

1-14-2022

Optimization and Prediction for Multi-robot Combination Maximum Coverage Area

Yutong Wang

1. School of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200444, China;;

Shiwei Ma

1. School of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200444, China;;

Yuanrui Yang

2. Department of Mechanical Engineering, National University of Singapore, Singapore 117576, China;

Chaoyu Chen

2. Department of Mechanical Engineering, National University of Singapore, Singapore 117576, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Optimization and Prediction for Multi-robot Combination Maximum Coverage Area

Abstract

Abstract: Aiming at the optimal control of the multi-robot combination maximum coverage area, based on the intensity radial attenuation disc model and following the superposition principle, a method for estimating, optimizing and predicting the effective coverage area of the multi-robot combination is proposed. *The Monte Carlo method is used to estimate the effective coverage area of the robot combination, and the multiple population genetic algorithm is used to obtain the maximum effective coverage area of the combination, and the support vector machine regression is used to predict the relationship between the number of robots and the maximum effective coverage area.* Simulation experiments are carried out for the optimization and prediction results. The results show that the method has good optimization and prediction performance when the target function is complex, and the number of training samples is limited.

Keywords

multi-robot collaboration, coverage area, multi-group genetic algorithm, radial attenuation disk model

Recommended Citation

Wang Yutong, Ma Shiwei, Yang Yuanrui, Chen Chaoyu. Optimization and Prediction for Multi-robot Combination Maximum Coverage Area[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(1): 86-92.

多机器人组合最大覆盖面积寻优及预测方法

王语童¹, 马世伟¹, 杨元睿², 陈超宇²

(1. 上海大学 机电工程与自动化学院, 上海 200444; 2. 新加坡国立大学 机械工程系, 新加坡 117576)

摘要: 针对多机器人协同情况下最大覆盖面积的最优控制问题, 提出了一种遵循叠加原则和强度径向衰减圆盘模型的多机器人组合有效覆盖面积估计、寻优、预测方法。使用蒙特卡罗法对机器人组合的有效覆盖面积值进行估算; 使用多种群遗传算法得出组合的最大有效覆盖面积; 使用支持向量回归机预测机器人个数与最大有效覆盖面积之间的关系。针对寻优以及预测结果进行了仿真实验, 结果表明: 在目标函数复杂和训练样本数少的情况下该方法具有良好的寻优和预测性能。

关键词: 多机器人协同; 覆盖面积; 多种群遗传算法; 径向衰减圆盘模型

中图分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2022)01-0086-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.20-0630

Optimization and Prediction for Multi-robot Combination Maximum Coverage Area

Wang Yutong¹, Ma Shiwei¹, Yang Yuanrui², Chen Chaoyu²

(1. School of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200444, China;

2. Department of Mechanical Engineering, National University of Singapore, Singapore 117576, China)

Abstract: Aiming at the optimal control of the multi-robot combination maximum coverage area, based on the intensity radial attenuation disc model and following the superposition principle, a method for estimating, optimizing and predicting the effective coverage area of the multi-robot combination is proposed. *The Monte Carlo method is used to estimate the effective coverage area of the robot combination, and the multiple population genetic algorithm is used to obtain the maximum effective coverage area of the combination, and the support vector machine regression is used to predict the relationship between the number of robots and the maximum effective coverage area.* Simulation experiments are carried out for the optimization and prediction results. The results show that the method has good optimization and prediction performance when the target function is complex, and the number of training samples is limited.

Keywords: multi-robot collaboration; coverage area; multi-group genetic algorithm; radial attenuation disk model

引言

随着机器人和人工智能技术的不断发展, 智能机器人系统越来越多地应用于现实生产和日常生活中。但是在实际应用过程中, 单机器人往往会受到体积、运动范围、计算能力等因素的限制, 难以

完成大范围、复杂环境的智能化应用。因此, 需要通过多个自主机器人间的协调控制, 构成多机器人组合, 以实现单机器人无法或难以完成的任务, 并且多机器人组合在任务执行效率、灵活性、动态信息探测与捕获等方面都有巨大的优势。其中, 多机器人覆盖面积的最优控制是多机器人协作技术研究

收稿日期: 2020-08-26

修回日期: 2020-09-16

基金项目: 新疆兵团重大项目子项目(2018AA008-04)

第一作者: 王语童(1998-), 女, 硕士生, 研究方向为多机器人深度强化学习。E-mail: 13508894496@163.com

通讯作者: 马世伟(1965-), 男, 博士, 教授, 研究方向为信号处理、图像处理和模式识别等。E-mail: masw@shu.edu.cn

究的重点问题之一,它是实现诸如机器人避障、多机器人通信、路径设计与规划等其他多机器人协同控制相关问题的理论前提和技术突破口。

在国内研究中,文献[1]将拟物力算法中的拟万有引力和拟库仑力与粒子群算法相结合,提出了一种基于惯性权重的拟物粒子群算法,有效减少了重复覆盖。文献[2]提出一种改进差分进化算法下的网络节点部署优化策略。文献[3]提出一种基于二项感知覆盖的自适应虚拟力粒子群优化算法;在国外研究中,文献[4]提出了一种用于静态目标覆盖的算法。文献[5]研究了非均匀动态需求下的传感器覆盖问题,其中覆盖要求越高的位置所需传感器的覆盖强度越高。文献[6]提出了一种分布式反群集算法,该算法适用于静态环境,利用排斥势函数来移动机器人,使其自身收益最大化,并保持彼此距离,避免与附近机器人或障碍物碰撞;其研究目标是至少一次覆盖整个目标区域。文献[7]提出基于元启发式的遗传算法解决目标覆盖问题,用最少的传感器节点构成目标覆盖集,但算法容易收敛至局部最优。文献[8]提出了一种通过改进交叉和变异操作的遗传算法以解决目标覆盖问题,该算法一定程度上提高了覆盖率,但收敛精度不够高。文献[9]提出一种基于花朵授粉算法的覆盖优化,取得了较好的覆盖效果,但收敛速度较慢,且节点均匀度不够理想。

现有研究多为基于理想化双值圆盘模型,即每个机器人以自己为中心作圆,圆内的覆盖强度恒定且非零,圆外的覆盖强度为零。然而在现实应用中,覆盖强度会随着与机器人距离的增加而衰减,以径向变化圆盘为覆盖强度建模的研究寥寥无几。

因此,本文提出了一种基于叠加原则和强度径向衰减圆盘模型的多机器人组合有效覆盖面积的估计、寻优、预测方法,通过多种群遗传算法和支持向量回归机等机器学习手段建立寻优及预测模型。

1 机器学习算法介绍

1.1 多种群遗传算法

为避免传统遗传算法中的未成熟收敛问题,本

文采用多种群遗传算法进行函数寻优。如图 1 所示,使用标准遗传算法作为种群 1~N 的进化方式,每个种群都使用轮盘赌选择、位点变异、单点交叉,以及二进制编码,并赋予不同的交叉概率和变异概率^[10]。

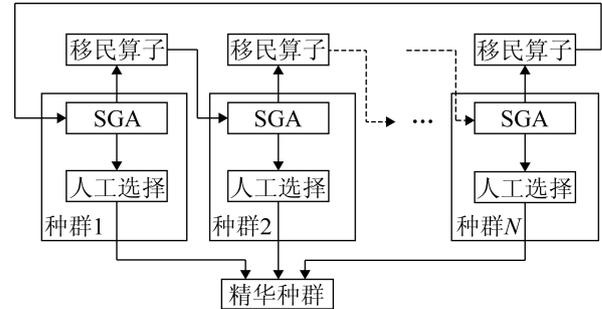


图 1 多种群遗传算法示意图

Fig. 1 Schematic diagram of multiple population genetic algorithm

在多种群遗传算法中,各种群相对独立,但它们之间能通过移民算子来实现信息交换和协同进化。每个固定的进化代数都用源种群中的最优个体来替换目标种群中的最差个体。此外,多种群遗传算法中还设有精华种群。在每一次进化中,通过人工选择算子筛选出普通种群中目标函数最大的最优个体放入精华种群。精华种群不进行交叉、选择、变异等遗传操作,保证了在进化过程中最优个体不会被改变和丢失。本文采用最优个体的最少保持代数来判断算法是否终止,这一判据充分利用了多个不同种群在进化过程中所累积的知识,比使用最大遗传代数作为终止判据更为准确。

1.2 支持向量回归机

通过在支持向量机分类模型的基础上引入 ε 不敏感损失函数,可以得到回归型支持向量机 SVR^[11]。当支持向量机应用于回归分析时,其指导思想不再是寻找一个离 2 类样本尽可能远的最优分类面,而是寻找一个使所有训练样本的误差总和最小的最优分类面,如图 2 所示。

在传统回归模型中,常直接基于模型输出 $f(x)$ 与真实输出 y 之间的差值来设计损失函数,只有在

$f(x)$ 与 y 完全相同时, 损失才为 0。而在 SVR 中, 假设可以容忍模型的输出预测值 $f(x)$ 与真实输出 y 之间最多有 ε 的偏差, 只有当 $f(x)$ 与 y 之间偏差的绝对值大于 ε 时才计入损失。这等效于以 $f(x)$ 为中心, 建立一个宽度为 2ε 的容忍误差间隔带, 如果样本落入这个容忍误差间隔带中, 则可以被认为是预测正确。目前, SVR 模型已经被成功地运用在优化控制和非线性建模与预测等领域。

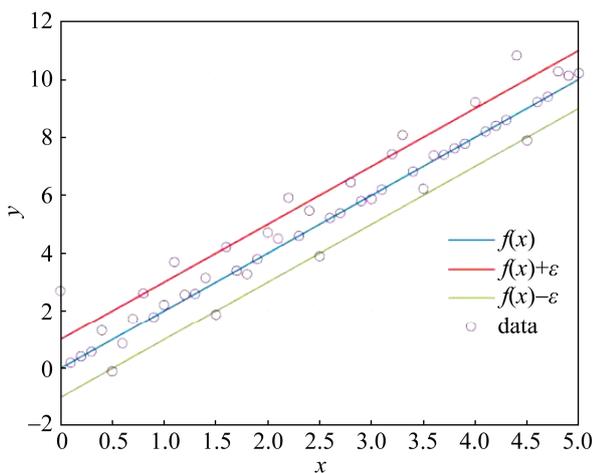


图 2 支持向量机示意图

Fig. 2 Schematic diagram of support vector machine

2 有效覆盖面积估算模型的寻优和预测方法

2.1 遵循叠加原则的径向衰减圆盘模型

一般而言, 机器人的覆盖通常是指可以被机器人以某种物理方式感知或影响的几何区域。理想情况下, 常将该区域建模为以机器人为中心的固定半径的圆盘, 即每个机器人在以其为中心圆的内部具有非零的恒定覆盖强度, 而在外部具有零强度。但本文采用了径向衰减圆盘模型作为单个机器人的覆盖区域模型, 各机器人所产生的覆盖强度遵循叠加原则, 更符合现实世界中设备的自然特征^[12]。

考虑一组位于平面上的 n 个机器人, $n=1, 2, \dots, n$, 这组机器人可以用来构成一个多自治机器人组合。设 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$, 为机器人的二维平面位置, 则称 S 为机器人的集合。单个机器人的覆盖面

积可以建模为一个覆盖强度径向衰减的圆盘模型, 如图 3 所示, 对于机器人 S_i , 其半径为 r , 有效半径为 \hat{r} , 中心为 S_i 。

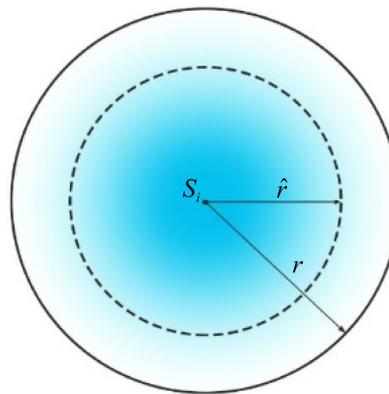


图 3 径向衰减圆盘模型

Fig. 3 Radial attenuation disc model

设机器人 S_i 在平面中任一点 P 产生的覆盖强度由强度函数 $I(\|P - S_i\|)$ 确定, I 随着该点离机器人的距离 $\|P - S_i\|$ 增加而递减。若机器人 S_i 的覆盖区域(其面积表示为 C_i)内所有点 P 的覆盖强度都大于 0, 那么其有效覆盖区域(其面积表示为 \hat{C}_i)内所有点 P 的覆盖强度都应达到或超过某一确定阈值 $\gamma > 0$ 。在图 3 中, 颜色越深的区域表示覆盖强度越大, 则有 $I(r)=0, C_i = \pi r^2, I(\hat{r})=\gamma$ 以及 $\hat{C}_i = \pi \hat{r}^2$ 。

为了更加贴合现实操作中机器人组合的协作行为, 针对多个机器人覆盖重叠区域中的某点采用叠加原理, 即在多个机器人重叠覆盖区域中, 点的覆盖强度可以看作多个机器人各自在该点上共同作用实现的强度总和:

$$I(P) = \sum_{i=1}^n I(\|P - S_i\|) \tag{1}$$

式中: $I(P)$ 为点 P 的总覆盖强度; $I(\|P - S_i\|)$, $S_i \in S$ 为点 P 在单个机器人 S_i 作用下的覆盖强度。因此, 即使一个点不在单个机器人的有效覆盖区域内, 但该点也有可能成为该机器人所属的机器人组合的有效覆盖区域的一部分。如图 4 所示, 其中红线内区域为机器人组合的有效覆盖区域, 虚线内区域为单个机器人的有效覆盖区域。

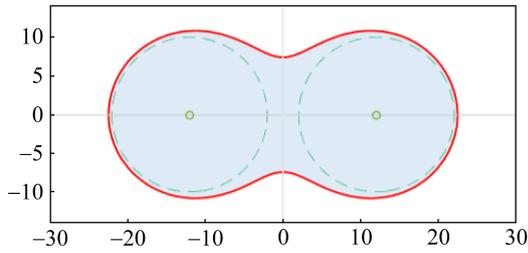


图 4 2 个机器人组合的有效覆盖面积

Fig. 4 Effective coverage area of two-robot combination

2.2 有效覆盖面积估算方法

为了建立多机器人有效覆盖面积的估算模型, 本文使用笛卡尔坐标系来表示机器人和点的位置, 使用蒙特卡罗方法来估算机器人组合有效覆盖面积的值。这是使用随机抽样的概率估算方法, 以随机抽样事件会出现的频率来估计其发生的概率。假设所有机器人的强度函数都为

$$I(\|P - S_i\|) = 1/\|P - S_i\|^2 \quad (2)$$

式中: $\|P - S_i\|$ 为平面上点 P 到机器人 S_i 的欧氏距离。

设在面积为 D 的范围内均匀的选取 n 个点, 计算每个点的强度, 设强度大于阈值 $1/\hat{r}^2$ 的点的数量为 \hat{n} , 则可用式(3)来估算机器人组合的有效覆盖面积。

$$\hat{C} = \hat{n} / n \cdot D \quad (3)$$

由此可见, 寻找机器人组合的最大有效覆盖面积问题转化为一个函数寻优问题。其中自变量为机器人组合中每个机器人的坐标, 应变量为机器人组合的有效覆盖面积, 可将其作为下述函数寻优时的目标函数。

2.3 最大有效覆盖面积的寻优及预测方法

本文使用多种群遗传算法进行多元非线性函数寻优, 最终得到机器人个数分别为 $1 \sim N$ 个机器人组合的最大有效覆盖面积, 以及此时机器人的坐标。具体方法分为 3 个步骤:

(1) 随机初始化多个自变量并将他们编码得到多个个体, 再将个体随机平均分为多个种群, 每个种群设置不同的交叉、变异概率。基于所求函数的应变变量设置适应度, 并通过选择、交叉、变异对个体进行筛选和进化, 使适应度值大的个体被保留,

小的个体被淘汰;

(2) 通过移民算子将各种群在进化过程中出现的最优个体定期引入其他的种群中, 实现种群之间的信息交换。在进化的每一代, 通过人工选择算子选出其他种群的最优个体放入精华种群加以保存。这样反复循环, 直至满足条件, 求得函数最优解;

(3) 将多种群遗传算法所得到的寻优结果作为样本集, 使用机器学习算法, 例如神经网络和支持向量机等, 对机器人个数与最大有效覆盖面积之间的关系进行预测。经过仿真性能比较, 本文采用 SVR 进行预测, 其中使用径向基函数 RBF(radial basis function)作为支持向量机的核函数。具体实现时, 首先使用留出法划分训练集与测试集, 选用 m 个样本作为训练集, $(N-m)$ 个样本作为测试集。为了避免输入数据落入激活函数的饱和区域, 同时保持数据的原有特征, 对输入数据进行归一化预处理。由于不同的模型参数对模型性能的影响很大, 所以先使用交叉验证法寻找最佳参数 c (惩罚因子) 和最佳参数 g (核函数的带宽), 然后利用得到的最佳超参数组合来训练模型。训练结束后, 即可用所得模型进行最大有效覆盖面积预测。

为了评价不同回归方法的预测性能, 用 2 个指标进行评价:

(1) 均方误差: 用输出值与真实值之间的均方误差来判断输出结果的精准度:

$$S_{ME} = \frac{\sum_{i=1}^N |\hat{y}_i - y_i|}{N} \quad (4)$$

式中: \hat{y}_i 为测试样本的输出预测值; y_i 为测试样本的真实值; N 为测试样本的数目。均方误差越小, 则表示预测值与真实值越接近, 模型预测的越准确, 反之则预测越不准确。

(2) 决定系数: 表现预测值与真实值的相关性

$$R^2 = \frac{\left(N \sum_{i=1}^N \hat{y}_i y_i - \sum_{i=1}^N \hat{y}_i \sum_{i=1}^N y_i \right)^2}{\left(N \sum_{i=1}^N \hat{y}_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N \hat{y}_i \right)^2 \right) \left(N \sum_{i=1}^N y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N y_i \right)^2 \right)} \quad (5)$$

决定系数范围在 $[0, 1]$ 内, 越接近 1, 表示预测

值与真实值的相关性越强,模型的性能越好,反之,越接近于 0,表示预测值与真实值的相关性越弱,模型的性能越差。

3 仿真实验及结果分析

通过计算机仿真实验验证了本文方法的有效性。仿真实验中,设 $N=10$,使用上述的寻优及预测方法。实验平台为 Windows10,64 位操作系统,Intel(R) Core(TM) i7-6500U CPU@2.50 GHz 处理器,使用的 MATLAB R2018b 工具箱包括 Sheffield 遗传算法、Libsvm 和神经网络工具箱。

3.1 多种群遗传算法寻优实验

使用多种群遗传算法求得机器人个数分别为 1~10 个机器人组合的最大有效覆盖面积,以及此时机器人的坐标。根据式(2)和(3)设置寻优目标函数。用于估算有效覆盖面积的参数设置为:有效半径 10,强度阈值 0.01,估算范围 250×250 ,估计点间隔为 1。表 1 给出了多种群遗传算法的参数设置,在对各种群选择控制参数时,可以采用在合理范围内随机取值的方式弥补传统遗传算法控制参数值单一的缺点。现有研究表明交叉概率取值在 $[0.7, 0.9]$,

变异概率取值 $[0.001, 0.05]$ 时,得到的结果较可观^[13]。

图 5 给出了 4 个机器人组合的有效覆盖面积进化过程图,由图 5 可见,最优个体代数达到 15 代后最优解趋于稳定,达到第 40 代时满足终止条件,获得了 4 个机器人的有效覆盖面积最优解为 2 224.171,记录此时的机器人坐标,以备后续的回归及预测实验之用。

同样对于多机器人组合的情况进行了实验,都得到了稳定收敛的最优解。图 6 给出了最终获得的 1~10 个机器人组合的最大有效覆盖面积值。由图 6 可见,机器人个数与组合最大有效覆盖面积呈正相关,表明了寻优算法的有效性。

3.2 回归及预测实验

采用 3.1 节的寻优结果,对输入数据进行归一化预处理,将其转化为 $[-1, 1]$ 之间的数。首先,分别使用 BP (Back Propagation)神经网络、RBP 神经网络和 SVR 回归模型进行了实验,使用留出法划分训练集与测试集,选用 7 个样本作为训练集,3 个样本作为测试集,对训练集和测试集进行 10 次随机划分,重复进行实验评估后得到 3 种不同回归模型的性能平均值,结果如表 2 所示。

表 1 多种群遗传算法参数
Table 1 Multiple population genetic algorithm parameters

种群个数	种群大小	编码长度	代沟	交叉概率	变异概率	最优个体最少保持代数
10	40	20	0.9	$[0.7, 0.9]$ 范围内随机产生	$[0.001, 0.05]$ 范围内随机产生	15

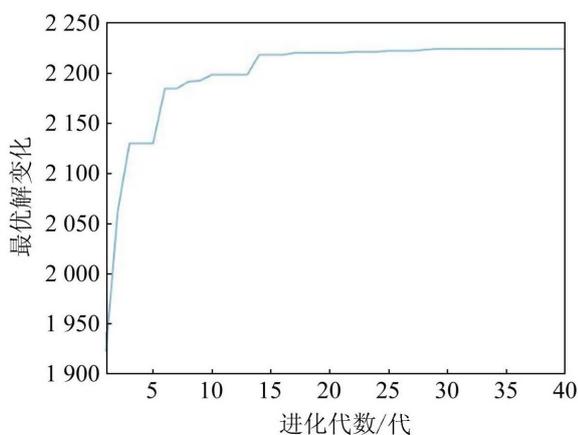


图 5 4 个机器人组合的多种群遗传算法进化过程图
Fig. 5 Evolutionary diagram of multiple population genetic algorithm for four-robot combination

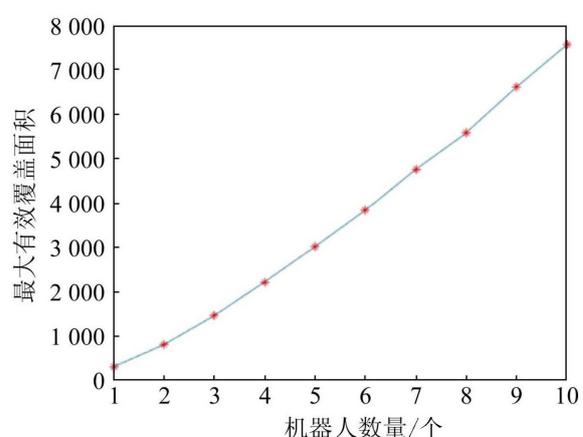


图 6 1~10 个机器人组合的最大有效覆盖面积
Fig. 6 Maximum effective coverage area of 1~10 robot combinations

表 2 3 种回归算法性能

Table 2 Performance comparison of 3 regression algorithms

算法	均方误差 S_{MW}	决定系数 R^2
BP 神经网络	0.556 96	0.953 38
RBF 神经网络	0.083 87	0.995 97
SVR	0.002 35	0.999 47

由表 2 可见, 与 BP 和 RBP 相比, SVR 的均方误差最小, 决定系数最大, 表明其回归准确度高, 预测值与真实值的相关性高。因此, 本文方法中选择 SVR 作为最终的回归模型。

进一步, 可使用 SVR 对机器人的个数与最大有效覆盖面积之间的关系进行预测。表 3 给出了 SVR 的参数设置, 并使用了交叉验证法去寻找最佳惩罚因子和最佳核函数的带宽。

表 3 SVR 参数设置

Table 3 Support vector regression parameters

核函数	惩罚因子 c	核函数带宽 g
RBF 核	4.924 6	0.076 9

图 7 为测试集的预测结果, 表明采用 RBF 核的 SVR 算法, 能够准确地预测多机器人组合情况下, 机器人的个数与最大有效覆盖面积之间的关系。

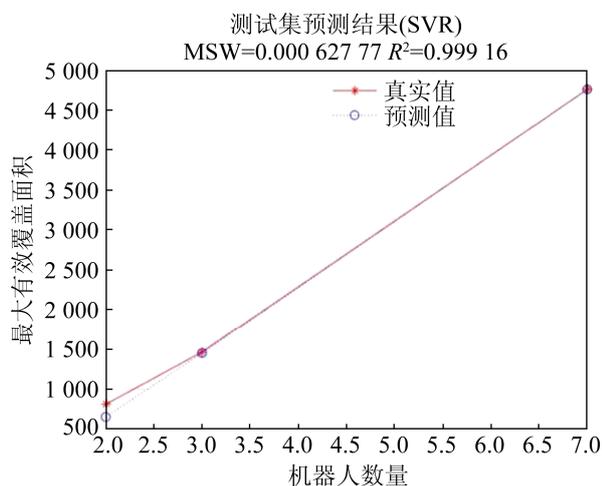


图 7 SVR 测试集预测值与真实值对比

Fig. 7 Support vector machine regression test set predicted value and true value comparison

4 结论

本文采用强度径向衰减圆盘模型作为单个机

器人覆盖面积模型, 多机协作所产生的覆盖强度遵循叠加原则, 比双值模型更贴合现实操作中多机协作行为。使用蒙特卡罗法对有效覆盖面积进行估算, 然后使用多种群遗传算法进行多机器人组合的最大有效覆盖面积寻优, 能够取得较好的全局最优解, 进而可使用 SVR 对机器人个数与最大有效覆盖面积关系进行预测。仿真实验和性能比较结果表明, 在目标函数复杂和训练样本数少的情况下, 该方法具有良好的寻优和预测性能。下一步研究将增多实验数据, 改进最优参数, 从而进一步提高寻优和预测精度。

参考文献:

- [1] 郭超, 杨宇轩, 胡荣磊, 等. 基于粒子群算法的 WSN 覆盖优化[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(4): 5.
Guo Chao, Yang Yuxuan, Hu Ronglei, et al. WSN Coverage Optimization Based on Particle Swarm Optimization[J]. Application Research of Computers, 2020, 37(4): 5.
- [2] 王振东, 刘燧桃, 胡中栋, 等. 改进差分进化算法下的无线传感器网络覆盖优化[J]. 小型微型计算机系统, 2020, 41(5): 6.
Wang Zhendong, Liu Fantao, Hu Zhongdong, et al. Coverage Optimization of Wireless Sensor Networks Based on Improved Differential Evolution Algorithm[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2020, 41(5): 6.
- [3] 齐薇, 虞慧群, 范贵生, 等. 基于自适应粒子群的 WSN 覆盖优化[J]. 计算机科学, 2020, 47(7): 243-249.
Qi Wei, Yu Huiqun, Fan Guisheng, et al. WSN Coverage Optimization Based on Adaptive Particle Swarm Optimization[J]. Computer Science, 2020, 47(7): 243-249.
- [4] Liao Z F, Wang J X, Zhang S G, et al. Minimizing Movement for Target Coverage and Network Connectivity in Mobile Sensor Networks[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems (S1045-9219), 2015, 26(7): 1971-1983.
- [5] Khampeerpat T, Jaikaeo C. Mobile Sensor Relocation for Nonuniform and Dynamic Coverage Requirements[J]. The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers (S0913-5693), 2017, 100(3): 520-530.
- [6] Ganganath N, Cheng C T, Tse C K. Distributed

- Antiflocking Algorithms for Dynamic Coverage of Mobile Sensor Networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics (S1551-3203), 2016, 12(5): 1795-1805.
- [7] Chand S, Kumar B. Genetic Algorithm-Based Meta-heuristic for Target Coverage Problem[J]. IET Wireless Sensor Systems (S2043-6394), 2018, 8(4): 170-175.
- [8] Liang C K, Lin Y H. A Coverage Optimization Strategy for Mobile Wireless Sensor Networks Based on Genetic Algorithm[C]//IEEE International Conference on Applied System Invention (ICASI). Chiba: IEEE, 2018. 1272-1275.
- [9] Binh H T T, Hanh N T, Dey N. Improved Cuckoo Search and Chaotic Flow Pollination Optimization Algorithm for Maximizing Area Coverage in Wireless Sensor Networks[J]. Neural Computing and Applications (S1433-3058), 2018, 30(7): 2305-2317.
- [10] Cochran J K, Hornig S M, Fowler J W. A Multi-Population Genetic Algorithm to Solve Multi-Objective Scheduling Problems for Parallel Machines[J]. Computers & Operations Research (S0305-0548), 2003, 30(7): 1087-1102.
- [11] Drucker H, Burges C J C, Kaufman L, et al. Support vector regression machines[J]. Advances in neural information processing systems (S1049-5258) , 1997, 28(7): 779-784.
- [12] Yang Y R, Chen C Y P. Effective Coverage of Two-Robot Team with Radial Attenuation Models[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems (S0921-0296), 2021, 103(3): 1-13.
- [13] Xu Z, Zhang Z J, Jiang W, et al. Fault Recovery of Distribution Network Containing Distributed Generation Based on Heuristic Search Algorithm and Multi-Population Genetic Algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering (S2164-2583), 2018, 6(3): 100-108.