

基于改进 LBP 的人脸表情识别

姜 锐, 许建龙, 张爱朋

(浙江理工大学信息学院, 杭州 310018)

摘 要: 局部二元模式即 LBP(local binary patterns), 是一种有效的纹理描述算子, 能够很好地提取人脸表情特征信息。针对原始 LBP 算子仅考虑中心像素点与邻域像素点的灰度差异的问题, 对其进行了改进, 提出了多重中心化二值模式 MLBP(multiple local binary patterns), 并将改进后的 MLBP 算子进行人脸表情识别, 通过改进前后在 JAFFE 人脸库的实验比较, 该方法在识别率上取得了较好的效果。

关键词: 面部表情识别; 局部二值模式; 特征提取; 支持向量机

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

0 引 言

人脸表情识别^[1]的主要过程包括人脸图像的获取及图像预处理、表情特征提取和表情分类, 如何进行表情特征的提取对表情识别结果有很大影响。因此本文研究重点在于表情特征的提取方法。Ojala 等^[2]在 1999 年最早提出的局部二元模式(LBP), 2002 年 Ojala 等又提出 LBP 算子的扩展模型均匀模式 LBP^[2]。LBP 算子是一种有效地纹理描述工具, 近年来已广泛运用到人脸表情识别当中来, 它具有以下优点^[3]: a) 具有较高分辨能力, 对光照不敏感, 能有效描述局部特征; b) 算法简单快速。然而传统的 LBP 算子没有考虑中心像素点的作用, 在特定情况下失去了某些局部结构信息。为了有效地获取图像中较准确的纹理特征信息, 本文基于 LBP 的人脸表情特征提取, 对 LBP 算子进行改进, 提出一种新的人脸表情图像特征提取方法: 多重中心化二值模式 MLBP(multiple local binary patterns)。

1 人脸表情图像预处理

预处理的主要工作是面部特征点的定位和人脸图像的分割^[4]。本文采用肤色模型^[5]的方法对人脸区域进行检测。预处理的具体步骤如下所示:

- a) 通过肤色检测的方法确定大致的人脸区域, 去除非人脸区域;
- b) 用积分投影的方法确定眼睛和嘴巴的具体位置;
- c) 结合人脸集合结构和眼睛嘴巴的定位, 进一步去除非人脸区域;
- d) 经过尺度变换得到统一大小的图像, 得到统一尺寸的人脸纯表情区域图片。

2 基于改进 LBP 算子的人脸表情特征提取

2.1 LBP 算子

局部二元模式即 LBP(local binary patterns), 是一种有效的纹理描述算子, 可对灰度图像中的局部邻域的纹理信息进行度量以及提取, 其利用结构法思想分析固定的窗口特征, 再利用统计的方法做整体的特征提取。

LBP 的核心思想是将中心像素值与邻域像素值进行比较, 得到对邻域像素的二进制编码, 如果邻域像素值大于中心像素值, 那么对应的二进制编码为 1; 反之, 为 0。然后将得出的二进制数按顺时针串起来, 作为新的中心像素值。最后, 将二进制数转换成十进制数, 从而得到了中心像素的局部二元模式。

然而原始的 LBP 算子对纹理局部变化的鲁棒性较差。所以,用局部的 3×3 邻域^[6]来计算得到的特征并不能捕获可能包含图像主要纹理特征的较大尺度结构。为了克服这个缺点有必要将其扩展为多分辨率的 LBP 算子^[6],令 R 表示圆半径,多分辨率 LBP 算子可以表示为:

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

式(1)中, $s(g_i - g_c) = \begin{cases} 1, & g_i - g_c \geq 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$, g_c 是图像局部邻域中心像素点的灰度值, $g_i (i=0, \dots, p-1)$ 则对应于 p 个等距离分布在以半径为 R 、中心像素点为圆心的圆周上的像素点的灰度值,邻近区域的定义可以由 (P, R) 来表示,不同的 P, R 值相对应的局部邻域像素分布如图 1 所示。

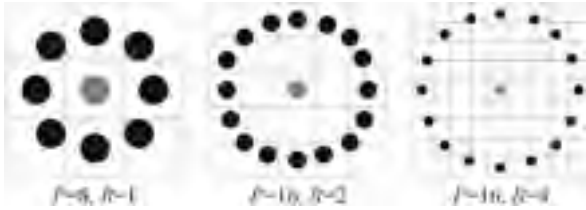


图 1 LBP 局部邻域像素分布图(P, R 值不同)

2.2 LBP 算法的改进

通过以上的推导,得出了 LBP 算子的定义,明确了该方法的内涵与优点。从定义中可以看出该算法本身具有很强的纹理描述能力。但是,在一定的局部区域内,原始的 LBP 算子仅仅考虑了中心像素点与邻域像素点灰度值之间的差异性,在不考虑中心像素点的作用的同时忽略了邻域像素点灰度值的相互关系,导致在一些特定情况下丢失局部结构特征信息,图 2 就是一种特定情形。

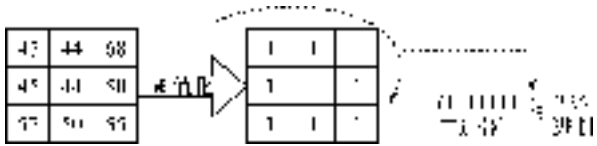


图 2 原始 LBP 算子特定情况下的编码

图 2 产生的模式 11111111 是用来检测暗点和灰度平坦区域,是一种特征检测器。基于对这种问题的考虑,本文对原始的 LBP 算子进行改进,提出扩展多重中心化二值模式 MLBP(multiple local binary patterns),具体改进方法如下:

a) 取中心像素点与邻域像素点的灰度值差值绝对值和的平均数记为 M_{avg} ,具体取值如下:

$$M_{avg} = \frac{1}{p} \sum_{i=0}^{p-1} |g_i - g_c| \quad (2)$$

b) 对每个邻域像素点的灰度值使用两位二进制编码取代一位二进制编码来描述中心像素点与邻域像素点的灰度差异信息,第一位二进制编码和原始 LBP 算子一样,用来描述邻域像素点与中心像素点的灰度值差异;第二位二进制编码用来描述 $|g_i - g_c|$ 与 M_{avg} 的大小关系,如果 $|g_i - g_c| \leq M_{avg}$,置为 0;反之,置为 1;

c) 根据 a)、b),原始 LBP 算子中的 $s(g_i - g_c) = \begin{cases} 1, & g_i - g_c \geq 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$,则由以下公式替代:

$$s(g_i, g_c) = \begin{cases} 00, & g_i - g_c < 0, |g_i - g_c| \leq M_{avg} \\ 01, & g_i - g_c < 0, |g_i - g_c| > M_{avg} \\ 10, & g_i - g_c > 0, |g_i - g_c| \leq M_{avg} \\ 11, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

d) 根据 a)、b)、c)所述,在 3×3 的窗口中,8 个邻域像素点,改进的 LBP 算子将产生一个 16 位的二进制特征值,可能产生 2^{16} 种局部二值模式。为了减少局部二值模式,将 16 位的二进制特征值拆分为两个 8 位的子特征值: $(1, 2, 5, 6, \dots, 2P-3, 2P-2)$ 和 $(3, 4, 7, 8, \dots, 2P-1, 2P)$,具体过程如图 3 所示。

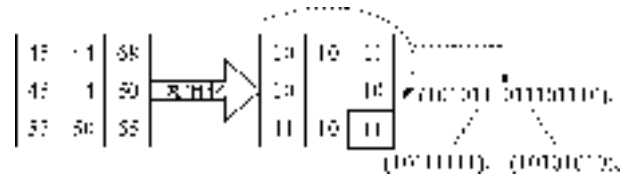


图 3 改进 LBP 算子计算过程

e) 根据 d)中得到的两个 8 位的子编码作为独立 LBP 编码,然后综合计算所有模式的直方图,最后根据直方图进行分类或识别。

综上所述改进后的 LBP 算子可表示为:

$$LBP_{P,R} = \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i, g_c) 2^i \quad (4)$$

$$\text{式(4)中 } s(g_i, g_c) = \begin{cases} 00, & g_i - g_c < 0, |g_i - g_c| \leq M_{avg} \\ 01, & g_i - g_c < 0, |g_i - g_c| > M_{avg} \\ 10, & g_i - g_c > 0, |g_i - g_c| \leq M_{avg} \\ 11, & \text{其他} \end{cases}$$

2.3 改进 LBP 算子提取分块人脸表情图像特征

如 2.2 节中所述,在 3×3 的窗口中,8 个邻域像素点,以窗口中心点灰度值为阈值对窗口内的邻域像素点的灰度值作二值化处理,改进的 LBP 算子将产生一个 16 位的 LBP 编码,然后将这个 LBP 编码分成两个 8 位的 sub-LBP 编码。用这两个 sub-LBP 编码来获取所有模式的直方图,然后将直方图串联。具体过程如图 4。在图 4(b)和图 4(c)分别

为改进后的两个 sub-LBP 编码模式图,即将 16 位的二进制特征值拆分为两个 8 位的子特征值所对应的模式图。图 4(d)和图 4(e)分别是图 4(b)和图 4(c)的直方图,图 4(f)是串联图 4(d)、图 4(e)直方图生成的特征向量。

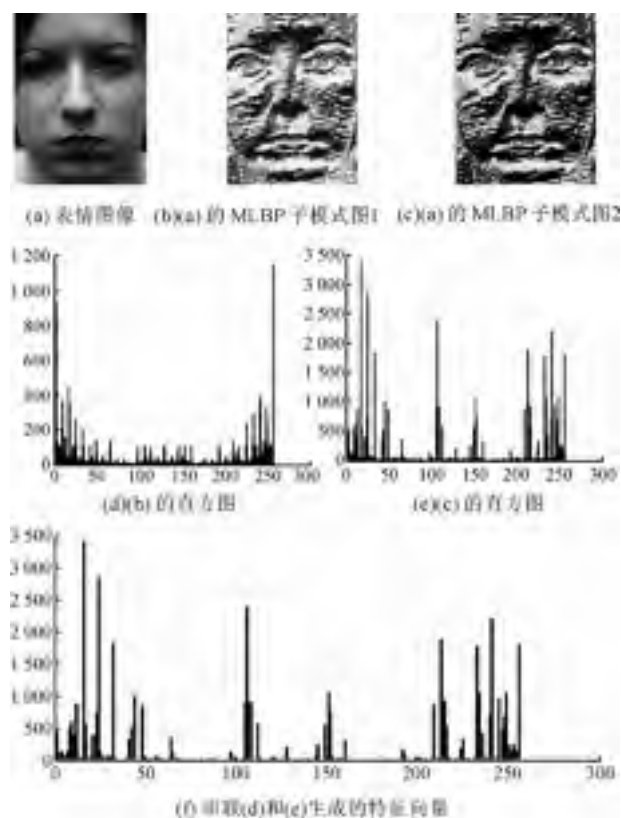


图 4 改进 LBP 算子特征向量生成过程

如果直接使用改进 LBP 算子提取人脸表情图像特征,这样就不能获取能够反映出人的脸部微小变化的位置特征。为了能够描述人脸局部的运动变化信息,要对人脸表情图像序列进行合理分块,然后在每一小块上提取改进 LBP 特征并对该小分块进行改进 LBP 特征的直方图统计^[6],过程如图 5 所示。最后把所有小分块与表情图像的改进 LBP 特征的直方图串联起来组成该图像的直方图特征。

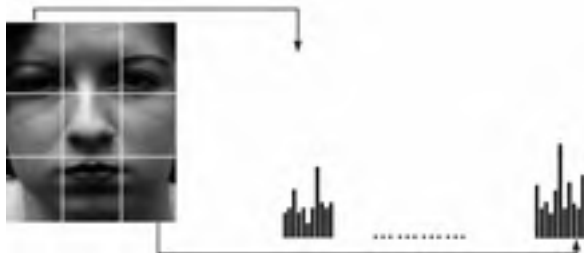


图 5 表情图像特征向量生成过程

3 实验结果及分析

本文实验平台为 Windows XP,使用 MATLAB7.0 编程实现。为了验证改进后 LBP 算法的有效性,分类器统一采用 SVM^[7],一对多(one-against-all)训练模式,SVM 算法采用的核函数是径向基函数^[8],其中的参数方差 σ^2 和惩罚因子 C 分别取值为 1 和 200。实验选择 JAFFE 表情库^[9] 和 Cohn-Kanade 数据库^[1],其中 JAFFE 人脸表情数据库由 10 人的 213 幅图像组成,每人展示 7 种表情,Cohn-Kanade 数据库含 210 个对象的 2000 个图像序列。

实验分别选取 JAFFE 表情库和 Cohn-Kanade 数据库的 10 个人 6 种表情图像,每种表情 3 张图像共 180 张图像。首先进行规格化处理,将表情图像的大小调整为 150×150 像素大小,将其分为 3×3 块子图像,原始 LBP 算子与本文方法的 (P, R) 均取 $(8, 1)$ 。在实验中,选取其中 9 个人的所有表情图像用来训练,另外 1 个人的所有表情图像用来测试,为了确保每人的表情都用来测试,采取 10-fold 交叉验证方案,进行了 10 次实验,每次留一个人的所有表情图片作测试。最后,计算平均识别率作为识别结果。测试结果如表 1、表 2 所示。

表 1 JAFFE 数据库下不同特征

提取方法的分类精度							%
精度	生气	开心	恐惧	伤心	惊讶	厌恶	平均识别率
原始 LBP	76.5	75.6	74.1	76.7	77.2	71.2	75.2
本文方法	84.3	83.4	84.6	81.3	83.7	82.2	83.3

表 2 Cohn-Kanade 数据库下不同特征

提取方法的分类精度							%
精度	生气	开心	恐惧	伤心	惊讶	厌恶	平均识别率
原始 LBP	75.5	76.7	76.1	74.7	74.2	69.4	74.4
本文方法	83.5	83.6	83.8	79.6	83.9	76.8	81.9

由表 1、表 2 可以看出,生气与恐惧的识别率较高,而伤心与厌恶的识别率相对不高。其原因是伤心与厌恶表情图像的局部纹理特征差异不大,产生了一定的误识。在相同的实验条件下,通过比较原始 LBP 算子与本文方法在不同表情库的实验数据,发现本文方法在识别率上明显优于原始 LBP 算子,

表明改进后的 MLBP 算子合理地考虑了中心像素的作用以及邻域像素点之间的关系,能够有效获取表情图像的局部结构信息,以提高表情识别的精度。

4 结 论

本文在对 LBP 算法的深入研究基础之上,针对其忽略邻域像素点之间的相互关系进行了改进,改进后的 LBP 算法在保持了局部二元模式优点的基础上,更加有效、准确地获取人脸表情局部纹理特征信息,从而提高了最终的表情识别的准确率,并通过实验对算法进行了有效验证。

参考文献:

- [1] Lucey P, Cohn J F, Kanade T, et al. The extended Cohn-Kanade dataset(CK+): a complete dataset for action unit and emotion-specified expression[C]//Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2010 IEEE Computer Society Conference on. IEEE, 2010: 94-101.
- [2] Zhao G, Pietikainen M. Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2007, 29(6): 915-928.
- [3] 罗 飞, 王国胤, 杨 勇. 一种基于 Gabor 小波特征的人脸表情识别新方法[J]. 计算机科学, 2009, 36(1): 181-215.
- [4] Jabid T, Kabir M H, Chae O. Local directional pattern (LDP) for face recognition[C]//Consumer Electronics, 2010 Digest of Technical Papers International Conference on IEEE, 2010: 329-330.
- [5] 黄 勇. 基于图像优化局部保留投影的人脸表情识别[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(27): 210-215.
- [6] 刘伟锋, 李树娟, 王延江. 人脸表情的 LBP 特征分析[J]. 计算机工程与应用, 2010, 47(2): 149-152.
- [7] 梁 燕. SVM 分类器的扩展及其应用研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2008.
- [8] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2010, 2(3): 27.
- [9] Guo J M, Chen J L. Two-layer features extracted from essential areas for facial expression recognition[C]//System Science and Engineering, 2011 International Conference on IEEE, 2011: 288-291.

Facial Expression Recognition Based on Improved LBP

JIANG Rui, XU Jiang-long, ZHANG Ai-peng

(The School of Information Science and Technology, Zhejiang Sci-Tech University,
Hangzhou 310018, China)

Abstract: LBP(Local Binary Pattern) is an effective texture description operator which can well extract facial expression feature information. This paper improves the original LBP operator in allusion to the problem that it only considers gray difference between central pixel and neighborhood pixel, puts forward multiple local binary patterns MLBP and applied the improved MLBP operator in facial expression recognition. Through the experimental comparison in JAFFE face database before and after improvement, this method achieves a good effect in terms of the recognition rate.

Key words: facial expression recognition; local binary pattern; feature extraction; support vector machine

(本文责任编辑: 陈和榜)