

## 基于马尔可夫过程的水下运动目标启发式搜索

吴芳 杨日杰 高青伟

(海军航空工程学院电子信息工程系 烟台 264001)

**摘要:** 在搜索海域存在障碍的情况下, 该文将启发式搜索算法应用于对水下运动目标的搜索, 研究了基于马尔可夫过程的运动目标启发式搜索算法。建立了马尔可夫水下运动目标规避模型、搜索器启发式搜索过程模型和马尔可夫水下运动目标的搜索概率模型。该算法由已知的目标先验位置分布信息不断地对目标的运动位置进行估计、更新, 以获得精确的目标后验分布, 再利用启发函数得到下一步的最佳搜索节点。仿真分析表明: 在对水下运动目标搜索时, 搜索器能有效地规避障碍, 提高搜索效率, 有助于研究水下目标的优化搜索。

**关键词:** 人工智能; 水下运动目标; 马尔可夫过程; 启发式搜索算法; 搜索效率

**中图分类号:** TP18; P756.6

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2010)05-1088-06

**DOI:** 10.3724/SP.J.1146.2009.00362

## Heuristic Search for Moving Underwater Targets Based on Markov Process

Wu Fang Yang Ri-jie Gao Qing-wei

(Department of Electronic and Information Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

**Abstract:** If there are obstacles in the search sea area, the heuristic search algorithm can be applied into the search process of moving underwater targets, to study the heuristic search for moving underwater targets based on Markov process in this paper. The Markov process motion model of underwater targets, the heuristic search model and search probability model of searcher are built. This algorithm continually estimates and updates the moving underwater targets location based on the target's prior location distributed information, to gain accurate targets posterior location distribution information, by using the heuristic function to get the next best search node. The simulation shows that the heuristic search can avoid obstacles effectively, when searching the moving underwater targets. Moreover, it can improve search efficiency. It is useful to study on optimization search for moving underwater targets.

**Key words:** Artificial intelligence; Moving underwater targets; Markov process; Heuristic search algorithm; Search efficiency

### 1 引言

水下运动目标的搜索和定位是航空反潜的主要任务, 具有重要的军事意义。对水下目标的搜索可以认为是一个离散时空目标的搜索问题, 由于目标在水下的运动方向可以是全向的, 而目标的运动速度、运动时间是有一定限制的, 在目标的初始位置和从一个位置到另一个位置的转移概率、搜索器的搜索概率已知的条件下, 通过研究搜索器的搜索路径和搜索方法, 最终可以确定目标的位置<sup>[1]</sup>。

通常, 水下运动目标搜索主要包括扩展方形搜

索、平行搜索等形式的盲目搜索和启发式搜索<sup>[2-5]</sup>。其中盲目搜索的特点是按预定的控制策略在搜索过程中获得中间信息, 不用来改变控制策略, 没有考虑到问题本身的特性, 所以这些搜索具有盲目性、效率低、不便于复杂问题的求解等缺点。目前采用的优化搜索方法包括: 动态规划算法、梯度算法、神经网络等一系列算法。但这些方法没有有效解决全局最优和信息处理之间的矛盾, 而且优化过程的收敛非常缓慢, 最重要的是, 这些算法得到的搜索路线不能有效保证收敛于最优路线。如果要收敛到最优路线, 必须使用时变的优化过程代价方程, 这增加了优化过程的复杂性。启发式搜索的特点是在搜索中加入了与问题有关的启发性信息, 这些信息可以指导搜索朝着最有希望的方向前进, 可有效加

2009-03-19 收到, 2009-12-18 改回

国家自然科学基金(60572161), 航空基金(20055184005)和“泰山学者”建设工程专项经费资助课题

通信作者: 高青伟 gaoqingwei1015@yahoo.com.cn

速问题的求解过程并找到最优解<sup>[6]</sup>。在实际搜索的过程中，由于具有很多的随机因素，搜索过程中每一时刻目标出现在什么位置，通常是不确定的，而实际搜索过程中的有关信息经常是不充分的，故可以用马尔可夫过程来描述水下目标的运动状态<sup>[7]</sup>。本文假设在某海域存在障碍的情况下，水下目标为马尔可夫运动目标，将启发式搜索算法应用于对水下规避运动目标的搜索。通过建立目标规避马尔可夫运动模型、搜索器启发式搜索模型和搜索概率模型，研究对水下运动目标的最优搜索路径，为水下目标的优化搜索奠定技术基础。

### 2 启发式搜索算法简介

启发式搜索算法利用启发信息，能够求解出状态空间搜索的最短路径，大幅度地提高搜索效率，也就是用最快的方法求解问题。该算法的关键问题是设计一个启发函数，由该函数可获得各节点的代价，选出代价最小的节点作为下一步的最佳搜索节点继续往下搜索，直到搜索到目标。评价函数是从起始节点约束地通过节点  $n$  而到达目标节点的最小代价路径上的一个估算代价，可表示为

$$\hat{f}(n) = \hat{g}(n) + \hat{h}(n) \quad (1)$$

式中  $\hat{f}(n)$  为节点  $n$  的评价函数； $\hat{g}(n)$  为从初始节点到节点  $n$  实际代价的估计； $\hat{h}(n)$  为节点  $n$  到目标节点最短路径的估计代价，体现了搜索的启发信息，即为启发函数。可以证明应用这样的评价函数是可以找到最短路径的。 $\hat{h}(n)$  的信息其实就是在估计一个节点值时的约束条件，如果信息越多或约束条件越多则排除的节点就越多，评价函数越好或说这个算法越好；同时， $\hat{h}(n)$  的信息越多，其计算量就越大，如适当的减小  $\hat{h}(n)$  的信息，则算法的准确性就降低，所以要恰当地选取  $\hat{h}(n)$ 。

启发式搜索算法优先扩展距离目标节点最近的节点作为下一步的最佳搜索节点，使扩展节点优先向目标节点逼近，可减少扩展节点的数目，提高搜索效率。由启发式搜索算法所选路径上的节点(包括起始点及目标点)被称为最佳搜索点，由这些点所构成的路径就是所求的最短路径。

### 3 马尔可夫水下目标运动模型

对于马尔可夫过程的水下目标运动而言，目标在一系列栅格中随机运动，每一栅格表示一固定时间段，每段时间能确定目标在栅格中的位置，简化成离散的时空问题。按图 1 方式对搜索区域进行栅格划分，栅格中的数字表示各个栅格的序号。

7	8	9
6	5	4
1	2	3

图 1 栅格划分

假设  $t$  时刻目标在序号为 5 的栅格，那么它在  $t+1$  时刻仅能移动到与 5 相邻的栅格 1, 2, 3, 4, 6, 7, 8 和 9，或仍在原位置静止不动，所以每一栅格对应着一个  $3 \times 3$  的转移矩阵，它决定了目标下一时刻的运动位置，这些转移矩阵定义了一个马尔可夫过程。目标的每步随机运动轨迹都重复这一过程。

设状态空间：

$I: x(0) = i_0, x(1) = i_1, \dots, x(t) = i, x(t+1) = j$  的条件概率与  $x(0), x(1), \dots, x(t-1)$  无关而仅与  $x(t)$  所取的值有关，则

$$P\{x(t+1) = j / x(0) = i_0, x(1) = i_1, \dots; x(t-1) = i_{n-1}, x(t) = i\} = P\{x(t+1) = j / x(t) = i\} \quad (2)$$

满足这一条件的过程为马尔可夫过程<sup>[8]</sup>。

设水下目标的运动过程为马尔可夫过程，在离散时间  $t \in [0, \infty)$  和状态空间  $I$  考虑一个马尔可夫过程  $\{x(t), t \geq 0\}$ ，用随机变量  $x(t) \in I$  表示在时刻  $t \geq 0$  时目标的位置， $t = 0$  时刻目标的初始概率密度为

$$\rho_0(x) = P(x(0) = x), \quad x \in I \quad (3)$$

式中  $\sum_{x=1}^{\infty} \rho_0(x) = 1$ ； $P(x(0) = x)$  为位于  $x$  位置的初始概率。

水下目标运动位置是按照一定的转移概率来表示的，在时刻  $t$  的一步转移概率为

$$P_{i,j}(t) = P\left\{\begin{matrix} x(t+1) = j \\ x(t) = i \end{matrix}\right\} \quad (4)$$

即  $P_{i,j}(t)$  为在时刻  $t$  时  $x(t) = i$  的条件下，下一时刻  $t+1$  时  $x(t+1) = j$  的一步转移概率，它具有以下两个特性：(1)  $P_{i,j}(t) \geq 0$  ( $i, j \in I$ )，(2)  $\sum_{j \in I} P_{i,j}(t) = 1$  ( $i \in I$ )。

由水下目标马尔可夫过程的一步转移概率，可得到  $m$  步转移概率为

$$P_{i,j}^{(m)}(t) = P\{x(t+m) = j / x(t) = i\} \quad (5)$$

式(5)表示在时刻  $t$  时  $x(t) = i$  的条件下，经过  $m$  步转移到状态  $j$  的概率。当  $m = 1$  时，为一步转移概率： $P_{i,j}^{(1)}(t) = P_{i,j}(t)$ 。

对于  $m$  步转移概率满足切普曼-柯尔莫哥洛夫方程式<sup>[7]</sup>：

$$P_{i,j}^{(m+r)}(t) = \sum_{k \in I} P_{i,k}^{(m)}(t) P_{k,j}^{(r)}(t+m), \quad i, j \in I \quad (6)$$

由上述分析可知, 如果知道了运动目标的初始概率分布以及它的一步转移概率, 就可以求得所有有限维概率分布。已知规避目标的一步转移概率为

$$P_{i,j}^{(1)}(n) = P_{i,j}(n) = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{5} & \frac{1}{10} \\ 0 & \frac{1}{5} & \frac{1}{5} \\ 0 & \frac{1}{5} & \frac{1}{10} \end{bmatrix}$$

本文利用 Monte Carle 方法, 可以仿真目标的随机运动轨迹, 得到马尔可夫过程的目标初始位置概率。如图 2 所示, 目标的 10000 次随机运动中, 在单元格中出现的次数, 即为目标在运动过程中处于这个单元的概率估计, 即可得到目标先验概率。

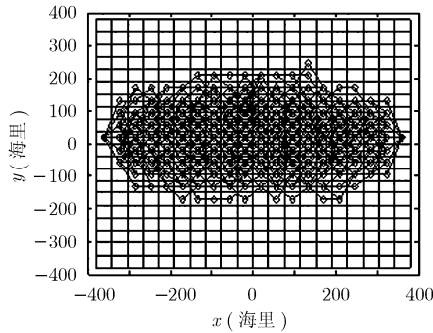


图 2 10000 次目标随机运动轨迹的重叠

#### 4 马尔可夫水下运动目标的最优规避航线

在实际的搜索过程中, 搜索区域内可能会存在障碍(如礁石)。若令该海域内障碍物  $p_i, i \in N, N$  为障碍总数, 则马尔可夫水下目标的最优规避步骤如下:

(1) 令  $TPath(0) = q_0(x_{0,t}, y_{0,t})$ , 表示目标在最初时刻所占的栅格序号为  $q_0$ 。假设此时目标发现搜索器后, 从下一时刻开始将以航向角  $\eta$  逃离搜索器;

(2) For  $t = 1$  to 最大搜索时间  $T$

(a) 令  $TPath(t-1) = q_{t-1}(x_{t-1,t}, y_{t-1,t})$ , 此时, 目标先使用声纳探测周边是否存在障碍, 以决定下一时刻  $t$  的最佳运动位置;

(b) 首先将以  $t-1$  时刻目标位置点  $(x_{t-1,t}, y_{t-1,t})$  为圆心, 探测距离  $L_T$  为半径的目标圆盘探测范围平均划分为 16 个扇形部分, 每一部分对应的扇形角为  $22.5^\circ$ , 如图 3 所示;

(c) 目标将沿该 16 个方位运动, 扩展目标节点  $q_{t-1}$ , 生成其在  $t$  时刻的后继节点集  $Q$ ;

(d) 对于  $Q$  中每个节点, 若在目标某扇形探测范

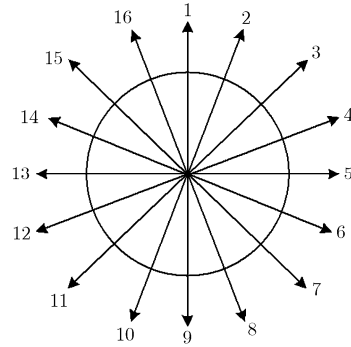


图 3 探测范围划分

围内发现障碍  $p_i$ , 则由式(7)选择距障碍最远, 并且偏离目标航向角  $\eta$  最小方向  $\theta_{n,t}$ , 计算下一时刻的目标最佳运动位置。

$$f_T = \underset{\substack{n \in N_m \\ N_m = 1, \dots, 16}}{\text{Min}} \left\{ |\eta - \theta_{n,t}| + \text{Max} \left( \sqrt{(x_{t,t} - p_{i,x})^2 + (y_{t,t} - p_{i,y})^2} \right) \right\} \quad (7)$$

其中  $q_t(x_{t,t}, y_{t,t}) \in Q$ , 表示  $Q$  中每个扩展节点在栅格中的坐标,  $(p_{i,x}, p_{i,y})$  为探测到障碍  $p_i$  的位置坐标。通过该式可找到目标在  $t$  时刻位置坐标为

$$TPath(t) = q_t(x_{t,t}, y_{t,t}) = \begin{cases} x_{t,t} = x_{t-1,t} + v_t \cdot \cos \theta_{n,t} \\ y_{t,t} = y_{t-1,t} + v_t \cdot \sin \theta_{n,t} \end{cases} \quad (8)$$

其中  $v_t$  为水下目标运动速度。

若在目标探测范围内未发现障碍, 则下一时刻目标将继续按航向角  $\eta$  规避,  $t$  时刻目标位置坐标为

$$TPath(t) = q_t(x_{t,t}, y_{t,t}) = \begin{cases} x_{t,t} = x_{t-1,t} + v_t \cdot \cos \eta \\ y_{t,t} = y_{t-1,t} + v_t \cdot \sin \eta \end{cases} \quad (9)$$

(e) 令  $t = t + 1$ , 回到第(a)步。再重新确定目标下一时刻的最佳位置。依次类推, 以使目标能规避障碍, 沿航向  $\eta$  的最佳航线进行运动。

#### 5 搜索器的启发式搜索算法

搜索器的任务是寻找最优路径, 使探测到目标的概率最大。设水下目标运动速度为  $v_t$ , 搜索器平均速度为  $v_s$ , 为了保证能搜索到目标, 要求  $v_s > v_t$ 。因为水下目标是随机移动的, 所以搜索器需要不断地对其位置进行估计、更新, 以提供一个更精确的后验分布, 既通过最佳有序搜索和估计来提高搜索概率, 同时搜索器还要考虑如何规避障碍。

假设在时刻  $t \in [0, T], 1 \leq k_t \leq K$ , 其中  $T$  为终止搜索目标时刻,  $K$  为目标所在的最大栅格序号, 由 Monte Carle 方法可以仿真目标的随机运动轨迹, 得到马尔可夫过程的目标初始位置概率, 即已知目标先验分布  $P(t, k_t)$ , 表示目标在  $t$  时刻, 处于  $k_t$  位置的的概率, 目标后验分布  $P(t+1, k_{t+1})$  必须能迅速地

从给定的先验分布中评估出来，本文利用贝叶斯准则<sup>[9]</sup>来近似后验分布<sup>[10]</sup>，

$$P(t+1, k_{t+1}) = \frac{P(t, k_t)[1 - d(\Delta t, k_t)]}{\sum_{j=1}^K P(t, j)[1 - d(\Delta t, j)]} \quad (10)$$

其中

$$d(\Delta t, k_t) = 1 - \exp\left[-\frac{Wv_s}{A}\Delta t\right] \quad (11)$$

式(11)为随机搜索公式，表示在给定时间  $\Delta t$  区域  $A$  内进行搜索宽度为  $W$ 、搜索器平均运动速度为  $v_s$  的随机搜索。其中  $Wv_s\Delta t/A$  表示搜索力密度， $Wv_s\Delta t$  表示有效搜索面积。

在搜索区域内存在障碍情况下，搜索器所采用的启发式搜索算法流程为

(1) 令  $SPath(0) = w_0(x_{0,s}, y_{0,s})$ ，表示为搜索器在最初时刻所占的栅格序号  $w_0$ ， $q_0(x_{0,t}, y_{0,t})$  为目标在最初时刻所占的栅格序号；

(2) For  $t = 1$  to 最大搜索时间  $T$

(a) 令  $SPath(t-1) = w_{t-1}$ ，已知目标的先验分布概率，再由式(10)计算目标在  $t$  时刻的后验分布概率  $P(t, w_t)$ ，估计出  $t$  时刻目标所在位置  $(x'_{t,t}, y'_{t,t})$ 。同时，搜索器使用声纳探测周边是否存在障碍，并结合  $t$  时刻目标估计位置，决定下一时刻  $t$  搜索器的最佳运动位置；

(b) 扩展搜索器节点  $w_{t-1}$ ，生成其在  $t$  时刻的后继节点集  $W$ ；

(c) 对于  $W$  中每个节点，若在搜索器某扇形探测范围内发现障碍  $p_i$ ，则由式(12)计算距障碍最远，并且距目标估计位置最近的下一时刻的搜索器最佳运动位置  $(x_{t,s}, y_{t,s})$ 。

$$f_s = \min \left\{ \sqrt{(x_{t,s} - x'_{t,t})^2 + (y_{t,s} - y'_{t,t})^2} + \max \left( \sqrt{(x_{t,s} - p_{i,x})^2 + (y_{t,s} - p_{i,y})^2} \right) \right\} \quad (12)$$

其中  $w_i(x_{t,s}, y_{t,s}) \in W$ ，表示  $W$  中每个扩展节点在栅格中的坐标， $(p_{i,x}, p_{i,y})$  为探测到障碍位置坐标。

若在搜索器探测范围内未发现障碍，则由式(13)计算距目标估计位置最近的下一时刻的搜索器最佳运动位置坐标  $(x_{t,s}, y_{t,s})$ ：

$$f_s = \min \left\{ \sqrt{(x_{t,s} - x'_{t,t})^2 + (y_{t,s} - y'_{t,t})^2} \right\} \quad (13)$$

(d) 由条件密度函数式(10)，更新下一时段的目标概率分布；

(e) 令  $t = t + 1$ ，回到第(a)步。再重定向该时刻所占单元的下一时刻的最佳搜索节点。依次类推，以使搜索器顺着这些节点找到发现目标的最好路径。

由上述算法所选路径上的节点(包括起始点及

目标点)被称为最佳搜索点，由这些点所构成的路径就是所求的最优路径。

## 6 搜索概率模型

同样，对水下目标的搜索过程实际上也可以看作是一个马尔可夫过程。在  $t + \varepsilon$  时刻 ( $\varepsilon \ll 1$ ) 的搜索结果只依赖该时刻的目标位置，而不依赖先前的搜索结果，即

$$\begin{aligned} P\{B_t | x(t) = i, \bar{B}_{t-1}, \bar{B}_{t-2}, \dots, \bar{B}_0\} \\ = P\{B_t | x(t) = i\} = \gamma(i, t) \end{aligned} \quad (14)$$

式中  $B_t$  为目标在  $t + \varepsilon$  时刻被搜索到的事件； $\gamma(x, t)$  为搜索器的搜索密度。

在搜索过程中，水下目标的运动与搜索过程是相互独立的，即第  $t + 1$  时刻目标位置的转换与  $t$  时刻搜索相互独立<sup>[11]</sup>，即

$$\begin{aligned} P\{x(t+1) = j | x(t) = i, \bar{B}_{t-1}, \bar{B}_{t-2}, \dots, \bar{B}_0\} \\ = P\{x(t+1) = j | x(t) = i\} = \psi_{ij} \end{aligned} \quad (15)$$

为了建立  $t$  时刻的搜索概率  $P_{\text{det}}(t)$ ，首先需给定  $t$  时刻才能成功搜索到目标的位置概率密度或条件概率密度  $\rho(t)$ ，即

$$\rho(x, t) = P\{x(t) = x | \bar{B}_{t-1}, \bar{B}_{t-2}, \dots, \bar{B}_0\}, \quad x \in I \quad (16)$$

由给定的初始条件： $\rho(i, 0) = \rho_o(i), \psi_{ij}, \gamma(x, t), i \in I$  可求得  $\rho(x, t)$  的递推式，即

$$\rho(j, t+1) = \frac{\sum_{i=1}^{\infty} [1 - \gamma(i, t)] \psi_{ij} \rho(i, t)}{\sum_{i=1}^{\infty} [1 - \gamma(i, t)] \rho(i, t)}, \quad t = 1, 2, \dots \quad (17)$$

令  $Q(t)$  表示直到  $t$  时刻不成功搜索的概率，有  $Q(t) = P\{\bar{B}_{t-1}, \bar{B}_{t-2}, \dots, \bar{B}_0\}$  (18)

$t$  时刻的搜索概率为

$$P_{\text{det}}(t) = 1 - Q(t) \quad (19)$$

由式(18)有

$$\begin{aligned} \frac{Q(t+1)}{Q(t)} &= \frac{P\{\bar{B}_t, \dots, \bar{B}_0\}}{P\{\bar{B}_{t-1}, \dots, \bar{B}_0\}} = P\{\bar{B}_t | \bar{B}_{t-1}, \dots, \bar{B}_0\} \\ &= \sum_{i=1}^{\infty} P\{x(t) = i, \bar{B}_t | \bar{B}_{t-1}, \dots, \bar{B}_0\} \\ &= \sum_{i=1}^{\infty} P\{\bar{B}_t | x(t) = i\} P\{x(t) = i | \bar{B}_{t-1}, \dots, \bar{B}_0\} \\ &= \sum_{i=1}^{\infty} [1 - \gamma(i, t)] \rho(i, t) \end{aligned} \quad (20)$$

即

$$Q(t) = \prod_{t'=0}^{t-1} \sum_{i=1}^{\infty} [1 - \gamma(i, t')] \rho(i, t') \quad (21)$$

将式(21)代入式(19)，可得到  $P_{\text{det}}(t)$  和  $\rho(i, t)$  的关系为

$$P_{det}(t) = 1 - \prod_{t'=0}^{t-1} \sum_{i=1}^{\infty} [1 - \gamma(i, t')] \rho(i, t') \quad (22)$$

式中  $\gamma(i, 0) = 0$ 。

### 7 仿真与分析

本节主要是对以上介绍的马尔可夫水下运动目标的启发式搜索算法进行仿真实验。假定目标搜索区域为 30 海里×30 海里，目标最大运动速度为  $v_{tmax} = 10$  节，最小运动速度为  $v_{tmin} = 4$  节，搜索器平均运动速度为  $v_s = 100$  km/h，声纳的有效搜索半径  $L = 2$  海里，进行一次搜索的时间为 10min， $\Delta t = 1$  min，则可计算得到  $d(\Delta t) = 0.3297$ 。假定搜索器收到警戒信号，显示某一位置有可疑目标出没后，经过 0.5 h 的延迟时间到该位置进行搜索，已知  $t = 0$  时刻目标的初始位置，由于目标进行随机运动，随之搜索器便与目标失去联系，同时还预先知道目标先验概率分布及马尔可夫过程的一步转移矩阵  $P_{i,j}(n)$ 。因为目标是随机移动的，所以搜索器需要不断地对其位置进行估计、更新，以提供一个更精确的后验分布。本文建立启发函数，通过最佳有序搜索和估计来提高搜索概率。当搜索器探测到目标时，搜索完毕；若在有限的搜索区域内或最大搜索时间内，搜索完毕，没有发现目标，搜索失败。图 4 表示指定搜索海域的障碍分布情况；图 5 表示搜索器的启发函数分布，可见随着搜索时间增加，搜索范围增大，启发函数值也相应减小；图 6 表示

马尔可夫水下运动目标规避障碍的最佳轨迹；图 7 表示搜索器按启发式算法搜索到目标的最优路径，搜索器能以最短路径追踪到目标。

假设目标以航速  $v_t = 6$  节，航向在  $[0^\circ, 360^\circ]$  之间均匀分布进行随机运动。由式(22)对本文启发式搜索算法性能进行分析。图8为本文的启发式搜索和扩展方形搜索、平行搜索等盲目搜索方法的搜索概率与搜索时间的关系示意图。

图8中启发式搜索、扩展方形搜索和平行搜索3种方法的搜索概率都随着搜索时间的增大而变大。启发式搜索根据当前条件和当前目标设计一个接近目标的部分解的路径，然后执行这个部分解，使系统到达一个新状态，这个新状态比原来的状态更接近目标状态。本文设计的启发函数考虑当前搜索器位置与目标节点的最小距离，充分结合目标和搜索器的实时信息。

在图7所示的水下障碍物分布结构基础上进行拓扑，逐渐增加障碍物数量，仿真分析了障碍物增加数量与搜索时间的关系，如图9。从图中可见，启发式搜索方法随着障碍物数量的增加，搜索时间变长。

图10仿真分析了障碍物增加数量与本文启发式搜索方法的运算时间的关系，从图中可见，启发式搜索方法随着障碍物数量的增加，运算时间变长。

通过以上的实验分析可知：本文设计的启发式

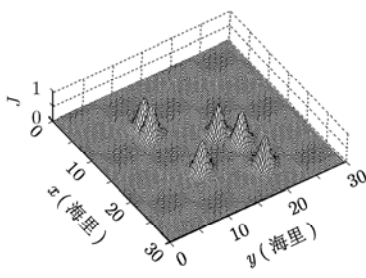


图 4 水下障碍物的 3 维效果图

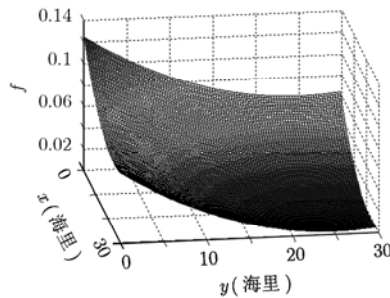


图 5 搜索器启发函数的 3 维效果图

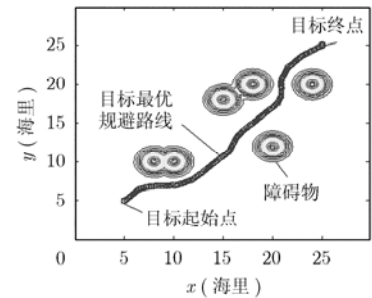


图 6 目标的最佳规避航线示意图

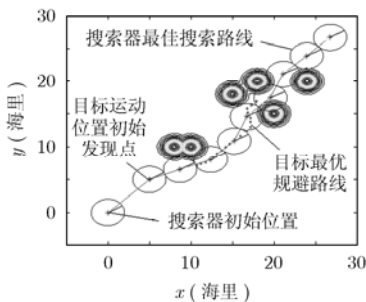


图 7 搜索器的最佳搜索路线示意图

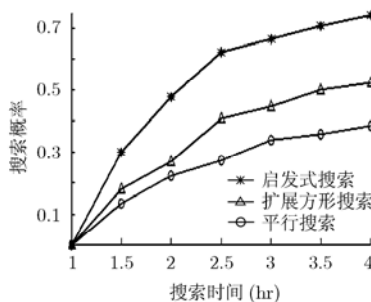


图 8 不同搜索方法的搜索时间和搜索概率关系图

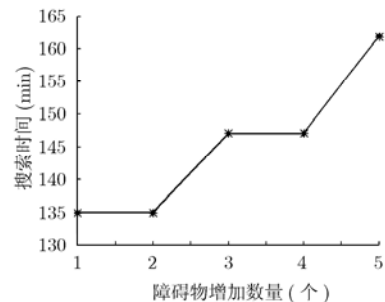


图 9 障碍物增加数量与搜索时间的关系图

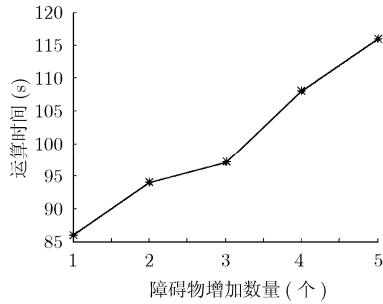


图 10 障碍物增加数量与运算时间的关系图

搜索具有较好的性能。

## 8 结论

本文研究了在搜索海域存在障碍的情况下，对水下运动目标的启发式搜索，该算法利用启发信息寻找下一步的最佳搜索节点，既通过最佳有序搜索和估计来提高搜索概率，为此建立了马尔可夫水下运动目标规避模型、搜索器启发式搜索过程模型和马尔可夫水下运动目标的搜索概率模型。由于目标运动过程是一个马尔可夫过程，可由 Monte Carlo 法得到目标先验位置分布，在此基础上，不断地对目标运动位置进行估计、更新，获得精确的目标后验分布，通过建立最优的启发函数获得下一步的最佳搜索节点，得到搜索器的最优搜索路径。

## 参考文献

- [1] Ciervo A P. Search for moving targets[R]. Pacific-Sierra Research Corporation, Santa Monica, California, 1976: 18-31(AD A033 214).
- [2] 高学强, 杨日杰, 杨春英. 潜艇规避对主动声纳浮标作战效能影响研究[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(2): 300-303.  
Gao Xue-qiang, Yang Ri-jie, and Yang Chun-ying. Research on the effects of submarine evasion on combat effectiveness of active sonobuoy[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2008, 30(2): 300-303.
- [3] Lshida T and Korf R E. Moving-target search: A real-time search for changing goals[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(6): 609-619.
- [4] Korf R E. Real-time heuristic search[J]. *Artificial Intelligence*, 1990, 42(2-3): 189-211.
- [5] Santos A G. Using multiple searchers to locate a randomly moving target[R]. Naval Postgraduate School, Monterey, California. 1993: 12-25 (AD A275602).
- [6] Jaiswal N K. Military Operations Research: Quantitative Decision Making[M]. Kluwer Academic Publishers, 1997: 15-17.
- [7] 徐俊艳, 吴芳, 杨日杰. 基于马尔可夫过程的运动目标启发式搜索[J]. 武汉大学学报, 2007(32): 52-54.  
Xu Jun-yan, Wu Fang, and Yang Ri-jie. Heuristic search for submarine moving target based on markov process[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2007(32): 52-54.
- [8] 陆大瑜. 随机过程及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1986, 38-44.  
Lu Da-jin. Random Process and Its Application[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1986: 38-44.
- [9] 向敬成, 王意青, 毛自灿, 等. 信号检测与估计[M]. 北京: 电子工业出版社, 1994: 10-15.  
Xiang Jing-cheng, Wang Yi-qing, and Mao Zi-can, et al. Signal Detection and Estimation[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 1994: 10-15.
- [10] Grundel D. A. Searching for a moving target: optimal path planning[C]. Networking, Sensing and Control, 2005, Proceedings IEEE. March 19-22, 2005: 867-872.
- [11] 徐俊艳, 杨日杰, 周旭. 基于马尔可夫过程的水下运动目标搜索概率研究[J]. 测试技术学报, 2008, 22(4): 333-337.  
Xun Jun-yang, Yang Ri-jie, and Zhou Xu. Search for moving underwater targets based on markov process[J]. *Journal of Test and Measurement Technology*, 2008, 22(4): 333-337.

吴芳: 女, 1981年生, 讲师, 博士生, 研究方向为优化搜索.

杨日杰: 男, 1963年生, 教授, 博士后, 研究方向为航空反潜.

高青伟: 男, 1978年生, 讲师, 博士生, 研究方向为惯导.