

基于三维可变形模板的眼睛特征提取

黄万军 尹宝才 陈通波 孔德慧

(北京工业大学计算机学院, 北京, 100022)

摘要 眼睛特征提取在人脸感知的各种应用中有着非常重要的作用。为了解决人脸垂直旋转角度比较大时, 眼睛特征提取的问题, 提出了一种新的基于三维可变形模板的眼睛特征提取方法。此方法采用了两个新提出的技术, 一个是人脸姿态估计策略用于估测人脸的垂直旋转方向, 另一个就是三维可变形模板匹配技术用于具体提取眼睛的精确特征。实验表明该方法能够适应人脸图像垂直旋转角度的变化, 获得很好的眼睛特征提取结果。

关键词 姿态估计 三维眼睛可变形模板 能量函数 特征提取

中图法分类号 TP391

Eye Feature Extraction Based on 3D Deformable Template

Huang Wan-Jun, Yin Bao-Cai, Chen Tong-Bo and Kong De-Hui

(College of Computer Science, Beijing Polytechnic University)

Abstract Eye feature extraction has become one of important issues in the applications of facial image perception. A new approach for eye feature extraction based on 3D deformable template has been proposed to extract the exact eye features of the facial images with large vertical rotation angle. The approach includes two new techniques. One is pose estimation strategy that can be used to obtain the vertical rotation angle of the facial image, and the other one is 3D deformable template matching which can be employed to extract the eye features of the facial image. The experimental results demonstrate the efficiency of the approach for both frontal facial image and the facial image with large vertical rotation angle.

Key Words Pose Estimation, 3D Eye Deformable Template, Energy Function, Feature Extraction

1. 引言

脸部特征提取是人脸识别、表情识别和人脸跟踪等人脸感知应用系统的前期工作, 具有重要的研究价值。同时, 在三维虚拟人脸的自动生成、人脸动画以及人脸图像编码中面部特征提取也有着重要应用, 它已经成为国际上的一个非常重要的研究热点。人脸的特征主要包括眼睛、鼻子、嘴巴、眉毛、耳朵和人脸的外轮廓等, 而在所有这些脸部特征当中, 眼睛特征又是最显著和重要的, 所以常常成为研究的焦点。国内外文献中有关脸部特征提取的技术还不是很成熟, 但已经有了大量的研究工作, 可以归纳为以下五类: 1、基于图像的灰度及其变化信息

的特征提取，如：图像边缘、灰度图像的水平 and 垂直投影等^[1]。这类方法相对比较简单，对图像质量好、特征明显时的效果还行，但不是很稳定，通用性不强。2、基于动态轮廓线模型（即：Snake 模型）的特征提取^[2,3,4,5]，M.Kass 于 1988 年首先提出了动态轮廓线模型，用于求不规则物体的外轮廓特征。1992 年 Williams 等又提出基于 Snake 模型的改进算法，采用贪心算法加快了运算速度，增强了系统的稳定性。此类方法适用于人脸外轮廓和眉毛等器官的特征提取，但不适合眼睛和嘴巴特征的提取。3、基于神经网络的特征提取^[6,7]，Paul.Debevec 于 1992 年用神经网络提取人脸的特征。此方法对于脸部器官的定位能够达到比较好的结果，但很难达到对器官的精确提取。4、基于二维可变形模板的特征提取^[8,9,10,11,12]，A.L.Yuille 于 1992 年首先提出了一个二维的眼睛可变形模板：由两条抛物线和一个眼球表示眼睛。后来 X.Xie 等又提出了该进的眼睛可变形模板。此类方法对正面或近似正面人脸图像中的眼睛和嘴巴等外形比较规则的器官特征提取效果比较好。5、基于动态形态模型 (Active Shape Mode) 的特征提取^[13,14]，T.F.Cootes 1995 年提出了基于统计信息的动态形态模型，用于提取人脸图像和医学图像中的特征。这种动态形态模型能够提取正面和正侧面的人脸图像的特征，但它必须同时建立基于正面和正侧面的统计模板才能达到这种效果。上述这些方法对于正面或正侧面人脸图像的特征定位和提取能够达到较好的效果，但对具有其它旋转角度的人脸图像则无能为力。为了解决带有垂直旋转角度人脸图像中脸部特征提取问题，本文提出了一个新的基于三维可变形眼睛模板的特征提取方法，应用此方法，不仅能够提取正面人脸图像中的眼睛精确特征，而且对于垂直旋转角度比较大的人脸图像也能达到很好的结果。

2. 系统结构

基于三维可变形模板的眼睛特征提取方法是采用一种渐进的思想来解决带有垂直旋转角度人脸图像的眼睛特征提取问题。如图 1 所示，首先，对输入的人脸图像采用多方向模板的改进 Sobel 算子进行边缘提取，得到反映图像灰度变化的边缘图像，此边缘图像将在眼睛定位和三维眼睛模板匹配时用于反映灰度变化信息的能量函数。其次，对原始图像进行图像分割，得到头发部分的数据图像，用于姿态估计，得到人脸旋转角度的预测值。然后，应用三个简单眼睛模板确定眼睛在图像中的位置。最后运用三维可变形眼睛模板进行平移、旋转、缩放、变形和匹配，得到不同旋转角度人脸图像中眼睛的精确特征位置。

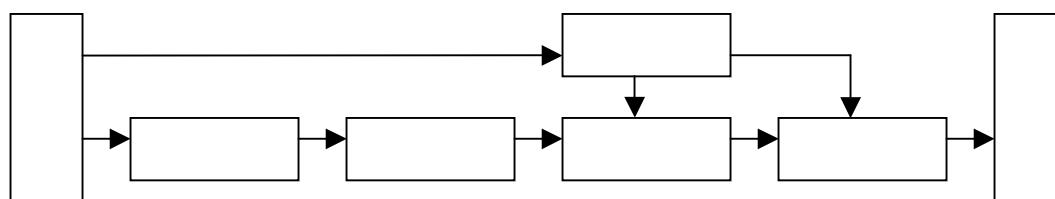


图 1. 系统结构图

3. 人脸姿态估计

人脸姿态估计在本系统中实际上就是估测人脸的垂直旋转角度。要完全自动地从图像中实现人脸姿态的自动估计是一个比较重要而又富有挑战性的研究课题。目前这方面的研究也比较多^[15,16]，主要有两类方法：一类是先精确提取特征点位置，然后利用特征点之间的关系估计人脸的旋转角度；另一类方法是构造出三维人脸模型，然后利用三维人脸模型与图像进行匹配，得到人脸姿态的估计值。这两类方法均不适合本文的要求，故提出一个比较简单而又很有效的基于头发模板的姿态估计策略，包括头发模板匹配和角度矫正两部分。

3. 1 头发模板匹配

头发作为绝大多数人的重要组成部分，包含了一个共同信息—方向。对于短发发型的人脸来说，他们在不同姿态时，他们的头发总是有着类似的形状。基于这个规律，在本系统中考虑建立 7 个不同垂直旋转角度的头发模

板，然后利用这 7 个头发模板来估测人脸的方向。首先，采集大量已知旋转角度的人脸图像来建立头发模板库，在此，建立头发模板库时用到的人脸图像的旋转角度分别是 -90° ， -60° ， -30° ， 0° ， 30° ， 60° ， 90° （从左向右旋转时为正，反之为负）。对于每一类具有相同旋转角度的人脸图像（至少应有 15 幅图像），先根据它的灰度直方图分布进行自动图像分割，得到头发数据图像，然后再分别通过下列表达式生成该旋转角度的头发模板：

$$T_{hair}(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Hair_i(\theta) \quad (1)$$

其中 $Hair_i(\theta)$ 是已知旋转角度为 θ 的头发数据图像，其形象表示见下图：



图 2. -90° 头发模板的生成过程图

对每一类图像都进行上述的处理，就可以得到如图 3.所示的七个旋转角度分别为 -90° ， -60° ， -30° ， 0° ， 30° ， 60° ， 90° 的头发模板：



图 3. 七个不同旋转角度的头发模板

当要用姿态估计策略估测人脸图像的旋转角度时就先对输入的人脸图像进行图像分割，得到头发数据，并标准化为与头发模板同等大小的头发数据图像。然后用此头发数据图像与上述的七个头发模板分别进行匹配，与最佳匹配模板对应的角度就作为人脸姿态的初步估计值。匹配算法可采用最近邻法等经典的模式识别分类器。

3. 2 角度矫正

从上述头发模板匹配中得到了人脸垂直旋转角度的初步估计值，但还不够精确，因为它仅仅是从 7 个角度中选取一个最相近的角度。下面将从角度矫正策略中得到更加精确的估计值。矫正后的旋转角度取如下的表达式： $\theta = \theta_0 + \omega \times \Delta\theta$ ，其中 θ_0 是初步估计值， $\Delta\theta$ 是矫正量， ω 是矫正量的权值，一般取 1。矫正量的大小 $\Delta\theta$ 可以用下面的表达式和图例进行说明：

$$\Delta\theta = \frac{\alpha}{2} - \frac{(d2-d1)}{(d2+d1)} \times \frac{\alpha}{2}$$

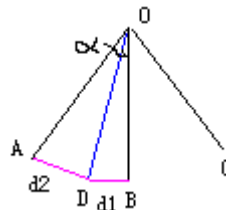


图 4. 矫正量的公式和图例

图 4.的图例中，OD 表示从输入图像得到的头发数据图像，OA 和 OB 是和头发数据图像最相近的两个头发模板数据。 α 是两个相邻头发模板表示的角度差，在此为 30° ， $d1$ 和 $d2$ 为头发数据图像与最相近两个头发模板间的距离，可以用欧几里德距离来表示。矫正量 $\Delta\theta$ 的表达式根据得到的头发数据图像到最相邻的两个头发模板间的距离求得一个较合理的偏移值。

4. 眼睛定位

从人脸结构的先验知识和人脸的位置、大小中，可以直接估测到眼睛的搜索区域，然后再根据人脸的垂直旋转角度，作相应的偏移调整，得到最终的眼睛搜索区域。

在眼睛的定位中使用了如图 5.所示的三个简单眼睛模板。



图 5. 三个简单眼睛模板

由于人脸的旋转角度是任意的，当旋转角度比较大时，其中一部分眼白就会看不见，所以为了适应人脸向两侧作较大角度的旋转，就增加了两个单眼白的简单眼睛模板。当垂直旋转角度大于 30° 时，就使用仅有左眼白的简单眼睛模板（如图 5.左边的简单眼睛模板）。当旋转角度小于 -30° 时就使用仅有右眼白的简单眼睛模板（如图 5.右边的简单眼睛模板），若旋转角度介于 -30° 和 30° 之间，就使用正常的双眼白简单眼睛模板（如图 5.中间的简单眼睛模板）。

简单眼睛模板可以用如下数学形式表示： $SimpleEye = SimpleEye(S, x, y)$ 。在进行眼睛定位时，不断改变简单眼睛模板的尺度参数 S 和眼球中心位置参数 (x, y) ，当模板与人脸图像取得最佳匹配时所对应的尺度 S 就是眼睛的大小，中心位置 (x, y) 就是眼睛在人脸图像中的位置。匹配时采用的能量函数与三维可变形模板中的能量函数类似，将在下一节中详细介绍。图 6.所示的是应用简单眼睛模板进行眼睛定位的结果图。

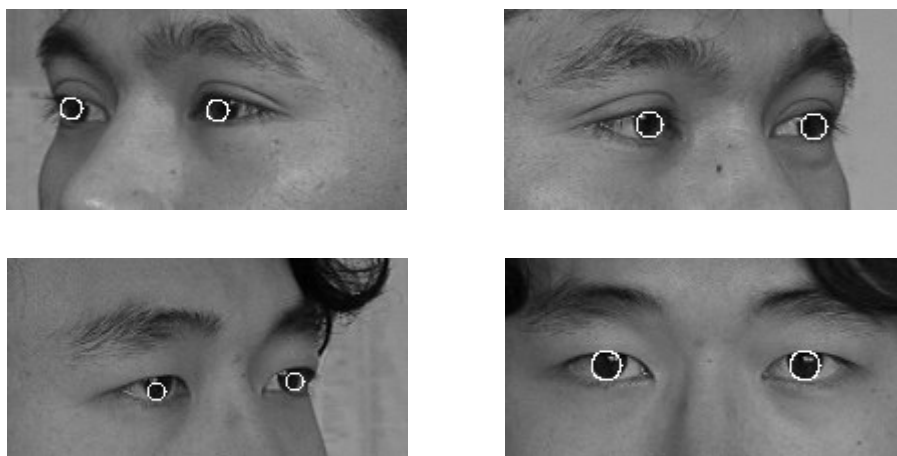


图 6. 眼睛定位结果图

5. 三维可变形模板匹配

基于二维可变形模板的特征提取方法，A.L.Yuille 在 1992 年就已经提取出来了，用于眼睛和嘴巴的特征提取，后来不断有人对可变形眼睛模板加以改进，以取得更好的眼睛特征提取效果。由于那些方法是基于二维可变形模板的，所以它们对于正面人脸图像的特征提取效果很好，但不适用于具有垂直旋转角度的人脸图像。下面介绍的三维可变形眼睛模板匹配技术将解决此类问题。

5.1 三维可变形眼睛模板

三维可变形眼睛模板的生成源于人脸合成时用到的一般三维人脸模型。在一般三维人脸模型中，把眼睛特征点部分截取出来，作为的可变形眼睛模板的基本点。如图 7.所示的视图分别是右眼的三维眼睛模板在正面，从左

向右旋转 30° 和从左向右旋转 45° 时的平面投影视图。三维可变形眼睛模板是由 10 个基本三维点构成的，如图 7 的红点所示，其中外部 8 个点组成了上、下眼睑，内部两个点决定眼球的左右边界，其余的眼睑三维点是由外部 8 个基本点线性插值得来的，而眼球上的三维点是通过内部两点构成的空间圆得来的。



图 7. 三维眼睛模板在不同视点的平面图

三维可变形眼睛模板可以用以下的数学形式来表示：

$$Eye3D = EyeModel(X, S, \theta, x_{eyeball}, y_{eyeball}, z_{eyeball}) \quad (2)$$

其中，参数 $X = (x_1, x_2, \dots, y_1, y_2, \dots, z_1, z_2, \dots)$ 是由 10 个三维基本点的坐标组成， S 表示三维眼睛模板的尺度大小， θ 表示眼睛模板的垂直旋转角度， $(x_{eyeball}, y_{eyeball}, z_{eyeball})$ 表示眼球的中心，也是整个三维眼睛模板的中心坐标。眼睛模板的可变形就体现在不仅模型的尺度 S ，角度 θ 和眼球中心是可变化的，而且眼睛模板的形状参数 X 也是可变化的。变化后的眼睛模板基本点 X'_i 和原始眼睛模板基本点 X_i 有如下关系：

$$X'_i = \begin{pmatrix} x_{eyeball} \\ y_{eyeball} \\ z_{eyeball} \end{pmatrix} + S \times \begin{pmatrix} \cos(\theta) & 0 & -\sin(\theta) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\theta) & 0 & \cos(\theta) \end{pmatrix} \times X_i \quad (3)$$

当所有参数 $(X, S, \theta, x_{eyeball}, y_{eyeball}, z_{eyeball})$ 都进行变化时将产生各种各样形状各异的三维眼睛模板。在模板匹配时，需要把这些三维模板映射成如图 8 所示的二维眼睛映射模板，然后针对这些二维眼睛模板定义相应的能量函数，用最小值搜索算法求得最佳匹配。此时所对应的眼睛模板基本点坐标 $X = (x_1, x_2, \dots, y_1, y_2, \dots, z_1, z_2, \dots)$ 就是需要要求的眼睛的精确特征。



图 8. 三维眼睛模型在不同旋转角度下的二维映射

5. 2. 眼睛模板的能量函数

能量函数是针对二维眼睛映射模板来定义的，同时需要参考一些眼睛器官的先验知识，如眼睛器官的组成、灰度分布等。这些能量函数的定义是为了使二维眼睛映射模板与人脸图像中的眼睛器官最匹配，包括眼白、眼球、上下眼睑的灰度信息、眼睛边缘信息和眼睛区域的灰度变化等能量项：

$$E_{Eye} = \sum_{i=1}^5 w_i E_i \quad (4)$$

其中 E_i 为能量项， w_i 为各个能量项的权值，应处于 0 和 1 之间，并且和为 1。

下面将依次详细介绍眼睛模板能量函数中各个能量项的含义：

(1). 能量项 $E_{eyeball}$ 使用的是眼球的灰度信息，反映了二维映射眼睛模板中的眼球与实际人脸图像中的眼球区域匹配程度：

$$E_1 = E_{eyeball} = \frac{1}{Area_{eyeball}} \sum_i g_i \quad (5)$$

其中， $Area_{eyeball}$ 表示映射模板中眼球区域的面积， g_i 是人脸图像中眼球区域内象素的灰度值。

(2). 能量项 E_{white} 使用的是眼白灰度信息，目的是为了驱动二维映射眼睛模板中的眼白向人脸图像中的眼白部分逼近：

$$E_2 = E_{white} = \frac{1}{Area_{white}} \sum_i (255 - g_i) \quad (6)$$

其中， $Area_{white}$ 表示模板中眼白区域的面积， g_i 是人脸图像中眼白部分的象素灰度值。

(3). 能量项 E_{lid} 使用的是上、下眼睑中的灰度信息，是为了驱使二维映射眼睛模型的上、下眼睑与人脸图像中眼睑一致。由于实际眼睛器官的眼睑是有一定的宽度，特别是对于双眼皮，所以有必要定义此能量项：

$$E_3 = E_{lid} = \frac{1}{(Area_{upper-lid} + Area_{lower-lid})} \sum_i (|125 - g_i|) \quad (7)$$

其中， $Area_{upper-lid}$ 表示模板中上眼睑的区域面积， $Area_{lower-lid}$ 表示下眼睑的区域面积， g_i 表示人脸图像中上下眼睑的灰度值，在这里取 $|125 - g_i|$ 是由于眼睑部分的灰度值一般是处于 125 附近。

(4). 能量项 E_{edge} 使用的是眼睛部分的图像边缘信息，实质上也就是眼球的外边缘和眼睑两部分的边缘信息，因为眼睛区域就这两部分的灰度变化比较大。

$$E_4 = E_{edge} = \frac{1}{(Area_{upper-lid} + Area_{lower-lid} + Area_{circle})} \sum_i b_i^{(E)} \quad (8)$$

其中， $(Area_{upper-lid} + Area_{lower-lid} + Area_{circle})$ 表示模板中上、下眼睑和眼球外边缘部分的面积， $b_i^{(E)}$ 表示人脸边缘图像中上、下眼睑和眼球边缘部分的象素边缘值。

(5). 能量项 $E_{gradient}$ 使用的是眼睛部分的灰度变化信息，实质上也和边缘项的能量函数功能类似，在此为了进一步加强映射模板中眼球的外边缘和眼睑区域与图像中的灰度变化部分一致。

$$E_5 = E_{gradient} = \frac{1}{(Area_{upper-lid} + Area_{lower-lid} + Area_{circle})} \sum_i d_i \quad (9)$$

其中， d_i 是人脸灰度变化图像中上、下眼睑和眼球边缘部分的象素灰度变化值。

5. 3. 可变形模板匹配

可变形模板匹配的过程中，实际上就是不断地改变模板的参数，求得与人脸图像最匹配模板的过程。模板的旋转角度、尺度以及中心参数的变化都比较简单，只需在初始估计值附近进行变动。而模板的形状参数 X 的变化则比较复杂，有以下三个规则：

1、可变形模板的参数 X 表示的模板基本点之间并不是毫无关系，所以当 X 中某个点的数据 X_i 变化时，它邻近的基本点也作相应的变化：

$$\begin{aligned} X_{i-1} &= X_{i-1} + k1 * \Delta X_i \\ X_{i+1} &= X_{i+1} + k2 * \Delta X_i \end{aligned} \quad (10)$$

其中， ΔX_i 表示基本点 X_i 的变化值， $k1$ 和 $k2$ 是 0 至 1 之间的权值系数。

2、每一个基本点 X_i 是一个三维坐标，在变化时并不是这三个坐标随意进行变化，而是在如图 9 中 $P1$ 所示的垂直平面上进行变化，此时虽然模型在 $P1$ 平面上只进行了平面形状的变化，但反映到原三维坐标系下，所有

三个坐标都已发生了如下变化：

$$\begin{cases} x' = x + \Delta x \times \sin(\theta) \\ y' = y + \Delta y \\ z' = z + \Delta x \times \cos(\theta) \end{cases} \quad (11)$$

其中 (x', y', z') 是变化后的坐标， (x, y, z) 是变化前的坐标， $(\Delta x, \Delta y)$ 是模型基本点在旋转后的垂直平面 P1 上的变化量，而 θ 就是三维模型的旋转角度。

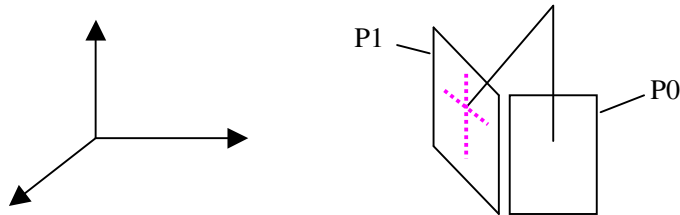


图 9. 模板参数 X_i 的坐标系及变化示意图

3、为了更有效的进行变化搜索，避免产生一些很离谱的模板形状而陷入局部最优，在模板的形状参数变化时还需要加入一些形状限制条件。

最后在对模板参数进行优化选择求取能量函数的最小值时，采用了一种对于图像处理比较快速、稳定的贪心算法。

6. 实验和结论

在进行实验时，非常重要的一个环节就是确定各个能量函数的权值系数，这将直接决定收敛的效果和速度。由于眼睛区域的边缘信息能比较真实的反映眼睛的位置，所以其权值系数应比较高。眼球也是一个很重要的信息，眼睛形状的改变首先要保证能够眼球的位置必须精确定位，所以其权值系数也应较高。而眼白区域在有些人脸图像中经常比较模糊，甚至可能会变灰，所以其权值系数应该较小。眼睑部分因为单眼皮和双眼皮的差别，其宽度和灰度会相差较大，所以其权值系数也不应太大。在本实验中分别是： $\omega_1 = \omega_{eyeball} = 0.3$ ， $\omega_2 = \omega_{whitel} = 0.1$ ， $\omega_3 = \omega_{lid} = 0.1$ ， $\omega_4 = \omega_{edge} = 0.2$ ， $\omega_5 = \omega_{gradient} = 0.2$ 。

图 10. 给出了一些眼睛特征提取的例子，从例子中，可以看出利用本方法不仅可以提取正面人脸图像的眼睛特征，当人脸图像的旋转角度较大时，同样也能提取它的眼睛精确特征，这也是此新方法相对其它传统方法的优越性。若人脸的旋转角度越小，眼睛特征的提取效果也就越好。

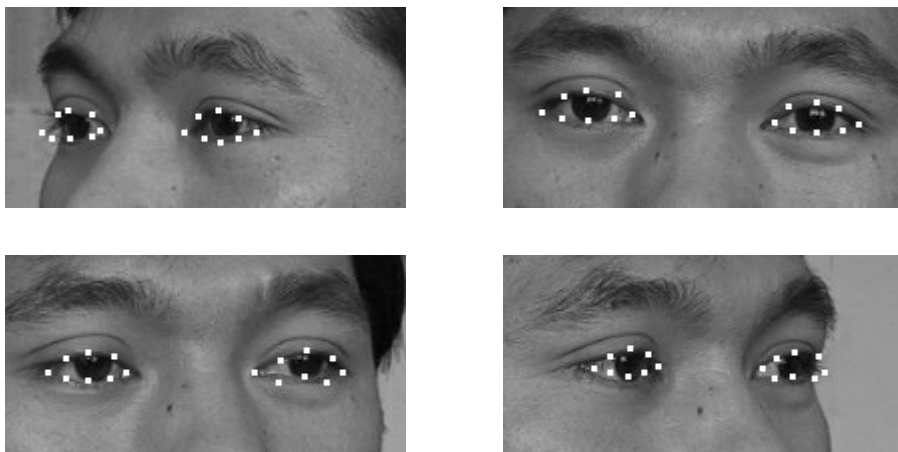




图 10. 眼睛的特征提取结果

实验表明,本文新提出的基于三维可变形模板的眼睛特征提取方法能够解决垂直旋转较大时眼睛特征提取问题。其实,这种方法不仅适合于眼睛特征的提取,对于嘴巴、眉毛这种器官结构不是很复杂的特征提取可以很容易地得到推广,只需要把眼睛的十个基本点坐标改换成嘴巴等其他器官的特征点就可以了。如果能够把三维可变形模板扩充到整个人脸器官,对任意旋转角度的人脸图像就可以自动提取到所有的脸部特征,并且对可变形模板的定义及匹配搜索策略进一步改进将有助于提高特征提取的稳定性和精确度,这些都是需要进一步研究的问题。

[参考文献]

- [1] J. Miao, W.Gao, Y.Q.Chen, et al, Gravity-Center Template Based Human Face Feature Detection, *Advances in Multimodal Interfaces-ICMI 2000*, pp207-214.
- [2] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos. "Snakes: Active Contour Models", *International Journal of Computer Vision*. 1988. pp 321-331.
- [3] Williams, Donna and Shah, Mubarak. "A Fast Algorithm for Active Contours and Curvature Estimation", *CVGIP: Image Understanding*. Vol. 55, No. 1, January 1992. pp. 14-26.
- [4] Stever.Gunn and Marks.Nixon, Global and local active contour for head boundary extraction, *International Journal of Computer Vision*, 30(1),43-54,1998.
- [5] B. Li and N. Roeder, Face contour extraction from front-view images, *Pattern recognition*, **28**(8), 1167-1179, 1995.
- [6] H.A. Rowley, S. Baluja, and T. Kanade, Neural network-based face detection, *IEEE-PAMI*, **20**(1), 23-38, 1998.
- [7] Paul Debevec. A Neural Network for Facial Feature Location. UC Berkeley CS283 Project Report, December 1992. http://www.debevec.org/face_recognition.html
- [8] A.L. Yuille, Peter W.Hallinan and David S.Cohen, Feature extraction from faces using deformable templates, *International Journal of Computer Vision*, 8(2): 99-111, 1992.
- [9] J.Y. Deng and F. Lai, Region-based template deformation and masking for eye-feature extraction and description, *Pattern recognition*, **30**(3), 403-419, 1997.
- [10] S.H. Jeng, H.Y.M. Liao, et al, Facial feature detection using geometrical face model: an efficient approach, *Pattern recognition*, **31**(3), 273-282, 1998.
- [11] K. Lam and H. Yan, Locating and extracting the eye in human face images, *Pattern recognition*, **29**(5), 771-779, 1996.
- [12] X.Xie, R.Sudhakar and H.Zhuang, On improving eye feature extraction using deformable templates, *Pattern recognition*, 27(6),791-799,1994.
- [13] T.F.Cootes,C.J.Taylor,D.H.Cooper And J.Graham, Active Shape Models—Their Training and Application. *Computer Vision Graphics and Image Understanding*, Vol61,No 1,pp 38-59,1995.
- [14] A.Ianitits,C.J.Taylor,T.F.Cootes and T.Ahmed. Automatic Interpretation of Human Faces and Hand Gestures Using Flexible Temolates. *Proceedings of the International Workshop on Face and Gesture Recognition*, 1995
- [15] Kruger,N, Potzsch,M. Malsburg, C. Determination of face position and pose with a learned representation based on labeled graphs. *Image and vision computing*, 15(8),665-673,August,1997.
- [16] Shimizu.I, Zhang.Z, Akamatsu.S etc. Head pose determination from one image using a generic model. *3rd IEEE*

International conference on automatic face and gesture recognition, pp.100-105, Nara, Japan, April. 1998.



黄万军，男，1976 年出生，1998 年毕业于哈尔滨工业大学，获理学学士学位。现为北京工业大学计算机学院硕士研究生。研究方向为：图像处理、计算机视觉和计算机图形学。E_mail 地址：yinbc@bjpu.edu.cn



尹宝才，男，1963 年出生，1993 年毕业于大连理工大学，获博士学位。现为北京工业大学计算机学院教授、博士生导师。研究方向为：图像处理、计算机图形学、虚拟现实和三维造型等。



陈通波，男，1977 年出生，1999 年毕业于哈尔滨工业大学，获工学学士学位。现为北京工业大学计算机学院硕士研究生。研究方向为：计算机图形学、计算机视觉等。



孔德慧，女，1968 年出生，1996 年毕业于北京航空航天大学，获博士学位。现任北京工业大学计算机学院副教授。研究方向为：计算机图形学、图像处理、科学可视化技术等。