

基于模糊神经网络和遗传算法的机器人三维路径规划*

陈志军¹, 曾 蒸²

(1. 义乌工商职业技术学院 机电信息学院, 浙江 义乌 322000; 2. 重庆师范大学 新媒体学院, 重庆 401331)

摘要:【目的】为了提高机器人三维路径规划精度。【方法】基于模糊神经网络和遗传算法建立了一种新的路径规划方法。【结果】根据路径长度和路径能量提出了三维路径规划的评价指标和优化函数,同时利用模糊神经网络建立了三维路径的5层结构,并结合遗传算法来优化并求解最优路径。【结论】通过仿真实验深入研究了影响该方法的关键因素,结果表明该方法具有更好的适应性。

关键词:机器人;三维路径规划;模糊神经网络;遗传算法

中图分类号:TP183

文献标志码:A

文章编号:1672-6693(2018)01-0093-07

路径规划问题作为移动机器人的关键技术逐渐成为机器人研究的热点和重点。路径规划是指按照参数寻找从起始位置到目的位置的最优路径,主要包括仿真环境构建和路径搜索模型构建。根据环境是否确定,路径规划可分为全局路径规划和局部路径规划。全局路径规划常用的方法有栅格法、可视图法、人工势场法等^[1-8]。但这些方法都有一定的缺点,例如栅格法构造简单,分辨率、时间复杂度不够高;可视图法缺乏灵活性;人工势场法虽易于实现,但在相近障碍物之间不能发现路径,存在振荡现象。对于环境未知的局部路径规划研究,代表方法有神经网络法和模糊推理法^[9-13]。模糊推理法依靠模糊隶属函数的设计、模糊控制规则来获得最优路径;神经网络法避障速度快,但关于权值的设定存在较大困难。

随着对三维空间移动机器人需求的不断增加,复杂非结构化环境下三维空间的避障规划成为研究的重点。三维空间中由于环境建模困难、计算量较大等问题,性能较优的避障规划路径还需要进一步研究。并且随着维数的增加,传统的避障方法计算量会加剧增加,而且实时性也会大幅度降低。对此,国内外学者做了大量研究,提出了一系列性能较优的规划算法。柳长安等人^[14]提出用粒子群算法对改进蚁群算法的重要参数进行优化选择,建立了一种新的移动机器人动态路径规划方法,避免搜索陷入局部最优。文献^[15]根据粒子群优化算法建立了一种全局路径规划方法,并基于坐标变换在路径的起始点和目的点之间构建新的地图,它的优势在于该模型不用依赖障碍物形状。彭艳等人^[16]根据机器人与障碍物的位置关系和外接球的半径求出由障碍物指向机器人的方向向量,提出三维空间基于切点优化人工势场法的机器人避障算法,该方法在保证机器人安全的同时减小人工势场法的运行时间,便于机器人的控制。张彪等人^[17]利用装载三维激光扫描仪的移动机器人获取的三维点云转换为八叉树结构的三维栅格地图,建立了三维栅格地图的路径规划算法,同时可以直接在栅格地图中直接生成机器人的运动轨迹。禹建丽等人^[18]基于人工神经网络结构和模拟退火温度提出一种路径规划算法,通过研究路径能量函数给出三维环境的全局路径规划问题,实验结果表明可加快路径规划收敛速度。

然而,目前已有算法仍然存在诸如多目标优化能力、计算复杂度、地图适应性以及局部最优解等问题。对此,本文首先给出了三维路径规划方法和最优路径目标函数,并基于模糊神经网络^[19-21]和遗传算法^[22-23]对最优路径目标函数进行求解,最后通过仿真实验,深入研究了影响该方法的关键因素。

1 三维路径规划方法

移动机器人三维路径规划就是在一个已知障碍物分布的三维环境空间中,寻找一条从起始点 S 到目标点 D 的最短无碰路径。设三维空间中存在一系列的障碍物 O_1, O_2, \dots, O_n , 即寻找一系列绕开障碍物的点的集合 $g =$

* 收稿日期:2016-11-16 修回日期:2017-09-15 网络出版时间:2017-5-16 11:23

资助项目:国家自然科学基金(No.61103051);2016年度浙江省教育技术研究规划项目(No.JA049)

第一作者简介:陈志军,男,副教授,研究方向为计算机软件与信息化技术,E-mail:chenjz1982@sina.cn

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1165.n.20170516.1123.006.html>

$\{S, g_1, g_2, \dots, g_n, D\}$, 其中 $\{g_1, g_2, \dots, g_n\}$ 表示全局坐标中一个点的序列集, 点 $g_i (i=1, 2, \dots, n)$ 是非障碍点, 且两个相邻点连线之间不存在障碍物。

机器人三维路径规划具有计算过程复杂、信息存储量大、难以直接进行全局规划等特点。在路径规划中需要遵循建立环境模型和路径搜索方法这两个要点。首先需要构建一个三维有障碍地形如图 1 所示, 其次将三维地图抽象出三维空间模型构成三维路径的规划空间, 把三维空间的左下角顶点作为三维坐标的坐标原点 O , 以 O 点为坐标原点建立三维坐标系, 沿 x 轴方向取机器人运行的三维空间的长为 $A'B'$, 沿 y 轴方向取机器人运行的三维空间的宽为 AA' , 沿 z 轴方向取机器人运行的高为 $A'D'$, 构成如图 2 所示的三维路径规划空间, 然后采用等分空间法将三维路径规划空间划分为大小相等的多个网格, 这就将整个运行空间离散化为一个三维点集合, 集合中的任意一点都有两个坐标, 即序列坐标 $a_1(i, j, k) (i=0, 1, \dots, n; j=0, 1, \dots, n; k=0, 1, \dots, n)$ 和位置坐标 $a_2(x_i, y_i, z_i)$, 其中 i, j, k 分别为 a 点沿相邻的三条边的划分序列号。

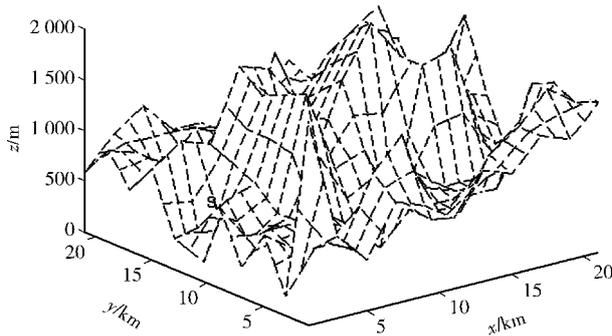


图 1 三维路径搜索空间示意图

Fig. 1 Sketch map of three dimensional path searching space

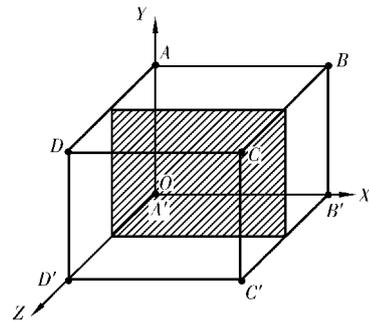


图 2 三维路径规划空间

Fig. 2 The three dimensional path planning space

假设机器人在一个 $200 \text{ m} \times 200 \text{ m} \times 3 \text{ m}$ 的小房间里移动, 按照上述方法将机器人运行空间映射到三维坐标中去, 在该空间中存在动态且位置和形状已知的多面体障碍物, 它的移动路径由多条分链路组成。为了简化问题, 本文将机器人看为球形, 由于障碍物的形状不是很规则, 对于结构复杂的非凸多变体障碍物需要根据机器人的半径及运行安全距离要求进行膨胀处理, 并确保障碍物边界处于安全区域, 处理过程如下所述:

1) 基于最小立方体来包裹障碍物;

2) 如果立方体最长边小于等于机器人直径, 则以立方体对角线长度作为直径作立方体外接圆; 如果立方体最长边大于机器人直径, 采用二分法即以长边的中点为 4 个顶点, 截取一个平面 S 将该立方体划分为两个较小的立方体;

3) 把划分好后的空立方体释放, 并将剩余立方体根据步骤 2) 所给方法重复执行, 直至获得被外接球包围的障碍物;

4) 当两个外接球有重叠部分时, 仍当成两个独立的外接球处理。

利用机器人第 j 步所在的位置 $X_j(x_j, y_j, z_j)$ 和第 i 个外接球的球心 $X_i(x_i, y_i, z_i)$ 来求解障碍物沿机器人方向的向量 $e_i = \frac{(x_j - x_i, y_j - y_i, z_j - z_i)}{\sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2 + (z_j - z_i)^2}}$;

其次, 根据第 i 个外接球半径 r_i , 获取第 i 个障碍物的外接球与机器人最近的点 $X'(x_{ij}, y_{ij}, z_{ij})$, 并根据该点到机器人的距离来判断机器人是否能安全避开障碍物, 具体计算公式如下:

$$X'(x_{ij}, y_{ij}, z_{ij}) = (x_i + r_i\alpha_i, y_i + r_i\beta_i, z_i + r_i\gamma_i), \tag{1}$$

$$d = \sqrt{(x_j - x_{ij})^2 + (y_j - y_{ij})^2 + (z_j - z_{ij})^2}, \tag{2}$$

$$\begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \\ \gamma_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{x_j - x_i}{\sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2 + (z_j - z_i)^2}} \\ \frac{y_j - y_i}{\sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2 + (z_j - z_i)^2}} \\ \frac{z_j - z_i}{\sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2 + (z_j - z_i)^2}} \end{bmatrix},$$

其中, R 为机器人的安全半径, 当 $R < d$ 时, 证明机器人能顺利避开该障碍, 否则需要重新规划路线。假设整条路径存在 K 个路径点, N 个障碍物, 令 C_i^k 表示第 i 个路径点 $X(x_i, y_i, z_i)$ 对第 n 个障碍物产生的罚函数, 越接近障碍物中心位置的点, 罚函数越大, 则该路径的碰撞罚函数 $E_p = \sum_{i=1}^K \sum_{n=1}^N C_i^n$ 。

这里定义路径能量函数为罚函数与路径长度平方之和, 本文结合路径能量来选择最优路径, 这样既选择了最短路径又能很好的避开障碍物, 计算公式为 $E = L^2 + E_p$, 其中, 对路径点 $X(x_i, y_i, z_i)$, $i = 1, 2, \dots, k$, 定义 L^2 为整条路径长度的平方, $L^2 = \sum_{i=1}^{K-1} L_i^2 = \sum_{i=1}^{K-1} (\sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2})^2$ 。

结合上述评价指标, 这里定义如下目标优化函数:

$$\min(E) = L^2 + E_p. \quad (3)$$

在路径规划中, 通过移动每个路径点, 使路径能量朝减小的方向移动, 最终能量最小的路径即是所求的最优路径, 为求得能量最小值, 对(3)式求导并使导数等于 0 求得最小能量路径。

2 求解算法

2.1 模糊神经网络

根据上述建立的目标优化函数, 这里首先利用模糊神经网络来给出求解算法。模糊神经网络是以神经网络为框架的一种模糊推理系统, 是一个单输入多输出的结构系统。

模糊神经网络由输入层、模糊层、推理层、清晰化层、输出层 5 层结构组成。这里结合机器人三维规划路径的评价模型, 给出这 5 层的定义:

1) 输入层: 输入层直接与路径点 x_i , $i = 1, 2, \dots, n$ 相连接, $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, 每个节点代表一个输入量, 输入向量为路径点和障碍物等信息, 输入的表达式为:

$$I_i^1 = O_i^1 = x_i (i = 1, 2, \dots, n). \quad (4)$$

2) 模糊层: 令模糊输入值为可能模糊条件, 输出值为输入值对应的高斯函数值乘积, 根据路径点 x_i 的隶属函数和碰撞罚函数模糊控制规则进行模糊化处理。假设 ω_{ij} 为高斯函数, σ_{ij} 为高斯函数标准差, a_{ij} 为高斯函数中心, 隶属函数定义如下:

$$\omega_{ij} = \exp(-\sigma_{ij}^{-2} \cdot (x_i - a_{ij})^2) (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m), \quad (5)$$

则第 j 个神经元输出结果为:

$$O_j^2 = \exp\left(\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - a_{ij})^2}{\sigma_{ij}^{-2}}\right) (j = 1, 2, \dots, m). \quad (6)$$

3) 模糊推理层: 令模糊推理层中每个节点代表一条模糊规则, 基于模糊输入值乘积计算每条模糊规则的激励强度, 以此进行模糊规则组合匹配:

$$O_j^3 = \omega_{a1} O_1^2 \times \omega_{a2} O_2^2 \times \dots \times \omega_{am} O_m^2 = \prod_{j=1}^m \omega_{aj} O_j^2. \quad (7)$$

4) 清晰化层: 该层节点实现最优路径点的输出结果清晰化, 根据(8)式将输出量从模糊值还原为具体数值:

$$O_j^4 = \frac{O_j^3}{\sum_{j=1}^m O_j^3}. \quad (8)$$

5) 输出层: 实现精确化计算, 令 W_{aj} 为网络连接权值, 则最优路径点的输出结果 y 为:

$$y = \sum_{j=1}^m \omega_{aj} O_j^4. \quad (9)$$

2.2 三维路径规划算法

在上述给出的模糊神经网络基础上, 引入遗传算法(GA)进行优化。遗传算法是一种借鉴生物界进化规律而来的随机搜索方法, 随机初始化一群候选解为初始种群, 获取个体适应度值来随机选择双亲, 并通过执行繁殖、杂交、变异等操作来形成新的种群。按照此种方法进行迭代, 直至获得全局最优值。而遗传算法在全局搜索能力具有较大优势, 因此本文基于遗传算法来优化模糊神经网络, 进而获得机器人移动的最佳路径。

具体算法步骤如下所示:

步骤 1, 初始化各参数。把存在障碍物的三维环境地形进行网格初始化, 确定机器人可移动的区域, 初始化障碍物的个数, 各障碍物的坐标点及起始点和目标点的坐标。

步骤 2, 随机初始化粒子沿各坐标轴的速度和位置, 通过(1), (2)式判断机器人和障碍物之间的距离是否安全, 由此来选择机器人下一个移动点, 并更新机器人的速度和位置。由于在空间中, 每个点有三维空间坐标组成, 但由于 z 坐标对路径不会产生影响, 因而忽略 z 坐标, 只需考虑路径点 g 在平面 xoy 上的变化, 由此机器人第 i 步路径点的位置和速度表示为:

$$x_i = \begin{pmatrix} 0 & x_{k1j1i}^1 & x_{k2j2i}^2 & \cdots & x_{kn-1jn-1i}^{n-1} & 0 \\ 0 & y_{k1j1i}^1 & y_{k2j2i}^2 & \cdots & y_{kn-1jn-1i}^{n-1} & 0 \end{pmatrix}, v_i = \begin{pmatrix} 0 & vx_{k1j1i}^1 & vx_{k2j2i}^2 & \cdots & vx_{kn-1jn-1i}^{n-1} & 0 \\ 0 & vy_{k1j1i}^1 & vy_{k2j2i}^2 & \cdots & vy_{kn-1jn-1i}^{n-1} & 0 \end{pmatrix}。$$

机器人的速度和位置更新公式为:

$$v_{(i,j)}^n = \omega v_{(i,j)}^{n-1} + \lambda_1 \eta_1 (g_{(i,j)}^{(b,n)} - x_{(i,j)}^n) + \lambda_2 \eta_2 (g_j^{(g,n)} - x_{(i,j)}^{n+1}), x_{(i,j)}^{n+1} = x_{(i,j)}^n + v_{(i,j)}^{n+1}。$$

其中, ω 为非惯性权重, $v_{(i,j)}^n$ 为机器人第 i 个路径点在第 n 次迭代中第 j 维的速度, j 为搜索空间维数, c_1 和 c_2 为学习因子, η_1 和 η_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数, $g_j^{(g,n)}$ 为机器人目前找到的最好位置的最好位置的第 j 维分量, $x_{(i,j)}^n$ 为机器人在第 i 步的第 n 次迭代中第 j 维的位置。

步骤 3, 根据(4)~(9)式建立的模糊神经网络 5 层结构, 并令系统模糊规则为 $T_j (j=1, 2, \dots, k)$, $x_1 = \omega_{j1}$, $x_2 = \omega_{j2}, \dots, x_n = \omega_{jn}$, 那么系统的输入输出模糊模型可以表示为:

$$y_1 = \omega_{j0} + \omega_{j1} \times x_1 + \omega_{j2} \times x_2 + \cdots + \omega_{jn} \times x_n。$$

由此得出该模型的全局输出 $y = \frac{\sum_{j=1}^k \lambda_j y_j}{\sum_{j=1}^k \lambda_j}$, 其中, $\lambda_j = \omega_{A_{j1}}(x_1) \wedge \omega_{A_{j2}}(x_2) \wedge \cdots \wedge \omega_{A_{jn}}(x_n)$, \wedge 表示模糊逻辑与运算, $\omega_{A_{j1}}(x_i)$ 表示 x_i 对模糊子集 A_{j1} 的隶属度函数值, A_{ij} 表示高斯函数, a_{ij} 是高斯函数的中心即该函数的平均值, σ_{ij} 为高斯函数的标准差, 则有 $A_{ij} = \exp(-\sigma_{ij}^{-2} \cdot (x_i - a_{ij})^2) (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m)$ 。

步骤 4, 对步骤 2 中得出的位置点信息进行定向变异, 再对各搜索平面的 x 轴方向进行随机变异, 扩大路径搜索范围, 用变异后的信息组合出新的路径, 粒子当前的位置信息和障碍物 O_1, O_2, \dots, O_n 形成多条路径, 采用 GA 算法优化后的模糊神经网络对路径进行优化, 选出适应度最小的路径, 即能量最小的路径。

i) 初始化第一代种群, 从该种群中随机选择一对个体作为父代。
ii) 进入繁衍期, 根据交叉率和变异率对父代进行交叉和变异, 计算该个体的适应度值, 选择适应度值高的个体生成新一代种群。
iii) 依据约束条件和适应度函数不断繁衍, 直到达到最优种群。

步骤 5, 更新机器人机个体极值点和全局极值点, 按照(1), (2)式对路径路线进行障碍处理, 转步骤 2 进行迭代, 当达到最大迭代次数或达到能量最小路径后, 结束算法。

步骤 5, 更新机器人机个体极值点和全局极值点, 按照(1), (2)式对路径路线进行障碍处理, 转步骤 2 进行迭代, 当达到最大迭代次数或达到能量最小路径后, 结束算法。

步骤 5, 更新机器人机个体极值点和全局极值点, 按照(1), (2)式对路径路线进行障碍处理, 转步骤 2 进行迭代, 当达到最大迭代次数或达到能量最小路径后, 结束算法。

3 数学仿真

为了验证本文所提算法的有效性, 本文对算法进行分析。假设机器人运行空间为 $20 \text{ km} \times 20 \text{ km} \times 2 \text{ km}$ 的区域, 路径起始点 S 的坐标为 $(1, 10, 4)$, 目标点 D 的坐标为 $(21, 4, 5)$, 初始化种群, 假设种群的规模为 20, 算法的迭代次数为 100, $c_1 = c_2 = 2$, 运行空间中存在 4 个球形障碍物, 设价差概率为 0.4, 变异概率为 0.2。

图 3 为在 $20 \text{ km} \times 20 \text{ km} \times 2 \text{ km}$ 三维空间环境中规划出的路径图, 从图中可以看出, 机器人从初始位置 S 出发到到达目标点 D 的路径不是唯一的, 但是不同的路径长度不同, 图中所有黑丝小圆点连接起来的链路为规划出的最优路径, 相比其它路径而言, 不仅每一条分链路比其他路径的分链路短, 而且这条路径长度最短, 障碍性好, 在移动过程中也能很好的与障碍物保持安全距离, 提高了机器人移动的速率。

图 4 描述的是迭代次数对函数适应度值的变化关系图, 从图中可以看出, 随着迭代次数的增加, 函数的适应度值在不断的变小, 在某些阶段, 适应度值会保持一定的稳定, 如当迭代次数在 $10 \sim 50$ 时, 函数的适应度值一直保持稳定不变; 适应度值越小就表示路径的能量越小, 在前文中提到, 路径能量越小证明该路径的碰撞罚函数值

和路径的长度就越小,由此可以看出本文所提的算法能优化机器人移动路径。

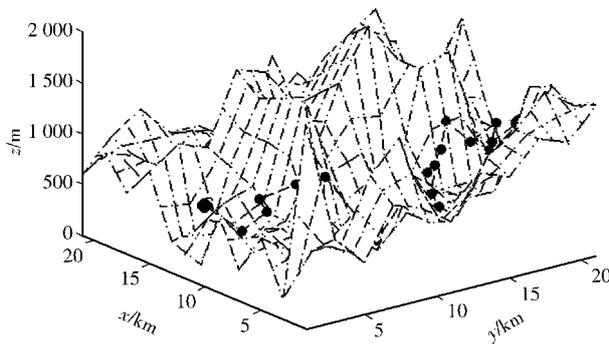


图 3 机器人路径规划结果

Fig. 3 The robot path planning results

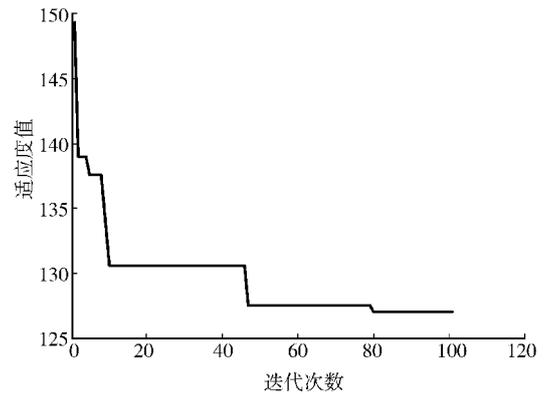


图 4 适应度值与迭代次数的变化图

Fig. 4 The trend between fitness value and iteration number

同时,图 5 给出了 GA 算法优化后的模糊神经网络预测误差,单独的模糊神经网络算法虽然具有较强的自学习和联想功能,人工干预少,精度较高,对专家知识的利用也较好等优点,为了能更快速的收敛,并得到更优化的结果,本文将用 GA 算法来对模糊神经网络进行优化。从图 5 输出结果可以观察到,该算法优化之后的预测误差较小,这更利于对机器人的移动点进行搜索。

最后,图 6 描述的是 GA 算法优化后的模糊神经网络期望与预测输出结果比较,从图中可以看出,优化后的预测输出结果和期望输出结果高度吻合,由此可以看出,遗传算法优化模糊神经网络得到比较满意的结果,能更精确的对机器人的三维路径进行规划,获得满足条件的结果。

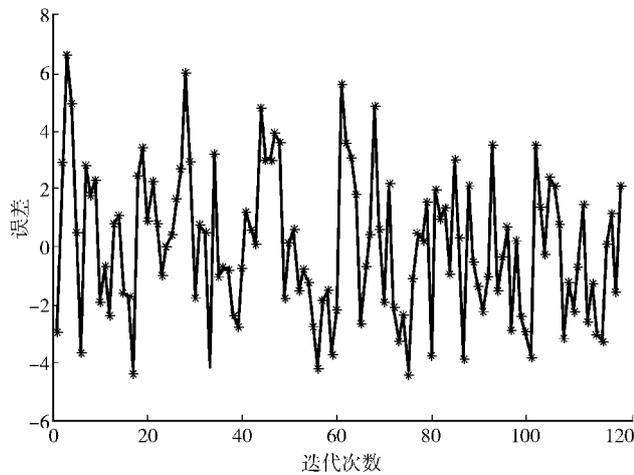


图 5 优化后的模糊神经网络预测误差

Fig. 5 The predictive error of optimized fuzzy neural network

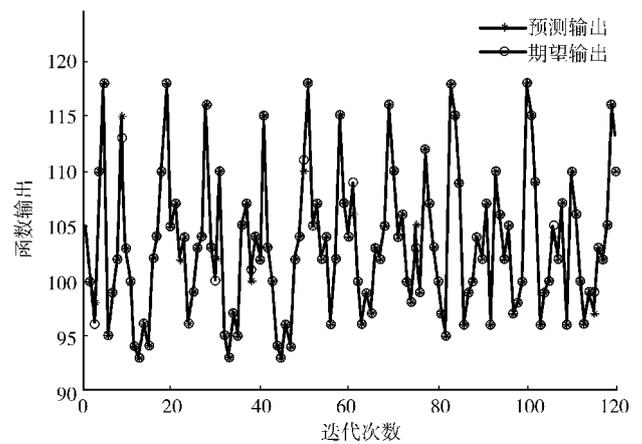


图 6 输出结果比较

Fig. 6 Compare of output

4 结论

针对机器人在三维空间的路径规划问题,本文基于模糊神经网络和遗传算法提出了一种新的路径规划方法。该方法首先根据路径长度和路径能量给出了三维路径规划的评价指标和优化函数,同时利用模糊神经网络建立了三维路径的五层结构,并结合遗传算法来优化并求解最优路径。最后利用仿真实验深入研究了影响该方法的关键因素,结果表明该方法具有更好的适应性。

参考文献:

[1] DEREK J B, COLIN R M. Distributed control of multi-robot systems using bifurcating potential fields[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2010, 58(3): 256-264.

[2] 李宝磊, 吕丹桔, 张钦虎, 等. 基于多元优化算法的路径规划

- [J].电子学报,2016,44(9):2242-2247.
- LI B L, LÜ D J, ZHANG Q H, et al. A path planner based on multi-variant optimization algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(9): 2242-2247.
- [3] 卜新苹, 苏虎, 邹伟, 等. 基于复杂环境非均匀建模的蚁群路径规划[J]. 机器人, 2016, 38(3): 276-284.
- BU X P, SU H, ZOU W, et al. Antcolony path planning based on non-uniform modeling of complex environment[J]. Robot, 2016, 38(8): 276-284.
- [4] 徐晓晴, 朱庆保. 动态环境下基于多人工鱼群算法和避碰规则库的机器人路径规划[J]. 电子学报, 2012, 40(8): 1694-1700.
- XU X Q, ZHU Q B. Multi-artificial fish-swarm algorithm and a rule library based dynamic collision avoidance algorithm for robot path planning in a dynamic environment[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(8): 1694-1700.
- [5] 李书杰, 王鹏, 陈宗海. 基于灰色定性理论的无陷阱人工势场[J]. 控制与决策, 2013, 28(6): 879-883.
- LI S J, WANG P, CHEN Z H. Artificial potential field without traps based on grey qualitative theory[J]. Control and Decision, 2013, 28(6): 879-883.
- [6] 王晓华, 傅卫平. 一种新的自主移动机器人主动式 SLAM 算法[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(11): 2334-2338.
- WANG X H, FU W P. New active SLAM algorithm for autonomous mobile robot[J]. System Engineering and Electronics, 2012, 34(11): 2334-2338.
- [7] 郜园园, 阮晓钢, 宋洪军, 等. 一种基于混合学习策略的移动机器人路径规划方法[J]. 控制与决策, 2012, 27(12): 1822-1827.
- GAO Y Y, RUAN X G, SONG H J, et al. Path planning method for mobile robot based on a hybrid learning approach[J]. Control and Decision, 2012, 27(12): 1822-1827.
- [8] WEN S H, ZHENG W, ZHU J H, et al. Elman fuzzy adaptive control for obstacle avoidance of mobile robots using hybrid force/position in corporation[J]. IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, 2012, 42(4): 603-608.
- [9] 梁晓丹, 蔺娜, 陈瀚宁. 基于细菌觅食行为的移动机器人动态路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(6): 1316-1324.
- LIANG X D, LIN N, CHEN H N. Mobile robot dynamic path planning based on bacterial foraging behavior[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(6): 1316-1324.
- [10] GYORFI J S, GAMOTA D R, MOK S M, et al. Evolutionary path planning with subpath constraints[J]. IEEE Transactions on Electronics Packaging Manufacturing, 2010, 33(2): 143-151.
- [11] BAZEILLE S, BARASUOL V, FOCCHI I M, et al. Quadruped robot trotting over irregular terrain assisted by stereo-vision[J]. Intelligent Service Robotics, 2014, 7(2): 67-77.
- [12] ZHANG B, LIU W, MAO Z, et al. Cooperative and geometric learning algorithm (CGLA) for path planning of UAVs with limited information[J]. Automatica, 2014, 50(3): 809-820.
- [13] 张献, 任耀峰, 王润芄. 基于自适应遗传算法的连续时空最优搜索路径规划研究[J]. 兵工学报, 2015, 36(12): 2386-2395.
- ZHANG X, REN Y F, WANG R P. Research on optimal search path programming in continuous time and space based on an adaptive genetic algorithm[J]. Acta ARMAMENTARII, 2015, 36(12): 2386-2395.
- [14] 柳长安, 鄢小虎, 刘春阳, 等. 基于改进蚁群算法的移动机器人动态路径规划方法[J]. 电子学报, 2011, 39(5): 1220-1224.
- LIUC A, YANX H, LIUCY, et al. Dynamic path planning for mobile robot based on improved ant colony optimization algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(5): 1220-1224.
- [15] 孙波, 陈卫东, 席裕庚. 基于粒子群优化算法的移动机器人全局路径规划[J]. 控制与决策, 2005, 20(9): 1052-1060.
- SUN B, CHEN W D, XI Y G. Particle swarm optimization based global path planning for mobile robots[J]. Control and Decision, 2005, 20(9): 1052-1060.
- [16] 彭艳, 国文青, 刘梅, 等. 基于切点优化人工势场法的三维避障规划[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(8): 1758-1762.
- PENG Y, GUO W Q, LIU M, et al. Obstacle avoidance planning based on artificial potential field optimized by point of tangency in three-dimensional space[J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(8): 1758-1762.
- [17] 张彪, 曹其新, 王雯珊. 使用三维栅格地图的移动机器人路径规划[J]. 西安交通大学学报, 2013, 47(10): 58-61.
- ZHANG B, CAO Q X, WANG W S. An algorithm for mobile robot path planning based on 3D grid map[J]. Journal of XI'AN JIAO TONG University, 2013, 47(10): 58-61.
- [18] 禹建丽, 程思雅, 孙增圻, 等. 一种移动机器人三维路径规划优化算法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2009, 40(2): 471-477.
- YU J L, CHENG S Y, SUN Z Q, et al. An optimal algorithm of 3D path planning for mobile robots[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2009, 40(2): 471-477.
- [19] 胡蓉, 徐蔚鸿, 甘岚. 一种连续增量学习模糊神经网络[J].

- 模式识别与人工智能, 2013, 26(8): 794-800.
- HU R, XU W H, GAN L. Incremental sequential learning for fuzzy neural networks pattern[J]. Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(8): 794-800.
- [20] POUZOLS F M, LENDASSE A. Evolving fuzzy optimally pruned extreme learning machine for regression problems[J]. Evolving Systems, 2010, 1(1): 43-58.
- [21] 邓万宇, 郑庆华, 陈琳, 等. 神经网络极速学习方法研究[J]. 计算机学报, 2010, 33(2): 279-287.
- DENG W Y, ZHENG Q H, CHEN L, et al. Research on extreme learning of neural networks[J]. Chinese Journal of Computers, 2010, 33(2): 279-287.
- [22] 曹凯, 陈国虎, 江桦, 等. 自适应引导进化遗传算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(8): 1884-1890.
- CAO K, CHEN G H, JIANG H, et al. Guided self-adaptive evolutionary genetic algorithm[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014, 36(8): 1884-1890.
- [23] 刘全, 王晓燕, 傅启明, 等. 双精英协同进化遗传算法[J]. 软件学报, 2012, 23(4): 765-775.
- LIU Q, WANG X Y, FU Q M, et al. Double elite coevolutionary genetic algorithm[J]. Journal of Software, 2012, 23(4): 765-775.

The Three-Dimensional Path Planning of Robots Based on Fuzzy Neural Network and Genetic Algorithm

CHEN Zhijun¹, ZENG Zheng²

(1. School of Electro-Mechanical and Information Technology, Yiwu Industrial and Commercial College, Yiwu Zhejiang 322000;
2. Media Academy, Chongqing Normal University, Chongqing 401331, China)

Abstract: [Purposes] In order to improve the path planning accuracy of robot. [Methods] A novel path planning method is proposed with fuzzy neural network and Genetic algorithm. [Findings] The evaluation indexes and optimization function are presented by path length and path energy, and the five-layer structure of three-dimensional path is built based on fuzzy neural network. Then, the optimal path is solved with genetic algorithm. [Conclusions] The key factors affecting the method are studied by simulation, and the results show that the method has better adaptability.

Keywords: robot; three-dimensional path planning; fuzzy neural network; genetic algorithm

(责任编辑 黄 颖)