

引用格式: 陈杰皓, 胡宇鹏, 费凡, 等. 基于数字技术的城市垃圾分类全链条模式构建及案例研究[J]. 资源科学, 2024, 46(4): 687-699. [Chen J H, Hu Y P, Fei F, et al. Construction of a full-chain model of municipal solid waste sorting based on digital technology and case studies[J]. Resources Science, 2024, 46(4): 687-699.] DOI: 10.18402/resci.2024.04.03

基于数字技术的城市垃圾分类全链条模式构建及案例研究

陈杰皓¹, 胡宇鹏¹, 费凡², 黎俊¹, 温宗国¹

(1. 清华大学环境学院, 北京 100084; 2. 北京科技大学能源与环境工程学院, 北京 100083)

摘要:【目的】在生活垃圾强制分类的背景下, 传统垃圾分类实践的参与率、分类准确率有待提高, 在应对不断增加的垃圾量和资源回收需求方面存在明显不足。本文旨在深入探讨数字技术路径对垃圾分类模式的提升与变革, 促进资源回收和环境保护的可持续发展。【方法】通过实证案例研究数字技术在生活垃圾产生源头、中转收运、最终处理环节的不同应用场景, 针对不同案例结合深度学习算法、遗传算法等开展深入分析。【结果】数字技术在前端环节的应用可有效提高居民垃圾参与率与投递准确率; 并且基于物联网与深度学习技术可预测未来产废变化趋势, 预测误差控制在21.94%。中端环节的应用优化了传统模式在垃圾收运过程的低效问题, 基于遗传算法规划最优收运路线, 实现经济成本、碳排放、收运效率的多目标统一。末端环节的应用则有助于提高垃圾处理处置的综合效益, 实现净效益提高8.23%~39.72%。【结论】本文提出的垃圾分类新模式, 以数字技术为基, 以全链条管理为核心, 在信息化、自动化技术的加持下为垃圾分类提供了更为高效、精准的解决方案, 以数字技术解决了传统垃圾分类模式的信息缺失问题, 以全链条思想统筹了垃圾分类模式的前端、中端、后端环节, 以期助力于提高城市典型废物的回收利用率、实现城市垃圾可持续发展。

关键词: 城市生活垃圾; 垃圾分类; 数字技术; 深度学习; 全链条

DOI: 10.18402/resci.2024.04.03

1 引言

垃圾分类作为城市固体废物管理体系的重要环节, 可提高废物回收和再利用效率, 有助于减少环境污染、资源浪费, 推动可持续发展。随着城市化进程的加快、经济的快速扩张和人口的增长, 城市生活垃圾产量不断增加, 城市固体废物管理正在成为最关键的全球挑战之一^[1]。联合国可持续发展目标中指出: 到2030年, 要减少城市的人均负面环境影响, 特别是城市固废^[2]。以中国为例, 城市生活垃圾产生量自2011年起以8%~10%的年增速持续增加, 2021年中国城市生活垃圾产生量已达24861.91万t^[3], 已成为中国新时代生态文明建设所

面对的一大难题。

中国不同地区的生活垃圾组成受经济模式、支柱产业、生活习惯等因素的影响而有所差异^[4], 例如华东、华南地区生活垃圾中厨余垃圾占比较高, 北方地区相比于南方地区生活垃圾含水率较低等, 不同地区在开展垃圾分类工作时有着不同的侧重点。近年来国家陆续出台垃圾分类政策^[5,6], 逐步完善垃圾分类制度建设, 提出因地制宜开展生活垃圾强制分类等要求, 在北京、上海等46个城市试点先行。传统垃圾分类模式存在源头产生环节分类参与率低、分类不准确, 中端运输环节低效杂乱, 后端处置环节方式单一粗糙等问题, 无法充分实现污染有效

收稿日期: 2023-11-07; 修订日期: 2024-01-27

基金项目: 国家重点研发计划项目(2020YFC1908600); 国家自然科学基金项目(72261160655)。

作者简介: 陈杰皓, 男, 福建厦门人, 博士生, 研究方向为固体废物智慧化管理。E-mail: chenjh21@mails.tsinghua.edu.cn

通讯作者: 温宗国, 男, 福建安溪人, 教授, 博士生导师, 研究方向为城市固废资源化与循环。E-mail: wenzg@tsinghua.edu.cn

治理与资源高效回收利用。具体来看,现有试点城市中垃圾分类模式前端以人工手动分类投放方式为主,参与率、分类准确率有待提高:根据北京市统计局调研结果^[7],北京市政策实施一年后仅有不到40%的居民能准确分类投放垃圾;而陈禹行等^[8]的研究发现,上海市政策实施一年后,近42.8%的居民未进行或不支持垃圾分类^[8];同时,中端依赖人工分拣与固定的垃圾收集方案,无法应对日益增加的废物产量与精细化管控要求;还有,传统垃圾分类模式的收集、运输过程中通常缺乏实时数据和信息反馈,难以及时掌控不同地区的垃圾产量和特征变化,无法有效衔接和调控后端垃圾处理处置项目的运行状态。因此,亟需建立生活垃圾分类新模式,提高中国城市固体废物管理的水平。

习近平总书记在出席全国生态环境保护大会时强调,要“深化人工智能等数字技术应用,构建美丽中国数字化治理体系,建设绿色智慧的数字生态文明”。随着科学技术的发展,数字技术的出现为垃圾分类体制机制改革创新提供了新的解决思路。应用于垃圾分类的数字技术主要包括两个层面:①“软技术”层面的“互联网+”技术^[9]。例如GPS空间定位技术应用于垃圾收运车辆的实时定位和跟踪,GIS地理信息系统应用于垃圾产生情况的空间分布解析,二者结合,可系统优化垃圾收运路径,克服传统模式下经验主导的路径规划,提高运输效率,降低运输成本;而二维码可应用于垃圾桶/袋的自动识别,通过扫描提供垃圾有关信息,实现垃圾种类判断与自动分类;RFID射频识别技术可以用于追踪垃圾投递信息与垃圾投递者身份信息的自动识别。②“硬设备”层面的“物联网”技术^[10]。核心装备革新是提升垃圾分类与资源循环系统全过程的管理能力和创新能力的关键,包括物理设备、传感器等。以自动分类智能柜为例的智能回收终端,关注垃圾分类准确性差的痛点问题,通过数字技术引导居民进行垃圾分类,内嵌各类传感器,监测垃圾状态与投递行为,提高便利性,解决垃圾分类准确性差、回收方式单一的问题。数字技术中软技术与硬装备的集成应用与配套设计研发已经开始在垃圾分类中发挥关键作用:通过RFID自动识别技术采集、记录居民的垃圾产量^[11],结合GIS、GPS等空间信息系

统,优化垃圾物流管理流程,不仅提高了垃圾分类的效率,还增加了分类的准确性,并为可持续资源回收提供了新的机会。

现有研究主要集中在生活垃圾分类单一环节的数字技术实践,尚缺乏全面、整体的框架模式设计。本文基于已有研究,旨在深入探讨数字技术对垃圾分类模式的提升与变革,关注数字技术在垃圾分类前端、中端、后端各阶段中发挥的不同作用,从生活垃圾的产生到处置始终贯彻数字技术的系统化设计,提出了全流程覆盖的垃圾分类新模式,克服传统垃圾分类模式的弊端,并在此基础上提出政策建议和研究方向。

研究方法主要包括文献综述和实证案例分析两部分。文献综述部分系统梳理并分析了不同国家数字技术在垃圾分类不同环节中的实际应用情况,并总结在分类收集管理、垃圾监测预测、物流管理规划3个典型应用方面的主要成就和挑战。案例分析部分选取了中国安徽省合肥市的垃圾分类试点项目、北上广代表性城市的智能回收项目、张家港垃圾运输信息化管理项目与合肥肥西产业园区智能化协同焚烧项目。基于对应实证案例,分别采用包括长短期记忆网络(LSTM)在内的深度学习算法、混合粒子群遗传算法和非支配排序遗传算法等,通过深入分析展示数字技术在垃圾分类和管理中的实际应用,同时也揭示了在技术实施过程中面临的技术挑战。

2 文献综述:数字技术在垃圾分类中的关键作用

在数字技术未兴起之前,以欧洲、美国、日本为代表的西方发达国家(地区)已有较为完善的垃圾分类模式,构建了具有国家(地区)特色的垃圾分类基本框架,主要采用经济激励、教育宣传、法治建设等常规手段。随着数字技术的发展与普及,数字技术逐渐被应用于垃圾分类模式不同方面,在提高垃圾分类效率与准确性、改进垃圾监测预测与创新垃圾物流规划管理3个方面有着显著促进作用(图1)。

(1)利用数字技术实现高效的分类收集管理。传统的垃圾分类模式在分类收集方面存在效率低、准确性差的问题。为了解决这一问题,一些发达国家在20世纪90年代初期尝试将射频识别(RFID)技

2024年4月

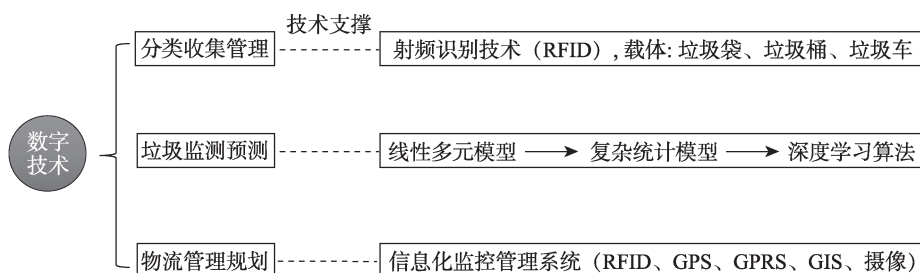


图1 数字技术在垃圾分类的三方面应用

Figure 1 Three applications of digital technology in waste classification

术应用于垃圾收费的信息化管理^[12]。例如,德国制定了生活垃圾桶识别及称重系统的技术标准^[13],通过RFID技术测定垃圾质量来计算居民需要支付的垃圾处理费用;美国俄亥俄州使用RFID技术对可回收垃圾桶进行称重和信息匹配^[14,15],激励居民参与垃圾分类。进一步研究尝试通过结合RFID技术与地理信息系统(GIS)技术提高垃圾分类回收收集效率,在意大利、西班牙的多个城市起到积极作用^[16-18]。这些实践通过数字技术的应用,自动识别并采集垃圾容器或袋子相关信息,记录垃圾种类、数量、投递频率等信息,并可对投递行为进行追踪溯源,提高了垃圾分类的准确性和经济性。

(2)利用数字技术实现准确的垃圾监测预测。对城市生活垃圾产生量的数字化监测与预测将有助于废物管理系统的高效运行,提高废物处理设施运行效率,降低政府部门运行成本。研究早期阶段以单因素回归分析与多元回归分析为主导^[19-21],基于宏观统计数据如人均收入、人均GDP、社会零售总额等影响因子评估城市生活垃圾产生量^[22,23]。研究中后期阶段开始探索基于更多自变量的复杂模型,如时间序列模型、系统动力学模型、灰色模型^[24-26]等。基于复杂模型的研究可更充分地挖掘生活垃圾产生的时空特征与潜在规律,实现生活垃圾产生与管理的复杂模拟,为城市固废管理提供决策依据^[27-29]。研究后期阶段将人工智能相关算法模型迁移至城市生活垃圾产生量预测的问题背景下,提供了更高精度预测未来产生量变化的可能性,在有良好数据基础的城市可以利用更为先进的机器学习算法实现城市固废的精细化管理^[30,31],在空间尺度或时间尺度上进一步突破,例如通过非线性的人工

神经网络提高生活垃圾产生量长时间预测的准确率,同时降低预测过程的不确定性^[32-34]。

(3)利用数字技术实现有效的物流管理规划。基于数字技术可以用于构建一套新的物流管理系统,实现对垃圾物流的状态监测和运营管理^[35]。例如,以数字技术构建信息化的监控管理系统^[36],用于记录和存储垃圾箱和垃圾运输卡车的信息,通过GPS实时追踪车辆位置,动态优化垃圾运输车辆的路线,以减少行驶距离和时间,实现对垃圾运输物流系统的监控和管理^[37]。这种监控管理系统在提高垃圾运输效率和降低管理成本方面具有重要作用^[38]。另外,一些研究还探讨了基于物联网技术的逆向物流和生命周期管理^[39],以提高废物管理的适用性和效率。

综上所述,西方发达国家已逐步尝试在生活垃圾分类收集的关键环节应用数字技术,收集与运输环节是当前研究和实践的重心,在传统分类收集体系发挥补充作用,包括前端引导居民正确分类投递、根据投递情况自动化结算相关费用、针对收运路线进行优化等。相比之下,目前中国垃圾分类模式发展程度处于早期,且整体商业化市场化程度偏低,目前存在以下三方面问题:①前端分类环节的投递参与率、投递准确率较低;且未能有数据记录,难以对其波动进行精细化管理。源头分类作为垃圾分类模式的起点,其分类效果将直接影响中端后端的运行效率。提高源头分类效率与准确率也是提升整体效率的基础。②中端运输环节缺少数据支撑,往往依赖人工经验规划收运路线,运行效率低且会存在垃圾累积的情况。③后端处置环节中燃烧工况随着生活垃圾组分的波动而产生对应变

化,需要进一步优化调控。因此,本文将基于中国目前城市生活垃圾分类现状,利用数字技术构建一套城市垃圾分类新模式,以解决传统垃圾分类模式所存在的整体规划与局部问题。

3 模式构建:垃圾分类新模式全链条框架设计

为进一步实现垃圾分类、资源回收,解决传统垃圾分类模式存在的系统问题,从垃圾分类减量化、资源化、无害化的长远目标为出发点,本文构建了一套全新的垃圾分类模式(图2),这一模式不仅在整体系统层面解决了关键问题,还着重处理了局部难题。这一模式的设计框架主要包含了两个方面的创新:

首先,实现了垃圾分类管理的全流程覆盖,从前端、中端一直延伸至后端。以垃圾分类的最前线作为出发点,全面考虑了中间转运阶段和最终处理阶段的复杂情况,确保整个垃圾分类过程无缝连接,有机统一。

其次,突破了环卫系统与再生资源回收系统之间的壁垒。通过一体化和系统化的设计,成功实现了这两个关键系统之间的紧密衔接和协同运作。

这种高效的整合充分发挥了“两网融合”的积极作用,统筹考虑不同体系间的资源共享与跨体系的协作共建。

垃圾分类新模式的整体框架从技术、设备、软件、人员、机制等方面进行设计。前端环节作为垃圾产生源头,主要聚焦在居民的投递行为,因此通过RFID、二维码的技术赋能,构建智能厨余桶等数字设备,并通过公众号线上引导与回收人员线下引导相结合,以积分激励等形式鼓励社区居民参与垃圾分类投递。中端收运环节通过GPS、GIS等地理信息技术实现车辆的定位与管理,构建一体化的车辆信息管理系统,并进一步通过优化算法实现收运路线优化。后端处理处置环节通过对处理过程的实时监控与动态调控,稳定处理流程工况,实现经济效益、环境效益共同提升。

以下三方面概括了其整体设计理念:

(1)为了提高生活垃圾管理效率,设计过程将垃圾分类的不同环节视作完整统一的体系,构建从垃圾收集到处理的全生命周期管理模式。依照国家规定的“四分法”标准,实现4类不同废物流的投放、收集、运输到处理的全过程管理,为垃圾分类工

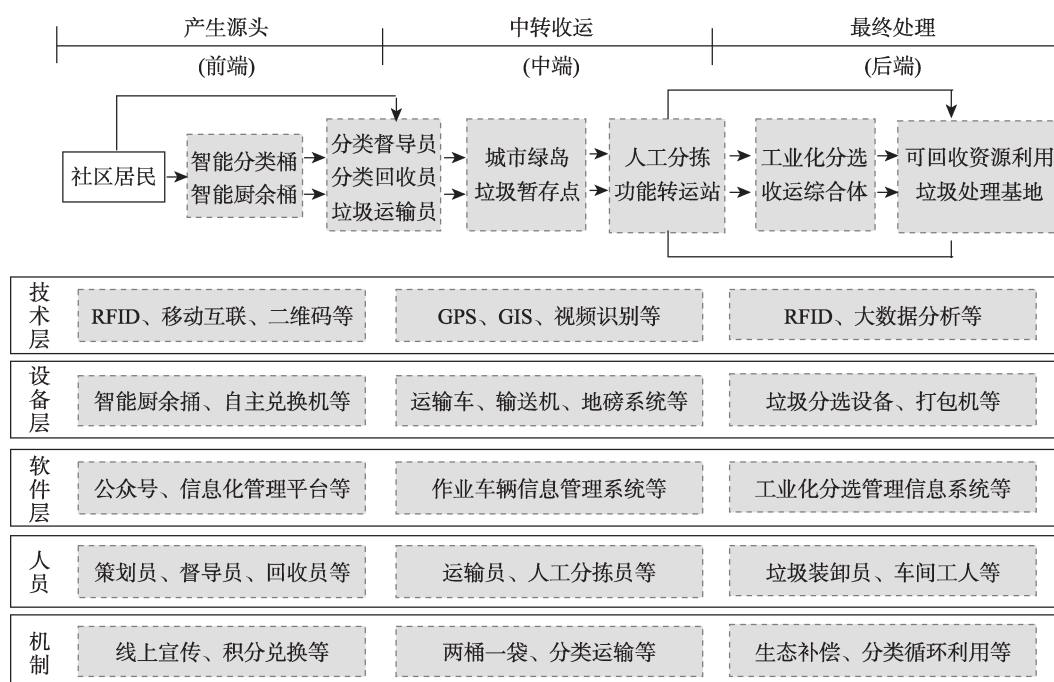


图2 垃圾分类新模式框架设计

Figure 2 Framework design of a new model of waste classification

2024年4月

作提供更加系统化和有效的解决方案。

(2)基于“两网融合”的理念,有效衔接城市环卫系统与再生资源回收系统,锚定关键节点,推动功能融合与升级。两大体系中均存在相似的垃圾物流节点,例如再生资源系统中的分拣中心与环卫系统中的转运中转站。在新体系中,打破跨体系壁垒,充分整合升级,在实现原先功能的基础上,统筹规划,实现设施设备、人力资源等方面的整体规划布局。

(3)在垃圾分类全流程引入数字技术的解决方案,充分利用现有资源,覆盖垃圾分类前中后端环节,提高垃圾分类的参与度、优化收集流程,提高垃圾分类的效果。数字技术解决方案包括但不限于智能设备、智能算法、“互联网+”方案等。通过数字技术的实践,旨在提升垃圾分类新模式的效果和效率。

4 案例研究:数字技术在垃圾分类不同环节的应用

4.1 数字技术在垃圾分类前端环节的解决方案

数字技术在生活垃圾分类前端应用最为广泛,覆盖的问题也最为全面。在这个关键环节中,集成RFID、二维码、信息化平台等数字技术的解决方案可有效提高居民参与率和分类准确率,监控与预测废物产量,提高前端垃圾分类环节的效能,解决源头产生节点的痛点问题。

4.1.1 数字技术提高垃圾分类参与率

移动互联网是重要的数字技术之一,可基于此技术构建对应的客户端程序、创立专门的微信公众号。此解决方案首先可通过互联网方式链接居民,开展相关引导工作;其次可以通过积分激励机制对居民的垃圾分类投递行为开展积极的引导鼓励。

通过软件层的垃圾分类相关程序和微信公众号,推送垃圾分类的知识、政策、参与途径等内容引导社区居民,为居民提供生活垃圾分类指导,使居民在日常投放垃圾时能够准确地分辨不同种类废物并正确投递。在此过程中,居民可以更容易地了解到垃圾分类的重要性,以及如何正确分类。这样的互动性和教育性将使居民更倾向于积极配合,有助于改善垃圾分类的质量。

居民的日常投递数据将会被回收设备记录,并

同步在应用程序内的个人账户中。通过投递废弃纸类、废塑料等垃圾换取对应积分,后续可用于兑换程序中的小礼品或现金奖励。数字解决方案通过增加居民垃圾分类过程的参与感和获得感,正向引导居民垃圾分类正确分类投放行为。

基于软件层后台数据积累,可以对垃圾分类进行信息统计、过程监管和复盘总结。通过深入分析评估垃圾分类回收信息化监管平台所记录的数据,了解当前垃圾分类参与情况,为后续的垃圾管理提供数据支撑。

本文研究团队与J企业合作,自2017年5月起在安徽省合肥市B区开始基于数据技术的垃圾分类试点项目,截至2018年底已经覆盖了B区共计45个小区。研究数据获取自系统管理平台,覆盖2018年1月1日—2019年1月1日的每日数据。垃圾分类项目累计覆盖45个小区的54538户实际住户,其中注册户数为38272户,注册率达到70.17%;注册用户中共计25110户使用智能回收设备参与垃圾分类项目,占注册人数的65.61%。部分小区的用户参与率超过80%。

垃圾分类试点项目将可回收垃圾细分为玻璃类、金属类、塑料类、织物类、纸质类、电器类、电子品类7个类别,引导居民垃圾分类投递行为,该年度具体分类回收情况见表1。在垃圾分类前端的数字技术应用鼓励了居民自主投递,充分提高了居民对垃圾分类投递的参与性与积极性。

表1 试点项目2018年垃圾分类回收数据表

Table 1 Data table of waste sorting and recycling of pilot projects in 2018

序号	品类	回收数量	户均回收值
1	玻璃类	50046 kg	1.99 kg
2	金属类	83515 kg	3.33 kg
3	塑料类	175317 kg	6.98 kg
4	织物类	57590 kg	2.29 kg
5	纸质类	162487 kg	6.47 kg
6	电器类	3774 个	0.15 个(4.5 kg)
7	电子品类	697 个	0.03 个(0.09 kg)

4.1.2 数字技术提高垃圾分类准确率

目前数字技术实践应用的解决方案是基于RFID、图像识别算法、物联网设备等技术开发的智

能垃圾回收设备,可有效解决垃圾投递过程缺乏引导而导致的错误投递情况。基于RFID自动技术,可对垃圾分类过程的信息进行实时记录,真正作到垃圾回收的全过程监管与追溯,实现垃圾桶智能信息化管理。智能垃圾桶中内嵌RFID的自动识别感应器,社区居民的投递行为数据将通过此数字技术进行记录并与其个人账户进行绑定。这类智能垃圾桶自带称重系统,可自动记录投递垃圾种类并上传后台数据平台。

在垃圾分类的实际场景中,居民将垃圾按照相应类别进行投放,这个环节是整个垃圾分类体系的最前端,也是决定分类准确率的关键步骤。为了提高垃圾分类的准确性和高效性,数字技术在这个环节将扮演重要的角色。随着人工智能的不断发展与日益普及,基于深度学习的图像识别算法正变得越来越成熟和可行。此类算法能够通过迭代训练,从大量垃圾图像数据中学习并辨识不同种类的垃圾。当这些算法被应用到垃圾分类系统中,它们可以在投递的瞬间对投放的垃圾图像进行分析,准确地将其分类到相应的类别,从而提高整体的分类准确率。

以厨余垃圾为例,厨余垃圾种类多样、混合复杂,这给传统模式下的居民垃圾分类水平评估带来了一定的困难。然而,借助数字技术方法,本文研究团队已合作开发基于深度学习的智能厨余垃圾投递监测算法,通过模型结构参数的精心设计与不断迭代训练,算法能够实时监测厨余垃圾桶内垃圾变化情况,迅速而准确地辨识和分类新投放的垃圾类型。这项技术为垃圾分类监督提供了一个极为有效的手段,可用于对居民的厨余垃圾投递准确率进行评估,从而监督并促进前端分类准确率的持续提升。通过智能垃圾桶配备的传感器持续监测垃圾桶内部情况,当居民将新产生的厨余垃圾投放到桶内时,传感器会捕捉垃圾的特征,并将数据传输到深度学习模型进行分析。模型经过训练后,能够准确地识别出垃圾的类型,无论是食物残渣、果皮还是其他杂物。这种实时监测和分类的技术使管理部门能够更好地了解居民的垃圾分类行为,评估其准确率,居民错误的投递行为也会被及时提醒,并为改进和优化垃圾分类系统提供数据支持。

4.1.3 数字技术助力实现废物产量的精准监测与预测

数字技术能够实时监测垃圾的产量和特点,提供数据支持,使城市能够更准确地预测垃圾产量^[40],为垃圾管理和资源分配提供依据。物联网相关的数字技术为城市废物管理提供了宝贵的数据支持。相比于传统模式,新模式下底层信息的透明性和准确性有助于政府和垃圾处理部门更有效地规划资源、提前应对高峰期和低谷期,从而提高了前端垃圾分类环节的效率 and 可持续性。

本文基于H企业长期运营的物联网智能回收柜,共收集了北京、上海、广州3座特大城市共3052个智能回收柜的可回收物投递记录,覆盖2018年5月—2020年12月的脱敏数据。北京、上海、广州的垃圾投递数据量分别为5165050条、4830060条和4044728条,每次投递记录包括投递订单专属编号,回收柜所处的省份、城市与区县,投递时间,可回收物总重量(包括纸类重量、纺织物重量、塑料重量、塑料瓶数量、金属重量、玻璃重量)。将千万级的数据进行时间与空间维度的合并处理。处理得到可回收物分区域日产生量数据:北京市9564条,上海市12853条,广州市9634条。本文以广州市的逐日垃圾产生数据为切入点,构建基于历史数据的可回收废物产量预测模型,模型架构如图3所示,由于金属重量与玻璃重量数据记录较少,这两个变量不参与模型构建与训练。

在特征工程环节,通过变量相关性分析、互信息法与F检验法筛选出最优特征变量,选择滞后时间分别为1天与2天的订单数量与可回收物总重量,以捕捉可回收物产废数据的模式和规律。在模型比选环节中,本文参考文献[41,42],分别搭建了长短期记忆网络模型(Long Short-Term Memory Neural Network, LSTM)与人工神经网络模型(Artificial Neural Network, ANN)。神经网络训练过程中需要针对其隐藏层数目、神经单元数量、激活函数类型进行优化。优化过程主要基于预测变量中可回收物总重量的平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)。激活函数考虑了sigmoid、tanh与relu这3类典型非线性映射。在训练得到的几百种不同隐藏层数、神经单元数与激活函数组合的神经网络模型中,实验结果表明单层

2024年4月

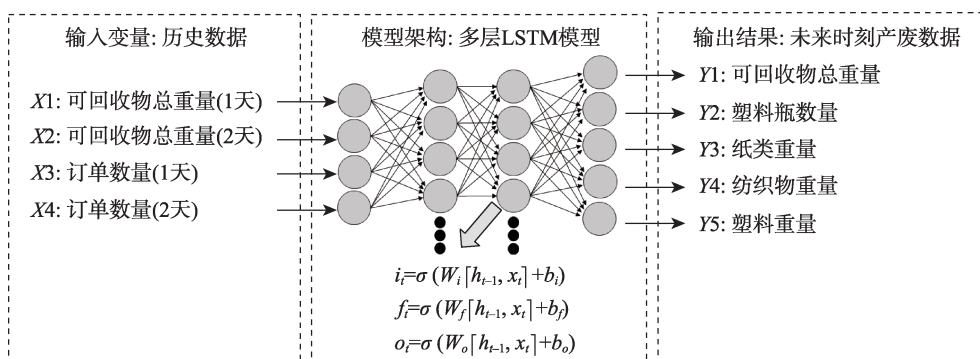


图3 可回收物预测模型架构图

Figure 3 Recyclables prediction model architecture

注:图中公式参见文献[41]。

LSTM模型的误差率稳定在30%左右,且不同激活函数对其产生影响较小;而双层LSTM模型的表现优于前者,其中tanh与LSTM网络相结合可实现最好的预测效果,误差率接近20%。因此综合考虑了模型复杂度、预测准确率,选取了激活函数tanh,其具有两层隐藏层数,第一层神经单元数量为32个,第二层神经单元数量为32个,神经网络结构为(4-32-32-5)的网络模型结构。通过两层隐藏层的叠加与每层32个神经元的构建,在控制过拟合的前提下,进一步提取变量之间复杂的线性与非线性关系;同时,以LSTM结构为基础,其中的记忆门结构进一步强化了对历史演变趋势的模式化识别,实现更为准确的时序预测。本文参考文献[43-46],同步建立了传统时间序列模型作为基线对比:自回归模型(Auto Regressive Model, AR)、移动平均模型(Moving Average Model, MA)、自回归移动平均模型(Auto Regressive and Moving Average Model, AR-MA)与自回归差分移动平均模型(Autoregressive Integrated Moving Average Model, ARIMA)。

LSTM网络拟合结果如表2所示,在预测可回

表2 长短期记忆神经网络模型拟合效果

Table 2 Long short-term memory neural network (LSTM) model fitting results

预测变量	拟合系数 R^2	均方误差 $MAPE/\%$
可回收物总重量	0.88	21.94
塑料瓶数量	0.81	31.22
纸类重量	0.87	25.35
纺织物重量	0.85	26.54
塑料重量	0.83	27.68

收物总重量时,误差率可控制在21.94%,同时 R^2 高达0.88。其余指标也表现出较好的预测性能,但因细分品类的日波动更显著,预测精度略逊于总量预测精度。不同模型间对比如表3所示,优化得到的LSTM模型对可回收物总重量的预测误差相比ANN模型预测精度误差减少5%,相比于传统时间序列模型的预测精度误差减少20%~30%不等;同时预测误差优于类似研究文献中的不同模型算法的最小预测误差。

为进一步测试模型在不同环境的可行性与通用性,本文采用了北京、上海的城市数据测试基于广州数据训练得到的最优化LSTM模型。研究结果显示,本文模型在这种跨城市的应用中表现出较好的预测性能并表现出较好的适应性和鲁棒性。结果如表4所示,可回收物总重量的预测,模型的误差

表3 模型预测效果对比

Table 3 Comparison of model prediction performance

模型种类	均方误差 $MAPE/\%$	来源
LSTM	22	本文
ANN	26	本文
ARMA	45	本文
ARIMA	42	本文
LSTM	74	Cubillos等 ^[47]
ANN	317	Cubillos等 ^[47]
ARIMA	418	Cubillos等 ^[47]
ANN	34	Kannangara等 ^[48]
决策树	19	Kannangara等 ^[48]
LSTM	25	Vu等 ^[49]
ANN-Hybrid	24	Vu等 ^[49]
MLR	36	Kumar等 ^[50]

表4 模型适用性评估

Table 4 Model applicability evaluation

预测变量	MAPE/%		
	广州	北京	上海
可回收物总重量	21.94	24.58	25.72
塑料瓶数量	31.22	33.25	32.87
纸类重量	25.35	27.88	27.53
纺织物重量	26.54	28.71	29.21
塑料重量	27.68	27.71	26.94

可控制在 25% 左右,证明模型能相对准确地预测这两个城市的垃圾产生情况,进一步证实了本模型的广泛适用性。

4.2 数字技术在垃圾分类中端环节的解决方案

针对传统垃圾分类模式在中端环节存在的问题,垃圾分类新模式首先从整体设计层面进行改变,关注在“两网融合”的若干关键环节,设计向前后端适当延伸衔接的中端环节转运方案,如图 4 所示。一方面,确保家庭和社区在垃圾分类源头与中转运收环节间的衔接和一致性;另一方面,确保最终处理所需的分类类别与中转运收换件之间的衔接和对应性。灰色框内部分是在“两网”中具有相同功能的关键物流节点,对其进行升级改造,具备垃圾收运与物资回收的双重功能。

在这一整体框架指导下,数字技术的赋能为垃圾收运体系提供了更为创新的解决方案,通过整合 RFID、GPS、GPRS、GIS 及图像采集传输等先进技

术,实现对垃圾物流的状态监测和运营管理,克服了传统方式下缺少数据支撑的缺陷,摒弃了过去依赖经验和人工干预的低效模式,迈向了高度自动化的现代垃圾管理体系。这一数字化变革不仅提高了效率,还增强了数据的精确性和实时性,为城市垃圾管理系统带来了巨大的提升。

在实践层面,数字技术的应用延伸至生活垃圾的收运过程,实现全过程监控与优化调控。为了精细化管理垃圾的收运路径,降低运营成本,避免垃圾收运延迟,本文团队联合环卫企业对环卫系统进行数字化改造,包括地理空间定位系统(北斗定位系统/GIS)、智能识别技术(条形码、RFID 等)与数据采集技术的升级,在张家港市构建了生活垃圾全过程智慧管理平台。

前端的智能垃圾桶中安装有数据采集传感器,如图像传感器、距离传感器、体积传感器等,实时监测垃圾桶的填充程度、投递情况、温度、湿度等参数;垃圾运输车辆的地理空间坐标通过卫星定位系统进行获取,并精确记录在地理空间定位系统中;而在垃圾收运过程中,数字技术改造的车辆将通过物联网设备自动记录各个收集点位的垃圾重量、空间位置、垃圾形态照片等数据,通过 4G 网络上传至张家港市生活垃圾全过程智慧管理平台。

通过数字技术的升级改造,本文研究团队构造了一个综合而完善的垃圾运输信息化管理系统。

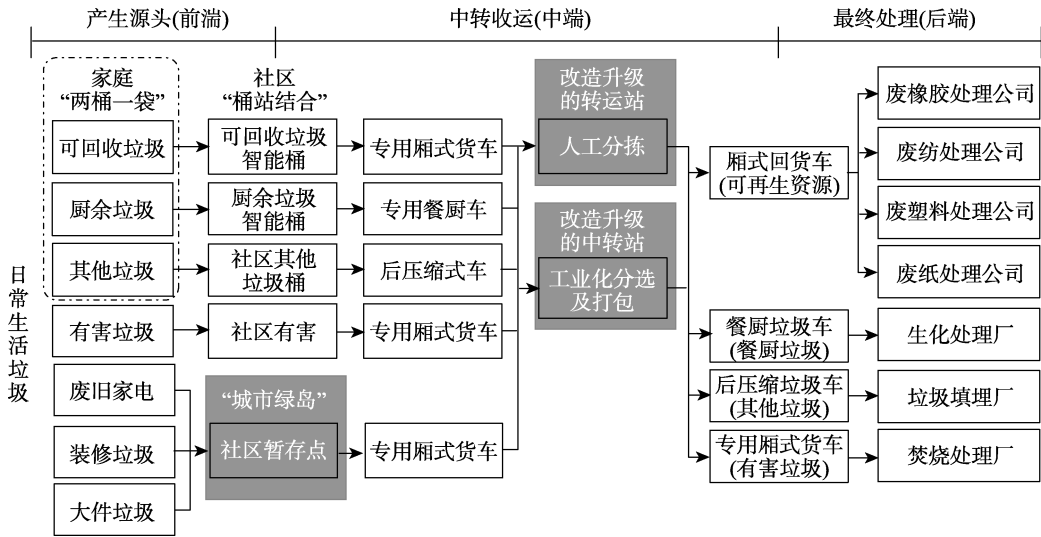


图4 中端环节及物流体系的解决方案

Figure 4 Solution in the middle-stage process and logistics system

2024年4月

在数据平台的支持下,可查看垃圾收运车辆位置与历史轨迹,实现了垃圾收运物流系统的实时监控。针对张家港市城市中心区域开展生活垃圾收运优化工作,根据产废波动情况规划出最佳的收运路线,以“减少经济成本”为优化目标,通过混合粒子群遗传算法、非支配排序遗传算法等,实现收运过程经济成本与碳排放的协同优化,实现垃圾收运过程的动态管理,提升垃圾运输效率。

另外,结合上文提及的垃圾产量预测模型,可使管理系统具备垃圾清运量预估的能力,以此能够进一步调整收运计划,优化垃圾分类和资源回收的流程,从而提高废物管理的效率。这种全过程监控和智能化调控的方法将大幅改进废物管理的操作性能,有助于提高资源回收率,降低运营成本,以及减少不必要的环境影响。

4.3 数字技术在垃圾分类后端环节的解决方案

数字技术在生活垃圾后端处理环节同样发挥着重要作用,作为污染控制与资源回收的关节环节,数字技术在其中发挥着提高垃圾处理效率与可持续性的重要作用,在后端处置环节中集约化协同处置设施的燃烧工况随着生活垃圾组分的波动而产生对应变化;因此需要进一步优化调控,减轻环境压力,促进资源回收再利用。

本文研究团队依托合肥市肥西生态环保产业园开展了末端环节数字化改造项目。该园区以生活垃圾处理为核心,配套垃圾焚烧产业区,致力于综合处理城市各类固体废弃物。在综合处理过程中,不仅涉及生活垃圾,还包括餐厨垃圾、市政污泥、医疗废物以及一般工业可燃固废等各种固体废物,是典型的生活垃圾集约化协同处置模式。

针对生活垃圾集约化协同处置模式进行数字技术的升级,管理人员可通过各种传感器、监测设备和物联网技术,实现对焚烧炉内的燃烧工况参数的实时监测,这些参数包括温度、湿度、气体排放等多方面的数据,构造了垃圾处理处置过程的数字孪生模型。这种实时动态的数字化监测体系紧密关注焚烧过程,克服了传统焚烧控制系统中监测系统的迟缓性,以确保安全和高效的废物处理。此外,数字技术提供了智能算法的支持,这些算法能够实时调整不同种类固废的处理当量。当生活垃圾的

产量组分发生变化或对废物处理设施造成压力时,废物处理设施可以根据智能算法的指导,自动进行最佳的处理资源分配和废物种类的配比调整。这种智能化调整不仅确保每种废物能够被高效处理,同时也有助于降低资源的浪费。

本文研究团队前期对园区协同焚烧整体过程进行了关键参数识别,收集了进厂垃圾检测报告、运行日报表及料仓数据,标定了多源有机固废物理组成、热值等属性参数,确定了焚烧炉工艺流程和模型边界。本文数据来源于协同焚烧示范工程废弃物焚烧炉中实际运行的烟气排放连续监测系统(Continuous Emission Monitoring System, CEMS)数据与分布式控制系统(Distributed Control System, DCS)数据,每秒采集废弃物焚烧炉实际工况参数(包括进料系统、风机系统、汽水系统、炉膛等各部分涉及到的温度、压力、水气流量等数据)以及烟气常规污染物含量(CO 、 HCl 、 HF 、 NO_x 、 SO_2 等),收集到有效原始数据70余万条,涉及变量6类120个。基于长短期记忆网络(LSTM, Long Short-Term Memory)构建了焚烧系统控制动作-主要运行监测参数的仿真-预测模型,对焚烧系统焚烧过程中特定组分开展实时监测模拟与自动控制。

数字技术的综合应用使多源固废集中协同处理更加灵活、高效,基于数字技术构建的多源固废集约化协同处置在不同种类废物协同处置过程中均实现了净收益:①协同处置餐厨垃圾,减少了固体参与物产生与药剂使用,可使净收益增加8.23%;相较于单独建设分散处置,总投资进一步降低。②协同处理市政污泥,未明显增加烟气污染物,可使净收益提高39.72%,能源效益提升4.85%。③协同处置一般工业可燃固废,可使吨固废处置的发电量和上网电量分别提高11.23%和13.25%,净收益提高33.03%,能源效益提高近13.25%。结果表明在保障垃圾处置的前提下,可利用数字技术的智能调控充分发挥后端处置优势,协同处置各类固体废物,实现环境效益与经济效益共同优化。

5 结论、政策建议与研究展望

5.1 结论

本文着眼于解决传统垃圾分类模式存在的系统问题和局部问题,设计了一套基于生活垃圾分类

投放、分类收集、分类运输及分类处理的全链条管理新模式。在RFID、GPS、GIS、人工智能算法与大数据分析赋能下的新模式克服了传统垃圾分类过程中底数不清、参数不明、过分依靠人工经验的缺陷;全链条的管理模式串联起前、中、后端的关键节点,构建了有机协调的完整体系,打破现有的管理壁垒与信息孤岛,实现了生活垃圾的高效、精细化管理。在生活垃圾产生源头、中转收运与最终处理环节的具体实践结论如下:

(1)数字技术在生活垃圾分类前端环节实践较多且效果较好,生活垃圾分类前端通过“互联网+”技术与物联网设备可有效引导居民自主垃圾分类投递行为,试点项目数据显示70.17%的居民注册,65.61%的居民持续使用;利用物联网数据和深度学习算法,成功实现了多类城市可回收废物产量的精准预测,最优预测误差为21.94%。

(2)在生活垃圾分类中端环节,以GPS、GIS为代表的地理空间数字技术可对收运过程进行实时调控与优化,基于遗传算法规划最优收运路线,实现经济成本、碳排放、收运效率的多目标统一,同时避免生活垃圾堆积。

(3)在生活垃圾分类末端环节,通过传感设备可实现生活垃圾焚烧过程数字化监控,并根据智能算法实现多源废物协同处置的环境效益、经济效益综合提升,基于协同处置有机物不同,净效益提高8.23%~39.72%不等。

5.2 政策建议

基于本文结论,现提出以下政策建议,以促进基于数字技术路径的城市垃圾分类新模式构建:

(1)基于数字技术的垃圾分类新模式应是系统化的贯穿垃圾分类管理的前端、中端和后端的设计方案,需多方主体共同参与,系统深入合作。

(2)相比传统模式,数字技术涉及到更多的数据采集工作,其中相关数据涉及居民个人隐私,需制定相关政策和法规,为数字化垃圾分类和废物管理提供法律支持,并建立有效的监管机制以确保技术的合理使用和数据隐私的保护。

5.3 研究展望

随着数字技术的不断发展,城市垃圾分类新模式将更加智能与系统化。通过深化人工智能、物联

网、大数据和区块链等技术在垃圾分类中的应用,可以进一步提高垃圾分类的准确性和资源利用效率。基于本文研究结论,提出以下研究展望:

(1)垃圾分类新模式以数字技术为基,为生活垃圾分类提供高效、精准的解决方案。在全新体系下,可进一步针对不同种类的生活垃圾在前端、中端、后端的不同节点开展物流系统分析,克服现有体系底数不清、经验式管理的弊端,通过智慧化管理助力生活垃圾资源化、循环化。

(2)数字技术在垃圾分类领域的应用处于起步阶段,短期内有着较好实践成果。未来研究应该进一步关注其长期效益,充分考虑成本、效益、分类效果等多因素的平衡,探讨数字技术作为一项可持续的改进措施的应用前景。

参考文献(References):

- [1] Sharma G, Sinha B. Future emissions of greenhouse gases, particulate matter and volatile organic compounds from municipal solid waste burning in India[J]. *Science of the Total Environment*, 2023, DOI: 10.1016/j.scitotenv.2022.159708.
- [2] Nabiyeva G N, Wheeler S M, London J K, et al. Implementation of sustainable development goal 11 (sustainable cities and communities): Initial good practices data[J]. *Sustainability*, 2023, DOI: 10.3390/su152014810.
- [3] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 中国城乡建设统计年鉴2021[M]. 北京: 中国统计出版社, 2021. [Ministry of Housing and Urban-Rural Development of the People's Republic of China. *China Urban-Rural Construction Statistical Yearbook 2021*[M]. Beijing: China Statistics Press, 2021.]
- [4] Zhu Y L, Zhang Y X, Luo D X, et al. A review of municipal solid waste in China: Characteristics, compositions, influential factors and treatment technologies[J]. *Environment, Development and Sustainability*, 2021, DOI: 10.1007/s10668-020-00959-9.
- [5] 国务院办公厅. 关于转发国家发展改革委住房城乡建设部生活垃圾分类制度实施方案的通知[J]. 中华人民共和国国务院公报, 2017, (11): 91-95. [General Office of the State Council. Notice on forwarding the implementation plan for the domestic waste classification system by the National Development and Reform Commission and the Ministry of Housing and Urban-Rural Development[J]. *Gazette of the State Council of the People's Republic of China*, 2017, (11): 91-95.]
- [6] 国务院办公厅. 关于印发“无废城市”建设试点工作方案的通知[J]. 中华人民共和国国务院公报, 2019, (4): 5-11. [General Office of the State Council. Notice on the issuance of the pilot

2024年4月

- work program for the construction of “waste free cities”[J]. *Gazette of the State Council of the People’s Republic of China*, 2019, (4): 5–11.]
- [7] 北京市统计局. 垃圾分类成效显著: 北京市城乡居民垃圾分类意识及现状调查报告[R/OL]. (2021-05-14) [2024-04-26]. http://www.beijing.gov.cn/gongkai/shuju/sjjd/202105/t20210514_2389272.html. [Beijing Municipal Bureau of Statistics. Remarkable Achievement in Waste Classification—Report on the Awareness and Current Situation of Urban and Rural Residents’ Waste Classification in Beijing[R/OL]. (2021-05-14) [2024-04-26]. http://www.beijing.gov.cn/gongkai/shuju/sjjd/202105/t20210514_2389272.html.]
- [8] 陈禹行, 庄志凌, 曾杰. 中国垃圾分类现状与智能分类垃圾系统设计分析[J]. *电子技术与软件工程*, 2019, (23): 99–102. [Chen Y X, Zhuang Z L, Zeng J. Analysis of the current situation of waste classification in China and design of intelligent waste classification system[J]. *Electronic Technology and Software Engineering*, 2019, (23): 99–102.]
- [9] 温宗国, 胡纾寒, 张桦楠, 等. 资源循环利用的产业互联新时代[M]. 北京: 科学出版社, 2018. [Wen Z G, Hu S H, Zhang H N, et al. The New Era of Industrial Interconnection for Resource Recycling[M]. Beijing: Science Press, 2018.]
- [10] 国务院. 关于积极推进“互联网+”行动的指导意见[J]. *中华人民共和国国务院公报*, 2015, (20): 11–23. [The State Council. Guiding opinions on actively promoting the “Internet Plus” action[J]. *Gazette of the State Council of the People’s Republic of China*, 2015, (20): 11–23.]
- [11] 毛长丹. 基于RFID的智能垃圾分类回收系统设计[J]. *信息系统工程*, 2022, (3): 96–99. [Mao C D. Design of intelligent waste sorting and recycling system based on RFID[J]. *China CIO News*, 2022, (3): 96–99.]
- [12] Chauhan A, Jakhar S K, Chauhan C. The interplay of circular economy with industry 4.0 enabled smart city drivers of healthcare waste disposal[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, DOI: 10.1016/j.jclepro.2020.123854.
- [13] Wilts H, Garcia B R, Garlito R G, et al. Artificial intelligence in the sorting of municipal waste as an enabler of the circular economy[J]. *Resources*, 2021, DOI: 10.3390/resources10040028.
- [14] Freitag C, Berners-Lee M, Widdicks K, et al. The real climate and transformative impact of ICT: A critique of estimates, trends, and regulations[J]. *Patterns*, 2021, DOI: 10.1016/j.patter.2021.100340.
- [15] Kundariya N, Mohanty S S, Varjani S, et al. A review on integrated approaches for municipal solid waste for environmental and economical relevance: Monitoring tools, technologies, and strategic innovations[J]. *Bioresource Technology*, 2021, DOI: 10.1016/j.biortech.2021.125982.
- [16] Batista M, Caiado R G G, Quelhas O L G, et al. A framework for sustainable and integrated municipal solid waste management: Barriers and critical factors to developing countries[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, DOI: 10.1016/j.jclepro.2021.127516.
- [17] Rossit D G, Nesmachnow S. Waste bins location problem: A review of recent advances in the storage stage of the municipal solid waste reverse logistic chain[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, DOI: 10.1016/j.jclepro.2022.130793.
- [18] Akram S V, Singh R, AlZain M A, et al. Performance analysis of IoT and long-range radio-based sensor node and gateway architecture for solid waste management[J]. *Sensors*, 2021, DOI: 10.3390/s21082774.
- [19] Singh A. Remote sensing and GIS applications for municipal waste management[J]. *Journal of Environmental Management*, 2019, 243: 22–29.
- [20] Liu B C, Zhang L, Wang Q S. Demand gap analysis of municipal solid waste landfill in Beijing: Based on the municipal solid waste generation[J]. *Waste Management*, 2021, 134: 42–51.
- [21] Mahéo A, Rossit D G, Kilby P. Solving the integrated bin allocation and collection routing problem for municipal solid waste: A benders decomposition approach[J]. *Annals of Operations Research*, 2023, DOI: 10.1007/s10479-022-04918-7.
- [22] Nguyen X C, Nguyen T T H, La D D, et al. Development of machine learning-based models to forecast solid waste generation in residential areas: A case study from Vietnam[J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2021, DOI: 10.1016/j.resconrec.2020.105381.
- [23] Alsharif M H, Younes M K, Kim J. Time series ARIMA model for prediction of daily and monthly average global solar radiation: The case study of Seoul, South Korea[J]. *Symmetry*, 2019, DOI: 10.3390/sym11020240.
- [24] Ihsanullah I, Alam G, Jamal A, et al. Recent advances in applications of artificial intelligence in solid waste management: A review [J]. *Chemosphere*, 2022, DOI: 10.1016/j.chemosphere.2022.136631.
- [25] Izquierdo-Horna L, Kahhat R, Vázquez-Rowe I. Reviewing the influence of sociocultural, environmental and economic variables to forecast municipal solid waste (MSW) generation[J]. *Sustainable Production and Consumption*, 2022, 33: 809–819.
- [26] Adeleke O, Akinlabi S A, Jen T C, et al. Prediction of municipal solid waste generation: An investigation of the effect of clustering techniques and parameters on ANFIS model performance[J]. *Environmental Technology*, 2022, DOI: 10.1080/09593330.2020.1845819.
- [27] Kazancoglu Y, Ozbiltekin-Pala M, Ozkan-Ozen Y D. Prediction and evaluation of greenhouse gas emissions for sustainable road transport within Europe[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2021, DOI: 10.1016/j.scs.2021.102924.
- [28] Lu W S, Lou J F, Webster C, et al. Estimating construction waste generation in the Greater Bay Area, China using machine learning

- [J]. Waste Management, 2021, 134: 78–88.
- [29] Xiao S J, Dong H J, Geng Y, et al. Policy impacts on municipal solid waste management in Shanghai: A system dynamics model analysis[J]. Journal of Cleaner Production, 2020, DOI: 10.1016/j.jclepro.2020.121366.
- [30] Haydar S. A system dynamics model and analytical hierarchy process: An integrated approach for achieving sustainable solid waste management system[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2024, 31(1): 1–16.
- [31] Xia W J, Jiang Y P, Chen X H, et al. Application of machine learning algorithms in municipal solid waste management: A mini review[J]. Waste Management & Research, 2022, DOI: 10.1177/0734242X211033716.
- [32] Guo H N, Wu S B, Tian Y J, et al. Application of machine learning methods for the prediction of organic solid waste treatment and recycling processes: A review[J]. Bioresource Technology, 2021, DOI: 10.1016/j.biortech.2020.124114.
- [33] Xu A K, Chang H M, Xu Y J, et al. Applying artificial neural networks (ANNs) to solve solid waste-related issues: A critical review [J]. Waste Management, 2021, 124: 385–402.
- [34] Fang B B, Yu J C, Chen Z H, et al. Artificial intelligence for waste management in smart cities: A review[J]. Environmental Chemistry Letters, 2023, DOI: 10.1007/s10311-023-01604-3.
- [35] Ali T, Irfan M, Alwadie A S, et al. IoT-based smart waste bin monitoring and municipal solid waste management system for smart cities[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2020, DOI: 10.1007/s13369-020-04637-w.
- [36] Sarc R, Curtis A, Kandlbauer L, et al. Digitalisation and intelligent robotics in value chain of circular economy oriented waste management: A review[J]. Waste Management, 2019, 95: 476–492.
- [37] Andeobu L, Wibowo S, Grandhi S. Artificial intelligence applications for sustainable solid waste management practices in Australia: A systematic review[J]. Science of the Total Environment, 2022, DOI: 10.1016/j.scitotenv.2022.155389.
- [38] Thürer M, Pan Y H, Qu T, et al. Internet of Things (IoT) driven kanban system for reverse logistics: Solid waste collection[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2019, DOI: 10.1007/s10845-016-1278-y.
- [39] Zhang G Q, Yang Y Q, Yang G Q. Smart supply chain management in Industry 4.0: The review, research agenda and strategies in North America[J]. Annals of Operations Research, 2023, 322: 1075–1117.
- [40] 李昊朋. 基于机器学习方法的智能机器人探究[J]. 通讯世界, 2019, 26(4): 241–242. [Li H P. Exploration of intelligent robots based on machine learning methods[J]. Telecom World, 2019, 26(4): 241–242.]
- [41] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735–1780.
- [42] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. Nature, 1986, DOI: 10.7551/mitpress/1888.003.0013.
- [43] Zhang M M, Zhang S C, Lee C C, et al. Effects of trade openness on renewable energy consumption in OECD countries: New insights from panel smooth transition regression modelling[J]. Energy Economics, 2021, DOI: 10.1016/j.eneco.2021.105649.
- [44] Mills T C. Applied Time Series Analysis: A Practical Guide to Modeling and Forecasting[M]. New York: Academic Press, 2019.
- [45] Gao J, Zhang Y C, Zhou T. Computational socioeconomics[J]. Physics Reports, 2019, 817: 1–104.
- [46] Song H T, Sui S S, Han Q L, et al. Autoregressive integrated moving average model-based secure data aggregation for wireless sensor networks[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2020, DOI: 10.1177/1550147720912958.
- [47] Cubillos M. Multi-site household waste generation forecasting using a deep learning approach[J]. Waste Management, 2020, 115: 8–14.
- [48] Kannangara M, Dua R, Ahmadi L, et al. Modeling and prediction of regional municipal solid waste generation and diversion in Canada using machine learning approaches[J]. Waste Management, 2018, 74: 3–15.
- [49] Vu H L, Ng K T W, Bolingbroke D. Time-lagged effects of weekly climatic and socio-economic factors on ANN municipal yard waste prediction models[J]. Waste Management, 2019, 84: 129–140.
- [50] Kumar A, Samadder S R. An empirical model for prediction of household solid waste generation rate: A case study of Dhanbad, India[J]. Waste Management, 2017, 68: 3–15.

Construction of a full-chain model of municipal solid waste sorting based on digital technology and case studies

CHEN Jiehao¹, HU Yupeng¹, FEI Fan², LI Jun¹, WEN Zongguo¹

(1. School of Environment, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 2. School of Energy and Environmental Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: [Objective] In the context of mandatory municipal solid waste (MSW) classification, traditional waste sorting practices face challenges in terms of participation rates and accuracy. In view of the increasing waste generation and resource recycling demand, the management and disposal level of MSW need to be further improved. This study aimed to thoroughly explore how digital technology paths enhance and transform waste sorting models, promoting the sustainable development of resource recycling and environmental protection. [Methods] This research conducted empirical case studies on the different application scenarios and practical cases of digital technology at various stages of domestic waste management, including generation, transfer, collection, and final disposal. It provided an in-depth analysis of different cases by integrating advanced algorithms such as deep learning and genetic algorithms. [Results] The application of digital technology at the front-stage can improve the participation rate and accuracy of MSW disposal and predict future waste production trends, with errors within 21.94%. The application in the middle-stage optimizes the inefficiencies in the traditional model of waste collection and transportation, planning the optimal routes using genetic algorithms to achieve unified objectives of economic cost, carbon emissions, and collection efficiency. The application at the end-stage helps enhance the overall efficiency of waste treatment and disposal, achieving a net benefit increase ranging from 8% to 39.7%. [Conclusion] This paper proposes a new model for waste sorting based on digital technology and centered on full-chain management. By leveraging information and automation technologies, it provides more efficient and precise solutions for waste sorting. Digital technology addresses the information gaps in traditional waste sorting methods, while the full-chain approach coordinates the front-end, mid-end, and back-end stages of waste sorting. This model overcomes the shortcomings of traditional waste sorting methods, enhances the recycling rate of typical urban waste, and achieves sustainable urban waste management.

Key words: municipal solid waste; waste sorting; digital technology; deep learning; full-chain