

## 基于灰朦胧集动态演化的线段特征提取

屈薇薇<sup>1,2</sup>, 陈宗海<sup>1</sup>

(1. 中国科学技术大学 自动化系, 合肥 230027; 2. 西南科技大学 网络信息中心, 四川 绵阳 621010)

**摘要:** 针对未知环境知识表达问题, 模拟人类思维处理空间知识, 提出一种基于灰朦胧集动态演化的线段特征提取方法. 该方法在具有几何约束的环境中, 通过灰朦胧集动态演化形成不同认知阶段表达, 逐步消除信息中的不确定性, 采用自组织映射和基于灰关联度的主方向提取实现线段特征的信息显化. 通过创建室内走廊环境地图检验了所提出方法模拟人类智能对未知环境信息进行表达和推理的有效性.

**关键词:** 灰朦胧集; 动态演化; 线段特征提取; 自组织映射; 主方向提取

**中图分类号:** TP181

**文献标志码:** A

## Line feature extraction based on dynamic evolution of the grey hazy set

QU Wei-wei<sup>1,2</sup>, CHEN Zong-hai<sup>1</sup>

(1. Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China; 2. Network Information Center, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China. Correspondent: CHEN Zong-hai, E-mail: chenzh@ustc.edu.cn)

**Abstract:** Based on the dynamic evolution of the grey hazy set, a line feature extraction algorithm is proposed for the knowledge expression of uncertain information by simulating the gradually cognitive process of human. The algorithm eliminates the uncertainty of the information in unknown environment with the geometric constraint gradually by producing expression of different cognitive stage through dynamic evolution of the grey hazy set. As the manifestation of environmental information, the line-segment feature is detected by self-organizing mapping with main direction exacting based on the grey correlation degree. The example in the corridor environment is provided to verify the effectiveness of the proposed algorithm in simulating human's intelligence of environmental information expression and reasoning.

**Keywords:** grey hazy set; dynamic evolution; line-segment feature extraction; self-organizing mapping; main direction exacting

## 0 引言

人类对不确定、不完备信息具有鲁棒的、定性的分析能力和分层思维能力, 如何模拟人类思维模式、对未知环境进行空间认知表达是人工智能领域的研究热点之一<sup>[1]</sup>. 认知地图是一种将认知主体获得的环境空间信息表示为不同信息载体间的相互联系和相互作用的模型. 该模型在对物理环境进行解释的同时包含了认知主体对环境的高层理解<sup>[2]</sup>, 通过与环境的交互对空间进行理解和学习, 模拟人类对环境的逐步认知<sup>[3]</sup>, 是一种粗略但鲁棒的表示方法<sup>[4-5]</sup>, 不仅能够有效缩小信息存储量, 同时也利于认知主体应对环境信息的动态变化<sup>[6]</sup>, 其研究重点在于对局部环境的地图描述和对传感器所获信息的定性提取<sup>[7-10]</sup>.

为了模拟人类智能对环境的描述, 需要认知主体能够以一种有效和连续的方式定性地理解、解释和表示环境<sup>[11-12]</sup>. Deng<sup>[13]</sup>于1982年提出了灰朦胧集的概念, 并在此基础上建立了灰色系统理论. 灰朦胧集是包含胚胎集、发育集、成熟集和实证集的子集族<sup>[14]</sup>, 具有信息性、实证性、时效性、兼容性、可构造性和动态性等特点. 随着认知的深入和信息的补充, 灰朦胧集通过动态演化逐步消除由观测内容的有限性和思维的模糊性所引起的不确定性, 逐渐显化隐藏在数据中的信息, 使信息的灰度逐渐减小, 智能模拟人类对空间知识的处理. 通过对信息的共性进行概括、总结和整理, 提炼出抽象的、高层次的知识, 并利用这些知识指导认知主体进行更深层次的认知.

**收稿日期:** 2014-03-07; **修回日期:** 2014-08-09.

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(61375079).

**作者简介:** 屈薇薇(1980—), 女, 讲师, 博士生, 从事灰色定性知识表达、机器人导航的研究; 陈宗海(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统建模与控制、模式识别与智能机器人等研究.

本文将线段特征作为结构化环境的显化表现<sup>[15-22]</sup>, 通过自组织映射和主方向提取处理不确定信息, 提出一种基于灰朦胧集动态演化的线段特征提取方法, 以期更好地模拟人类对环境空间的认知过程. 提出在灰朦胧集演化过程中使用自组织映射网络结合基于灰关联度的主方向提取算法获得环境线段特征, 构造灰朦胧集各个子集的显化表现, 模拟人类不同认知阶段表达. 最后通过在具有明显几何约束的走廊环境中进行地图绘制以验证所提出方法的有效性.

## 1 问题描述

令  $IFM_i$  为认知主体  $i$  的认知过程,  $E$  为认知对象,  $\theta_j$  为第  $j$  种认知根据,  $\Theta_{ij}$  为认知主体  $i$  通过  $\theta_j$  对  $E$  的认知结果,  $\tilde{\Theta}_{ij}$  为认知程度, 则  $IFM_i : E \xrightarrow{\theta_j} \Theta_{ij}$  称为认知主体  $i$  以  $\theta_j$  为依据对  $E$  的认知模式,  $IFM_i : E \xrightarrow{\theta_j} \tilde{\Theta}_{ij}$  称为认知主体  $i$  以  $\theta_j$  为依据对  $E$  的认知程度模式<sup>[14]</sup>. 有:

- 1)  $\tilde{\Theta} = 0$ , 表示认知主体  $i$  对  $E$  无认知;
- 2)  $\tilde{\Theta} = 1$ , 表示认知主体  $i$  对  $E$  有完全认知, 认知程度为 100%;
- 3)  $0 < \tilde{\Theta} < 1$ , 表示认知主体  $i$  对  $E$  有不完全认知, 其认知程度视  $\tilde{\Theta}$  的大小而定,  $\tilde{\Theta}$  越大, 认知程度越高.

信息加工理论认为, 学习过程是学习者对来自环境刺激的信息进行内在认知加工的过程<sup>[23]</sup>. 假设认知背景或论域为  $\Omega$ , 通过认知依据  $\theta_j$  ( $\theta_j \in \Omega$ ) 得到的对认知结果的测度为  $\mu(\theta_j)$ , 则认知程度为

$$\tilde{\Theta}_j = \mu(\theta_j) / \mu(\Omega),$$

且灰度  $g_j$  与认知程度呈反比, 即  $g_j = 1 / \tilde{\Theta}_j$ . 对于认知依据  $\theta_j$ , 一定能找出一个表现  $\lambda_j$  与之对应, 记为  $\theta_j \stackrel{(R)}{\Rightarrow} \lambda_j$ , 可通过认知依据  $\theta_j$  构造认知表现  $\lambda_j$ .

灰朦胧集  $@_{GHZ}$  包含了随着持续认知展现出的 4 种不同演化形态<sup>[24]</sup>: 胚胎集  $@_{EMB}$ 、发育集  $@_{GRW}$ 、成熟集  $@_{MAT}$  和实证集  $@_{EVI}$ . 在每一个认知阶段将对象表达为一个有限特征集和一个特征组合的规则集, 不同的特征核心形成不同的认知阶段表达, 有

$$\begin{aligned} @_{GHZ} = & \\ & \{ @_{EMB}, @_{GRW}, @_{MAT}, @_{EVI} | \\ & @_{GRW} \text{Occur} \Rightarrow @_{EMB} \text{Vani}; \\ & @_{MAT} \text{Occur} \Rightarrow @_{EMB}, @_{GRW} \text{Vani}; \\ & @_{EVI} \text{Occur} \Rightarrow @_{EMB}, @_{GRW}, @_{MAT} \text{Vani} \}. \quad (1) \end{aligned}$$

在演化的每一阶段中, 所获信息的灰度为

$$g^\circ = |g^\circ_{\Theta_i} - g^\circ_{D}|.$$

其中:  $g^\circ_D$  为命题  $P$  表现论域  $D$  的本征灰度,  $g^\circ_{\Theta_i} =$

$$\frac{1}{\ln \text{POT} \cdot \Theta_i}, g^\circ_D = \frac{1}{\ln \text{POT} \cdot D}.$$

## 2 基于灰朦胧集动态演化的环境认知过程

在基于灰朦胧集动态演化的空间认知过程中, 使用线段组作为每个演化阶段环境信息的显化表现. 结合信息论, 利用传感器所获信息中的冗余性实现自主聚类, 通过主方向提取确定直线簇方向, 使用最大灰关联度确定直线特征, 利用最一般假设确定线段的端点, 最后对多个线段进行融合以得到环境边界特征.

在机器人漫游过程中, 为了简化计算, 将环境视为二维平面, 通过数据预处理去除原始数据中的离散点. 计算以二维空间中某一点  $i$  为圆心, 以  $d\_threshold$  为半径的圆内的点数量  $num$ . 若  $num$  超过判断阈值  $num_{threshold}$ , 则认为该点属于某个点簇; 若点数  $num$  过少, 则认为点  $i$  为离散点, 将其视为噪声删除.

### 2.1 获得胚胎集 $@_{EMB}$

根据数据预处理后的信息  $\theta_1$ , 通过认知过程  $IFM_i^1 : E \xrightarrow{\theta_1} \Theta_1$  得到环境的整体主方向, 即获得胚胎集  $@_{EMB} = (\Theta_1, \theta_1)$ , 其显化表现为线段组  $\Theta_1 = \{l_1\}$ . 由于  $\text{POT} \cdot \Theta_1 = 1, \text{POT} \cdot D > 0$ , 有  $g^\circ_{@_{EMB}} \rightarrow \infty$ .

从统计学的观点看, 单个的点与直线之间是样本与样本空间的关系, 该样本集中的所有边缘点在整体特性上定义了直线的空间结构. 由于受到噪声的影响, 在笛卡尔坐标中观测到的  $n$  个数据点在  $X$  轴和  $Y$  轴上具有较大的离散性, 将观测点进行旋转变换到主方向坐标系  $P'$ , 使得信息大部分集中在新变量  $X'$  (主方向) 上, 小部分集中在新变量  $Y'$  (次方向) 上.

**定义 1** 直线  $l_j^m$  与点簇  $C_m$  的灰关联度为

$$\gamma(l_j^m, c^m) = \frac{\min_i d_i^m + \xi \max_i d_i^m}{d_j^m + \xi \max_i d_i^m}. \quad (2)$$

其中

$$d_j^m = \frac{1}{n_m} \sum_{i=1}^{n_m} \frac{k^m x_i - y_i - k^m x_j + y_j}{\sqrt{(k^m)^2 + 1}} \quad (3)$$

为点簇  $C_m$  与直线  $l_j^m$  的距离,  $\xi \in (0, 1)$ .

具有最大灰关联度值的直线即为点簇  $C_m$  的拟合直线  $\{l_i^m | y = k^m x - k^m x_i^m + y_i^m\}$ , 该直线经过簇内点  $p_i^m = (x_i^m, y_i^m)$ . 在获得点簇的直线特征后, 还需要确定端点才能形成线段特征. 文献<sup>[15]</sup>提到了最一般假设 (MGH) 和最特殊假设 (MSH) 两种方法, 本文使用 MGH 计算线段的端点.

### 2.2 获得发育集 $@_{GRW}$

利用第 2.1 节得到的环境主方向对整体数据点分类, 并提取各自的主方向, 得到该环境的数据大致分布形态. 以  $\theta_1, \Theta_1$  作为认知根据, 通过认知过程

$$IFM_i^2 : E \xrightarrow{\theta_1, \Theta_1} \Theta_2,$$

获得发育集

$$\textcircled{G}_{\text{RW}} = (\Theta_2, \theta_1),$$

其中线段组  $\Theta_2 = \{l_{21}, l_{22}\}$  为当前环境的信息显化表现. 此时,  $\text{POT} \cdot \Theta_2 = 2$ ,  $\text{POT} \cdot D > 0$ , 有  $g^\circ_{\textcircled{G}_{\text{RW}}} \leq 1.4426$ .

以胚胎集线段  $l_1$  作为分类标准, 将  $\theta_1$  中的数据点分为位于  $l_1$  两侧的两个类别, 直线  $l_L^i$  表示为

$$\begin{aligned} \text{QS}(l_L^i) = \\ \{ \Delta^i(x, y) = (y - y_{e_k}^i)(x_{e_2}^i - x_{e_1}^i) - \\ (x - x_{e_k}^i)(y_{e_2}^i - y_{e_1}^i) = 0 \}. \end{aligned} \quad (4)$$

首先在  $\theta_1$  中随机选取一个位于线段  $l_1$  外的点  $p_{\text{rand}}$  作为参考点, 根据  $\Delta^i(x_{\text{rand}}, y_{\text{rand}}) \cdot \Delta^i(x_i, y_i)$  的极性将数据点分为  $L_1$  和  $L_2$  两类. 对分类后的数据点簇分别进行线段特征提取, 得到环境信息显化表现

$$\Theta_2 = \{l_{21}, l_{22}\},$$

其中  $l_{21}$  和  $l_{22}$  分别为分布在整体主方向  $l_1$  两侧的线段特征.

### 2.3 获得成熟集 $\textcircled{M}_{\text{AT}}$

通过将整体数据点进行迭代聚类 and 基于灰关联度的主方向提取, 以完成对环境分段线段特征提取. 以  $\theta_1$ 、 $\Theta_2$  作为认知根据, 通过认知过程

$$\text{IFM}_i^3 : E \xrightarrow{\theta_1, \Theta_2} \Theta_3,$$

获得成熟集

$$\textcircled{M}_{\text{AT}} = (\Theta_3, \theta_1),$$

其中线段组  $\Theta_3 = \{l_{31}, l_{32}, \dots, l_{3n}\}$  为当前环境信息显化表现. 此时,  $\textcircled{M}_{\text{AT}}$  表现为白化默认空间, 接近表现论域, 即  $\Theta_3 \approx D$ , 因此  $g^\circ \rightarrow 0$ , 认知程度  $\tilde{\theta} \rightarrow 1$ , 但是  $\tilde{\theta} \neq 1$ .

首先, 通过自组织映射网络对数据点进行迭代聚类<sup>[25-26]</sup>; 然后, 利用第 2.1 节的方法对各个聚类点进行线段特征提取, 将发育集获得的显化信息作为补充信息对其进行修正, 得到最终信息显化表现

$$\Theta_3 = \{l_{31}, l_{32}, \dots, l_{3m}\}.$$

本文借鉴文献 [18] 中的几何假设, 设定室内环境中所有线段均是相互平行或相互垂直的, 以降低算法的复杂度, 并更加精确地估计直线特征位置.

### 2.4 获得实集 $\textcircled{E}_{\text{VI}}$

利用文献 [27] 的方法对线段进行融合处理, 以形成连续的环境边界. 此时,  $\textcircled{E}_{\text{VI}}$  为确认空间, 其中所有元素均完全符合命题  $P$ , 即  $\tilde{\theta} = 1$ ,  $g^\circ \rightarrow 0$ .

令线段为

$$l_i = \{\rho_i, \alpha_i, p_i^{1e} = (x_i^{1e}, y_i^{1e}), p_i^{2e}, p_i^m, q_i\},$$

其中:  $\rho_i$  为全局坐标原点到线段的距离,  $\alpha_i$  为该线段

在全局坐标中与  $x$  轴之间的夹角,  $p_i^{1e}$ 、 $p_i^{2e}$  为线段的两个端点,  $p_i^m$  为线段的中点,  $q_i$  为线段的长度.

令线段对  $(l_i, l_j)$  的参考线段为  $L_r$ , 两条线段的端点在参考直线  $L_r$  上的投影分别为  $\hat{p}_i^{1e}$ ,  $\hat{p}_i^{2e}$ ,  $\hat{p}_j^{1e}$ ,  $\hat{p}_j^{2e}$ , 则线段对之间的不一致性  $D_{ij}^p$ 、二者之间的重叠程度  $Q$  分别为

$$D_{ij}^p = \sum_{k=1}^2 \frac{\|p_i^{ke} - \hat{p}_i^{ke}\| + \|p_j^{ke} - \hat{p}_j^{ke}\|}{2}, \quad (5)$$

$$Q = \frac{\|\hat{p}_i^{1e} - \hat{p}_j^{2e}\| + \|\hat{p}_j^{1e} - \hat{p}_i^{2e}\|}{d_r}. \quad (6)$$

考虑到角度限制、重叠因素和不一致性, 当两条线段满足  $|\alpha_i - \alpha_j| < \alpha_{th}$ ,  $Q > Q_{th}$  且  $D_{ij}^p < D_{th}$  时, 认为可以对该线段进行合并, 合并后的线段位于参考直线  $L_r$  上.

## 3 实例分析

通过灰朦胧集的动态演化模拟人类对环境的认知过程, 实现对具有明显几何约束的室内走廊环境的线段特征提取. 使用 Pioneer 3-DX 机器人平台进行实验, 实验环境如图 1 所示. 机器人在未知走廊环境中漫游, 通过声纳传感器探测收集数据, 其行走路线和方向见图 1.

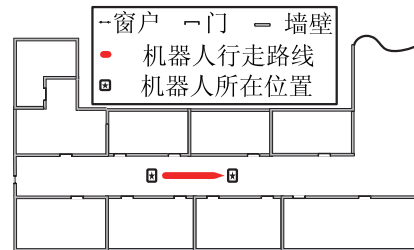


图 1 实验环境

**Step 1: 感知.** 机器人在环境中漫游并通过声纳传感器获取一系列数据点, 当数据点数量达到一定的阈值 (DST) 后停止采集, 形成命题  $P$ .

**Step 2: 获得胚胎集  $\textcircled{E}_{\text{MB}}$ .** 对通过数据预处理去除离散点后的数据点进行线段特征提取, 得到此时的环境信息显化表现  $\Theta_1 = \{l_1\}$ , 结果如图 2 所示. 图 2 中: 点为数据点, 点线为聚类主方向  $\Theta_2'$ , 虚线为调整后的聚类主方向  $\Theta_2$ , 实线为整体主方向  $\Theta_1$ .

**Step 3: 获得发育集  $\textcircled{G}_{\text{RW}}$ .** 对根据  $\Theta_1$  分类后的数据点进行线段特征提取, 得到显化表现  $\Theta_2 = \{l_{21}, l_{22}\}$ , 结果如图 2 所示. 以  $\theta_1$  作为认知根据, 得到两

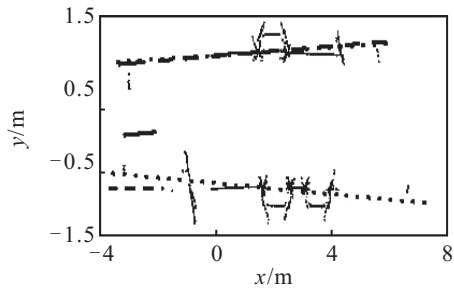
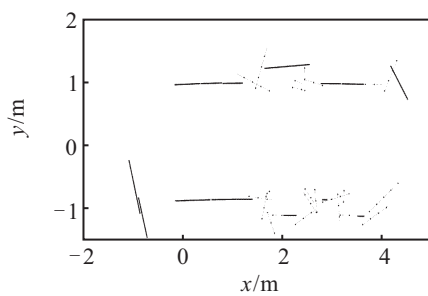


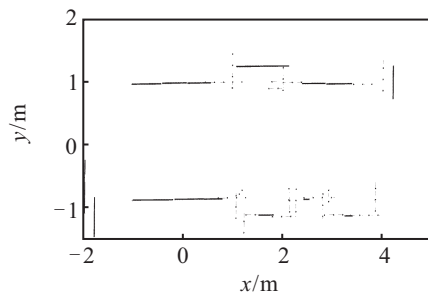
图2 胚胎集 @EMB 和发育集 @GRW

个聚类的主方向  $\theta'_2 = \{l'_{21}, l'_{22}\}$ , 以胚胎集中的显化表现  $\theta_1 = \{l_1\}$  (整体数据的主方向) 作为信息补充, 对  $\theta'_2$  进行调整, 得到最终显化表现  $\theta_2 = \{l_{21}, l_{22}\}$ .

Step 4: 获得成熟集 @MAT. 通过自组织映射网络对去噪后的数据点信息  $\theta_1$  进行聚类, 对各个聚类进行线段特征提取, 得到环境显化表现  $\theta'_3$ . 对于聚类  $i$ , 若主特征得分  $score_i = \lambda_i / \sum_{j=1}^2 \lambda_j$  大于设定的得分阈值, 则保持其线段特征不作改变; 若小于该阈值, 则对该聚类进行迭代线段特征提取. 此时, 环境的显化信息为  $\theta'_3 = \{l'_{31}, l'_{32}, \dots, l'_{3m}\}$ . 使用  $\theta_2$  作为补充信息, 对  $\theta'_3$  进行修正, 最后得到  $\theta_3 = \{l_{31}, l_{32}, \dots, l_{3m}\}$ , 如图3所示. 图3中: 实线为第1次聚类线段特征, 虚线为迭代聚类线段特征.



(a) 迭代线特征提取得到  $\theta'_3$



(b) 使用  $\theta_2$  作为补充信息进行修正得到  $\theta_3$

图3 成熟集 @MAT

Step 5: 获得实证集 @EVI. 将 Step 4 得到的显化信息  $\theta_3 = \{l_{31}, l_{32}, \dots, l_{3m}\}$  进行线段融合, 并对相邻线段进行适当的信息补充, 得到确定的显化信息  $\theta_4 = \{l_{41}, l_{42}, \dots, l_{4p}\}$ . 此时, 该线段特征集合完全符

合对于实际走廊环境的描述, 如图4所示. 由图4可见, 本文所提出的算法能够有效探测出环境中的直角, 且拟合的线段特征接近于实际环境. 图4中: 实线为拟合的直线段, 虚线为去噪后的数据点.

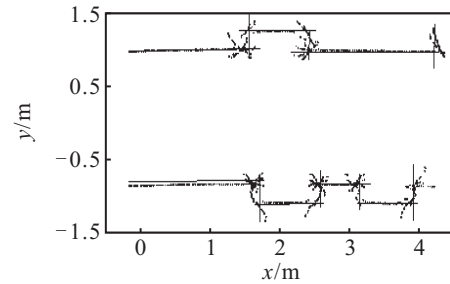


图4 线段融合后的环境特征

## 4 结 论

本文提出了一种模拟人类认知过程, 随着信息的补充和认知深入逐渐消除信息不确定性的智能方法. 该方法通过灰朦胧集的动态演化, 将认知主体获得的环境空间信息构造为随着持续认知展现出的显化表现, 形成不同的认知阶段表达. 在不同信息处理阶段中, 环境信息主要表现为不同规模的线段特征组, 本文使用自组织映射和基于灰关联度的主方向提取完成线段特征的提取.

灰朦胧集的动态演化是一种对未知环境模拟人类思维方式进行抽象表达的方法, 该方法展现了认知主体受感知程度的限制, 通过认知程度的深入, 逐步以一种自适应方式对复杂的、不确定的未知环境进行空间认知表达的过程. 本文通过灰朦胧集的动态演化模拟人类信息处理模式, 以实现从非实证到实证、主体认知由灰转化为白的过程. 该方法动态模拟了人类利用先验知识对未知环境由总体到局部的主观持续认知过程, 为进一步研究以灰朦胧集为基础的灰色系统理论问题提供了一定的参考, 也为模拟人类智能在信息处理过程中利用不精确知识进行定性分析提供了一种可借鉴的理论方法.

## 参考文献(References)

- [1] Beeson P F. Creating and utilizing symbolic representations of spatial knowledge using mobile robots[D]. Ann Arbor: Computer Sciences, The University of Texas at Austin, 2008.
- [2] Yeap W K, Wong C K, Schmidt J. Using a mobile robot to test a theory of cognitive mapping[C]. Robotics and Cognitive Approaches to Spatial Mapping. Berlin: Springer-Verlag, 2008: 281-295.
- [3] Tolman E C. Cognitive maps in rats and men[J]. Psychological Review, 1948, 55(4): 189-208.
- [4] Endo Y, Arkin R C. Anticipatory robot navigation by simultaneously localizing and building a cognitive map[C].

- IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and Systems. Las Vegas: IEEE, 2003: 460-466.
- [5] Wang R F, Spelke E S. Human spatial representation: Insights from animals[J]. *Trends in Cognitive Sciences*, 2002, 6(9): 376-382.
- [6] Davis R, Shrobe H, Szolovits P. What is a knowledge representation[J]. *AI Magazine*, 1993, 14(1): 17-33.
- [7] Kuipers B. Spatial semantic hierarchy[J]. *Artificial Intelligence*, 2000, 119(1): 191-233.
- [8] Beeson P, Modayil J, Kuipers B. Factoring the mapping problem: Mobile robot map-building in the hybrid spatial semantic hierarchy[J]. *Int J of Robotics Research*, 2010, 29(4): 428-459.
- [9] Chown E. Making predictions in an uncertain world: Environmental structure and cognitive maps[J]. *Adaptive Behavior*, 1999, 7(1): 17-33.
- [10] Yeap W K, Jefferies M E. Computing a representation of the local environment[J]. *Artificial Intelligence*, 1999, 107(2): 265-301.
- [11] Luger G F. *Artificial intelligence: Structures and strategies for complex problem solving*[M]. 6th ed. New Jersey: Addison-Wesley Press, 2008: 3-33.
- [12] Harnish R M, Wang M, Li P X. *Minds, brains, computers: An historical introduction to the foundations of cognitive science*[M]. Hangzhou: Zhejiang University Press, 2010: 139-158.
- [13] Deng J L. Control problem of grey systems[J]. *Systems & Control Letters*, 1982, 1(5): 288-294.
- [14] 邓聚龙. 灰理论基础[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002: 18-61.  
(Deng J L. *Grey theory*[M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2002: 18-61.)
- [15] Movafaghpour M A, Masehian E. Poly line map extraction in sensor-based mobile robot navigation using a consecutive clustering algorithm[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2012, 60(8): 1078-1092.
- [16] Pfister S T, Roumeliotis S I, Burdick J W. Weighted line fitting algorithms for mobile robot map building and efficient data representation[C]. *IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. New York: IEEE, 2003: 1304-1311.
- [17] Nguyen V, Gchter S, Martinelli A, et al. A comparison of line extraction algorithms using 2D range data for indoor mobile robotics[J]. *Autonomous Robots*, 2007, 23(2): 97-111.
- [18] Choi Y H, Lee T K, Oh S Y. A line feature based SLAM with low grade range sensors using geometric constraints and active exploration for mobile robot[J]. *Autonomous Robots*, 2008, 24(1): 13-27.
- [19] Berrio J S, Orozco O S, Caicedo B E. Lines extraction in laser scans through the integration of the hough transform and SEF[C]. *Workshop on Engineering Applications*. Bogota: IEEE, 2012: 6.
- [20] Xavier J, Pacheco M, Castro D, et al. Fast line, arc/circle and leg detection from laser scan data in a player driver[C]. *IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. New York: IEEE, 2005: 3930-3935.
- [21] Ip Y L, Rad A B, Chow K M, et al. Segment-based map building using enhanced adaptive fuzzy clustering algorithm for mobile robot applications[J]. *J of Intelligent & Robotic Systems*, 2002, 35(3): 221-245.
- [22] Fernandez C, Moreno V, Curto B, et al. Clustering and line detection in laser range measurements[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2010, 58(5): 720-726.
- [23] 史忠植. 认知科学[M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2008: 305-350.  
(Shi Z Z. *Cognitive science*[M]. Hefei: University of Science and Technology of China Press, 2008: 305-350.)
- [24] 邓聚龙. 灰数学引论——灰色朦胧集[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1992: 36-102.  
(Deng J L. *Introduction to grey mathematics — Grey hazy set*[M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 1992: 36-102.)
- [25] Kohonen T. The self-organizing map[J]. *Proc of the IEEE*, 1990, 78(9): 1464-1480.
- [26] Fredric M H, Ivica K, Ye S W, et al. *Principles of neurocomputing for science & engineering*[M]. Beijing: China Machine Press, 2007: 120-142.)
- [27] An S Y, Kang J G, Lee L K, et al. Line segment-based indoor mapping with salient line feature extraction[J]. *Advanced Robotics*, 2012, 26(5/6): 437-460.

(责任编辑: 郑晓蕾)