文章编号：1672-2892(2011)02-0258-06

一种基于机器视觉的视频交通流检测系统

赵小明[a]，王新新[b]

(洛阳理工学院 a.电气工程与自动化系；b.计算机与信息工程系，河南 洛阳 471023)

摘 要：简要分析了交通流检测技术的发展现状，结合当前智能交通系统的应用需求，利用连续三帧差分的运动估计方法来构建初始背景，并采用统计打分的策略实时地对背景进行更新；同时提出了一种简单而有效的阴影消除算法以提高交通流参数检测的准确度。另外，针对现有交通流检测系统无车辆跟踪这一环节，可能导致流量多计数的问题，本文提出同时利用车辆的位置信息、颜色信息和分形维信息对车辆进行匹配跟踪的策略。大量实验证明该检测算法能快速、有效地检测出各种交通流参数，为实现交通管理的自动化奠定基础。

关键词：智能交通系统；背景差分法；目标检测；车辆定位；运动目标定位

中图分类号：TN911.73；TP391 **文献标识码：**A

New video detection method for traffic flow based on machine vision

ZHAO Xiao-ming[a]，WANG Xin-xin[b]

(a.Department of Electric Engineering & Automation；b.Department of Computer & Information Engineering，
Luoyang Institute of Science and Technology，Luoyang Henan 471023，China)

Abstract：This paper analyzes the development status of the techniques to acquire traffic information. According to the application requirements on current traffic systems, a motion estimation method adopting three-frame-differencing is used to construct initial background, and the background is updated in real time with the strategy of statistical scoring. A simple and effective method of shadow removal is put forward to increase the accuracy of traffic flow parameters detection. In addition, aiming at Flow Rate Calculation error caused by existing traffic flow detection system having no vehicle tracking system, a matching pursuit algorithm of the vehicle based on the location information, the color information and the fractal dimension information of the vehicle is proposed. A great deal of experiments demonstrate the system can detect various traffic flow parameters quickly and effectively.

Key words：intelligent transportation system；background subtraction；target detection；vehicle location；motion object positioning

交通流检测系统是公路交通监控系统的重要组成部分，用于检测高速公路或城市交通的车流量、车型、车速、占有率等交通参数，为管理者决策提供有效依据，以控制公路的车流出入，是确保道路安全畅通的重要手段。按检测系统的工作方式及工作时的电磁波波长范围，可将目前所使用的检测系统大致划分为三大类：磁频交通流检测系统、波频交通流检测系统和视频交通流检测系统。与其他类型的检测系统相比，视频检测系统具有安装简便，成本低，不影响原有交通条件，方便灵活，便于管理人员的判断和确认等优点，成为目前发展的主流方向[1-3]。

视频交通流检测系统是一个集图像处理和信息管理为一体的综合系统。利用摄像头获取视频信号后，由专用的图像采集卡将视频信号转换成数字图像，计算机对数字图像进行实时处理，实现交通流有关参数的检测，并根据需要将有关数据通过无线通信或计算机网络传输到交通控制中心。其系统运行的流程图见图1。

1 图像背景差分法

经过近些年来的发展，人们已经开发了多种基于视频的交通流检测方法，它们可以大致归结为以下几类：基

收稿日期：2010-07-20；**修回日期：**2010-09-02
基金项目：河南省科技攻关项目(102102310361)

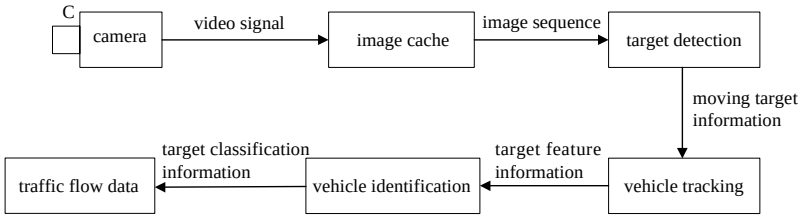


Fig.1 System flow chart
图 1 系统运行流程图

于光流场分析的方法、基于主动轮廓的方法、基于统计模型的方法和基于图像差分的方法[4]。前 3 种方法与第 4 种方法相比，具有准确度高，定位准及不需构建背景等优点，但是算法的复杂性高，目前难以在普通的硬件平台上实现实时处理。因此，图像差分方法被广泛用于实时视频交通流检测系统。

在实际应用中，图像差分方法又可分为 2 种：一种是利用相邻 2 帧图像的差分来检测交通流[5]；另一种是通过当前帧图像与预先构建好的背景图像的差分来检测交通流[6]。第 1 种方法在应用中容易产生“空洞”现象，检测目标的大小与目标运动速度有关，且不能检测出短暂停留的目标，从而影响交通流检测的准确度；第 2 种方法是基于采集设备固定不变、背景短时间内变化很小这一假设前提来实现的，它可以克服相邻帧差分法引起的一些问题，但这一方法需要实时地构建背景。

通过对上述方法的分析,结合交通流检测的特点,选择基于背景差分的图像差分法作为系统检测算法的基础。考虑到构建的背景质量对系统的性能有很大影响，通过一种利用连续 3 帧差分的运动估计方法来构建初始背景，并采用一种统计打分的策略实时地对背景进行更新;针对运动投射阴影可能被检作车辆的一部分而降低交通流参数检测的准确度，根据运动投射阴影的一般属性提出了一种简单而有效的阴影消除算法；为了保证系统在环境光剧烈变化以及采集设备由于路面的震动、风力的作用等发生抖动的情况下还能正常工作，提出了一种二值差分图后处理的鲁棒滤波算法。另外，考虑到系统实时性要求，在交通流检测算法中，使用灰度图像来实现交通流检测。

假定 $\{I_{i,j}^t\}$ 表示高度为 H 、宽度为 W 的当前第 t 帧输入灰度图像，其中 $I_{i,j}^t$ 为第 i $(0 \leqslant i \leqslant H-1)$ 行、第 j $(0 \leqslant j \leqslant W-1)$ 列像素的灰度值。

2　目标检测

系统对运动目标的跟踪和识别都基于对前景图像的分析。所以检测过程的第 1 步是将图像中显示的运动目标(包括机动车及行人)从背景中分割出来，并且用二值图像显示出来。

2.1 背景图像的生成与更新

该系统使用改进的背景差分的图像差分法来进行图像分割，其过程包括两部分：背景生成、背景更新。

2.1.1 背景图像的生成

通过对交通场景中背景及前景灰度特征分析，提出利用相邻 3 帧差减的运动估计方法来构建初始背景。

假设已知的连续 3 帧图像分别为第 $t-1, t, t+1$ 帧，$\{B_{i,j}^t\}, \{O_{i,j}^t\}$ 分别为第 t 帧的背景图像和前景目标，则其处理过程可以描述如下：

1) 将这 3 帧连续视频图像分为 2 组，第 $t-1$ 帧和第 t 帧为一组，第 t 帧及第 $t+1$ 帧为另一组，分别将这 2 组视频对应的每一个像素点进行帧间灰度差减运算，并将其绝对值保存在 $\{D_{i,j}^{-1}\}$ 和 $\{D_{i,j}^{+1}\}$ 中：

$$D_{i,j}^{-1} = \left| I_{i,j}^{t-1} - I_{i,j}^{t} \right| \quad , \quad D_{i,j}^{+1} = \left| I_{i,j}^{t} - I_{i,j}^{t+1} \right| \tag{1}$$

2) 经过试验发现，$\{D_{i,j}^{-1}\}$ 和 $\{D_{i,j}^{+1}\}$ 非常相似且在直方图上表现为典型的双峰，可以用 OTSU 方法求得 $\{D_{i,j}^{-1}\}$ 的阈值 T_0 作为 $\{D_{i,j}^{-1}\}$ 和 $\{D_{i,j}^{+1}\}$ 中前景和背景的最佳分割阈值。将 $\{D_{i,j}^{-1}\}$ 和 $\{D_{i,j}^{+1}\}$ 中的各值分别与 T_0 进行比较，如果对于某一点 (i, j)，在 $\{D_{i,j}^{-1}\}$ 和 $\{D_{i,j}^{+1}\}$ 中相应的值均大于 T_0，则可以判断这一点在当前连续 3 帧图像中都是运动的，因而可以将其归入前景图像 $\{O_{i,j}^t\}$ 中：

$$O_{i,j}^t = \begin{cases} 255 & \text{if } D_{i,j}^{-1} > T_0 \text{ AND } D_{i,j}^{+1} > T_0 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \tag{2}$$

式中 AND 定义为逻辑“与”操作。

3) 结合前景图像 $\{O_{i,j}^t\}$，从第 t 帧的输入图像中清除所有 $O_{i,j}^t=255$ 的像素点，则留下的部分即为从第 t 帧中提取出来的背景图像 $\{B_{i,j}^t\}$：

$$B_{i,j}^t=\begin{cases}I_{i,j}^t & \text{if } O_{i,j}^t=0\\ 0 & \text{elseif } O_{i,j}^t=255\end{cases} \tag{3}$$

4) 对开始的 N 帧图像重复上述操作，并将每次得到的背景图像与前面得到的背景图像加以统计，即可得到 1 幅完整的初始背景图像。

图 2 给出了在普通的城市交通场景中 N 取不同值时构建的初始背景图。

(a) N=30 (b) N=80 (c) N=200

Fig.2 Initial background images under different values of N

图 2 N 取不同值时构建的初始背景图

可以看出，初始背景图像的质量在很大程度上取决于 N 值的选择。如果 N 太小，可能会导致构件的背景不完全，从而影响后续的交通流参数的检测；反之，如果 N 太大，则背景构建时间太长，可能导致系统效率的降低。经过大量的实验，总结出根据交通场景确定 N 值的大致规律：对于普通的高速公路，由于车辆比较稀疏，N 取 100 就可保证构建出的背景图像满足检测要求；对于普通的城市交通场景，N 取 150 比较合适；在车辆极为密集，几乎是前后衔接的情况下，比如国道的收费站、城市主干道的十字路口等，N 的取值往往需要大于 200 才能构建出满足要求的初始背景图像。

2.1.2 背景图像的更新

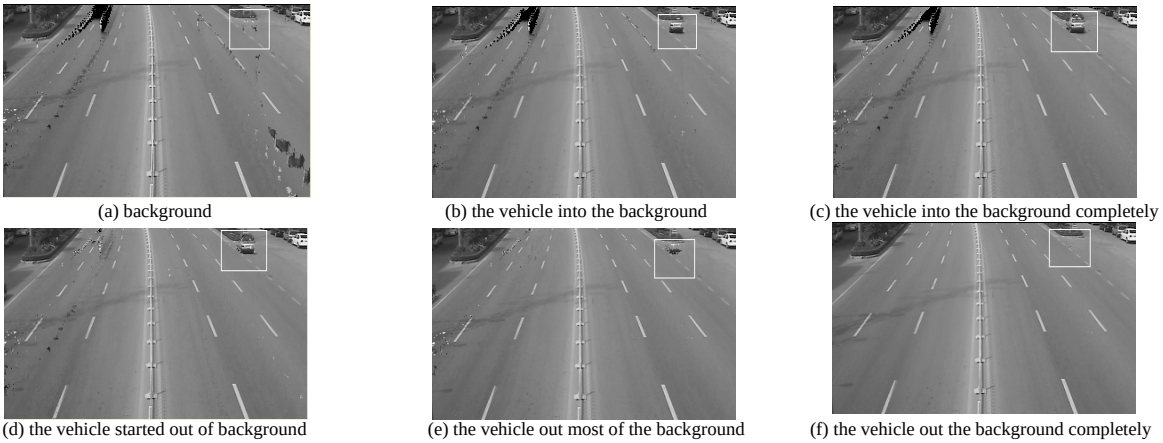
为了能够根据气候条件、光照环境等因素自适应地实时更新背景，避免在车辆提取及跟踪时出现判断错误，提出了一种统计打分的策略实时地对背景进行更新：

假设 $\{SO_{i,j}\}$ 和 $\{SN_{i,j}\}$ 分别为关于像素点 (i,j) 的 2 个背景更新记分器，其中 $\{SO_{i,j}\}$ 记录了原始背景上各像素点的分数，$\{SN_{i,j}\}$ 记录了当前输入图像上各像素点的分数。打分的依据为像素点出现的次数。若像素点和原始背景一致时，$\{SO_{i,j}\}$ 加 1 分；否则，$\{SN_{i,j}\}$ 加 1 分。设定 1 个阈值 $T_1=N/2$，当某像素记分器记录的分数大于 T_1 时，就用该像素灰度去替换旧背景中相应像素的灰度，否则保持原有背景不变。背景更新策略可以描述为：

$$B_{i,j}=\begin{cases}I_{i,j}^t & \text{if } SN_{i,j}>T_1 \text{ AND } SO_{i,j}<T_1\\ B_{i,j} & \text{else}\end{cases} \tag{4}$$

式中 T_1 为背景更新阈值。

图 3 描述了某车辆因故短暂地停留在视频采集区时，背景更新算法自适应地实时对背景进行更新的全过程。从图中可以看出，该算法能快速准确地捕捉背景环境的变化，从而提高背景差分法的鲁棒性。



(a) background (b) the vehicle into the background (c) the vehicle into the background completely

(d) the vehicle started out of background (e) the vehicle out most of the background (f) the vehicle out the background completely

Fig.3 Process of background update

图 3 背景更新过程

2.2　运动目标定位

2.2.1 运动目标区域的提取

初始背景图像生成后，就可以采用背景差分方法来提取当前输入帧中的运动目标区域。对当前输入图像的每个像素，用其灰度值与背景图像对应像素的灰度值相减并取绝对值：

$$D_{i,j}^{t}=\left|I_{i,j}^{t}-B_{i,j}^{t}\right| \tag{5}$$

这样，可以得到相应的二值差分图像：

$$BD_{i,j}^{t}=\begin{cases}255 & \text{if}\quad D_{i,j}^{t}\geqslant T_2\\ 0 & \text{else}\end{cases} \tag{6}$$

在此，设定 1 个门限值 T_2，T_2 是对差分图 $D_{i,j}^{t}$ 背景噪声的估计，且

$$T_2=k\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{H}\sum_{j=1}^{W}D_{i,j}^{t}D_{i,j}^{t}}{HW}}$$

式中：k 为比例系数，通常 $k=0.5$。差值大于 T_2 的像素属于运动目标区域，否则属于静止背景。

图 4 描述了运动目标区域的提取过程。

(a) current input image　(b) generated background　(c) difference image　(d) binary difference image

Fig.4 Extraction process of moving object region

图 4　运动目标区域的提取过程

2.2.2 运动投射阴影的消除

在日光交通场景中，采用背景差分法提取的运动目标区域一般包含随车辆一起运动的投射阴影。如果不将这些阴影消除，将会导致交通参数检测准确度下降[7]。

1) 运动投射阴影预提取

运动投射阴影有两个重要属性：其亮度一般比周围背景的亮度低；其像素与背景像素的差分绝对值一般小于车辆像素与背景像素的差分绝对值。因此，首先通过阈值检测从已获得的运动目标区域中初步提取出运动投射阴影。在预提取的运动投射阴影图中，除真实的阴影外，可能还包括了部分目标区域。如果不加区分地全部将其看作阴影，可能会导致目标区域出现空洞或不连续，从而影响系统的参数检测准确度。在此，还需进一步筛选阴影区域，并从运动目标区域中消除。

2) 运动目标区域边缘检测及二值化

采用了 Sobel 梯度算子对提取的运动目标区域进行边缘检测。Sobel 边缘检测可以表达为：

$$E_{i,j}^{t}=\max\left(\frac{1}{4}\sum_{y=j-1}^{j+1}\gamma_y\left|I_{i-1,y}^{t}-I_{i+1,y}^{t}\right|,\frac{1}{4}\sum_{x=i-1}^{i+1}\gamma_x\left|I_{x,j+1}^{t}-I_{x,j-1}^{t}\right|\right) \tag{7}$$

相应的二值边缘图为：

$$BE_{i,j}^{t}=\begin{cases}255 & \text{if}\quad E_{i,j}^{t}>T_3\\ 0 & \text{else}\end{cases} \tag{8}$$

式中 T_3 为二值化的门限，T_3 的设定与 T_2 一样，是对边缘图 $E_{i,j}^{t}$ 背景噪声的估计。

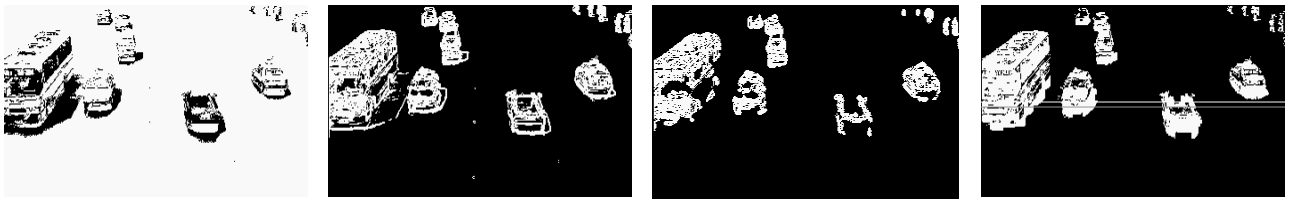
3) 运动投射阴影边缘像素检测

通过式(8)获得二值边缘图后，作者基于像素的邻域属性研究了一种新型的阴影边缘像素检测算子，其具体做法是：在二值边缘图上移动 1 个 5×5 的窗口，如果窗口中心像素的灰度值为 255，则将该窗口子图分别与 4 个一维的拉普拉斯算子进行卷积。这 4 个拉普拉斯算子的每一个分别对某一方向的边缘敏感。然后以 4 个卷积绝对值的最大值作为判断该窗口中心像素是否为运动投射阴影边缘像素的依据，它可以表达为：

$$EC_{i,j}^{t}=\max\left\{\left|BE_{i,j}^{t}*K_p\right|:p=1,2,3,4\right\} \tag{9}$$

式中 K_p 为第 p 个卷积算子。

图 5 描述了运动投射阴影的消除过程。从图 5(d)中可以看出，该算法能有效地消除运动投射阴影，特别是大的投射阴影。结合上述 3 步的处理结果就可以重新提取出运动投射阴影消除后的运动目标区域。



(a) pre-extraction of the shadow (b) binary edge image (c) elimination of the shadow edge pixels (d) binary image of the target area

Fig.5 Elimination process of moving cast shadow

图 5 运动投射阴影的消除过程

3 车辆跟踪

3.1 检测区域的设定

为了降低定位和跟踪的复杂度，提高系统的检测准确度，作者在交通场景中设定了一个虚拟的检测区域，只有进入检测区域的车辆才被检测。

3.2 车辆跟踪

在目前已有的交通流检测系统中，大多数系统都没有车辆跟踪这一环节[8]，而是根据各车道的信号变化直接进行交通流检测。这可能会因 1 辆车横跨多个车道或车辆在检测区内变换车道而多计数，从而影响检测准确度。因此，该系统增加了车辆跟踪这一环节。

车辆跟踪其实是车辆的时间—空间变化的确定过程[9]。这要求对每一检测出来的车辆在相邻 2 帧之间进行匹配，其中匹配度最大的两者就可能为同一车辆在这 2 帧上的留影。显然，车辆跟踪结果的好坏取决于车辆特征的选择，所选取的特征必须能准确地反映出车辆在时间、空间上的联系。同时，由于车辆跟踪处理模块在系统中会被频繁调用，因此该模块必须精简、高效，这就要求选取的特征要尽可能的少，以降低计算复杂度[10]。

综合考虑以上两方面的要求，经过反复的实验验证，选取了以下特征用于跟踪匹配：

1) 空间位置特征：车辆的空间位置信息反映了它的行驶情况，是最重要的特征之一。由于采集设备固定，车辆的空间位置变化完全表现在视频图像上，因此车辆的质心坐标 (Cx_m^t, Cy_m^t) 可以作为其空间位置特征，其中下标 m 表示该特征属于第 m 辆车；

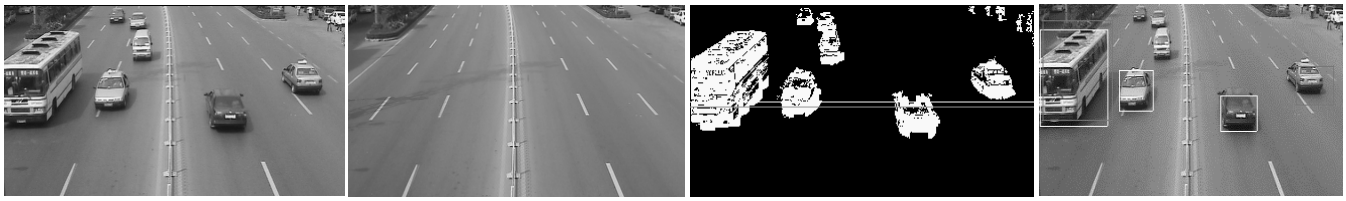
2) 车辆颜色特征：车辆的颜色信息可以反映其整体外观特性，是一个非常重要的特征。将车辆的 3 个颜色分量 Y, U, V 的各自均值 EY_l^t, EU_l^t, EV_l^t 作为其颜色特征；

3) 车辆分形维特征：分形维可以用来描述车辆外型的粗糙度。

车辆特征提取后，即可在相邻帧之间对车辆进行匹配，计算检测区域中任意 2 辆车的匹配度，选取匹配度最高的两者，并将匹配度与设定的阈值进行比较，如果大于设定的阈值，即认为匹配成功，同时更新车辆跟踪链表；否则，表明这些车辆之间匹配失败，此时后一帧图像中的车辆可以认为是新出现的目标，需将其作为新车辆加入跟踪链表。

3.3 测评

在交通流检测算法中，背景图像的构建技术和运动投射阴影消除技术是保证交通参数检测准确度的关键。图 6 直观给出在白天情况下本算法的效果。



(a) current input image (b) generated background (c) binary image of moving objects after eliminating the shadow (d) vehicle tracking

Fig.6 Effects in the daytime

图 6 白天情况下效果图

4　结论

针对已有系统适应性差，无车辆跟踪功能，车辆分类准确度低等问题，对检测算法的各个环节均提出了一些新思想和新技术：

1) 考虑到构建的背景质量对系统性能有很大影响，提出了利用连续 3 帧差分的运动估计方法来构建初始背景，并采用了统计打分的策略实时地对背景进行更新；

2) 针对运动投射阴影可能被检作车辆的一部分而降低交通流参数检测的准确度，根据运动投射阴影的一般属性提出了一种简单而有效的阴影消除算法；

3) 针对目前已有交通流检测系统无车辆跟踪这一环节，可能导致流量多计数的问题，提出了同时利用车辆的位置信息、颜色信息和分形维信息对车辆进行匹配跟踪的策略。

大量的实验证明，上述介绍的检测算法能快速、有效地检测出各种交通流参数，为实现交通管理的自动化奠定基础。

参考文献：

[1] 张玲,易卫明,何伟,等. 一种基于视频的车辆检测新方法[J]. 信息与电子工程, 2006,4(4):264–268. (ZHANG Ling,YI Weiming,HE Wei,et al. New Method of Traffic Flow Measurement Based on Video[J]. Information and Electronic Engineering, 2006,4(4):264–268.)

[2] 王新新,赵小明,严天峰. 基于对数极坐标映射的图像倾斜检测[J]. 信息与电子工程, 2007,5(5):347–351. (WANG Xinxin, ZHAO Xiaoming,YAN Tianfeng. Image Skew Correction Based on Log-polar Coordinate Mapping[J]. Information and Electronic Engineering, 2007,5(5):347–351.)

[3] Cucchiara R,Piccardi M,Prati A. Real-time detection of moving vehicles[C]// Proceedings of the 10th International Conference on Image Analysis and Processing. Washington,DC,USA:IEEE Computer Society, 1999.

[4] Kee Y,Ho Y. Traffic parameter extraction using video-based vehicle tracking[C]// Proceedings of IEEE/IEEJ/JSAI International Conference on Intelligent Transportation Systems. Tokyo,Japan:[s.n.], 1999:764–769.

[5] Gao D,Zhou J,Xin L. A novel algorithm of adaptive background estimation[C]// IEEE Proceedings of International Conference on Image Processing. Thessaloniki:[s.n.], 2001,2:395–398.

[6] Pumrin S. A framework for dynamically measuring mean vehicle speed using un-calibrated cameras[D]. Washington: University of Washington, 2002.

[7] Ivana M. Moving shadow and object detection in traffic scenes[C/OL]// Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition(ICPR'00). Barcelona,Spain, 2000,1:321–324. [2010-09-02]. http://cvrr.ucsd.edu/aton/publications/pdfpapers/icpr00.pdf.

[8] Tan T N,Baker K D. Efficient image gradient based vehicle localization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(8):1343–1356.

[9] Mukundan R,Ramakrishnan K R. Moment functions in image analysis theory and application[M]. Singapore:World Scientific Publishing Co. Pte. Itd, 1998.

[10] Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. IRE Transactions on Information Theory, 1962,8(2): 179–187.

作者简介：

赵小明(1981–)，女，河南省洛阳市人，硕士，讲师，主要研究方向为通信与信息系统.email: buting5290@lit.edu.cn.

王新新(1982–)，男，河南省洛阳市人，硕士，助教，主要研究方向为图像处理.