

一种改进的人眼模板匹配算法^①

An Improved Eye Template Matching Algorithm

栾柱晓 唐 璘 (中南大学 信息科学与工程学院 湖南 长沙 410075)

郑群英 (中南大学 信息物理与工程学院 湖南 长沙 410083)

摘 要: 以驾驶员疲劳检测为背景,针对红外图像的人眼定位问题,提出了一种改进的模板匹配算法。该算法采用多步长模板匹配的策略,大大压缩了模板匹配过程中的计算量,同时充分利用了人眼位置的位置特征,把左右眼的位置关系作为人眼最终定位的约束条件。实验结果表明,与传统模板匹配算法相比,该算法能够显著提高人眼的定位速度和定位准备率。

关键词: 红外图像 多步长模板匹配眼睛定位

眼睛作为人脸的重要特征,在人脸检测和识别中都发挥着重要的作用^[1]。在驾驶员疲劳检测系统中就是通过眼睛状态的检测最终确定驾驶员是否处于疲劳状态,然后提醒驾驶员避免疲劳驾驶,从而防止意外交通事故的发生。

当前人眼的检测方法有多种,大致可以归纳为三类^[2]:①基于几何特征来检测眼睛,如灰度投影法,霍夫变换法等;②基于知识的方法,即采用大量的先验知识进行人眼的定位;③基于统计的方法,如利用神经网络的方法,支持向量机(SVM)方法,模板法等。方法①与方法②由于局限于人眼的几何特征及先验知识,所以通用性不高,因而在当前眼睛的检测中,只能是用来辅助其它方法实施检测。方法③在检测的精确度上无疑有着很大的提高,但是它需要采集大量的样本来训练分类器,过程比较复杂,实时性较差,这是制约此类方法的最大问题。

因此,本文改进了传统的模板匹配算法,采用了多步长的匹配策略,同时又充分利用眼睛的相对位置关系,从而大大提高了人眼定位的速度和准备率。

1 人脸检测的旋转与校正

1.1 目的

人脸检测与定位的结果关系到人眼的检测与定位

的成功与否。由于人眼模板是水平的,未旋转的,这时如果待检测人脸旋转了某个角度,就很可能导致人眼模板匹配失败,从而得到一个错误的匹配结果^[3]。所以在进行人眼模板匹配之前必须将待检测人脸进行旋转校正,这样可以很大程度上提高人眼模板匹配的成功率。

1.2 方法

结合驾驶员疲劳检测的应用背景,可以假定最初的红外图像中只有一张人脸,而且人脸应该占据整个图像的绝大部分。校正的思想是当人脸处于垂直状态时,人脸区域的垂直投影宽度最小。

第一步 获取人脸区域

对原始图像进行灰度化后进行迭代式阈值分割,从而可以得到多个闭合的高亮连通区域,选择其中面积最大的连通区域为准人脸区域,若该准人脸区域满足人脸的几何特征,则认为该连通区域是人脸区域,并将该区域置为 255,其它区域置为 0。其中迭代式阈值分割算法是一种自适应的二值化算法,它的优点是能够实现前景与背景的精确分割,它是基于逼近的思想,其步骤如下:

- (1) 求出原始图象的最大灰度值和最小灰度值,分别记为 Z_{\max} 和 Z_{\min} ,令初始分割阈值 $T_0 = (Z_{\max} + Z_{\min})/2$ 。
- (2) 根据阈值 T_k 将图象分割为前景和背景,同时

① 基金项目:国家国防科工委基础研究项目(A1420060159)

收稿时间:2009-04-03

分别求出两者的平均灰度值 Z_O 和 Z_B ；其中的初始值为 0。

(3) 求出新阈值 $T_{k+1} = (Z_O + Z_B) / 2$ 。

(4) 若 T_k 等于 T_{k+1} 或者迭代次数已经超过某个给定的值，则认为即为阈值；否则转 2，迭代计算。

第二步 确定旋转校正的方向

对该人脸区域做垂直投影，得到投影宽度 W 。将原人脸区域逆时针旋转 5 度后再次进垂直投影并计算出新的投影宽度 WL 。同样，将原人脸区域顺时针旋转 5 度后再次进行垂直投影并计算出新的投影宽度 WR 。如果 W 与 WL 之差的绝对值小于其与 WR 之差的绝对值，则旋转校正的方向应为逆时针的，反之旋转校正的方向应为顺时针的。

第三步 确定旋转校正的角度

将人脸区域按照第二步获得的旋转校正方向旋转，同时计算出旋转后的投影宽度，当投影宽度的值由减小变为增大时，停止旋转，此时的旋转角度便是人脸图像需要的旋转校正角度。同时，记录下此时的人脸区域的坐标，同时根据人脸的几何特征去掉额头区域得到新的人脸区域坐标。

第四步 旋转校正人脸

根据第三步得到的角度对最初的人脸图像进行旋转校正，而后根据第三步中人脸区域的坐标将人脸区域分割出来以便后面的人眼模板匹配，这样可以大大减小匹配的次數，从而进一步提高匹配的 efficiency。实验结果如图 1 所示。



(a)原始红外图像 (b)旋转校正后的图像 (c)分割出的人脸

图 1 人脸旋转校正效果图

2 人眼定位

2.1 传统模板匹配算法

本文中假设待搜索图像 S 的尺寸为 $W \times H$ ，模板 T 的尺寸为 $M \times N$ 。通俗的讲，模板 T 就是一幅已知的小图象，而模板匹配就是通过一定的算法在大图象(即

待搜索图象 S)中搜索与模板 T 具有相近的尺寸、方向和图象的子图，并确定其坐标位置。其中模板 T 是由尺寸相等、性质相同(如都属于人眼图象)的多幅图象求平均值得到的。

模板 T 在图像 S 上平移，搜索窗口所覆盖的子图记作 S^{ij} ，其中 i, j 为子图的左上角顶点在图 S 中的坐标。很明显,的搜索范围应该为 $1 \leq i \leq W-M, 1 \leq j \leq H-N$ 。计算模板与搜索子图灰度值的距离公式为：

$$D(i, j) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [S^{ij}(m, n) - T(m, n)]^2 = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [S^{ij}(m, n)]^2 - 2 \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N S^{ij}(m, n) \times T(m, n) + \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [T(m, n)]^2$$

由上式中可以看出，第一项完全由搜索子图本身的数据决定，跟模板没有任何关系。第三项完全由模板本身的数据决定，跟搜索子图没有任何关系，因此这两项都跟模板匹配没有关系。第二项是由搜索子图与模板的数据共同决定的，它反映的是搜索子图与模板的相互关系。当该项有极大值的时候，模板与搜索子图灰度值的距离最小，此时便可说明模板与搜索子图匹配。这种方法称为差方和法(sum of squared differences,简称 SSD)[4]，实际使用时应用的是它的变形，将其归一化后得到模板匹配的相关系数：

$$R(i, j) = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N S^{ij}(m, n) \times T(m, n)}{\sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [S^{ij}(m, n)]^2} \sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [T(m, n)]^2}}$$

当模板匹配的相关系数 $R(i, j)$ 等于 1 的时候，说明搜索子图与模板完全匹配。这只是一个理想值，模板匹配的过程中主要是寻找相关系数的最大值，此时它所对应的搜索子图便是所要寻找的目标子图[5]。

2.2 二次模板匹配算法

该算法在传统模板匹配的基础上采用隔行隔列的模板匹配策略[6]。

第一次匹配是粗略匹配。取模板的隔行隔列数据，即四分之一的模板数据，在被搜索图上进行隔行隔列扫描匹配，即在原图的四分之一范围内匹配。由于数据量大幅度减少，匹配速度显著提高。

第二次匹配是精确匹配。在第一次误差最小点

(i_{\min}, j_{\min}) 的邻域内, 即在对角点为 $(i_{\min}-1, j_{\min}-1)$, $(i_{\min}+1, j_{\min}+1)$ 的矩形内, 进行搜索匹配, 得到最后结果。

2.3 改进的模板匹配算法

由传统模板匹配算法可以看出, 传统的模板匹配算法计算量非常大, 按照本文假设的数据, 它总共需要匹配 $(W-M+1) \times (H-N+1)$ 次, 而且每次匹配都必需计算整个搜索子图与模板图像的相关系数 R , 这虽然保证了模板匹配的高准确率, 但是由于最终有效的匹配只有一次而已, 也就是说匹配过程中的绝大部分计算都是无谓的运算, 从而也大大降低了传统模板匹配算法的运行效率。

二次模板匹配算法由于采用隔行隔列、由粗到细的匹配策略, 虽然大幅度降低匹配过程中的计算量, 但是由于该算法对所有搜索子图都不加区分的采用隔行隔列、由粗到细的匹配策略, 从而导致了该算法的误检率也随之增加。该算法是在损失匹配准确率的前提下大幅度的提高匹配效率。

为了解决模板匹配过程中的匹配准确率与匹配效率的矛盾, 本文中的提出的算法采用了多步长匹配策略, 该策略可以大幅度减少模板匹配过程中的计算量, 进而提高模板匹配的效率, 同时由于该算法在每一步长匹配的过程中采集的数据能够均匀的覆盖整个搜索子图, 因而利用这些数据计算模板匹配相关系数 R 就可以在很大程度上降低算法的误检率, 因此该算法可以有效缓解上述矛盾, 即在保证模板匹配准确率的前提下, 大幅度提高模板匹配的效率。对该算法的描述如下:

第一步: 初始化。假定模板匹配时的 x, y 方向的最大步长分别为 dx 与 dy , 定义当前 x, y 方向的步长分别为 S_x, S_y 。定义最大模板匹配相关系数 R_{\max} , 并初始化为 0。

第二步: 初始化 S_x 为 $M/4, S_y$ 为 $N/4$ 。

第三步: 模板图像与搜索子图在 x, y 方向分别按其当前步长 S_x, S_y 采集数据, 即在 x, y 方向上分别按每隔 S_x, S_y 个像素采集一个数据, 并根据这些数据计算模板图像与搜索子图的相关系数 R 。

第四步: 如果当前相关系数 R 小于相关系数的最

大值 R_{\max} , 则移动搜索子图至下一位置, 并从第二步开始重新计算, 反之取 x, y 方向的当前步长的一半作为新的步长 S_x 与 S_y , 如果此时 S_x 与 S_y 大于 0, 则回到第三步继续计算, 反之, 将当前的相关系数 R 作为最大相关系数 R_{\max} , 并记录下此时搜索子图的位置。

第五步: 如果搜索子图仍然可以平移, 则平移搜索子图并从第二步重新开始计算, 否则, 当前的 R_{\max} 便是模板匹配的最大相关系数, 同时记录下的位置便是模板匹配的结果。

2.4 人眼最终定位

由于原始图像经旋转分割出来的人脸图像比较正, 所以进行模板匹配时只需要用水平的人眼模板就可以了, 并且可以根据人脸的几何特征, 将左上角 $1/4$ 区域划分为准左眼区域, 将右上角 $1/4$ 区域划分为准右眼区域, 而后便可利用改进的模板匹配算法分别在准左眼区域和准右眼区域进行人眼的模板匹配, 并各自得到 2 个模板匹配相关系最大值及此时搜索子图相对于原图的位置, 然后根据左右眼都处于水平方向这一几何特征从 4 个位置选取 2 个最符合该特征的, 这 2 个位置便分别为人脸左右眼的位置, 如图 2。最后将 2 个位置按反方向旋转便可得到其在原图中的位置, 然后在原图中标记出人眼位置, 如图 3。



图 2 人脸区域标记 图 3 在原图中标记出人眼位置

表 1 实验结果比对

实验图像	平均时间	准确度	准确率
传统模板匹配算法	254.654ms	45	90%
二次模板匹配算法	20.785ms	39	78%
多步长模板匹配算法	12.50 ms	44	88%

其中的实验图像共 50 幅, 由实验室中的 10 人, 每人 5 种姿态构成。

3 实验结论与展望

本文提出改进的模板匹配算法采用了分步长模板匹配的策略,有效降低了模板过程中的计算量,从而大幅度的提高了模板匹配算法的执行效率,同时根据两眼的位置特征划分出准左眼及准右眼区域大幅度压缩了人眼定位时的计算量,并引入了两眼相对位置特征作为约束条件,从而使本文算法可以在保证传统匹配算法准确率的基础上大幅度提高匹配速率。未来的研究工作是进一步提高算法的执行速度及准确率,以及如何在姿态变化幅度更大时成功定位人眼,以下实验结果是在 P4 2.4, 内存 1G 的硬件环境下实验的,最终的实验效果如图 4 所示。



图 4 部份实验结果图

参考文献

- 1 梁路宏,艾海舟,何克忠.基于多模板匹配的单人脸检测.中国图象图形学报,1999,10(4):825-830.
- 2 史慧荣,张学帅,等.一种改进的模板匹配眼睛定位方法.计算机工程与应用,2004,(33):44-45.
- 3 邓华秋,黄巧洁.结合相关模板匹配和改进的积分投影眼睛定位方法.交通与计算机,2007,25(2):75-78.
- 4 王欣,殷肖川,周翔翔.一种改进的模板匹配算法.计算机工程与应用,2007,43(36):238-240.
- 5 Zhao SY, Grigat RR. Robust eye detection under active infrared illumination Proc. of the 18th International Conference on Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2006.481-484.
- 6 Zhu ZW, Fujimura K, Qiang JI. Real-time eye detection and tracking under various light conditions. Proc. of the ACM SIGCHI Symposium on Eye Tracking Research and Applications. New Orleans, 2002.139-144.