

文章编号:1006-2467(2022)09-1111-07

DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2021.364

基于“能源大脑”的城市区域碳排放实时计算方法

陈 赟¹, 沈 浩¹, 王佳裕¹, 赵文恺¹, 潘智俊¹, 王晓慧¹, 肖银璟²

(1. 国网上海市电力公司 浦东供电公司, 上海 200122;

2. 上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

摘 要: 现有碳排放计算方法不能很好地满足碳排放区域逐渐细化和实时需求. 为保证碳排放责任分摊的实时和准确, 提出一种城市区域碳排放实时计算方法. 利用改进的 K -means 聚类算法, 对城市区域能源负荷的运行时段和运行场景进行聚类组合, 得到典型碳排放特征. 将区域单位电力碳排放量作为碳排放指标; 归类运行时段和场景, 计算各簇单位电力碳排放量和城市区域碳排放总量. 基于中国东部某地区“能源大脑”中部分能源消费历史数据进行验证, 结果表明: 该聚类方法和碳排放指标可以有效地实时计算城市区域碳排放总量.

关键词: 碳排放计算; 能源大脑; 城市区域; K -means 聚类算法; 单位电力碳排放量

中图分类号: F 407.6; X 321

文献标志码: A

Real-Time Calculation of Carbon Emissions in County-Level Administrative Regions Based on ‘Energy Brain’

CHEN Yun¹, SHEN Hao¹, WANG Jiayu¹, ZHAO Wenkai¹

PAN Zhijun¹, WANG Xiaohui¹, XIAO Yinjing²

(1. Pudong Power Supply Company, State Grid Shanghai Municipal Electric Power Company, Shanghai 200122, China; 2. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Existing calculation methods of carbon emission cannot well meet the needs of gradual refinement and real-time of carbon emission regions. In order to ensure the real-time and accuracy of carbon emissions responsibility allocation, a real-time calculation method of carbon emissions in urban regions is proposed. The improved K -means clustering algorithm is used to cluster and combine the operating periods and operating scenarios of the urban area energy load, so as to obtain the typical carbon emission characteristics. The regional unit electricity carbon emission is proposed as a carbon emission indicator, the operating period and scenario are classified, and the unit electricity carbon emission and the total carbon emission of urban regions for each cluster are calculated. The proposed algorithm is verified based on part of the historical data of energy consumption in the energy brain of a certain region in eastern China. The results show that the clustering method and carbon emission indicators can effectively calculate the total carbon emission of urban regions in real-time.

收稿日期: 2021-09-18

基金项目: 国家电网有限公司科技项目(52094021000A)

作者简介: 陈 赟(1982-), 女, 浙江省台州市人, 硕士, 高级工程师, 从事电网数字化转型及双碳技术研究.

通信作者: 肖银璟, 男, 硕士, 电话(Tel.): 15965318770; E-mail: bard-ee@sjtu.edu.cn.

Key words: carbon emission calculation; energy brain; urban region; *K*-means clustering algorithm; unit electricity carbon emission

随着各国对气候变化的不断重视,由二氧化碳、甲烷、氧化亚氮、氢氟碳化合物、全氟碳化合物及六氟化硫组成的温室气体的排放计算日益成为研究重点^[1].近年来,中国政府针对全球气候治理问题做出以实现“双碳”目标为代表的一系列积极承诺,对我国各地区进行碳排放责任分摊提出了更高要求,而传统的碳排放量标准计算方法难以满足.

目前,依据核算思路的不同,温室气体的核算方法分为基于计算和基于测量两种^[2].当前国内外学者的研究主要集中于基于计算的方法,指通过活动水平数据和相关参数之间的计算得到温室气体排放量的方法,根据计算方法的不同细分为排放因子法和物料平衡法^[3].

排放因子法方面的研究聚焦于对特定区域特定行业碳排放因子的精确计算方法,并推广至其他区域的特定行业^[4].文献[4]基于中国的能源消费数据和水泥生产数据,对中国煤炭行业 and 水泥生产行业的碳排放因子重新进行估算.物料平衡法是基于物料守恒的原理,通过对含碳物质在生产、贸易、运输等过程中的转化,对碳排放量进行计算.文献[5]基于国内生产的能源生产、贸易、国际燃料和库存变化的燃料的质量平衡,采用明显能耗法,对中国 2000—2012 年的各省碳排放数据进行重新计算.国外对物料平衡法的研究主要在于基于观测数据的区域温室气体排放估算^[6-8].文献[6]利用飞机飞行测量区域中平均风场不同高度的二氧化碳和甲烷体积浓度,对以美国印第安纳波利斯为代表的平原城市区域进行碳排放量反演计算.文献[7]基于飞机飞行测量数据,通过克里格算法构建曲面模型,对以波兰上西里西亚煤田为代表的盆地地区进行碳排放量精确反演计算.文献[8]通过气象卫星进行实时监测,估算中国 2019—2020 年第一季度的碳排放量,分析了新冠疫情对中国碳排放的影响.

此外,随着碳排放量计算数据精度的逐渐提高,对于碳排放过程中的责任测算与分摊的相关研究逐渐增多^[9-15].文献[9-10]基于复杂网络视角,分别以行政区域和产业部门为节点来分析中国隐含碳排放流动.文献[11]对基于投入产出模型对跨区域汽车尾气排放进行了区域碳排放责任分摊.文献[12]提

出一种新的碳排放流分析模型,量化了包括电网、燃气网和供热网等在内的复杂能源系统中与能量传递和转换过程相关的碳排放,分析了不同能源系统之间转化过程中的碳排放流.文献[13]基于碳排放流模型对电力系统运行过程中的碳排放进行责任分摊,打破了人们对碳排放归咎于发电方的固有印象.文献[14]采用碳排放流模型对中国电力系统生命周期中的碳排放责任进行区域责任分摊.文献[15]采用 *K*-means 聚类算法对中国 30 个地区按照影响碳排放强度的相关因素进行重新分类,为差异化区域减排政策的指定提供了参考.

本文分析碳排放因子法的计算原理,优化传统的省级区域碳排放计算方法,提出一种城市区域碳排放计算方法,采用 *K*-means 聚类算法,基于不同部门用户的用电曲线差异,对城市区域中不同能源负荷进行重新分类.基于不同部门碳排放量与能源数据存在关联,分析其碳排放量特征,计算用户单位电力碳排放量和城市区域碳排放量.仿真分析不同时间下不同用户单位电力碳排放量变化趋势,验证了计算方法的正确性和有效性,为实时估算城市区域碳排放量提供参考,对区域碳排放责任分摊细化具有重要意义和参考价值.

1 区域碳排放量计算的挑战与新环境

1.1 区域碳排放量计算方法遇到的挑战

区域温室气体排放量计算是指对包括在该区域管辖的陆地和水域发生的温室气体人为排放和清除进行计算^[3].在人为活动排放和清除的温室气体中,碳或二氧化碳作为最主要的成分,其排放量的准确计算方法是温室气体排放量计算相关研究中的关键.而对于碳排放量的计算方法,至今仍没有形成统一标准.国际碳排放核算体系主要包括宏观层面由总到分和微观层面由分到总的核算.宏观层面核算是自上而下层层分解进行核算,而微观层面是自下而上层层归类进行核算.作为联合国下属的跨政府组织之一的政府间气候变化专门委员会(Intergovernmental Panel on Climate Change, IPCC)提出了以排放因子法、物料平衡法等几种公认的区域温室气体排放量计算方法,并为了促使各国各地区温室

气体排放量的核算结果尽可能不重复、不遗漏,对如公路运输使用燃料等特殊问题进行了明确规定。但由于各区域各终端能源的碳排放因子差异较大,终端能源消费数据仅以省级行政区域为最小区域进行统计,且统计间隔以年为单位。随着碳排放责任分摊区域要求进一步细化和碳交易市场中短期交易的迫切需求,如何对城市区域进行实时碳排放量计算,成为了区域碳排放量计算中的新挑战。

1.2 基于能源消费数据总量的碳排放因子法

碳排放因子法是最常见的碳排放量计算的简单方法^[3],其将人类活动发生程度的信息,即活动数据(Activity Data, AD)与被称为碳排放因子(Carbon Emission Factors, CEF)用以量化每单位活动的碳排放量或清除量的系数相结合,一般按照行政区域或 IPCC 温室气体排放主要部门进行分类统计。因此,对于单个活动数据的碳排放因子法的基本计算公式为

$$I_{CE, q} = N_{AD, q} k_{CEF, q} \quad (1)$$

式中: $I_{CE, q}$ 为统计对象包含的第 q 个活动的碳排放量(Carbon Emission, CE); $N_{AD, q}$ 为第 q 个活动对应的活动数据; $k_{CEF, q}$ 为第 q 个活动的碳排放因子。

对于统计对象的碳排放总量为

$$I_{CE, \text{sum}} = \sum I_{CE, q} \quad (2)$$

碳排放因子法的计算公式简洁且具有可延展性,活动数据来源可信而碳排放因子存在地区差异。因此,研究人员常将碳排放因子发与各国国家统计局部门编制的“能源平衡表”“分行业能源消费总量”和“分行业终端消费量”相结合,进行碳排放量计算和碳排放责任分摊研究。

1.3 “能源大脑”带来的中国碳排放计算新环境

“能源大脑”是指能源工业互联网平台^[16],是基于“新基建”建设背景而产生的能源工业互联网平台,对能源大数据进行采集、汇聚和初步分析,具有能源监控、分析、管理、交易、服务、应用等功能。因此,与过往基于中国国家统计局每年编制的《中国能源统计年鉴》以省级行政区为主进行碳排放计算的研究相比,其对碳排放量的区域范围可以进一步缩减到城市区域,以能源消费数据为主要构成的活动数据获取频率可以从年和季度上升至月和日,对中国的碳排放计算提供了新环境。但由于不同能源系统的数据采集和汇聚的频率存在差异,部分能源的数据不能实时汇总,原有的基于能源消费数据总量的碳排放因子法不能满足区域碳排放量的实时计算,因此需要提出一种新的碳排放量计算方法来对城市区域

碳排放量进行实时计算。

2 基于改进 K-means 算法的城市区域碳排放量实时计算方法

2.1 K-means 算法

K-means 算法是用于划分样本类别的聚类算法^[17],通常采用欧氏距离作为 2 个样本相似程度的评价指标。传统的 K-means 算法步骤如下。

步骤 1 选取样本总分类数为 k , 随机选取数据集 $\mathbf{M} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$, 其中 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ih})$ 中的 k 个样本作为初始聚类中心集 $\mathbf{m}_t = \{\mathbf{y}_{1,t}, \mathbf{y}_{2,t}, \dots, \mathbf{y}_{k,t}\}$, 其中 $\mathbf{y}_{j,t} = (y_{j1,t}, y_{j2,t}, \dots, y_{jh,t})$, 迭代次数 $t = 0, i$ 表示第 i 个样本, j 表示第 j 次迭代, h 为数据总量, n 为总样本数。

步骤 2 依次对数据集中各样本与聚类中心的欧氏距离进行计算, 样本 \mathbf{x}_i 与聚类中心 $\mathbf{y}_{j,t}$ 的欧氏距离为

$$d(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_{j,t}) = \sqrt{\sum_{l=1}^h (x_{il} - y_{jl,t})^2} \quad (3)$$

式中: l 表示第 l 个数据。依据数据集中的样本分别得到 k 个聚类中心的欧氏距离, 将其归到与其欧氏距离最小的聚类中心所属的类中。

步骤 3 分别对各分类下样本平均值 $\mathbf{n}_{j,t}$ 进行计算, 则新的聚类中心集为 $\mathbf{m}_{t+1} = \{\mathbf{n}_{1,t}, \mathbf{n}_{2,t}, \dots, \mathbf{n}_{k,t}\}$ 。

步骤 4 重复步骤 2 和 3, 直至平方误差准则函数稳定在最小值:

$$e_{\text{SSE}, t+1} = \sum_{a=1}^k \sum_{\substack{i=1 \\ \mathbf{x}_i \in \mathbf{U}_{a,t+1}}}^n \|\mathbf{x}_i - \mathbf{n}_{a,t}\|^2 \quad (4)$$

式中: $e_{\text{SSE}, t+1}$ 为算法第 $t+1$ 次迭代的平方准则误差; $\mathbf{U}_{a,t+1}$ 为算法第 $t+1$ 次迭代时第 a 个簇; $\mathbf{n}_{a,t}$ 为算法第 $t+1$ 次迭代时第 a 个簇的样本平均值。

2.2 基于双层改进 K-means 算法进行城市区域碳排放数据分析

K-means 算法简单, 收敛速度快, 拓展性好且效率高, 但确定聚类个数困难, 选取初始聚类中心不准确导致聚类结果容易陷入局部最优解而非全局最优解中^[18]。因此, 针对该缺陷, 本文结合能源大数据实际情况, 以提高算法执行效率、缩短计算时间为目标, 以“能源大脑”中能源用户能实时更新的能源数据为例, 提出单位电力碳排放量概念和基于双层改进 K-means 算法的碳排放实时计算方法, 实现城市区域碳排放量实时计算。

2.2.1 K-means 初始聚类中心的选取 数据对象

之间的欧氏距离越大,其相似性越小.为了使得初始聚类尽可能分散,以便有效减少迭代次数,加快运算速度,本文采用以下初始聚类中心选取步骤.

- 步骤 1 随机选取第一个初始聚类中心 m_1 .
- 步骤 2 计算第 j 次迭代时样本 i 至所有 k 个初始聚类中心的最大距离:

$$D_{i,j} = \max\{d(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_{1,0}), d(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_{2,0}), \cdots, d(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_{k,0})\}$$

(5)

其中,规定在第 j 次迭代中,当 $j < g \leq k$ 时,存在 $d(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_{g,0}) = 0$.

- 步骤 3 比较除第 j 次迭代时已选取的 j 个初始聚类中心外,各样本对应的 $D_{i,j}$ 大小,选取最大值对应的样本作为第 $j+1$ 个初始聚类中心.

- 步骤 4 重复步骤 2 和 3,直至选出所有 k 个初始聚类中心.

2.2.2 聚类中心个数的选取 类别内对象的分散程度越小,类别间的距离越大,聚类效果越好.假设选定聚类中心个数为 k ,按上述初始聚类中心选取步骤进行初始聚类中心选取,并进行聚类,计算聚类结果的轮廓系数(S).聚类结果轮廓系数与样本 i 的轮廓 $s(i)$ 计算公式如下:

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}}$$

(6)

$$S = \frac{1}{n} \sum s(i)$$

(7)

式中: $a(i)$ 为样本 i 到同簇其他样本的平均距离; $b(i)$ 为到其他簇包含的所有样本的平均距离的最小值. $a(i)$ 又称为样本 i 的簇内不相似度,其值能代表聚类结果簇内的凝聚度; $b(i)$ 又称为样本 i 的簇间相似度,其值能代表聚类结果的簇间分离度.因此,当聚类结果类内相似性越大且类间相似性越小时, S 值越大,聚类结果越好.从而选取使得 S 值最大的 k 值作为最佳聚类个数.

2.2.3 典型日选取方法 能源用户聚类受选取样本中日电力负荷曲线影响较大,通过经验或随机选取数个典型日作为样本数据来源并不能满足对能源用户的准确聚类,从而无法实现碳排放计算的实时和准确性.

基于前两节中的聚类方法,对“能源大脑”中的能源大数据以日数据集为单位进行初步聚类,依据聚类结果,分别从各簇中选取距离聚类中心最近的日数据集构成典型日样本数据集,对选取的所有典型日样本中的各能源用户进行聚类,如图 1 所示.聚类个数、中心发生变化主要是由日数据集中的能源用户行业类别个数发生变化或某行业整体发生季节

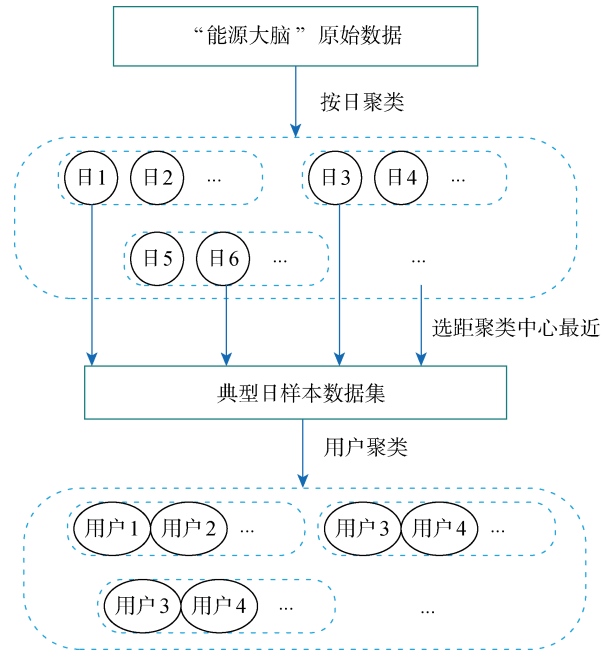


图 1 基于“能源大脑”的双层改进 K-means 聚类算法
Fig. 1 Two-layer improved K-means clustering algorithm based on ‘energy brain’

性波动所致,因此依据初始典型日中能源用户的聚类个数和聚类中心,对所有的日数据集样本重新进行聚类,精确确定各簇包含的日数据集对应的日期界限,并重新确定各簇中距离聚类中心最近的日数据集作为典型日,重新对选取的所有典型日样本对各能源用户进行聚类.

2.2.4 基于单位电力碳排放量和实时能源数据的城市区域碳排放量实时计算方法 传统的国家或地区的能源清单编制方法是将区域温室气体排放量和清除量分为能源、工业过程和产品使用、农业、林业和其他土地利用、废弃物和其他 5 大部门及其下属各类别和亚类分别统计^[5].但在实时计算时,鉴于各行业难以提供精确至日或小时为单位的温室气体排放和清除数据,同时为了落实碳排责任分摊,选取与各行业生产中碳排量/清除量相关的各行业终端能源消费数据作为替代数据.采用各行业的终端能源消费数据的排放因子法对单个城市区域能源用户碳排放总量为

$$I_{CE} = \sum (I_{CE, \text{ele}} + I_{CE, \text{NG}} + I_{CE, \text{oil}} + I_{CE, \text{coal}} + \cdots)$$

(8)

式中: $I_{CE, \text{ele}}$ 为城市区域能源用户消费一次电力产生的碳排放量; $I_{CE, \text{NG}}$ 为城市区域能源用户消费天然气产生的碳排放量; $I_{CE, \text{oil}}$ 为城市区域能源用户消费石油产生的碳排放量; $I_{CE, \text{coal}}$ 为城市区域能源用户消费煤炭产生的碳排放量.

在“能源大脑”的各种能源大数据之中,电力大数据具有获取便捷、统计精准、时间颗粒度可缩短至 15 min、时间延迟低等特点,且聚类后的各类能源用户消费的电力与碳排放总量存在一定关联.从实时计算的便捷性出发,规定各分类中样本能源用户总碳排放量与总耗电量为单位电力碳排放量(Carbon Emissions Per Unit of Electricity, CEPE).依据聚类结果,城市区域碳排放量实时计算公式如下:

$$I_{CE, city} = \sum (k_{CEPE, X} E_X)$$

(9)

式中: $I_{CE, city}$ 为聚类城市区域在统计时间段内的碳排放总量; $k_{CEPE, X}$ 为能源用户 X 所属类别的单位电力碳排放量; E_X 为能源用户 X 的在统计时间段内的耗电量.

3 算例仿真分析

以中国华东某地区“能源大脑”的某城市某工业园区 2020 年 6 月至 2021 年 6 月全部用户的部分能源数据为例,选取区域内 2020 年 6 月至 2021 年 5 月 695 家能源用户的持续能源数据为样本,选取同

一区域 2021 年 6 月 1 日至 10 日的 765 家能源用户能源数据为测试集进行校验,以此建立该区域的城市区域碳排放量实时计算模型.

3.1 双层改进 K-means 聚类算法

按照前述双层 K-means 聚类方法,为减少计算量,采用单次迭代的方法,将所有日能源数据集聚类为 3 个.从上述数据集中分别选取距离聚类中心最近的 1 个日能源数据集为典型日,形成典型日样本数据集,如表 1 所示.时间点 1、时间点 2、时间点 3 等分别代表该典型日第一个、第二个、第三个等电力负荷数据采集时间点至前一个电力负荷数据采集时间点之间的能源用户消费电量.

基于各能源用户的典型日日负荷曲线与月能源总消耗量,对能源用户进行聚类,计算不同给定簇数(K)时聚类结果的轮廓系数,如图 2 所示.

当 $K>4$ 时,始终只有前 4 簇内含有样本.因此图 2 中,当 $K=2$ 时,轮廓系数最大.此时,对该城市区域能源用户进行 K-means 聚类,结果如图 3 所示.其中, P 为有功功率, t' 为时间.

表 1 用于能源用户聚类的典型日样本数据集(部分)
Tab. 1 Some typical daily sample data sets used for clustering of energy users

能源用 户编号	典型日 1 负荷/kWh			...	2020 年 6 月能源总消耗量		
	时间点 1	时间点 2	时间点 3		电力/kWh	天然气/m ³	水/t
42	1 289.4	1 158.15	1 135.05	...	1 833 161	192 491	11 013
49	1 535.2	1 836	1 757.6	...	1 203 562	60 455	4 400
61	395.4	406.2	421.2	...	601 560	22 971	3 879
65	4 521.3	6 239.1	6 516.3	...	4 260 270	0	17 460
66	2 171.3	1 929.6	2 106.1	...	1 052 040	6 855	3 224
71	5 201	5 279.4	5 359.2	...	2 673 789	47 696	9 629

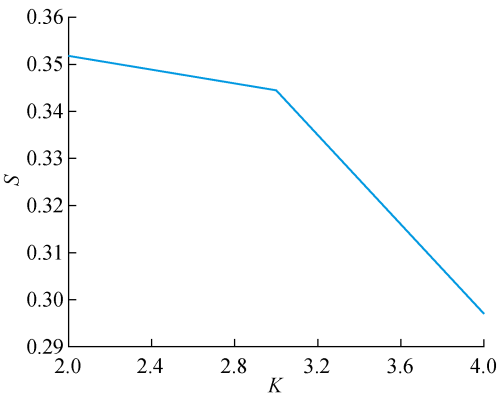


图 2 不同 K 值聚类结果轮廓系数

Fig. 2 Silhouette coefficient of clustering results at different K values

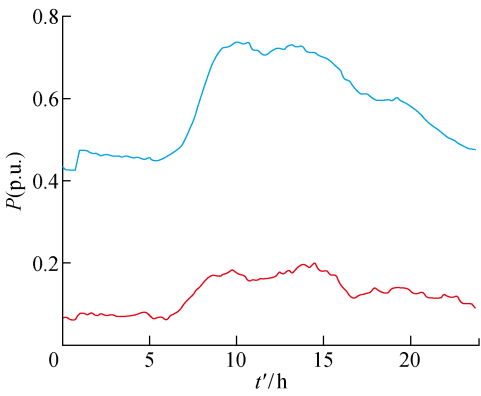


图 3 能源用户日负荷曲线聚类结果(K=2)

Fig. 3 Clustering results of energy user daily load curve at K=2

3.2 单位电力碳排放量与区域实时碳排放计算

基于聚类后各簇中所含的样本数据,计算各簇聚类中心对应的各簇单位电力碳排放量:当 $K=1$ 时,单位电力碳排放量为 $7.935\ 568\ 849 \times 10^{-4} \text{ t}/(\text{kW} \cdot \text{h})$;当 $K=2$ 时,单位电力碳排放量为 $8.636\ 322\ 549 \times 10^{-4} \text{ t}/(\text{kW} \cdot \text{h})$.

基于2020年6月至2021年5月695家能源用户提供的样本数据计算出的各簇对应单位电力碳排放量,选取距离日聚类中心最近的2021年6月某日数据为测试集,对同区域随机22家能源用户进行简单聚类.依据聚类结果,将能源用户实时用电量与该能源用户所属簇对应的单位电力碳排放量相结合,实时计算该区域所有能源用户的整体碳排放量;碳排放量预测值为 $19\ 190.368\ 65 \text{ t}$,碳排放量实际值为 $17\ 807.749\ 67 \text{ t}$,准确率为 92.24% .

经对比,本模型对该区域的碳排放量准确率为 92.24% ,因此所提出的基于能源大脑的城市区域实时碳排放计算方法较为简便,且有较好的准确度.

4 结论

提出一种考虑区域能源用户用能特性与日负荷曲线的双层改进 K -means 聚类算法,基于“能源大脑”中的能源大数据对城市区域能源用户进行实时碳排放总量计算,并在算例分析中校验所提方法的准确率,验证了所提模型的有效性,同时得到如下结论:

(1) 相比于其他聚类划分方法,所提双层改进 K -means 聚类算法部分考虑了能源大数据中典型日数据选取特征性和初始聚类中心的优化问题,不用进行重复迭代,且能有效避免产生局部最优解.

(2) 相比于常见的碳排放因子法,所提算法在碳排放量计算中引入了单位电力碳排放量概念,可以通过历史数据,减少对实时获取较为困难的部分能源数据的依赖,对区域内能源用户进行一次性聚类,极大地简化了碳排放量实时计算的难度,为区域政府提供较为精确的每日碳排总量曲线,可以和准确的月度、年度碳排总量结合,环比评估减碳工作实时进展;可以探寻同簇中更可能有意愿且能耗降低空间更为广阔的能源用户,并为其主动提供数据服务,促进实现双碳目标.

此外,所提算法在样本数据涵盖较多天数的算例中需要较长的模型求解时间,后续将从提高模型的求解效率方面进行深入研究.

参考文献:

[1] UNFCCC. Kyoto protocol to the United Nations

Framework Convention on Climate Change[EB/OL]. (1998-03-16)[2021-08-24]. http://www.npc.gov.cn/zgrdw/npc/zxft/zxft8/2009-08/24/content_1515037.htm.

[2] 上海市发展和改革委员会. 上海市温室气体排放核算与报告指南(试行)[EB/OL]. (2012-12-11)[2021-08-24]. https://www.carbonstop.net/static/upload/shanghai_carbonaccounting_guideline.pdf.

Shanghai Municipal Development & Reform Commission. Shanghai greenhouse gas emission accounting and reporting guidelines (trial)[EB/OL]. (2012-12-11)[2021-08-24]. https://www.carbonstop.net/static/upload/shanghai_carbonaccounting_guideline.pdf.

[3] Intergovernmental Panel on Climate Change. 2006 IPCC guidelines for national greenhouse gas inventories-corrected as of July 2020[EB/OL]. (2020-07-22)[2020-07-23] https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/2006_gl/index.html.

[4] LIU Z, GUAN D B, WEI W, *et al.* Reduced carbon emission estimates from fossil fuel combustion and cement production in China[J]. **Nature**, 2015, 524 (7565): 335-338.

[5] SHAN Y L, LIU J H, LIU Z, *et al.* New provincial CO₂ emission inventories in China based on apparent energy consumption data and updated emission factors[J]. **Applied Energy**, 2016, 184: 742-750.

[6] CAMBALIZA M O L, SHEPSON P B, CAULTON D R, *et al.* Assessment of uncertainties of an aircraft-based mass balance approach for quantifying urban greenhouse gas emissions[J]. **Atmospheric Chemistry and Physics**, 2014, 14(17): 9029-9050.

[7] FIEHN A, KOSTINEK J, ECKL M, *et al.* Estimating CH₄, CO₂, and CO emissions from coal mining and industrial activities in the Upper Silesian Coal Basin using an aircraft-based mass balance approach[J]. **Atmospheric Chemistry and Physics**, 2020, 20(21): 12675-12695.

[8] LAURI M. Analysis: Coronavirus temporarily reduced China's CO₂ emissions by a quarter[EB/OL]. (2020-02-19)[2020-03-30]. <https://www.carbon-brief.org/analysis-coronavirus-has-temporarily-reduced-chinas-co2-emissions-by-a-quarter>.

[9] 袁文俊. 复杂网络视角下我国省域间贸易隐含碳排放流动研究[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2020. YUAN Wenjun. Research on the flow of embodied carbon emissions in inter-provincial trade from the perspective of complex network[D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2020.

[10] 邸小龙. 基于复杂网络的中国产业部门间隐含碳排放流动结构演化研究[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2020.
DI Xiaolong. Research on evolution of embodied carbon emissions flow structure among Chinese industrial sectors based on complex network[D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2020.

[11] 李思寰. 跨区域汽车尾气排放减排责任测算与分摊[J]. 统计与决策, 2017(24): 93-96.
LI Sihuan. Cross-regional vehicle exhaust emission responsibility calculation and allocation[J]. **Statistics & Decision**, 2017(24): 93-96.

[12] CHENG Y H, ZHANG N, WANG Y, *et al.* Modeling carbon emission flow in multiple energy systems[J]. **IEEE Transactions on Smart Grid**, 2019, 10(4): 3562-3574.

[13] KANG C Q, ZHOU T R, CHEN Q X, *et al.* Carbon emission flow from generation to demand: A network-based model[J]. **IEEE Transactions on Smart Grid**, 2015, 6(5): 2386-2394.

[14] CHEN G, CHEN B, ZHOU H, *et al.* Life cycle carbon emission flow analysis for electricity supply system: A case study of China[J]. **Energy Policy**, 2013, 61: 1276-1284.

[15] 李立. 中国国家及区域碳排放分析: 基于 LMDI 分解和 K-均值聚类[D]. 南京: 南京大学, 2017.

LI Li. An analysis on national and regional carbon emissions in China—based on LMDI and K-means [D]. Nanjing: Nanjing University, 2017.

[16] 国家电力投资集团有限公司. 有“能源大脑”, 不惧停电[EB/OL]. (2021-02-24)[2021-02-24]. <https://power.in-en.com/html/power-2383917.shtml>. State Power Investment Group Co., Ltd.. An ‘energy brain’ make us not afraid of power outages[EB/OL]. (2021-02-24)[2021-02-24]. <https://power.in-en.com/html/power-2383917.shtml>.

[17] 赵莉, 候兴哲, 胡君, 等. 基于改进 k -means 算法的海量智能用电数据分析[J]. 电网技术, 2014, 38(10): 2715-2720.
ZHAO Li, HOU Xingzhe, HU Jun, *et al.* Improved k -means algorithm based analysis on massive data of intelligent power utilization[J]. **Power System Technology**, 2014, 38(10): 2715-2720.

[18] 张宜浩, 金澎, 孙锐. 基于改进 k -means 算法的中文词义归纳[J]. 计算机应用, 2012, 32(5): 1332-1334.
ZHANG Yihao, JIN Peng, SUN Rui. Chinese word sense induction based on improved k -means algorithm [J]. **Journal of Computer Applications**, 2012, 32(5): 1332-1334.

(本文编辑:孙伟)