

面向光照可变的人脸识别方法

李昕昕^{1*}, 陈丹², 许凤娇²

(1. 四川大学锦城学院, 成都 611731; 2. 重庆邮电大学 计算机科学与技术研究所, 重庆 400065)

(*通信作者电子邮箱 xinlinli@foxmail.com)

摘要:传统 Retinex 算法在侧光严重的情况下难以消除阴影,为此提出一个对数形式的传导函数,取得了很好的光照补偿效果。为提高人脸识别率,将该问题看成一个典型的模式分类问题,提出基于局部二值模式(LBP)特征的支持向量机(SVM)人脸识别方法,使用“一对一”的方法将多类问题转化为 SVM 分类器可以解决的两类问题,实现了高效的人脸识别。在 CMU PIE、AR、CAS-PEAL 以及自行采集的人脸库上进行了仿真实验,结果表明该方法能够有效地去除光照影响,相对传统方法具有较优的识别性能。

关键词:人脸识别;光照;局部二值模式;支持向量机;视网膜皮层

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Face recognition method for scenario with lighting variation

LI Xinxin^{1*}, CHEN Dan², XU Fengjiao²

(1. Jincheng College of Sichuan University, Chengdu Sichuan 611731, China;

2. Institute of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: With serious sidelight, it is difficult for the traditional algorithm to eliminate shadows. To improve the illumination compensation effect, a logarithmic transformation function was presented. In order to improve the performance of face recognition, by taking this problem as a classic pattern classification problem, a new method combining Local Binary Pattern (LBP) and Support Vector Machine (SVM) was proposed. One-against-one was used to convert multi-class problem to two-class problem, that can be used by SVM. Simulation experiments were conducted on the database of CMU PIE, AR, CAS-PEAL and one face database collected by the authors. The results show that lighting effects can be well eliminated and the proposed method performs better than the traditional ones.

Key words: face recognition; lighting; Local Binary Pattern (LBP); Support Vector Machine (SVM); Retinex

0 引言

人脸图像具有高维、高噪声等特点,直接用于分类通常不稳定。现有的研究更多集中于特征提取,试图提取稳定、不变的面部特征,其中包括基于线性子空间的方法,如主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)^[1]、线性鉴别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)^[2]、独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)^[3]等;此外还包括基于频域 Gabor 特征、基于空间域的 Harr 特征^[4]、局部二值模式(Local Binary Patterns, LBP)特征^[5]、梯度直方图(Histogram of Oriented Gradients, HOG)特征^[6]等。

近期研究表明,在可控条件下,人脸识别的精度已经达到很高的水平,甚至可以同指纹识别媲美^[7]。但在实际应用场景中,因光照、表情、姿态等不可控因素的变化,导致面部图像作为特征识别对象也有其固有的困难:1)人脸特征稳定性较差,尽管面部通常不会发生根本性的变化,但人脸是有极强可塑性的三维柔性皮肤表面,会随着表情、年龄等的变化而发生改变;2)外界环境因素如光照条件、姿态、距离变化对人脸图像质量影响较大,导致人脸识别性能偏低。

光照问题是自动人脸识别中的关键问题,不同人脸的差别远小于不同光照条件下同一张人脸的差别。李子青等^[8]采用近红外图像来解决光照问题,取得了一定的进展;张磊

等^[9]也提出了具有方向的二值编码法实现对近红外人脸图像的识别。但获取近红外图像需要额外的硬件设计,往往不便于在现实场景进行广泛应用。

本文以可见光图像为研究对象,针对其光照问题,分析了基于 Retinex 理论的光照预处理算法^[10],发现传统 Retinex 算法在侧光严重的情况下难以消除阴影。为此提出一个对数形式的传导函数,将其应用于 Retinex 算法可以改善光照补偿效果,简称 LogRetinex。人脸识别还是一个典型的模式分类问题,除了提取有效的特征以外,设计合理的分类手段对提高人脸识别率也具有重要作用,为此本文进一步提出基于 LBP 特征的支持向量机(Support Vector Machines, SVM)人脸识别方法:首先提取人脸图像的 LBP 特征,使用“一对一”的方法将多类问题转化为 SVM 分类器可以解决的两类问题,进而实现了高效人脸识别。本文系统的总体思路如图 1 所示。

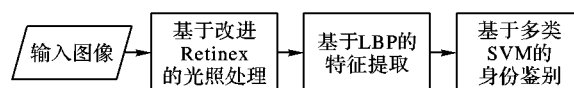


图1 本文方法总体框架

1 一个鲁棒的人脸识别算法

1.1 基于 LogRetinex 人脸图像光照恢复

美国物理学家 Edwin Land 发现,在视觉信息的传导过程

收稿日期:2012-08-23;修回日期:2012-10-14。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61202191);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(SWJTU12CX095)。

作者简介:李昕昕(1981-),女,四川成都人,讲师,硕士,CCF 会员,主要研究方向:智能信息处理、模式识别、人工智能;陈丹(1985-),女,四川德昌人,硕士,主要研究方向:图像处理、人脸识别;许凤娇(1988-),女,河南汝南人,硕士研究生,主要研究方向:模式识别、人工智能。

中人类的视觉系统对这些信息进行了某种处理,只保留了反映物体本质特征的信息,如反射系数等,而去除了光源强度和照射不均匀等一系列不确定因素。当这些描述物体本质特征的相关信息传递到大脑皮层后,经过更加复杂的信息处理,才最终形成了人的视觉。基于上述认识,1977年Edwin Land首次提出了一种被称为Retinex的色彩理论,又被称为视网膜大脑皮层理论^[10]。

Retinex理论的基本思想是将原始图像看成是由照射亮度分量和反射分量组成的:

$$I(x, y) = R(x, y) \times L(x, y) \quad (1)$$

其中:亮度分量 $L(x, y)$ 直接决定了一幅图像中像素能够达到的动态范围,反射分量 $R(x, y)$ 决定了图像的内在性质,因此在原始图像中去除或降低照射光(亮度)的影响从而保留本质的反射属性是Retinex理论的基本思想。为了便于计算,式(1)两边同时取对数并移项,得

$$\ln(R(x, y)) = \ln(I(x, y)) - \ln(L(x, y)) \quad (2)$$

记 $i = \ln(I(x, y)), l = \ln(L(x, y)), r = \ln(R(x, y))$, 则: $r = i - l, R = \exp(r)$ 。

单尺度Retinex(Single Scale Retinex, SSR)算法是基于Retinex理论的最基本技术,是由Land提出的中心/环绕Retinex发展而来的,其数学描述如下:

$$R_i(x, y) = \ln I_i(x, y) - \ln[F(x, y) * I_i(x, y)] \quad (3)$$

其中: $R_i(x, y)$ 是SSR在第 i 个颜色频段上的输出, $I_i(x, y)$ 是源图像, $F(x, y)$ 是环绕函数,*表示卷积。环绕函数形式为

$$F(x, y) = K \exp[-(x^2 + y^2)/c^2] \quad (4)$$

其中: c 为高斯环绕函数的尺度,通常选取80~100; K 为归一化因子,使得

$$\iint F(x, y) dx dy = 1 \quad (5)$$

该方法可以增加不均匀光照条件下图像的信息,但是不能提供较好的明暗色调,而且输出图像会“褪色”。

多尺度Retinex(Multi-Scale Retinex, MSR)算法能解决SSR在处理光照不均匀图像中出现的问题。因为有些区域只有用特定的尺度才能增强,试图只用一个尺度来增强所有区域是不可能的。MSR算法的数学形式是将多个SSR的输出结果加权求和:

$$R_{M_i}(x, y) = \sum_{n=1}^N w_n \{ \ln I_i(x, y) - \ln[F_n(x, y) * I_i(x, y)] \} \quad (6)$$

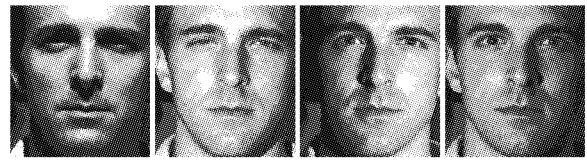
其中: $R_{M_i}(x, y)$ 是MSR在第 i 个色彩空间的输出; N 为尺度个数, w_n 为对应于每一个尺度的权值,满足 $\sum_{n=1}^N w_n = 1$ 。

$$F_n(x, y) = K \exp[-(x^2 + y^2)/c^2] \quad (7)$$

其中: K 为归一化因子; c 为第 n 个尺度,当 $n=1$ 时,即为单尺度的情况。在实际应用时,环绕函数尺度的选择应尽量包含各个范围的尺度,一般选择一个小尺度、一个中间尺度和一个大尺度。

该方法能够增强一定区域的清晰度,但是依然无法消除“褪色”现象。图2是在YaleB人脸库上做的分析比较。从图2可以看到,在光照变化较小时,SSR和MSR可以取得较好的效果,但是,当光照变化较大时,图中不可避免地出现了阴影现象。传统Retinex理论假设光照是平缓变化的,因此采用高斯滤波来模拟光照效果,但是在灰度变化剧烈的地方,这个假

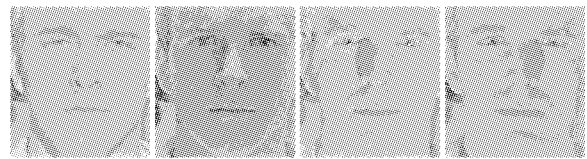
设难以满足,因而不可避免地出现了阴影。



(a) 原图



(b) SSR效果图



(c) MSR效果图

图2 SSR和MSR效果图

那么,如何解决灰度剧烈变化处的光照估计问题就成为了解决了一个良好的光照补偿算法必须考虑的问题。

自适应平滑Retinex算法^[13]的原理是用一个 3×3 的模板反复迭代平滑图像,该模板能够反映出图像的灰度变化程度,因此可采用自适应平滑Retinex算法来估计照射光亮度分量 $L(x, y)$ 。初始时 $L^{(0)}(x, y)$ 为源图像, $L^{(t+1)}(x, y)$ 表示第 $(t+1)$ 次迭代,其公式如下:

$$L^{(t+1)}(x, y) = \frac{1}{N^{(t)}(x, y)} \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 L^{(t)}(x+i, y+j) \omega^{(t)}(x+i, y+j) \quad (8)$$

$$N^{(t)}(x, y) = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 \omega^{(t)}(x+i, y+j) \quad (9)$$

$$\omega^{(t)}(x, y) = g(d^{(t)}(x, y)) \quad (10)$$

其中: $N^{(t)}(x, y)$ 是一个归一化因子; g 为传导函数,是一个非负单调递减函数; d 用于度量不连续性。文献[13]证明该算法具有各向异性扩散的性质,可在平滑时保留部分边缘特征。 g 和 d 是决定平滑效果的两个至关重要的因素。

根据人眼感受到的亮度与进入人眼的光强度成对数关系这一视觉特性,本文提出一个对数形式的传导函数:

$$g(d, K) = \ln(1 + (d/K)^2) + 1 \quad (11)$$

假设有一个边缘, $f(x)$ 随 x 的增加而增加, $f_x > 0, f_{xx} = 0, f_{xxx} < 0$ 。

$$C(x, t) = \ln(1 + (f_x(x, t)/k)^2) + 1 \quad (12)$$

由于边缘处, $f_{xx} = 0, f_{xxx} < 0$, 故而: $\frac{d}{dt} \left(\frac{df}{dx} \right) < 0$, 该传导函数没有边缘增强效应。

在本文的传导函数中,采用 $\rho(x, y)$ 和新的梯度算子共同测量灰度的变化程度 d 。

$$g_1 = g_1(|\nabla f(x, y)|, K_1) = \ln(1 + (|\nabla f(x, y)|/K_1)^2) + 1 \quad (13)$$

$$g_2 = g_2(\tilde{\rho}(x, y), K_2) = \ln(1 + (\tilde{\rho}(x, y)/K_2)^2) + 1 \quad (14)$$

其中:

$$\tilde{\rho}(x, y) = \sin\left(\frac{\pi}{2} \rho(x, y)\right) \quad (15)$$

$$\rho(x, y) = \frac{\rho(x, y) - \rho_{\min}}{\rho_{\max} - \rho_{\min}} \quad (16)$$

本文的 LogRetinex 方法总结如下:

- 1) 初始化光照图像 $L^{(0)}(x, y)$ 为 $I(x, y)$, 设置参数 K_1, K_2 。
- 2) $\omega(x, y) = g_1(x, y) * g_2(x, y)^2$ 。
- 3) 将 $\omega(x, y)$ 代入式(9)中, 求出 $N(x, y)$, 本文的 $\omega(x, y)$ 与 $N(x, y)$ 只在迭代前计算一次。
- 4) 设置迭代次数 T , 将 $\omega(x, y)$ 与 $N(x, y)$ 代入自适应平滑公式(式(8))。在迭代过程中添加约束条件: $L^{(i+1)}(x, y) = \max\{L^{(i+1)}(x, y), L^{(i)}(x, y)\}$ 。
- 5) 将 $L(x, y)$ 代入式(2)中, 求出 $\ln(R(x, y))$ 。

1.2 基于 LBP 的特征提取

局部二值模式 LBP^[5] 是一种有效的图像纹理描述算子, 最初多用于分析图像的纹理特征。它能有效地描述图像的局部特征, 具有旋转不变性, 对灰度变化不敏感, 且它的计算简单快速, 所以在图像检索、人脸识别、运动分析、图像的恢复等计算机视觉领域的应用表现出了良好的性能。

最原始的 LBP 算子固定分析图像中 3×3 的窗口, 以窗口中间像素的灰度值为阈值对窗口内其他像素进行二值化, 然后根据像素的不同位置进行加权求和, 最后得到该窗口的 LBP 值。如式(14)所示:

$$S(f_p - f_c) = \begin{cases} 1, & f_p \geq f_c \\ 0, & f_p < f_c \end{cases} \quad (17)$$

其中: f_c 表示该局部邻域中心像素点的灰度值, f_p ($p = 0, 1, \dots, 7$) 为对应中心像素点的 8 个邻域灰度值。LBP 先对图像每个像素 f_c 的 8 邻域采样, 每个采样点 f_p 与中心像素 f_c 作灰度二值化运算。如果对每个采样点赋予不同的权系数 2^p , 则可以得到一个对应该 f_c 的唯一的 LBP 编码:

$$LBP = \sum_{p=0}^7 S(f_p - f_c) \cdot 2^p \quad (18)$$

为了能处理不同邻域大小的纹理特征, 有学者将 3×3 邻域扩展到任意邻域, 用圆形邻域代替了正方形邻域。采用双线性插值算法计算那些没有完全落在像素位置的点的灰度值。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。LBP _{p, R} 表示在半径为 R 的圆形邻域内有 P 个像素点, 常见的 LBP 算子有 LBP_{8,1}, LBP_{16,2}, LBP_{24,3}, LBP_{32,4}。

为了去除图像旋转带来的影响, Ahonen 等^[5] 进一步提出了旋转不变的局部二值模式和“等价类模式”(uniform pattern)定义一个 U , 用于测量二进制数由 0 跳至 1 或由 1 跳至 0 的变换次数。当某个局部二进制模式对应的循环二进制数从 0 到 1 或从 1 到 0 最多跳变两次时, 该局部二进制模式对应的二进制就称为一个等价类模式。例如模式 11001001 有 4 个跳变, 模式 01010011 有 5 个跳变, 它们是混合类模式。基于这种等价模式类的 LBP 算子就可以表示为: LBP _{$p, R, u2$} , 其中 $u2$ 表示等价类模式。

在获取人脸图像的 LBP 特征后(如图 3(b)所示), 该特征只能描述图像的整体轮廓特征, 不能表示人脸图像的局部纹理。基于此, 通常采用分块的方法将人脸图像划分成不重叠的多块, 再对这些局部区域应用 LBP 算子, 如图 3(c)所示, 这样就可以得到局部的细节纹理描述。进而, 以每一块为单位, 分别计算直方图, 把所有块的直方图串联起来构成对该人脸图像特征的描述(如图 3(d)所示)。通常采用卡方距离来

定义两个人脸图像 LBP 特征的相似度, 而本文采用多分类的 SVM 算法进行分类过程, 以提高算法的鲁棒性, 具体如 1.3 节所述。

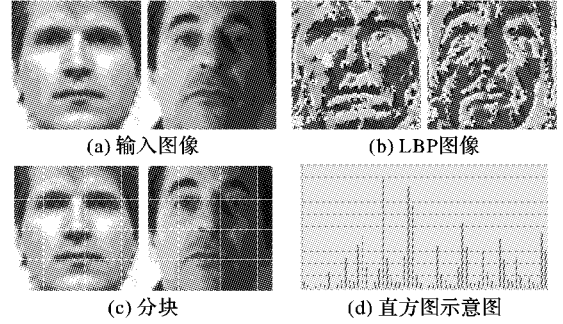


图3 LBP 算法基本思路

1.3 基于 SVM 的多分类人脸识别

支持向量机(SVM)是一种基于统计学习理论的分类方法^[11], 具有完备的理论基础, 以及良好的分类和推广性能。由于 SVM 方法是两类问题的分类器, 为了解决多类问题, 可以采用几种不同的策略实现基于 SVM 的人脸识别和确认问题:

- 1) 差空间方法。对所有样本两两作差, 使多类问题转化为了“类内差”和“类间差”的两类问题。
 - 2) 一对一。每两类之间训练一个 SVM 分类器, 对 N 个类共需要训练 $N(N-1)/2$ 个分类器, 使用二叉树或打分法作决策。
 - 3) 一对多。在每一类与其他所有类之间训练一个 SVM 分类器, 对 N 个类共需要训练 N 个分类器。
- Hsu 等^[12] 验证了“一对一”的方法是相对最有效的方法, 因此本文采用该方法, 将每个人作为一类, 在每两类之间训练一个分类器, 对于 N 类问题, 共构建 C_N^2 个分类器, 将 C_N^2 个分类器构建成一个二叉树, 在进行分类时, 进行 $N-1$ 次比较得到最终的分类结果。

2 实验及分析

实验人脸数据库包括 5 个包含光照变化的公共人脸库以及一个自建库, 公共库包括 YaleB 库、CMU PIE 库、AR 库、日本女性表情库 JAFFE 库以及中国科学院提供的大型人脸库 CAS-PEAL。其中 YaleB 库根据光照角度不同分为 5 个子库:

- 子集 1: 包含 70 幅图像(每人 7 幅图像), 光源角度 $< 12^\circ$, 在下文用 YaleB(01)表示;
- 子集 2: 包含 120 幅图像(每人 12 幅图像), $20^\circ < \text{光源角度} < 25^\circ$, 在下文用 YaleB(02)表示;
- 子集 3: 包含 120 幅图像(每人 12 幅图像), $35^\circ < \text{光源角度} < 50^\circ$, 在下文用 YaleB(03)表示;
- 子集 4: 包含 140 幅图像(每人 14 幅图像), $60^\circ < \text{光源角度} < 77^\circ$, 在下文用 YaleB(04)表示;
- 子集 5: 包含 190 幅图像(每人 19 幅图像), 光源角度 $> 78^\circ$, 在下文用 YaleB(05)表示。

本文使用 CAS-PEAL 中的正面图像子库, 包含 1040 人的共 9060 幅图像, 分为表情变化、光照变化、饰物变化、背景变化、距离变化和时间跨度变化 6 个子集。采用自建库是为了验证本文算法在真实场景的稳定性, 包含 58 个人不同表情、不同时间跨度的人脸图像。

2.1 去光照的有效性分析

为了验证本文提出的传导函数的有效性, 设置了如下实

验:将本文提出的改进算法 LogRetinex 与原始 Retinex^[13]、改进的 Retinex 算法^[14] (以下简称 MRetinex) 进行实验对比,分别测试识别率;为了排除特征提取的影响,仅采用 PCA 作为基准算法。

图4给出了采用不同方法进行预处理的效果图。从图中可以看到,相对原始 Retinex 和 MRetinex 算法,本文方法没有边缘增强效应,在去光照的同时能够很好地保留图像细节,这一特性将有利于提高后续识别率。

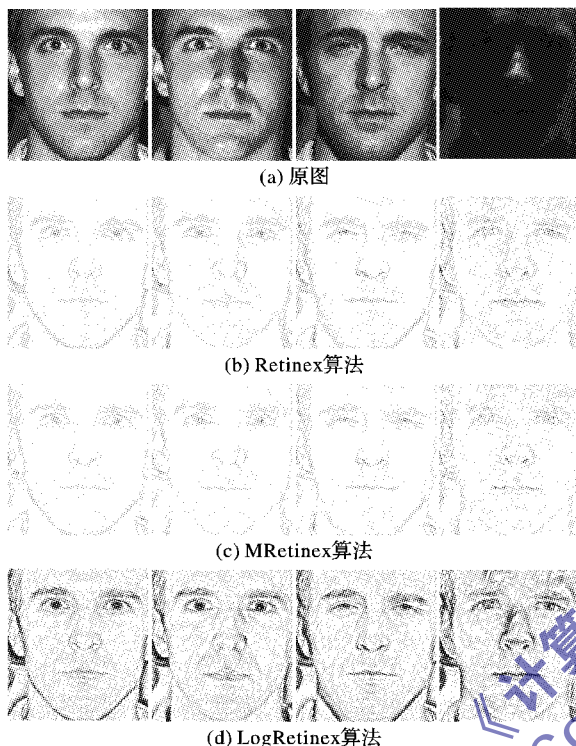


图4 不同光照处理算法的光照恢复效果比较

2.2 去光照对人脸识别率的影响

图5给出了经过上述三种算法预处理后的图像的识别率(其中横坐标的人脸库A~E分别代表YaleB(01)~YaleB(05),F~I分别代表AR、PIE、CAS_PEAL和JAFPE)。从图中可以看到,采用PCA作为特征提取基准算法时,Retinex和MRetinex算法的识别效果相近,其中Retinex的结果较优。在YaleB库上,Retinex和本文的LogRetinex算法的表现各有优劣,但在AR、PIE和CAS_PEAL库上,本文算法的优势就明显凸显出来了。

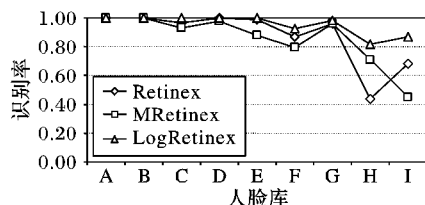


图5 多个人脸库上不同光照处理的人脸识别率

进一步,在多个算法上对本文的光照处理方法进行验证,并与直方图均衡化的方法进行比较,实验采用自行采集的人脸库。表1给出了实验结果,其中Gabor+LBP是将Gabor特征与LBP特征结合的算法^[15],其他表示含义类似。可以看到,基于本文的光照处理后,多个算法均得到了最好的实验结果。值得指出的是,直方图均衡化处理对基于Gabor特征的识别算法而言,能够有效地提高识别率,然而,对基于LBP特

征的算法,反而会降低识别率,因此并不适用于基于LBP特征的方法,主要原因在于LBP特征是基于局部空间信息的特征提取算法,而直方图均衡化正好弱化了局部信息的差异。

表1 多算法在不同光照下的人脸识别率比较

算法	无光照处理	直方图均衡化	本文方法
LBP	0.70	0.66	0.77
LBP + SVM	0.77	0.73	0.82
Gabor + LDA	0.42	0.72	0.72
Gabor + LBP	0.57	0.76	0.80

为了验证本文LBP与SVM结合算法的优势,多种算法均采用本文的方法进行光照恢复后进行识别,实验采用自行采集的人脸库,结果如图6所示(其中横坐标的算法A~D分别表示LBP、Gabor+LDA、Gabor+LBP和LBP+SVM)。从图中可以看出本文方法在真实场景下具有最好的人脸识别率。

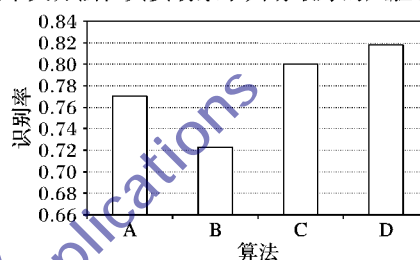


图6 相同光照处理情况下不同算法的识别率比较

3 结语

光照问题是自动人脸识别中的关键问题,不同人脸的差别远小于不同光照条件下同一张人脸的差别。针对光照问题,本文提出一个对数形式的传导函数,以改善光照补偿效果。人脸识别又是一个典型的模式分类问题,除了提取有效的特征以外,设计合理的分类手段对提高人脸识别率具有重要作用。本文进一步提出基于LBP特征的SVM人脸识别方法:首先提取人脸图像的LBP特征,使用“一对一”的方法将多类问题转化为SVM分类器可以解决的两类问题,进而实现了高效人脸识别。该算法在公共人脸数据库CAS-PEAL以及自行采集的数据库上均取得了较高的识别率。实验表明,改进的Retinex算法能够有效地恢复光照,为后续身份鉴别提供重要基础条件;LBP与SVM的结合是一个稳定的人脸特征提取、分类手段,能够实现鲁棒的人脸识别。

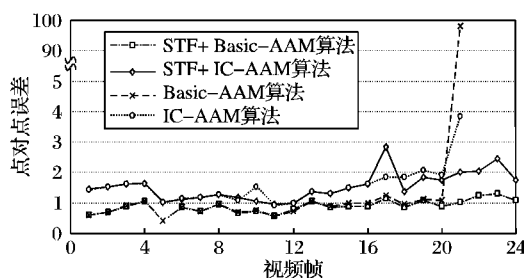
参考文献:

- [1] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for recognition [J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86.
- [2] BELHUMEUR P N, HESPAH J P, KRIEGMAN D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720.
- [3] BARTLETT 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.
- [4] VIOLA P, JONES M J. Robust real-time face detection [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 57(2): 137-154.
- [5] AHONEN T, HADID A, PIETIKÄÄNEN M. Face recognition with local binary patterns [C]// ECCV 2004: The European Conference on Computer Vision 2004 Proceedings, LNCS 3021. Berlin: Springer-Verlag, 2004: 469-481.

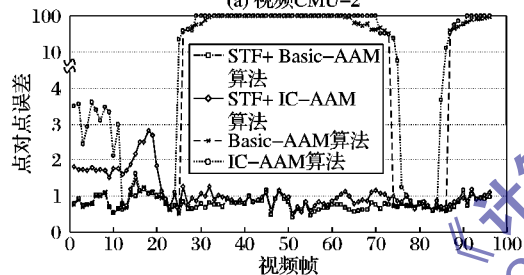
要求。从图4中可以看到,由于本文算法预测到了头部位置,使拟合初始位置比较接近目标,所以拟合误差在视频序列中比较低,即使在头部摆动偏离最初模型初始位置时误差也较低;而 Basic-AAM 和 IC-AAM 算法随着头部的运动导致模型偏离初始位置时,拟合误差将增大,甚至导致拟合失败。

表2 总平均时间的比较

算法	CMU-1	CMU-2	Capture-1	Capture-2
Basic-AAM 算法	251	∞	413	410
IC-AAM 算法	109	∞	146	134
Adaboost + Basic-AAM 算法	227	203	152	149
Adaboost + IC-AAM 算法	104	120	108	103
STF + Basic-AAM 算法	131	94	85	89
STF + IC-AAM 算法	39	48	51	47



(a) 视频CMU-2



(b) 视频Capture-2

图4 点对点拟合误差

4 结语

快速、准确地对视频序列进行人脸特征点定位,对随后的表情识别分析和其他研究工作起着重要作用,并能为实时的表情识别奠定基础。本文对 AAM 算法加入了 STF 预测,使算法在拟合前就能找到较接近目标对象的拟合初始位置,从而使算法对带有头部运动的视频序列的特征点跟踪定位的速度和准确率有了一定的提高。但算法只预测了头部的平面摆动,对头部的深度运动却没有进行预测,因此当头部侧偏时,

算法的拟合误差会增大,这就需要在后续工作中对头部的深度运动进行预测,使算法能更有效地满足实际需要。

参考文献:

- [1] COOTES T F, EDWARDS G J, TAYLOR C J. Active appearance models [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(6): 681-685.
- [2] COOTES T F, EDWARDS G J, TAYLOR C J. Active appearance models [C]// Proceedings of the 5th European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer-Verlag, 1998: 484-498.
- [3] 山世光. 人脸识别中若干关键问题的研究[D]. 北京: 中国科学院计算技术研究所, 2004.
- [4] GAO X B, SU Y, LI X L, et al. A review of active appearance models [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2010, 40(2): 145-158.
- [5] COOTES T F, WHEELER G V, WALKER K N, et al. View-based active appearance models [J]. Image and Vision Computing, 2002, 20(9/10): 657-664.
- [6] 呼月宁, 张艳宁, 朱宇, 等. AAM 在多姿态人脸特征点检测中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(12): 161-165.
- [7] 范小九, 彭强, CHEN J X, 等. 一种改进的 AAM 人脸特征点快速定位方法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(6): 1354-1358.
- [8] 叶超, 李天瑞, 龚勋. 基于 MR-AAM 双重拟合的人脸特征点定位方法[J]. 计算机应用, 2011, 31(10): 2724-2727.
- [9] MATTHEWS I, BAKER S. Active appearance models revisited [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 135-164.
- [10] 周东华, 席裕庚, 张钟俊. 一种带多重次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波器[J]. 自动化学报, 1991, 17(6): 689-695.
- [11] 赵学梅, 陈思, 李东. 强跟踪卡尔曼滤波在视频目标跟踪中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(11): 128-131.
- [12] COOTES T F, TAYLOR C J. Statistical models of appearance for computer vision [EB/OL]. [2012-04-20]. http://www.isbe.man.ac.uk/~bim/Models/app_models.pdf.
- [13] TIAN Y L, KANADE T, COHN J F. Recognizing action units for facial expression analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(2): 97-115.
- [14] KANADE T, COHN J F, TIAN Y. Comprehensive database for facial expression analysis [C]// Proceedings of the Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2000: 46-53.
- [15] YAO W. AAMLibrary [EB/OL]. [2012-03-20]. <http://code.google.com/p/aam-library/>.

(上接第510页)

- [6] MONZO D, ALBIOL A, ALBIOL A, et al. Color HOG-EBGM for face recognition [C]// the 18th IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway: IEEE, 2011: 785-788.
- [7] PHILLIPS P J, SCRUGGS W T, O'TOOLE A J, et al. FRVT 2006 and ICE 2006 large-scale experimental results [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(5): 831-846.
- [8] LI S Z, CHU R F, LIAO S C, et al. Illumination invariant face recognition using near-infrared images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(4): 627-639.
- [9] ZHANG B C, ZHANG L, ZHANG D, et al. Directional binary code with application to PolyU near-infrared face database [J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(14): 2337-2344.

- [10] JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODELL G A. Properties and performance of a center/surround retinex [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(3): 451-462.
- [11] 张学工. 模式识别[M]. 3版. 北京: 清华大学出版社, 2010.
- [12] HSU C-W, LIN C-J. A comparison of methods for multiclass support vector machines [J]. The IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 415-425.
- [13] PARK Y K, PARK S L, KIM J K. Retinex method based on adaptive smoothing for illumination invariant face recognition [J]. Signal Processing, 2008, 88(8): 1929-1945.
- [14] 葛薇, 李桂菊, 程宇奇, 等. 利用改进的 Retinex 进行人脸图像光照处理[J]. 光学精密工程, 2010, 18(4): 1011-1019.
- [15] 苏煜, 山世光, 陈熙霖, 等. 一种基于全局和局部特征集成的人脸识别方法[J]. 软件学报, 2010, 21(8): 1849-1862.