

基于粒子滤波的移动机器人 SLAM 改进算法

郭利进,王化祥,孟庆浩,邱亚男

GUO Li-jin, WANG Hua-xiang, MENG Qing-hao, QIU Ya-nan

天津大学 电气与自动化工程学院,天津 300072

School of Electric and Automation Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China

E-mail: Doctor_GUO@163.com

GUO Li-jin, WANG Hua-xiang, MENG Qing-hao, et al. Modified algorithm for mobile robot SLAM based on particle filter. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(30): 26-29.

Abstract: Both uncertainty about the pose and the environment maps, simultaneous localization and map building (SLAM) becomes so complex in unknown environments. So this paper introduces a local optimal parameter approach: first to build local optimal environment maps by local optimal robot pose, then to find out local optimal robot pose by local optimal environment maps. Localization and map building are performed recursively until the task is completely finished. The experiment results indicate that the SLAM finished by the modified SLAM based on Particle Filtering (PF-SLAM) is more accurate than the normal PF-SLAM. It gives a new method for robot SLAM in unknown outside environments.

Key words: local optimal parameter; SLAM; particle filter algorithm; Bayesian rule; occupied grid map

摘要: 针对未知环境中移动机器人同时定位和地图创建 (Simultaneous Localization and Map Building, SLAM) 由于机器人位姿和环境地图都不确定导致定位和地图创建变得更加复杂, 提出一种局部最优 (全局次优) 参数法, 即通过局部最优的位姿创建局部最优的环境地图, 再通过局部最优的环境地图寻求局部最优的位姿, 如此交替进行, 直到得到全局确定性的位姿和确定性的环境地图。实验结果表明, 同标准的基于粒子滤波的 SLAM 算法 (Particle Filtering-SLAM, PF-SLAM) 比较, 改进的算法提高了机器人 SLAM 过程中定位的准确度和地图创建的精确度, 为机器人在未知的室外大环境同时定位和地图创建提供新的方法。

关键词: 局部最优参数法; 同时定位和地图创建; 粒子滤波算法; 贝叶斯规则; 栅格地图

文章编号: 1002-8331(2007)30-0026-04 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP24

1 引言

自移动机器人诞生以来, 对定位问题的研究就和地图创建问题密切相关, 已知环境地图的定位问题和已知位姿的地图创建问题已经被广泛研究, 提出了多种有效的解决途径。然而在很多环境中机器人不能利用 GPS 等绝对定位技术进行定位, 而且事先获取机器人工作环境的地图很困难, 甚至是不可能的。这时机器人需要在自身位置和姿态不确定的条件下, 在完全未知环境中创建地图, 同时利用地图进行自主定位和导航。这就是移动机器人的同时定位与地图创建问题, 通称为 SLAM (Simultaneous Localization and Map Building, SLAM)。

对 SLAM 问题的研究最早是 Smith 和 Cheeseman^[1,2] 使用扩展卡尔曼滤波器 (Extended Kalman Filter, EKF) 来进行估计。20 年来, EKF 方法成为 SLAM 问题研究的主要方法, 并在不同环境下提出了基于 EKF 的 SLAM 算法^[3]。但随着 SLAM 问题研究的深入, 人们发现 EKF 方法的瓶颈在于其计算复杂性。对于其最优滤波, 无论对滤波方程如何整理和计算, 其计算复杂度都至少与地图中特征个数的平方成正比, 难以满足构建大规模

地图和实时性的要求。

粒子滤波又称为序贯蒙特卡罗方法 (Sequential Monte Carlo)^[4,5]、自举滤波 (Bootstrap Filter)^[6] 或者凝聚算法 (Condensation Algorithm)^[7], 它是 Markov 定位的一种实现方法。该方法不需要直接求解概率密度函数, 而是通过一系列的随机样本点表示位姿信度 (Belief)。粒子滤波的优点在于它能够表示任意概率密度, 因此能用于全局定位和解决机器人“绑架” (Robot Kidnapping) 问题。同时粒子滤波方法作为一种基于 Bayesian 估计的非线性滤波算法, 在处理非高斯非线性时变系统的参数估计和状态滤波问题方面的独到优势使粒子最终汇集到真实的后验概率点^[8]。粒子滤波方法首先在机器人单一定位问题中得到成功的应用^[9], 接着被应用于机器人定位过程并发地图的创建^[10,11], 而基于粒子滤波算法的快速 SLAM 方法的出现^[12,13], 使粒子滤波算法成为移动机器人同时定位和地图构建的最重要、最有效的方法。

上述所有的基于粒子滤波的 SLAM 算法称之为标准的粒子滤波 SLAM 算法简称为 PF-SLAM (Particle Filtering-SLAM,

基金项目: 国家自然科学基金 (the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60475028)。

作者简介: 郭利进 (1970-), 男, 博士生, 主要研究领域为移动机器人同时定位和环境建模 (SLAM)、地图构建问题; 王化祥 (1945-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为过程参数检测与控制; 孟庆浩 (1968-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为移动机器人导航与控制、机器人信息获取与处理; 邱亚男 (1984-), 女, 硕士研究生, 主要研究领域为移动机器人信息获取与处理。

PF-SLAM)都是采用定位和地图创建交替更迭、全局自回归的方法。用不确定的机器人位姿来创建的环境地图是不准确的,同样用不确定的环境地图来估计的机器人位姿也是不准确的。理论上,在满足约束条件下,标准的基于粒子滤波的 SLAM 算法经过无穷次迭代优化运算达到收敛^[4],即得到确定性的机器人位姿和确定的环境地图。但实际应用中,机器人位姿的不确定和环境地图的不确定给准确的机器人定位和精确的环境地图创建带来相互影响,并且随着机器人的运动,一方的误差导致另一方更大的误差,使得机器人完成定位和地图创建的精度降低、时间延长,有时甚至难以满足弱的约束条件而导致系统发散。本文改变标准的基于粒子滤波的 SLAM 算法中全局最优回归方法而采用局部最优(全局的次优)和全局最优相结合的方法,即通过局部最优的位姿创建局部最优的环境地图,再通过局部最优的环境地图寻求局部最优的位姿,如此交替进行,最后得到全局最优的位姿和环境地图。

本文首先介绍标准的基于粒子滤波的 SLAM 方法,然后提出改进的 SLAM 方法,最后通过实验来验证两种方法的不同。

2 标准的粒子滤波 SLAM 算法

2.1 粒子滤波算法(PF)基本原理

粒子滤波算法的基本思想是使用 N 个随机样本 $S_t = \{s_t^j | (x_t^j, w_t^j); j=1, \dots, N\}$ 表示机器人在 t 时刻的位姿信度 $Bel(x_t) = p(x_t | d_{0, \dots, t})$ 。这里 x_t 表示在时刻 t 机器人位姿的估计值; w_t 为对应 x_t 的权值; $d_{0, \dots, t}$ 表示由时刻 0 到时刻 t 的数据。样本集通过离散化状态来近似表示机器人实际位姿的信度。给定不同时间段 $t=0, 1, \dots, k$ 的一系列测量值 $Z_k = \{z_0, \dots, z_k\}$ 估计状态 x_k , 这里 x_k 是移动机器人的位姿 $x_k = (x_k, y_k, \theta_k)$ 。系统描述如下:

$$x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}, w_{k-1}) \quad (1)$$

这里 u_k 为运动输入(如里程计数据); w_k 为过程噪声。

测量方程为:

$$z_k = h(x_k, M, v_k) \quad (2)$$

这里 M 表示环境地图; v_k 是测量噪声。

这样得到机器人信度:

$$Bel(x_t) = p(x_t | z_t, u_{t-1}, z_{t-1}, \dots, u_0, z_0) \quad (3)$$

按照 Bayesian 定理可以得到递归计算:

$$Bel(x_t) = \frac{p(z_t | x_t, u_{t-1}, \dots, z_0) p(x_t | u_{t-1}, \dots, z_0)}{p(z_t | u_{t-1}, d_{0, \dots, t-1})} \quad (4)$$

按照 Markov 假设,测量数据 z_t 条件独立于过去的测量 $Z_{t-1} = \{z_0, \dots, z_{t-1}\}$, 仅与位姿 x_t 有关,即:

$$p(z_t | x_t, u_{t-1}, \dots, z_0) = p(z_t | x_t) \quad (5)$$

给定 x_{t-1} 和 u_{t-1} , 状态 x_t 条件独立于过去的状态 x_{t-1} 与控制 u_{t-1} , 即:

$$p(x_t | x_{t-1}, u_{t-1}, \dots, z_0) = p(x_t | x_{t-1}, u_{t-1}) \quad (6)$$

这样,最终的递归形式可以简化,设在 $t-1$ 时刻的状态为 x_{t-1} , 则有:

$$Bel(x_t) = \frac{p(z_t | x_t) p(x_t | u_{t-1}, \dots, z_0)}{p(z_t | u_{t-1}, d_{0, \dots, t-1})} = \eta p(z_t | x_t) \int p(x_t | x_{t-1}, u_{t-1}) Bel(x_{t-1}) dx_{t-1} \quad (7)$$

该方程是粒子滤波算法的基础。其中, $\eta = \frac{1}{p(z_t | u_{t-1}, d_{0, \dots, t-1})}$, 对应机器人的运动模型, 对应机器人的传感器模型。定义为重

要性函数(Importance Function), 其选取对粒子滤波算法的性能有直接影响。

2.2 标准的 PF-SLAM 算法

标准的 PF-SLAM 算法流程如图 1 所示。该算法采用定位和地图创建交替更迭、全局自回归的方法。即用不确定的机器人位姿来创建环境地图, 同时再用创建的不确定的环境地图来估计的机器人新的位姿。随着迭代次数的增加, 机器人位姿和环境地图的确定性(即准确度)都相应提高并相互影响。理论上, 在满足约束条件下, 标准的 PF-SLAM 算法经过无穷次迭代优化运算达到全局收敛, 即最终得到确定性的机器人位姿和确定性的环境地图。

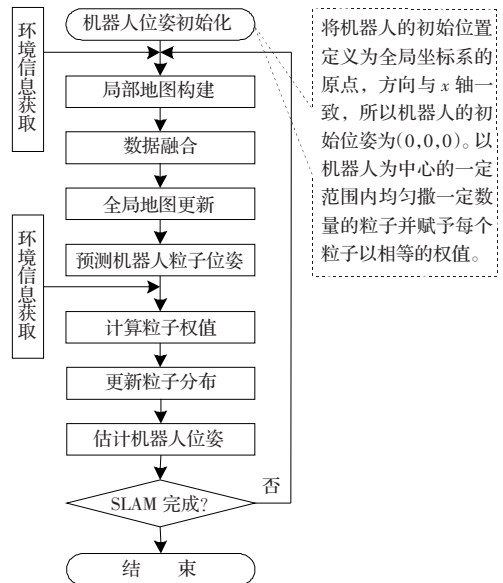


图 1 标准的 PF-SLAM 算法流程

3 改进的 PF-SLAM 算法

虽然从理论上,在满足约束条件下,标准的 PF-SLAM 算法经过无穷次迭代优化运算达到全局收敛,即最终得到确定性的机器人位姿和确定的环境地图。但实际应用中,由不确定机器人位姿创建的环境地图是不准确的,同样由不确定环境地图估计的机器人位姿也是不准确的,并且随着机器人的运动,一方的误差导致另一方更大的误差,使得机器人完成定位和地图创建的精度降低、时间延长,有时甚至难以满足弱的约束条件而导致系统发散。

为解决标准的 PF-SLAM 算法在实际使用中存在的缺陷,提出一种改进的 PF-SLAM 算法。改进的 PF-SLAM 算法针对不确定的机器人位姿和不确定的环境地图相互影响、相互制约的情况,采取在局部范围内,先使两个因素中的其中一个因素尽可能地利用现有信息得到理想的结果(即局部范围内的最优,全局范围内的次优),然后用此理想的结果来寻求另一因素的局部理想结果;再将寻求的另一因素的局部理想结果转化到全局环境下的结果,将该全局环境下的结果作为寻求新的局部范围内理想结果的已知信息。如此进行直到最终得到全局确定性的机器人位姿和确定的环境地图。

实际中,一般采用机器人的运动模型和测量模型来完成机器人在未知环境中的 SLAM 问题。运动模型的数据来源于里程计、陀螺仪等,测量模型的数据来源于测距传感器等。机器人在未知环境中运动,由于地形、机器人的物理结构使得 SLAM 过

程中,里程计数据误差较大,并且随着行驶距离的增加,其累积误差会无限增大,因此运动模型的数据误差成为影响机器人定位和地图构建精度的主要因素。基于以上原因,改进的 PF-SLAM 算法采用先寻求机器人在局部范围内理想的位姿,然后用此局部范围内理想的位姿来创建局部范围内的环境地图。改进的 PF-SLAM 算法的步骤如图 2 所示。

```

①. 机器人位姿初始化
   define  $x_0(0,0,0^\circ)$ ;
   draw  $N_0$  samples  $x_0^i$  from the known  $p(x_0)$ , give the samples
   the equal weight  $w_0^i = \frac{1}{N_0}, (i=1,2,\dots,N_0)$ , using  $S_0 = \{(x_0^i, w_0^i); (i=1,2,\dots,N_0)\}$  approximate  $p(x_0)$ ;
②. 构建、更新环境地图
   for each  $i=1, \dots, N_{k-1}$ :
       draw  $\tilde{x}_k^i$  according  $p(x_k|x_{k-1}, u_{k-1})$ 
        $\tilde{x}_k^i = x_k^i$ 
③. 预测机器人位姿
   for each  $i=1, \dots, N_{k-1}$ :
        $\tilde{x}_k^i = x_k^i$ 
        $\tilde{w}_k^i = w_{k-1}^i$ 
④. 计算粒子权重
   for each  $i=1, \dots, N_{k-1}$ :
        $\tilde{x}_k^i = x_k^i$ 
        $\tilde{w}_k^i = w_{k-1}^i p(z_k^i | \tilde{x}_k^i)$ 
   normalize all weights:
        $w_k^i = \frac{\tilde{w}_k^i}{\sum_{i=1}^{N_{k-1}} \tilde{w}_k^i}$ 
    $\tilde{S}_k = \{(\tilde{x}_k^i, \tilde{w}_k^i); i=1, \dots, N_k\}$  approximates
    $p(x_k | Z_k)$ 
⑤. 更新粒子分布、估计机器人位姿
   if  $N_{eff} < N_T$ 
       for each  $i=1, \dots, N_k$ :
           draw  $j$  from  $1, \dots, N_{k-1}$  such that
            $\Pr(j=l) = w_k^l$ 
            $x_k^i = x_k^j$ 
            $w_k^i = \frac{1}{N_k}$ 
            $S_k = \{(x_k^i, w_k^i); i=1, \dots, N_k\}$  also approximates
            $p(x_k | Z_k)$ 
⑥. 判断
   if local localization OK go to ⑦, else go to ③
⑦. 判断
   if SLAM finished go to ⑧, else go to ②
⑧. 结束
    
```

图2 改进的 PF-SLAM 算法步骤

4 实验结果

探测环境为平坦的室内静态环境(即环境中的物体是静止的)。环境地图如图 3 所示,大小为 1 000 cm×1 000 cm,图中曲线是机器人运动轨迹,起点位姿 $x_s(0,0,0^\circ)$,实际终点位姿 $x_T(360,710,91.5^\circ)$ 。

运动模型的数据利用里程计采集,测量模型的数据采集的

是旋转激光测距仪。假定激光测距传感器的测距扫描间隔为 0.5° 。环境地图的表达采用基于 Bayesian 原理的栅格地图^[5]。

由标准的 PF-SLAM 算法创建的环境地图如图 4 所示,得到的机器人最终位姿 $x_T(300,650,100.1^\circ)$;由图可以看出,随着机器人运动步数的增加,定位误差逐渐增大,只能提供一个粗糙、简单的运动模型。图 5 是由改进的 PF-SLAM 算法创建的环境地图,得到的机器人最终位姿 $x_T(360,702,92.6^\circ)$,位置误差为 10 cm,角度误差为 1° ,较为精确地完成了 SLAM 任务;图 5 中,创建的地图最大距离误差为 20 cm,该误差是由于机器人激光传感器水平扫描角度误差造成的。

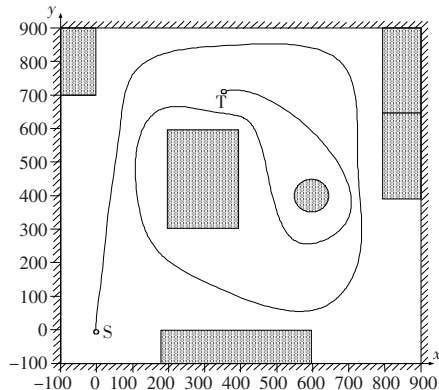


图3 实际环境地图及机器人运动路线图

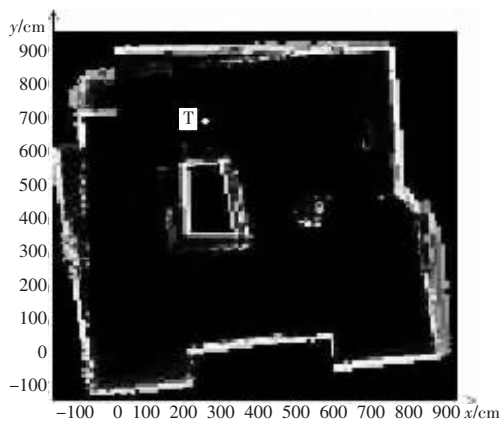


图4 标准的 PF-SLAM 创建的环境地图

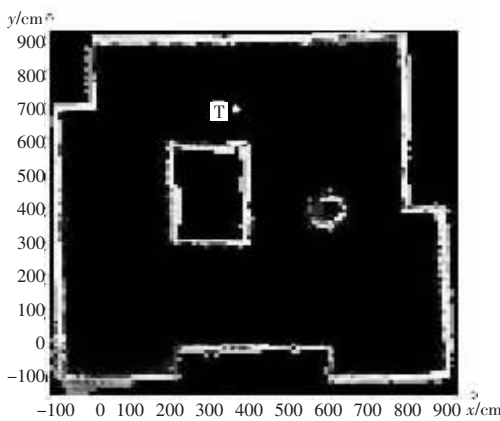


图5 改进的 PF-SLAM 创建的环境地图

5 结论

实验结果表明,改进的 PF-SLAM 算法采用局部最优到全局最优的回归算法,提高了机器人在未知环境中 SLAM 的定位准确度和地图创建的精确度。移动机器人在未知的室外大环境

同时定位和地图创建是目前国内外研究的热点和难点问题,改进的算法为今后在该领域的研究提供新的思路。

(收稿日期:2007年7月)

参考文献:

- [1] Smith R, Self M, Cheeseman P. A stochastic map for uncertain spatial relationships[C]//Proceedings of the International Symposium on Robotics Research. Cambridge MA: MIT Press, 1987: 467-474.
- [2] Smith R, Self M, Cheeseman P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics[M]//Autonomous Robot Vehicles. [S.l.]: Springer-Verlag, 1990: 167-193.
- [3] Williams S B, Dissanayake G, Durrant-Whyte H F. Field deployment of the simultaneous localization and mapping algorithm[C]//Proceedings of the 2002 IFAC World Congress on Automatic Control. Barcelona, Spain: IFAC Press, 2002: 861-866.
- [4] Fox D, Burgard W, Dellaert F, et al. Monte Carlo localization: efficient position estimation for mobile robots[C]//Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence, Barcelona, Spain, 1999: 1322-1328.
- [5] Lenser S, Veloso M. Sensor resetting localization for poorly modelled mobile robots[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. San Francisco: IEEE Press, 2000: 1225-1232.
- [6] Gordon N A. A hybrid bootstrap filter for target tracking in clutter[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(1): 353-358.
- [7] Jensfelt P, Wijk O, Austin D, et al. Feature based condensation for mobile robot localization[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. San Francisco: IEEE

(上接 14 页)

一个分布式授权的框架结构。该框架相应于授权的 3 个独立过程,从层次的角度对授权进行管理划分,是对授权的抽象概括。框架不仅从整体上划清各管理层的职责,方便授权各环节技术和标准的制定,还为实现具体的授权系统提供了参考蓝图。具体的授权实现技术、运行机制及效果为授权框架的完善、各层管理的深入研究以及相关标准的制定,提供了很多宝贵的经验;而整体的框架结构则指明了各层次协作的明确关系,使得这些经验更具针对性。(收稿日期:2007年7月)

参考文献:

- [1] Pearlman L, Welch V, Foster I. The community authorization service: status and future[C]//Proceedings of Computing in High Energy Physics 03(CHEP'03), La Jolla, California, 2003.
- [2] Chadwick D W, Otenko O. The PERMIS X.509 role based privilege management infrastructure[J]. Future Generation Computer Systems, 2003, 19(2): 277-289.
- [3] Alfieri R, Cecchini R, Ciaschini V, et al. From gridmap-file to VOMS: managing authorization in a grid environment[J]. Future Generation Computer Systems, 2005, 21(4): 549-558.
- [4] Welch V, Foster I, Kesselman C X. X.509 proxy certificates for dynamic delegation[C]//3rd Annual PKI R&D Workshop, NIST, Gaithersburg MD, USA, 2004.
- [5] Alvaro A, Ivan D, Joris C. Trust and security in virtual organizations[C]//6th IFIP Working Conference on Virtual Enterprises(PRO-VE 2005), Valencia, Spain, 2005.
- [6] RFC3281-An Internet attribute certificate profile for authorization

Press, 2000: 2531-2537.

- [8] Adams M, Zhang Sen, Xie Li-hua. Particle filter based outdoor robot localization using natural features extended from laser scanners[C]//Proceedings-IEEE International Conference on Robotics and Automation. New Orleans, USA: IEEE Press, 2004: 1493-1498.
- [9] Fox D, Burgard W, Dellaert F, et al. Monte Carlo localization for mobile robots[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Detroit, USA: IEEE Press, 1999: 1322-1328.
- [10] Murphy K. Bayesian map learning in dynamic environments[C]//NIPS-99. Marriott, USA: MIT Press, 1999: 1015-1021.
- [11] Murphy K, Russell S. Rao-blackwellized particle filtering for dynamic Bayesian networks[C]//Doucet A, Freitas N, Gordon N. Sequential Monte Carlo Methods in Practice. Lorne, Australia: Springer-Verlag, 2001: 499-515.
- [12] Montemerlo M, Thrun S, Koller D, et al. FastSLAM: a factored solution to the simultaneous localization and mapping problem[C]//Proceedings of the AAAI National Conference on Artificial Intelligence. Edmonton, Canada: AAAI Press, 2002: 593-598.
- [13] Montemerlo M, Thrun S. Simultaneous localization and mapping with unknown data association using FastSLAM[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Taipei, Taiwan: IEEE Press, 2003: 1985-1991.
- [14] Doucet A. Convergence of sequential Monte Carlo methods[R]. Univ Cambridge, U K, Signal Process Group, Dept Eng, 2000.
- [15] Lee Dongheui, Chung Woojin, Kim M. Autonomous map building and smart localization of the service robot PSR[C]//IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2003: 454-459.

[EB/OL]. [2005-08-22]. <http://www.ietf.org/rfc/>.

- [7] Glenn W, Marty H. Policy and enforcement in virtual organizations[C]//Proceedings of the Fourth International Workshop on Grid Computing. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2003: 125-132.
- [8] RFC 2904-AAA authorization framework [EB/OL]. [2005-09-03]. <http://www.ietf.org/rfc/>.
- [9] Assertions and protocol for the OASIS Security Assertion Markup Language (SAML)[EB/OL]. [2002]. <http://www.oasis-open.org/committees/>.
- [10] Smith M, Thomas F, Enqel M, et al. Countering security threats in service-oriented on-demand grid computing using sandboxing and trusted computing techniques[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2006, 66(9): 1189-1204.
- [11] George A, Stefanos G, Costas L. Security policy configuration issues in grid computing environments[C]//LNCS 2788: the 22nd International Conference on Computer Safety, Reliability and Security (SAFECOMP 2003), 2003: 331-341.
- [12] Lorch M, Cowles B, Baker R, et al. Conceptual grid authorization framework and classification[EB/OL]. [2004]. <http://www.ogf.org/gf/docs/.GFD-1.038>.
- [13] Blaze M, Feigenbaum J, Lacy J. Decentralized trust management[C]//Proceedings of the IEEE Computer Society Symposium on Research in Security and Privacy, 1996: 164-173.
- [14] Li Jian-xin, Huai Jin-peng. COTN: a contract-based trust negotiation system[J]. Jisuanji Xuebao, 2006, 29(8): 1290-1300.
- [15] Li Ning-hui, William H W, Winsborough J C M. Distributed credential chain discovery in trust management[J]. Journal of Computer Security, 2003, 11(1): 35-86.