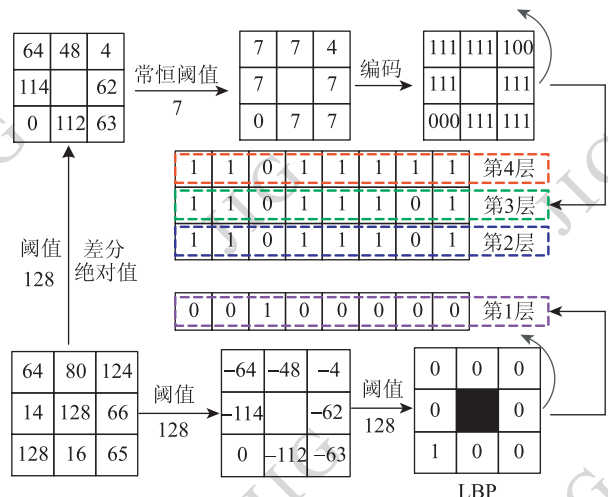


图 13 ELBP 算子计算过程举例

Fig. 13 The procedure for ELBP operator

Guo 等人^[37]提出的 CLBP_M 算子与上述 ELBP 算子的思想很类似, 同样是对中心像素与其周围邻域系统的差分的绝对值 $|x_{r,p,i} - x_c|$, $x_{r,p,i} \in N'$ 进行量化。不同的是, Guo 等人^[37] 直接对 $|x_{r,p,i} - x_c|$ 进行二值量化, 量化阈值为所有绝对值的平均值, 然后采用和传统 LBP 模式一样的方法进行处理。

Calonder 等人^[59] 针对图像快速匹配问题, 提出的 BRIEF 描述子也采用了类似于 LBP 方法的思想。BRIEF 的基本思想为: 从局部 patch 内所有点对的像素差分集合 D 中按照某种准则随机选取 (如图 14(a) 所示) 或者规则选取 (如图 14(b) 所示) 一个差分子集 $\Theta \subset D$, 然后对 Θ 内的每一个差分以阈值 0 进行二值量化, 得到一串二进制数, 直接将该二进制数作为局部 patch 的特征, 进行图像匹配任务。Calonder 等人^[59] 采取的随机采样方式为参与差分的像素的纵坐标和横坐标分别服从零均值高斯分布, 而规则采样方式则类似于传统 LBP 的多尺度差分方式 (计算多阶邻域系统与中心像素值的差分), 选取的差分子集 Θ 中的个数为 128 或者 256。这里值得一提的是, 当 BRIEF 使用的是规则采样方式时 (如图 14(b) 所示), 等同于多个尺度 LBP 的差分集合 Θ , 不同的是 LBP 针对 Θ 里面的不同尺度上的差分进行单独分析, 然后再多尺度融合; 而 BRIEF 则对 Θ 内的所有差分进行统一分析, 没有进行十进制数的索引 (主要是点数太多), 得到一串 128 或者 256 长度的二进制流, 作为局部二进制特征。Calonder 等人的研究工作表明, 随机采样方式的性能要好于规则采样。BRIEF 的思想在快速局部特征匹配方向引起广泛关注^[77-79]。

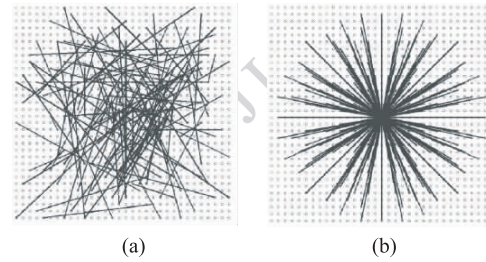


图 14 BRIEF 描述子的采样方式

Fig. 14 The sampling scheme of the BRIEF descriptor

下面讨论近期出现的 3 种有代表性的方法, 三斑块局部二进制模式 (TPLBP)^[60]、鉴别人脸描述子 (DFD)^[61] 和有向边缘梯度模式 (POEM)^[62]。这 3 种描述子的基本思想和相互关系如图 15 所示。与本类方法中之前介绍的方法相比, 这 3 种方法尝试对局部像素差分值或者差分的绝对值等做一些简单的特征变换后, 再进一步计算类似 LBP 的特征模式。

如图 15 所示, 与传统方法考虑中心像素 x_c 及以其为中心的半径为 r 的等角间隔均匀分布的 p 个邻域像素点之间的灰度值大小关系不同, 这里用大小 $w \times w$ 大小的斑块代替单个像素, 即考虑中心斑块 x_c 与其半径 r 上等角间隔分布的 p 个邻接斑块 $X_0, \dots, X_7$ ($p=8$), 假设每个斑块 X_k ($k=c, 0, \dots, 7$) 内的像素值用 $\mathbf{x}_k = [x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{k9}]^T$ 表示 (如图 15 所示)。TPLBP 方法的动机在于基于局部相似度进行二进制模式提取, 其主要思想是, 首先计算邻接斑块与中心斑块之间的相似度度量 $d(x_k, x_c)$, $k=0, \dots, 7$ (L_1 度量或者 L_2 度量), 然后比较相隔 α (α 为正整数) 的两个邻接斑块与中心斑块的相似度的大小关系 $s(d(\mathbf{x}_{k+\alpha}, \mathbf{x}_c)) - d(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_c)$, 基于此进

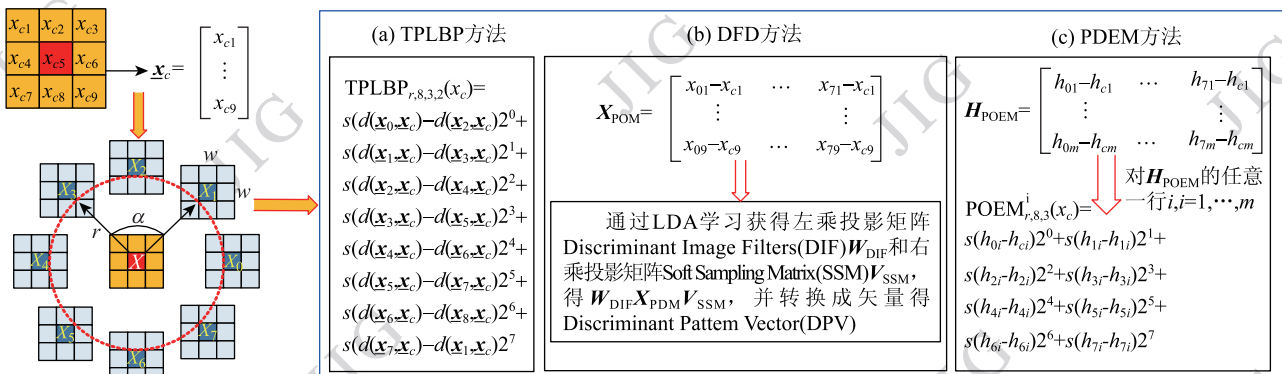


图 15 3 种相关方法 TPLBP, DFD 和 POEM 的计算示意图 ($w=3, \alpha=3, p=8$)

Fig. 15 The computation of three closely related methods TPLBP, DFD and POEM

行二进制编码。TPLBP 方法目的在于挖掘基于像素强度差分的二进制模式方法未能捕获的信息,而不是想代替 LBP 方法,因此,建议将 TPLBP 与 LBP 结合以获得更好的人脸识别性能^[60]。由于 TPLBP 基于相似度,其计算量比 LBP 方法要大。作者^[60]还提出了一种名为四斑块局部二进制模式(FPLBP)的描述子,其思想与 TPLBP 一样,不同之处在于邻域结构的不同。FPLBP 的邻域结构域前文介绍的 CS-LBP 与 AD-LBP 存在相似之处,这里不再重点介绍。

DFD^[61]的出发点与 TPLBP 很接近,DFD 的计算是基于邻接斑块 X_k 与中心斑块 X_c 之间的像素对差分矢量组成的所谓的像素差分矩阵(PDM)(见图 15),而不是相似度度量。DFD 方法的整个流程与需要学习全局码本(codebook)的词袋(BoW)方法一致,其创新之处在于通过学习的方法,从 PDM 矩阵中学习最具鉴别力的特征,使得同类人脸图像的差异最小而不同人脸图像之间的差异最大化。其具体计算步骤大致如下:第 1 步,全局 DFD 矢量的学习。从训练人脸图像中计算得到 PDM 矩阵,通过线性鉴别分析 LDA 学习获得左乘投影矩阵(DIF) W_{DIF} 和右乘投影矩阵(SSM),然后对 PDM 矩阵进行变换得到一个更具鉴别力的新矩阵 $W_{DIF} \times X_{PDM} \times V_{SSM}$,并转换成矢量得 Discriminant Pattern Vector(DPV)。对训练图像的 DPV 矢量集合进行累积,采用聚类算法诸如 KMeans 算法学习得到其稳定的聚类中心,即所谓的 DFD 矢量集。第 2 步,对每一副训练或者测试人脸图像,首先抽取 PDM 矩阵,然后利用第 1 步中学习得到的两个变换矩阵 W_{DIF} 和 V_{SSM} 进行变换,得到相应的 DPV 矢量,通过与前面学习得到的聚类中心 DFD 矢量进行比较,按照最近邻的原则将其编码到与之最近的一个 DFD,这样可以获得 DFD 矢量的码本类标图,最后基于此类标图抽取直方图特征矢量作为人脸图像的描述。DFD 方法的不足之处在于:第一、训练时间很长,而且作者提出将人类图像进行分块后,每一个块需要学习一组 DFD 矢量,假设分成 7×7 的图像块,那么就要学习 49 组 DFD 矢量;第二、由于 PDM 矩阵维数较高,因此需要大量的人脸训练图像来增加聚类算法的稳定性。最后,该方法输出的人脸直方图特征矢量维数很高,增加分类算法的困难。

如图 15 所示,POEM 方法同样也是采用了和 TPLBP 及 DFD 一样的邻域结构,不同之处在于 POEM 不是基于邻接斑块与中心斑块的相似度或者差

分,而是基于每个斑块的梯度方向直方图。POEM 首先计算每个斑块的梯度方向分布直方图 $h_k = [h_{k1}, h_{k2}, \dots, h_{km}]^T$ ($k = c, 0, 1, \dots, 7, m$ 为量化方向的个数)作为斑块中心像素的特征矢量,其计算方法与 SIFT^[31]描述子每个子块的梯度方向直方图计算方法相同。然后,比较邻接斑块的梯度方向直方图与中心斑块的梯度方向直方图,得到一个矩阵 H_{POEM} 。最后,矩阵 H_{POEM} 的每一行对应的是同一个方向上的梯度幅度信息的对比,对该矩阵的每一行进行二进制模式的提取,则一共可以获得 m 个二进制模式特征,称为 POEM 特征。该方法已经成功应用于人脸识别和图像匹配问题,取得较好的效果。然而梯度幅度直方图的计算增加了 POEM 的计算量。

2.5 第 5 类方法

该类方法主要针对传统 LBP 方法对噪声敏感的问题开展的研究工作。代表性的方法包括模糊二进制模式(FLBP)^[63,82]、NTLBP^[64]、BRINT^[66]、NR-LBP^[67]、RLBP^[68]和 OLTP^[65]方法。

FLBP 和 NRLBP 两种方法紧密相关,后者是对前者做的一种改进,这里两种方法一起讨论。FLBP^[63,82]的基本思想是通过引入模糊性,在每个像素位置产生一个模糊二进制模式 FLBP,使得该 FLBP 可以对直方图中的多个 bins 有贡献,从而提高抗噪性能。换言之,FLBP 允许在每个像素位置产生多个 LBP 模式。FLBP 模式对其影响的 bins 的贡献的计算由定义的模糊关系函数确定。具体而言,FLBP 采用两个模糊关系函数作为阈值量化函数,即

$$f_{1,d}(x) = \begin{cases} 1 & x > d \\ 0.5 + \frac{0.5x}{d} & -d \leq x \leq d \\ 0 & x < -d \end{cases} \quad (24)$$

$$f_{0,d}(x) = 1 - f_{1,d}(x)$$

式中, d 控制模糊程度。考虑中心像素 x_c (在图像中坐标为 (i, j)) 与其周围 p 个邻接像素 $x_0, \dots, x_{p-1}$ 的 LBP 模式时,一共有 2^p 种不同的 LBP 模式。由上述量化函数,可知在一个像素位置可以产生多个不同的 LBP 模式,每种模式对其对应的直方图 bin k 的贡献由函数定义的权值确定,即

$$FLBP(i, j, k) = \prod_{n=0}^{p-1} [b_n(k)f_{1,d}(x_c - x_n) + (1 - b_n(k))f_{0,d}(x_c - x_n)] \quad (25)$$

式中, $b_n(k) \in \{0, 1\}$ 表示的是二进制模式 k 的第 n 个比特对应的数值。

图 16 举例说明了 FLBP 的主要思想及其计算过程。首先计算邻域像素与中心像素的差分, 通过引入模糊性对其进行不确定性编码, 即

$$f(x) = \begin{cases} 1 & x > d \\ X & -d \leq x \leq d \\ 0 & x < -d \end{cases} \quad (26)$$

基于此, 在中心像素值周围浮动的那些邻域像素被编码成不确定性的编码 X , X 的取值可以是 0 或者 1。图 16 中例子给出的不确定性编码 $C(X) = 000XX1XX$ 。FLBP 通过改变 $C(X)$ 中的不确定比特的值来生成不同的二进制模式, 假设不确定比特 X 共有 n 个, 则 FLBP 在该像素位置产生 2^n 个不同 LBP 模式, 图 16 中则有 16 种不同的 LBP 模式。在最后进行直方图统计的时候, 每种 LBP 模式对直方图的贡献的权值通过之前定义的权值 $FLBP(i, j, k)$ 确定。

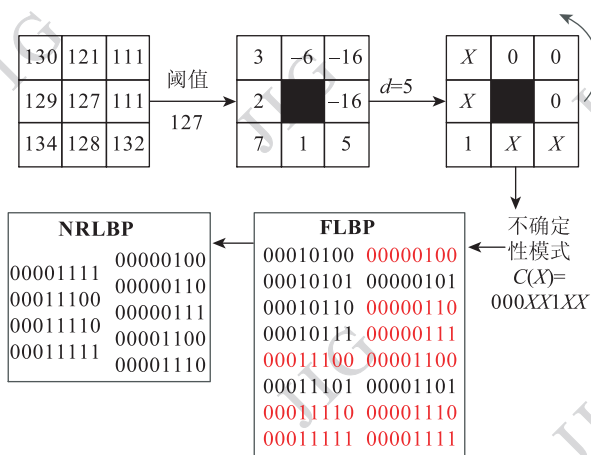


图 16 FLBP 和 NRLBP 的计算示意图及二者之间的关系

Fig. 16 The computation of FLBP and NRLBP

FLBP 方法确实提高了对噪声的稳健性, 但是存在以下不足: 首先, 量化阈值 d 的引入使得该方法不具备对灰度尺度的不变性, 并且阈值 d 的确定难以进行优化。另一个重要的缺点在于, 与传统 LBP 相比较, 计算复杂明显增加 (这一点从图 16 的例子中显而易见)。计算量增加的主要原因来自于对每个像素产生的多种 LBP 模式的权值的更新。此外, 该方法难以扩展到多尺度分析, 主要原因是由于邻域采样点数 p 的约束, p 的增加导致该算法计算量无法进行。由于 FLBP 的上述缺点, 导致其在实际中难以应用。

Ren 等人^[67]在 FLBP 基础上提出了一种新颖的改进策略, 提出名为 NRLBP 的方法, 计算示意

图及其与 FLBP 的关系如图 16 所示。不仅获得了更好的抗噪性能, 更重要的是计算量较 FLBP 显著降低。NRLBP 是在 FLBP 在每个像素位置产生的多个 LBP 模式中, 选取保留其中的均匀模式, 而丢弃产生的非均匀模式。另外一个相对于 FLBP 的重要的简化在于权值的定义。在 NRLBP 方法中, 假设该像素位置可以产生 m 个不同的均匀模式, 那么每个均匀模式对最后直方图统计的权值简单的取 $1/m$ 。如果不确定模式 $C(X)$ 无法产生均匀模式, 将表示非均匀模式的 bin 增加 1。NRLBP 方法可以通过建立一个查找表来实现, 使得其计算量比 FLBP 明显降低, 仅仅稍高于传统 LBP 方法。但是遗憾的是, FLBP 存在的其他问题, NRLBP 也没有解决。实验表明, NRLBP 对于含噪声人脸图像识别可以提升性能, 但是对于含噪声纹理分类问题效果不明显。

针对含噪声纹理分类问题, Liu 等人^[66]提出一种简单、新颖而又有效的名为 BRINT 的方法, 该方法具有计算效率高、紧凑、内存开销小、对光照、旋转、尺度变化以及随机噪声稳健的有效特点。提出一种创新思想——量化前平均 (averaging before binarization), 基于该思想, 在传统 LBP 方法基础上, 设计一种新的对噪声稳健的二进制描述子, 其具体定义和计算方法如图 17 所示。首先将中心像素 x_c 的圆形邻域系统进行一次察觉上下境 (context aware) 变换, 即用连续 q 个邻域像素的平均值表示新的邻域系统中的一个像素, 得到一个新的圆形邻域系统; 然后再以中心像素值为阈值对新的邻域系统进行二值量化, 最终获得一个二进制模式。为了能够扩展到任意尺度和任意采样点数 p , 解决传统方法受到角空间分辨率约束的问题, 该方法保持新的邻域系统为恒定的 8 个点, 也即保持不同的二进制模式为恒定的 256 种。为了进一步避免仅仅考虑均匀算子带来的不稳定性以及获得旋转不变性, 采用旋转不变描述子, 比传统的 $LBP_{r,p}^u$ 描述子在抗噪性能上有了一个跳跃。进一步, 将该思想与 CLBP 方法结合, 得到 BRINT 描述子。Liu 等人^[66]的实验表明该方法不仅可以提高在无噪声环境下纹理分类的性能, 其抗噪性能优于现有其他 LBP 改进方法, 包括 NTLBP, NRLBP, OTP, RLBP 和 FLBP 方法, 更重要的是在噪声非常严重的情况下也能获得令人满意的识别率。

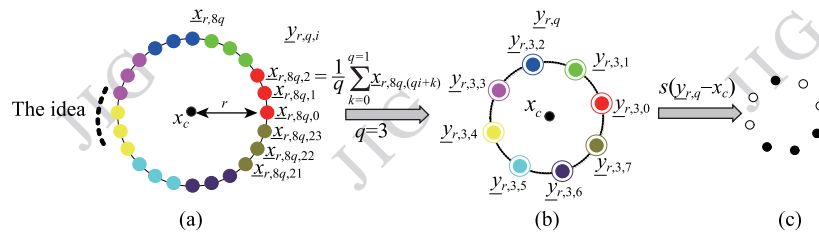


图 17 BRINT 方法的主要思想示意图

Fig. 17 The procedure of BRINT method

对于其他一些试图提高对噪声的稳健性的方法,诸如 NTLBP^[64],RLBP^[65]和 OLTP^[63]等,由于篇幅所限,这里不做重点介绍,有兴趣的读者可参考相关文献。

2.6 第 6 类方法

该类方法针对 LBP 方法捕获的局部纹理信息单一问题,以及 LBP 描述子无法捕获大尺度局部结构问题,研究者提出多个 LBP 及其改进方法的联合,或者将 LBP 方法与其他能够捕获大尺度特征的描述子进行融合,以弥补 LBP 类方法的劣势。代表性的工作有 Ojala 等人^[3]提出将 VAR 与 LBP 方法相结合,Guo 等人^[37]提出的 CLBP 方法,Liu 等人^[34]提出的扩展 LBP 方法,Ahonen 等人^[69]提出的 LBP 与 Fourier 变换的结合,LBP 方法与 Gabor 滤波器的结合^[36,50-51,83-84],Fakhry^[39]提出的 DNS 与 LBP 的结合,Klare 等人^[70-71]提出的 LBP 和 SIFT 描述子的集合以及 Chan 等人^[72-73]提出的 LBP 与 LPQ 算子的结合等。Ojala 等人^[3]提出将局部对比度描述子 VAR 与 LBP 方法相结合的方法,认为两者捕获的纹理信息具有互补性,VAR 特征定义为

$$\text{VAR}_{r,p} = \frac{1}{p} \sum_{n=0}^{p-1} \left(x_{r,p,n} - \frac{1}{p} \sum_{n=0}^{p-1} x_{r,p,n} \right)^2 \quad (27)$$

对整幅图像的 $\text{VAR}_{r,p}$ 特征分布进行量化,然后计算它和 $\text{LBP}_{r,p}^{\text{riu2}}$ 的 2 维直方图分布,来表示整幅图像。Ojala 等人^[3]的实验结果表明两种特征的联合可以改善纹理分类性能,但是 $\text{VAR}_{r,p}$ 特征的量化级别需要学习训练,且联合直方图增加了特征维数。

Guo 等人^[37]提出的 CLBP 方法名为完全局部二进制模式 CLBP,与 ELBP 算子的思想较为相似^[54-55]。相比于 LBP 方法,CLBP 方法将局部纹理结构分为 3 部分:中心像素值信息,中心像素值与其邻域像素值的差分的符号信息和幅度信息,基于这 3 种信息设计了 3 种类类似于 LBP 模式的 3 种局部模

式,分别为 CLBP_C, CLBP_S(和 LBP 特征一样)和 CLBP_M(参见上文介绍)。然后,基于这 3 种局部模式旋转不变均匀版本 CLBP_C , $\text{CLBP_S}_{r,p}^{\text{riu2}}$ 和 $\text{CLBP_M}_{r,p}^{\text{riu2}}$ 的联合直方图特征矢量(用 CLBP_CSM 表示)的多尺度分析来描述纹理图像,以期获得更为丰富的纹理信息。Guo 等人^[37]研究表明,CLBP_CSM 特征具有对纹理图像更强的描述能力,使得纹理分类性能得以提高。但是,CLBP 方法除了有 LBP 均匀算子存在的其他缺陷之外,还增加了另外一个重要的不足,即多尺度联合直方图的特征维数较基于 LBP 均匀模式的特征维数显著增加,引起分类过程计算量的显著增加,因此在标准应用中,CLBP_CSM 局限于 3 个尺度。

Liu^[34]提出的扩展 LBP 方法中,提出了 3 种新的局部二进制描述子,NI-LBP_{r,p},RD-LBP_{r,p,δ}和 AD-LBP_{r,p,δ,ε}在前文已有详细介绍。Liu 等人^[34]采用了类似于 Guo 等人^[37]的多个 LBP 算子的融合方法,将中心像素分布进行二值量化得到的 CI(center intensity),NI-LBP_{r,p}^{\text{riu2}}}和 RD-LBP_{r,p}^{\text{riu2}}}进行多维直方图联合,得到一个新的描述子 CI/NI/RD,研究表明该算子的性能优于传统 LBP 方法以及 Guo 等人提出的 CLBP_CSM 方法。

Gabor 滤波器^[83]由于能够捕获大尺度的纹理结构信息而被研究者们多次与局部描述子 LBP 进行结合^[36,50-51],研究者认为 LBP 方法捕获的局部纹理信息与 Gabor 滤波方法捕获的全局信息具有互补性,代表性工作有 Liao 等人^[36]提出的 DLBP 方法与 Gabor 滤波器的结合用于旋转不变纹理分类,Tan 和 Triggs^[50-51]提出的融合 LBP 和 Gabor 滤波的人脸识别等。此外,还有一些工作是对 Gabor 滤波后的图像,再进行二进制模式的提取^[85-86]。

Ahonen 等人^[69]提出一种名为 LBP-HF 的方法,将 LBP 与离散傅里叶变换相结合:在获取图像的 LBP 直方图表示基础上,对其进行离散傅里叶变换

以获取全局性旋转不变特征。此外, Chan 等人^[72-73,87]针对有一定的模糊度或者散焦的人脸图像识别问题,提出将传统多尺度 LBP 与多尺度 LPQ 算子的结合的思想,取得比应用单种描述子更好的识别性能。Klare 等人^[70-71]针对异质人脸识别问题,提出将传统 LBP 和 SIFT 描述子进行结合的方法。Fakhry^[39]针对噪声纹理图像分类问题,提出一种新的描述子 DNS 方法,并将其与传统 LBP 的结合,称该方法具有一定的抗噪声性能。

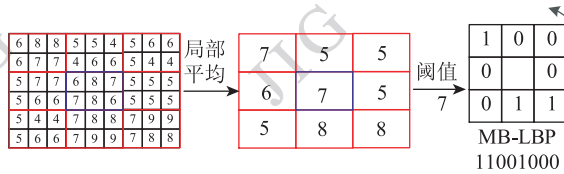


图 18 MB-LBP 计算示意图

Fig. 18 The procedure of MB-LBP

2.7 其他方法

Zhang 等人^[74,84]提出一种 MB-LBP 描述子,先将局部 patch 区域划分成一些大小相等的子区域,然后计算每个子区域内的均值,最后基于子区域的均值采取和传统 LBP 方法一样的量化方式进行二值量化,同样也获得一个局部二进制模式,如图 18 所示。从另一个角度看,传统 LBP 方法是 MB-LBP 的一种特殊情况。MB-LBP 采用局部平滑的方式,可能会引起损伤一定的特征鉴别力,但是有可能对噪声比较稳健。Hussain 等人^[76]提出一种名为局部量化模式(LQP),同时对多个尺度上的邻域系统进行二进制模式的计算,然后对所有的二进制模式进行 K 均值聚类,获得聚类中心作为主导二进制模式,进一步对图像进行编码,已经成功应用于人脸识别和图像匹配问题。

此外,受 LBP^[3]方法, BRIEF 方法^[59]以及 DAI-SY 描述子^[88]的思想所启发,近期研究者提出一些引人注目的新的特征描述子和特征检测算子 CEN-TRIST^[77], FREAK^[78]和 BRISKY^[79], 分别用于场景分类和局部感兴趣区域检测。

最后,值得一提的是,近期有些研究工作^[82,89-92]采用高阶统计、软直方图、金字塔分析等手段,试图改善 LBP 的抗噪性能,但是这些方法的应用范围具有一定的局限性。根据采用的分类准则,这些方法被归为其他方法一类中,有兴趣的读者可参考其原文进行详细了解。

3 LBP 在纹理分类和人脸识别中的应用

3.1 LBP 在纹理分类中的应用

LBP 起源于纹理分类领域^[1,3,5-6],目前已经发展成为具有自身特点的一类不可替代的纹理特征提取方法,在纹理分类、纹理分割和动态纹理识别均占有重要的地位,有着广阔的发展前景。上述总结的 LBP 及其各种改进方法中,很多是基于局部 patch 中像素强度或者像素差分的多维概率分布,而这些思想在之前纹理研究者的相关工作^[93-95]中已经被证明是具有很好的特征鉴别力的纹理信息, LBP 在前人工作的基础上做了很好的简化。

BoW (bag of words) 模型在纹理分类问题中得到广泛的研究和应用^[1,3,96-100]。BoW 模型首先利用某种局部特征描述子从纹理图像中提取局部特征集,然后采用聚类学习算法从这些局部特征空间中学习一个全局纹元字典 (texton dictionary),再将纹理图像中的每个像素提取的局部特征按照最近邻原则编码的纹元字典中的某一个字典原子,最后通过统计整幅图像中纹元字典原子的概率分布直方图,作为整幅图像的特征表示,用于纹理分类任务。

基于 LBP 的纹理图像表示的常用方法是,首先计算每个像素的局部二进制模式,然后统计整幅图像中局部二进制模式出现的概率分布,所得的 LBP 直方图矢量作为整幅图像的特征,多尺度分析为每个尺度所得的直方图矢量的串联。实际上,这是 BoW 模型的一种特殊情况,每一个 LBP 模式可以看成是一个字典原子,所有的 LBP 模式组成了表示纹理图像的全局 LBP 纹元字典。不同于现有大多数 BoW 方法, LBP 方法的纹元字典相当于事先定义所得,不需要经过一个学习训练的过程,因此大大降低训练过程的计算量,这是 LBP 方法的优势之一。此外,作为一种局部特征描述子, LBP 模式计算的实时性能使得其在众多局部特征描述子中脱颖而出,引起广泛关注。

综合已有的 LBP 及其改进方法在纹理分类问题中的应用,可以得到以下观测^[18,22,24,27,34-37]: 1) 总体来说,纹理分类性能随着全局特征表示维数的增加而升高; 2) 多值量化方法的性能要比二值量化要好,且更稳定,这也是第三类方法的研究动机; 3) 参数化量化阈值的方法要比使用中心像素值作为阈值

的方法性能稳定,增强了一定的抗噪声性能,这就是第二类方法的立足之本;4)基于差分的局部二进制模式捕获的信息不同于基于强度的传统 LBP 方法捕获的信息,也即第 4 类方法与传统 LBP 方法具有某种互补性;5)提高对噪声的稳健性,出现了第 5 类方法;6)多种 LBP 算子融合或者将 LBP 方法与其他局部描述子相结合,可以弥补 LBP 类方法的缺陷,因此出现了第 6 类方法。

最后,表 3 总结了 LBP 及其各种改进方法在原文献中报道的实验结果情况,表中仅仅列出了最常用的几个基准纹理数据测试集的分类精度。由于很多方法采用的实验数据集只是某个基准数据库的子集,不具有代表性,有些方法并没有在公认的一些基准集上做性能评估,因此,表 3 未能一一列出。表中结果表明,Liu 等人提出的 CI/NI/RD^[34]和 BRINT^[66]方法在纹理分类上优于其他一些 LBP 及其改进方法。

表 3 各方法分别在 4 个基准纹理测试集上报道的分类精度

Table 3 Summary of the state-of-the-art classification accuracies reported on four benchmark texture databases

方法	距离度量与分类器	Outex_TC10	Outex_TC12_000	Outex_TC12_001	CURET
LBP ^{riu2} ^[3]	对数似然比测度与最近邻分类器	96.1	88.8	87.3	—
LBP ^{riu2} + VAR ^[3]	对数似然比测度与最近邻分类器	97.7	83.4	86.4	—
DLBP ^[36]	RBF 核与 SVM 分类器	97.7	92.1	88.7	—
disLBP	L1 距离测度与最近邻分类器	—	97.0	96.5	98.3
CLBC ^[47]	开方距离与最近邻分类器	98.8	94.0	93.2	95.3
LBPV ^[49]	开方距离与最近邻分类器	97.8	95.4	95.6	96.0
BRINT ^[66]	开方距离与最近邻分类器	99.4	97.7	98.6	—
CLBP_CSM ^[37]	开方距离与最近邻分类器	98.9	95.3	94.5	97.4
CI/NI/RD ^[34]	开方距离与最近邻分类器	99.7	98.7	98.1	97.3
LBP + Gabor ^[36]	RBF 核与 SVM 分类器	99.1	93.2	90.4	—
LBP + DNS ^[39]	开和欧氏距离与最近邻分类器	99.3	94.4	92.9	94.5

3.2 LBP 在人脸识别中的应用

Ahonen 等人^[8]首次将 LBP 方法引入人脸识别问题中,并引起广泛关注,出现了很多基于 LBP 的各种改进人脸检测^[101-103]和人脸识别方法^[104-107]。本文重点讨论基于 LBP 的人脸识别方法。

首先提出一个问题:能否借鉴基于 LBP 的纹理图像表示方法来表示人脸图像?即提取人脸图像的某种 LBP 描述子的全局直方图特征?为了回答这个问题,先来观察纹理图像和人脸图像的区别。如图 19 所示,右边的纹理图像具有平稳性,局部区域和全局区域具有感知一致性。换言之,用一个滑窗分别滑过纹理图像和人脸图像,在纹理图像中,在每个滑窗内观测到的图像内容基本相似,但是在人脸图像中,随着滑窗的移动,滑窗内的图像内容也随着变化。因此,人脸图像则不具纹理图像特征平稳性的特点,人脸图像不同子区域之间表示不同的特征部分,且各个子区域之间的空间结构关系对人脸识别也起着关键的作用。经过上述分析,可知采用和纹理图

像一样的全局表示方法会损失了人脸图像中各个组成部分之间的空间关系,引起特征鉴别力的下降。

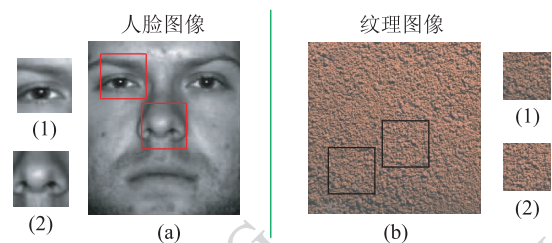


图 19 人脸图像和纹理图像比较

Fig. 19 Examples for contrasting a face and a texture image

Ahonen 等人^[8]提出分块 LBP 特征提取方法,将人脸图像划分成 $\sqrt{B} \times \sqrt{B} = B$ 个子区域($\sqrt{B}$ 为正整数),然后基于每个子区域计算某种 LBP 特征的直方图,然后将 B 个子区域的 LBP 直方图矢量串联成一个特征矢量,作为人脸图像的全局表示。Ahonen 等人^[8]建议采用传统均匀 LBP 模式 $LBP_{r,p}^{u2}$,这种思想为后续研究者所广泛采用。

Ahonen 等人^[8]建议采用4个尺度进行多尺度特征提取: $LBP_{1,8}^{u2}$, $LBP_{2,8}^{u2}$, $LBP_{3,8}^{u2}$ 和 $LBP_{4,8}^{u2}$ 。这种思想体现了4种不同层次的局部性: 1) 每个像素点的 LBP 模式表示的是该像素及其周围邻域系统组成的局部区域的结构信息; 2) 在划分成 B 个子区域后, 每个子区域提取的局部直方图矢量具有一定的区域性信息; 3) 所有 B 个子区域的直方图特征进行串联获得整个人脸图像的全局特征直方图表示; 4) 来自于不同尺度的全局特征直方图进行串联融合或者其他融合方式形成了最终的人脸特征。正是这4种不同层次的局部与全局性特征的结合, 能够很好地表示人脸图像。

注意作者在每个尺度半径的圆周上均使用了同样的8个采样点数, 即 $LBP_{r,p}^{u2}$, 这导致半径较大的圆周上采样点过于稀疏。研究者之所以这么做的主要原因是由于特征维数的局限性。一般来讲, 人脸图像在特征提取之前要进行正规化, 因此通常来说人脸图像特征提取不需要旋转不变特征, 再结合表1给出的各种传统 LBP 算子特征维数的比较, 均匀模式 $LBP_{r,p}^{u2}$ 是一个合适的选择。由于人脸图像首先要划分成 B 个子区域, 再基于每个子区域进行 LBP 直方图特征提取, 研究者常选择 $B=49$, 因此, $LBP_{1,8}^{u2}$ 特征最终输出直方图为 2 891 维, 若增大邻域系统的大小, 特征维数迅速增加, 因此, 作者保持每个圆周上恒定的8的邻域像素。尽管如此, 假设进行4个尺度的分析, 最终获得的特征维数为 $2\,891 \times 4 = 11\,564$ 维, 仍然是一个很高的特征维数。

针对基于 LBP 的人脸图像特征提取的高维数问题, 研究者提出了一些特征子空间学习的方法, 常用的有 PCA^[108] 和 LDA^[109], 两种降维方法常常同时使用, 最后人脸匹配基于降维后的特征进行。

最后, 值得一提的是, 人脸识别问题中, 特征提取方法通常分为两种^[7,110-111]: 一种是基于整幅人脸图像的特征提取方法, 即全局方法 (holistic approach), 另一种是基于人脸局部区域的特征提取方法 (local approach), 即局部方法。全局方法中, 里程碑式的方法有主成分分析 (PCA)^[108], 线性鉴别分析 (LDA)^[109] 和独立成分分析 (ICA)^[112] 等。局部方法首先基于人脸图像的子区域提取局部特征^[8,87,113-114], 然后对局部特征进行全局性的统计或者建模, 来达到人脸图像表示的目的, 基于 LBP 及其各种改进方法的人脸特征提取是局部性方法的典型代表。近年来, 局部性的方法已经展现出很好的前景, Heisele 等人^[115] 指出局部性方法优于全局方

法。全局性方法的不足之处在于, 对于姿态、光照和尺度不同的人脸图像, 需要事先进行比较精确的配准; 且全局性方法对人脸表情变化和局部遮挡比较敏感。面对这些问题, 局部性方法展现出其优势。加上 LBP 方法的特征提取高效性, 对局部光照不敏感性, 局部 LBP 模式与全局统计直方图结合的特征描述能力, 以及其多尺度分析的能力, 使得基于 LBP 的人脸特征提取方法备受青睐, 并将继续得到发展。有关更多的关于 LBP 在人脸检测和人脸识别中的讨论, 有兴趣的学者可参见文献^[27]。

4 结 语

LBP 及其各种改进方法已经成为纹理分类领域和人脸识别领域一类主要的特征提取方法, 在这两个问题中已经得到广泛而深入的研究; 同时也是图像处理、计算机视觉和模式识别领域一类重要的局部特征提取方法, 已经并将继续受到越来越多的关注, 这些都要归结于 LBP 方法本身拥有的一些重要特性: 局部光照不变性, 计算复杂度低, 较强的特征描述能力和无需训练学习。除了纹理分类和人脸识别问题, LBP 方法已经成功应用于图像处理和计算机视觉的很多问题, 包括动态纹理识别、遥感图像分析、指纹识别、工业检测、基于内容的图像检索、医学图像分析、运动分析和环境建模等。

本文对传统 LBP 几种算子的推导全过程进行了描述, 并详细分析和总结了传统 LBP 几种算子的优缺点; 传统 LBP 的各种不足成为后续研究者的研究动机, 因此, 出现很多 LBP 改进方法。对现有主要的 LBP 改进方法进行了归纳和统一分类, 并详细阐述了各种 LBP 改进方法的研究动机、基本思想、其解决的问题以及它们各自的优缺点。

总而言之, LBP 及其各种改进方法已经得到了广泛认同和成功应用, 必将成为今后的研究热点和有效的特征提取和模式分析工具, 以下是进一步研究的几个方向:

1) 提高 LBP 方法对噪声的稳健性。综上所述, 已有的基于 LBP 及其改进方法还存在诸多不足, 较为突出的就是对噪声非常敏感, 不管是在纹理分类问题还是人脸识别问题中的应用, 均限制了其实用性和稳健性, 而有关对噪声稳健的 LBP 方法的研究报道相对很少, 因此这是最迫切需要解决的问题, 也是面临的一个难点问题。

2) 设计有效的、快速的与传统 LBP 方法具有互补性的局部特征描述子。LBP 最大的优点就是计算简单,快速有效。若是设计计算复杂度高的特征描述子与 LBP 相结合,这与 LBP 方法的传统优势相悖,比如 SIFT 是众所周知的计算复杂度高的特征描述子,尤其是在稠密特征提取的情况,计算效率更低,将其与 LBP 结合,将淹没了 LBP 方法的优势。

3) 针对人脸识别问题,究竟需要将人脸图像划分成多少个子区域再进行 LBP 直方图特征提取,仍然是一个开放问题,目前已有的方法是针对特定的人脸数据库进行经验选择。此外,划分的子区域是采取互不重叠的方式,还是采取重叠的方式,抑或是采取随机的方式进行,这其中涉及特征鉴别力和特征维数的折中问题,至于哪一种方式更为适合,有待进一步研究。

4) 纹理分类和人脸识别是两个有很多相似性的模式识别问题,本文综述的 LBP 方法以及各种改进方法中,有些仅用于人脸识别问题,有些仅用于纹理分类问题,对各种方法在这两个问题中进行综合分析比较,也是一个可以提供价值的研究点。

5) 从局部二进制模式特征中学习鉴别力强的模式。经过本文的归纳总结,可以看出 LBP 其实是首先从图像局部 patch 中进行简单的特征提取操作,目前仅仅限于局部强度信息,局部差分特征,然后对其联合分布进行简单量化,进而对特征空间进行划分。能否从这些简单特征的二值量化后得到的所有二进制模式中,自动的学习出有鉴别力的二进制特征模式? 这将成为一个感兴趣的研究方向。

6) 尽管 LBP 方法已经在图像处理、模式识别和计算机视觉领域发挥着重要的作用,但是有关于其理论支撑的研究相对很少,若能从理论上证明二进制描述子捕获的信息量,并设计最优二进制模式方法,将具有重要的理论价值。目前已经有初步的研究工作围绕这个问题开展^[116-117],文献[117]从基于局部二进制描述子进行图像重构的角度,来证明局部二进制描述子捕获的信息量。

7) 继续扩展 LBP 的应用领域。目前,纹理分类和人脸识别是 LBP 方法应用最成功的两个研究领域,虽然, LBP 在其他一些研究领域的应用也有初探,但是有待进一步深入地研究。LBP 方法的思想可能在移动视觉搜索中发挥作用,为了迎接无线网络环境的挑战,移动视觉搜索需要针对视觉查询进行紧凑表示,在不降低基于原始图像检索性能的前

提下,突破提取紧凑视觉描述子速度慢、内存开销大、数据不紧致等技术瓶颈,而这些正是 LBP 方法的优势所在。

参考文献 (References)

- [1] Ojala T, Pietikinen M, Harwood D. Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of distributions [C] // Proceedings of the 12th International IAPR Conference on Pattern Recognition. Jerusalem, Palestine: IEEE Computer Society, 1994, 1: 582-585.
- [2] Pietikinen M, Ojala T, Nisula J, et al. Experiments with two industrial problems using texture classification based on feature distributions [C] // Proceedings of SPIE 2354, Intelligent Robots and Computer Vision XIII: 3D Vision, Product Inspection, and Active Vision. Boston, MA: IEEE Computer Society, 1994, 2354: 197-204.
- [3] Ojala T, Pietikinen M, Menp T. Multiresolution gray scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24 (7): 971-987.
- [4] Ojala T, Pietikinen M, Menp T. Gray scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [C] // Proceedings of IEEE European Conference on Computer Vision, Lecture Notes in Computer Science. Berlin Heidelberg: Springer, 2000, 1842: 404-420.
- [5] Pietikinen M, Nurmela T, Menp T, et al. View-based recognition of real-world textures [J]. Pattern Recognition, 2004, 37(2): 313-323.
- [6] Ojala T, Pietikinen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions [J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51-59.
- [7] Li S Z, Jain A K. Handbook of Face Recognition [M]. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2004.
- [8] Ahonen T, Hadid A, Pietikinen M. Face description with local binary patterns: application to face recognition [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(12): 2037-2041.
- [9] Pietikinen M, Ojala T, Xu Z. Rotation-invariant texture classification using feature distributions [J]. Pattern Recognition, 2000, 33(1): 43-52.
- [10] Gong P, Marceau D J, Howarth P J. A comparison of spatial feature extraction algorithms for land-use classification with SPOT HRV data [J]. Remote Sensing of Environment, 1992, 40: 137-151.
- [11] Zhao G Y, Pietikinen M. Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29 (6): 915-928.
- [12] Murala S, Maheshwari R P, Balasubramanian R. Local tetra pat-

- terns: a new feature descriptor for content-based image retrieval [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2012, 21(5): 2874-2886.
- [13] Zhao G Y, Pietikinen M. Discriminative features for texture description [J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(10): 3834-3843.
- [14] Nanni L, Brahnam S, Lumini A. A local approach based on a local binary patterns variant texture descriptor for classifying pain states [J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(12): 7888-7894.
- [15] Nanni L, Lumini A, Brahnam S. Local binary patterns variants as texture descriptors for medical image analysis [J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2010, 49(2): 117-125.
- [16] Jin H, Liu Q, Lu H, et al. Face detection using improved LBP under Bayesian framework [C] // *IEEE First Symposium on Multi-Agent Security and Survivability*. Washington DC, USA: IEEE, 2004: 306-309.
- [17] Hadid A, Pietikinen M, Ahonen T. A discriminative feature space for detecting and recognizing faces [C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2004, 2: 797-804.
- [18] Zhou L, Zhou Z T, Hu D W. Scene classification using a multi-resolution bag-of-features model [J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(1): 424-433.
- [19] University of OULU. LBP-Bibliography. [OB/OL] [2013-10-1] http://www.ee.oulu.fi/mvg/page/lbp_bibliography/.
- [20] Xie X, Mirmehdi M. A galaxy of texture features [M] // Mirmehdi M, Xie X, Suri J. *Handbook of Texture Analysis*. London: Imperial College Press, 2008: 375-406.
- [21] Randen T, Husoy J. Filtering for texture classification: a comparative study [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999, 21(4): 291-310.
- [22] Fernández A, Álvarez M, Bianconi F. Texture description through histograms of equivalent patterns [J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2013, 45(1): 76-102.
- [23] Pietikinen M. Image analysis with local binary patterns [C] // *Proceedings of Scandinavian Conference on Image Analysis*, Berlin Heidelberg: Springer, 2005, 3540: 115-118.
- [24] Nanni L, Brahnam S, Lumini A. A Survey on LBP based texture descriptors for image classification [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(3): 3634-3641.
- [25] Hadid A, Ahonen T, Pietikainen M. Face analysis using local binary patterns [C] // *Handbook of Texture Analysis*, Mirmehdi. London, UK: Imperial College Press, 2008: 347-373.
- [26] Hadid A. The local binary pattern approach and its applications to face analysis [C] // *Proceedings of International Workshops on Image Processing, Theory, Tools and Application*. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2008: 1-9.
- [27] Huang D, Shan C F, Ardabilian M, et al. Local Binary Patterns and its application to facial image analysis: a survey [J]. *IEEE Trans. on Systems, Man, And Cybernetics-Part C: Applications And Reviews*, 2011, 41(6): 765-781.
- [28] Zabih R, Woodfill J. Non-parametric local transforms for computing visual correspondence [C] // *Proceedings of the 3rd European Conference on Computer Vision*. Berlin Heidelberg: Springer, 1994: 151-158.
- [29] He D C, Wang L. Unsupervised textural classification of images using the texture spectrum [J]. *Pattern Recognition*, 1992, 25(3): 247-255.
- [30] He D C, Wang L. Texture features based on texture spectrum [J]. *Pattern Recognition*, 1991, 24(5): 391-399.
- [31] Lowe D G. Distinctive image features from scale invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [32] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [33] Lazebnik S, Schmid C, Ponce J. A sparse texture representation using local affine regions [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(8): 1265-1278.
- [34] Liu L, Zhao L J, Long Y L, et al. Extended local binary patterns for texture classification [J]. *Image Vision Computer*, 2012, 30(2): 80-99.
- [35] Hafianel A, Seetharaman G, Zavidovique B. Median binary pattern for textures classification [C] // *Proceedings of International Conference on Image Analysis and Recognition*. Berlin Heidelberg: Springer, 2007: 387-398.
- [36] Liao S, Law M W K, Chung A C S. Dominant local binary patterns for texture classification [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2009, 18(5): 1107-1118.
- [37] Guo Z, Zhang L, Zhang D. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2010, 9(16): 1657-1663.
- [38] Yang H, Wang Y. A LBP-based face recognition method with Hamming distance constraint [C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Image Graphics*. Sichuan, China: IEEE Computer Society, 2007: 645-649.
- [39] Khellah F. Texture classification using dominant neighborhood structure [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2011, 20(11): 3270-3279.
- [40] Fehr J. Rotational invariant uniform local binary patterns for full 3D volume texture analysis [C] // *Finish Signal Processing Symposium*. Oulu, Finland, 2007.
- [41] Paulhac L, Makris P, Ramel J Y. Comparison between 2D and 3D local binary pattern methods for characterization of three dimensional textures [C] // *Proceedings of International Conference on Image Analysis and Recognition*. Berlin Heidelberg: Springer, 2008: 670-679.
- [42] Liao S, Chung A C S. Face recognition by using elongated local binary patterns with average maximum distance gradient magnitude [C] // *Proceedings of Asian Conference on Computer Vi-*

- sion. Berlin Heidelberg: Springer, 2007: 672-679.
- [43] Liu L, Fieguth P, Kuang G. Generalized local binary patterns for texture classification [C] // British Machine Vision Conference. Dundee, UK: BMVC, 2011.
- [44] Jin H, Liu Q, Tang X, et al. Learning local descriptors for face detection [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia Expo. Amsterdam, Holland: IEEE Computer Society, 2005: 928-931.
- [45] Zhou H, Wang R, Wang C. A novel extended local binary pattern operator for texture analysis [J]. Information Sciences, 2008, 178(22): 4314-4325.
- [46] Li Liu, Paul Fieguth, David Clausi, et al. Sorted random projections for robust rotation invariant texture classification [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(6): 2405-2418.
- [47] Zhao Y, Huang D, Jia W. Completed local binary count for rotation invariant texture classification [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2012, 21(10): 4492-4497.
- [48] Lahdenoja O, Laiho M, Paasio. A reducing the feature vector length in local binary pattern based face recognition [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Genoa, Italy: IEEE Computer Society, 2005, 914-917.
- [49] Guo Z, Zhang L, Zhang D. Rotation invariant texture classification using lbp variance (lbpv) with global matching [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(3): 706-719.
- [50] Tan X, Triggs B. Fusing Gabor and LBP feature sets for kernel based face recognition [C] // Proceedings of Analysis and Modeling of Faces and Gestures, Lecture Notes in Computer Science. Berlin Heidelberg: Springer, 2007, 4778: 235-249.
- [51] Tan X, Triggs B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2010, 19(6): 1635-1650.
- [52] Heikkilä M, Pietikinen M, Schmid C. Description of interest regions with local binary patterns [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(3): 425-436.
- [53] Fernandez A, Alvarez M, Bianconi F. Image classification with binary gradient contours [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2011, 49(5): 1177-1184.
- [54] Huang Y, Wang Y, Tan T. Combining statistics of geometrical and correlative features for 3D face recognition. [C] // Proceedings of the 17th British Machine Vision Conference. Edinburgh: BMVC 2006, 879-888.
- [55] Huang D, Wang Y, Wang Y. A robust method for near infrared face recognition based on extended local binary pattern. [C] // International Symposium on Vision Computation. Lake Tahoe, USA: Springer, 2007, 437-446.
- [56] Tan X, Triggs B. Fusing Gabor and LBP feature sets for kernel based face recognition [C] // Proceedings of Analysis and Modeling of Faces and Gestures, Lecture Notes in Computer Science. Berlin Heidelberg: Springer, 2007, 4778: 235-249.
- [57] Tan X, Triggs B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2010, 19(6): 1635-1650.
- [58] Trefny J, Matas J. Extended set of local binary patterns for rapid object detection [C] // Computer Vision Winter Workshop. Berlin: Springer, 2010.
- [59] Calonder M, Lepetit V, Ozuysal M, et al. BRIEF: computing a local binary descriptor very fast [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(7): 1281-1298.
- [60] Wolf L, Hassner T and Taigman Y. Effective unconstrained face recognition by combining multiple descriptors and learned background statistics [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(10): 1978-1990.
- [61] Lei Z, Pietikainen M, Li S. Learning discriminant face descriptor [J]. IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell., 2014, 36(2): 289-302.
- [62] Vu N S, Caplier A. Enhanced patterns of oriented edge magnitudes for face recognition and image matching [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2012, 21(3): 1352-1365.
- [63] Iakovidis D, Keramidas E and Maroulis D. Fuzzy local binary patterns for ultrasound texture characterization [J]. Image Analysis and Recognition, Lecture Notes in Computer Science, 2008, 5112: 750-759.
- [64] Fathi A and Naghsh-Nilchi. A Noise tolerant local binary pattern operator for efficient texture analysis [J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(9): 1093-1100.
- [65] Raja M and Sadasivam V. Optimized local ternary patterns; a new texture model with set of optimal patterns for texture analysis [J]. Journal of Computer Science, 2013, 9(1): 1-15.
- [66] Liu L, Long Y L, Fieguth P, et al. BRINT: binary rotation invariant and noise tolerant texture descriptor [J] // IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(7): 3071-3084.
- [67] Ren J, Jiang X, Yuan J. Noise resistant local binary pattern with an embedded error-correction mechanism [J], IEEE Trans. on Image Processing. 2013, 22(10): 4049-4060.
- [68] Chen J, Kellokumpu V, Zhao G, et al. RLBP: robust local binary pattern [C] // Proceedings of British Vision Conference on Computer Vision. Bristol, UK: Springer 2013.
- [69] Ahonen T, Matas J, He C, et al. Rotation invariant image description with local binary pattern histogram Fourier features [C] // Proceedings of Scandinavian Conference on Image Analysis. Berlin Heidelberg: Springer, 2009: 61-70.
- [70] Klare B F, Jain, et al. Heterogeneous face recognition using kernel prototype similarities [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1410-1422.
- [71] Brendan Klare. Heterogeneous face recognition [D]. USA Michigan: Michigan State University, 2012.
- [72] Chan C H, Tahir M A, et al. Multiscale local phase quantization for robust component-based face recognition using kernel fusion of multiple descriptors [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(5): 1164-1177.
- [73] Chi Ho C. Multi-scale local binary pattern histogram for face recognition [D]. UK: University of Surrey, 2008.

- [74] Zhang L, Chu R, Xiang S, et al. Face detection based on Multi-Block LBP representation [C] // Proceedings of International Conference on Biometrics. Berlin Heidelberg: Springer, 2007: 11-18.
- [75] Ojansivu V, Heikkilä J. Blur insensitive texture classification using local phase quantization [C] // Image and Signal Processing, Lecture Notes in Computer Science. Berlin Heidelberg: Springer, 2008, 5099: 236-243.
- [76] Hussain S ul, Napoleon T, Jurie F. Face recognition using local quantized patterns [C] // British Machine Vision Conference. Guildford, United Kingdom: BMVC, 2012.
- [77] Wu J, Rehg J M. CENTRIST: a visual descriptor for scene categorization [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(8): 1489-1501.
- [78] Leutenegger S, Chli M, Siegwart R. Brisk: Binary robust invariant scalable keypoints [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona, Spain: IEEE Computer Society, 2011, 2548-2555.
- [79] Alahi A, Ortiz R, Vandergheynst P. FREAK: fast retina keypoint [C] // Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. RI Providence, USA: IEEE Computer Society, 2012: 510-517.
- [80] Alahi A, Ortiz R, Vandergheynst P. FREAK: fast retina keypoint [C] // Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. RI Providence, USA: IEEE Computer Society, 2012: 510-517.
- [81] Xu B, Gong P, Seto E, et al. Comparison of gray-level reduction and different texture spectrum encoding methods for land-use classification using a panchromatic Ikonos image [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2003, 69(5): 529-536.
- [82] Ahonen T, Pietikinen M. Soft histograms for local binary patterns [C] // Finnish Signal Processing Symposium. Berlin Heidelberg: Springer, 2007.
- [83] Manjunathi B S, Ma W Y. Texture features for browsing and retrieval of image data [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(8): 837-842.
- [84] Ma B, Zhang W, Shan S, et al. Robust head pose estimation using LGBP [C] // Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. Hongkong, China: IEEE Computer Society, 2006: 512-515.
- [85] Zhang W, Shan S, Gao W, et al. Local Gabor binary pattern histogram sequence (LGBPHS): a novel non-statistical model for face representation and recognition [C] // Proceedings of International Conference on Computer Vision. Beijing, China: IEEE Computer Society, 2005: 786-791.
- [86] Shan S, Zhang W, Su Y, et al. Ensemble of piecewise FDA based on spatial histograms of local (Gabor) binary patterns for face recognition [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Pattern Recognition. Hongkong, China: IEEE Computer Society, 2006: 606-609.
- [87] Chan C, Kittler J, Messer K. Multi-scale local binary pattern histograms for face recognition [C] // Proceedings of International Conference on Biometrics. Berlin Heidelberg: Springer, 2007: 809-818.
- [88] Engin T, Lepetit V, Fua P. DAISY: an efficient dense descriptor applied to wide-baseline stereo [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(5): 815-830.
- [89] Guo Z, Zhang L, Zhang D. Rotation invariant texture classification using LBP variance (LBPV) with global matching [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(3): 706-719.
- [90] Nanni L, Brahnam S, Lumini A. A simple method for improving local binary patterns by considering nonuniform patterns [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(10): 3844-3852.
- [91] Qian X, Hua X S, Cheng P, et al. PLBP: an effective local binary patterns texture descriptor with pyramid representation [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(10-11): 2502-2515.
- [92] Li Z, Liu G, Yang Y, et al. Scale and rotation invariant local binary pattern using scale-adaptive texton and subuniform based circular shift [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2012, 21(4): 2130-2140.
- [93] Oja E, Valkealahti K. Co-occurrence map: quantizing multidimensional texture histograms [J]. Pattern Recognition Letters, 1996, 17(7): 723-730.
- [94] Unser M. Sum and difference histograms for texture classification [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(1): 118-125.
- [95] Ojala T, Valkealahti K, Oja E, et al. Texture discrimination with multidimensional distributions of signed gray level differences [J]. Pattern Recognition, 2001, 34(3): 727-739.
- [96] Liu L, Fieguth P. Texture classification from random features [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(3): 574-586.
- [97] Liu L, Fieguth P, Kuang G Y, et al. Sorted random projections for robust texture classification [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington DC, USA: IEEE, 2011: 391-398.
- [98] 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.
- [99] Zhang J, Marszałek M, Lazebnik S, et al. Local features and kernels for classification of texture and object categories: a comprehensive study [J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 73(2): 213-238.
- [100] Crosier M, Griffin L. Using basic image features for texture classification [J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 88(3): 447-460.
- [101] Shan C, Gritti T. Learning discriminative LBP-histogram bins for facial expression recognition [C] // Proceedings of British Machine Vision Conference. Leeds, UK: BMVC, 2008.
- [102] Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features [C] // Proceedings of IEEE Interna-

- tional Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Colorado Springs, USA: IEEE Computer Society, 2001: 511-518.
- [103] Chen J, Shan S, He C, et al. WLD: a robust local image descriptor [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32 (9): 1705-1720.
- [104] Huang D, Ardabilian M, Wang Y, et al. A novel geometric facial representation based on multi-scale extended local binary patterns [C] // Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition and Workshops. Santa Barbara, USA: IEEE Computer Society, 2011: 1-7.
- [105] Zhang G, Huang X, Li S Z, et al. Boosting local binary pattern-based face recognition [C] // Proceeding of Advances in Biometric Person Authentication, 5th Chinese Conference on Biometric Recognition. Guangzhou, China: Springer Berlin Heidelberg, 2004: 179-186.
- [106] He L, Zou C, Zhao L, et al. An enhanced LBP feature based on facial expression recognition [C] // Proceedings of the 27th Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society. Shanghai, China: Springer Berlin Heidelberg, 2005: 3300-3303.
- [107] Fu X, Wei W. Centralized binary patterns embedded with image Euclidean distance for facial expression recognition [C] // Proceedings of International Conference on Neural Computation. Jinan, China: IEEE Computer Society, 2008: 115-119.
- [108] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition [J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3 (1): 71-86.
- [109] Belhumeur P, Hespanha J, Kriegman D. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19 (7): 711-720.
- [110] Wright J, Yang A, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31 (2): 210-227.
- [111] Zhao W, Chellappa R, Phillips P J, et al. Face recognition: a literature survey [J]. ACM Computing Survey, 2003, 35 (4): 399-458.
- [112] Bartlett M S, Movellan J R, Sejnowski T J. Face recognition by independent component analysis [J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 2002, 13 (6): 1450-1464.
- [113] Shan C, Gong S, McOwan P. Facial expression recognition based on local binary patterns: a comprehensive study [J], Image and Vision Computing, 2009, 27 (6): 803-816.
- [114] Heikkilä J, Ojansivu V, Rahtu E. Improved blur insensitivity for decorrelated local phase quantization [C] // Proceedings of the 20th International Conference on Pattern Recognition. Istanbul, Turkey: IEEE Computer Society, 2010, 5099: 818-821.
- [115] Heisele B, Ho P, Wu J, et al. Face recognition: component based versus global approaches [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2003, 91 (1): 6-12.
- [116] Bianconi F, Fernandez A. On the occurrence probability of local binary patterns a theoretical study [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2011, 40 (3): 259-268.
- [117] Emmanuel D, Alexandre A, Pierre V. Beyond bits: reconstructing images from local binary descriptors [C] // Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition. Tsukuba Science City, Japan: IEEE Computer Society, 2012, 935-938.