

文章编号: 1004-4353(2016)01-0060-05

基于 TV-L2 模型的人脸识别 光照正规化算法

刘裕丰, 许成哲*

(延边大学工学院 电子信息通信学科, 吉林 延吉 133002)

摘要: 提出一种基于 TV-L2 模型的光照正规化算法,该方法提取侧重于保留人脸纹理特征信息的光照反射成分.首先利用 TV-L2 模型对人脸图像执行滤波,估计出光照成分后,根据反射表征模型在对数域中求取人脸反射成分图像,最后对人脸反射成分图像进行标准化之后得到独立于光照变化的图像.实验结果表明,本文提出的方法运行速度快,能有效地消除光照变化的影响.

关键词: 人脸识别; TV-L2 模型; 纹理信息; 可变光照

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

Research of illumination normalization algorithm for face recognition based on TV-L2 model

LIU Yufeng, XU Chengzhe*

(Department of Electronic and Communication Engineering, College of Engineering,
Yanbian University, Yanji 133002, China)

Abstract: This paper proposes an illumination normalization algorithm based on TV-L2 model. The presented method is utilized to extract the illumination reflectance components which focus on retaining the facial texture feature information. First, we perform the filtering on face images using TV-L2 model to estimate the illumination components. Then, obtain the reflectance components of face images in logarithmic domain based on reflection model. Finally, illumination-independent images are made by normalizing reflectance components of face images. The experimental result shows that the proposed method requires less computational time and can efficiently eliminate the influence of illumination variation.

Keywords: face recognition; TV-L2 model; texture information; varying lighting

0 引言

随着计算机智能技术的发展,信息安全受到了广泛的关注.近年来兴起的生物识别技术由于具有唯一性、可靠性等优点,成为热点研究领域.人脸识别是生物识别中的一种,相对于指纹识别、虹膜识别、视网膜识别等技术,生物识别中的人脸识别还具有如下优势:图像采集方式为非接触性,具有隐蔽性与高接受性,并且图像获取方式简单,符合人的逻辑思维.

近年来人脸识别技术取得了较大进展,但仍面临许多挑战,其中光照变化是人脸识别研究中的最大挑战之一.目前为止,已有许多研究者对可变光照下的人脸识别进行了研究^[1-2],其中典型的方法有

LTV^[3]、ASR^[4]、SASR^[5]、LFDCT^[6]、NLTV^[7]. LTV 是利用总变分模型的多尺度分解性,求解消除光照影响的人脸反射成分;ASR 是利用 3×3 的平滑掩膜对输入图像进行迭代卷积求解光照反射成分;SASR 是利用局部标准差和局部强度范围定位不连续性,以降低 ASR 中迭代卷积造成的求解时间过长的的问题;LFDCT 是利用模糊滤波对 DCT 系数的部分低频系数执行模糊滤波,以此消除光照变化的影响.但这些方法在光照正规化中丢失了大量的对人脸识别性能有重要影响的纹理特征信息,在一定程度上造成了人脸识别性能的下降. NLTV 将传统的 TV 模型扩展到了非局部区域,能够很好地保留纹理特征信息,进而能够有效地克服光照变化的影响,但其计算量巨大,不利于在实时人脸识别中使用. 本文针对现有算法中丢失大量纹理特征信息的问题,提出一种基于 TV-L2 模型的光照正规化算法,该算法运行速度快,且能有效保留人脸图像的纹理特征信息,其纹理信息反射成分图像能克服光照变化的影响.

1 人脸反射表征模型

朗伯模型将人脸图像的构成定义为

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

其中 $I(x, y)$ 表示原图像像素在 (x, y) 处的像素强度, $R(x, y)$ 和 $L(x, y)$ 分别表示像素点 (x, y) 的反射成分和光照成分. $R(x, y)$ 是不受光照变化影响的目标物体的固有属性,而 $L(x, y)$ 主要依赖于光源. 利用 I 的平滑版本 L' 可以估计光照成分 L , 进而根据方程(1)可求取近似的光照反射成分 R' . 为了简化计算,对式(1)执行对数变换,式(1)可改写为:

$$\log R(x, y) \approx \log R'(x, y) = \log I(x, y) - \log L'(x, y). \quad (2)$$

显然,分离 R 和 L 的关键是如何有效地从原图像中估计出光照成分 L' . 为了达到此目的,本文利用 TV-L2 模型完成光照估计,进而求取消除光照变化影响的人脸反射成分图像.

2 基于 TV-L2 模型的纹理特征信息提取

2.1 TV-L2 模型

基于总变分模型的方法已经广泛应用在图像重构及复原、图像去噪和去模糊中. ROF 模型^[8] 定义如下:

$$E_{\text{TV-L2}} = \min_g \left(\int_{\Omega} |\nabla g| + \frac{\lambda}{2} \|g - f\|_{L^2}^2 \right), \quad (3)$$

其中 f 和 g 分别表示原始图像和恢复图像, λ 是 f 和 g 之间的一个正的平衡因子, $\int_{\Omega} |\nabla g|$ 表示 g 的总变分, $\|g - f\|_{L^2}^2$ 用于计算 f 和 g 之间的 L^2 距离. TV-L2 模型根据以像素 (x, y) 为中心的 3×3 邻域内像素之间的关系,将自适应权重赋予邻域中的像素进行加权滤波,以此保留边界.

2.2 TV-L2 模型的滤波属性

本文通过以下的推导给出 TV-L2 模型用于光照估计的物理意义. 方程(3)的最优解满足 Euler-Lagrange 方程: $-\nabla \cdot \left[\frac{\nabla g}{|\nabla g|} \right] + \lambda(g - f) = 0$. 假设任意像素 u 和其 3×3 邻域内的其他像素为 E, W, S, N, SE, NE, SW 和 NW . 此外,还假设在 u 和 E, u 和 W, u 和 S, u 和 N 之间还分别存在 e, w, s 和 n 4 个假想像素. 如果 $\frac{\nabla g}{|\nabla g|} = (v^1, v^2)$ 成立,则:

$$-\nabla \cdot \left[\frac{\nabla g}{|\nabla g|} \right] = \frac{\partial v^1}{\partial x} + \frac{\partial v^2}{\partial y} \approx (v_e^1 - v_w^1) + (v_n^2 - v_s^2), \quad (4)$$

其中 $\mathbf{v}_e^1, \mathbf{v}_w^1, \mathbf{v}_n^2$ 和 \mathbf{v}_s^2 分别表示 4 个方向的向量(东、西、南、北). 向量 \mathbf{v}_e^1 和 $|\nabla g(e)|$ 为:

$$\mathbf{v}_e^1 = \frac{1}{|\nabla g(e)|} \frac{\partial g(e)}{\partial x} \approx \frac{1}{|\nabla g(e)|} (g(E) - g(u)), \tag{5}$$

$$|\nabla g(e)| = \sqrt{(g(E) - g(u))^2 + [(g(NE) + g(N) - g(S) - g(SE))/4]^2}. \tag{6}$$

通过类似地推导,可得到 $\mathbf{v}_w^1, \mathbf{v}_n^2$ 和 \mathbf{v}_s^2 的相应表达式. 将 $\mathbf{v}_e^1, \mathbf{v}_w^1, \mathbf{v}_n^2$ 和 \mathbf{v}_s^2 代入方程(4),可得其离散形式:

$$\sum_{p \in \Omega_s} \frac{g(u) - g(p)}{|\nabla g(p)|} + \lambda (g(u) - f(u)) = 0, \tag{8}$$

其中 $\Omega_s = \{E, W, S, N\}$, $p \in \{e, w, s, n\}$, 并且 P 和 p 之间是一一对应关系. 为了便于分析,使用 Gauss-Jacobi 循环法求解式(7) 的最优解,结果如下:

$$\begin{cases} g^{(0)}(u) = f(u); \\ g^{(k+1)}(u) = \varphi_u^{(k)} g^{(k)}(u) + \sum_{p \in \Omega_s} \varphi_p^{(k)} g^{(k)}(p); \end{cases} \tag{8}$$

$$\begin{cases} \varphi_u^{(k)} = \frac{\lambda}{\lambda + \sum_{q \in \Omega_s} |\nabla g^{(k)}(q)|^{-1}}; \\ \varphi_p^{(k)} = \frac{|\nabla g^{(k+1)}(p)|^{-1}}{\lambda + \sum_{q \in \Omega_s} |\nabla g^{(k)}(q)|^{-1}}. \end{cases} \tag{9}$$

由方程(8) 和(9) 中定义的 $\varphi_u^{(k)}$ 和 $\varphi_p^{(k)}$,可推出以下属性: 1) $\varphi_u^{(k)} + \sum_{p \in \Omega_s} \varphi_p^{(k)} = 1$. 2) $\varphi_u^{(k)} > 0$ 和 $\varphi_p^{(k)} > 0$

对所有的 $p \in \Omega_s$ 都成立. 3) 当像素 u 和其周边邻域像素 P 的值差异小时, φ_p 取大值;反之,当像素 u 和其周边邻域像素 P 的值差异大时, φ_p 取小值. 从属性 1) 和 2) 可知,TV-L2 模型为低通滤波器;从属性 3) 可知,TV-L2 模型为自适应滤波器:即 TV-L2 模型在光照估计中的物理属性是自适应低通滤波器,具有自适应保留边缘的能力,因此可用于人脸图像光照估计,获取反射成分.

2.3 纹理信息提取

基于上述的人脸反射表征模型,利用 TV-L2 模型对人脸图像执行滤波,求解光照成分,以获取消除光照影响的人脸反射成分,过程如下:

$$(\log R')_{\text{TV-L2}} = \log I - (\log L')_{\text{TV-L2}} = \log I - \arg(E_{\text{TV-L2}}). \tag{10}$$

为了消除特征图像中不同像素之间的影响,对式(10) 执行标准化使像素之间的均值为 0,方差为 1:

$$(\log R')_{\text{TV-L2}} = \frac{(\log R')_{\text{TV-L2}} - \mu}{\sigma}, \tag{11}$$

其中 μ 和 σ 分别表示 $(\log R')_{\text{TV-L2}}$ 的均值与方差. 该反射成分中保留了足够的纹理特征信息,可直接作为人脸特征用于分类器的输入进行人脸识别.

3 实验结果及分析

3.1 人脸数据库

本文利用 Yale B^[9] 人脸数据库进行实验. Yale B 人脸库包含 10 个个体,9 种姿势,64 种光照条件的人脸图像,共 5 760 张. 由于本文主要针对光照问题进行研究,因此只选择正面姿势的 64 种光照条件的人脸图像进行实验(共 637 张,其中去掉了 3 张损坏的图像). 此外,所有的人脸图像在进行实验前,将其大小调整为 92 * 80 像素.

3.2 实验结果

在实验中,选择不可控的光照条件作为训练集来比较人脸识别率. 对人脸库的所有图像进行光照正

规化之后,分别随机选择每个个体的 $n=1,2,3$ 张图像作为训练集,剩下的人脸图像作为测试集进行识别,识别中使用 1-NN 分类器.按该方式进行 1 000 次实验后,求取平均人脸识别率和标准偏差,并与其他光照正规化方法进行比较.

在试验中,分别使用 LTV、ASR、SASR、LFDCT、NLTV 方法和 TV-L2 方法,并得到相应的光照正规化结果.图 1 为上述方法对 Yale B 人脸数据库的部分人脸图像进行光照正规化的结果.通过图 1 能明显看出:LTV、ASR、SASR、LFDCT 方法丢失了大量的纹理特征信息,而仅保留了人脸的外貌特征信息;NLTV 方法较好地保留了纹理特征信息;TV-L2 方法的结果虽然视觉效应感觉稍差,但可以清楚地看到人脸图像的纹理信息得到了很好地保留.

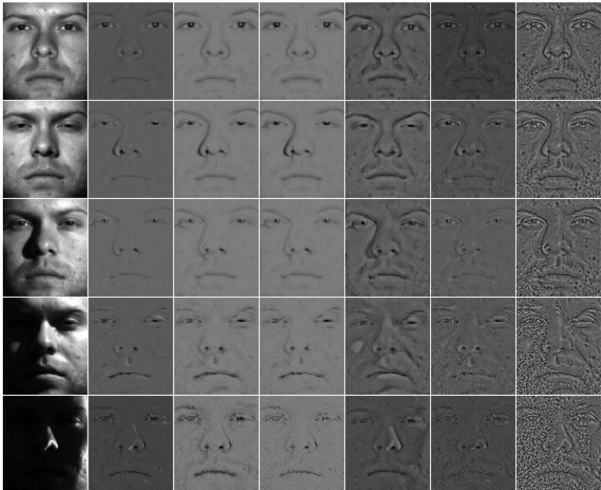


图 1 Yale B 人脸数据库中的光照正规化结果(从左到右依次为:原图像以及 LTV、ASR、SASR、LFDCT、NLTV、TV-L2 方法)图像

表 1 给出了其他光照正规化方法与 TV-L2 模型的人脸识别率比较结果.当 $n=1$ 时,TV-L2 模型的平均识别率为 96.46%,性能仅次于 NLTV;当 $n=2$ 和 3 时,TV-L2 模型的平均识别率在所有方法中最高,其标准偏差和 NLTV 相差无几;不可控光照条件下,TV-L2 模型的人脸识别性能明显优于 LTV、ASR、SASR、LFDCT 等方法.这表明,TV-L2 模型的光照正规化算法有效地克服了光照变化对人脸识别的影响,提高了人脸识别率.

表 1 人脸识别率比较(平均识别率±标准偏差) %

方法	人脸识别率		
	$n=1$	$n=2$	$n=3$
LTV	94.93±2.26	97.83±1.28	98.63±0.79
ASR	95.89±2.21	96.23±1.76	98.27±1.19
SASR	95.45±2.12	97.74±1.34	98.60±1.02
LFDCT	83.54±3.27	91.64±2.52	94.77±2.05
NLTV	97.08±1.54	98.90±0.79	99.37±0.57
TV-L2	96.46±1.84	98.94±0.95	99.49±0.63

为了比较光照正规化和性能与 TV-L2 接近的 NLTV 在实时处理中的应用可能性,本文检测了这 2 种算法的运行时间.用于检测算法运行时间的环境如下:CPU 为 Intel Core2 2.14 GHz;内存为 2.0 GB;编程语言为 Matlab 7.4.分别利用 NLTV 和 TV-L2 方法对 92×80 大小的 Yale B 人脸数据库每个人脸

图像进行检测,求取了其平均运行时间值. NLTV 算法的平均运行时间为 198.5 ms,说明不适合在实时环境中使用;TV-L2 模型的运行时间为 55.1 ms,说明可以应用于实时人脸识别.

4 结束语

本文针对现有光照正规化算法中存在丢失大量人脸纹理特征信息的问题,提出了一种基于 TV-L2 模型的光照正规化算法. 实验结果表明,本文提出的算法对光照变化具有更高的鲁棒性,提高了人脸识别率,而且算法运行时间短,能应用于实时人脸识别. 本文提出的算法在人脸识别中仅侧重于保留人脸的纹理信息,而忽略了外貌信息,因此,今后需将纹理信息与外貌信息相互结合进行研究,以进一步提高人脸识别精度.

参考文献:

- [1] Zou X, Kittler J, Messer K. Illumination invariant face recognition: a survey[C]//First International Conference on BTAS. IEEE, 2007:1-8.
- [2] Makwana R M. Illumination invariant face recognition: a survey of passive methods[J]. Procedia Computer Science, 2010,2:101-110.
- [3] Chen T, Yin W, Zhou X S, et al. Total variation models for variable lighting face recognition[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006,28(9):1519-1524.
- [4] 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.
- [5] Xu C, Kim I. Simplified adaptive smoothing filter for face recognition[C]//Fourth International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization. IEEE, 2011:341-344.
- [6] Vishwakarma V P. Illumination normalization using fuzzy filter in DCT domain for face recognition[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2013,6(1):17-34.
- [7] Xu C. Illumination invariant face recognition using nonlocal total variation in logarithmic domain[C]//International Conference on Measurement, Instrumentation and Automation. TTP, 2012:1652-1658.
- [8] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992,60(1):259-268.
- [9] Georgiades A S, Belhumeur P N, Kriegman D J. From few to many: illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001,23(6):643-660.