

文章编号: 1000-8152(2008)03-0533-05

基于粒子群优化的粒子滤波定位方法

方正¹, 佟国峰², 徐心和²

(1. 东北大学 教育部暨辽宁省流程工业综合自动化重点实验室, 辽宁 沈阳 110004;

2. 东北大学 人工智能与机器人研究所, 辽宁 沈阳 110004)

摘要: 为了实现移动机器人精确高效的自定位, 提出了基于粒子群优化的粒子滤波定位方法. 文章分析了常规粒子滤波定位方法存在的不足之处. 将最新观测值融合到采样过程中, 并利用粒子群优化算法提高了常规粒子滤波器的预估性能. 接下来, 建立了系统的概率运动模型和感知模型, 并利用粒子群优化粒子滤波方法解决了移动机器人的自定位问题. 粒子群优化算法的优化结果使得采样集向后验概率密度分布取值较大的区域运动, 从而克服了粒子贫乏问题并且显著地降低了精确定位所需的粒子数. 仿真实验表明该算法的有效性.

关键词: 移动机器人; 自定位; 粒子滤波; 粒子群优化

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A

A localization method for particle-filter based on the optimization of particle swarm

FANG Zheng¹, TONG Guo-feng², XU Xin-he²

(1. Key Laboratory of Process Industry Automation, Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China;

2. Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China)

Abstract: To locate a mobile robot efficiently and accurately, we propose a localization algorithm for the particle-filter based on particle swarm optimization. The drawbacks of generic particle-filter are analyzed. By incorporating the newest observations into the sampling process and using particle swarm optimization, the prediction performance of the generic particle-filter is improved. After that, the probabilistic motion-model and observation-model of the mobile robot are established, and the self-localization problem of the mobile robot is resolved by applying the particle swarm optimization to the particle filter. In this method, through particle swarm optimization, particles are moved to the regions where they have larger values of posterior density function. As a result, the impoverishment of the particle filter is overcome and the number of particles needed for accurate location is reduced dramatically. Simulation experiments show the validity of the proposed method.

Key words: mobile robot; self-localization; particle filter; particle swarm optimization

1 引言(Introduction)

基于概率的定位方法^[1~4]是一种鲁棒的移动机器人定位方法. 近几年来, 粒子滤波定位方法^[2,3,5]在国内外备受关注. 粒子滤波(PF)定位方法采用带有权重值的粒子集来近似表示任意的后验概率分布. 然而由于常规PF定位方法采用了次优的重要性函数^[6], 因此常规PF定位方法存在一些缺点:

1) 粒子贫乏问题. 当观测值比较准确或者似然函数位于先验概率分布尾部的时候, 在权重值更新之后很多粒子的权重值都变得很小. 因此经过重采样后, 样本集的多样性减少甚至只剩下一样本, 从而产生了粒子贫乏问题.

2) 计算效率问题. 当系统初始状态未知时, 即全局定位时, 常规PF定位方法需要大量的粒子才能保证粒子集收敛.

为了减轻采样贫乏, Lenser^[7]在采样更新后引入感知重采样阶段来更新原有采样分布使之接近真实位姿, 在一定程度上避免了采样贫乏. 为了提高PF定位方法的效率, Fox^[8]提出了自适应粒子滤波方法. 该方法根据真实概率分布与逼近概率分布之间的Kullback-Leiber距离来实时地调整粒子集数目, 从而提高了系统的计算效率.

本文在分析了PF定位方法不足的基础上, 将粒子群优化算法(PSO)引入到PF定位方法中, 改善了样本的分布, 加速了粒子集的收敛. 相比于传统的PF定

位方法,基于粒子群优化的粒子滤波(PSOPF)定位方法减轻了粒子贫乏问题,同时也使得粒子滤波器只需要很少的粒子就可以实现精确的全局定位。

2 常规粒子滤波定位方法及不足(Generic particle filter localization and its drawbacks)

PF定位方法的理论基础来源于贝叶斯滤波原理^[1],其数学形式描述如下:

$$p(l_t|o, a) = \eta p(o|l_t) \Sigma p(l_t|l_{t-1}, a) Bel(l_{t-1}), \quad (1)$$

其中: o 为观测量, a 为运动行为, η 为归一化常数. $p(l_t|l_{t-1}, a)$ 为机器人运动模型, $p(o|l_t)$ 为机器人的感知模型. $Bel(l_{t-1})$ 表示的是机器人位于状态 l_{t-1} 的概率密度。

PF采用一组加权的粒子集 $S = \{s_t = \langle l_t, w_t \rangle | i = 1, \dots, N\}$ 来表示位姿空间的概率分布. 每个粒子由机器人的位姿 $l_t = (x, y, \theta)$ 和权重值 w_t 组成, 并且满足 $\sum_{i=1}^N w_t = 1$. PF定位的两个更新过程为:

基于运动模型的更新: 更新公式如式(2)所示:

$$S_t = p(l_t|l_{t-1}, a_{t-1}) Bel(l_{t-1}), \quad (2)$$

其中: $p(l_t|l_{t-1})$ 为运动模型, t 表示时刻, S_t 为更新后的采样分布。

基于感知模型的更新: 更新公式如式(3)所示:

$$w_{i,t} = w_{i,t-1} p(o_t|l_{i,t}), \quad (3)$$

其中: o_t 是观测量, $p(o_t|l_{i,t})$ 为概率感知模型。

PF采用SIS(sequential importance sampling)^[9]方法,来递归地根据重要性进行采样得到后验概率的近似分布.但是由于常规PF采用了次优重要性函数,因此存在一些问题。

常规PF定位方法的一个重要缺陷就是粒子贫乏问题.当观测信息很准确时(比如移动机器人利用激光传感器进行定位时),似然概率与先验概率分布之间的重叠部分很小,这时候仅有一小部分粒子的权重值在更新后会增大,如图1(a)所示.另外,当观测概率位于先验分布尾部时,由于先验概率产生的粒子仅有一小部分位于高似然区域,重采样的后验概率仅由相异很少的粒子表示,如图1(b)所示.因此,预估结果中很有可能失去重要粒子(好的假设)。

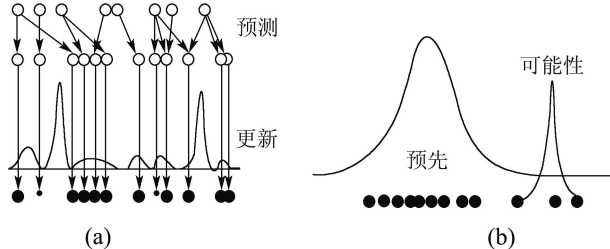


图1 常规粒子滤波定位方法预估性能差的情况

Fig. 1 Failed scenarios of generic particle filter localization

常规PF定位方法的另外一个问题就是当系统的初始状态未知时,需要大量的粒子才能实现自定位.如果粒子集数目比较小,那么很有可能没有粒子分布在真实状态附近,这样经过几次迭代以后,粒子就很难收敛到真实状态处.对于常规PF定位方法,解决方法就是增大初始状态的粒子数目.通常这种情况下需要的数目远远大于状态跟踪需要的粒子数目,这使得PF算法计算效率很差,有时根本无法满足系统实时性要求。

3 粒子群优化粒子滤波方法(Particle swarm optimized particle filter)

为了克服常规PF定位方法存在的缺点,本文将PSO算法^[11]引入到PF中来提高PF的预估性能。

3.1 粒子群优化算法(Particle swarm optimization algorithm)

PSO是由Kennedy和Eberhart^[11]等人于1995年提出的一类模拟群体智能行为的优化算法. PSO可以表述为:随机初始化一个粒子群(数量为 m),其中第 i 个粒子在 n 维空间的位置表示为: $L_i = (l_{i1}, l_{i2}, \dots, l_{in})$,速度为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$. 每一次迭代,粒子通过两个极值来更新自己的速度和位置. 一个是粒子本身从初始到当前迭代次数搜索产生的最优解,称为个体极值: $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$. 另一个是种群目前的最优解,称为全局极值: $G_i = (g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{in})$. 在找到这两个最优值时,每个粒子根据以下公式来更新其速度和位置:

$$\begin{cases} V_i = w * V_i + c_1 * \text{rand}() * (P_i - L_i) + \\ \quad c_2 * \text{rand}() * (G - L_i), \\ L = L_i + V_i, \end{cases} \quad (4)$$

其中: $\text{rand}()$ 是介于(0,1)区间的随机数, w 称为惯性系数, c_1 和 c_2 统称为学习因子,一般学习因子 $c_1 = c_2 = 2$. 通常 w 较大则算法具有较强的全局搜索能力, w 较小则算法倾向于局部搜索。

3.2 融合粒子群优化与粒子滤波(Merge particle swarm optimization into particle filter)

如第2部分中介绍的,常规PF方法的重要性采样过程是次优的.为了优化PF的采样过程,本文将PSO算法融合到了PF中。

首先,将最新的观测值引入到采样过程中,并定义适应度函数如下:

$$\text{fitness} = \exp\left\{-\frac{1}{2R_t}(O_{\text{New}} - O_{\text{Pred}})^2\right\}, \quad (5)$$

其中: R_t 是观测噪声方差, O_{New} 是最新的观测值, O_{Pred} 是预测观测值。

接下来, 利用PSO算法对采样过程进行优化. 本文采用了一种改进的PSO算法^[12], 其收敛性好于经典的PSO算法. 如果粒子集都分布在真实状态附近, 那么粒子群中每个粒子的适应度都很高. 反之, 如果粒子群中每个粒子的个体最优值以及粒子群的全局最优值都很低, 那么说明粒子没有分布在真实状态附近. 此时粒子集利用PSO算法, 不断根据最优值并利用下式来不断地更新每个粒子的速度与位置, 使得粒子不断地向真实状态靠近.

$$\begin{cases} v_{i,t} = |\text{randn}()|(P_{pbest} - l_{i,t}) + |\text{Randn}()|(P_{gbest} - l_{i,t}), \\ l_{i,t+1} = l_{i,t} + v_{i,t}, \end{cases} \quad (6)$$

其中 $\text{randn}()$ 和 $\text{Randn}()$ 是正的高斯分布的随机数, 可以由 $\text{abs}[N(0, 1)]$ 产生.

通过移动粒子群向最优粒子 P_{gbest} 靠近, PSO算法也就是驱动了所有的粒子向高似然概率区域运动. 当粒子群的最优值符合某阈值 ε 时, 说明粒子群已经分布在真实状态附近, 那么粒子群停止优化.

此时再对粒子集利用最新观测值通过下式进行权重更新并进行归一化处理:

$$\begin{cases} w_{i,t} = w_{i,t-1}p(o_t|l_{i,t}), \\ w_{i,t} = \frac{w_{i,t}}{\sum_i w_{i,t}}. \end{cases} \quad (7)$$

为了解决PF的退化问题^[9], 需要选择和复制权重值较大的粒子, 也就是对粒子集进行重采样:

$$\left\{ l_{i,t}, \frac{1}{N} \right\}_{i=1}^N = \{ l_{i,t}, w_{i,t} \}_{i=1}^N. \quad (8)$$

在重采样之后, 真实状态附近的粒子权重值将会增大. 通过以上的优化过程使得粒子集在权重值更新前更加趋向于高似然区域, 如图2所示, 从而解决了粒子贫乏问题. 同时, 优化过程使得远离真实状态的粒子趋向于真实状态出现概率较大的区域, 提高了每个粒子的作用, 从而PF需要大量粒子才能进行精确状态预估的问题也被削弱了, 尤其全局定位时.

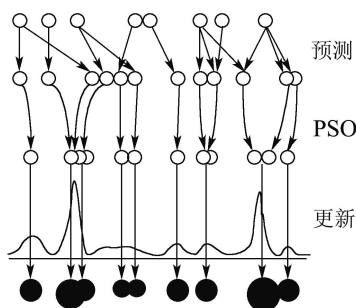


图2 粒子群优化过程

Fig. 2 The optimization process of PSOPF

4 定位算法实现(Implementations of the localization algorithm)

通过第1部分PF定位原理的介绍可以知道, 在利用PF方法来进行定位时, 需要建立两个概率模型, 分别为运动模型以及观测模型.

4.1 运动模型(Motion model)

对于两轮差分驱动移动机器人, 其运动模型 $p(l_t|l_{t-1}, a)$ 可以利用机器人运动学^[1]来建立. 对于带有里程计的移动机器人, 运动行为 a 通常可以由里程计信息 u 表示. 设机器人从位姿 $l(t-1) = x(t-1), y(t-1), \theta(t-1)$ 处开始, 移动了一段位移后到达 $l(t)$ 处, 可以由里程计得到这段位移量为 $u(t) = [T(t-1) \Delta\theta(t-1)]^T$, 其中 $T(t-1)$ 为该段位移的路程长, $\Delta\theta(t-1)$ 为机器人方向角的改变量. 考虑到里程计不准确以及碰撞等因素的, 在实际应用中, 通常给里程计读数值加上随机噪声来描述运动模型的不准确性. 由此可以得到机器人的运动模型为:

$$l(t) = l(t-1) + \begin{bmatrix} \cos(\theta(t-1)) & 0 \\ \sin(\theta(t-1)) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} u(t-1) + v(t-1), \quad (9)$$

其中 $v(t-1)$ 为均值为0的高斯随机噪声.

4.2 观测模型(Observation model)

移动机器人的观测模型 $p(o|l_t)$ 表示了机器人位于位姿 l_t 处, 感知到观测量 o 的概率. 对于激光传感器而言, 通常采用扫描距离值作为观测量. 在本文仿真实验中, 在感知距离上加上了 ± 10 mm以内的随机噪声. 为了建立一次扫描的概率模型, 首先计算出每条射线测量值的观测概率, 然后将每条射线的观测概率相乘得到最终的观测概率. 对于单条射线而言, 其观测概率分布由两部分组成: 描述得到正确观测值的高斯分布以及描述没有观测到障碍物的离散分布. 数学上描述如式(10)所示:

$$p(o_j|l_t) = \lambda_g \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \frac{-(o_j - g(l_t, \phi_j))^2}{2\sigma^2} + \lambda_d \delta(o_j - \infty), \quad (10)$$

式(10)描述的是在位姿 l_t 处第 j 条射线的观测概率值. o_j 和 $g(l_t, \phi_j)$ 分别表示在位姿 l_t 处第 j 条射线的实际观测距离值与期望观测距离值. σ 为高斯分布的方差, 在实际系统中由实验测得. $\delta(o_j - \infty)$ 表示的第 j 条射线未测得障碍物的概率. λ_g 和 λ_d 是概率分布比例系数, 且满足 $\lambda_g + \lambda_d = 1$. 一旦计算出了每条射线的观测概率值, 那么将每条射线的概率相乘就可以得到在位姿 l_t 处一次距离扫描的观测概率.

$$p(o|l_t) = \prod_{\{j|o_j \neq \emptyset\}} p(o_j|l_t). \quad (11)$$

在建立了系统的运动模型以及观测模型后, 移动机器人首先利用运动模型来预测粒子集的分布, 然后利用观测模型来更新粒子集的分布. PSOPF定位算法步骤描述如图3所示.

Step 1:
Input parameters: Swarm size M , and the measure noise covariance R_k
BEGIN:
Step 2:
FOR each particle $i = 1, \dots, M$
 $l_{i,t} = p(l_t | l_{t-1})$
END FOR
Step 3:
DO
FOR each particle $i = 1, \dots, M$
 $\text{fitness} = \exp\{-\frac{1}{2R_t}(O_{\text{New}} - O_{\text{Pred}})^2\}$
 $v_{i,t} = |\text{randn}()|(P_{\text{pbest}} - l_{i,t}) + |\text{Randn}()|(P_{\text{gbest}} - l_{i,t})$
 $l_{i,t+1} = l_{i,t} + v_{i,t}$
END FOR
WHILE termination condition not met
Step 4:
FOR each particle $i = 1, \dots, M$
 $w_{i,t} = w_{i,t-1}p(o_t | l_{i,t})$
END FOR
Step 5:
 $\left\{l_{i,t}, \frac{1}{N}\right\}_{i=1}^N = \{l_{i,t}, w_{i,t}\}_{i=1}^N$
GOTO BEGIN

图3 定位算法描述

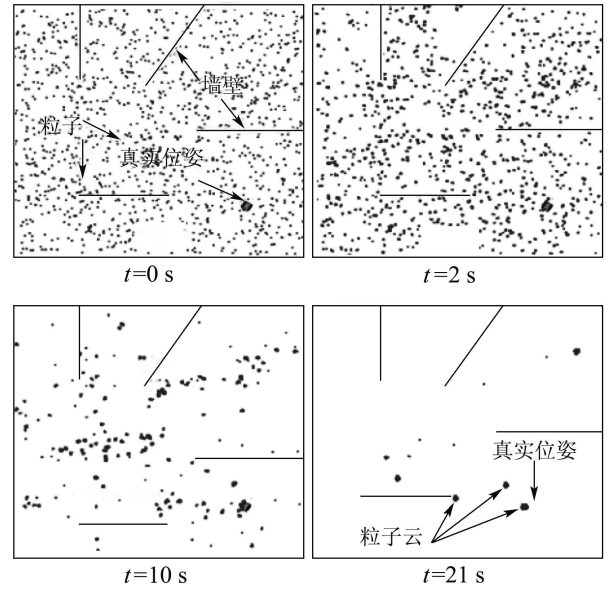
Fig. 3 The localization algorithm

5 仿真验证(Simulation results)

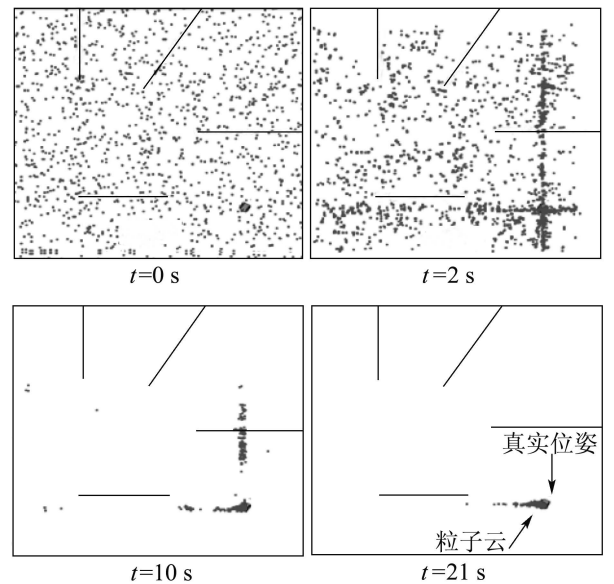
本文首先利用机器人全局定位问题来测试粒子群优化粒子滤波定位方法在初始状态未知情况下的预估性能, 并与常规PF定位方法进行比较. 整个实验环境为 $10 \times 10 \text{ m}$ 大小, 地图被划分为 100×100 个网格. 在图4中, 粗线表示的是墙壁, 移动机器人的真实位姿如图中的箭头所示. 实验中, 机器人利用激光传感器来感知外界环境信息. 首先, 比较了常规PF定位方法与PSOPF定位方法在全局定位情况下的收敛性能. 当采用相同粒子数(6000个粒子), PSOPF定位方法可以很快地收敛到真实位姿附近, 如图4(b), 而常规PF定位方法却无法在较短时间收敛, 甚至最终发散, 如图4(a). 其次, 比较了随着粒子数下降情况下两种方法的性能. 从表1可以看出, 当粒子数低于一定数目时, 常规PF定位方法无法收敛到真实位姿, 而PSOPF定位方法却可以利用较少的粒子收敛到真实位姿附近.

其次, 为了比较定位算法的精度, 比较了在初始

位姿已知情况下常规PF定位方法以及PSO定位方法的定位精度. 由于PSO定位方法在采样阶段对粒子分布进行了优化, 使得粒子分布向高似然区域运动, 因此该定位方法的精度要高于常规PF定位方法. 图5给出了利用100个粒子进行位姿跟踪时, 常规PF方法以及本文改进方法的定位误差曲线. 由于在初始阶段, 将粒子的位姿分布在初始位姿附近, 因此初始阶段的定位误差比较小, 图5中横坐标表示的是迭代次数. 从图5中可以看出, 本文提出的方法, 较显著地提高了定位的精度以及稳定性.



(a) 常规粒子滤波器全局定位(6000粒子)



(b) 粒子群优化粒子滤波器全局定位(6000粒子)

图4 移动机器人全局定位问题

Fig. 4 Global localization of mobile robot

表1 收敛效率对照表

Table 1 Comparison of convergence efficiency

| 粒子数 | PF | PSOPF/s |
|------|-------|---------|
| 6000 | 350 s | 30 |
| 2500 | 发散 | 9 |
| 1250 | 发散 | 2 |
| 800 | 发散 | 1 |

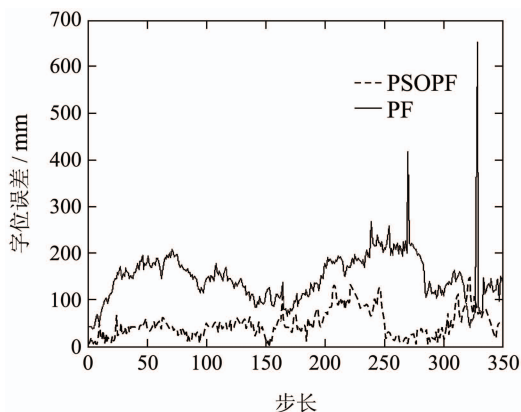


图5 定位误差曲线

Fig. 5 Error curves of localization

6 结论(Conclusions)

在实际应用中, PF定位方法粒子集数目不能太大, 否则系统的实时性很差. 另一方面, 如果粒子数目较小, 则易受到粒子贫乏现象的影响. 通过分析常规PF定位方法存在问题的原因, 将粒子群优化的思想引入到粒子滤波中. 通过将最新的观测值引入到采样分布中, 并通过PSO算法对采样过程进行优化, 使得采样分布向后验概率较高的区域运动, 从而避免了粒子贫乏现象的产生, 同时提高了定位的精度. 此外, 该改进方法还极大地降低了全局定位所需的粒子数, 并提高了系统的鲁棒性. 仿真实验结果表明了改进算法的可行性.

参考文献(References):

- [1] THRUN S, BURGARD W, FOX D. *Probabilistic Robotics*[M]. London: MIT Press, 2005: 189 – 279.
- [2] DELLAERT F, FOX F, BURGARD W, et al. Monte Carlo localization for mobile robots[C] // *Proceedings of the IEEE International*

Conference on Robotics and Automation. Michigan, USA: IEEE Press, 1999: 1322 – 1328.

- [3] DELLAERT F, BURGARD W, FOX D. Using the condensation algorithm for robust vision-based mobile robot localization[C] // *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Fort Collins, Colorado: IEEE Press, 1999: 588 – 594.
- [4] FOX D, BURGARD W, THRUN S. Markov localization for mobile robot in dynamic environments[J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 1999, 11(1): 391 – 727.
- [5] IOANNIS R. *A Particle Filter Tutorial for Mobile Robot Localization*[R]. Canada: Centre for Intelligent Machines, McGill University, 2004.
- [6] VAN M R, DOUCET A. *The Unscented Particle Filter*[R]. Department of Engineering, Cambridge University, 2000.
- [7] LENSER S, VELOSO M. Sensor resetting localization for poorly modeled mobile robots[C] // *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. San Francisco, CA: IEEE Press, 2000: 1225 – 1232.
- [8] FOX D. Adapting the sample size in particle filters through KLD-Sampling[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2003, 22(12): 985 – 1003.
- [9] ARNAUD D. On sequential simulation based methods for Bayesian filtering[J]. *Statistics and Computing*, 1998, 10(3): 197 – 208.
- [10] JUN S L, RONG C, TANYA L. *A theoretical Framework for Sequential Importance Sampling and Resampling*[M]. Sequential Monte Carlo in Practice, New York: Springer-Verlag, 2001.
- [11] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C] // *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks(Perth, Australia)*. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1995: 1941 – 1948.
- [12] KROHLING R A. Gaussian swarm: a novel particle swarm optimization algorithm[C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems (CIS)*. Singapore: IEEE Press, 2004: 372 – 376.

作者简介:

方正 (1981—), 男, 东北大学流程工业综合自动化重点实验室讲师, 研究方向为自主式移动机器人、机器视觉、贝叶斯滤波方法、粒子滤波方法、移动机器人SLAM问题等, E-mail: fangzheng81@gmail.com;

佟国峰 (1972—), 男, 东北大学人工智能与机器人研究所副教授, 研究方向为足球机器人、模式识别、图象处理等, E-mail: guofeng.tong@gmail.com;

徐心和 (1940—), 男, 东北大学人工智能与机器人研究所教授, 博士生导师, 研究方向为离散事件系统与计算机集成制造系统、模式识别与智能系统、足球机器人与智能机器人、机器博弈等, E-mail: xuxinhe@ise.neu.edu.cn.