

## 基于多特征融合条件随机场的人脸图像分割\*

尹艳鹏<sup>1</sup> 周颖<sup>1</sup> 曾丹<sup>1</sup> 程诚<sup>2</sup> 张之江<sup>1</sup>

(1. 上海大学通信与信息工程学院特种光纤与光接入网重点实验室 上海 200072;

2. 中国科学院重庆绿色智能技术研究院智能多媒体技术研究中心 重庆 400714)

**摘要:** 由于发型、头部姿势、服装、遮挡等现象的多样性,人脸图像分割一直是一个具有挑战性的课题。为了提高复杂背景图像的人脸分割正确性,提出了一种基于多特征融合条件随机场(CRFs)的方法。该模型建立在图模型上,图中的每一个节点对应一个超像素,每一条边缘则连接一对相邻的超像素。使用颜色和纹理特征定义节点的能量函数(一元能量函数),使用位置信息和相邻超像素之间的差异定义边缘的能量函数(二元能量函数)。分割是通过条件随机场融合节点能量函数和边缘能量函数推理而得。考察了该模型在2个无约束人脸数据库上的分割性能,实验结果表明该方法可以有效地从复杂人脸图像中分割出面部皮肤、头发和背景区域。

**关键词:** 人脸分割;条件随机场;特征提取

**中图分类号:** TP181 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2040

## Face segmentation using CRFs based on multiple feature fusion

Yin Yanpeng<sup>1</sup> Zhou Ying<sup>1</sup> Zeng Dan<sup>1</sup> Cheng Cheng<sup>2</sup> Zhang Zhijiang<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of Specialty Fiber Optics and Optical Access Networks, School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200072, China;

2. Intelligent Multimedia Technology Research Center, Chongqing Institute of Green and Intelligent Technology, Chinese Academy of Sciences, Chongqing 400714, China)

**Abstract:** Face segmentation is quite challenging due to the diversity of hair styles, head poses, clothing, occlusions, and other phenomena. To improve the accuracy of face segmentation from the images with complex scenes, we present a method based on Conditional Random Fields (CRFs) in this paper. The CRFs model is defined on a graph, in which each node corresponds to a superpixel and each edge connects a pair of neighboring superpixels. The features of color and texture are used to define the node(unary) energy function, and the position distance and differences of features between adjacent superpixels are used to define the edge(binary) energy function. Segmentation is performed by inferring the CRFs model built by fusing node energy function and edge energy function. We evaluate the performance of the proposed method on two unconstrained face databases. Experimental results demonstrate that the proposed method can efficiently partition face.

**Keywords:** face segmentation; conditional random field; feature extraction

## 1 引言

图像分割是图像处理的经典问题之一,它是图像分析和模式识别系统的重要组成部分。图像分割已经广泛用于物体识别和场景分析中,在人脸分割领域也有很大潜力。将人脸图像分割为头发、面部皮肤和背景区域,可以通过简单的学习算法估计姿势、性别、头发长度和颜色等一些高层特征或属性<sup>[1]</sup>。人脸图像分割还可以提高人脸识别的准确

率,同时增强识别技术对表情变化、光照不均等问题的鲁棒性<sup>[2]</sup>。

早期的人脸图像分割方法主要利用图像中的灰度信息,如基于灰度阈值的人脸区域分割<sup>[3-4]</sup>,这种方法相对简单,计算量小,性能稳定。但它对噪声敏感,只有目标像素与背景有较大灰度对比差异时比较理想。后来主要利用边缘或区域特征,如基于边缘检测算子的人脸轮廓提取方法<sup>[5-10]</sup>,这种方法得到的人脸轮廓通常不连续,需要进行边

收稿日期:2014-11

\* 基金项目:国家自然科学基金(61301221)、上海市教育委员会科研创新基金(12YZ007)、重庆市科委重点(cstc2013yykfb0233)、浙江磊学CAD&CG国家重点实验室开放课题(A1101)资助项目

缘连接,且对噪声较敏感。模型驱动算法,如基于活动轮廓模型的分割方法<sup>[11-14]</sup>等,虽对表情变化等干扰的鲁棒性较好,但迭代运算需要更多时间,并且存在着分割结果受初始轮廓的设置影响较大以及难以处理曲线拓扑结构变化等缺点。

Lee等人<sup>[15]</sup>采用马尔可夫随机场(Markov random fields, MRFs)模型学习6种特定发型,和其他混合模型来学习头发、皮肤和背景的颜色分布。后来Scheffler等人<sup>[16]</sup>对每一个标签的空间概率进行学习,并将此信息与马尔可夫随机场结合建立了基于颜色的模型,能够将人脸图像分割为头发、皮肤、背景和衣服4种区域。MRFs模型可以将输入图像的特征和标记区域之间的关联信息融合在一个统一的理论框架中<sup>[17]</sup>。然而MRFs需要对输入图像的特征进行条件独立假设,这种假设过于严格和限制性较强,导致在MRFs模型内不能充分利用区域之间的关联信息。

提出一种基于条件随机场的人脸图像分割方法。条件随机场(conditional random field, CRFs)<sup>[18]</sup>是一个用来进行数据分类的无向统计模型。与传统算法相比,将CRFs用于人脸图像分割具有两方面的优势:首先,CRFs允许多个特征作为分类依据,多特征值可以确保分割算法的有效性和普适性;其次,与其他的统计模型相比,CRFs无需像马尔可夫随机场那样假设观测数据的先验分布和条件分布,并且与关联顺序无关,降低了计算复杂度<sup>[19]</sup>。Huang等人<sup>[1]</sup>用一个标准CRFs构建了一个头发、皮肤、背景的标记模型,能够将人脸图像有效分割为以上3个区域。

针对复杂背景的人脸图像,在Huang等人工作的基础上,选择具有更强纹理描述能力并已在人脸识别领域广泛应用的局部相位量化(local phase quantization, LPQ)特征,同时利用人脸图像中各区域空间位置相对稳定的特点,充分发挥CRFs模型利用多特征和样本关联信息的能力。在将颜色特征和纹理特征有效结合起来的同时,考虑到相邻像素之间的差异性,构建了多特征融合的条件随机场模型。从而有效地从复杂图像中分割出面部皮肤、头发、背景3个区域,并进一步提高人脸图像分割正确率。

## 2 基于多特征融合的条件随机场

本文系统框架如图1所示,对于输入图像,首先将其分割成超像素,然后提取每个超像素的一元特征和相邻超像素的二元特征。其中一元特征是指超像素本身的颜色、纹理等图像特征,二元特征是表征相邻超像素之间差异性的特征。从而建立CRFs模型,达到对人脸图像的分割的目的。

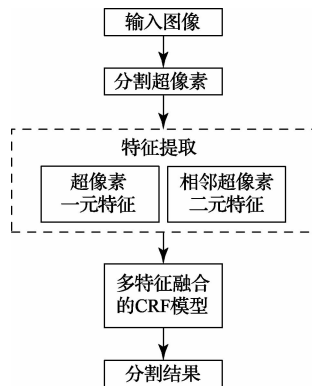


图1 基于条件随机场的人脸图像分割系统

条件随机场是一个可用于序列预测、文本分析等方向的输出预测模型,已被广泛应用于计算机视觉领域。从形式上来说,CRFs是一种无向图,考察给定输入序列的标记序列的条件概率。本文CRFs模型与分割结果可以通过图2所示:左侧为表示本文条件随机场模型架构,右侧表示超像素分类后的结果。其中,下层圆点表示超像素,上层方框是对应超像素的标签,点与点之间的连线表示其相互影响的作用。

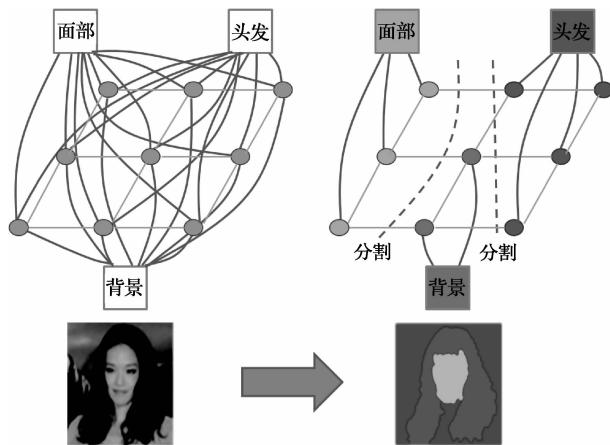


图2 基于多特征融合的条件随机场示意

对于给定的一幅图像,可以分为 $N$ 个超像素,图像超像素特征 $X$ 由一元特征 $X^{node}$ 和二元特征 $X^{edge}$ 组成。其中:

$$X^n = \{x_i \in \mathbb{R}^{D_n}, i \in S\}, X^e = \{x_{ij} \in \mathbb{R}^{D_e} (i, j) \in \epsilon\}$$

(1)

式中: $D_n$ 和 $D_e$ 分别表示一元特征和二元特征的维度;

$S$ 表示图像超像素的集合; $\epsilon$ 表示相邻超像素对的集合;

超像素对应的标签表示如下:

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$$

(2)

给定条件后验概率分布通过下式求取:

$$P(Y | X) = \frac{1}{Z(X)} \exp\left(-\sum_{i \in S} A_i(y_i, x_i^n) - \sum_{(i,j) \in \epsilon} I_{ij}(y_i, y_j, x_{ij}^n)\right) \quad (3)$$

式中:  $Z(X)$  为归一化常数, 保证概率分布取值范围在  $[0, 1]$  内;  $A_i(y_i, x_i)$  为一元能量函数;  $I_{ij}(y_i, y_j, x_{ij})$  为二元能量函数。

在标准条件随机场中, 最终分割结果取决于特征和能量函数的选取。在一个稳定的模型框架下, 选择表达能力更强、分类能力更好的特征, 以及选择能够充分利用特征、特征表达能力更强的能量函数是提高模型分类能力的有效途径。本文基于此思想提出了一种基于 LPQ 直方图特征和空间位置特征的条件随机场模型, 以实现对面脸图像分割效果的提高。

### 2.1 基于 LPQ 直方图的一元能量函数

构造一元能量函数时假定超像素之间是相互独立的, 观测数据  $x$  的特征向量决定了标签取值, 这与贝叶斯分类器的假设是一致的。构造一元特征函数如下:

$$A_i(y_i, x_i) = \sum_{d=1}^{D_i} y_i \Gamma_d x_{id} \quad (4)$$

式中:  $\Gamma$  为待训练参数向量,  $x_i$  为第  $i$  个超像素的一元特征。

颜色特征和纹理特征是在图像处理和模式识别领域取得广泛应用的重要特征。两者也能够相互补充, 有机结合。由于每个超像素包含的像素个数不同, 首先对每个超像素提取归一化直方图特征作为一元特征。采用颜色特征和纹理特征构造一元特征如下:

$$x_i = [x_{i_c}, x_{i_t}] \quad (5)$$

式中:  $x_{i_c}$ 、 $x_{i_t}$  分别为第  $i$  个超像素的纹理归一化直方图和颜色归一化直方图。

局部相位量化(local phase quantization, LPQ)是基于局部图像离散傅里叶变换的频域相位特征, 由 Ville Qjansivu 等人<sup>[20]</sup>在 2008 年提出。LPQ 是一种具有模糊不变性的纹理特征描述算子, 因为其对噪声有很强的鲁棒性和优秀的分类能力, LPQ 已经在人脸识别领域得到广泛应用, 同样也适用于人脸图像的分割。

对图像  $f(x)$  的每个位置  $x$  的  $M \times M$  邻域  $N_x$  进行二维离散傅里叶变换(2-D DFT), 如下:

$$F(u, x) = \sum_{y \in N_x} f(x-y) e^{-j2\pi u^T y} = \mathbf{w}_u^T \mathbf{f}_x \quad (6)$$

式中:  $\mathbf{w}_u$  是 2-D DFT 在频率  $u$  上的基向量,  $\mathbf{f}_x$  是  $N_x$  域中  $M^2$  个图像样本构成的向量。

LPQ 只考虑 4 个复系数, 即对应于二维频率  $u_1 = [a, 0]^T$ ,  $u_2 = [0, a]^T$ ,  $u_3 = [a, a]^T$  和  $u_4 = [a, -a]^T$ 。其中  $a$  为满足模糊不变形条件的标量频率。

令

$$\mathbf{F}_x = [F(u_1, x), F(u_2, x), F(u_3, x), F(u_4, x)] \quad (7)$$

$$\mathbf{F}_x = [\text{Re}\{F_x\}, \text{Im}\{F_x\}]^T \quad (8)$$

选择如下量化器进行量化:

$$q_j(x) = \begin{cases} 1, & f_j(x) \geq 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $f_j(x)$  是向量  $\mathbf{F}(x)$  的第  $j$  个元素, 这样就得到 8 个二进制系数  $q_j(x)$  组成的  $0 \sim 255$  的整数值, 即为该像素点的 LPQ 标记值:

$$f_{LPQ} = \sum_{j=1}^8 q_j 2^{j-1} \quad (10)$$

对每一个超像素建立 LPQ 归一化直方图:

$$x_{ii} = \frac{1}{N_i} [N_{if_1}, N_{if_2}, \dots, N_{if_8}, \dots, N_{if_{255}}] \quad (11)$$

式中:  $N_i$  为第  $i$  个超像素所含像素总个数,  $N_{if_j}$  为第  $i$  个超像素中 LPQ 值为  $f_j$  的像素个数。

同时在 Lab 彩色空间中, 通过 kmeans 算法将所有训练图片的像素颜色聚类得到 64 个聚类中心(cluster), 对超像素内的每一个像素, 根据欧氏距离最近邻的原则判断其属于第几个聚类中心, 从而建立超像素颜色归一化直方图, 表达式如下:

$$x_{ik} = \frac{1}{N_i} [N_{ik_1}, N_{ik_2}, \dots, N_{ik_64}, \dots, N_{ik_{64}}] \quad (12)$$

式中:  $N_i$  为第  $i$  个超像素所含像素总个数,  $N_{ik_j}$  为第  $i$  个超像素中属于第  $k$  类的像素个数。

### 2.2 基于空间位置的二元能量函数

由于图像场景的无约束性和超像素间的关联性, 一元能量函数不可能完整地表述整幅图像。因此为了进一步改善分割的效果, 提取相邻超像素之间的关联信息是必要的。二元函数使得 CRFs 更客观合理地描述超像素的相互影响作用, 很大程度上解决了朴素贝叶斯分类器因假设像素相互独立而带来的分割准确率不高的问题, 图像的马尔可夫特性也在这里得到体现。

为此, 以二元能量函数来反映相邻超像素之间的差异性能量, 以保证如果 2 个相邻超像素特征越相似, 则他们被分到不同标签的可能性就越小。

为便于讨论, 实验采用的人脸图片均是经过对齐(Alignment)的, 面部皮肤、头发和背景所在的区域位置相对固定, 即超像素在图片上的位置也是其重要特征。由此提出的基于空间位置的二元能量函数公式如下:

$$I_{ij}(y_i, y_j, x_{ij}) = y_i y_j \sum_{n=1}^{N'} |p_m - p_m| \sum_{\epsilon=1}^{D_i} \Psi_{\epsilon} x_{ij\epsilon} \quad (13)$$

$$p_i = \frac{1}{N_i} [N_{i_1}, N_{i_2}, \dots, N_{i_{N'}}] \quad (14)$$

式中:  $\Psi$  为待训练参数向量,  $x_{ij}$  表示超像素  $i$  和  $j$  的二维特征,  $p_i$  表示第  $i$  个超像素的所有像素投影到  $N \times N$  网格后归一化直方图,  $N_i$  为超像素  $i$  包含像素总个数,  $[N_{i_1}, N_{i_2}, \dots, N_{i_{N'}}]$  为超像素落入每个网格中的像素个数。示例如图 3 所示。

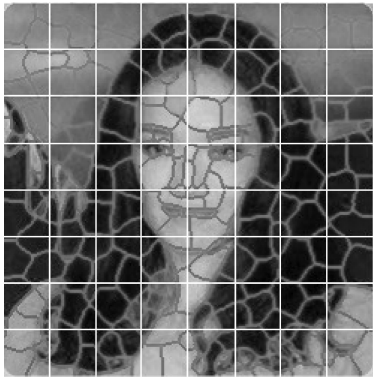


图3 建立超像素空间位置归一化直方图实例

将整张人脸图像投影到  $8 \times 8$  的网格后,根据超像素落入每个网格中的像素个数,构建归一化直方图。标记为绿色的第 63 个超像素只落入了的编号为 12、13、20 和 21 的网格内,因此其  $8 \times 8$  维空间位置归一化直方图为:

$$p_{63} = [\dots, 0.51, 0.05, \dots, 0.41, 0.03, \dots, 0] \quad (15)$$

采用了 3 种特征构造二元特征如下:

$$x_{ij} = [\text{Dis}_c(i, j), \text{Dis}_t(i, j), \sum_{p \in B(i, j)} PB_p] \quad (16)$$

式中:  $\text{Dis}_c(i, j)$  表示相邻超像素颜色直方图的欧氏距离:

$$\text{Dis}_c(i, j) = \|x_i - x_j\|_2 \quad (17)$$

$\text{Dis}_t(i, j)$  表示相邻超像素纹理直方图的卡方距离 (Chi-squared distance):

$$\text{Dis}_t(i, j) = \chi^2(x_i, x_j) \quad (18)$$

$PB_p$  是相邻超像素边界上像素  $p$  的边缘概率<sup>[21]</sup> (Probability of Boundary),取值在  $[0, 1]$  范围内,  $B(i, j)$  为相邻超像素边界上像素的集合。

### 3 实验

研究分别在 2 个数据库上进行实验,分别是 LFW 数据库<sup>[22]</sup>和 CIGIT Asia-LFW 数据库。2 个数据库的所有图像均已被分割为约 250 个超像素且每个超像素被手工标记为头发、皮肤和背景 3 个类别之一。

Part Labels Database 是 LFW 数据库图片经过漏斗对齐 (Aligned with funneling) 和标记 (Labeled) 的子数据库。共有 1838 个人的 2927 张图片,每个人有 1~4 幅图像,图像均为  $250 \times 250$  大小的 JPEG 格式。挑选出 2 000 张图片作为训练数据,927 张作为测试数据。

CIGIT Asia-LFW 名人人脸数据库 (以下简称 Asia-LFW 数据库) 由中科院重庆绿色智能技术研究院多媒体中心收集。挑选其中 688 个人的 688 张人脸图像作为实验数据,图像均为  $250 \times 250$  大小的 JPEG 格式,其中 588 张用于训练,100 张用于测试。

为了评估人脸图像分割性能,采用像素分类正确率

(pixel classification rate, PCR) 作为评价指标,即正确分类超像素数目与超像素总数目的比值。

分割正确率实验结果如图 4 和 5 所示。

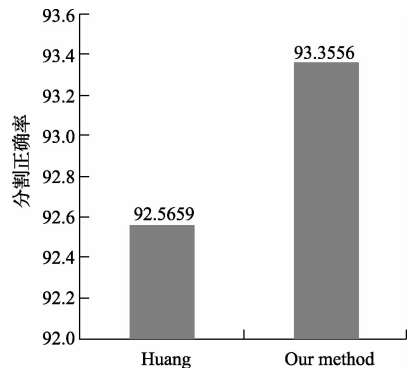


图4 本文模型在 LFW 数据库中的分割正确率

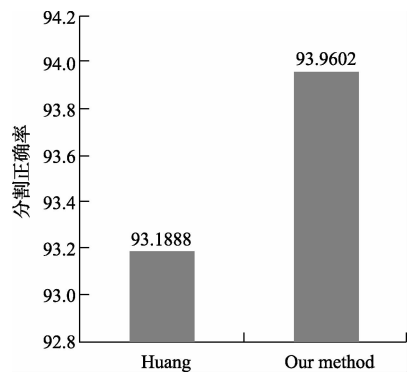
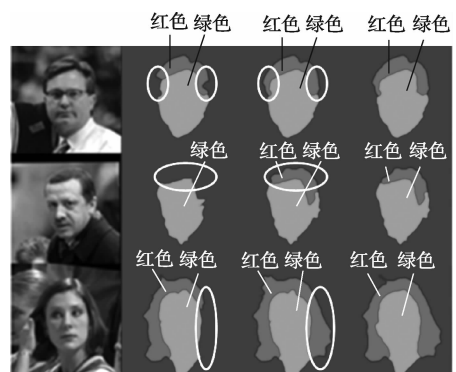


图5 本文模型在 Asia-LFW 数据库中的分割正确率

实验结果表明,通过使用更优良的纹理描述算子 LPQ 构建一元特征,引入空间位置信息构建二元能量函数,从而建立了多特征融合的条件随机场模型。该模型针对复杂的人脸图像,能够有效地分割出面部皮肤、头发、背景 3 种区域,平均分割正确率约为 93.5%。比之 Huang 等人采用的标准线性条件随机场,可以看出本模型的明显的改进。

分割实例如图 6 所示。



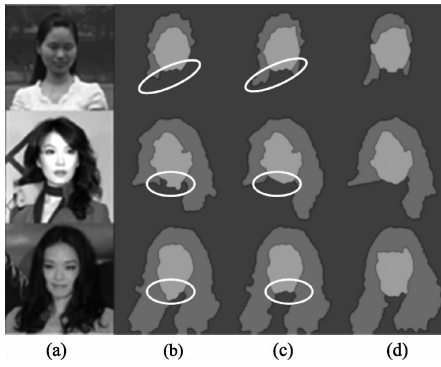


图 6 人脸图像分割结果对比

其中前 3 组为 LFW 数据库实验结果,后 3 组为 Asia-LFW 数据库实验结果。每一行依次为 (a) 原始图片、(b) Huang、(c) my method、(d) ground truth。图中绿色区域表示面部皮肤,红色区域表示头发,蓝色区域表示背景。

通过上图实验样本的分割结果对比,可以直观地看出本文所用的多特征融合的条件随机场模型能够十分有效地对复杂背景的人脸图像进行分割,通过图中椭圆标记部分的对比(如第 2 行和第 3 行的头发区域和第 6 行的下巴区域)也可以看到本文模型对 Huang 模型的改进,有效提高了分割正确率。可以通过分割结果对头发长度、性别、面部朝向、有无胡须等高层次人脸属性进行有效估计。



图 7 分割错误样本结果对比:(a)原始图片,(b)Huang,(c)my method,(d)ground truth

另外,本文模型有效减少了 Huang 模型产生的错误分

割,但对于某些特殊情况仍难以处理。因为实验数据库都是人在自然场景中的图像,背景极其复杂多变,包含了极具挑战性的场景,如遮挡、光照不均、姿势多样性等。

如图 5 中所示,第 1 行(头发和背景中的帽子)、第 5 行(手臂和脸部皮肤)和第 6 行(头发和背景)图像中区域间相似的问题、第 2 行图像中的阴影问题、第 3 行和第 5 行图像中的遮挡问题、第 4 行图像中的光照不均问题等一系列问题是造成错误分割的主要原因。

这些问题容易造成超像素的表征信息即颜色或纹理发生变化,使得其一元特征与其本身的标签属性产生偏差,二元能量函数使特征相似的超像素取得相同的标签值,最终造成错误分类。不同程度地变化直接影响了偏差的大小,也从而决定了是否会产生错误分类。实际上,从正确分类的实验结果来看,随着空间位置信息的引入实现对超像素位置的约束,一般的光照不均或者遮挡等问题已经在很大程度上的得到解决。

## 4 结 论

提出了一种基于 LPQ 纹理直方图特征和空间位置信息的条件随机场模型,能够有效地融合多种特征将复杂背景的人脸图像分割为面部皮肤、头发、背景 3 个区域。从实验结果来看,CRFs 在人脸图像分割有很好的应用,提供了关于面部皮肤、头发和背景的大量信息,可以对性别、姿势等高层特征属性进行估计,对于人脸识别、姿态估计等方面有重要作用。

另外,对于遮挡、光照不均等极具挑战性的场景,本文模型仍有一定局限性。克服这些缺点,将是课题组下一步将要研究的工作。

## 参考文献

- [1] HUANG G B, NARAYANA M, LEARNEDMILLER E. Towards unconstrained face recognition[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2008. CVPRW'08, IEEE, 2008: 1-8.
- [2] 何光辉,唐远炎,房斌,等. 图像分割方法在人脸识别中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(28): 196-198.
- [3] 翁磊,沈天飞,张贺. 基于头势的人机交互系统研究[J]. 电子测量技术, 2013, 36(7): 51-54.
- [4] 赵齐月,毛征,张庆龙,等. 基于局部熵值分布图的目标分割及质心计算[J]. 国外电子测量技术, 2014, 33(2): 33-36.
- [5] 毋立芳,沈兰荪,孔潇,等. 基于曲线拟合的人脸分割算法[J]. 计算机学报, 2003, 26(7): 893-897.
- [6] 陈鹏飞,王靖. 基于形状识别的人脸轮廓线提取[J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(3): 890-894.
- [7] CHEN P F, WANG J. Contour extraction of human face

- based on shape recognition [J]. *Computer Engineering and Design*, 2014, 35(3): 890-894.
- [8] 刘嘉敏, 王玲, 兰逸君, 等. 基于外耳轮廓边缘信息的人耳识别[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2008, 20(3): 337-342.
- [9] 周云鹏, 朱青, 王耀南, 等. 面部多特征融合的驾驶员疲劳检测方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2014, 28(10): 1140-1148.
- [10] CHEN D S, LIU Z K. Edge features in color image and their face detection performance evaluation [J]. *RuanJianXueBao (J. Softw.)*, 2005, 16(5): 727-732.
- [11] 林奎成, 王雪, 谈宇奇. 复杂光照下自适应区域增强人脸特征定位[J]. *仪器仪表学报*, 2014, 35(2): 292-298.
- [12] NIKOLAIDIS A, PITAS I. Facial feature extraction and pose determination [J]. *Pattern Recognition*, 2000, 33(11): 1783-1791.
- [13] 龚勋, 王国胤, 李天瑞, 等. 基于混合能量活动轮廓模型的人脸分割方法[J]. *软件学报*, 2013, 24(3): 623-638.
- [14] 李昕昕, 龚勋, 夏冉. 一种自动的人脸轮廓定位方法[J]. *南京大学学报:自然科学版*, 2013, 2: 006.
- [15] LEE K, ANGUELOV D, SUMENGEN B, et al. Markov random field models for hair and face segmentation [C]. *Automatic Face & Gesture Recognition*, 2008: 1-6.
- [16] SCHEFFLER C, ODOBEZ J M, MARCONI R. Joint adaptive colour modelling and skin, hair and clothing segmentation using coherent probabilistic index maps [C]. *Proceedings of the British Machine Vision Conference*. 2011, 33(1): 101-116.
- [17] 徐胜军, 韩九强, 刘光辉. 基于马尔可夫随机场的图像分割方法综述[J]. *计算机应用研究*, 2013, 30(9): 2576-2582.
- [18] LAFFERTY J, MCCALLUM A, PEREIRA F C N. Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data [J]. *Proceedings of the 18th International Conference on Machine Learning 2001 (ICML 2001)*, pages 282-289.
- [19] HE X, ZEMEL R S, CARREIRA-PERPINDN M A. Multiscale conditional random fields for image labeling [C]. *Proceedings of the 2004 IEEE computer society conference on Computer vision and pattern recognition*, 2004. CVPR 2004. IEEE, 2004, 2(2): II-695-II-702.
- [20] OJANSIVU V, HEIKKILÄ J. Blur insensitive texture classification using local phase quantization[M]. *Image and Signal Processing*. Springer Berlin Heidelberg, 2008: 236-243.
- [21] MARTIN D R, FOWLKES C C, MALIK J. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(5): 530-549.
- [22] HUANG G B, MATTAR M, BERG T, et al. Labeled faces in the wild: A database for studying face recognition in unconstrained environments [C]. *Workshop on Faces in 'Real-Life' Images: Detection, Alignment, and Recognition*, 2008.

## 作者简介

尹艳鹏, 1989年出生, 硕士研究生。主要研究方向为模式识别, 图像处理。

周颖, 1990年出生, 硕士研究生。主要研究方向为图像处理, 光场渲染。

曾丹, 1982年出生, 副教授, 博士。主要研究方向为计算机视觉、数字图像处理。

程诚, 1982年生, 助理研究员, 博士。主要研究方向为深度学习、人脸识别。

张之江(通讯作者), 1968年出生, 教授, 博士。主要研究方向为计算机视觉、数字全息。

E-mail: zjzhang@mail.shu.edu.cn