

# 控制与决策

Control and Decision

一种时变洋流场下AUV最优能耗路径规划方法

姚绪梁, 王峰, 王景芳, 王晓伟

引用本文:

姚绪梁, 王峰, 王景芳, 等. 一种时变洋流场下AUV最优能耗路径规划方法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(10): 2424–2432.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0072>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于改进人工鱼群算法和MAKLINK图的机器人路径规划](#)

Robot path planning based on improved artificial fish swarm algorithm and MAKLINK graph

*控制与决策*. 2020, 35(9): 2145–2152 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0030>

[基于子目标搜索的机器人目标导向RRT路径规划算法](#)

Robot goal guide RRT path planning based on sub-target search

*控制与决策*. 2020, 35(10): 2543–2548 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0043>

[基于文化萤火虫算法的足球机器人动态路径规划](#)

Cultural firefly algorithm for dynamic path planning of soccer robot

*控制与决策*. 2018, 33(11): 2015–2020 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0821>

[基于莱维飞行粒子群算法的焊接机器人路径规划](#)

Welding robot path planning based on Levy-PSO

*控制与决策*. 2017, 32(2): 373–377 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0021>

[基于生物启发模型的AUV三维自主路径规划与安全避障算法](#)

Algorithm for AUV's 3-D path planning and safe obstacle avoidance based on biological inspired model

*控制与决策*. 2015, 30(5): 798–806 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.0339>

# 一种时变洋流场下 AUV 最优能耗路径规划方法

姚绪梁<sup>1†</sup>, 王峰<sup>1</sup>, 王景芳<sup>1</sup>, 王晓伟<sup>2</sup>

(1. 哈尔滨工程大学 自动化学院, 哈尔滨 150001; 2. 九江职业技术学院 机械工程学院, 江西九江 332000)

**摘要:** 在时变洋流场环境下, 洋流矢量增加了时间维度, 在时间角度上可进一步利用洋流以节约自主水下机器人(AUV)能量消耗. 此外, 在该环境中无后效性不再成立, 基于经典贪婪策略的路径规划算法不再适用. 鉴于此, 结合路径参数选择和双层规划算法, 提出一种适用于时变洋流场环境的能耗最优路径规划算法. 出发时间和 AUV 推进速度均可以在时间维度上等待有利洋流, 且推进速度与其能量消耗直接相关, 因此, 引入出发时间和推进速度作为路径参数. 在此基础上, 针对无后效性不成立问题, 使用双层规划作为路径规划算法, 分析该算法在时变洋流场环境下的适用性. 算法将路径规划任务分为路径规划与路径优化两部分, 路径规划部分采用蚁群系统算法构建通道, 路径优化部分由量子粒子群算法对路径参数进一步优化, 在保证全局最优的同时能够解决传统基于栅格的路径规划算法中机器人运动方向受限的问题. 最后以 Kongsberg/Hydroid REMUS 600s 型水下机器人为模型, 对所提出的路径规划算法进行仿真验证.

**关键词:** 时变洋流环境; 水下机器人; 路径规划; 路径参数; 双层规划; 能耗最优路径

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.0072

引用格式: 姚绪梁, 王峰, 王景芳, 等. 一种时变洋流场下 AUV 最优能耗路径规划方法 [J]. 控制与决策, 2020, 35(10): 2424-2432.

## Energy-optimal path planning for AUV with time-variable ocean currents

YAO Xu-liang<sup>1†</sup>, WANG Feng<sup>1</sup>, WANG Jing-fang<sup>1</sup>, WANG Xiao-wei<sup>2</sup>

(1. College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 2. College of Mechanical Engineering, Jiujiang Vocational and Technical College, Jiujiang 332000, China)

**Abstract:** Under the time-varying ocean current environment, the ocean current vector appends the time dimension, and the ocean currents can be further utilized to save autonomous underwater vehicles (AUVs) energy consumption in the temporal sense. In addition, classical greedy-based path planning algorithms are not applicable because non-aftereffect no longer holds in this environment. For the above reasons, an energy-optimal path planning algorithm in the time-varying ocean current environment is proposed, which combines the selection of path parameters and bilevel optimization. Firstly, both departure time and AUV propulsion velocity can wait for favorable ocean currents in time dimension, and AUV propulsion velocity is directly related to its energy consumption. So the departure time and propulsion velocity are introduced as path parameters. On this basis, the bilevel optimization is used as a path planning algorithm to solve the problem of non-aftereffect, and the applicability is analyzed. In the proposed approach, the task of path planning is divided into two parts: path planning and path optimization. In the path planning part, the ant colony system algorithm is used to construct the passageway, then the quantum particle swarm optimization algorithm is applied to further optimize the path parameters in the passageway at the path optimization part. The proposed algorithm ensures the global optimum of the resulting path and solves the problem of discrete motion directions caused by grid-based environment. Finally, to verify the validity of proposed scheme, several simulations, which the Kongsberg/Hydroid REMUS 600s is used as the model, are executed.

**Keywords:** time-varying ocean currents; autonomous underwater vehicles (AUVs); path planning; path parameter; bilevel optimization; energy-optimal path

## 0 引言

自主水下机器人 (autonomous underwater vehicle, AUV) 是海洋探索与研究的重要工具, 它是一种依靠

自主导航、决策系统航行到作业区域, 并完成任务的水下机器人. 在复杂的海洋环境中, 为了使 AUV 能够安全有效地到达预定区域, 适合的路径规划算法是必

收稿日期: 2019-01-14; 修回日期: 2019-05-13.

基金项目: 高技术船舶科研项目 (GJYF-043/6).

责任编辑: 魏秀琨.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: yaoxuliang@hrbeu.edu.cn.

要的. 路径规划也是自主水下机器人领域的研究热点之一,对于提升AUV的自主性具有重要意义<sup>[1]</sup>. 通常情况下,AUV路径规划评价指标包括距离、时间和能量消耗等,由于AUV自身携带能源有限,在AUV巡航过程中寻找一条能耗最低路径更具有实际意义.

在海洋环境中,海流作为一种广泛存在的海水流动现象,会干扰AUV的航行,然而,合理地利用海流能量可以节约AUV的能量消耗,而在时变洋流环境下,该问题变得更为复杂. 针对此问题已有大量的研究成果. 文献[2]提出了时变洋流下AUV最优能耗路径规划问题,通过改变AUV的推进速度使AUV相对于海底的速度保持恒定,但在强洋流场下容易产生不可行路径<sup>[3]</sup>. 文献[4-5]提出一种基于样条曲线的路径规划方法,假设AUV推进速度保持恒定,规划一条航行时间最少的路径,但极大地限制了AUV的行动自由,因此得到的最优路径在能量消耗上并非最优. 文献[6]通过解析法求出给定位移和洋流条件下的最优能耗和最优速度,该方法在静态洋流场环境下能够取得良好的效果,但在时变洋流场下结果并不是最优的. 文献[7]提出在时变洋流场下,通过选择适当的出发时间以达到节约能量的目的,但仍然假设AUV推进速度恒定. 文献[8]将AUV每段子路径的航行时间作为附加变量进行优化处理,AUV可以通过优化算法选择最优的推进速度. 文献[9]在此基础上提出基于时变洋流场的最优能耗路径规划算法,但以时间作为附加变量不容易限制AUV的推进速度范围,导致优化过程中产生大量不可行解,尤其是在强洋流场环境中.

鉴于此,本文对时变洋流场环境特点进行分析,增加出发时间和AUV推进速度作为附加变量,结合双层规划<sup>[10]</sup>作为路径规划算法. 以REMUS 600s为模型,对所提出的路径规划算法进行了仿真验证.

## 1 路径规划基本问题陈述

### 1.1 时变洋流场模型

洋流是广泛存在于海洋的海水流动现象,洋流信息可以通过卫星观测、高频雷达测量等手段获取. 目前,一些洋流预测系统已经取得了广泛的认可并应用于实际中,如regional ocean model system (ROMS)已被用于美国西海岸的海洋过程研究,其可预测精度为1 km洋流数据<sup>[11]</sup>. 另外,由于风、潮汐等因素的影响,海水的流动会有较大变化,尤其在近海岸区域. 本文采用栅格法建立环境模型,栅格尺寸为1 km × 1 km,在每个栅格内洋流大小方向相同. 洋流数据被模拟为随机分布的旋涡场叠加,旋涡场公式如下:

eddy $\{p, a\}$ :

$$f(x, y) = (x - p_x)^2 + (y - p_y)^2, \quad (1)$$

$$c_x = \left[ -|a_x| \frac{\partial f}{\partial x} - |a_y| \frac{\partial f}{\partial y} \right] \cdot \frac{1}{2f}, \quad (2)$$

$$c_y = \left[ \text{sgn}(a_y) |a_x| \frac{\partial f}{\partial x} - |a_y| \frac{\partial f}{\partial y} \right] \cdot \frac{1}{2f}. \quad (3)$$

其中: $p_x$ 、 $p_y$ 分别为旋涡中心 $p$ 在 $x$ 、 $y$ 轴的坐标; $c_x$ 、 $c_y$ 分别为洋流在 $x$ 、 $y$ 轴的大小; $a_x$ 、 $a_y$ 为旋涡场的强度系数, $a_y$ 的正负决定了旋涡场的旋转方向,当 $a_y$ 为正时,旋涡场旋转方向为顺时针,反之为逆时针; $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数. 洋流场公式如下:

$$\mathcal{F} = \sum_{i=1}^n \text{eddy}\{\text{rand}(p_i), \text{rand}(a_i)\}. \quad (4)$$

$\text{rand}(\cdot)$ 表示随机函数,洋流场由 $n$ 个旋涡场叠加而成.

假设AUV执行任务过程时间为 $[0, T]$ ,期间洋流场分别在 $t_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 时刻发生变化,即在 $[t_{i-1}, t_i]$ 范围内,洋流场为 $\mathcal{F}_i$ 在 $[t_i, t_{i+1}]$ 范围内,洋流场为 $\mathcal{F}_{i+1}$ ,且假设洋流场在 $t_i$ 时刻瞬时变化. 在实际应用中, $m$ 值越大,模拟的洋流场环境越接近真实环境.

### 1.2 路径形式

本文中,路径 $\Gamma_{s,g}$ 由一组位于栅格边上的有序路径点 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 两两连接而成,任意两个相邻路径点由直线连接,路径点可以位于栅格边上的任意位置,路径 $\Gamma_{s,g}$ 表达如下:

$$\Gamma_{s,g} = \{\overline{x_1 x_2}, \overline{x_2 x_3}, \dots, \overline{x_{n-1} x_n}\}, \quad (5)$$

其中 $x_1$ 和 $x_n$ 分别为路径 $\Gamma_{s,g}$ 的起点 $s$ 和终点 $g$ .

这种形式的路径解决了传统基于栅格路径规划器的离散运动方向问题,路径形式如图1所示,其中黑色圆点代表路径点.

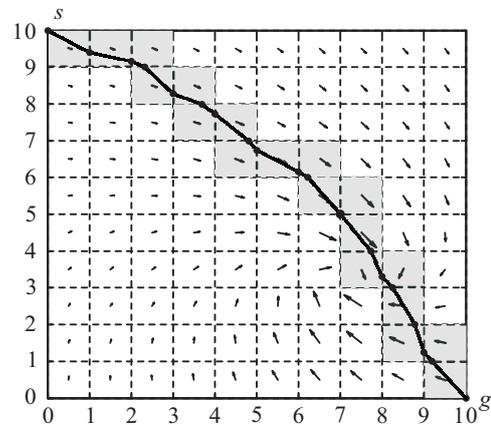


图1 路径 $\Gamma_{s,g}$

### 1.3 路径能量消耗计算

假设路径 $\Gamma_{s,g}$ 由路径点 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 组成,则AUV沿路径 $\Gamma_{s,g}$ 航行的能量消耗为各子路径

$\overrightarrow{x_i x_{i+1}}$  能量消耗之和,即

$$E = \sum_{i=1}^{n-1} e_i = \sum_{i=1}^{n-1} P_{\text{vehicle}} \cdot t_i = \sum_{i=1}^{n-1} k |\vec{v}_{c,i}|^3 \cdot \frac{|\overrightarrow{x_i x_{i+1}}|}{|\vec{v}_{g,i}|}. \quad (6)$$

其中:  $e_i$  为子路径  $\overrightarrow{x_i x_{i+1}}$  的能量消耗,由于子路径数量比路径点数量少一个,求和变量  $i$  的取值范围为  $[1, n-1]$ ;  $P_{\text{vehicle}}$  为AUV推进功率,与AUV推进速度三次方成正比<sup>[12]</sup>;  $k$  为阻力系数,其值由AUV设计决定;  $\vec{v}_{c,i}$ 、 $\vec{v}_{g,i}$  分别为AUV在子路径  $\overrightarrow{x_i x_{i+1}}$  航行时的AUV推进速度和AUV相对于海底速度,  $\vec{v}_{g,i}$  可通过  $\vec{v}_{c,i}$  与洋流  $\vec{c}$  通过矢量合成得到,有

$$\vec{v}_{g,i} = \vec{v}_{c,i} + \vec{c}. \quad (7)$$

## 2 路径参数与规划算法分析

本文采取选择最优出发时间与增加速度作为附加变量相结合的方案 (additional departure time and velocity variable, ADTVV), 在时变洋流场环境下进行AUV路径规划.

### 2.1 最优出发时间及附加速度变量

#### 2.1.1 出发时间

在AUV执行任务时,其出发时间多数情况下可以在某一时间范围内选择<sup>[7]</sup>,在某些情况下,适当的出发时间可以节约AUV的能量消耗.以图2为例,在  $t_1$  时刻前,洋流场  $\mathcal{F}_1$  的流向与AUV预行进方向相反,AUV必须克服洋流阻力前进,增加了AUV的能量消耗;在  $t_1$  时刻后,洋流场  $\mathcal{F}_2$  方向与AUV预行进方向相同,AUV可以借助洋流前进.显然,从节能角度AUV在  $t_1$  时刻出发最为合适.

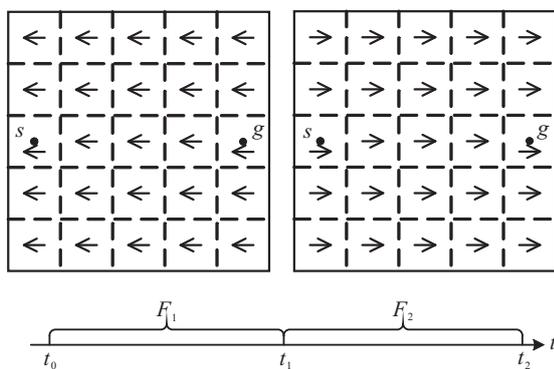


图2 时变洋流场示例

#### 2.1.2 速度变量

由式(4)可知,AUV的能量消耗与其推进速度密切相关,因此,在AUV航行过程中,根据洋流场选择适合的推进速度可节约能量.

在静态洋流场中,可以通过解析法求出对应洋流

下的最优推进速度<sup>[6]</sup>,然而在时变洋流场环境下该方法不再有效.同样以图2为例,在  $t_0 \sim t_1$  期间,解析法中以最优速度逆流行进,在  $t_1$  时刻后,AUV以顺流最优速度航行;附加速度变量方案中,在  $t_0 \sim t_1$  期间,AUV可以以最低速度航行,在逆流中不以前进为目的,而以尽量节约能量为目的,在  $t_1$  时刻后借助洋流抵达终点.若AUV可以随洋流漂移,则在  $t_0 \sim t_1$  期间及  $t_1$  时刻后都不提供动力,仅依靠洋流抵达终点.

综上所述,选择适合的出发时间和增加速度作为附加变量均可节约AUV执行任务时的能量消耗.

本文提出的方法相当于在经典路径规划算法基础上,增加了两个搜索维度:出发时间和AUV推进速度.路径参数化方程为

$$\Gamma_{s,g} = \{t_d, (\overrightarrow{x_1 x_2}, \vec{v}_{c,1}) \dots (\overrightarrow{x_i x_{i+1}}, \vec{v}_{c,i}) \dots (\overrightarrow{x_{n-1} x_n}, \vec{v}_{c,n-1})\}. \quad (8)$$

其中:  $t_d$  为出发时间,  $\vec{v}_{c,i}$  为AUV在第  $i$  个路径段的推进速度.路径的能量消耗可根据方程(4)计算得到,时变洋流场环境下最优能耗路径规划模型构建为

$$\begin{aligned} \min \sum_{i=1}^{n-1} k |\vec{v}_{c,i}|^3 \cdot \frac{|\overrightarrow{x_i x_{i+1}}|}{|\vec{v}_{g,i}|}; \\ \text{s.t. } t_d \in [0, T], \min \leq |\vec{v}_{c,i}| \leq v_{\max}. \end{aligned}$$

模型中:约束  $t_d \in [0, T]$  限制AUV的出发时间在  $[0, T]$  范围内;  $T$  可根据任务紧急程度进行设定;  $v_{\min}$ 、 $v_{\max}$  对AUV推进速度进行限制,在AUV实际航行中,其仅能运行在某一推进速度范围内.由于推进系统最大功率等原因,过大的推进速度是AUV不能达到的,而推进速度过小会导致推进系统效率过低而浪费能量.另外,最小推进速度与任务完成时间密切相关,在对任务完成时间有要求的任务中,  $v_{\min}$  的值需要适当增加.

### 2.2 能耗最优路径规划算法问题

在基于栅格的路径规划中,经典算法的搜索空间仅限于栅格中心或栅格结点,这种方案极大地限制了转向角度.特别地,由于AUV航行速度较慢,其受洋流影响较为严重,离散的转向角度容易造成路径规划器生成次优路径,甚至路径规划失败<sup>[3]</sup>.

在静态洋流场环境下,由起点  $x_1$  至任一点  $x_k$  的最优能耗路径  $\{x_1, x_2, \dots, x_k\}$  不会随时间的推移而变化,它与时间是相互独立的,即无后效性,这是基于贪婪策略路径规划方法的理论基础.然而,在时变洋流场环境下,由于洋流的变化导致之前的最优能耗路径随着时间推移不再是最优的,无后效性不再成立,即基于贪婪策略的算法不再适用.群优化算法作

为一种新兴的算法,其搜索机制不再拘泥于贪婪策略,而是由生物启发式机制通过迭代方式寻找最优解.这种寻优机制以整条路径的能量消耗为依据进行搜索,而不是对各子路径段能量消耗单独优化,因此在无后效性不成立的情况下,依然可以找到全局最优解.

### 3 时变洋流场下最优能耗路径规划算法

本文选择双层规划作为路径规划算法.双层规划算法在经济<sup>[13-15]</sup>、管理<sup>[16-17]</sup>和工程<sup>[18]</sup>等领域已得到广泛应用.文献<sup>[10]</sup>详细介绍了基于双层规划的时间最优路径规划算法,解决了 AUV 路径规划中离散运动方向的问题.原算法主要处理基于静态洋流场的时间最优路径规划问题,假设洋流场在任务执行过程中不变即 AUV 推进速度为恒定,并未考虑出发时间及变推进速度问题.另外,原算法中上层算法使用的蚁群优化算法在性能上并不理想.为了结合本文需求及改进原算法的不足,对该算法进行如下修改:

- 1) 上层算法由蚁群算法改为蚁群系统 (ant colony system, ACS) 算法<sup>[19]</sup>,以加快和改善路径规划器的收敛速度和寻优性能;
  - 2) 下层量子粒子群算法<sup>[20]</sup>将出发时间、AUV 推进速度和路径点位置作为待优化变量处理;
  - 3) 环境模型由静态洋流场改为时变洋流场.
- 基于双层规划的 AUV 路径规划算法中,首先由上层算法进行路径规划,找到一条由起点至终点的由

栅格组成的通道,通道形式如图 1 灰色网格所示.需要说明的是,上层算法在构建路径通道时,仅以四方向方式探索,若采用八方向或更多的探索方向则会导致通道不连续,如图 3 所示.由图 3(a)可知,当四方向探索时,每两个相邻栅格的交集均为一条栅格边(黑色线段),路径点可以在此栅格边上选择;在图 3(b)中,当路径斜向探索时,相邻栅格的交集仅为一个点(黑色圆点),限制了路径点的选择.另外,图 3(a)的通道 A-B-C 已包含了图 3(b)A-B 通道中的所有路径,即不需要斜向探索.因此上层算法以四方向探索.

在上层算法构建好通道后,程序转至下层量子粒子群算法,在该通道内进行路径优化,适应度函数为式(7),每一粒子表示为

$$P_i = [t_{id}, (x_{i2}, \dots, x_{i(n-1)}), (v_{i1}, \dots, v_{i(n-1)})]. \quad (9)$$

其中: $t_{id}$ 为出发时间; $x_{ij}$ 为第  $j$  个路径点位置( $x_{i1}, x_{in}$ 分别表示路径的起点和终点,由于其位置确定,不需要优化),路径点位于相邻栅格的公共边上,取值范围为  $[0, L]$ ,  $L$  为栅格边长; $v_{ij}$ 为第  $j$  个路径段的推进速度.粒子的维度为  $2(n-1)$ ,  $n$  的值等于组成该路径通道的栅格数量  $M$ ,即  $n = M$ .

下层算法将该通道内最优路径的适应度值传回上层,上层算法根据此值进行局部信息素及全局信息素更新.依此循环,直至满足终止条件时,规划算法结束.

图 4 给出了基于双层规划的能耗最优路径规划算法的流程.蚂蚁  $k$  由栅格  $i$  向其邻域移动的状态转移方程为

$$j = \begin{cases} \arg \max_{h \in N_i^k} \{[\tau_{ih}]^\alpha [\eta_{ih}]^\beta\}, & q \leq q_0; \\ J, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (10)$$

其中: $j$ 为下一个被访问的栅格, $\tau_{ih}$ 和 $\eta_{ih}$ 分别为栅格  $i$ 、 $h$  之间的信息素和启发式信息, $\alpha$ 与 $\beta$ 分别为信息素与启发式信息在蚂蚁构建路径过程中的重要性, $q$ 为均匀分布在区间  $[0, 1]$  中的一个随机变量, $q_0$ 为  $[0, 1]$  之间的一个参数, $J$ 为根据概率分布产生出的一个随机变量.概率分布公式如下:

$$p_{ij}^k = \frac{[\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{h \in N_i^k} [\tau_{ih}]^\alpha [\eta_{ih}]^\beta}, \quad j \in N_i^k. \quad (11)$$

根据式(9)蚂蚁构造路径通道的方式可以理解为,蚂蚁选择当前可能的最优移动方式的概率为  $q_0$ ,这种最优的移动方式根据信息素的积累量和启发式信息值求出.同时,蚂蚁以  $(1 - q_0)$  的概率有偏向性地

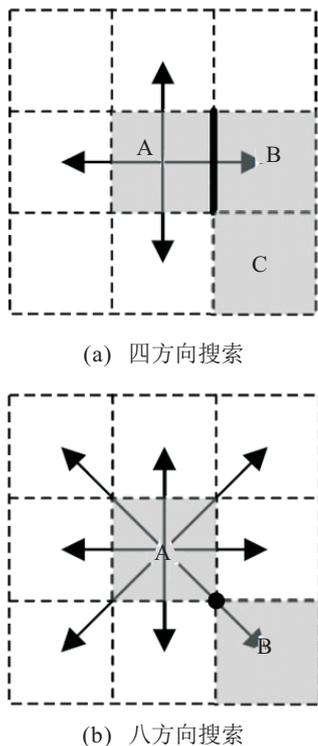


图 3 上层蚁群算法路径探索方向

探索其他路径. 通过调整参数  $q_0$ , 可以调节算法对新路径的探索度.

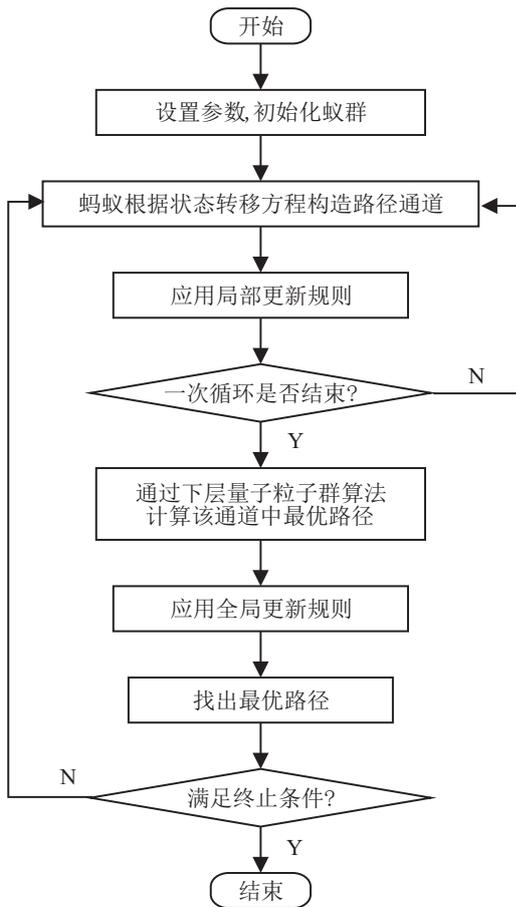


图4 双层规划算法流程

局部信息素更新规则: 在路径构建过程中, 蚂蚁每经过一条边  $(i, j)$ , 都将立即调用这条规则更新该边上的信息素, 即

$$\tau_{ij} = (1 - \xi)\tau_{ij} + \xi\tau_0. \quad (12)$$

其中:  $\xi$  为局部信息素蒸发系数, 其值满足  $0 < \xi < 1$ ;  $\tau_0$  为信息素量的初始值. 局部更新的作用在于, 蚂蚁每一次经过边  $(i, j)$ , 该边的信息素  $\tau_{ij}$  将会减少, 从而使得其他蚂蚁选中该边的概率相对减少.

全局信息素更新规则: 在 ACS 中, 只有至今最优蚂蚁被允许在每一次迭代之后释放信息素, 其更新规则由下式给出:

$$\tau_{ij} = (1 - \rho)\tau_{ij} + \rho \cdot \Delta\tau_{ij}, \quad \forall (i, j) \in \Gamma_{s,g}. \quad (13)$$

其中:  $\Delta\tau_{ij} = 1/E^*$ ,  $E^*$  为至今最优路径能量消耗.

## 4 仿真结果与分析

为了验证本文所提出方法的可行性和有效性, 通过 Matlab 2015b 对所提出算法进行仿真实验, 并将附加出发时间和时间变量方法作为对比算法. 仿真平台配置为: Intel core i5 4460 处理器, 主频 3.2 GHz, 8 GB 内存.

### 4.1 仿真设置

在仿真中, 栅格环境尺寸为  $20 \times 20$ , 其中每个栅格大小为  $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ . AUV 的起点和终点分别为  $(0.5, 19.5)$  和  $(19.5, 0.5)$ .

文献 [12] 针对 Kongsberg/Hydroid REMUS 600s 型 AUV 进行了海试实验, 采集了大量 AUV 功耗与推进速度的数据, 并利用回归分析方法确定了 AUV 功耗与速度成三次方关系, 阻力系数  $k = 3.425$ . 本文根据该阻力系数和式 (4) 建立 AUV 功耗与速度的关系.

在双层规划蚁群系统中, 蚂蚁数量为 10, 最大迭代次数为 100,  $\alpha$ 、 $\beta$  分别为 1 和 2, 信息素蒸发系数  $\rho$  为 0.1, 以最优方式移动概率  $q_0$  为 0.98, 局部信息素蒸发系数  $\xi$  为 0.1. 在量子粒子群算法中, 粒子群数量为 50, 最大迭代次数为 500. 蚁群系统和量子粒子群算法中附加的终止准则如下:

$$W = \sum_{i=1}^{\lambda} \left| \frac{E_{r-i} - E_{r-i-1}}{E_{r-i}} \right| 0.5^{i-1}. \quad (14)$$

其中:  $r$  为当前迭代次数,  $E$  为相应的适应度值. 在上层蚁群系统算法中, 令  $\lambda = 20$ , 当  $W$  小于  $1 \times 10^{-3}$  时, 终止准则被满足; 在下层量子粒子群算法中, 令  $\lambda = 50$ , 当  $W$  小于  $1 \times 10^{-5}$  时, 终止准则被满足.

式 (14) 的作用是判断最近的  $\lambda$  代计算中, 适应度值是否趋于平缓, 其中  $\left| \frac{E_{r-i} - E_{r-i-1}}{E_{r-i}} \right|$  项表示相邻两代适应度值的变化程度;  $0.5^{i-1}$  项为系数项, 表明最近 20 代  $\left| \frac{E_{r-i} - E_{r-i-1}}{E_{r-i}} \right|$  值的重要程度, 距离当前代越近, 对式 (14) 的影响越大. 当  $W$  的值小于设定值时, 表明适应度值变化较小, 可以认为规划算法已经收敛.

### 4.2 时变洋流场下无速度约束路径规划

为了验证所提出方案的有效性, 引入附加出发时间和时间变量 (additional departure time and time variable, ADTTV) 的方案进行对比分析, 两种方案均基于双层规划算法. 本部分设置洋流场在  $12.5 \times 10^4 \text{ s}$  时由  $\mathcal{F}_1$  变为  $\mathcal{F}_2$ , 即时变洋流场由两个静态洋流场  $\mathcal{F}_1$  和  $\mathcal{F}_2$  组成. 出发时间在  $0 \sim 5 \times 10^3 \text{ s}$  之间. 无速度约束路径规划的仿真结果如图 5 和图 6 所示, 图 7 为两种方案的推进速度曲线. 表 1 列出了两种方案的仿真数据.

通过图 5 与图 6 的对比可以看出, 在无速度约束的路径规划中, 两种方案所得的路径都可以利用前期有利的洋流航行, 且均有较好的收敛性能. 根据表 1, 两种方案都选择在任务初始时刻出发, 这是由于任务前期洋流有利于 AUV 向终点航行, 而后期洋流与预航行方向相反, AUV 倾向于尽早出发, 这与

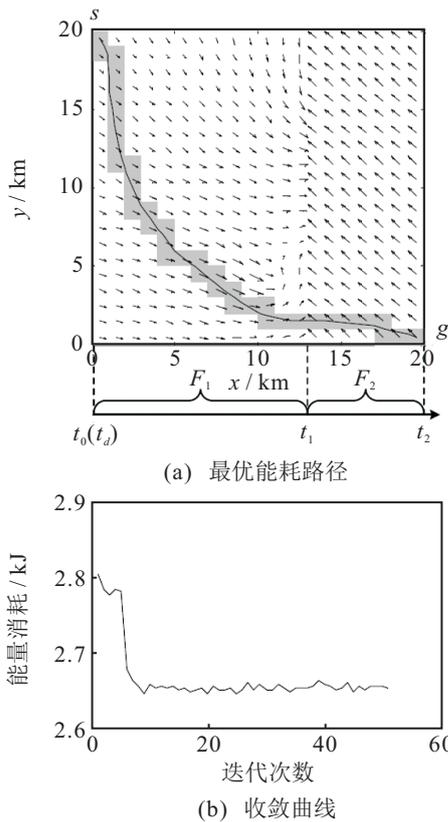


图5 无速度约束下ADTVV方案仿真结果及收敛曲线

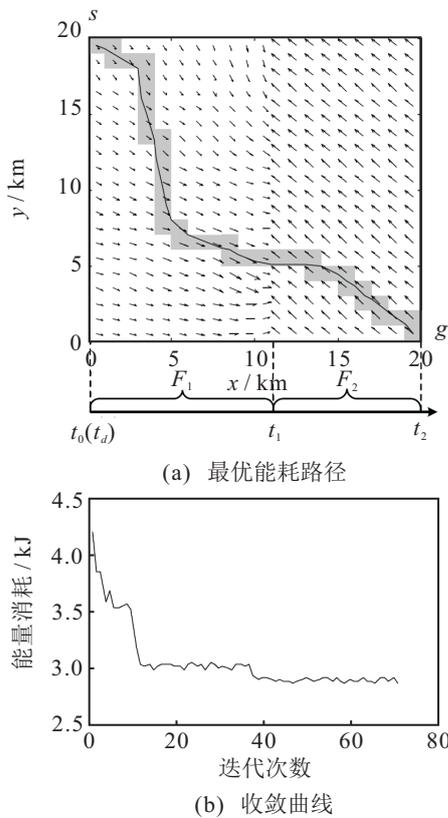


图6 无速度约束下ADTTV方案仿真结果及收敛曲线

前文分析相符. 在能耗方面, ADTVV方案比ADTTV方案节约7.3%的能量, 另外根据两种方案的收敛曲线, ADTTV的收敛速度较慢(收敛曲线的波动主要由下层优化算法的不确定性引起). 在无速度限制的路

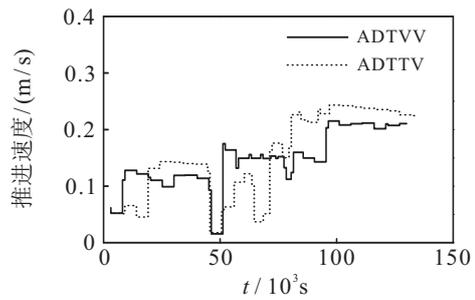


图7 无速度约束下ADTVV、ADTTV方案推进速度曲线

表1 无速度约束下ADTVV、ADTTV方案仿真数据

方案	能量消耗/J	出发时间/s	航行时间/s	路径长度/km	平均推进速度/(m/s)
ADTVV	2647.0	0	$130 \times 10^3$	30.6	0.144
ADTTV	2856.1	0	$134 \times 10^3$	30.5	0.149

径规划中, ADTTV方案收敛速度和寻优性能略低于ADTVV方案, 这是由于AUV的能量消耗直接与速度相关, ADTVV方案的下层算法有更好的收敛速度和寻优性能, 而下层算法作为上层算法的基础, 直接影响上层算法的寻优结果.

### 4.3 时变洋流场下有速度约束路径规划

设置AUV的速度范围为0.3 m/s ~ 0.8 m/s. 洋流场在 $3^4$  s时变化, 出发时间在 $0 \sim 5 \times 10^3$  s之间.

图8(a)与图9(a)分别为ADTVV和ADTTV方案所得到的路径, 图8(b)与图9(b)为各自的收敛曲线.

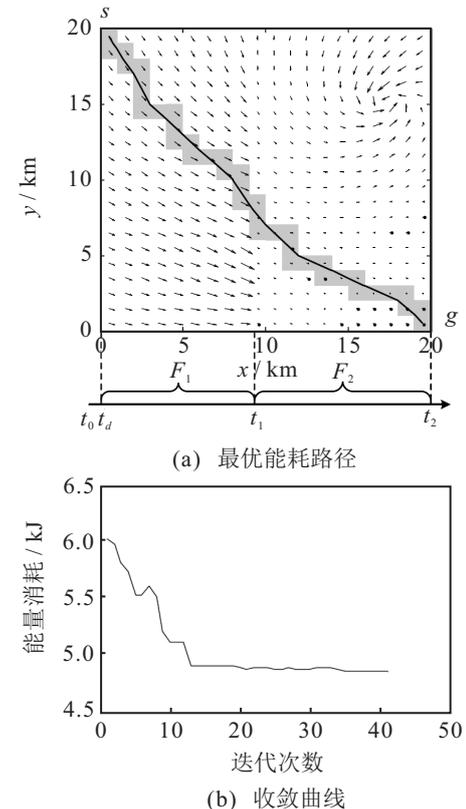


图8 有速度约束下ADTVV方案仿真结果及收敛曲线

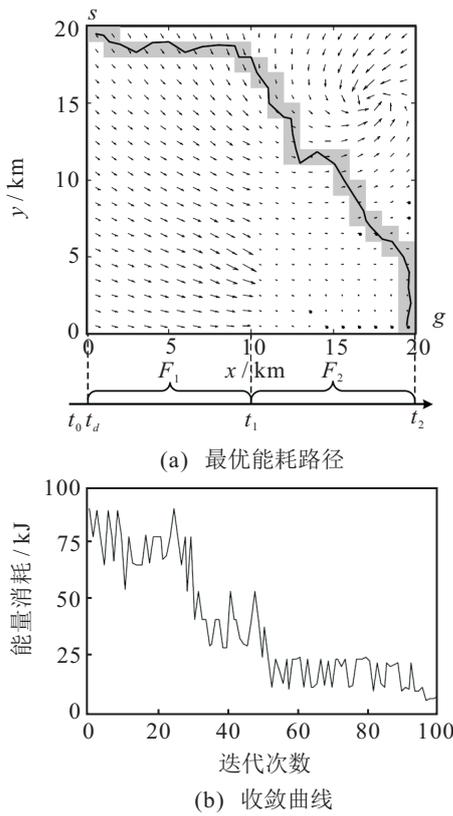


图9 有速度约束下ADTTV方案仿真结果及收敛曲线

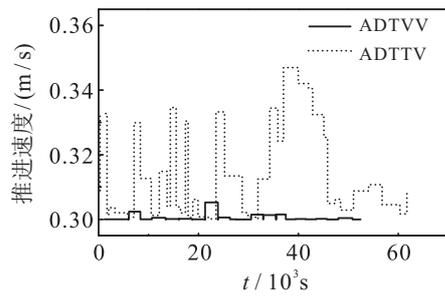


图10 有速度约束下ADTVV、ADTTV方案推进速度曲线

表2 有速度约束下ADTVV、ADTTV方案仿真数据

方案	能量消耗/J	出发时间/s	航行时间/s	路径长度/km	平均推进速度/(m/s)
ADTVV	4858.0	$0.5 \times 10^3$	$52 \times 10^3$	28.1	0.300
ADTTV	6368.5	$1.2 \times 10^3$	$61 \times 10^3$	34.8	0.314

图10为两种方案的推进速度曲线.表2为两种方案的仿真数据.

在图8(a)中,ADTVV方案得到的路径近似为一条直线,一方面的原因是洋流场环境是由起点流向终点,另一方面原因是引入速度限制,最小速度相对于洋流速度较高,AUV受到洋流干扰相对减弱,使其趋向于寻找较短路径.如图10所示,ADTVV方案中的AUV推进速度均约等于0.3 m/s.另外,引入速度约束后,ADTVV的收敛性与无速度约束条件下的收敛性相近.然而,由图9(a)和表2数据可见,引入速度约束

后ADTTV方案得到的路径质量较差.主要原因是在ADTTV方案中,只能通过时间间接地限制AUV的推进速度,下层算法在寻优过程中首先需要淘汰超出速度限制的解,这一过程导致下层算法收敛速度变慢,寻优时间变长,寻优结果波动增加,从而导致上层算法的寻优性能变差.如图9(b)所示,ADTTV方案在迭代过程中并没有明显的收敛趋势.

#### 4.4 时变逆向洋流场下路径规划

在以上仿真设置中,多数洋流方向与AUV行进方向相同.然而,在实际中经常会出现洋流完全逆向的情况.为验证算法在该场景中的性能,设置逆向洋流场作为仿真环境,AUV速度限制为0.3 m/s~0.8 m/s,洋流场在 $3 \times 10^4$  s时变化,出发时间在 $0 \sim 5 \times 10^4$  s之间.图11和图12分别为ADTVV、ADTTV方案的仿真结果,表3列出了两种方案的仿真数据.

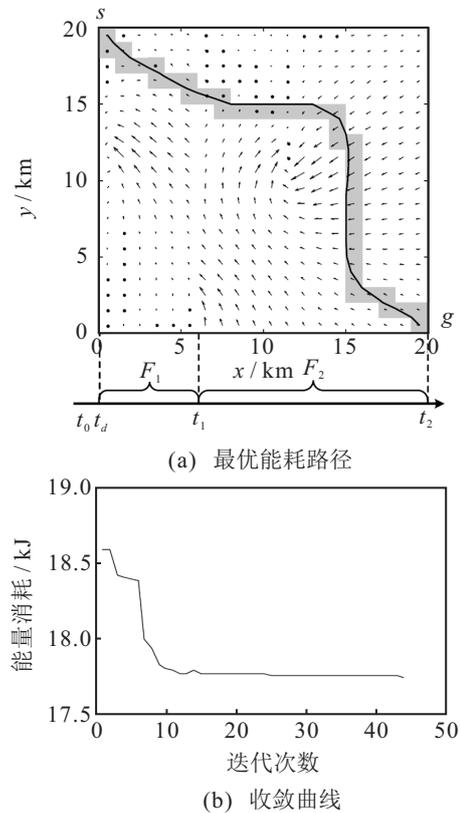
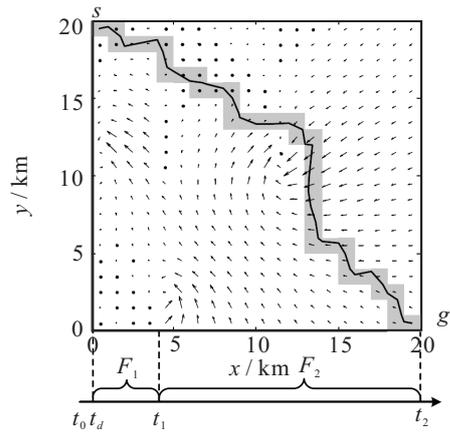


图11 逆向洋流环境下ADTVV方案仿真结果及收敛曲线

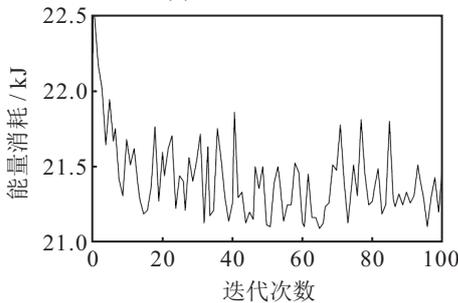
如图11(a)和图12(a)所示,在逆流环境中,两方案均尽可能避免完全逆流行进.尽管路径长度增加,但由于避免了逆流行进,AUV能量消耗减少.与第4.3节类似,由于速度限制的原因,ADTTV方案的收敛性能较差,迭代过程中波动较大,如图12(b)所示.

另外,如图13所示,在洋流较强区域时,AUV的推进速度有明显提升以克服洋流的影响.根据表3数据,ADTVV方案相对于ADTTV方案节能约15.8%.然而,ADTVV方案平均推进速度较小,为了更好地

避开逆向海流,其路径长度略大于 ADTTV 方案,导致航行执行时间相对于 ADTTV 方案较长。



(a) 最优能耗路径



(b) 收敛曲线

图 12 逆向洋流环境下 ADTTV 方案仿真结果及收敛曲线

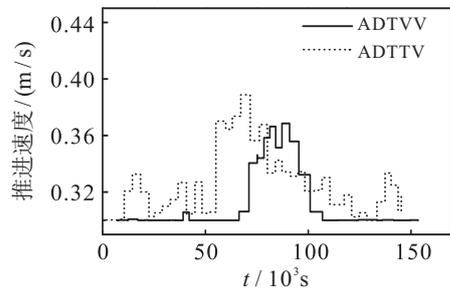


图 13 逆向洋流环境下 ADTVV、ADTTV 方案的推进速度曲线

表 3 逆向洋流环境下 ADTVV、ADTTV 方案仿真数据

方案	能量消耗/J	出发时间/s	航行时间/s	路径长度/km	平均推进速度/(m/s)
ADTVV	17738.4	$5.0 \times 10^3$	$153 \times 10^3$	31.4	0.31
ADTTV	21077.2	$0.3 \times 10^3$	$145 \times 10^3$	31.2	0.33

### 5 结论

本文针对时变洋流环境的特点进行分析,提出了一种将出发时间和推进速度作为变量的路径规划算法,通过选择合适的出发时间和推进速度降低 AUV 的能量消耗. 针对经典的基于栅格环境路径规划算法中 AUV 运动方向受限问题和时变洋流环境中无后效性不再成立的特点,选择双层规划作为优化算法,保证该方案的全局最优性. 仿真结果表明,在无速度

限制的路径规划中,两种方案性能相近. 然而,在有速度限制的路径规划中, ADTTV 方案的收敛性能较差,而 ADTVV 以推进速度为附加变量,更适合有速度限制的路径规划任务。

### 参考文献(References)

- [1] Zeng Z, Lian L, Sammut K, et al. A survey on path planning for persistent autonomy of autonomous underwater vehicles[J]. Ocean Engineering, 2015, 110(A): 303-313.
- [2] Alvarez A, Caiti A, Onken R. Evolutionary path planning for autonomous underwater vehicles in a variable ocean[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2004, 29(2): 418-429.
- [3] Soullignac M. Feasible and optimal path planning in strong current fields[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2011, 27(1): 89-98.
- [4] Zeng Z, Lammas A, Sammut K, et al. Shell space decomposition based path planning for AUVs operating in a variable environment[J]. Ocean Engineering, 2014, 91: 181-195.
- [5] Zeng Z, Lammas A, Sammut K, et al. Optimal path planning based on annular space decomposition for AUVs operating in a variable environment[C]. IEEE/OES Autonomous Underwater Vehicles. Southampton: IEEE, 2012: 1-9.
- [6] Kularatne D, Bhattacharya S, Hsieh M A. Going with the flow: A graph based approach to optimal path planning in general flows[J]. Autonomous Robots, 2018, 42(7): 1369-1387.
- [7] Soullignac M, Taillibert P, Rueher M. Time-minimal path planning in dynamic current fields[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Kobe: IEEE, 2009: 2473-2479.
- [8] Kruger D, Stolkin R, Blum A, et al. Optimal AUV path planning for extended missions in complex, fast-flowing estuarine environments[C]. Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Roma: IEEE, 2007: 4265-4270.
- [9] Witt J, Dunbabin M. Go with the flow: Optimal AUV path planning in coastal environments[C]. Proceedings of the 2008 Australasian Conference on Robotics & Automation. Canberra: ARAA, 2009: 1-9.
- [10] Yao X, Wang F, Wang J, et al. Bilevel optimization-based time-optimal path planning for AUVs[J]. Sensors (Basel), 2018, 18(12): 1-16.
- [11] Smith R N, Chao Y, Li P P, et al. Planning and implementing trajectories for autonomous underwater vehicles to track evolving ocean processes based on predictions from a regional ocean model[J]. The

International Journal of Robotics Research, 2010, 29(12): 1475-1497.

[12] Edwards JR, Smith J, Girard A, et al. Data-driven learning and modeling of AUV operational characteristics for optimal path planning[C]. OCEANS. Aberdeen: IEEE, 2017: 1-5.

[13] Cecchini M, Ecker J, Kupferschmid M, et al. Solving nonlinear principal-agent problems using bilevel programming[J]. European Journal of Operational Research, 2013, 230(2): 364-373.

[14] Kovacevic R M, Pflug G C. Electricity swing option pricing by stochastic bilevel optimization: A survey and new approaches[J]. European Journal of Operational Research, 2014, 237(2): 389-403.

[15] Sinha A, Malo P, Frantsev A, et al. Finding optimal strategies in a multi-period multi-leader-follower Stackelberg game using an evolutionary algorithm[J]. Computers & Operations Research, 2014, 41: 374-385.

[16] Sun H, Gao Z, Wu J. A bi-level programming model and solution algorithm for the location of logistics distribution centers[J]. Applied Mathematical Modelling, 2008, 32(4): 610-616.

[17] Küçükaydin H, Aras N, Altinel I K. Competitive facility location problem with attractiveness adjustment of the follower: A bilevel programming model and its solution[J]. European Journal of Operational Research, 2011, 208(3): 206-220.

[18] Suryan V, Sinha A, Malo P, et al. Handling inverse optimal control problems using evolutionary bilevel optimization[C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). Vancouver: IEEE, 2016: 1893-1900.

[19] Dorigo M, Stützle T. Ant colony optimization[M]. Cambridge: MIT Press, 2004: 30-45.

[20] 孙俊. 量子行为粒子群优化算法研究[D]. 无锡: 江南大学信息工程学院, 2009: 9-29.  
(Sun J. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior[D]. Wuxi: College of Information Engineering, Jiangnan University, 2009: 9-29.)

作者简介

姚绪梁(1969—), 男, 教授, 博士生导师, 从事水下机器人智能控制等研究, E-mail: yaoxuliang@hrbeu.edu.cn;  
 王峰(1986—), 男, 博士生, 从事水下机器人路径规划的研究, E-mail: wangfeng3561@@hrbeu.edu.cn;  
 王景芳(1984—), 男, 讲师, 博士, 从事水下机器人推进系统控制等研究, E-mail: jingfangwang@@hrbeu.edu.cn;  
 王晓伟(1981—), 男, 讲师, 博士生, 从事水下机器人路径跟踪的研究, E-mail: wangxiaowei@hrbeu.edu.cn.

(责任编辑: 郑晓蕾)

下 期 要 目

可持续逆向物流网络设计研究进展及趋势 . . . . . 甘俊伟, 等

库存水平影响需求下变质品订购、定价和保鲜技术投资的联合决策 . . . . . 江文辉, 等

考虑扶贫偏好的三级农产品供应链决策及协调 . . . . . 周艳菊, 等

社会网络视角下允许弃权的群决策权力分布 . . . . . 石瑞丽, 等

考虑时间序列的动态大群体应急决策方法 . . . . . 徐选华, 等

乡村旅游开发适宜性等级评价 TOPSIS 方法 . . . . . 费 巍, 等

考虑谈判能力的旅游 O2O 供应链定价与服务策略 . . . . . 易文桃, 等

基于前景理论和模糊理论的在线多属性采购拍卖供应商选择决策 . . . . . 王世磊, 等

基于强化学习的小型无人直升机有限时间收敛控制设计 . . . . . 鲜 斌, 等

基于社交网络的双知识表达分类方法 . . . . . 顾苏杭, 等

基于图像和高程数据的天际线定位匹配 . . . . . 郭 璠, 等

基于树形结构无界存档的多目标粒子群算法 . . . . . 纪昌明, 等

基于无标签、不均衡、初值不确定数据的设备健康评估方法 . . . . . 王村松, 等

微型无人机集群低时延组网规划方法 . . . . . 李实吉, 等