

基于威胁评估与生物激励神经网络的机器人路径规划研究^①

代亚兰^{②*} 熊禾根^{③*} 陶 永^{***} 李公法^{***}

(* 武汉科技大学冶金装备及其控制教育部重点实验室 武汉 430081)

(** 武汉科技大学机械传动与制造工程湖北省重点实验室 武汉 430081)

(*** 北京航空航天大学机械工程及自动化学院 北京 100191)

摘 要 针对未知动态环境下移动机器人的路径规划问题,考虑传感器检测范围的有限性与动态障碍物运动的不确定性,提出一种基于动态威胁评估的改进生物激励神经网络算法。采用栅格法与基于虚拟目标点的滚动优化方式进行路径寻优。进一步地,提出一种基于直觉模糊集的动态属性决策方法,评估动态障碍物对机器人的威胁程度,并根据生物激励神经网络(BINN)的特点,在动态威胁模型中引入导向传递方式建立子激励模型,引入神经元“亲近值”改进神经元动态变化方程。最后,通过仿真实验验证了该改进算法的有效性。

关键词 路径规划, 动态障碍, 虚拟目标, 威胁评估, 生物激励神经网络(BINN)

0 引 言

路径规划问题是移动机器人研究的重要和关键内容之一,其目的是依据一定的评价准则找到一条或多条从起始点到目标点的无障碍安全路径。对于移动机器人来说,在任务执行的环境中不仅有静态障碍,通常还包括动态障碍。如何对动态障碍进行建模、如何评估动态障碍对机器人移动过程的阻碍程度、如何设计出实时快速的规划算法等均是动态障碍的路径规划问题求解的关键技术。

在动态障碍物建模及其阻碍程度评价方面,许多文献是建立在动态障碍物的某些相关属性上的。如动态障碍至可行位置的距离^[1]、动态障碍物速度^[2]、动态障碍物运动方向与机器人移动方向的夹角^[3]等。机器人利用传感器检测环境中动态障碍物的这些相关属性,再将其通过一定的数学模型转换成其对机器人移动影响的量化评价,如基于模糊

隶属度函数的定量化^[4,5]、基于机器人与障碍物轨迹是否相交的确定性指标的定量化^[6]等。然而,对于动态障碍物的移动趋势方面的属性,很少有文献考虑其中。

路径规划算法方面,各类智能算法是机器人动态环境路径规划中最常用的算法^[7-13],而具有迭代性质的启发式算法并不是实时路径规划的最佳选择。目前人工神经网络、导向脉冲神经网络等神经网络算法也广泛用于路径规划。其中生物激励神经网络在机器人动态环境实时路径规划方面应用效果更加突出^[12,13],该方法实现便捷、无学习过程,计算速度较快,能对动态环境中的变化迅速反应。然而在实现点对点规划时,由于神经元活性值动态更新方程特点,机器人会更倾向选择环境中更空旷但可能并非最合适的位置,即使可以实现避障和到达目标点,却不是最优或次优路径。

基于对已有相关文献的分析及借鉴,本文考虑机器人传感器获取环境信息的时效性,综合障碍物

① 科技支撑计划(2015BAF01B03) 和国家自然科学基金(51575407)资助项目。
② 女,1994 年生,硕士生;研究方向:机械设计及理论,机器人路径规划;E-mail: daiyalanan@163.com
③ 通信作者,E-mail: xionghegen@126.com
(收稿日期:2018-08-09)

的位置、速度等属性,引入直觉模糊集对障碍物进行威胁评估;并设计了一种改进生物激励神经网络(biologically inspired neural network, BINN)算法,对移动机器人动态未知环境路径规划进行了较系统的研究。

1 问题描述及动态障碍物威胁度评价建模

1.1 问题描述

图 1 所示为含有动态障碍物的移动机器人路径规划栅格环境模型, 设栅格长度为单位 1。栅格 S 为机器人移动的初始位置 (即零时刻所处位置), 栅格 T 为机器人最终需到达的目标位置。 $SO_i (i = 1, 2, \dots)$ 为静态障碍物所占栅格, $DO_i (i = 1, 2, \dots)$ 为动态障碍物所占栅格。动态障碍物可视为移动障碍物栅格, 每个动态障碍物都有一定的运动轨迹, 不失一般性, 假设障碍物作匀速直线运动, 但运动方向事先未知。路径规划目的是快速找到一条避开静态和动态未知障碍物的最短路径, 使机器人到达目标栅格 T 。

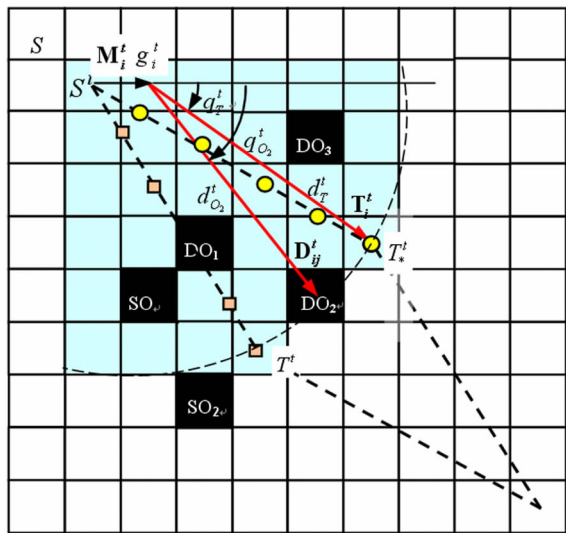


图 1 环境模型示意图

由于环境中含有动态障碍物,且其移动方向未知,因此,为了避开障碍物且快速到达目标栅格,机器人必须通过传感器实时扫描周围环境,检测和收集周围环境信息,以引导其向最佳的方向移动。引

导机器人移动重要和必须的信息包括障碍物信息和目标位置信息。就障碍物信息来说,由于含有移动方向未知的动态障碍物,因此各扫描周期内所获得的信息是变化的;就目标位置信息来说,除在接近最终目标的移动终了阶段外,其他时间都可能无法扫描到目标栅格 T 。因此,为更好地引导机器人的移动,需要确定一个当前扫描范围内的虚拟目标。

记传感器扫描半径为 R , 时刻 t 的机器人所处位置栅格为 S' , 虚拟目标栅格为 T' , 则 T' 所对应栅格按以下规则确定: (1) T' 处于传感器扫描半径为 R 范围内; (2) T' 不是障碍覆盖栅格; (3) T' 与目标栅格 T 距离最近; (4) T' 对于机器人当前位置是最优可达。

设某时刻 t 机器人扫描范围可感知的栅格集合为 G^t , g_i^t 为该集合中的某一栅格, O_j^t 为障碍物占用栅格集合, 依据规则(1)~(3), T^t 所对应备选虚拟目标栅格按式(1)确定:

$$\begin{aligned} T^l &= \{g_*^l \mid D(g_*^l, T) \leq D(g_i^l, T) \leq R, \\ &\forall g_*^l \in G^l \wedge g_*^l \notin O\} \end{aligned} \quad (1)$$

式中 D 表示两栅格之间欧式距离。若满足式(1)的栅格有多个(如图1所示),则依据规则(4)按式(2)找出由 S' 至 T' 路径上具有自由栅格数目最多的备选虚拟目标栅格为 T^* 。

$$\begin{aligned} T_*^t &= \{g_*^t \mid L(S^t, g_*^t) \geq L(S^t, g_i^t), \\ &\forall g_i^t \in T^t, g_*^t \in T^t\} \end{aligned} \quad (2)$$

其中 L 表示经过两栅格的线段上的自由栅格个数。若满足规则(4)的有多个,则任选其一作为 T' 。

1.2 威胁评估属性描述

动态障碍威胁评估是建立在对障碍物与目标识别的基础上的,需要考虑多重属性的影响。在属性的选择上,不仅需要具有代表性,还需要从不同的角度反映威胁程度。在栅格环境模型下,机器人的移动是从当前栅格移至其相邻的某一个非障碍栅格(称为备选栅格,如图 1 中的 g_i^t 栅格),为此,以备选栅格为对象进行评估。由于路径规划的主要目的是避障和快速达到目标点,选择备选栅格相对于障碍及目标点的位置和方位信息作为障碍威胁评估的属性,此外,由于动态障碍物的移动特性,还需将障碍物的移动速度和轨迹纳入评估属性中。为更好地描

述各评估属性,定义相关几何矢量如下:

(1) 机器人移动矢量 $\mathbf{M}_i^t$: S^t 中心点至 g_i^t 中心点的连线矢量;

(2) 障碍物方位矢量 $\mathbf{D}_{ij}^t$: g_i^t 中心点至 O_j^t 中心点的连线矢量;

(3) 虚拟目标方位矢量 $\mathbf{T}_i^t$: g_i^t 中心点至 T^t 中心点的连线矢量。

为此,确定备选栅格 g_i^t 所面临动态障碍物威胁度评估属性如下(各属性几何意义如图 1 所示)。

- (1) 障碍物距离 $d_{O_j}^t$: $d_{O_j}^t = D(g_i^t, O_j^t)$;
- (2) 障碍物角度 $q_{O_j}^t$: $q_{O_j}^t = \langle \mathbf{D}_{ij}^t, \mathbf{M}_i^t \rangle$;
- (3) 目标点距离 d_T^t : $d_T^t = D(g_i^t, T^t)$;
- (4) 目标点角度 q_T^t : $q_T^t = \langle \mathbf{T}_i^t, \mathbf{M}_i^t \rangle$;
- (5) 移动速度 v_j^t : O_j^t 的移动线速度。

由于动态障碍在整个扫描过程中位置不断变化,扫描后得出的评估结果并不适用于机器人到达指定位置的时间点。为更全面地反映动态障碍物对

机器人移动的影响,采用直觉模糊集的隶属度函数对各属性作模糊化处理;并分析前一时刻与当前时刻的犹豫度值变化,以反映动态障碍运动与机器人移动的趋势;进一步利用该趋势对当前时刻障碍物角度评估属性值进行动态调整;最后采用基于模糊集逼近于理想解的排序技术(TOPSIS)^[14]进行威胁度评价。

1.2.1 基于直觉模糊集属性隶属度函数建立

直觉模糊集由隶属度、非隶属度、犹豫度组成,其中隶属度表示评估对象受障碍物的威胁程度;犹豫度表示其受威胁的不确定程度;非隶属度表示其受障碍物的无威胁程度。因此仅考虑隶属度与犹豫度且满足下式:

$$m_A(x_i) + p_A(x_i) = 1, \quad \forall x_i \in U \quad (3)$$

其中, $m_A(x_i)$ 、 $p_A(x_i)$ 分别为元素 x_i 属于 U 隶属度与犹豫度,分析各评价属性对于威胁度的相对变化,得到各属性隶属度函数如表 1 所示。

表 1 评价属性隶属度函数表

评价属性	隶属度函数	备注
障碍物距离评价属性	$m_d^t = \gamma \cdot \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \left(\frac{1}{d_{O_j}^t} \right)$	$d_{O_j}^t$ 越大,机器人与 O_j^t 发生碰撞可能性越小。式中表示障碍物距离评价属性参数, $0 < \gamma < 1$ 。 m 为扫描范围内检测动态障碍个数
障碍物角度评价属性	$m_o^t = f \cdot \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \left(\frac{p - q_{O_j}^t}{p} \right)$	$q_{O_j}^t$ ($0 \leq q_{O_j}^t \leq p$) 越大,机器人与 O_j^t 发生碰撞的可能性越小。式中 f 表示障碍物角度评价属性参数, $0 < f < 1$
目标距离评价属性	$m_T^t = h \cdot \frac{d_T^t(i)}{\max_{1 \leq i \leq n} d_T^t(i)}$	d_T^t ($d_T^t > 1$) 越大,机器人与 O_j^t 发生碰撞的可能性越大。式中 h 表示目标距离评价属性参数 $0 < h < 1$; n 表示传感器扫描范围内检测到的栅格个数。
目标角度评价属性	$m_s^t = l \cdot \frac{q_T^t(i)}{\max_{1 \leq i \leq n} \{q_T^t(i)\}}$	$q_T^t(i)$ ($0 \leq q_T^t \leq p$) 越大,与 O_j^t 发生碰撞的可能性越大。式中 l 表示目标角度评价属性参数, $0 < l < 1$ 。
速度评价属性	$m_v^t = z \cdot \frac{v_j^t}{\max_{1 \leq j \leq m} \{v_j^t\}}$	若 O_j^t 速度越快,机器人达到 g_i^t 位置时与 O_j^t 发生碰撞可能性越大。式中 z 表示速度评价属性参数, $0 < z < 1$ 。

1.2.2 基于犹豫度的隶属度动态修正

动态障碍物隶属度是引导机器人移动的关键信息。障碍物移动过程中,其各方位属性是变化的,因而隶属度也随之变化。设机器人在时刻 t 到达某栅格 S^t , 传感器扫描周围环境以获取下一步移动的决策信息,扫描维持时间为 Δt 。显然,在 $t \sim t + \Delta t$ 时段内,不同时刻动态障碍物的隶属度都可能有所不

同。由于 Δt 通常很短,只考虑 t 和 $t + \Delta t$ 两个时刻。从时效性考虑, $t + \Delta t$ 时刻的隶属度更有价值,但只反映了该时刻的静态信息,忽略了障碍物移动的趋势信息。为此,考虑纳入 t 时刻隶属度信息,并应用犹豫度指标,对 $t + \Delta t$ 时刻隶属度修正。

在障碍物相关属性的 3 个隶属度中,障碍物角度隶属度对机器人移动起着更为关键的引导作用,

为此,只考虑对 $m_{o_j}^{t+\Delta t}$ 进行修正,记修正后的隶属度为 $\overrightarrow{m_{o_j}^{t+\Delta t}}$,修正公式如下:

$$\overrightarrow{m_{o_j}^{t+\Delta t}} = \Delta m \cdot m_{o_j}^{t+\Delta t} \tag{4}$$

式中, Δm 为隶属度修正系数,可通过障碍物运动趋势对隶属度影响情况分析确定。图 2 为障碍物运动趋势对隶属度影响示意图。机器人下一步移动的某一备选栅格为 g_i^t , 某动态障碍物 O_j 在传感器扫描始末时刻的位置栅格分别为 O_j^t 和 $O_j^{t+\Delta t}$ 。

在图 2(a) 中, $\theta_{o_j}^{t+\Delta t} < \theta_{o_j}^t$, 由隶属度函数和式(3)可知, $p_{o_j}^{t+\Delta t} < p_{o_j}^t$ 。对于机器人下一步移动的备选栅格 g_i^t 来说,障碍物 O_j 的运动使其威胁度有增加的趋势,为此,应该往大修正 $t + \Delta t$ 时刻的隶属度。

在图 2(b) 中, $\theta_{o_j}^{t+\Delta t} > \theta_{o_j}^t$, 即 $p_{o_j}^{t+\Delta t} > p_{o_j}^t$ 对于机器人下一步移动的备选栅格 g_i^t 来说,障碍物 O_j 的运动使其威胁度有减小的趋势,为此,应该往小修正 $t + \Delta t$ 时刻的隶属度。基于上述分析,取隶属度修正系数为

$$\Delta m = \frac{p_{o_j}^{t+\Delta t} - p_{o_j}^t}{p_{o_j}^t} \tag{5}$$

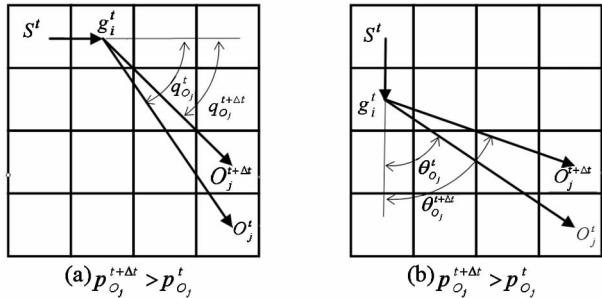


图 2 犹豫度变化示意图

1.2.3 基于 TOPSIS 的威胁度评价

TOPSIS 法是根据有限的评价对象与理想化目标的接近程度进行排序,从而进行相对优劣评价的方法,具有真实、直观、可靠的优点。

采用该方法进行威胁度评估过程如下所示:

步骤 1 针对扫描范围内的各栅格,依据表 1 计算 t 与 $t + \Delta t$ 时刻各评价属性的隶属度值,建立威胁评估的隶属度矩阵 $N_{n \times 5}^t$ 和 $N_{n \times 5}^{t+\Delta t}$ 。

步骤 2 针对扫描范围内的各栅格,依据式(3)计算 t 与 $t + \Delta t$ 时刻各属性犹豫度值,建立犹豫度矩阵 $M_{n \times 5}^t$ 和 $M_{n \times 5}^{t+\Delta t}$ 。

步骤 3 依据式(4)和(5)对隶属度矩阵 $N_{n \times 5}^{t+\Delta t}$ 进行动态调整,得到修正的 $N_{n \times 5}^{t+\Delta t}$ 。

步骤 4 按照 TOPSIS 方法得到栅格集合中的各栅格在 $t + \Delta t$ 时刻威胁度 $C^{t+\Delta t}$ 。在仿真结果中,不同威胁度用不同的栅格灰度表示,威胁度越大,栅格的灰度越大。

2 算法设计

针对生物激励神经网络算法的不足,本文提出一种传递扫描方式与子激励 BINN 模型,并结合新的神经元激活方式的改进 BINN 算法。

2.1 导向传递扫描方式

依据栅格模型,建立等价神经网络模型,障碍栅格可用障碍神经元表示,非障碍栅格对应非障碍神经元。为了保证规划的实时快速性,避免多余搜索,本文提出一种导向扫描传递方式,选取较优秀的备选栅格传递激励。为便于分析,定义传感器扫描幅度角在神经网络中为方向约束。若在扫描过程中幅度角逐渐变大,扫描范围内备选栅格数目随之变大。如图 3 所示,假定一个机器人位置神经元 n_a 为原点,平行于栅格模型水平方向的方向为横坐标轴的直角坐标系,设虚拟目标对应神经元为 n_T , 初始方向约束的扫描边界位置对应神经元为 n_0 , b_0 为 n_a 至 n_0 的角度。 a 为 n_a 至 n_T 的角度, b_i 表示第 i 个方向 y_i 约束的边界神经元 n_i 至 n_T 的角度。 K 表示方向约束增大系数,方向约束 y_i 可如式(6)所示。

$$y_i = (a - b_i) = K(a - b_0) \tag{6}$$

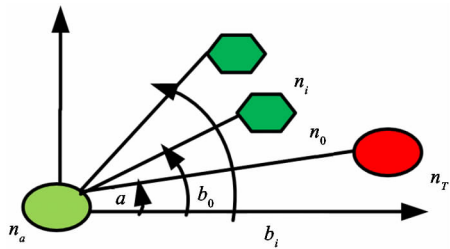


图 3 方向约束示意图

增大系数 K 与扫描平面的关系变化如图 4 所示,机器人始终以虚拟目标点为第一导向,并逐渐扩大以其作基准的初始激励传递范围(如图 4 中阴影部分所示),以达到加快激活神经元,节省路径规划

时间的目的。设机器人单位时间内步长为 l_r ，扫描半径为 R 。若在机器人单位步长范围内不存在非障碍神经元， K 值变大，扫描相应扩大一定范围后，再次检验是否存在非障碍神经元，直至机器人单位步长的范围被全部扫描。若其被全部扫描且不存在非

障碍神经元，则保持这种全范围扫描方式一段时间 $t_k(t_k > \Delta t)$ 后，再次检验是否存在非障碍神经元。若机器人陷入局部最小，同样可通过增加系数 K 以扩大扫描范围摆脱局部最小。

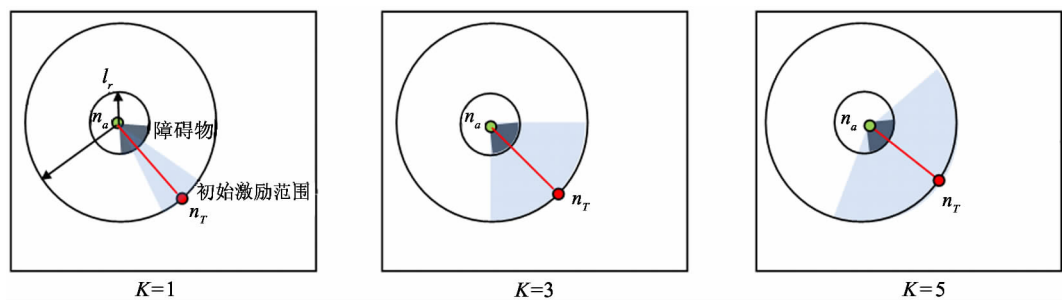


图 4 增大系数 K 与扫描范围关系示意图

2.2 子激励 BINN 模型

在 BINN 模型中，神经元只与其相邻神经元连接，在路径规划领域障碍物神经元和相邻神经元没有连接。基于威胁评估结果，神经元分为障碍神经元、威胁神经元和自由神经元，其中自由神经元、威胁神经元与相邻神经元连接，障碍神经元与相邻神经元没有连接。

对于栅格模型(如图 5(a)所示)，其改进 BINN 神经网络连接模型如图 5(b)所示，移动机器人神经元 n_a 的相邻神经元的集合按照欧式距离可分为直接连接集 N_s (如图 5(b)中 a 类神经元))和对角连接集 N_d (如图 5(b)中 b 类神经元)，任一神经元 n_i

与其邻近神经元 n_j 的连接权值 w_{ij} 由式(7)可知。

$$w_{ij} = c_1 w_{ij}^d + c_2 w_j^c \tag{7}$$

位置连接权值 w_{ij}^d 与动态威胁权值 w_j^c 取值如下： $w_{ij}^d = \begin{cases} 1 & j \in N_s \\ 1/\sqrt{2} & j \in N_d \end{cases}$ ， $w_j^c = \frac{1}{1 - C_j}$ ， c_1, c_2 分别表示权值系数。如图(5)所示，假定机器人以步长 $l_r = 1$ 匀速移动，由于 n_a 至 n_T 始终存在可行路径，依据导向传递扫描方式，在 BINN 模型的基础上，以 n_a 作为模型初始边界点， n_T 作为终止边界点，建立子激励模型(如图 5(b)阴影区域所示)。

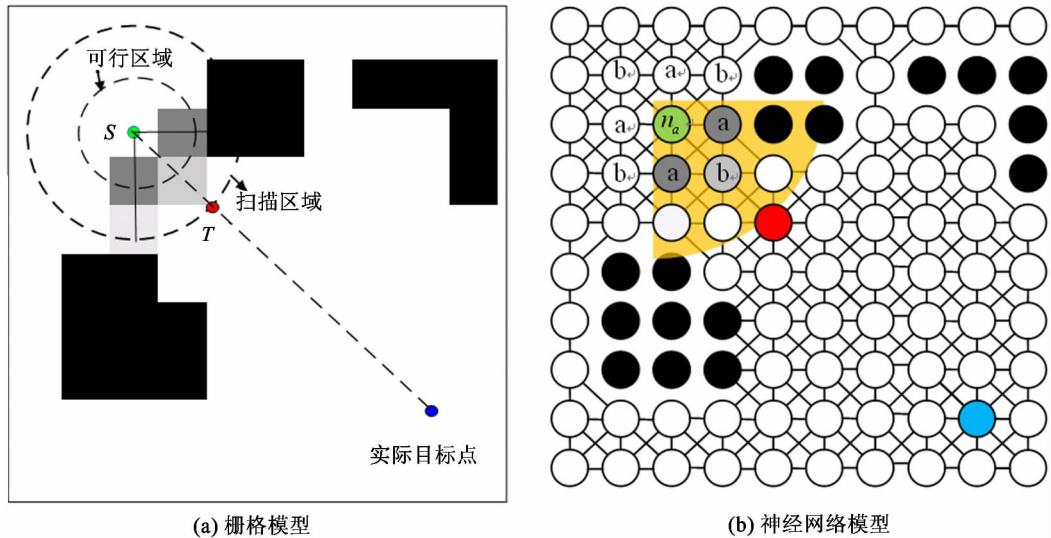


图 5 子激励 BINN 模型示意图

子激励模型中的任一神经元称为“子神经元”，子神经元的活性值大小受到3个方面影响：(1)临近活性子神经元传递激励；(2)子神经元的外部激励；(3)虚拟目标点传递激励。

2.3 改进的神经元活性更新方程

在 BINN 网络中,第*i*个神经元的动态神经元活性输出值 x_i 的微分方程为式(8)所示：

$$\frac{dx_i}{dt} = -Ax_i - (D + x_i)[I_i]^- + (B - x_i)([I_i]^+ + \sum_{j=1}^k w_{ij}[x_j]^+)$$

(8)

其中, x_i 是第*i*个神经元活性值, k 为其相邻神经元个数。 A 表示衰减率, B 和 $-D$ 分别表示神经元活性值的上限和下限。 I_i 为第*i*个神经元的外部输入。若*i*处为目标点,则 $I_i = E$ ；若为障碍物,则 $I_i = -E$ ；否则为0。 E 为一个远大于 B 的正值常数。 $[I_i]^+ + \sum_{j=1}^k w_{ij}[x_j]^+$ 和 $[I_i]^-$ 分别表示兴奋性和抑制性输入。 $[x]^+ = \max\{x, 0\}$, $[x]^- = \max\{-x, 0\}$ 。

在子激励 BINN 模型中,威胁神经元有别于自由神经元与障碍神经元,虽也为机器人可达到的位置,但也表示其对机器人移动具有一定阻碍,则子神经元外部输入 I_i 可如式(9)所示。

$$I_i = \begin{cases} E & i \text{ 为目标神经元} \\ -w_i^c \cdot E & i \text{ 为威胁神经元} \\ -E & i \text{ 为障碍神经元} \\ 0 & i \text{ 为自由神经元} \end{cases}$$

(9)

子神经元仍受到 n_a, n_r 传递激励,依据贝尔曼最优化原理,利用 n_i 的邻近神经元 n_j 至 n_a, n_r 的距离表示其在模型中的活跃度 Ac 如式(10)所示。

$$Ac_j = \frac{M}{d_a} + \frac{N}{d_r}$$

(10)

其中, $d_a = w_j^c \cdot D(n_a, n_j)$, $d_r = w_j^c \cdot D(n_j, n_r)$, M 、 N 分别为 n_a, n_r 的影响权重。由于在子激励 BINN 模型中,目标神经元同时向周围传递激励, n_j 周围的神经元也受到其影响,并向前传递激励至神经元 n_j 。 n_j 受到其相邻神经元 n_h 对其激励后的活性值 Q 可用下式表示。

$$Q_j = \sum_{h=1}^z \frac{Ac_j}{d_{jh}} [x_h]^+$$

(11)

其中, z 和 k 分别表示导向扫描平面内神经元 n_i 和 n_j 的相邻神经元个数。结合上述改进,在威胁模型下,动态神经元活性输出值的微分方程如下式所示：

$$\frac{dx_i}{dt} = -Ax_i - (D + x_i)[I_i]^- + (B - x_i)([I_i]^+ + \sum_{j=1}^k w_{ij}Q_j)$$

(12)

算法流程如下：

步骤1 确定机器人起点与目标点位置信息、障碍物位置及速度信息、传感器扫描半径 R , 计算虚拟目标栅格位置。

步骤2 依据导向传递的扫描方式,找出当前时刻机器人的可行区域。

步骤3 判断扫描范围内是否存在动态障碍栅格。若不存在,则直接执行步骤4;若存在,依据动态威胁评估方法,建立威胁评估模型。

步骤4 建立子激励神经网络模型,通过式(12)计算神经元活性值。找出神经元活性值的最大的备选栅格,机器人移动至此栅格。

步骤5 重复步骤1~4,直至机器人移动至实际目标点。

3 仿真分析

为验证所设计的路径规划算法的有效性和可行性,利用 Matlab 进行仿真验证。在仿真实验中,建立了一个二维栅格环境,并模拟设置了若干个动态障碍物(如图6中DO所示)和静态障碍物。设机器人以速度1步长/单位时间(以下同)匀速行进。为了直观性,在仿真案例中用虚线框表示DO处于运动状态。算法中的相关参数取值如下：

$$A = 0.3, B = 10, D = 0.1, M = 1, N = 2, c_1 = 0.3, c_2 = 0.5$$

3.1 算法对比仿真实验

为验证本文提出的算法的性能,在相同环境中采用 BINN 算法与改进的 BINN 算法进行仿真实验,环境中的动态障碍物速度均满足 $v_{DO} = 1$ 。路径规划过程示意图如图(6)所示。

图6(a)中,改进 BINN 算法规划路径为 $p_1 \rightarrow p_2$

$\rightarrow p_3 \rightarrow p_5 \rightarrow p_6$, BINN 算法规划路径为 $p_1 \rightarrow p_2 \rightarrow p_3 \rightarrow p_4 \rightarrow p_3$, 可知通过威胁评估可使机器人有效避开 DO_1 。但当虚拟目标位于环境障碍物之间, 即机器人需要通过该狭窄通道时, BINN 算法会倾向选择更空旷的无障碍区域, 从而陷入死锁而无法到达目标 (如图 6(b) 所示)。而采用改进 BINN 算法进行路径规划, 机器人以最小代价避开 DO_1 , 且可通过狭窄

通道, 到达目标点。该仿真实验表明了本文提出的改进算法的有效性。为进一步验证其性能, 本文将环境规模扩大并进行仿真实验, 相关仿真结果如表 2 所示。由表 2 可知, 与改进 BINN 算法相比, BINN 算法即使可规划出到目标的路径, 但在时间和距离方面需付出更大代价, 进一步表明本文改进算法的有效性。

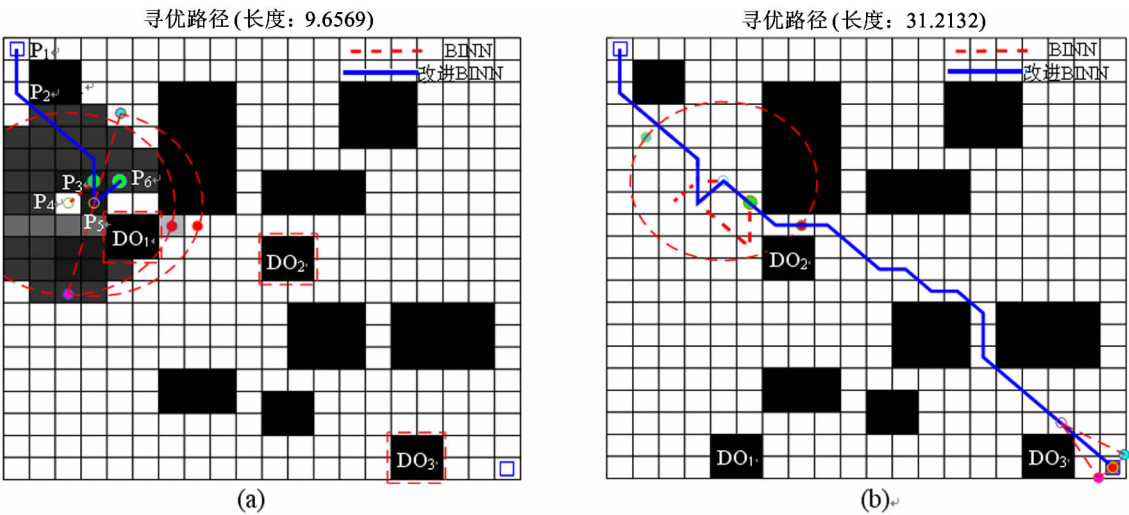


图 6 BINN 算法与改进 BINN 算法动态仿真结果

表 2 不同算法的性能比较

算法名称	环境规模	路径长度 (mm)	优化时间 (s)
改进 BINN	20 × 20	29.86	4.67
	100 × 100	172.36	11.23
	500 × 500	740.21	23.33
BINN	20 × 20	53.26	23.14
	100 × 100	265.31	56.52
	500 × 500	962.25	96.23

3.2 多速度仿真实验

在研究未知环境下的动态障碍物时, 较多文献往往只选择一类速度障碍进行仿真实验^[15,16]。然而, 障碍物速度也可能是影响避障算法适用性的重要因素。为验证提出的改进的 BINN 算法在多种速度障碍共存的环境下路径规划能力, 本文在 20 × 20 的栅格环境下, 设置了 6 种速度障碍, 分别满足 $v_{DO1} = 2$ 、 $v_{DO2} = 1$ 、 $v_{DO3} = 0.3$ 、 $v_{DO4} = v_{DO5} = 1$ 、 $v_{DO6} = 0.5$ 。

机器人从起始栅格出发, 随着机器人的移动, 在扫描范围内同时检测到多个不同动态障碍 (如图 7(a) 所示), 则通过威胁评估与改进算法找到下一栅格。完整的路径规划结果如图 7(b) 所示。

3.3 动态目标实验

未知动态环境同样存在动态目标。对于提出的改进路径规划算法, 在动态目标环境下的规划能力也是评判算法优劣的指标。仿真结果如图 8 所示, 机器人移动时, 目标点位置也在动态变化 (如图 8(a) 所示), 机器人依据实时更新的虚拟目标点, 仍可安全抵达目标点。规划路径如图 8(b) 所示。

仿真结果表明本文提出的改进 BINN 算法有效改善了传统 BINN 算法的一些不足, 能够实现复杂环境下的实时路径规划。机器人若在传感器扫描范围探测到速度障碍, 威胁评估将立即启动, 经过改进算法可以有效避免与动态障碍物发生冲突。当障碍超出检测范围时, 机器人通过虚拟目标可再次引导优秀路径。即使遇到动态目标, 通过虚拟目标的动

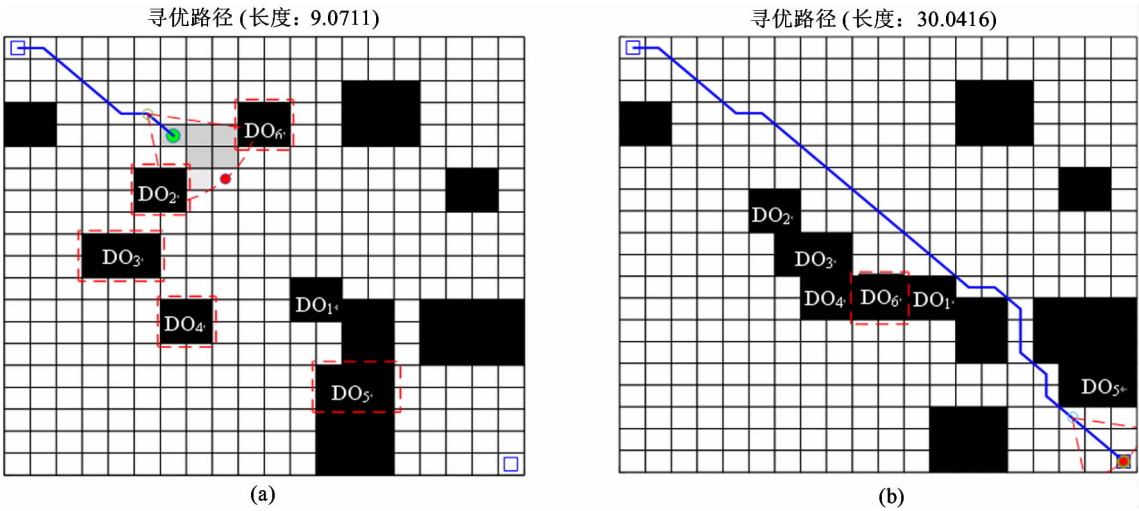


图 7 多速度仿真结果图

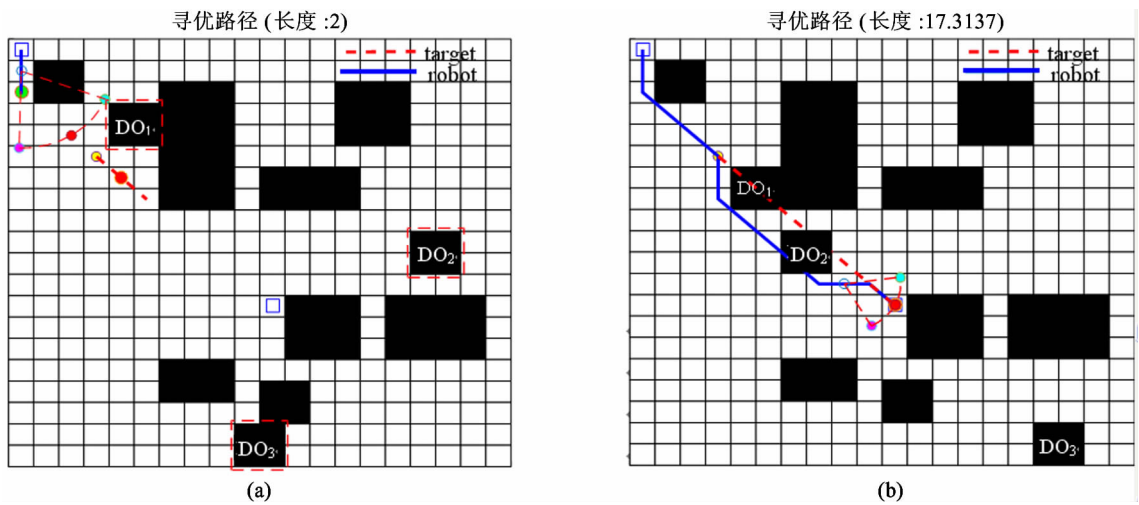


图 8 动态目标仿真结果图

态调整,重构子激励 BINN 模型,也可实现实时路径规划。

4 结 论

针对未知复杂的动态环境,本文基于直觉模糊集理论,提出一种动态威胁评估方法,评估动态环境下的各种速度障碍对机器人移动的影响,并将评估结果运用于路径规划。针对传统 BINN 算法的局限性,并结合自身问题的特征,采用滚动优化的方式,通过引入虚拟目标点、导向激励传递方式等,提出一种改进的 BINN 算法。为检验改进 BINN 算法的有效性,对 BINN 算法与改进 BINN 算法分别进行了仿

真实验。进一步为验证提出的威胁评估方法与改进 BINN 算法对动态环境的规划问题的有效性,分别对不同速度障碍与动态目标的 3 个案例进行了路径规划仿真实验。实验结果表明,本文提出的改进 BINN 算法改善了传统 BINN 算法易陷入死锁、无法取得优化结果的缺点。同时,该改进算法优化时间与路径长度也更优秀,更满足动态环境的实时性。对于解决不同动态环境的路径规划问题,具有较好的实际意义。后续,将进一步拓展本算法到三维空间或更复杂、更真实的应用场景中。

参考文献

[1] 夏春蕊,王瑞,李晓娟,等. 动态环境下基于概率模型检测的路径规划方法[J]. 计算机工程与应用, 2016,

52(12):5-11

- [2] 沈杰. 复杂动态环境下机器人避障路径规划[J]. 机械设计与制造, 2017(11):255-258
- [3] 熊开封, 张华, 邓豪. 基于实际隶属函数的移动机器人局部路径规划[J]. 机械设计与制造, 2014(8):134-136
- [4] 褚刚秀, 焦俊, 江朝晖. 基于分层模糊控制的机器人局部路径规划研究[J]. 安徽农业科学, 2013(25):10519-10521
- [5] 杨俊驹. 基于 ROS 的移动机器人在动态环境下的路径规划技术研究[D]. 苏州:苏州大学机电工程学院, 2016. 18-25
- [6] 屈鸿, 黄利伟, 柯星. 动态环境下基于改进蚁群算法的机器人路径规划研究[J]. 电子科技大学学报, 2015, 44(2):260-265
- [7] 高云, 殷波, 魏志强, 等. 动态不确定环境下水下机器人在线实时路径规划[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2013, 43(12):106-110
- [8] 游晓明, 刘升, 吕金秋. 一种动态搜索策略的蚁群算法及其在机器人路径规划中的应用[J]. 控制与决策, 2017, 32(3):552-556
- [9] 续欣莹, 谢珺, 谢克明. 基于人工免疫势场法的移动机器人路径规划[J]. 北京工业大学学报, 2008, 34(10):1116-1120
- [10] Gavrilut I, Gacsadi A, Grava C, et al. Vision based algorithm for path planning of a mobile robot by using cellular neural networks [C] In: IEEE International Conference on Automation, Quality and Testing, Robotics, Cluj-Napoca, Romania, 2006. 306-311
- [11] Syed U A, Kunwar F, Iqbal M. Guided autowave pulse coupled neural network (GAPCNN) based real time path planning and an obstacle avoidance scheme for mobile robots[J]. *Robotics & Autonomous Systems*, 2014, 62(4):474-486
- [12] Ni JJ, Simon X. Yang. Bioinspired neural network for real-time cooperative hunting by multirobots in unknown environments[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, 22(12):2062-2077
- [13] Ni J, Wu L, Shi P, et al. A dynamic bioinspired neural network based real-time path planning method for autonomous underwater vehicles[J]. *Computational Intelligence & Neuroscience*, 2017, 2017(1):9269742
- [14] 邹书良, 周智勇, 陈建宏, 等. 直觉模糊集 TOPSIS 的露天矿岩体质量评价[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2016, 47(7):2463-2468
- [15] 陈伟华, 林颖, 文宗明, 等. 基于双重 A* 算法的移动机器人动态环境路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2018(4), doi:10.13462/j.cnki.montamt.2018.04.031
- [16] 曹清云, 倪建军, 王康, 等. 一种改进的未知动态环境下机器人混合路径规划方法[J]. 计算机与现代化, 2016(4):54-58

A method for path planning of mobile robots based on threat assessment and biologically inspired neural network

Dai Yalan^{***}, Xiong Hegen^{***}, Tao Yong^{***}, Li Gongfa^{***}

(* The Key Laboratory of Metallurgical Equipment and Control of Education Ministry, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081)

(** The Key Laboratory of Metallurgical Transmission and Manufacturing Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081)

(*** School of Mechanical Engineering and Automation, Beihang University, Beijing 100191)

Abstract

For the path planning problem of mobile robots in unknown dynamic environments, considering the limitation of the sensor detection range and uncertain movements of dynamic obstacles for robots, this paper proposes an improved biologically inspired neural network algorithm based on dynamic threat assessment. A rolling optimization method with grid approach and the virtual target are put forward to satisfy the requirements. Besides, a dynamic attribute decision method based on intuitionistic fuzzy set (IFS) is proposed to evaluate the threat of dynamic obstacles to robots. Further, based on the biologically inspired neural network (BINN), the guided scanning mode is presented to establish a sub-stimulated BINN model for activating neurons pertinently. In addition, Bellman optimal principle and artificial potential field are used to introduce neuron's proximity value to improve the dynamic equation of neurons. Finally, the experimental results reveal the effectiveness of the presented problem of path planning.

Key words: path planning, dynamic obstacles, virtual target, threat assessment, biologically inspired neural network (BINN)