

DOI: 10.11992/tis.201612011

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20180404.0942.008.html>

## 基于加权边缘弱化引导滤波的人脸光照补偿

余拓, 陈莹

(江南大学轻工过程先进控制教育部重点实验室, 江苏 无锡 214122)

**摘要:** 光照的变化是影响人脸识别结果的重要因素之一, 针对这一问题, 提出一种基于加权边缘弱化引导滤波的人脸光照补偿方法。首先为引导滤波损失函数添加一个可区分边缘细节的惩罚项, 然后为惩罚项加权, 加权系数由正面光照样本的类间平均脸计算得到, 最后将滤波后的图像作为自商图中的平滑图, 得到光照补偿图像。实验结果表明, 该方法弱化了人脸平滑区域由光照造成的边缘细节噪声, 且使用光照补偿图像作为人脸识别输入, 能有效提高人脸识别准确率, 特别在光照大范围变化时, 识别准确率提升程度更高。

**关键词:** 人脸识别; 光照补偿; 光照模型; 高斯模糊; 引导滤波; 岭回归; 损失函数; 自商图

**中图分类号:** TP391    **文献标志码:** A    **文章编号:** 1673-4785(2018)03-0373-07

中文引用格式: 余拓, 陈莹. 基于加权边缘弱化引导滤波的人脸光照补偿[J]. 智能系统学报, 2018, 13(3): 373-379.

英文引用格式: YU Tuo, CHEN Ying. Face illumination compensation based on weighted edge-weakening guided image filter[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2018, 13(3): 373-379.

## Face illumination compensation based on weighted edge-weakening guided image filter

YU Tuo, CHEN Ying

(Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

**Abstract:** The variation of illumination is an important factor affecting the face recognition effect. Focusing on this problem, this study proposes a face illumination compensation based on a weighted edge-weakening guided image filter. First, a penalty item, whose edge details can be distinguished, was added into the loss function of the guided image filter. The penalty item was then weighted by a coefficient that was calculated by an inner-class mean face image of positive illumination samples. Finally, the filtered image was used as the smooth image in the self-quotient image to obtain the illumination compensation image. The experimental results showed that the proposed method can weaken the edge noise caused by the illumination in the smooth face area. Moreover, the face recognition rate can be improved using the illumination compensation image as the face recognition input, especially in the case of a large illumination variation.

**Keywords:** face recognition; illumination compensation; illumination model; gaussian blur; guided image filter; ridge regression; loss function; self-quotient image

人脸识别作为一项日趋成熟的生物特征识别技术, 广泛应用于安防、金融、教育、交通、行政等领域。在人脸识别中, 光照变化一直是影响人脸识别结果的重要因素之一。不同光照条件下的同一个人的图像差异巨大, 有时甚至大于两个不同的人的图像。传统方法如主成分分析<sup>[1]</sup>(principal component

analysis, PCA)、局部 Gabor 特征匹配<sup>[2]</sup>、支持向量机<sup>[3]</sup>等, 无法消除光照带来的图像差异<sup>[4]</sup>。

为了解决这个问题, 人们提出了许多方法, 大致可分为 4 类。第 1 类方法使用传统的图像处理方法, 如直方图均衡<sup>[5]</sup>(histogram equalization, HE)、Gamma 校正、对数变换、同态滤波等方法, 来消除光照差异。这类方法不考虑物理光照模型, 因此效果有限。第 2 类方法从图像中提取对光照不敏感的特征作为人脸图像的特征, 如局部二值模式<sup>[6]</sup>、局部

收稿日期: 2016-12-09. 网络出版日期: 2018-04-04.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61573168).

通信作者: 陈莹. E-mail: [chenying@jiangnan.edu.cn](mailto:chenying@jiangnan.edu.cn).

三值模式<sup>[7]</sup>、梯度方向直方图<sup>[8]</sup>、增强局部纹理特征<sup>[9]</sup>。第3类方法尝试利用不同光照下的人脸图像样本来建立人脸模型,如光照锥模型法<sup>[10]</sup>、3-D形变模型<sup>[11]</sup>以及球面谐波模型法<sup>[12]</sup>。第4类方法尝试寻找光照不变的人脸图像表征方法,如单尺度 Retinex 方法<sup>[13]</sup>、Gradientface<sup>[14]</sup>、自商图<sup>[15]</sup>(self-quotient image, SQI)、Weber-face<sup>[16]</sup>以及基于小波变换的方法<sup>[17-18]</sup>。C. Chen 等<sup>[19]</sup>将引导滤波<sup>[20]</sup>(guided image filter)引入人脸图像的光照补偿中,提出了边缘弱化引导滤波(edge-weakening guided image filter, EWGIF),并将人脸图像经 EWGIF 处理后的图像作为自商图中平滑图,利用自商图得到光照补偿图像,取得了良好的效果。

本文在 C. Chen 等工作的基础上,提出了一种基于加权 EWGIF 的人脸图像光照补偿方法。首先构造一个可区分边缘细节的惩罚项来代替引导滤波中的常数惩罚项;接着以正面光照下的训练样本的类间平均脸作为正面光照模型,使用该光照模型生成一个加权系数对惩罚项进行加权;最终通过自商图获得在人脸识别过程中更具区分度的人脸图像。

## 1 基于 EWGIF 的人脸光照补偿

本节首先简要介绍文献<sup>[19]</sup>中获得光照补偿图像的自商图<sup>[15]</sup>方法,然后介绍引导滤波<sup>[20]</sup>,文献<sup>[19]</sup>在该方法的基础上提出了 EWGIF,用以计算自商图中的平滑图,最后介绍 EWGIF 方法,并分析了其中的不足之处。

### 1.1 自商图

自商图是一种简单而高效的图像光照补偿方法,它是指输入图像及其平滑图的比值,即

$$Q = \frac{I}{\hat{I}} \quad (1)$$

式中: $I$ 为输入图像, $\hat{I}$ 为 $I$ 的平滑图, $Q$ 为光照补偿之后图像。文献<sup>[19]</sup>以 EWGIF 方法得到原图的平滑图 $\hat{I}$ ,以自商图的结果 $Q$ 作为人脸识别过程中的特征。由式(1)可以看出,平滑图 $\hat{I}$ 决定了自商图的最终效果。

### 1.2 引导滤波

引导滤波是一种局部线性图像滤波,在实现平滑滤波的同时具有良好的边缘保持性能。引导滤波建立在两个模型的基础上。

**模型1** 假设输出图像 $Z$ 和引导图像 $G$ 之间呈局部线性关系,即

$$Z(i) = \alpha_k G(i) + \beta_k, \forall i \in \omega_r(k) \quad (2)$$

式中: $\omega_r(k)$ 为以像素点 $k$ 为中心半径为 $r$ 的窗; $\alpha_k$ 、 $\beta_k$ 是线性变换的系数,在 $\omega_r(k)$ 范围内为常数。由式(2)可知 $\nabla Z = \alpha \nabla G$ ,这使得引导滤波能够从图像中良

好地区分出边缘部分。

**模型2** 假设输出图像 $Z$ 和输入图像 $I$ 之间呈线性关系,即

$$Z(i) = I(i) - n(i) \quad (3)$$

式中 $n(i)$ 是滤波过程中不希望保留的噪声或纹理。

为了在维持式(2)成立的同时最小化 $Z$ 和 $I$ 之间的差异,引导滤波通过在窗 $\omega_r(k)$ 内最小化下述损失函数来求解式(2)中的线性变换系数 $\alpha_k$ 和 $\beta_k$ :

$$E(\alpha_k, \beta_k) = \sum_{i \in \omega_r(k)} [(\alpha_k G(i) + \beta_k - I(i))^2 + \varepsilon \alpha_k^2] \quad (4)$$

式中 $\varepsilon$ 为常数惩罚项,用于抑制过大的 $\alpha_k$ 值。

由于每个像素点都被多个窗所覆盖,故每个像素点都对多组线性变换系数 $\alpha_k$ 、 $\beta_k$ ,这里取它们的均值 $\bar{\alpha}$ 和 $\bar{\beta}$ 作为每个像素点对应的线性变换系数。因此式(2)可改写成:

$$Z(i) = \bar{\alpha}_i G(i) + \bar{\beta}_i \quad (5)$$

其中

$$\bar{\alpha}_i = \frac{1}{|\omega_r(i)|} \sum_{q \in \omega_r(i)} \alpha_q \quad (6)$$

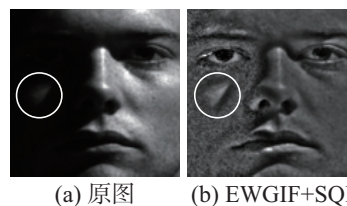
$$\bar{\beta}_i = \frac{1}{|\omega_r(i)|} \sum_{q \in \omega_r(i)} \beta_q \quad (7)$$

### 1.3 EWGIF

文献<sup>[19]</sup>中使用引导滤波的输出图像 $Z$ 作为 SQI 中的平滑图 $\hat{I}$ ,并将引导滤波的损失函数,即式(4)中的常数惩罚项 $\varepsilon$ 用一个由局部方差生成的系数 $\lambda$ 代替:

$$E(\alpha_k, \beta_k) = \sum_{i \in \omega_r(k)} [(\alpha_k G(i) + \beta_k - I(i))^2 + \lambda(k) \alpha_k^2] \quad (8)$$

这使得引导滤波能根据图像的局部方差,自动调节平滑等级。EWGIF 虽然具有区分边缘的能力,但并不是所有的边缘细节都能被看作人脸特征,算法对于不属于人脸特征的边缘细节不做特殊处理。如图1所示,圆圈标记出的明暗交界处是光照影响产生的,应归为噪声,但因其局部方差较大,也会被算法视作边缘细节。这会在一定程度上影响人脸识别的准确率。



(a) 原图 (b) EWGIF+SQI

图1 EWGIF 将光照产生的噪声视作边缘细节

Fig. 1 EWGIF with regard to the noise caused by the illumination as edge

为了解决这个问题,本文提出加权 EWGIF 算法来弥补 EWGIF 的不足。

## 2 加权 EWGIF

### 2.1 加权惩罚项

同文献[19]一样, 本文方法在使用引导滤波时, 假设输入图像 $I$ 与引导图像 $G$ 相同。同时本文将式(4)中的常数惩罚项 $\varepsilon$ 用加权惩罚项 $\xi(k)$ 代替:

$$\xi(k) = W(k)\mu\sigma_1^2(k) \quad (9)$$

此时式(4)变为

$$E(\alpha_k, \beta_k) = \sum_{i \in \omega_r(k)} [(\alpha_k G(i) + \beta_k - I(i))^2 + \xi(k)\alpha_k^2] \quad (10)$$

式(10)是一个线性岭回归模型<sup>[21]</sup>, 易得其解 $\alpha_k$ 和 $\beta_k$ 分别为

$$\alpha_k = \frac{\sigma_r^2(k)}{\sigma_r^2(k) + \xi(k)} \quad (11)$$

$$\beta_k = (1 - \alpha_k)\mu_r(k) \quad (12)$$

式(9)第1项 $W(k)$ 是加权系数, 本文将在2.2节阐述如何计算该项, 以及该项的作用; 第2项 $\mu$ 是输入图像的每个窗 $\omega_1(q)$ 内方差的倒数之和, 即

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{q=1}^N \left( \frac{1}{\sigma_1^2(q) + c} \right) \quad (13)$$

式中 $N$ 是输入图像的总像素数。为了防止式(13)出现分母为零的情况,  $c$ 是一个取值极小的常数(本文取 $c = 0.001$ )。式(13)反映了图像整体上的光照差异(见图2): 当光照良好时, 图像边缘细节明显, 其值最小; 当光照不均匀, 部分区域出现阴影造成边缘细节不明显时, 其值变大; 当光照极度不均匀, 图像中出现大片阴影时, 其值最大。

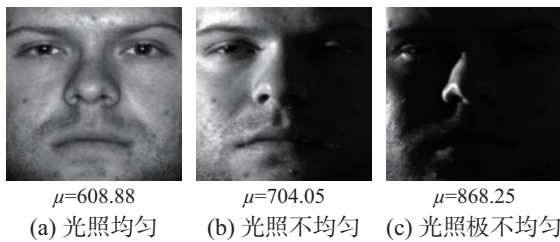


图2 光照条件不同时对应式(9)中 $\mu$ 的值

Fig. 2 Value of  $\mu$  in Eq.(9) on the face images under different illuminations

式(9)第3项 $\sigma_1^2(k)$ 表示窗 $\omega_1(k)$ 内像素方差。如图3(a)所示, 该项则反映了图像局部的差异, 边缘细节明显处, 如眉毛部分, 该项取值较大; 无细节或平滑处, 如脸颊部分, 该项取值较小。注意到, 图3(b)中, 脸颊平滑部分由光照产生的明暗交界区域的 $\sigma_1^2(k)$ 值也比较大, 因此该区域也会被视为人脸的边缘细节, 但实际上该区域属于噪声。

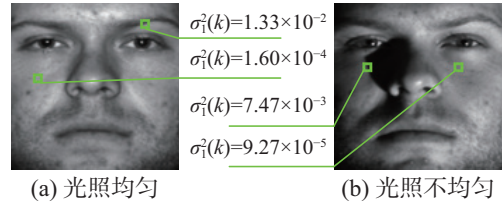


图3 一幅图像中不同区域对应式(9)中 $\sigma_1^2(k)$ 的值

Fig. 3 Value of  $\sigma_1^2(k)$  in Eq.(9) on different areas from the same image

式(9)中第2项 $\mu$ 和第3项 $\sigma_1^2(k)$ 均由局部方差计算得到, 其中窗的半径均取1, 这是为了让计算结果更突出地反映出图像边缘细节。在惩罚项中加入第2、3项, 是为了使算法具有自动区分边缘细节的能力。它们的乘积与EWGIF中惩罚项相似, 在区分边缘细节的同时会将人脸平滑部分的明暗交界区域也视为边缘细节, 故本文加入加权系数 $W(k)$ 来约束惩罚项。

### 2.2 加权系数

本文使用人脸在正面光照条件下图像的光照部分 $L$ 来构造加权系数 $W$ 。取正面光照的训练样本图像 $\{T_m, m = 1, 2, \dots, M\}$ 的平均值, 并对其使用高斯模糊, 即得到光照部分 $L$ :

$$L(k) = \text{gaussian} \left( \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M T_m(k) \right) \quad (14)$$

式中:  $T_m$ 为第 $m$ 幅正面光照的训练样本图像, 其像素值已归一化至 $[0, 1]$ ;  $M$ 为训练样本总数目;  $\text{gaussian}(\cdot)$ 为高斯模糊函数。图4展示了利用Extended Yale B中正面光照图像计算得到的光照模型。由图4可以看出, 眼、口、鼻等边缘细节处的像素灰度值相对较小, 而额头、脸颊、下巴等平滑处的像素灰度值相对较大。



图4 光照模型

Fig. 4 Illumination model

在滤波过程中, 某一区域的惩罚项越大, 其平滑等级越高, 经过自商图方法处理后该区域的边缘细节也越明显; 该区域惩罚项越小, 其平滑等级越低, 经过自商图方法处理后该区域更趋向于平滑。故为了弱化光照造成的人脸平滑部分图像的细节噪声, 需减小滤波过程中这些区域的平滑等级, 即减小这些区域的惩罚项。同时, 为了维持人脸特征不被弱化, 对于包含人脸特征的细节区域, 其惩罚项需要增大或维持不变。



为了满足上述条件,加权系数 $W$ 在人脸细节区域的取值应当大于其在人脸平滑区域的取值。为此,本文对 $L$ 作反色得到 $L'(k) = 1 - L(k)$ ,并在 $W$ 中加入 $L'$ 。同时由图4可观察到,人脸平滑区域的总面积大于人脸细节区域,所以 $W$ 中大部分像素的取值应当较小。但从图5(a)中 $L'$ 的直方图来看,其大部分像素分布在直方图中心区域。因此,本文对 $L'$ 中的各像素值求平方(相当于对 $L'$ 进行了Gamma校正),用所得值来代替 $W$ 中的 $L'$ 。图5(b)直方图展示了其像素分布,从中可见大部分像素分布在直方图左侧,取值较小。

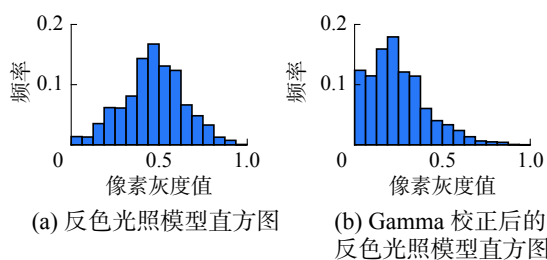


图5 对 $L$ 分别作反色和反色+Gamma校正后图像的直方图  
Fig. 5 Histogram of  $L$  after color reverse and color reverse + Gamma correction

最终根据如上分析,本文构造加权系数 $W$ :

$$W(k) = \delta(1 - L(k))^2 \quad (15)$$

式中 $\delta$ 是由多次实验得到的一个常数。

### 2.3 算法流程

本文算法的具体流程如下。

**输入** 正面光照人脸图像 $\{T_m, m = 1, 2, \dots, M\}$ , 人脸图像 $I$ ;

**输出** 光照补偿后图像 $Q$ 。

1) 按式(14)由 $\{T_m, m = 1, 2, \dots, M\}$ 计算光照部分 $L$ ,并将其带入式(15)得到加权系数 $W$ ;

2) 取窗口半径为1,计算 $I$ 中各个像素的局部方差 $\sigma_1^2(k), k = 1, 2, \dots, N$ ,并按式(13)计算各个窗内方差的倒数之和 $\mu$ ;

3) 将 $W, \sigma_1^2(k)$ 和 $\mu$ 代入式(9)得到惩罚项 $\xi$ ;

4) 将 $I$ 同时作为引导滤波的输入图像和引导图像,并使用 $\xi$ 作为引导滤波的惩罚项,通过引导滤波算法计算得到滤波输出图像 $Z$ ;

5) 将算法的输入图像 $I$ 和滤波输出图像 $Z$ 分别作为式(1)中的原图 $I$ 和平滑图 $\hat{I}$ ,可得到自商图输出 $Q$ ,即人脸图像 $I$ 经过光照补偿后的图像。

上述算法的时间复杂度为 $O(N)$ ,与引导滤波的时间复杂度相同。

## 3 实验结果与分析

本文首先在 Extended Yale B 数据库上进行了

光照补偿实验,并与 EWGIF+SQI 方法<sup>[19]</sup>做了对比。接着在 CMU-PIE 和 Extended Yale B 这两个数据库上进行了人脸识别实验,并与原图、HE<sup>[5]</sup>、Weber-face<sup>[16]</sup>、EWGIF+SQI 做对比。Weber-face 方法使用文献<sup>[16]</sup>推荐参数,EWGIF 中的常数系数 $\varepsilon$ 和本文式(15)中的常数系数 $\delta$ 都通过穷举搜索,在 Extended Yale B 数据库中设定至最佳值。对于 $\delta$ ,本文以0.02为步长,在区间 $[0.02, 0.4]$ 内进行搜索。本文在 CMU-PIE 数据库上的实验亦采用这套参数( $\varepsilon = 250, \delta = 0.06$ )。数据库中的人脸图像均已对齐,且尺寸归一化至 $120 \times 120$ 。本文使用以欧式距离为度量准则的最近邻分类器来对测试样本进行分类,同时使用 PCA 来降低特征维数,使用训练样本来提取 PCA 投影基向量,并保留特征 90% 的能量。

### 3.1 光照补偿实验结果

Extended Yale B 中包含了 38 张人脸在 64 种光照条件下的图像,本文按照拍摄时光源方向与摄像机方向的夹角,将数据库分为 5 个子集( $S_1 \sim S_5$ ):  $0^\circ \sim 12^\circ$ 为  $S_1$ ,  $13^\circ \sim 25^\circ$ 为  $S_2$ ,  $26^\circ \sim 50^\circ$ 为  $S_3$ ,  $51^\circ \sim 77^\circ$ 为  $S_4$ , 大于  $78^\circ$ 为  $S_5$ 。

图6展示了本文方法和 EWGIF 分别结合的 SQI 方法,以及 Weber-face 对 Extended Yale B 数据库进行光照补偿后的结果。由图6可以看到, $S_3$ 、 $S_4$ 、 $S_5$  样本中由光照造成的明暗交界区域,在 EWGIF 和 Weber-face 中没有做特别处理;而在本文方法中,这些区域被弱化,在  $S_4$  中体现尤为明显。 $S_2$  图像由于光照比较接近正面光照,本文方法和 EWGIF 方法的实验结果相近。

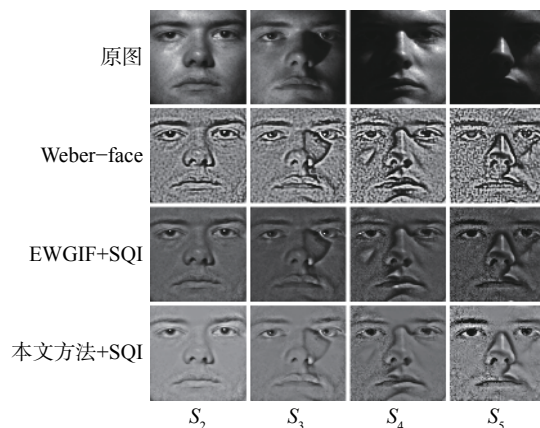


图6 不同方法对 Extended Yale B 数据库做光照补偿的结果  
Fig. 6 Illumination compensation result with different approaches on the face images in the Extended Yale B database

### 3.2 人脸识别实验结果

#### 3.2.1 CMU-PIE 测试结果

本文在 CMU-PIE 的光照子集("C27")上进行

测试,其中包含了68个人脸在21种光照条件下的图像。本文每次使用1种光照下的图像作为训练样本,其余20种光照下的图像作为测试样本。

图7展示了不同方法在CMU-PIE上的识别准确率,可以看到,本文方法明显优于原图和HE,较

Weber-face提升了约7.3%的平均识别准确率;且在不同光照条件的图片作为训练样本时,相较于EWGIF,本文方法的识别准确率都得到了不同程度的提升。从表1可以看出,本文方法的平均识别准确率在EWGIF+SQI的基础上提升了约5.9%。

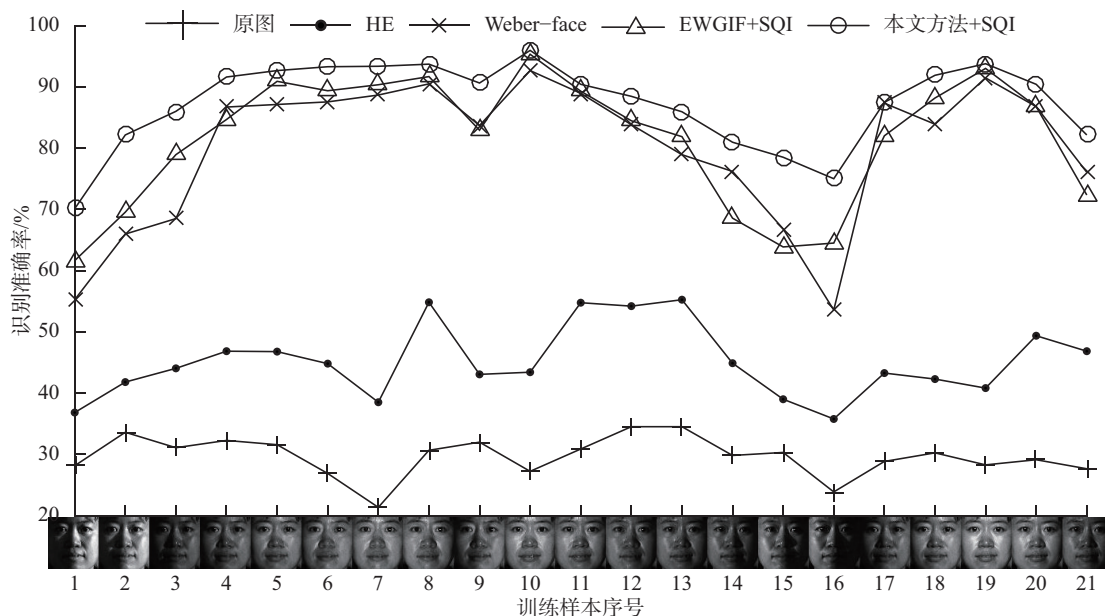


图7 不同方法在CMU-PIE上的识别准确率

Fig. 7 Recognition rates on CMU-PIE with different approaches

表1 不同方法在CMU-PIE上的平均识别准确率

Table 1 Average recognition rates on CMU-PIE with different approaches

方法名称	平均识别率/%
原图	29.7
HE <sup>[5]</sup>	45.1
Weber-face <sup>[16]</sup>	80.0
EWGIF+SQI <sup>[19]</sup>	81.4
本文方法+SQI	87.3

### 3.2.2 Extended Yale B 测试结果

本文使用 Extended Yale B 中的子集 S1 作为训练样本,另外4个子集作为测试样本,进行人脸识别实验。

图8展示了穷举搜索常数系数 $\delta$ 的结果。由图8可见,当 $\delta=0.06$ 时,本文方法+SQI在 Extended Yale B 数据库  $S_2 \sim S_5$  子集上取得较好的识别结果。

表2展示了不同方法在 Extended Yale B 中的每个子集(不包含作为训练集的  $S_1$ )上的识别准确率及平均识别准确率,可以看到,本文方法在各个子集上的识别准确率明显高于原图和 HE,在  $S_3$ 、

$S_4$ 、 $S_5$  上的识别准确率高于 Weber-face。由于  $S_2$  与训练集的光照差异不大,本文方法在  $S_2$  上的识别准确率与 EWGIF、Weber-face 相差不大;另外3个子集与训练集的光照差异大,本文方法相较于 EWGIF+SQI,在  $S_3$ 、 $S_4$ 、 $S_5$  上分别提升了约 6.1%、7.6%、2.1%,平均识别率提升了约 3.7%。

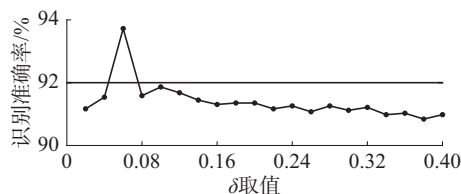


图8  $\delta$ 取不同值时本文方法+SQI在 Extended Yale B 数据库  $S_2 \sim S_5$  子集上的平均识别准确率

Fig. 8 Average recognition rates on the  $S_2 \sim S_5$  subsets of the Extended Yale B by the proposed method + SQI with different  $\delta$  valves

表3对比了不同方法的运行时间。实验使用 CPU 主频 3.2 GHz、内存 8 GB 的 PC 机,所有代码均为 MATLAB 实现。由表3可见,本文方法的运行时间虽然超过 HE、Weber-face,但相较于 EWGIF 仅增加了微量的运行时间。算法具有一定的实时性,可进一步应用于实时视频的人脸识别中。

表2 不同方法在 Extended Yale B 上的识别准确率

Table 2 Recognition rates on the Extended Yale B with different approaches %

方法名称	S2	S3	S4	S5	AVG
原图	82.7	19.3	38.0	2.8	23.5
HE <sup>[5]</sup>	83.8	40.9	12.6	18.1	35.5
Weber-face <sup>[16]</sup>	100	73.8	79.1	76.1	81.5
EWGIF+SQI <sup>[19]</sup>	99.6	85.3	84.4	90.9	90.0
本文方法+SQI	99.1	91.4	92.0	93.0	93.7

表3 不同方法在 Extended Yale B 上对一幅图像的平均处理时间

Table 3 Average processing time per image on the Extended Yale B with different approaches ms

方法名称	平均处理时间
原图	—
HE <sup>[5]</sup>	0.86
Weber-face <sup>[16]</sup>	1.95
EWGIF+SQI <sup>[19]</sup>	3.00
本文方法+SQI	3.01

## 4 结束语

本文针对人脸识别中的光照变化问题,提出了一种基于加权 EWGIF 的人脸光照补偿方法。使用正面光照样本的类间平均脸生成加权系数,作为引导滤波损失函数惩罚项的加权系数,配合自商图,弱化了最终得到的光照补偿图像中人脸平滑区域由光照造成的边缘细节噪声。实验结果表明,本文方法能有效提高人脸识别准确率。未来的工作将深入研究引导滤波的惩罚项,改进加权系数,优化光照模型,从而进一步提升光照补偿的效果和人脸识别的准确率。

## 参考文献:

- [1] LIAN Zhichao, ER M J. Illumination normalisation for face recognition in transformed domain[J]. Electronics letters, 2010, 46(15): 1060–1061.
- [2] ZOU Jie, JI Qiang, NAGY G. A comparative study of local matching approach for face recognition[J]. IEEE transactions on image processing, 2007, 16(10): 2617–2628.
- [3] GUO Guodong, LI S Z, CHAN K. Face recognition by support vector machines[C]//Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Grenoble, France: IEEE, 2000: 196–201.
- [4] 叶剑锋, 王化明. AdaBoost 检测结合 SOM 的自动人脸识别方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2018, 39(1): 129–134.
- YE Jianfeng, WANG Huaming. An automatic face recognition method using AdaBoost detection and SOM[J]. Journal of Harbin engineering university, 2018, 39(1): 129–134.
- [5] SHAN Shiguang, GAO Wen, CAO Bo, et al. Illumination normalization for robust face recognition against varying lighting conditions[C]//IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures. Nice, France: IEEE, 2003: 157–164.
- [6] 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.
- [7] TAN Xiaoyang, TRIGGS B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions [J]. IEEE transactions on image processing, 2010, 19(6): 1635–1650.
- [8] DÉNIZ O, BUENO G, SALIDO J, et al. Face recognition using histograms of oriented gradients[J]. Pattern recognition letters, 2011, 32(12): 1598–1603.
- [9] LUO Yong, GUAN Yepeng. Enhanced facial texture illumination normalization for face recognition[J]. Applied optics, 2015, 54(22): 6887–6894.
- [10] GEORGHIADES 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 transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2001, 23(6): 643–660.
- [11] BLANZ V, VETTER T. Face recognition based on fitting a 3D morphable model[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2003, 25(9): 1063–1074.
- [12] ZHANG Lei, SAMARAS D. Face recognition from a single training image under arbitrary unknown lighting using spherical harmonics[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2006, 28(3): 351–363.
- [13] JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODDELL G A. Properties and performance of a center/surround retinex[J]. IEEE transactions on image processing, 1997, 6(3): 451–462.
- [14] ZHANG Taiping, TANG Yuanyan, FANG Bin, et al. Face recognition under varying illumination using gradientfaces [J]. IEEE transactions on image processing, 2009, 18(11): 2599–2606.
- [15] WANG Haitao, LI S Z, WANG Yangsheng. Generalized quotient image[C]//Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC, USA: IEEE, 2004, 2: II-498–II-505.
- [16] WANG Biao, LI Weifeng, YANG Wenming, et al. Illumination normalization based on Weber's law with application to face recognition[J]. IEEE signal processing letters, 2011, 18(8): 462–465.
- [17] BARADARANI A, WU Q M J, AHMADI M. An efficient

illumination invariant face recognition framework via illumination enhancement and DD-DT WT filtering[J]. Pattern recognition, 2013, 46(1): 57–72.

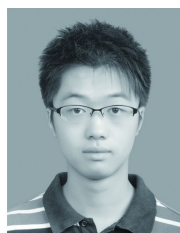
[18] HU Haifeng. Illumination invariant face recognition based on dual-tree complex wavelet transform[J]. IET computer vision, 2015, 9(2): 163–173.

[19] CHEN Chao, SHEN Haibin. Illumination compensation method using edge-weakening guided image filter for face recognition[J]. Electronics letters, 2015, 51(19): 1495–1497.

[20] HE Kaiming, SUN Jian, TANG Xiaoou. Guided image filtering[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2013, 35(6): 1397–1409.

[21] DRAPER N R, SMITH H. Applied regression analysis[M]. New York: John Wiley and Sons, 2014.

#### 作者简介:



余拓, 男, 1993 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为人脸识别。



陈莹, 女, 1976 年生, 教授, 博士, CCF 会员, 主要研究方向为计算机视觉、模式识别。

## 2018 年第五届 IEEE 云计算与智能系统国际会议 (IEEE CCIS 2018) 2018 5th IEEE International Conference on Cloud Computing and Intelligence Systems (IEEE CCIS 2018)

2018 5th IEEE International Conference on Cloud Computing and Intelligence Systems (IEEE CCIS2018) will feature a comprehensive technical program including several Symposia and a number of Tutorials and Workshops. Themed as “Cloud Computing and Intelligence Systems”, This conference provides a high-quality forum for researchers and practitioners to present their latest theoretical and practical work on the cutting edge technologies and hot topics in the areas of Machine learning, Computational intelligence: Evolutionary Computation, Big data computing Systems, Computer vision, Pattern recognition, Deep learning.

2018 5th IEEE International Conference on Cloud Computing and Intelligence Systems (5th IEEE CCIS2018) in Nov.30-Dec.2, 2018 in Nanjing, China.