



Y3264223

华北电力大学

硕士学位论文

基于混合离散粒子群算法的电动汽车充电站
优化布局研究

Optimal Planning of Charging Stations for Electric
Vehicle Based on Hybrid Binary Particle Swarm
Optimization Algorithm

王皓

2017年3月

国内图书分类号： TM715
国际图书分类号： 621.3

学校代码： 10079
密级： 公开

硕士学位论文

基于混合离散粒子群算法的电动汽车充电站
优化布局研究

硕士研究生：王 皓

导 师：麻秀范副教授

申 请 学 位：工学硕士

学 科：电气工程

专 业：电力系统及其自动化

所 在 学 院：电气与电子工程学院

答 辩 日 期：2017 年 3 月

授予学位单位：华北电力大学

Classified Index: TM715

U.D.C: 621.3



Thesis for the Master Degree

**Optimal Planning of Charging Stations for Electric
Vehicle Based on Hybrid Binary Particle Swarm
Optimization Algorithm**

Candidate:	Wang Hao
Supervisor:	Associate Prof. Ma Xiufan
Academic Degree Applied for:	Master of Engineering
Speciality:	Electric Power System and Automation
School:	School of Electrical & Electronic Engineering
Date of Defence:	March, 2017
Degree-Conferring-Institution:	North China Electric Power University

华北电力大学硕士学位论文原创性声明

本人郑重声明：此处所提交的硕士学位论文《基于混合离散粒子群算法的电动汽车充电站优化布局研究》，是本人在导师指导下，在华北电力大学攻读硕士学位期间独立进行研究工作所取得的成果。据本人所知，论文中除已注明部分外不包含他人已发表或撰写过的研究成果。对本文的研究工作做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式注明。本声明的法律结果将完全由本人承担。

作者签名：王皓

日期：2017 年 3 月 7 日

华北电力大学硕士学位论文使用授权书

《基于混合离散粒子群算法的电动汽车充电站优化布局研究》系本人在华北电力大学攻读硕士学位期间在导师指导下完成的硕士学位论文。本论文的研究成果归华北电力大学所有，本论文的研究内容不得以其它单位的名义发表。本人完全了解华北电力大学关于保存、使用学位论文的规定，同意学校保留并向有关部门送交论文的复印件和电子版本，允许论文被查阅和借阅，学校可以为存在馆际合作关系的兄弟高校用户提供文献传递服务和交换服务。本人授权华北电力大学，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文，可以公布论文的全部或部分内容。

本学位论文属于（请在以上相应方框内打“√”）：

保密□，在 年解密后适用本授权书

不保密☒

作者签名：王皓

日期：2017 年 3 月 7 日

导师签名：麻秀范

日期：2017 年 3 月 7 日

摘 要

电动汽车充电设施是推广电动汽车产业规模化发展不可或缺的能源服务基础设施,伴随电动汽车的迅速发展和逐步普及,充电站在未来智能电网系统与交通系统中有着巨大的应用潜力,研究充电站的选址定容问题具有理论和实践上的重要意义。

针对城市电动汽车充电站规划的优化布局及充电站服务范围划分的问题,本文提出一种基于变权 Voronoi 图和混合离散粒子群算法 (Weight-Changed Voronoi Diagram and Hybrid Particle Swarm Optimization, HBPSO-CWVD) 的优化算法。在 HBPSO-CWVD 算法中,首先通过分析二进制粒子群算法 (BPSO) 的粒子位置变化率,发现其在一定条件下容易在全局最优解或局部最优解处发生变异的问题,提出概率映射函数的改进公式,提高算法迭代中后期的全局搜索能力;然后结合充电站的服务能力和最大服务半径的约束,改进 Voronoi 图生成过程中的权重,使其随着范围的扩张而逐渐减小,结合栅格生成法生成的变权重 Voronoi 图有助于更加合理的划分电动汽车充电站的服务范围;利用最短路径法求得用户充电行驶过程中的交通路径距离来取代传统的欧式距离,提高算法的准确性。

最后选取某市的城区作为规划区,对本文所构建的电动汽车充电站规划优化布局数学模型进行了算例分析,运用改进后的混合离散粒子群—变权 Voronoi 图算法求解算例模型,通过算例结果验证了所提算法用于电动汽车充电站规划的有效性。

关键词: 电动汽车; 充电站规划; 混合粒子群算法; 变权 Voronoi 图

Abstract

Electric vehicle charging station is indispensable in the large-scale industrialization of electric vehicle as electric vehicle energy service infrastructure. With the continuous development of the electric car, the charging station in the future smart grid systems and transportation systems has a great potential. It has great significance of theory and practice to research siting and sizing of electric vehicle charging stations.

In allusion to solve the optimal planning problem of charging stations for electric vehicle and division of services range, a method based on Weight-Changed Voronoi Diagram and Hybrid Binary Particle Swarm Optimization(CWVD-HBPSO) Algorithm was proposed. Firstly, the Binary Particle Swarm Optimization Algorithm was improved by modifying the function of probability map to improve the global searching capability, solving the problem that the particle position change rate was easily mutated when the number of iterations reaching to the latter stage; Introducing a weight-changed coefficient which could be dynamically adjusted in the process of generating the improved Voronoi diagram according to the constraints of charging station's service capability and the maximum service radius, then the process of dividing service range is controllable and more reasonable with the help of raster generation method; Using the shortest path algorithm to improve the accuracy of the algorithm by calculating the distance along the traffic path to replace the Euclidean distance of EV users running to the nearest station.

Finally, the proposed CWVD-HBPSO algorithm were tested by a given example, the results verified its feasibility and effectiveness.

Key Words: Electric vehicle, Planning of charging stations, Hybrid particle swarm optimization algorithm, Weight-changed Voronoi diagram

目 录

摘要.....	I
Abstract.....	II
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景和意义.....	1
1.2 国内外电动汽车充电设施优化布局研究.....	2
1.2.1 电动汽车充电设施需求预测.....	2
1.2.2 规划选址理论及模型方案.....	3
1.2.3 规划选址模型算法.....	4
1.3 本文主要工作.....	6
第 2 章 基础理论.....	8
2.1 离散粒子群算法.....	8
2.1.1 粒子群算法简介.....	8
2.1.2 离散粒子群算法基本形式.....	8
2.1.3 离散粒子群算法基本流程.....	9
2.2 加权 Voronoi 图.....	10
2.2.1 Voronoi 图的定义.....	10
2.2.2 加权 Voronoi 图的定义.....	11
2.2.3 加权 Voronoi 图生成方法.....	12
2.2.4 加权 Voronoi 图的应用.....	14
2.3 最短路径法.....	15
2.4 本章小结.....	16
第 3 章 基于混合粒子群和变权重 Voronoi 图的充电站优化布局.....	17
3.1 电动汽车充电站规划优化的数学模型.....	17
3.1.1 目标函数.....	17
3.1.2 约束条件.....	18
3.2 混合离散粒子群算法的改进与应用.....	19
3.2.1 BPSO 位置变化率分析.....	19
3.2.2 混合离散粒子群算法的改进.....	20

3.3	基于变权重 Voronoi 图的电动汽车充电站寻址局部优化	22
3.3.1	变权 Voronoi 图权重改进	23
3.3.2	基于栅格生成法的电动汽车充电站寻址局部优化	24
3.4	本章小结	26
第 4 章	基于 HBPSO-CWVD 算法的电动汽车充电站优化布局算例分析	28
4.1	电动汽车充电站选址原则	28
4.2	HBPSO-CWVD 算法流程	29
4.2.1	前提假设	29
4.2.2	算法流程	29
4.3	算例分析	31
4.4	本章小结	36
第 5 章	结论与展望	37
5.1	本文工作总结	37
5.2	本文研究展望	37
参考文献	39
附 录	43
攻读硕士学位期间发表的论文及其它成果	47
致 谢	48

第1章 绪论

1.1 研究背景和意义

目前,随着经济和技术的发展,能源危机和环境问题日益严峻,能源供需、温室气体排放、经济增长之间的互相影响和制约受到普遍关注,能源与环境已成为当前各国迫切关注的问题。传统能源的枯竭以及化石燃料燃烧造成的环境污染问题,迫使人们将发展目标转向新能源领域。

中国作为一个经济正在快速发展的国家,对各类能源的需求量一直居高不下,且呈上升趋势。而与此同时,煤和石油的消耗在我国的能源的消费中占了很大的比例,这种能源消费结构已经对我国的能源可持续发展构成了严重的威胁,并且给环境带来了不容忽视的负面影响,如现在遍布全国大部分城市的雾霾已经严重影响到了居民的生产、生活与健康。这些难题如果无法得到及时的解决,最终可能会导致我国经济发展的速度受到严重的制约。因此,推广应用高效、清洁的新能源,减少经济发展对石油资源的依赖,对于调整能源消费结构,改善环境污染,实现能源和环境的可持续发展具有重大的现实意义。

汽车作为现代社会的重要交通工具,为人们提供了舒适便捷的出行服务的同时,也带来了一些不良的影响。目前人们广泛使用的燃油汽车主要依赖消耗石油来提供动力,据调查显示,目前我国近 70% 的石油消费量都用于燃油汽车,根据国务院发展研究中心产业部预测,至 2020 年我国的机动车燃油总需求量将会达到 2.56 亿吨,占当年全国石油总需求的 57%。而汽车尾气排放恰是目前 CO₂ 排放的主要来源之一,传统燃油车辆在使用过程中会排除大量的有害废气和 CO₂,在一些机动车保有量增长较快的大中型城市,机动车对大气污染的贡献率已达 60% 以上,城市空气污染的主要成分已由传统的烟煤型逐渐向机动车尾气、煤烟混合型发展。在能源问题与环境问题的双重冲击下,电动汽车凭借其低碳节能的特点,成为新能源领域发展的重点。

电动汽车是指通过车载型电源作为动力来驱动车内电机带动车轮运行的车辆^[1],按照其目前技术发展方向可以分为三大类:纯电动汽车、燃料电池类电动汽车以及混合动力型电动汽车。与传统燃油汽车相比,电动汽车以电代油,如纯电动汽车已基本可以在使用过程中达到“零排放”效果,大大降低对环境造成的影响,同时有助于缓解对石油资源的过度消耗,因此其远景被普遍看好。

目前随着我国电动汽车电池技术突破性发展以及政府对电动汽车产业的政策扶持力度逐渐加强,电动汽车产业的发展已经濒临市场引爆的临界点,预计未来五年电动汽车的市场需求将大幅提升,同时引起生产规模的迅速扩大,电动汽车产业将进入快速成长期。由于电动汽车的迅速推广,电动汽车充换电基础设施的建设必须紧跟脚步甚至超前的向规模化发展。随着我国电动汽车产业链的逐渐完善,其发展的战略方向几经变迁,最终形成了“主导快充、兼顾慢充、引导换电、经济实用”的建设原则,以达到在满足充电用户便利性的基础上提高充电设施运营经济性的效果。因此电动汽车充电站合理的选址定容规划对于匹配当前电动汽车产业的发展速度并进一步推广电动汽车的迅速普及具有十分重要的意义。

1.2 国内外电动汽车充电设施优化布局研究

电动汽车的普及不仅能够降低燃油汽车尾气的排放,减少环境污染,提高能源利用率,而且可以通过引导用户智能充放电达到削峰填谷的作用,减少日负荷曲线峰谷差,甚至可以通过借助风电、光伏发电等分布式电源联合作用来提升电力系统的经济型与可靠性。然而不合理地充电设施选址定容规划,会造成多方面的不良影响:从电动汽车用户角度,降低了用户出行的便利性,增加用户充电拥堵时间和排队时间等;从运营商角度,造成了充电设施的冗余,导致资源严重浪费;从城市规划角度,不利于城市交通网络的组织规划;从电网角度会致使电能损失增加,影响区域电力系统的安全运行,而最终都会严重影响电动汽车的普及。电动汽车充电设施的选址定容是建立在当前电动汽车市场规模所对应的充电设施需求预测的基础上的,目前国内外众多学者在充电需求预测和充电设施的选址定容方面都进行了相关的研究。

1.2.1 电动汽车充电设施需求预测

文献[2-5]从建立模型的角度研究电动汽车用户充电行为从而计算不同充电模式所需的充电设施数量。文献[2]通过分析燃油汽车用户的充电规律来模拟电动汽车用户的充电需求,统计了用户的日行驶距离来计算电动汽车所需的充电时间,利用蒙特卡洛法进行随机抽样模拟,所得充电时长即反映其所需的充电量。文献[3]同样利用蒙特卡洛法模拟了电动汽车的充电负荷以及充电时间分布,但其将电动汽车按照不同功能细化为私家车、公交车、出租车以及公务车等多种不同的类型,分别建立各自的充电行为模型。文献[4]利用基于遗传 BP 神经网络的

预测模型，综合考虑 GDP 数据、历史汽车保有量、汽车产量、客运量、人均粗钢、人均发电、人口与公路里程对汽车保有量的影响，对国内某城市的电动汽车保有量进行分析预测，并在此基础上对该城市的充电设施需求进行预测。文献[5]对电动汽车进行快充、慢充以及换电三种不同模式下的充电行为和负荷曲线分别利用蒙特卡洛模拟法进行计算，得到不同类型充电模式所需的充电设施数量。

文献[6-9]考虑了道路状况、停车时长、排队行为等更加具体的影响因素来进行充电设施需求预测的分析。文献[6]考虑了电动汽车的当前的电池容量、剩余电量、行驶速度以及行驶里程等影响因素建立一天内的充电需求预测模型，并利用排队论分别针对电动汽车在充电站进行充电以及小区充电桩充电的排队时长进行分析，根据分析的结果确定不同充电设施最终适合建设的数量。文献[7]考虑了电动汽车用户在充电行驶过程中的道路动态状况，通过分析动态车流数据，建立计及道路车流阻塞程度对充电行为影响的充电站时空预测模型。文献[8]考虑了中央商务区的停车时长和停车费率对停车行为的影响，利用嵌套 logit 模型研究了影响用户停车时长的因素，如停车的有效性和停车费用等停车政策，进而影响 CBD 区域充电桩数量的需求预测。文献[9]重点考虑了如电动汽车用户行驶习惯、充电习惯、分时电价等影响用户充电行为的因素，利用蒙特卡洛法根据充电时刻分布的概率密度函数来确定用户的充电功率需求，进而预测充电设施的需求。

1.2.2 规划选址理论及模型方案

电动汽车充电站和加油站等同属城市交通服务设施，分别给电动汽车和燃油车提供能量，虽然充电站的规划应结合电网规划进行，但仍旧可以参考加油站、加气站等设施的选址策略。Revelle CS 等针对离散型网络选址和连续型平面选址问题分别进行了分析，确定了不同目标等级的建立方法，并提出利用中心选址、分层选址等方法的各自优缺点^[10]；Owen SH 考虑了用户行驶行为的动态性和随机性，基于公共服务设施选址的实质，讨论了不同的求解算法和规划模型在不同设施规划选址领域中的应用^[11]。文献[12]探讨了影响充电站规模的不同种类的因素，在此基础上，建立不同影响因素和充电站需求预测指标间的数学模型。

文献[13-17]分别以社会总成本最优、充电站运营成本最小等目标建立了电动汽车充电设施的规划数学模型。文献[13]建立多等级的充电设施选址模型，目标函数为为充电设施的建设成本和用户行驶充电成本最小。文献[14]考虑充电站规划与配网扩展相结合，以充电站建设投资运行成本最小为目标，建立了布局优化模型。文献[15]考虑了线路有功损耗，以目标年内充电站建设运营成本以及线损

之和最小为目标得到充电站的最优选址定容方案。文献[16]针对不同的充电方式以及不同充电方式的充电需求,分析了其各自的充电设施规划的流程、备选站址选址原则来建立充电设施优化布局模型;文献[17]考虑了电动汽车充电设施运营商、用户行为、交通流量等多因素,提出一种可扩展、可持续的多目标充电站规划优化模型,并提出了配套求解算法。

文献[18-21]考虑了不同的约束条件在电动汽车充电设施规划过程中产生的影响。文献[18]识别了不同的充电基础设施能满足 EV 客户和电力系统的哪些需要,继而通过粒子群算法根据以下约束条件对电动汽车基础设施的规划进行了建模:充电设备的选址必须与大部分电动汽车用户距离较近;充电设备的选址应该涵盖主要道路、城市中心、居住楼、办公楼等电动汽车较多的网店,来给电动汽车的拥有者提供最大的便利;充电设备的选址应使系统的损失最小化,使其对电力系统的电压稳定最小化,并满足不违反电压和输配电电流的限制。

文献[19]为了解决电动汽车用户出门充电困难的问题,提出了一种考虑用户偏好的充电设施规划选址的方法。文中以哥廷根为目标建立了调查问卷,详细分析了用户的偏好,然后同时考虑了定量(如交通密度等)和定性两类因素建立了一个半离散的规划模型。文献[20]首先通过聚类分析法将交通流量信息转化为多种充电用户群,然后在考虑资金、排队时间等约束条件下利用智能算法求解该电动汽车充电站优化规划的数学模型。文献[21]以动态的交通网络模拟模型为基础,建立考虑充电时间约束的电动汽车定容选址模型,并利用两阶段算法进行求解。

1.2.3 规划选址模型算法

电动汽车充电设施规划为高维的非线性规划问题,目前国内外对于电动汽车充电站选址定容问题常见的模型求解方法大致可以分为包括遗传算法^[22-24]、粒子群算法^[21,25]、模拟退火法、禁忌搜索法^[26-27]在内的智能优化算法,以及伏洛诺伊图(Voronoi)法、线性规划、非线性规划等数学优化算法。这些算法确实可以得到大规模选址定容问题的最优解,但大多存在局部搜索能力较差、收敛速度较慢或区域划分不合理等问题。

近年来,国内外学者为提高算法的局部搜索能力以及收敛速度等问题纷纷提出了新的方法:文献[26]采用差分粒子群算法来改进传统粒子群算法搜索能力差的问题,增加了粒子快速寻优的能力以及粒子种群的多样性;文献[27]首先分析了电动汽车充电站面向的服务对象类型,以用户便利性和充电排队时间为约束,建立包含充电站建设成本等固定成本、用户充电排队等待成本、用户充电行驶成

本的电动汽车充电站选址定容模型；同样采用了差分混合粒子群算法来解该非线性优化问题以提高算法的优越性。

文献[28]对粒子群算法中的粒子以量子的形式进行编码，避免了传统离散粒子群算法的繁琐解码过程；采用“就近原则”的聚类操作进行充电负荷的分配并确定充电站等级；根据设定的变异率进行粒子状态的更新，最终的充电站优化布局结果证明算法的先进性。文献[29]将粒子群算法与遗传算法的交叉、选择、变异算子相结合，提出了一种粒子群遗传算法以实现无备选站址的充电设施规划；文献[30]采用 Voronoi 图和粒子群算法结合进行模型结果优化，提出了考虑多目标的电动汽车充电站规划模型，目标函数中考虑了碳排放的经济效益，通过优化得到 Pareto 的最优前沿，从而达到最优的充电站选址定容结果。为解决按照定义式生成的弗洛诺伊图计算繁琐且后续涉及到很多复杂集合运算的情况，提出提出一种基于需求点栅格化的方法进行弗洛诺伊图生成的充电站服务范围的划分方式，计算选址方案的规划布局及需求单元划分，为通过几何算法进行电动汽车充电站规划提供新思路。

文献[31]借鉴分布式电源选址的思想，在充电站选址过程中考虑其作为用电设施及公共交通服务设施的两面性，综合考虑交通状况、电网规划和城市服务设施规划等因素，建立充电站的多目标规划模型；通过数据包络分析法确定每个目标对应的权重，将多目标问题转化为单目标规划问题，降低规划的难度，利用改进的二进制粒子群优化算法求解该单目标优化模型，将 Voronoi 图和 Pareto 算法以及点栅格化法结合实现快速全局优化。这篇文献的研究对本文具有重要的导向作用，它考虑了电网改建、电能质量等因素作为约束条件，降低充电负荷对当地配网系统的影响，并方便大部分电动汽车用户的充电行为，但也存在一定的弊端，研究是基于假设电动汽车沿着直线的最短路径行驶到充电站位置，采用了欧氏距离，与实际沿着路网行驶具有一定偏差。

文献[32]利用层次分析法进行 Voronoi 图权重赋值与粒子群算法结合实现全局优化；文献[33]利用网格法实现充电设施成本最小化的优化规划。文献[34]对电动汽车充电站根据容量等性质进行等级划分并提出详细的划分原则，以满足电动汽车用户可以在较近的位置找到充电设施的要求。建立了以充电站建设成本以及用户充电行驶成本之和最小为目标的多等级电动汽车充电站选址数学模型，并改进了禁忌搜索算法进行求解，针对容量用户分配和站址等级两个决策型变量设计初始解与禁忌编码结合的设计方案，采用 2-opt 邻域搜索策略，确定充电站的容量等级、选址位置以及充电需求点的分配。文献[38]在利用评价的方法选择电

电动汽车充电站最优站址，在遗传神经算法的基础上进行了一定的改进，提出一种混合遗传神经网络评价法。

除上述智能优化算法外，文献[35-37]根据自身模型需要采用不同的算法。文献[35]在分析工程类项目选址方案的多种评价方法和结果的基础上，引入了博弈的思想来建立电动汽车充电站规划布局优化模型；文献[36]基于某地区电动汽车用户分布情况来模拟电动汽车保有量，进而推出电动汽车充电设施的需求预测，以最优费用为目标，建立电动汽车充电站定容选址的模型，利用层次分析法对候选站址的权系数进行计算；文献[37]按功能性质划分了多个功能区，如工业区、居民区以及商业区等，研究了在上述不同功能区内，充电站服务窗口类型和规模以及充电站规划的优先级。

上述国内外学者提出的方法都具备了一定的先进性，但存在电动汽车充电站服务范围划分不够明确的问题，没有将电动汽车充电负荷的流动性以及分布的不均匀的特点考虑在内；并且大部分计算用户行驶距离约束时采用了欧式距离，导致寻优结果可能不够准确。因此本文为解决上述文献存在的不足，提出了一种混合离散粒子群算法以解决电动汽车充电站规划问题。

1.3 本文主要工作

本文在前人研究电动汽车充电需求分布的基础上进行充电站的规划。为解决充电负荷以及充电站备选站址的离散性，本文采用混合离散粒子群算法进行寻优搜索，以实现早期全局搜索能力强，后期收敛速度快的效果；利用变权重 Voronoi 图法划分其充电服务范围，通过引入变权重，使 Voronoi 图在生成过程中根据充电站的服务能力和服务半径约束动态调整权重，使充电站服务范围处于动态可控的状态，增加局部寻优效果，弥补混合离散粒子群算法前期局部搜索差的不足；并且采用最短路径法进一步提高计算的准确性，使寻优结果更加客观。

本文主要创新点为：

（1）为解决二进制粒子群算法在电动汽车充电站规划模型寻优过程中容易发生变异的问题，改进算法的位置变化概率映射公式，前半部分采用传统二进制粒子群算法的概率映射公式以进行局部寻优工作，后期应用改进后的公式来增加最优解的全局搜索能力；

（2）前人对充电站服务范围的划分使用的聚类方法多为 K 均值聚类以及加权 Voronoi 图法等，但并没有考虑权重应随着服务范围的扩张而减小。因此，本文在充电站服务范围划分过程中，引入变权重配合栅格生成法，以达到 Voronoi

图生成过程中服务能力和服务半径约束的动态调整效果,更加切合充电站服务能力的实际情况,增加局部寻优效果。本文共分成五个章节,各个章节内容如下:

第1章为绪论,首先介绍电动汽车充电站的研究背景与意义,然后从充电设施需求预测、规划选址理论与模型、规划选址模型算法三方面介绍目前国内外对电动汽车充电设施优化布局的相关研究,并阐述了本文主要的研究内容和组织结构。

第2章介绍了本文提出的算法中涉及的基础理论,分别介绍了离散粒子群算法、加权 Voronoi 图法、最短路径法以及这些算法在解决本文模型过程中的作用,为下一章对算法的改进做了铺垫。

第3章首先提出了电动汽车充电站规划优化模型的目标函数和约束条件,然后在上一章的基础上对离散粒子群算法的位置变化率分析并提出了提高寻优能力的公式改进;根据电动汽车充电站选址要考虑的因素,改进了加权 Voronoi 图的权重公式,并介绍了如何利用栅格生成法生成变权重 Voronoi 图。

第4章提出了本文所用算法的基本流程,并通过具体实例进行规划区电动汽车充电站选址的模拟分析,通过分析算例的结果证明了本文所提出的解决充电站规划方法的有效性。

第5章总结全文并阐述研究展望工作。

第2章 基础理论

2.1 离散粒子群算法

2.1.1 粒子群算法简介

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是 Rull Eberhart 博士和 Jame Kennedy 博士于 1995 年提出的一种智能优化算法,其源于对鸟类捕食行为的研究,是一种基于群体的、通过迭代来搜寻连续型模型优化问题最优解的随机优化技术。粒子群算法将鸟类抽象为一群粒子,粒子不受其他因素的影响,将鸟类的觅食结果作为问题的解,鸟类在搜索食物的过程中,不断改变自己的速度和方向,通过种群间的个体竞争和迭代,逐渐汇聚为一群。

相较于遗传算法等其他人工智能算法,粒子群算法所需参数少,实现简单,因此目前广泛应用于优化求解的问题中。由于工程实际中部分优化问题的搜索空间不具备连续性,针对这类离散的搜索空间的优化问题,Eberhart 和 Kennedy 提出了粒子群算法的离散二进制版^[40](BPSO)。BPSO 算法的提出使粒子群算法的应用范围得到了扩展,可以解决搜索空间能由二进制编码表示的优化问题,如调度问题、背包问题^[41]等。目前国内对研究二进制粒子群算法研究相对较少,文献[52]分析了离散粒子群算法的时间性,发现了速度限制量与粒子解维度的关系,提出了改进二进制的离散粒子群算法;文献[53]通过研究含贪婪算子的粒子群算法提出了一种可以获得更好的收敛效果的改进的贪婪离散粒子群算法(IGBPSO)等。

2.1.2 离散粒子群算法基本形式

在 BPSO 算法中,不同于 PSO 算法,粒子是由二进制编码组成的, x_i 表示第 i 个粒子位置,每一个粒子的位置代表规划问题的一个解。其中, D 表示粒子的维数,在本文待解决的充电站规划问题中代表充电站的数量; x_{ij} 的值表示第 i 个粒子是否选择充电站 j ,其取值为 0 和 1。

$$x_i = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{iD}] \quad (2-1)$$

$$v_{id} = \omega \cdot v_{id} + c_1 \text{rand}(p_{id} - x_{id}) + c_2 \text{rand}(p_{gd} - x_{id}) \quad (2-2)$$

式(2-2)为速度更新公式,与原始 PSO 算法公式相同,其中 ω 为自身惯性

权重，它决定粒子先前速度对当前速度的影响程度； p_{id} 为粒子个体的历史最优位置， p_{gd} 为全局历史最优位置， c_1 和 c_2 为学习因子，范围在 0-4 之间，决定了粒子的自身认知和社会认知的程度。

$$v_i = [v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, \dots, v_{id}] \quad (2-3)$$

$$S(v_{id}) = \frac{1}{1 + \exp(-v_{id})} \quad (2-4)$$

$$x_{id} = \begin{cases} 1 & \text{if } rand < S(v_{id}) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2-5)$$

BPSO 算法中，每个粒子更新后的速度被转换为粒子位置是否改变的概率，即粒子速度 v_i 通过 sigmoid 函数映射为位置 x_{id} 取 1 的概率，粒子通过式 (2-5) 改变它的位置。 $S(v_{id})$ 表示位置 x_{id} 取 1 的概率。 $rand$ 为[0,1]之间的一个随机数，从区间[0,1]的均匀分布中随机产生。为了避免 $S(v_{id})$ 过于接近 0 或 1，在初始化粒子速度时需要限定一个范围 $[V_{min}, V_{max}]$ ，最终达到限制粒子位置 x_{id} 变化的概率。

2.1.3 离散粒子群算法基本流程

离散粒子群算法过程描述：

Step1	初始化粒子群：随机产生 <i>i</i> 个粒子的位置和速度，采用二进制编码表示
Step2	计算粒子适应度：将粒子位置二进制解码得到参数，从而计算目标函数值
Step3	更新个体最优值和全局最优值：将当前粒子的适应度与粒子的个体历史最优以及全局粒子历史最优进行比较
Step4	速度更新：对每个粒子的位置都进行速度更新
Step5	粒子状态更新：根据速度的概率映射公式，改变粒子位置，产生新的粒子群
Step6	若满足迭代条件，则输出全局最优目标值；否则，转入 Step2

以上过程流程图如图 2-1。

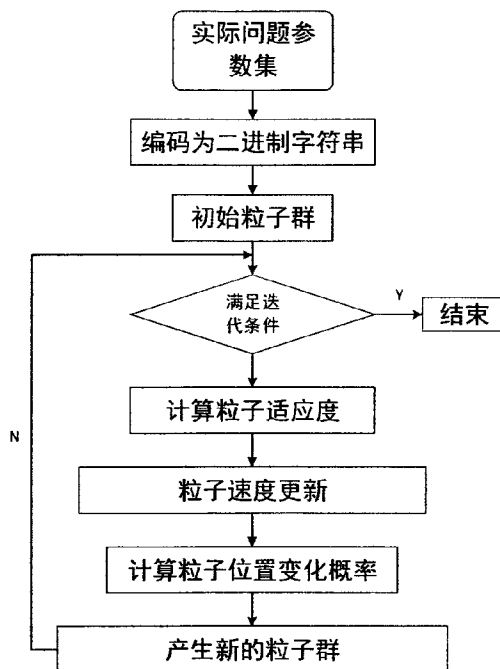


图 2-1 离散粒子群算法流程图

2.2 加权 Voronoi 图

Voronoi 图也称泰森多边形，是计算几何中以某种距离为量度对平面进行区域分割的方法，常用于地理学中的空间划分。由于缺乏简便有效的 Voronoi 图生成方法，导致 Voronoi 图的推广和应用在初期受到限制，直到 20 世纪 70 年代，Shamos 和 Hoey 提出了一种生成 Voronoi 图的算法，并将其推广到许多应用领域，从而促成了计算几何的诞生。Voronoi 图是计算几何的一种重要几何结构，它按照目标集合中元素的最近属性将平面区域分割为许多单元，每一个单元的区域与其对象元素相对应且不会发生重复，最终得到空间的划分^[46]。

2.2.1 Voronoi 图的定义

假设 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\} (3 \leq n \leq \infty)$ 是平面上的点集，点集中的点互不相同， q_i, q_j 为点集中的两个点， x 为平面内除 q_i 和 q_j 之外的任意点，则 Voronoi 图的定义为：

$$V(q_i) = \{x \in V(q_i) | d(x, q_i) \leq d(x, q_j), j = 1, 2, \dots, n; j \neq i\} \quad (2-6)$$

式中， $V(q_i)$ 为点 q_i 的 Voronoi 区域，点集 Q 中的每一个元素都与其各自的

Voronoi 区域一一对应, 这些 Voronoi 多边形集合 $V(q_i)$ 构成了点集 Q 的 Voronoi 图。

$$V(q_i) = \{V(q_1), V(q_2), \dots, V(q_n)\} (i = 1, 2, \dots, n)$$

其几何意义为: 点集 Q 每一个点都以各自为顶点以相同的速度向辐射型的各个方向进行匀速扩张, 直到遇到为止。最终可以演化形成下图。

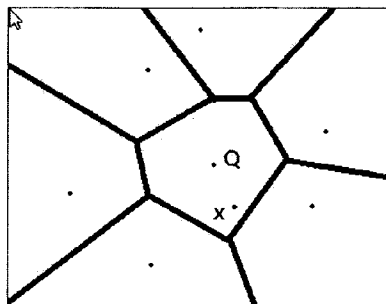


图 2-2 Voronoi 图示意图

2.2.2 加权 Voronoi 图的定义

加权 Voronoi 图是在普通 Voronoi 图的基础上考虑各个元素的性质的一种扩展形式, 其每个 Voronoi 区域的顶点赋予不同的权重值来反映不同顶点的作用能力, 定义与普通 Voronoi 图基本一致, 只是在其基础上增加了权重。

假设 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\} (3 \leq n \leq \infty)$ 是平面上的点集, 则任意点的加权 Voronoi 图的定义为:

$$V(q_i, \omega_i) = \left\{ x \in V(q_i, \omega_i) \mid \frac{d(x, q_i)}{\omega_i} \leq \frac{d(x, q_j)}{\omega_j}, j = 1, 2, \dots, n, j \neq i \right\} \quad (2-7)$$

式中, $d(x, q_i)$ 和 $d(x, q_j)$ 分别看成平面上任意一点 x 与 q_i 和 q_j 间的欧氏距离, ω_i 为顶点 q_i 的权重。加权 Voronoi 图将平面划分为 n 个区域, 每个顶点对应一个区域 $V(q_i, \omega_i)$ 。当 $\omega_1 = \omega_2 = \dots = \omega_n$ 时, 式 (2-7) 表示的就是常规 Voronoi 图。

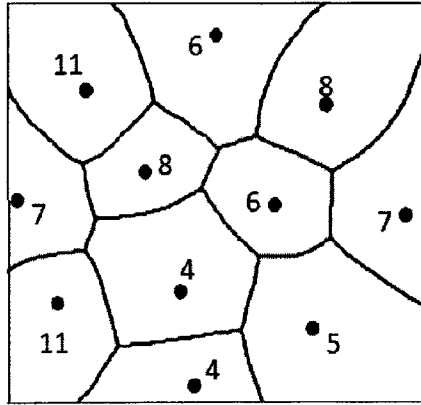


图 2-3 加权 Voronoi 图示意图

2.2.3 加权 Voronoi 图生成方法

Voronoi 图的生成方法主要分为以下两大类：矢量生成算法（Vector-based）和栅格生成法（Raster-based）。

1. 矢量生成法

目前关于矢量生成法的研究已相对成熟，其中最典型的方法包括：分治法、增量法以及间接法。

1) 分治法

对点集 Q 中的元素进行分组，使每一组分别生成其对应的局部 Voronoi 图，将其称为“子 Voronoi 图”，然后将所有子图进行合并，生成点集中全部元素对应的 Voronoi 图。

2) 增量法

对点集 Q 中的元素按照某种方式进行排序，例如从 q_1, q_2 到 q_n 。设定 V_m 为前 m 个元素 q_1, q_2, \dots, q_m 生成的 Voronoi 图，则从 V_3 开始，每增加一个元素 $q_m (3 \leq m \leq n)$ ，便对 V_{m-1} 进行局部的重新划分得到新的 V_m 。

3) 间接法

对点集 Q 中的元素首先生成其对应的 Delaunay 三角网，然后对三角形的所有边分别做垂直平分线，则根据 Voronoi 图的性质以及 Delaunay 三角网的对偶性可以得出：点集 Q 的 Voronoi 图是由全部垂直平分线交叉划分而成的平面，即可以通过做三角形垂直平分线的方式间接生成点集 Q 对应的 Voronoi 图。

通过对三种方法的介绍可以发现，矢量生成法对于元素分布有规律的平面空间 Voronoi 图的生成比较有利，生成图精确度较高，但是不适用于权重复杂难度

较大的平面划分。矢量生成法计算复杂且产生的数据结构复杂，数据存储量太大，具有较大的局限性。

2. 栅格生成算法

在矢量生成法中，Voronoi 图在矢量空间中的建立依据两点之间的距离，这个距离同样适用于由栅格组成的空间，但是两种空间下的“距离”具有不同的定义。矢量生成法中的距离指欧氏距离，而栅格生成法下的距离则是栅格距离，因此栅格生成法的首要步骤是定义栅格空间的两点间的距离。

1) 基于距离变换的栅格生成法

在矢量空间中，两点 $Q_1(x_1, y_1)$ 、 $Q_2(x_2, y_2)$ 之间的欧氏距离定义为

$$d(q_1, q_2) = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (2-8)$$

而在栅格空间中，单位是像素。在栅格空间中的两点 $Q_1(m_1, n_1)$ 、 $Q_2(m_2, n_2)$ 的坐标值为整数，即 m 和 n 分别代表像素的行数以及列数，则栅格距离可以表示为：

$$D(q_1, q_2) = \sqrt{(m_2 - m_1)^2 + (n_2 - n_1)^2} \quad (2-9)$$

栅格距离的距离变换在 Voronoi 图的生成中十分关键，其作用是将包含各顶点的二维平面转换为以栅格划分的距离平面，其中每一个空白栅格的取值是该栅格与距离其最近的顶点的距离值。常用的栅格距离定义法如下图。

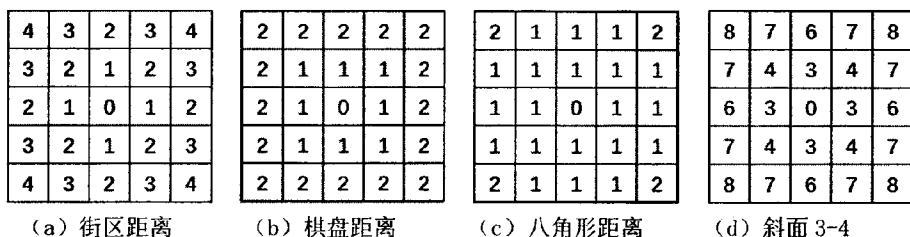


图 2-4 栅格距离

确定了栅格距离后，就可以通过算法求出空间中各个顶点与每个栅格（像素）之间的距离，而该距离即为最短距离。算法表达式如下：

$$D(i, j) = \text{Minimum}(D(i-1, j-1) - b, D(i-1, j) - a, D(i-1, j+1) - b, D(i, j-1) - a, D(i, j) - 0, D(i, j+1) - b, D(i+1, j-1) - a, D(i+1, j) - b) \quad (2-10)$$

式中， a, b 的值由所采用的的栅格距离决定，图（2-4-b）即为最终得到的平面划分结果，其中每一栅格的数值表示其到最近顶点的最小距离值。将每一个顶点距离值最大的像素连接，就可以得到该顶点的势力范围。这种基于距离变换的

栅格生成法耗时长且生成结果精度较低。

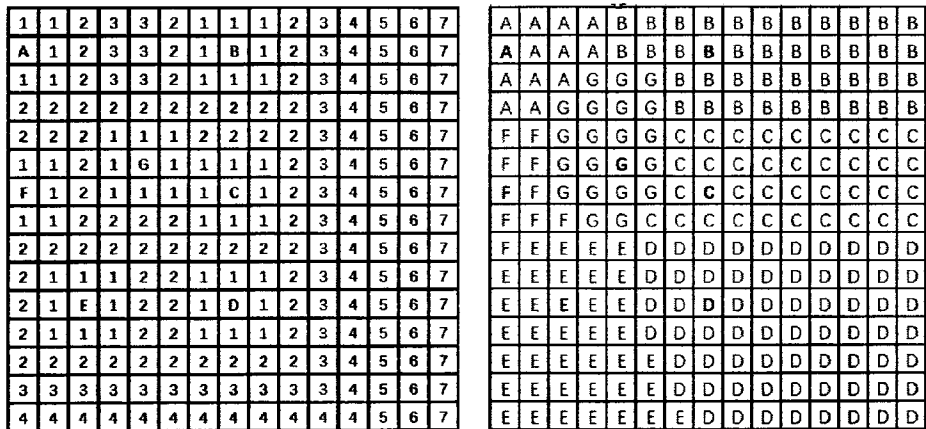


图 2-5 根据等距离线生成的 Voronoi 图

2) 确定栅格归属的栅格生成法

为解决上面提到的算法生成结果过程中耗时太长的问題，王新生[文献 Voronoi 图栅格算法研究的文献[19]利用 Voronoi 图具有的范围特性——每个顶点对应的 Voronoi 区域内的任何一点到该顶点的距离最近——研究出了一种通过不断对未归属的栅格进行扩张，求出未归属栅格最近的顶点，以此判定其归属权。

该方法与矢量生成法相比只有一个栅格的误差，划分结果精度高，且随着点集中的元素增加，在给定的栅格空间中，未归属的栅格数量会逐渐减少，大大降低了计算时间，提高了生成 Voronoi 图的效率。由于该方法的层层推进效果，适用于增加权重的 Voronoi 图的生成，且容许权重在 Voronoi 区域扩大的过程中逐渐改变，因此下文中将对该方法在电动汽车充电站规划布局中的应用进行详细的阐述。

2.2.4 加权 Voronoi 图的应用

基于 Voronoi 图的加权 Voronoi 图同样适用于对平面区域进行剖分，位于加权 Voronoi 图的某个 Voronoi 区域中的点到该 Voronoi 区域顶点的距离与其到其他 Voronoi 区域顶点的距离之比即为两个顶点的权重之比。加权 Voronoi 图适用于对区域内各个顶点元素有明显区别的空间划分。

可以将加权 Voronoi 图看成每个顶点以各自权重 ω_i 为速度向外匀速扩张，直到遇到彼此演化而成的图形。根据上述描述，加权 Voronoi 图适用于电动汽车充电站规划问题，其中顶点的 ω_i 可以反映充电站顶点的作用能力以及对于服务半径

不同对服务范围划分产生的影响,从而生成每个电动汽车充电站对应的服务范围的划分。

2.3 最短路径法

设 $P(u, v)$ 是加权图 G 中从 u 到 v 的路径,则该路径上的边权之和称为该路径的权,记为 $w(P)$ 。从 u 到 v 的路径中权最小者 $P^*(u, v)$ 称为 u 到 v 的最短路径。

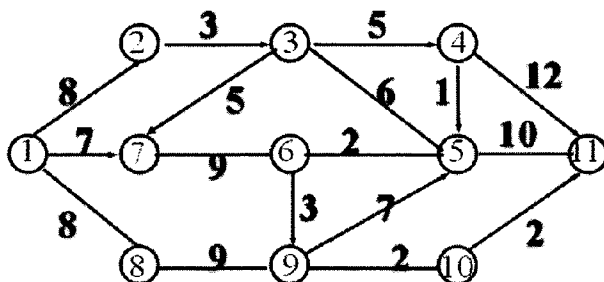


图 2-6 最短路径算法路径图

最短路径算法包括 Dijkstra 算法、Floyd 算法等多种算法,下面主要以 Dijkstra 算法为重点进行介绍。Dijkstra 算法适用于权重非负的有向图、无向图以及混合图,主要作用为寻求从一固定顶点到其余各点的最短路径。

Dijkstra 算法采用标号作业法,每次迭代产生一个永久标号,从而生长一颗以 v_0 为根的最短路树,在这颗树上每个顶点与根节点之间的路径皆为最短路径。

A 代表具有永久标号的顶点集; $l(v)$ 代表 v 的路径标记; $f(v)$ 代表 v 的父顶点。输入加权图的带权邻接矩阵为 $w = [w(v_i, v_j)]_{n \times m}$ 。

算法步骤如下:

1) 初始化:

令 $l(v_0) = 0$, $A = \Phi$, $\forall v \neq v_0, l(v) = \infty$;

2) 更新 $l(v)$, $f(v)$: 寻找不在 A 中的顶点 u , 使 $l(u)$ 为最小; 将 u 加入到 A 中, 然后对所有不在 A 中的顶点 v 进行如下判断:

若满足 $l(v) > l(u) + w(u, v)$, 则

$$l(v) = l(u) + w(u, v) \quad (2-11)$$

$$f(v) = u \quad (2-12)$$

3) 重复步骤 2), 直到所有顶点都在 A 中为止。

2.4 本章小结

本章介绍了本文求解电动汽车充电站规划问题涉及的离散粒子群法、加权 Voronoi 图以及最短路径法的基础理论以及应用。离散粒子群法主要功能为解决电动汽车充电站优化布局模型求得全局最优解,在后文中将重点对其进行改进以助于全局最优解的获取;加权 Voronoi 图能够帮助实现充电站服务范围的合理划分;最短路径法可以计算出电动汽车充电负荷距离充电站的最短距离,以取代传统模型计算中的欧氏距离,提高计算结果的精度。以上算法的具体应用将分章节在下文中分别进行介绍。

第3章 基于混合粒子群和变权重 Voronoi 图的充电站优化布局

本章提出了基于混合离散粒子群法和变权重 Voronoi 图的电动汽车充电站优化布局的优化规划方法 (HBPSO-CWVD), 以解决城市规划中电动汽车充电站的布局规划问题。通过改进离散粒子群算法寻优过程中容易发生变异的情况, 结合变权重 Voronoi 图算法, 提高规划的局部寻优能力, 在考虑充电站服务能力和服务范围的基础上进行充电站最优分布。

3.1 电动汽车充电站规划优化的数学模型

解决电动汽车充电站规划优化问题, 即在给定规划区域电动汽车充电需求分布的情况下, 结合充电站容量及充电站规划原则, 确定该区域需建充电站的数目、站址、容量以及各个充电站的服务范围。以下的数学模型是在前人对电动汽车充电需求预测基础上进行的, 即假设已得到某日电动汽车充电负荷的平均分布以及电动汽车的充电电量, 且忽略了各电动汽车到达充电站所需的电量。

3.1.1 目标函数

基于以上思路, 电动汽车充电站能够在满足区域最大电动汽车充电需求和充电站服务半径的条件下, 达到投运至目标年综合费用最小的目标, 从而建立充电站规划优化的数学模型:

$$\text{Min}C = C_1 + C_2 + C_3 \quad (3-1)$$

其中 C_1 为充电站折算至每年的建设成本; C_2 为充电站年均运行成本; C_3 表示用户的充电行为导致的用户充电行驶成本, 这里由充电需求点距离其最近的充电站的最短行驶距离折算。

$$C_1 = \frac{r_0(1+r_0)^m}{(1+r_0)^m - 1} \sum_i (C_i^B + A_i C_i^L) \quad (3-2)$$

$$C_i^B = C_i^a + C_i^e * f_i + C_i^t + C_i^{R\&D} + C_s + C_{ob} \quad (3-3)$$

式中:

C_i^a 表示充电站建筑设施的造价成本;

C_i^e 表示充电机的单位购置成本;

f_i 表示充电站所需充电机的数量，该数值与充电站等级有关；

C_i^t 表示充电站变压器的购置成本；

$C_i^{R\&D}$ 表示充电站建设的研发设计成本；

C_s 表示充电站安全系统购置成本，如监控和附属设施、消防设备等；

C_{ob} 表示充电站建设时期其它费用，如建设场地征用费、清理费等；

A_i 表示充电站的征地面积；

C_i^l 表示充电站的单价。

$$C_2 = \sum_i 365 (\alpha + \beta) \varepsilon p N_i^{car} \quad (3-4)$$

α 表示充电电量损耗率；

β 表示充电站运维费用、人员工资等费用的折算率；

ε 表示电动汽车平均每天充电次数；

p 表示每次充电的平均充电成本；

N_i^{car} 表示充电站服务范围内电动汽车数量。

$$C_3 = 365 \omega \varepsilon \sum_i \sum_j d_{ij} (i = 1, 2, \dots, N_{chr}; j \in J_i) \quad (3-5)$$

$$J_1 \cup J_2 \cup \dots \cup J_{N_{chr}} = J \quad (3-6)$$

ω 表示电动汽车用户行驶成本折算系数；

J_i 表示充电站 i 的充电需求集合。

3.1.2 约束条件

电动汽车充电站规划中必须要考虑该站的充电服务能力和最大服务半径等约束是否能够满足当前的最优结果。每一次规划的结果对应一种充电站服务范围的划分，当服务范围内的最大充电需求超过目标充电站的服务能力时，可能造成部分充电需求无法得到及时的满足；若服务范围内的充电需求距离目标充电站太远，可能会导致电动汽车的剩余电量不足以支持电动汽车到达充电站，由于模型假设中不考虑电动汽车的剩余电量，因此约束以充电站的服务半径来体现。

(1) 电动汽车充电需求约束

$$N_i^{car} \gamma_{max} \leq N_i^c \quad (i = 1, 2, \dots, N_{chr}) \quad (3-7)$$

所有需要电能补充的电动汽车用户在行驶至最近的充电站后，可能由于该充电站所建容量限制，无法满足所有到达的充电需求用户。因此，为了让得不到满足的充电需求数量更符合实际情况，需要设置电动汽车充电需求约束来保证城市投建的充电站合理的配置其充电容量。式中， γ_{max} 为最大同时充电率， N_i^c 为充电站 i 内充电机的数目，即在不考虑排队等待时间的情况下，同一充电站同时充电

的充电汽车数量小于该充电站电动汽车的数量。

(2) 电动汽车服务范围约束

$$\max(d_{ij}) \leq D_i \quad (i = 1, 2, \dots, N_{chr}; j \in J_i) \quad (3-8)$$

电动汽车服务范围约束是指需要电能补充的电动汽车用户在选择最近的充电站进行充电时,其剩余电量无法保证该电动汽车用户行驶至其距离其最近的充电站,这里用充电站的服务范围来表示。因为设置服务范围的约束,来保证城市内合理分布足够多的充电站来更多的满足分散于城市各个角落的充电需求。式中, d_{ij} 为充电需求点 j 到目标充电站 i 的行驶距离, D_i 为充电站 i 的最大服务半径,即在该充电站服务范围内的最远用户距离应不大于充电站的最大服务半径。

3.2 混合离散粒子群算法的改进与应用

3.2.1 BPSO 位置变化率分析

根据 2.1.2 的内容,在 BPSO 算法中粒子的轨迹遵循速度映射的概率的变化,将 PSO 算法中连续的速度变化转化为粒子位置取 1 的概率。由式 (2-5) 可知,粒子位置取 1 的概率是 $S(v_{id})$, 粒子位置取 0 概率是 $1 - S(v_{id})$ 。如果当前位置是 1, 则发生改变的概率为 $S(v_{id})$; 如果当前位置是 0, 则发生改变的概率为 $1 - S(v_{id})$ 。

设 $v_{id}(t)$ 表示第 i 个粒子在第 t 次迭代时第 d 维的速度,则第 t 次迭代时粒子位置为 1 的概率为 $S(v_{id}(t))$, 粒子位置为 0 的概率为 $1 - S(v_{id}(t))$ 。因此,当第 $t - 1$ 次迭代后粒子位置为 0, 则第 t 次迭代粒子位置发生改变的概率为 $S(v_{id}(t))$; 同样,如果第 $t - 1$ 次迭代后粒子位置为 1, 则第 t 次迭代粒子位置发生改变的概率为 $1 - S(v_{id}(t))$ 。第 $t - 1$ 次迭代后粒子位置为 0 的概率是 $1 - S(v_{id}(t - 1))$, 粒子位置为 1 的概率是 $S(v_{id}(t - 1))$, 因此第 t 次迭代后粒子位置发生改变的概率 $p(t)$ 为:

$$p(t) = (1 - S(v_{id}(t - 1)))S(v_{id}(t)) + S(v_{id}(t - 1))(1 - S(v_{id}(t))) \quad (3-9)$$

结合式 (2-4)、式 (2-5), 可以得到下式:

$$p(t) = \left(1 - \frac{1}{1 + \exp(-v_{id}(t - 1))}\right) \left(\frac{1}{1 + \exp(-v_{id}(t))}\right) + \left(\frac{1}{1 + \exp(-v_{id}(t - 1))}\right) \left(1 - \frac{1}{1 + \exp(-v_{id}(t))}\right) \quad (3-10)$$

式 (3-10) 就是第 t 次迭代时粒子位置改变的概率。由图可知, 第 t 次迭代时粒子位置改变概率与两代的速度相关, 其最大值应发生在两代速度都为 0 时, 且最大

值为 0.5，即粒子位置改变的最大概率不超过 0.5。

假设 $v_{id}(t) = v_{id}(t-1)$ ，则上式变为

$$p(t) = 2 \left(1 - S(v_{id}(t)) \right) S(v_{id}(t)) \quad (3-11)$$

再结合式 (2-4)，则得下式：

$$p(t) = 2 \left(1 - \frac{1}{1 + \exp(-v_{id})} \right) \left(\frac{1}{1 + \exp(-v_{id})} \right) \quad (3-12)$$

式 (3-12) 演示图类似一个抛物线 (图 4-2)，在速度 $v_{id}(t)$ 为 0 时，最大值为 0.5。即当其收敛到全局最优粒子时，速度达到 0，此时发生位置改变的机会最大，为 0.5。

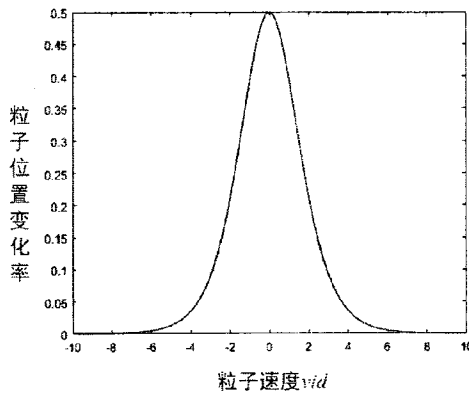


图 3-1 粒子速度与位置变化率的关系

由此可知，BPSO 算法为全局性随机搜索算法，不太可能收敛于全局最优。当其收敛于全局最优时，粒子速度会达到 0，此时，粒子位置发生改变的概率最大，达到 50% 的可能性，导致搜索过程的随机性，缺少局部探测性。利用 BPSO 算法解决电动汽车充电站规划问题时，可能造成寻优过程中结果不收敛，因此下文将在 BPSO 的基础上提出一种混合粒子群算法 (Hybrid Binary Particle Swarm Optimization, HBPSO) 来解决本文的寻优问题。

3.2.2 混合离散粒子群算法的改进

根据上述分析，BPSO 算法的每一次迭代都会对粒子的二进制串位进行改变，如果与遗传算法进行类比，BPSO 算法相当于采用了特殊的变异操作，每一次迭代都求出解发生变异的概率，即粒子位置改变率 p 。变异的特殊性在于变异概率的求解与上一次迭代的结果以及当前速度相关，考虑到 PSO 算法的原理，即 BPSO 算法粒子变异与其个体最优、粒子全局最优以及粒子当前速度有关。然而

根据上述分析,粒子位置越靠近全局最优点,粒子位置发生变异的概率也就越大,因此 BPSO 算法只考虑了遗传算法中的变异操作,缺少选择和交叉操作,因此可能无法寻到全局最优解。

因此下面从结果入手进行考虑:当粒子速度为 0 时,意味着粒子当前的位置可能与粒子的个体历史最优或全局历史最优解相同,此时希望粒子位置应保持不变;当粒子速度为负值,则粒子当前位置为 1、粒子的个体最优或全局最优位置为 0 的概率比较大,此时希望粒子位置由 1 变为 0;而当粒子速度为正值时,即粒子当前位置为 0、粒子的个体最有或全局最优位置为 1 的概率比较大,此时希望粒子的位置由 0 变为 1。

为满足上述结果,对式 (2-4) 进行改进。当粒子当前速度为 0 时, $S(v_{id})$ 取 0;当粒子当前速度不为 0 时,速度概率映射函数关于 y 轴对称;当粒子当前速度趋向于无穷时(实际过程中会受到最大速度的约束),速度概率映射函数值趋向于 1。改进后的 sigmoid 函数如下:

$$S(v_{id}) = \begin{cases} 1 - \frac{2}{1 + \exp(-v_{id})} & \text{if } v_{id} \leq 0 \\ \frac{2}{1 + \exp(-v_{id})} - 1 & \text{if } v_{id} > 0 \end{cases} \quad (3-13)$$

$$v_{id} \leq 0 \text{ 时 } x_{id} = \begin{cases} 0 & \text{if } rand < S(v_{id}) \\ x_{id} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3-14)$$

$$v_{id} > 0 \text{ 时 } x_{id} = \begin{cases} x_{id} & \text{if } rand \leq S(v_{id}) \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3-15)$$

通过这种改进可以达到如下效果:

- (1) 当粒子速度趋于 0 时,粒子位置发生改变的概率为 0;
- (2) 当粒子速度为 0 时位置的值不变;
- (3) 当速度为负时,粒子位置可能变为 0,当速度为正时,粒子位置可能变为 1。

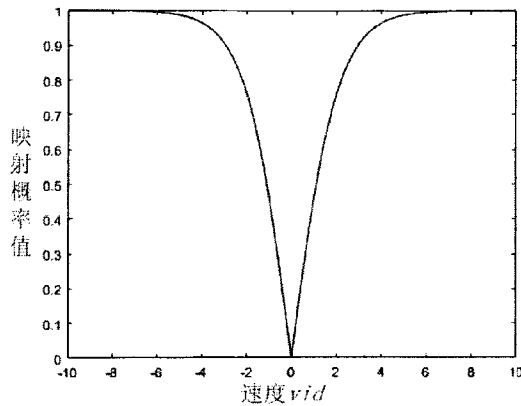


图 3-2 新概率映射函数

BPSO 算法迭代到中后期，随机性强，说明其全局搜索能力强，但不具有局部搜索能力；而改进后的式 (3-13)、式 (3-14) 和式 (3-15) 与其相反，收敛快，局部搜索能力强，因此构造如下混合离散粒子群算法(HBPSO)：

IF $iter < \gamma \times MaxIter$

采用式 (2-4) 和式 (2-5)

ELSE

采用式 (3-13)、式 (3-14) 和式 (3-15)

End

γ 为取值为 0-1 之间的参数， $iter$ 为当前迭代步数， $MaxIter$ 为迭代运行的最大步数。

通过这种形式，HBPSO 算法能够实现早期全局搜索能力强，后期收敛快，局部搜索能力强，能迅速找到局部最优解的效果，与变权重 Voronoi 图的提高局部搜索能力相配合，能够有效的达到寻优效果。

3.3 基于变权重 Voronoi 图的电动汽车充电站寻址局部优化

传统加权 Voronoi 图在生成的过程中，虽然赋予每个顶点权重，但是权重是固定不变的。然而在实际规划问题中，随着 Voronoi 区域的逐渐扩大，充电站服务的电动汽车数目逐渐增多，由于其额定容量和服务半径的限制，服务能力应逐渐降低，权重也随着 Voronoi 逐渐扩张而发生改变。

本节首先根据 2.2.2 中提出的加权 Voronoi 图的物理意义分析电动汽车充电站权重的计算公式，然后在此基础上以 Voronoi 扩展的演化步的形式加以改进，推导变权 Voronoi 图 (Weight-Changed Voronoi Diagram, WCVD) 权重变化的规律，提出改进后的权重计算公式。

3.3.1 变权 Voronoi 图权重改进

在电动汽车充电站规划过程中, 权重 ω_i 表示该电动汽车充电站顶点的服务能力, 主要有充电站的额定容量、最大服务半径以及电动汽车充电负荷决定的。假设在 Voronoi 图生成的过程中, 充电站 i 作为顶点以 ω_i 为速度向外匀速扩张, 其形成的区域为面积为 M_i 的圆。充电站 i 的额定容量 S_i 应与其服务范围内的充电负荷 W_i 成正比, 即

$$S_i \propto W_i = M_i \rho_i = \pi(\omega_i t)^2 \rho_i \quad (3-16)$$

在同一演化步下, t 为常数, 由此可以得出

$$\omega_i \propto \sqrt{\frac{S_i}{\rho_i}} \quad (3-17)$$

式中:

ρ_i 表示充电站 i 服务范围内充电负荷密度, 其值与区域内电动汽车数目 N_i 以及最大同时充电率 γ_{max} 相关, 即

$$\rho_i \propto N_i \gamma_{max}$$

S_i 表示充电站 i 的额定容量, 其与充电站最大服务能力 W_{iN} 成正比。因此充电站的权重主要由 W_{iN} 和 N_i 决定, 经过 k 次扩张后权重变为

$$\omega'_i = \sqrt{\frac{W_{iN} N_i^{k-1}}{W_{iN}^{k-1} N_i}} \quad (3-18)$$

W_{iN}^{k-1} 为 $k-1$ 次扩张后的最大服务能力, N_i^{k-1} 为 $k-1$ 次扩张后区域电动汽车数量。

归一化后得到固定权重公式

$$\omega_i^k = \omega'_i / \max(\omega'_1, \omega'_2, \dots, \omega'_n) \quad (3-19)$$

将演化过程中, 充电站 i 服务能力 W_{iN} 和服务半径 D_i 的下降幅度设为变权重 ω_i'' , 其大致的下降趋势如图 3-3。

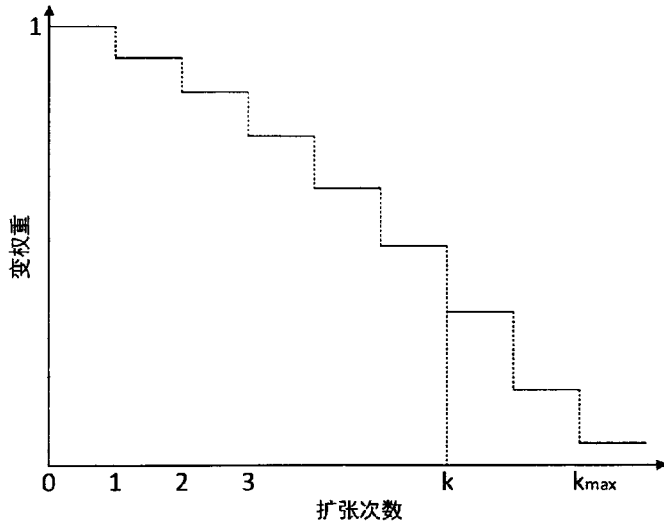


图 3-3 变权重曲线图

变动权重应随着扩张次数的增加而逐渐降低，其降低的幅度与充电站的服务能力和服务半径相关。

$$\omega_{i1}^k = (W_{iN} - W_i^k) / W_{iN} \quad (3-20)$$

$$\omega_{i2}^k = (D_{iN} - D_i^k) / D_{iN} \quad (3-21)$$

$$\omega_i'' = \omega_{i1}^k \omega_{i2}^k \quad (3-22)$$

式中：

W_i^k 为第 k 次扩张后充电站 i 的实际所服务电动汽车数目；

D_i^k 为第 k 次扩张后充电站 i 的实际最大服务半径；

D_{iN} 为充电站 i 的最大服务半径。

以固定权重和变动权重的乘积 $\omega_i^k \cdot \omega_i''$ 作为变权重 Voronoi 图的权重，它随着充电站服务电动汽车数目和服务范围的扩大而减小，当充电站服务区域扩张到一定程度时，权重会逐渐趋向于 0，扩张速度逐步减慢，最终生成的 Voronoi 图可以保证充电站满足全部充电需求的前提下避免服务能力和服务半径的越限。

3.3.2 基于栅格生成法的电动汽车充电站寻址局部优化

如图 (3-4) 是一个包含 4 个电动汽车充电站的栅格图，用 1-4 的阿拉伯数字分别对 4 个站址进行编码；当前栅格图上未归属的充电负荷对应的栅格标记为 0；已分配完毕的充电负荷对应的栅格标记为其所属充电站的编号。

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	3	0	0
0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	4	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	2	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

图 3-4 含 4 个充电站的规划栅格图

以每一个电动汽车充电站对应栅格为初始顶点分别对其 8 个邻域位置进行扩张，每一次扩张向外延伸 1 个栅格距离，扩张完成后对其邻域未归属的空白栅格赋予当前充电站的编号，并计算当前的最远栅格距离以及充电站所承载的负荷数目。

为简化计算，假设栅格图上除电动汽车充电站所对应栅格外，每一个栅格都对应一个电动汽车充电负荷，且每个充电负荷所需电量相同。则确定电动汽车充电站服务范围划分步骤如下：

1) 将栅格图每一个像素都进行标记：充电站 i 按照编号标记，其他空白栅格标记为 0；

2) 从电动汽车充电站 i 所在栅格同时以其各自的权重为速度向 8 个邻域方向进行扩展，完成第 k 次扩展后进行判定：

①若某栅格标记为 0，则证明各充电站的服务范围还未囊括该栅格，栅格状态保持不变；

②若某栅格标记不为 0 且第 $k-1$ 次扩展后标记为 0，则令 d_i 表示该栅格所标编码代表的充电站到该栅格的栅格距离， d_i 的大小为当前扩张步数 k 与栅格距离的乘积；

③若某栅格标记不为 0 且第 $k-1$ 次扩展后标记亦不为 0，则表示该栅格已经完成归属权分配，状态保持不变。

3) 第 k 次扩展后，比较充电站 i 最远栅格距离 d_i 与充电站 i 的最大服务范围 D_i ，若满足服务范围约束，则继续，否则令栅格标记为 0；

4) 计算当前充电站 i 所包含的电动汽车充电负荷，与其最大服务能力进行比较，若满足服务能力约束，则继续，否则令栅格标记为 0；

5) 若栅格图中存在标号为 0 的栅格，则按照变权重公式重新计算当前充电

站*i*的权重，返回步骤 2)；

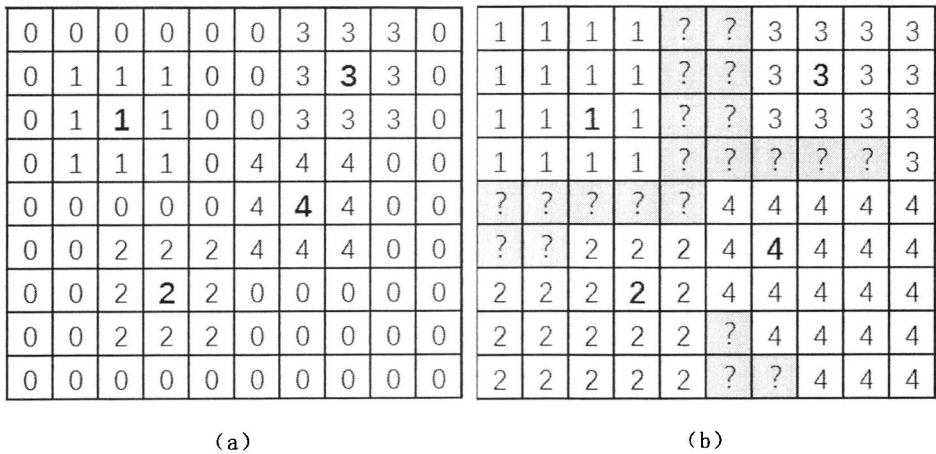


图 3-5 栅格生成过程

如上图所示，假设充电站初始权重差距不大，则第一次扩展后后结果如图 3-5 (a)，此时与周围其他充电站范围没有交织点；第二次开始会由于权重不同，对栅格产生归属权的问题，如图 3-5 (b)。假设 1 号充电站的服务能力远大于 3 号充电站的服务能力，则图 (b) 中 2 行 5 列应编号为 1，否则编号为 3。其他栅格的问题类似，因此最终可以生成一个考虑变电站权重变化的电动汽车充电站服务范围划分 Voronoi 图。

通过栅格生成法与变权重 Voronoi 图法的结合，可以大幅提高寻优过程中的局部搜索能力，并且随着 Voronoi 区域的扩展，不同充电站权重下降趋势会显示出明显的差距，证明变权重 Voronoi 图能够很好地将电动汽车充电站服务能力和服务范围约束体现出来。

3.4 本章小结

本章提出了电动汽车充电站能够在满足区域最大电动汽车充电需求和充电站服务半径的条件下，达到投运至目标年综合费用最小的目标的优化数学模型；为提高模型寻优结果的可信度和精确度，分别对混合离散粒子群算法和 Voronoi 图的权重进行了改进。

首先通过分析 BPSO 算法的位置变化率，发现 BPSO 算法在全局最优点容易发生变异的情况，由期望出现的结果向前推导出新的概率映射公式，提出了改进后的混合离散粒子群法(HBPSO)，在 BPSO 算法的基础上提高了全局搜索能力。

之后为弥补 HBPSO 法全局搜索能力强但局部寻优能力有限的缺点，根据

2.2.2 中提出的加权 Voronoi 图的物理意义分析电动汽车充电站权重的计算公式，然后在此基础上以 Voronoi 扩展的演化步的形式加以改进，推导变权 Voronoi 图权重变化的规律，提出改进后的权重计算公式，提高算法局部寻优的能力。

第4章 基于 HBPSO-CWVD 算法的电动汽车充电站 优化布局算例分析

4.1 电动汽车充电站选址原则

由于 HBPSO-CWVD 算法解决的是有备选站址的模型,因此首先需要确定电动汽车充电站的备选站址。电动汽车充电站作为公共设施,其选址是否科学合理对用户的便利性、智能电网的安全性等十分关键,为此,选址前需要严格遵循电动汽车充电设施规划原则,避免充电设施位置选择不当导致的资源浪费、设备闲置的现象,从全局考虑并预留一定的扩建潜力,以应对未来电动汽车产业的发展要求。

(1) 便利性原则

首先,电动汽车充电站选址应该充分满足用户的便利性,建在交通发达、主干线或方便电动汽车进站的位置。选择的道路越通畅、道路的重要性越高则充电站越有价值。其次,道路的车流量也会造成影响,车流量太小的地方,充电站利用率太低,不利于发展;车流量过大可能会导致交通堵塞、转向困难等问题,从而影响到前往该充电站充电用户的选择,因此充电站选址应尽量避开车流量过大的交叉路口或人迹罕至的道路。

针对不同需求的用户,充电站的站址选择也不同:针对私家车的用户,充电站选址应尽量靠近大型写字楼以及居民区的停车场;考虑出租车、公交车用户的需求,充电站应设置在道路交通条件良好的公交总站、出租车公司等位置;对于市中心的用户,充电站选址应设置在商场等客流量大的地区附近等。

同时充电站的规划必须符合城市公共设施规划以及路网规划的要求,其具体选址必须考虑实施的可行性,与城市规划相协调。

(2) 经济性原则

电动汽车充电站建设与运营都需要大量的资金支持,尤其是电动汽车建设初期,这决定了充电站的建设成本不能过高,避免在建设初期电动汽车用户较少设备利用率低的情况下经济性太差。充电站的建设包括充电机、变压器等设备的购买费用以及土地购置费用。目前在一线、二线城市,不同性质用地单位面积费用差距很大,在市中心多为商业用地,费用很高,不适合建设充电站;居民用地费

用次之,适合根据电动汽车充电需求分布合理建设充电站;工业用地的费用最低,比较适合建立大型充电站。此外,由于充电机、变压器等都属于电力设备,因此选址时还应尽量靠近电网中枢点,避免由于选址不当可能造成网损大、线路设置不便等情况。

(3) 电网安全性原则

电动汽车充电站选址过程中应充分考虑到选址可能对电网安全性造成的不利影响。一旦充电站投入使用并正常运营后,在不考虑需求侧管理的情况下,大量私家车用户会在晚高峰的时候集中充电,造成负荷的急剧增长,形成用电尖峰,对电网造成巨大压力,造成频率不稳定等不利影响,降低电网的配电效率。

此外,随着电动汽车的逐渐普及,充电站增加的惊人用电量可能会给当地电网造成不可预测的影响,甚至可能导致电网的升级改造等,因此电动汽车选址应考虑地方电网的网架结构,尽量平衡负荷尖峰,提高电网的稳定性。

(4) 建设可行性原则

充电站建设的可行性主要考虑两方面:一是应考虑自然地理环境,在南方多雨水地区应尽量避免排水不良的低洼处,在地震多发区应考虑区域的地质情况等;二是应考虑社会人文环境,符合城市规划的基础上,充电站的建设是否会对周围的环境造成噪音污染,充电站会否对周围产生磁场影响居民日常生活等。

4.2 HBPSO-CWVD 算法流程

4.2.1 前提假设

本文所建电动汽车充电站优化数学模型基于以下假设:

(1) 所有充电站的候选点都是经过一定分析和论证得到的,符合充电站的选址原则及环境、安全等要求,并且考虑了需求量与需求点分布的情况;

(2) 每个需求点就代表一个区域,相应需求点的充电负荷表示该区域全部电动汽车的充电需求;

(3) 每个需求点处的所有用户到充电站接受服务是最佳的。

4.2.2 算法流程

运用本文提出的 HBPSO-WCVD 算法,对电动汽车充电站进行优化布局的流程如下:

(1) 原始数据输入及初始化数据处理。

①根据目标城市交通道路分布情况得到城市交通 CAD 图，将其中的道路交叉点进行编号，生成邻接矩阵；

②根据目标地区的充电需求及不同等级充电站的最大服务能力，确定可选充电站数量的变化区间 $[n_{min}, n_{max}]$ ；

(2) 初始化粒子的位置和速度。

(3) 利用 CWVD 法划分充电站服务范围，利用栅格生成法生成 Voronoi 图。

(4) 计算个体适应值及全局适应值。

文献[28]等计算区域内充电需求到目标充电站距离时采用欧氏距离，导致优化结果与实际结果有所偏差，本文采用第二章介绍的迪杰斯特拉(Dijkstra)算法结合城市交通 CAD 图计算出距离的最短路径，以求出折算后的用户充电行驶成本。

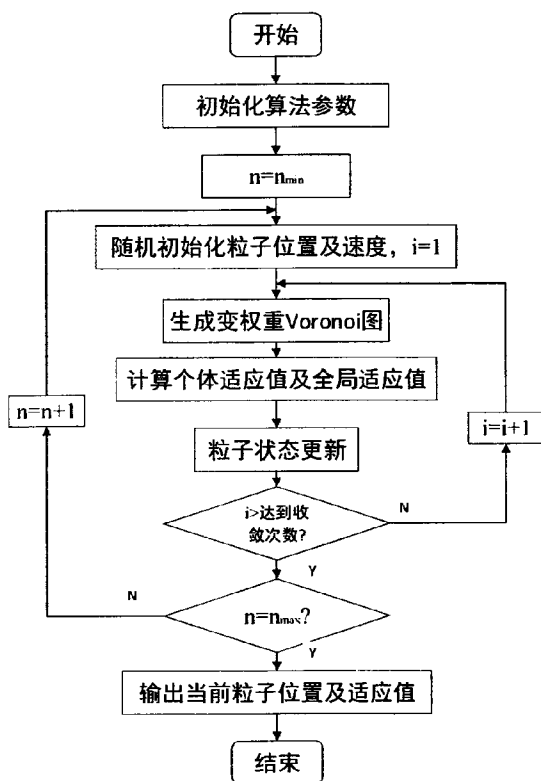


图 4-1 HBPSO-CWVD 算法流程图

(5) 利用改进后的混合粒子群算法对粒子状态进行更新。

(6) 重复步骤 (3) — (5)，求出不同充电站数目对应的最优粒子位置及适应值。

4.3 算例分析

某市规划区域的总面积为 52.6km²,东西跨度约 8.73km,南北跨度约 6.02km,人口总量达 20 万人,预计电动汽车保有量为 5000 辆。该城市交通路口坐标信息,路径信息见附录。规划在该市建立若干个电动汽车充电站,以满足该市电动汽车用户的充电需求,并尽量使充电站在运行年限内的综合费用最小化。

不失一般性,出于简化目的,充电站目标运行年限为 20 年,电动汽车型号统一为比亚迪 E6 型,不考虑工作日和节假日的区别,电动汽车充电需求分布根据前人研究的模拟电动汽车运行的马尔科夫链数学模型的方法进行确定。根据北京市出台的相关规定^[42],设置备选充电站的基本参数如表 4-1 所示。

表 4-1 充电站基本参数

充电站等级	服务能力 (辆/天)	建设成本 (万元)	充电机个数 (台)	占地面积 (m ²)
1	60	210	8	165
2	100	310	15	337
3	240	520	30	693
4	360	690	45	1085

上表中充电站等级越高,对应其服务能力越强,但是建设成本也更高,该建设成本并未包括征地费用(见表 4-1),充电站等级较高的站点不适合建设在商业用地,会大幅增加充电站的建设成本。

表 4-2 各用地类型的土地成本

土地类型	工业用地	商业用地	居民用地
价格/(万元/m ²)	0.2151	1.9596	0.6532

结合规划区域电动汽车保有量以及电动汽车充电站的基本参数,经过初步筛选得出配置充电站的个数应为 3-14 座,但实际当充电站个数取值过小时,会受到充电站最大服务半径约束的限制;充电站个数取值太大时,必然造成资源的冗余,综合成本过高,因此最终将充电站个数的循环变量 n 变化范围定为 6~10 座。

由于备选充电站的等级、用地性质、用地规模等的不同,随着充电站个数的增多,所需充电站的规模逐渐减小,对应的每个充电站的建设成本和征地成本都会逐渐减少,用户充电行驶至充电站的距离缩短,用户的行驶成本也随之降低;但充电站越多,总的充电机、变压器等设备的购置费用越大,当充电站太多时会

造成资源冗余，总的综合费用大幅提高，因此最终应该能够寻到一个充电站规划的最优值。

表 4-3 适应值计算参数取值表

$w/$ (元/km)	$\gamma_{max}/\%$	$\alpha/\%$	$\beta/\%$
1.0	9	8	15
r_0	m/年	$\varepsilon/$ (次/年)	$p/$ (元/次)
0.12	20	1.9596	50

根据 4.1 中的电动汽车充电站选址原则，在规划区域选择 19 个备选站址的方案如表 4-4，针对上一章中提出的电动汽车充电站规划数学模型，采用 HBPSO-CWVD 算法从备选的 19 个站址中进行优化筛选。

表 4-4 备选站址基本信息

编号	等级	建站坐标	编号	等级	建站坐标
1	2	(1529,3495)	11	3	(4969,1505)
2	2	(1961,3010)	12	2	(5721,4515)
3	4	(1961,1505)	13	4	(5721,3762)
4	2	(2719,3010)	14	4	(6473,3010)
5	3	(3824,4156)	15	3	(7225,4515)
6	3	(3463,1515)	16	4	(7225,3010)
7	4	(4217,4515)	17	1	(7232,1505)
8	4	(4217,3010)	18	1	(8295,5267)
9	1	(4217,752)	19	2	(7978,4515)
10	4	(4969,3010)			

算法参数选取为：种群规模取 50，惯性因子取 0.7298，种群的迭代次数取 100，学习因子 C_1 和 C_2 都取值 1.492，速度限制在 $[-6, 6]$ 之间，即 V_{max} 取-6。通过运行该程序得到优化结果。

表 4-5 不同建站数量最优适应度对比

建站数量	6	7	8	9	10
最低成本（万元）	1465.2	1454.5	1470.4	1502.3	1530.8

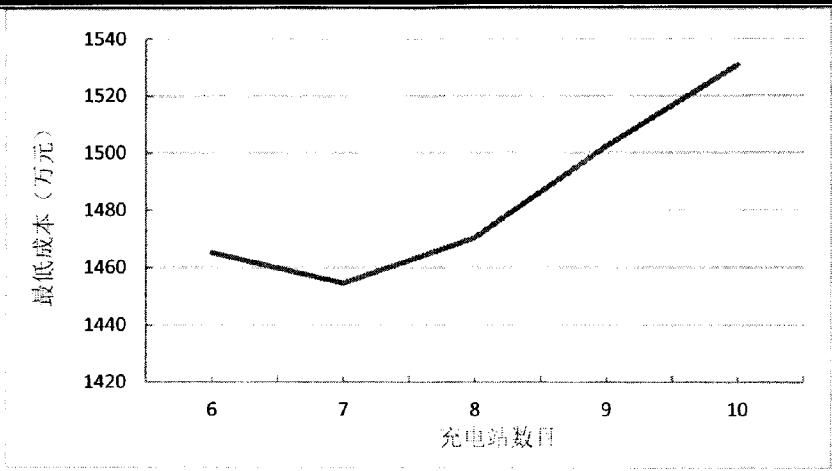


图 4-2 充电站数目影响最低成本变化

通过对程序运行 100 次，得到建站数量为 6~10 时的最低成本，由图 4-2 可见，目标区域建立 7 个充电站时所需成本最少，即在该规划区建立 7 座充电站时可以满足算例中 5000 辆电动汽车用户产生的充电需求的同时达到最优的适应值，最优适应值对应结果见表 4-6。

表 4-6 优化计算结果

编号	等级	建站坐标	编号	等级	建站坐标
1	2	(1529,3495)	11	4	(4969,5267)
4	2	(2719,3010)	12	3	(7225,4515)
6	3	(3463,1515)	18	1	(7232,1505)
9	4	(4217,3010)			

最优适应值对应不同等级充电站为一个 1 级充电站，两个 2 级充电站，两个 3 级充电站以及两个 4 级充电站，建站坐标对应土地性质如图 4-3 所示，大部分集中在居民用地和工业，商业用地只建了 1 个充电站且充电站规模为 1 级，结果基本符合上述分析。

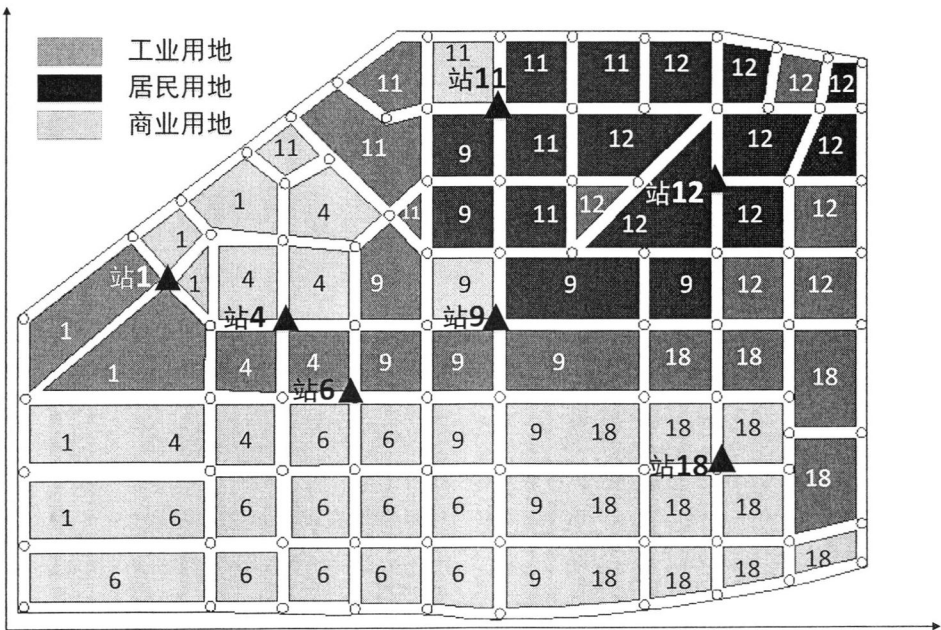


图 4-3 HBPSO-CWVD 建站位置示意图及规划结果

上图为通过不断变化充电站权重最终生成的 Voronoi 图，途中不同用途性质的徒弟用不同颜色分别标注，每个区块标注的阿拉伯数字表示当前区域属于哪一充电站的服务范围。通过对比图 4-3 的结果以及表 4-6 充电站的等级可以发现，充电站服务范围的最后结果不仅仅取决于该充电站的服务能力，还与其周围充电站的服务能力相关。

当建站数目为 7 时，分别使用 BPSO 算法和本文改进的 HBPSO 算法进行求解，所得最优适应值的迭代结果如图 4-4 所示。

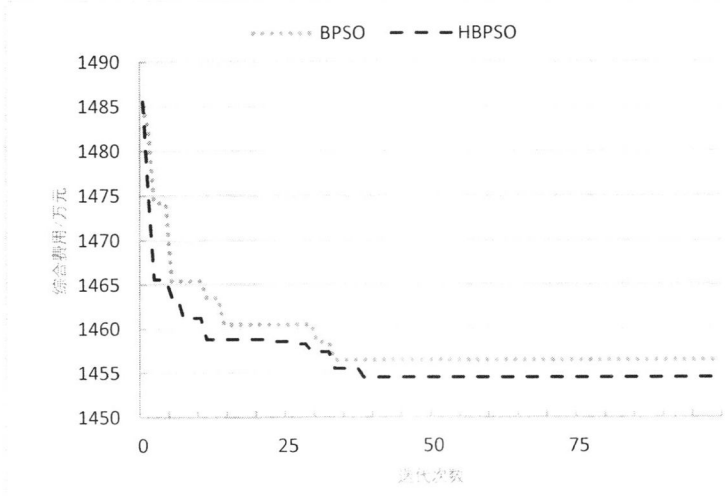


图 4-4 2 种算法最优适应度曲线对比

比较两条曲线可以看出：迭代前期 HBPSO 算法的收敛速度较快，相对于 BPSO 算法，迭代中后期仍旧具有寻优能力，最终得到的结果也比 BPSO 算法的最终结果更优；BPSO 算法在迭代达到一定次数之后，由于更容易变异，反而不容易寻到最优解，因此虽然达到相同精度其迭代次数比 HBPSO 算法少 5 次左右，但是综合优化结果还是 HBPSO 算法更优。

图 4-5 为 Voronoi 图生成过程中充电站权重的变化曲线，其初始权重由充电站的服务能力决定，在扩张次数逐步增大的过程中，由于服务半径逐渐增大，服务范围内的充电需求的增多，权重也逐渐的减小。

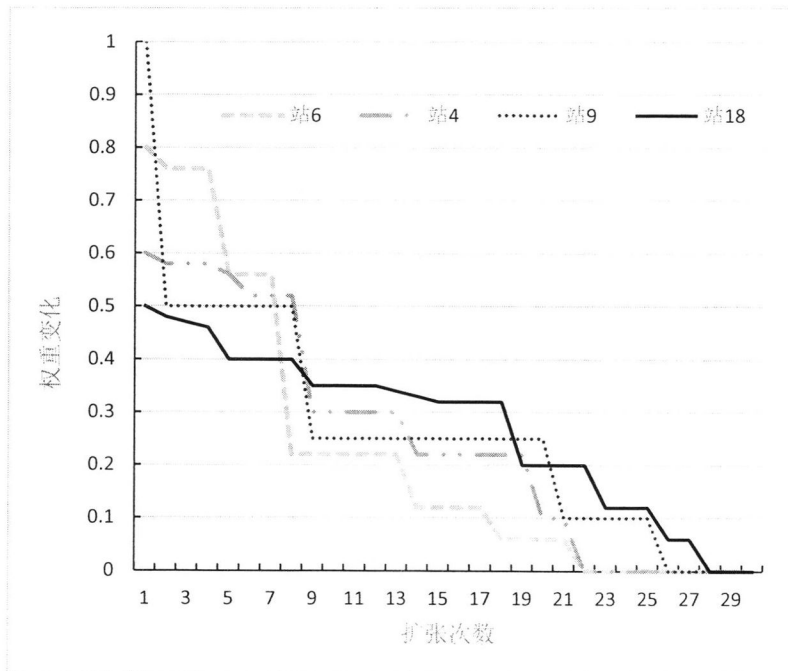


图 4-5 权重变化曲线

充电站 18 虽然初始权重最小，但由于其周围负荷密度小，且周围没有额定容量大的充电站，因此权重减小的慢，供电范围扩张较大；反之充电站 9 虽然初始权重最大，但是由于其周围负荷密度较大，与同是等级 4 的充电站 11 距离较近，因此局部向外扩张速度快，服务半径下降快，因此权重减小的较快。因此，利用 CWVD 进行充电站服务范围的划分不仅考虑了充电站服务能力的差异，还考虑了负荷的分布不均、其他充电站站址位置的选择，最终得到的划分结果更加合理。

4.4 本章小结

本章主要以算例中的某城区作为规划区域进行电动汽车充电站选址定容规划,对本文提出的电动汽车充电站规划优化数学模型进行实例论证。由于本文提出的算法需要在充电站有备选站址的前提下进行,首先提出了电动汽车充电站的选址原则,然后基于此原则选择 19 个备选站址,利用 HBPSO-CWVD 算法进行求解,从中选择后得到了规划区域拟投建的充电站位置和等级。算例表明,HBPSO 算法比 BPSO 算法的全局搜索能力和局部搜索能力都有所提高,最终充电站服务范围的形成考虑了充电站的服务能力和充电负荷的分布,使服务范围的划分更为合理。

第5章 结论与展望

5.1 本文工作总结

电动汽车充电站的发展建设涉及未来能源互联网下的电力系统、交通系统的发展方向。本文在前人研究的基础上,结合最短路径法,构建了 HBPSO-CWVD 算法来解决充电站的规划选址问题,并通过算例进行验证。本文的主要研究成果如下:

(1) 本文对 BPSO 算法进行了改进。首先分析了 BPSO 算法位置变化率在寻优过程中的变化,发现其在达到历史或个体最优点时容易发生变异的问题,在此基础上进行了改进。改进后的 HBPSO 算法避免了 BPSO 算法的变异问题,且具有前期收敛速度快,后期全局搜索能力强的优点。通过改进粒子速度变化的概率映射函数,避免了 BPSO 算法在达到最优解后容易发生变异的缺点,使算法的优化性能得到了一定程度的提高。

(2) 本文在加权 Voronoi 图生成的过程中引入了权重的变化。通过引入在加权 Voronoi 图生成过程中权重变化率,使充电站服务范围的划分同时考虑了充电站服务能力和服务半径的动态变化,有助于提高划分精度及局部搜索能力,弥补 HBPSO 算法前期局部搜索能力不足的缺陷。

(3) 采用最短路径法求出用户充电过程中的实际行驶距离,取代传统算法中的采用的欧式距离,在模型的约束条件中使用,有助于提高约束条件的约束力,进而提高算法结果的精度。

5.2 本文研究展望

限于时间和精力,本文的研究还有待进一步完善和发展,今后可以在以下几个方面做出进一步的研究:

(1) 利用栅格生成法生成 Voronoi 图时,栅格距离等效为传统意义的欧氏距离,其求出的最大服务半径与用户行驶的最短路径作比较时存在一定的误差。

(2) 本文算法是在假设不考虑用户偏好行为基础上进行的,并且未对电动汽车用户进行分类讨论,实际不同类型的电动汽车用户其充电行为会对规划的结果产生一定的影响,这一点在今后可以重点研究。

(3) 目前电动汽车产业的发展与国家政策息息相关,随着政策的变动,未

来电动汽车的数量及充电设施的比例或有较大变化,考虑国家政策等影响因素对充电站规划的影响在今后可以进一步深入研究。

(4) 电动汽车的大规模充电行为必然会对地方配电网产生负荷影响,随着未来电动汽车产业的进一步发展,电动汽车充电站的规划必须与配电网的规划相协调,在考虑需求侧响应的基础上研究电动汽车充电负荷对配网的影响将成为值得研究的问题。

参考文献

- [1] 孙逢春.电动汽车发展现状及趋势[J].科学中国人,2006(8):44-47.
- [2] 田立亭, 史双龙, 贾卓.电动汽车充电需求功率的统计学建模方法.电网技术,2010,34(11):126-130.
- [3] 罗卓伟, 胡泽春, 宋永华. 电动汽车充电负荷计算方法. 电力系统自动化,2011,35(14):36-42.
- [4] 罗汉武.电动汽车灵活接入的充电设施需求预测、运行与能效评估方法研究.武汉:武汉大学,2013.
- [5] 郭晓斌, 张乐平, 赖宇阳. 不同模式下电动汽车充电负荷及充电设施需求数量计算.电网与清洁能源,2013,29(11):76-81.
- [6] G. Li, X.P. Zhang. Modeling of plug-in hybrid electric vehicle charging demand in probabilistic power flow calculations. IEEE Trans. Smart Grid, vol.3 no.1, pp.492-499, Mar. 2012.
- [7] Sungwoo Bae, Alexis Kwasinski. Spatial and Temporal Model of Electric Vehicle Charging Demand. IEEE Trans. Smart Grid, vol. 3 no. 1, pp. 394-403, Mar, 2012.
- [8] Hadley S W, Tsvetkova A Parking demand and responsiveness to supply, pricing and location in the Sydney central business district[R].Tennessee:Oak Ridge National Laboratory,2008.
- [9] Kejun Qian, Chengke Zhou, Malcolm Allan, Yue Yuan. Load Model for Prediction of Electric Vehicle Charging Demand[A]. 2010 International Conference on Power System Technology[C], 1-6.
- [10]Revelle C S,H A Eiselt. Location analysis: A synthesis and survey [J]. European Journal of Operational Research, 2005, 165, 1—19.
- [11] Owen S H, M S Daskin. Strategic facility location: A review [J]. European Journal of Operational Research, 1998,111: 423-447.
- [12]许文超, 牛涛, 颜淋丽, 韩鑫.电动汽车充电站需求影响因素及预测方法[J].江苏电机工程,2011, 30(3): 41-43.
- [13]张国亮, 李波, 王运发.多等级电动汽车充电站的选址与算法[J].山东大学学报,2011,41(6): 136-142.
- [14]杜爱虎, 胡泽春, 宋永华,等. 考虑电动汽车充电站布局优化的配电网规划. 电

网技术,2011,35(11):35-42.

[15] 刘志鹏, 文福拴, 薛禹胜, 辛建波. 电动汽车充电站的最优选址和定容[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(3): 54-59.

[16] 吴春阳, 黎灿兵, 杜力, 曹一家. 电动汽车充电设施规划方法[J]. 电力系统自动化, 2010, 34(24): 36-39, 45.

[17] Hengsong Wang, Qi Huang, Changhua Zhang, et al. A novel approach for the layout of electric vehicle charging station [C]. International Conference on Apperceiving Computing and Intelligence Analysis. Chengdu, China: IEEE.

[18] Dharmakeerthi C.H., Mithulananthan N. and Saha T.K. planning of EV charging infrastructure[J]. Power and Energy Society General Meeting, 2013, 8: 21-25.

[19] Matthias Eisel, Johannes Schmidt, Lutz M. Kolbe. Finding Suitable Locations for Charging Stations, Implementation of Customers' Preferences in an Allocation Problem[R]. Electric Vehicle Conference, 2014, 12: 17-19

[20] Andy Ip, Simon Fong, Elaine Liu. Optimization for Allocating BEV Recharging Stations in Urban Areas by Using Hierarchical Clustering. The 2nd International Conference on Data Mining and Intelligent Information Technology Applications (ICMIA 2010), Seoul, Korea, 2010.

[21] 任玉珑, 史乐峰, 张谦, 韩维建, 黄守军. 电动汽车充电站最优分布和规模研究[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(14): 53-57.

[22] 吴万路, 韦钢, 谢丽蓉, 张鑫. 含分布式电源与充电站的配电网协调规划[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(15): 65-73

[23] 高赐威, 张亮, 薛飞, 刘红超. 考虑集中型充电站定址分容的电网规划研究[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(7): 40-46.

[24] Ge S., Feng L., Liu H., The Planning of Electric Vehicle Charging Station Based on Grid Partition Method, IEEE Electrical and Control Engineering Conference, China, (2011), 2726-2730.

[25] 李国, 张智晟, 温令云. 换电模式下电动汽车充换电网络的规划[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(20): 93-98

[26] 张维戈, 颜飞翔, 黄梅, 李娟, 李亚芬. 快换式公交充电站短期负荷预测方法的研究. 电力系统保护与控制, 2013, 41(4): 61-66

[27] 赵书强, 李志伟. 基于差分进化粒子群算法的城市电动汽车充电站最优规划[J]. 华北电力大学学报, 2015, 42(2): 1-7

- [28]刘自发, 张伟, 王泽黎. 基于量子粒子群优化算法的城市电动汽车充电站优化布局[J]. 中国电机工程学报, 2012(22):39-45.
- [29]李菱, 唐朝裕, 李笑怡. 基于粒子群遗传算法的电动汽车充电站的布局规划[J]. 陕西电力, 2014, 42(4):65-69.
- [30]齐灿. 基于加权 Voronoi 图的电动汽车充换电网络规划体系研究[D]. 华北电力大学(北京) 华北电力大学, 2014.
- [31]陈光, 毛召磊, 李济沅,等. 计及碳排放的电动汽车充电站多目标规划[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(17):49-53.
- [32]王辉. 电动汽车充电站规划与运营研究[D]. 浙江大学, 2013.
- [33]张成, 滕欢. 电动汽车充电站规划模型及评价方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2014, 28(1):49-52.
- [34]郑竞宏, 戴梦婷, 张曼, 王文倬, 朱守真.住宅区式电动汽车充电站负荷集聚特性及其建模.中国电机工程学报,2012,32(22):32-38
- [35]周洪超, 李海峰.基于博弈论的电动汽车充电站选址优化模型研究[J].科技和产业,2011, 11(2): 51-54.
- [36]寇凌峰,刘自发,周欢.区域电动汽车充电站规划的模型与算法[J].现代电力,2010,27(4): 44-48.
- [37]Biao Li, Xianrong Chang. Application of Analytic Hierarchy Process in the Planning of Energy Supply Network for Electric Vehicles [J]. Energy Procedia 2011,12:1083-1089.
- [38]李海峰, 康中敏. 基于混合遗传神经网络的电动汽车充电站最优选址的研究[J].四川电力技术,2012,35(4): 49-52.
- [39]郝建飞. 电动汽车充电站选址问题研究[D]. 大连海事大学, 2015.
- [40]Kennedy J, Ebethart R. A Discrete Binary Version of the Particle Swarm Algorithm[C]. Proceeding of the World Multi Conference on Systems, and Cybernetics,1997,15(5):
- [41]Lian Z, Gu X, Jiao B. A Novel Particle Swarm Optimization Algorithm for Permutation Flow-shop Scheduling to Minimize Makespan[J].Chaos Solitons and Fractals,2008,35(5):851-861
- [42]北京市质量技术监督局. DB11/Z 728-2010 电动汽车电能供给与保证技术规范: 充电站[S]. 北京: 北京市质量技术监督局,2010.
- [43]张帝, 姜久春, 张维戈, 等. 电动出租车充电桩优化配置[J]. 电工技术学

报,2015, 30(18): 181-188.

[44] U.S. Department of transportation, federal highway administration, 2009 national household travel survey[DB/OL]. URL:http://nhts.ornl.gov.

[45] 党杰, 汤奕, 宁佳, 伏祥运. 基于用户意愿和出行规律的电动汽车充电负荷分配策略[J]. 电力系统保护与控制,2015,43(16):8-15.

[46] Keisuke Nansai, Susumu Tohno, Motoki Kono, et al. Life-cycle analysis of charging infrastructure for electric vehicles[J]. Applied energy, 2001, 70(3):251-265.

[47] 曹昉, 孟琦斌, 苗培青, 李越. 基于改进加权 Voronoi 图和遗传算法的变电站规划[J]. 电网技术,2015,39(2):511-516

[48] 陈庆文. 基于最小覆盖圆及顶点加权 V 图的变电站优化选址研究[D]. 郑州大学,2007.

[49] A. Ip, S. Fong, E. Liu. Optimization for allocating BEV recharging stations in urban areas by using hierarchical clustering.[C]//Advanced Information Management and Service (IMS), 2010 6th International Conference on. IEEE, 2010:460-465.

[50] Su W, Chow M Y. Performance evaluation of a PHEV parking station using Particle Swarm Optiization[C]//Power and Energy Society General Meeting, 2011 IEEE. IEEE,2011:1-6.

[51] S. W. Hadley. Evaluating the impace of Plug-in Hybrid Electric Vehicles on Regional Electricity Supplies[C]//Bulk Power System Dynamics and Control-VII. Revitalizing Operational Reliability, 2007 IREP Symposium. IEEE, 2007:1-12.

[52] Sudholt D, Witt C. Runtime analysis of binary PSO[C].In: Proceedings of the 10th annual conference on Genetic and evolutionary computation, ACM New York, NY USA, 2008:135-142.

[53] 陈曦. 离散粒子群算法的改进及其应用研究[D]. 安徽大学,2014.

附 录

附录 1 算例地区交通路口的坐标信息

区域路口节点标 号	路口 X 坐 标	路口 Y 坐 标	区域路口节点标 号	路口 X 坐 标	路口 Y 坐 标
1	21	3084	48	4969	2257
2	28	2258	49	4969	1505
3	28	1461	50	4969	752
4	23	740	51	4969	0
5	0	80	52	5721	6020
6	1157	3931	53	5721	5267
7	1660	4315	54	5721	4515
8	1529	3495	55	5721	3762
9	2343	4811	56	6477	6021
10	1970	3959	57	6473	5267
11	1961	3010	58	6409	4495
12	1961	2257	59	6473	3762
13	1961	1505	60	6473	3010
14	1961	752	61	6473	2257
15	1961	90	62	6473	1505
16	2801	5180	63	6473	752
17	2734	4493	64	6534	91
18	2719	3894	65	7230	6012
19	2719	3010	66	7230	5265
20	2719	2257	67	7225	4515
21	2719	1505	68	7225	3762
22	2713	752	69	7225	3010
23	2713	68	70	7225	2257
24	3278	5540	71	7232	1505
25	3192	4761	72	7225	752
26	3468	3828	73	7225	196

27	3465	3010	74	7855	5898
28	3463	2257	75	7758	5267
29	3463	1515	76	8388	5792
30	3465	752	77	8295	5267
31	3467	56	78	7978	4515
32	3791	5165	79	7978	3762
33	3824	4156	80	7978	3010
34	4217	6020	81	7978	2257
35	4217	5267	82	7978	1881
36	4217	4515	83	7978	1505
37	4217	3762	84	7978	752
38	4217	3010	85	7978	340
39	4217	2257	86	8730	5722
40	4217	1505	87	8730	5267
41	4217	752	88	8730	4515
42	4217	53	89	8730	3762
43	4969	6020	90	8730	3010
44	4969	5267	91	8730	1881
45	4969	4515	92	8730	939
46	4969	3762	93	8730	527
47	4969	3010			

附录 2 算例地区交通路口线路信息

路线起点标 号	路线终点标 号	路线起点标 号	路线终点标 号	路线起点标 号	路线终点标 号
1	2	29	40	58	66
2	3	30	41	55	58
3	4	31	42	55	59
4	5	24	32	59	68
10	11	32	35	65	66
11	12	24	34	66	67
12	13	34	35	67	68
13	14	35	36	68	69

14	15	36	37	69	70
1	6	37	38	70	71
2	8	38	39	71	72
2	12	39	40	72	73
3	13	40	41	65	74
4	14	41	42	66	75
5	15	34	43	67	78
6	7	35	44	68	79
6	8	36	45	69	80
8	11	37	46	70	81
8	10	38	47	71	83
7	10	39	48	72	84
7	9	40	49	73	85
10	18	41	50	74	75
11	19	42	51	74	76
12	20	43	44	76	77
13	21	44	45	77	78
14	22	45	46	78	79
15	23	46	47	79	80
9	17	47	48	80	81
17	18	48	49	81	82
18	19	49	50	82	83
19	20	50	51	83	84
20	21	43	52	84	85
21	22	44	53	76	86
22	23	45	54	77	87
9	16	46	55	78	88
17	25	47	60	79	89
18	26	48	61	80	90
19	27	49	62	82	91
20	28	50	63	84	92
21	29	51	64	85	93

22	30	52	53	86	87
23	31	53	54	87	88
16	25	54	55	88	89
25	33	59	60	89	90
26	33	60	61	90	91
26	27	61	62	91	92
27	28	62	63	92	93
28	29	63	64	33	37
29	30	52	56	60	69
30	31	56	65	61	70
16	24	56	57	62	71
32	36	53	57	63	72
27	38	57	66	64	73
28	39	54	58		

攻读硕士学位期间发表的论文及其它成果

（一）发表论文

- [1] 麻秀范,王皓,李颖,王超,洪潇. 基于变权 Voronoi 图和混合粒子群算法的电动汽车充电站规划[J]. 电工技术学报,已录用 (EI 刊源)
- [2] 麻秀范,李颖,王皓,王超,洪潇. 基于电动汽车出行随机模拟的充电桩需求研究[J]. 电工技术学报,已录用 (EI 刊源)
- [3] 麻秀范,王超,洪潇,王皓,李颖. 基于实时电价的电动汽车充放电优化策略和经济调度模型[J]. 电工技术学报,已录用 (EI 刊源)
- [4] 麻秀范,王超,洪潇等. 基于节点阻塞电价的电动汽车双层充电优化策略[J]. 电网技术,已录用 (EI 刊源)
- [5] Li Ying, Zhou Haiming, Ma Xiufan. Economic Analysis of Different Electric Vehicle Charging Scenarios[C]. ACPEE 2017. 已录用 (EI)
- [6] Kong Lingyu, Han Jinming, Xiong Wenting. A Review of Control Strategy of the Large-scale of Electric Vehicles Charging and Discharging Behavior[C]. ACPEE 2017. 已录用 (EI)
- [7] Han Jinming, Kong Lingyu, Shen Yaqi. A Review of Demand Forecast for Charging Facilities of Electric Vehicles[C]. ACPEE 2017. 已录用 (EI)

（二）参与的科研项目

- [1] 2014-2016, 基于可持续发展的智能电网多维量化评价体系及应用研究, 国网北京经济技术研究院.
- [2] 2014.6-2016.12, 能源互联网运营模式及能量交换信息模型测试研究, 中国电力科学研究院.
- [3] 2015.9-2016.12, 基于博弈论的电动汽车快充设施经济性研究, 中国电力科学研究院.
- [4] 2016.1-2016.8, 能源互联网多元协调能效评价, 中国电力科学研究院.

致 谢

本论文是在导师麻秀范副教授的悉心指导下完成。从论文选题到思路修改再到最终完成，麻老师尽心的帮助我从不同渠道收集资料，指导我改进论文的研究思路，督促我按照时间进度踏实地完成了论文的写作，并对论文初稿提出了宝贵的修改意见。麻老师在指导我的论文写作期间倾注了大量的心血，严格把关，在此我表示衷心感谢与敬意！

同时，我还要感谢我的母校华北电力大学。感谢华电为我提供了一个优秀的学习环境和工作平台，让我得以深入地学习了电气领域地专业知识，并结识了众多优秀的老师和同学。这些优秀的老师和同学让我得以发现自己的不足，找出以后的努力方向，激励我不断奋斗。

此外，我要感谢我的同门们，尤其想感谢李颖，不仅在我完成论文期间对我进行帮助，平时也一直鼓励和督促着我，拥有如此优秀的一位同门是一件非常幸运的事，还要感谢市场所的所有老师和各位同学，感谢他们在我学习期间给与我极大的关心和支持。

感谢我的家人和室友在我研究生期间对我的鼓励和支持，是你们的谅解与照顾让我能顺利完成学业！