

# 基于LDP特征和贝叶斯模型的人脸识别

王燕 李鑫

(兰州理工大学计算机与通信学院 兰州 730050)

**摘要** 针对现有的局部方向模式LDP(Local Directional Pattern)方法仅利用了图像自身的LDP特征的问题,提出将LDP特征直方图与贝叶斯(Bayes)模型相结合的方法,从而有效使用人脸图像的先验信息,以提高人脸的识别率。第一步,在相互独立的训练集上,学习同类样本图像和异类样本图像的LDP直方图特征相似度的先验信息,并估计类条件概率密度函数(同类样本与异类样本分别进行计算);第二步,利用人脸图像的LDP直方图来比较该图像是否为某一类型图像的概率数值大小;第三步,使用贝叶斯规则进行分类。仿真结果证明,在ORL库与Yale库上,与传统PCA、LBP和LDP算法相比,所提方法得到的人脸识别率均有显著提升。

**关键词** 人脸识别,局部方向模式,LDP,贝叶斯模型

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.12.051

## Face Recognition Based on LDP Feature and Bayesian Model

WANG Yan LI Xin

(College of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

**Abstract** For the existing Local Directional Pattern method, the LDP feature of the image itself is only proposed, and a method of combining the LDP feature histogram and the Bayesian model is proposed, which effectively improves the recognition rate by using the face image test information. The method firstly learned the prior information of similarity of LDP histogram in the same class and in different class, and evaluated the same class conditional probability density function and different class conditional probability density function. When a probe image was discriminated, the method calculated the similarity of the probe and a template image in database using their LDP histogram features, and then evaluated the posterior probability of the pair images coming from the same person. Finally, the probe image was classified by Bayes rule. The propose method fuses the LDP feature and prior information into face data. Experiment results on ORL and Yale databases show that it is valid and the recognition accuracy rates are improved considerably on ORL database and Yale database compared with PCA method, LBP method and LDP method.

**Keywords** Face recognition, Local directional pattern, LDP, Bayesian model

## 1 引言

近年来,人脸识别成为了模式识别和图像处理中的热点主题之一,其涉及模式识别、图像处理、生理学等多个学科的知识<sup>[1]</sup>。目前,传统的识别中存在的 key 问题之一就是特征提取<sup>[2]</sup>。其算法主要分为两类:全局方法与局部方法。全局方法以主成分分析(PCA)<sup>[3]</sup>、线性判别分析(LDA)<sup>[4]</sup>、独立分量分析(ICA)<sup>[5]</sup>等为主要代表。这些方法均在特定条件下的人脸识别中发挥作用。然而,改变人脸图像的条件(如光照、姿态、面部表情变化等)时,局部特征方法的鲁棒性更好。常用的局部方法有局部二值模式(LBP)<sup>[6-7]</sup>、局部特征表示(LFA)<sup>[8]</sup>、Gabor小波<sup>[9]</sup>等。

局部方向模式(LDP)<sup>[10]</sup>识别方法是Jabid等人于2010年基于局部二值模式(LBP)提出的,它对人脸图像的识别更

具鲁棒性<sup>[11]</sup>。在此基础上,大量的学者针对该方法在识别过程的问题上进行了改进<sup>[12]</sup>。

钟福金等人于2012年提出了基于ILDP的提取方法,针对LDP样本分析不全面的问题,改进LDP算子的邻域提取范围,提高了识别率<sup>[13]</sup>。

Zhong等人于2013年提出了ELDP特征提取方法<sup>[14]</sup>。将图像的LDP值与Kirsch算子进行运算,得到图像的ELDP值(即像素灰度值),并将其代入人脸识别中,从而降低其最大负数对局部特征信息提取的干扰。

Ramirez等人提出了LDN特征提取方法<sup>[15]</sup>。通过计算得到改进的LDN值,更好地反映了人脸图像的局部信息。

李杰等人<sup>[16]</sup>于2014年对LDP的编码方向进行了归一化处理。

武伟等人提出了CLDP特征提取方法,该方法的主要思

到稿日期:2016-12-13 返修日期:2018-01-26 本文受国家自然科学基金:多民族欠发达地区传染病传播动力学特征分析与建模(61263019)资助。

王燕(1971-),女,硕士,教授,主要研究方向为模式识别、数据挖掘;李鑫(1992-),男,硕士生,主要研究方向为模式识别,E-mail:wangdongliancs@163.com(通信作者)。

路是将中心位置的灰度值进行二次计算,并仅保留邻域中计算为正的灰度值因子[17]。

以上的改进算法仅仅利用了图像自身的 LDP 特征,并没有使用人脸的先验信息[18]。针对这一缺点,本文提出基于 LDP 特征和贝叶斯(Bayes)模型的人脸识别方法:第一步,在相互独立的训练集上学习同类样本图像和异类样本图像的 LDP 直方图特征相似度的先验信息,并估计类条件概率密度函数(分别计算同类样本与异类样本);第二步,利用 LDP 直方图相似度来计算待识别图像和已知样本中每幅图像属于同一人的后验概率;第三步,使用贝叶斯规则进行分类。仿真结果证明,与传统 PCA、LBP 和 LDP 算法相比,所提算法在 ORL 库与 Yale 库上的人脸识别率均有显著提升。

### 2 基本理论

#### 2.1 LBP

LBP 算子最早由 Ojala 提出,能够有效提取人脸图像的纹理特征。对于人脸图像中的任意一点  $p(x_i, y_i)$ ,定义一个  $3 \times 3$  的矩阵,以点  $p(x_i, y_i)$  为中心,顺时针读取其周围的 8 个像素点的值。通过式(1)和式(2)计算得到该点的  $P$  位二进制编码。

$$LBP_{p,r}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{p-1} s(g_p - g_c) 2^p \quad (1)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

即凡是大于中心点像素值的边缘像素值记为 1,否则记为 0。经过计算得到其 LBP 编码(十进制),也即点  $p(x_i, y_i)$  的 LBP 编码。如图 1 所示,二进制码为 10100011, LBP 编码为 163。

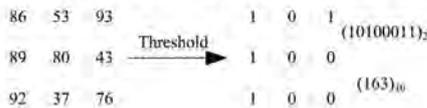


图 1 LBP 编码

#### 2.2 LDP

LDP 方法继承了 LBP 的优点,且自身具有对噪声不敏感的特性。该方法通过计算像素点在 8 个方向上的边缘响应值来计算 LDP 值,选取 Krirsch 算子运算得到 8 位的二进制编码。八方向 Kirsch 掩模集合  $\{M_0 - M_7\}$  如图 2 所示。

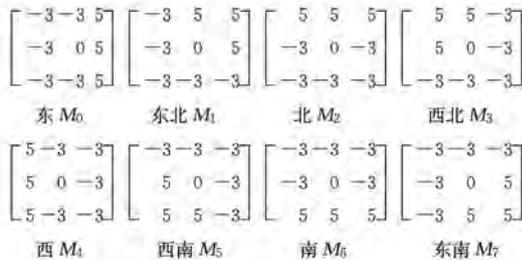


图 2 八方向 Kirsch 掩模

将每个像素分别与掩模进行计算,并把得到的最大值输出,最大响应的序号构成了该边缘方向的编码。通过 Krirsch 算子计算边缘响应值后,可得到 8 个 LDP 值,选取其中前  $k$  大(本文取  $k=3$ )的边缘返回值  $m_i$ ,计算方式如下:

$$m_q = q^{th}(M) \quad (3)$$

$$M = \{m_0, m_1, \dots, m_7\} \quad (4)$$

$$LDP_j(r, 1) = \sum_{i=0}^7 b_i (m_i - m_j) \times 2^i \quad (5)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (6)$$

LDP 对图像进行编码的过程如图 3 所示。

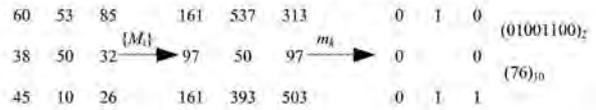


图 3 LDP 编码

利用 LDP 特征进行人脸识别时,先用上述方法进行计算,并将人脸图像进行分块处理,对每块分别计算并获取其局部的 LDP 特征直方图,从而构成整体的 LDP 特征直方图。如式(7)所示,该公式计算得到的  $X^2$  越小,说明两个人脸越接近。

$$X^2(L1, L2) = \sum_i \frac{(L1_i - L2_i)^2}{L1_i + L2_i} \quad (7)$$

### 3 基于 LDP 特征和贝叶斯模型的人脸识别

LDP 是一种面向图像的特征提取方法,由式(7)的计算结果可知,其在不同样本下的分布显著不同。传统的基于 LDP 直方图的人脸识别方法并没有使用样本类别所携带的信息,而这对提高人脸图像的识别率有着重要作用。

针对该缺点,本文提出基于 LDP 特征和贝叶斯模型的人脸图像识别方法,分以下 3 个阶段对其进行说明。

#### 3.1 第一阶段

获取人脸图像的 LDP 特征。本文先将人脸图像分为 6 个区域:眉毛、眼睛、鼻子、嘴巴、左脸颊和右脸颊,分别对各区域进行 LDP 特征提取。首先利用二次灰度积分投影方法对各区域进行检测,然后用 LDP 算子对每个区域图像进行扫描,以得到对应的 LDP 编码图像,最后提取 LDP 直方图,实现基于 LDP 方法的人脸局部特征提取。LDP 特征的提取流程如图 4 所示。

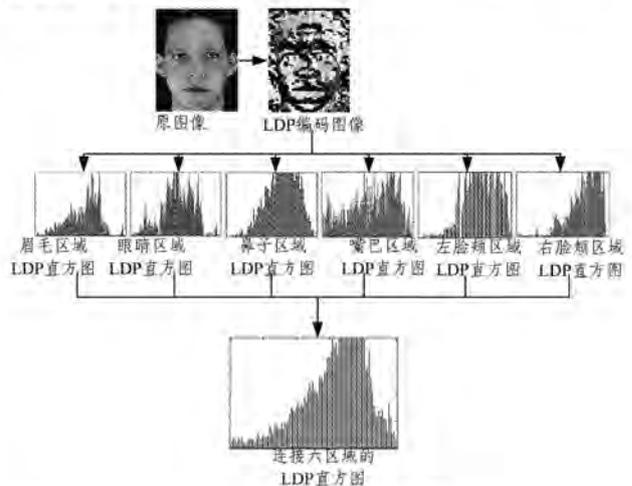


图 4 LDP 特征提取流程图

#### 3.2 第二阶段

通过离线处理学习过程,对独立训练集进行统计分析,获

得人脸分块的 LDP 直方图相似度的条件概率密度函数,如式(8)所示:

$$P(D_r|v), v \in \{per, unper\} \tag{8}$$

其中,  $D_r$  为第  $r$  分块的 LDP 特征相似度;  $v=per$ , 表示两幅图像来源于同一人;  $v=unper$  表示两幅图像来源于同一人。

本文方法计算每一对训练样本所对应分块的相似度,并且统计其相似度分布的直方图。假设其相似度分布的概率密度函数符合正态分布,则将式(8)具体化为:

$$P(D_r|v) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_r} e^{-\frac{1}{2\sigma_r^2}(D_r - \mu_r)^2} \tag{9}$$

其中,  $\mu_r$  表示训练样本以  $v$  为前提的特征相似度平均值,  $\sigma_r$  表示以  $v$  为前提的特征相似度方差。

### 3.3 第三阶段

对于每幅等待识别的人脸图像,在运用贝叶斯规则的条件下,比较第  $r$  分块的特征相似度结果,从而计算这两幅人脸图像归于一人的后验概率,如式(10)所示:

$$P(per|D_r) = \frac{P(D_r|per)P(per)}{P(D_r|per)P(per) + P(D_r|unper)P(unper)} \tag{10}$$

其中,  $P(per)$  为无条件图像属于同一类的概率(其为一个很小的值,本文设置为 0.01),  $P(unper)$  的值为  $1 - P(per)$ 。

对于图像整体而言,其后验概率等于对各分块的后验概率运用加法融合原则计算后的和,如式(11)所示:

$$P(per|M, N) = \sum_r P(per|M_r, N_r) = \sum_r P(per|D_r) \tag{11}$$

最后,将待识别的人脸图像归属于具有最大后验概率的模板人脸所对应的类别中。

### 3.4 实验步骤

(1)对人脸图像进行归一化预处理,分为训练集和测试集。将人脸图像统一裁剪成相同的尺寸(16×16, 32×32, 64×64),在方便计算的同时避免了图像维数过高的问题。

(2)将预处理后的人脸图像分为 6 个区域:眉毛、眼睛、鼻子、嘴巴、左脸颊和右脸颊,分别用 R1, R2, R3, R4, R5, R6 表示。根据每个区域的不同重要性,分别为各区域设置一个权值  $w_i (i=1, 2, \dots, 6)$ ,若  $w_i$  越大,则  $i$  区域越重要。本文将这 6 个区域的权值分别设置为:  $w_1 = 2, w_2 = 4, w_3 = 2, w_4 = 4, w_5 = 1, w_6 = 1$ 。

(3)提取每个区域的 LDP 特征,并将每个区域的特征向量标准化到范围[-1, 1]。

(4)用标准化后的特征向量乘以它相应的权值即为该区域的特征向量,把所有区域特征向量连接起来就得到了整个人脸图像的 LDP 特征。

(5)在相互独立的训练集上,学习同类样本图像和异类样本图像的 LDP 直方图特征相似度的先验信息,并估计同类和异类各自的类条件概率密度函数。

(6)利用人脸图像的 LDP 直方图相似度来计算该图像属于同一类别的后验概率,并将图像归属于具有最大后验概率的模板人脸所相对应的类别。

## 4 实验结果

在 ORL 和 Yale 人脸数据库上进行仿真实验。

ORL 人脸库有在不同时间拍摄的不同姿势和不同光照的 400 幅图片(即 40 个人,每人 10 幅不同图像),图像大小为 92×112 像素。ORL 库中一个人的人脸图像样本如图 5 所示。



图 5 ORL 数据库中一个人的 10 幅图像

Yale 人脸库中有 165 幅图像(即 15 个人,每人 11 幅图像),图像大小为 243×320 像素。每人在不同情况下的 11 幅人脸图像包括:戴眼镜的人脸图像 1 幅,正脸、左边与右边的光照人脸图片各 1 幅,不同表情的人脸图像 7 幅。Yale 库中一个人的人脸图像样本如图 6 所示。



图 6 Yale 数据库中一个人的 11 幅图像

对于 ORL 人脸数据库,选择前 10 人的图像作为独立训练集,在后 30 人的图像中对每人随机地选取 5 幅图像作为模板集来训练样本,其余图像为测试集。而对于 Yale 人脸数据库,将选择的前 4 人和后 12 人的图像分别作为独立训练集,其余图像作为测试集。

将本文所提方法与 PCA, LBP 及 LDP 算法进行比较。首先,对所有人脸图像进行预处理,分别归一化为 64×64 像素, 32×32 像素和 16×16 像素的图像。然后, LBP 算子采用半径为 2、邻点数为 8 的方式提取, LDP 则参照 LBP 的编码方式,通过比较不同方向上的像素点返回值(选取 8 个方向的 Kirsch 掩模)运算得到二进制编码(表 1 中的数据为不同情况训练集所得到的识别均值)。另外,为表明分块大小和不同数目对本文所产生的影响,分别对 3 种分块进行仿真实验,实验结果如表 1 和表 2 所列(PCA 列中的数字代表在该识别率时所对应的投影特征向量的数量)。

表 1 不同方法在 ORL 库上的人脸图像仿真识别结果

图像尺寸	分块	识别率/%			
		PCA	LBP	LDP	本文方法
16×16	3×3		86.72	89.41	91.58
	4×4	82.57(60)	83.87	88.16	90.74
	5×5		82.63	86.69	88.93
32×32	3×3		89.97	91.94	93.57
	4×4	86.33(70)	88.74	90.28	91.01
	5×5		87.03	88.72	90.23
64×64	3×3		93.75	95.44	96.37
	4×4	89.49(80)	92.33	94.03	94.58
	5×5		90.50	92.87	93.81

表2 不同方法在 Yale 库上的人脸图像仿真识别结果

图像尺寸	分块	识别率/%			
		PCA	LBP	LDP	本文方法
16×16	3×3		75.31	78.57	86.33
	4×4	71.34 (50)	74.42	76.93	85.82
	5×5		72.96	75.21	83.93
32×32	3×3		79.25	82.54	90.79
	4×4	73.88 (60)	77.95	80.68	88.34
	5×5		74.32	79.37	85.53
64×64	3×3		83.43	87.94	92.74
	4×4	77.94 (70)	81.52	86.52	91.93
	5×5		78.37	84.33	88.91

下面以 64×64 像素(3×3 分块)的人脸图像识别为例,分析表 1 和表 2 中的实验数据。

对于 ORL 人脸数据库,通过比较各识别率可以看出,本文方法的识别效果最好,其识别率达到了 96.37%;其次是 LDP 方法,其识别率为 95.44%。由于 ORL 数据库中的人脸姿态变化和旋转不超过 20°,因此尽管本文所提方法比其他方法得到的识别率更高,但是差别不太明显。

对于 Yale 人脸数据库,通过比较各识别率可以看出,本文方法的识别效果仍是最好的,其识别率为 92.74%;其次是传统的 LDP 方法,其识别率为 87.94%。由于 Yale 库中的图像受姿态、光照、表情等变化的干扰较大,因此文中所列的所有方法的识别率相对 ORL 库中的识别率有所降低。但是在 Yale 数据库上本文所提方法的识别效果比其他方法有明显提升,尤其比 LDP 方法的识别率提高了 5.46%,对姿态变化有很好的鲁棒性。

由表中可见,局部特征方法的识别率明显高于整体特征识别方法(PCA)。本文算法在不同分块大小的条件下都取得了较高的识别率,说明其在传统的人脸图像识别方法中得到了有效的改进。

为了进一步证明本文方法的有效性,以 64×64 像素的人脸图片为例,通过不同训练样本数目,分别在 ORL 和 Yale 人脸数据库上进行实验,比较不同方法的识别效果。如图 7 和图 8 所示,当训练样本个数从 5 增至 11 时,各人脸图像识别方法的识别效果都显著提升;当训练样本个数从 10 增至 15 时,各人脸图像识别方法的识别效果都变化不大。本文提出的人脸图像识别方法更鲁棒,无论训练样本数量多或者少,其识别效果都优于 PCA, LBP 和 LDP。

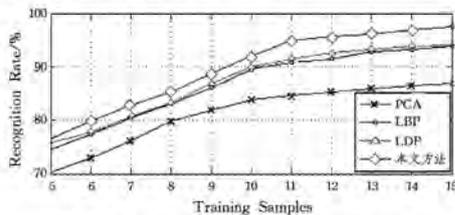


图7 在 ORL 库上不同数目人脸图像训练样本下的识别率

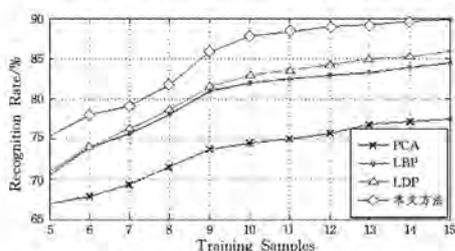


图8 在 Yale 库上不同数目人脸图像训练样本下的识别率

**结束语** 本文提出基于 LDP 特征和贝叶斯模型的人脸识别方法:1)在互相独立的训练集上,学习同类样本图像和异类样本图像的 LDP 直方图特征相似度的先验信息,并估计类条件概率密度函数(对同类样本与异类样本分别计算);2)利用 LDP 直方图相似度来计算待识别图像和已知样本中每幅图像属于同一人的后验概率;3)使用贝叶斯规则进行分类。在 ORL 与 Yale 库上进行的仿真识别实验表明,与传统 PCA, LBP 和 LDP 算法相比,本文方法所获得的人脸识别率有了显著提升(图像分块数量的影响可以忽略不计)。以后的工作是在不同的数据库上验证本文所述方法,并结合其他特征方法进行进一步改进。

参考文献

- [1] ZHAO W, CHELLAPPA R. Face recognition; A Literature Survey [J]. ACM Computing Surveys, 2003, 35(4): 399-458.
- [2] XIONG C Y, LI D T, DA B Y. Feature Extraction Using LBP and PCA for Face Recognition [J]. Journal of South-Central University for Nationalities (Natural Science Edition), 2011, 30(2): 75-79. (in Chinese)  
熊承义, 李丹婷, 宣邦友. 基于 LBP 和 PCA 特征提取的人脸识别 [J]. 中南民族大学学报: 自然科学版, 2011, 30(2): 75-79.
- [3] TURK M A, PENTLAND A P. Eigenfaces for Recognition [J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86.
- [4] ETENMAD K, CHELLAPP R. Discriminant analysis for recognition of human face images [J]. Journal of the Optical Society of America, 1997, 14(8): 1724-1733.
- [5] BARLETT M S, MOVELLAN J R, SEJNOWSKI T J. Face Recognition By Independent Component Analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(6): 1450-1464.
- [6] OJALA T, PIETIKAINEN M, HARWOOD D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions [J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51-59.
- [7] AHONEN T, HADID A, PIETIKAINEN M. Face Description with Local Binary Patterns; Application to Face Recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence, 2006, 28(12): 2037-2041.
- [8] PENEV P S, ATICK J J. Local Feature Analysis; A General Statistical Theory for Object Representation [J]. Network: Comput. Neural Syst, 1996, 7(3): 477-500.
- [9] DAUGMAN J G. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters [J]. Journal of the Optical Society of America A, 1985, 2(7): 1160-1169.
- [10] JABID T, KABIR M H, CHAE O S. Local Directional Pattern (LDP) for Face Recognition [C] // IEEE International Conference on Consumer Electronics. 2010.
- [11] GUO H F, LU J F, DONG Z W. Face recognition method based on improved LBP algorithm [J]. Modern Electronics Technique, 2015(4): 98-101. (in Chinese)  
郭贺飞, 陆建峰, 董忠汶. 一种基于改进 LBP 特征的人脸识别 [J]. 现代电子技术, 2015(4): 98-101.
- [12] LUO Y, ZHANG T, ZHANG Y. Semiconductor Optoelectronics [J]. An Improved LDP for Facial Expression Feature Extraction, 2016(1): 122-125. (in Chinese)

**结束语** 设计了一种能适应时空多尺度变化的手势识别方法 SDTW。该方法基于 IMU 加速度传感器采集手势动作信息,然后利用改进后的 SDTW 算法进行时空尺度的处理和识别模板的生成。利用 20 名测试人员对算法的识别效果进行分析与验证,结果表明 SDTW 算法相比传统的 DTW 算法在手势识别中能取得更好的效果。

### 参 考 文 献

- [1] WANG J Q,ZHANG T. An ARM-based embedded gesture recognition system using a data glove[C]//The 26th Chinese Control and Decision Conference (2014 CCDC). IEEE, 2014; 1580-1584.
- [2] AHUJA M K,SINGH A. Static vision based Hand Gesture recognition using principal component analysis[C]//2015 IEEE 3rd International Conference on MOOCs, Innovation and Technology in Education (MITE). IEEE, 2015; 402-406.
- [3] GIRUOIU M C,MARITA T. Gesture recognition toolkit using a Kinect sensor[C]//2015 IEEE International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP). IEEE, 2015; 317-324.
- [4] REHM M,BEE N. Wave Like an Egyptian: Accelerometer Based Gesture Recognition for Culture Specific Interactions[C]//British Hci Group Conference on People and Computers: Culture,Creativity,Interaction British Computer Society. 2008; 13-22.
- [5] LIU J,ZHONG L, et al. uWave: accelerometer based Personalized Gesture Recognition and Its Applications[J]. Pervasive & Mobile Computing, 2009, 5(6): 657-675.
- [6] WANG X,DAI G. A novel method to recognize complex dynamic gesture by combining HMM and FNN models[C]//IEEE Symposium on Computational Intelligence in Image and Signal Processing. IEEE, 2007; 13-18.
- [7] ZHANG S,YUAN C,ZHANG Y. Hand Written Character Recognition Using Orientation Quantization Based on 3D Accelerometer[C]//International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking and Services. Mobiquitous 2008, 2008.
- [8] CHOI H R,KIM E J,KIM T Y. A DTW gesture recognition system based on gesture orientation histogram[C]//The 18th IEEE International Symposium on Consumer Electronics (ISCE 2014). IEEE, 2014; 1-2.
- [9] NAGI J,DUCATELLE F, et al. Max-pooling convolutional neural networks for vision-based hand gesture recognition[C]//2011 IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications (ICSIPA). IEEE, 2011; 342-347.
- [10] CHEN Q,ZHANG C M,ZHANG Y F, et al. Pattern recognition by DTW and series data mining in 3D stratum modelling and 3D visualization[C]//Fifth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 2008 (FSKD'08). IEEE, 2008; 650-654.
- [11] LIU Q, HUANG Z Q, et al. Utterance verification On DTW based speech recognition using likelihood[C]//2010 International Conference on Computer Application and System Modeling (ICCASM 2010). IEEE, 2010; V2-427-V2-431.
- [12] ANDREA C. Dynamic time warping for offline recognition of a small gesture vocabulary[C]//Proceedings of the IEEE ICCV Workshop on Recognition, Analysis, and Tracking of Faces and Gestures in Real-Time Systems, August 2001; 83.
- [13] TUSHAR K D,MISRA S, et al. Comparison of DTW score and warping path for text dependent speaker verification system[C]//2015 International Conference on Circuit, Power and Computing Technologies (ICCPCT). 2015; 1-4.
- [14] CHOI H R,KIM E J,KIM T Y. A DTW gesture recognition system based on gesture orientation histogram[C]//The 18th IEEE International Symposium on Consumer Electronics (ISCE 2014). 2014; 1-2.
- (上接第 286 页)
- 罗元,张天,张毅.一种改进的 LDP 面部表情特征提取方法[J]. 半导体光电, 2016(1): 122-125.
- [13] ZHONG F J,ZHANG J S. Noise-robust face recognition algorithm based on improved local directional pattern[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2012, 23(8): 1570-1575. (in Chinese)
- 钟福金,张家树.基于 ILDP 的噪声鲁棒人脸识别[J]. 光电子 • 激光, 2012, 23(8): 1570-1575.
- [14] ZHONG F J,ZHANG J S. Face recognition with enhanced local directional patterns [J]. Neurocomputing, 2013, 119; 375-384.
- [15] RAMIREZ RIVERA A,ROJAS CASTILLO J,OKSAM C. Local directional number pattern for face analysis; Face and Expression recognition [J]. IEEE Transaction Image Processing, 2013, 22(5); 1740-1752.
- [16] LI J,XU T R,LI H Y. Face recognition based on improved LDP [J]. Computer Applications and Software, 2014(5); 148-150. (in Chinese)
- 李杰,徐汀荣,李海彦.基于改进 LDP 的人脸识别[J]. 计算机应用与软件, 2014(5); 148-150.
- [17] WU W,JIANG Y X,ZHANG Z. The Face Recognition Algorithm Based on Improved Local Directional Pattern[J]. Opto-Electronic Engineering, 2014, 41(12); 72-77. (in Chinese)
- 武伟,江艳霞,张喆.基于改进的 LDP 人脸识别算法[J]. 光电工程, 2014, 41(12); 72-77.
- [18] YANG J,GAO Z S,YUAN H Z, et al. Single sample face recognition based on LBP feature and Bayes model[J]. Journal of Optoelectronics, Laser, 2011(5); 763-765. (in Chinese)
- 杨军,高志升,袁红照,等.基于 LBP 特征和贝叶斯模型的单样本人脸识别[J]. 光电子 • 激光, 2011(5); 763-765.
- [19] 闫常浩,丁先锋,韦鑫余.人脸识别算法[J]. 四川兵工学报, 2011, 32(4); 65-67.