

# 基于群体智能的目标搜索及路径规划机制

程 潇, 王 凯, 张 硕

天津理工大学计算机科学与工程学院, 天津

收稿日期: 2022年3月9日; 录用日期: 2022年4月7日; 发布日期: 2022年4月14日

## 摘 要

随着万物互联新型业务迅速发展, 为智能化目标搜索及路径规划带来新的机遇。当前目标搜索及路径规划方法主要依赖于路径相对固定的静态全局地图, 面向障碍物动态变化导致路径不固定的情形往往难以应对。本文引入群体智能思想, 结合分布式计算、信息正反馈及启发式搜索等方法, 从不依赖于全局地图及可支持路径动态变化角度, 提出基于改进蚁群优化的目标搜索及路径规划机制, 在目标搜索中持续优化路径选择以适应路径动态变化, 实现高效目标搜索及路径规划。

## 关键词

目标搜索, 路径规划, 群体智能, 启发式, 蚁群算法

# Swarm Intelligence Based Target Searching and Path Planning Mechanism

Xiao Cheng, Kai Wang, Shuo Zhang

School of Computer Science and Engineering, Tianjin University of Technology, Tianjin

Received: Mar. 9<sup>th</sup>, 2022; accepted: Apr. 7<sup>th</sup>, 2022; published: Apr. 14<sup>th</sup>, 2022

## Abstract

With the rapid development of novel services under Internet of Everything, it brings new opportunities for intelligent target searching and path planning. Currently, target searching and path planning mainly depend on static global map of relatively fixed paths; it is hard to deal with the situation that paths are not fixed due to the dynamic change of obstacles. This paper, introducing the idea of swarm intelligence, by integrating the methods of distributed computing, information positive feedback, and heuristic search, proposes the ant colony optimization based target searching and path planning mechanism from the perspective of supporting dynamic path changing without global map. Thus, the path selection is continuously optimized to adapt to the dynamic

changing path information, so as to achieve efficient target searching and path planning.

## Keywords

Target Searching, Path Planning, Swarm Intelligence, Heuristic, Ant Colony Optimization

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

近年来,随着计算机技术和互联网技术迅速发展及其结合应用规模持续扩大,云计算、边缘计算、物联网等技术得到广泛应用并与人们生活全面融合[1],尤其是万物互联提供了丰富的移动服务场景,如何将新兴方法加以应用,开展万物互联应用场景下智能化的目标搜索及路径规划研究成为新的挑战[2]。当前目标搜索及路径规划方法主要依赖于已有的全局化地图针对于静态路径设计,比如Dijkstra算法[3]、Lee算法[4]、Floyd算法[5]等。然而,面向路径不固定即障碍物存在动态移动的业务场景,当前目标搜索及路径规范方案难以快速反映实时路径信息,无法适应于路径动态变化及持续性优化路径规划的要求[6]。

由此,本文面向不依赖全局化的静态地图及障碍物动态变化的目标搜索及路径规划场景,结合分布式计算、信息正反馈[7]和启发式搜索[8]等方法引入群体智能思想,提出基于改进蚁群优化的目标搜索及路径规划机制,使之适用于路径信息动态变化的情形,并支持在目标搜索及路径规划中持续性优化路径选择,提高搜索及规划效率。

## 2. 系统设计

### 2.1. 系统应用场景

系统应用场景如图1所示。

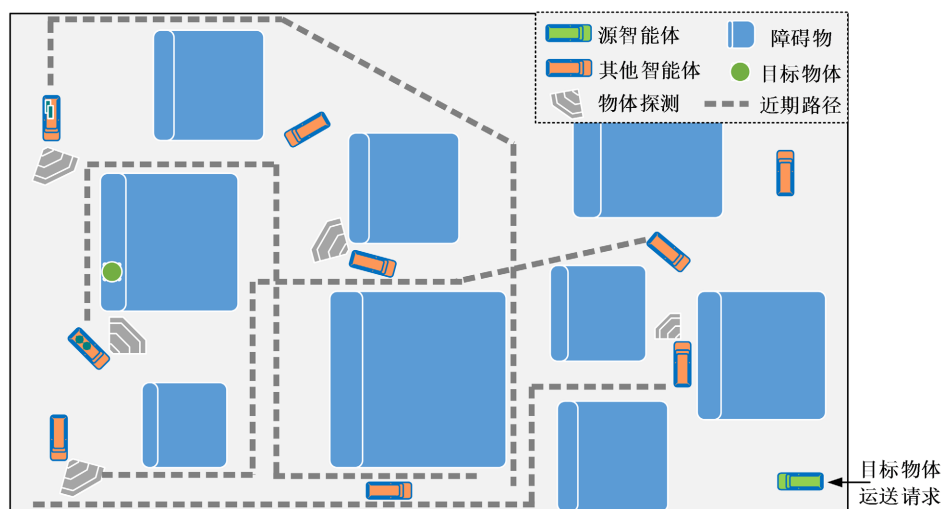


Figure 1. Service scenarios of the system

图1. 系统服务场景

在系统服务场景中, 存在大量智能体来负责运送物体, 物体在其初始被放置的位置处构成障碍物, 障碍物的位置会随着构成其的物体被智能体移动到其他地点而发生变化(比如物流仓库中快件被机器人重新摆放位置或移动分类), 因此到达某目标物体的路径是不固定且有多种规划的。每个智能体在其所需物体搜索及运送过程中, 能够使用所携带传感设备收集其所探测到的物体信息并记录近期的移动路径, 当接收到对某目标物体的位置请求信息时, 若该智能体近期探测到过该目标物体, 则向请求源(即源智能体)发送其近期的移动路径信息。源智能体周期性地向其他移动智能体发送目标物体位置请求, 根据每次接收到的新路径信息并结合当前已有路径信息动态规划前进路径, 直到到达目标物体。

## 2.2. 系统工作流程

系统整体工作流程如图 2 所示。

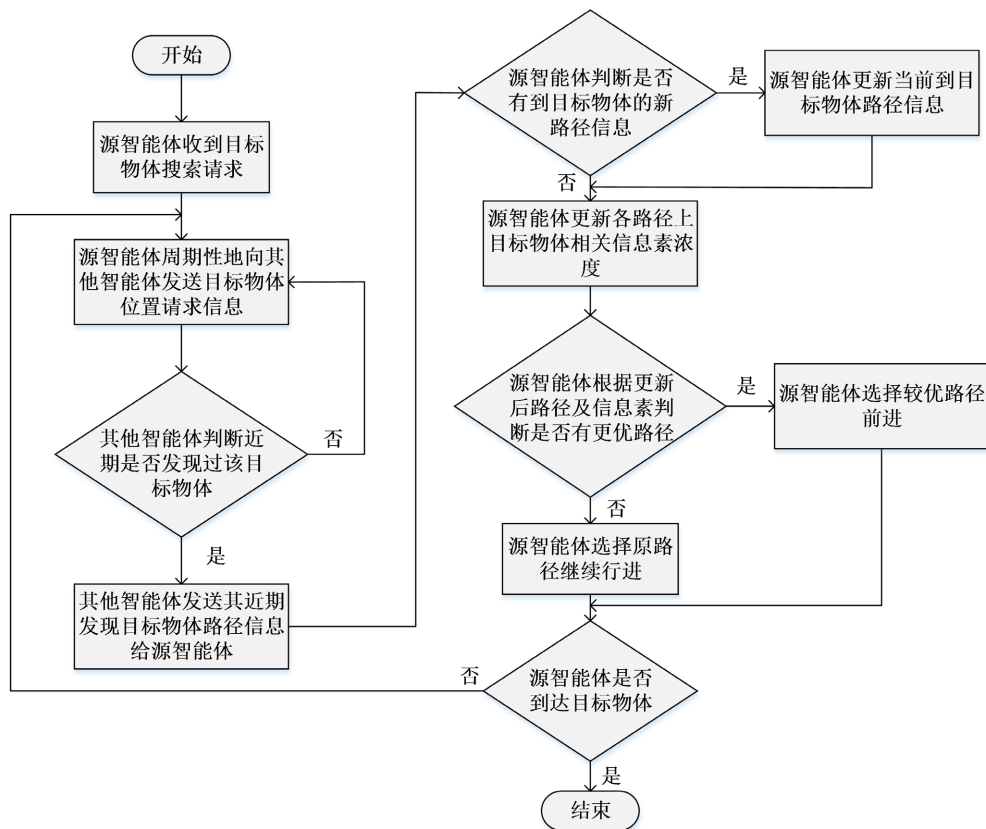


Figure 2. Working flow of the system  
图 2. 系统工作流程

系统整体工作流程可描述为: 1) 源智能体接收对于目标物体的搜索请求; 2) 源智能体向其他正在移动的智能体发出所需搜索的目标物体信息, 希望获得当前能通到目标物体的若干路径; 3) 其他智能体收到请求后, 查看自身近期移动过程中是否有对该目标物体所在位置的记录, 若有相关目标物体所在位置记录信息, 则发送其近期行进路径给源智能体, 否则不回复等待新请求; 4) 源智能体收到其他智能返回消息, 判断是否有新的到目标物体的路径信息反馈, 若有新的路径则更新当前已有全部路径形成最新地图信息, 若没新路径则维持原路径地图; 5) 源智能体更新各路径所分布的目标物体的信息素浓度; 6) 源智能体根据最新信息素浓度在各路径上分布情况, 判断是否有更优到达目标物体的路径, 若存在更优路

径, 则选择新路径前进, 否则延原路径前进; 7) 源智能体判断是否发现目标物体, 若发现目标物体则停止搜索, 否则回到步骤二继续流程。

### 3. 关键技术

#### 3.1. 动态路径规划

依据周期性更新的路径信息及目标物体在各路径上信息素浓度变化情况, 对到目标物体的路径进行动态规划, 本文主要考虑两个指标, 包括区域为指标和以时间步长为指标, 利用栅格编号作为坐标点进行路径信息转化, 具体如下所示:

$$X : x_i = a \cdot (\text{mod}(i, MM) - 0.5) \quad (1)$$

$$Y : y_i = a \cdot (MM + 0.5 - \text{ceil}(i/MM)) \quad (2)$$

其中,  $a$  为每个栅格边长,  $MM$  为横纵坐标的最大栅格数值,  $(x_i, y_i)$  为每个栅格坐标,  $i$  为每个小正方形的栅格编号,  $\text{mod}()$  为取余计算,  $\text{ceil}()$  为其结果向正方向取整。

#### 3.2. 信息素浓度分布变化

本文对目标物体在各路径上分布的信息素浓度的变化考虑两个方面, 一方面各路径上已有的信息素浓度是随着时间挥发的, 主要用于应对障碍物移动后原有路径发生变化可能导致源智能体前进路径堵塞的问题, 减少不在最新到目标物体路径中的原有路径被选择的可能性; 另一方面各路径上所对应目标物体的信息数浓度是可以随着其他智能体反馈的新路径信息增加的, 用于支持源智能体周期性地动态规划到目标物体的新路径, 并持续性地优化其搜索效率及路径选择。首先, 目标物体在各路径上的遗留的信息素浓度随着时间其挥发速度是逐渐增加的, 如下所示:

$$RC(t, t+1) = \int_t^{t+1} RC(t) \cdot e^{-\gamma t} dt \quad (3)$$

表示在从时间  $t$  到时间  $t+1$  时, 该目标的遗留浓度变化情况。通过基于时间的快速挥发机制, 来尽快减少到达目标物体在未获得加强的路径上所分布的信息素浓度。

另外, 到达目标物体的路径上其相关信息素浓度的增量是依据其他智能体该周期内反馈的新路径信息定的, 对目标的单向探测在确定时延下没有获得反馈不会带来浓度增量, 并且引入了多反馈结果的叠加机制, 可以表述为:

$$AC(t, t+1) = \sum_{w=1}^m \Delta C(t, t+1) \cdot x_w \quad (4)$$

其中,  $x_w$  的取值至各路径与目标物体所在位置的距离有关, 若路径与该目标物体所在位置的距离越近, 相关反馈结果会使该路径上目标的信息素浓度增量越高, 达到快速动态规划到达目标物体当前位置路径的目的。源智能体每个周期进行下一路径选择时, 依据当前可选路径所分布的目标物体信息素浓度情况进行选择, 相关信息素浓度越高当前该路径被源智能体被选择的概率越高。

#### 3.3. 蚁群优化改进

本文改进的蚁群优化流程图如图 3 所示。其中, 左侧为经典蚁群优化(Classical Ant Colony Algorithm, C-ACA), 右侧为被调用的蚁群优化方法, 由于经典的蚁群优化方法会因为每次选择最大概率的路径作为下一前进路径, 可能导致路径规划陷入局部最优, 本文考虑在根据每个周期更新后的路径所分布的目标物体信息素浓度情况下, 结合轮盘赌方法对浓度相近的候选路径进行一定的概率选择, 优化动态规划路

径的效率及成功率。

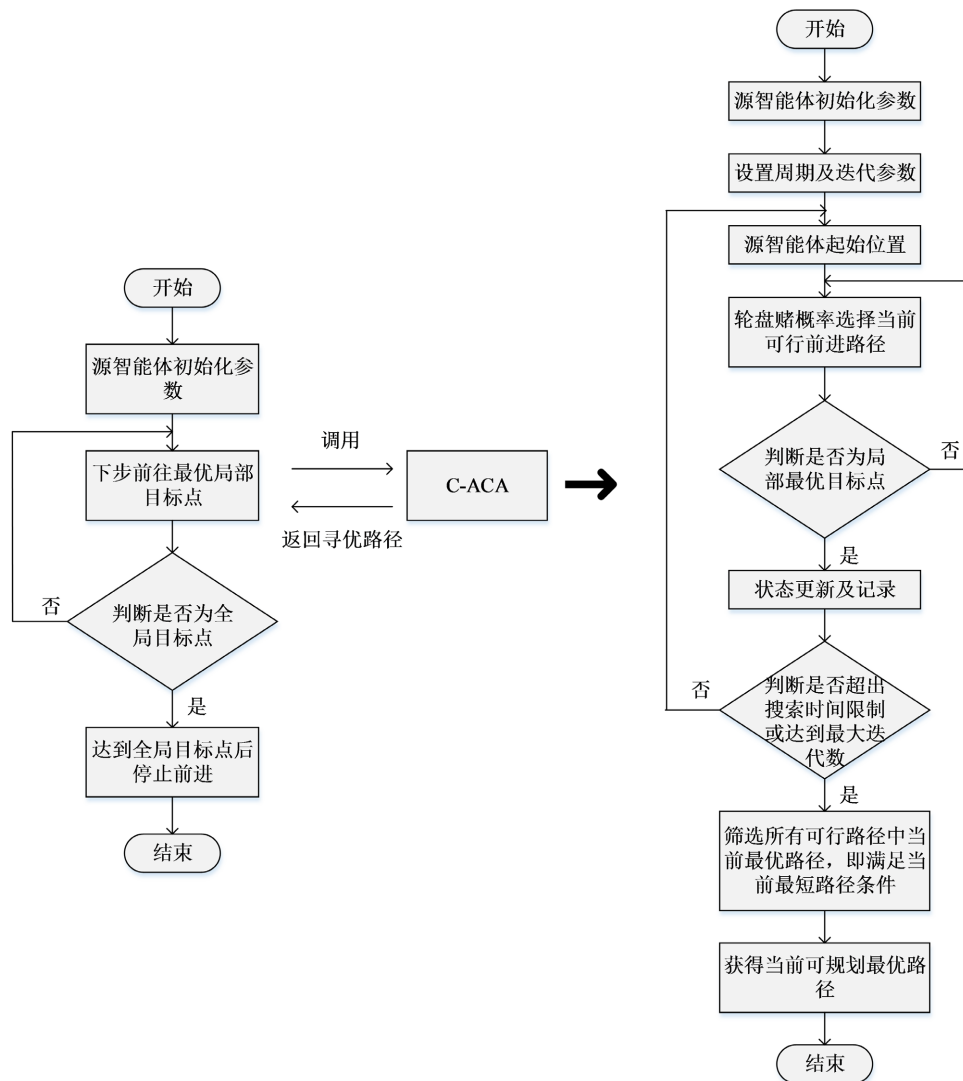


Figure 3. Working flow of the improve ACA  
图3. 改进的蚁群优化流程图

总体流程可以描述为：1) 源智能体对相关参数进行初始化并设置轮询周期；2) 智能体对移动空间进行区域分割为指标，并确定当前初始位置信息；3) 结合轮盘赌概率筛选当前局部目标点，并判断是否为当前位置的局部最优目标点，若是则更新状态信息，否则继续使用轮盘赌筛选局部目标点；4) 由当前状态信息判断是否已超出搜索时间限制或达到最大迭代数，若是则进行下一步，否则返回步骤二；5) 筛选所有可行路径中满足当前最短路径条件的路径，获取基于当前已有信息下的可规划最优移动路径。

## 4. 系统仿真

### 4.1. 仿真环境

硬件环境：Intel(R)Core(TM)i5-9300H CPU @ 2.40 GHz 2.40 GHz + 8 G 内存 + 320 G 硬盘。

软件环境：MATLAB R2019a。

## 4.2. 仿真结果

本文系统仿真了智能体在厂房空间中搜索目标物体、动态规划路径及到达目标物体位置的相关场景, 厂房空间中存在很多智能体进行物体运输活动, 大量物体在厂房中分堆放置构成障碍物, 随着智能体的物体运输障碍物的位置以及占地大小均会发生改变, 智能体之间通过信息交互接收相关目标物体被其他其智能体探测到与否及其近期行进路径等信息, 采用改进的蚁群优化算法不断优化到达目标物体的路径。在本文系统仿真模拟中, 黑色方块代表障碍物, 线段代表规划路线, 坐标点代表源智能体发起请求的位置。假设源智能体起点为右下角, 目标物体位置被探测到在左上角。

如图 4 所示, 源智能体在坐标点(19.5, 0.5)处向其他智能体发出对目标物体的位置搜索请求, 接收到其他智能体的反馈信息后规划基于当前路径新的初始规划路线。

源智能体在移动过程中周期性地向其他智能体发送请求, 当其到达坐标(14.5, 5.5)时新一轮请求发出, 当接收到其他智能体反馈信息后, 源智能体动态更新其当前掌握路径信息及信息素分布, 规划由当前位置到目标物体所在位置的更优路径, 如图 5 所示。

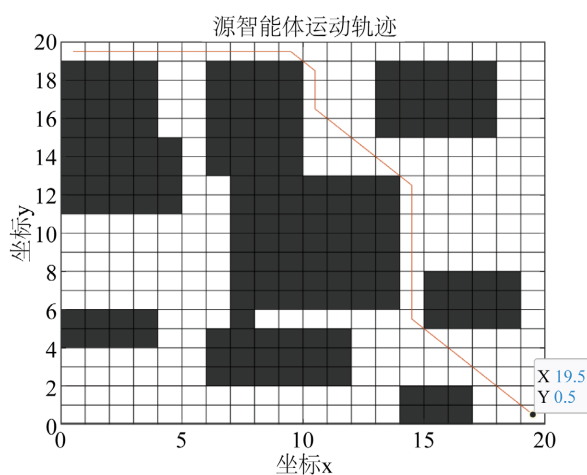


Figure 4. Initial path planning at (19.5, 0.5)

图 4. 坐标(19.5, 0.5)处初始路径规划

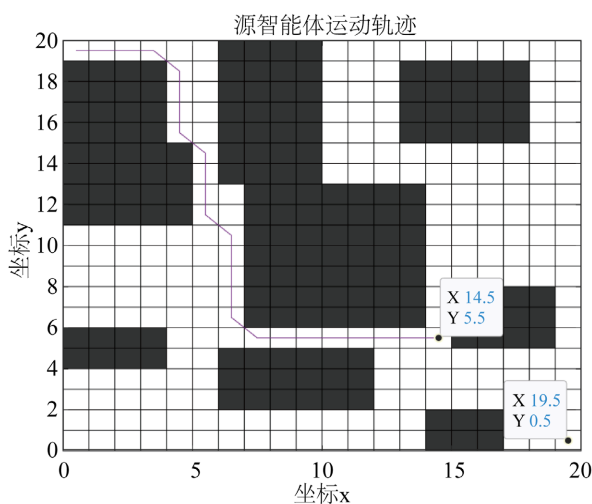


Figure 5. Optimizing path planning at (14.5, 5.5)

图 5. 坐标(14.5, 5.5)处优化路径规划

源智能体继续在移动过程中周期性地持续向其他智能体发送请求,接下来分别在到达坐标(14.5, 5.5)、(5.5, 8.5)处为新时间周期开始,于此坐标位置发送请求和接收反馈,并优化达到目标物体所在位置的移动路径,分别如图 6、图 7 所示。

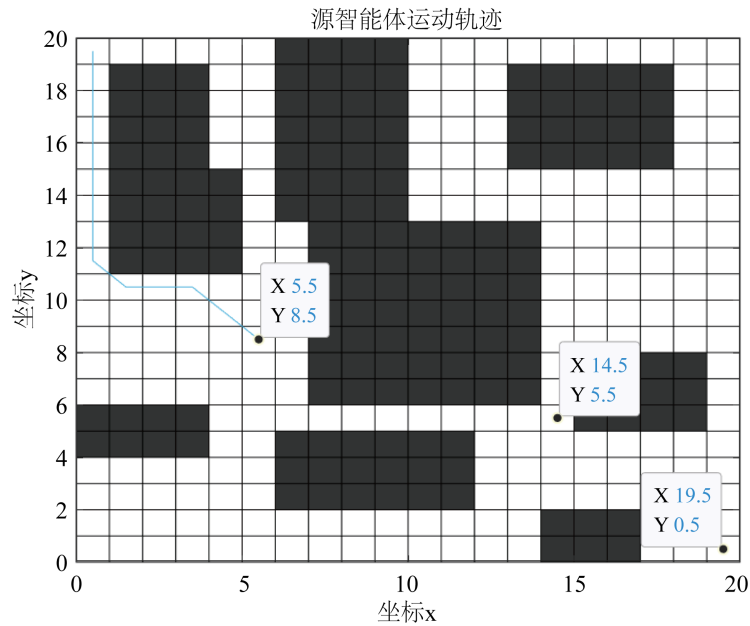


Figure 6. Optimizing path planning at (14.5, 5.5)  
图 6. 坐标(14.5, 5.5)处优化路径规划

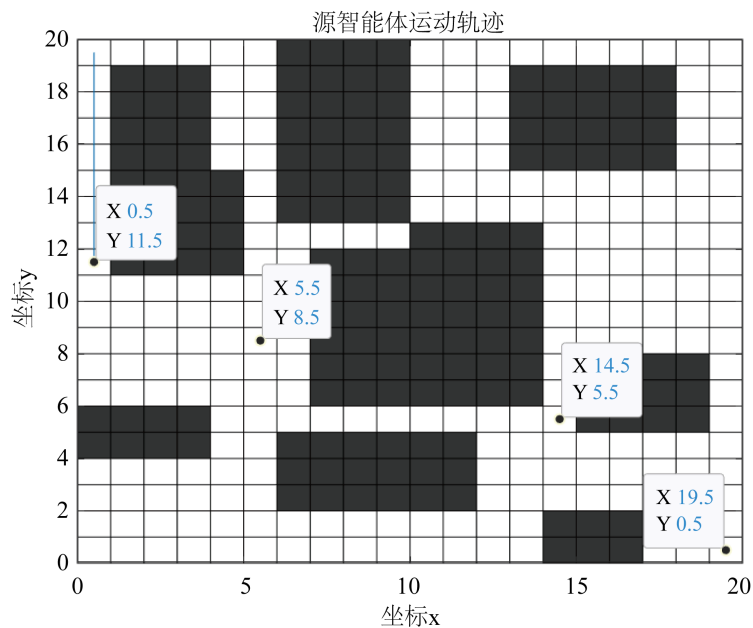
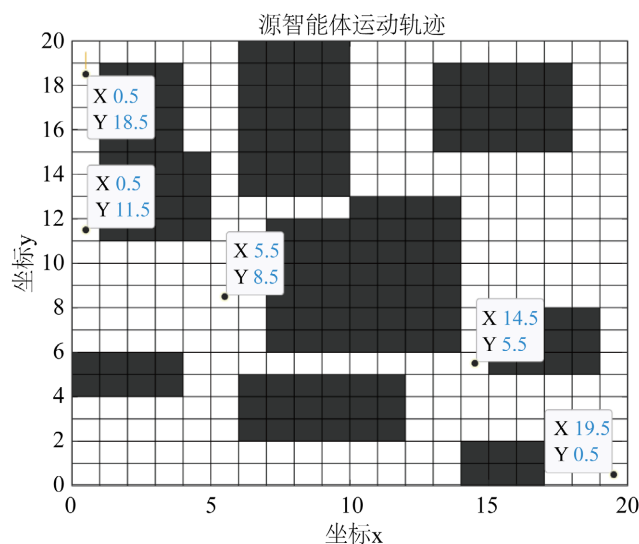


Figure 7. Optimizing path planning at (5.5, 8.5)  
图 7. 坐标(5.5, 8.5)处优化路径规划

最后,源智能体探测到目标物体,停止移动,到达目标物体的路径规划结束,如图 8 所示。



**Figure 8.** Reaching the position of the target  
**图 8.** 到达目标物体所在位置

## 5. 结论与展望

本文针对当前目标搜索及路径规划主要依赖于静态的全局地图，难以应对障碍物位置动态变化导致路径不固定的挑战，引入群体智能思想提出基于改进蚁群优化算法的目标搜索及路径规划机制，结合分布式计算、信息正反馈及启发式搜索等方法，在目标搜索中持续优化路径选择以适应路径动态变化的情形。仿真测试表明本文所设计机制的可行性及有效性。

本文方法可应用于智能大型物流仓库，针对随时到来并卸货于仓库中的包裹等物体，多个运送物体的智能体之间通过传感器发现及反馈信息交互进行协作，支持智能体对目标物体位置搜索及到达该物体路径持续性优化；还可以应用于无人工厂中货物分布在工厂不同位置，多个智能体协作搜索货物并进行货物运输的工作场景。在未来工作中，本设计将继续考虑目标物体的移动特性，开展面向移动目标物体的搜索及路径规划工作。

## 参考文献

- [1] Yu, W., Liang, F., He, X. and Hatcher, W.G. (2018) A Survey on the Edge Computing for the Internet of Things. *IEEE Access*, **6**, 6900-6910. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2778504>
- [2] Xu, D., Wang, H., Li, H. and Tarkoma, S. (2022) IoT vs. Human: A Comparison of Mobility. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, **21**, 1257-1273. <https://doi.org/10.1109/TMC.2020.3019988>
- [3] Candra, A., Budiman, M.A. and Hartanto, K. (2020) Dijkstra's and A-Star in Finding the Shortest Path: A Tutorial. 2020 *International Conference on Data Science, Artificial Intelligence, and Business Analytics*, Medan, 16-17 July 2020, 28-32. <https://doi.org/10.1109/DATABIA50434.2020.9190342>
- [4] Badriyah, T., Setyorini, F. and Yuliawan, N. (2016) The Implementation of Genetic Algorithm and Routing Lee for PCB Design Optimization. 2016 *International Conference on Informatics and Computing*, Mataram, 28-29 October 2016, 1-6. <https://doi.org/10.1109/IAC.2016.7905706>
- [5] Zhao, Y., Wu, G., Gui, F. and Chen, X. (2019) Optimal Coordination Path Selecting Method for Conduction Transformation Based on Floyd Algorithm. *Procedia Computer Science*, **162**, 227-234. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.11.279>
- [6] Kaur, L. and Kaur, R. (2021) A Survey on Energy Efficient Routing Techniques in WSNs Focusing IoT Applications and Enhancing Fog Computing Paradigm. *Global Transitions Proceedings*, **2**, 520-529. <https://doi.org/10.1016/j.gltp.2021.08.001>



- [7] Liang, C., Zhang, X. and Han, X. (2020) Route Planning and Track Keeping Control for Ships Based on the Leader-Vertex ant Colony and Nonlinear Feedback Algorithms. *Applied Ocean Research*, **101**, Article ID: 102239. <https://doi.org/10.1016/j.apor.2020.102239>
- [8] Prashanth, V. and Michael, W. (2021) A Congestion-Aware Tabu Search Heuristic to Solve the Shared Autonomous Vehicle Routing Problem. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, **25**, 343-355. <https://doi.org/10.1080/15472450.2019.1665521>