

速度优化的学习型 矿用无人驾驶车队调度研究

答辩人 裴树伟

学号 M202110447

指导教师 杨珏教授

2024年05月24日

各位老师同学们大家好，我是裴树伟，我研究的题目是速度优化的学习型矿用无人驾驶车队调度研究。

目录

速度优化的学习型矿用无人驾驶车队调度研究

- 01 ➤ 引言
- 02 ➤ 多目标行驶速度策略优化方法
- 03 ➤ 基于深度强化学习的车队调度系统
- 04 ➤ 矿山无人驾驶车队调度评价体系
- 05 ➤ 结论与展望

本次汇报主要由如下五个部分展开

一、引言



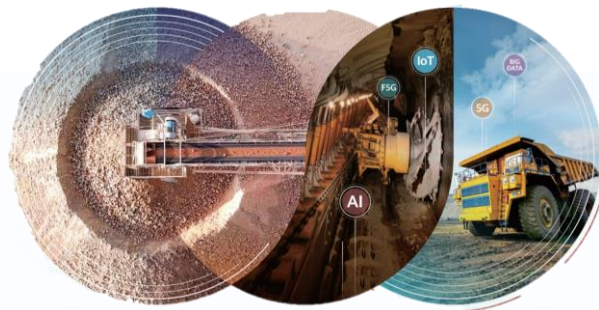
- 资源短缺
- 环境污染



- 运营成本高
- 生产效率低



- 安全隐患大
- 劳动力缺失



智慧矿山

速度优化的车队调度系统



速度策略



车群调度



评价体系

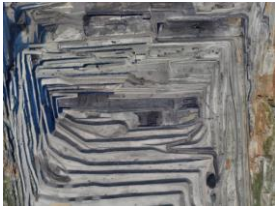
随着资源短缺，环境污染，成本过高，劳动力和安全等问题的出现，我们国家提出了智慧矿山这一概念。本研究提出了速度优化的车队调度系统，包括了速度策略，车群调度和评价体系三部分工作。

二、矿山无人驾驶车辆多目标行驶速度策略优化方法

1. 矿山车辆速度优化问题设计

矿山场景道路

总里程约为4900米，最大坡度为12%，并且是往返操作。最大速度为30公里/小时。



优化算法：动态规划

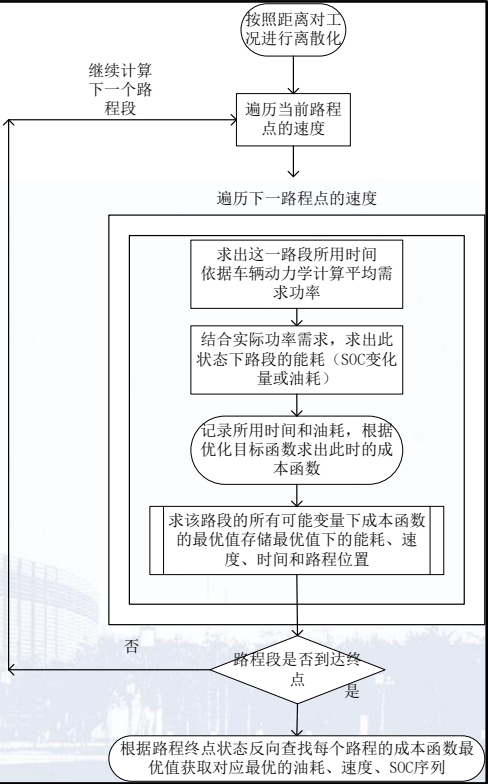
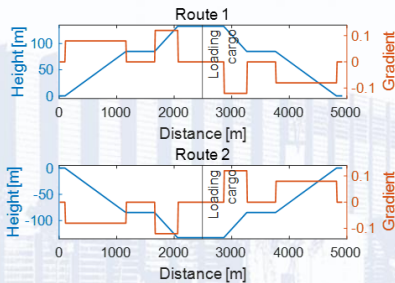
它通过以递归的方式将复杂的问题简化为更简单的子问题。

经济型行驶策略

经验型策略、理论型策略。

行驶策略优化方法

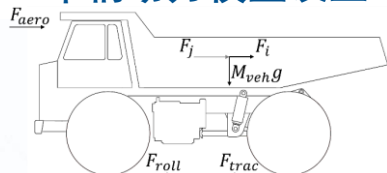
仿真法
最优控制
滚动时域优化



本节研究提出了无人驾驶的多目标行驶策略优化方法，主要针对的是矿山场景道路，如图所示，建立了两条道路，空载和满载的路况。总里程约为5km。我们使用的是动态规划算法来求解最优速度策略，用递归的方式将复杂问题简化为简单的子问题。

二、矿山无人驾驶车辆多目标行驶速度策略优化方法

2. 车辆动力模型设置



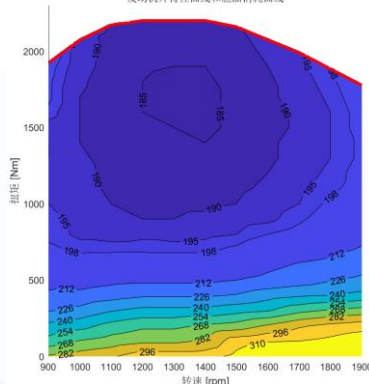
燃油车

类别	数值	其他
自重	34000kg	
载重	45000kg	
发动机	389kw	最大功率
变速箱	6挡	4 2 2.68 2.01 1.35 1 0.67
传动总减速比	17.83	
轮胎有效半径	0.873m	21.00-35

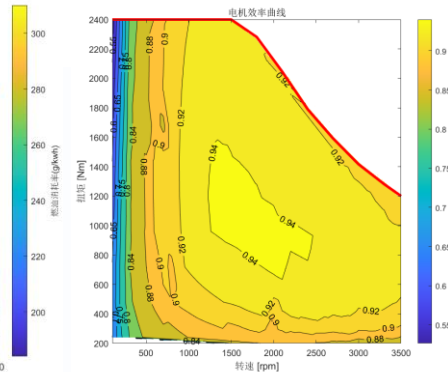
电动车

类别	数值	其他
自重	37000kg	
载重	45000kg	
发动机	-	
变速箱	4挡	8.39 4.34 2.27 1
传动总减速比	17.83	
轮胎有效半径	0.873m	21.00-35
电动机	450Kw, 2400Nm	
电池	228Ah	3并192串

发动机外特性曲线和燃油消耗曲线



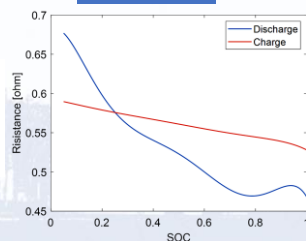
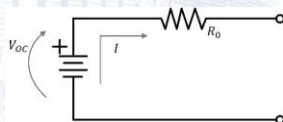
电机效率曲线



发动机模型

电机模型

电池模型



我们采用了两种矿山车辆作为研究平台。载荷都为45吨。一种是燃油车，另外一种是电动车。整车的物理模型如图所示。而对于电动车，在制动时，电动机将能量回收并存储在电池中。

三、矿山无人驾驶车辆多目标行驶速度策略优化方法

3. 优化算法设计与分析

单一目标优化

能耗优先

$$J = J_{Fuel} = \int_{s_0}^{s_f} Fuel \cdot P_{out} \frac{ds}{u}$$

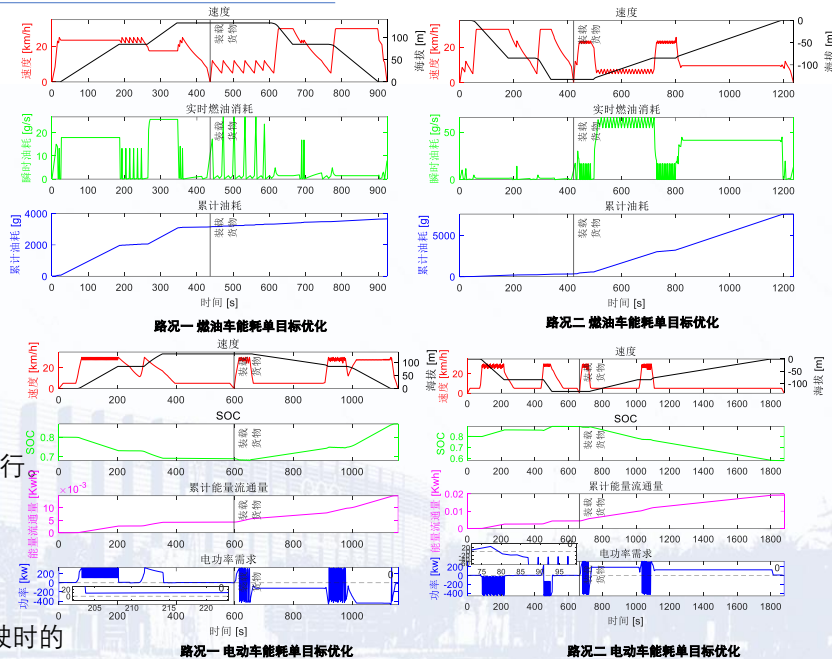
$$J = J_{Elec} = \int_{s_0}^{s_f} \frac{U_{OC} - \sqrt{U_{OC}^2 - 4P_{bat}R_{eq}}}{2R_{eq}Q_{max}} \frac{ds}{u}$$

燃油车

路线1, 时间和油耗分别为924.6s和3660.1g;
路线2, 时间和油耗分别为1236.7s和7587.4g。
加速到最大速度
采用PnG策略, 使发动机在高效工作条件下运行

电动车

路线1, 电池SOC增加了0.0679, 需要1156.4s;
路线2, 电池SOC减少了0.2205, 需要1879.0s。
路线1, 满载下坡回收的能量足以弥补上坡行驶时的
能量消耗, 因此电池SOC最终增加。



将模型和道路场景确定好之后, 我们利用动态规划先进行能耗单一目标优化。燃油车和电动车目标函数如图所示。优化之后的结果如右侧所示。两种车型在不同的道路下均表现出了明显的加速滑行速度波动。但两者不同的是, 燃油车的加速滑行是为了让发动机保持在较为高效的工作区间内, 然而电动车的滑行策略是为了保证尽可能的能量回收。

二、矿山无人驾驶车辆多目标行驶速度策略优化方法

3. 优化算法设计与分析

多目标优化

考虑行驶时间、能量消耗和电池健康状况，线性归一化的多目标函数如下所示：

$$J = \omega_T \frac{J_T}{J_{Tmin}} + \omega_{Ehealth} \frac{J_{Ehealth}}{J_{Ehmin}} + \omega_{en} \frac{J_{en}}{J_{enmin}}$$

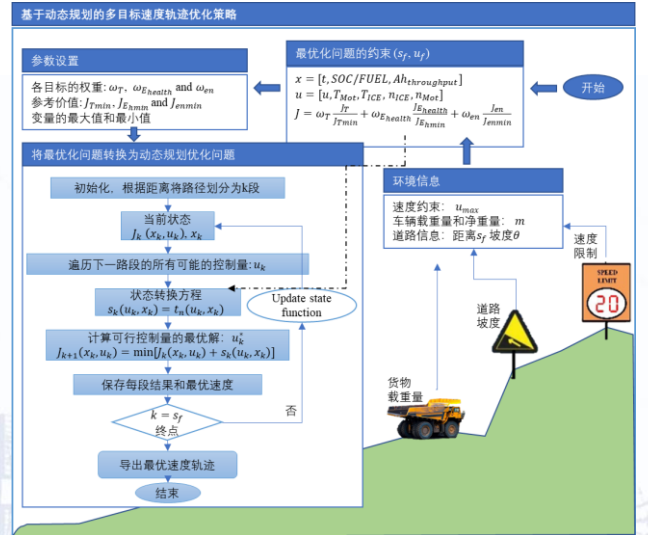
J_{Tmin} , J_{Ehmin} , J_{enmin} 通过单目标优化得到的最小成本。

燃油车

$$J_{Fuel} = \omega_T \frac{\int_{s_0}^{s_f} \frac{ds}{u}}{J_{Tmin}} + \omega_{en} \frac{\int_{s_0}^{s_f} Fuel \cdot P_{out} \frac{ds}{u}}{J_{enmin}}$$

电动车

$$J_{Elec} = \omega_T \frac{\int_{s_0}^{s_f} \frac{ds}{u}}{J_{Tmin}} + \omega_{Ehealth} \frac{\int_{s_0}^{s_f} |P_{bat}| \frac{ds}{u}}{J_{Ehmin}} + \omega_{en} \frac{\int_{s_0}^{s_f} \frac{U_{OC} - \sqrt{U_{OC}^2 - 4P_{bat}R_{eq}} \frac{ds}{u}}{2R_{eq}Q_{max}}}{J_{enmin}}$$



基于单目标的方式，我们提出了多目标优化的方式。多目标的代价函数构成如图所示，其中w代表各个比重的系数，在此我们均取为1.红色的分母表示各自取值的归一化参考值，是通过各自目标单一优化的结果得到的，各个目标的代价值越接近于参考值，数值越小越接近于1。

结合动力模型可以推导出燃油车和电动车的多目标优化模型，其动态优化的算法流程图如右图所示。

二、矿山无人驾驶车辆多目标行驶速度策略优化方法 $J = \omega_T \frac{J_T}{J_{Tmin}} + \omega_{Ehealth} \frac{J_{Ehealth}}{J_{Ehmin}} + \omega_{en} \frac{J_{en}}{J_{enmin}}$

3. 仿真结果与分析

ω_T , $\omega_{Ehealth}$ 和 ω_{en} 均设为1

燃油车辆优化结果		
优化目标	累计油耗值	耗时
时间	4267.0g	628.6s
油耗	3660.1g	924.6s

电动车辆优化结果			
优化目标	始末SOC变化量	累计能量流通量	耗时
时间	+0.0113	46.1Kwh	635.5s
电量	+0.0679	53.6Kwh	1156.4s
能量流通	-0.0361	28.7Kwh	1349.9s

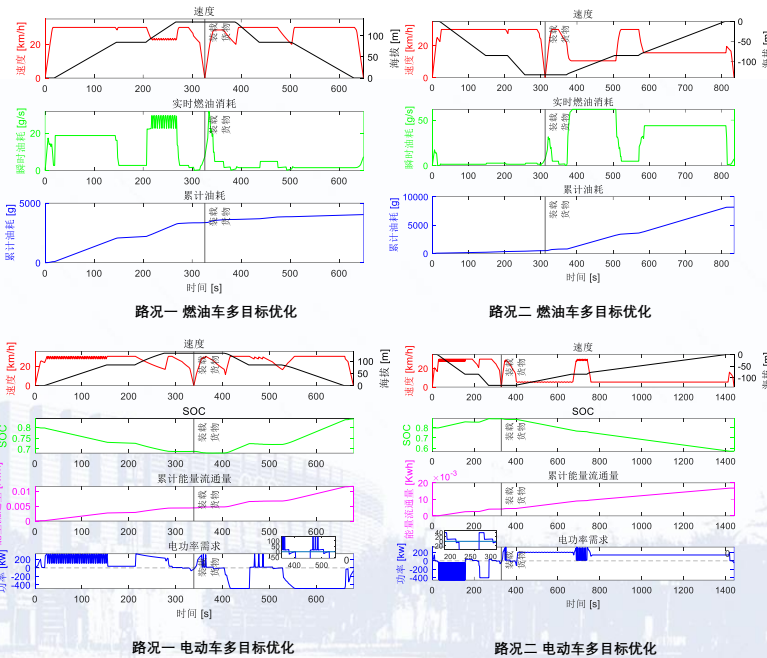
表 1 两种车型在路况一下优化结果

燃油车辆优化结果		
优化目标	累计油耗值	耗时
时间	8347.4g	825.6s
油耗	7587.4g	1236.7s

电动车辆优化结果			
优化目标	始末SOC变化量	累计能量流通量	耗时
时间	-0.2478	61.9Kwh	1403.3s
电量	-0.2205	69.4Kwh	1879.0s
能量流通	-0.2545	55.0Kwh	2030.8s

表 2 两种车型在路况二下优化结果

*下划线标出的结果是单目标优化的结果，用作 J_{Tmin} , J_{Ehmin} , J_{enmin}

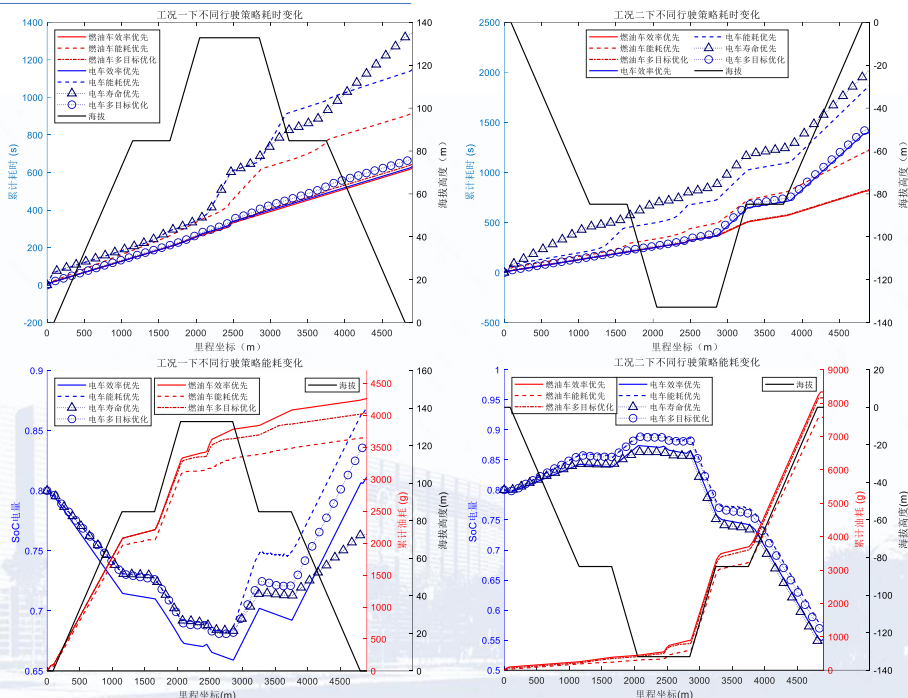


为了进一步开展多目标优化，我们通过开展各目标的单一优化来确定各个的分母标准值。表中标黄的数据是各自单目标优化得到，可以替换至多目标的分子。进而结合动力学模型进行动态规划优化，速度策略如右图所示。

二、矿山无人驾驶车辆多目标行驶速度策略优化方法

3. 仿真结果与分析

- 多目标优化：时间更少，行驶更平稳，速度波动更少，减少电动车的电池损失。
- 采用了不同频次的PnG策略，在时间优化和能量优化之间寻求权衡。
- 能量、电池寿命优化：最优行驶速度轨迹与坡度有特定的关联。
- 频繁的能量回收来减少电量，会导致电池寿命的损失。
- 优化后的结果，是一种帕累托最优平衡。



我们将多种单目标和多目标的优化结果，绘制在图表中。对比发现

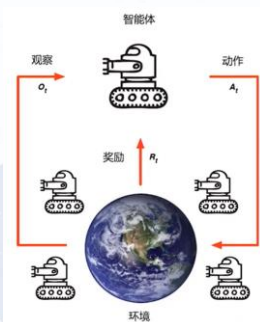
- 与能量优化结果相比，多目标优化的速度更快，速度波动更少更平稳。
- 驶速度轨迹与坡度有特定的关联。在不同的坡度下呈现不同的斜率和速度波动。
- 多目标优化的结果是在时间优化和能量优化还有电池之间寻求权衡，是一种帕累托前沿均衡。

三、基于深度强化学习的矿山无人驾驶车队调度系统

1. 强化学习基本方法



- 基于价值的方法:
Deep Q-learning
- 基于策略的方法:
策略梯度
- Actor-Critic方法

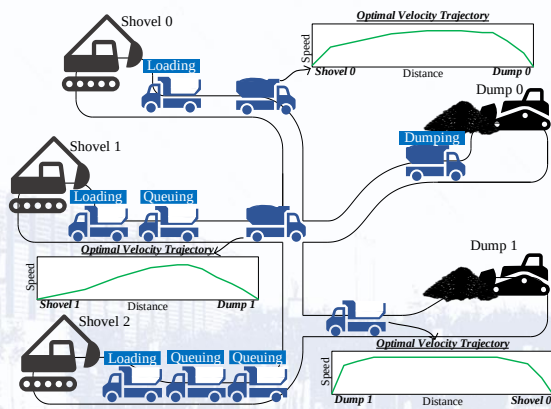


- 完全中心化方法
- 完全去中心化方法
- 中心化训练去中心化执行

2. 矿山无人驾驶车队调度系统设计

有效地分以最大限度地提高生产率

最大限度地减少车队的延误和成本



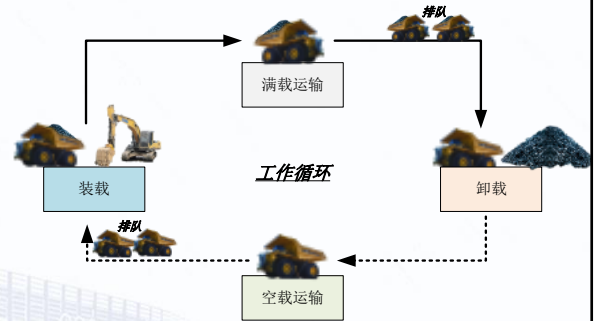
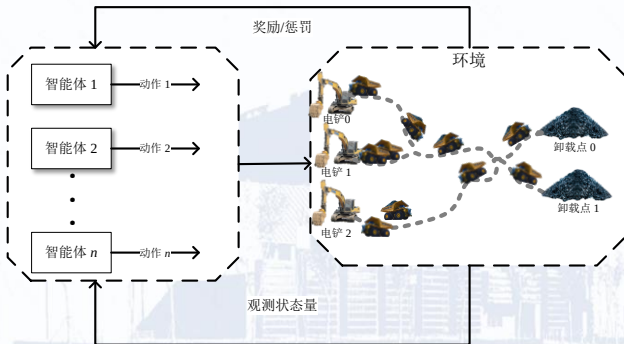
下面一部分将介绍，学习型的调度系统。我们采用基于价值的方法和完全中心化的方法训练车队。矿山车队调度系统设计的目标是提高生产率，减少延误和成本。

三、基于深度强化学习的矿山无人驾驶车队调度系统

3. 基于多智能体强化学习的车队管理系统

深度Q网络(DQN)-多智能体强化学习

自卸卡车作为学习者/决策者，即智能体。环境对智能体的动作做出响应，并为智能体引入新的情况来学习。环境通过奖励/惩罚向智能体提供反馈。通过反复试验，智能体学会了随着时间的推移，通过最大化累积奖励做出更好的决策。



- 本研究采用DQN强化学习算法来实现调度方案，每个卡车作为智能体。
- 在环境通过奖励/惩罚向智能体提供反馈。
- 通过反复试验，智能体不断最大化累积奖励做出更好的决策。

三、基于深度强化学习的矿山无人驾驶车队调度系统

3. 基于多智能体强化学习的车队管理系统

基于强化学习的车队管理系统

深度Q网络(DQN)-多智能体强化学习



智能体

车队的每辆卡车



动作空间和动作屏蔽

矿山所有卸载/装载点

屏蔽无效动作：对于卸载站点上的卡车，只允许前往装载点。



状态空间

如果矿山有N个装载点和M个卸载点，状态向量的长度为
 $5 \times (N+M) + 2$

$[C_T, L_t^T, < CR_t^k, WT_t^k, TC_t^k, DT^k, AT_t^k >_{k=1, \dots, N+M}]$

- 卡车载重量 C_T

- 卡车装载状态 L_t^T

- 每个装载/卸载点的完成率 CR_t^k

- 每个装载/卸载点的预计等待时间 WT_t^k

$WT_t^k = \sum_{i \in AQ^k} LD_i + \sum_{j \in EQ^k} (LD_j + HL_j) + LD_T + HL_T$

- 每个装载/卸载点的排队等待卡车的总容量 TC_t^k

- 每个装载/卸载点的被延误卡车的作业时间 $AT_t^k = \sum_{i \in DT^k} LD_i$

- 每个装载/卸载点的被延误卡车的总容量 DC_t^k



奖励函数

$$\mathcal{R}(s_t, a_t) = -\frac{t_{queue}}{\Delta t} - \frac{\sigma([CR_t^1, \dots, CR_t^M])}{\mu([CR_t^1, \dots, CR_t^M])}$$

1. 卡车排队时间在总完成时间中所占的比例

2. 卸载/装载站点完成量的变异系数

变异系数：可以在卸载/装载点之间均匀分配工作，调度系统内更高效和更公平。

标准差和均值之比

- 每辆卡车作为一个智能体。卡车车队由具有相同容量和装卸时间的相同卡车组成。
- 为了提高训练效率，在动作空间实现了屏蔽，过滤掉无效的行动。
- 状态空间有两部分构成，第一部分由卡车载重量和载重状态组成，第二部分是装卸载的状态，每个装载点包括5个特征，完成率，预计等待时间，等待的卡车总容量，被延误卡车的时间和容量
- 最后一个是奖励函数，一组成是排队时间在总完成时间中所占的比例。第二个组成部分表示所有卸载/装载站点产量的离散变异系数。这个组成部分旨在平衡运输量。确保资源公平利用

三、基于深度强化学习的矿山无人驾驶车队调度系统

3. 基于多智能体强化学习的车队管理系统

将速度优化策略与强化学习相结合的车队管理系统

- DQN根据状态值给车辆下发action
- 车辆按照DP优化后的速度策略前往目的地
- 获取奖励值，下一时刻的状态值

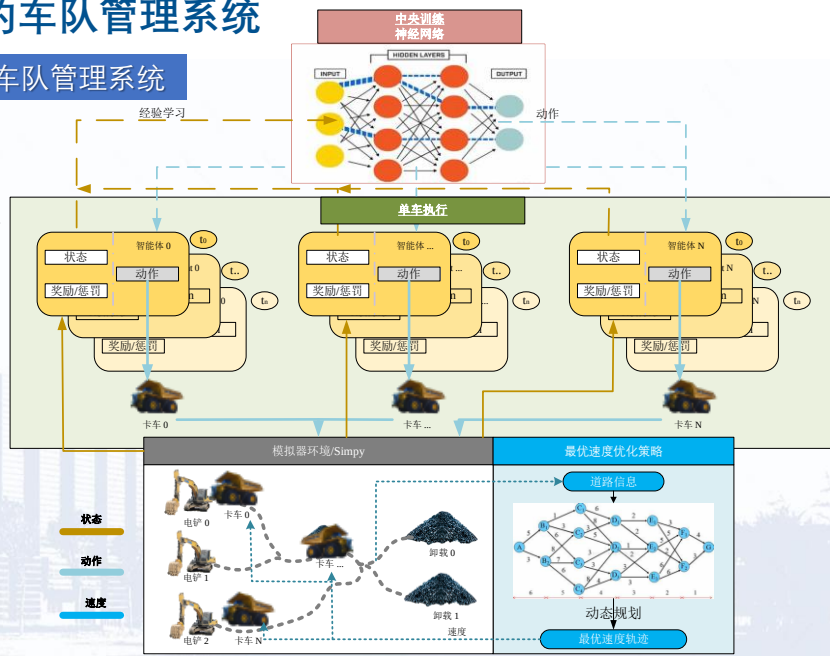
$\langle s_t, a_t, r_t, s_{t+1} \rangle$

计算目标Q值

$$y_t = r_t + \gamma * \max_{a_{t+1}} Q(s_{t+1}, a_{t+1}; \theta')$$

$$err = y_t - Q(s_t, a_t; \theta)$$

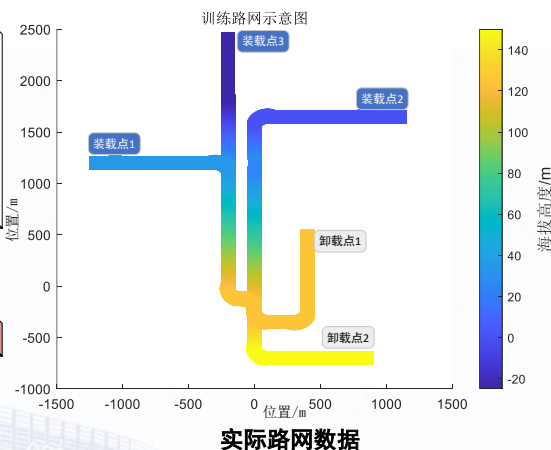
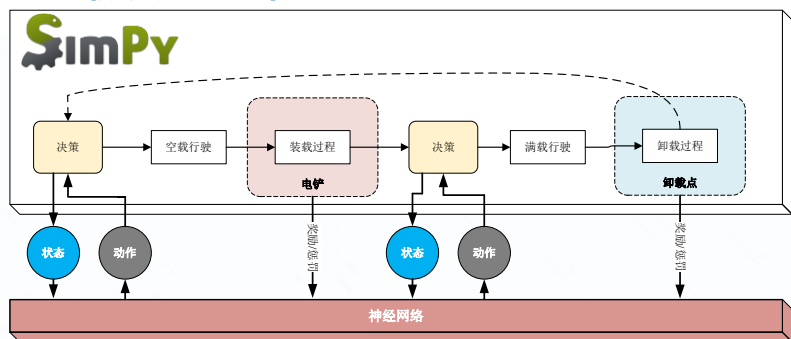
$$\text{更新 Q-network as } \theta' \leftarrow \theta + \nabla_{\theta} e^2$$



- 在实际的训练过程中，我们将上一章的速度优化策略与车队管理系统相结合。
 - 当卡车到达卸载点/装载点并需要调度时，DQN观测状态空间将被获取并传递到神经网络中。
 - 根据状态空间得到动作值
 - 车辆按照优化速度前往目的地
 - 计算此时的奖励值，获取下一刻状态空间。
- 不断根据历史的经验进行更新神经网络最大化奖励值

三、基于深度强化学习的矿山无人驾驶车队调度系统

4. 仿真器设计



实验环境设置



网络参数

三层ReLU, 学习率 $1e-05$,
探索率 $0.8-0.01$
Batch Size:1024, 折扣因子: 0.9



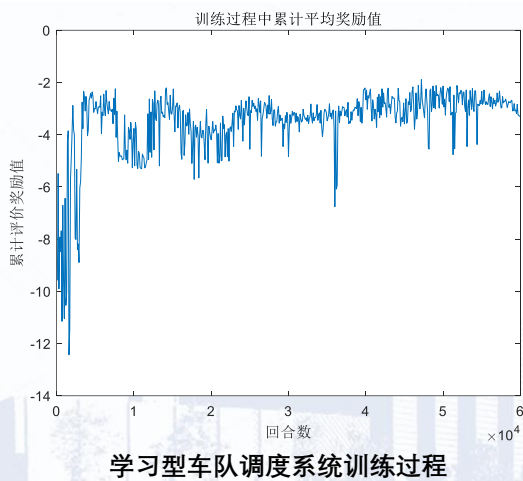
环境参数

3台铲车, 2个卸载点, 仿真时间8h
25辆载重量45吨的电动卡车
单车最优速度由DP优化得到

- 我们基于simpy搭建仿真模拟环境，整个流程包括决策，空载行驶，电铲装货，决策，满载行驶，卸载。
- 网络由三层组成，所有层都使用了ReLU激活函数。学习率从 $1e-03$ 衰减到 $1e-05$ 。探索策略，从80%的随机行动几率衰减到1%。
- 这套路网中包含三个转载点，两个卸载点，道路数据如右图所示，经过第二章的动态规划进行优化速度。

三、基于深度强化学习的矿山无人驾驶车队调度系统

5. 结果验证



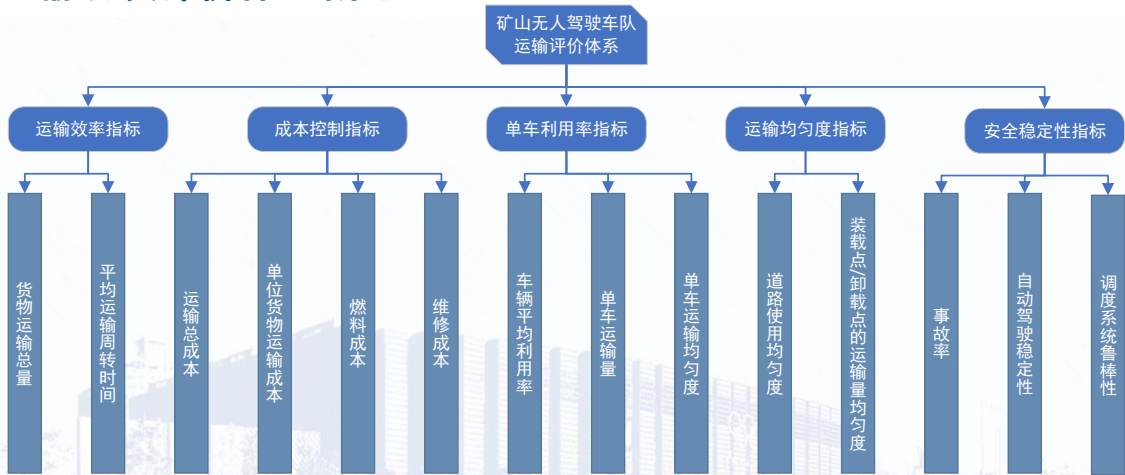
基于速度优化的 DQN 调度系统测试结果		
实验序号	8h 班次内车队总运输量 (t)	8h 班次内车队总能耗 (kwh)
1	10350	9259.62
2	10305	9437.18
3	10575	9534.87
4	11655	10280.21
5	10935	9828.50
6	10980	9761.00
7	10980	9799.30
8	10710	9769.99
9	10305	9323.21
10	10935	9869.16

8h 班次内各个运输站点的运输完成量以及均匀程度							
实验序号	装载点 1 (t)	装载点 1 (t)	装载点 1 (t)	装载量 标准差	卸载点 1 (t)	卸载点 1 (t)	卸载量 标准差
1	3465	3915	2970	472.7	5625	5310	222.7
2	3960	3960	2385	909.3	5580	5310	190.9
3	3915	3960	2700	714.8	5670	5400	190.9
4	3960	3915	3780	93.7	6345	5895	318.2
5	3960	3915	3060	507.1	5940	5580	254.6
6	3960	3915	3105	481.2	5940	5625	222.7
7	3960	3915	3105	481.2	5895	5670	159.1
8	3915	3915	2880	597.6	5805	5490	222.7
9	3960	3960	2385	909.3	5535	5310	159.1
10	3960	3915	3060	507.1	5940	5580	254.6

- 128*3层的网络
- 我们对DQN进行了10万次步骤的训练，平均奖励达到了收敛状态，如右图所示。右表为模拟试验的结果，初步验证了训练网络的可行性，下一章节将提出全面的矿山运输的评价体系，并对学习型调度系统进行全方面测试。

四、矿山无人驾驶车队运输评价体系

1. 运输调度评价体系概述



均匀度----变异系数

*标准差与均值之比, 取值0-1

*变异系数越小, 说明数据离散程度越小;
反之, 离散程度越大。

$$CV = \frac{\sigma([TP_t^1, \dots, TP_t^M])}{\mu([TP_t^1, \dots, TP_t^M])}$$

- 在本节中, 我们提出了针对于无人矿车车队的评价体系。下面将从运输效率、成本控制、单车利用率、均匀度、安全稳定进行评估测试。
- 需要说明的是, 有一些指标和工程实际才能测算, 如维修, 故障率。本文不对此进行评估计算
- 运输均匀度我们引述了变异系数这一概念, 是标准差和均值之比, 用来衡量数据的离散程度和均匀程度。数值越低, 越均匀。

四、矿山无人驾驶车队运输评价体系

2. 速度优化的学习型调度系统评价

实验环境设置 与第三节训练环境一致



网络参数

三层, MLP



环境参数

3台铲车, 2个卸载点, 仿真时间8h

25辆载重量45吨的电动卡车

单车最优速度由DP优化得到

基准模型

固定卡车分配策略 (FS)

卡车指定铲车和卸载点, 固定的路线
仿真8h

恒定速度

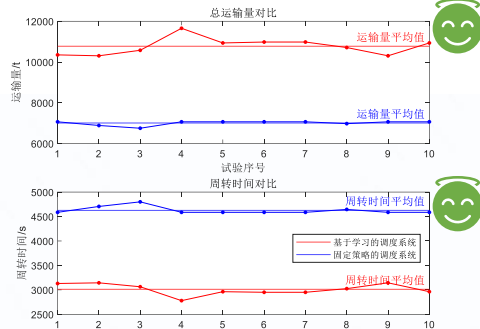
满载前往卸载点速度: 5km/h

空载前往装载点速度: 20km/h

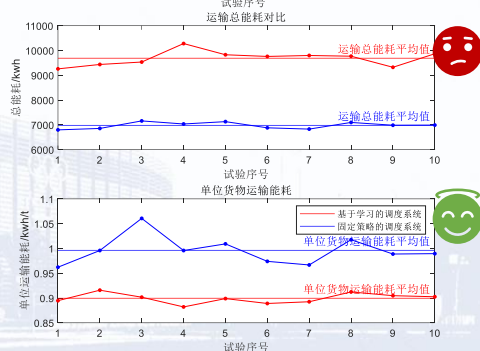
随机进行10次对比实验

性能指标对比

1 (一) 运输效率对比



2 (二) 成本控制对比



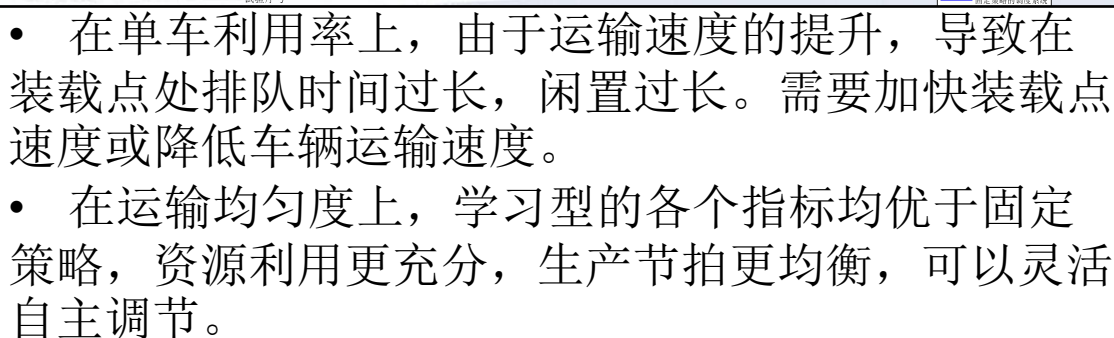
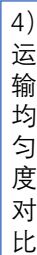
• 测试的环境和网络模型均和第三章一致, 对比的模型为固定卡车分配策略。我们随机进行10次8h的模拟试验

• 如右图所示, 运输效率上学习型的系统, 引入了速度优化模型, 速度得到提升, 总运输量和周转时间表现较好。

但在成本上, 运输量增加却导致了总能耗增加。

2. 速度优化的学习型调度系统评价

3) 单车利用率对比



四、矿山无人驾驶车队运输评价体系

2. 速度优化的学习型调度系统评价

性能指标对比

5) 安全稳定性的对比

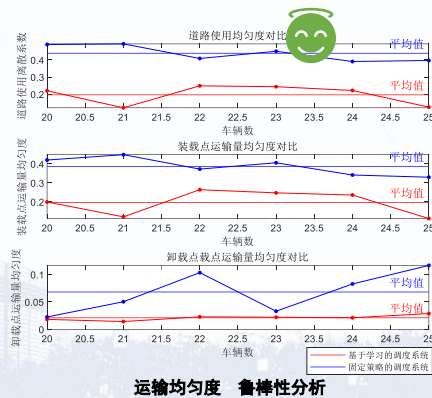
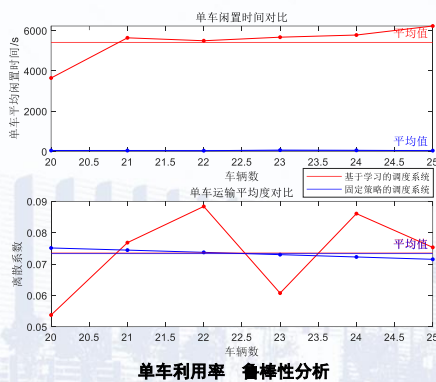
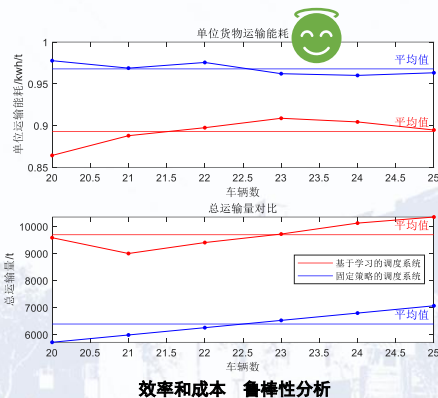
系统鲁棒性分析

卡车数量（从20到25辆）

模拟现实场景中单车意外停止工作的状况



- 出色的鲁棒性
- 动态的调度



- 在安全稳定性方面，模拟卡车20-25辆车进行系统鲁棒性测试。
- 在效率成本以及运输均匀度上，学习型测调度系统保持较高的性能。
- 在单车利用率上，虽然速度的提升导致单车闲置时间过长，但整体的波动并不大。
- 因此，该模型具有出色鲁棒性的可以动态调度策略。

四、矿山无人驾驶车队运输评价体系

3. 系统对比评价结果

✓ 运输效率

采取了速度优化的策略，行驶速度提升，运输总量提升。

✓ 运输均匀度

奖惩函数包括完成量变异系数，大量训练使系统分配任务更协调均衡。

○ 成本控制

运输总量提升带来总成本提升，速度优化策略使单位运输成本降低。

○ 单车利用率

强化训练使单车任务分配更均匀，优化的速度导致运输时间短，排队更长。

■ 系统鲁棒性

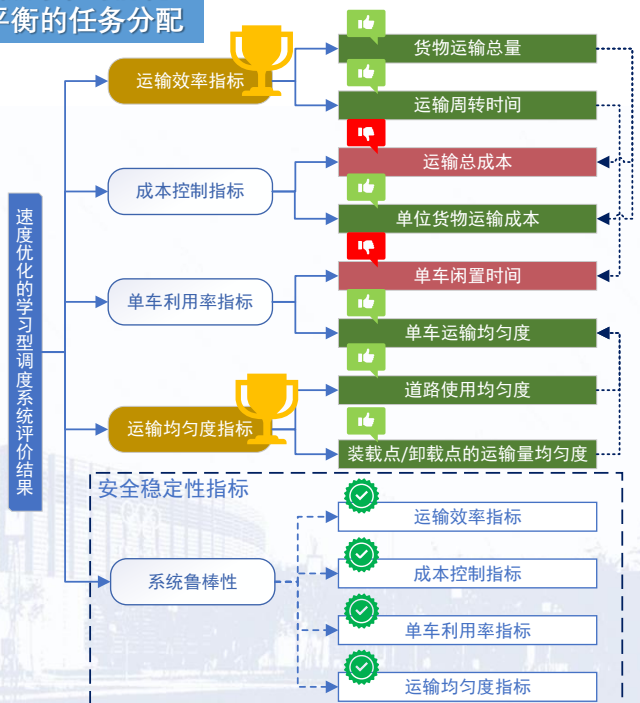
满足在短时间内车辆临时意外退出的状况

8h 班次内综合对比评价

一级指标	二级指标	学习型调度系统 平均值	固定策略 平均值	对比
运输	货物运输总量(t)	10773	7006.5	提升
效率	运输周转时间(s)	3011.5	4625.3	下降
成本	运输总能耗(kwh)	9686.3	6977.07	提升
控制	单位货物运输能耗(kwh/t)	0.9	1.0	下降
单车	单车平均闲置时间(s)	5364	62.6	提升
利用率	单车运输均匀度	0.065	0.078	下降
	道路使用均匀度	0.15	0.50	下降
运输	装载点运输量均匀度	0.13	0.33	下降
灵活性	卸载点运输量均匀度	0.03	0.18	下降

更高的产量水平
更低的平均能耗
更平衡的任务分配

各个指标相互制约



- 速度优化的学习型的调度系统在运输效率和均衡性，表现较好，也有一定的鲁棒性。
- 但各个指标相互指标，效率的提升带来总成本过高，单车排队时间长。
- 总的来说，该系统有更高的产量水平，更低的平均能耗，更均衡的任务分配。

五、总结与展望



1. 总结

- ✓ 设计多目标速度优化方法，适合矿山成本需求。
- ✓ 提出了速度优化后的学习型车辆调度系统。
- ✓ 构建矿山无人驾驶车辆运输调度评价体系。



2. 展望

- 深入研究多目标速度优化的组成和权重。
- 将不同车型、车速、路口、横向偏差纳入到调度系统中，采用“端到端”的大模型进行优化。
- 加强对评价体系的完善评估，使之更科学合理。

- 设计了一种考虑行驶时间、能量消耗和电池寿命的多目标速度优化方法，并在燃油车和电动车模型上验证了其有效性和适用性，它更适合矿山运输的成本管理。随着路线坡度的变化，车辆会采用不同频率的加速滑行PnG速度行驶策略。
- 提出了基于深度强化学习的自适应车辆调度系统。本系统将速度优化的行驶策略与自主调度系统相结合，可以生成高效的动态调度策略。
- 构建了矿山车辆运输调度评价体系，该评价体系

对为矿山运输的发展提供了参考。同时我们利用该评价体系对本文提出的速度优化的学习型调度系统进行深度全面评价。

- 矿山车辆多目标行驶速度优化方法的各个目标函数之间的权重关系应该自适应调整，可以进一步基于矿山运输生产数据优化各个目标之间的权重。
- 本文采用DQN强化学习方法在处理复杂的状态空间，计算强度和学习时间也会增加。本文的调度系统车型单一，忽略了道路交叉排队和路面横向行驶位移偏差问题。在未来将考虑异构车队，并将路口冲突排队问题纳入考虑范围。此外可以探索行驶速度策略也纳入强化学习动作输出量。
- 无人驾驶车队的调度评价系统需要纳入对安全性能的评估，加强检测相关数据，通过机器学习不断修正评价指标，使之更加客观、合理。

速度优化的学习型 矿用无人驾驶车队调度研究

谢谢

2024年05月24日

该生的论文选题来源于工程实践，具有重要的理论意义和工程应用价值，符合其研究方向和培养目标。论文结合科学理论和工程经验构建了矿山车辆运输调度评价体系，针对矿山车辆经济型行驶策略和优化排队时间提出了速度优化的学习型矿用无人驾驶车队调度系统，为矿山运输的发展提供了参考。

该生文献阅读较广泛，资料搜集较全面，归纳总结客观、准确；设计思路清晰，方案切实可行；研究内容明确、具体、适度，资料、数据可信；论文工作量饱满，研究任务具有一定难度；研究结果较新颖，经济效益和社会效益较明显；摘要表述基本规范，能够反映研究的核心内容；论文系统性与逻辑性较强，文字表达基本流畅；参考文献真实、贴切、较新近。

以上工作表明，该生在本门学科上已掌握较坚实的基础理论和系统深入的专门知识，已经具有独立从事本学科的科学研究和技术研发工作的能力，达到了硕士学位论文的要求，同意按期进行答辩。

建议与问题：

- (1) 中文摘要和结论部分不够简练，建议完善。
- (2) 建议采用“如图×、见表×”的表述方式。
- (3) 表示变量的物理量排版请用斜体，物理量单位请用正体。
- (4) 文中所有西文字符（包括图、表、公式等），建议统一使用“Times New Roman”字体。
- (5) “Km”应为“km”。
- (6) 论文文字方面尚需完善。
- (7) 在矿山车辆多目标行驶速度优化方法中，各目标函数之间的权重关系是如何确定的？

无

义和思路清晰，逻辑性较好；工作内容的较为丰满，能够支撑完整的硕士毕业要求。但是，作者需要针对以下问题修改后，方可答辩。

1、论文综述存在明显问题。首先，本文针对矿用汽车速度策略开展优化，应当将综述的篇幅集中在关键词矿用汽车和速度策略上。然而本文的综述却花了不少篇幅去介绍混合动力、能量管理等相关文献，显然这些文章的内容并不能够支撑所谓的速度策略研究，并不能为速度策略研究提供明确的技术思路。其次，正文第3页，“……纯电动汽车的结构在某种程度上也类似于复合能源车辆……”，这句话表述有极大问题，纯电动汽车是纯电动汽车，复合能源是复合能源，二者在何种程度上有类似？学术性论文不能够出现这种模糊不清的语句。

2、文章结构中，第二章存在的意义有待进一步考量。例如，2.1.1对比了各类建模方法，并选择了一种确定的建模方法。这个综述性质的可以放在文献综述里，也可以放在建模工作中。其次，2.1.2行驶策略分类这一节太过于综述，这个明显可以放在文献综述里，难以成为一个单独章节。但是，这样单独成章，没有承上启下的作用，其内容的充实程度也难以支撑硕士论文的一个完整章节。

3、表格格式：硕士论文要求的三线表不能有底色。

4、无论是燃油车型还是电动车型，两款车型均配有变速器，速度规划过程中如何选择变速器档位？变速器档位是作为控制变量放置在速度策略优化过程中吗？这部分工作没有交代清楚。

5、无论是燃油车型还是电动车型，其优化得到的速度策略均存在频繁波动，这种波动是否实际可行？

6、在多目标优化中，作者采用了线性加权方法将多目标转化为单目标优化，一般来说，三个加权因子的和应等于1，原文中缺少这样一个约束。其次，当调节三个加权因子的比例，可以得到不同的加权目标函数最小值，也就是多目标所需的帕累托前沿。原文中，作者并没有深入讨论加权因子的调节过程，仅给出了单一的结果，因此它实际上还是一个单目标优化。且单目标优化的各个因子数值也没有给出明确的值，建议给出各个加权因子的值。