

基于黎曼张量的人脸图像多模态 分解光照建模方法

胡步发 郝广涛

(福州大学机械工程及自动化学院, 福州 350002)

摘要 目前,人脸光照建模方法总是假设人脸满足朗伯凸模型、已知人脸表面法向量和反射率等条件,这与实际情况不符,建立的人脸光照模型也存在较大的偏差。为了解决这一问题,提出了一种新的人脸光照建模方法。该方法首先采用黎曼张量人脸图像多模态分解,建立人脸光照模型;然后基于改进的广义拉格朗日算法对人脸光照模型进行优化。理论分析和实验结果表明,该方法比光度立体学、球谐函数方法具有较高的精度和较强的实用性。

关键词 黎曼张量 光照建模 多模态分解 人脸图像

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)02-0221-06

Face Illumination Modeling Method Based on the Face Image Multimode Decomposition of Riemannian Tensor

HU Bu-fa, HAO Guang-tao

(College of Mechanical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350002)

Abstract The present face illumination modeling methods always suppose that the faces meet convex Lambertian and the surface normals and albedos must be known. However, these restrictions are different from the facts and the constructed illumination model also has bigger difference. In order to solve the problem, a novel method of face illumination modeling is proposed. Firstly, the multi-mode decomposition of Riemannian tensor is adopted and the face illumination is modeled. Then, the illumination model is optimized based on the improved generalized Lagrange algorithm. Theoretical analysis and experimental results both show that our method has higher precision and better practicability compared with photometric stereo harmonic image method.

Keywords riemannian tensor, illumination modeling, multimode decomposition, face image

1 引言

根据 FERET (face recognition technology) 和 FRVT (face recognition vendor test) 的测试结果表明^[1-2]: 人脸识别技术在身份认证方面有着广泛的应用,在约束条件下(均匀光照、中性表情、标准姿态),可以达到较高的正确识别率;在更一般的应用场合(如在车站、机场、码头等对犯罪嫌疑人的

视频跟踪捕捉),由于各种光源、环境光、景物反射光等变化非常复杂,致使正确识别率严重下降。Adini 等人经过研究表明,相同人在不同光照条件下的人脸图像差异比不同人在相同光照条件的人脸图像差异更大^[3]。因此,通过人脸光照建模,以提高人脸识别对光照变化的鲁棒性,对于理论研究和实际应用都具有十分重要的意义,已成为研究热点^[4]。

目前人脸光照建模的方法是在 2 维→3 维→2

收稿日期:2008-01-03; 改回日期:2008-05-19

第一作者简介:胡步发(1963~),男,副教授。1991年于国防科技大学通信与电子系统专业获工学博士学位。主要研究方向为计算机视觉、模式识别。E-mail:hubufa@21cn.com

维的过程中进行的^[5],需要经过 2 维→3 维建模和 3 维→2 维投影等复杂计算步骤,会产生很大的累计误差。同时,需要非常苛刻的假设条件,如:要求人脸符合朗伯凸模型,人脸表面的法向量、反射率已知,人脸图像没有阴影和高光区,需要已知多幅 2 维图像来较精确的生成 3 维模型等。为解决上述问题,本文提出了一种基于黎曼张量的人脸图像多模态分解光照建模新方法。该方法首先通过训练多种光照、身份、背景下的 2 维人脸图像,得到具有多模态特征的黎曼张量人脸图像,通过对其进行模态分解,生成人脸光照模型;然后通过改进优化方法,得到精确度更高的 2 维人脸光照模型;将其投影到标准库中重建出人脸图像,与待识别的人脸图像进行匹配,完成识别。

2 人脸图像的黎曼张量表示

人脸图像的高维张量代数学,研究的是高维人脸图像向量空间之间的多重线性映射关系,所以又称高维人脸图像张量为高维人脸图像矩阵或人脸图像的 N 阶模态矩阵。由于其在表征多模态人脸图像结构方面具有优越的性能^[6],因此,可以用来解决多模态图像融合的模态分解问题。

一般背景下的人脸图像是由多种信息融合而成的,包括图像中人的身份(人脸部的生物特征)、光照、姿态、复杂背景和其他信息,因此,可以用高维张量来表征多信息融合的人脸图像^[7],而黎曼张量以其优越的曲面流形可以很好地应用在人脸图像中。

2.1 黎曼张量分解

设 N 阶黎曼张量 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_n \times \dots \times I_N}$, 则 \mathbf{A} 的元素可以表示为 $a_{i_1 i_2 \dots i_N}$, \mathbf{A} 展开成的模态- n 向量表示成矩阵为 $\mathbf{A}^{(n)} \in \mathbf{C}^{I_n \times (I_1 \dots I_{n-1} I_{n+1} \dots I_N)}$, 在第 i_n 行, 第 $(i_{n+1} - 1)I_{n+2}I_{n+3} \dots I_N I_1 I_2 \dots I_{n-1} + (i_{n+2} - 1)I_{n+3}I_{n+4} \dots I_N I_1 I_2 \dots I_{n-1} + \dots + (i_N - 1)I_1 I_2 \dots I_{n-1} + (i_1 - 1)I_2 I_3 \dots I_{n-1} + (i_2 - 1)I_3 I_4 \dots I_{n-1} + \dots + i_{n-1}$ 列其元素为 $a_{i_1 i_2 \dots i_N}$, 其中, I_1, I_2, \dots, I_N 分别表示模态-1、模态-2、 \dots 、模态- N 的维数, $\mathbf{C}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_n \times \dots \times I_N}$ 为 $I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N$ 维复数空间, $\mathbf{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_n \times \dots \times I_N}$ 为 $I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N$ 维实数空间。

设 $\mathbf{G} \in \mathbf{C}^{I_1 \times I_2}$ 是一种具有行向量和列向量的 2 阶模态实结构体张量矩阵, 经过奇异值分解(SVD),

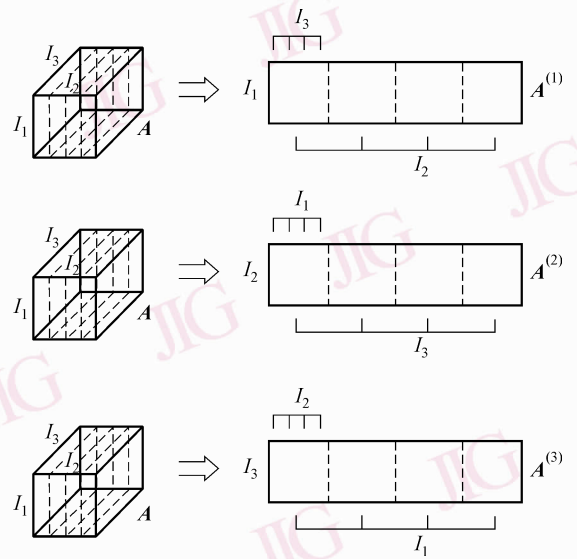


图 1 张量 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{I_1 \times I_2 \times I_3}$ 展开成矩阵 $\mathbf{A}^{(1)} \in \mathbf{R}^{I_1 \times I_2}$ 矩阵 $\mathbf{A}^{(2)} \in \mathbf{R}^{I_2 \times I_3}$, 矩阵 $\mathbf{A}^{(3)} \in \mathbf{R}^{I_3 \times I_1}$ ($I_1 = I_2 = I_3 = 4$)

Fig. 1 The tensor $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{I_1 \times I_2 \times I_3}$ is unfolded to the matrix $\mathbf{A}^{(1)} \in \mathbf{R}^{I_1 \times I_2}$, $\mathbf{A}^{(2)} \in \mathbf{R}^{I_2 \times I_3}$ and $\mathbf{A}^{(3)} \in \mathbf{R}^{I_3 \times I_1}$ ($I_1 = I_2 = I_3 = 4$)

得到列正交矩阵 $\mathbf{U}_1 \in \mathbf{C}^{I_1 \times J_1}$ 、行正交矩阵 $\mathbf{U}_2 \in \mathbf{C}^{I_2 \times J_2}$ 和对角奇异值矩阵 $\mathbf{\Sigma} \in \mathbf{C}^{J_1 \times J_2}$ 。矩阵的 SVD 与多模态的对应关系表示为^[8]

$$\begin{aligned} \mathbf{G} &= \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_{11} & 0 \\ 0 & \sigma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & g \\ h & i \end{bmatrix} \\ &= [\mathbf{u}_1^{(1)} \quad \mathbf{u}_1^{(2)}] \begin{bmatrix} \sigma_{11} & 0 \\ 0 & \sigma_{22} \end{bmatrix} [\mathbf{u}_2^{(1)} \quad \mathbf{u}_2^{(2)}] \\ &= \sigma_{11} \begin{bmatrix} a \\ c \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} f \\ g \end{bmatrix} + \sigma_{22} \begin{bmatrix} b \\ d \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} h \\ i \end{bmatrix} \\ &= \mathbf{\Sigma} \times_1 \mathbf{U}_1 \times_2 \mathbf{U}_2 = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 \sigma_{ij} \mathbf{u}_1^{(i)} \circ \mathbf{u}_2^{(j)} \quad (1) \end{aligned}$$

式中,

$$\begin{aligned} \mathbf{U}_1 &= \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}, \mathbf{U}_2 = \begin{bmatrix} f & g \\ h & i \end{bmatrix}, \mathbf{u}_1^{(1)} = \begin{bmatrix} a \\ c \end{bmatrix}, \\ \begin{bmatrix} a \\ c \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} f \\ g \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} af & ag \\ cf & cg \end{bmatrix}, \mathbf{u}_2^{(1)} = \begin{bmatrix} f \\ h \end{bmatrix}, \\ \begin{bmatrix} b \\ d \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} h \\ i \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} bh & dh \\ bi & di \end{bmatrix}, \mathbf{u}_1^{(2)} = \begin{bmatrix} b \\ d \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

$$\mathbf{u}_2^{(2)} = \begin{bmatrix} g \\ i \end{bmatrix}, \Sigma \times_1 \mathbf{U}_1 \times_2 \mathbf{U}_2 \text{ 表示核矩阵 } \Sigma \text{ 与模态}$$

间的相互关系。

2.2 人脸图像的黎曼张量表示

光照变化下的单幅正面人脸图像可以表示为

$$\mathbf{I} = \Gamma(l, s, b) \quad (2)$$

\mathbf{I} 表示人脸图像, l, s, b 分别表示人脸图像中的光照、身份和背景模态, $\Gamma(\cdot)$ 表示3种模态与人脸之间的相互作用关系。

光照变化下的人脸图像识别就是求出人脸图像的身份模态(即变量 s), 如果能够得到光照 l , 则人脸图像的身份就可以很容易解决。

设人脸图像张量 $\mathbf{D} \in \mathbf{R}^{i \times j \times k}$, 其中 i 表示所用训练样本中不同的光照, j 表示所用训练样本中不同的身份, k 表示所用训练样本中不同的背景。将其表示成关于 l, s, b 的3阶模态高维张量并由3阶模态高维奇异值分解得:

$$\mathbf{D} = \mathbf{Z} \times_1 \mathbf{U}^{(1)} \times_2 \mathbf{U}^{(2)} \times_3 \mathbf{U}^{(3)} \quad (3)$$

式中, 模态矩阵 $\mathbf{U}^{(1)} \in \mathbf{R}^{i \times i}$, $\mathbf{U}^{(2)} \in \mathbf{R}^{j \times j}$, $\mathbf{U}^{(3)} \in \mathbf{R}^{k \times k}$ 分别表示光照模态、身份模态和背景模态, $\mathbf{Z} \in \mathbf{R}^{i \times j \times k}$ 表示核张量, 调节模态 $\mathbf{U}^{(1)}$ 、 $\mathbf{U}^{(2)}$ 和 $\mathbf{U}^{(3)}$ 的相互作用。模态矩阵 $\mathbf{U}^{(n)}$ ($n = 1, 2, 3$) 的正交向量构成了矩阵 $\mathbf{D}_{(n)}$ 的列空间, 展开 \mathbf{D} 的模态 n ($n = 1, 2, 3$), 可得^[7]:

$$\mathbf{D}_{(n)} = \mathbf{U}^{(1)} \cdot \mathbf{Z}_{(n)} \cdot (\mathbf{U}^{(n+1)} \otimes \mathbf{U}^{(n+2)} \otimes \dots \otimes \mathbf{U}^{(N)} \otimes \mathbf{U}^{(1)} \otimes \mathbf{U}^{(2)} \otimes \dots \otimes \mathbf{U}^{(n-1)}) \quad (4)$$

式中, \otimes 表示克罗内克积, $N = 3$, ($n = 1, 2, 3$), 其模态分解如图2所示。

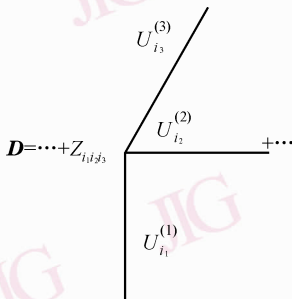


图2 3阶模态张量正交分解

Fig. 2 The orthogonal decomposition of three-mode tensor

3 人脸图像的光照建模

3.1 人脸光照模型生成

基于2.2节人脸图像的黎曼张量表示, 可得人脸光照模型的生成步骤为:

(1) 计算 \mathbf{D} 的展开矩阵 $\mathbf{D}_{(n)}$ ($n = 1, 2, 3$);

(2) 对 $\mathbf{D}_{(1)}$ 、 $\mathbf{D}_{(2)}$ 、 $\mathbf{D}_{(3)}$ 进行 SVD 分解, $\mathbf{U}^{(1)}$ 、 $\mathbf{U}^{(2)}$ 、 $\mathbf{U}^{(3)}$ 分别为相应 SVD 分解的各左边矩阵, 组成了 \mathbf{D} 的各正交模态矩阵;

(3) 计算核张量

$$\mathbf{Z} = \mathbf{D} \times_1 \mathbf{U}^{(1)\top} \times_2 \mathbf{U}^{(2)\top} \times_3 \mathbf{U}^{(3)\top} \quad (5)$$

(4) 求解式(5):

$$\mathbf{Z}_{(n)} = \mathbf{U}^{(n)\top} \cdot \mathbf{D}_{(n)} \cdot (\mathbf{U}^{(n+1)\top} \otimes \mathbf{U}^{(n+2)\top} \otimes \dots \otimes \mathbf{U}^{(N)\top} \otimes \mathbf{U}^{(1)\top} \otimes \mathbf{U}^{(2)\top} \otimes \dots \otimes \mathbf{U}^{(n-1)\top}) \quad (6)$$

式中, \otimes 表示克罗内克积, $N = 3$ ($n = 1, 2, 3$)。

(5) 将式(6)带入式(4)中得人脸光照模型 $\mathbf{U}^{(1)}$ 。

3.2 人脸光照模型优化

3.1 中生成的人脸光照模型 $\mathbf{U}^{(1)}$, 根据改进的拉格朗日迭代优化方法, 进一步将其优化, 优化步骤为:

(1) 设 \mathbf{D}_0 表示原始数据张量, \mathbf{D} 表示模态矩阵优化后的数据张量, $\mathbf{U}^{(n)}$ ($n = 1, 2, 3$) 表示 \mathbf{D} 的各模态矩阵, $\mathbf{U}_0^{(n)}$ ($n = 1, 2, 3$) 表示 \mathbf{D}_0 的各模态矩阵, $\text{rank}(\mathbf{D}_{0(n)}) = \text{rank}(\mathbf{U}_0^{(n)}) = R_n^*$ ($n = 1, 2, 3$), $R_1 \leq R_1^*$, $R_2 \leq R_2^*$, $R_3 \leq R_3^*$, $\text{rank}(\mathbf{D}_n) = \text{rank}(\mathbf{U}^{(n)}) = R_n$, 其中, R_n, R_n^* 分别表示矩阵 $\mathbf{D}^{(n)}$ 、 $\mathbf{D}_0^{(n)}$ 的秩。产生的误差为

$$e = \left\| \mathbf{Z}_0 \times_1 \mathbf{U}_0^{(1)} \times_2 \mathbf{U}_0^{(2)} \times_3 \mathbf{U}_0^{(3)} - \mathbf{Z} \times_1 \mathbf{U}^{(1)} \times_2 \mathbf{U}^{(2)} \times_3 \mathbf{U}^{(3)} \right\| + \sum_{i=1}^3 (\mathbf{DL})_i \left\| \mathbf{U}^{(i)\top} \mathbf{U}^{(i)} - \mathbf{E} \right\| \quad (7)$$

式中, $(\mathbf{DL})_i$ 为广义拉格朗日乘积矩阵, 利用其可以使 e 更小; \mathbf{E} 为单位阵。

(2) 对于第 k 次迭代, 由式(5)得张量:

$$\tilde{\mathbf{U}}_{k+1}^{(1)} = \mathbf{Z} \times \mathbf{U}_k^{(1)} = \mathbf{D} \times_2 \mathbf{U}_k^{(2)\top} \times_3 \mathbf{U}_k^{(3)\top} \quad (8)$$

表示成矩阵形式为

$$\hat{\mathbf{U}}_{k+1}^{(1)} = \mathbf{U}_k^{(1)} \mathbf{Z}_{(1)} \quad (9)$$

式中,矩阵 $\hat{U}_{k+1}^{(1)}$ 为展开张量 $\tilde{U}_{k+1}^{(1)}$ 的模态-1 矩阵得到的;计算矩阵 $\hat{U}_{k+1}^{(1)}$ 的正交基向量得到的列向量组成矩阵 $U_{k+1}^{(1)}$ 。

(3)同理:

$$\tilde{U}_{k+1}^{(2)} = \mathbf{D} \times_1 U_k^{(1)\top} \times_3 U_k^{(3)\top}, \text{ 令 } \hat{U}_{k+1}^{(2)} = U_k^{(2)} \mathbf{Z}_{(2)}$$

式中,矩阵 $\hat{U}_{k+1}^{(2)}$ 为展开张量 $\tilde{U}_{k+1}^{(2)}$ 的模态-2 矩阵得到的;计算矩阵 $\hat{U}_{k+1}^{(2)}$ 的正交基向量得到的列向量组成矩阵 $U_{k+1}^{(2)}$ 。

$$\tilde{U}_{k+1}^{(3)} = \mathbf{D} \times_1 U_k^{(1)\top} \times_2 U_k^{(2)\top}, \text{ 令 } \hat{U}_{k+1}^{(3)} = U_k^{(3)} \mathbf{Z}_{(3)}$$

式中,矩阵 $\hat{U}_{k+1}^{(3)}$ 为展开张量 $\tilde{U}_{k+1}^{(3)}$ 的模态-3 矩阵得到的;计算矩阵 $\hat{U}_{k+1}^{(3)}$ 的正交基向量得到的列向量组成矩阵 $U_{k+1}^{(3)}$ 。

(4)重复步骤(2)~(4),计算收敛模态矩阵,使其满足:

$$\|U_{k+1}^{(n)\top} \cdot U_k^{(n)}\|^2 > (1-e)R_n \quad n=1,2,3 \quad (10)$$

(5)设得到的收敛模态矩阵为 $U^{(1)}, U^{(2)}, U^{(3)}$, 计算核张量:

$$\mathbf{Z} = \tilde{U}_{k+1}^{(3)} \times_3 U^{(3)\top} \quad (11)$$

则得到图像张量为

$$\mathbf{D} = \mathbf{Z} \times_1 U^{(1)} \times_2 U^{(2)} \times_3 U^{(3)} \quad (12)$$

并且得到经过优化后的人脸光照模型 $U^{(1)}$ 。

4 实验与分析

4.1 实验条件与方法

训练集:选取 Yale B 人脸库中编号为 b01_p00、b02_p00、...、b07_p00、b09_p00、b10_p00 的 9 个人、每人 65 幅正面人脸图像(分别对应于 65 种不同光照条件);选取 CMU-PIE (carnegie mellon university, pose, illumination and expressions) 人脸库“illum”集合中“27”这个光照子集的 68 个人、每人 21 幅正面人脸图像(分别对应于 21 种不同光照条件,其闪光灯序号为 02-22);选取 CAS-PEAL (Chinese academy of scienc pose, expression, accessory and lighting) 人脸库中“Lighting”子集下编号为 000001~000006、000008~000067 的 66 个人、每人 20 幅正面人脸图像(分别对应于 20 种

不同光照情况)。形成了 106 种光照条件、143 种身份、3 种背景变化,共 3 333 幅人脸图像的训练集。

测试集:选取 Yale B 人脸库中编号为 b08_p00 的 1 个人、65 幅正面人脸图像(分别对应于 65 种不同光照条件);CMU-PIE 人脸库中“lights”集合中“27”光照子集中编号为 04056,1 个人、21 幅正面人脸图像(分别对应于 21 种不同光照条件)和 CAS-PEAL 人脸库编号为 000007 的 1 个人、20 幅正面人脸图像(分别对应于 20 种不同光照情况)。形成了 106 种光照条件、3 种身份、3 种背景变化,共 106 幅人脸图像的测试集。

标准集:选用 Yale B、CMU-PIE、CAS-PEAL 中的 gallery 库作为标准集。

经过训练并优化后的人脸光照模型 $U^{(1)}$ 与 gallery 库中标准的 2 维人脸图像 I_0 按照式(13)的重建方法得到重建人脸图像 I 。

$$I = U_k^{(1)} I_0 \quad (13)$$

利用重建人脸图像 I 与测试人脸图像 I_i (表示同一个人的第 i 幅图像)的相似度来测试本文人脸光照模型的精度,计算公式为

$$\varphi(I_i, I) = \cos(\langle I_i, I \rangle) = \frac{I_i \cdot I}{\|I_i\| \cdot \|I\|} \quad (14)$$

4.2 实验结果与分析

如图 3 所示,第 1 行、第 2 行、第 3 行的图像(a)分别为 Yale B、CMU-PIE 和 CAS-PEAL 中的 gallery 库图像,图 3 中,(b)、(c)、(d)分别为采用本文方法、球谐函数法、光度立体学方法重建后的图像,图 3(e)为测试图像。

本文方法与球谐函数法、光度立体学法^[9]重建结果的相似度比较如表 1 所示,表 1 中的相似度值是取相应测试集的平均值。

表 1 相似度比较结果

Tab. 1 The contrast results of the correlation

方 法	测试集 (Yale B)	测试集 (CMU-PIE)	测试集 (CAS-PEAL)
球谐函数法(9个基)	0.913	0.898	0.905
光度学法	0.841	0.829	0.780
本文方法(9个基)	0.944	0.934	0.906
本文方法(20个基)	0.962	0.960	0.937
本文方法(30个基)	0.965	0.968	0.940

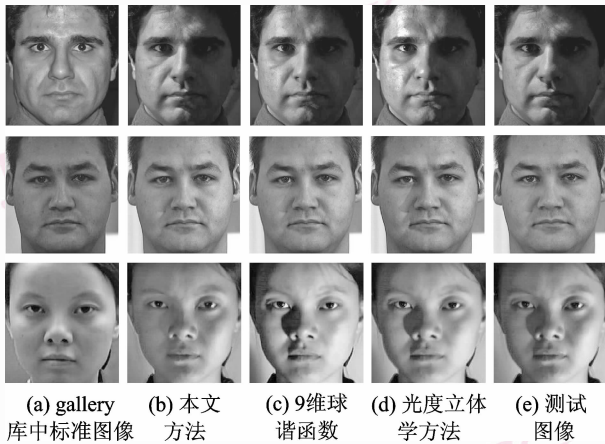


图3 人脸图像重建结果比较

Fig. 3 The contrast results of reconstructed human face images

从图3可以看出,本文方法、光度立体学方法、球谐函数法重建的人脸图像在视觉效果上差别不大,但从表1可以看出,本文方法重建人脸图像的相似度比其他两种方法的高。另外,本文方法随着基向量个数的增多,相应的相似度值也逐渐变大,当基向量个数由9增加到20时,相应的相似度值增加了2%左右,但当基向量增大到30时,其相似度值只增加了0.3%左右。究其原因,光照模型需要一定数量的基向量来拟合,当基向量个数少于某个既定的理论值时,误差较大,当增加基向量个数时,式(7)的误差自然能够较大幅度地下降。但是当基向量个数靠近或超过某个既定的理论值时,此时再增加基向量个数所能获得的信息量已经很少,甚至没有,式(7)的误差下降幅度自然非常缓慢,同时所需要的计算时间却增加了几个数量级。

图4表明相似度(重建人脸图像与测试人脸图像)与本文方法训练样本数目(共3 333幅图像)的变化关系:当训练样本越多则重建的人脸图像与测试人脸图像的相似度越高,当样本数目超过2 500以后,重建人脸图像的相似度可达90%以上,此时曲线变得比较平缓,再增加训练样本数量对于提高相似度的影响不大。图中的相似度值是取对Yale B测试集计算得到的平均值。

选取不同基的个数对本文方法与球谐函数法的影响如图5所示。其中横坐标表示选取基向量的个数,纵坐标表示对应的相似度,图5中的相似度值是取测试集Yale B、CMU-PIE和CAS-PEAL的总平均值。

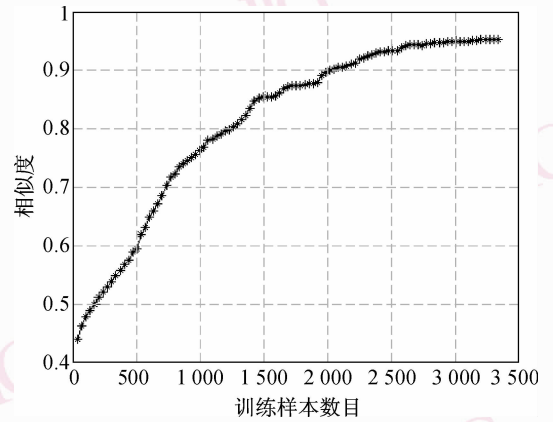


图4 相似度与训练样本数量的变化关系

Fig. 4 The variational relation between similarity and the number of training samples

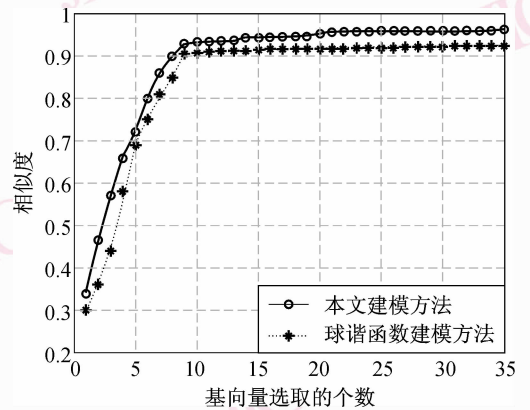


图5 本文方法与球谐函数法误差结果对比

Fig. 5 The contrast results of the error between our and spherical harmonic method

由图5可以看出,在相同基向量个数下,本文方法的相似度始终比球谐函数法的高,平均高4.08%(基向量个数分别为1,2,⋯,20的平均值)。当选取的基向量个数超过20时,相似度变化很小,小于0.1%。

5 结论

本文提出了一种基于黎曼张量多模态分解的人脸光照建模方法。通过训练大样本多模态的人脸图像,利用黎曼张量的多模态分解,建立人脸光照模型,并采用改进的广义拉格朗日方法优化人脸光照模型。理论与实验分析表明,在人脸光照建模

过程中,规避了多种假设条件,具有更广泛的实用性,并且与同类的方法相比具有更高的人脸光照建模精度。

致谢 在本论文的实验中用到了中国科学院计算所(CAS-PEAL)、美国耶鲁大学(Yale B)和美国卡耐基-梅隆大学(CMU-PIE)提供的人脸数据库,在此一并表示感谢。

参考文献 (References)

- 1 Phillips J, Moon H, Rizvi S, *et al.* The FERET evaluation methodology for face recognition algorithms[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(10): 1090-1104.
- 2 Phillips P J, Grother P, Micheals R J, *et al.* FRVT 2002: evaluation report [EB/OL]. http://www.frvt.org/DLs/FRVT_2002_Evaluation_Report.pdf, 2003-03.
- 3 Adini Y, Moses Y, Ullman S. Face recognition: the problem of compensating for changes in illumination direction [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, **19**(7): 721-732.
- 4 Chen Wei-long, Meng Joo Er, Wu Shi-qian. Illumination compensation and normalization for robust face recognition using discrete cosine transform in logarithm domain [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics—Part B: Cybernetics*, 2006, **36**(2): 458-466.
- 5 Lee J, Machiraju R, Pfister H, *et al.* Estimation of 3D faces and illumination from a single photograph using a bilinear illumination model [A]. In: *Proceedings of Eurographics Symposium on Rendering [C]*, Konstanz, Germany, 2005: 137-142.
- 6 Vasilescu M A O, Terzopoulos D. Multilinear subspace analysis of image ensembles [A]. In: *Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*, Madison, Wisconsin, USA, 2003: 93-99.
- 7 Vasilescu M A O, Terzopoulos D. Multilinear analysis of image ensembles: tensorfaces [A]. In: *Proceedings of European Conference on Computer Vision [C]*, Copenhagen, Denmark, 2002: 447-460.
- 8 Lathauwer L D, Moor B D, Vandewalle J. A multilinear singular value decomposition [J]. *Society for Industrial and Applied Mathematics Journal of Matrix Analysis and Applications*, 2000, **21**(4): 1253-1278.
- 9 Lee J, Moghaddam B, Pfister H, *et al.* A bilinear illumination model for robust face recognition [A]. In: *Proceedings of Tenth IEEE International Conference on Computer Vision [C]*, Beijing, 2005: 1177-1184.