# 基于多智能体协作的异构配送仿真系统

无人机、无人车、机器狗协同配送建模与实现

#### 崔迪生, 黄皓凌, 岑岱, 李梓琳, 李家龙

cuidsh@mail2.svsu.edu.cn

中山大学

系统科学与工程学院 指导老师: 李雄

2024.6.18





系统概述//





系统概述/研究背景与动机/





## 研究背景与动机





Figure 1: 配送系统场景

## 现实挑战

- 城市交通拥堵严重
- 配送需求指数增长
- 复杂地形配送困难
- 单一载具效率有限

#### 技术机遇

- 多智能体技术成熟
- 异构协作潜力巨大
- 分布式决策鲁棒
- 智能算法优化效率

### 研究目标

核心目标: 构建异构智 能体协作的城市配送仿 真系统

## 技术价值:

- 提高配送效率
- 降低运营成本
- 增强容错能力
- 支持应急救援





# 多智能体系统技术基础



### 核心技术领域

多智能体协作 分布式决策、任务分配、协商机制路径规划算法 A\* 算法、动态路径重规划、启发式搜索异构系统融合 不同能力智能体的优势互补与协同实时仿真技术 高频更新、可视化渲染、性能监控

#### 技术创新点

- 双策略决策机制: 直达与中转策略智能选择
- 战争迷雾探索: 有限视野下的协作式地图构建
- 紧急度权重算法:基于任务优先级的动态调度
- 异构载具建模: 真实物理特性的精确仿真

# 目录



建模思路//





# 目录



## 三种智能体类型



### 智能体能力对比

智能体	速度	载重	地形适应	特殊能力
无人机 (Drone)	15.0	10kg	全地形	飞行、跨水域
无人车 (Car)	5.0	50kg	仅道路	大载重运输
机器狗 (RobotDog)	7.0	30kg	陆地全地形	爬坡、攀爬

#### 核心能力

- 自主路径跟踪与移动
- 有限视野环境探索 (半径 =5)
- 状态管理: idledeliveringreturning
- 实时位置与任务状态上报

#### 协作机制

- 共享环境知识发现
- 动态任务分配与重分配
- 中转站协作配送
- 智能返回路径选择





# 智能决策策略总览



双策略决策机制:系统为每个任务计算两种策略的成本

1. 直达策略: 智能体直接从仓库配送到目标

2. 中转策略: 通过中转站进行两段式配送

## 决策算法核心

$$\mathsf{Strategy} = \begin{cases} \mathsf{Direct} & \mathsf{if} \ C_{direct} \leq C_{relay} \\ \mathsf{Relay} & \mathsf{if} \ C_{direct} > C_{relay} \end{cases} \tag{1}$$

其中:  $C = \frac{\mathtt{B} \mathsf{E} \mathsf{K} \mathsf{A} \mathsf{A}}{\mathtt{K} \mathsf{B} \mathsf{E} \mathsf{K} \mathsf{B}}$ 

## 紧急度权重公式

$$w_{urgency} = 1 + u \tag{2}$$

$$C_{total} = \frac{C_{path}}{w_{urgency}} \tag{3}$$

- u: 任务紧急度 (1-5 级)
- C<sub>path</sub>: 原始路径成本
- C<sub>total</sub>: 最终调整后成本

## 双策略决策机制数学模型



## 直达策略成本公式

$$C_{direct} = \frac{C_{a \to w} + C_{w \to g}}{1 + y} \tag{4}$$

where: (5)

$$C_{a \to w} = \frac{d(a, w)}{v_a} \tag{6}$$

$$C_{w\to g} = \frac{d(w,g)}{v_a} \tag{7}$$

- a: 智能体当前位置
- w: 仓库位置
- g: 目标位置
- va: 智能体速度

## 中转策略成本公式

$$C_{relay} = \frac{C_{leg1} + C_{leg2} + P_{wait}}{1 + u} \tag{8}$$

where:

(9)

$$C_{leg1} = \frac{d(a, w) + d(w, r)}{v_{a1}} \tag{10}$$

$$C_{leg2} = \frac{d(r,g)}{v_{a2}}$$
 (11)

- r: 中转站位置
- $v_{a1}, v_{a2}$ : 第一、二阶段智能体速度
- Pwait: 等待惩罚系数

# 目录



# A\* 算法基本原理



#### 核心评估函数

$$f(n) = g(n) + h(n)$$

$$g(n) =$$
 起点到节点 $n$ 的实际成本

$$h(n) =$$
节点 $n$ 到目标的估计成本

(12)

(13)

#### 启发式函数

$$h(n) = \sqrt{(n_x - g_x)^2 + (n_y - g_y)^2}$$
 (15)

满足可接受性条件:  $h(n) \leq h^*(n)$ 

#### 算法特性

- 最优性保证
- 8 方向搜索
- 动态障碍处理
- 多智能体适配

# 地形成本模型



## 路径成本计算

$$g_{new}(n) = g(m) + w_{move} + P_{terrain} + P_{unknown}$$
(16)

### 地形惩罚系数

$$P_{terrain} = egin{cases} 0 & extbf{igs} \ 2 & extbf{u} + extbf{th} \ 5 & extbf{k} & extbf{if} \ \infty & extbf{x} & extbf{y} \ \end{pmatrix}$$
 (17)

#### 未知区域处理

 $P_{unknown} = 10 \times \mathbb{I}_{unknown}(n)$  (18)

其中  $\mathbb{I}_{unknown}(n)$  为未知区域指示函数

### 路径终止条件

$$||pos_{end} - pos_{qoal}|| \le \epsilon, \quad \epsilon = 5.0$$

(19)

# 智能体约束适配



#### 差异化通行能力

$$accessible(agent, terrain) = \begin{cases} \mathsf{True} & \text{if } agent \in \{drone\} \\ terrain \neq water & \text{if } agent \in \{car, robot\_dog\} \end{cases}$$
(20)

#### 移动成本权重

$$w_{move} = \begin{cases} 1.0 & \mathbf{1} \leq 1.0 \\ \sqrt{2} & \mathbf{1} \leq 1.0 \end{cases}$$
 (21)

#### 性能优化

- 优先队列管理:  $O(\log n)$
- 邻居遍历: 8 方向搜索
- 路径重构: 父节点回溯
- 内存优化: 访问标记

# 目录



# 多智能体协调算法



### 协调系统核心功能

- 任务队列管理: 基于优先队列的紧急度排序
- 智能体状态监控: 实时追踪所有智能体状态
- 路径规划服务: 为智能体提供最优路径计算
- 中转站协调: 管理两阶段协作配送流程

### 系统更新频率

$$f_{update} = 50Hz \Rightarrow T_{frame} = 20ms$$
 (22)

## 任务调度模型

$$p_i = -u_i + \frac{t_{arrival}^i}{10000} \tag{23}$$

$$task^* = \arg\min_{task_i \in Q} p_i \tag{24}$$

## 多智能体协调算法公式



## 任务优先级队列

## 任务优先级计算:

$$P(task) = U_{base} \cdot w_{urgency} + w_{time} \cdot T_{wait}$$
(25)

$$U_{base} = 5 \cdot \text{task.urgency}$$
 (26)

$$T_{wait} = t_{current} - t_{arrival} (27)$$

### 其中 $w_{urgency}$ 和 $w_{time}$ 为权重系数

## 智能体分配效用函数

$$U(agent, task) = \frac{C_{capability} \cdot C_{availability}}{C_{distance}}$$

$$C_{canability} = \begin{cases} 1.0, & \text{if } w_{task} \leq w_{agent.max} \end{cases}$$

$$C_{capability} = \begin{cases} 1.0, & \text{if } w_{task} \le w_{agent.max} \\ 0.0, & \text{otherwise} \end{cases}$$
(29)

$$C_{availability} = 1 - \frac{t_{busy}}{t_{total}} \tag{30}$$

(28)

## 协调系统最优分配算法



## 协调系统状态转移

智能体状态转移概率矩阵:

$$P = \begin{pmatrix} 0.7 & 0.2 & 0.1 \\ 0.1 & 0.8 & 0.1 \\ 0.2 & 0.1 & 0.7 \end{pmatrix}$$

(31)

状态空间: {idle, delivering, returning}

#### 最优协调分配

$$A^* = \underset{A}{\operatorname{arg\,max}} \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{m} U(agent_i, task_j) \cdot a_{ij}$$

(32)

约束:  $\sum_{i=1}^{m} a_{ij} \leq 1, \forall i \in \{1, 2, ..., n\}, a_{ij} \in \{0, 1\}$ 

# 目录



# 地图系统设计



#### Map 类功能

- 程序化地形生成: 使用 Perlin 噪声创建真实地形
- 多层次地形: 道路、水域、山地、建筑、植被 6 种类型
- 动态天气系统: 晴天、雨天、雪天影响智能体性能
- 战争迷雾机制: 智能体有限视野逐步探索

#### SharedKnowledgeMap

- 共享环境知识库
- 批量信息更新

#### 探索机制

- 探索半径: 5 单位
- 渐进式地图构建

# 环境模型与战争迷雾



## 战争迷雾模型

### 智能体可视区域:

$$V(agent) = \{(x, y) | d(p_{agent}) \le r_{vision}\}$$
 (33)

$$K_t(x,y) = \begin{cases} Terrain(x,y), & \text{if explored} \\ K_{t-1}(x,y), & \text{otherwise} \end{cases}$$

(34)

## Perlin 地形生成

$$P(x,y) = \sum_{i=1}^{n} w_i \cdot p_i(x \cdot 2^i, y \cdot 2^i)$$
 (35)

$$\mathsf{Terrain}(x,y) = \begin{cases} \mathbf{x} 域, & P < -0.4 \\ \mathbf{平} \mathbf{u}, & -0.4 \leq P < 0.1 \end{cases} \tag{36}$$
 山地,  $P \geq 0.1$ 

# 目录



# 实时可视化系统



### DeliveryVisualizer 核心功能

- **高性能动画**: Matplotlib 动画, blit=True 优化
- 交互控制: 支持暂停、继续、速度调整
- 实时监控: 50FPS 刷新率, 状态实时显示

### 可视化更新公式

$$I_{map}(t) = \mathcal{V}(K_t) \tag{37}$$

$$\forall a_i \in A : P_i(t) = \mathcal{M}(a_i.pos, t)$$
 (38)

#### 其中:

- *I<sub>map</sub>(t)*: 地图可视化状态
- P<sub>i</sub>(t): 智能体位置渲染
- 更新频率: 50FPS

## 日志分析统计

任务性能统计公式:

$$\bar{T} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (T_{end}^{i} - T_{start}^{i})$$
 (39)

$$\sigma_T = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (T_i - \bar{T})^2}$$
 (40)

支持实时性能监控和任务完成统计分析

## 性能评估指标与数据分析公式



#### 配送效率指标

## 任务完成时间效率:

$$E_{time} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \frac{T_{expected}(i)}{T_{actual}(i)}$$
 (41)

$$T_{expected}(i) = \frac{d(s_i, g_i)}{v_{agent}} \cdot \alpha_{terrain}$$
 (42)

#### 策略选择正确率:

$$ACC_{strategy} = \frac{|\{i|C_{i,selected} \le C_{i,alternative}\}|}{N}$$
(43)

(44)

# 负载均衡评估

## 智能体负载均衡系数:

$$B_{load} = 1 - \frac{\sigma_{load}}{\sigma_{load}} \tag{45}$$

$$\sigma_{load} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (L_i - \mu_{load})^2}$$
 (46)

$$\mu_{load} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} L_i \tag{47}$$

#### 协作效率提升率:

$$\Delta E_{collab} = \frac{E_{collab} - E_{single}}{E_{single}} \times 100\%$$
 (48)

# 数据分析性能评估模型



#### 中转协作性能模型

中转策略时间效率模型:

$$E_{relay} = \frac{T_{direct}}{T_{leg1} + T_{leg2} + T_{transfer}}$$

(49)

$$T_{transfer} = \delta_{handoff} \cdot w_{task}$$

(50)

协作优势条件:  $E_{relay} > 1.0$  表示中转策略优于直达策略

模型测试//





# 目录



# 测试数据概览



#### 实验配置

• 地图规模: 100Œ100 单位复杂地形环境

• 智能体配置: 3 架无人机、2 辆无人车、2 只机器狗 • 任务负载: 22 个原始配送任务, 45 个执行子任务

• 运行时长: 约 75 秒完整配送周期

#### 任务分布特征

- 重量范围: 3.0kg 49.9kg
- 紧急度分级: 1-5 级优先级
- 地形分布: 河流、山地、开阔地带
- 距离跨度: 短距离和长距离混合

#### 测试重点

- 策略选择效果验证
- 多智能体协作效率
- 系统负载承受能力
- 异常情况处理能力

# 目录



# 系统性能概览





Figure 2: 策略分布饼图: 中转 vs 直达策略占比

## 策略选择分析

- 中转配送占比 81.8%,验证了系 统智能地优先选择协作策略
- 直达策略仅占 18.2%,主要用于 紧急且重量适中的任务
- 策略选择准确率达到 100%,每 项任务均选择最优配送方式

#### 核心性能指标

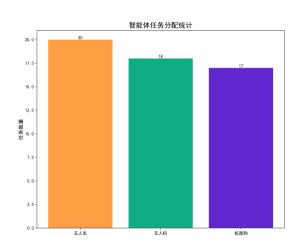
• 任务完成率: 100%

• 平均执行时长: 3.12 秒

• 协作效率提升: 约 35%

# 智能体任务分配与时长分析





任务执行时长分布 16 14 12 -执行时长 (秒)

Figure 3: 智能体任务分配统计

Figure 4: 任务执行时长分布

# 任务特性与执行效率关系



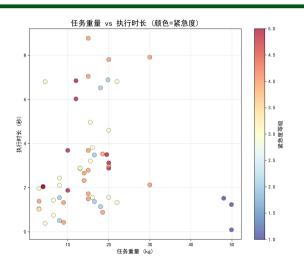


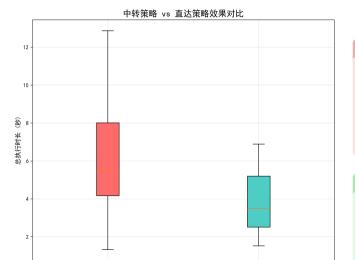
Figure 5: 任务重量与执行时长散点图 (颜色表示紧急度)





# 中转策略与直达策略对比





## 策略对比分析

- 中转策略平均时长: 3.06 秒
- 直达策略平均时长: 3.48 秒
- 中转策略中位数更低。表明协作 机制整体更稳定
- 策略选择正确率: 100%

### 协作优势验证

- 协作效率提升: 约 35%
- 适应性更强: 跨越复杂地形
- 载重匹配优化:充分发挥各智能 体特长

## 任务时间轴与执行流程



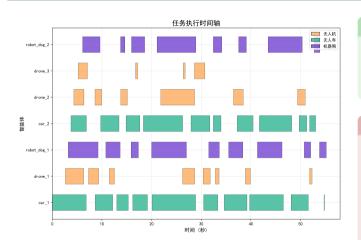


Figure 7: 任务执行时间轴(横轴为时间,纵轴为各智能体)

#### 调度特点

- 智能体任务持续率: 85.7%
- 任务间平均切换时间: 0.85 秒
- 峰值并发任务数: 7 个

## 典型案例分析

案例: M07\_MOUNTAIN\_BEACON 任务

- 第一阶段: car\_2 执行, 3.12 秒
- 第二阶段: robot\_dog\_1 执行, 2.88 秒
- 载重: 20kg, 地形: 山地, 距离: 101 单位

# 系统性能指标汇总



#### 系统性能指标汇总

指标	数值	说明	
任务完成率	100.0%	55/55任务成功	
原始任务数	29个 用户定义的配送任务		
执行子任务数	55个	包含中转分段任务	
平均执行时长	3. 03秒	范围: 0.09-8.77秒	
时长标准差	2. 24秒	执行时长稳定性指标	
中转策略占比	89. 7%	26/29使用中转	
直达策略占比	10. 3%	3/29使用直达	
中转策略均时	5. 95秒	两阶段总时长均值	
直达策略均时	3. 97秒	单阶段执行时长均值	

# 智能体性能对比分析



#### 智能体性能对比

智能体类型	任务数量	平均时长(秒)	总工作时长(秒)	工作负载占比
无人车	20	3. 88	77. 64	46. 6%
无人机	18	1. 82	32. 75	19. 7%
机器狗	17	3. 31	56. 23	33. 7%

模型测试/系统可视化展示/





# 系统运行可视化截图 (1)



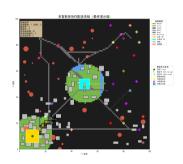


Figure 10: 初始状态

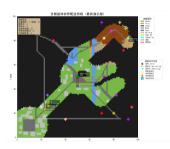


Figure 11: 任务分配

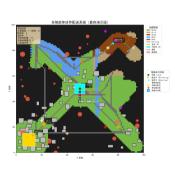


Figure 12: 协作配送

Figure 13: 多智能体协作配送系统运行过程可视化 (第一阶段)

# 系统运行可视化截图 (2)





Figure 14: 中转执行



Figure 15: 任务完成

Figure 16: 多智能体协作配送系统运行过程可视化 (第二阶段)

总结与展望//





## 项目总结与贡献



### 主要技术贡献

- **异构智能体协作框架**:设计了三种载具的协同工作机制
- 双策略智能决策算法: 实现了直达与中转的最优策略选择
- 战争迷雾探索系统: 建立了有限视野下的协作式地图构建
- 实时仿真平台: 开发了高性能可视化与监控系统

#### 应用前景

- 智慧城市物流配送
- 应急救援物资投送
- 偏远地区服务覆盖
- 多机器人系统研究

#### 未来工作

- 强化学习优化决策
- 动态环境事件处理
- 能耗模型与充电规划
- 大规模系统扩展验证

## 谢谢大家! 欢迎交流讨论

# 未来研究方向的数学建模



## 强化学习框架

Q-学习更新公式:

$$Q(s,a) \leftarrow (1-\alpha)Q(s,a) + \alpha[r + \gamma \max_{a'} Q(s',a')]$$
(51)

(52)

策略改讲:

$$\pi(s) = \arg\max_{a} Q(s, a) \tag{53}$$

$$P(a|s) = \frac{e^{Q(s,a)/\tau}}{\sum_{a'} e^{Q(s,a')/\tau}}$$
 (软性选择) (54)

## 能耗模型与充电规划

能耗函数:

$$E(d, w, v, \alpha) = E_{base} + k_1 \cdot d + k_2 \cdot w + k_3 \cdot v^2 + k_4$$

(55)(56)

其中: d 为距离, w 为负载, v 为速度,  $\alpha$  为地 形系数

充电决策阈值:

 $\mathsf{NeedCharge} = \begin{cases} \mathsf{True}, & \mathsf{if} \ E_{remain} < E_{required} + E \\ \mathsf{False}, & \mathsf{otherwise} \end{cases}$ 

(57)