

# 一种基于可疑人脸区域发现的人脸检测方法<sup>\*</sup>

张 炜 耿 新 陈兆乾 陈世福

(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室 南京 210093)

**摘 要** 本文提出了一种基于可疑人脸区域发现的人脸检测算法,利用通常情况下眼睛区域比周围区域暗的事实发现可疑人脸区域,然后使用到特征空间的距离(DFFS)方法验证人脸。实验表明本算法具有较高的检测精确度。文中重点介绍了该人脸检测算法,给出了实验结果。

**关键词** 人脸检测,到特征空间的距离(DFFS)

## A Face Detection Method Based on Face Candidates Selector

ZHANG Wei GENG Xin CHEN Zhao-Qian CHEN Shi-Fu

(State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093)

**Abstract** This paper proposes a new face detection method based on face candidates selector. Using the fact that eye segments are darker than their neighborhoods, all face candidates are found. Then a face verifier is used, which is based on Distance From Feature Space (DFFS) method, to get the final face. Experiment shows that this face detection method has a high accuracy. In this paper, we introduce this face detection method and give the experimental result.

**Keywords** Face detection, Distance From Feature Space (DFFS)

## 1. 引言

生物认证技术采用独特的生理特征进行身份验证,减少了用户被冒名顶替的机会,方便了用户的使用。人脸识别因为具有十分自然的验证方式,所以能被广泛接受,成为国内外研究的热点。目前在人脸识别领域中,研究较多的是人脸检测和人脸识别两个环节,其中人脸检测是关键部分。国内外的研究人员已经提出了多种人脸检测算法,如 Moghaddam 等人<sup>[1]</sup>基于人脸特征的、Rowley 等人<sup>[2]</sup>基于神经网络的和 Wu<sup>[5]</sup>基于灰度对比的人脸检测算法。

本文提出了一种基于可疑人脸区域发现的人脸检测算法,利用眼睛图像周围的灰度变化较大这一特点找出可疑人眼点,从而确定可疑人脸区域,然后采用 Moghaddam 和 Pentland<sup>[1]</sup>提出的 DFFS(Distance From Feature Space)方法来验证人脸,最终得到图像中的人脸。本文重点介绍了该算法,并给出了实验结果。

## 2. 基于可疑人脸区域发现的人脸检测算法

首先把图像转换成灰度图像,利用通常情况下眼睛区域的平均灰度值要低于周围各区域的平均灰度值的事实,发现可疑眼睛对。通过可疑眼睛对得到可疑人脸区域。最后使用人脸验证器得到最终的人脸结果。整个人脸检测算法的流程如图 1 所示。

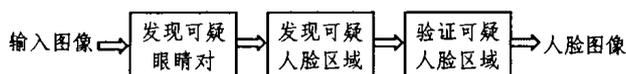


图 1 人脸检测算法的流程

### 2.1 发现可疑眼睛对

首先要发现眼睛区域的像素,利用人眼区域像素比人眼

周围像素暗的事实,使用类似于 Wu<sup>[5]</sup>提出的暗区域发现方法得到图像中的暗区域。假设有一幅大小为  $N_1 \times N_2$  的灰度图像,像素值  $P(x, y) \in [0, 1]$ ,  $x$  为行索引值,  $y$  为列索引值。定义求平均值操作如式(1)所示。

$$avg(P, x, y, h, w) = \frac{\sum_{i=x}^{x+h-1} \sum_{j=y}^{y+w-1} P(i, j)}{h \times w} \quad (1)$$

假设要寻找的眼睛区域大小为  $h_e \times w_e$ , 一个像素只有在下面 8 个条件(式(2)~(9))中至少同时满足 6 个条件时才被认为是暗区域中的像素,被称为可疑眼睛像素。

$$P(x, y) < 0.9 * avg(P, x-h_e/2, y-w_e/2, h_e/2, w_e/2) \quad (2)$$

$$P(x, y) < 0.9 * avg(P, x-h_e/2, y, h_e/2, 1) \quad (3)$$

$$P(x, y) < 0.9 * avg(P, x-h_e/2, y+1, h_e/2, w_e/2) \quad (4)$$

$$P(x, y) < 0.9 * avg(P, x, y+1, 1, w_e/2) \quad (5)$$

$$P(x, y) < 0.9 * avg(P, x+1, y+1, h_e/2, w_e/2) \quad (6)$$

$$P(x, y) < 0.9 * avg(P, x+1, y, h_e/2, 1) \quad (7)$$

$$P(x, y) < 0.9 * avg(P, x+1, y-w_e/2, h_e/2, w_e/2) \quad (8)$$

$$P(x, y) < 0.9 * avg(P, x, y-w_e/2, 1, w_e/2) \quad (9)$$

这 8 个不等式分别表示  $P(x, y)$  比其周围的 8 块区域的像素均值都要低,如图 2 所示。

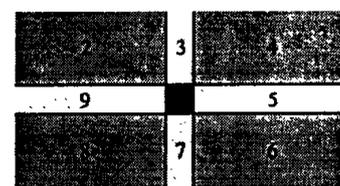


图 2 一个像素(黑点)和周围 8 个相邻区域

得到可疑眼睛像素后,下一步求所有的 8 连通区域,把明

<sup>\*</sup> 本文得到江苏省十五科技攻关项目(BE2001028)的资助。

显不包含眼睛的过大和过小区域去除。假设 8 连通区域的最小外接矩形高度为  $h$ ，宽度为  $w$ ，则满足式(10)或式(11)被认为是过大区域，同时满足式(12)和式(13)被认为是过小区域。

$$h/h_c > 2.5 \quad (10)$$

$$w/w_c > 2.5 \quad (11)$$

$$h/h_c < 0.4 \quad (12)$$

$$w/w_c < 0.4 \quad (13)$$

为了连接眼睛区域内可能存在的若干个不连通区域，需要进行闭运算，即先膨胀后腐蚀。然后用可疑眼睛像素区域的最小外接矩形的几何中心点代表可疑眼睛，该点被称为可疑眼睛点。假设两可疑眼睛点为  $(x_i, y_i)$  和  $(x_j, y_j)$ ，则满足式(14)~(16)的被称为可疑眼睛对。

$$d_{ij} < 3w_c \quad (14)$$

$$d_{ij} > 1.5w_c \quad (15)$$

$$|x_i - x_j| < h_c \quad (16)$$

$$\text{其中 } d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (17)$$

两两配对可疑眼睛点，找到所有的可疑眼睛对。最后一步对得到的可疑眼睛对进行筛选，排除那些肯定不是人脸眼睛对的可疑眼睛对。先假设某可疑眼睛对是人脸眼睛，则可以从这两眼的位置得到人脸区域。此人脸区域应该包含在原图像中，如果不能完全包含在原图像中则矛盾，可以排除此可疑眼睛对。图 3 示例表示可疑人脸区域发现的过程，其中(a)表示原图像，(b)表示可疑眼睛像素的分布，(c)表示去掉过大和过小区域后的结果，(d)表示闭运算后的结果，(e)表示可疑眼睛点的分布，(f)表示可疑眼睛对在原图像上的显示结果。

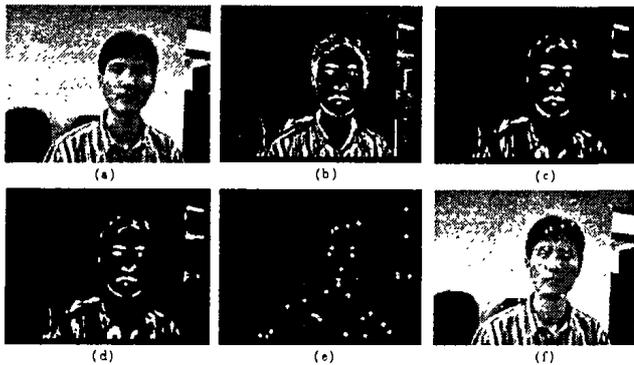


图 3 可疑人脸区域搜索的示例

### 2.2 发现可疑人脸区域

通过上述算法我们找到了可疑眼睛对，下面需要利用可疑眼睛对的结果找出可疑人脸区域。这里的可疑人脸区域必须标准化以满足人脸验证的要求，我们使用如图 4 所示的标准人脸模型。标准化后的图像满足整个人脸图像大小固定，两眼的连线方向为水平方向，两眼在图像中的位置固定。根据可疑眼睛对将原图像进行旋转和缩放，可以得到标准化后的可疑人脸区域。我们利用上一步的可疑眼睛对结果按上述方法得到所有的可疑人脸区域，这些区域输入到人脸验证器进行验证。

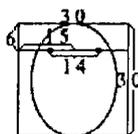


图 4 标准人脸模型

### 2.3 DFFS 人脸验证方法

得到了可疑人脸区域后，我们需要对所有的可疑人脸区域进行验证，为了使人脸验证高效，必须对人脸图像进行预处理，以消除或者减少由不同拍摄条件造成的差异。因为只需对输入图像中的人脸区域进行预处理而忽略人脸背景，所以引入如图 5 所示的边缘像素模板来区分人脸区域和非人脸区域。



图 5 边缘像素模板

我们先采用直方图均衡化对图像进行校准。然后对每列像素做如下处理：将每个像素值减去该列所有像素的平均值，然后规范化到  $[0, 1]$ ，做了上面处理后可以减轻光照、表情、遮挡等局部变化条件的影响。最后把可疑人脸按行构成向量，设人脸向量为  $V = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ ，对其进行如式(18)~(21)处理，将此向量转化为零均值单位向量<sup>[1]</sup>，以减轻噪声和光线的影响。

$$mean = \frac{\sum_{i=1}^n v_i}{n} \quad (18)$$

$$v_i = v_i - mean, i = 1, 2, \dots, n \quad (19)$$

$$|V| = \sqrt{\sum_{i=1}^n v_i^2} \quad (20)$$

$$v_i = \frac{v_i}{|V|}, i = 1, 2, \dots, n \quad (21)$$

整个图像预处理示例如图 6 所示，其中(a)表示原图像，(b)表示做直方图均衡化处理后的结果，(c)表示对每列处理后的结果，(d)表示人脸向量转化成零均值单位向量后的可视图。



图 6 人脸区域预处理示例

图像经过预处理后输入验证器进行验证，取最可能是人脸的可疑区域为最终的人脸区域。人脸验证的一种简单方法就是根据到平均人脸(平均人脸就是将所有用于训练的人脸图像的对应位置的像素值取平均，然后以这些均值为像素值构成的图像。)的平方和距离(Sum of Square Differences, 简称为 SSD)<sup>[1]</sup>来判断其是否为人脸。SSD 方法是基于平均人脸特征的，虽然简单直观，但是已经被证明将会导致较大的误判率<sup>[1]</sup>。我们采用 Moghaddam 和 Pentland 提出的到特征空间的距离(Distance From Feature Space, 简称为 DFFS)<sup>[1]</sup>方法，用重构误差来验证人脸。与 SSD 等传统的模板匹配算法相比，用 DFFS 作为相似度标准允许图像具有更大的变化，包括光线变化、表情变化、适当的旋转和放缩等，因此 DFFS 方法具有更大的鲁棒性<sup>[1]</sup>。图 7 为 SSD 和 DFFS 的几何理解图，其中  $F$  为使用 PCA 方法得到的特征空间， $F^\perp$  为和特征空间正交的空间，即被 PCA 抛弃的特征向量构成的空间。待验证的图像到平均人脸的距离为 SSD，到特征空间的距离为 DFFS。

DFFS 方法首先需要训练得到平均人脸和 PCA 变换矩阵。给定训练图像集，把  $m \times n$  图像的每一行像素依次拼接起

来,构成一个  $m \times n$  维的向量  $X'$ 。N 幅训练图像构成训练向量集  $\{X'\}_{i=1}^N$ , 求所有训练向量的平均值得到平均人脸  $\bar{X}$ 。然后解如式(22)所示的特征方程。

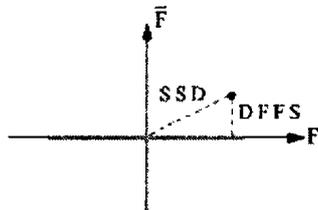


图 7 SSD 和 DFFS 的几何理解图

$$\Lambda = \Phi^T \Sigma \Phi \quad (22)$$

$\Lambda$  为特征值对角矩阵,  $\Phi$  为特征向量矩阵,  $\Sigma$  为训练向量矩阵, 其每一行对应一个训练向量。对于得到的特征值进行降序排序, PCA 取前  $M$  个主特征, 并把对应的特征向量组成 PCA 变换矩阵  $\Phi_M$ 。对于人脸图像  $X$  做如式(23)的变换可以得到人脸特征  $y$ 。

$$y = \Phi_M^T (X - \bar{X}) \quad (23)$$

用特征  $y$  代替原人脸图像可以保留大部分人脸特征, 但还是和原人脸图像有误差, 其误差大小可以用重构误差来衡量, 重构误差的定义如式(24)。

$$e^2(x) = \sum_{i=M+1}^N y_i^2 = |X - \bar{X}|^2 - \sum_{i=1}^M y_i^2 \quad (24)$$

其中  $e$  为重构误差,  $\{y_i\}_{i=1}^N$  为所有特征,  $\{y_i\}_{i=1}^M$  为 PCA 保留的主成分,  $\{y_i\}_{i=M+1}^N$  为被抛弃不用的特征。

如果原图像是人脸则其重构误差比较小, 否则其重构误差比较大。我们假设所有可疑人脸区域都包含人脸, 求他们的重构误差, 选择具有最小重构误差的区域作为最后的人脸区域。

### 3. 实验结果和分析

我们以眼睛位置的定位准确作为人脸定位的衡量标准。假设正确两眼之间距离为  $d_{lr}$ , 检测出的左眼位置和正确左眼位置的距离为  $d_l$ , 检测出的右眼位置和正确右眼位置的距离为  $d_r$ , 则定义相对误差  $err = \frac{\max(d_l, d_r)}{d_{lr}}$ 。给定一个相对误差值  $err_0$ , 则在此误差下的检测成功率定义为相对误差小于或等于  $err_0$  的检测结果总数占所有检测总数的百分比。

我们在大小为 225 的一个人脸库上测试了本检测算法,

该库中图像大小为  $380 \times 285$ , 实验结果如图 8 所示。

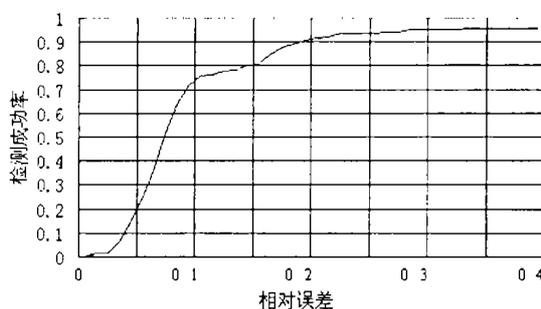


图 8 检测成功率和相对误差的分布函数图

如果以 0.25 作为成功检测出人脸的最大相对误差, 则本算法能在 225 个中成功找到 211, 检测成功率为 93.78%。实验结果中, 相对误差从 0 到 0.1 变化中检测成功率增长迅速, 到 0.1 时已经达到了 70% 的检测成功率, 实验表明本算法具有较高的检测精确度。

**结束语** 本文提出了一种基于可疑人脸区域搜索的人脸检测算法, 利用通常情况下眼睛区域比周围区域暗的事实发现可疑人脸区域, 然后使用 DFFS 方法验证人脸。在一个具有 225 张人脸图像的库上实验, 取得了 93.78% 的检测成功率。实验表明本算法具有较高的检测精确度。该人脸检测算法已经应用于我们研究的人脸识别系统, 取得了很好的效果。进一步的工作是增强可疑人脸区域发现的能力, 从而提高该算法的检测成功率。

### 参考文献

- 1 Moghaddam B, Pentland A. Probabilistic visual learning for object representation. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 1997, 19(7): 696~710
- 2 Rowley H-A, Baluja S, Kanade T. Neural network-based face detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(1): 23~38
- 3 Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition. *Journal of cognitive neuroscience*, 1991, 3(1): 71~86
- 4 Moghaddam B, Jebara T, Pentland A. Bayesian Face Recognition, *Pattern Recognition*, 2000, 33(11): 1771~1782
- 5 Wu J, Zhou Z-H. Efficient face candidates selector for face detection. *Pattern Recognition*, in press

(上接第 134 页)

经网络隐层中心的确定和优化权值的计算问题, 但它寻求的是网络的一种次优解。本文提出的算法在选择隐层中心的过程中, 综合考虑输入数据空间的能量分布特性, 并充分利用正交变换数值计算效率的优势和特征值分解中数值计算的稳健性。对非线性函数近似的仿真实例, 表明了该方法对 RBF 神经网络的逼近精度和泛化能力比标准 OLS 算法都有所提高, 从而也证明了这种方法的有效性。

### 参考文献

- 1 Chen S. Nonlinear time series modeling and prediction using Gaussian RBF networks with enhanced clustering and RLS learning. *Inst. Elect. Eng. Electron. Lett.*, 1995, 31(2): 117~118
- 2 Elanayar V T S, Shin Y C. Radial basis function neural network

for approximation and estimation of nonlinear stochastic dynamic systems. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1994, 5(4): 594~603

- 3 Fabri S, Kadirkamanathan V. Dynamic structure neural networks for stable adaptive control of nonlinear systems. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1996, 7(5): 1151~1167
- 4 Yu D L, Gomm J B, Williams D. Sensor fault diagnosis in a chemical process via RBF neural networks. *Contr. Eng. Practice*, 1999, 7: 49~55
- 5 Haykin S. *Adaptive Filter Theory*, 2<sup>nd</sup> ed. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1991
- 6 Chen S, Cowan C F N, Grant P M. Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1991, 2(2): 302~309
- 7 Sherstinsky A, Picard R W. On the efficiency of Orthogonal least squares training method for radial basis function networks. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1996, 7(1): 195~200