

文章编号:1007-2780(2009)02-0278-05

一种新的人脸图像中眼睛定位方法

黄彬彬,唐 璘

(中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410075, E-mail: happyzmm0905@shou.com)

摘 要:提出了一种新的图像中人眼检测算法。在一幅已知人脸图像区域中,首先采用中值滤波除去噪声点,然后选取灰度变化最大的几块区域作为眉眼候选区域。最后利用 SIFT 方法在候选区域中最终定位眼睛的精确位置、尺度和方向。实验结果证明,本文所提出的算法具有准确率高和计算量小的优点。

关 键 词:人眼检测;灰度变化;SIFT 算子
中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

1 引 言

近年来,计算机自动人脸识别技术发展迅速。人们已认识到人脸自动识别技术的重要价值并在这方面开展了很多研究。在人脸自动识别技术中,人脸特征的提取是人脸自动识别过程中至关重要的一步^[1~6]。

眼睛是一个在人脸识别中最为重要的特征。因此,双眼的精确定位成为人脸识别前处理阶段非常关键的一步。绝大部分的人脸识别算法都强烈地依赖于双眼的准确定位,一旦左右眼睛的位置确定下来,则脸部其它特征,如眉毛、鼻子和嘴巴等,都可由潜在的分布关系准确定位,人脸各器官所在的位置也就基本确定了。

正因为眼睛定位在人脸识别中具有如此重要的地位,所以近年来提出了许多人眼定位的方法,主要有霍夫变换法、角点检测法^[4]、灰度投影法和对称变换法等。本文提出了一种新的人脸图像中人眼检测算法,在已知人脸区域内结合灰度变化和 SIFT 定位特征点方法,可快速而准确地定位出人眼的位置。

在图像处理过程中,首先通过中值滤波对图像进行去噪处理,防止噪声对特征点检测的干扰。然后将人脸区域图像分割为若干子块,计算各子块的灰度变化值,取出灰度变化最大的几个区域作为眉眼候选区^[1]。最后在眉眼后选区域中通过

sift 定位特征点方法定位出眼睛的位置、方向及尺度信息。本文所提出的算法具有准确率高和计算量小的优点。

2 图像的预处理

人脸图像是将标准像通过扫描仪或者摄像机等设备输入计算机的。由于转换器件及周围环境的影响,图像会受到噪声的干扰而产生失真。噪声对人脸中特征点的提取也存在一定的影响。所以,为了不损坏人脸图像中的重要信息,在定位眉眼候选区域之前要先通过非线性中值滤波去除人脸图像中的噪声。

中值滤波是一种非线性平滑滤波,在一定条件下可以克服线性滤波如平均值滤波等所带来的图像细节模糊问题,而且对过滤脉冲干扰及图像扫描噪声非常有效。但对某些细节多的图像不易采用中值滤波方法。

中值滤波是用一个有奇数点的滑动窗口,将窗口中心点的值用窗口各点的中值代替。具体操作步骤如下:

- (1)将模板在图中漫游,并将模板中心与图中某个像素位置重合;
- (2)读取模板下各对应像素的灰度值;
- (3)将这些灰度值从小到大排成一列;
- (4)找出这些值里排在中间的一个;
- (5)将这个中间值赋给对应模板中心位置的

像素。

如设 x_{ij} 是输入图像在坐标 (i, j) 处的像素,在其周围开一个 $m \times n$ 的矩形窗口,对窗口从左向右水平扫描,然后再回到下一行扫描,对窗口内的所有像素按其灰度值的大小进行排序,求出中值 xM ,然后用中值 xM 代替 x_{ij} 。在这里,取窗口的大小为 3×3 像素。

3 初步定位眉眼区域

眉眼区域是人脸图像中变化比较强烈的区域。将图像用灰度矩阵 P 来表示,则 $P(i, j)$ 表示如图1所示的点处的像素灰度值。由于眉眼区域在竖直方向上的灰度变化远大于水平方向,所以如图所示可以将 x 方向的梯度表示为 $G_x(i, j)$ 。

$$G_x = P(i+1, j) - P(i, j) \quad (1)$$

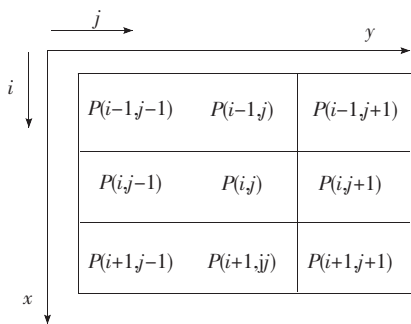


图1 图像的灰度矩阵

Fig. 1 Gray-scale matrix of the image

将任一子矩阵块 A 内的灰度变化可量化为:

$$S = \sum_{P(i, j) \in A} \log(1 + |G_x(i, j)|) \quad (2)$$

若以一定的步长对图像进行扫描,对每个扫描点用式(2)计算以其为中心的子块内的灰度变化量,那么图中幅值最大的几个子块便可作为候选眉眼区域。

设 x 方向的步长为 S_x , y 方向的步长为 S_y ,子块为 $L \times K$ 矩阵。即在 x 方向每隔 S_x 个像素, y 方向每隔 S_y 个像素提取一个 $L \times K$ 的子矩阵。由于子块的尺寸是一定的,所以每个子块的位置只需要用子块的起始位置表示出来。对于每个点 $P(i, j)$ 可以将其左上方[即 $P(i-L: i, j-K: j)$]的灰度变化求出来。

对于 $N \times M$ 图像, n/m 可取为 N 和 M 的 $5\% \sim 15\%$ 时能基本覆盖眉眼区域, n, m 表示子块的宽度和高度。当 x 方向的步长与 y 方向的

步长之比取为 n/m 的 $1/3$ 时,可在检测精度与计算量之间取得较好的折中效果。所以本文通过实验采用 x 方向的步长为 5, y 方向的步长为 5,子块的尺寸为 25×25 ,选取灰度变化最大的前 12 个子块作为眉眼候选区域,得到的实验结果如图2所示。

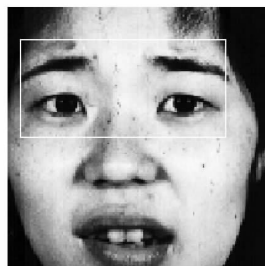


图2 眉眼区域定位结果

Fig. 2 Location result of brow-and-eye region

4 利用 SIFT 定位特征点算法精确定位瞳孔

在候选区域内,利用 SIFT (Scale invariant feather transform) 定位特征点算法精确定位出瞳孔的位置^[2]。由于 SIFT 算法的主要思想是提取局部特征,在尺度空间寻找极值点,提取位置、尺度、旋转不变量,所以图像中定位出的每个特征点包含 3 个信息:位置、所处尺度和方向。

4.1 眉眼区域图像尺度空间

4.1.1 图像金字塔的构建

图像尺度空间的构建实际上是图像金字塔的构建。图像金字塔共 O (Octave) 组,每组有 S (Sub-level) 层,下一层的图像由上一层的图像降采样得到。眉眼区域图像尺度空间是通过对眉眼区域图像下采样而获得图像多尺度下的表示序列,为了让这种尺度体现其连续性,所以在简单下采样的基础上加了高斯滤波。一幅图像可以产生多组 (Octave) 图像,一组图像包括多层 (Interval) 图像。组内相邻图像间是高斯平滑得到的,每组的第一张图像由上一组的最后一张下采样得到。第一组第一张是原图像,或者有时是原图像插值放大一倍后的结果。

4.1.2 高斯差分尺度空间

Koendetink 和 Lingeberg 在文献[2]中证明高斯卷积核是实现尺度变换的惟一变换核,于是

一幅二维图像的尺度空间定义为:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) \times I(x, y) \quad (3)$$

其中 $G(x, y, \sigma)$ 是尺度可变高斯函数,

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (4)$$

(x, y) 是空间坐标, σ 是尺度坐标。

为了有效地在尺度空间检测到稳定的关键点, 提出了高斯差分尺度空间(DoG)的概念, 高斯差分尺度空间可利用不同尺度的高斯差分核与图像卷积而生成。

$$D(x, y, \sigma) = G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma) \times I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (5)$$

DoG 算子计算简单, 是尺度归一化的 LoG 算子的近似。

4.1.3 构建尺度空间需确定的参数

设 σ 为尺度空间坐标, O 为 octave 坐标, S 为 sub-level 坐标。

σ 和 O, S 的关系为:

$$\sigma(O, S) = \sigma_0 2^{o+s/S} \quad (6)$$

其中 $o \in o_{\min} + [0, \dots, O-1], s \in [O, \dots, S-1], \sigma_0$ 是基准层尺度。octaves 的索引可能是负的, 第一组索引常常设为 0 或者 -1, 当设为 -1 时, 图像在计算高斯尺度空间前先扩大一倍。

空间坐标 x 是组 octave 的函数, 设 x_0 是 0 组的空间坐标, 则:

$$x = 2^o x_0, 0 \in Z,$$

$$x_0 \in [0, \dots, N_0 - 1] \times [0, \dots, M_0 - 1]$$

如果 (M, N_0) 是基础组 $O=0$ 的分辨率, 则其它组的分辨率由下式获得:

$$N_o = \left\lceil \frac{N_0}{2^o} \right\rceil, M_o = \left\lceil \frac{M_0}{2^o} \right\rceil$$

在本文的试验中使用了如下的参数:

$$\sigma_n = 0.5, \sigma_0 = 1.6 \cdot 2^{1/S}, o_{\min} = -1, S = 3$$

实验结果如图 3 所示。

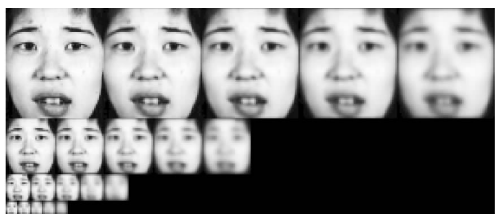


图 3 人脸区域多尺度空间图像

Fig. 3 Multi-scale space images of the facial region

4.2 多尺度空间中瞳孔的定位

特征点是具有强烈量化性质的某种标记, 含有显著的结构信息, 从这一意义来说, 特征和极值的概念很相似。Sift 定位特征点的算法就用到了求极值的方法。而通过对眉眼区域的深入分析发现瞳孔和虹膜的边界处灰度发生了突变且变化最为剧烈, 而眉毛区域则没有灰度突变的发生。据此可以采用 SIFT 算子准确定位到瞳孔的中心, 且可去除眉毛的干扰。

4.2.1 尺度空间内眉眼区域图像极值检测

为了寻找尺度空间内眉眼区域的极值点, 每个采样点要和它所有的相邻点比较, 看其是否比它的图像域和尺度域的相邻点大或者小。如图 4 所示, 中间的检测点和它同尺度的 8 个相邻点和上下相邻尺度对应的 9×2 个点共 26 个点比较, 以确保在尺度空间和二维图像空间都检测到极值点。

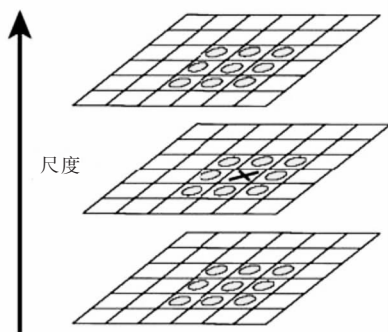


图 4 DoG 尺度空间局部极值检测

Fig. 4 Extreme points detection in DoG scale space

4.2.2 边缘响应的去除

通过拟和三维二次函数精确确定关键点的位置和尺度, 同时去除低对比度的关键点和不稳定的边缘响应点 (DoG 算子会产生较强的边缘响应), 以提高抗噪声能力。边缘响应去除原理如下:

一个定义不好的高斯差分算子的极值在横跨边缘的地方有较大的主曲率, 而在垂直边缘的方向有较小的主曲率。主曲率通过一个 2×2 的 Hessian 矩阵 H 求出。

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}$$

D_{xx}, D_{xy}, D_{yy} 3 个二阶倒数由采样点相邻差估计得到。D 的主曲率和 H 的特征值成正比, 令 α 为最

大特征值, β 为最小的特征值,则:

$$\text{Tr}(H) = D_{xx} + D_{yy} + \alpha + \beta$$

$$\text{Det}(H) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha\beta$$

令 $\alpha = \gamma\beta$, 则:

$$\frac{\text{Tr}(H)^2}{\text{Det}(H)} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(\gamma\beta + \beta)^2}{\gamma\beta^2} = \frac{(r + 1)^2}{r}$$

$(r + 1)^2/r$ 的值在两个特征值相等时最小,随着 r 的增大而增大,因此,为了检测主曲率是否在某域值 r 下,只需检测:

$$\frac{\text{Tr}(H)^2}{\text{Det}(H)} < \frac{(r + 1)^2}{r}$$

本文在试验中取 $r = 10$, 实验结果如图 5 所示。



图 5 瞳孔定位结果

Fig. 5 Location result of pupils

4.2.3 方向的确定

利用关键点邻域像素的梯度方向分布特性为每个关键点指定方向参数,使算子具备旋转不变性。

$$m(x, y) = \sqrt{[L(x + 1, y) - L(x - 1, y)]^2 + [L(x, y + 1) - L(x, y - 1)]^2}$$
$$\theta(x, y) = \alpha \tan 2\{[L(x, y + 1) - L(x, y - 1)]/[L(x + 1, y) - L(x - 1, y)]\} \quad (7)$$

式(7)为 (x, y) 处梯度的模值和方向公式。其中 L 所用的尺度为每个关键点各自所在的尺度。

在实际计算时,在以关键点为中心的邻域窗口内采样,并用直方图统计邻域像素的梯度方向。梯度直方图的范围是 $0 \sim 360^\circ$, 其中每 10° 一个柱,总共 36 个柱。直方图的峰值则代表了该关键点处邻域梯度的主方向,即作为该关键点的方向。试验结果如图 6 所示。



图 6 特征点向量

Fig. 6 Feature point vector

5 结果与分析

本实验在 MATLAB7.0 环境下,根据 SIFT 定位特征点对 100 幅眉眼区域图像进行了测试,最终成功定位出 93 幅,收到了较好的效果,部分实验的结果如下。从图 7 可以看出(由于图片尺寸有限,可以将其放大看定位出的瞳孔的结果),虽然瞳孔位置作为角点已经被检测出来,但是同

Original image:



Location result:



Original image:



Location result:



图 7 原始图像和定位结果的比较

Fig. 7 Comparison of original images and location results

时一些不是瞳孔的位置也作为角点被检测出来了。SIFT 算法提取特征点依赖于灰度突变阈值的设定,阈值大会丢失角点信息,阈值小又会提取出伪角点。

但与传统的算子相比较,SIFT 算子不仅可以稳健地对发生几何形变、退化、受噪声干扰的图像提取局部特征,而且由于 SIFT 算子在计算关键点时充分利用了邻域信息,所以在一定程度上

可以避免在小运动物体上的特征点的提取。

6 结 论

提出了一种新的人脸图像中人眼检测算法,在已知人脸区域内结合灰度变化和 SIFT 定位特征点方法,可快速而准确地定位出人眼的位置。实验结果表明,本文所提出的算法具有准确率高和计算量小的优点。

参 考 文 献:

[1] 张志刚,周明全,耿国华. 一种改进的人脸图像眼睛快速定位方法 [J]. 计算机应用,2007,27(2):340-342.
[2] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International J. Computer Vision*, 2004, 60(2):91-110.
[3] Gizatdinova Yulia, Surakka Veikko. Feature-based detection of facial landmarks from neutral and expressive facial images [J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*,2006,28(1):135-139.
[4] 聂祥飞,谭泽富,郭军. 应用小波变换的人脸光照补偿 [J]. 光学精密工程,2008,16(1):150-155.
[5] 王力,唐璜,许海柱. 一种基于 Harris 角点检测的快速瞳孔定位方法 [J]. 液晶与显示,2008,23(1):87-90.
[6] 严超,苏光大. 人脸特征的定位与提取 [J]. 中国图像图形学报,1998,3(5):30-35.

Novel Method of Eye Detection in Facial Images

HUANG Bin-bin, TANG Jin

(School of Information Science and Engineering, Central South University,
Changsha 410075, China,E-mail:happyzmm0905@shou.com)

Abstract

A new algorithm for eye detection in facial images was proposed. First, in a known facial image, the noises were cleaned with Median filtering method. Then, several areas where the gray-scale gradient was largest were chosen to be the candidates for brow- and- eye region. Finally, the exact positions,scales and directions of eyes were located by using SIFT algorithm. The experimental results demonstrated that the proposed algorithm has the advantages of higher accuracy rate and smaller computational complexity.

Key words:eye detection; gray-scale gradient; SIFT algorithm

作者简介:黄彬彬(1984—),女,湖北孝感人,硕士研究生,研究方向为计算机视觉和嵌入式系统。