基于 TLP 模型的智能 AGV 三维实时路径规划研究

于营[1]，毛睿[2]，潘玉霞[1]，贾树文[3]
（1.三亚学院 信息与智能工程学院，三亚 572022；2.深圳大学 计算机与软件学院，深圳 518060；
3.三亚学院 教务处，三亚 572022）

摘要：目的 为了更好地规划出最优可行路径。**方法** 采用三层规划模型（TLP）改进的三维实时路径规划算法，首先从 AGV 的控制性能入手，基于现实场景的多重约束设定威胁等级函数，利用 TLP 和改进 RRT 优化算法规划出更加平滑的最优路径。**结果** 目标函数及 TLP 的决策变量可以确保 AGV 准确到达目标位置。**结论** 实验结果表明，所提算法具有更好的效率与效果。

关键词：AGV；路径规划；TLP 模型；改进 RRT 优化算法
中图分类号：TP242.2 **文献标识码：**A **文章编号：**1001-3563(2019)03-0218-05
DOI：10.19554/j.cnki.1001-3563.2019.03.033

3D Real-time Path Planning of Intelligent AGV Based on TLP Model

YU Ying[1], *MAO Rui*[2], *PAN Yu-xia*[1], *JIA Shu-wen*[3]
(1.School of Information and Intelligent Engineering, University of Sanya, Sanya 572022, China;
2.College of Computer Science and Software Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China;
3.Academic Administration, University of Sanya, Sanya 572022, China)

ABSTRACT: The work aims to plan the optimal feasible path better. An improved three-dimensional real-time path planning algorithm based on three-level programming model (TLP) was proposed. Firstly, starting from the control performance of AGV, the threat level function was set by multiple constraints based on real scene, and a smoother optimal path was planned with TLP and improved RRT optimization algorithm. The objective function and the decision variables of TLP could ensure that AGV reached the target location accurately. Experimental results show that the proposed algorithm has better efficiency and effectiveness.

KEY WORDS: AGV; path planning; TLP model; improved RRT optimization algorithm

近几年，在各种物流运输系统中，自主导航车（Automated Guided Vehicle）已经充分展示了其优异运输性能。尤其在快递分拣系统中，AGV 可以显著提升快递分拣运输效率，极大地减轻了工人的劳动强度及分拣成本。路径规划是 AGV 自主导航的关键步骤，在满足环境约束条件下规划出最优运行轨迹。

三维（3-D）实时轨迹规划是 AGV 在各种应用中的基础任务。如何找到一个可行、平滑的飞行路线，从而安全地到达目的地是其中一个关键问题。为了解决这一问题王辉等[1]针对智能车库智能存取车问题，在融合标准粒子群算法和遗传算法的基础上通过动态自适应调整策率优化惯性系数、学习因子和交叉变异概率公式，有效提高了算法的进化速度和收敛精度。胡兵等[2]将双向搜索功能和自适应目标引力思想融入到 RRT 算法中，使得路径搜索效率更高，路径更加平滑。卫珊等[3]根据物流工厂环境下 AGV 运行路径特点，提出一种融入启发函数的 A*算法，有

收稿日期：2018-08-13
基金项目：海南省科技厅自然科学基金（617182）；海南省高等学校科学研究项目（Hnky2017-57）
作者简介：于营（1990—），女，硕士，三亚学院讲师，主要研究方向为数据分析与算法优化。

效提高了算法的执行效率。王雷等[4]针对柔性车间调度问题，建立 AGV 柔性车间调度模型，采用多段式编码淘汰次要基因，通过分阶段的自适应交叉实现快速收敛和全局效果最优。但是，这些方法主要针对的是短途或平滑的典型问题，因此，在实际情况下能综合实现收敛、平滑、快速和可行轨迹问题仍有待研究解决[5]。

为了克服这一问题，文中设计适用于无人机三维实时航迹规划的三层规划（TLP）模型。采用基于增强学习的双向快速扩展随机树算法求解三维规划（TLP）模型。在传统 RRT 算法中引入增强学习方法对每个节点建立学习评价机制，通过环境的回报值评价随机树上的每一个节点，将开阔区域和约束区域通过增强学习中奖励和惩罚的形式表示出来。

1　RRT 算法

RRT 的思想是快速扩张一群像树一样的路径以探索（填充）空间的大部分区域，伺机找到可行的路径[6—7]。之所以选择“树”是因为它能够探索空间。RRT 的基本步骤见图 1。执行效率高是 RRT 算法的一大优点，但是它的缺点也很明显，它得到的路径一般质量都不是很好，例如可能包含棱角，不够光滑，通常也远离最优路径，见图 2。

从图 2 可以看出，经典 RRT 算法规划出来的路径棱角非常明显，路径平滑度很差也不是最优路径。

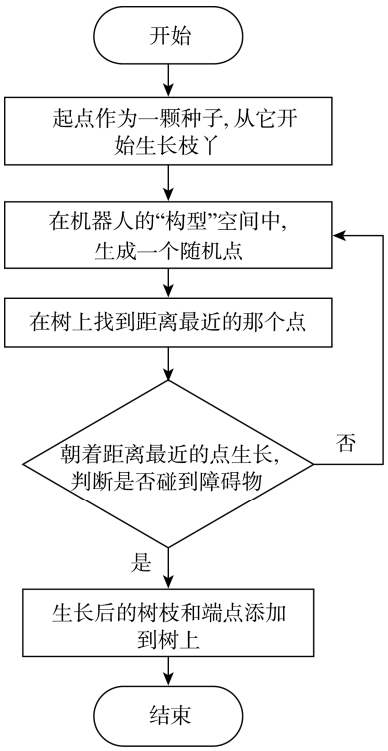


图 1　RRT 流程
Fig.1 RRT process

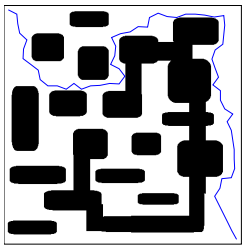


图 2　RRT 实验结果
Fig.2 Results of RRT experiment

2　改进 RRT 算法

在 RRT 算法中，搜索最近邻节点 NEAREST( ) 函数是影响 RRT 算法效率的关键步骤，从搜索精度不同可以将 RRT 算法分为精确求解法和近似求解法[8—9]。通过拓扑图 $T(B, D)$ 等价 RRT 结构，其中 B 表示所有连通路径的集合，D 表示可达到的点集。节点 D 的数量随着 RRT 采样次数的增加而递增，从而 B 将填充整个空间，所以在空间 R^m（$m \geqslant n$）中，RRT 算法的最优邻近点问题就简化成采样点到 RRT 连通路径最短的问题。随着采样点数量的递增，路径最优问题会出现超集现象。可以采用增强学习的方法，将节点增长问题变成一种 MDP 模型，根据每个节点的回报值，对各个节点分别确立一种学习评价机制，根据节点评价值和最邻近原则节点扩展过程，减少节点扩展个数集搜索最邻近节点的次数，从而改进随机数搜索策略。

构建 MDP 的五元组$\{N,H,D,P,F\}$，并以 n 维向量 $s(t)=\{s_1,s_2 \ldots s_n\}$表示 MDP 模型状态。当前状态向后续状态转移的角度记为 MDP 模型的动作，通过采样点和当前节点的状态信息就可以确定这个状态转移角度，然后根据给定步长 d 和角度就可以准确计算出后续节点状态[10—11]。

$$\begin{cases} \theta=\arctan\dfrac{s_2-r_2}{s_1-r_1} \\ r(t)=(r_1,r_2) \\ s(t)=(s_1,s_2) \end{cases} \tag{1}$$

式中：θ 的取值范围为$[-\pi, \pi]$；$r(t)$为随机采样节点的状态；$s(t)$为当前节点状态。后续节点 $s'(t)$可以通过式（2）计算获得。

$$\begin{cases} s_1'=s_1+d\cos\theta \\ s_2'=s_2+d\sin\theta \end{cases} \tag{3}$$

根据后续节点的状态可以确定 MDP 模型的回报函数，见式（4）。

$$h_t=\begin{cases} 6 & s'\in C_{\text{free}} \\ -2 & s'\notin C_{\text{free}} \end{cases} \tag{4}$$

在改进 RRT 算法中，Sarsa 算法的迭代公式见式（5）。

$$Q(s,d)=Q(s,d)+\alpha[h(s,d)+Q(s',d')-Q(s,d)] \quad (5)$$

式中：(s,d)为 MDP 模型的当前时刻状态；(s', d') 为后续状态；h 为当前回报值；α 为学习因子，一般取值为 0.7[12—13]。

3　三层 TLP 模型

根据水平倾斜角速度 ω 和 AGV 速度 v 可以计算出偏移角度 θ。AGV 的运行状态方程可以表示为 TLP 模型的决策变量 S={ω,δ,t}。从另一个角度来讲，基于 3D 实时路径规划的 TLP 模型见式（6）。

$$\begin{cases}\min\limits_{\omega,\delta,t} F=\{f_T(\omega,\delta,t),f_M(\omega,\delta,t),f_B(\omega,\delta,t)\}\\ g(\omega,\delta,t)\leqslant 0\end{cases} \quad (6)$$

式中：f_T，f_M，f_B 分别为第 1 层、第 2 层和第 3 层的目标函数；g 为约束函数。AGV 小车从初始点到目标点的决策草图见图 3。整个融合算法原理见图 4。

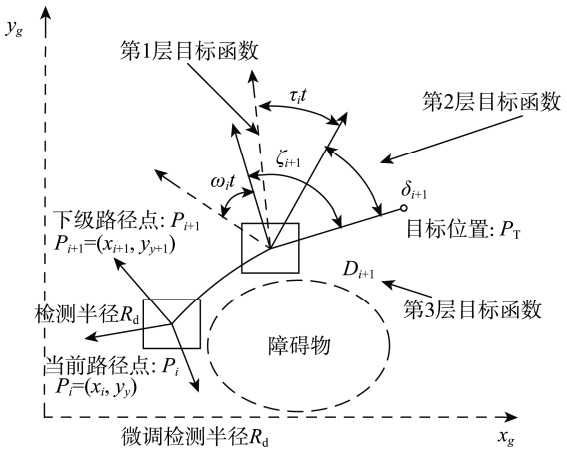


图 3　TLP 决策草图

Fig.3 TLP decision sketch

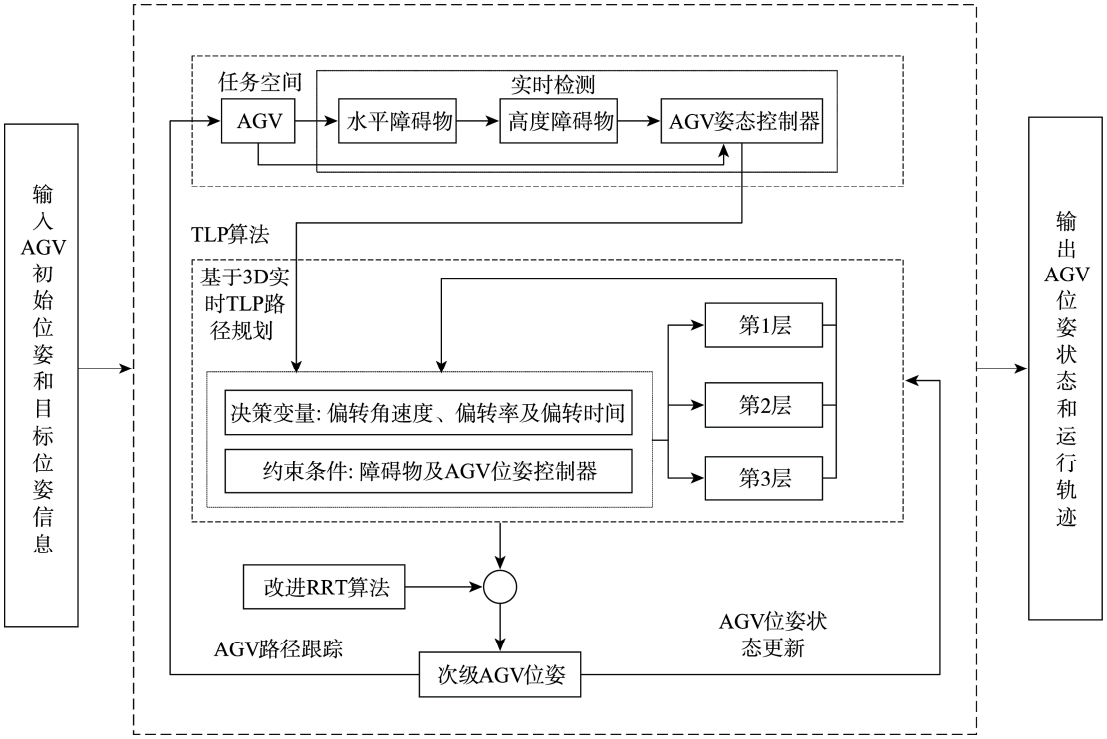


图 4　TLP 算法模型

Fig.4 TLP algorithm model

TLP 模型的详细操作步骤如下所述。

1）第 1 层目标函数。如图 3 所示，ς_{i+1} 用于评估 AGV 是否沿直线行驶到目标位置。当偏航角（θ_i+$\omega_i t$）顺时针方向靠近距离锁时，其取值为正[14—15]。第 1 层目标函数可以进一步表示为式（7）。

$$\begin{cases}f_T(\omega,\tau,t)=|\varsigma_{i+1}|\\ \left|\theta_{i+1}-\arccos((y_T-y_{i+1})/D_{i+1})\right| \text{ if } x_i\geqslant x_{i+1}\\ \theta_{i+1}-\arccos((y_T-y_{i+1})/D_{i+1})>-\pi\left|\theta_{i+1}-\arccos((y_T-y_{i+1})/D_{i+1})+2\pi\right| \text{ if } x_i>x_{i+1}\\ \theta_{i+1}-\arccos((y_T-y_{i+1})/D_{i+1})\leqslant-\pi\left|\theta_{i+1}+\arccos((y_T-y_{i+1})/D_{i+1})\right| \text{ if } x_i\leqslant x_{i+1}\\ \theta_{i+1}-\arccos((y_T-y_{i+1})/D_{i+1})\leqslant\pi\left|\theta_{i+1}+\arccos((y_T-y_{i+1})/D_{i+1})-2\pi\right| \text{ if } x_i<x_{i+1},\theta_{i+1}-\arccos((y_T-y_{i+1})/D_{i+1})>\pi\end{cases} \quad (7)$$

式中：$x_{i+1}=x_i+vt\cos(\theta_i+\omega_i t)\cos(\gamma_i+\tau_i t)$；$y_{i+1}=y_i+vt\sin(\theta_i+\omega_i t)\cos(\gamma_i+\tau_i t)$。

2）第 2 层目标函数。如图 3 所示，δ_{i+1} 用于判断 AGV 小车是否水平垂直于目标位置。第 2 层的目标函数可以记为式（8）。

$$\begin{cases} f_T(\omega,\tau,t)=\left|\delta_{i+1}\right| \\ \left|\gamma_{i+1}-\arcsin((y_T-y_{i+1})/D_{i+1})\right|, \text{if } x_i\geqslant x_{i+1} \\ \gamma_{i+1}-\arcsin((y_T-y_{i+1})/D_{i+1})>-\pi/2\cdot \\ \left|\gamma_{i+1}-\arcsin((y_T-y_{i+1})/D_{i+1})+\pi/2\right|, \text{if } x_i>x_{i+1} \\ \gamma_{i+1}-\arcsin((y_T-y_{i+1})/D_{i+1})\leqslant-\pi/2\cdot \\ \left|\gamma_{i+1}+\arcsin((y_T-y_{i+1})/D_{i+1})\right|, \text{if } x_i\leqslant x_{i+1} \\ \theta_{i+1}-\arcsin((y_T-y_{i+1})/D_{i+1})\leqslant\pi\cdot \\ \left|\gamma_{i+1}+\arcsin((y_T-y_{i+1})/D_{i+1})-\pi/2\right|, \\ \text{if } x_i<x_{i+1},\gamma_{i+1}-\arcsin((y_T-y_{i+1})/D_{i+1})>\pi/2 \end{cases} \tag{8}$$

3）第 3 层目标函数。如图 3 所示，D_{i+1} 用于判断 AGV 与目标位置的距离，可以记为式（9）。

$$f_B(\omega,\tau,t)=D_{i+1}=\left\|P_t-P_{i+1}\right\|= \sqrt{\left[x_t-(x_i+vt\cos(\theta_i+\omega_i t)\cos(\gamma_i+\tau_i t))\right]^2+ \left[y_t-(y_i+vt\cos(\theta_i+\omega_i t)\cos(\gamma_i+\tau_i t))\right]^2} \tag{9}$$

4）约束条件。首先，在运动空间中，AGV 会受到自身姿态控制器的约束，约束形式见式（10）。

$$-\omega_{\max}\leqslant\omega_i\leqslant\omega_{\max} \tag{10}$$

式中：$\omega_{\max}$ 为最大倾斜角速度。行驶时间间隔用于确保 AGV 续航安全及不必要的行驶弯路，见式（11）。

$$0<t_i\leqslant r\cdot R_d/v \tag{11}$$

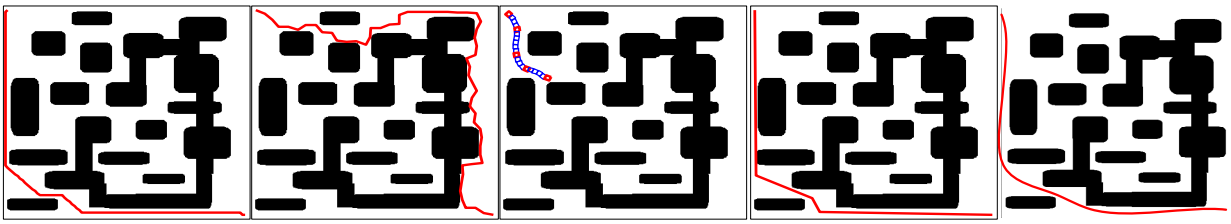
式中：R_{d} 为 AGV 的检测半径；r 为规避障碍物的运行半径。另外，最低高度限制，用于确保 AGV 运行空间的安全性，记为 H_{low}。障碍物威胁级别记为 $T_{\mathrm{level}}(P)$，见式（12）。

$$T_{\mathrm{level}}(P)=1-\prod_{i=1}^{M}\{1-[1-\mathrm{Step}(d_i,R(l,m,s),k_1)]\cdot \mathrm{Step}(\arcsin(h/d_i),\gamma,k_3)\cdot\mathrm{Step}(d_i,0.1R\{l,m,s\},k_2)\} \tag{12}$$

式中：P 为 AGV 当前位置；M 为障碍物个数。

4　实验结果与分析

为了验证文中方法的有效性，分别与 A*算法、经典 RRT 算法、模糊算法、PRM 算法进行验证对比分析见图 5。从图 5 可以看出，A*、经典 RRT、PRM 这 3 种算法规划出来的路径存在明显的转折点，平滑度都非常不理想。RRT 算法规划出来的路径并非最优，路径质量差于 A*算法和 PRM 算法。A*算法和 PRM 算法规划路径质量差距不大，模糊控制算法路径规划失败。相对于以上 4 种路径规划算法，文中算法规划出来的路径无论在路径最优还是平滑上都表现良好。



a A*算法　b RRT 算法　c 模糊算法　d PRM 算法　e 文中算法

图 5　验证分析

Fig.5 Verification analysis

从表 1 可以看出，文中算法规划的路径长度最短，路径规划总用时仅次于 RRT 算法，整体应用效果良好。

表 1　算法执行效率

Tab.1 Algorithm execution efficiency

算法	步长	路径长度/dpi	执行时间/s
A*算法	—	890	5.01
RRT 算法	20	1269	0.954
模糊算法	—	—	—
PRM 算法	—	964	5.59
文中算法	16	962	1.02

5　结语

针对平滑、快速和可行轨迹规划问题，通过采用增强学习法改进 RRT 算法，进而利用改进后的 RRT 算法求解三维规划（TLP）模型。结合快速扩展随机树算法进行全局规划使得 AGV 的运动更加有偏向目标的趋势，缩短了 AGV 到达目标点的时间。

参考文献：

[1]　王辉，朱龙彪，朱天成，等. 基于粒子群遗传算法的

泊车系统路径规划研究[J]. 工程设计学报, 2016, 23(2): 195—200.
WANG Hui, ZHU Long-biao, ZHU Tian-cheng, et al. Research on Path Planning of Parking System Based on PSO Genetic Hybrid Algorithm[J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2016, 23(2): 195—200.

[2] 胡兵, 向凤红, 毛剑琳. 基于改进 RRT 算法的 AGV 路径规划研究[J]. 软件导刊, 2018, 17(3): 28—31.
HU Bing, XIANG Feng-hong, MAO Jian-lin. Research on AGV Path Planing Based on Improved RRT Algorithm[J]. Software Guide, 2018, 17(3): 28—31.

[3] 卫珊, 王凌, 王斌锐, 等. A*算法的改进及其在 AGV 路径规划中的应用[J]. 自动化仪表, 2017, 38(11): 51—54.
WEI Shan, WANG Lin, WANG Bin-rui, et al. Improvement of A* Algorithm and Its Application in AGV Path Planning[J]. Process Automation Instrumataion, 2017, 38(11): 51—54.

[4] 王雷, 蔡劲草, 唐敦兵, 等. 基于改进遗传算法的柔性作业车间调度[J]. 南京航空航天大学学报, 2017, 49(6): 779—785.
WANG Lei, CAI Jin-cao, TANG Dun-bing, et al. Flexible Job Shop Scheduling Problem Based on Improved Genetic Algorithm[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics &Astronautics, 2017, 49(6): 779—785.

[5] 刘斌, 陈贤富, 程政. 一种基于 A*算法的动态多路径规划算法[J]. 微型机与应用, 2016, 35(4): 17—19.
LIU Bin, CHEN Xian-fu, CHENG Zheng. A Dynamic multi-route Plan Algorithm Based on A* Algorithm[J]. Microcomputer Its Applications, 2016, 35(4): 17—19.

[6] 张启飞, 郭太良. 基于多阶段决策的机器人全局路径规划算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(10): 296—302.
ZHANG Qi-fei, GUO Tai-liang. Global Path Planning Algorithm of Robot Based on Multistage Decision[J]. Computer Engineering, 2016, 42(10): 296—302.

[7] 王道威, 朱明富, 刘慧. 动态步长的 RRT 路径规划算法[J]. 计算机技术与发展, 2016, 26(3): 105—107.
WANG Dao-wei, ZHU Ming-fu, LIU Hui. Rapidly-exploring Random Tree Algorithm Based on Dynamic Step[J]. Computer Technology and Development, 2016, 26(3): 105—107.

[8] 刘琨, 张永辉, 任佳. 基于改进人工势场法的无人船路径规划算法[J]. 海南大学学报（自然科学版）, 2016, 34(2): 99—104.
LIU Kun, ZHANG Yong-hui, REN Jia. Path Planning Algorithm for Unmanned Ship Based on Improved Artificial Potential Field Method[J]. Journal of Hainan University(Natural Science Edition), 2016, 34(2): 99—104.

[9] 孙丰财, 张亚楠, 史旭华. 改进的快速扩展随机树路径规划算法[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(9): 129—131.
SUN Feng-cai, ZHANG Ya-nan, SHI Xu-hua. Improved Rapidly-exploring Random Tree Path Planning Algorithm[J]. Transducer and Microsystem Technologics, 2017, 36(9): 129—131.

[10] 董培方, 张志安, 梅新虎, 等. 引入势场及陷阱搜索的强化学习路径规划算法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(16): 129—134.
DONG Pei-fang, ZHANG Zhi-an, MEI Xin-hu, et al. Reinforcement Learning Path Planning Algorithm Based on Gravitational Potential Field and Trap Search. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(16): 129—134.

[11] MONTENEGRO J M F, VILLARINI B, GKELIAS A, et al. Cognitive Behaviour Analysis Based on Facial Information Using Depth Sensors[C]// International Workshop on Understanding Human Activities through 3D Sensors, Springer, Cham, 2016: 15—28.

[12] FENG S, FENG Z, YANG X. Research on Initialization of 3D Hand Pose Based on User and Computer Interaction[J]. Transactions on Edutainment XII Springer Berlin Heidelberg, 2016, 49(15): 220—225.

[13] SCHMUCK P, SCHERER S A, ZELL A. Hybrid Metric-Topological 3D Occupancy Grid Maps for Large-scale Mapping[J]. IFAC-PapersOnLine, 2016, 49(15): 230—235.

[14] ZHANG S, XUEREN L I, ZHANG J, et al. UAV 3D Real-time Path Planning Based on Dynamic Step[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics & Astronautics, 2016, 49(12): 210—215.

[15] NAN Y, EICHER L, WANG X, et al. Real-time 3D Path Planning for Sensor[C]// Oceans. IEEE, 2000, 3: 2051—2058.