

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.2201405016
网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.tp.20150601.0940.003.html>

一种方向性的局部二值模式在人脸表情识别中的应用

童莹

(南京工程学院 通信工程学院,江苏 南京 211167)

摘 要:传统局部二值模式(LBP)算法应用在人脸表情识别中,不能准确描述眼睛、嘴巴、额头等表情特征区域在不同方向上的灰度变化趋势,识别效果不理想。本文改进传统局部二值模式的灰度比较关系,分别从水平、垂直以及对角 3 个方向对邻域像素的灰度变化进行二值编码,融合 3 个方向的特征,得到一种基于方向性的局部二值模式(DLBP)。在 JAFFE 数据库和 Cohn-Kanade 数据库上的实验结果均表明,DLBP 算子相比 LBP 算子、Gabor 算子能更准确描述人脸基本表情,识别率平均分别提高了 5% 和 1%;相比 LBP 算子对椒盐噪声和高斯白噪声具有更强的鲁棒性;且与 LBP 算子相比,识别率基本不变,但特征提取时间缩减近 50%。由此可见,DLBP 算子是一种快速有效的人脸表情描述子。

关键词:人脸表情识别;局部二值模式;中心最近邻分类;方向性局部二值模式;Gabor;LDP

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-4785(2015)03-0422-07

中文引用格式:童莹.一种方向性的局部二值模式在人脸表情识别中的应用[J]. 智能系统学报, 2015, 10(3): 422-428.

英文引用格式:TONG Ying. Local binary pattern based on the directions and its application in facial expression recognition[J].

CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2015, 10(3): 422-428.

Local binary pattern based on the directions and its application in facial expression recognition

TONG Ying

(Department of Communication Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)

Abstract: The traditional local binary pattern (LBP) algorithm for facial expression recognition could not describe the gray value change in different directions of some expression regions, such as eyes, mouth, forehead, etc. The recognition result is not satisfied. This paper presents a simple and robust method, namely local binary pattern based on the directions (DLBP), which improves the coding pattern of LBP and encoded the difference from the horizontal, vertical and diagonal directions. Experimental results on JAFFE and Cohn-Kanade databases show that DLBP algorithm has achieved 5% and 1% higher recognition rates than other existing algorithms, such as LBP and Gabor. It has a strong robustness to Gaussian noise and salt and pepper noise compared with LBP, and its feature extraction time is reduced by 50% compared to LBP. Therefore, the DLBP algorithm is a fast and effective feature descriptor.

Keywords: facial expression recognition; local binary pattern (LBP); central nearest neighbor classification; directional local binary pattern (DLBP); Gabor; local directional pattern (LDP)

面部是情感交流的器官,人们可以通过面部表

情变化准确而充分地表达自己的思想情感,也可以通过表情辨认对方的情感状态,是一种有效的非语言信息交流手段。因此,对表情识别进行研究具有重要的学术价值和应用前景,是实现人机交互、机器

视觉、行为科学等应用的基础,近年来逐渐成为学者们的研究热点。

人脸表情识别 (facial expression recognition, FER) 系统包含表情图像预处理、人脸检测与人脸区域分割、表情特征提取和表情分类 4 个组成部分。表情特征提取是人脸表情识别系统的一个重要环节,是提高表情分类准确性的关键步骤。在众多表情特征提取方法中,局部特征法对光照、姿态等变化具有较强的鲁棒性,其中局部二值模式 (LBP)^[1] 和 Gabor 小波变换^[2-6] 是 2 种代表性方法。Gabor 小波变换能够检测多尺度、多方向的表情纹理信息,但其耗时多,产生特征维数巨大,降维方法的选择会影响识别准确性。相比于 Gabor 小波变换,LBP 算法可以快速提取表情特征,具有强大的纹理判别能力和计算简单等特点,因此被广泛地应用于分类、图像检索和模式识别中^[7-12]。然而传统 LBP 算子也有其局限性,它是通过比较中心像素与邻域像素的灰度值大小获取特征,受噪声影响较大,对灰度变化敏感,识别效果不理想。因此本文对传统 LBP 算子进行改进,提出一种基于方向性的局部二值模式 (directional LBP, DLBP),分别从水平、垂直和对角 3 个方向对邻域像素进行灰度值比较和二值编码,既符合人脸表情变化趋势,又降低像素相关性,减少噪声干扰。在 JAFFE 数据库和 Cohn-Kanade 数据库上的实验结果均表明,DLBP 算子是一种实用有效的人脸表情描述算子,且比 LBP 算子具体较强的噪声鲁棒性。

1 LBP 算子理论

传统局部二值模式 (local binary pattern, LBP) 是由 T. Ojala 等在 1996 年提出的,是一种用来描述图像局部纹理特征的算子,它具有旋转不变性和灰度不变性等显著优点。传统 LBP 算子定义在 3×3 窗口内,以窗口中心像素灰度值为阈值,将相邻 8 个像素的灰度值与其进行比较,若邻域像素值大于中心像素值,则编码为 1,否则编码为 0。从左上角开始顺时针读取数值,先读出的二进制数放在低位,后读出的二进制数放在高位,依次得到 8 位二进制数,即 LBP 编码。将 LBP 编码值转换为十进制数,则得到该编码对应的 LBP 值。图 1 描述了一个编码示例,中心像素灰度值为 150,依次与八邻域像素比较,顺序得到 LBP 编码为 (00011011)₂,将其转化为十进制数得到 LBP 值为 27。

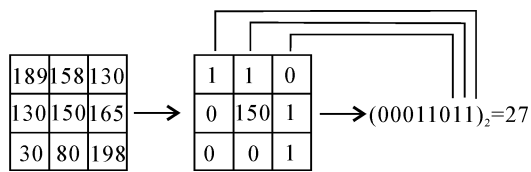


图 1 LBP 编码示例

Fig. 1 Illustration of the LBP descriptor

2 基于方向性的 LBP 算子理论

2.1 DLBP 算子的定义

原始的 LBP 提出后,T. Ojala 又对其进行改进,将 3×3 邻域扩展到任意邻域,并用圆形邻域代替方形邻域,改进后的 LBP 算子允许在半径为 R 的圆形邻域内有任意多个像素点。同时,他还提出了均匀模式,将 LBP 模式由 256 种减少为 59 种,降低了特征向量的维数但并不丢失主要信息。在 T. Ojala 研究的基础上,又有很多研究人员提出自己的改进方法,例如 Tan 提出了局部三值模式^[13],通过计算中心像素与邻域像素的灰度差值与给定经验阈值的正负关系进行三值编码,可以有效去除噪声和光照的影响;Yang 等提出了汉明 LBP^[14],当非均匀模式与某均匀模式的汉明距离最小时,将其归入均匀模式,可进一步降低 LBP 特征向量的维数;Huang 等提出了扩展 LBP^[15],对邻域像素与中心像素的灰度差值进行四位二值编码,首位是符号位,后面 3 位是数值位,该方法以增加向量维数来换取鲁棒性。可以看出,改进方法多数集中在邻域选择、特征向量降维或者编码方式构建上,他们的基本思想仍是比较中心像素和邻域像素的灰度大小,并没有考虑邻域像素间的灰度变化,这种传统比较关系并不有利于表情特征的提取^[16-20]。

针对这一不足,本文提出一种基于方向性的局部二值模式 (DLBP),分别从水平、垂直和对角 3 个方向比较邻域像素间的灰度值大小,并对其进行二值编码,得到 DLBP 编码图像。这是一种简单有效的表情特征提取方法,可以准确描述人脸中各个表情区域的纹理变化,同时也不增加算法的复杂性。考虑到 3 个方向的选择顺序以及编码权重对识别效果无影响,本文定义 DLBP 算式如式 (1) 所示。

$$\begin{aligned} \text{DLBP}_p^R = & s(g_1 - g_3)2^7 + s(g_4 - g_5)2^6 + \\ & s(g_6 - g_8)2^5 + s(g_1 - g_6)2^4 + s(g_2 - g_7)2^3 + \\ & s(g_3 - g_8)2^2 + s(g_1 - g_8)2^1 + s(g_3 - g_6)2^0 \\ & \begin{cases} s(x) = 1, x \geq 0 \\ s(x) = 0, x < 0 \end{cases} \end{aligned} \tag{1}$$

式中: $g_1 \sim g_8$ 为图 2 中 3×3 模板对应像素点的灰度值,其编码运算示例如图 3 所示。图 3 中像素灰度

分布与图 1 一致,虚线表示进行灰度比较的 2 个邻域像素,根据式 (1) 得到 DLBP 编码为 $(10011001)_2$ 。可以看出,针对相同的灰度分布,由于 LBP 算子与 DLBP 算子进行灰度比较的像素不同,所以编码结果也不同。

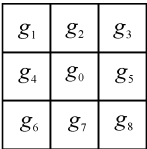


图 2 DLBP 算子的 3×3 模板

Fig. 2 3×3 mask of DLBP descriptor

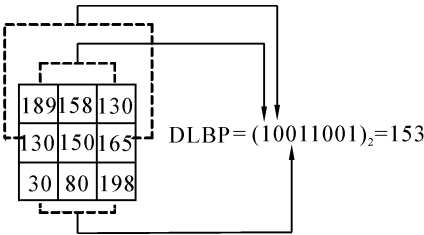
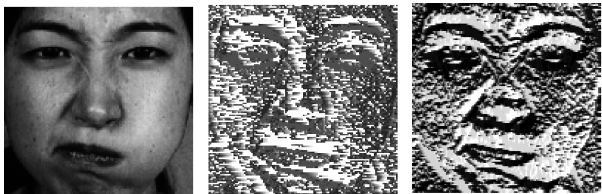


图 3 DLBP 编码示例

Fig. 3 Illustration of DLBP descriptor

为了直观比较 LBP 算子与 DLBP 算子提取表情特征的优劣,以 JAFFE 数据库中某一表情图像为例,分别对其进行 LBP 编码和 DLBP 编码,显示结果如图 4 所示。从图中可以看出,由于 DLBP 算子独特的灰度比较方式,它能够准确描述出邻域像素间不同方向的灰度变化,DLBP 编码图像中面部肌肉的皱褶形变以及眼睛、嘴巴等部位的变化趋势更明显,相比 LBP 编码图像,DLBP 编码图像的表情特征更清晰,噪声干扰更少。



(a) 原始图像 (b) LBP 编码图像 (c) DLBP 编码图像

图 4 原始图像与 LBP 和 DLBP 编码图像

Fig. 4 Sample of original image, LBP coding image and DLBP coding image

2.2 DLBP 算子的鲁棒性

由于 LBP 算子是对中心像素点与邻域像素点的灰度大小进行编码,因此任意一个邻域像素点的灰度值发生改变,都会导致 LBP 编码变化。如图 5 所示,图 5(a) 是原始灰度模板,加上高斯白噪声后得到灰度分布如图 5(b) 所示,此时 LBP 编码由原

来的 00011100 变为 00010100,第 5 位编码发生了错误。这是由于噪声的影响导致图中圆圈标识的邻域像素灰度值与中心像素灰度值的关系发生逆转,尽管剩余邻域像素与中心像素灰度值的关系并没有发生改变,但这仍然导致 LBP 编码值由原来的 28 变为 20,改变直方图分布,从而影响识别率。而 DLBP 算子则是考虑邻域像素间的灰度关系,它们之间的灰度值相关性小于中心像素与邻域像素之间的相关性,并且邻域越大相关程度越小,因此 DLBP 算子受噪声影响小。如图 5(c) 所示,圆圈标识的灰度值为 53,其对应水平方向的方形标识像素灰度值为 10。考虑受噪声影响的最坏情况,即圆圈标识的灰度值降低,而方形标识的灰度值升高。若不改变灰度关系,此时所能承受的最大噪声容限为两者差值 43。图 5(d) 为受高斯白噪声影响后的灰度分布,图中圆圈标识的灰度值下降 5,方形标识的灰度值上升 5,灰度值变化总和为 10,小于最大噪声容限值 43,所以灰度关系不发生改变,DLBP 编码也不变。由此可见,DLBP 算子的噪声容限大于 LBP 算子,对噪声有较强的鲁棒性。

85	32	26
53	50	10
60	38	45

(a) 无噪声 LBP 编码

81	29	32
38	58	15
65	43	47

(b) 有噪声 LBP 编码

85	32	26
53	50	10
60	38	45

LBP = 00011100
DLBP = 11110010

(c) 无噪声 DLBP 编码

81	29	32
38	58	15
65	43	47

LBP = 00010100
DLBP = 11110010

(d) 有噪声 DLBP 编码

图 5 LBP 与 DLBP 对噪声的鲁棒性分析

Fig. 5 Stability of LBP vs DLBP

2.3 DLBP 特征向量描述子

采用 DLBP 算子对图像中每一个像素进行编码,得到 DLBP 编码图像。在进行表情分类时,一般不将编码图像作为特征向量进行识别,这是因为编码图像中 DLBP 值与位置是紧密相关的,对 2 幅编码图像进行判别分析,会因为“位置不准确”而产生很大误差。因此仍采用 DLBP 统计直方图作为特征向量来消除位置的影响。具体实现步骤如下:

- 1) 将人脸表情图像平均分成 N 个子图像,每一块子图像大小为 $m \times n$ 。
- 2) 采用式 (1) 计算每个子图像所有像素的 DLBP 值。
- 3) 利用式 (2) 统计每个子图像的 DLBP 直方图。

$$H(i) = \sum_{r=1}^m \sum_{c=1}^n f(\text{DLBP}_k(r,c), i), i = 0, 1, \dots, 2^{k-1} \tag{2}$$

式中: $f(x,i) = \begin{cases} 1, & x = i \\ 0, & x \neq i \end{cases}$, $\text{DLBP}_k(r,c)$ 为像素 (r,c) 的 DLBP 值, 顺序扫描子图像中所有像素的 DLBP 值, 当 DLBP 值等于灰度值 i ($i = 0, 1, \dots, 2^{k-1}$) 时, 直方图 $H(i)$ 累加 1。式中直方图的长度由 DLBP 算子的编码位数 k 决定。考虑 3 个方向邻域像素的灰度变化, 编码 8 位, 所以直方图长度为 256。

4) 将所有子图像的统计直方图顺序链接起来, 得到最终可用于分类识别的 DLBP 特征向量, 如图 6 所示, 特征向量的长度为 $256 \times N$ 。

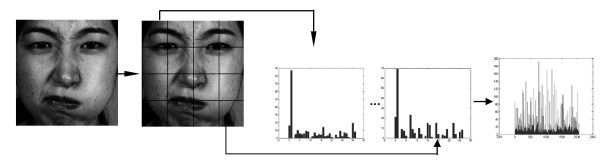


图 6 DLBP 特性向量提取过程

Fig. 6 The process of DLBP feature extraction

可以看出, DLBP 特征向量描述子采用直方图分布可以消除像素位置的影响, 同时分别统计各个子图像的 DLBP 直方图, 又可以增加局部特征之间的空间排列信息, 有利于提高识别率。

3 实验结果与分析

本文采用 JAFFE 数据库和 Cohn-Kanade 数据库进行实验仿真。JAFFE 数据库是日本 ATR 媒体信息科学实验室的 Lyons 博士提供的, 包括 10 位日本女性在愤怒、厌恶、恐惧、高兴、悲伤、惊讶 6 种情况下自发产生的表情图像, 共 213 幅图像, 图像大小为 256×256 。选取其中每人每种表情 3 幅图像, 共 180 幅图像进行实验仿真。Cohn-Kanade 数据库是 CMU 机器人研究所和心理系于 2000 年共同建立的人脸表情数据库, 包含了 200 个由 18~30 岁的 210 个成年人近 2 000 张不同表情图像序列, 每张图像大小为 640×490 或 640×480 。本文选取每个表情序列中最具有代表性的 5 幅图像, 共 1 665 幅图像进行实验仿真。这 2 个数据库完全开放, 且表情标定标准, 现为多数研究人员仿真使用。

在进行实验仿真前, 还要对数据库中图像进行表情区域划分和归一化预处理。在精确定位人眼后, 计算双眼与水平线的夹角, 并将双眼位置旋转到同一水平高度。根据人眼的坐标位置对图像进行表

情区域划分, 使人脸表情区域同背景分离开来, 尽量减少与表情无关的因素对表情识别的影响。设双眼之间的水平距离为 D , 以两眼连线的中点为基准, 向上距离 $0.5D$ 处为上边界, 向下距离 $1.5D$ 处为下边界, 向左距离 D 处为左边界, 向右距离 D 为右边界, 将人脸主要表情区域从图像中分割出来, 模板如图 7 所示。同时, 由于分割出的表情区域大小不同, 还需要将图像归一化为标准大小, 本文归一化图像尺寸为 128×128 , JAFFE 数据库和 Cohn-Kanade 数据库中部分经过预处理的样本表情图像如图 8 所示。

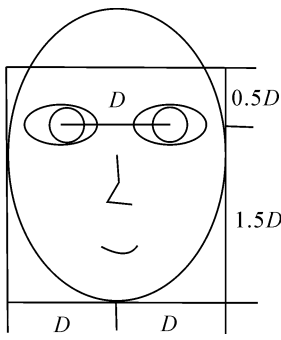


图 7 人脸表情区域分割模板

Fig. 7 Cropped templet of facial expression images



(a) JAFFE 数据库中不同表情的部分样本图像

(b) Cohn-Kanade 数据库中不同表情的部分样本图像

图 8 JAFFE 数据库和 Cohn-Kanade 数据库的样本表情图像
Fig. 8 Sample expression images of each prototypic expression from (a) JAFFE database and (b) CK database

本文采用中心最近邻分类器进行表情识别,具体实现步骤参考文献[18],文中不再详述。采用熟悉人脸样本选择方式进行实验仿真,任选 1 幅图像作为测试样本,剩余图像作为训练样本,交叉验证 N 次(JAFFE 数据库中 $N=180$,CK 数据库中 $N=1\ 665$)。采用这种样本选择方式可以最大程度选择所有数据作为测试样本,以确保每幅图像的表情特征都被考虑到,实验结果更具有真实性。

3.1 子图像尺寸大小对算法的影响

首先分析子图像尺寸大小对分类准确性的影响。将人脸表情图像平均分割成 1×1 、 2×2 、 4×4 、 8×8 、 16×16 个子图像,划分的子图像个数越多,尺寸越小。考虑 CK 数据库样本多,程序运行时间长,因此采用 JAFFE 数据库使用 DLBP 算子分别对每种分割情况进行仿真实验,结果如表 1 所示。

表 1 不同子图像个数下 DLBP 算子的识别率
Table 1 Recognition performance for different number of regions

分块数	识别率/%
1×1	48.33
2×2	75.00
4×4	84.44
8×8	88.33
16×16	87.78

从表中可以看出,将 128×128 大小的图像平均分为 $8\times8=64$ 个子图像效果最佳,子图像的个数过多或过少都会对识别率造成影响。子图像个数过多,每个子图像尺寸则较大,DLBP 算子无法准确提取局部细节特征;子图像个数过多,每个子图像尺寸则较小,各个子图像间的 DLBP 特征有冗余,影响分类效果。

3.2 DLBP 算子与 LBP、Gabor 算子的性能比较

本小节进一步比较 DLBP 算子与 LBP 算子、Gabor 算子^[16]在人脸表情识别中的性能优劣,采用文献[16]中的降维方法得到 Gabor 特征。LBP 算子和 DLBP 算子编码邻域大小为 3×3 ,采用表 1 中最佳分块参数,分别在 JAFFE 数据库和 CK 数据库上进行实验仿真,实验结果如表 2 和 3 所示。

从表 2 和 3 可以看出,无论对 JAFFE 数据库还是 CK 数据库,DLBP 算子均有较强的表情特征提取能力,识别率均高于 LBP 算子和 Gabor 算子。这是由于 DLBP 算子通过编码邻域像素间的灰度差异快速捕捉到丰富的纹理信息,相比传统 LBP 算子仅比较邻域点与中心像素点之间的灰度差异,可以更好地提高人脸表情的鉴别能力。同时,Gabor 算子虽然可以从

多个方向多个尺度提取表情特征,但运行时间长,特征维数巨大,选择的特征降维方法能否最大程度去除冗余保留有效信息对识别率有重要影响。

表 2 在 JAFFE 数据库上不同算子的识别率
Table 2 Expression recognition performance with different methods on JAFFE database %

表情	LBP 算子	Gabor 算子	DLBP 算子
愤怒	96.67	73.33	90.00
厌恶	83.33	80.00	86.67
恐惧	80.00	86.67	93.33
高兴	93.33	90.00	96.67
悲伤	73.33	80.00	73.33
惊讶	76.67	90.00	90.00
平均识别率	83.89	83.33	88.33

表 3 在 CK 数据库上不同算子的识别率
Table 3 Expression recognition performance with different methods on CK database %

表情	LBP 算子	Gabor 算子	DLBP 算子
愤怒	96.74	91.16	96.28
厌恶	94.44	96.67	95.56
恐惧	97.62	91.43	98.10
高兴	97.00	98.00	98.00
悲伤	95.00	98.00	95.00
惊讶	98.33	96.67	98.61
平均识别率	96.70	95.86	97.12

3.3 DLBP 算子对噪声的鲁棒性能分析

以 JAFFE 数据库为例,在图像中加入高斯白噪声和椒盐噪声,噪声的方差由小到大逐渐增加,分析其对 LBP 算子和 DLBP 算子的影响。识别率的变化情况如图 9 和 10 所示。

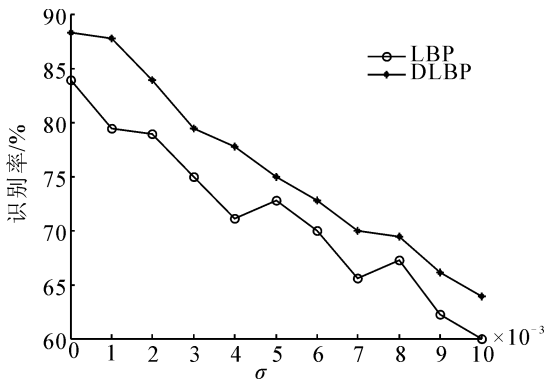


图 9 高斯白噪声下 JAFFE 数据库的 LBP 和 DLBP 识别率
Fig. 9 LBP and DLBP recognition performance with Gaussian white noise on JAFFE database

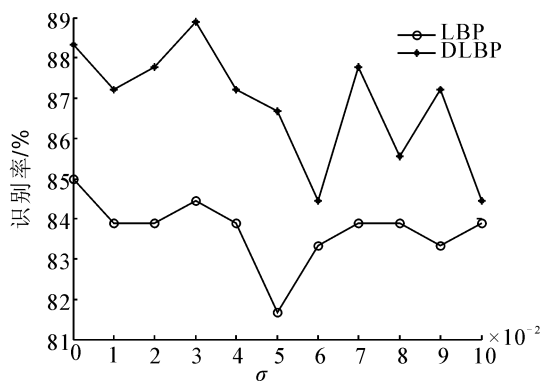


图 10 椒盐噪声下 JAFFE 数据库的 LBP 和 DLBP 识别率
Fig. 10 LBP and DLBP recognition performance with pepper salt noise on JAFFE database

可以看出,随着噪声的增大,DLBP 算子和 LBP 算子的识别率在逐渐下降,但 DLBP 算子的识别率始终高于 LBP 算子,且下降速度低于 LBP 算子,所以本文提出的 DLBP 算子具有一定消除或降低噪声影响的能力。

3.4 DLBP 算子与 GDP 和 LDP 算子的性能比较

比较 DLBP 算子与文献[7]提出的 GDP 算子和文献[9]提出的 LDP 算子的仿真效果。这里,DLBP 算子采用上述步骤获得,仍采用上文分析得到的最佳参数;根据文献[7]描述步骤实现 8 位梯度角度二值编码得到 GDP 算子,它的最佳梯度角度阈值为 2.16°(由实验分析得到);根据文献[9]描述步骤得到 LDP 算子,参数与文中一致。分别在 JAFFE 数据库和 CK 数据库上进行仿真实验,识别率和特征提取时间结果如表 4 和 5 所示。

表 4 在 JAFFE 数据上 3 种算子的性能比较		
Table 4 Recognition performance with three different methods on JAFFE database		
算子	平均识别率/%	特征提取时间/s
GDP	83.89	256.34
LDP	89.44	96.87
DLBP	88.33	47.60

表 5 在 CK 数据上 3 种算子的性能比较		
Table 5 Recognition performance with three different methods on CK database		
算子	平均识别率/%	特征提取时间/s
GDP	96.10	2 689.6
LDP	97.60	917.3
DLBP	97.18	444.6

从表中可以看出,LDP 算子的识别率略高于

DLBP 算子,且都高于 GDP 算子,所以从不同方向提取纹理灰度变化的特征算子其识别效果优于梯度方向特征算子。但 LDP 算子的特征提取步骤复杂,需要计算 8 个方向的 Kirsch 梯度幅值,然后进行阈值比较和二值编码,而 DLBP 算子仅需比较对称 8 个方向的灰度大小,所以特征提取时间远小于 LDP 算子,综合分类识别率和运行时间的结果,DLBP 算子的性能最佳。

4 结束语

人脸表情识别是一个跨学科富挑战性的前沿课题,其中特征提取和分类识别是 2 个重要的步骤,但由于分类效果好坏很大程度上受限于特征提取是否准确,因此表情特征提取是一个非常关键的步骤,它能为系统的实时处理提供可能,并为后续分类识别提供保证。

目前多数传统局部二值模式及其改进算法都是比较中心像素与邻域像素的灰度大小,在人脸表情纹理描述与抗噪性能方面效果不佳,针对此不足,提出了基于方向性的局部二值模式,改变传统编码方式,从水平、垂直和对角 3 个方向对邻域像素进行灰度比较和二值编码。实验结果表明,DLBP 算子能更准确描述人脸基本表情,其编码图像中面部肌肉形变以及眼睛、嘴巴等部位的变化趋势更清晰,且具有一定的噪声鲁棒性,相比 GDP 算子和 LDP 算子,DLBP 算子的识别准确率基本不变,但特征提取时间大大降低,因此是一种综合性能最佳的表情特征描述子。

在提出的算法中,仅使用 3×3 单尺度模板计算特征向量,但人眼视觉系统是一个多尺度系统,如何设计多尺度 DLBP 算子并进行特征融合,使其更符合人眼视觉特性,是接下来工作的重点及难点。

参考文献:

[1]HUANG Di, SHAN Caifeng, ARDABILIAN M, et al. Local binary patterns and its application to facial image analysis: a survey[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2011, 41 (6): 765-781.

[2]KYPEROUNTAS M, TEFAS A, PITAS I. Salient feature and reliable classifier selection for facial expression classification[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(3): 972-986.

[3]OU Jun, BAI Xiaobo, PEI Yun, et al. Automatic facial expression recognition using Gabor filter and expression analy-

- sis [C]//Second International Conference on Computer Modeling and Simulation (ICCMS). Sanya, China, 2010: 215-218.
- [4] LI P, PHUNG S L, BOUZERDOUM A, et al. Improved facial expression recognition with trainable 2-D filters and support vector machines [C]//20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). Istanbul, Turkey, 2010: 3732-3735.
- [5] 张文超, 山世光, 张洪明, 等. 基于局部 Gabor 变化直方图序列的人脸描述与识别 [J]. 软件学报, 2006, 17(12): 2508-2517.
- ZHANG Wenchao, SHAN Shiguang, ZHANG Hongming, et al. Histogram sequence of local Gabor binary pattern for face description and identification [J]. Journal of Software, 2006, 17(12): 2508-2517.
- [6] 徐洁, 章毓晋. 基于多种采样方式和 Gabor 特征的表情识别 [J]. 计算机工程, 2011, 37(18): 195-197.
- XU Jie, ZHANG Yujin. Expression recognition based on variant sampling method and Gabor features [J]. Computer Engineering, 2011, 37(18): 195-197.
- [7] AHMED F. Gradient directional pattern: a robust feature descriptor for facial expression recognition [J]. Electronics Letters, 2012, 48(19): 1203-1204.
- [8] HUANG Xiaohua, ZHAO Guoying, ZHENG Wenming, et al. Spatiotemporal local monogenic binary patterns for facial expression recognition [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2012, 19(5): 243-246.
- [9] JABID T, KABIR M H, CHAE O. Robust facial expression recognition based on local directional pattern [J]. ETRI Journal, 2010, 32(5): 784-794.
- [10] ZHANG Baochang, GAO Yongsheng, ZHAO Sanqing, et al. Local derivative pattern versus local binary pattern: face recognition with high-order local pattern descriptor [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(2): 533-544.
- [11] 王玮, 黄非非, 李见为, 等. 使用多尺度 LBP 特征描述与识别人脸 [J]. 光学精密工程, 2008, 16(4): 696-705.
- WANG Wei, HUANG Feifei, LI Jianwei, et al. Face description and recognition using multi-scale LBP feature [J]. Optics and Precision Engineering, 2008, 16(4): 696-705.
- [12] 王玮, 黄非非, 李见为, 等. 采用 LBP 金字塔的人脸描述与识别 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(1): 94-100, 106.
- WANG Wei, HUANG Feifei, LI Jianwei, et al. Face description and recognition by LBP pyramid [J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics, 2009, 21(1): 94-100, 106.
- [13] TAN Xiaoyang, TRIGGS B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(6): 1635-1650.
- [14] YANG Hong, WANG Yiding. A LBP-based face recognition method with Hamming distance constraint [C]//Fourth International Conference on Image and Graphics. Beijing, China, 2007: 645-649.
- [15] HUANG Di, WANG Yunhong, WANG Yiding. A robust method for near infrared face recognition based on extended local binary pattern [M]//BEBIS G, BOYLE R, PARVIN B, et al. Advances in Visual Computing. Berlin/Heidelberg: Springer, 2007: 437-446.
- [16] 阮锦新. 多姿态人脸检测与表情识别关键技术研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2010: 64-83.
- RUAN Jinxin. Study on key technology for multi-pose face detection and facial expression recognition [D]. Guangzhou, China: South China University of Technology, 2010: 64-83.
- [17] PRIYA G N, BANU R S D W. Person independent facial expression detection using MBWM and multiclass SVM [J]. International Journal of Computer Applications, 2012, 55(17): 52-58.
- [18] 付晓峰. 基于二元模式的人脸识别与表情识别研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2008: 54-65.
- FU Xiaofeng. Research on binary pattern-based face recognition and expression recognition [D]. Hangzhou, China: Zhejiang University, 2008: 54-65.
- [19] LAJEVARDI S M, HUSSAIN Z M. Higher order orthogonal moments for invariant facial expression recognition [J]. Digital Signal Processing, 2010, 20(6): 1771-1779.
- [20] RAHULAMATHAVAN Y, PHAN R C W, CHAMBERS J A, et al. Facial expression recognition in the encrypted domain based on local fisher discriminant analysis [J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2013, 4(1): 83-92.

作者简介:



童莹,女,1979年生,讲师,主要研究方向为图像处理与模式识别。发表学术论文10余篇,其中被SCI检索2篇、EI检索3篇。主编教材1部,参编了新教材2部。