

基于多关联模板匹配的人脸检测*

梁路宏, 艾海舟, 何克忠, 张 敏

(清华大学 计算机科学与技术系, 北京 100084);

(智能技术与系统国家重点实验室, 北京 100084)

E-mail: ahz@mail.tsinghua.edu.cn; liang_lh@263.net

http://www.media.cs.tsinghua.edu.cn

摘要: 提出一种基于多关联模板匹配的人脸检测算法。模板由一系列关联的双眼模板和人脸模板组成, 它们都是通过仿射变换根据伸缩比和姿态(即旋转角度)从单一平均脸模板产生出来的。首先, 使用双眼模板搜索候选人脸, 再用人脸模板匹配进一步筛选候选人脸, 最后, 通过启发式规则验证是否是人脸。对于各种类型的图像进行大量实验的结果表明, 该算法对于正面包括多角度人脸的检测很有效。

关键词: 模板匹配; 人脸检测; 人脸处理; 人脸识别; 模式识别; 计算机视觉

中图法分类号: TP391 **文献标识码:** A

人脸处理包括人脸检测、人脸跟踪、人脸识别、表情分析等, 是近年来计算机视觉和模式识别研究领域的热点之一。其中, 人脸检测以其在安全检查、视觉监测、智能人机接口、基于内容的检索、数字视频处理等诸多领域的应用前景和重要的学术价值, 已成为一个相对独立的课题而受到普遍重视。

对于人脸检测方法的研究有以下几个种类: 一类属于为了快速跟踪目的的人脸检测方法, 大多采用基于颜色特征的算法, 如基于肤色统计分布特征的算法^[1]; 另一类属于基于器官或轮廓等分布特征的方法, 如基于椭圆轮廓特征的算法^[2]、基于马赛克规则的算法^[3]; 还有一类属于直接利用灰度特征的基于模板的方法, 如基于特征脸的算法^[4]、基于神经网络的算法^[5,6]、基于支持向量机(support vector machines, 简称 SVM)的算法^[7]以及基于概率统计模型的算法^[8]。总的来说, 基于模板的方法鲁棒性较好, 但计算代价比较大。

本文提出的算法属于基于模板的方法, 不同的是, 我们直接采用了模板匹配算法, 并根据人类在辨识人脸模式时双眼模式起关键作用这一现象, 将模板分为双眼模板和相应的人脸模板。首先, 使用双眼模板搜索候选人脸, 再用人脸模板进一步匹配筛选, 最后, 用启发式规则进行验证。算法中采用了合适的标准化处理方法, 有效地抑制了不同灰度变化对于模板匹配方法的影响。该算法取得了与现有的各种复杂方法可比的实验结果。

1 模板的生成

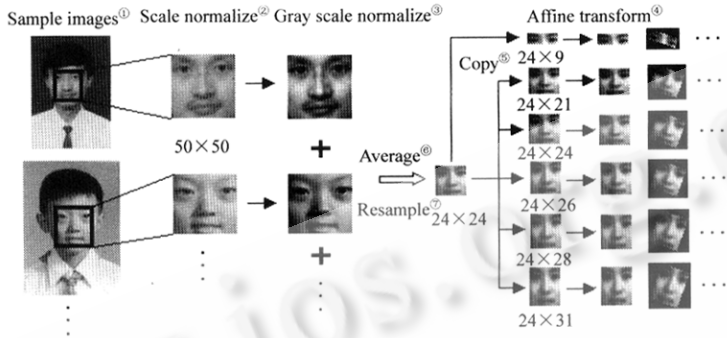
检测用的模板是对多个人脸样本取平均构造出来的。如图 1 所示, 在选取的样本图像中手工画出人脸的区域作为人脸样本, 将其尺度标准化到 50×50 , 并进行灰度分布标准化。将所有样本取灰

* 收稿日期: 1999-07-14; 修改日期: 1999-09-27

基金项目: 国家 863 高科技项目基金资助项目(863-512-9805-11); 清华大学骨干青年教师支持计划资助项目(百 005)

作者简介: 梁路宏(1973-), 男, 河北人, 博士生, 主要研究领域为计算机视觉, 模式识别; 艾海舟(1964-), 男, 江苏人, 副教授, 主要研究领域为计算机视觉, 模式识别, 移动机器人技术; 何克忠(1936-), 男, 上海人, 教授, 主要研究领域为计算机控制, 智能移动机器人技术; 张敏(1935-), 男, 福建人, 教授, 博士生导师, 中国科学院院士, 主要研究领域为人工智能理论, 计算机应用。

度平均得到平均人脸图像,进一步重采样到 24×24 尺度作为原始模板.拷贝原始模板的双眼部分,进行灰度分布标准化后将其作为双眼模板;对原始模板分别按照 1:0.9、1:1、1:1.1、1:1.2 和 1:1.3 的宽长比拉伸,以适应不同形状的人脸,对它们进行灰度分布标准化后作为人脸模板.



①样本图像,②尺度标准化,③灰度分布标准化,④仿射变换,⑤拷贝,⑥求平均,⑦重采样.

Fig.1 Template generation

图1 模板的生成

灰度分布标准化是将图像的灰度和灰度方差变换为标准值 μ_0 和 σ_0 . 设图像的灰度值矩阵为 $D[W][H]$ (其中 W, H 分别为图像的宽度和高度),计算其均值、方差,并作如下变换:

$$\bar{\mu} = \frac{1}{W \cdot H} \sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{H-1} D[i][j], \tag{1}$$

$$\bar{\sigma}^2 = \frac{1}{W \cdot H} \sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{H-1} (D[i][j] - \bar{\mu})^2, \tag{2}$$

$$\hat{D}[i][j] = \frac{\sigma_0}{\sigma} (D[i][j] - \bar{\mu}) + \mu_0. \tag{3}$$

此外,在检测过程中使用模板进行匹配之前也用该方法对待检测的图像窗口进行标准化,这是为了抑制不同灰度变化对模板匹配产生的影响.

假设多角度的人脸可以由正面端正人脸经二维平面上的旋转变换得到,将原始人脸模板经二维仿射变换中的拉伸和旋转,构造出多角度、多长宽比的人脸模板(如图1所示).设对原始人脸模板图像 $I(x, y)$ 拉伸 t 旋转 θ 后变换为 $I'(x', y')$,则有公式:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = A_\theta A_t \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\theta & -t \cdot \sin\theta \\ \sin\theta & t \cdot \cos\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}, \quad 0 \leq \theta < 2\pi. \tag{4}$$

假设输入图像中人脸的倾斜范围为 $\pm 30^\circ$, 每间隔 10° 生成一组模板,对于无效区域,用掩膜图像作标识.

2 匹配算法

检测算法的基本思路是:使用各个模板对所有可能尺度和形状(长宽比)的图像窗口进行匹配,将满足一定条件并达到匹配度阈值的图像窗口作为人脸.对于多角度的情况,在与同一图像窗口相匹配的各个模板中,能够达到最佳匹配的模板的角度就是人脸的角度.

算法使用了一种混合匹配准则.假设人脸模板的灰度矩阵为 $T[M][N]$,灰度均值与方差分别为 μ_T 和 σ_T ,输入图像区域的灰度矩阵为 $R[M][N]$,灰度均值与方差分别为 μ_R 和 σ_R ,则它们之间的相关系数 $r(T, R)$ 和所对应的像素灰度值的平均偏差 $d(T, R)$ 分别为

$$r(T, R) = \frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (T[i][j] - \mu_T)(R[i][j] - \mu_R)}{M \cdot N \cdot \sigma_T \cdot \sigma_R}, \quad (5)$$

$$d(T, R) = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (T[i][j] - R[i][j])^2}{M \cdot N}}. \quad (6)$$

$r(T, R)$ 和 $d(T, R)$ 从两个不同的角度表征了输入图像区域与模板的匹配程度; $r(T, R)$ 反映了输入图像区域与模板间图像向量的夹角; $d(T, R)$ 反映了输入图像区域与模板间图像向量的欧氏距离.综合考虑这两方面的因素,定义匹配程度准则为

$$D(T, R) = r(T, R) + \frac{\alpha}{1 + d(T, R)}, \quad (7)$$

其中 α 为权重系数,取经验值 $\alpha = 35.0$.

对于每一个图像窗口,采取首先使用双眼模板进行粗筛选,再使用人脸模板进一步匹配的策略.这样,不仅提高了检测速度,而且强调了双眼在人脸特征中的重要性,起到了减少错误检测的作用.在多角度人脸检测的情况下,粗筛选还起到可大致检测出人脸的倾斜角度,以便使用相应的人脸模板进一步匹配的作用.算法如下:

- (1) 计算不同倾斜角度的双眼模板与图像窗口对应部分的相关系数(使用式(5));
- (2) 选取最大的3个相关系数,对于其中超过阈值的相关系数,记录相应的双眼模板的倾斜角度;若相关系数均小于阈值,则认为图像窗口不是人脸,并结束对这个窗口的检测;
- (3) 根据记录的倾斜角度得到各个可能的人脸区域,并对其进行灰度分布标准化(使用式(3)),选取相应的具有不同长宽比的各个人脸模板与图像进行窗口匹配(使用式(7));
- (4) 若最大匹配度超过一定阈值且通过了马赛克规则检验(参见第3.1节),则认为当前图像窗口为一候选人脸,其位姿和形状就是相应模板的倾斜角度和长宽比;否则认为图像窗口不是人脸.

算法使用以第1.1节中的固定比率不断重采样以压缩输入图像的方法来解决多尺度人脸的检测问题.显然,在多尺度、多人脸乃至多角度的情况下,图像中会有很多区域与人脸模板的匹配度高于阈值,其数量将远远大于真实的人脸数目.我们认为只有处于局部最佳匹配位置的图像窗口才可能是人脸,因而采用一种局部最佳匹配点的搜索方法来解决各个人脸的定位问题.具体而言,就是建立一个列表,在搜索过程中将候选人脸逐个加入,如果该候选人脸与表中已有的候选人脸相重叠,则保留或加入与模板匹配程度高的,同时舍弃或删除匹配程度低的.在图像中人脸没有遮挡的前提下,这种方法显然能够满足检测的需要.

3 验证策略

为了减少错误检测,我们使用了两种方法对模板匹配的结果进行确认:(1)在搜索匹配过程中进行脸部器官边缘特征的马赛克规则检验;(2)搜索完成后对检测到的人脸进行头部轮廓特征的验证.

3.1 马赛克规则

如图2所示,首先对图像窗口使用Sobel算子获得梯度图像,然后对可能的人脸区域进行灰度分布标准化(使用公式(3)),最后二值化得到边缘图像.我们采用统计的方法来提高鲁棒性:根据人脸部器官分布的特点,将边缘图像划分成 3×3 个大小相同的马赛克块,统计整个图像和每一个马赛克块中边缘点所占的比例.在人脸倾斜的情况下,我们利用已有的人脸倾斜角度信息,使用仿射变换公式(4),将人脸矫正为端正的情况,再进行分块和统计.

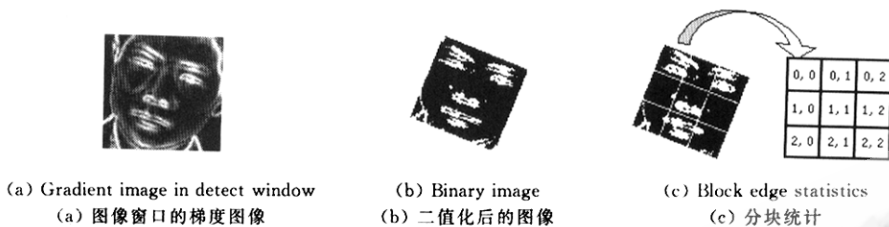


Fig. 2 Verifying with edge points
图 2 利用边缘特征确认

使用比较弱的经验规则,仅对双眼、鼻子和嘴的边缘统计特征进行检验.设在 3×3 的马赛克块中各块内边缘点的比例为 $R[m, n]$ (其中 $0 \leq m \leq 2, 0 \leq n \leq 2$),编号排列如图 2(c)所示,整个区域中边缘点所占比例为 \bar{R} ,若该区域是人脸,则应满足规则:

- (1) $0.16 < \bar{R} < 0.3$ (整体特征);
- (2) $R[0, 0] > 0.7\bar{R}$ 且 $R[0, 2] > 0.7\bar{R}$ (双眼特征);
- (3) $R[1, 1] > 0$ (鼻部特征);
- (4) $R[2, 1] > 0.5\bar{R}$ (嘴部特征).

3.2 头部边缘特征确认

我们使用了人头部的两个重要特征——发际边缘和头顶轮廓来进行确认,将它们近似为两段椭圆弧.根据检测到的人脸位置和大小,估计出两段椭圆弧的可能大小、扁率和位置,在梯度图像上进行搜索.采用统计的方法确认图像中是否存在与预期椭圆弧一致的边缘:计算图像中预期椭圆弧位置上每一点的梯度在该点法向上的投影,对这些投影值求和,并平均到每一个椭圆弧上的点.若所有弧中的最大值大于阈值,则认为搜索到了发际或头部轮廓特征.如果能够搜索到发际边缘或头部轮廓边缘之一,就认为检测到的人脸是可信的.在实际实验中,我们仅对错检问题最为突出的多人脸检测(参见第 4.2 节)进行了头部边缘确认.

4 实验结果

根据输入图像中人脸的数量和位姿,我们建立了 3 类测试集:(1) 正面端正单人脸测试集;(2) 正面端正多人脸测试集;(3) 正面多角度单人脸测试集.对测试集(1)和(2)仅使用正面端正的人脸模板进行检测,对测试集(3)使用多角度人脸模板进行检测.下面的所有实验中使用的计算机均为 PentiumII-350 CPU、128MB 内存.

4.1 正面端正的单人脸检测

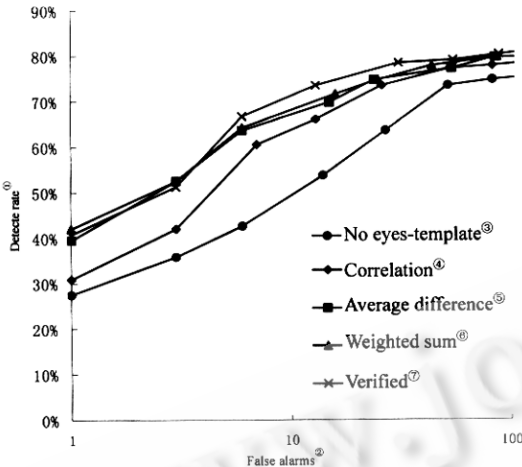
正面端正的单人脸测试集包括两个子集:① 正面端正单人头部图像集包含不同来源的 162 幅图像,其中包括 30 幅 MIT 图像库中的图片、61 幅扫描的标准证件照、33 幅摄像机获取的图像以及 38 幅 Internet 网页上和其他来源的图片,这些图片的背景一般比较简单;② 正面端正单人半身图像集共 55 幅图片,包括 13 幅摄像机采集的图像、32 幅扫描的普通照片和从 Internet 上下载的图片,这些图片大多具有比较复杂的背景.

我们对正面端正单人头部图像集进行了若干对比实验:

(1) 不同匹配方法的检测性能比较

使用一组宽度为 24 像素的模板,采用 5 种不同的检测方法进行实验:① 仅使用人脸模板并用相关系数(式(5))作为匹配准则;② 使用双眼-人脸模板对,并用相关系数(式(5))作为匹配准则;③ 使用双眼-人脸模板对,并用平均偏差(式(6))作为匹配准则;④ 使用双眼-人脸模板对,并采用混合匹配准则(式(7));⑤ 方法④加上马赛克规则确认.实验假设图像中人脸的数目和尺度未知,

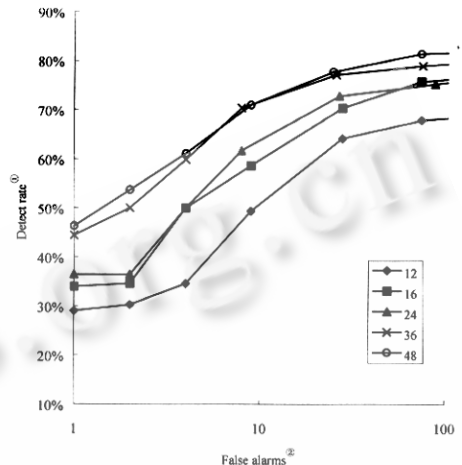
每幅图像的搜索尺度范围从模板宽度(24 像素)到图像宽度的一半. 图 3 是实验中通过改变匹配度阈值得到的错误检测数目——正确率曲线图.



①正确率,②错误检测数量,③仅使用人脸模板,④使用相关系数,⑤使用平均偏差,⑥使用混合匹配准则,⑦混合准则+边缘确认.

Fig. 3 Performance via different template matching methods

图 3 不同匹配方法的检测性能比较



①正确率,②错误检测数量.

Fig. 4 Performance via different template widths

图 4 不同尺度模板的检测性能比较

从图 3 中可以看到:① 使用双眼-人脸模板对的检测性能明显地好于单纯使用人脸模板的检测性能. 这从实验上说明了双眼特征在整个人脸中的重要性,也证明了我们提出的双眼-人脸模板对方法的有效性;② 使用混合准则进行匹配的检测性能好于单独使用相关系数或平均偏差准则. 这说明我们的混合匹配准则结合了相关系数和平均偏差两个方面的相似度标准,对匹配程度的衡量更为全面;③ 马赛克规则确认使检测性能有明显的提高. 这说明我们提出的基于灰度图像的模板匹配与基于边缘图像的特征统计相结合、模型匹配与启发式知识验证相结合的方法利用了更多关于人脸的信息和知识,从而取得了更好的检测性能. 上述实验证明了我们所提出的方法的有效性.

(2) 不同尺度模板的检测性能比较

用同一平均人脸图像分别构造出宽度为 12、16、24、36 和 48 像素的模板组,进行对比实验. 假设图像中人脸的数目和尺度未知,每幅图像的搜索尺度范围从 16 像素到图像宽度的一半. 图 4 是实验得到的错误检测数目——正确率曲线图.

从图 4 中可以看到,随着模板尺度的增大,检测性能逐渐提高. 但另一方面,宽度为 48 的模板比宽度为 36 的模板的检测性能几乎没有提高. 这虽然可能包含某种程度上的偶然因素,但也说明一个问题,即随着模板的进一步增大,虽然其包含的人脸信息更为丰富,但对人脸细节的变化也更为敏感,检测性能反而可能降低. 所以,即使单纯从检测能力的角度衡量,模板也并非越大越好.

另一方面,随着模板尺度的增大,计算代价将成倍增加. 以图 5 中最右一幅图片为例,图像尺度为 125×117 ,按照我们实验的方法,搜索尺度为 16~67 像素,所需检测的图像窗口数和时间见表 1.

选择模板的尺度需要综合考虑检测能力和计算代价,综合考虑图 4 和表 1 中的结果,我们在后

面的实验中使用了宽度为 24 像素的模板。

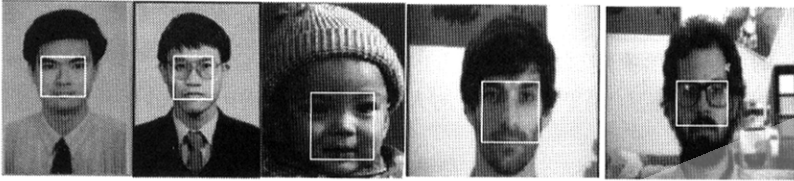


Fig. 5 Face detect on mug-shot images

图 5 单人头像检测的部分结果

Table 1 Execution time via different template widths

(image size: 125×117 pixels, scales searched: 16~67 pixels)

表 1 使用不同尺度模板的检测速度(图像尺度:125×117 像素,搜索尺度:16~67 像素)

Template width ^①	12	16	24	36	48
Windows detected ^②	68 448	120 432	269 014	606 040	1 076 812
Execution time (s) ^③	2.9	9.0	38.4	181.0	543.2

①模板宽度,②检测窗口数,③检测时间(秒)。

(3) 不同约束条件对检测结果的影响

在许多应用背景下,可以预先知道关于输入图像的部分信息.在假设①已知图像中的人脸数目;②已知人脸的大致尺度(设定搜索的尺度范围为真实尺度的 80%~120%);③已知人脸数目和大致尺度的情况下,我们分别进行了实验.结果见表 2.

Table 2 Detect rate via different restrictions (162 images with 162 faces)

表 2 不同约束条件下的检测正确率(共 162 幅图像,包含人脸 162 个)

Restriction ^①	None ^②	Face number known ^③	Face scale known ^④	Face number and scale known ^⑤
Detect rate ^⑥	80.3	80.3	94.4	94.4
(%)	(75 false alarms ^⑦)	(32 false alarms)	(25 false alarms, 2 missed ^⑧)	(7 false alarms, 2 missed)

①约束条件,②无约束,③已知人脸数目,④已知人脸尺度,⑤已知人脸数目和尺度,⑥检测正确率,⑦错检,⑧漏检。

从表 2 中可以看到,在合理约束下,特别是在已知人脸的大致尺度的条件下,本文的算法可以达到相当高的检测正确率.图 5 是约束了人脸数目后的部分检测结果.可以看到,算法对于戴眼镜的人脸有一定的适应能力。

对于正面端正的半身图像(共 55 幅图像,包含 55 个人脸),假设已知大致的人脸尺度和人脸数量,对每幅图像在 4~6 个尺度上进行检测,共正确检测到人脸 45 个,错误检测 10 个,正确率为 81.8%.图 6 是部分检测结果。



Fig. 6 Face detect on half-length single-person images

图 6 单人半身图像的部分检测结果

对半身图像的实验表明了本文所述方法对复杂背景图像中的人脸检测是适用的,但总体而言,这种情况下的检测正确率比头部图像要低.这主要是因为图像的范围越大、背景越复杂,出现类似

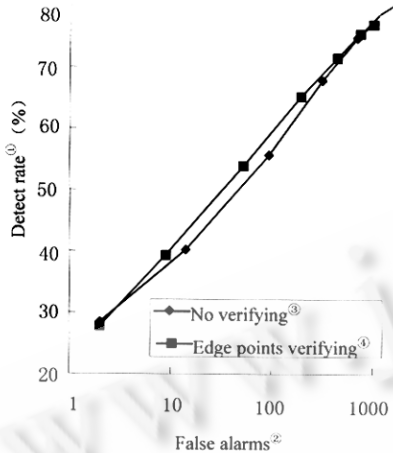
于人脸模式的概率就越大,因而也就有可能将正确的人脸模式“淹没”掉.

4.2 正面端正的多人脸检测

正面端正的多人脸图像测试集共包括 64 幅各种类型的合影图片(55 幅扫描的普通照片和从 Internet 下载的图片、9 幅从 MIT 和 CMU 的人脸检测图像库中选出的图片),共包含人脸 1 162 个(每幅图像的人脸数从 2~164 个不等),库中图像均具有比较复杂的背景.

对问题进行如下约束:(1) 已知图像中人脸的大致尺度;(2) 已知图像的大致质量(即已知图像中人脸区域的大致灰度范围和均方差范围),仅使用正面端正的人脸模板组,对每幅图像在 3~6 个尺度上进行搜索.使用第 3.2 节中所述的轮廓边缘确认作为后处理,得到的结果如图 7 所示.

图 7 中进行后处理前后的检测正确率最高分别为 80%(正确检测 932 个,错误检测 1 632 个)和 77%(正确检测 895 个,错误检测 1 012 个).从图中可以看到,经过后处理,系统的检测性能有一定程度的提高.但是,在具有复杂背景的多人脸图像中,错误检测仍然比较多,解决这个问题还需要进一步



①正确率,②错误检测数量,③未处理,④轮廓处理.

Fig. 7 Performance via different verifying methods

图 7 采用不同检测方法后得到的检测性能

的研究.部分检测结果如图 8 所示.



Fig. 8 Face detect on newradio (8 faces, 6 detected, 4 false alarm) and voyage (9 faces, 8 detected, 6 false alarm) of CMU

图 8 CMU 图像库中图片左和右的检测结果(左图共有人脸 8 个,正确检测到 6 个,误检 4 个;右图共有人脸 9 个,正确检测到 8 个,误检 6 个)

算法对每幅图像的处理速度因图像的大小、搜索的尺度范围等的不同而不同,以图 8(右)为例,图像大小为 623×805 像素,在 3 个尺度上搜索,共处理图像窗口 728 314 个,所需时间为 97s.

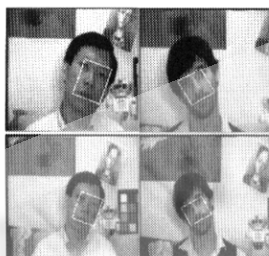
4.3 正面多角度的单人脸检测

正面多角度的单人脸图像测试集包含两个子集:① 头部图像集选取了 MIT 单人脸图像库的一部分,共 144 幅不同角度的单人脸图像,其中共有 16 个人,每个人在 3 个不同的距离上以 3 种不同位姿共获取 9 幅图像;② 我们自己建立了半身图像集,其中包括 60 幅不同人的单人艺术照,每

幅图像所包含的范围、背景以及人物的种族和头部倾斜角度均有所不同。

实验中假设① 已知图像中只有一个人脸;② 已知大致的人脸尺度;③ 人脸的倾斜角度在左右 30° 范围以内,使用第1节中所述的多角度模板组进行检测。

对于头部图像集,每幅图像在2~3个尺度上进行搜索,共正确检测到人脸114个、漏检1个、错误检测29个(其中完全错误14个、角度不准确11个、嘴部定位错误4个),正确率为79.2%。由于对每一个图像窗口要使用不同倾斜角度的多组模板进行匹配,因而检测速度比正面端正人脸的检测慢得多。以图9(a)中右下角的图片为例,原图大小为 128×120 ,在3个尺度上共处理图像窗口53 884个,所需时间为218s。从图9(a)的部分实验结果中可以看到,我们的算法能够比较准确地对不同倾斜角度的人脸进行检测定位。



(a) Face detect on images of MIT

(a) 对 MIT 图像库中图片检测的部分结果



(b) Face detect on portrait images

(b) 对艺术照检测的部分结果

Fig. 9 Face detect on single rotated face image

图9 多角度人脸的检测结果

在半身图像集的实验中,我们针对艺术照专门制作了一组模板,对每幅图像在3~5个尺度上进行搜索,共正确检测到人脸51个、错误检测9个(其中完全错误6个、角度不准确2个、嘴部定位错误1个),正确率为85%。从图9(b)所示的部分检测结果中可以看到,算法能够准确地检测出不同角度的人脸,对人物头部的小角度转动也有一定的适应能力。

比较两个图像集的实验结果可以看出,虽然半身图像集中图像的范围更大、背景更为丰富,但检测结果却好于头部图像集。其中两个重要的原因是:(1) 该图像集中人脸图像的光照、化妆等特性比较一致;(2) 使用了针对该图像集(艺术照)专门制作的检测用模板。这给我们提供了一点启示:对于人脸检测与定位问题,若按照输入图像的类型进行划分,如标准证件照、艺术照等(这在很多应用背景下是合理的),针对不同类型的图像使用不同的方法或参数(我们使用了有针对性的模板组),是可以取得更好的效果的。

以上5个测试集的实验证明了本文提出的算法的有效性。

5 总 结

本文提出了一种基于多关联模板匹配的正面人脸的检测算法。模板由一系列关联的双眼模板和人脸模板组成,首先使用双眼模板搜索候选人脸,再用人脸模板匹配进一步筛选候选人脸,最后通过启发式规则验证是否人脸。我们还通过仿射变换得到多角度模板组,用于检测多角度的人脸。大量的实验结果表明了该算法的有效性。

与现有的其他方法不同,本文的算法直接建立在模板匹配的基础上,采用了完全不同的标准化处理方法,有效地克服了模板匹配方法易受灰度变化影响的缺点,而且在检测中采取了双眼模板粗筛选、混合匹配准则以及基于边缘特征的启发式规则验证等措施,因而取得了与现有的各种复杂方

法可对比的实验结果. 我们的方法具有模板构造方法简单、检测计算代价低的优点, 特别是在对输入图像进行某种程度上的合理约束的情况下, 该方法可以达到较高的检测正确率, 因而具有一定的应用价值.

目前的算法还存在着错检较多的问题, 在采取某些提高检测率的措施的情况下, 这种现象更为突出. 这个问题对于基于神经网络的方法更加严重, 在这类方法中, 一般是通过对多个分别独立训练出来的网分别进行检测后, 再将结果进行仲裁来解决. 我们进一步的研究计划是采用神经网络方法对基于模板匹配的检测结果进行人脸验证, 尽可能滤除非人脸部分. 与其他神经网络方法不同的是, 训练的人脸样本, 特别是非人脸样本可以在大大缩小了的范围内取得. 我们认为这种训练样本的选取方法将非常有助于提高人工神经网络的学习效率和检测性能.

References:

- [1] Dai Y., Nakano, Y. Face-Texture model based on SGLD and its application in face detection in a COLOR scene. *Pattern Recognition*, 1996, 29(6):1007~1016.
- [2] Maio, D., Maltoni, D. Fast face detection in complex backgrounds. In: Wechsler, H., et al. eds. *Face Recognition from Theory to Applications*. New York: Springer-Verlag, 1998. 568~577.
- [3] Lu Cun-yu, Zhang Chang-shui, Wen Fang, et al. Regional feature based fast human face detection. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 1999, 39(1):101~105 (in Chinese).
- [4] Moghaddam, B., Pentland, A. Probabilistic visual learning for object representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(7):696~710.
- [5] 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.
- [6] Viennet, E., Soulie, F. F. Connectionist methods for human face processing. In: Wechsler, H., et al. eds. *Face Recognition from Theory to Applications*. New York: Springer-Verlag, 1998. 124~156.
- [7] Osuna, E., Freund, R., Girosi, F. Training support vector machines: an application to face detection. In: *Proceedings of the CVPR*. Puerto Rico, 1997. 130~135. <http://iel.ihs.com/>.
- [8] Schneiderman, H., Kanade, T. Probabilistic modeling of local appearance and spatial relationships for object. In: *Proceedings of the CVPR*. 1998. 45~51. <http://iel.ihs.com/>.

附中文参考文献:

- [3] 卢春雨, 张长水, 闻芳, 等. 基于区域特征的快速人脸检测算法. *清华大学学报(自然科学版)*, 1999, 39(1):101~105.

Face Detection Based on the Matching of Multiple Related Templates

LIANG Lu-hong, AI Hai-zhou, HE Ke-zhong, ZHANG Bo

(Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China);

(State Key Laboratory of Intelligent Technology and Systems, Beijing 100084, China)

E-mail: ahz@mail.tsinghua.edu.cn; liang_lh@263.net

<http://www.media.cs.tsinghua.edu.cn>

Received July 4, 1999; accepted September 27, 1999

Abstract: In this paper, a face detection algorithm based on the matching of multiple related templates is presented. The templates are a series of related types: eyes-in-whole and face itself, which are produced by affine transforms varying in stretch and pose from an average frontal face. The eyes-in-whole templates are used as the first search step for face candidates and then the face templates are matched. Finally some heuristic rules are used to verify face detection results. Experimental results obtained from images containing frontal and in-plane rotated faces demonstrate the feasibility of this approach.

Key words: template matching; face detection; face processing; face recognition; pattern recognition; computer vision