

基于视觉动态模型的道路检测算法研究

石磊¹ 金忠¹ 杨静宇¹ 王煜²

(南京理工大学计算机科学与技术学院 南京 210094)¹ (泰达有线电视网络有限公司 天津 300457)²

摘要 道路的检测与识别是自主导航车辆视觉感知研究的重要问题之一。在阴影、光照不均匀、边缘信息模糊等情况下,道路的识别与环境的理解变得尤为困难。为了提高道路识别中抗干扰和鲁棒性能力,提出了一种基于视觉动态模型的道路检测算法。该算法利用计算机视觉方法对摄像机观测系统进行建模,引入了直线变形模型描述道路环境的几何结构。基于道路图像的连续性建立对车辆运动状态的动态预测模型,并利用粒子滤波算法对状态模型参数进行预测,以达到对道路边缘的跟踪。同时,引入了似然概率作为评价道路图像与结构模型的匹配程度。通过对大量实际路面的检测,证明了该方法的有效性和实用性。

关键词 主动导航车辆,直线变形模型,动态模型,粒子滤波,似然概率

Robust Road Detection Based on Vision Dynamic Modeling

SHI Lei¹ JIN Zhong¹ YANG Jing-yu¹ WANG Yu²

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)¹

(TEDA Cable TV Network Co., Ltd., Tianjin 300457, China)²

Abstract Road detection and identification are one of the essential problems for vision understanding in autonomous vehicle systems. However, it becomes relatively harder with the surrounding conditions such as shadows, asymmetric illumination, and blurry edge information. To enhance the robustness and interference immunity, a Vision Dynamic Modeling based road detection algorithm was proposed. This method structures camera observation systems on computer vision, and introduces deformable line model for road geometry description. Based on continuity a dynamic model for the vehicle motion was constructed, which incorporates Particle Filtering into road tracking by parameters estimation and prediction. Besides, likelihood probability combined with road model was utilized to evaluate the fitness with sampled images. Experiments with road images from CMU lab and our system proved the effectiveness and applicability of this algorithm.

Keywords Autonomous vehicle systems, Deformable line model, Dynamic modeling, Particle filtering, Likelihood probability

1 引言

视觉理解系统是自主导航车辆的重要信息来源,其中对于道路环境状况的检测与描述在研究中具有相当重要的意义。通过采集车辆前方的道路图像,完成道路边缘或行道线几何结构的检测,是估计自主车运动状态(位置、运动方向等)的重要手段。然而,随着道路环境不确定性的增加(树木、杂草、光照、阴影等难以预测的干扰),处理问题的难度也变得越来越

大。道路环境按照特征可以大致划分为结构化环境与非结构化环境。文献[1-5]大多描述基于边缘或行道线的道路检测算法,它们用不同的几何模型模拟边缘特征结构。大多数的边缘检测算法利用较为简单的边缘模型,这些算法很大程度上依赖于较强特征的道路边缘,对于存在模糊的边缘情况适

应性不强。

文献[6-10]主要针对非结构化道路环境,其算法包括基于色彩的聚类算法^[6,7]、分水岭变换算法^[8]以及基于纹理区域特征的算法^[9,10]等。但是这些算法仍然存在一些不足:路面阴影导致目标不一致、道路形态不一等。在边缘特征不强的情况下效果不好仍然是一主要问题。

为了解决上述存在的问题,本文利用运动连续性提出了一种新的方法。首先,假设道路边缘相互平行,引入了直线变形模型来近似道路几何结构。然后,把道路检测问题等价为一个基于先验知识的最大后验概率问题。再次,利用摄像机观测模型建立车辆的状态与图像平面的模型参数之间的关系。同时在主动导航车辆运动环境的基础上,建立关于运动状态的动态模型。处理过程中,根据后验概率密度函数的非凹性,使用粒子群优化算法对采集到的第一帧图像的模式参

到稿日期:2009-02-20 返修日期:2009-05-09 本文受国家自然科学基金(No. 60705020, No. 60873151)资助。

石磊(1982-),男,博士研究生,主要研究方向为模式识别与人工智能、图像处理等,E-mail: flyingsea_1113@163.com;金忠(1961-),男,博士生导师,主要研究方向为模式识别与人工智能、图像处理等;杨静宇(1941-),男,博士生导师,主要研究方向为模式识别与人工智能、图像处理等;王煜(1982-),男,工程师,主要研究方向为信号与信息处理。

数进行估计,并将其结果作为后续动态模型初始化条件。利用其非线性滤波、非高斯等优点,使用粒子滤波方法来达到对连续图像序列中道路形状以及车辆的状态进行回归估计的目的。本方法能够有效地处理道路边缘特征信息不强、行道线有较多不连续性等状况。

2 道路的建模

2.1 直线变形模型的似然函数

假设道路两边直线方程为

$$\rho_1 = x \cos \theta_1 + y \sin \theta_1, \rho_2 = x \cos \theta_2 + y \sin \theta_2 \quad (1)$$

那么直线变形模型可以描述参数为 $\kappa = [\rho_1, \rho_2, \theta_1, \theta_2]^T$, 从而道路检测问题可以转化为变形直线模板参数的问题。这里利用似然函数 $L(z|\kappa)$ 来评价变形直线模板与道路图像的匹配程度。对于大多数道路场景,一般不太容易找到对于判断边缘特征合适的阈值。为了防止边缘或者行道线特征信息的丢失,使用了低阈值的 Sobel 算子对原始图像进行处理,得到了关于梯度信息的灰度幅度值图像 $\pi_m(u, v)$ 与表示垂直和水平方向梯度幅度比率的灰度方向图 $\pi_d(u, v)$ 。基于以上对道路图像直线变形模型的建模以及道路的边缘信息,定义直线模板与变形道路图像的匹配程度似然函数为

$$L(z|\phi) = \sum_{(u,v)} (\pi_m(u, v) g(d_L(u, v)) \sin \varphi_1 + \pi_m(u, v) g(d_R(u, v)) \sin \varphi_2) \quad (2)$$

其中, $d_L(u, v), d_R(u, v)$ 分别为图像内点 (u, v) 到左右两条直线模型的距离; φ_1, φ_2 分别是边缘梯度图像方向与两条直线模型之间的夹角; $g(d_{L,R}(u, v))$ 是一个与距离相关、反映像素空间匹配程度的权重函数,定义如下。

$$g(d_{L,R}(u, v)) = \begin{cases} \epsilon / (\epsilon + d_{L,R}(u, v)) & 0 \leq d_{L,R}(u, v) \leq R \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

其中, ϵ 与环境有关, R 表示影响最大的半径范围。函数在 $[0, R]$ 范围内单调递减,且在这个范围内有贡献 $f(d_{L,R}(u, v)) \neq 0$ 。本文取 $R \in [5, 9]$ 。

该似然函数不仅反映了梯度幅值对相似性判断的影响,还刻画了边缘信息像素在梯度方向上离边缘模型法线方向越近,似然函数值就越大,从而似然函数就越大,道路图像与边缘几何模型匹配也就越好。

2.2 后验最大概率估计

道路模型用四维向量 κ 表示 ($\kappa = [\rho_1, \rho_2, \theta_1, \theta_2]^T$), 先验概率密度函数反映的是对道路图像模型边缘的特征约束,这里用 $P(\kappa)$ 表示。 $P(z|\kappa)$ 用来表示在给定的参数模型下观察到的图像概率(其中 z 表示道路图像),即 $L(z|\kappa)$ 。这样,最大后验概率估计描述为

$$\kappa^0 = \underset{\kappa \in R^4}{\operatorname{argmax}} P(\kappa|z) \quad (4)$$

运用 bayes 公式可以得到

$$\hat{\phi} = \underset{\kappa \in R^4}{\operatorname{argmax}} \frac{P(z|\kappa)P(\kappa)}{P(z)} \quad (5)$$

其中, $P(z)$ 为常数。在大多数道路场景中,道路一般的宽度在一定的范围内,不会太宽或者太窄,因此得到先验概率为

$$P(\kappa) \propto \exp\left(-\frac{(\operatorname{ctg}\theta_1 - \operatorname{ctg}\theta_2 - \mu_0)^2}{\sigma_0^2}\right) \quad (6)$$

从而可以得到

$$\kappa^0 = \underset{\kappa \in R^4}{\operatorname{argmax}} \exp\left(-\frac{(\operatorname{ctg}\theta_1 - \operatorname{ctg}\theta_2 - \mu_0)^2}{\sigma_0^2}\right) \times \sum_{(u,v)} (\pi_m(u, v) g(d_L(u, v)) \sin \varphi_1 + \pi_m(u, v) g(d_R(u, v)) \sin \varphi_2) \quad (7)$$

在实验过程中,有许多方法可以用来寻找后验概率全局

最大值。这里使用粒子群优化算法搜索的结果为最优匹配值。该方法对目标函数的要求较低,容易实现,稳定性较好^[11,12]。

3 摄像机观测环境建模

在道路检测和跟踪中,道路结构的建模显得相当重要。为了通过计算机视觉的方法从二维的信息中获得三维信息,需要建立一些基于行道线或者边缘结构的假设。如图 1 所示, aa', bb' 是相互平行的行道线或者道路边缘直线, $OXYZ$ 为世界坐标系,其中 OZ 平行于 aa', bb', cc' 。 $OX^*Y^*Z^*$ 为摄像机坐标系,其 OZ^* 的方向为摄像机光轴的方向。 ω 为光轴与平面 OYZ 之间的夹角, θ 为光轴与 OXZ 之间的夹角, h 为光心 O 离地面的距离。 d_1, d_2 分别为 O 的垂直投影点 c 到两行道线或者边缘的距离。

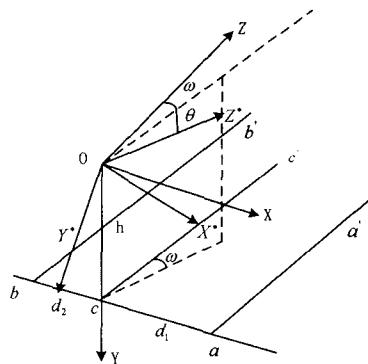


图 1 观测环境建模

基于这样的模型,考虑道路边缘直线 aa' 上的点 $p_a(d_1, h, z_a)$, 经过坐标转换后有

$$\begin{bmatrix} x^* \\ y^* \\ z^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta & -\sin\theta \\ 0 & \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos\omega & 0 & -\sin\omega \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\omega & 0 & \cos\omega \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} d_1 \\ h \\ z_a \end{bmatrix} \quad (8)$$

可以得到

$$x^* = d_1 \cos\omega - z_a \sin\omega \quad (9)$$

$$y^* = h \cos\theta - d_1 \sin\theta \sin\omega - z_a \sin\theta \cos\omega \quad (10)$$

$$z^* = h \sin\theta + d \cos\theta \sin\omega + z_a \cos\theta \cos\omega \quad (11)$$

利用上面的式子,可以计算

$$x = \frac{x^*}{z^*} = \frac{d_1 \cos\omega - z_a \sin\omega}{h \sin\theta + d \cos\theta \sin\omega + z_a \cos\theta \cos\omega} \quad (12)$$

$$y = \frac{y^*}{z^*} = \frac{h \cos\theta - d_1 \sin\theta \sin\omega - z_a \sin\theta \cos\omega}{h \sin\theta + d \cos\theta \sin\omega + z_a \cos\theta \cos\omega} \quad (13)$$

对于式(12),式(13),可以消去 z_a 得到关于 x, y 的方程为

$$x - x_0 = \frac{\lambda_1 \cos\theta (y - y_0)}{h} \quad (14)$$

其中, $x_0 = -\tan\omega / \cos\theta, y_0 = -\tan\theta, \lambda_1 = d_1 \cos\omega + h \tan\omega \tan\theta + d_1 \tan\omega \sin\omega$ 。

假设图像平面中,像素坐标系为 OUV , 像素坐标 (u, v) 和图像坐标 (x, y) 之间的转换关系为

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

f_x, f_y, u_0, v_0 为摄像机的内部参数。这里使用了 4 参数模型,结合式(14)可以得到

$$u - m_0 = \frac{\lambda_1 \cos\theta f_x}{h f_y} (v - n_0) \quad (16)$$

其中, $m_0 = u_0 + x_0, n_0 = v_0 + y_0$ 。

比较式(16)和式(1),可以得到

$$\theta_1 = \arctg \frac{\lambda_1 f_x \cos\theta}{h f_y}, \rho_1 = (n_0 - \frac{m_0 h f_y}{\lambda_1 f_x \cos\theta}) \sin\theta_1 \quad (17)$$

同理, ρ_2, θ_2 可以通过在直线 bb' 上的点 $p_b(d_2, h, z_b)$ 得到相应的方程表达式。

4 车辆运动动态模型

尽管可以通过第2节中的方法对道路模型参数、车辆自身的状态进行估计,但为了更多地减少干扰边缘点,本算法引入了基于车辆运动的动态模型的道路边缘跟踪算法。道路跟踪算法需要通过一系列的观测对实时变化系统的状态进行估计。由于没有太多的其他传感器数据,这里使用了较为简单的模型。假设 t 时刻系统的状态为 $y(t) = [d_1(t), d_2(t), \omega(t)]^T$ 。如图2所示, d_1, d_2 为光心垂直投影点到左右两道路边缘的距离, ω 为车辆运动的方向(假设光轴的方向与车辆运动的方向一致),沿 OZ 顺时针方向为正。因此,在时间间隔为 Δt 的情况下,车辆沿着车道前进, $\omega \ll 1 (\sin\omega \approx \omega)$ 。系统的状态方程为

$$y(t) = T y(t-1) + u(t-1) \quad (18)$$

$$\text{其中, } T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -v(t-1)\Delta t \\ 0 & 1 & v(t-1)\Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (19)$$

$u(t-1)$ 为一个随机向量,反映系统更新的不确定性; T 为系统的转移矩阵,反映车辆系统的动态行为。

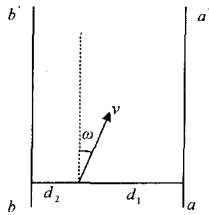


图2 车辆动态模型

对于一个给定的假设状态,可以通过计算得到道路直线变形模版参数 $[\rho_1, \rho_2, \theta_1, \theta_2]^T$,因此,也可以通过式(2)得到状态的似然概率。利用第一帧道路图像的检测结果(第2.2节),对道路跟踪算法进行初始化。本文使用粒子滤波算法作为其参数估计方法。

粒子滤波最早是在跟踪目标的研究中提出来的^[13]。假设 $y(t), z(t) = \{z(1), z(2), \dots, z(t)\}$ 分别表示 t 时刻被跟踪目标的状态和观测。粒子滤波器常用于回归地估计非线性、非高斯的模型,以满足大多数情形的要求。主要思想是利用粒子集 $\{y^n(t), \omega^n(t)\}_{n=1}^N$ 表示随机状态的后验概率,其中 $y^n(t)$ 是 t 时刻的一个假设状态值, $\omega^n(t)$ 是其对应的权值,满足 $\sum_n \omega^n(t) = 1$ 。粒子集通过系统动态模型来更新状态,通过观测来更新粒子的权值,具体参看文献^[13-15]。

将粒子滤波方法的处理步骤归纳如下。

Step 1 针对第一帧道路图像,应用第2节中介绍的方法来检测道路结构参数。粒子滤波器的初始状态值为车道检测结果的正态分布。这里还引入了一小部分来自缺省道路状态的粒子,保证在跟踪失败的情况下能够较好地恢复。

Step 2 利用式(18)对粒子状态进行更新。

Step 3 利用式(2)提出的似然估计来对粒子的权值进行更新。这里采用了重采样的方法,采样后粒子的权值为 $1/N$,因此粒子权值更新方程可以简化为: $w^n(t) \propto w^n(t-1) p(z|y^n(t))$ 。

5 实验以及结果分析

本文介绍的基于视觉动态的道路检测算法被用于CMU实验室提供的道路环境图像和本实验室驾驶车上自采集的道路图像上。部分实验结果如图3—图6所示。图3为有较强阴影干扰的道路环境,虽然某些检测结果有一定的偏差,但这种误差仍然在可控范围之内,保持了较好的拟合结果。图4和图5为车道线或者边缘不连续环境,图6为实验系统自采集的半结构化和非结构化道路图像。实验过程中,对于粒子滤波跟踪车道算法,选择粒子数 $N=120$,缺省道路状态粒子数为30,以达到较好的稳定的效果。实验证明本文方法在各种场景下道路检测效果都比较好,对于有强阴影干扰和行道线或者边缘不连续的情况也有较好的适应性。

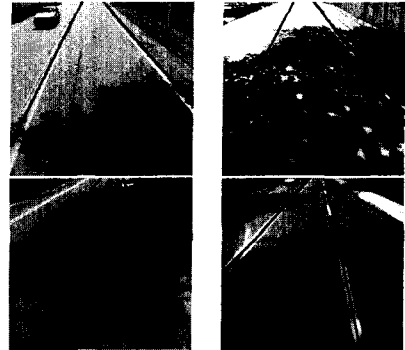


图3 有较强阴影干扰的道路图像环境

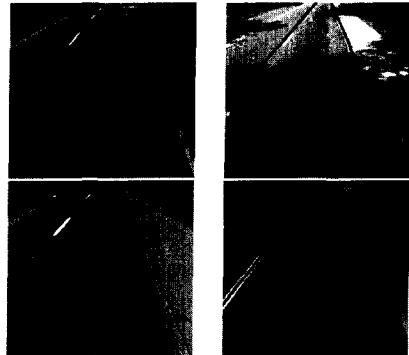


图4 车道线或者边缘不连续环境(CMU)

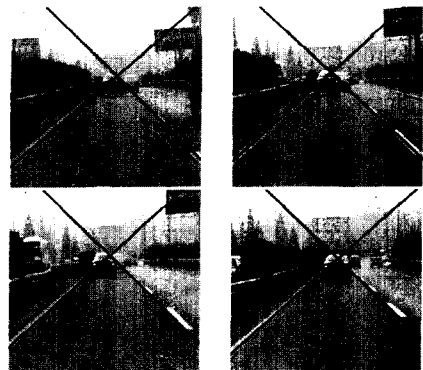


图5 车道线或者边缘不连续环境(自采集)

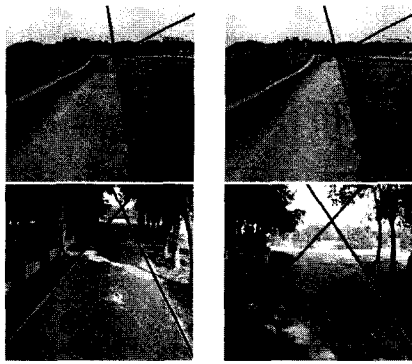


图6 普通道路实验环境

结束语 主动导航车辆中利用视觉系统算法理解车辆的环境非常重要。为了在图像中更精确地检测因为较多光照阴影、边缘信息模糊等因素造成影响的道路边缘,本文提出了一种新的方法。该方法以直线变形模型为基础,在先验知识的辅助下定义后验概率分布描述道路特征结构,利用粒子群优化算法搜索与图像匹配的最优模板。同时利用车辆运动的动态模型和粒子滤波算法,综合预测信息,达到了对道路边缘检测较为准确的估计。实验证明,本文算法实现了较为准确的道路边缘或者行道线的检测,能够有效地减少噪声因素的影响,具有较好的实用性。

参考文献

[1] Chapuis R, Aufrere R, Chausse F. Accurate road following and reconstruction by computer vision[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2002, 3(4): 261-270

[2] Li Qing, Zheng Nan-ning, Cheng Hong. Springrobot: a prototype autonomous vehicle and its algorithms for lane detection[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2004, 5(4): 300-308

[3] Wang Yue, Teoh E K, Shen Dinggang. Lane detection using B-Snake[J]. Image and Vision Computing, 2004, 22(4): 269-280

[4] Park J W, Lee J W, Jhang K Y. A lane-curve detection based on an LCF[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(14): 2301-2313

[5] Bcher T, Curio C, Edelbrunner J, et al. Image processing and behavior planning for intelligent vehicles[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2003, 50(1): 62-75

[6] Crisman J D, Thorpe C E. UNSCARF: A Color Vision System for the Detection of Unstructured Roads[C]// Proc. of IEEE Int'l Conf on Robotics and Automation. 1991: 2496-2501

[7] Crisman J D, Thorpe C E. SCARF: A Color Vision System that Tracks Roads and Intersections[J]. IEEE Trans. on Robotics and Automation, 1993, 9(1): 49-58

[8] 孙涵. 基于红外图像的道路识别与运动目标跟踪[D]. 南京, 2005

[9] Thorpe C, et al. Vision and navigation for the Carnegie-Mellon NAVALAB[J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1988, 10(3): 362-73

[10] Zhang Jin-you, Naqel H. Texture - based segmentation of road images[C]// IEEE Intelligent Vehicles apos 94 Symposium. Oct 1994: 260- 265

[11] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]// Proc. 6th Int. Symp. Micro Machine and Human Science. 1995: 39-43

[12] Engelbrecht A P, Ismail A. Training product unit neural networks[J]. Stability Control: Theory Appl. , 1999, 2(1): 59-74

[13] Isard M, Blake A. Condensation-condition density propagation for visual tracking[J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 29: 5-28

[14] Arulampalam M S, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Trans. Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188

[15] Doucet A, et al. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering[J]. State Compute, 2000, 10(3): 197-208

(上接第 254 页)

[8] 张华平, 刘群. 基于 N-最短路径方法的中文词语粗分模型[J]. 中文信息学报, 2002, 16(5): 1-7

[9] Goh C-L, Asahara M, Matsumoto Y. Chinese Word Segmentation by Classification of Characters[J]. Computational Linguistics and Chinese Language Processing, 2005, 10(3): 381-396

[10] Wang Zhuoran, Liu Ting. Chinese Unknown Word Identification Based on Local Bigram Model[J]. International Journal of Computer Processing of Oriental Languages, 2005, 18(3): 185-196

[11] Sebastiani F. Machine learning in automated text categorization [J]. ACM Computing Surveys, 2002, 34(1): 1-47

[12] 苏金树, 张博锋, 徐昕. 基于机器学习的文本分类技术研究进展[J]. 软件学报, 2006, 17(9): 1848-1859

[13] 李荣陆, 胡运发. 基于密度的 kNN 文本分类器训练样本裁剪方法[J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(4): 539-545

[14] 庄东, 陈英. 基于加权近似支持向量机的文本分类[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2005, 45(S1): 1787-1790

[15] Kim S-B. Some Effective Techniques for Naive Bayes Text Classification[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2006, 18(11): 1457-1466

[16] 钟将, 温罗生, 冯永, 等. 基于近似支持向量机的 Web 文本分类研究[J]. 计算机科学, 2008, 35(3): 167-169

(上接第 281 页)

[5] Liao S X, Pawlak M. On Image Analysis by the Methods of Momnets[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(3): 254-266

[6] Flusser J. Moment Invariants in Image Analysis[J]. Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology, 2006, 11(2): 196-201

[7] Chong C W, Raveendran P, Mukundan R. Translation invariants of Zernike moments[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(9): 1765-1773

[8] Xu Dong, Li Hua. Geometric moment invariants [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(1): 240-249

[9] 丁险峰, 吴洪, 张宏江. 形状匹配综述[J]. 自动化学报, 2001, 27(5): 678-694

[10] 姚玉荣, 章毓晋. 利用小波和矩进行基于形状的图象检索[J]. 中国图像图形学报, 2000, 5(3): 206-210

[11] 夏永泉, 刘正东, 杨静宇. 不变矩方法在区域匹配中的应用[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(10): 2152-2156

[12] 云挺, 顾磊, 吴慧中. 基于 Zernike 矩的区域匹配方法[J]. 中国图像图形学报, 2008, 13(8): 1517-1524

[13] 叶斌, 彭嘉雄. 伪 Zernike 矩不变性分析及其改进研究[J]. 中国图像图形, 2003, 8(3): 246-252

[14] <http://www.ist.temple.edu/~hbling/>

[15] Zhang D S, Lu G. Review of Shape Representation and Description Techniques[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(1): 1-19

[16] Iqbal Q, Aggarwal J K. Applying Pecepture Grouping to Content-based Image Retrieval; Building images[C]// IEEE Workshop on Content-based Aecess of Image and Video Libraries. Fort Collins, CO, 1999: 42-48