

2011中国自动化大会 暨钱学森诞辰100周年 和五十周年会庆纪念

2011 Chinese Automation Congress

2011年11月26日-11月29日 中国.北京



基于自主学习框架的无人机三维路径规划

陈洋^{1,2,4} 张道辉^{1,3} 赵新刚¹ 韩建达¹

(1.中国科学院沈阳自动化研究所 机器人学国家重点实验室, 沈阳, 110016;

2.武汉科技大学 信息科学与工程学院, 武汉, 430081;

3.沈阳理工大学 信息科学与工程学院, 沈阳, 110159;

4.中国科学院研究生院, 北京, 100039)

摘要 提出一种基于自主学习框架的无人机三维路径规划方法。该自主学习框架由知识学习、知识检索和在线更新三部分组成。在该框架下, 无人机在线路径规划时首先从过去的规划经验中提取控制量直接用于指导当前机器人的行动, 另一方面, 如果过去的规划经验不充分, 可以在线启动常规三维路径规划算法, 实时计算机器人的控制量, 控制机器人行动的同时更新知识库。此外, 分别采用分层判别回归算法(IHDR)和KD树方法建立了路径规划知识库, 通过大量仿真结果对比, 基于IHDR方法具有更好的实时性。

关键词 无人机; 三维路径规划; 自主学习框架; IHDR; KD树

UAV Path Planning in 3D Based on Autonomous Learning Framework

Yang Chen^{1,2,4} Daohui Zhang^{1,3} Xingang Zhao¹ Jianda Han¹

(1. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, 110016;

2. School of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, 430081;

3. College of Information Science and Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang, 110159;

4. Graduate School, Chinese Academy of Sciences, 100039)

Abstract An autonomous learning framework for UAV path planning in three dimensions is proposed. This framework consists of three parts, i.e., knowledge learning, knowledge retrieving, and updating online. Under this framework, the existed knowledge will be retrieved first when UAV runs online. If the decisions retrieved from the knowledge base are invalid for the current UAV states, the custom algorithm for UAV path planning will be launched automatically and it generates the decisions for the UAV instantaneously. In the meanwhile, the knowledge base is updated by adding the new decisions for the current states. Additionally, the knowledge library is constructed incrementally by the algorithm of Incremental Hierarchical Discriminant Regression (IHDR) and k-D tree, respectively. Using several simulations, the novel framework is verified by the comparison of the two approaches.

Keywords UAV; path planning in three dimensions; autonomous learning framework; IHDR; KD-tree

引言

在移动机器人研究领域, 路径规划问题研究的是: 给定机器人运动初始构型和目标构型, 要求计算出一条连续且满足各种状态约束和环境约束的可行路径, 使机器人完成从初始点到目标点运动^[1]。目前, 二维平面的移动机器人路径规划技术已取得了一定的成果和应用^[2]。但是三维空间的路径规划技术却遭遇到极大的困难^[3]。随着人类活动空间的扩张, 人们迫切

收稿日期: 2011-7-20

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(61035005), 辽宁省自然科学基金(20092081, 20102237), 湖北省教育厅基金(Q20111105)。

作者简介: 陈洋, 男, 1980年8月生, 讲师, 湖北钟祥人, 主要研究方向: 移动机器人路径规划, 自主学习方法。Email: cheniyag@gmail.com.

需要一套成熟可靠的三维空间路径规划技术。然而，任何规划技术都不可能穷尽所有将会出现的环境状态，因此人们希望机器人可以具有人的思维方式，即从以往的经历中进行学习，并将学习结果以“知识”的形式有效存储，从而方便检索，为后面的规划和其它工作提供参考。本文称之为基于自主学习的知识引导方法。

无人机因其在环境监测、矿藏勘测、危急事件救援等领域的应用越来越多，对无人机路径规划的研究已成为国际研究热点问题之一。然而，传统的三维路径规划方法，大多是建立在数学模型基础上的。Kuwata 和 How^[4] 将无人机运动空间的障碍物用实心长方体模拟，然后引入二值数学变量建立了静态环境下的混合整数线性规划模型(Mixed Integer Linear Programming, MILP)。该方法经过发展，由 Earl 和 Andrea^[5]给出了其迭代优化模型。为进一步提高路径规划的实时性，Chen Yang 和 Han Jianda^[6]在相对速度空间下提出一种线性规划模型，使用具有一定威胁半径的实心球体简化约束表达式，从而可以省去整数变量。以上这些方法通过实时采集传感器信息，可以建立无人机本体状态、环境状态与无人机行为之间的数学优化模型，却很难将过去的路径规划经验利用起来并用于指导当前的规划。

另一方面，也有一些研究人员尝试从学习的角度对路径规划问题展开研究，尤其是基于案例推理的方法^[8-9]和基于强化学习的方法^[10-12]得到了广泛的研究。Vasudevan 和 Ganesan^[8]提出一种基于案例推理的方法可以将过去的规划经验利用起来。该方法通过建立导航环境的注解地图数据库，当在线规划时，规划器从中检索匹配的目标作为当前的规划结果。由于数据库的容量有限，文献[8]指出，一般检索出的规划结果都要经过修改以更加适应机器人当前的环境状况。Chen Chunlin 等^[10]提出一种分层 Q 学习的方法用于解决地面移动机器人的导航问题，该方法通过一种试误的策略对规划经验进行积累。但是由于无人机工作空间具有高维特征^[13]，在使用强化学习方法建立三维路径规划模型时必然会遇到维数灾难问题，因此算法的实时性很难得到保证。

为了从过去的规划经验中进行学习，同时又保证良好的实时性，本文将提出一套自主学习框架，它在保证规划算法的可靠性同时，还可以利用以往规划的经验以改善在线规划的实时性能。为了建立由环境到机器人行为决策的映射关系，自主学习框架采用一种分层树型数据结构，即分层判别回归(Incremental Hierarchical Discriminant Regression, IHDR)^[14,15]，对规划经验进行提取与检索。大量仿真实例验证了该方法比传统的 KD 树(*k*-dimensional tree)方法在构建知识库^[16]方面具有更好的实时性。

1 基于 IHDR 的自主规划框架

1.1 自主规划框架

基于 IHDR 的自主规划框架如图 1 所示。该自主规划框架主要由三部分组成，分别为知识学习、知识检索和在线更新。其中知识学习部分对样本进行学习，将以往经验以知识的形式添加到 IHDR 树节点中去。机器人在线运行时，根据当前环境状态和机器人本体状态，从知识库中检索出相应的决策量，如果该决策量有效，就作为机器人行为直接输出，如果判断无效就需要在线启动基本路径规划算法，实时计算机器人路径规划决策量，一方面将结果作为机器人的行为输出，另一方面将结果反馈回知识库并更新相应的参数。基本路径规划算法可以使用文献[6, 17]给出的方法。

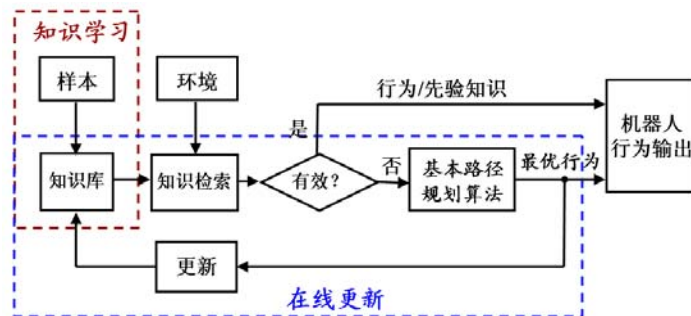


图 1 自主学习框架

该自主规划框架与单一的路径规划算法相比，有两大优势。一是建立了由状态到行为的

映射关系，更加接近人在规划时的智能。采用树型数据结构对知识进行存储与检索，其计算时间复杂度为 $O(\log(m))$ [15]，可以有效提高算法运行的实时性，这里 m 是 IHDR 树的深度。二是该方法具有增量学习机制，随着机器人运行和环境的变化，过去学习的知识会有漂移，只有通过在线的更新，机器人路径规划决策量才能保证与状态的变化同步。

1.2 IHDR 的映射机制与知识表示

IHDR 方法提取知识的方法受到人类路径规划过程的启发，它通过学习过程，构建一个由状态到行为的映射，并且通过持续积累使得知识越来越丰富。该增量学习过程表示的映射可描述如下：

$$h: \mathbf{X} \rightarrow \mathbf{Y}$$

其中 \mathbf{X} 表示输入，代表当前状态，由机器人的运行状态和它所处的环境状态两部分组成，在相对速度空间 [6]，以相对量进行表示。 \mathbf{Y} 表示输出，代表机器人下一步应当采取的规划量，比如运动的加速度。本文针对无人机三维路径规划问题，输入/输出的具体定义如式(1)所示。

$$\begin{aligned} \mathbf{X} &= (\bar{V}_A, \bar{V}_{AG}, \bar{L}_{AG}, \bar{V}_{AO0}, \bar{L}_{AO0}, r_{O0}, \bar{V}_{AO1}, \bar{L}_{AO1}, r_{O1}, \bar{V}_{AO2}, \bar{L}_{AO2}, r_{O2}) \\ \mathbf{Y} &= (\Delta \bar{V}_A) \end{aligned} \quad (1)$$

其中， V_A —机器人当前速度， V_{AG} —机器人当前与目标的相对速度， L_{AG} —机器人当前与目标的相对坐标， V_{AO0} —机器人当前与第 0 个障碍物的相对速度， L_{AO0} —机器人当前与第 0 个障碍物的相对坐标， R_{O0} —第 0 个障碍物的威胁半径，其它以此类推。 ΔV_A —机器人下一步应当采取的加速度。

由 IHDR 树型结构 [14] 形成的映射示意图如图 2 所示。该树型结构的学习过程可以简述如下。当有一个新样本 $\mathbf{S}=(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 需要学习时，首先从树的根节点开始，逐层在该节点的子节点中搜索与新样本状态 \mathbf{X} 最接近的中心，找到后则以该节点为新的根节点继续搜索，直至找到叶子节点，最后以一定规则 [13] 更新叶子节点，若没有匹配的叶子节点则添加新的叶子节点。该 IHDR 知识库的初始状态允许为空，此种情况下机器人的知识积累过程完全依赖于在线更新，因此机器人就需要频繁启动在线规划程序计算机器人的规划量。

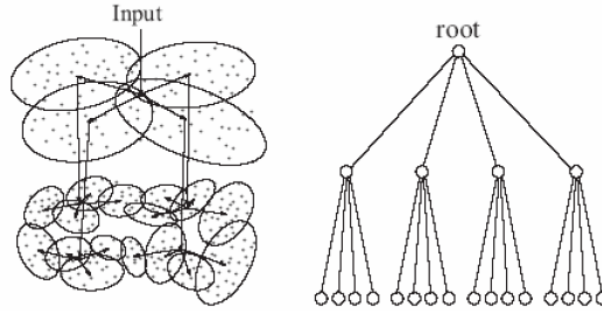


图 2 IHDR 树型数据结构

2 仿真研究

本节将以无人机三维路径规划问题为例，在自主学习框架下采用 IHDR 方法构建知识库。无人机在线规划时使用知识库提高算法的实时性。为了说明在自主学习框架下，知识库构建方法的优越性，本文将以相同的例子与基于 KD 树的方法进行比较。首先，简单介绍基于 KD 树的知识库构建过程，然后给出分别在静态环境和动态环境下，无人机自主规划的方法和结果，将本文提出的基于 IHDR 的方法与基于 KD 树最近邻搜索的方法进行对比。

2.1 基于 KD 树的最近邻搜索

KD 树是一种特殊的二叉树，它每个结点都存储一个 k 维数据。每一个非叶子节点都被看作是一个分割超平面，可以将空间分为两个部分，左边部分称为该节点的左子树，右边部分是该节点的右子树。树的每层均以其节点的某一维的值进行比较，值按层在 k 个维度中依

次循环选取。KD 树的学习过程需要向树中插入节点。当样本值小于分割节点值时，将该样本点插入其左子树，否则插入其右子树。以二维空间为例($k=2$)，将坐标记为(X,Y)，则在偶数层比较 X 坐标值（假设树根的深度为 0），在奇数层比较 Y 坐标值(见图 3b)。

建好 KD 树后，给定任意 k 维样本点 s ，就可在该树上搜索最近邻点，并以最近邻点的决策量作为当前样本点 s 的决策量。本文在 KD 树上进行最近邻点搜索采用自下而上搜索的方法^[16]。

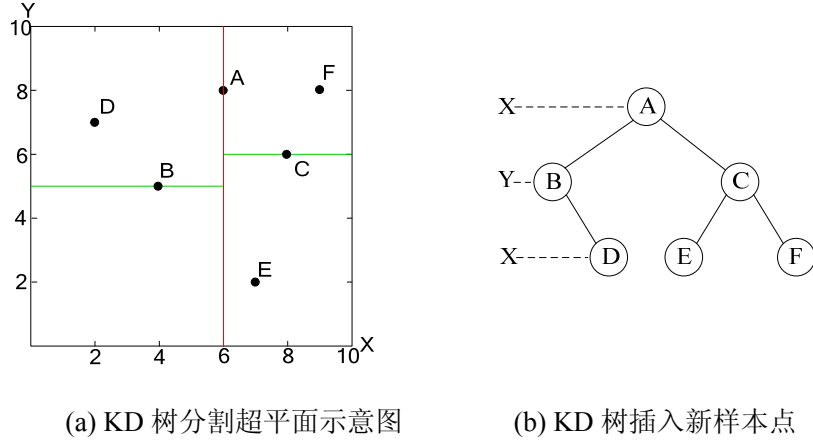


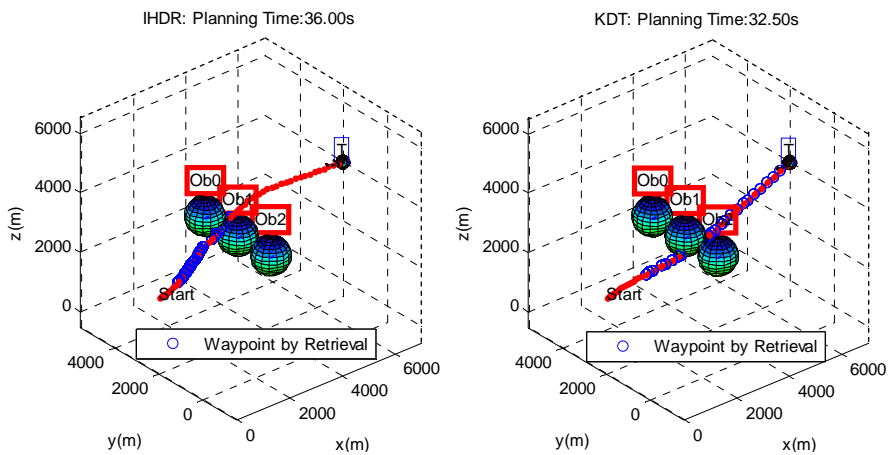
图 3 KD 树的生成方法

2.2 静态环境下三维路径规划仿真

为了验证本文提出方法的可行性，首先在静态环境下进行了仿真验证。运行仿真程序的计算机配置如下：VS2003/XP/Q9400/2.66GHz/4G。假设仿真环境中三个障碍物，分别标记为 Ob0, Ob1 和 Ob2，要求无人机可以避开三个障碍物，从起始点 (Start) 运动到目标点 (T)。具体的初始参数如表 1 所示。无人机路径规划轨迹如图 4 所示。

表 1 静态环境下路径规划的初始参数

无人机	静态目标(T)	静态障碍物 Ob0	静态障碍物 Ob1	静态障碍物 Ob2
初始坐标(km)	(0, 2, 2)	(7, 2, 4)	(3, 3.5, 3)	(3, 2, 3)
初始速度(m·s ⁻¹)	(10, 0, 0)	(0, 0, 0)	(0, 0, 0)	(0, 0, 0)
半径(km)	-	0.2	0.6	0.6



(a) 基于 IHDR 方法规划的三维轨迹

(b) 基于 KD 树方法规划的三维轨迹

图 4 两种方法在静态环境下路径规划轨迹对比

在图 4 中, 红色曲线表示机器人运动的轨迹。轨迹中带有蓝色圈的轨迹点表示该点的规划来自于知识库检索的结果, 轨迹中的其它点则来自于常规算法的在线计算结果。本文的仿真中, 常规算法均采用了基于蚁群算法的规划方法^[17]。通过多次反复运行, 将基于 IHDR 方法规划的结果与基于 KD 树方法规划的结果进行对比, 结果如表 2 所示。其中基于 IHDR 方法运动到目标点平均消耗时间为 151.62 ms, 比基于 KD 方法的平均消耗时间(283.79 ms)小很多, 同时, 其单次规划路径点的计算时间消耗只有 2.58 ms, 比后者的时间消耗也要小很多, 这表明基于 IHDR 方法可以获得更好的计算实时性。此外, 两种方法对知识库检索成功率分别为 43.01%和 28.36%, 这表明检索成功越多, 就越不需要在线计算, 因此可以提高路径规划的实时性能。通过比较可以得出结论, 基于 IHDR 方法的路径规划可以获得更好的实时性。

表 2 静态环境下两种方法的仿真结果对比

	重复运行次数	平均追踪总时间 (ms)	平均路径总长度 (m)	检索成功率/总次数	单次规划平均时间 (ms)
IHDR	10	151.62	7 262.31	28/65	2.58
KD-tree	10	283.79	7 249.60	19/67	4.23

2.3 动态环境下三维路径规划仿真

在动态环境下初始环境参数如表 3。与静态环境相比, 仅仅修改了三个障碍物和目标的初始运动速度。在初始状态下, 三个障碍物堵住了无人机追踪目标的路线。在随后的规划过程中, 由于三个障碍物的运动趋势与目标的运动趋势相同, 因此在此动态环境下, 无人机必须绕开三个障碍物才能够追踪上目标。采用两种方法进行仿真获得的路径轨迹如图 5 所示。仿真结果的参数对比结果如表 4 所示。在动态环境下, 采用 IHDR 方法构建的知识库可以提供约 43.07%的知识检索成功率, 而基于 KD 树构建的知识库只能获得 35.71%的检索成功率。由于检索成功率的提高, 在整条三维路径的规划过程, 无人机可以获得更好的实时性。通过多次仿真实验, 基于 IHDR 方法获得的单次规划路径点仅需要约 2.21 ms, 而基于 KD 树方法需要 3.86 ms。

表 3 动态环境下路径规划的初始参数

	无人机	动态目标(T)	动态障碍物 Ob0	动态障碍物 Ob1	动态障碍物 Ob2
初始坐标(km)	(0, 2, 2)	(7, 2, 4)	(3, 3.5, 3)	(3, 2, 3)	(3, 0.5, 3)
初始速度(m·s ⁻¹)	(10, 0, 0)	(0, 0, 50)	(0, 0, 50)	(0, 0, 50)	(0, 0, 50)
威胁半径(km)	-	0.2	0.6	0.6	0.6

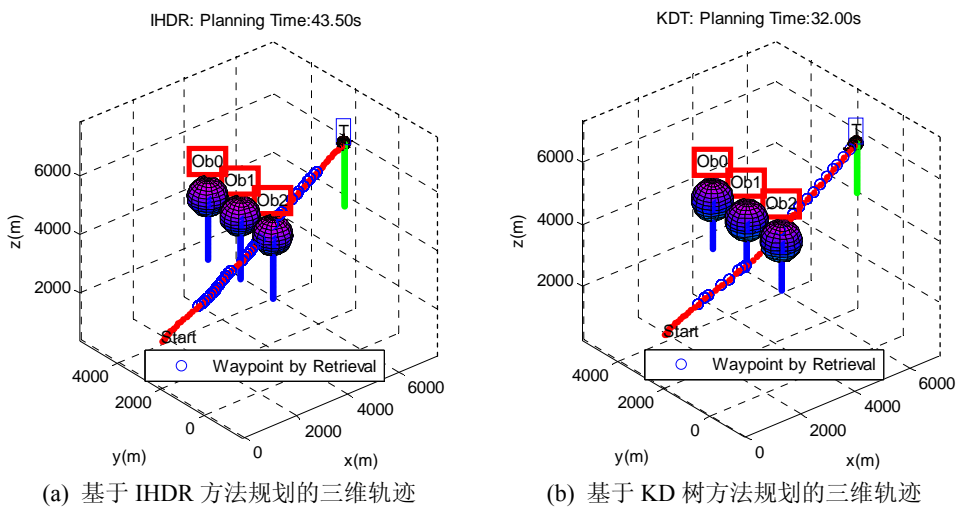


图 5 两种方法在动态环境下路径规划轨迹对比

表 4 动态环境下两种方法的仿真结果对比

	重复 运行次数	平均追踪 总时间 (ms)	平均路径 总长度 (m)	检索成功 次数/总次数	单次规划 平均时间 (ms)
IHDR	10	145.93	7 930.12	28/66	2.21
KD-tree	10	248.75	7 802.23	23/64	3.86

综合前面在静态环境和动态环境下的仿真结果,可以得出结论,在本文提出的自主规划框架下,基于 IHDR 方法构建的知识库具有更好的实时性。

3 结论

三维路径规划问题是对无人机及其它具有空间运动能力机器人进行控制时遇到的首要问题。本文提出通过模拟人在规划时的智能,将以往的规划经验积累起来,以指导以后的规划。从而提出一套由知识学习、知识检索和在线更新组成的自主规划框架,并在此框架下,分别给出了基于 IHDR 方法和 KD 树方法构建知识库的过程。在该自主框架下,无人机在线运行时,通过环境状态的输入,从知识库中检索出与当前状态最佳匹配的决策量。如果检索结果有效,则直接作为机器人的控制量;如果无效,可以在线启动常规路径规划算法,进行实时计算,与此同时将计算结果添加到知识库中,以增量的形式丰富知识库的内容。通过大量仿真实例对比,本文提出的采用 IHDR 方法构建知识库比采用传统的 KD 树方法具有更好的实时性。

参考文献

- [1] LaValle S M. Planning algorithms[M]. 2nd ed. New York, USA: Cambridge University Press, 2006.
- [2] Tisdale J, Kim Z, and Hedrick J. Karl. Autonomous UAV Path Planning and Estimation[J], *IEEE Robotics and Automation Magazine*. 2009, **16**(2): 35—42
- [3] Fahimi F. Autonomous robots modeling, path planning, and control[M]. Boston, USA: Springer Science+Business Media, LLC, 2009.
- [4] Kuwata Y and How J. Three dimensional receding horizon control for UAVs[C]//*AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*. Reston, VA, USA: AIAA, 2004: 2100—2113.
- [5] Earl M G and D'Andrea R. Iterative MILP methods for vehicle control problems[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2005, **21**(6): 1158—1167.
- [6] Chen Yang and Han Jianda. LP-Based Path Planning for Target Pursuit and Obstacle Avoidance in 3D Relative Coordinates. *American Control Conference*. 2010: 5394—5399.
- [7] Goerzen C, Kong Z, Mettler B. A Survey of Motion Planning Algorithms from the Perspective of Autonomous UAV Guidance. *J Intell Robot Syst*. 2010, **57**(1—4):65—100.
- [8] Vasudevan C and Ganesan K. Case-Based Path Planning for Autonomous Underwater Vehicles. *Autonomous Robots* 1996, **3**(2—3): 79—89.
- [9] Maarja Kruusmaa. Global Level Path Planning for Mobile Robots in Dynamic Environments. *Journal of Intelligent and Robotic Systems* 2003, **38**(1): 55—83.
- [10] Chen Chunlin, Li Han-Xiong, and Dong Daoyi. Hybrid Control for Robot Navigation-A Hierarchical Q-Learning Algorithm. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 2008, **15**(2): 37—47.
- [11] 王文玺, 肖世德, 孟祥印, 等. 基于递阶强化学习的自主机器人路径规划智能体. *计算机集成制造系*, 2009, **15**(6): 1215—1221.
- [12] 李东华, 江驹, 姜长生. 多智能体强化学习飞行路径规划算法. *电光与控制*. 2009, **16**(10): 10—14.
- [13] Temizer Selim. Planning under Uncertainty for Dynamic Collision Avoidance [D]. Cambridge, MA, USA: Massachusetts Institute of Technology, 2011.
- [14] Weng J and Hwang W. Incremental Hierarchical Discriminant Regression. *IEEE Transactions on neural networks*, 2007, **18**(2): 397—415.
- [15] Hwang W and Weng J. Hierarchical Discriminant Regression. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2000, **22**(11): 1277—1293.
- [16] zhang Daohui, Zhao Xingang, and Chen Yang. Application of the Case-based Learning Based on KD Tree in Unmanned Helicopter Control. *Lecture Notes in Electrical Engineering* 98, 2011, **2**: 721—729.
- [17] Chen Yang, Zhao Xingang, Zhang Chan, et al. Relative Coordination 3D Trajectory Generation Based on the Trimmed ACO. *International Conference on Electrical and Control Engineering*. 2010: 1531—1536.