

## 图像扇形特征及其应用

陈腊梅, 陈 斌, 陈家辉

(中国科学院 成都计算机应用研究所, 成都 610054)

(chenlamei05@mails.gucas.ac.cn)

**摘 要:**以图像 Harr-like 矩形特征为原型,提出了一种新的基于图像灰度信息的区域特征——扇形特征及其提取方法。以圆的旋转不变特性为基础,在极坐标下将图像分割为不同的扇形(段)子块,并将各子块区域灰度和作为表示扇形子块的特征,然后对子块特征集进行归一化,所得的归一化扇形特征集作为特征选取的空间。将该特征提取方法应用到人脸识别系统中,与传统方法的比较实验表明扇形特征具有较好的识别效果,且对图像平移、旋转、缩放和噪声干扰均具有较好的鲁棒性。

**关键词:**特征提取;同心圆划分;扇形划分;扇形特征

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A

## Features and application of image sector

CHEN La-mei, CHEN Bin, CHEN Jia-hui

(Chengdu Institute of Computer Application, Chinese Academy of Sciences, Chengdu Sichuan 610041, China)

**Abstract:** Based on Harr-like rectangle features, a new image feature-sector feature and its extraction method were proposed. With rotational invariance of circle, image was divided into different sectorial sub blocks in polar coordinates, and the sum of regional pixels was taken as sector eigenvalue. Then a normalized feature space by norming sector feature set was got. Application on real-time face detection system shows that, the sector features have better recognition performance and preferable robustness on image transforming, rotation, scaling, and noise jamming than traditional image features.

**Key words:** feature extraction; homocentric circle division; sectorial division; sector features

### 0 引言

特征提取可以看作是从测量空间到特征空间的一种映射或变换。原始信息的数据往往是海量的,通过特征提取和选择可以降低特征空间的维数,达到降低计算复杂度和提高分类准确率的目的。

图像识别分类所采用的特征提取方法主要有基于区域灰度特性、图像统计特性和基于结构等方法。同一方法针对不同应用其具体的提取方式又不一样。文献[1]基于 AdaBoost 应用的实时人脸检测系统提取的是 Harr-like 矩形子图像特征;印刷体字符识别通过水平或垂直方向投影<sup>[2]</sup>来实现特征降维;手写体汉字识别则是基于笔画密度的弹性网格特征提取方法<sup>[3]</sup>;目标物形状识别则通过跟踪物体轮廓<sup>[4]</sup>以获取结构特征的低维表示。

对任意特征提取方法,其提取的特征量能否准确可靠地反映目标对象的本质特征无疑对后续分类识别至关重要。Harr-like 矩形特征简单有效,但对图像平移和形变敏感;水平或垂直投影特征则受图像噪声和形变影响大;基于轮廓跟踪的结构特征具有相当的抗形变和噪声能力,但计算复杂。

本文提出了一种新的基于区域灰度信息的图像分类特征——扇形特征,可以看成是 Harr 矩形特征的延伸或演化。该方法根据圆具有的旋转不变特性,用圆的子扇形块去覆盖(分割)图像,获得图像的扇形特征表示矩阵,对特征矩阵预处理(特征规范化)后抽取图像典型特征向量。特征提取过程分两部分。前一部分称特征初提取,获得图像特征的基本

表示。后一部分叫特征规范化,使属于同一等价特征空间的特征向量集聚。实验表明本文的扇形特征提取方法跟 Harr-like 矩形特征一样简单有效,同时对图像形变和噪声干扰具有较好的鲁棒性。

### 1 图像的 Harr-like 特征及积分图

#### 1.1 Harr-like 特征简介

图像 Harr-like 特征计算的是特征矩形中白色区域覆盖的像素灰度值之和与灰色区域覆盖的像素灰度值之和的差,如图 1 所示。

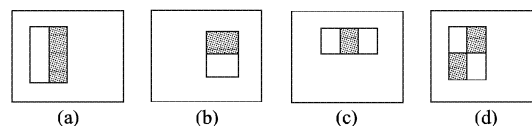


图 1 Harr-like 特征模型

文献[5]对 Harr-like 形式进行了扩展,他们在基本的 Harr-like 特征的基础上引入了 45°方向的旋转特征,形成了一整套的 Harr-like 和 Center-surround 特征集,增强了原有 Harr-like 特征的表达能力。

任何一个 Harr-like 集的特征表示是一个五元组:特征类型、特征中心对称角上两点的坐标值。引入垂直积分图(Upright Integral Image, UII)和旋转积分图(Rotated Integral Image, RII)<sup>[6]</sup>后,每个特征的计算能够在常数时间内完成。

#### 1.2 图像积分图

垂直积分图  $UII(x, y)$  的定义为:

收稿日期:2008-05-05;修回日期:2008-06-29。

**作者简介:**陈腊梅(1983-),女,贵州六盘水人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别; 陈斌(1970-),男,四川广汉人,研究员,主要研究方向:图像处理、模式识别、机器视觉; 陈家辉(1982-),男,云南曲靖人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别。

$$UII(x, y) = \sum_{0 \leq x' \leq x, 0 \leq y' \leq y} I(x', y') \quad (1)$$

其中  $I(x', y')$  表示图像中坐标为  $(x', y')$  的像素点的灰度值。

利用垂直积分图, 可以在常数时间内获得原始图像中任意尺度矩形区域的像素灰度值之和。

旋转积分图则定义了图像  $45^\circ$  方向任意尺度矩形特征值的计算方法, 其思想跟垂直积分图一样, 此处不再赘述。

Harr-like 和 Center-surround 特征集能够刻画图像上任何位置上任何尺度的边、线、包围形状信息。随着特征表示 5 个参数的变化, 整个特征集的数量相当庞大。一张  $19 \times 19$  的图像其特征数量级竟达到 10 万。另一方面, 该特征集仅仅是图像规则矩形位置特征的抽取, 而对各特征(矩形)位置和结构间的关系表达力不强。首先特征本身对位置变化敏感(即对图像的平移、旋转变换等鲁棒性差); 其次由于特征间关系信息不足, 对图像的整体结构把握就不够。

本文提出的扇形特征可以看成是 Harr-like 特征的延伸或演化, 它以子扇形块来刻画图像位置特征, 并从很大程度上保留了各特征间(尤其是相邻区域特征间)的关系。基于圆的旋转不变性, 扇形特征及各特征间的关系对图像的平移、旋转和小尺度缩放变换不敏感, 对图像细节和整体结构特征的表达都具有相当的鲁棒性。并且同样能利用积分图实现快速计算。下面给出具体描述。

## 2 图像扇形特征及提取

图像的同心圆特征<sup>[7]</sup>利用一组同心圆环来分割图像, 如图 2(a)所示, 提取具有对图像旋转、平移不变特性粗略表示的一维特征向量组, 具有一定的抗图像形变能力。

但这种特征对图像的细节描述不足。如果继续用等夹角间距的圆半径来分割该同心圆环, 如图 2(b)所示, 则整个圆面就是很多个小扇形(扇环)基元的集合, 如图中的 A, B, ... 区域。划分所得扇形基元实际上是直角坐标下图像点集的极坐标表示, 圆心即为极点。将每个小扇形基元所覆盖区域的图像灰度值总和作为该特征基元的特征, 相当于 Harr-like 特征白色或灰色矩形区的灰度值特征。扇形特征就是由这样的若干个或若干相邻基元组成的扇形(或扇环)块。不同扇形特征块之间的关系就可能是包含、相邻、相交和相离。图 4 右中 A 与 B、C、D 相邻, A 包含于 A + C 区域。

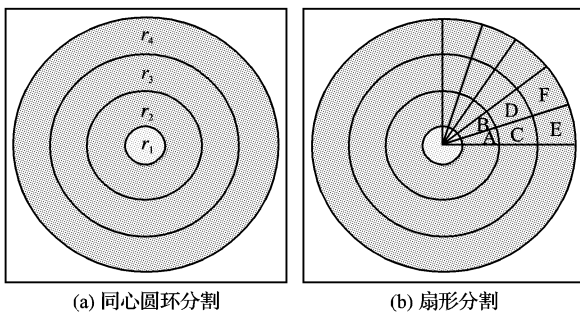


图 2 图像的同心圆划分和扇形划分

于是所有扇形特征基元是图 3 中两种形式之一。图 4 则给出了一些扇形特征实例。

在扇形特征定义中给出不同特征之间的关系及运算, 就能使扇形特征具有更强的反映图像本质特征的能力。一个扇形特征是这样一个三元组:  $SF(P, R, V)$ 。

其中  $P$  是一个四元向量  $(r_1, r_2, \theta_1, \theta_2)$ ,  $r_1$  和  $r_2$  分别是

扇环的内径和外径,  $\theta_1$  和  $\theta_2$  是扇环区域的起始极角和终止极角。则  $P$  标定了极坐标下扇环区域的位置和大小。 $R$  是与该扇形特征具有某种(些)关系的扇形特征集, 即  $R = \{P_1, \dots, P_n\}$  或空集。 $V = \{V_1, \dots, V_n\}$  则对应了  $R$  集上各特征与当前特征的相关运算, 该运算可以是任意对图像区域灰度有意义的运算法则。对于简单的图像特征提取应用, 集合  $R$  一般也是简单的。如若限定  $R$  仅由与当前扇形特征具有包含关系的特征组成, 且  $R$  只包含当前扇形特征本身, 那么对应的运算集合  $V$  可定义为空。

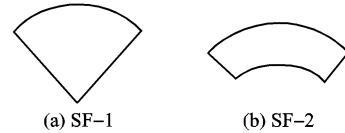


图 3 图像扇形特征基元

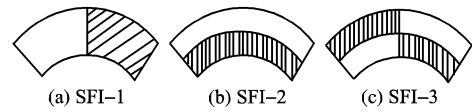


图 4 一些扇形特征实例

下面给出扇形特征提取的基本步骤:

1) 确定图像划分的圆心(或极点)。

目标图像的平移、旋转和缩放不变点是进行图像划分的理想圆心点(极点)。实际应用中只能寻找其最接近点。处理对象不同, 寻找该点的方法和难度也不一样, 稍后将做具体讨论。

2) 直角坐标系图像到极坐标的映射。

以已确定的圆心为中心对图像做扇形划分, 将划分后属于同一扇形特征基元区域的像素灰度值累加和作为该扇形基元的特征值(正如往并列放置的容器里投球), 故该变换是矩阵(原图像)到矩阵(扇形基元构成的新图像)的变换。图像划分前需先确定两个参数: 同心圆半径步长  $r_d$  和极角方向划分步长  $\omega_d \cdot r_d$  可为恒定值, 也可以是变值, 以单位像素(或  $\sqrt{2}$  倍单位像素)为单位;  $\omega_d$  则一般取恒定弧度值。若  $r_d$  和  $\omega_d$  均取恒定值, 则大小为  $M \times N$  的图像  $f$  经变换后所得矩阵  $J$  大小为  $S \times T$ ,  $S = \lceil D_{MR}/r_d \rceil$ , 其中  $D_{MR}$  为圆心到图像边缘的最大距离, 而  $T = \lceil 2\pi/\omega_d \rceil$ 。先初始化  $J$  为零矩阵, 圆心为  $C(c_x, c_y)$ , 定义像素点集到扇形特征基元集的一一映射或多对一映射:

$$\{f(i, j), 0 \leq i \leq M-1, 0 \leq j \leq N-1\} \rightarrow \{J(\lceil DST((i, j), C)/r_d \rceil, \lceil \omega(i, j)/\omega_d \rceil), DST((i, j), C) = \|i - c_x, j - c_y\|_2, \omega_{i, j} = \Psi(i - c_x, j - c_y)\} \quad (2)$$

其中  $\Psi(A)$  表示向量  $A$  的相位角。

于是定位扇形特征的四元向量  $P(r_1, r_2, \theta_1, \theta_2)$  改用  $P(r_1, r_2, n_1, n_2)$  的离散化形式, 其中  $n_1 = \lceil \theta_1/\omega_d \rceil$ ,  $n_2$  同理。

经过这样的映射变换后, 一个扇形基元可能覆盖任意多个图像像素点, 但这种覆盖并不会重复, 即任一像素属且仅属于某一个扇形基元。

我们把经映射变换所得矩阵  $J$  称为图像的扇形特征矩阵。矩阵  $J$  具有明显的意义:  $J$  的列投影向量是简单的仅沿极角方向进行扇形划分的结果特征向量, 而行投影则等价于同心圆特征。

3) 扇形特征矩阵归一化。

由图像扇形划分及映射规则可知, 特征矩阵  $J$  对图像平移变换保持恒定, 图像旋转则对应于矩阵  $J$  的列横向循环移位。故矩阵  $J$  属于对图像平移和旋转不变的同一个等价类, 对

$J$  进行特征归一化后的规范化特征矩阵  $J^*$  对图像的平移和旋转是不变的(若图像无旋转,则  $J = J^*$ )。简言之,特征归一化过程就是要找出矩阵  $J$  的列横向循环移位参数  $\Delta T$ ,再用该参数来归一化  $J$  到同一相位。 $\Delta T$  的确定方法稍后讨论。

4) 计算(规范化)特征矩阵的垂直积分图。

特征矩阵  $J_{S \times T}$  (或  $J^*$ ) 可看作是一张新图像,计算其垂直积分图  $U_{II}$  以便后续特征提取之用。

5) 特征选择(抽取)。

并非所有特征都对分类识别有用。根据不同应用选择有效特征,同时确定不同特征间的关系和运算。

于是典型的扇形特征提取过程为:确定圆心(极点)、进行图像扇形划分和映射、归一化特征矩阵  $J$ 、计算  $J^*$  阵积分图和特征选取。下面将对主要过程做详细讨论。

### 3 参数选取

确定图像扇形划分参数和特征矩阵归一化参数是扇形特征提取的首要一步。扇形划分参数主要包括进行扇形划分的圆心点(极点)和划分步长。因为图像的划分方式决定了提取的扇形特征基元集,那么针对不同应用选择适当的参数值是保证特征集能有效代表图像特征的前提。

#### 3.1 寻找图像扇形划分的圆心点(极点)

目标图像的平移、旋转和缩放不变点是进行图像扇形划分的理想圆心点(极点)。实际应用则往往只能找到其最接近点。寻找该近似点的方法和难度根据应用的不同而有所差异。二值图像或一般灰度图像采用质(重)心<sup>[8]</sup>;灰度或彩色图像利用和矢量的圆心定位法<sup>[9]</sup>;红外图像则利用基于泰勒级数展开的质心识别算法<sup>[10]</sup>;若不考虑平移变换的影响,简单选取图像的几何中心同样有效。综合以上情况,一般应用确定圆心的复杂度为  $O(MN)$ 。

#### 3.2 扇形划分的步长

图像扇形划分的主要参数是同心圆半径步长  $r_d$  和极角方向划分步长  $\omega_d$ 。步长选取的宗旨是以尽可能大的划分粒度保持尽量多的图像信息。 $r_d$  一般取恒定值(如单位长),考虑到圆扇形面积与半径相关,为使划分均匀, $r_d$  也可以是变值,即同心圆步长随半径增大而减小。 $\omega_d$  则有赖于具体情况,实际应用往往是先给出变换矩阵  $J$  的  $T$  值,再反求  $\omega_d = 2\pi/T$ 。在一定范围内, $\omega_d$  越小,即扇形划分越细,对图像细节的描述也越精确。因为图像本身具有粒度极限,那么这种细节描述的精确度亦有极限值,这个极限阈值  $\omega_r = \sqrt{2}/s$ ,其中  $s$  为圆心到图像边缘最大距离。事实上在  $\omega_d$  小至粒度阈值  $\omega_r$  之前,变换矩阵  $J$  已开始逐渐退化为稀疏阵,其列大小  $T$  值按线性增长,仅仅增加了运算量,却几乎没有增加扇形特征对图像细节的刻画能力(SF Capability)。图 5 描绘了这种变化趋势。

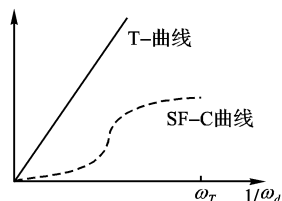


图 5 参数  $T$  和扇形特征对细节的刻画能力随  $\omega_d$  变化图

#### 3.3 归一化特征矩阵参数 $\Delta T$

由于信号的循环移位是相位差移位,对特征向量归一化实际上就是归一化特征向量相位。对特征矩阵  $J$  来说,就是要

找出其列横向循环移位参数  $\Delta T$ 。

从信号处理的角度分析,傅立叶级数的一次谐波分量属于信号的低频部分,受噪声影响较小,也不受直流分量变化的影响(对图像灰度整体改变不敏感),故可采用图像傅立叶变换的一次谐波分量  $F(0,1) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) e^{-j2\pi \frac{xy}{N}}$  的初相

角  $\varphi$  来确定参数  $\Delta T$ ,则  $\Delta T = \left[ \frac{\varphi T}{2\pi} \right]$ ,其中  $T$  为  $J$  阵列大小。

实际上,由于矩阵  $J$  的列投影向量保持了列的循环移位特性,对  $J$  先进行列投影降维再实施以上步骤同样能得到  $\varphi$  值的很好估计。则归一化特征矩阵  $J$  的一般复杂度为  $O(MN)$ 。

### 4 扇形特征间的关系和运算

扇形特征之间的关系是下面四种之一:包含、相邻、相交或相离。并且任何两个扇形特征间的这种关系不会因为图像的平移、旋转而发生变化,具体表现为变换矩阵  $J$  对图像平移变换保持恒定,图像旋转相当于  $J$  的横向循环移位。对于图像尺度上的缩放变换,所得特征矩阵  $J'$  可近似看成是原图像特征矩阵  $J$  的纵向插值或重采样,于是矩阵  $J$  (或  $J'$ ) 的各列向量(圆的同心扇形)间关系对图像的缩放变换又保持近似的恒定。若应用中需要考虑图像的缩放变换影响时,特征提取则应尽可能多地从寻找矩阵列向量间的关系出发。

具有某种关系的特征间运算可以是任何有意义的运算方式,如特征灰度值的比值或差值。也可以定义空运算,而仅将不同的扇形特征值并列组成一个特征向量。如由相邻扇形特征集组成的特征向量刻画了图像沿圆环的旋转不变量。又如若令四元组  $P(r_1, r_2, \theta_1, \theta_2)$  中  $\theta_1, \theta_2$  恒定分别取 0 和  $2\pi$ ,  $R$  为空集,则得到的相邻特征集向量就是简单的同心圆特征。

### 5 计算效率分析

前面分析已知,确定图像扇形划分中心点的复杂度为  $O(MN)$ ;式(2)所定义的图像映射变换、特征矩阵归一化和计算  $J^*$  阵积分图复杂度亦均为  $O(MN)$ ;基于积分图结果,任一扇形特征的特征值则可在常数时间内获得。故整个特征提取过程复杂度为  $O(MN)$ 。

### 6 实验与分析

实验将本文的扇形特征应用到 Paul Viola 和 Michael Jones 的人脸检测系统模型<sup>[1]</sup>中,从速度和识别率两方面与原来的基于 Harr 特征的方法进行比较和实验分析。

在 Viola 的人脸检测系统中,构造了一个 38 级的分级加速分类器。最初的分类器花费很少的处理时间但是排除大量的非人脸样本。后面的分类器排除剩余的负样本,但是需要额外的计算时间。这样处理几次以后子窗口的数量就从根本上得到减少。

本实验中利用该分类模型构建人脸识别分类器。

实验图片共 15 214 张,有两个来源:MIT 人脸数据库<sup>[11]</sup>和从 World Wide Web 上随机抓取的图片。其中来自 MIT 库的人脸和非人脸样本数分别为 2 706 与 4 381,其他图片集的人脸与非人脸样本数分别为 2 370 和 5 757。图片大小均归一化为  $20 \times 20$ ,且部分人脸图像有一定角度的旋转。一些人脸样本图如图 6 所示。

从实验图片集中随机地挑出 4 076 张人脸图片和 9 138 张

非人脸图片作为训练集来训练分类器。剩下的共 3 000 张图片作为测试集。为验证扇形特征对旋转的适应能力, 将测试用人脸图片的 1 000 张图片随机地选择一些做任意角度旋转变化, 又生成 426 张旋转人脸图像, 将它们加入前面的 3 000 张测试集, 形成最终的测试集, 图片总数为 3 426 (1 426 张人脸图像和 2 000 张非人脸图像)。部分测试图片如图 7 所示。



图 6 部分正面人脸图片集



图 7 部分测试图片

基于 Harr 特征的方法选取了六种基本的 Harr 特征, 总特征数量为 101 940。扇形特征的提取采用如下方式: 扇形划分圆心取图像的质心;  $S = 10, T = 90$ , 即图像半径方向的划分取 10 个同心圆, 采用变化步长, 最内层半径  $r_0 = 2.5, r_i = r_{i-1} - 0.11111$ ; 极角划分的步长为  $2\pi/90$ ; 归一化特征矩阵采用简单的列投影的方式求相位  $\varphi$  和参数  $\Delta T$ ; 选取如图 4 所示三种扇形特征, 总特征数量为 121 790。特征值的运算同 Harr 特征, 采用灰度累加再求差分的方式。

按 Viola 的方法<sup>[1]</sup>构造人脸检测级分类器。训练第一级分类器是选用所有的 4076 张人脸样本和 9138 张非人脸样本; 第二级分类器训练采用全部的 4076 张人脸样本和在第一级分类中误分为人脸非人脸样本; 该过程一直下去以保证每一级分类器都用它前一级的分类错误样本作为负样本集。要求每一级训练负样本数大于某固定值 (本实验为 4 000), 当小于时从原训练集中随即选取来补充。直到某级分类错误率小于给定阈值时, 训练过程结束。基于 Harr 特征的方法最后得到的分类器共 36 级, 包含 5 761 个特征。扇形特征方法得到共包含 3 775 个特征的 25 级分类器。在相同环境下两种方法分类器训练结果及耗时比较见表 1。

将测试集应用于训练所得分类器, 测试结果见表 2, 其中: “正确检测数”是将人脸图像正确检测出来的数量, “误检个数”是将非人脸图像误检测为人脸的数量。

实验结果表明, 在该应用下扇形特征方法用更少的特征数和更小的分类器代价, 却获得了比基于 Harr 特征方法更好的分类效果。原因在于扇形特征对图像旋转具有更强的鲁棒性。这一点不仅从前面的分析得以说明, 同时也被进一步的实验统计结果所证实: 基于 Harr 特征的方法, 其检测的困难样本多集中在经旋转变化后的样本图像上。利用扇形特征能更容易地获取图像的有效分类特征, 故构造的分类器级数较少, 但效果很好。就训练和识别耗时来说, 虽然提取图像扇形特征需要更多额外开销, 但整体耗时并不多, 主要是由于扇形特征方法所选取的特征数和最终的分类器数量都比 Harr 方法小得多。

表 1 基于不同特征方法的分类器训练结果

特征方法	级数/时	总特征数	总耗时/h
Harr 特征	36	5 761	75
扇形特征	25	3 775	48

表 2 基于不同特征的 AdaBoost 检测结果

特征方法	正确检测数	误检个数	平均耗时/ms
Harr 特征	1 124	67	5.1
扇形特征	1 346	73	6.3

## 7 结语

本文提出了一种新的基于区域灰度信息的图像分类特征——扇形特征及其提取方法。经分析和实验表明了该特征对图像旋转和噪声干扰具有较强的鲁棒性。针对不同应用的简单有效扇形特征提取方法是未来工作的重点。

### 参考文献:

- [1] VIOLA P, JONES M. Robust real-time face detection[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 57(2): 137–154.
- [2] YANG M H, KRIEGMAN D J, AHUJA N. Detecting faces in images: A survey[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(1): 34–58.
- [3] 高学, 金连文, 尹俊. 一种基于笔画密度的弹性网格特征提取方法[J]. 模式识别与人工智能, 2002, 15(3): 351–354.
- [4] PERSON E, FU K. Shape discrimination using fourier descriptors [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(3): 388–397.
- [5] LIENHART R, KURANOV A, PISAREV-SKY V. Empirical analysis of detection cascades of boosted classifiers for rapid object detection[R]. Santa Clara, USA: Intel Corporation, 2002.
- [6] VIOLA P, JONES M. Robust real-time object detection, CRL-2001-1[R]. Cambridge, MA, UK: Cambridge University, 2001.
- [7] 王亚东, 彭嘉雄. 基于不变特征的区域相关技术[J]. 华中理工大学学报, 1996, 24(2): 4–6.
- [8] ZAKARIA M F, VROOMEN L J, ZSOMBOR-MURRAY P J A, et al. Fast algorithm for the computation of moment invariants[J]. Pattern Recognition, 1987, 20(6): 639–643.
- [9] 曹建海, 路长厚. 基于图像灰度和矢量的圆心定位[J]. 光电子激光, 2004, 15(6): 714–718.
- [10] 刘纯胜, 孙家亮, 赵剑, 等. 基于泰勒级数展开的图像质心和角度偏移识别算法[J]. 光学仪器, 2006, 28(3): 42–45.
- [11] SUNG K K, POGGIO T. Example-based learning for view-based human face detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(1): 39–50.