



智能决策课程报告

姓名 黄家曦

学号 2022141460084

院系 计算机学院

2024 年 6 月 8 日

目录

1 问题背景	3
2 现状	3
2.1 目的地空闲充电桩	3
2.2 同一目的地车辆数据	4
2.3 目的地改变策略	5
2.4 决策系统调配策略	5
3 决策过程	5
3.1 决策变量	5
3.2 决策算法	5
3.3 智能水滴算法	6
3.4 基于智能水滴算法的路径设计	6
4 算法实现	7
5 结论	9
6 致谢	10

智能决策指导电车充电路径问题

1 问题背景

随着全球变暖，极端自然灾害事件频发。人类对于能源利用，清洁能源进行了更加深入的研究。当前，全球新一轮科技革命和产业变革蓬勃发展，汽车与能源、交通、信息通信等领域有关技术加速融合，电动化、网联化、智能化成为汽车产业的发展潮流和趋势。新能源汽车融汇新能源、新材料和互联网、大数据、人工智能等多种变革性技术，推动汽车从单纯交通工具向移动智能终端、储能单元和数字空间转变，带动能源、交通、信息通信基础设施改造升级，促进能源消费结构优化、交通体系和城市运行智能化水平提升，对建设清洁美丽世界、构建人类命运共同体具有重要意义。近年来，世界主要汽车大国纷纷加强战略谋划、强化政策支持，跨国汽车企业加大研发投入、完善产业布局，新能源汽车已成为全球汽车产业转型发展的主要方向和促进世界经济持续增长的重要引擎。

到 2024 年，我国新能源汽车市场竞争力明显增强，动力电池、驱动电机、车用操作系统等关键技术取得重大突破，安全水平全面提升。纯电动乘用车新车平均电耗降至 12.0 千瓦时/百公里。虽然相比于起步阶段，新能源汽车的续航能力有了极大提升。可以满足人们“出趟远门”的需求，但是新能源车中途充电的问题也是非常普遍的，目前一二线城市中成群的规格化充电桩就是其反应。

2 现状

新能源汽车的充电路径问题，本身是可以嵌入在车机系统中的。驾驶员通过与车机交互，甚至可以利用自动驾驶导航到指定充电点。但是路径的规划，并不像传统的目的地式的导航。需要考虑以下几点：

- 目的地空闲充电桩数量
- 同一目的地车辆数据
- 目的地改变策略
- 决策系统调配策略

2.1 目的地空闲充电桩

如今借助物联网技术，充电桩的信息已经可以通过服务器进行共享，进而提供决策指标给车机系统和驾驶员。充电桩的电量，充电功率，位置，是其中的重要指标。



图 1: 华为超级充电桩



图 2: 理想汽车查看充电桩信息

2.2 同一目的地车辆数据

同一目的地车辆数据是规划充电路径时的一个重要因素，因为它可以帮助驾驶员和车机系统预测充电桩的使用情况，从而做出更加合理的充电决策。以下是一些具体的数据点：

- 目的地车辆流量: 了解同一目的地的车辆流量可以帮助预测充电桩的占用率，从而避免在高峰时段前往充电
- 车辆到达时间分布: 通过分析车辆到达目的地的时间分布，可以预测充电桩的高峰和低谷时段，为驾驶员提供最佳充电时间建议
- 充电桩使用频率: 收集和分析充电桩的使用频率，可以帮助了解哪些充电桩更受欢迎，哪些时间段充电桩可能空闲
- 用户评价和反馈: 用户对充电桩的评价和反馈可以提供有关充电体验的宝贵信息，帮助其他驾驶员选择更优质的充电点。

通过整合这些数据，车机系统可以提供更加智能和个性化的充电路径规划服务，帮助驾驶员节省时间、提高充电效率，同时也有助于减轻充电桩的拥堵问题。此外，这些数据还可以为充电桩运营商提供宝贵的运营决策支持，优化充电网络布局和服务。

2.3 目的地改变策略

在一些情况下，比如目的地没有空闲充电桩或者同一目的地的车辆过多，这时候考虑改变目的地。对于其他优先级较高的目的地进行排序搜索并决策。通过一些决策算法，比如粒子群优化，模拟退化，K-means 聚类算法，智能水滴算法，可以指导提出可行的路径。

其实，可以将目的地状态改变当作一个决策节点，这样可以减少决策次数，避免多次决策而挤占了车机系统的其他处理时间。

2.4 决策系统调配策略

对于一些自动化程度较高的电车。驾驶员可以选择完全将路径选择交给车机系统。而车机系统之间相互竞争调配，这就涉及到更上一级的调配系统的决策。如何为不同的车机选择各自合适的目的地并规划路线，这是个很复杂的问题，类似于操作系统对于进程的调度，需要考虑很多情况，涉及到的数据也很庞杂。

3 决策过程

3.1 决策变量

3.2 决策算法

利用 K-means 聚类算法将目标点进行分类，再将分好的目标点分配给多个寻求充电点的车机系统，利用改进的遗传算法对每架无人机的飞行路径分别进行求解。我们可以提出一种基于节点重要级别的移动设备协同充电的路径规划算法，将节点失效率与路径能耗比总能量作为评价指标，首先将传感器与充电设备的距离和充电设备在车辆移动充电过程所剩余的能量作为匹配的依据，根据匹配度为每个车机分配目的地充电桩。在大规模充电网络任务背景下，立足多电车协同多充电桩任务模型。将整体完成任务时间最短作为优化目标，可以表示为一个最小 - 最大的路径覆盖 (min-max tour cover,MMTC) 问题。为了解决这一任务，可以利用文献中提到的路径分解算法 [1]，将无人机飞行路径，基于 GIS 技术添加道路约束条件，从而将其转化为一个电车充电路径问题。通过建立充电桩网络以及道路信息，可以通过 K-means 聚类这种无监督机器学习算法，在高维空间 (多为因素) 作用下将充电桩分为几类 (簇)，K-means 算法核心如下：

$$\mu_k = \frac{1}{N_k} \sum_{x \in C_k} x \quad (1)$$

$$d(x, \mu_k) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu_{k_i})^2} \quad (2)$$

$$J = \sum_{k=1}^K \sum_{x \in C_k} \|x - \mu_k\|^2 \quad (3)$$

其中，初始的公式（1）计算每个簇的聚类中心，公式（2）通过使用欧氏距离来衡量数据点到簇中心的距离，公式（3）是 K-means 算法的目标：最小化簇内平方和在此基础上，如何利用交通网络、配电网络、车辆本身等信息规划路径，是算法最重要的部分。我们可以采用智能水滴算法

3.3 智能水滴算法

智能水滴算法是根据自然界水滴汇集成流，然后流入大海的过程中“自由选择”流经路径的现象仿真得到的，Shah-Hosseini 根据水滴的这些属性，将之命名为智能水滴 (IWD)，从而演化出智能水滴算法。[2] 根据水滴的特性可以构建出抽象的数学模型，这种模型的属性主要是包含水滴中携带的泥土量 *soil* 和水滴在不断更新泥土量的同时不断变化的速度 *velocity*。目前已有研究采用不同算法与智能水滴算法混合，使用改进的智能水滴算法在车场分配和路径搜索选择上展开研究。[3]

智能水滴所拥有的两个重要属性是水滴经过路径所含泥土量和水滴的当前速率。但是由于水的流动特性，导致这两个属性都是处于变化状态的，因此，智能水滴算法的目的是按照某些约束力，从某个节点到下一个节点找到水滴前进的最佳的一条路径。通过数学定量分析对智能水滴算法进行定量分析。假设水滴的当前位置为 *i*，此时的速度为 *velocity* (*i*)，下一节点的位置为 *j*，*j* 位置的速度为 *velocity* (*j*)，由速度与从 *i* 到 *j* 的泥土量 *soil* (*i*, *j*) 成非线性反比关系可知表达式为：

$$\text{velocity}_j = \text{velocity}_i + \frac{a_v}{b_v + c_v \cdot \text{soil}(i, j)} \quad (4)$$

其中 *a*, *b*, *c* 是预先设定好的参数在水滴位置的变化过程中，水滴的含沙量的变化量和路径中的变化量是相等的，泥土量的变化量和水滴移动所需的时间呈现非线性反比关系：

$$\Delta \text{soil}(IWD) = \Delta \text{soil}(i, j) \quad (5)$$

$$\Delta \text{soil}(i, j) = \frac{a_s}{b_s + c_s \cdot \text{time}(i, j)} \quad (6)$$

其中，*time*(*i*, *j*) 是时间函数，水滴的位置在时刻变化，在水滴到达下一节点前，会有多项泥土量的阻碍，也会形成多条路径的选择，水滴为了更快、更容易到达下一节点，会选择一条最佳路径进行前进，在这条路径中，水滴在行进时的含沙量最少，速度最大。按照智能水滴在两节点间位置移动。

3.4 基于智能水滴算法的路径设计

可以将交通网络、配电网络、车辆本身所产生的对充电路径造成阻碍的一些因素看作智能水滴的泥土量，将不同类型的泥土量进行量化模拟。在泥土量设置中，根据实际

路径设置了 n 项泥土量，在大数据的模拟环境能够更好地展现智能水滴算法的特点。根据模拟的泥土量数据，在智能水滴的两个属性的基础上，对数据进行处理，从而实现路径选择的目的。

根据智能水滴算法，声明路径中的泥土量 `pathsoil` 并对其进行初始化，将路径中的泥土量设置初始值为 1000。将智能水滴分代迭代，设置为 30 代，每代执行以下操作。创建 IWD，对 IWD 进行迭代，随机选择设定泥土量的行数，在选择的行数长度中计算 `pathsoil` 范围内的一部分，然后更新 IWD 访问列表，查找 IWD 从 i 到 j 的概率，其中 j 不在访问路径列表中。将每一代的 IWD 数据分为 10 个子集，把每个 IWD 从当前位置移动到下一位置，直到把自己全部遍历。一个子集的开始，根据智能水滴算法的数学模型，在路径泥土量 `pathsoil` 矩阵范围内计算 $g(\text{soil}(i,j))$ 、智能水滴 $f(\text{soil}(i,k))$ 集合元素之和，找到最小泥土量 ($\min \text{soil}(i,j)$)。此时检查 i 是否在访问列表当中，根据式 (7) 计算泥土量，并计算下一个数据，信息增益排序滤波器对输入的数据采用搜索排序并标准化概率。根据排序数组标准化排序，获取新特征排序，然后更新 IWD。首先获取 IWD 的初始速度和位置，在验证中，设置水滴的初始速度 `velocity` 为 100，含沙量 `soilcontent` 为 0，然后计算速度，按照式 (4) 进行更新。然后进行下一代的迭代，经历 30 代的迭代，更新最佳路径，选择最大概率的 IWD，更新每条路径的泥土量 `soil(i,j)`，根据访问列表中的特征将全局最佳路径写入文件，输出最佳路径作为智能水滴的最佳路径。

4 算法实现

通过开源 Python 库 `frvcpy`^[4]，我们可以比较轻松对汽车充电路径问题进行实现。通过在 Jupyter 环境中输入：

`pip install frvcpy` 即可下载它由三个主要模块组成：`core.py`、`solver.py` 和 `algorithm.py`：

- `core.py` 模块由算法执行中所需的辅助对象的类定义组成，如节点、标签和 FRVCP 问题实例
- Module `solver.py` 定义了面向用户的 `solver` 类，该类负责预处理、调用算法和将解决方案写入文件
- `algorithm.py` 算法本身及其附带的函数包含在其中
- `translator.py` 提供了一个实例翻译器，允许 `frvcpy` 和 VRP-REP 实例之间的互操作性。VRP-REP 是一个社区驱动的车辆路线问题数据文件存储库

根据 `frvcpy` 提供的一个样例数据，根据 xml 文件构建如下的网络：其中，CS (Charging Station) 包含了快，中，慢速三种形式，是我们上面提到过的决策变量之一，由于电动

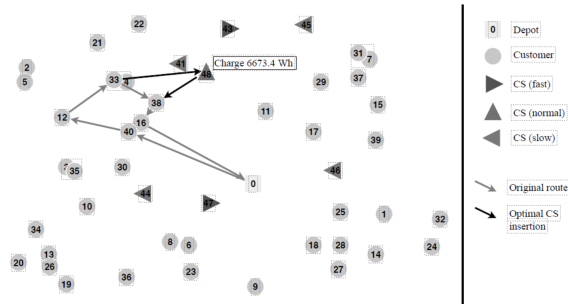


图 3: 灰色为分配的固定路线

汽车在不充电的情况下，没有足够的能量完成该路线，我们求解了一个 FRVCP 来确定 CS 的最佳插入位置。可以调用 frvcpy 来实现，对应的代码为：

Listing 1 代码

```
def process_dweet(dweet):
    """Inspect the dweet and set LED state accordingly"""
    global last_led_state

    if not 'state' in dweet:
        return
    led_state = dweet['state']
    if led_state == last_led_state:
        return # LED is already in requested state.

    if led_state == 'on':
        led.on()
    elif led_state == 'blink':
        led.blink()
    else: # Off, including any unhandled state.
        led_state = 'off'
        led.off()

    if led_state != last_led_state:
        last_led_state = led_state
        logger.info('LED ' + led_state)
```

运行得到的解为：

Listing 2 结果

```
<?xml version="1.0" encoding="utf-8"?>
<solution instance="frvcpy-instance">
  <route id="0" initialcharge="16000">
    <node id="0"></node>
    <node id="40"></node>
    <node id="12"></node>
    <node id="33"></node>
    <node id="48">
      <charge>6673.379615520617</charge>
    </node>
    <node id="38"></node>
    <node id="16"></node>
    <node id="0"></node>
  </route>
</solution>
```

即是

Listing 3 结果

Duration: 7.339

Energy-feasible route:

[(0, None), (40, None), (12, None), (33, None),

(48, 6673.379615520617), (38, None), (16, None), (0, None)]

含义为：路径总耗时为 7.339 小时，在中继点 33 和中继点 38 之间插入 CS 48，并在 CS 48 处充电 6673.379615520617。同时，从图中也可以看出，将 CS41 插入的行驶时间更短，但是由于 CS41 是慢充，而 CS 48 是快充，所以选择了更远的 CS48。

5 结论

本篇报告针对智能决策在电车充电路径问题中的应用进行了深入研究。通过分析新能源汽车充电路径问题的现状，本文提出了一种基于智能水滴算法的路径规划方法，旨在优化电车充电路径，提高充电效率，减少能源消耗，并提升用户体验。

首先，综述了新能源汽车产业的发展背景及其对充电路径规划的需求，指出了现有充电桩信息共享技术的进步为智能决策提供了数据支持。其次，详细讨论了充电路径规

划中的关键因素，包括目的地空闲充电桩数量、同一目的地车辆数据、目的地改变策略以及决策系统调配策略，并提出了相应的决策变量和算法。

在决策算法方面，采用了 K-means 聚类算法对充电桩进行分类，并利用改进的遗传算法对电车充电路径进行求解。此外，本文还引入了智能水滴算法，模拟自然界中水滴流动的过程，以寻找最优充电路径。通过算法实现部分的介绍，并且展示了如何利用开源 Python 库 frvcpy 对汽车充电路径问题进行编程实现，并给出了具体的实现步骤和示例。

结果表明，通过智能决策算法优化电车充电路径，可以有效减少充电时间，提高充电桩的使用效率，并为电车用户提供更加灵活和个性化的充电方案。同时，本文的研究也为充电桩运营商提供了决策支持，有助于优化充电网络布局和服务。

未来研究可以进一步探索更高效的算法，以适应更大规模的充电网络和更复杂的实际应用场景。此外，可以考虑将智能决策算法与其他技术如车联网、大数据等进行融合，以实现更加智能化和自动化的充电路径规划。

6 致谢

感谢老师这学期在智能决策这门选修课上给予我们的教导，老师介绍的课程内容与个人经历也很有趣，能感觉到老师第一次授课有点缺乏经验有些紧张，但是老师的教学态度很好，以后一定能够成为更好的教师。根据这学期上课的经历，我建议老师可以开一门 1 学分 8 周的课，可以叫做智能决策引论。这样上课更紧凑我觉得也更有效率一点。谢谢老师。

参考文献

- [1] 田雨露, 米志超, 周雁翎, 王海, and 路颜霞. 基于改进混合粒子群算法的无人机协同充电路径规划. 兵器装备工程学报, 44(3):182–190, 3 2023.
- [2] Hamed Shah-Hosseini. The intelligent water drops algorithm: a nature-inspired swarm-based optimization algorithm. *Int. J. Bio-Inspired Comput.*, 1(1/2):71–79, jan 2009.
- [3] 胡云清. 改进智能水滴算法在车辆调度问题中的应用. 包装工程, 2009.
- [4] frvcpy: An Open-Source Solver for the Fixed Route Vehicle Charging Problem.