

## 基于局部流场构建的水下滑翔机路径规划

周耀鉴<sup>1,2</sup>, 刘世杰<sup>1,2</sup>, 俞建成<sup>1</sup>, 王晓辉<sup>1</sup>

(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, 辽宁 沈阳 110016; 2. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘要:** 提出了一种基于局部流场构建的水下滑翔机路径规划方法. 首先, 基于历史剖面的深平均流对未来剖面的深平均流进行预测, 并进行位置确定, 然后将最前方若干周期的深平均流作为观测值, 结合客观分析技术来构建局部流场. 最后以构建的流场为基础, 采用 CTS-A\* (constant time surfacing A\*) 迭代算法进行路径规划. 在仿真环境下, 分别利用该路径规划算法对单个流场和多个流场进行测试, 并对结果进行了分析. 实验结果表明, 该路径规划算法适用于常规大小海流以及大海流情形.

**关键词:** 水下滑翔机; 路径规划; 局部流场构建

中图分类号: TP24

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2018)-01-0001-07

## Underwater Glider Path Planning Based on Local Flow Field Construction

ZHOU Yaojian<sup>1,2</sup>, LIU Shijie<sup>1,2</sup>, YU Jiancheng<sup>1</sup>, WANG Xiaohui<sup>1</sup>

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

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract:** A path planning method for underwater glider is proposed based on local flow field construction. Firstly, the depth-averaged currents from the future profiles are predicted based on the depth-averaged currents from the historical profiles, and their positions are determined as well. Then several depth-averaged currents from the top profiles are taken as the observations, and a local flow field is constructed by the objective analysis technology. Finally, CTS-A\* (constant time surfacing A\*) iterative algorithm is applied to path planning based on the constructed flow field. In the simulation environments, the path planning method is tested in a single flow map and numerous flow maps, and the results are analyzed. The results show that the path planning method can apply to the situations of ordinary ocean currents and strong ocean currents.

**Keywords:** underwater glider; path planning; local flow field construction

### 1 引言 (Introduction)

水下滑翔机是一种依靠浮力驱动的新型自主水下机器人, 具有低成本、长续航力等优点, 适合于大范围海洋环境观测<sup>[1-3]</sup>.

水下滑翔机比由电机驱动的常规 AUV (自主水下机器人) 速度更小, 相比于常规 AUV, 对海流更为敏感; 同时, 作为一种自主式海洋观测移动平台, 水下滑翔机常常要在行驶区域中设计合理的规划任务. 很多学者对水下滑翔机/AUV 在海流中的路径规划进行了研究. Kruger 等人<sup>[4]</sup> 把时间作为附加的搜索维数, 设计了一种路径规划方法, 让 AUV 在避开大的海流的基础上, 能够“骑着”海流行驶. 文 [5] 设计了一种称为 CTS-A\* 算法的智能搜索算法, 它是 A\* 算法的变体, 该算法充分考

虑水下滑翔机水下阶段不可控的特性, 克服了 A\* 算法行驶方向极为有限的局限性, 生成一条最优路径. 文 [6] 基于真实的海流环境和深度数据, 在水下滑翔机的行驶区域内, 利用 RRT (快速遍历随机树) 算法生成快速搜索树, 在此基础上, 再采用 A\* 算法进行搜索, 找到了能耗较优的路径. Pereira 等人<sup>[7]</sup> 考虑水下滑翔机的行驶安全性, 将最小化碰撞风险作为行驶目标, 同时加入了由海洋模型得到的海流预报信息, 进行了路径规划.

上述文献中的路径规划均假定环境中的全局海流信息事先准确已知, 但这并不符合实际情况. 一方面, 受海流预报误差、空间分辨率不足、深度有限等因素的影响, 滑翔机经常无法利用这些预报信息; 另一方面, 为了节省成本, 多数滑翔机并不携

带测流装置. 深平均流不需上述条件便可得到, 对滑翔机导航也有一些帮助<sup>[8-9]</sup>, 但其只能表征相应剖面内的海流信息, 而无法体现时空差异性, 在适用性上必然存在一定的局限性. 在这些条件下, 为了得到相对丰富的海流信息, 需要进行局部流场构建.

本文首先介绍了局部流场构建方法, 然后给出了路径规划算法, 最后进行了仿真实验, 并分析了文中算法的特点与有效性.

## 2 局部流场构建 (Local field construction)

### 2.1 深平均流预测及其位置确定

深平均流是指不同深度水平方向上海流的平均值, 其由水下滑翔机一个滑翔周期的真实出水位置和船位推算预计出水位置之差除以该周期下潜时间求取<sup>[8]</sup>, 具体求取过程如下:

$$\mathbf{V}_{\text{dac}-n} = \frac{\overrightarrow{P_{n+1,0}P_{n+1}}}{T_n} \quad (1)$$

其中,  $n$  表示第  $n$  个滑翔周期,  $\mathbf{V}_{\text{dac}-n}$  表示第  $n$  个滑翔周期的深平均流,  $P_{n+1}$  表示第  $n$  个滑翔周期的出水位置, 其由 GPS (全球定位系统) 给出,  $P_{n+1,0}$  表示第  $n$  个滑翔周期的静水船位推算出水位置,  $T_n$  为一个滑翔周期所需时间. 在 2 维仿真情形下, GPS 定位过程可按如下方式来模拟:

$$P_{n+1} = P_n + \int_0^{T_n} (\mathbf{v}_g + \mathbf{V}_{\text{c.map}}) dt \quad (2)$$

其中,  $\mathbf{V}_{\text{c.map}}$  表示已知海流场,  $\mathbf{v}_g$  为滑翔机速度.

可以采用时间序列预测方法对深平均流进行预测<sup>[9]</sup>. EMD-LSSVM (经验模态分解-最小二乘支持向量机) 方法是一种高效的时间序列预测方法<sup>[9]</sup>, 本文采用 EMD-LSSVM 方法对深平均流进行预测. 首先将深平均流数据看成时间序列, 然后采用 EMD 方法<sup>[10]</sup> 将该序列分解成若干固有模态函数 (intrinsic mode function, imf) 子序列以及一个残差序列. 对每个子序列均建立同阶次的非线性自回归模型如下:

$$\eta_{m+1} = f(\eta_m, \eta_{m-1}, \dots, \eta_1) \quad (3)$$

其中,  $\eta$  表示子序列深平均流的东向分量  $u$  或北向分量  $v$ ,  $n_1$  为模型阶次. 对式 (3) 中的模型用 LSSVM 进行预测, 最后将子序列预测结果相加即得到 EMD-LSSVM 方法的预测结果, 其过程如图 1 所示. 对该预测方法的参数说明如下:  $n_1 = 5$ , 采用留一法来选择 LSSVM 的参数  $\sigma_L$  和  $\gamma$ , 采用 RBF

(径向基函数) 作为 LSSVM 的核函数, 至少在第 7 组深平均流数据之后才可以使用该方法. 这些参数的选择和文 [9] 完全保持一致, 其依据和选择方法在文 [9] 中均有详细说明.

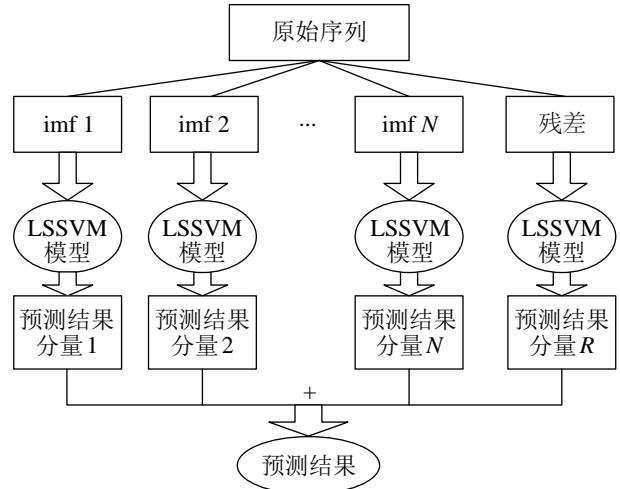


图 1 深平均流的 EMD 分解与其分量预测过程

Fig.1 EMD decomposition of the depth-averaged current and the prediction process of its components

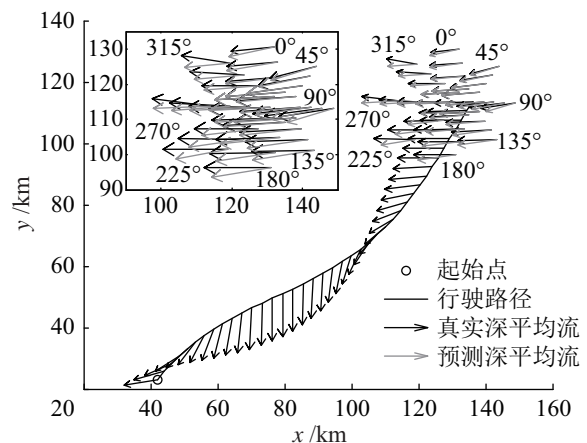


图 2 深平均流预测的不足

Fig.2 Deficiency of the depth-averaged current prediction

由上述预测方法得到的预测结果只能确定未来剖面中深平均流的大小与方向, 并没有对深平均流 (剖面) 的时空位置进行明确指定. 实际上如果假定所预测深平均流的时空位置不同, 其预测误差会存在较大的差别. 用如下例子对此进行说明: 在文 [9] 所给定的非时变双曲模拟海流场中, 滑翔机从某起点开始, 沿着  $H = 45^\circ$  方向行驶了 40 个剖面, 然后采用 EMD-LSSVM 来预测未来 4 个周期的深平均流, 其所得结果为一组固定值. 现在假定未来 4 周期滑翔机航向保持一致, 但分别取 8 组不同的值:  $H = 0^\circ : 45^\circ : 315^\circ$ , 将得到的真实深平均流和预测深平均流分别绘于图 2, 然后采用 RMSE

(均方根误差) 作为评价准则得到各方向上的预测误差, 如表 1 所示. 可以看到, 预测出的深平均流与 45° 航向上的真实深平均流的差别最小, 与其余

方向上的真实深平均流却差别较大. 这是因为之前的深平均流均在 45° 航向上求取, 故 45° 航向上的“一致性”更好.

表 1 不同方向上预测出的深平均流的误差  
Tab.1 Errors of the predicted depth-averaged current from different directions

方向	0°	45°	90°	135°	180°	225°	270°	315°
RMSE( $u$ )	0.0022	0.0017	0.0116	0.0017	0.0103	0.0173	0.0021	0.0049
RMSE( $v$ )	0.0070	0.0023	0.0064	0.0100	0.0127	0.0140	0.0128	0.0138

因为预测出的深平均流并不包含时空位置信息, 而后文的客观分析中其作为观测值必须要有时空位置信息, 所以需要先对其进行时空定位. 为简单起见, 在后文的仿真中所用到的流场均为非时变流场, 所以这里仅对预测深平均流的空间位置进行确定. 首先规定所预测的未来  $M$  个深平均流所对应剖面的航向和上个剖面的航向保持一致, 对应深平均流分别为  $[\hat{\mathbf{V}}_{\text{dac-}n,1} \ \hat{\mathbf{V}}_{\text{dac-}n,2} \ \cdots \ \hat{\mathbf{V}}_{\text{dac-}n,M}]$ , 则可以用式 (4) 确定这  $M$  个预测深平均流所对应剖面的出水位置:

$$\mathbf{r}_{n,i+1} = \mathbf{r}_{n,i} + (\mathbf{v}_g + \hat{\mathbf{V}}_{\text{dac-}n,i+1}) \cdot T_n, \quad i = 0, \dots, M-1 \quad (4)$$

式中, 水下滑翔机速度  $\mathbf{v}_g$  的方向与第  $n$  个剖面中滑翔机航向保持一致. 很显然, 由式 (4) 所确定的出水位置  $\mathbf{r}_{n,i+1}$  并不是滑翔机真实出水位置  $\mathbf{r}_{n+i+1}$ , 故将其称为“虚拟出水点”, 其仅用于估计所预测的未来  $M$  个深平均流的位置.

结合海试经验, 认为在水下滑翔机行驶的局部区间中, 12 h 内海流随时间发生的变化较小. 因此, 以 12 h 作为限定时间窗来选取上述  $n+M$  个深平均流中最前方的若干个深平均流作为观测值, 下文中这些观测值将用于构建局部流场.

## 2.2 客观分析

深平均流仅体现水下滑翔机剖面中的海流信息, 而无法体现剖面之外的海流信息. 为了进一步完善水下滑翔机行驶局部环境中的海流信息, 基于上述深平均流信息, 结合相关技术来构建局部流场. 客观分析 (objective analysis, OA) 便可实现这一目的, 它是基于特定场统计特性的最优线性估计, 估计的不确定性是关于采样点空间位置和采样时间的函数.

客观分析的方法有很多, 其中高斯-马尔可夫方法对样本稀疏的情形特别适用<sup>[11]</sup>, 故本文采用该方法进行流场构建. 假设深平均流在北东坐标系下的分量  $u$  和  $v$  相互独立, 则可对各分量应用标量场估计方法. 标量场的高斯-马尔可夫估计方法如

下<sup>[12]</sup>:

$$\hat{\boldsymbol{\eta}}(\mathbf{r}) = \bar{\boldsymbol{\eta}}(\mathbf{r}) + \sum_{k=1}^D \zeta_k(\mathbf{r})(\boldsymbol{\eta}_k - \bar{\boldsymbol{\eta}}(\mathbf{r}_k)) \quad (5)$$

其中,  $\hat{\boldsymbol{\eta}}(\mathbf{r})$  为位置  $\mathbf{r}$  处所估计出的深平均流,  $\bar{\boldsymbol{\eta}}(\mathbf{r})$  为所用观测值的平均值, 其形式为  $\bar{\boldsymbol{\eta}}(\mathbf{r}) = E(\boldsymbol{\eta}(\mathbf{r}))$ ,  $D = \left\lfloor \frac{12h}{T_n} \right\rfloor$ ,  $\lfloor \cdot \rfloor$  表示向下取整,  $\zeta_k(\mathbf{r})$  为系数, 其作用在于最小化  $\hat{\boldsymbol{\eta}}(\mathbf{r})$  的最小平方差不确定性, 其最优形式为

$$\zeta_k(\mathbf{r}) = \sum_{l=1}^D B(\mathbf{r}, \mathbf{r}_l)(\mathbf{C}^{-1})_{kl} \quad (6)$$

其中,  $B(\mathbf{r}, \mathbf{r}_l) = E[(\boldsymbol{\eta}(\mathbf{r}) - \bar{\boldsymbol{\eta}}(\mathbf{r}))(\boldsymbol{\eta}_l(\mathbf{r}) - \bar{\boldsymbol{\eta}}_l(\mathbf{r}))]$ ,  $\mathbf{C}^{-1}$  为观测值  $\boldsymbol{\eta}_k$  的协方差矩阵的逆矩阵, 其大小为  $D \times D$ . 当测量值噪声为白噪声时,  $C_{kl} = n_2 \delta_{kl} + B(\mathbf{r}_k, \mathbf{r}_l)$ ,  $\delta_{kl}$  为狄拉克函数,  $n_2$  为噪声方差. 根据式 (5) 估计出区域内每个位置的深平均流之后, 还需要求出  $\hat{\boldsymbol{\eta}}(\mathbf{r})$  与实际值  $\boldsymbol{\eta}(\mathbf{r})$  的偏差, 为此, 需要计算出两者的平方误差, 从而确定估计值  $\hat{\boldsymbol{\eta}}(\mathbf{r})$  的可信程度. 在文 [12] 中, 定义了平方误差的形式为

$$\begin{aligned} A(\mathbf{r}, \mathbf{r}') &\triangleq E[(\boldsymbol{\eta}(\mathbf{r}) - \hat{\boldsymbol{\eta}}(\mathbf{r}))(\boldsymbol{\eta}(\mathbf{r}') - \hat{\boldsymbol{\eta}}(\mathbf{r}'))] \\ &= B(\mathbf{r}, \mathbf{r}') - \sum_{k,l=1}^D B(\mathbf{r}, \mathbf{r}_k)(\mathbf{C}^{-1})_{kl} B(\mathbf{r}_l, \mathbf{r}') \end{aligned} \quad (7)$$

式 (7) 表征了真实值  $\boldsymbol{\eta}(\mathbf{r})$  与  $\hat{\boldsymbol{\eta}}(\mathbf{r})$  估计值的方差. 式 (7) 中协方差函数  $B$  的形式为<sup>[13]</sup>

$$B(\mathbf{r}, \mathbf{r}') = \sigma_0 e^{-\frac{\|\mathbf{r}-\mathbf{r}'\|}{\sigma}} \quad (8)$$

其中  $\sigma_0, \sigma$  是空间去相关长度,  $\|\mathbf{r}-\mathbf{r}'\|$  是空间两点  $\mathbf{r}, \mathbf{r}'$  的距离.

## 3 路径规划 (Path planning)

在海洋环境中, 设定起点  $\mathbf{s}$  和目标点  $\mathbf{d}$ , 考虑环境中的海流信息, 路径规划的目的在于使水下滑翔机在  $\mathbf{s}$  和  $\mathbf{d}$  点之间按时间最优原则寻得有效路径. 为提高规划效率, 设定一个时间上限  $T_{\text{sup}}$ , 当规划用时达到  $T_{\text{sup}}$  还未找到路径时, 认为路径不存在.

对水下滑翔机作出如下说明：水下滑翔机在水中按照锯齿状剖面行驶，当作业海域深度大于其最大工作深度时，水下滑翔机按照最大工作深度运行；当作业海域的深度小于其最大工作深度时，就按照距离海底一定安全高度的深度运行。水下滑翔机速度大小  $v_g$  为固定值，其方向角为  $0 \sim 2\pi$ ，滑翔周期时间  $T_h$  为固定值。水下滑翔机按锯齿状剖面行驶，其仅在入水位置（对应上一周期出水位置）可设定航向，在行驶过程中不可再改变航向。考虑滑翔机剖面行驶的特性，无法保证其在某个周期的出水时刻刚好行驶至  $d$ ，因此定义当其与  $d$  的距离不大于某指定距离  $L$  时，即认为滑翔机已经达到目标，所以有如下到达条件：

$$\|d - r\| \leq L \quad (9)$$

对于  $L$  的选取，应该以 1 周期滑翔剖面的水平方向平均距离为基准，同时考虑后文提到的真实流场与构建流场间的误差。可以将  $L$  选取为 1 ~ 1.5 倍的 1 周期滑翔剖面水平方向平均距离。将水下滑翔机行驶的 3 维情形投射到 2 维水面，便是本文的 2 维情形路径规划。

路径规划在第 2 节所构建的流场中进行。该流场有如下特点：首先所构建的流场可由滑翔机行驶过程中不断得到的新的深平均流信息来进行更新；其次每一轮的构建流场均为存在误差的局部流场，其中误差由深平均流预测以及客观分析这 2 个过程产生，而局部区域可以用式 (7) 所表征的某一特定等值误差线来确定。何时更新流场，同时如何利用这些含误差的局部海流信息来找到一条全局路径是文中路径规划研究的难点。

本文同时考虑执行效率与流场误差，规定水下滑翔机每次行驶出局部流场边界时即开始新一轮流场构建。采用 CTS-A\* 迭代算法来搜索路径，其中 CTS-A\* 算法作为基本搜索算法，而迭代过程对应于新一轮流场构建后的再规划。对 CTS-A\* 算法的说明如下：其由 A\* 算法改进得到，专门用于水下滑翔机在海流中的路径规划，是一种高效率的定常速度的路径规划算法，在仿真环境以及真实海洋环境均有较好的应用效果，与传统 A\* 算法差别仅在于扩展节点的不同<sup>[5]</sup>。对于 A\* 算法及其演化版本，选取合适的启发函数对算法的效率以及正确性有重要的影响，一般认为，启发函数的代价如果小于实际最小代价，则一定可以得到最优解。本文启发函数中代价应与滑翔机的规划准则相一致。假定滑翔

机当前位置为  $r_n$ ，则可以定义启发函数的形式为

$$h(r_n) = \frac{\|d - r_n\|}{\sqrt{v_g^2 + \left| \max(\sqrt{u_{c-obj}^2 + v_{c-obj}^2}) \right|^2}} \quad (10)$$

式 (10) 反映出当前位置点  $r_n$  到目标点  $d$  的估计最短到达时间，其中  $u_{c-obj}$  和  $v_{c-obj}$  表示客观分析得到的流场的北向分量和东向分量。

规划方法的具体执行过程如下：

1) 路径初始化：在第 7 个周期（包含第 7 个周期）之前，无法采用 EMD-LSSVM 预测深平均流，无法构建流场。此时认为下周期的深平均流等于上周期的深平均流（其中第 1 个周期中认为下周期深平均流为 0），然后采用文 [14] 的方法来设定水下滑翔机的航向。

2) 局部流场生成：从第 8 个周期开始，采用 EMD-LSSVM 方法预测未来  $M$  周期的深平均流，以前  $P$  周期的深平均流为观测值，采用式 (5)、(6)、(8) 来构建局部流场。以式 (7) 为依据来选定某一等值误差  $E$ ，同时得到等值误差曲线  $Q_E$ ，认为该等值线之内的映射流场真实可信，而等值线之外的映射流场为 0。

3) CTSA-A\* 搜索：水下滑翔机从当前位置  $r_n$  开始，以步骤 2) 中的流场为依据按到达条件 (9) 式进行时间最优路径搜索，搜索时采用式 (10) 所给出的启发函数以提高效率，如果无法得到路径或者规划时间超过  $T_{sup}$ ，则转至步骤 6)；如果可以得到路径，则记录其对应航向控制律  $\{H_{n+1}, \dots, H_{n+N_1}\}$ 。

4) 滑翔机行驶：水下滑翔机按给定航向控制律行驶，并且在每周期行驶完成后按到达条件 (7) 式判断滑翔机是否到达目标点，如果满足到达条件，则转至步骤 6)；如果不满足到达条件，则滑翔机继续行驶，当其按第  $i$  ( $1 \leq i \leq N_1$ ) 个航向  $H_{n+i}$  行驶完 1 周期后，水下滑翔机第 1 次驶出置信边界  $Q_E$ ，本轮行驶结束，记录下滑翔机当前位置  $r_{n+i}$ 。

5) 迭代：以当前位置为起点，重复步骤 2) ~ 4)。

6) 停止：如果满足达到条件，保存路径、深平均流与规划总时间；如果无法得到路径或者超过规划时间，则寻找路径失败，同时保存从起始点到当前位置的路径、深平均流与已行驶时间。

考虑到海流的顺逆程度对路径规划影响较大，设置一个参数  $R$  对路径的顺流程度进行评估：

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N \|\mathbf{V}_{dac-i}\| \cdot \cos \theta_{r,d} / v_g}{N} \quad (11)$$

其中,  $N$  表示该路径所包含的总剖面或平均流的个数,  $\theta_{r,d}$  表示第  $i$  个深平均流矢量与矢量  $r; d$  的夹角.  $R$  值为正, 代表该路径顺流占主导, 其值越大, 代表顺流程度越大;  $R$  值为负, 代表该路径逆流占主导, 其值越小, 代表逆流程度越大.

### 4 仿真与结果 (Simulation and results)

仿真环境为  $120 \text{ km} \times 120 \text{ km}$  的 2 维模拟海洋区域, 设定其分辨率为  $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ , 环境中存在海流场, 其用途仅在于产生模拟的深平均流, 这些海流场由文 [15] 所用到的流场生成器生成, 经反复测试, 最终确定模拟海流场的空间去相关系数  $\sigma_0 = 1, \sigma = 50$ . 其余仿真参数设置为:  $\|v_g\| = 0.4 \text{ m/s}$ ,  $T_n = 1 \text{ h}$ ,  $T_{\text{sup}} = 300 \text{ h}$ ,  $M = 4$ ,  $E = 0.3$ . 同时, 根据第 3 节  $L$  的选取原则还可选取  $L = 2 \text{ km}$  (认为 1 周期滑翔剖面的水平方向平均距离为  $1.44 \text{ km}$ ). 另外, 为便于分析, 在所有仿真流场中, 均限定起始点 (20, 100), 目标点 (100, 20).

在真实海试中, 深平均流大小和滑翔机剖面深度、海况等因素相关. 根据以往海试经验, 对于周期在 1 h 以上 (其对应最大下潜深度在 300 m 以下) 的剖面, 深平均流在极端情形下可达  $0.4 \text{ m/s}$ , 一般情形则小于  $0.2 \text{ m/s}$ . 故在仿真试验中, 用到的所有流场均限定其最大速度不超过  $0.4 \text{ m/s}$ .

#### 4.1 单个流场测试

图 3 给出了一个典型流场采用文中规划方法进行路径规划的过程, 该流场最大流速为  $0.4 \text{ m/s}$ . 图 3(a) ~ (d) 反映了在不同时刻构建出的流场、规划路径以及行驶路径. 其中, 每张图的左侧为构建流场及规划路径; 每张图右侧为真实流场以及滑翔机已行驶路径, 以便与左侧图进行对照.

可以看到, 在该组流场中滑翔机可以得到有效路径, 其耗时为 70 h (图 3(d)), 根据式 (11) 可算出  $R = 0.2181$ , 由此可以发现该路径中顺流较多. 在图 3 中还可以发现, 规划路径与真实行驶路径存在一定差距 (见图 3(b) 左侧以及图 3(c) 左侧). 这是由规划所基于的流场 (构建流场) 和真实流场之间的误差造成的, 误差来源在第 3 节已有说明, 具体包含 2 处: 1) 在于假定误差曲线外构建流场全部为 0, 而实际上不为 0; 2) 在于深平均流预测, 客观分析方法本身存在误差.

#### 4.2 多流场测试

通过大量的不同流场进一步测试该路径规划算法的普遍适用性. 将测试流场分为 2 组, 每组各包含由流场生成器随机生成的 100 个流场. 为与海试

经验保持一致, 限定第 1 组流场中单个流场的最大速度为  $0.2 \text{ m/s}$ , 第 2 组流场为第 1 组流场幅值乘以 2 所得, 其单个流场最大速度为  $0.4 \text{ m/s}$ .

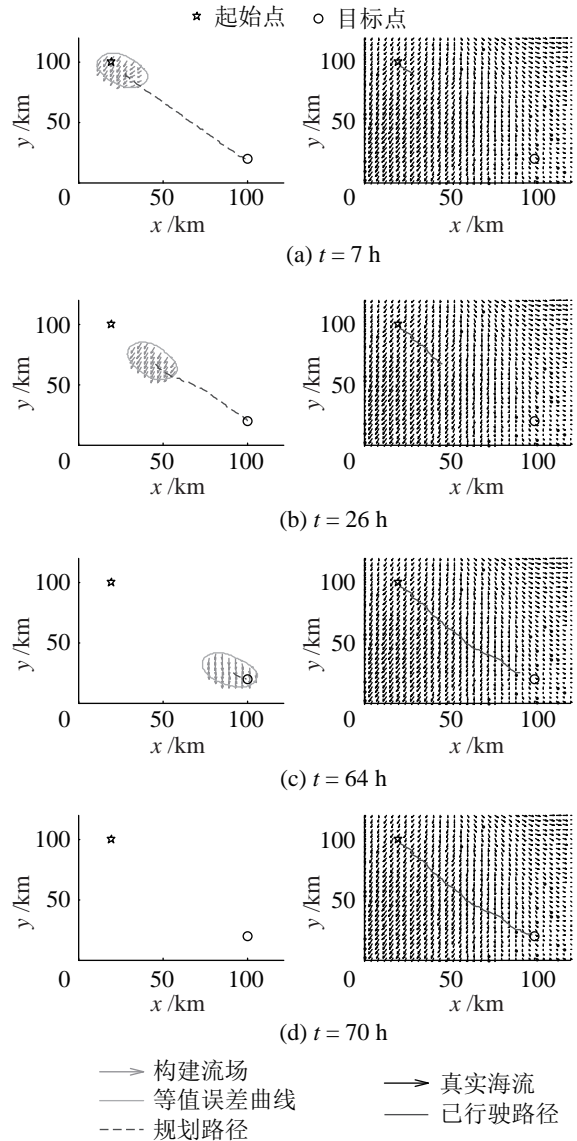


图 3 一个典型路径规划案例

Fig.3 A typical path planning case

首先将这 2 组流场中的路径规划有效率率在图 4 中给出, 可以看到, 对于较小流场, 算法的有效率较高, 为 85%, 对于较大流场, 有效率则降为 61%.

再将 2 组流场中所对应路径的规划时间 ( $T$ ) 和顺流度 ( $R$ ) 值在图 5 中给出. 为便于分析, 对于无有效路径的情形, 同样给出路径时间与路径顺流度, 其路径为算法执行失败时的已行驶路径. 第 1 组流场的规划用时在图 5(a) 中给出, 其中无有效路径的情形也用线条在对应数据点下方进行标注; 第 1 组路径所对应的  $R$  值在图 5(b) 中给出, 为了便于与图 5(a) 的时间图作比较, 将其纵坐标倒转. 同



样, 第2组流场相应的  $T$  值、 $R$  值分别在图 5(c) 及 5(d) 中给出.

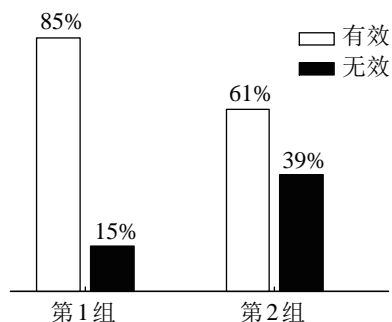


图4 2组不同的流场路径规划有效率百分比

Fig.4 Valid percent of the path planning cases in the two groups of different flow fields

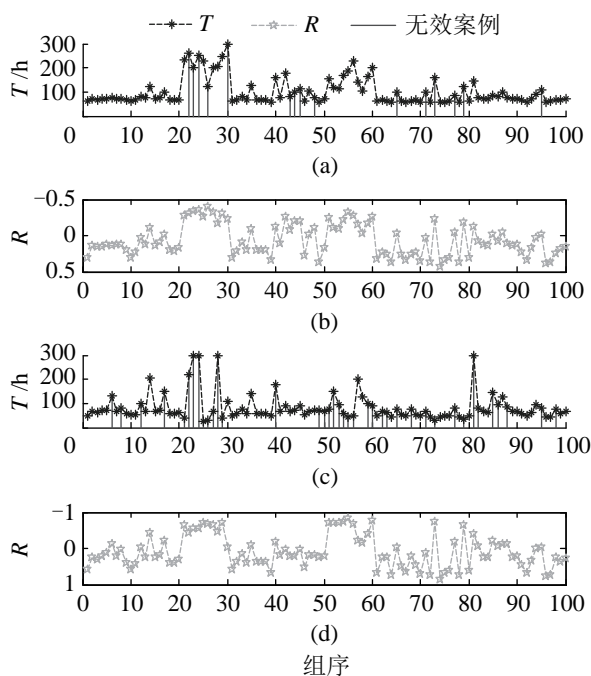


图5 2组流场规划路径所对应的时间与  $R$  值

Fig.5  $T$  and  $R$  of the path planning cases in the two groups of flow fields

可以看到, 图 5(a) 和图 5(b) 的曲线存在很大的相似性, 这说明对于第1组流场而言,  $T$  的局部最小值刚好对应  $R$  的局部最大值, 而  $T$  的局部最大值则刚好对应  $R$  的局部最小值. 还可以发现, 无效路径所对应的  $R$  值全部为负或者接近负 ( $R \leq 0.03$ ). 再观察图 5(c) 和图 5(d), 可以发现, 它们的曲线有一些相似性, 但是相对于图 5(a) 和 5(b), 相似性较差, 而无效路径所对应的  $R$  值为负的概率为 82%.

为进一步分析成功案例中  $T$  与  $R$  的关系, 剔除所有无效路径案例, 再将各组中数对  $(T, R)$  按  $T$  进行升序排列, 在图 6 中给出. 其中, 图 6(a) 和 6(b) 对应第1组流场中有效路径的  $T$  与  $R$ , 图 6(c) 和

6(d) 对应第2组流场中有效路径的  $T$  与  $R$ . 将每组  $T$  与  $R$  进行比较, 可以看到  $T$  的单调递增导致对应  $R$  的单调递减, 并且  $R$  为负值或者接近负值时 ( $R \leq 0.03$ ) 均对应着较大的规划时耗 ( $T \geq 88$  h).

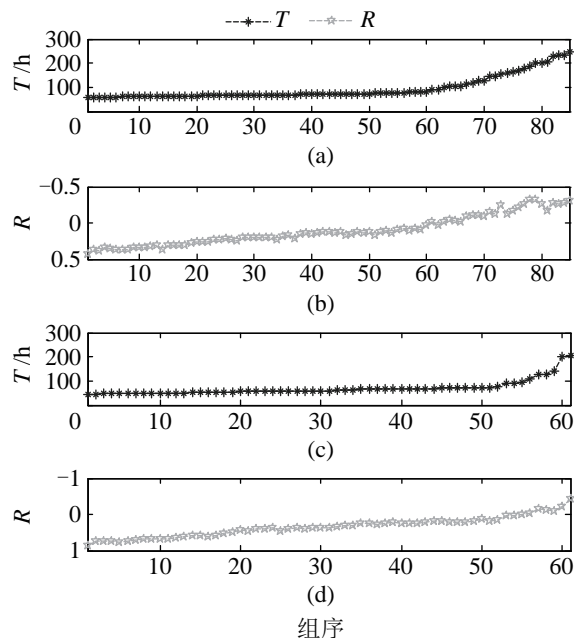


图6 2组流场规划路径(有效)所对应的时间与  $R$  值  
Fig.6  $T$  and  $R$  of the path planning cases in the two groups of flow fields (valid)

最后, 将2组流场中全体  $(T, R)$  以及剔除无效案例之后的  $(T, R)$  之间的相关系数在表 2 中给出. 可以看到, 第2组全部案例中的  $T$  与  $R$  相关性较弱, 而另外3种情况中的  $T$  与  $R$  之间均存在较强的负相关, 这与前面结论一致.

表2  $T$  与  $R$  的相关系数

Tab.2 Correlation coefficient of  $T$  and  $R$

数据	第1组全部	第1组有效	第2组全部	第2组有效
相关系数	-0.8419	-0.9053	-0.4197	-0.8483

由图 4 ~ 6 以及表 2 可以得到如下结论: 本文所提出的路径规划方法适用于一般流场以及大海流情形, 在较大流场中, 算法有效性降低. 对于所有成功案例, 路径的规划用时  $T$  与路径的逆流程度  $-R$  均存在较强的一致性. 对于失效案例,  $R$  值也呈现出一定的特点, 其中, 在常规流场中, 所有无效路径的  $R$  全部为负值或者接近负值, 而在较大流场中, 无效路径的  $R$  为负值的概率相当大.

因为本文所用到的流场最大值不大于滑翔机速度, 因此出现算法失效的主要原因应该来源于方法本身, 即由 4.1 节结尾所提到的 2 种误差导致. 海流的顺逆程度对水下滑翔机行驶会产生较大的影响, 但是作者并未看到相关文献对海流的顺逆程

度进行明确的定义, 故本文设计一个参数  $R$  用于表征整条路径的顺流或者逆流程程度, 用其分析路径时, 能取得较好的效果. 但是, 因为其无法体现局部细节的顺逆流情况, 所以在应用时仍然存在一些不足, 例如, 在较大流场中, 依然存在无有效路径但  $R$  为正值的情况,  $R$  在 0 附近对应较大的时耗 88 h, 而并不是静水时耗 78.6 h ( $80 \text{ km} \times 1.414 \div 1.44 \text{ km/h}$ ).

## 5 结论 (Conclusion)

环境流场对水下滑翔机行驶产生很大影响, 但是其获取途径匮乏. 本文基于深平均流预测以及客观分析技术为水下滑翔机构建了局部流场, 并在此基础上进行了路径规划研究. 首先在单个流场中测试了路径规划算法, 并对具体过程进行了分析. 然后针对 2 组最大速度不同的海流场, 采取大量的随机样本再次进行测试, 发现该路径规划算法适用于这 2 类不同的海流场.

## 参考文献 (References)

- [1] Webb D C, Simonetti P J, Jones C P. SLOCUM: An underwater glider propelled by environmental energy[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2001, 26(4): 447-452.
- [2] Eriksen C C, Osse T J, Light R D, et al. Seaglider: A long-range autonomous underwater vehicle for oceanographic research[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2001, 26(4): 424-436.
- [3] Sherman J, Davis R E, Owens W B, et al. The autonomous underwater glider "Spray"[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2001, 26(4): 437-446.
- [4] Kruger D, Stolkin R, Blum A, et al. Optimal AUV path planning for extended missions in complex, fast-flowing estuarine environments[C]//*IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, USA: IEEE, 2007: 4265-4270.
- [5] Fernández-Perdomo E, Cabrera-Gómez J, Hernández-Sosa D, et al. Path planning for gliders using regional ocean models: Application of Pinzón path planner with the ESEOAT model and the RU27 trans-Atlantic flight data[C]//*OCEANS 2010*. Piscataway, USA: IEEE, 2010: 10pp.
- [6] Rao D, Williams S B. Large-scale path planning for underwater gliders in ocean currents[C]//*Australasian Conference on Robotics and Automation*. Australia: Australian Robotics and Automation Association Inc., 2009.
- [7] Pereira A A, Binney J, Hollinger G A, et al. Risk-aware path planning for autonomous underwater vehicles using predictive ocean models[J]. *Journal of Field Robotics*, 2013, 30(5): 741-762.
- [8] Merckelbach L M, Briggs R D, Smeed D A, et al. Current measurements from autonomous underwater gliders[C]//*IEEE/OES/CMTC Ninth Working Conference on Current Measurement Technology*. Piscataway, USA: IEEE, 2008: 61-67.
- [9] Zhou Y J, Yu J C, Wang X H. Time series prediction methods for depth-averaged current velocities of underwater gliders[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 5773-5784.
- [10] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. *Proceedings of the Royal Society of London, A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [11] 王跃山. 客观分析和四维同化——站在新世纪的回望 (I) 客观分析概念辨析 [J]. *气象科技*, 2000, 28(3): 1-8.  
Wang Y S. Objective analysis and 4D VAR – Looking back at the beginning of the new century (I): Analysis about the concept of objective analysis [J]. *Meteorological Science and Technology*, 2000, 28(3): 1-8.
- [12] Leonard N E, Paley D A, Lekien F, et al. Collective motion, sensor networks, and ocean sampling[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2007, 95(1): 48-74.
- [13] Leonard N E, Paley D A, Davis R E, et al. Coordinated control of an underwater glider fleet in an adaptive ocean sampling field experiment in Monterey Bay[J]. *Journal of Field Robotics*, 2010, 27(6): 718-740.
- [14] Huang Y, Yu J C, Zhao W T, et al. A practical path tracking method for autonomous underwater gliders using iterative algorithm[C]//*OCEANS 2015*. Piscataway, USA: IEEE, 2015: 360-364.
- [15] Liang X L, Wu W C, Chang D, et al. Real-time modelling of tidal current for navigating underwater glider sensing networks [M]//*Procedia Computer Science*, vol.10. Amsterdam, Netherlands: Elsevier, 2012: 1121-1126.

## 作者简介:

- 周耀鉴 (1987 -), 男, 博士生. 研究领域: 水下机器人导航与路径规划.
- 刘世杰 (1989 -), 男, 博士生. 研究领域: 水下机器人观测行为优化.
- 俞建成 (1976 -), 男, 博士, 研究员. 研究领域: 水下机器人导航、控制, 载体设计.