

基于改进的 WLD 特征的人脸识别

邵新华 赵勋杰 程 凯

(苏州大学物理科学与技术学院 江苏 苏州 215006)

摘 要 对 WLD 特征进行改进。改进的特征提取方法为:首先将原始人脸图像划分为若干个子块,然后提取每块图像的 WLD 直方图统计特征,其中的梯度方向是用 Prewitt 算子计算的,最后将所有分块的 WLD 直方图序列连接起来构成特征向量。为了验证改进特征的性能,用支持向量机进行人脸识别,人脸图像取自 ORL 和 YALE 人脸数据库。实验结果表明,采用改进后的特征可以显著提高人脸识别率。

关键词 人脸识别 韦伯局部描述符 支持向量机 直方图

中图分类号 TP3 文献标识码 A DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2015.04.034

FACE RECOGNITION BASED ON IMPROVED WLD FEATURE

Shao Xinhua Zhao Xunjie Cheng Kai

(School of Physical Science and Technology, Soochow University, Suzhou 215006, Jiangsu, China)

Abstract We improve the Weber local descriptor (WLD) feature. The improved feature extraction method is that to divide the original face image into a number of blocks first, then to extract the histogram statistical characteristics of WLD in each block, in which the gradient orientation is computed by Prewitt descriptor, and finally to concatenate the WLD histograms series of all blocks to form eigenvector. In order to verify the performance of the improved WLD feature, we use support vector machine (SVM) for face recognition, the face images come from ORL and YALE face databases. Experimental results show that to use the improved WLD feature can significantly enhance the face recognition accuracy.

Keywords Face recognition Weber local descriptor Support vector machine Histogram

0 引 言

人脸识别是基于人的脸部特征进行身份识别的一种生物识别技术^[1]。人机交互和视频监控安全都要依赖于该项技术,它虽已被研究多年,但目前仍是计算机视觉领域里的研究热点。

提取有效的特征来描述人脸是人脸识别技术的关键问题。目前常用的人脸特征提取方法有主成分分析(PCA)^[2]、线性判别分析(LDA)^[3]、局部二值模式(LBP)^[4]和 Gabor 特征^[5]等。LBP 最初作为纹理描述符被提出来,具有计算简单、平移不变等特点。文献[6]提出了 LBP 的统一化模式,这大大降低了图像特征维数,减少了计算量,但所有的非统一化模式都放入一个公用收集箱,使得大量信息丢失,因而识别率达不到很高的水平。

2010 年 Chen 等人提出了韦伯局部描述符(WLD)^[7],它源于韦伯定律,是一种简单高效、鲁棒性好的纹理描述符。WLD 由差励(Differential Excitation)和梯度方向两部分组成。WLD 的梯度方向描述了图像边缘的方向信息,而 LBP 并没有反映方向信息,所以 WLD 的性能要优于 LBP。WLD 算法也有其不足之处,它的梯度方向部分的信息只考虑了当前像素的 4 邻接像素,这会丢失一些信息。此外 WLD 特征是整幅图像的直方图特征,无法描述图像的结构信息,因而易导致分类错误。

针对上述问题,本文对 WLD 特征提取方法进行改进。该方

法先把人脸图像分成若干个子块,然后提取每块的 WLD 直方图统计特征。在计算局部梯度方向时,为了尽可能利用邻域像素的信息,我们采用 Prewitt 算子提取梯度方向,该算子考虑到了当前像素的 8 邻域像素,提高了 WLD 特征的描述能力,新的特征向量是所有分块的 WLD 直方图连接起来形成的,最后,我们选择支持向量机(SVM)^[8]作为分类器验证算法的性能。

1 WLD 算法简介

韦伯定律认为想要引起差别感觉必须要求刺激的变化和原刺激本身的比值达到一个阈值^[9],受此启发,Chen 等人提出了 WLD 纹理描述符,它由差励和方向两部分组成。下面我们简单介绍一下 WLD 特征的提取方法。

1.1 差 励

差励反映了当前像素和邻近像素之间的差异,我们通过计算差励可以得到图像中变化的部分,而这种变化相对于人类是可辨别的。图 1 表示了差励的计算过程,图中 X_c 表示当前像素 X_c 及其 8 个相邻像素。

收稿日期:2013-10-26。国家自然科学基金项目(61170124)。邵新华,硕士生,主研领域:模式识别与图像处理。赵勋杰,研究员。程凯,硕士生。

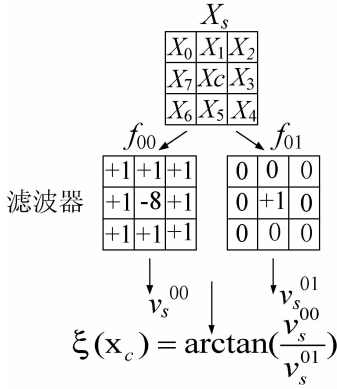


图1 差励计算示意图

首先用滤波器 f_{00} 计算出当前像素和其邻近像素灰度值的总和,计算公式如下:

$$v_s^{00} = \sum_{i=0}^{p-1} (\Delta x_i) = \sum_{i=0}^{p-1} (x_i - x_c) \quad (1)$$

其中 $X_i(i = 0, 1, \dots, p - 1)$ 是当前像素 X_c 第 i 个邻近像素, p 是其周围邻近像素的总个数。根据韦伯法则,通过 f_{00} 和 f_{01} 两个滤波器计算 v_s^{00} 及其与当前像素 X_c 的比值,并进行反正切变换,得到当前像素 X_c 的差励 $\xi(X_c)$, 计算公式如下:

$$\xi(x_c) = \arctan\left(\frac{v_s^{00}}{v_s^{01}}\right) = \arctan\left[\sum_{i=0}^{p-1} \left(\frac{x_i - x_c}{x_c}\right)\right] \quad (2)$$

其中 v_s^{01} 是由滤波器计算得到的,实际上它就是当前像素 X_c 的值。

1.2 梯度方向

如图2 所示,梯度方向的计算公式如下:

$$\theta(x_c) = \arctan\left(\frac{v_s^{11}}{v_s^{10}}\right) \quad (3)$$

其中, v_s^{10} 和 v_s^{11} 是由滤波器 f_{10} 和 f_{11} 计算得出的:

$$v_s^{10} = x_5 - x_1 \quad v_s^{11} = x_7 - x_3 \quad (4)$$

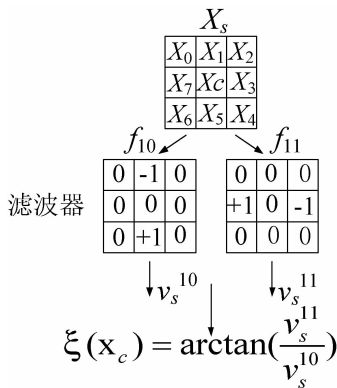


图2 梯度方向计算示意图

为了简单,方向值 θ 被进一步量化为 T 个主方向。在量化之前,做如下映射:

$$\theta \mapsto \theta': \theta' = \arctan2\left(\frac{v_s^{11}}{v_s^{10}}\right) + \pi$$
$$\arctan2\left(\frac{v_s^{11}}{v_s^{10}}\right) = \begin{cases} \theta & v_s^{11} > 0 \text{ 且 } v_s^{10} > 0 \\ \pi + \theta & v_s^{11} > 0 \text{ 且 } v_s^{10} < 0 \\ \theta - \pi & v_s^{11} < 0 \text{ 且 } v_s^{10} < 0 \\ \theta & v_s^{11} < 0 \text{ 且 } v_s^{10} > 0 \end{cases} \quad (5)$$

可知, $\theta \in [-\pi/2, \pi/2], \theta' \in [0, 2\pi]$ 。量化函数如下:

$$\varphi_t = f_q(\theta') = \frac{2t}{T}\pi \quad t = \text{mod}\left(\left\lfloor \frac{\theta'}{\frac{2\pi}{T}} + \frac{1}{2} \right\rfloor, T\right) \quad (6)$$

例如,如果 $T = 8$, 那这 T 个主方向是 $\Phi_t = t\pi/4(t = 0, 1, \dots, T - 1)$ 。换句话说,那些位于区间 $[\Phi_t - \pi/T, \Phi_t + \pi/T]$ 内的梯度方向值都被量化成 Φ_t 。

1.3 WLD 特征

由式(2)可知,差励 $\xi(X_c) \in [-\pi/2, \pi/2]$ 。为了形成可统计的直方图,把 $\xi(X_c)$ 均匀划分为 M 个区间 $l_m(m = 0, 1, \dots, M - 1)$ 。对每个区间,有 $l_m = [\eta_{m,l}, \eta_{m,u}]$, 其中下区间 $\eta_{m,l} = (m/M - 1/2)\pi$, 上区间 $\eta_{m,u} = [(m - 1)/M - 1/2]\pi$ 。例如,当 M 取6 时,第0 个区间 l_0 则为 $[-\pi/2, \pi/3]$ 。 m 值的计算公式如下:

$$m = \text{mod}\left(\frac{\xi(x_c) + \frac{\pi}{2}}{\frac{\pi}{M}}, M\right) \quad (7)$$

此外,每一段区间 $l_m = [\eta_{m,l}, \eta_{m,u}]$ 又被均匀划分为 S 个区间 $l'_s(s = 0, 1, \dots, s - 1)$, s 值的计算公式如下:

$$s = \text{mod}\left(\left\lfloor \frac{\xi(x_c) - \eta_{m,l}}{(\eta_{m,u} - \eta_{m,l})/S} + \frac{1}{2} \right\rfloor, S\right) \quad (8)$$

统计图像上各像素所对应的 m, t, s 的值可以得到一维直方图 $H = \{h_{m,t,s}\}$, $m = 0, 1, \dots, M - 1; t = 0, 1, \dots, T - 1; s = 0, 1, \dots, S - 1$, 它的收集箱的个数为 $M \times T \times S$, 每个收集箱用 $h_{m,t,s}$ 来标记。例如, $h_{5,1,1}$ 统计的是图像上相应于 $m = 5, t = 1, s = 1$ 的像素的个数。这个直方图 H 就称为韦伯局部描述符(WLD), 它包含三个参数 M, T, S 。

2 本文算法描述

在WLD 特征中,计算梯度方向时只考虑了当前像素4 邻接像素,这会丢失一些有鉴别力的细节信息,也容易受到噪声的干扰。本文采用Prewitt 算子计算梯度方向,它考虑了当前像素的所有8 个领域像素,能够更好的提取方向信息,也能够有效地抑制噪声。Prewitt 算子如图3 所示。

-1	-1	-1
0	0	0
1	1	1

-1	0	1
-1	0	1
-1	0	1

图3 Prewitt 算子示意图

此时WLD 梯度方向的计算公式为:

$$\theta(x_c) = \arctan\left(\frac{x_2 + x_3 + x_4 - x_0 - x_7 - x_6}{x_6 + x_5 + x_4 - x_0 - x_1 - x_2}\right) \quad (9)$$

为了区别于原始WLD 特征,我们称这个用Prewitt 算子来提取梯度方向的特征为POWLD 特征。

本文提出的算法是先把人脸图像均匀地划分成了 $V \times H$ 个分块, V 代表垂直方向上子块的数目, H 代表水平方向上子块的数目,然后分别提取每一块的POWLD 特征,再将所有分块的POWLD 直方图按从上到下从左到右的顺序连接起来形成最终的特征向量。特征向量构成如图4 所示。

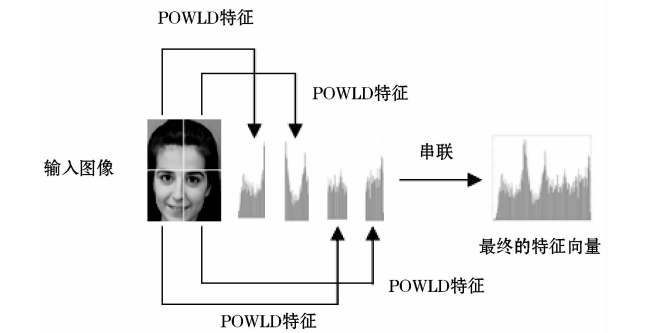


图 4 本文算法特征向量形成示意图

对图像进行分块主要是基于下面两点考虑:① POWLD 特征是直方图特征,直接对整幅图像提取此特征,容易出现不同类的两幅图像却有着相同的 POWLD 特征的情况,从而导致错分类。分块后,最终的特征向量是把各块的 POWLD 连接起来得到的,只要一个小块的 POWLD 特征不一样,那两幅图像最终形成的特征向量就不一样,这样能提高识别率;② 当人脸图像局部区域的表情和光照条件变化较大时,直接对图像提取 POWLD 特征,容易出现同类的两幅图像的 POWLD 直方图特征相差很大的情况,这样也会造成错分类。其实很多情况下,当人脸表情和光照条件发生变化时,人脸图像上只有部分区域变化较明显,大部分区域基本没有变化,这样两幅图像分块后得到的最终特征向量差别就不会那么大,从而有利于识别。因此,本文算法描述信息的能力更强,区分度也更大,它相对于 WLD 算法又引入了两个参数 V 和 H 。选择好这些参数的最佳组合能够产生更好的识别结果。图 5 为对 ORL 人脸数据库中的一张图像的三种划分情况,从左到又,依次是 2×2 划分, 2×3 划分, 3×2 划分。

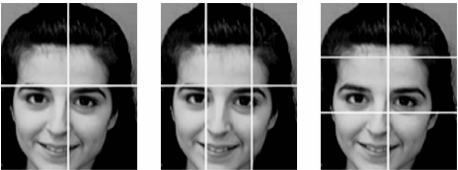


图 5 人脸分块示意图

3 实验结果与分析

我们在 Matlab7.9.0 下进行了人脸识别仿真实验,图像取自 ORL 和 YALE 人脸数据库。分类器选用支持向量机。

3.1 ORL 人脸库实验

ORL 人脸库中有 40 个人的人脸图像(每人 10 幅),每幅图像的大小为 112×92 。这些人脸图像有光照、表情、发型、姿态等特征的变化。我们取每个人的前 5 幅图像作为训练样本,剩下的 5 幅图像作为测试样本。实验中,参数 M 值各取 6 和 10, T 的值各取 8 和 10, S 的值各取 4 和 6。

我们首先研究了不同方法计算 WLD 特征中梯度方向对人脸识别率的影响,采用的算法有 Prewitt 算法, Sobel 算法和 WLD 原始算法,人脸取自 ORL 库。实验结果如图 6 所示。从图中数据可以发现,用 Prewitt 算子计算梯度方向的 WLD 特征的识别率要高于原始 WLD 算法,用 Sobel 算子计算梯度方向,识别性能不如用 Prewitt 算子好。

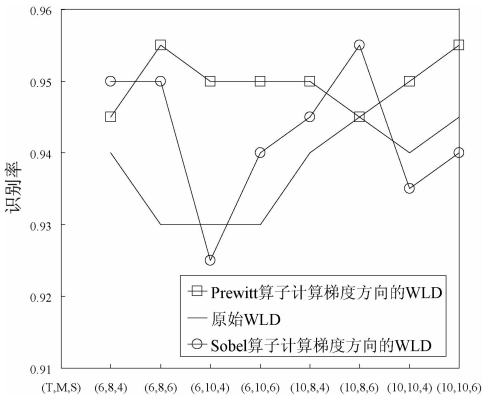


图 6 ORL 人脸库上算法识别性能对比

然后,我们研究了不同分块处理对人脸识别率的影响,人脸取自 ORL 人脸库,分块情况分别是: 2×2 , 3×4 和 4×4 。识别结果见图 7 所示。从实验结果可以发现,分块处理算法的识别率要明显高于原始的 WLD 算法,这就说明了本文改进的 WLD 特征的有效性。进一步分析还可以发现,当分块数取 2×2 , 参数 M, T, S 值各取 6, 8, 4 时,识别率要好于 3×4 和 4×4 分块情况,达到了 99%。

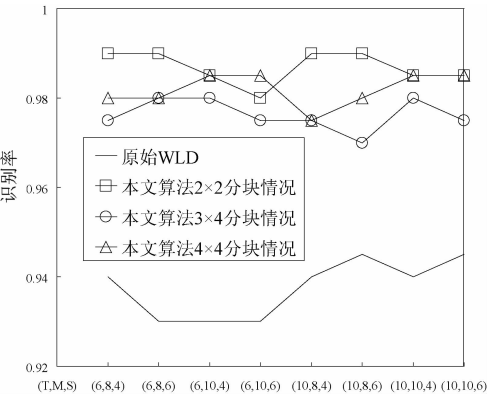


图 7 本文算法和 WLD 算法的实验对比(ORL 人脸库)

本文还测试了 PCA 算法和 LBP 算法对 ORL 库人脸的识别率。图 8 给出了四种算法的最高识别率。可以看出,本文算法的识别率要优于其他几种算法。

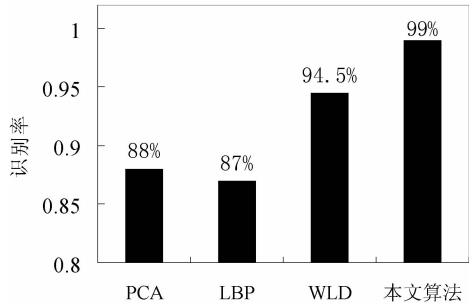


图 8 不同算法在 ORL 人脸库上的最高识别率

3.2 YALE 人脸库实验

YALE 人脸库含有 15 个人的人脸(每人 11 幅图像),每幅人脸图像的大小为 100×100 ,这些图像包含了表情、光照、遮挡等变化。选取每个人的前 5 幅图像作为训练样本,剩下的 6 幅图像作为测试样本。实验中,设置参数 M 的值分别为 6, 10, T 的值分别为 8, 10, S 的值分别为 4, 6, 分块数分别为 2×2 , 3×4 和 4×4 。

WLD 算法和本文算法在各种参数组合下的识别结果如图 9 所示,当 $M=6, T=8, S=4$, 分块数为 4×4 时,本文算法得到的识别率为 100%。当 $M=6, T=8, S=6$ 时,WLD 算法的识别率最高,即 92.2222%。实验结果表明,在三种分块情况下,本文算法的识别率都要高于 WLD 算法。

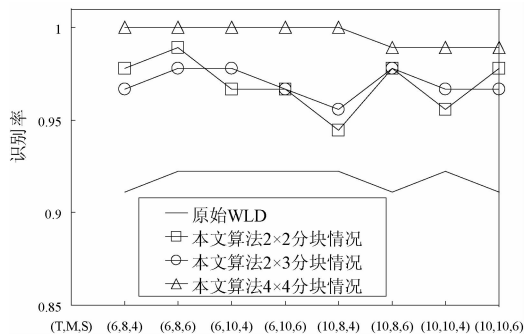


图9 本文算法和WLD算法的实验对比(YALE人脸库)

本文也测试了PCA算法和LBP算法对YALE人脸库的识别率。图10给出了四种算法的最高识别率。可以看出,本文算法的识别率要优于其他几种算法。

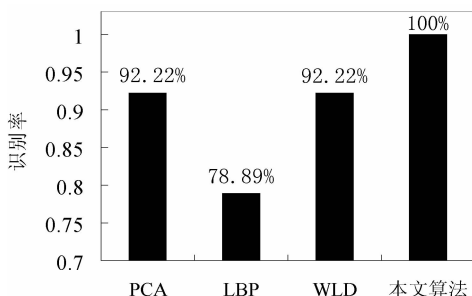


图10 不同算法在YALE人脸库上的最高识别率

4 结 语

本文对WLD特征的提取方法进行了改进,改进体现在两个方面:①对图像进行分块处理;②将梯度方向计算算子改为Prewitt算子。对本文算法的性能进行了实验验证,实验结果显示,在不同分块情况下,本文算法的识别性能都要优于PCA、LBP、WLD算法,从而表明了本文改进的WLD特征提取算法能够有效地提取人脸图像特征,对人脸表情、光照等变化具有很高的鲁棒性。

参 考 文 献

- [1] 曾彤. 基于嵌入式处理器指纹识别系统的设计和实现[J]. 电子设计工程, 2010, 18(4): 119-121.
- [2] 韦立庆, 陈秀红. 分块类增广PCA及其在人脸识别中的应用[J]. 计算机工程, 2011, 37(3): 166-168.
- [3] 谢永林. LDA算法及其在人脸识别中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(19): 189-192.
- [4] 赵敏, 朱明. 基于DTCWT和LBP的低分辨率人脸识别[J]. 计算机工程, 2012, 38(22): 180-182.
- [5] Fan Xiao, Sun Yanfeng, Yin Baocai, et al. Gabor-based dynamic representation for human fatigue monitoring in facial image sequences[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(3): 234-243.
- [6] Ahonen T, Hadid A, Pietikainen M. Face description with local binary patterns: application to face recognition[J]. IEEE Transactions on Pat-

tern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(12): 2037-2041.

- [7] Chen Jie, Shan Shiguang, He Chu, et al. WLD: A robust local image descriptor[J]. IEEE TPAMI, 2010, 32(9): 1705-1719.
- [8] 柳长源, 毕晓君, 韦琦. 基于向量机器学习算法的多模式分类器的研究及改进[J]. 电机与控制学报, 2013, 17(1): 115-117.
- [9] Luo R C, Lin T T, Chen Kuanyu. Gender recognition based on ensemble learning with selective features for service robotics applications[C]. IEEE International conference on robotics and biomimetics, 2011: 1159-1164.
- [10] 姜炳旭, 刘杰, 孙河. Sobel边缘检测的细化[J]. 沈阳师范大学学报: 自然科学版, 2010(4): 503-505.

(上接第79页)

和VolunteerService分别复用浏览器版的model层的类;而RestletApplication继承org.restlet.Application类完成RestController的功能——匹配相关URI和Resource类;VolunteerResource则继承org.restlet.resource.ServerResource类完成Resource接口的功能,该类调用model层的VolunteerService和Volunteer类查询数据库,实现身份认证。

对于Android移动终端,VolunteerLoginActivity实现界面显示,其界面事件处理委托给VolunteerLoginBehaviour处理,包括RestClient接口的功能:连接到Web服务器。

对于iphone手机,VolunteerLoginControlView实现界面显示,VolunteerLoginDelegate处理事件,包括RestClient接口的功能。

5 结 语

针对当前移动互联网迅速发展的背景,本文提出了一个基于REST的异构移动客户端接入方法,理论分析和实际应用验证了该方法的有效性。不难证明该方法还可以用于实现PC桌面客户端。

参 考 文 献

- [1] Andreas Holzinger, Peter Treitler, Wolfgang Slany. Making Apps Useable on Multiple Different Mobile Platforms: On Interoperability for Business Application Development on Smartphones[C]//2012 International Cross-Domain Conference and Workshop on Availability, Reliability, and Security. Heidelberg: Springer Verlag, 2012: 176-189.
- [2] Roy Thomas Fielding. Architectural styles and the design of network-based software architectures[D]. Doctoral Dissertation, Dept. of Computer Science, Univ. of California, Irvine. 2000.
- [3] 王姜, 余萍, 曹春, 等. 开放网络环境下的程序设计: 从RPC到REST[J/OL]. 计算机工程与应用, 2012-11-30. <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20121130.1126.004.html>.
- [4] 冯新扬, 沈建京. REST和RPC: 两种Web服务架构风格比较分析[J]. 小型微型计算机系统, 2010, 31(7): 1393-1395.
- [5] Feda AlShahwan, Klaus Moessner. Providing SOAP Web Services and RESTful Web Services from Mobile Hosts[C]//5th International Conference on Internet and Web Applications and Services. Piscataway: IEEE Computer Society, 2010: 174-179.
- [6] Guinard D, Trifa V, Pham T, et al. Towards physical mashups in the Web of things[C]//INSS'09, 2009.
- [7] 程冬梅, 王瑞聪, 刘燕, 等. 基于REST架构风格的物联网服务平台研发[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(14): 74-78, 157.
- [8] Jose standoval. RESTful Java Web Services[M]. Birmingham: Packt Publishing Ltd. 2009.