

# 基于交叉视觉皮质模型的非结构化道路检测算法

高庆吉, 张 磊

(中国民航大学机器人研究所, 天津 300300)

**摘 要:** 针对传统非结构化道路检测算法对各种复杂路面环境通用性不强且计算复杂度高的问题, 提出了一种基于交叉视觉皮质模型(ICM)的道路检测算法。ICM具有接近生物视觉信息处理机制的特点, 能够根据像素及其邻域的相关性动态区分目标和背景。基于ICM分割算法需要解决的问题是最佳分割阈值和循环迭代次数的确定, 提出了采用最小交叉熵判决机制确定最佳分割阈值与循环迭代次数, 从而避免了人为干预, 提高了分割速度。实验结果表明, 该算法不仅能够实现道路图像的精确分割, 而且对一些非常规路况的适应性较强。

**关键词:** 非结构化道路; 图像分割; 交叉视觉皮质模型; 最小交叉熵

**中图分类号:** TP301.6      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112(2011)10-2366-06

## An Unstructured Lane Detection Algorithm Based on Intersecting Cortical Model

GAO Qing-ji, ZHANG Lei

(Robotics Institute, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

**Abstract:** A lane detection algorithm is proposed using intersecting cortical model (ICM) in view of the weak universality and high complexity of the traditional methods in detecting the unstructured lane whose circumstance is complex and diverse. ICM has the superiority which is much closer to the information processing mechanism of biological vision. The ICM can distinguish objects and background dynamically according to the relevance between pixel and its neighbor pixels. As the best threshold and cyclic iterative times of ICM is artificially given it can not realize segmentation automatically. Therefore the decision mechanism of the minimum cross entropy is introduced to determine the cyclic iterative times and the best threshold automatically. The result of experiments show that the precision of the algorithm is high, and it also has very strong adaptability to some unconventional lanes.

**Key words:** unstructured lane; image segmentation; intersecting cortical model (ICM); minimum cross-entropy

### 1 引言

可行道路检测是自主移动机器人室外导航系统的关键技术之一。实际的道路往往可以分为结构化和非结构化两类。结构化道路一般是指高速公路和部分结构较好的公路, 这类道路具有清晰的车道线和道路边界, 其检测问题可以视为车道线或道路边界的简化问题, 这方面的算法已经比较成熟<sup>[1]</sup>。非结构化道路一般没有车道线和清晰的道路边界, 再加上受光照变化、阴影及水迹等的影响, 道路区域和非道路区域难以区分, 所以针对非结构化道路的检测一直是诸多学者研究的热点<sup>[1~3]</sup>。

一般非结构化道路的检测算法可以分为两类: 基于

特征的方法和基于模型的方法。基于特征的道路检测算法是通过分析道路区域和非道路区域在色度或者纹理特征上的不同, 通过聚类或区域生长的方法获得道路区域<sup>[4]</sup>。它的主要优点是对道路形状不敏感, 需要的先验知识少, 但是对阴影、光照变化、水迹和障碍较为敏感, 算法的复杂度较高。基于模型的方法首先建立道路模型, 据此进行拟合匹配, 求得道路的边界<sup>[5]</sup>。这类方法检测出的道路区域较为完整, 并且受环境因素影响较小。但是对于复杂多变的路面形状, 如小区路面, 由于无法建立准确的道路模型, 从而算法的实用化难以保证。

交叉视觉皮质模型<sup>[6~9]</sup> (Intersecting Cortical Model, ICM) 源于人们对哺乳动物视觉皮层神经元脉冲同步振荡现象的研究成果, 具有生物系统中的信息传递延迟性

和非线性耦合调制特性,更加接近生物视觉神经网络,非常适用于图像处理,尤其是图像分割领域。为此,本文首次将 ICM 引入到道路检测中,解决复杂路面图像的分割问题。将预处理后的灰度图像作为交叉视觉皮质模型的输入实施分割,对输出图像采用最小交叉熵判决机制选取最优的结果进行输出。重点研究光照变化、水迹、阴影和障碍这四方面影响的处理效果。

## 2 交叉视觉皮质模型(ICM)

ICM 是一种单层神经网络,其前身是脉冲耦合神经网络<sup>[10,11]</sup>(Pulse Coupled Neural Network, PCNN).它是基于 20 世纪 70 年代 Eeckhom<sup>[12]</sup>对于家猫的视觉皮层的研究成果,综合了 Rybak<sup>[13]</sup>等几种视觉皮质模型的共性并加以优化.其具有生物神经元的延迟特性、非线性耦合调制特性,无需训练过程即能够进行快速图像处理.图 1 是 ICM 神经元架构图。

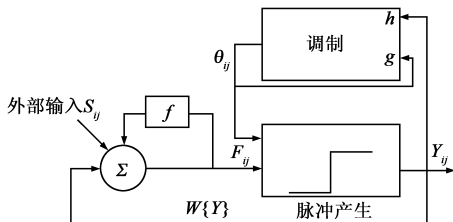


图1 ICM神经元架构图

ICM 神经元含有神经元输入和连接部分,神经元之间通过突触函数  $W\{\}$  进行互联.每一个神经元对于上一时刻状态  $F_{ij}[n-1]$  具有记忆功能且状态  $F_{ij}$  随着时间的变化其记忆强度会发生衰减,其衰减速度受到衰减因子  $f$  的影响.ICM 的数学表达如式(1)所示。

$$\begin{cases} F_{ij}[n+1] = fF_{ij}[n] + S_{ij} + W\{Y\}_{ij} \\ Y_{ij}[n+1] = \begin{cases} 1, & F_{ij}[n] > \theta_{ij}[n] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \\ \theta_{ij}[n+1] = g\theta_{ij}[n] + hY_{ij}[n+1] \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $S_{ij}$  为输入图像对应像素灰度值,其值在 0 ~ 255 之间.  $\theta_{ij}$ 、 $Y_{ij}$  为每一神经元的动态门限阈值和输出.  $g$  是  $\theta_{ij}$  的衰减因子,一般说来  $g < f < 1$ .  $h$  是阈值幅度系数,取值比较大,可以动态的改变神经元的门限阈值,使点火后的神经元的动态门限阈值迅速升高,在下次迭代时该神经元不点火。

ICM 处理图像时,神经元个数与图像中像素点个数一一对应.当某个 ICM 神经元点火时,其互联邻域  $W\{\}$  内(一般邻域取  $3 \times 3$ )的任何一个未点火的且输入亮度与该神经元差别不大的都会受到影响而点火.循环迭代开始后,图像内的一些输入亮度值较高的神经元先点火,发出脉冲,捕捉到它们邻域内的输入亮度值相似的还未点火的神经元,使得它们发出同步脉冲,继续进行捕捉的过程.当捕捉过程结束时,就分割出一块

区域。

基于 ICM 的图像分割需要设定时间衰减因子  $f$  和  $g$ 、阈值幅度系数  $h$ 、连接矩阵  $W\{\}$  4 个参数值.良好的分割效果取决于 ICM 中各参数的适当选择.对于  $f$ 、 $g$  和  $h$  三个参数本文采用文献<sup>[14]</sup>中的取值。

连接矩阵  $W\{Y\}$  定义为 2 个因子的乘积,前项因子为相邻神经元的欧式距离平方的倒数,两个神经元距离越近,表明内部连接强度越大,对内部状态值影响也越大;后项为其灰度值之差再求反,反映灰度值越相近,连接权值越大.连接权值自适应选取符合 ICM 中神经元发放同步脉冲特性,亮度相似空间相邻的神经元发出同步脉冲.  $W_{ijkl}$  连接权值矩阵大小取  $3 \times 3$ ,神经元  $(i, j)$  和神经元  $(k, l)$  之间的连接权值计算公式如式(2)所示。

$$W_{ijkl} = \frac{1}{(i-k)^2 + (j-l)^2} (1 - |S_{ij} - S_{kl}|) \quad (2)$$

## 3 非结构化道路检测算法

### 3.1 ICM 循环迭代次数及分割阈值的确定

具有生物学背景的交叉视觉皮质模型(ICM)具有出色的分割图像能力.但基于 ICM 的图像分割效果不仅取决于 ICM 各参数的合理选择,还取决于最佳分割阈值、循环迭代次数的确定.ICM 神经元的循环迭代次数需要通过人机交互方式确定,这破坏了 ICM 不需训练过程的优点以及 ICM 处理速度快的优越性.因此,选择合适的准则来自动地确定 ICM 神经元的最佳分割阈值以及循环迭代次数是 ICM 图像分割的关键。

熵是一种不确定问题的度量准则,香农熵就是信源中所有目标的平均信息量,而最大香农熵准则就是强调系统内部的均匀性,其应用于阈值分割中就是搜索使目标或背景内灰度分布尽可能均匀的最佳阈值.最大香农熵  $H(p)$  的表达式如式(3)所示。

$$H(p) = -p_0 \times \ln p_0 - p_1 \times \ln p_1 \quad (3)$$

其中  $p_0, p_1$  分别代表 ICM 输出图像  $Y[n]$  中 0 和 1 出现的概率.最大香农熵准则就是求取  $H(p)$  最大时的循环迭代次数和分割阈值,并将对应的图像进行输出。

交叉熵是用于度量 2 个概率分布之间信息量的差异,并且它是一个下凸函数,而将最小交叉熵准则应用于阈值分割中,则一般是搜索使分割前后图像信息量差异最小的阈值。

设有两个概率分布集  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$  和  $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ ,若用交叉熵来度量它们之间的信息量差异,则其对称形式如式(4)所示。

$$D(P, Q) = \sum_{i=1}^n p_i \times \ln \frac{p_i}{q_i} + \sum_{i=1}^n q_i \times \ln \frac{q_i}{p_i} \quad (4)$$

基于 ICM 的图像分割本质上为阈值分割,因此本

文将交叉熵判决机制引入其中,作为分割结果的客观评判依据,从而实现 ICM 神经元的最佳分割阈值以及循环迭代次数的确定.用于确定分割阈值的最小交叉熵方案是用  $P$  和  $Q$  分别表征原始图像和分割结果图像,然后计算目标之间的交叉熵、背景之间的交叉熵,并定义其和  $D(P, Q; \theta)$  为原始图像和分割结果图像之间的交叉熵,  $D(P, Q; \theta)$  的表达式如式(5)所示.

$$D(P, Q; \theta) = \sum_{f=1}^{\theta} f \times h(f) \times \ln \frac{f}{\mu_1(\theta)} + \mu_1(\theta) \times h(f) \times \ln \frac{\mu_1(\theta)}{f} + \sum_{f=\theta+1}^Z f \times h(f) \times \ln \frac{f}{\mu_2(\theta)} + \mu_2(\theta) \times h(f) \times \ln \frac{\mu_2(\theta)}{f} \quad (5)$$

其中,  $\mu_1(\theta) = \frac{1}{\sum_{f=0}^{\theta} h(f)} \sum_{f=0}^{\theta} f \times h(f) \quad (6)$

$$\mu_2(\theta) = \frac{1}{\sum_{f=\theta+1}^Z h(f)} \sum_{f=\theta+1}^Z f \times h(f) \quad (7)$$

式(5)中  $f$  是图像灰度值,  $h(f)$  是图像的灰度统计直方图,  $Z$  是图像灰度上界,  $\theta$  是分割阈值,  $\mu_1(\theta)$  和  $\mu_2(\theta)$  是类内均值, 分别代表在该阈值下目标和背景的平均灰度. 在  $D(P, Q; \theta)$  取值最小时的阈值  $\theta$  就是最佳分割阈值, 其对应的二值分割结果就是最优分割结果.

### 3.2 道路检测算法方案

基于交叉视觉皮质模型的道路检测算法流程图如图 2 所示.

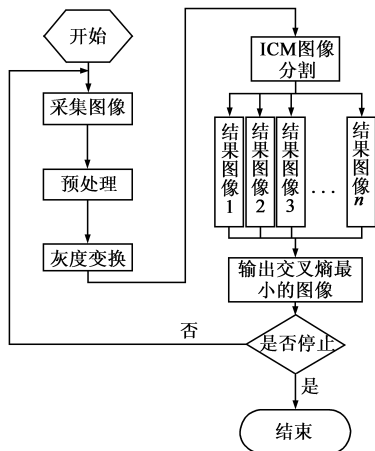


图2 算法流程图

## 4 实验及结果分析

该算法在课题组研发的保安巡逻机器人(如图 3 所示)系统中进行了实验,实验环境为作者所在的校园.在 Windows 平台下,用 VC6.0 开发环境完成了算法实现.

实验采用 ICM 标准模型,设定参数  $f=0.9, g=0.7,$

$h=1500,$  迭代次数为 50, 初始阈值  $\theta=255.$  令  $D_{\min}, \theta_{\text{best}}, N_{\min}$  为基于最小交叉熵准则的 ICM 下的最小交叉熵值、最优阈值、最小迭代次数. 选取了一些具有典型意义的道路图像, 依次为常规路况, 包含阴影、光照、水迹和障碍的路况. 为了验证本文算法的有效性, 将本文算法与基于最大香农熵准则的 ICM 分割算法进行比较. 令  $H_{\max}, \bar{\theta}_{\text{best}}, \tilde{N}_{\min}$  为最大香农熵准则下



图3 保安巡逻机器人

的最大熵值、最优阈值和最小迭代次数. 图 4 给出在两种准则下各种路况图像的最佳分割结果对比, 表 2 给出了对比试验数据. 表 3 给出了经典的 OSTU 算法、文献 [2] 算法与本文算法分割效果的客观评价, 评价准则选取交叉熵、区域均匀性和区域对比度. 综合评价分数计算公式: 交叉熵  $\times$  区域均匀性  $\times$  区域对比度. 综合评价分数越高表明图像分割的效果越好.

表 1 基于两种准则的道路图像分割实验数据

图像编号	(a)	(d)	(g)	(f)	(m)	
最大熵准则	$H_{\max}$	0.678663	0.692707	0.690041	0.692391	0.69128
	$\tilde{N}_{\min}$	11	18	19	15	17
	$\bar{\theta}_{\text{best}}$	85	87	96	88	89
最小交叉熵准则	$D_{\min}$	0.03122	0.06172	0.03920	0.05775	0.03386
	$N_{\min}$	2	5	10	7	12
	$\theta_{\text{best}}$	94	91	104	97	98

表 2 几种图像分割算法的客观评价

图像编号	算法	交叉熵	区域均匀性	区域对比度	综合评价
(a)	OTSU	0.03156	0.98116	0.33214	0.10285
	文献[2]算法	0.03189	0.98514	0.32120	0.10091
	本文算法	0.03122	0.99118	0.33442	0.10350
(d)	OTSU	0.06325	0.95576	0.44485	0.26892
	文献[2]算法	0.06215	0.96897	0.45356	0.27314
	本文算法	0.06172	0.98581	0.46495	0.28290
(g)	OTSU	0.03936	0.98856	0.32014	0.12457
	文献[2]算法	0.03931	0.97945	0.32109	0.12370
	本文算法	0.03920	0.99005	0.32126	0.12468
(f)	OTSU	0.05786	0.98233	0.33745	0.19180
	文献[2]算法	0.05763	0.97651	0.33674	0.18950
	本文算法	0.05775	0.98752	0.33892	0.19328
(m)	OTSU	0.03412	0.98452	0.54956	0.18461
	文献[2]算法	0.03303	0.99508	0.55031	0.18087
	本文算法	0.03386	0.99514	0.55049	0.18549

从以上图表可以得出以下特性:

(1) 由图 4 可以看出, 基于最小交叉熵的 ICM 分割效果要好于基于最大香农熵的 ICM, 路面基本被分割出来, 并且受阴影、光照、水迹和障碍影响较小, 符合道路

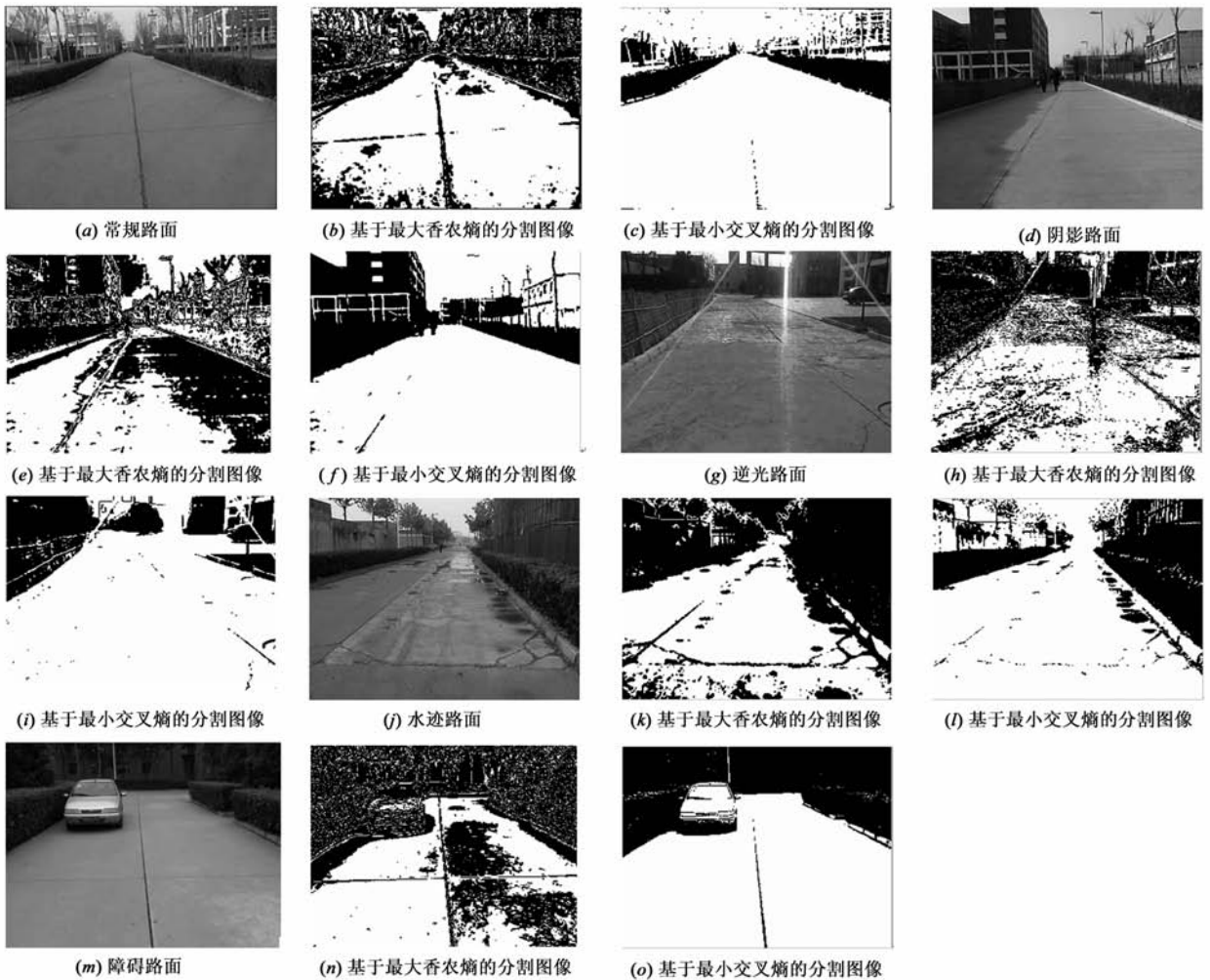


图4 各种路况图像的分割结果

检测的要求。

(2)由表1可以看出,对同一ICM模型,当采用两种不同的评价准则进行迭代时,则基于最小交叉熵的ICM的迭代次数一般要少于(即运行时间短)基于最大香农熵的ICM的迭代次数,从而保证了机器人实时的处理图像.由于判断分割结果好坏的香农熵准则,其信息量的大小仅仅依赖于结果中0和1所占的比例,因此,如果分割结果中0的概率和1的概率各占50%,则会产生香农熵的最大值.对于二值分割来说,由于图像数据的复杂性并不能保证目标像素和背景像素的个数大致相等,因此,把香农熵作为判断分割好坏的准则有其局限性;而交叉熵由于考察的是分割前后两幅图像信息量的差,这种准则显然对原图像中目标和背景的比例没有要求,因而可以更准确地评判分割的优劣。

(3)由表2统计结果可以看出,基于最小交叉熵的ICM分割算法的综合评价分数高于经典的OTSU算法以及文献[2]中的算法,客观的反应了本文算法的分割效果优于OTSU算法以及文献[2]中的算法。

为了验证算法的有效性,已在实际环境中进行了大量的实验.限于篇幅,针对每种路况分别再给出两帧图像及其分割结果,如图5所示.并对实验进行统计,结果如表3所示.统计值为检测图像的帧数、机器人实际能够有效提取道路区域图像的帧数以及它们之间的比例.其计算公式为:机器人能够有效提取道路区域的图像帧数/总检测帧数.比例越接近100%,表明算法对该类路况图像的鲁棒性越强。

由图5及表3可以看出,算法针对5类不同路况图像的处理效果比较好,对于一些极端路况具有良好的适应性,间接反映出了算法的有效性及其鲁棒性。

表3 实验统计结果

图像类型	检测帧数	有效分割帧数	比例(%)
常规图像	300	300	100
阴影图像	300	297	99
逆光图像	300	289	96
水迹图像	300	293	98
障碍图像	300	278	93



图5 5类路况图像及其结果

## 5 结论

本文首次提出了利用交叉视觉皮质模型进行道路检测的算法,解决复杂路面的图像分割问题.首先对采集到的道路图像进行滤波平滑预处理,然后对处理后的图像进行 ICM 分割.为了实现道路图像的自动分割,引入了基于最小交叉熵的循环迭代停止准则,并将算法与经典的 OSTU 算法以及新近算法进行了比较.实验结果表明,算法具有图像分割精度高、适应性强、分割质量接近最佳的特点.

### 参考文献

- [1] 夏庭锴, 杨明, 杨汝清. 基于单目视觉的移动机器人导航算法研究进展[J]. 控制与决策, 2010, 25(1): 1-7.
- [2] Xia Ting-kai, Yang Ming, Yang Ru-qing. Progress in monocular vision based mobile robot navigation[J]. Control and Decision, 2010, 25(1): 1-7. (in Chinese)
- [3] Wei Wu, Gong Shu-feng. Research on unstructured road detection algorithm based on the machine vision[A]. 2009 Asia-Pacific Conference on Information Processing [C]. Shenzhen: IEEE, 2009. 112-115.
- [4] Crisman J D, Thorpe C E UNSCARF. A color vision system for the detection of unstructured roads [A]. IEEE International Conference on Robotics and Automation [C]. Sacramento, CA: IEEE, 1991. 2496-2501.
- [5] Huang Jin-gang, Kong Bin. A new method of unstructured road

- detection based on HSV color space and road features[A]. Proceedings of the 2007 International Conference on Information Acquisition[C]. Jeju City, Korea: IEEE, 2007. 596 – 601.
- [5] Franke U, Loose H, Knoppel C. Lane recognition on country roads[A]. Proceedings of the 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. Istanbul, Turkey: IEEE, 2007. 99 – 104.
- [6] Kinser J M. A simplified pulse-coupled neural network[A]. Applications and Science of Artificial Neural Networks II[C]. Orlando, FL: SPIE, 1996. 563 – 569.
- [7] Ekblad U, Kinser J M. The intersecting cortical model in image processing[J]. Nuclear Instruments & Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, 2004, 525(1): 392 – 396.
- [8] Ekblad U, Kinser J M. Theoretical foundation of the intersecting cortical model and its use for detection of aircrafts, cars and nuclear explosion tests[J]. Signal Processing, 2004, 84 (7): 1131 – 1146.
- [9] 高山, 毕笃彦, 魏娜. 基于交叉视觉皮质模型的彩色图像自动分割方法[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(8): 1638 – 1642.  
Gao Shan, Bi Du-yan, Wei Na. A new algorithm of color image automatic segmentation based on intersecting cortical model[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(8): 1638 – 1642. (in Chinese)
- [10] 赵峙江, 赵春晖, 张志宏. 一种新的 PCNN 模型参数估计算法[J]. 电子学报, 2007, 35(5): 996 – 1000.  
Zhao Zhi-jiang, Zhao Chun-hui, Zhang Zhi-hong. A new method of PCNN's parameter's optimization[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(5): 996 – 1000. (in Chinese)
- [11] 毕英伟, 邱天爽. 一种基于简化 PCNN 的自适应图像分割方法[J]. 电子学报. 2005, 33(4): 647 – 650.  
Bi Ying-wei, Qiu Tian-shuang. An adaptive image segmentation method based on a simplified PCNN[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(4): 647 – 650. (in Chinese)
- [12] Eckhorn R, Reitboeck H J, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: Simulation of results from cat visual cortex[J]. Neural Computation, 1990, 2(3): 293 – 307.
- [13] Rybak I A, Shevtsova N A, Sandler V A. The model of a neural network visual processor[J]. Neuro Computing, 1992, 4: 93 – 102.
- [14] 徐志平. 基于交叉视觉皮质模型的图像处理关键技术研究[D]. 上海: 复旦大学, 2007, 4.  
Xu Zhi-ping. Key Technologies of Image Processing based on Intersecting Cortical Model[D]. Shanghai: Fudan University, 2007, 4. (in Chinese)

### 作者简介



高庆吉 男, 教授, 博士, 黑龙江桦川人, 1966年2月出生, 2006年获哈尔滨工业大学计算机应用技术专业博士学位. 主要研究方向为机器视觉、机器人导航控制. 发表论文 50 余篇, 其中 20 余篇论文被 EI 收录.  
E-mail: gaoqingji@vip.sohu.com



张磊 男, 1984 年出生于山东省蓬莱市, 现就读于中国民航大学航空自动化学院导航、制导与控制专业, 研究方向为机器视觉与图像处理.  
E-mail: sky.lzhang@gmail.com