

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.04.011

WGC 特征描述的人脸表情识别

齐梅¹ 李艳秋²

(1. 安徽广播电视大学 合肥 230022; 2. 合肥工业大学 合肥 230022)

摘要:针对韦伯局部特征(WLD)仅计算中心像素与周围像素差异提取特征的不足,提出了一种韦伯梯度编码(WGC)特征描述的人脸表情识别算法。首先计算当前像素点周围水平、垂直和对角位置上的数值差与当前像素点的差异构成WGC特征的差动激励;然后进一步提出基于水平和对角线优先原则的WGC_HD特征;最后利用最佳分块方式得到行分块WGC_HD特征,采用自动优化参数的SVM分类器完成人脸表情识别。在公共人脸表情库JAFFE和CK库上进行交叉实验,平均识别率及平均特征提取时间分别为95.49%、12.30 ms和97.63%、31.54 ms。行分块WGC_HD特征考虑了不同梯度方向的像素差异,较好描述了表情图像的局部结构信息且具有较低的时间复杂度,与目前典型的表情识别算法结果对比也验证了算法具有较高的识别精度。

关键词: 韦伯局部特征;韦伯梯度编码;水平和对角优先原则;人脸表情识别

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Facial expression recognition of WGC feature description

Qi Mei¹ Li Yanqiu²

(1. Anhui Open University, Hefei 230022, China; 2. Hefei University of Technology, Hefei 230022, China)

Abstract: The traditional Weber local descriptor (WLD) algorithm has limitation in analyzing the center and neighboring pixels of the gray relationship. To identify facial expression accurately, a facial expression method based on Weber Gradient Coding (WGC) is proposed in this paper. First, the Weber Gradient encoding to the horizontal, vertical and diagonal gradient is respectively calculated to produce the differential excitation. Then, an optimized WGC operator based on horizontal and diagonal prior principle (WGC_HD) is proposed. Finally, the SVM classifier is used to implement the facial expression recognition based on row block WGC_HD feature. The experiments on the proposed method are performed using JAFFE and Cohn-Kanade (CK), the average recognition rate is 95.49%, 97.63% and the average duration of the extraction is 12.30 ms and 31.54 ms, respectively. The row block WGC_HD characteristics considering the difference of pixels of different gradient direction well expressed in local structure information of facial images and has lower time complexity. The recognition results of proposed method are better than those of the typical facial expression recognition method.

Keywords: Weber local descriptor (WLD); Weber gradient coding (WGC); horizontal and diagonal prior principle; facial expression recognition

1 引言

心理学家 Mehrabian^[1]的研究结果表明人们交流过程中的信息55%是通过人脸表情来表达的。在视频会

议、在线学习、家居智能服务机器人等自然化的人机交互环境中,人脸表情能有效直观的表达情绪状态、心理意志等信息^[2-4]。随着人工智能技术的飞速发展,人机交互中表情识别已经成为重要的一个研究方向^[5-6]。

利用计算机来识别提取、分析和识别人脸表情是一

个复杂的过程,而人脸表情特征的提取被认为是表情识别的最关键部分^[7]。近些年,优秀的特征提取算法有 Gabor 小波^[8-9]、主成分分析 (PCA)^[10]、活动外观模型 (AAM)^[11]、局部二值模式 (LBP)^[12]、贝叶斯网络^[13]等。Gabor 小波提取不同尺度不同方向的信息,对不同表情的具有较好的区分性,但其提取的特征维数高且计算量大,尤其在实时系统中很难应用;PCA 方法提取的是图像的全局特征,但是局部往往优于全局特征;AAM 方法可以很好地获取人脸参数,但存在获取初始参数和计算耗时等不足;LBP 计算简单同时具有一定的灰度和尺度不变性,但是其仅仅计算中心像素和周围一定领域范围像素的差值,得到的是一个完全无方向性的二进制编码,而方向信息是描述图像变化的重要特征。韦伯局部特征 (WLD)^[14]是基于心理学中的韦伯定律提出的,是一种简单、具有很强方向描述能力的局部特征描述子。WLD 是通过模拟人感知周围环境的变化来提取特征的,在图像特征提取方面非常有效并且对光照和噪声具有一定的鲁棒性。Hermosilla 等人^[15]将 WLD 特征应用到人脸识别中,综合考虑识别精确度和识别效率,WLD 取得了最好的表现。WLD 特征仅计算中心像素与周围领域像素的差异,不能准确描述面部肌肉的纹理、拉伸等局部变形的表情信息。

针对传统 WLD 提取特征不足,为更好的提取表情细节特征,本文提出了一种韦伯梯度编码 (WGC) 方法。首先分别计算当前像素点水平、垂直和对角线上的像素差与当前像素点构成差动激励。然后为进一步降低计算量并且不丢失重要的表情信息,依据水平和对角线优先原则^[16],仅计算当前像素点水平和对角线位置的像素差形成差动激励,构成 WGC_HD 特征。最后统计了不同行列分块方法对表情识别的影响,权衡识别效果和计算复杂度,采用按行分块方式得到行分块 WGC_HD 特征。在公共表情库上的实验结果表明,本文方法与传统方法相比,既能达到理想的识别精度又能满足实时交互的需求。

2 WGC 特征提取

2.1 WLD

WLD 是依据韦伯定律提出的,韦伯定律是指当刺激变化与原始刺激达到一定的比值,该变化才能被感受到。WLD 特征由两部分组成:差动激励 $\xi(x_c)$ 和方向 $\theta(x_c)$ 。WLD 特征首先计算当前像素点邻域像素之间的刺激变化之和 ΔI ,刺激变化 ΔI 与原始刺激 I 的比值构成差动激励 $\xi(x_c)$ 。原始刺激 I 为当前像素点本身 x_c 。

$$\Delta I = \sum_{i=0}^{p-1} (x_i - x_c) \quad (1)$$

$$I = x_c \quad (2)$$

式中: x_i 表示当前像素 x_c 的第 i 个邻域像素, p 是邻域像素的个数。因此,差动激励计算方法为:

$$\xi(x_c) = \arctan\left[\frac{\Delta I}{I}\right] = \arctan\left[\sum_{i=0}^{p-1} \left(\frac{x_i - x_c}{x_c}\right)\right] \quad (3)$$

WLD 特征的第 2 个部分是方向 $\theta(x_c)$,它是指当前像素的梯度方向。提取方向特征的方法如图 1 所示,采用 3×3 的邻域范围,计算当前像素点与其水平和垂直方向的 4 个像素值差异。

x_1	x_2	x_3
x_0	x_8	x_4
x_7	x_6	x_5

图 1 3×3 邻域

Fig. 1 3×3 neighbors

设 $v_s^a = x_6 - x_2$, $v_s^b = x_0 - x_4$ 方向 $\theta(x_c)$ 计算为:

$$\theta(x_c) = \arctan\left(\frac{v_s^b}{v_s^a}\right) = \arctan\left(\frac{x_0 - x_4}{x_6 - x_2}\right) \quad (4)$$

计算得到的 $\theta(x_c)$ 范围是 $\left(-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right)$,为简化起见,将 θ 量化到 T 个方向。

$$\Phi_t = f_q(\theta') = \frac{2t}{T}\pi$$

$$t = \text{mod}\left(\left\lfloor \frac{\theta'}{2\pi/T} \right\rfloor, T\right) \quad (5)$$

其中, θ' 是由 θ 计算得来:

$$\theta' = \arctan 2(v_s^a, v_s^b) + \pi,$$

$$\arctan 2(v_s^a, v_s^b) = \begin{cases} \theta, v_s^a < 0 \& v_s^b > 0 \\ \pi + \theta, v_s^a > 0 \& v_s^b < 0 \\ \theta - \pi, v_s^a < 0 \& v_s^b < 0 \\ \theta, v_s^a > 0 \& v_s^b > 0 \end{cases} \quad (6)$$

根据式(3)和(6),计算出差动激励 $\xi(x_c)$ 和方向角 $\theta(x_c)$ 得到图像的二维 WLD 直方图 $\{WLD(\xi_j, \Phi_t), j = 0, 1, \dots, N-1; t = 0, 1, \dots, T-1\}$,其中, N 是图像的维度, T 是方向角的量化参数。

为了便于将 WLD 特征输入分类器,二维 WLD 直方图被进一步转化为一维直方图。首先,将 $WLD(\xi_j, \Phi_t)$ 按照每个像素点的梯度方向分解成 T 个子序列 $H(t)$ ($t = 0, 1, \dots, T-1$),每个子序列表示该梯度方向上的差异激励。再将 $H(t)$ 平均分成 M 小段,组合 M 段直方图 $H_{m,t}$ ($m = 0, 1, \dots, M-1$) 形成直方图矩阵。最后再将子直方图 $H_{m,t}$ 细分成 S 个子区间,即 $H_{m,t} = \{h_{m,t,s}, s = 0, 1, \dots, S-1\}$,其中 $h_{m,t,s}$ 为:

$$h_{m,t,s} = \sum_j \delta(S_j = s) \quad (7)$$

$$S_j = \left[\frac{\xi_j - \eta_{m,l}}{(\eta_{m,\mu} - \eta_{m,l})/S} \right] + \frac{1}{2} \quad (8)$$

$\delta()$ 是 Kronecker 差分方程, 即:

$$\delta(X) = \begin{cases} 0, & \text{false} \\ 1, & \text{true} \end{cases} \quad (9)$$

因此最终的 WLD 一维直方图的维度为 $M \cdot T \cdot S$ 。

2.2 WGC

WLD 能很好地描述表情图像的纹理信息, 区分度较高, 但是对于局部纹理的细节信息不能很好地表达, 仅计算周围邻域像素与中心像素值得差异, 所提取的信息并不充分, 没有反映出局部纹理细节信息, 也没有反映出局部邻域灰度值的跳变大小。

如图 2(a) 所示, 中心像素与周围邻域范围像素的差异不是很明显, 跳跃不大。如图 2(b) 所示, 图像变化是平缓的, 但是中心像素有跳跃变化。

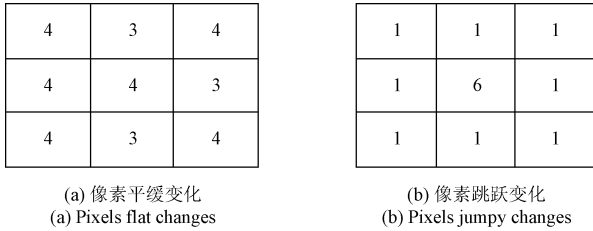


图 2 不同灰度分布

Fig. 2 Schematic diagram of different gray distribution

采用 WLD 特征描述方法, 计算图 2(a) 得到:

$$\begin{aligned} \Delta I_a &= (x_1 - x_a) + (x_2 - x_a) + (x_3 - x_a) + (x_4 - x_a) + \\ &(x_5 - x_a) + (x_6 - x_a) + (x_7 - x_a) + (x_0 - x_a) = \\ &(4 - 4) + (3 - 4) + (4 - 4) + (3 - 4) + \\ &(4 - 4) + (3 - 4) + (4 - 4) + (4 - 4) = -3 \end{aligned} \quad (10)$$

$$\xi(x_a) = \Delta I_a / I_a = -3/4 \quad (11)$$

采用 WLD 特征描述方法, 计算图 2(b) 得

$$\begin{aligned} \Delta I_b &= (x_1 - x_b) + (x_2 - x_b) + (x_3 - x_b) + (x_4 - x_b) + \\ &(x_5 - x_b) + (x_6 - x_b) + (x_7 - x_b) + (x_0 - x_b) = \\ &(1 - 6) + (1 - 6) + (1 - 6) + (1 - 6) + \\ &(1 - 6) + (1 - 6) + (1 - 6) + (1 - 6) = -40 \end{aligned} \quad (12)$$

$$\xi(I_b) = \Delta I_b / I_b = -40/6 \quad (13)$$

图 2(a) 邻域范围内的像素变化趋势是相对平缓的, 计算得出的差异还是比较明显的。图 2(b) 的中心像素跳跃非常大, 但是图像的变化趋势却是十分稳定的, 中心像素属于图像的高频信息, 可能是噪声点。很显然, 不宜用 WLD 特征来描述以上两幅图像中包含的信息。为更好描述图像局部细节结构信息, 本文考虑了水平、垂直和对角线方向上的像素差异, 对 WLD 描述方法进行了改进, 提出了 WGC 描述方法, 更加充分地描述表情图像的纹理细节特征。

利用 WGC 描述方法计算图 2(a) 得到:

$$\begin{aligned} \Delta I'_a &= (x_1 - x_3) + (x_0 - x_4) + (x_7 - x_5) + (x_1 - x_7) + \\ &(x_2 - x_6) + (x_3 - x_5) + (x_1 - x_5) + (x_3 - x_7) = \\ &(4 - 4) + (4 - 3) + (4 - 4) + (4 - 4) + \\ &(3 - 3) + (4 - 4) + (4 - 4) + (4 - 4) = 1 \end{aligned} \quad (14)$$

$$\xi(x'_a) = \Delta I'_a / I_a = 1/4 \quad (15)$$

利用 WGC 描述方法计算图 2(b) 得到:

$$\begin{aligned} \Delta I'_b &= (x_1 - x_3) + (x_0 - x_4) + (x_7 - x_5) + (x_1 - x_7) + \\ &(x_2 - x_6) + (x_3 - x_5) + (x_1 - x_5) + (x_3 - x_7) = \\ &(1 - 1) + (1 - 1) + (1 - 1) + (1 - 1) + \\ &(1 - 1) + (1 - 1) + (1 - 1) + (1 - 1) = 0 \end{aligned} \quad (16)$$

$$\xi(x'_b) = \Delta I'_b / I_b = 0/6 \quad (17)$$

WGC 提取方法可以得到符合人脸表情变化趋势的特征, 如眼睛、嘴巴、眉毛, 也考虑了人脸表情在不同方向上的表情纹理变化。本文的提取方法不仅继承了 WLD 特征的优点, 利用刺激比来描述特征, 并且考虑了相对位置上的像素点差异, 可以消除一定的高强度随机噪声的干扰。

在不丢失主要的表情特征信息的前提下, 本文为进一步降低计算复杂度, 给出了 WGC 的优化算法。基于水平和对角线优先原则的局部梯度编码原理, 本文简化计算, 仅统计水平和对角线位置上的像素差异以此来获得刺激比, 提出了 WGC_HD 方法, 以图 1 为例, WGC_HD 特征的差异计算方法为:

$$\begin{aligned} \Delta I &= (x_1 - x_3) + (x_0 - x_4) + (x_7 - x_5) + \\ &(x_1 - x_5) + (x_3 - x_7) \end{aligned} \quad (18)$$

并且在实验环节验证了该算法的有效性, 可以降低运行时间并保证高精度识别率。

3 行分块特征提取

从特征提取的计算过程中可以看出, WLD 特征是基于整个人脸的统计特征, 虽然可以很好地表达全局的纹理信息, 但是会遗漏人脸的整体结构信息。因此, 本文采用多重分块方法得到块状特征进行人脸表情识别。统计 LBP 方法和 WLD 方法在不同分块方式下, 识别率, 来获取最佳的分块方法。

多重分块方式分为行列分块、按行分块和按列分块。在分块后的局部区域提表情特征, 最终将分块特征描述直方图联合起来构成人脸表情最终直方图表述。这样分块联合的方式, 能较好的表达出人脸表情的整体结构关系。以 JAFFE 库为例, 表情图像统一规划到 96×96 , 随机选择 1~2 幅图像作为训练, 剩下的作为测试。分别统计不同分块方式下识别率。

图 3 所示为人脸表情图像按照行分块方式, 不同粒度的划分部分结果图。可以看出简单的行分块方法可以有

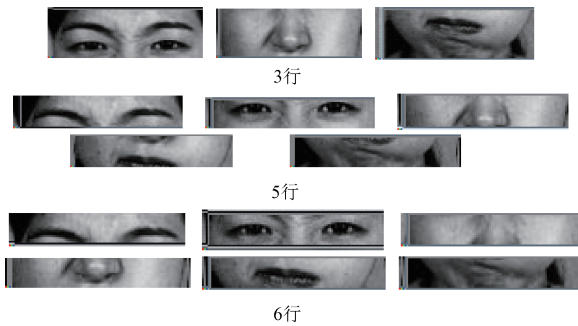


图3 行分块示意图

Fig.3 Schematic diagram of row block

效的划分出人脸表情的关键区域,比如眼睛、眉毛和嘴巴。

如表1所示,行数为1行即在不分块的情况下,不论是LBP还是WLD方法的识别效果都不理想,划分为2行之后识别率有了很显著的提高,由此可见,划分表情区域对表情识别的影响很明显。

表1 行分块识别率

Table 1 Recognition rate of row block

行数	1	2	3	4	5	6	7
LBP	76.00	88.20	91.13	91.88	93.13	93.75	
WLD	78.13	89.50	92.00	92.50	93.25	94.68	

图4所示为人脸表情图像按列分块的部分结果,可以看出列分块会导致面部器官的分割,同一器官会被划分到不同的图像块。列分块识别率如表2所示。

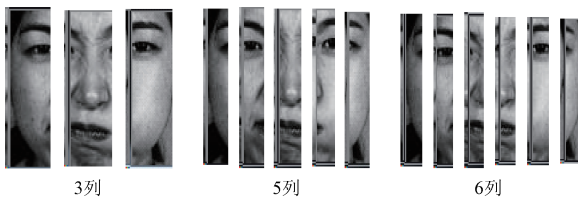


图4 列分块示意图

Fig.4 Schematic diagram of column block

表2 列分块识别率

Table 2 Recognition rate of column block

列数	2	3	4	5	6	7	8
LBP	79.89	82.38	82.13	83.13	82.25	81.50	82.50
WLD	81.12	86.50	85.25	85.88	86.13	85.88	86.00

对比表1和2可以明显看出,列分块的识别率要远低于行分块。结合划分示意图也可以看出,人脸图像是左右对称的,面部器官基本都是横向排列的。因此,对人脸图像进行行分块可以比较完整的划分不同的器官,获得表情关键区域。

图5所示为不同粒度表情图像行列分块的部分结果。

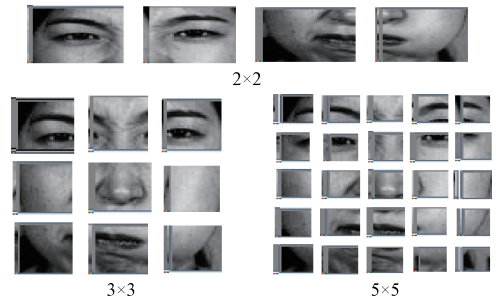


图5 行列分块

Fig.5 Samples of row x column block

如表3所示,按行列分块,最佳识别率是5x5分块方式,LBP方法达到92.35%,WLD方法达到94.88%。分析表1和3发现行和列的分块接近5的时候,识别效果最佳,稀疏或过于稠密的分块方式都不适合。对比行分块和行列分块方式,行列分块的最佳识别率94.88%略优于行分块的94.68%,但是行列分块方式的特征维数要远大于行分块维度。以实验的效果最佳的参数为例($M=6, T=8, S=5$),行分块特征维数为1440,行列分块维数为6000,对比发现,特征维数过高势必会影响识别效率,现在新技术发展对算法速度要求越来越高,只有快速准确识别算法才能应用到工程中。因此本文采用行分块方式进行表情关键区域的划分,保证识别率的同时降低时间复杂度。

表3 行列分块后识别率

Table 3 Recognition rate of row x column

块数	2x2	3x3	4x4	5x5	6x6	7x7
LBP	90.01	91.10	92.88	93.25	91.88	90.63
WLD	90.20	93.13	94.88	94.88	94.25	94.25

4 实验结果与分析

本文使用公共人脸表情库JAFPE和CK对WGC_HD算法进行测试分析。

JAFPE表情库是由10位日本女性的212幅图像构成,每个人的表情图像为2~4幅,包括7种表情:生气、厌恶、高兴、中性、悲伤和吃惊。CK表情库包含210幅图像,包括6种表情序列:悲伤、高兴、吃惊、恐惧、生气和厌恶。表情库样本图如图6所示。

4.1 实验参数选取

1) JAFPE库表情图像大小统一规划为 96×96 ,CK库表情图像大小规划为 170×190 。

2) 采用行分块方式,JAFPE库行分块数为6,CK库行分块数为5,横向获取表情关键区域。

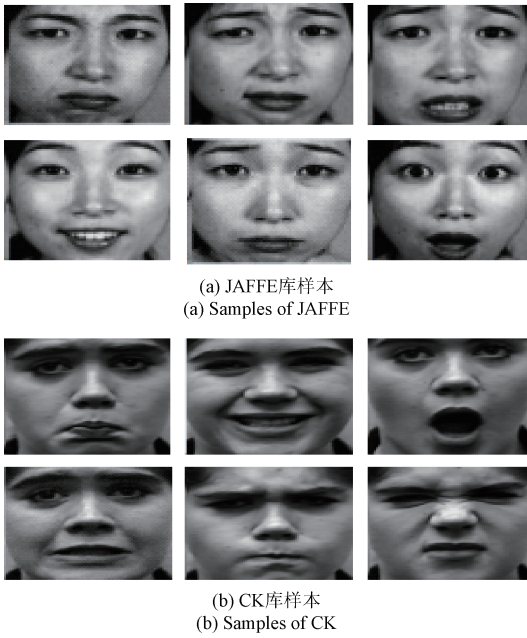


图 6 表情库样本

Fig. 6 Sample images of expression database

3) 采用 WGC_HD 方法提取特征, JAFFE 库参数取值 $M = 6, T = 8, S = 3$, CK 库参数取值 $M = 8, T = 6, S = 3$ 。为进一步抑制噪声, 对差异激励 $\Delta I/I$ 设置的上、下限为 K_{min} 为 0.1, K_{max} 为 2。

4) 分类器采用支持向量机(SVM), 鉴于 SVM 的训练参数调整对识别率的影响, 实验采用自动优化参数的 CvSVM: :train_auto() 进行训练, 利用 SVM 分类器实现最终的表情识别。

4.2 本文算法结果

如表 4 所示, 实验随机选取 3 组训练样本, 选取 JAFFE 库中每人每种表情图像 1 ~ 2 幅作为训练, 剩下图像作为测试, 计算出平均识别率来测试本文算法性能。

表 4 JAFFE 库中 3 组实验结果

Table 4 Three groups of experiment results in JAFFE database

表情	JAFFE		
	1	2	3
	正确识别数/ 测试样本数	正确识别数/ 测试样本数	正确识别数/ 测试样本数
生气	14/15	15/15	15/16
厌恶	13/14	14/15	13/14
恐惧	15/16	13/14	14/14
高兴	15/16	14/14	17/17
中性	12/12	15/16	15/16
悲伤	14/15	15/16	15/16
惊讶	12/12	14/14	13/14
识别率/%	95.00	96.15	95.32
平均识别率/%		95.49	

在 JAFFE 库上的 3 次交叉实验, 本文算法取得的平均识别率为 95.49%, 其中厌恶、生气和悲伤表情的误识别数相对较多。分析发现, 误识别的表情图像具有较高的相似性, 比如人悲伤和厌恶的时候, 表情表现出眉毛压低, 嘴角下拉和眼睛微闭的特征。而有些表情的变化十分细微, 属于微表情的误识别(图 7)。



图 7 JAFFE 库误识别图片示例

Fig. 7 JAFFE mistaken image samples

如表 5 所示, 在 CK 库上同样进行 3 组交叉实验, 其中有 30 个对象的 6 种表情。一组实验每人每种表情任选 1 ~ 2 幅进行训练, 剩余的作为测试。

表 5 CK 库中 3 组实验结果

Table 5 Three groups of experiment results in CK database

表情	CK		
	1	2	3
	正确识别数/ 测试样本数	正确识别数/ 测试样本数	正确识别数/ 测试样本数
悲伤	36/36	36/36	34/35
高兴	37/37	38/38	38/38
惊讶	37/37	37/37	38/38
恐惧	29/30	30/30	29/30
生气	26/29	26/30	27/30
厌恶	28/28	27/27	27/28
识别率/%	97.96	97.97	96.98
平均识别率/%		97.63	

本文在 CK 库上的平均识别率为 97.63%, 要明显高于 JAFFE 库识别率。因为 CK 库中的图像是视频序列截取的, 更加清晰, 表情特征表达更充分。

4.3 不同算法性能比较

本文算法在 Windows7 系统(4 GB 内存, 32 位, CPU 3.50 GHz), VS2010 平台上用 C++ 语言编码实现, 不同算法性能比较如表 6、7 所示。

表 6 不同算法平均识别率比较

Table 6 Average recognition rate comparison of different algorithms

算法	JAFFE 库/%	CK 库/%
Gabor 小波 ^[8]	91.43	94.33
AAM ^[11]	95.67	96.33
LDP ^[12]	90.16	92.59
WLD ^[13]	94.68	96.06
WGC_HD	95.49	97.63

表7 不同算法特征提取时间比较

Table 7 Feature extraction time comparison of different algorithms

算法	JAFFE 库/ms	CK 库/ms
Gabor 小波 ^[8]	2 400	7 400
AAM ^[11]	950	3400
LDP ^[12]	26.1	35.51
WLD ^[13]	25.70	46.0
WGC_HD	21.2	31.54

本文算法与主流的表情识别算法进行了比较,可以看出优于传统的算法。虽然在 JAFFE 库上的识别率略低于 AAM 算法,但是特征提取时间大幅降低。通过与传统的 WLD 算法相比,本文算法不仅在识别精度上有所提高,还缩减了特征提取时间,验证了本文算法特征提取的有效性。

5 结论

本文提出的基于水平和对角线优先原则的 WGC 特征编码方法(WGC_HD),与不同的算法进行对比发现如下特点。

1) 该方法构造了新的差异激励计算方式,能够更好地表达局部范围内的细节变化,对局部细节结构特征表达更充分,而且抵抗一定的噪声污染。

2) 基于水平和对角线原则,在不影响识别效果前提下,进一步精简特征提取计算量。

3) 并且通过行分块方式,对人脸表情框架进行了划分,使得人脸表情特征的描述更具整体性和充分性。

后续工作将从如下两个方面进行改进。

1) 构造更好的差异激励计算模型,提高特征描述能力,更好的识别微表情。

2) 融合其他优秀高效的识别算法,进一步提高识别精度和时间效率。

参考文献

[1] MEHRABIAN A. Communication without words [J]. Psychological Today, 1968(2):53-55.

[2] 孙波,刘永娜,陈玖冰,等.智慧学习环境中基于面部表情的情感分析[J].现代远程教育研究,2015(2):96-103.

SUN B, LIU Y N, CHEN M B, et al. Emotion analysis based on facial expression recognition in smart learning environment [J]. Modern Distance Education Research, 2015(2):96-103.

[3] GEORGIA S, STEFANOS Z, MAJA P, et al. Static and dynamic 3D facial expression recognition: A comprehensive survey [J]. Image and Vision Computing, 2012,30(10):683-697.

[4] MLIKI H, FENDRI E, HAMMAMI M, et al. Face recognition through different facial expressions [J]. Journal of Signal Processing Systems for Signal, Image, and Video Technology, 2015,81(3):425-432.

[5] LI Y, WANG S, ZHAO Y, et al. Simultaneous facial feature tracking and facial expression recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7):2559-2573.

[6] 蒋斌,贾克斌,杨国胜,等.人脸表情识别的研究进展[J].计算机科学,2011,38(4):25-31.

JIANG B, JIA K B, YANG G SH, et al. Research advance of facial expression recognition [J]. Computer Science, 2011, 38(4):25-31.

[7] LIU W F, WANG Z F. Facial expression recognition based on fusion of multiple gabor features [C]. Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2006:536-539.

[8] 袁立,刘威.基于Gabor特征和遮挡字典的带遮挡人耳识别[J].仪器仪表学报,2015,36(9):2037-2043.

YUAN L, LIU W. Ear recognition under partial occlusion based on Gabor feature and occlusion dictionary [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015,36(9):2037-2043.

[9] YANG M, ZHANG L, SHIU S C K, et al. Gabor feature based robust representation and classification for face recognition with Gabor occlusion dictionary [J]. Pattern Recognition: The Journal of the Pattern Recognition Society, 2013, 46(7):1865-1878.

[10] GOPI E S, PALANISAMY P. Fast computation of PCA bases of image subspace using its inner-product subspace [J]. Applied Mathematics and Computation, 2013, 219(12):6729-6732.

[11] GAO X B. A review of active appearance models [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics: Part C, Applications and reviews, 2010, 40(2):145-150.

[12] YU K M, WANG ZH Y, YUE L, et al. Spatially enhanced local binary pattern [J]. Electronics Letters, 2012, 48(25):1590-1591.

[13] 邱玉,赵杰煜,汪燕芳.结合运动时序性的人脸表情识别方法[J].电子学报,2016,44(6):1307-1313.

QIU Y, ZHAO J Y, WANG Y F. A method of facial expression recognition based on motion sequence [J]. Acta Sinica, 2016, 44(6):1307-1313.

[14] CHEN J, SHAN, SH G, HE CH, et al. WLD: A robust local image descriptor [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(9):1705-1720.

[15] HERMOSILLA G, RUIZ-DEL-SOLAR J, VERSCHAE R, et al. A comparative study of thermal face recognition methods in unconstrained environments [J]. Pattern

Recognition; The Journal of the Pattern Recognition Society, 2012, 45(7):2445-2459.

- [16] ZHAO Z H, HAO X H. Linear locality preserving and discriminating projection for face recognition[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2013, 35(2): 463-467.

作者简介



齐梅, 1988 年出生, 毕业于合肥工业大学, 现任安徽广播电视大学助理工程师。目前主要研究方向为模式识别、人工智能等。

E-mail: qimei620@163.com

Qi Mei was born in 1988, and graduated from Hefei University of Technology. And she is assistant engineer in Anhui Open University now. Her present research interest includes pattern recognition, artificial intelligence and so on.



李艳秋, 1988 年出生, 现为合肥工业大学博士。目前主要研究方向为计算机视觉、图像理解等。

E-mail: liyanqiu@hfut.edu.cn

Li Yangqiu was born in 1988. And she is Ph. D. in Hefei University of Technology now. Her present research interests include computer vision, image understanding and so on.

泰克推出 TTR500 系列 USB VNA, 强势进入矢量网络分析仪市场

全新的 PC 控制 VNA 拥有震撼业界的最低价格、122 dB 动态范围和 6 GHz 效能, 充分满足 IoT 设计和教育领域的需求

泰克科技公司日前推出 TTR500 系列 USB 矢量网络分析仪, 这是泰克不断发展壮大的基于 USB 的颠覆性 RF 测试仪器产品组合中的又一最新力作。与泰克倍受瞩目的基于 USB 的频谱分析仪一样, 最新推出的 TTR500 系列提供了无可比拟的低价位、高性能组合, 其价格比同等产品低 40%, 提供了 122 dB 的动态范围和 6 GHz 的频率范围。它还拥有多种高级功能, 如最新 VectorVu-PC 分析软件及同类产品中唯一为测试有源器件提供有内置 T 型偏置。

对经济型 VNA 有着迫切需求的市场之一是物联网 (IoT) 设计和教育市场。VNA 可以协助 IoT 设计人员更好的符合蓝牙、WLAN、RFID 和其他无线电与天线要求。在许多情况下, 设计人员必须租赁或借用 VNA, 这给项目带来了额外的时间和费用。在教育领域, VNA 的成本很高, 意味着学生几乎没有机会动手操作重要的仪器。TTR500 系列大幅度降低了进入障碍, 为常见任务提供了简便易用的用户界面。此外, 由于 TTR500 体积小, 外观紧凑, 因此用户也不再需要争抢共享 VNA。

“由于创新的架构和分离式设计, TTR500 系列实现了与台式 VNA 相同的性能, 但成本下降了 40%, 尺寸和重量只是同等产品的七分之一。”泰克科技公司 RF 和元器件产品事业部总经理 Jim McGillivray 说, “与传统台式仪器相比, 这种新型结构还大大减少了仪器中的元器件数量, 降低了复杂度, 进而提高了可靠性。RSA306 颠覆了频谱分析仪市场, 我相信, TTR500 系列也将给 VNA 市

场带来同样的冲击。”

TTR500 系列提供了全面的 2 端口、2 路径 S 参数 VNA, 支持测量无源/有源器件、天线和配套网络、RF 模块、测试电缆、适配器等应用。它拥有杰出的性能指标, 包括 100 kHz ~ 6 GHz 频率范围、122 dB 动态范围、<0.008 dB 轨迹噪声及 -50 ~ +7 dBm 输出功率, 外观紧凑, 重量不到 5 磅。

TTR500 的一个重要特点是内置 T 型偏置。内置 T 型偏置可以在两个端口上接入, 可以简便地对有源器件 (如放大器) 实现 DC 偏置。用户不用再使用外部 T 型偏置, 也不用再购买选配内置 T 型偏置的仪器。TTR500 内置 T 型偏置在两个端口上支持有源器件测试, 偏置能力达 ± 24 V 及 200 mA。

TTR500 是为任何 Windows PC 或笔记本电脑而设计的, VectorVu-PC 软件提供了传统感观, 可以控制和校准仪器。它使用方便, 支持鼠标点击操作, 可以方便地进行电脑联网, 保存和共享文件。对设计或制造应用中的自动化测试系统, VectorVu-PC 为 SCPI 命令提供了编程支持, 其命令兼容常用的传统 VNAs, 可以简便地整合到现有的测试系统中。此外, 该软件提供了离线数据分析模式, 输出文件格式兼容常用的 EDA 仿真工具。

TTR500 系列还提供了强健的一系列附件, 进一步完善了解决方案, 包括加固型手提箱、机架安装套件、加固型稳相电缆、衰减器、适配器和校准套件。