

# 改进的自商图算法

胡 华

(枣庄学院信息科学与工程学院, 山东 枣庄 277100)

**摘 要:** 针对人脸识别中的光照变化问题, 提出一种改进的自商图算法。对光照图像进行伽玛变换, 使用非下采样轮廓波变换对图像进行多尺度多方向分析, 对各方向子带进行 Wiener 滤波, 利用自商图模型提取人脸图像的光照不变特性。Yale B 与 CMU PIE 人脸库上的实验结果表明, 与传统算法相比, 该算法的平均识别率更高。

**关键词:** 人脸识别; 自商图像; 非下采样 Contourlet 变换; Wiener 滤波; 伽玛变换

## Improved Self Quotient Image Algorithm

HU Hua

(College of Information Science and Engineering, Zaozhuang University, Zaozhuang 277100, China)

**【Abstract】** In order to eliminate the effect of illumination on face recognition, an improved Self Quotient Image(SQI) algorithm is proposed. The algorithm performs nonlinear transform Gamma correction on image under various lighting conditions. Nonsubsampled Contourlet Transform(NSCT) is used for analysis with multiscale and multidirection, after that Wiener filter is applied to high frequency directional subbands for illumination invariant extraction. Experimental results on Yale B and CMU PIE databases show that the algorithm can effectively eliminate the effect of illumination on face recognition.

**【Key words】** face recognition; Self Quotient Image(SQI); Nonsubsampled Contourlet Transform(NSCT); Wiener filtering; Gamma transform

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.04.058

### 1 概述

由于人脸识别在经济安全领域具有潜在的应用前景, 多年来人脸识别已成为图像处理与模式识别领域的研究热点, 并取得了显著的进步。但是光照变化严重影响人脸识别性能一直是实用人脸识别技术一个具有挑战性的问题<sup>[1-5]</sup>。近年来, 研究者们从对比度增强、提取光照不敏感特征和建立三维模型等角度提出很多解决光照变化问题的算法。文献[3]提出关于颜色恒常感知的 Retinex 理论, 该理论在图像增强和消除阴影方面有不错的表现。文献[4]对 Retinex 理论进行改进, 模拟人类视觉系统的侧抑制机理提出多尺度 Retinex 算法(Multi-scale Retinex, MSR)。文献[5]提出 QI 的光照补偿算法。文献[6]将全变差模型对 QI 进行改进, 提出 TVQI 和 LTV 算法。在 QI 和 MSR 理论的基础上, 文献[7-8]提出自商图(Self Quotient Image, SQI)算法, SQI 通过原图和原图平滑图像的商获取光照不变量, 但是权重的高斯滤波器很难在低频域保持良好的边缘信息。

针对 SQI 算法的不足, 本文利用伽玛变换、非下采样轮廓波变换和 Wiener 滤波代替权重高斯滤波器获取原始图像的平滑图像, 对 SQI 算法进行改进。

### 2 光照模型及自商图像

根据 Lambertian 成像模型, 人脸灰度图像  $F$  可以由下式进行描述:

$$F = R \times I \quad (1)$$

其中,  $R$  是人脸表面的反射率, 即人脸的光照不变特征;  $I$  是成像时的光照分量。在不同的光照条件下如何提取出  $R$  是光照鲁棒人脸识别的关键问题。

根据式(1), 文献[7-8]提出自商图像, 式(2)给出了自商图的定义:

$$R = \frac{F}{\hat{I}} = \frac{F}{H \cdot F} \quad (2)$$

其中,  $\hat{I}$  是图像  $F$  的模糊版本;  $H$  为低通滤波核。文献[5,8]通过加权高斯滤波器进行各向异性滤波求取图像  $F$  的模糊版本。该算法主要存在 3 个问题: (1)在低信噪比区域放大了高频噪声; (2)加权高斯滤波器很难保留良好的边缘信息; (3)算法中的参数选择比较复杂而且具有经验性。

### 3 基于 NSCT 和 Winner 滤波的光照补偿算法

#### 3.1 伽玛变换

伽玛变换是一种非线性图像增强方法, 可以扩展较暗的像素, 压缩较亮的像素, 提高图像的对比度, 从一定程度上可以减弱不同光照的影响, 消除图像中的阴影。式(3)给出了伽玛变换的基本定义:

$$F' = F^\lambda \quad (3)$$

其中,  $\lambda$  是伽玛系数, 本文算法先对人脸图像进行伽玛变换, 算法中选取伽玛系数为 0.2。伽玛变换可解决 SQI 算法中低信噪比区域放大高频噪声的问题。图 1 给出了伽玛变换效果。

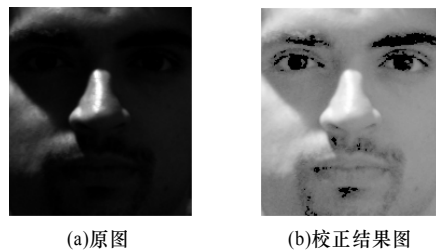


图 1 伽玛变换效果

**作者简介:** 胡 华(1977—), 女, 讲师、硕士, 主研方向: 图像处理  
**收稿日期:** 2011-08-30 **E-mail:** hh0524@163.com

### 3.2 非下采样 Contourlet 变换

有学者提出一种描述二维奇异性的方法——Contourlet 变换。Contourlet 变换具有很好的方向性和各向异性,能用不同尺度,不同方向子带对曲线进行更稀疏的表达。但是 Contourlet 变换过程中的下采样会在高频和低频产生频谱混淆现象,减弱了该变换的方向选择性。为解决 Contourlet 变换过程中频谱混淆现象,文献[7]提出一种非下采样 Contourlet 变换。该变换是一种多尺度、多方向和平移不变超完备的变换,能更好的捕捉图像的二维几何结构。由于 NSCT 具有多尺度,多方向,平移不变性和各项异性等性质,基于 NSCT 的图像去噪和图像增强方法能更好地保留边缘信息。因此,本文采用 NSCT 对图像进行多分辨率分析,在 NSCT 域求取图像的更优平滑估计。图 2 给出了 2 层 8 个方向的非下采样 Contourlet 变换效果。

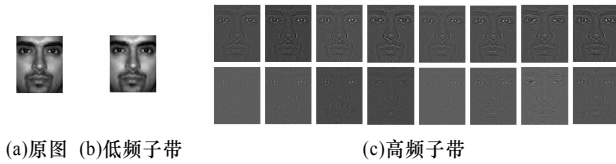


图 2 2 层 8 方向 NSCT

### 3.3 Wiener 滤波

维纳滤波在统计最小均方误差条件下寻找原始信号的最优估计,该最优化问题可以用下式描述:

$$\arg \min e^2 = \arg \min (f - \hat{f})^2 \quad (4)$$

其中,  $f$  是未退化图像;  $\hat{f}$  是  $f$  的估计。该最优化问题在频域中可以用下式表示:

$$\hat{F}(u, v) = \left[ \frac{1}{H(u, v) |H(u, v)|^2 + S_\eta(u, v)/S_f(u, v)} \right] G(u, v) \quad (5)$$

其中,  $H(u, v)$  表示退化函数;  $|H(u, v)|^2 = H^*(u, v)H(u, v)$ ,  $S_\eta(u, v) = |N(u, v)|^2$  表示噪声的功率谱;  $S_f(u, v) = |F(u, v)|^2$  表示未退化图像的功率谱;  $S_\eta(u, v)/S_f(u, v)$  表示信噪功率比。针对二维图像信号,根据图像的局部方差自适应调节维纳滤波器,可以更好地保存图像中的边缘和细节信息。

假设人脸图像  $F$  的 NSCT 系数为:

$$\{C_{i_0}, C_{i,j}, i_0 = 1, 2, \dots, n; i \leq i_0; j = 2, 4, 8 \dots, m; n \in N, m \in 2N\} \quad (6)$$

其中,  $i$  表示分解尺度;  $j$  表示在尺度上的分解方向;  $i_0$  为分解层数;  $C_{i_0}$  表示 NSCT 的低频系数;  $C_{i,j}$  表示分解尺度为  $i$ , 分解方向为  $j$  的 NSCT 的方向子带(高频系数)。算法中选取  $i_0 = 3, j = \{2, 4, 8\}$ , 即对图像进行 3 层非下采样 Contourlet 变换,每个尺度上的方向子带为 2,4,8 个。本文仅对各高频子带进行自适应维纳滤波:

$$a_{i,j}(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{x,y \in S} C_{i,j}(x, y) \quad (7)$$

$$\sigma_{i,j}^2(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{x,y \in S} C_{i,j}^2(x, y) - a_{i,j}^2(x, y) \quad (8)$$

$$\hat{C}_{i,j}(x, y) = a_{i,j}(x, y) + \frac{\sigma_{i,j}^2(x, y) - v^2}{\sigma_{i,j}^2(x, y)} (C_{i,j}(x, y) - a_{i,j}(x, y)) \quad (9)$$

其中,  $C_{i,j}(x, y)$  为维纳滤波前分解尺度为  $i$ , 分解方向为  $j$  点  $(x, y)$  的高频系数;  $\hat{C}_{i,j}(x, y)$  为维纳滤波后点  $(x, y)$  的值;  $s$  为高频子带中每个点的  $M \times N$  邻域。

对滤波后的系数进行反非下采样 Contourlet 变换,得到最小均方误差下的最优平滑图像  $\hat{I}$ 。然后根据式(2)求出人脸

光照不变量  $R$ 。

改进的 SQI 算法步骤如下:

Step1 伽玛变换。

Step2 非下采样 Contourlet 变换(NSCT)。

Step3 对各方向子带进行 Wiener 滤波。

Step4 反 NSCT 变换,获取模糊图像  $\hat{I}$ 。

Step5  $R = \frac{F}{\hat{I}}$ 。

## 4 实验结果与分析

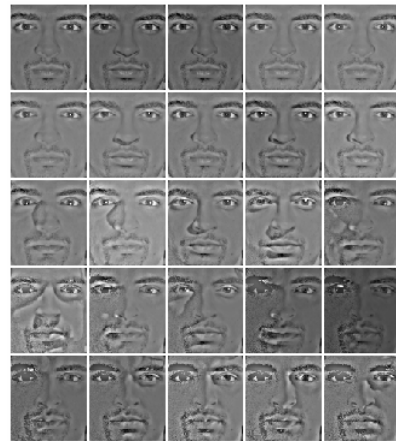
本文选用 2 个国际通用的光照人脸库进行实验: Yale B 和 CMU PIE。对人脸图像进行 3 层 NSCT,每层分别对应 2 个、4 个和 8 个方向子带。采用 PCA 方法提取整体特征,使用基于欧式距离的最近邻分类器进行分类。实验结果同多尺度 Retinex、自商图像和 LTV 等方法进行了比较。

### 4.1 Yale B 的实验结果

Yale B 包括 10 个人,正面人脸图像包括 64 种不同的光照情况,共计 640 幅图像。原始图像大小为  $640 \times 480$ ,所有图像被人工裁剪,仅包括脸部部分,图像大小被调整为  $96 \times 84$ 。根据光照入射角度的不同,可将人脸库分为 5 个子集:子集 1( $0^\circ \sim 12^\circ$ )、子集 2( $13^\circ \sim 25^\circ$ )、子集 3( $26^\circ \sim 50^\circ$ )、子集 4( $51^\circ \sim 77^\circ$ )、子集 5( $> 77^\circ$ )。图 3 给出了各子集图像实验结果。



(a) 原图



(b) 本文算法效果

图 3 Yale B 人脸库实验结果

实验分别选择子集 1 和子集 5 作为训练集,其他 4 个子集作为测试集,表 1、表 2 比较了不同算法的识别率,可以

看出, 当子集 5 作为训练集时, 本文算法所有测试集上的识别率均达到 100%, 子集 5 作为训练集时, 本文算法也取得了不错的效果, 性能优于其他算法。其次, 在 5 个子集中任意选出 10 个图像作为训练集, 其余作为测试集, 重复该操作 20 次, 求取平均识别率, 如表 3 所示, 可以看出, 本文算法的识别率高于其他算法的识别率。

表 1 子集 1 作为训练集时其他子集的识别率比较 (%)

原图及相关算法	Subset 2	Subset 3	Subset 4	Subset 5
原图	100.00	74.17	45.00	18.95
Gamma 校正算法	100.00	74.17	55.00	40.53
MSR 算法	100.00	98.33	94.29	92.11
SQI 算法	100.00	96.67	94.29	92.11
LTV 算法	100.00	99.17	97.86	95.79
本文算法	100.00	99.17	98.57	97.90

表 2 子集 5 作为训练集时其他子集的识别率比较 (%)

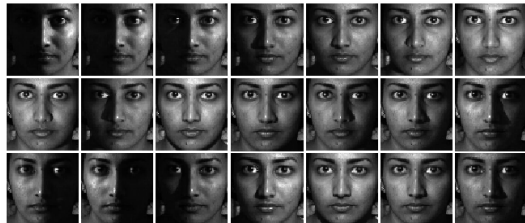
原图及相关算法	Subset 1	Subset 2	Subset 3	Subset 4
原图	17.14	16.67	25.00	45.00
Gamma 校正算法	51.43	55.83	55.83	54.29
MSR 算法	82.86	85.83	86.67	95.00
SQI 算法	87.14	85.83	96.67	97.86
LTV 算法	100.00	94.17	99.17	98.57
本文算法	100.00	100.00	100.00	100.00

表 3 随机选取 10 幅图像作为训练集的平均识别率比较

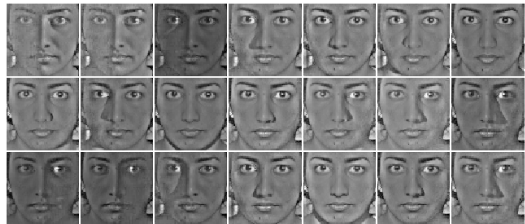
原图及相关算法	平均识别率/(%)
原图	49.32
Gamma 校正算法	62.14
MSR 算法	96.40
SQI 算法	98.99
LTV 算法	99.60
本文算法	99.83

4.2 CMU PIE 人脸库的实验结果

CMU PIE 人脸库中, 包括 68 个人, 正面人脸图像包括 21 种不同光照情况, 共计 1428 幅图像。原始图像是 640×480 的, 所有的图像被人工裁剪, 尽量包括脸部部分, 图像大小被调整为 32×32, 如图 4 所示。



(a)原图



(b)本文算法效果

图 4 CMU PIE 人脸库实验结果

实验任意选取 3 幅图像作为训练集, 其余 19 幅图像作为测试集, 重复 20 次, 求取平均识别率, 如表 4 所示。可以看出, 本文算法在 CMU PIE 人脸库的上性能依然优于其他算法。

表 4 随机选取 3 幅图像作为训练集的平均识别率比较

原图及相关算法	平均识别率/(%)
原图	54.27
Gamma 校正算法	68.29
MSR 算法	95.19
SQI 算法	98.66
LTV 算法	99.20
本文算法	99.60

5 结束语

本文利用伽玛变换、非下采样轮廓波变换和 Wiener 滤波代替权重高斯滤波器获取原始图像的平滑图像, 对 SQI 算法进行改进, 从多尺度几何分析和自适应滤波的角度提取人脸图像的光照不变量, 很大程度上消除了光照变化对人脸识别的影响。同其他方法相比, 该算法能有效消除 Gibbs 现象, 保持良好的边界特征和几何结构, 提取出更加鲁棒的光照不变特征, 取得更好的识别效果。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 刘 霄, 张建明. 融合双向 2DLDA 和局部 SVD 的人脸识别[J]. 计算机工程, 2009, 35(17): 181-183.
- [3] Land E H, McCann J J. Lightness and Retinex Theory[J]. Journal of the Optical Society of America, 1971, 61(1): 1-11.
- [4] Jobson D, Rahman J Z, Woodell G A. A Multiscale Retinex for Bridging the Gap Between Color Images and the Human Observation of Scenes[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 1997, 7(6): 965-976.
- [5] Shan Shiguang, Gao Wen, Cao Bo, et al. Illumination Normalization for Robust Face Recognition Against Varying Illumination Conditions[C]//Proc. of IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures. [S. l.]: IEEE Press, 2003.
- [6] Chen T, Yin Wo-Tao, Zhou Xiang-Sean, et al. Total Variation Models for Variable Lighting Face Recognition[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(9): 1519-1524.
- [7] Wang Haitao, Stan Z, Wang Yangsheng. Face Recognition Under Varying Lighting Conditions Using Self Quotient Image[C]//Proc. of IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures. [S. l.]: IEEE Press, 2004.
- [8] 王海涛, 刘 俊, 王阳生. 自商图像[J]. 计算机工程, 2005, 31(18): 178-179.

编辑 陈 文