



(10) 授权公告号 CN 118504792 B

(45) 授权公告日 2024. 10. 18

(21) 申请号 202410962169.9

(22) 申请日 2024.07.18

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 118504792 A

(43) 申请公布日 2024.08.16

(73) 专利权人 国网山东省电力公司济宁供电公司

地址 272000 山东省济宁市高新技术开发区火炬路28号

专利权人 山东大学

(72) 发明人 李光肖 杨依路 王春义 刘宗杰
何召慧 孙文胜 李怀花 徐子或
张宏伟 李涛 刘庆 王岩 赵猛
薛寒 倪馨馨 刘华利

(74) 专利代理机构 济南圣达知识产权代理有限公司 37221

专利代理师 周凌云

(51) Int.Cl.

G06Q 10/04 (2023.01)

G06Q 50/06 (2024.01)

H02J 3/00 (2006.01)

G06N 3/042 (2023.01)

G06N 3/0455 (2023.01)

G06N 3/049 (2023.01)

G06N 3/08 (2023.01)

G06F 18/25 (2023.01)

(56) 对比文件

CN 114444803 A, 2022.05.06

CN 118195103 A, 2024.06.14

审查员 张帆宇扬

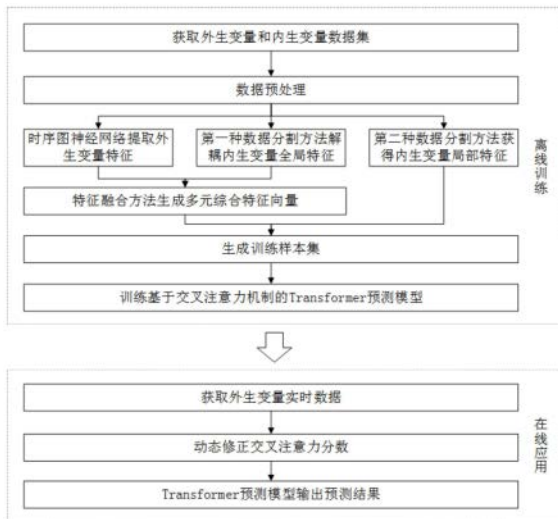
权利要求书2页 说明书15页 附图5页

(54) 发明名称

外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法及系统

(57) 摘要

本发明提出了外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法及系统,涉及负荷预测技术领域。包括获取节点群的外生变量数据和内生变量数据;采用时序图神经网络提取外生变量数据特征,得到充电站时空特征向量;提取内生变量数据集的负荷特征向量,得到趋势性和季节性特征向量、以及负荷局部特征向量;将充电站时空特征向量、以及趋势性和季节性特征向量相互融合,生成多元综合特征向量,利用多元综合特征向量和负荷局部特征向量训练基于交叉注意力机制的Transformer预测模型;获取外生变量实时数据,将外生变量实时数据输入至训练好的基于交叉注意力机制的Transformer预测模型中,得到充电站集群负荷预测结果。本发明能够实现准确的充电站集群负荷预测。



1. 外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法,其特征在于,包括以下步骤:

将电动汽车充电站集群视为节点群,获取节点群的外生变量数据和内生变量数据,所述外生变量数据包括节点群气象数据、用户综合充电时间成本以及节点间的道路车流量、地理距离,所述内生变量数据包括各节点的历史负荷时序数据;

采用时序图神经网络提取外生变量数据特征,得到充电站时空特征向量;分别从全局变量和分段时序两个层面提取内生变量数据集的负荷特征向量,得到趋势性和季节性特征向量、以及负荷局部特征向量;

分别从全局变量和分段时序两个层面提取内生变量数据集的负荷特征向量,具体包括:

获取充电站集群历史负荷数据集 X ,包括 N 个充电站的 T 个时间步长;

关注负荷序列间的全局时间特征,采用第一种分割方法,以不同的充电站为索引,分割负荷数据集 X ,得到每个充电站整体负荷时间序列,解耦每个充电站整体负荷时间序列,提取负荷时间序列的趋势性和季节性特征向量;

关注负荷序列内的局部时间特征,采用第二种分割方法,将负荷序列分段,从负荷数据集 X 中创建第 n 个充电站的 $\hat{L}$ 段负荷序列集合,基于第 n 个充电站的 $\hat{L}$ 段负荷序列集合提取负荷局部特征向量;

将充电站时空特征向量、以及趋势性和季节性特征向量相互融合,生成多元综合特征向量,利用多元综合特征向量和负荷局部特征向量训练构建的基于交叉注意力机制的Transformer预测模型;

获取外生变量实时数据,将外生变量实时数据输入至训练好的基于交叉注意力机制的Transformer预测模型中,得到充电站集群负荷预测结果。

2. 如权利要求1所述的外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法,其特征在于,所述用户综合充电时间成本为电价成本、停车费、排队时间成本和行驶距离成本之和。

3. 如权利要求1所述的外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法,其特征在于,采用时序图神经网络提取外生变量数据特征,具体包括:

对于每个时间固定间隔 t ,均引入空间图 $G_t = (V_t, E_t)$;

将某一时刻的气象数据和用户综合充电时间成本进行组合,作为空间图的节点 V_t ,获取充电站 v_i 和 v_j 之间的道路车流量信息和距离信息,作为空间图的边信息 E_t ;

将每个空间图分别进行特征提取,得到充电站时空特征向量。

4. 如权利要求1所述的外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法,其特征在于,解耦每个充电站整体负荷时间序列,具体包括:

设计解耦函数;

将负荷时间序列采用平均池化进行移动平均,并配合填充操作保持序列长度不变,解耦其单调特征作为趋势性特征 X_{tr} ;

从负荷时间序列中解耦得到规律的、周期性的、反复出现的波动特征,即原始序列中非平稳的部分,作为季节性特征 X_{se} 。

5. 如权利要求1所述的外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法,其特征在于,采用系列特征融合方法将充电站时空特征向量、以及趋势性和季节性特征向量相互融合,生

成多元综合特征向量。

6. 如权利要求1所述的外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法,其特征在于,利用多元综合特征向量和负荷局部特征向量训练构建的基于交叉注意力机制的Transformer预测模型,具体包括:

将负荷局部特征向量和多元综合特征向量分别输入至基于交叉注意力机制的Transformer预测模型的编码器和解码器中,分别生成K和V矩阵、以及Q矩阵;

通过交叉注意力机制将Q、K和V矩阵融合,计算Q和K之间的注意力分数,将计算出的注意力分数加权到V矩阵,得到单个头的交叉注意力输出;

采用多头注意力机制将Q、K和V矩阵分别投影到多个子空间,独立进行子空间内的注意力计算,将各个子空间输出拼接后,再经过线性变换,得到最终注意力输出;

将最终注意力输出输入至前馈神经网络,得到训练输出结果,完成训练过程。

7. 外生变量深度融合的充电站集群负荷预测系统,其特征不在于,包括:

数据集构建模块,被配置为:将电动汽车充电站集群视为节点群,获取节点群的外生变量数据和内生变量数据,所述外生变量数据包括节点群气象数据、用户综合充电时间成本以及节点间的道路车流量、地理距离,所述内生变量数据包括各节点的历史负荷时序数据;

特征提取模块,被配置为:采用时序图神经网络提取外生变量数据特征,得到充电站时空特征向量;分别从全局变量和分段时序两个层面提取内生变量数据集的负荷特征向量,得到趋势性和季节性特征向量、以及负荷局部特征向量;

分别从全局变量和分段时序两个层面提取内生变量数据集的负荷特征向量,具体包括:获取充电站集群历史负荷数据集X,包括N个充电站的T个时间步长;关注负荷序列间的全局时间特征,采用第一种分割方法,以不同的充电站为索引,分割负荷数据集X,得到每个充电站整体负荷时间序列,解耦每个充电站整体负荷时间序列,提取负荷时间序列的趋势性和季节性特征向量;

关注负荷序列内的局部时间特征,采用第二种分割方法,将负荷序列分段,从负荷数据集X中创建第n个充电站的 $\hat{L}$ 段负荷序列集合,基于第n个充电站的 $\hat{L}$ 段负荷序列集合提取负荷局部特征向量;

特征融合和模型训练模块,被配置为:将充电站时空特征向量、以及趋势性和季节性特征向量相互融合,生成多元综合特征向量,利用多元综合特征向量和负荷局部特征向量训练构建的基于交叉注意力机制的Transformer预测模型;

预测模块,被配置为:获取外生变量实时数据,将外生变量实时数据输入至训练好的基于交叉注意力机制的Transformer预测模型中,得到充电站集群负荷预测结果。

8. 如权利要求7所述的外生变量深度融合的充电站集群负荷预测系统,其特征不在于,所述用户综合充电时间成本为电价成本、停车费、排队时间成本和行驶距离成本之和。

9. 计算机可读存储介质,其上存储有程序,其特征不在于,该程序被处理器执行时实现如权利要求1-6任一项所述的外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法中的步骤。

10. 电子设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的程序,其特征不在于,所述处理器执行所述程序时实现如权利要求1-6任一项所述的外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法中的步骤。

外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法及系统

技术领域

[0001] 本发明属于充电站负荷预测技术领域,尤其涉及外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法及系统。

背景技术

[0002] 随着传统化石能源储量日益减少,节能环保、节能减排等政策的深入推行,大力发展电动汽车等清洁能源车辆并配套相应的充电设置已成为必然趋势。然而,大规模电动汽车集群接入对配电网的安全稳定运行带来了显著挑战,同时电动汽车充电站集群的高充电功率和强负荷波动性将进一步增加配电网崩溃的风险。因此,为平抑充电集群负荷波动并保障配电网安全稳定,有必要开展精确的电动汽车充电站集群负荷预测,优化配电网调度策略。

[0003] 目前,针对电动汽车充电站集群负荷预测方法主要分为两大类:机理模型驱动和数据驱动。在机理模型驱动方法中,蒙特卡罗方法是较为常用的一种,这种方法通过对电动汽车的行驶时间、日行驶里程等数据进行模拟计算生成多种可能的充电负荷情景,从而提供更为精确的预测结果。相比于机理模型驱动方法,基于数据驱动方法无需复杂的模型公式推演和假设实际模型参数,通过充分利用历史数据和外生变量即可精确地捕捉复杂的充电需求模式和负荷变化趋势,从而为电动汽车充电站的优化布局和运营提供科学的依据。因此,亟需开展深入的数据驱动预测模型研究。

[0004] 整合并提取外生变量数据特征是提升负荷预测准确度的关键措施。发明人发现,当下的常规特征提取方法无法同时处理具备时空特性的充电站集群多元特征数据。此外,充电站集群的负荷预测往往需要用到多种变量的组合,现有的传统模型预测方法难以同时处理多种变量的复杂时空依赖关系。因此,现有模型和方法还存在进一步的改进空间。

发明内容

[0005] 为克服上述现有技术的不足,本发明提供了外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法及系统,考虑实际充电站集群中所包含的外生变量数据对内生变量预测精度影响,采用时序图神经网络和两种数据分割方法分别提取外生变量和内生变量的数据特征,生成训练样本,并采用基于交叉注意力机制的Transformer预测模型进行融合和训练,在实际运用中,获取实时数据实现准确的充电站集群负荷预测。

[0006] 为实现上述目的,本发明的一个或多个实施例提供了如下技术方案:

[0007] 本发明第一方面提供了外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法。

[0008] 外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法,包括以下步骤:

[0009] 将电动汽车充电站集群视为节点群,获取节点群的外生变量数据和内生变量数据,所述外生变量数据包括节点群气象数据、用户综合充电时间成本以及节点间的道路车流量、地理距离,所述内生变量数据包括各节点的历史负荷时序数据;

[0010] 采用时序图神经网络提取外生变量数据特征,得到充电站时空特征向量;分别从

全局变量和分段时序两个层面提取内生变量数据集的负荷特征向量,得到趋势性和季节性特征向量、以及负荷局部特征向量;

[0011] 将充电站时空特征向量、以及趋势性和季节性特征向量相互融合,生成多元综合特征向量,利用多元综合特征向量和负荷局部特征向量训练构建的基于交叉注意力机制的Transformer预测模型;

[0012] 获取外生变量实时数据,将外生变量实时数据输入至训练好的基于交叉注意力机制的Transformer预测模型中,得到充电站集群负荷预测结果。

[0013] 本发明第二方面提供了外生变量深度融合的充电站集群负荷预测系统。

[0014] 外生变量深度融合的充电站集群负荷预测系统,包括:

[0015] 数据集构建模块,被配置为:将电动汽车充电站集群视为节点群,获取节点群的外生变量数据和内生变量数据,所述外生变量数据包括节点群气象数据、用户综合充电时间成本以及节点间的道路车流量、地理距离,所述内生变量数据包括各节点的历史负荷时序数据;

[0016] 特征提取模块,被配置为:采用时序图神经网络提取外生变量数据特征,得到充电站时空特征向量;分别从全局变量和分段时序两个层面提取内生变量数据集的负荷特征向量,得到趋势性和季节性特征向量、以及负荷局部特征向量;

[0017] 特征融合和模型训练模块,被配置为:将充电站时空特征向量、以及趋势性和季节性特征向量相互融合,生成多元综合特征向量,利用多元综合特征向量和负荷局部特征向量训练构建的基于交叉注意力机制的Transformer预测模型;

[0018] 预测模块,被配置为:获取外生变量实时数据,将外生变量实时数据输入至训练好的基于交叉注意力机制的Transformer预测模型中,得到充电站集群负荷预测结果。

[0019] 本发明第三方面提供了计算机可读存储介质,其上存储有程序,该程序被处理器执行时实现如本发明第一方面所述的外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法中的步骤。

[0020] 本发明第四方面提供了电子设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的程序,所述处理器执行所述程序时实现如本发明第一方面所述的外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法中的步骤。

[0021] 以上一个或多个技术方案存在以下有益效果:

[0022] (1) 本发明的主要创新点在于采用时序图神经网络和两种数据分割方法提取外生变量和内生变量的数据特征,生成训练样本,并采用基于交叉注意力机制的Transformer预测模型进行融合和训练,在实际运用中,获取实时数据实现准确的充电站集群负荷预测。

[0023] (2) 本发明考虑现实场景中多源外生变量对充电站集群负荷预测精度的影响,深度融合外生变量和内生变量数据特征,使得预测模型能够更加全面准确地反映充电站集群的实际运行状态。

[0024] (3) 本发明考虑充电站集群间的动态时空特性,采用时序图神经网络处理外生变量数据,通过引入时序空间图 G_t ,提取动态波动的充电站时空特征向量,提高了特征提取的可靠性和预测模型的可解释性。

[0025] (4) 本发明通过两种数据分割方法处理内生变量数据集,从全局变量和分段时序两个层面提取负荷特征向量,并从全局变量角度解耦充电站负荷曲线,提取趋势性和季节

性特征向量,从分段角度获得负荷数据局部特征向量,有助于精确地表征负荷数据的复杂动态行为。

[0026] (5) 本发明相比原有Transformer预测模型,采用多头交叉注意力机制融合多元综合特征向量和负荷局部特征向量,采用多头注意力将Q、K和V矩阵投影到多个子空间,各子空间独立进行注意力计算,深度融合后经线性变换得到最终结果,增强了模型的鲁棒性。

[0027] (6) 本发明根据实时车流量和用户综合时间成本数据,动态更新矩阵融合时的交叉注意力分数,采用分数更新后的最优Transformer预测模型输出充电站集群负荷预测结果,提高了模型预测的适应性和准确性。

[0028] 本发明附加方面的优点将在下面的描述中部分给出,部分将从下面的描述中变得明显,或通过本发明的实践了解到。

附图说明

[0029] 构成本发明的一部分的说明书附图用来提供对本发明的进一步理解,本发明的示意性实施例及其说明用于解释本发明,并不构成对本发明的不当限定。

[0030] 图1为本发明实施例一提供的方法流程图。

[0031] 图2为本发明实施例一提供的时序图神经网络示意图。

[0032] 图3(a)为本发明实施例一提供的基于交叉注意力机制的Transformer预测模型示意图。

[0033] 图3(b)为本发明实施例一提供的注意力机制示意图。

[0034] 图3(c)为本发明实施例一提供的多头注意力机制示意图。

[0035] 图4为本发明实施例二提供的系统示意图。

具体实施方式

[0036] 应该指出,以下详细说明都是示例性的,旨在对本发明提供进一步的说明。除非另有指明,本文使用的所有技术和科学术语具有与本发明所属技术领域的普通技术人员通常理解的含义。

[0037] 需要注意的是,这里所使用的术语仅是为了描述具体实施方式,而非意图限制根据本发明的示例性实施方式。

[0038] 在不冲突的情况下,本发明中的实施例及实施例中的特征可以相互组合。

[0039] 整体构思:

[0040] 本发明提供了一种外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法及系统,将外生变量与内生变量深度融合,充分考虑充电站集群的外生变量数据特征和内生变量负荷数据特征:

[0041] 采用时序图神经网络提取外生变量特征,得到充电站时空特征向量;采用两种数据分割方法解耦内生变量特征,从全局变量和分段时序两个层面提取负荷特征向量,并从全局变量中提取趋势性和季节性特征向量,从分段角度获得负荷数据局部特征向量;

[0042] 基于提取的外生变量特征和内生变量特征,基于早期特征融合方法得到多元综合特征向量,并与负荷局部特征共同生成训练样本集;

[0043] 构建基于交叉注意力机制的Transformer预测模型,基于交叉注意力机制建立

Transformer预测模型,深度融合多元综合特征向量和负荷局部特征向量之间的时空依赖关系,离线训练预测模型,保留最优模型参数;

[0044] 在线应用时,通过采集实时外生变量信息,动态更新矩阵融合时的交叉注意力分数,采用最优模型参数输出充电站集群负荷预测结果,进而精确捕捉充电负荷的动态时空变化,提高电动汽车充电站集群负荷预测准确性。

[0045] 其中,外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法,具体步骤包括:

[0046] (1) 获取节点群气象数据、用户综合充电时间成本和道路车流量等作为外生变量数据集,获取各节点的历史负荷时序数据作为内生变量数据集,数据预处理后,生成初始样本集;

[0047] (2) 采用时序图神经网络处理外生变量数据,提取动态波动的充电站时空特征向量,得到外生变量之间的时空耦合关系;

[0048] (3) 基于两种数据分割方法从全局变量和分段时序两个层面提取负荷特征向量,从全局角度解耦充电站负荷数据曲线,提取基础固定的趋势性和季节性特征向量,从负荷数据分段角度获得负荷局部特征向量;

[0049] (4) 采用早期特征融合方法将动态波动的充电站时空特征向量和基础固定的趋势性和季节性特征向量相互融合,生成多元综合特征向量,该特征与负荷局部特征向量拼接后,共同生成训练样本集;

[0050] (5) 构建基于交叉注意力机制的Transformer预测模型,将训练样本输入模型的编码器和解码器部分得到Q、K和V矩阵,通过交叉注意力机制将三者进一步融合,离线训练获取最优Transformer预测模型训练参数;

[0051] (6) 在线应用时,获取外生变量实时数据,动态修正交叉注意力分数,采用注意力分数更新后的最优Transformer预测模型输出准确的充电站集群负荷预测结果。

[0052] 实施例一

[0053] 如图1所示,首先,本实施例将从整体上阐述提供的外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法。其具体包括以下步骤:

[0054] 步骤一、将实际电动汽车充电站集群视为一个节点群,获取节点群气象数据、用户综合充电时间成本以及节点间的道路车流量、地理距离作为外生变量数据集,获取各节点的历史负荷时序数据作为内生变量数据集,数据预处理后,生成初始样本集;

[0055] 步骤二、采用时序图神经网络处理外生变量数据,提取动态波动的充电站时空特征向量;基于两种数据分割方法处理内生变量数据集,分别从全局变量和分段时序两个层面提取负荷特征向量,从全局角度解耦充电站负荷数据曲线,提取趋势性和季节性特征向量,从分段角度获得负荷局部特征向量;

[0056] 步骤三、采用早期特征融合方法将充电站时空特征向量和趋势性、季节性特征向量相互融合,生成多元综合特征向量,该特征向量与负荷局部特征向量共同构成训练样本集;

[0057] 步骤四、构建基于交叉注意力机制的Transformer预测模型,将多元综合特征向量输入解码器部分得到Query (Q) 矩阵,将负荷局部特征向量输入编码器得到Key (K)、Value (V) 矩阵,通过交叉注意力机制将Q、K和V矩阵进一步融合,以负荷预测误差最小为目标,离线训练电动汽车充电站集群负荷预测模型,获取最优Transformer预测模型训练参数;

[0058] 步骤五、获取外生变量实时数据,动态修正交叉注意力分数,采用注意力分数更新后的最优Transformer预测模型在线输出充电站集群负荷预测结果。

[0059] 作为可选择的实施方式,用户综合充电时间成本包括电价、停车费、排队时间成本、行驶距离成本以及充电便捷性成本。

[0060] 各类时间成本具有动态性和随机性特征,导致综合充电时间成本动态变化,计算方式为几种成本的总和:

$$[0061] \quad U_{cost}^t = C_c^t + C_p^t + C_w^t + C_d^t$$

[0062] 其中, U_{cost}^t 用户综合充电时间成本;表示 C_c^t 表示电价成本; C_p^t 表示停车费; C_w^t 表示排队时间成本; C_d^t 表示行驶距离成本; t 表示每个时间固定间隔。

[0063] 作为可选择的实施方式,还包括:

[0064] 将外生变量和内生变量数据集进行预处理,剔除异常值并采用线性插值方法填补缺失值,采用Z-score归一化方法处理气象数据、用户综合充电时间成本、车流量数据和充电站集群负荷数据,得到初始样本集。

[0065] 作为可选择的实施方式,采用时序图神经网络处理外生变量数据,具体为:

[0066] 采用时序图神经网络充分提取充电站集群的外生变量数据特征,对于每个时间固定间隔 t ,均引入空间图 $G_t = (V_t, E_t)$,以表示充电站集群间动态变化的时空特性,其中, V_t 为图的节点, E_t 为图的边信息。

[0067] 将某一时刻的气象数据和用户综合充电时间成本进行组合,作为图的节点 V_t :

$$[0068] \quad V_t = \{v_i^t\} = \{M_{weather,i}^t, U_{Cost,i}^t\}, i = 1, 2, \dots, N$$

[0069] 其中, v_i^t 中为第 i 个充电站在第 t 个时刻的节点特征向量; $M_{weather,i}^t$ 为第 i 个充电站在第 t 个时刻的气象数据向量; $U_{Cost,i}^t$ 为第 i 个充电站在第 t 个时刻的用户综合充电时间成本; $\{\cdot\}$ 表示向量集合。

[0070] 获取充电站 v_i 和 v_j 之间的道路车流量信息,作为图的边信息 E_t ,考虑到应用场景中的实时车流量信息是动态变化的,不同的车流量会对应不同的充电站连接关系, E_t 可以表示为:

$$[0071] \quad E_t = \{\text{softmax}(e_{ij}^t) \in [0, 1]\}, i, j = 1, 2, \dots, N$$

[0072] 其中, e_{ij}^t 为第 i 和 j 充电站之间第 t 个时刻的边特征向量,归一化后介于0和1之间,数值越大关联性越强,0表示非连接; $\text{softmax}()$ 为归一化处理。

[0073] 作为可选择的实施方式,采用两种数据分割方法处理内生变量数据集,具体为:

[0074] 获取充电站集群历史负荷数据集矩阵,表示为:

$$[0075] \quad \mathbf{X} = \{X_i^n\} = [x_i^j] \in \mathbb{R}^{T \times N}, i = 1, 2, \dots, T, j = 1, 2, \dots, N$$

[0076] 其中, X 表示负荷数据集,包括 N 个充电站的 T 个时间步长; X_i^n 为标记时序和充电站编码的负荷数据集; x_i^j 为具体的负荷数据集矩阵。 i, j 分别为时间序列索引和充电站编码索引。

[0077] 第一种分割方法关注负荷序列间的全局时间特征,以不同的充电站为索引,分割负荷数据集 X ,得到每个充电站整体负荷时间序列 $h_i = X_i^*$,解耦 h_i 提取负荷序列的趋势性和季节性特征。

[0078] 第二种分割方法关注负荷序列内的局部时间特征,采用Patch方法将负荷序列分段,从负荷数据集 X 中创建第 n 个充电站的 $\hat{L}$ 段负荷序列集合,表示为:

$$[0079] \quad \mathbf{X} = [x_i^j] \in \mathbb{R}^{\hat{L} \times N}, i = 1, 2, \dots, \hat{L}, j = 1, 2, \dots, N$$

[0080] 其中, i 是新的时间序列索引,分段大小为 f ,分段个数为 $\hat{L} = T / f$ 。

[0081] 作为可选择的实施方式,所述解耦 h_i 提取负荷序列的趋势性和季节性特征,具体为:

[0082] 在模型中设计解耦函数处理多元负荷序列,得到趋势性和季节性特征。从原负荷序列中解耦缓慢变化的单调特征作为趋势性部分 X_{tr} ,采用平均池化进行移动平均,并配合填充操作保持序列长度不变,表示为:

$$[0083] \quad X_{tr,i} = AvgPool(Padding(h_i)), i = 1, 2, \dots, N$$

[0084] 其中, $X_{tr,i}$ 为第 i 个充电站的负荷趋势性特征; $Padding(\cdot)$ 是一种数据填充方法,将不同序列填充至同一长度; $AvgPool(\cdot)$ 为平均池化方法。

[0085] 从原负荷序列中解耦得到规律的、周期性的、反复出现的波动特征,即原始序列中非平稳的部分,作为季节性特征 X_{se} ,表示为:

$$[0086] \quad X_{se,i} = h_i - X_{tr,i}, i = 1, 2, \dots, N$$

[0087] 其中, $X_{se,i}$ 为第 i 个充电站的负荷季节性特征。

[0088] 作为可选择的实施方式,采用早期特征融合方法将充电站时空特征向量和趋势性、季节性特征向量相互融合,具体为:

[0089] 早期特征融合通过在数据处理初期直接结合多种原始特征,方法简单高效,保留信息完整性。采用早融合中的系列特征融合方法对多源数据进行融合,得到某一时刻充电站集群的多元综合特征向量,可以表示为:

$$[0090] \quad V_i' = Concat(v_i^t, X_{se,i}, X_{tr,i}), i = 1, 2, \dots, N$$

[0091] 其中, V_i' 表示充电站集群在第 t 个时刻的节点新特征向量,即多元综合特征向量;

v_i^t 表示由时序图神经网络生成的第 i 个充电站在第 t 个时刻的节点特征向量; $Concat(\cdot)$

表示系列特征融合方法。

[0092] 作为可选的实施方式,构建基于交叉注意力机制的Transformer预测模型,具体为:

[0093] Transformer预测模型主要包括编码器和解码器两部分,编码器包括多头注意力机制层和前馈神经网络;解码器包括掩码自注意力层、Encoder-Decoder自注意力层和前馈神经网络。

[0094] 在解码器的Encoder-Decoder自注意力层中采用多头交叉注意力机制进行数据融合。将负荷局部特征向量 $[x_i^j] \in \mathbb{R}^{\hat{L} \times N}$ 输入编码器,生成Key (K) 和Value (V) 矩阵;将充电站集群在第 t 个时刻的节点新特征向量 V_i^t 输入解码器,生成Query (Q) 矩阵。通过交叉注意力机制将Q、K和V矩阵融合,采用缩放点积注意力机制计算Q和K之间的注意力分数,计算出的注意力分数加权到V矩阵,得到单个头的交叉注意力输出。

[0095] 为了捕捉更丰富的特征信息,采用多头注意力机制将Q、K和V矩阵分别投影到多个子空间,独立进行子空间内的注意力计算,将各个子空间输出拼接后,再经过线性变换得到最终注意力输出,用于输入Transformer预测模型前馈神经网络,得到训练输出结果,完成训练过程。

[0096] 作为可选的实施方式,获取外生变量实时数据,动态修正交叉注意力分数,具体为:

[0097] 在实时充电站集群负荷预测场景下,用户综合充电时间成本和道路车流量数据实时变化,Q矩阵特征值动态变化,采用缩放点积注意力机制计算Q矩阵与K矩阵时,会产生新的交叉注意力分数,将多个头处理后的分数更新到Transformer预测模型中,快速输出充电站集群负荷预测结果。

[0098] 本实施例中,考虑电动汽车日充电负荷的周期性变化,预测时间尺度采用24小时短期预测,预测时间间隔设置为1小时,模型更新时间周期设置为24小时。

[0099] 本实施例中,所述步骤一中,通过实地监测和从历史数据库中获取两种方法得到气象数据、道路车流量、地理距离以及负荷时序数据,考虑气象数据具有字符和数值两种形式,采用数值化处理方法处理气象数据如表I所示:

[0100] 表I 气象数据数值化处理表

气象数据类型	量化取值	气象数据类型	量化取值
天气类型	$e = \begin{cases} 1, & \text{晴天} \\ 2, & \text{阴天} \\ 3, & \text{雨天} \end{cases}$	日最高温度	$t_{\max} = \begin{cases} 1, & t_{\max} < 20^{\circ}\text{C} \\ 2, & 20^{\circ}\text{C} \leq t_{\max} \leq 30^{\circ}\text{C} \\ 3, & t_{\max} > 30^{\circ}\text{C} \end{cases}$
平均相对湿度	$h_{\text{mean}} = \begin{cases} 1, & h_{\text{mean}} < 20\% \\ 2, & 20\% \leq h_{\text{mean}} \leq 40\% \\ 3, & 40\% \leq h_{\text{mean}} \leq 60\% \\ 4, & 60\% \leq h_{\text{mean}} \leq 80\% \\ 5, & h_{\text{mean}} \geq 80\% \end{cases}$	降雨量	$r = \begin{cases} 1, & 0 \leq r < 10\text{mm} \\ 2, & 10\text{mm} \leq r \leq 25\text{mm} \\ 3, & 25\text{mm} \leq r \leq 50\text{mm} \\ 4, & r \geq 50\text{mm} \end{cases}$
日最低温度	$t_{\min} = \begin{cases} 1, & t_{\min} < 0^{\circ}\text{C} \\ 2, & 0^{\circ}\text{C} \leq t_{\min} \leq 20^{\circ}\text{C} \\ 3, & t_{\min} > 20^{\circ}\text{C} \end{cases}$	日平均温度	$t_{\text{mean}} = \begin{cases} 1, & t_{\text{mean}} < 10^{\circ}\text{C} \\ 2, & 10^{\circ}\text{C} \leq t_{\text{mean}} \leq 18^{\circ}\text{C} \\ 3, & t_{\text{mean}} > 18^{\circ}\text{C} \end{cases}$

[0102] 本实施例中,通过实地监测采集的车流量和负荷序列信息,对应2小时前的实时数据,气象信息可以从气象预报官网获取当前和未来24小时的预报信息,时间间隔为1小时。

[0103] 本实施例中,用户综合充电时间成本包括电价、停车费、排队时间成本、行驶距离成本以及充电便捷性成本,计算方式为几种成本的总和:

$$[0104] \quad U_{\text{cost}}^t = C_c^t + C_p^t + C_w^t + C_d^t$$

[0105] 其中, U_{cost}^t 用户综合充电时间成本;表示 C_c^t 表示电价成本; C_p^t 表示停车费; C_w^t 表示排队时间成本; C_d^t 表示行驶距离成本; t 表示每个时间固定间隔。

[0106] 本实施例中,数据预处理包括线性插值方法,考虑气象、负荷和车流量数据在实时采集的过程中可能存在的确实问题,采用线性插值方法进行缺失值数据的填补。设两个已知点 (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) , 线性插值的公式为:

$$[0107] \quad y = y_1 + \frac{(x - x_1)(y_2 - y_1)}{(x_2 - x_1)}$$

[0108] 本实施例中,数据预处理方法还包括归一化处理,考虑初始样本集中数据类型多样、量纲不同,采用Z-score标准化方法处理气象数据、用户综合充电时间成本、车流量数据和充电站集群负荷数据,表达式如下:

$$[0109] \quad Z_i = \frac{x_i - \mu}{\sigma}$$

[0110] 其中, x_i 为数据点; μ 为数据均值; σ 为数据标准差; Z_i 为 x_i 的Z-score值。

[0111] 所述步骤二中,考虑实际电动汽车充电站集群的地理分布特点,采用时序图神经网络处理外生变量数据,提取动态波动的充电站时空特征向量,得到外生变量之间的时空耦合关系。

[0112] 本实施例中,时序图神经网络可以充分提取充电站集群的外生变量数据特征,对于每个时间固定间隔 t ,引入空间图 $G_t = (V_t, E_t)$,则时序图神经网络可以表示为一个图序列[

$\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2, \dots, \mathbf{G}_\tau]$, 其中, $\mathbf{G}_\tau$ 表示第 τ 个时刻的图神经网络, 以表示充电站集群间动态变化的时空特性, 如图2所示。将某一时刻的气象数据和用户综合充电时间成本进行拼接, 作为图的节点 V_t :

$$[0113] \quad V_t = \{v_i^t\} = \{M_{weather,i}^t, U_{Cost,i}^t\}, i = 1, 2, \dots, N$$

[0114] 其中, v_i^t 中为第 i 个充电站在第 t 个时刻的节点特征向量; $M_{weather,i}^t$ 为第 i 个充电站在第 t 个时刻的气象数据向量; $U_{Cost,i}^t$ 为第 i 个充电站在第 t 个时刻的用户综合充电时间成本; $\{\bullet\}$ 表示向量集合。

[0115] 本实施例中, 获取充电站 v_i 和 v_j 之间的道路车流量信息和距离信息, 作为图的边信息 E_t 。考虑到应用场景中随着车流量的增加, 道路拥堵情况往往呈现非线性增长, 进而导致司机更倾向于寻找替代路线或者推迟出行, 这种司机意愿的改变在车流量较大时更为明显。此外, 地理距离的远近将作为两充电站之间的基础连接关系, 不随时间变化。因此, 充电站连接关系 e_{ij}^t 可以表示为:

$$[0116] \quad e_{ij}^t = \frac{e^{\alpha T_{ij}}}{D_{ij}}$$

[0117] 其中, T_{ij} 表示道路车流量; D_{ij} 表示充电站间的地理距离信息; α 表示司机意愿, 与车流量负相关, 数值介于0和2之间。

[0118] 本实施例中, 时序图中带自环的边邻接矩阵 E_t , 可以表示为:

$$[0119] \quad E_t = \{\text{softmax}(e_{ij}^t) \in [0, 1]\}, i, j = 1, 2, \dots, N$$

[0120] 其中, e_{ij}^t 为第 i 和 j 充电站之间第 t 个时刻的边特征向量, 归一化后介于0和1之间, 数值越大关联性越强, 0表示非连接; $\text{softmax}(\bullet)$ 为归一化函数。

[0121] 本实施例中, 对于某一个固定的时间点, 动态图将变为静态图, 本申请所采用的图神经网络层数为3, 且为无向图, 如示意图2所示。静态图的第 l 层可以表述为:

$$[0122] \quad Z^{(l)} = \sigma(D^{-0.5} E_t D^{-0.5} Z^{(l-1)} W^{(l)})$$

[0123] 其中, D 为一个对角矩阵; $D^{-0.5} E_t D^{-0.5}$ 表示邻接矩阵的行归一化和列归一化; $Z^{(l)} \in \mathbb{R}^{n \times d^{(l)}}$, $Z^{(l-1)} \in \mathbb{R}^{n \times d^{(l-1)}}$ 表示第 l 层和第 $l-1$ 的节点嵌入, $Z^{(0)} = V_0$, $d^{(l-1)}$ 和 $d^{(l)}$ 分别是第 $l-1$ 层和第 l 层的节点表征维度; $W^{(l)} \in \mathbb{R}^{d^{(l-1)} \times d^{(l)}}$ 为分层线性变换矩阵; σ 为ReLU激活函数。

[0124] 本实施例中, 时序图神经网络的特征提取流程为:

[0125] S1、构建时序图神经网络序列 $[\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2, \dots, \mathbf{G}_\tau]$, 以表示充电站集群间动态变化的时

空特性；

[0126] S2、图神经网络初始特征输入,将各个时间段充电站集群的气象数据和用户综合充电时间成本作为图的节点特征向量 V_t ,将各时间段的车流量、司机意愿和地理距离特征作为图的边特征 E_t 。

[0127] S3、图神经网络特征提取过程,将动态图中每个时间点中的静态图分别进行特征提取,每个静态图神经网络层数为3,得到最终的节点表征。

[0128] 所述步骤二中,基于两种数据分割方法从全局变量和分段时序两个层面提取负荷特征向量,从全局角度解耦充电站负荷数据曲线,提取基础固定的趋势性和季节性特征向量,从负荷数据分段角度获得负荷局部特征向量。

[0129] 本实施例中,充电站集群历史负荷数据集矩阵为:

$$[0130] \quad \mathbf{X} = \{X_t^n\} = [x_t^j] \in \mathbb{R}^{T \times N}, i = 1, 2, \dots, T, j = 1, 2, \dots, N$$

[0131] 其中, $\mathbf{X}$ 表示负荷数据集,包括 N 个充电站的 T 个时间步长; X_t^n 为标记时序和充电站编码的负荷数据集集合; x_t^j 为具体的负荷数据集矩阵。本实施例中,第一种分割方法关注负荷序列间的全局时间特征,以不同的充电站为索引,分割负荷数据集 $\mathbf{X}$,得到每个充电站整体负荷时间序列 $h_i = X_{i,:}$,解耦 h_i 提取负荷序列的趋势性和季节性特征。

[0132] 本实施例中,设计解耦函数处理多元负荷序列,得到趋势性和季节性特征。从原负荷序列中解耦缓慢变化的单调特征作为第 i 个充电站负荷的趋势性部分 $X_{tr,i}$,解耦方法为采用平均池化(AvgPool)进行移动平均,并配合填充操作(Padding)保持序列长度不变,表示为:

$$[0133] \quad X_{tr,i} = \text{AvgPool}(\text{Padding}(h_i)), i = 1, 2, \dots, N$$

[0134] 本实施例中, $\text{Padding}(\cdot)$ 是一种数据填充方法,将不同序列填充至同一长度,考虑负荷变化的周期性和规律性,选用前一日同一时刻的负荷量进行填充,以免模型学习到不相关的特征;

[0135] 本实施例中, $\text{AvgPool}(\cdot)$ 为平均池化方法,采用一维的平均池化操作保留重要特征,计算公式为:

$$[0136] \quad \text{AvgPool}(x_t^n) = \frac{1}{k} \sum_{i=t}^{t+k-1} x_i^n$$

[0137] 其中, x_t^n 表示第 n 个充电站第 t 个时间步的数据; k 是池化窗口大小。

[0138] 本实施例中,从原负荷序列中解耦得到规律的、周期性的、反复出现的波动特征,即原始序列中非平稳的部分,作为第 i 个充电站负荷的季节性特征 $X_{se,i}$,表示为:

$$[0139] \quad X_{se,i} = h_i - X_{tr,i}, i = 1, 2, \dots, N$$

[0140] 本实施例中,第二种分割方法关注负荷序列内的局部时间特征,采用Patch方法将负荷序列分段,负荷序列被分成多个较小的“块”或“片段”。从数据集矩阵 $\mathbf{X}$ 中创建第 n 个充

电站的 $\hat{L}$ 段负荷序列集合,表示为:

$$[0141] \quad \mathbf{X} = [\mathbf{x}_i^j] \in \mathbb{R}^{\hat{L} \times N}, i = 1, 2, \dots, \hat{L}, j = 1, 2, \dots, N$$

[0142] 其中, t 是一个时间段的序列索引,分段大小为 f ,分段个数为 $\hat{L} = T / f$ 。

[0143] 本实施例中,负荷分段可以分析每个片段内的时间特征,识别出在特定时间段内重复出现的模式,如工作日与周末的负荷差异、节假日的影响、以及日内的负荷峰值和谷值等,提高了模型对局部特征的敏感性。

[0144] 所述步骤三中,采用早期特征融合方法将动态波动的充电站时空特征向量和基础固定的趋势性和季节性特征向量相互融合,生成多元综合特征向量,该特征与负荷局部特征向量拼接后,共同生成训练样本集。

[0145] 本实施例中,考虑到由时序图神经网络提取出的充电站集群外生特征和采用第一种数据分割方法得到的趋势、季节负荷特征具有耦合关系,采用早融合中的系列特征融合方法对多源数据进行拼接,得到某一时刻充电站集群的多元综合特征向量,更准确地反映该时刻各充电站的真实情况,可以表示为:

$$[0146] \quad V_i' = \text{Concat}(\mathbf{v}_i^t, X_{se,i}, X_{tr,i}), i = 1, 2, \dots, N$$

[0147] 其中, V_i' 表示充电站集群在第 t 个时刻的节点新特征向量; $\mathbf{v}_i^t$ 表示由时序图神经网络生成的第 i 个充电站在第 t 个时刻的节点特征向量; $\text{Concat}(\cdot)$ 表示系列特征融合方法,即向量拼接。

[0148] 本实施例中,充电站集群多元综合特征向量 V_i' 与负荷局部特征向量

$[\mathbf{x}_i^j] \in \mathbb{R}^{\hat{L} \times N}$ 共同生成训练样本集。早期特征融合方法可以将不同来源的数据特征进行有效整合,构建更为全面和精确的训练样本集,提升模型的预测能力和泛化性能。

[0149] 所述步骤四中,构建基于交叉注意力机制的Transformer预测模型,将训练样本集输入模型的编码器和解码器部分得到Q、K和V矩阵,通过交叉注意力机制将三者进一步融合,离线训练获取最优Transformer预测模型训练参数。

[0150] 如图3(a)所述,Transformer预测模型主要包括输入、输出、编码器和解码器四个部分。

[0151] 输入部分。考虑本文处理的时序数据本身具有连续特征,因此不需要采用原Transformer中的值嵌入层将原始数据投射到更高维的空间中。输入部分为多元综合特征向量经位置编码(Positional Encoding, PE)后的数据,位置编码PE的计算方法表示为:

$$\begin{aligned}
 [0152] \quad PE(pos, 2i) &= \sin \left(\frac{pos}{10000^{\frac{2i}{d_{model}}}} \right) \\
 PE(pos, 2i+1) &= \cos \left(\frac{pos}{10000^{\frac{2i}{d_{model}}}} \right)
 \end{aligned}$$

[0153] 其中, pos表示单词在句子中的绝对位置; d_{model} 表示日综合特征向量的维度; $2i$ 和 $2i+1$ 表示奇偶性, $i=0, 1, \dots, d_{model}/2-1$ 。

[0154] 输出部分的线性层是一个普通的全连接网络, 它把解码器输出的向量, 转换为输出数据维度大小, 便于输入下一时刻的预测模型。

[0155] 模型的核心为编码器 (Encoder) 和解码器 (Decoder) 两大模块, 编码器和解码器均有 N 层。编码器模块包括多头自注意力机制层和前馈神经网络; 解码器模块包括掩码多头自注意力层、Encoder-Decoder 多头交叉注意力层和前馈神经网络。

[0156] 编码器和解码器中的核心是 (掩码) 多头注意力机制层, 如图3 (b)、图3 (c) 所述, 编码器和解码器中的自注意力层 Q、K、V 矩阵输入为同源向量映射到不同维度空间所得。编码器和解码器融合时的交叉注意力层 Q、K、V 矩阵输入为非同源向量映射到不同维度空间所得。掩码多头注意力层位于解码器中。

[0157] 具体的计算过程见模型构建和训练方法描述:

[0158] 本实施例中, 如图3 (a)、图3 (b) 和图3 (c) 所示, Transformer 模型构建及训练过程如下:

[0159] S1、输入和初始化部分。将归一化处理后的训练样本集的70%用作训练集, 30%用作测试集, 将负荷分段局部特征向量 $[x_i^j] \in \mathbb{R}^{L \times N}$ 输入编码器; 将充电站集群在第 t 个时刻的节点新特征向量 V_i^t 输入解码器。初始化Transformer预测模型的参数, 包括编码器和解码器中的所有权重和偏置。

[0160] S2、编码器部分。对于每一个训练样本, 通过编码器处理负荷分段局部特征, 经过位置编码、多头自注意力模块、残差连接和层归一化生成对应的编码表示, 将充电站集群在第 t 个时刻的节点特征向量输入解码器。具体的, 编码器的查询 Q、键 K 和值 V 位置向量自注意力编码计算如下:

$$[0161] \quad Q^{En} = X_t^n W_{Q^{En}}, K^{En} = X_t^n W_{K^{En}}, V^{En} = X_t^n W_{V^{En}}$$

[0162] 其中, $W_{Q^{En}}, W_{K^{En}}, W_{V^{En}}$ 分别为编码器中 Q、K、V 的权重矩阵; X_t^n 为多元综合特征向量; Q^{En} 、 K^{En} 和 V^{En} 分别为查询 Q、键 K 和值 V 位置向量自注意力编码。

[0163] 随后, 进行图3 (b) 中的缩放点积自注意力分数计算:

$$[0164] \quad \text{Attention}(Q^{En}, K^{En}) = \text{softmax} \left(\frac{Q^{En} (K^{En})^T}{\sqrt{d_k}} \right)$$

[0165] 其中, d_k 为矩阵K的维度,用于缩放点积,稳定梯度大小。

[0166] 矩阵相乘得到编码器的特征加权输出:

$$[0167] \quad F^{En} = \text{Attention}(Q^{En}, K^{En}) \cdot V^{En}$$

[0168] 在此基础上,为了捕捉更丰富的特征信息,采用多头注意力机制将Q、K和V矩阵分别投影到多个子空间,独立进行子空间内的注意力计算,将各个子空间输出拼接后,得到最终注意力输出,计算框图如图3(c)所示,计算公式如下:

$$[0169] \quad \begin{cases} \text{MultiHead}(Q, K, V) = \text{Concat}(\text{head}_1, \dots, \text{head}_h) W^O \\ \text{head}_i = \text{Attention}(Q W_i^Q, K W_i^K, V W_i^V) \end{cases}$$

[0170] 其中, h 为注意力头个数;注意力权重矩阵维度分别为 $W^O \in \mathbb{R}^{hd_v \times \text{dim}}$,

$W_Q^i, W_K^i \in \mathbb{R}^{\text{dim} \times d_k}, W_V^i \in \mathbb{R}^{\text{dim} \times d_v}$; dim 为时间序列嵌入维度。

[0171] S3、解码器部分。首先,通过掩码多头自注意力模块对负荷局部特征数据遮掩处理后再进行自注意力计算。掩码中掩代表遮掩,码就是张量中的数值,它的尺寸不定,里面一般只有1和0的元素,代表位置被遮掩或者不被遮掩。由于训练时会把整个输出结果都一次性进行位置编码,理论上解码器的输出却不是一次就能产生最终结果的,而是一次次通过上一次结果综合得出,因此,需要采用掩码处理未来数据。掩码自注意机制中的自注意力计算与编码器中的完全一致,不再赘述,输出得到 F_{Mask} 作为后续交叉注意力机制中的输入Q矩阵。

[0172] 然后,采用多头交叉注意力机制对编码器的输出K、V矩阵以及解码器的输入Q矩阵进行融合处理,经过前馈神经网络处理后输入线性层。具体地,解码器中的查询Q、键K和值V位置向量交叉注意力编码计算如下:

$$[0173] \quad Q^{De} = F_{Mask} W_{Q^{De}}, K^{De} = F^{En} W_{K^{De}}, V^{De} = F^{En} W_{V^{De}}$$

[0174] 其中, $W_{Q^{De}}, W_{K^{De}}, W_{V^{De}}$ 分别为解码器中交叉注意力机制对应的Q、K、V的权重矩阵; Q^{De} 、 K^{De} 和 V^{De} 分别为查询Q、键K和值V位置向量交叉注意力编码。

[0175] 采用图3(b)中的计算方法进行交叉注意力分数特征加权输出如下:

$$[0176] \quad F^{De} = \text{Attention}(Q^{De}, K^{De}, V^{De}) = \text{softmax} \left(\frac{Q^{De} (K^{De})^T}{\sqrt{d_k}} \right) V^{De}$$

[0177] 随后,Encoder-Decoder多头交叉注意力层中也采用S2中的多头交叉注意力机制进行数据融合,并输入前馈神经网络,得到训练输出结果的计算误差,根据误差大小不断调整模型参数。

[0178] S4、分别采用均方误差 (MSE)、平均绝对误差 (MAE) 和平均绝对百分比误差 (MAPE) 误差计算方法计算预测结果与实际结果之间的误差,采用误差反向传播算法计算损失函数,直到误差达到预期目标。

[0179] 所述步骤五中,在线应用时获取外生变量实时数据,动态修正交叉注意力分数,采用注意力分数更新后的最优Transformer预测模型输出准确的充电站集群负荷预测结果,对于在线实时充电站集群负荷预测,包括以下步骤:

[0180] S1、根据用户综合充电时间成本和道路车流量数据实时变化评估Q矩阵特征值的动态变化;

[0181] S2、采用缩放点积自注意力机制,计算编码器中的QKV矩阵之间的自注意力分数,进而输出到解码器中作为解码器交叉注意力机制中K、V矩阵的输入;

[0182] S3、解码器融合自身生成的Q矩阵和编码器输入的K、V矩阵,生成一个头的新注意力分数,经过多个头拼接变换后的交叉注意力分数将更新到Transformer预测模型中;

[0183] S4、使用分数更新后的Transformer预测模型快速输出充电站集群负荷预测结果。

[0184] 本实施例中,外生变量实时数据包括气象数据、用户综合充电时间成本、车流量数据等可能影响充电需求的实时数据。

[0185] 需要说明的是,在其他实施例中,上述具体参数的取值可以根据具体的预测需求进行调整或更改。

[0186] 实施例二

[0187] 本实施例提供了外生变量深度融合的充电站集群负荷预测系统。

[0188] 本实施例提供的外生变量深度融合的充电站集群负荷预测系统,包括:

[0189] 数据集构建模块,被配置为:将电动汽车充电站集群视为节点群,获取节点群的外生变量数据和内生变量数据,所述外生变量数据包括节点群气象数据、用户综合充电时间成本以及节点间的道路车流量、地理距离,所述内生变量数据包括各节点的历史负荷时序数据;

[0190] 特征提取模块,被配置为:采用时序图神经网络提取外生变量数据特征,得到充电站时空特征向量;分别从全局变量和分段时序两个层面提取内生变量数据集的负荷特征向量,得到趋势性和季节性特征向量、以及负荷局部特征向量;

[0191] 特征融合和模型训练模块,被配置为:将充电站时空特征向量、以及趋势性和季节性特征向量相互融合,生成多元综合特征向量,利用多元综合特征向量和负荷局部特征向量训练构建的基于交叉注意力机制的Transformer预测模型;

[0192] 预测模块,被配置为:获取外生变量实时数据,将外生变量实时数据输入至训练好的基于交叉注意力机制的Transformer预测模型中,得到充电站集群负荷预测结果。

[0193] 更为具体的,如图4所示,本实施例中,所述数据集构建模块具体还包括信息存储模块和数据处理模块,特征提取模块还包括外生变量特征提取模块和内生变量特征提取模块,特征融合和模型训练模块还包括特征融合与样本生成模块、以及模型构建模块;

[0194] 信息存储模块,被配置为收集地理距离、气象数据、充电电价和历史负荷数据等原始数据,保存如实施例一中的模型参数和中间变量数据;

[0195] 数据处理模块,被配置为处理不同类型的原始数据,剔除异常值并填补缺失值后,采用Z-score归一化处理方法处理气象数据、车流量和负荷数据,并从分段时序和全局变量

两个层面提取内生负荷数据特征；

[0196] 外生变量特征提取模块,被配置为采用时序图神经网络提取充电站集群间连续变化的时空特征,该模块将数据处理模块得到的外生变量数据存储到图的节点特征和边特征中,捕捉充电站集群在时间和空间维度上的复杂关系和变化模式,作为动态波动特征；

[0197] 内生变量特征提取模块,被配置为设计趋势性和季节性分解函数从充电站集群整体负荷序列中提取单调性和周期性特征,作为基础固定特征；

[0198] 特征融合与样本生成模块,被配置为采用早期特征融合方法将充电站时空特征向量以及趋势性、季节性特征向量相互融合,生成多元综合特征向量,并与负荷局部特征共同生成训练样本集；

[0199] 模型构建模块,被配置为构建基于交叉注意力机制的Transformer预测模型,包含编码器和解码器两部分,进一步融合并分析多元综合特征向量和负荷局部特征向量,离线训练预测模型,保留最优模型参数；

[0200] 实时预测模块,被配置为在实时充电站集群负荷预测场景下,采集实时外生变量信息,动态更新矩阵融合时的交叉注意力分数,采用最优模型参数输出充电站集群负荷预测结果。

[0201] 实施例三

[0202] 本实施例的目的是提供计算机可读存储介质。

[0203] 计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现如本公开实施例1所述的外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法中的步骤。

[0204] 实施例四

[0205] 本实施例的目的是提供电子设备。

[0206] 电子设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的程序,所述处理器执行所述程序时实现如本公开实施例1所述的外生变量深度融合的充电站集群负荷预测方法中的步骤。

[0207] 以上实施例二、三和四的装置中涉及各步骤与方法实施例一相对应,具体实施方式可参见实施例一的相关说明部分。术语“计算机可读存储介质”应该理解为包括一个或多个指令集的单个介质或多个介质;还应当被理解为包括任何介质,所述任何介质能够存储、编码或承载用于由处理器执行的指令集并使处理器执行本发明中的任一方法。

[0208] 本领域技术人员应该明白,上述本发明的各模块或各步骤可以用通用的计算机装置来实现,可选地,它们可以用计算装置可执行的程序代码来实现,从而,可以将它们存储在存储装置中由计算装置来执行,或者将它们分别制作成各个集成电路模块,或者将它们中的多个模块或步骤制作成单个集成电路模块来实现。本发明不限制于任何特定的硬件和软件的结合。

[0209] 上述虽然结合附图对本发明的具体实施方式进行了描述,但并非对本发明保护范围的限制,所属领域技术人员应该明白,在本发明的技术方案的基础上,本领域技术人员不需要付出创造性劳动即可做出的各种修改或变形仍在本发明的保护范围以内。

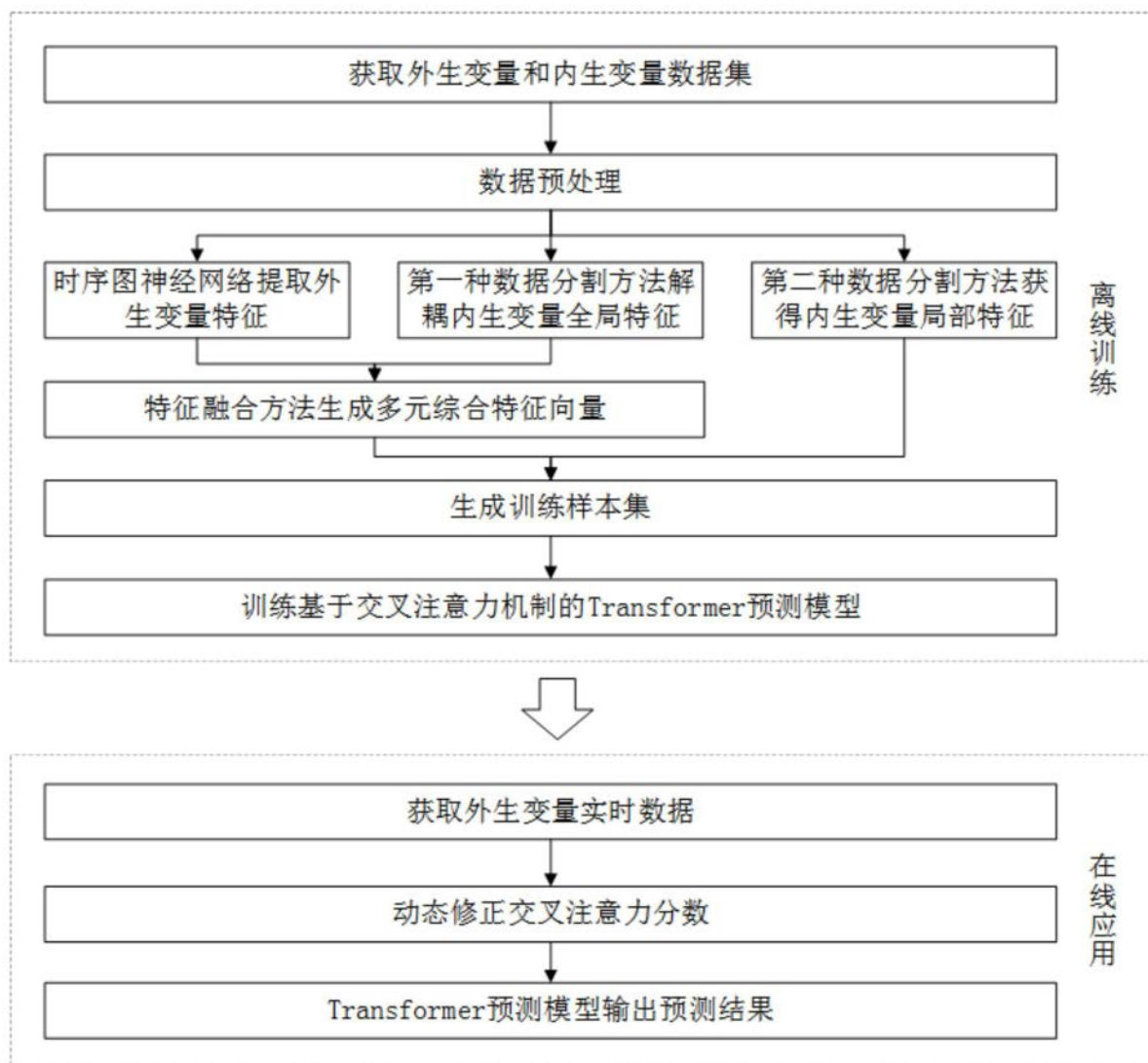


图1

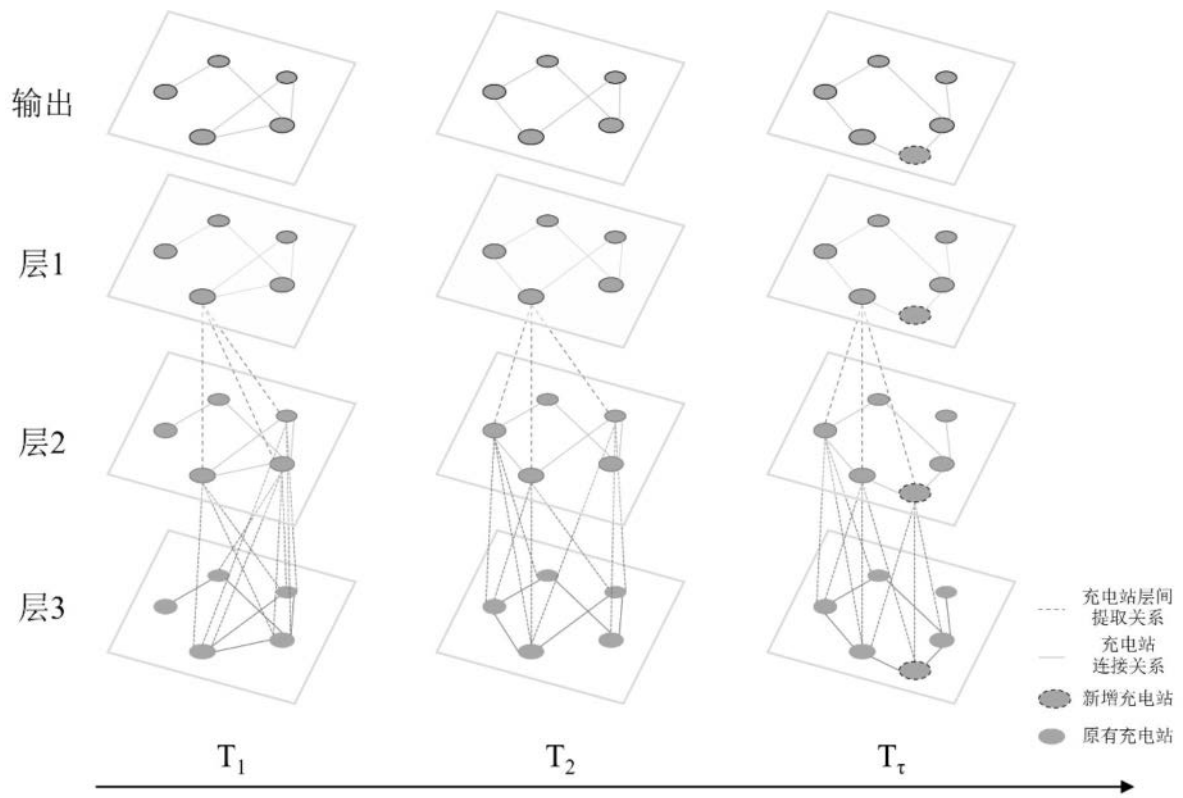


图2

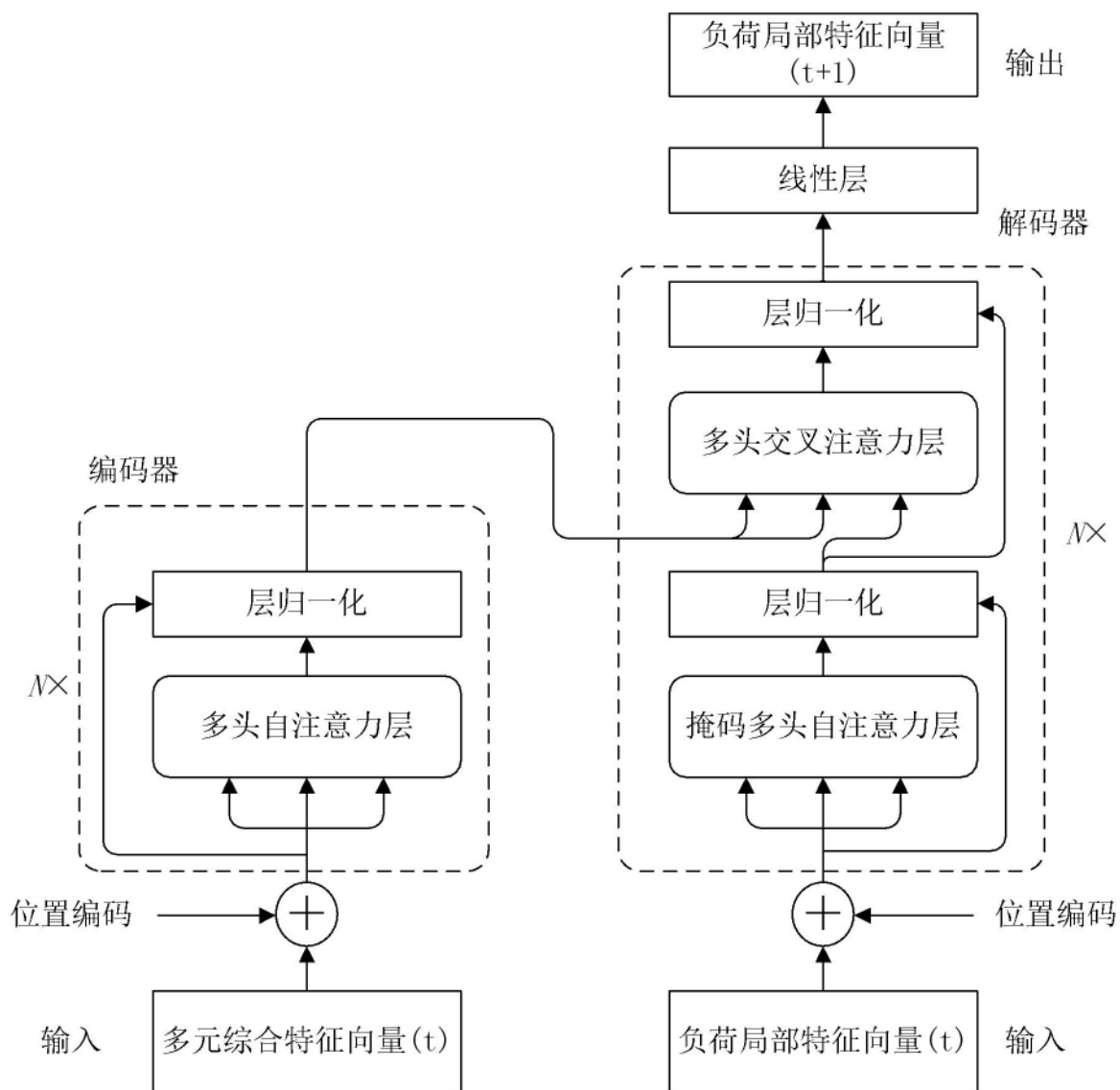


图3(a)



图3 (b)

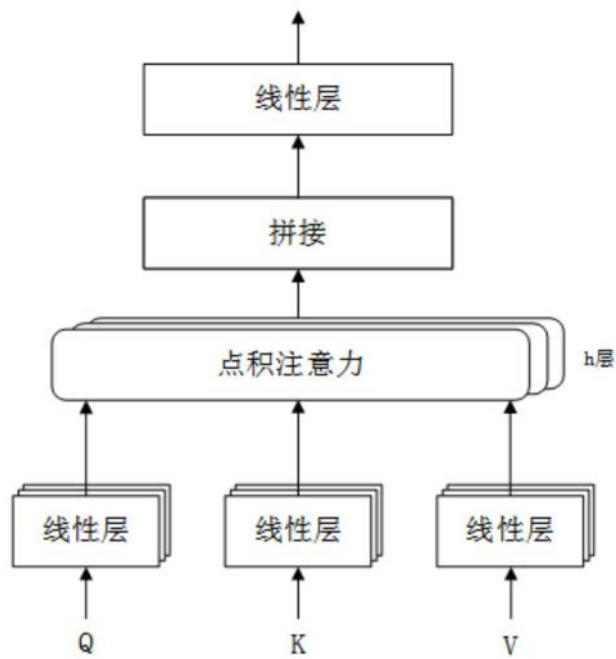


图3 (c)

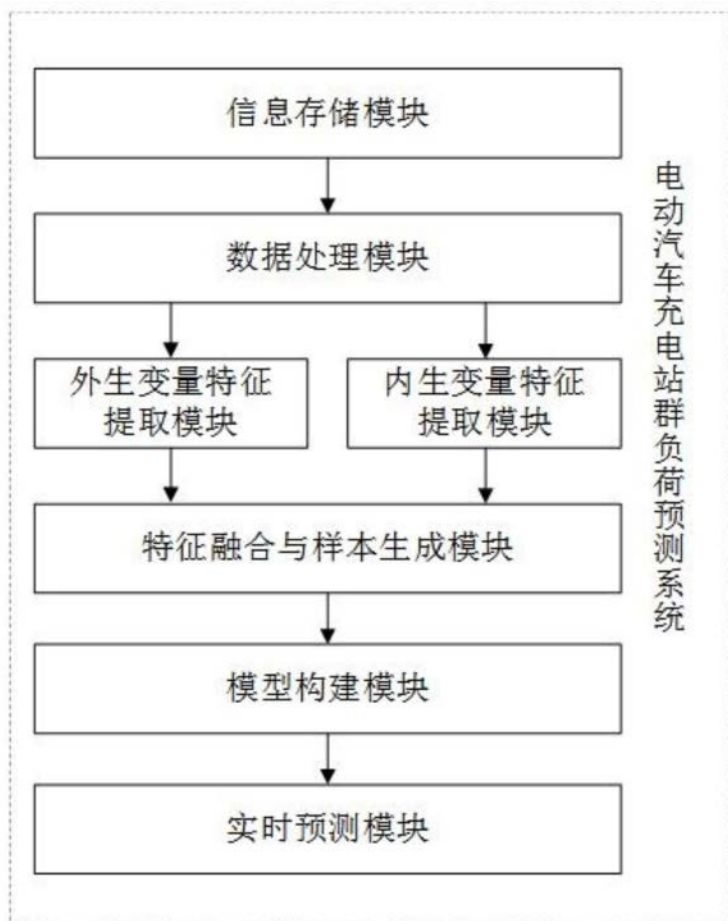


图4