

人脸识别中的人脸图像质量快速评价*

杨飞, 苏剑波, 戴景文

上海交通大学自动化系, 上海 200240

E-mail: yangfei@sjtu.edu.cn

摘要: 在人脸识别中, 由于采集到的人脸图像样本质量难以保证一致性, 甚至会出现模糊等降质状况, 将影响到人脸的准确识别, 因此有必要对人脸图像质量进行评价, 以降低图像质量对识别性能的影响。现有的图像质量评价手段都不太适用于人脸图像。本文分析了人脸识别的特点, 并据此针对人脸图像提出了一种定量的清晰度评价方法。实验结果表明, 所提出的评价方法不仅可以准确地评价出人脸图像的质量, 而且同时具有较高的速度, 能满足人脸识别系统的实时性要求, 可方便地作为自动人脸识别系统的预处理手段。

关键词: 人脸识别, 图像质量评价, 清晰度, 倒谱

Fast Quality Assessment of Face Images for Face Recognition

Yang Fei, Su Jianbo, Dai Jingwen

Department of Automation, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, P.R. China

E-mail: yangfei@sjtu.edu.cn

Abstract: The captured face images are of all kinds of quality in a face recognition system, some poor quality images, for example blurry images, could degrade the performance of the face recognition system. It is obliged to assess the quality of the acquired images in order to eliminate the bad effects result from poor quality images. The current techniques of image quality assessment are not suitable for the quality assessment of face images. This paper analyzes the characters of face recognition and then proposes a quantitative clarity assessment method in detail. The experimental results show that the proposed method can assess the quality of the face images accurately and quickly. The method manages to satisfy the real-time requirement and can be adopted as a preprocessing step in the automatic face recognition system conveniently.

Key Words: Face recognition, Image quality assessment, Clarity, Cepstrum

1 引言 (Introduction)

人脸识别被认为是一种可广泛使用的生物特征识别技术, 由于其具有很高的实用价值, 长期以来一直是一个被广泛关注的研究热点问题。人脸识别可分为基于静态图像的人脸识别和基于图像序列的人脸识别这两种方式^[1]。在现实生活中, 非睡眠状态下的人的头和脸几乎总是运动的, 因此, 对运动状态下的人脸进行实时识别更具有研究价值, 目前大部分有关人脸识别的研究也是基于图像序列的。在这种方式中, 自动人脸识别系统需要从采集到的图像序列中检测并截取出人脸图像并用于后续的人脸识别过程。在一般的人脸识别系统中, 训练和识别两个阶段都需要采集人脸图像, 人脸图像质量的好坏将直接影响到人脸识别系统的性能, 模糊的人脸图像将导致识别错误率的上升。而在现实环境中采集到的人脸图像的质量往往变化很大, 可能会出现运动模糊、离焦模糊等情况。因此, 为了保证人脸识别的准确性, 在进入训练阶段和识别阶段之前, 都有必要对得到的人脸图像进行质量评价, 选择达到一定质量要求的图像, 再进行后续的处理过程。由此可见, 人脸图像的质量评价对人脸识别系统来说是不可或缺的。此外, 随着生物特征识别的兴起, 基于多种生物特征的身份识别系统也引起了人们的广泛关注, 对每种特征(例如人脸图像、指纹图像、虹膜图像等)分别进行质量评价将有助于特征

信息的融合并最终提高整体系统的识别准确率。随着家庭数码相机和摄像机的日益普及, 以及互联网上的图片资源的急剧增长, 搜索并评价蕴含有用信息的人脸图片对人脸识别系统来说也是很有应用前景的。到目前为止, 有关人脸识别的公开文献大都集中在人脸图像的特征定位、特征提取和匹配识别等方面的研究上, 本文从自动人脸识别系统的设计角度出发, 根据人脸识别的特点, 研究适合于人脸识别的图像质量评价方法。

图像质量评价在传统的图像处理领域中扮演了相当重要的角色, 例如在图像压缩、传输、增强以及图像水印等方面的应用。在这些应用中, 图像质量评价结果除了直接用于评判图像质量外, 还可作为衡量图像处理系统和算法性能的标准, 或作为算法优化及参数选择的依据^[2]。随着计算机和图像采集设备的快速发展, 图像的获取和处理成本大幅降低, 图像作为一种非常重要的信息媒介被越来越广泛地应用到各个领域, 这同时也促进了各种新兴的图像检测方式的产生和发展, 例如各种医学图像辅助诊断系统^[3]和生物特征识别系统。在此情形下, 传统的图像质量评价方法不可能是普遍适用的。传统的图像质量评价方法可分为主观评价方法和客观评价方法。主观评价方法通常被认为是最合理的图像评价方法, 因为绝大多数图像输出的终端就是人眼, 所以人自己直接对图像质量的评价也即主观评价显然是最具合理性的^[2]。然而, 主

*本文工作得到国家自然科学基金项目资助(60675041)。

观评价方法需要组织观察者对图像质量进行观测, 评价结果往往会因人而异, 无法得到客观的定量描述; 由于需要人的参与, 必然费时费力; 且很难与原有系统进行无缝衔接。鉴于主观评价方法在实用中存在诸多问题, 人们通常采用以数学模型来计算待评价图像与原始图像之间差异程度的客观评价方法来评价图像质量。图像质量客观评价方法根据对原始图像的依赖程度可分为全参考型、弱参考型和无参考型^[4]。其中, 全参考型方法是最广为研究的图像质量评价方法, 弱参考型方法由于特征提取阶段较为复杂而少有相关研究报道, 而无参考型方法相比弱参考型方法则更难^[5]。自动人脸识别过程中没有人工干预, 所以无法采用图像质量主观评价方法。人脸图像的质量评价与传统的图像质量评价有很大的不同: 传统的图像质量评价往往是根据一定的数学模型计算压缩、传输、增强或其他处理变换后的图像与其原始图像质量上的差别, 而不是直接对获取的原始图像进行评价, 所以在评价时通常有“标准图像”可供参照; 人脸图像的质量评价是直接对采集到的人脸图像进行评价, 且在人脸图像的采集和识别过程中, 并没有所谓的“标准图像”可供参考。因此在图像质量客观评价方法中, 无论是具有计算简单优点而被广泛使用的均方差 (MSE) 和峰值信噪比 (PSNR) 方法, 还是更符合人眼视觉系统 (HVS) 特性的结构相似度 (SSIM) 方法和基于自然场景统计 (NSS) 的视觉信息逼真度 (VIF) 方法, 由于必须得通过对变换后的图像与标准图像进行比较来作出质量评价, 故都不适合被应用于人脸图像质量评价中。基于上述分析可知, 人脸图像的质量评价没有参考图像, 只能采用无参考型客观评价方法, 评价难度也将更大。

目前对无参考型图像质量评价方法的研究有限, 且主要集中于对图像盲恢复参数的辨识, 如对点扩散函数 (PSF) 的估计等, 提出的方法大多过于复杂, 且计算耗费时间长, 不适合人脸识别实时性要求。另外, 有关文献针对虹膜图像的质量评价提出了一些方法: 离散小波系数分析、小波包分解、边缘锐度、卷积核和傅立叶频谱分析等。其中, 离散小波系数分析、小波包分解、边缘锐度和傅立叶频谱分析都需要依赖对特定区域的精确定位, 因此算法复杂而且计算量比较大^[6]。卷积核方法^[7]通过对整幅图像与指定模板求卷积以分析其高频能量, 并以此来衡量图像清晰度, 这种方法由于不需要定位所以简单快速。然而, 与虹膜图像不同的是, 不同人的面部差异较大, 加上眼镜的佩戴, 更是导致人脸图像的边缘信息差异较大, 因此无法用比较高频能量多少的方式来判断人脸图像质量。离焦模糊是各向同性的, 或称为轴对称的, 而运动模糊图像的边缘不是在所有方向都是模糊的, 与运动方向垂直的方向上的边缘并没有发生退化, 而且运动模糊还会产生新的锐利边缘, 例如一个亮点很可能在运动模糊后形成一条线, 所以对于运动模糊图像不能完全以边缘的是否模糊来判断。目前来说, 没有多少专门的人脸图像模糊评价方法可供选择, 因此本文提出了一种人脸图像的倒谱 (cepstrum) 域清晰度评价方法。倒谱理论自从 1963 年被提出后^[8], 在雷达、地震波、超声波和语音信号分析等领域得到了应用, 后来又作为一种盲去卷积方法被应用于图像恢复的参数辨识。由于

噪声等因素的影响, 在二值化倒谱图中并不一定能清楚地辨识出点扩散函数的特征, 因此用倒谱来辨识模糊参数存在一定的误差; 而且通常情况下不能预知模糊的类型, 辨识模糊参数往往需要对倒谱图进行预处理, 其过程也是比较复杂并且费时的^[9]。本文只研究人脸图像的质量评价, 不考虑对低质量的人脸图像进行复原, 因此也不需要区分模糊类型或精确地辨识出模糊参数。本文提出了一种新的清晰度评价方法, 不通过辨识模糊参数而是采取直接统计倒谱图中的高能量亮点的方法来估计图像清晰度, 这种方法具有简单而且快速的优点。

本文接下来在第二节中结合人脸识别系统简单地介绍人脸图像质量评价的位置和作用。第三节对清晰度评价方法进行详细阐述。第四节将通过实验来验证本文提出的人脸图像质量评价方法的评价结果与人眼主观评价结果的一致性, 将其作为人脸识别系统的预处理手段能有效地筛选出低质量的人脸图像样本, 保证人脸识别系统的识别准确率。

2 人脸图像质量评价 (Quality Assessment of Face Images)

一个典型的自动人脸识别系统包括人脸图像采集、人脸图像归一化 (或叫标准化)、特征提取和匹配识别这四个主要环节。人脸图像质量评价一般在第一个环节之后, 用来对采集到的人脸图像进行评价, 并反过来对图像采集过程给出反馈信息, 可视为第一个环节的一部分。如图 1 所示, 从左至右, 第一个框图表示采集设备获得输入图像, 第二个框图表示在输入序列图像中检测/定位出人脸后将人脸图像分割出来, 第三个框图表示人脸图像质量评价。需要指出的是, AdaBoost 算法^[10]是一种非常快速而且准确的人脸检测算法, 现已被大多数自动人脸识别系统作为人脸检测手段, 本文的研究工作也是基于 AdaBoost 算法来完成人脸检测的。正是由于 AdaBoost 算法能鲁棒地检测输入图像中的人脸, 即使由于头部运动或人脸离焦导致采集的人脸图像出现一定程度的模糊时也几乎不受影响, 所以, 如果不加筛选, 这些降质人脸图像将会进入紧接下来的人脸图像归一化环节。另外, 如果采集到的人脸图像太小, 在人脸图像归一化过程中需要将其放大到规定尺寸, 这样会导致分辨率下降, 也会导致人脸图像质量下降。根据人脸识别中存在的上述问题, 在采集到人脸图像后, 并不能直接使用, 而需要对其质量进行评价, 因此人脸图像质量评价的主要任务是对图像清晰度和图像大小进行评价, 以便剔除模糊的人脸图片, 挑选其中更清晰的人脸图像用于训练或者识别, 并对人脸图像的采集给出实时反馈信息。由于对图像大小的判断较为简单, 故本文不再对其判断方法进行赘述, 主要针对图像清晰度给出适合于自动人脸识别系统的评价方法。

3 清晰度评价方法 (The Method of Clarity Assessment)

在人脸识别中, 影响图像质量的因素主要是对焦是否准确 (图像准确对焦时的成像点称为“齐焦点”, 实际成像时被摄物体远离齐焦点称为“离焦”, 当人脸

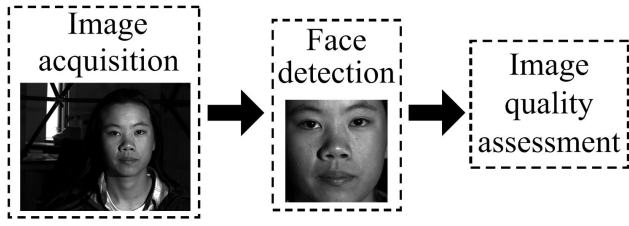


图1 人脸图像采集过程示意图

离焦时会导致采集到的人脸图像模糊) 和人脸的运动状态 (在拍摄瞬间人脸的快速运动也会造成采集到的人脸图像模糊)。由这两种情况造成的图像的降质过程可用以下数学模型近似描述:

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) + n(x, y) \quad (1)$$

其中 $f(x, y)$ 为输入清晰图像, $h(x, y)$ 为点扩散函数 (PSF), $n(x, y)$ 为加性噪声。在这个模型里, 输出图像 $g(x, y)$ 被表示为 $f(x, y)$ 和 $h(x, y)$ 的卷积与 $n(x, y)$ 的和。在自动人脸识别系统中, 由于图像采集设备已事先选定, 并假定所选图像采集设备的图像采集噪声非常小, 因此 (1) 式中的噪声可忽略:

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) \quad (2)$$

运动模糊和离焦模糊是人脸采集中最常见的两种模糊原因。为简单起见, 这里假定运动模糊为匀速直线运动, 则由其导致的点扩散函数为:

$$h(x, y) = \begin{cases} 0, & y \neq x \tan \theta, -\infty \leq x \leq \infty \\ \frac{1}{d}, & y = x \tan \theta, -\infty \leq x \leq \infty \end{cases} \quad (3)$$

式中 θ 为运动方向与水平轴的夹角。由几何光学分析可知, 离焦点扩散函数可描述为:

$$h(x, y) = \begin{cases} 0, & \sqrt{x^2 + y^2} > R \\ \frac{1}{\pi R^2}, & \sqrt{x^2 + y^2} \leq R \end{cases} \quad (4)$$

由式 (3) 和式 (4) 可见, 运动模糊和离焦模糊都可以看作是一个低通滤波器, 那么图像模糊的本质就是图像中高频分量的损失, 导致图像中细节丢失, 边缘和轮廓线变得模糊。

给定一幅大小为 $M \times N$ 的灰度图像 $g(x, y)$, 经过傅立叶变换为:

$$G(u, v) = \mathcal{F}\{g(x, y)\} \quad (5)$$

则其倒谱域变换定义为

$$Cep\{I(x, y)\} = \mathcal{F}^{-1}\{\log |G(u, v)|\} \quad (6)$$

式中 $\mathcal{F}\{\cdot\}$ 和 $\mathcal{F}^{-1}\{\cdot\}$ 分别表示傅立叶变换和反傅立叶变换, $|\cdot|$ 表示求复数模。由式 (2)、(6) 可得:

$$Cep\{I(x, y)\} = Cep\{f(x, y)\} + Cep\{h(x, y)\} \quad (7)$$

由此可见, 倒谱域变换的一个重要性质就是在倒谱域内, 模糊图像的倒谱可分解为清晰图像的倒谱和

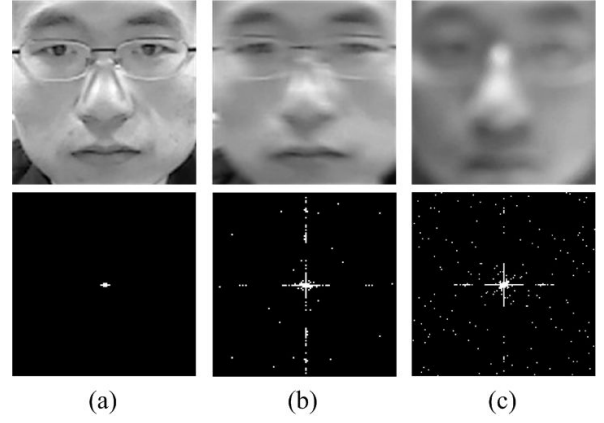


图2 不同质量的人脸图像及其对应二值化倒谱图

点扩散函数的倒谱的线性叠加。另外, 由于倒谱域变换存在对数变换, 所以在倒谱域内, 信号衰减特别快。清晰的人脸图像经过倒谱域变换后, 图像衰减很快, 几乎只集中在中心点附近很小的区域内, 作二值化处理如图 2(a) 所示。而运动模糊图像和离焦模糊图像由于叠加了点扩散函数, 它们的二值化倒谱图中的高能量亮点散布在整幅图中, 分别如图 2(b)、(c) 所示。本文即根据倒谱域的上述特点提出一种新的图像清晰度评价方法。

二值化倒谱域中亮点的平均能量 R 可定义为:

$$R = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N W(i, j) \times C(i, j) \quad (8)$$

式中, 权值 $W(i, j)$ 定义为点 (i, j) 到中心点 (i_c, j_c) 的距离, $C(i, j)$ 定义为点 (i, j) 的二值化倒谱值:

$$W(i, j) = \sqrt{(i - i_c)^2 + (j - j_c)^2} \quad (9)$$

$$h(x, y) = \begin{cases} 1, & Cep(i, j) \geq T \\ 0, & Cep(i, j) < T \end{cases} \quad (10)$$

其中, $Cep(i, j)$ 为点 (i, j) 的倒谱值, T 为选取的二值化阈值。

式 (8) 中 R 为正数, 其值越小, 表示图像越清晰。本文中认定 R 值小于 $Threshold$ 的图像是清晰的, 大于 $Threshold$ 的图像是模糊的, 并不需要区分模糊类型。另外约定 R 值等于 $Threshold$ 时图像清晰度为 50%, $Threshold$ 的值可以通过训练得到。由此定义图像的清晰度评价函数为:

$$Score = \frac{Threshold}{R + Threshold} \times 100\% \quad (11)$$

综上所述, 本文提出的倒谱域分析法简单, 限制条件少。另外, 倒谱变换中的大部分计算量由傅立叶变换和反傅立叶变换产生, 如果采用快速傅立叶变换 (FFT) 方法, 则可大大减少计算时间。为了减少光照因素对评价结果的影响, 人脸图像在评价前要进行直方图均衡化预处理。另外, 人体运动时人头的上半部运动幅度通常大于下半部, 因此我们只对人脸图像上半部分作倒谱域分析, 这样不仅可以减小一半的计

算量，而且可以排除图像下巴处背景带来的干扰，使评价方法更加可靠。如果人脸图像比较大，为了减少评价时间，可进一步缩小评价区域。

4 实验 (Experiment)

4.1 人脸图像清晰度评价实验 (Experiments of Clarity Assessment of Face Images)

我们的实验平台为运行 Windows XP 操作系统的 PC 机，其配置为：单核 Pentium IV 1.8G 处理器，256MB DDR 内存。所有实验程序都是在 Visual C++ 6.0 编程环境下编程实现的。首先用 LogitechTM QuickCam Pro9000 网络摄像头在我们开发的自动人脸识别软件下采集人脸图像，为了产生各种不同质量的人脸图像，分别通过人头的静止和晃动来获得清晰和运动模糊人脸图像，通过改变摄像头焦距来获得离焦人脸图像，采集到的人脸图像都为正面人脸图像，由人脸识别系统中基于 Adaboost 的人脸采集模块自动检测并截取生成。图像大小没有作归一化处理，但都进行了大小判断，保证得到的人脸图像大小都在 128×128 以上，大部分人脸图像的大小分布在 144×144 附近。通过以上方式来模拟产生自动人脸识别系统在真实应用环境下可能采集到的各种质量的人脸图像。从采集到的人脸图像中分别挑选出清晰的人脸图像、由运动导致的模糊人脸图像和由离焦导致的模糊人脸图像各 40 幅，并以此为训练样本，通过这些训练样本图像可以确定清晰度阈值 $Threshold$ 。由式 (8) 计算每一幅图像的 R 值，图 3 为这些不同质量的人脸图像的 R 值分布统计图，图 3 从左至右分别对应清晰图像、运动模糊图像和离焦模糊图像。横坐标表示 R 值大小，纵坐标表示 R 值分布在某一区间的图像的数目。从图 3 中可以看出，40 幅清晰图像的 R 值都在 0.3 以下，40 幅运动模糊图像和 40 幅离焦模糊图像的 R 值都在 4 以上。清晰度阈值 $Threshold$ 可根据对人脸图像的质量要求的高低，在清晰图像中最大的 R 值和模糊图像中最小的 R 值之间的区间内进行选择， $Threshold$ 值取得越小，则同一幅图像的质量评价分数 $Score$ 值越小。这里 $Threshold$ 值选定为清晰图像中最大的 R 值和模糊图像中最小的 R 值之和的一半即 $Threshold = 2.2$ 。

采用同样的方式采集了 13 个人的人脸图像共计 1950 幅，其中每个人的清晰图像 50 幅，模糊图像（包括由运动、离焦导致的模糊以及由它们共同作用导致的模糊）100 幅。在清晰度阈值 $Threshold$ 选为 2.2 的情况下，由式 (8)、(11) 计算所有图像的清晰度 $Score$ ，评价结果统计如表 1 所示。由于挑选清晰和模糊样本的过程可等同于人眼主观评价过程，由表 1 中的统计结果可以看出，本文提出的清晰度评价方法的评价结果与人眼主观评价结果基本相符。经统计得出，在没有对程序进行优化的情况下，平均每幅人脸图像清晰度评价所需时间约为 8ms，可见其速度很快。另外，通过对表 1 中的误判图像的 $Score$ 值进行分析，发现大部分误判图像的 $Score$ 值在 50% 左右，也即在阈值附近。通过对这些误判图像再次仔细地观测，还发现部分“误判”由人工挑选样本时的人为因素产生，对于某些清晰度在阈值附近的图像，人眼并不能每次都稳

定地判定其属于清晰图像还是模糊图像，不同人的评判结果往往也有所差异。

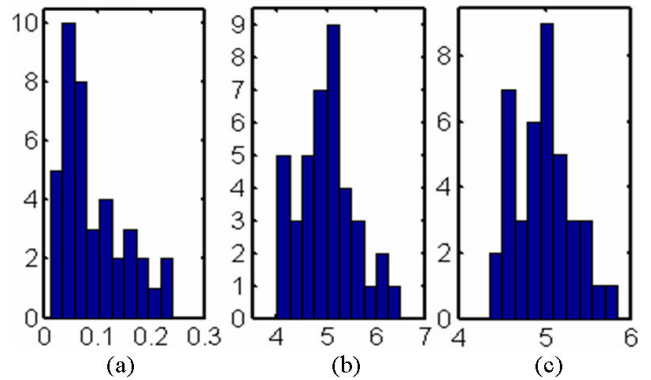


图 3 三种类型的人脸图像的 R 值分布

表 1 评价结果统计表

	已知图像数目	Score \geq 50% 的图像数目	Score \geq 50% 的图像数目
清晰图像	650	29	621
模糊图像	1300	1257	43

4.2 人脸识别实验 (Experiments of Face Recognition)

将本文提出的人脸图像质量评价方法作为人脸图像预处理模块整合到人脸识别系统软件中，其位置如图 1 所示。在现实环境下进行自动人脸识别实验，增加了该人脸图像预处理模块后的人脸识别系统的识别速度没有明显变化。从上述实验采集的 13 个人共 1950 幅人脸图像中，对每个人选取 10 幅最清晰的人脸图像样本，选择方式为人工挑选，再随机选择其中的 5 幅作为训练样本，剩下 5 幅作为测试样本，如此得到训练样本数总共为 65 个，测试样本数总共为 65 个。为了测试本文提出的人脸图像质量评价方法对人脸识别系统的影响，依照上述人脸图像清晰度评价实验中评价结果再次选择人脸样本：对每个人选取其中 $Score$ 值最高的前 10 幅人脸图像作为样本，按照采集时间挑选其中前 5 幅作为训练样本，剩下 5 幅作为测试样本，如此也得到训练样本数总共为 65 个，测试样本数总共为 65 个；该过程通过程序自动完成。接着用这两套样本进行人脸识别对比实验。实验中人脸识别算法采用 [11] 中的 Eigenface 和 [12] 中的 GFC 这两种算法，算法中的 PCA 特征数都选定为 30，实验结果如表 2 所示。通过对比识别率可知，在训练和识别环节采用本文提出的人脸图像质量评价方法自动进行样本选择，在两种不同的人脸识别算法下都可以获得与人工选择样本方式相近的识别性能。

另外，根据人脸图像清晰度评价实验中得到的每幅人脸图像的 $Score$ 值对人脸图像进行质量分级。按照 $Score \geq 80\%$ ， $80\% > Score \geq 50\%$ ， $50\% > Score \geq 30\%$ 和 $30\% > Score$ 把所有人脸图像分为四个级别，从每一个级别的人脸图像中对每个人随机挑选出 5 张人

表 2 识别率对比表

	Eigenface 识别率	GFC 识别率
人工选取样本	87.7%	96.9%
自动选取样本	89.2%	96.9%

脸图像作为测试样本。采用上述实验中以人工挑选的 65 幅人脸图像作为样本训练出来的人脸分类器，对挑选出来的测试样本进行识别，人脸识别算法仍然采用 Eigenface 和 GFC 这两种算法，算法中的 PCA 特征数仍然都为 30，识别结果如表 3 所示。由此可见，用本文提出的质量评价方法对测试样本进行评价，图像质量评价中得分较高的测试样本的总体识别率要高于质量评价中得分较低的测试样本，本文提出的质量评价方法对人脸识别系统的识别性能具有一定的预测性。

表 3 不同质量的人脸图像的识别率

	Eigenface 识别率	GFC 识别率
Score \geq 80%	81.5%	93.8%
80% > Score \geq 50%	66.2%	83.1%
50% > Score \geq 30%	58.5%	72.3%
30% > Score	0	1.5%

5 结论 (Conclusion)

本文分析了人脸识别的特点，提出了一种适合于人脸识别的图像清晰度评价方法，并用实验进行了验证。实验结果表明，所提出的方法准确而且快速，能满足自动人脸识别系统对人脸图像质量评价手段的准确性和实时性的要求。该方法还给出了量化评价结果，这对图像采集过程进行反馈控制是很有帮助的。人脸图像质量蕴含着更多的含义，它不仅仅包括图像清晰度，还应该包括面部光照、人脸姿态、面部表情等因素。研究表明，人脸图像中的这些因素对人脸识别也有较大影响^[13]，所以应该将它们也纳入人脸图像质量评价范围，这也是我们今后要研究的重要内容。下一步我们将扩展人脸图像质量的评价范围，逐步对其他影响人脸识别的人脸图像因素进行评价，并结合本文给出的人脸图像清晰度量评价结果，建立起一个统

一的人脸图像质量评价标准化框架，对人脸图像的各种因素进行全面的评价。

参考文献 (References)

- [1] 苏剑波, 徐波. 应用模式识别技术导论 — 人脸识别与语音识别. 上海: 上海交通大学出版社, 2001.
- [2] WANG Z, BOVIK A C, LU L. Why is Image Quality Assessment So Difficult, IEEE International Conference on Acoustics, Speech & Signal Processing, 2002, 4(4): 3313-3316.
- [3] SURTI S, KARP J S, MUEHLEHNER G. Image Quality Assessment of LaBr₃-based Whole-body 3D PET Scanners: a Monte Carlo Evaluation. Physics in Medicine and Biology, 2004, 49: 4593-4610.
- [4] ZHAI G, ZHANG W, YANG X, et al. Image Quality Assessment Metrics Based on Multi-scale Edge Presentation. IEEE Workshop on Signal Processing Systems Design and Implementation, 2005: 331-336.
- [5] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [6] KALKA N, DORAIRAJ K V, SHAH Y, et al. Image Quality Assessment for Iris Biometric, Proc. of the Research Session, BCC, 2005: 58-59.
- [7] DAUGMAN J. How Iris Recognition Works. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(1): 21-30.
- [8] BOGERT B P, HEALY M J R, TUKEY J W. The Quefrency Analysis of Time Series for Echoes: Cepstrum, Pseudo-autocovariance, Cross-cepstrum, and Saphe Cracking. Time Series Analysis, 1963, 15: 209-243.
- [9] TANAKA M, YONEJI K, OKUTOMI M. Motion Blur Parameter Identification from a Linearly Blurred Image. International Conference on Consumer Electronics, 2007: 1-2.
- [10] VIOLA P, JONES M. Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001: 511-518.
- [11] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for Recognition. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 36(1): 71-86.
- [12] LIU C J, WECHSLER H. Gabor Feature Based Classification Using the Enhanced Fisher Linear Discriminant Model for Face Recognition. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(4): 467-476.
- [13] WEBER F. Some Quality Measures for Face Images and Their Relationship to Recognition Performance, Cognitec Systems GmbH Technique Report, 2006.