

二维 Gabor 特征与三维 NP-3DHOG 特征融合的人脸识别算法

王雪娇 齐华山 袁家政 梁爱华 孙力红

(北京联合大学 北京 100101)

摘 要 基于二维图像的人脸识别算法提取人脸纹理特征进行识别,但是光照、表情、人脸姿态等会对其产生不利影响。三维人脸特征能更精确地描述人脸的几何结构,并且不易受化妆和光照的影响,但只采用三维人脸数据进行人脸识别又缺少人脸纹理信息,因此文中将二维人脸特征与三维人脸特征相融合进行人脸识别。采用基于 Gabor 变换的二维特征与基于新的分块策略的三维梯度直方图特征相融合的算法进行人脸识别。首先,提取二维人脸的 Gabor 特征;然后,提取三维人脸基于新的分块策略的三维梯度直方图特征,旨在提取人脸的可辨别性特征;接下来,对二维人脸特征与三维人脸特征分别使用线性判别分析子空间算法进行训练,并使用加法原则融合两种特征的相似度矩阵;最后,输出识别结果。

关键词 梯度直方图特征,二维纹理特征,三维可辨别性特征,人脸识别,特征融合

中图分类号 TP242.6 **文献标识码** A

Face Recognition Using 2D Gabor Feature and 3D NP-3DHOG Feature

WANG Xue-qiao QI Hua-shan YUAN Jia-zheng LIANG Ai-hua SUN Li-hong

(Beijing Union University, Beijing 100101, China)

Abstract Face recognition algorithm based on 2D images extracts texture feature for recognition, but lighting, facial expressions and facial gestures can have adverse effect on it. 3D face features can accurately describe the geometric structure of face and they are barely affected by makeup and light. Because 3D face feature lacks texture information, two kinds of features for face recognition. This paper fused Gabor based 2D face feature and new partitioning 3D histograms of oriented gradients 3D feature for face recognition. Firstly, the Gabor feature of 2D face is extracted, then the new partitioning 3D histograms of oriented gradients feature are extracted, which aims to extract the discriminant 3D face feature. Secondly, the linear discriminant analysis subspace algorithm is used to train two subspaces respectively. Finally, sum rule is used to fuse the two similarity matrices, and the nearest neighbor classifier is applied to finish the recognition process.

Keywords Histograms of oriented gradients, 2D texture feature, 3D discriminant feature, Face recognition, Feature fusion

1 引言

生物特征是人类具备的能够识别个人身份的特征,目前用于身份鉴别的生物特征有掌纹、指纹、虹膜、步态、足迹、人脸等,其中,人脸识别是生物特征鉴别技术的一个重要方向,多年来一直受到国内外研究者的关注。与其他生物特征识别技术相比,人脸识别具有主动性、非侵犯性、自然、友好、对用户干扰少以及已被用户接受等诸多优点。另一方面,人脸识别具有很高的学术价值,涉及到诸多学科的知识,例如图像处理、模式识别、计算机视觉、计算机图形学、生理学以及心理学。传统的人脸识别方法绝大部分是基于二维图像的,虽然在特定环境下,该类方法已经达到了较高的识别率,但是二维人脸图像是人脸在某一平面上的光线反射的亮度投影,使用

其进行识别容易受到光照、化妆等因素的影响,这些因素影响了二维人脸识别的推广以及其走向实际应用。另外,对二维人脸图像进行伪造,使其通过人脸识别系统较容易,例如打印用户的照片作为摄像头的输入图像能轻易通过门禁系统。因此仅采用二维人脸图像进行用户身份鉴别存在不足。鉴于其局限性,越来越多的研究人员开始关注三维人脸识别。随着三维数据采集设备的发明和不断成熟,人们开始将三维人脸特征引入到人脸识别算法的研究中。三维人脸特征能更精确地描述人脸的几何结构,且不易受化妆和光照的影响,因此三维人脸识别在提高人脸识别在实际应用环境下的识别准确率方面具有重要意义。

二维人脸识别易受光照、化妆等因素的影响,而三维人脸特征虽然能更精确地描述人脸的几何结构,且不易受化妆和

本文受北京市教育委员会科技计划一般项目(KM201811417002),北京联合大学基金(Zk10201603)资助。

王雪娇(1986—),女,博士,讲师,主要研究方向为模式识别,E-mail:ldxueqiao@buu.edu.cn(通信作者);齐华山 女,讲师,主要研究方向为计算机科学与技术,E-mail:ldthuahan@buu.edu.cn;袁家政 男,博士,教授,主要研究方向为计算机科学与技术,E-mail:jiazheng@buu.edu.cn;梁爱华 女,博士,副教授,主要研究方向为计算机科学与技术,E-mail:liangaihua@buu.edu.cn;孙力红 女,硕士,副教授,主要研究方向为计算机科学与技术,E-mail:ldtlhong@buu.edu.cn。

光照的影响,但其只含有人脸的三维空间位置信息,缺乏纹理信息。因此,本项目将二维人脸纹理特征与三维人脸可辨别性特征相融合,以达到二维与三维特征相互弥补的目的,最终提高人脸的识别率。该类方法将二维和三维人脸特征进行融合,或将三维人脸特征与其他的人体生物特征进行融合^[1-18]。近年来,研究者将不同的特征应用于不同的模态中,取得了较好的识别结果。Mian等^[19]将三维人脸及纹理图像的姿态通过自动检测鼻尖点位置以及 Hotelling 变换进行校正。然后采用三维球面人脸表示(Spherical Face Representation, SFR)和尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)形成拒绝分类器,在早期去掉了大量的候选人脸,将其余的人脸采用基于区域匹配的方法进行验证。Riccio等^[20]基于二维图像的不变量从整个数据库中筛选出子集,再用三维不变量在子集中进行识别。Wang等^[21]构造了一个实时的基于立体视觉的人脸识别系统,研究了人脸检测、人脸跟踪、姿态估计和人脸识别4个过程,将 Fisherfaces 分别用于人脸二维图像和人脸深度图像,并将线性判别距离的加权用于人脸识别。Sun等^[22]使用扫描线异步 Hopfield 神经网络找出立体视觉系统拍摄的两幅人脸图像的对应点,得到三维人脸视差图,然后将 PCA 用于二维和三维人脸。文献^[23]使用主成分分析算法 PCA 和局部自相关系数(Local Autocorrelation Coefficient, LAC)从二维和三维人脸图像中提取了特征,并用 BP 神经网络进行分类。该类算法提取了二维和三维人脸的不同特征,特征间可以相互弥补,是人脸识别的一个重要研究方向。

本文采用将二维人脸纹理特征与三维人脸可辨别性特征相融合的算法进行人脸识别。主要创新点在于提出一种基于新的分块策略的3D人脸梯度直方图特征(NP-3DHOG)建立方法,并提出一套二维人脸纹理特征以及三维人脸可辨别性特征相融合的人脸识别算法。该算法首先提取二维人脸 Gabor 特征以及三维人脸的 NP-3DHOG 特征,并将两种特征分别映射到由训练人脸(FRGC v1 中所有人脸)生成的两个 LDA^[26]可鉴别子空间中,最后使用相加法则融合余弦距离建立的相似度矩阵,并用最近邻分类器完成识别。

本文第2节介绍了与本算法相关的理论以及基于新的分块策略的3D梯度直方图特征(NP-3DHOG)建立方法;第3节描述了本文的人脸识别算法;第4节是实验部分;最后总结全文。

2 相关理论

2.1 二维人脸 Gabor 特征

本文首先提取二维人脸 Gabor 特征^[27],目的是得到模拟的人类视觉系统对视觉刺激的响应,提取的二维人脸图像具有辨别力的特征。Gabor 滤波器组的优点为:1)Gabor 滤波器的带通特性可以去除面部的部分光照以及噪声点对图像质量的影响;2)Gabor 滤波器组的多尺度多方向特性使滤波后的响应图像包含原始图像大量的形状和纹理细节信息。Gabor 小波定义如下:

$$\psi_{u,v}(z) = \frac{\|k_{u,v}\|}{\sigma^2} e^{-\frac{\|k_{u,v}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}} [e^{ik_{u,v}z} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}}] \quad (1)$$

其中, $e^{ik_{u,v}z}$, $-e^{-\frac{\sigma^2}{2}}$ 分别代表 Gabor 小波变换的交流震荡成分和直流补偿,其作用是消除图像中的单个像素对整体图像亮

度变化的影响; $k_{u,v} = k_u e^{i\phi_u}$, k_v 表示采样的尺度大小, ϕ_u 代表采样方向,它们共同决定了 Gabor 小波选取的方向和波长。参数 σ 是一个比例系数,它由波长和窗口的宽度的比例关系确定。在提取二维图像的 Gabor 特征时,研究人员常常选取 8 个不同方向上的 5 个不同尺度进行采样,从而得到 40 个不同的滤波器,以开展小波变换。然而,采用这种方法会增加算法的计算复杂度,根据以往的研究经验,第六方向、第四尺度的 Gabor 变换能够更好地提取二维人脸具有辨别性的特征,因此本文采用第六方向、第四尺度的 Gabor 人脸特征进行人脸识别。将二维人脸图像与第六方向、第四尺度的 Gabor 滤波器进行卷积,得到人脸 Gabor 特征^[27]:

$$G_{u,v}(z) = I(z) * \psi_{u,v}(z) \quad (2)$$

2.2 二维人脸 Gabor 特征

2.2.1 传统梯度方向直方图特征(HOG 特征)

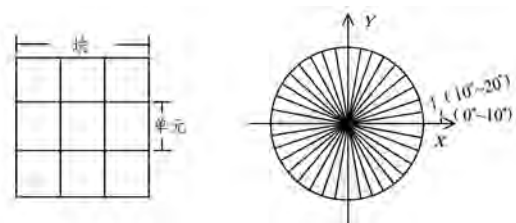
传统的梯度方向直方图特征 HOG 描述子^[28]为图像上每个点的梯度值与方向建立的直方图。HOG 特征常被用于目标检测、目标跟踪等领域,并取得了一定成果。HOG 描述子的构建方法为首先使用式(3)与式(4)分别计算图像上每个点的梯度值与方向:

$$G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \quad (3)$$

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \right) \quad (4)$$

其中, $G_x(x, y) = I(x+1, y) - I(x-1, y)$, $G_y(x, y) = I(x, y+1) - I(x, y-1)$, $I(x, y)$ 是 (x, y) 点的灰度值。然后建立梯度方向直方图的离散函数: $h(r_k) = n_k$, 其中 r_k 为第 k 个梯度方向组,方向组的大小称为方向组距,如图 1(b)所示,以 10° 为一个方向组距; n_k 为图像上点的方向在第 k 个方向组中的个数,一般采用梯度值加权的方法建立函数值 n_k ,即将该点的梯度值作为该点在第 k 个方向组上的累加值。

为了提取图像的局部特征,一般将图像分割成不同的块,图 1(a)为图像的一块,每一块又被分成不同的图像单元。然后,将每个图像单元的梯度方向直方图特征连接为一个向量作为图像块的特征,最后将所有块的特征向量连接为一个特征向量作为图像整体的特征。其中每个单元的梯度方向直方图以 k 个梯方向组为横轴,以单元中的点的方向在第 k 个方向组中的个数作为该点的函数值,并以点的梯度值作为函数值的权重。



(a) 梯度方向直方图的块与单元

(b) 每个单元用 36 个方向区间建立梯度方向直方图

图 1 HOG 特征提取方法

由于 HOG 特征统计了不同方向组的梯度方向出现的频率,因此 HOG 特征具有较高的辨别性以及一定的旋转不变性。本文以传统的 HOG 特征^[28]为基础,提出一种基于新的分块策略的 3D 人脸梯度直方图特征(NP-3DHOG)来用于人脸识别。

2.2.2 一种基于新的分块策略的 3D 梯度直方图特征(NP-3DHOG)方法

本文提出一种基于新的分块策略的 3D 梯度直方图特征(NP-3DHOG)以用于人脸识别。首先提取三维人脸数据中的 X 矩阵、Y 矩阵的整体梯度方向直方图(HOG)特征,分别使用 9 个方向区间对 X 矩阵、Y 矩阵进行描述;然后提取 Z 矩阵的基于新的分块策略的 HOG 特征,并将所有特征连接为一个特征向量作为三维人脸特征(下文称为 NP-3DHOG 特征)用于识别,其特征建立方法如图 2 所示。

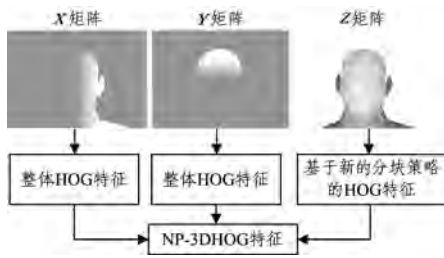


图 2 3D-NPHOG 特征提取算法

Z 矩阵的特征建立方法为首先将人脸 Z 矩阵分为 5 个块,如图 3 所示,将每一块又分为不同的子块,每个子块分为不同的区域,大小为 50×50 。为了充分利用三维人脸数据,本文使用重叠区域方法提取特征,重叠部分的像素为 25。因此图 3(b)~图 3(d)中的块分别又分为 5 个块,每块分为 16 个子块,每个子块使用 4 个单位,每个单位使用 30 个方向区间进行描述;图 3(a)则使用 14 个子块,每个子块使用 9 个单位,每个单位使用 9 个方向区间;图 3(e)则使用 56 个子块,每个子块使用 9 个单位,每个单位使用 9 个方向区间。本算法对图 3 中每一块使用不同的区间进行描述,对人脸刚性区域使用较多的区间构建特征,这使得 NP-3DHOG 特征对表情具有不敏感性。最后将 3 个位置矩阵的特征相连接以建立三维人脸基于新的分块策略的 3D 梯度方向直方图特征(3D-NPHOG)。

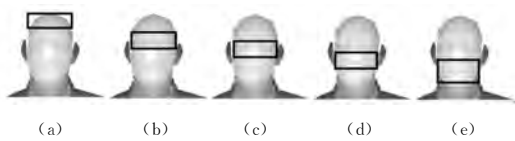


图 3 Z 矩阵分块方法

3 Gabor 特征与 NP-3DHOG 特征融合的人脸识别算法

本文将采用基于 Gabor 变换的二维人脸特征与基于新的分块策略的 3D 梯度直方图三维人脸特征相融合的算法进行人脸识别研究。首先提取二维人脸 Gabor 特征;其次提取三维人脸基于新的分块策略的 3D 梯度直方图 NP-3DHOG 特征,旨在提取三维人脸的可辨别性特征;然后将二维人脸特征与三维人脸特征分别使用线性判别分析子空间算法进行训练,并使用加法原则融合两种特征的相似度矩阵;最后输出识别结果。

算法流程如图 4 所示,首先对二维人脸与三维人脸的原始数据进行预处理,提取人脸感兴趣区域;其次提取二维人脸纹理特征以及使用分块的梯度方向直方图建立算法提取三维人脸的可辨别性特征,将二维与三维人脸特征分别使用线性

判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)^[26]子空间算法进行训练;接着使用加法原则进行融合;最后输出识别结果。

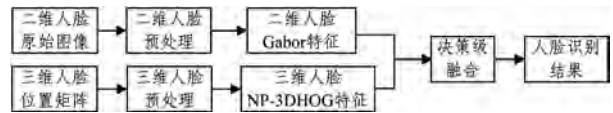


图 4 人脸识别算法的流程

4 实验

本文使用 FRGC 人脸库^[24]进行实验。FRGC 三维人脸库^[24]是国际公认的用于三维人脸识别的最具挑战性的人脸库,由 v1 和 v2 两个版本组成。FRGC v1 包括 275 个人,含 943 个人脸样本,主要用于训练;而 FRGC v2 包括 466 个人,4007 个人脸样本。采集时间为从 2003 年春季到 2004 年秋季。数据库中包含具有多种表情变化(如遮挡、扭曲)、含有噪声的人脸以及头发遮挡等影响人脸识别算法性能的样本。

本文基于 FRGC v2 数据库上普遍使用的实验方法选取中性 vs. 中性、全部 vs. 全部、中性 vs. 表情以及 ROCIII 4 个实验进行测试。对于中性 vs. 中性和全部 vs. 全部实验,采用留一法进行测试。为了检验本文所提算法对表情的鲁棒性,将 FRGC v2 手动分成中性人脸和表情人脸两部分,其中 2359 个中性人脸,1648 个表情人脸。中性 vs. 表情和 ROCIII 实验的注册集与测试集分别为:1)中性表情(2469 个人脸)和非中性表情(1538 个人脸);2)2003 年秋天(1893 个人脸)和 2004 年春天(2114 个人脸),这两个实验的方法为计算测试集中每一个人脸对注册集全体人脸的相似度,然后进行分类识别。表 1 为 4 个实验的注册集与测试集的配置方案。

表 1 4 个实验的注册集与测试集的配置

	注册集	测试集
中性 vs. 中性	中性表情(2469 个人脸)	中性表情(2469 个人脸)
中性 vs. 表情	中性表情(2469 个人脸)	非中性表情(1538 个人脸)
全部 vs. 全部	全体人脸(4007 个人脸)	全体人脸(4007 个人脸)
ROCIII	2003 年秋天(1893 个人脸)	2004 年春天(2114 个人脸)

4.1 融合算法与独立特征的比较

第一个实验目的是比较使用单一特征的算法与融合算法的有效性。同样完成了 4 个实验,结果如表 2 和表 3 所列。图 5 为中性 vs. 表情的实验的 CMC 曲线,图 6 为 ROC 曲线图。4 个实验的训练方法与测试方法如下:

训练方法:使用 FRGC v1 人脸库训练 LDA 子空间。包括 275 个人,943 个人脸。首先提取训练人脸库中全体人脸的二维 Gabor 特征以及三维 NP-3DHOG 特征。使用训练人脸库分别训练两种特征对应的 LDA 可鉴别子空间。

测试方法:提取测试集全体人脸和注册集全体人脸的二维 Gabor 特征以及三维 NP-3DHOG 特征。将特征映射到 LDA 算法生成的可鉴别子空间中,使用 cosine 距离建立测试集人脸特征与注册集人脸特征间的相似度矩阵,最后使用最近邻分类器对测试样本进行分类识别。

表 2 4 个实验的识别率结果

	Gabor 特征	NP-3DHOG 特征	融合结果
中性 vs. 中性	77.23	97.65	97.74
中性 vs. 表情	59.41	92.82	94.38
全部 vs. 全部	73.85	95.93	96.05
ROCIII	67.57	96.19	96.50

(单位:%)

表3 4个实验在 FAR=0.001 时的验证率结果

	Gabor 特征	NP-3DHOG 特征	融合结果
中性 vs. 中性	79.79	98.17	98.31
中性 vs. 表情	59.41	92.82	94.38
全部 vs. 全部	76.87	97.39	97.57
ROCI	67.87	96.74	96.77

从表2和表3中可以看出,采用融合算法的识别率与验证率均高于使用单一特征的算法,这是由于本算法融合了二维纹理特征与三维空间信息,增加了信息量,因此融合算法提高了人脸识别的识别率与验证率。

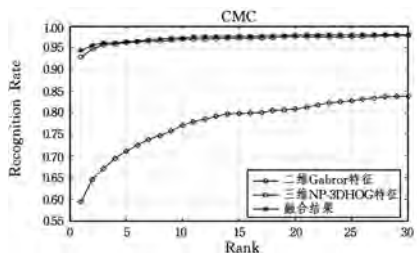


图5 中性 vs. 表情人脸识别实验结果

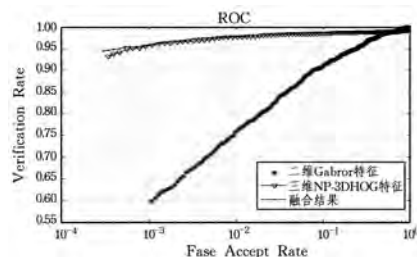


图6 中性 vs. 表情人脸认证实验结果

人脸表情是影响人脸识别算法性能的一个重要因素,从图5与图6中可以看出,本算法对人脸表情具有一定的鲁棒性,因此是一种对表情不敏感的人脸识别算法。

4.2 与其他三维人脸算法的对比

第二个实验目的是将本文所提算法与 Mian 等^[25]提出的算法相比较。Mian 等提出的算法将二维与三维特征融合进行人脸识别。对比结果如表4所列。从表4中可以看出本文所提算法的验证率高于 Mian 等提出的算法。本实验说明了将二维人脸纹理特征与三维人脸可辨别性特征相融合,可以达到二维人脸特征与三维人脸特征相互弥补的作用,最终提高人脸识别率。

表4 本文算法与 Mian 等的算法的比较

算法	中性 vs. 中性	中性 vs. 表情
Mian 等 ^[25]	97.44	91.65
本文算法	98.31	95.70

结束语 本文提出了一种基于 Gabor 变换的二维人脸特征与一种基于新的分块策略的 3D 梯度直方图三维人脸特征(NP-3DHOG)相融合的算法来进行人脸识别研究。首先,提取二维人脸 Gabor 特征,旨在提取二维人脸纹理特征;其次,提取了三维人脸基于新的分块策略的 3D 梯度直方图特征,主要提取了三维人脸可辨别性特征;然后将二维人脸特征与三维人脸特征分别使用线性判别分析子空间算法进行训练,并使用加法原则融合两种特征的相似度矩阵;最后输出识别结果。实验结果进一步验证了融合算法的有效性,说明了采

用二维与三维人脸特征相融合的算法可以提高人脸识别率。

参考文献

- [1] WANG Y, CHUA C S, HO Y K, et al. Integrated 2D and 3D Images for Face Recognition[C]//11th International Conference on Image Analysis and Processing (ICIAP'01). 2001:48-53.
- [2] WANG Y, CHUA C S, HO Y K. Facial feature detection and face recognition from 2D and 3D images[J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(10): 1191-1202.
- [3] WANG Y, CHUA C S, HO Y K. Face recognition from 2D and 3D images using structural Hausdorff distance[C]//7th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV). 2002:502-507.
- [4] TSALAKANIDOU F, TZOCARAS D, STRINTZIS M. Use of depth and color eigenfaces for face recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(9): 1427-1435.
- [5] CHANG K, BOWYER K, FLYNN P. Face recognition using 2D and 3D facial data[M]//ACM Workshop on Multimodal User Authentication. 2003:25-32.
- [6] TSALAKANIDOU F, MALASSIOTIS S, STRINTZIS M G. Integration of 2D and 3D images for enhanced face authentication [C]//Sixth International Conference on Automated Face and Gesture Recognition. 2004:266-271.
- [7] TSALAKANIDOU F, MALASSIOTIS S, STRINTZIS M G. Face localization and authentication using color and depth images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(2): 152-168.
- [8] PAPTAEODOROU T, REUCKERT D. Evaluation of automatic 4D face recognition using surface and texture registration [C]//Sixth International Conference on Automated Face and Gesture Recognition. 2004:321-326.
- [9] GODIL A, RESSLER S, GROTH P. Face recognition using 3D facial shape and color map information; comparison and combination[J]. SPIE Biometric Technology for Human Identification, 2005, 5404:351-361.
- [10] BENABDELKADER C, GRIFFIN P A. Comparing and combining depth and texture cues for face recognition[J]. Image and Vision Computing, 2005, 23(3): 339-352.
- [11] TSALAKANIDOU F, FORSTER F, MALASSIOTIS S, et al. Real-time acquisition of depth and color images using structured light and its application to 3D face recognition[J]. Real-Time Imaging, 2005, 11(5/6): 358-369.
- [12] CHANG K I, BOWYER K W, FLYNN P J. An evaluation of multimodal 2D+3D face biometrics[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(4): 619-625.
- [13] HUSKEN M, BRAUCKMANN M, GEHLEN S, et al. Strategies and benefits of fusion of 2D and 3D face recognition[C]//Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). 2005.
- [14] MALASSIOTIS S, STRINTZIS M G. Robust face recognition using 2D and 3D data: Pose and illumination compensation[J]. Pattern Recognition, 2005, 38(12): 2537-2548.
- [15] LU X, JAIN A K. Integrating range and texture information for 3D face recognition[C]//7th IEEE Workshop on Applications of Computer Vision (WACV'05). 2005:155-163.

- [16] WANG Y, CHUA C. Face recognition from 2D and 3D images using 3D Gabor filters[J]. Image and Vision Computing, 2005, 23:1018-1028.
- [17] WANG Y, CHUA C. Robust face recognition from 2D and 3D images using structural Hausdorff distance[J]. Image and Vision Computing, 2006, 24(2):176-185.
- [18] NANNI L, LUMINI A. Region Boost learning for 2D+3D based face recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(15):2063-2070.
- [19] MIAN A, BENNAMOUN M, OWENS R. An efficient multimodal 2D-3D hybrid approach to automatic face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(11):1927-1943.
- [20] RICCIO D, DUGELAY J. Geometric invariants for 2D/3D face recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(14):1907-1914.
- [21] WANG J, LIM E, CHEN X, et al. Real-time stereo face recognition by fusing appearance and depth fisherfaces[J]. Journal of VLSI Signal Processing, 2007, 49(3):409-423.
- [22] SUN T, CHEN M, LO S, et al. Face recognition using 2D and disparity eigenface[J]. Expert Systems with Applications, 2007, 33(2):265-273.
- [23] SUN T, TIEN F. Using back propagation neural network for face recognition with 2D+3D hybrid information[J]. Expert Systems with Applications, 2008, 35(1/2):361-372.
- [24] MAURER T, GUIGONIS D, MASLOV I, et al. Performance of geometrix activeID TM 3D face recognition engine on the FRGC data[C]//2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2005.
- [25] MIAN A S, BENNAMOUN M, OWENS R A. Automatic 3D Face Detection, Normalization and Recognition[C]//Third Int'l Symp. 3D Data Processing, Visualization and Transmission. 2006:735-742.
- [26] BELHUMEUR P N, HESPANHA J P, KRIEGMAN D J. Eigenfaces versus fisherfaces: recognition using class specific linear projection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7):711-720.
- [27] LIU C, WECHSLER H. Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(4):467-476.
- [28] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human Detection[C]//IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. 2005:886-893.

(上接第 243 页)

下面提供一组采用改进方案 2 增强的雾霾图片的对比,如图 7—图 10 所示。



图 7 增强之前



图 8 采用原始 Retinex 算法



图 9 采用改进方案 1 处理



图 10 采用改进方案 2 处理

经过 10 组仿真得到图像信息熵增量的平均值,如图 11 所示。

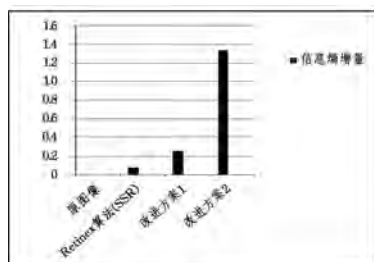


图 11 10 幅图像增强之后的信息熵平均增量

综上所述,改进算法是有效且可行的,尤其对于改进方案 2,图像的信息熵得到大幅增加,因此其能够很好地避免光晕

现象,也克服了 Retinex 对较亮图像处理不佳的问题,大幅提高了图像增强之后的质量,使图像的视觉效果得到明显改善。

结束语 本文针对 Retinex 算法在光照变化较大时出现光晕以及对较亮图像处理效果不佳的问题进行改进,实验结果表明,改进的增强算法较好地解决了光晕问题以及较亮图像处理效果不佳的问题,是一种鲁棒性较好的图像增强算法,为后续图像处理创造了良好的条件。

参考文献

- [1] 冈萨雷斯. 数字图像处理[M]. 阮秋琪, 阮宇智, 译. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- [2] 宫微微. 雾天图像的复原技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2010.
- [3] 荣观澳. 计算机图像处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [4] 刘家朋, 赵宇明, 胡福. 基于单尺度 Retinex 算法的非线性图像增强算法[J]. 上海交通大学学报, 2007, 41(5):685-688.
- [5] 黄晓军, 来彦栋, 陈奋. 快速去除单幅图像雾霾的算法[J]. 计算机应用, 2010, 30(11):3029-3031.
- [6] 王永国. 图像去雾算法及其应用研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2010.
- [7] 沈丰, 赵宇明. 基于实时 Retinex 与双边滤波的图像增强算法[J]. 计算机应用与软件, 2009, 26(11):235-238.
- [8] 刘茜, 卢心红, 李象霖. 基于多尺度 Retinex 的自适应图像增强算法[J]. 工程图学学报, 2009, 29(8):2077-2079.
- [9] 陈雾. 基于 Retinex 理论的图像增强算法研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2006.
- [10] 肖燕峰. 基于 Retinex 理论的图像增强恢复算法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2007.