摘 要

关键词：

**Abstract**

**Keywords:**

目 录

[第1章 引言 1](#_Toc88591457)

[1.1 研究背景及意义 1](#_Toc88591458)

[1.2 国内外研究现状 1](#_Toc88591459)

[1.3 研究内容 1](#_Toc88591460)

[1.4 论文结构 1](#_Toc88591461)

[第2章 基于MDP的推荐系统 2](#_Toc88591462)

[2.1 推荐算法概述 2](#_Toc88591463)

[2.2 基于强化学习的推荐算法 2](#_Toc88591464)

[2.3 基于深度强化学习的MDP推荐系统 2](#_Toc88591465)

[第3章 基于MDP的充电站推荐系统设计 3](#_Toc88591466)

[3.1 系统总模型 3](#_Toc88591467)

[3.2 EV行驶时间估计 3](#_Toc88591468)

[3.3 EV排队时间估计 3](#_Toc88591469)

[3.4 EV充电时间估计 3](#_Toc88591470)

[3.5 EV电量消耗估计 3](#_Toc88591471)

[3.6 基于MDP的推荐算法 3](#_Toc88591472)

[第4章 原型系统及应用示范的设计与实现 4](#_Toc88591473)

[4.1 4](#_Toc88591474)

[4.2 4](#_Toc88591475)

[第5章 总结与展望 5](#_Toc88591476)

[参考文献 6](#_Toc88591477)

[致谢 7](#_Toc88591478)

# 引言

## 研究背景及意义

充电桩推荐算法最大限度地减少了的排队时间与充电时间，缓解了EV 续航里程不足问题，尽可能保

持可接受的用户满意度且有助于电网的负载均衡，提升用户的使用体验，并且还能使一些在线服务获取更 高的利润。但目前的推荐算法不能直接适用于电动车充电场景，因为汽车的功能特性（地理位置实时更改） 以及充电桩固有的属性（不存在具体的分类与标签）。这使得目前应用于充电桩的推荐算法存在以下问题：

(1) 不能实时根据地理位置推荐位置合适的且满足用户偏好的充电桩；

(2) 虽然充电桩数量在不断增加，但远不及电动汽车的增速，且大数据显示公共充电桩的利用率很低；

(3) 目前很多类似的推荐算法只能做到离线训练，这导致推荐列表不能及时根据采集到的特征值进行 改变；

针对以上不足，本课题结合了神经网络与协同过滤算法，同时考虑了电动汽车的地理范围广特性以及充电桩无明显分类与标签特性，来增加算法的实时性与精确度，在满足地理位置条件的情况下，减少因电 动汽车充电导致的电网波动问题，尽可能靠近用户的偏好，提升用户交互体验。

## 国内外研究现状

随着电力系统的不断发展，智能电网的概念已经在试点的基础上进行大规模研究，以提高电力系统的

整体效率[1]。可再生能源在电网中的渗透率逐年上升，与此同时，电动汽车（EV）的相关技术日益成熟， EV的市场保有量不断增，进而引发了一系列问题[3]，如大量的EV 集中充电对现有电网的负荷能力提出 了很大的挑战，这会导致电网中无序的电力波动[4]；大量EV 在每天充电高峰期充电不便，且容易发生冲 突[5]；虽然充电桩的数量在逐渐增长，但大数据显示公共充电桩的利用率不足 15%[6]。为解决上述问题， 一些商业公司提出了分时定价策略来缓解充电压力，但依然不能从根本上解决问题[7]。为此，推荐算法逐 渐应用到了充电桩的推荐中，通过机器学习的方式记录用户习惯以及结合车辆地理位置与电网需求，充电 桩推荐算法可以为用户提供更加精准、更加符合用户习惯充电服务，且有效缓解充电桩利用率不足、电网 波动大等问题[8][9][10]。 国内充电设施运营平台主要有E 充网、爱充网等充电服务平台，利用互联网模式，通过自建充电桩或

与合作建充电桩，与电网需求响应平台数据相结合，细化各区域充电桩供电时段与价格，构造电动汽车充 电服务运营网络[11][12]；国外典型的充电服务系统有德国的莱茵集团和美国的 ChargePoint 等，甚至起步 比国内早，美国的ChargePoint 充电服务已处于相对完善的阶段，几乎覆盖了全美国的 90%的公共充电设 施[13]。

如何帮助电动汽车用户（EVU）快速、安全的充电又不影响充电桩的使用便捷性得到了业界广泛关注

[14]。由于充电桩不同于音乐、电影和图书，没有充电桩的具体分类以及直接评分数据[15]，只能根据用 户与充电桩的历史交互信息进行分析，所以基于内容的推荐算法不适用充电桩的推荐，因此，业界大部分基于协同过滤算法进行研究[16]。LiYujing 等人[17]提出了结合充电站的历史运营数据，采用深度学习方 法对到达充电站的车辆数量进行实时预测优化，并结合用户的历史充电数据，采用协同过滤算法得到用户 推荐列表。同时作者还综合考虑用户选择偏好、行驶距离和时间，为用户提供个性化的收费导航服务。 YingweiZhao 等人[18]针对目前数据利用率低、各因素联动程度低、多种收费引导策略计算能力不足的现 状，提出了一种基于协同过滤的引导式智能收费推荐方法。通过计算边缘推荐，可以准确高效地实现该方 案，并实现个性化。卜凡鹏[19]等提出一种基于协同过滤的充电桩推荐算法，通过电动汽车用户对充电桩 的交互行为进行分析，并与电网需求引导平台数据相结合对充电桩的供电时间进行分时定价，建立充电桩 推荐模型，来引导用户使用峰谷电价规避用电高峰期，同时提高充电桩的利用率。

基于协同过滤算法进行研究[16]。LiYujing 等人[17]提出了结合充电站的历史运营数据，采用深度学习方 法对到达充电站的车辆数量进行实时预测优化，并结合用户的历史充电数据，采用协同过滤算法得到用户 推荐列表。同时作者还综合考虑用户选择偏好、行驶距离和时间，为用户提供个性化的收费导航服务。 YingweiZhao 等人[18]针对目前数据利用率低、各因素联动程度低、多种收费引导策略计算能力不足的现 状，提出了一种基于协同过滤的引导式智能收费推荐方法。通过计算边缘推荐，可以准确高效地实现该方 案，并实现个性化。卜凡鹏[19]等提出一种基于协同过滤的充电桩推荐算法，通过电动汽车用户对充电桩 的交互行为进行分析，并与电网需求引导平台数据相结合对充电桩的供电时间进行分时定价，建立充电桩 推荐模型，来引导用户使用峰谷电价规避用电高峰期，同时提高充电桩的利用率。

## 研究内容

## 论文结构

# 基于MDP的推荐系统

## 推荐算法概述

### 

### 

### 

## 基于强化学习的推荐算法

### 

## 基于深度强化学习的MDP推荐系统

# 基于MDP的充电站推荐系统设计

## 系统总模型

图示

描述已自动生成

整个系统模型由云中心、充电站CS、充电桩CP以及电动汽车EV组成。云中心负责调度整个系统，并存储系统的信息；每个充电站包括若干充电桩，假设每个CS包含的充电桩兼容性一致，且所有充电桩信息存储在CS对应CS中，CS作为边缘计算节点，为推荐任务提供算力；电动汽车本地设有缓存空间，存储由若干CS与EV组成的局部环境的信息。

局部环境，表示区域中充电站的状态，其中为元组，表示各个CS中充电桩的状态，，为拥有的充电桩数，表示有辆EV正在排队且没有空闲充电桩，表示的所有充电桩正在被使用且没有排队的EV，表示有个空闲充电桩；为CS的兼容类型，用集合表示；为CS负载，是当地国家电网规划一天中标准用电量，当时，表示此CS当前负载较低，当时，表示此CS负载较高，且数值越大，负载越高；表示CS地理位置，使用经纬度表示。表示请求充电EV的状态，其中为EV电池的实际容量，为EV的当前电量为EV充满电所需要的电量，为充电协议，为EV的地理位置。将与解包，得到局部环境状态为。

整个推荐系统流程如下图所示：

* EVU通过车载系统或连接了车辆的移动设备向云中心发送充电请求，并将EV状态信息随请求一并发送；
* 云端根据EV状态信息筛选出若干充电站CS，此时EV与若干CS组成局部系统，云中心通过负载均衡分配其中一个CS完成计算任务（执行推荐行为），此时EV判断此局部系统是否在缓存中，如果在缓存中，将缓存信息（系统状态）发送到此CS，CS再根据当前数据对系统状态进行更新，如果不存在，此CS根据当前数据生成新的系统状态后，再进行推荐计算；
* CS执行完成后将结果以及当前系统状态返回给云中心，经云中心返回EV；
* EV收到结果以及当前局部系统状态，保存局部系统状态到本地缓存列表（如本地缓存满，则会删除长时间未更新的系统状态信息），并根据推荐结果导航至目标CS。

图示, 示意图

描述已自动生成

## EV行驶时间估计

随着GPS设备的广泛应用以及网约车的兴起，丰富的GPS轨迹数据现已成为智慧交通系统以及其相关服务的重要数据源。但GPS信号易受到电磁干扰或功率限制的影响，产生大量噪声数据，且目前搭载在车辆上的GPS设备大部分为低采样率设备（采样间隔大于60秒），低采样率设备产生的数据中连续采样点之间的联系较低，且存在噪声数据的影响。因此，在计算汽车行驶时间的估计时不能直接使用原始数据，需要进行地图匹配算法筛选出正确数据。地图匹配的目的是将原始GPS采样点与路网中的道路进行匹配，过滤错误数据，得到准确的路网数据，进而实现准确度较高的路网相关分析。

### 相关定义

* 路网（Road Network）：将现实道路网建模为一个有向图，路网例子如图1，其中节点表示路段的集合，边表示路口（在中的连通性）的集合，即如果车辆可以从道路直接行驶到道路，则。
* 道路（Road）：道路是路网中最基本的组成单元之一，通常被描述为有向边，但在本文中被描述为一个节点，每条道路都有其固有属性，如车道数、限速、长度等。
* 路口（Intersection）：路口是路网中另一个基本组成单元之一，在本文中它被描述为路网中的边，用来表示道路间的关系，每个节点连接着多条路，且存在固有属性，如经纬度、连接道路数等。
* 路段（Segment）：大部分道路都是弯曲的，他们由多个路段（Segment）组成，每个路段是两个点连接的直线，在路网匹配过程中将道路划分为多个路段能够提高匹配的精准度。
* 路径（Path）路径是一个道路序列，，，其中为采样点个数，和分别表示路段的起点和终点。
* GPS轨迹（GPS Trajectory）：GPS轨迹是由GPS采样点形成的一组序列，其中为GPS采样点个数，每个采样点用经纬度表示，每条GPS轨迹都有其时间戳、采样频率（连续采样点的时间间隔）等信息。
* 局部最优路径（Local Optimal Path）：对于在GPS轨迹中的任一采样点的每个候选点，，其中为的候选点个数，假设通过候选点的最优路径是GPS轨迹的真实路径。

### 候选点的选择

如何快速准确的确定每个采样点的候选点对于地图匹配是至关重要的，对于每个GPS采样点，，都有候选点，，其中为采样点个数，为候选点个数。本文使用KNN匹配算法进行候选路段的选择。在选出候选路段后进而选择对应的候选点。但原始KNN匹配算法使用的是欧几里得距离，但GPS设备一般记录的是球面坐标系，如WGS84坐标系。所以要对原始KNN算法做出改变。

墨卡托投影（Mercator）是角度不变的投影方式，可以实现将球面坐标系转换为平面坐标系，又称为等角正切圆柱投影。假设圆柱与地球赤道相切，取本初子午线与赤道的交点的投影为坐标原点，赤道的投影为轴，本初子午线的投影为坐标系的轴，这样构成的平面直角坐标系称为墨卡托平面直角坐标系。取地球椭球体的长轴为，短轴为，根据等角条件，墨卡托投影公式为：

其中为经度，东经取正值，西经取负值。为纬度，北纬取正值，南纬取负值。为地球椭球体第一偏心率。由上述可知，墨卡托投影将经纬度坐标映射为平面坐标系。

墨卡托投影的等角特性保证了对象的形状不会变形，同时保证了方向和相互位置的准确性。Web墨卡托投影与常规墨卡托投影有一个重要区别：Web墨卡托投影把地球假设为球体而不是椭球体。这种假设主要是为了计算简单和实现方便。理论精度差别在0.33%之内。当比例尺很大，地物很详细时，其差别可以忽略不计。

考虑把地球椭球体假设为正球体，取地球半径，有，第一偏心率。因此上述墨卡托投影公式可简化为：

由此即可将经纬度坐标转换为KNN算法能够使用的平面坐标。

为了快速的得到候选路段，KNN算法基于KD树的k近邻算法来获取候选路段，将静态路网数据建模为KD树，然后通过KD树找出距离采样点最近的候选路段。KD树例子如下图：

KD-Tree图

KD-Tree例子说明

KNN算法使用采样点与候选路段之间的垂直距离以及车辆方向与候选路段方向之间的夹角来确定候选路段，其公式为：

其中，为时间表，与表示权重，表示车辆采样点与候选路段之间的垂直距离的贡献度：

其中为车辆位置，为车辆在候选路段上的投影位置，为位置误差的标准差。车辆行驶方向与候选路段间的方向夹角贡献度：

其中表示车辆的行驶方向，表示候选路段的方向，表示车辆方向与候选路段方向的夹角。车辆位置与候选路段之间的垂直距离使用海伦公式计算，其中分别为三角形的半周长以及3条边长。

在选出候选路段后，还需要确定候选路段上的候选点。车辆采样点与候选路段之间存在两种关系：一是呈钝角三角形关系，如下图(a)所示，这种情况候选点只能选择距离采样点最近的候选路段的端点；另一种关系是呈直角或者锐角三角形关系，如下图(b)这种关系候选点在候选路段的端点之间。

图(a,b)

假设候选路段的两个端点分别为与，在平面坐标系中的直线方程为 。首先计算垂直于此候选路段且过采样点的直线方程，再计算候选路段与此垂线的交点，判断此交点是否满足以及，若不满足则为第一种情况，即候选路段与采样点之间呈钝角三角形关系，候选点为距离采样点最近的端点；若满足则为第二种情况，即候选路段与采样点之间呈直角或锐角三角形关系，候选点为采样点在候选路段上的垂点。

### 候选点间的相互影响

连续的GPS采样点之间会相互影响，如下图所示，从到…….。显然，越是靠近该点，对该点的影响就越大。本文采用空间分析以及时间分析两个方面来测量两个连续候选点之间的影响。GPS点的测量误差满足高斯分布，其观测概率为：。其中是采样点的候选点，是从候选到采样点的欧几里德距离。从候选点到候选点的空间分析函数定义为：

其中是过渡概率。目的是测量两个连续候选点之间的最短路径和直路径的相似性。定义为：

其中是采样点到采样点的欧几里得距离，是从候选到的最短路径的长度。在没有交通事故的情况下，车速一般接近道路限速。因此，适当的时间分析函数应在道路限速附近获得最大值。时间分析函数定义为：

其中是从候选点到的最短路径的加权速度限制，是沿着候选点至之间最短路径行驶的车辆的平均速度。

在地图中，道路通常被分为几个级别，每个级别都有不同的道路限速。高架路的水平高于地面道路，即高架路的限速大于地面道路。因此，我们使用道路水平因子来模拟车辆在高限速道路上停留的趋势。的道路水平系数（RLF）定义为：

其中和表示和所在道路的速度限制。综上，路径的综合权重函数为：

在计算各个采样点对应的各个候选点之间相互影响的权重之前，我们构建了一个静态评分矩阵：

其中，此静态评分矩阵中的每个项目仅考虑两个连续点的信息，表示候选点的权重。此信息并不反映互动的相互影响。因此，我们可以将其构建为静态矩阵，以减少计算相互影响的权重时的计算。要对候选点的加权影响建模，维距离权重矩阵[19]定义如下：

其中，和是和之间的欧几里德距离，是相对于道路网的参数。此矩阵给出了所有其他点到的距离的效果的权重。对于受距离影响的权重可计算为：

### 计算局部最优路径

局部最优路径可以反映最终匹配路径所经过的路径的可能性。如果路径（用表示）被更多的路径所包含，则路径称为最终路径一部分的概率就越大；如果路径没有被任何局部最优路径所包含，则最终匹配路径不包括路径P。

对于采样点的每个候选点, ，假设是最终映射匹配结果中的正确点。找到一条通过点的概率最大的路径作为局部最优路径。如下图（a）所示，该图表示采样点以及其与候选点的对应关系。下图（b）表示的候选点的累积权重。

实线和虚线表示从到有合法的路径（即，在路网中至少存在一条从到的最短路径，即）。在这个例子中，我们假设是正确的点，并设置路径和的权重为。这意味着路径必须通过候选点。累计权重。是的权重，受和的距离影响。在计算累积权重后，我们得到了所有候选点的。从可以得到局部最优候选点为，因为。从中我们可以得到上一个局部最优候选点。同样，我们得到了局部最优路径为，如下图 (b)中的虚线所示。

图

### 侯选边投票

在找到每个候选点的局部最优路径后，我们得到了一组局部最优路径。通过对每一个点的局部最优路径进行投票，选出投票数最多的一条路径作为最终匹配的路径。具体的：由这组局部最优路径集合创建候选网，其中表示各个采样点的候选点集合，表示前一个采样点的候选点到当前采样点的候选点之间的路径集合，当到存在实际可到达路径时才会存在边。在候选网创建完成后，遍历此网络，对边进行投票，最后筛选出每两个相邻采样点中投票最多的子路径作为最终匹配子路径，最后，所有子路径拼接成最优匹配路径。

算法

## EV排队时间估计

## EV充电时间估计

## EV最大行驶距离估计

由于电动汽车续航里程受到很多因素影响，且每一辆汽车都会有不同情况，因此耗电量与行驶距离是非线性关系。本文使用多项式回归预测在行驶一定距离时所消耗的电量，其受四个特征影响，分别是电池荷电状态（SOC）、整体车重（Weight）、环境温度（temperature）以及电池健康度（Battery health），其中，电池荷电状态、环境温度与行驶距离承非线性关系，整车重量、电池健康度与行驶距离承大致的线性关系。综上，EV行驶距离与上述四个特征之间是非线性关系。使用以下二次多项式表示其关系：

分别用表示电池荷电状态（SOC）、整体车重（Weight）、环境温度（temperature）以及电池健康度（Battery health），对这四种特征做二次特征扩展，即：将上述二次多项式转换为多元线性方程，即：

其中， 为对应特征的系数，，，，，，，，，，，为多项式回归的扩展特征。通过最小化EV的电池耗电量的预测值和数据中真实电池消耗量的均方差，得到最佳系数。，最佳回归系数可以用以下方程计算：

其中为真实值， 表示四种特征的随机变量。

## 基于MDP的推荐算法

### 动作集

定义集合为动作的集合，其中为区域内总充电站数。定义表示为请求EV推荐充电站。为变量，根据不同的局部环境中总计的充电桩数。

### 策略

策略可根据状态的值输出一个动作。

### 动作价值函数

动作价值函数是衡量在状态时，动作时好时坏，当一只策略函数时，就会给当前状态下所有的动作打分，从而判断哪个动作好哪个动作不好。

用最大化策略来消除中的，在所有策略中选出最大的，即为最有动作价值函数，用一下公式表示：

### 奖励

定义EVU总焦虑，其中为充电时间，为排队时间，为行驶时间（耗能最少）。则总奖励为EVU总焦虑的倒数的基础上，加入权重银子，即奖励。

### MDP过程定义

，其中：

为有限状态集

为有限动作集

为状态转移概率

为奖励

为小于1的折扣系数

# 原型系统及应用示范的设计与实现

## 

## 

# 总结与展望

参考文献

致谢