

基于视觉感知和边缘保持的光照不变人脸识别

辜小花

(重庆科技学院电气与信息工程学院,重庆 401331)

摘 要: 提出一种具有视觉感知特性和边缘保持特性的光照不变人脸识别方法.方法在各向异性扩散算法基础上引入视觉感知机制,提出具有视觉感知特性的图像梯度替代传统的图像空间梯度,使算法更符合人类视觉系统特性;同时,考虑到传统各向异性扩散算法采用的传递系数受参数影响较大,易产生明显的边缘锐化现象,提出一种新的传递系数,该系数不受参数影响,能够始终保持良好的边缘保持特性.新方法所获的光照不变人脸图像保持了良好的边缘,并极大程度上消除了光晕和白斑现象.在 EYaleB 和 CMU PIE 人脸图像库上的实验验证了该方法的有效性.

关键词: 人脸识别;光照不变人脸图像;视觉感知;各向异性扩散;边缘保持

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2013) 08-1500-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.08.008

Visual Perception and Edge Preserving Illumination Invariant Face Recognition

GU Xiao-hua

(Department of Electrical and Information, Chongqing University of Science & Technology, Chongqing 401331, China)

Abstract: This paper proposed a visual perception and edge preserving illumination invariant face recognition method, which on one hand employs a visual perception based image gradient to replace the image special gradient to make the method be more consistent with the human visual system, and on the other hand, proposes a novel diffusion equation to overcome the edge sharpening problem. The novel method can preserve the image edge and meanwhile can eliminate the halo effect and spot effect to some extent. Experimental results on EYaleB and CMU PIE databases show that the proposed method outperforms other compared methods, which illustrates the effectiveness of the proposed method.

Key words: face recognition; illumination invariant face image; visual perception; anisotropic diffusion; edge preserving

1 引言

人脸识别已成为模式识别、机器视觉和计算机视觉领域的重要研究课题之一^[1~5].光照变化会给人脸图像带来阴影、灰度不均匀甚至遮挡等,使同一个人的人脸图像之间的差异变大,甚至大于人脸图像的个体差异^[6],消除光照变化的影响是目前人脸识别领域亟待解决的问题之一.

解决光照影响的方法大体可分为三大类:(1)光照补偿法^[7,8],这类方法理论简单、易实现,但普遍对光照变换的处理效果较差,在实际应用中往往不能达到预期要求.(2)光照建模法^[9,10],这类方法理论性很强,试图通过计算机视觉原理建立统一的光照模型,且假设过多并需要大量不同光照变化条件下的图像,因而计算复杂

度较高,耗时长,大大的限制了其在实际人脸识别系统中的应用.(3)光照不变特征法^[11~15],相比前两类方法,这类方法不需要大量的光照图像,仅利用单张输入图像提取其光照不变特征.其中,Gross等^[15]提出的各向异性扩散方法(Anisotropic diffusion, AD)凭借其算法的稳定性和良好的边缘保持特性,被广泛用于人脸图像光照处理.然传统的各向异性扩散方法在处理人脸光照图像时有以下两点不足:其一,受扩散系数参数影响较大,易出现明显的边缘锐化现象,不利于光照不变图像的提取;其二,采用的图像空间梯度仅仅是一种数学特征,反映的是图像局部空间特性,在光照变化时对图像的描述能力不足.

针对以上不足,本文结合具有视觉感知特性的空间梯度描述提出了具有边缘保持特性的传递系数和基于

视觉感知的梯度描述子,得到了一种全新各向异性扩散方法.新方法所获的光照不变人脸图像不仅保持了良好的边缘,同时很大程度上消除了图像的光晕和白斑现象,为光照不变人脸识别提供了保障.

2 人脸光照模型及各向异性扩散

根据朗伯反射模型,真实人脸图像可以通过式(1)表达:

$$u_{(x,y)} = \rho_{(x,y)} S_{(x,y)} \quad (1)$$

其中, $u_{(x,y)}$ 为图像 (x,y) 处的像素值, $\rho_{(x,y)}$ 为小尺度特征图像, $S_{(x,y)}$ 为大尺度特征图像. 对式(1)变换可得:

$$\rho_{(x,y)} = \exp(\ln u_{(x,y)} - \ln S_{(x,y)}) \quad (2)$$

根据式(2)求解光照不变图像的方法称为广义商图像法,其框架如图 1 所示.

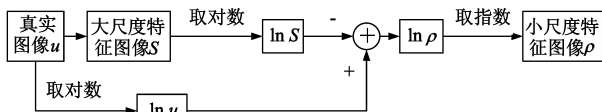


图1 广义商图像法框图

各向异性扩散(也称为 P-M 模型)^[16]的主要思想是通过求解偏微分方程实现非线性图像平滑,2003 年, Gross 等^[15]将各向异性扩散算法引入到处理人脸识别的光照问题中.假定原始图像 u_0 定义在 $\Omega \in R \times R$ 上,则逐渐平滑得到的图像序列 $u(x,y,t)$ 可以通过求解如下非线性热传导方程得到:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(f(D(u)) \nabla u) \quad (3)$$

其中, $D(u)$ 表示梯度, $f(\cdot)$ 表示方程的热传导系数(也称作传递系数),是非负递减函数,典型的传递系数有以下两种类型:

$$f(z) = \exp(-(z/K)^2) \quad (4)$$

和

$$f(z) = \frac{1}{1 + (z/K)^2} \quad (5)$$

其中, K 为可调参数.由式(3)可以看出, P-M 模型的有效性跟传递系数 $f(\cdot)$ 和梯度描述子 $D(u)$ 紧密相关.传递系数和梯度描述子的优劣直接影响算法性能的好坏^[17],本文将围绕这两个关键点开展研究.

3 基于视觉感知和边缘保持的 P-M 模型

3.1 边缘保持传递系数

传递系数在各向异性扩散模型中起着重要作用.传统的传递系数会导致随着迭代次数的增加而使得边缘产生锐化.对于人脸图像,这种边缘锐化现象对人脸的轮廓和光照信息提取极为不利.为此,本文给出一种具有边缘保持特性的传递系数并用作提取光照不变人

脸图像.简便起见,在下面的推导过程中我们以一维信号为例,但所得的结果可以轻易的扩展到二维图像中去.

不失一般性地,我们考虑一个具有平滑上升沿(可以用具有陡坡的 sigmoid 函数近似)的一维信号 I ,对该信号进行传统的各向异性扩散,可表示为:

$$\begin{aligned} I_x^{t+1} &= I_x^t + c_{x-1,x}^t (I_{x-1}^t - I_x^t) + c_{x+1,x}^t (I_{x+1}^t - I_x^t) \\ &= I_x^t + c_{x+1,x}^t (I_{x+1}^t - I_x^t) - c_{x-1,x}^t (I_x^t - I_{x-1}^t) \end{aligned} \quad (6)$$

其中 I_x^t 为点 x 处第 t 次迭代的取值, $c_{i,x}^t$ 为 x 的邻域内 i ($i = x \pm 1$) 近邻处的传递系数.移项之后,式(6)可重写为:

$$I_x^{t+1} - I_x^t = c_{x+1,x}^t (I_{x+1}^t - I_x^t) - c_{x-1,x}^t (I_x^t - I_{x-1}^t) \quad (7)$$

显然,式(7)可进一步转化为:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} \left(c_{i,x}^t \frac{\partial I}{\partial x} \right) = \nabla \left(c_{i,x}^t \nabla I \right) = C_x^t \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial C_x^t}{\partial x} \frac{\partial I}{\partial x} \quad (8)$$

其中, C_x^t 为 x 处的权值, $C_x^t = f(|\nabla I_x|)$, $\partial I / \partial x$ 表示信号的斜率.要考察信号斜率的变化情况,需要对 $\partial I / \partial x$ 进一步求 t 的导数,即:

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial t} \left(\frac{\partial I}{\partial x} \right) &= \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{\partial I}{\partial t} \right) = \frac{\partial}{\partial x} \left(C_x^t \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial C_x^t}{\partial x} \frac{\partial I}{\partial x} \right) \\ &= 2 \frac{\partial C_x^t}{\partial x} I'' + C_x^t I''' + \frac{\partial^2 C_x^t}{\partial x^2} I' \end{aligned} \quad (9)$$

其中, I' , I'' , I''' 分别描述对一维信号 I 的一阶导,二阶导和三阶导,梯度 ∇I 用 I' 表示.于是,将式(4)、(5)分别代入式(9)可以得到:

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial t} I' &= 2 C_x^t \left(-\frac{2}{K^2} \right) I' (I')^2 + C_x^t I''' + \left(-\frac{2}{K^2} \right) \\ &\quad C_x^t \frac{(K^2 - 2(I')^2)}{K^2} I' (I')^2 - \frac{2}{K^2} C_x^t (I')^2 I'' \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial t} I' &= -\frac{4}{K^2} (C_x^t)^2 I' (I')^2 + C_x^t I''' - \frac{2}{K^2} \\ &\quad \left\{ (C_x^t)^2 I' I'' + (C_x^t)^2 (I')^2 - \frac{4}{K^2} (C_x^t)^3 (I' I')^2 \right\} I' \end{aligned} \quad (11)$$

由于信号 I 在其弯曲处附近具有一阶导大于零,二阶导等于零和三阶导小于零的特性,即 $I' > 0$, $I'' = 0$, $I''' < 0$,式(10)和式(11)在弯曲处附近可分别转化为:

$$\frac{\partial}{\partial t} I' = \exp\left(-\left(\frac{I'}{K}\right)^2\right) \left(1 - 2\left(\frac{I'}{K}\right)^2\right) I''' \quad (12)$$

$$\frac{\partial}{\partial t} I' = \left(\frac{1}{1 + \left(\frac{I'}{K}\right)^2} \right)^2 \left(1 - \left(\frac{I'}{K}\right)^2\right) I''' \quad (13)$$

在式(12)和式(13)中,第一个因子的取值始终非负,且 $I''' < 0$, $\frac{\partial}{\partial t} I'$ 的符号(反映了信号边缘斜率随迭代次数增加而变化的规律)由第二个因子完全确定,即分别有

$$\frac{\partial}{\partial t} I' \begin{cases} < 0, & \text{若 } I' < K \\ > 0, & \text{若 } I' > K \end{cases} \quad (14)$$

和

$$\frac{\partial}{\partial t} I' \begin{cases} < 0, & \text{若 } I' < \frac{K}{\sqrt{2}} \\ > 0, & \text{若 } I' > \frac{K}{\sqrt{2}} \end{cases} \quad (15)$$

由式(14)、(15)可以看出,信号边缘斜率随迭代次数变化的情况由 I' 与 K 的大小关系完全确定,当 $I' > K$ 或 $I' > K/\sqrt{2}$ 时,随着迭代次数的增加,信号边缘将被锐化,如果想保持图像的边缘就必须谨慎的选择参数 K . 而复杂光照条件下,不同人脸图像(不管是否来自同一个人)的 I' 取值不尽相同,进一步增加了参数 K 选择的难度. 为此,本文对式(4)、(5)定义的传递系数进行了推广,给出满足边缘保持特性的传递系数的一般条件,避免了参数 K 改变带来的边缘锐化问题. 具体来说,我们将式(4)、(5)定义的传递系数扩展定义为:

$$f(z) = \exp(-(z/K)^n) \quad (16)$$

和

$$f(z) = \frac{1}{1 + (z/K)^n} \quad (17)$$

按照上述相同的方式计算其弯曲处附近的 $\frac{\partial}{\partial t} I'$, 分别有:

$$\frac{\partial}{\partial t} I' = \exp(-(z/K)^n) (1 - n(I'/K)^n) I'' \quad (18)$$

和

$$\frac{\partial}{\partial t} I' = \frac{1 + (1-n)(I'/K)^n}{(1 + (I'/K)^n)^2} I'' \quad (19)$$

式(18)中, $\exp(-(z/K)^n) > 0$, $I'' < 0$, 因此, $\frac{\partial}{\partial t} I'$ 的符号由 $1 - n(I'/K)^n$ 的符号完全确定, 当 $1 - n(I'/K)^n > 0$ 时, $\frac{\partial}{\partial t} I'$ 始终为负, 能够确保不出现明显的边缘锐化现象; 同样, 式(19)中, 当 $1 + (1-n)(I'/K)^n > 0$ 时, $\frac{\partial}{\partial t} I'$ 亦始终为负, 同样能够确保边缘不出现明显的锐化现象. 显然, 根据这两种条件选择的传递系数能够克服传统传递系数随着迭代次数增加而出现边缘锐化问题. 本文仅以传递函数式(17)为例(式(16)对应的情况可以参照推导), 满足 $1 + (1-n)(I'/K)^n > 0$ 的 n 的取值很多, 且不易推导出其解析解, 但可以直观的看出 $n < 1$ 能使不等式满足条件. 因此, 本文简单的选择 $n = 1/3$ 对应的传递系数, 并称之为边缘保持传递系数, 即

$$f_{ep}(z) = \frac{1}{1 + (z/K)^{1/3}} \quad (20)$$

3.2 基于视觉感知的梯度描述子

另一影响 P-M 模型性能的主要因素是图像梯度, 传统的 P-M 模型中, 采用的是图像的空间梯度

$$D_s(u_{(x,y)}) = |\nabla u_{(x,y)}| = \sqrt{\left(\frac{\partial u_{(x,y)}}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u_{(x,y)}}{\partial y}\right)^2} \quad (21)$$

其中, 偏导数 $\frac{\partial u_{(x,y)}}{\partial x}$ 和 $\frac{\partial u_{(x,y)}}{\partial y}$ 为如下表达式:

$$\begin{aligned} \frac{\partial u_{(x,y)}}{\partial x} &= u_{(x+1,y)} - u_{(x-1,y)}, \\ \frac{\partial u_{(x,y)}}{\partial y} &= u_{(x,y+1)} - u_{(x,y-1)} \end{aligned} \quad (22)$$

图像空间梯度是一种纯粹的数学特征, 反映的是图像局部空间特性. 然而, 所有的图像信息最终都是需要通过人的视觉系统来感知和解释. Weber 定律^[18]是人类视觉系统函数非常著名的描述. 该定律揭示人类所能感受到的刺激强度的最小变化 Δs 与标准刺激强度 s 成正比, 即 $\Delta s = C \times s$, C 为常数. 由 Weber 定律容易知道, 在一定的亮度范围内, 人类所能感受到的亮度差与背景亮度成正比, 但当背景亮度很强或者很弱时, 这种正比关系不再成立, 这就是所谓的 Weber 感知原理. 常用的 Weber 亮度差感知函数如下:

$$w(\bar{u}_{(x,y)}) = \begin{cases} 20 - 12\bar{u}_{(x,y)}/88, & 0 \leq u_{(x,y)} < 88 \\ 0.002(\bar{u}_{(x,y)} - 88)^2 + 8, & 88 \leq u_{(x,y)} \leq 138 \\ 7(\bar{u}_{(x,y)} - 138)/(255 - 138) + 13, & 138 < u_{(x,y)} \leq 255 \end{cases} \quad (23)$$

其中, $u_{(x,y)}$ 为 (x, y) 处的亮度值, $\bar{u}_{(x,y)}$ 为以 (x, y) 为中心的 8 邻域内像素的亮度均值, 用于表示背景亮度值. 利用上述 Weber 亮度差感知函数, 我们定义如下视觉感知梯度:

$$D_v(u_{(x,y)}) = \alpha \cdot |\nabla u_{(x,y)}| \cdot w(\bar{u}_{(x,y)}) \quad (24)$$

其中, α 为可调参数. 比较式(21)和式(24)可知, 图像视觉感知梯度是用 Weber 亮度感知函数对原图像空间梯度加权的结果, 空间梯度是视觉感知梯度的一种特殊形式. 两者的主要差别在于, 前者在任何光照条件下计算过程都是不变的, 而后者随背景亮度的变化而变化, 可减少不同光照条件下得到的人脸梯度图像之间的误差. 图 2 是图像空间梯度和视觉感知梯度的对比图.



图2 人脸图像梯度示意图

3.3 基于视觉感知和边缘保持的光照不变人脸图像提取

结合 3.1 节和 3.2 节的分析, 我们给出新的各向异

性扩散模型,其离散形式表示如下:

$$u^{t+1}_{(x,y)} = u^t_{(x,y)} + f_{\varphi}(D_v(\mathbf{u}))(u^t_{(i,j)} - u^t_{(x,y)}) \quad (25)$$

其中, $u^t_{(x,y)}$ 为 (x,y) 处第 t 次迭代的像素值, $D_v(\mathbf{u})$ 为视觉感知梯度, $f_{\varphi}(\cdot)$ 为边缘保持传递系数, (i,j) 为 (x,y) 的近邻, $i \in \{x-1, x+1\}$, $j \in \{y-1, y+1\}$. 该模型称为基于视觉感知和边缘保持的各向异性扩散模型, 其提取光照不变人脸图像特征的具体算法可描述如下:

输入:人脸图像 \mathbf{u}^1 , 参数 α , 最大迭代次数 T , 迭代终止条件 ϵ
输出:光照不变人脸图像 \mathbf{p}
步骤:
Step1: 按照 (23) 式计算各点的亮度感知系数 $w(\bar{u}_{(x,y)})$, 并根据 (24) 计算相应的视觉感知梯度 $D_v(u_{(x,y)})$;
Step2: for $t = 1:T$
 按式 (25) 计算新的像素值 $u^{t+1}_{(x,y)}$;
 If $|u^{t+1}_{(x,y)} - u^t_{(x,y)}| < \epsilon$
 跳出循环;
 EndIf
Endfor
按照式 (2) 计算光照不变人脸图像.

4 实验及结果分析

为了验证本文提出的光照不变人脸图像提取方法的有效性,我们在反映光照变化的典型人脸数据库 EYaleB 人脸库^[19]和 CMU PIE 人脸库^[20]上进行了人脸识别实验,并与局部二元模型 (LBP)^[12]、自商图像 (SQI)^[13]、基于 LTV 的商图像 (TVQI)^[14]、传统各向异性扩散 (AD)^[15] 等方法进行了比较. 实验仅选用 EYaleB 图像库中正面姿态的 2432 幅图像,并根据光照方向不同,划分为 5 个子集:子集 1 ($0 \sim 12^\circ$)、子集 2 ($13 \sim 25^\circ$)、子集 3 ($26 \sim 50^\circ$)、子集 4 ($51 \sim 77^\circ$) 和子集 5 ($> 77^\circ$); 选择 CMU PIE 图像库中具有 21 种光照变化的 1428 幅正面人脸图像 (C27) 构成的子集. 所有的图像裁切到只包含面部区域.

4.1 光照不变人脸图像提取

本节在上述经过简单预处理的人脸图像库上进行光照不变人脸图像提取实验,目的在于直观观察并比较不同处理方法所获得的光照不变人脸图像的效果. 各种方法提取的光照不变人脸图像如图 3 所示.

从图 3 可以看出,本文提出的方法具有更好的边缘保持特性和更强的阴影处理能力,且相较于其他几种对比算法,该方法在所有光照条件下均取得了较为理想的光照不变图像,具有更好的稳定性.

4.2 光照不变人脸识别

本节考察所提方法在人脸识别中的性能. 首先提

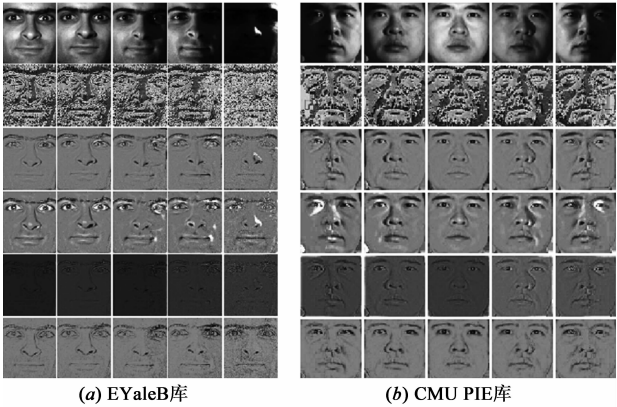


图3 光照不变人脸图像对比, 从上到下依次是原图、LBP、SQI、TVQI、AD和本文所提方法处理结果

取光照不变人脸图像,再利用 PCA 方法进行特征提取,最后用余弦分类器识别. 实验分为三组,前两组在 EYaleB 人脸库上进行,第三组在 CMU PIE 子集上进行. 其中,所提方法和 AD 方法需要涉及参数 α 和 K 的设置,均通过交叉验证法确定.

第一组实验仅用 EYaleB 子集中理想光照下的人脸图像 (子集 1) 进行训练,而用具有光照的人脸图像 (子集 2~5) 测试. 实验结果如表 1 所示. 可以看出,本文提出的方法始终能够获得比其他几种方法更高的识别率,尤其在光照条件极差的子集 4 和子集 5 中,具有较强的鲁棒性.

表 1 EYaleB 人脸库上用子集 1 进行训练时的正确识别率 (%)						
TestSubset	baseline	LBP	SQI	TVQI	AD	proposed
Subset2	99.34	99.56	100.00	100.00	98.90	100.00
Subset3	77.14	99.78	99.78	99.56	95.82	100.00
Subset4	12.93	88.40	92.40	84.22	68.82	99.05
Subset5	5.04	76.89	86.97	86.55	66.39	96.22

第二组实验从 EYaleB 子集的所有图像中每人随机选出 i ($i = 5, 10, 15, 20$) 幅图像组成训练集,其他的图像构成测试集. 20 次实验的平均识别结果如表 2 所示. 从表 2 可见,当来自每个人的训练样本从 5 幅到 20 幅变换的过程中,所提的方法始终保持了 95% 以上的正确识别率,远高于其他几种方法.

第三组实验从 CMU PIE 子集的所有图像中每人随机选择 i ($i = 5, 10, 15, 20$) 幅图像构成训练集,用剩下的样本进行测试. 20 次实验的平均识别结果如表 3 所示. 从表 3 可以发现,在 CMU PIE 库上我们能够获得与第二组实验类似的结论,即本文提出的方法在各种条件下都能获得最好的识别效果.

表 2 EYaleB 人脸库上采用随机训练集时的正确识别率(%)

num_train	baseline	LBP	SQI	TVQI	AD	proposed
5	36.44 ± 1.36	71.13 ± 4.63	82.48 ± 1.37	88.23 ± 1.75	69.07 ± 2.36	95.24 ± 0.72
10	51.68 ± 1.26	85.72 ± 2.65	91.76 ± 0.86	95.71 ± 0.85	85.21 ± 1.57	98.20 ± 0.51
15	61.05 ± 1.06	91.61 ± 1.18	95.09 ± 0.84	97.59 ± 0.35	91.88 ± 1.24	98.96 ± 0.43
20	67.30 ± 1.20	94.90 ± 1.03	96.57 ± 0.55	98.36 ± 0.28	94.93 ± 0.92	99.31 ± 0.19

表 3 CMU PIE 人脸库上采用随机训练集时的正确识别率(%)

num_train	baseline	LBP	SQI	TVQI	AD	proposed
5	66.21 ± 1.36	94.69 ± 4.63	86.76 ± 1.37	91.69 ± 1.75	82.36 ± 8.30	98.45 ± 0.72
10	87.52 ± 1.26	98.42 ± 2.65	95.51 ± 0.86	97.15 ± 0.85	94.75 ± 4.66	99.93 ± 0.51
15	96.59 ± 1.06	99.53 ± 1.18	97.80 ± 0.84	98.80 ± 0.35	97.74 ± 1.86	100.00 ± 0.43
20	99.40 ± 1.20	100.00 ± 1.03	99.18 ± 0.55	99.63 ± 0.28	99.10 ± 1.29	100.00 ± 0.19

从上述三组实验结果可以看出,本文提出的基于视觉感知和边缘保持的 P-M 模型对不同光照具有很强的鲁棒性,且始终能够获得较其他几种典型方法更优的识别结果,说明了该方法是一种有效的光照不变人脸识别方法.

5 结论

本文针对光照对人脸图像的影响开展研究,提出了一种基于视觉感知和边缘保持的光照不变人脸识别方法.新方法在消除传统各向异性扩散算法的光晕效应的同时增强了算法的稳定性.该方法的主要特点有:(1)将人眼视觉感知机制引入到图像局部特性的描述中,从而获得一种基于视觉感知的图像梯度,该梯度较传统的空间梯度更符合人类视觉系统的特点.(2)针对传统的各向异性扩散算法当参数 K 选取不当时出现的边缘锐化现象,提出了一种新的传递系数,该系数不管 K 取何值,均能具有良好的边缘保持特性,大大削弱了图像光晕现象.从 EYaleB 和 CMU PIE 人脸图像子集上的光照不变人脸图像提取实验也验证了本文所提方法获得的光照不变图像更符合人类视觉系统,且能够有效的减少甚至消除图像光晕效应.三组人脸识别实验结果表明,无论是用理想光照人脸图像进行训练还是用随机抽取的人脸图像进行训练,本文所提算法都始终能取得比其他几种比较方法更好的识别率和稳定性.然而,本文仅给出了两组一般的传递系数形式,而对其中参数 n 、 K 以及 α 之间的相互作用关系没有做更深入的分析,这将是我们的后期工作的一个重要方向.

参考文献

[1] Phillips PJ, Scruggs WT, O’Toole AJ, et al. FRVT 2006 and ICE 2006 large-scale experimental results [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(5): 831 –

846.
[2] 尹洪涛,付平,沙学军.基于 DCT 和线性判别分析的人脸识别[J].电子学报,2009,37(10):2211 – 2214.
Yin Hongtao, Fu Ping, Sha Xuejun. Face recognition based on DCT and LDA[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(10): 2211 – 2214. (in Chinese)
[3] 周家锐,纪震,沈琳琳,等.基于 Gabor 小波与 Memetic 算法的人脸识别方法[J].电子学报,2012,40(4):643 – 646.
Zhou Jiarui, Ji Zhen, Shen Linlin, et al. Face recognition using gabor wavelets and memetic algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(4): 643 – 646. (in Chinese)
[4] Adini Y, Moses Y, Ullman S. Face recognition: The problem of compensating for changes in illumination direction [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19 (7): 721 – 732.
[5] Xie XD, Lam KM. An efficient illumination normalization method for face recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(6): 609 – 617.
[6] Han H, Shan SG, et al. Illumination transfer using homomorphic wavelet filtering and its application to light-insensitive face recognition [A]. IEEE International Conference on AFGR[C]. Piscataway: IEEE, 2008. 1-2: 206 – 221.
[7] Hyunjung S, Jiebo L, Tsuhan C. A subspace model-based approach to face relighting under unknown lighting and poses [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 17(8): 1331 – 1341.
[8] Shaohua KZ, Jacobs D. Appearance characterization of linear lambertian objects, generalized photometric stereo, and Illumination-invariant face recognition [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 25(2): 218 – 233.
[9] Cao X, Shen W, Yu LG, et al. Illumination invariant extraction for face recognition using neighboring wavelet coefficients [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(4): 1299 – 1305.
[10] Baradarani A, Jonathan WQM, Ahmadi M. An efficient illumi-

- nation invariant face recognition framework via illumination enhancement and DD-DTWT filtering [J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(1): 57 – 72.
- [11] 谢晓华, 赖剑煌, 郑伟诗. 基于二次多项式模型的人脸光照归一化[J]. *电子学报*, 2010, 38(8): 1792 – 1797.
Xie Xiaohua, Lai Jianhuang, Zheng Weishi. Illumination normalization of human face based on the second-order polynomial model [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(8): 1792 – 1797. (in Chinese)
- [12] Heusch G, Rodriguez Y, Marcel S. Local binary patterns as an image preprocessing for face authentication [A]. *International Conference on AFGR* [C]. Piscataway: IEEE, 2006. 7.6 – 14.
- [13] Wang H, Li S, Wang Y. Face recognition under varying lighting condition using self quotient image [A]. *International Conference on AFGR* [C]. Piscataway: IEEE, 2004. 819 – 824.
- [14] Chen T, Zhou XS, Comaniciu D, et al. Total variation models for variable lighting face recognition [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(9): 1519 – 1524.
- [15] Gross R, Brajovic V. An image pre-processing algorithm for illumination invariant face recognition [A]. *International Conference on AVBPA* [C]. Berlin: Springer, 2003.
- [16] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(7): 629 – 639.
- [17] Chen K. Adaptive smoothing via contextual and local discontinuities [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1552 – 1567.
- [18] Coren S, Ward L M, Jenks J T. *Sensation and Perception* (4th ed) [M]. Fort Worth, USA: Cold Spring Harcourt Brace College Publishers, 1994.
- [19] Lee KC, Ho J, Kriegman D. Acquiring linear subspaces for face recognition under variable lighting [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(5): 684 – 698.
- [20] Sim T, Baker S, Bsat M. The CMU Pose, Illumination, and Expression (PIE) Database of Human Faces [R]. The Robotics Institute, Carnegie Mellon University, 2001.

作者简介



辜小花 女, 1982 年生于四川眉山. 重庆科技学院电气与信息工程学院教师. 研究方向为模式识别、图像处理、复杂系统建模与优化.

E-mail: xhgu@cqu.edu.cn