

# 说明书摘要

---

5 本发明提供一种空气调节装置，空气调节装置包括数据采集模块和控制模块；数据采集模块配置为收集空气调节装置的环境参数、运行参数、和/或用户行为参数；控制模块配置为根据历史样本建立基于 Transformer 架构的预测模型；并且，基于所建立的所述预测模型预测若干个未来目标时刻的预测设定温度；并且，在未来目标时刻的用户设定温度偏离所述预测设定温度时，将用户设定温度修正为所述预测设定温度；历史样本基于关联对应的时间戳的所述环境参数、运行参数和/或用户行为参数生成并存储在预定的数据库中。本申请可以实现高精度、稳定、自适应的未来设定温度预测，提高空气调节装置的智能化程度。

## 摘 要 附 图

---



(选用附图 1)

# 权 利 要 求 书

1、一种空气调节装置，包括：

数据采集模块，所述数据采集模块配置为收集空气调节装置的环境参数、运行参数、和/或用户行为参数；

5 其特征在于，所述空气调节装置还包括：

控制模块，所述控制模块配置为根据历史样本建立基于 Transformer 架构的预测模型；并且，基于所建立的所述预测模型预测若干个未来目标时刻的预测设定温度；并且，在未来目标时刻的用户设定温度偏离所述预测设定温度时，将用户设定温度修正为所述预测设定温度；

10 所述历史样本基于关联对应的时间戳的所述环境参数、运行参数和/或用户行为参数生成并存储在预定的数据库中。

2、根据权利要求 1 所述的空气调节装置，其特征在于：

15 在所述预测模型中配置有因果卷积层；所述预测模型使用经过所述因果卷积层的输出序列计算查询矩阵和键矩阵，并使用所述查询矩阵和所述键矩阵计算所述预测模型的注意力权重以处理观测序列中不同位置的特征之间的依赖关系；

所述观测序列基于所述历史样本中的一个或多个参数生成并作为预测模型的输入序列。

3、根据权利要求 1 所述的空气调节装置，其特征在于：

20 在所述预测模型中配置有稀疏模式；所述预测模型可配置为在所述稀疏模式中选择性地计算注意力权重，以增强观测序列部分位置的特征的注意力权重并减小观测序列另一部分位置的特征的注意力权重；

所述观测序列基于所述历史样本中的一个或多个参数生成并作为所述预测模型的输入序列。

4、根据权利要求 3 所述的空气调节装置，其特征在于：

25 所述稀疏模式基于 LogSparse Self Attention 策略形成；所述预测模型包括多个子注意力层，每一个所述子注意力层中均配置有所述稀疏模式；

所述预测模型堆叠配置有所述稀疏模式的多个所述子注意力层。

5、根据权利要求 2 或 3 所述的空气调节装置，其特征在于：

所述运行参数包括空气调节装置的实际运行状态；所述实际运行状态包括用户设定参

数;

所述空气调节装置还包括:

预处理模块,所述预处理模配置为在所述数据采集模块采集到任意一个或多个用户设定参数时进入等待状态,并判断在设定时长内所采集到的所述设定参数是否保持不变;在满足设定时长内所采集到的所述设定参数不变时,推定所采集到的所述设定参数为有效用户设定参数,并配置将所述有效用户设定参数与对应的时间戳关联并存储在预定的数据库中作为历史样本的组成部分。

6、根据权利要求 2 或 3 所述的空气调节装置,其特征在于:

所述控制模块中还配置有独立于所述预测模型的修正模型,所述修正模型配置为生成设定温度修正值;

所述控制模块配置为将所述设定温度修正值与对应的时间戳关联并存储在预定的数据库中作为历史样本的组成部分。

7、根据权利要求 2 或 3 所述的空气调节装置,其特征在于:

所述空气调节装置还包括:

训练模块,所述训练模块配置输入多个所述观测序列以训练所述预测模型以调整所述预测模型的超参数直至所述训练模型收敛。

8、根据权利要求 7 所述的空气调节装置,其特征在于:

所述空气调节装置还包括:

测试模块,所述测试模块对所述训练模块训练后的预测模型进行测试以评估所述预测模型的预测结果是否满足设定精度条件。

9、根据权利要求 8 所述的空气调节装置,其特征在于:

所述空气调节装置还包括:

评估模块,所述评估模块配置为在满足未来目标时刻的用户设定温度偏离预测设定温度时,将用户设定温度修正为所述预测设定温度;并采集在设定评估周期内是否接收到用户输出的干预设定温度;并在收到所述干预设定温度时,更新所述观测序列并配置所述训练模块再次训练所述预测模型。

10、一种空气调节装置,包括:

数据采集模块,所述数据采集模块配置为收集空气调节装置的环境参数、运行参数、和/或用户行为参数;

其特征在于，所述空气调节装置还包括：

控制模块，所述控制模块配置为根据历史样本建立基于 Transformer 架构的预测模型；  
并且，基于所建立的预测模型预测空气调节装置再次启动所对应的目标未来时刻的预测设定温度；并且，在空气调节装置再次启动时，将待机时存储的设定温度修正为所述预测设定温度；

5

所述历史样本基于关联对应的时间戳的所述环境参数、运行参数和/或用户行为参数生成并存储在预定的数据库中。

# 说明书

## 空气调节装置

### 技术领域

5 本发明涉及空气调节技术领域，尤其涉及一种空气调节装置。

### 背景技术

民用空调的智能控制一直是相关领域的主要研究课题之一。生产厂商希望产品可以针对用户的使用习惯实现自动控制，例如在用户回家之前自动开启空调，使得空调环境的温度更为适宜，或者在用户离家之后自动关闭空调，避免电能浪费。

现有技术中有相关技术方案公开以解决此问题，例如中国专利申请 (CN107504656A) 中所公开的技术方案：“空调系统自学习控制方法，包括一信息采集模块和一自动模块，自学习控制方法包括：步骤 S10：所述信息采集模块采集用户使用遥控器或 APP 开启或者关闭空调系统的数据，并将采集的数据发送至自控模块；步骤 S11：自控模块通过自学习用户的开关机习惯对采集的数据进行分析处理，识别处空调系统的开关机时间段；步骤 S12：自控模块分别对空调系统的开关机时间段进行处理，确定空调系统的开关机时刻，其中，确定空调系统的开机时间包括：分别记录所有开机时间段内的开机时间，计算第 n 小时时间段的自学习开机时间；确定空调系统的关机时间包括：分别记录所有关机时间段内的关机时间，计算第 m 小时时间段的自学习关机时间；步骤 S13：自控模块根据确定空调系统的开关机时刻对空调系统的开关机时间进行自动控制。”

对比文件中所提供的自学习控制方法，是基于 10 天内的平均开机和关机数生成自学习的开关机时间。但实际上，用户对于空调系统的操作控制，尤其是某一场景中的控制是不定时间间隔的离散时间序列，且除了开关机控制之外，还包括模式控制（制冷/制热）、功能控制（睡眠/语音/人感/辅助加热）、送风控制（风向/风速）等等，基于传统的数据统计实现的预测偏差大，智能程度不佳。

本背景技术所公开的上述信息仅仅用于增加对本申请背景技术的理解，因此，其可能包括不构成本领域普通技术人员已知的现有技术。

### 发明内容

针对背景技术中指出的问题，本申请的第一个方面提供一种空气调节装置。

具体来说，空气调节装置包括数据采集模块和控制模块；数据采集模块配置为收集空气调节装置的环境参数、运行参数、和/或用户行为参数；控制模块配置为根据历史样本建立基于 Transformer 架构的预测模型；并且，基于所建立的所述预测模型预测若干个未来目标时刻的预测设定温度；并且，在未来目标时刻的用户设定温度偏离所述预测设定温度时，将用户设定温度修正为所述预测设定温度。

在本申请的一个或多个实施方式中，所述历史样本基于关联对应的时间戳的所述环境参数、运行参数和/或用户行为参数生成并存储在预定的数据库中。

对于空气调节装置来说，由于各种事件，如极端天气（例如温度急剧变化）或者不可抗因素，观测序列中的模式可能会随着时间的推移而出现显著变化，也即会产生无法被剔除的若干个异常点、变化点对应的观测序列并输入至预测模型中，导致在点乘处理中指每个向量，而没有充分利用类似具备上下文信息，导致局部上下文混淆注意力子层，带来潜在的优化问题，为解决这一问题，在所述预测模型中配置有因果卷积层；所述预测模型使用经过所述因果卷积层的输出序列计算查询矩阵和键矩阵，并使用所述查询矩阵和所述键矩阵计算所述预测模型的注意力权重以处理观测序列中不同位置的特征之间的依赖关系；所述观测序列基于所述历史样本中的一个或多个参数生成并作为预测模型的输入序列。

由于数据采集模块收集的环境参数、运行参数和用户行为参数是细粒度，长期依赖性强的长时间序列，为从硬件角度降低建模难度，在本申请的一个或多个实施方式中，在所述预测模型中配置有稀疏模式；所述预测模型可配置为在所述稀疏模式中选择性地计算注意力权重，以增强观测序列部分位置的特征的注意力权重并减小观测序列另一部分位置的特征的注意力权重；所述观测序列基于所述历史样本中的一个或多个参数生成并作为所述预测模型的输入序列。

在本申请的一个或多个实施方式中，所述稀疏模式基于 LogSparse Self Attention 策略形成；所述预测模型包括多个子注意力层，每一个所述子注意力层中均配置有所述稀疏模式；所述预测模型堆叠配置有所述稀疏模式的多个所述子注意力层。

在本申请的一个或多个实施方式中，所述运行参数包括空气调节装置的实际运行状态；所述实际运行状态包括用户设定参数。

在本申请的一个或多个实施方式中，为剔除无效数据，所述空气调节装置还包括：预处理模块，所述预处理模块配置为在所述数据采集模块采集到任意一个或多个用户设定参数时进入等待状态，并判断在设定时长内所采集到的所述设定参数是否保持不变；在满足设定时长内所采集到的所述设定参数不变时，推定所采集到的所述设定参数为有效用户设定参数，并配置将所述有效用户设定参数与对应的时间戳关联并存储在预定的数据库中作为

历史样本的组成部分。

为帮助预测模型获得更稳定和准确的预测，所述控制模块中还配置有独立于所述预测模型的修正模型，所述修正模型配置为生成设定温度修正值；所述控制模块配置为将所述设定温度修正值与对应的时间戳关联并存储在预定的数据库中以作为历史样本的组成部分。

在本申请的一个或多个实施方式中，所述空气调节装置还包括：训练模块，所述训练模块配置输入多个所述观测序列以训练所述预测模型以调整所述预测模型的超参数直至所述训练模型收敛。

在本申请的一个或多个实施方式中，所述空气调节装置还包括：测试模块，所述测试模块对所述训练模块训练后的预测模型进行测试以评估所述预测模型的预测结果是否满足设定精度条件。

在本申请的一个或多个实施方式中，所述空气调节装置还包括：评估模块，所述评估模块配置为在满足未来目标时刻的用户设定温度偏离预测设定温度时，将用户设定温度修正为所述预测设定温度；并采集在设定评估周期内是否接收到用户输出的干预设定温度；并在收到所述干预设定温度时，更新所述观测序列并配置所述训练模块再次训练所述预测模型。

本申请的第二个方面提供一种空气调节装置，包括数据采集模块和控制模块；数据采集模块配置为收集空气调节装置的环境参数、运行参数、和/或用户行为参数；控制模块配置为根据历史样本建立基于 Transformer 架构的预测模型；并且，基于所建立的预测模型预测空气调节装置再次启动所对应的目标未来时刻的预测设定温度；并且，在空气调节装置再次启动时，将待机时存储的设定温度修正为所述预测设定温度；所述历史样本基于关联对应的时间戳的所述环境参数、运行参数和/或用户行为参数生成并存储在预定的数据库中。

本申请可以实现高精度自适应地智能生成预测设定温度。

结合附图阅读本发明的具体实施方式后，本发明的其他特点和优点将变得更加清楚。

## 附图说明

为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案，下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作一简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图是本发明的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动性的前提下，还可以根据这些附图获得其他的附图。



图 1 为本申请一个或多个实施方式所提供的空气调节装置的结构示意框图；

图 2 为本申请一个或多个实施方式所提供的空气调节装置中数据采集模块的结构示意框图；

5 图 3 为本申请一个或多个实施方式所提供的空气调节装置中数据采集模块的结构示意框图；

图 4 为本申请一个或多个实施方式所提供的空气调节装置中数据采集模块的结构示意框图；

图 5 为本申请一个或多个实施方式所提供的空气调节装置中数据采集模块的结构示意框图；

10 图 6 为本申请一个或多个实施方式所提供的空气调节装置中控制模块的一个流程图；

图 7 为本申请一个或多个实施方式所提供的空气调节装置中因果卷积层的结构示意图；

图 8 为本申请一个或多个实施方式所提供的空气调节装置中因果卷积层的结构示意图；

15 图 9 为本申请一个或多个实施方式所提供的空气调节装置中因果卷积层对应的点乘曲线；

图 10 为本申请一个或多个实施方式所提供的空气调节装置中稀疏模式的原理示意图；

图 11 为本申请一个或多个实施方式所提供的空气调节装置的结构示意框图；

20 图 12 为本申请一个或多个实施方式所提供的空气调节装置中预处理模块的一个流程图；

图 13 为本申请一个或多个实施方式所提供的空气调节装置的控制模块的结构示意框图；

图 14 为本申请一个或多个实施方式所提供的空气调节装置的结构示意框图；

图 15 为本申请一个或多个实施方式所提供的空气调节装置的结构示意框图；

25 图 16 为本申请一个或多个实施方式所提供的空气调节装置的结构示意框图；

图 17 为本申请一个或多个实施方式所提供的空气调节装置中控制模块的一个流程图。

## 具体实施方式

下面将结合本申请实施例中的附图，对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地

描述,显然,所描述的实施例仅仅是本申请一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本申请保护的范围。

在本申请的描述中,需要理解的是,术语“中心”、“上”、“下”、“前”、“后”、“左”、“右”、“竖直”、“水平”、“顶”、“底”、“内”、“外”等指示的方位或位置关系为基于附图所示的方位或位置关系,仅是为了便于描述本申请和简化描述,而不是指示或暗示所指的装置或元件必须具有特定的方位、以特定的方位构造和操作,因此不能理解为对本申请的限制。

术语“第一”、“第二”仅用于描述目的,而不能理解为指示或暗示相对重要性或者隐含指明所指示的技术特征的数量。由此,限定有“第一”、“第二”的特征可以明示或者隐含地包括一个或者更多个该特征。在本申请的描述中,除非另有说明,“多个”的含义是两个或两个以上。

在本申请的描述中,需要说明的是,除非另有明确的规定和限定,术语“安装”、“相连”、“连接”应做广义理解,例如,可以是固定连接,也可以是可拆卸连接,或一体地连接;可以是机械连接,也可以是电连接;可以是直接相连,也可以通过中间媒介间接相连,可以是两个元件内部的连通。对于本领域的普通技术人员而言,可以根据具体情况理解上述术语在本申请中的具体含义。

在本发明中,除非另有明确的规定和限定,第一特征在第二特征之“上”或之“下”可以包括第一和第二特征直接接触,也可以包括第一和第二特征不是直接接触而是通过它们之间的另外的特征接触。而且,第一特征在第二特征“之上”、“上方”和“上面”包括第一特征在第二特征正上方和斜上方,或仅仅表示第一特征水平高度高于第二特征。第一特征在第二特征“之下”、“下方”和“下面”包括第一特征在第二特征正下方和斜下方,或仅仅表示第一特征水平高度小于第二特征。

下文的公开提供了许多不同的实施方式或例子用来实现本发明的不同结构。为了简化本发明的公开,下文中对特定例子的部件和设置进行描述。当然,它们仅仅为示例,并且目的不在于限制本发明。此外,本发明可以在不同例子中重复参考数字和/或参考字母,这种重复是为了简化和清楚的目的,其本身不指示所讨论各种实施方式和/或设置之间的关系。此外,本发明提供了各种特定的工艺和材料的例子,但是本领域普通技术人员可以意识到其他工艺的应用和/或其他材料的使用。

本发明的一个或多个实施方式提供一种空气调节装置。本申请中空气调节装置通过使用压缩机、冷凝器、膨胀阀和蒸发器来执行空气调节装置的制冷循环。制冷循环包括一系列过程,涉及压缩、冷凝、膨胀和蒸发,对室内空间进行制冷或制热。

低温低压制冷剂进入压缩机，压缩机压缩成高温高压状态的制冷剂气体并排出压缩后的制冷剂气体。所排出的制冷剂气体流入冷凝器。冷凝器将压缩后的制冷剂冷凝成液相，并且热量通过冷凝过程释放到周围环境。

膨胀阀使在冷凝器中冷凝形成的高温高压状态的液相制冷剂膨胀为低压的液相制冷剂。蒸发器蒸发在膨胀阀中膨胀的制冷剂，并使处于低温低压状态的制冷剂气体返回到压缩机。蒸发器可以通过利用制冷剂的蒸发的潜热与待冷却的材料进行热交换来实现制冷效果。在整个循环中，空气调节装置可以调节室内空间的温度。

空气调节装置的室外单元是指制冷循环的包括压缩机和室外热交换器的部分，空气调节装置的室内单元包括室内热交换器，并且膨胀阀可以提供在室内单元或室外单元中。

室内热交换器和室外热交换器用作冷凝器或蒸发器。当室内热交换器用作冷凝器时，空气调节装置用作制热模式的加热器，当室内热交换器用作蒸发器时，空气调节装置用作制冷模式的冷却器。

图 1 为本实施方式所提供的空气调节装置的结构示意框图；如图 1 所示的空气调节装置可以自动预测并配置未来的设定温度，以创建更智能、高效和个性化的空调系统，实现更好的用户体验和能源效益。

如图 1 所示，空气调节装置包括数据采集模块 100 和控制模块 200；其中数据采集模块 100 配置为收集空气调节装置的环境参数、运行参数、和/或用户行为参数。控制模块 200 配置为根据历史样本建立基于 Transformer 架构的预测模型；并且，基于所建立的预测模型预测若干个未来目标时刻的预测设定温度；并且，在未来目标时刻的用户设定温度偏离预测设定温度时，将用户设定温度修正为预测设定温度。其中，历史样本基于关联对应的时间戳的环境参数、运行参数和/或用户行为参数生成并存储在预定的数据库中。

图 2 为本发明的一个或多个实施方式所提供的数据采集模块 100 的结构示意框图，在本实施方式中，数据采集模块 100 配置为收集空气调节装置的环境参数。

在本申请的一个或多个实施方式中，环境参数包括室内环境参数和室外环境参数。

在本申请的一个或多个实施方式中，室内环境参数包括：室内环境温度、室内环境湿度和室内光照强度。

在本申请的一个或多个实施方式中，室内环境参数还包括：空气质量参数，例如包括二氧化碳、甲醛、挥发性有机化合物（VOCs）的浓度。

在本申请的一个或多个实施方式中，室内环境参数还可以包括室内人数和气味水平等。

在本申请的一个或多个实施方式中，室外环境参数包括：室外环境温度、室外环境湿度和天气参数；其中天气参数包括：降水水平、风速、风向和太阳辐射强度等。

室内环境温度和室外环境温度可以通过温度传感器采集，室内环境湿度和室外环境湿度可以通过湿度传感器采集。

室内光照强度可以通过光照度计、光谱辐射计、光照传感器、或者相机和图像处理的方式采集。室内光照强度用于测量和评估室内环境中光线强度和分布。例如，可以通过光敏传感器测量光照强度，光敏传感器基于光电效应原理工作，例如光敏电阻的电阻值随着光照强度的变化而变化，即光线照射到光敏材料上时，能够激发光敏材料中的电子，从而改变电阻值。除了光敏电阻之外，光敏传感器中还可以基于光敏二极管、光敏三极管、光敏电容等实现。

二氧化碳、甲醛、挥发性有机化合物（VOCs）的浓度、气味水平等均可以由相应的传感器采集，噪声水平可以由分贝仪采集。

天气参数可以通过服务器获取。

如 3 为本发明的一个或多个实施方式所提供的数据采集模块 100 的结构示意框图，在本实施方式中，数据采集模块 100 配置为收集空气调节装置的运行参数。

在本申请的一个或多个实施方式中，运行参数包括空气调节装置的实际运行状态；实际运行状态包括但不限于：设定温度、设定风速、设定工作模式、定时设置、设定湿度、设定能效模式、故障状态、过滤网状态、能耗状态中的一者或多者。

图 4 为本发明的一个或多个实施方式所提供的数据采集模块 100 的结构示意框图，在本实施方式中，数据采集模块 100 配置为收集空气调节装置的用户行为参数。

空气调节装置的用户行为参数是指用户在使用空气调节装置时的相关行为、习惯和偏好等信息。

在本发明的一个或多个实施方式中，用户行为参数包括：设定温度偏好、设定风向偏好、设定风速偏好、调整频率偏好、设定模式偏好、设定定时偏好、室内外温差偏好、时间段偏好、与其他设备协同的偏好、校准偏好、反馈偏好中的一者或多者。

其中，设定温度偏好代表用户在不同时间段内设定的温度偏好，例如白天、晚上、工作日和周末等；设定风向偏好代表在不同时间段内设定的风向偏好；设定风速偏好代表在不同时间段内设定的风速偏好；调整频率偏好代表用户对设定温度的调整频率；设定模式偏好代表用户对不同工作模式（制冷、制热、新风等）的偏好，以及是否使用节能模式；设定定时偏好代表用户是否使用定时功能，设置空调在特定时间自动开启或关闭；室内外温差偏好代表用户在室内和室外温度差异方面的偏好，例如与室内外温差对应的开关机动作或者温度调整动作；时间段偏好代表用户在不同时间段内使用空调的偏好，例如白天、夜晚和休息时间等；与其他设备协同的偏好代表用户是否在使用其它智能设备时使用空调，

例如同时使用智能家居系统中的多台设备；校准偏好代表用户是否有根据实际舒适度调整设定温度的偏好，以及校准的程度；反馈偏好代表用户是否提供过有关空气调节装置使用体验的反馈，例如在某一些场景下控制效果不理想等。

图 5 为本发明的一个或多个实施方式所提供的数据采集模块 100 的结构示意图，在本实施方式中，数据采集模块 100 配置为同时收集空气调节装置的环境参数、运行参数和用户行为参数。

在本申请的一个或多个实施方式中，数据采集模块 100 采集的每一个环境参数、运行参数和用户行为参数均包括与之对应的时间戳。对于用户行为参数，时间戳是生成用户行为参数的时间，例如在服务器上配置相应的偏好计算方法，并将自服务器收到相应偏好的时刻作为用户行为参数的时间戳。

关联对应的时间戳的环境参数、运行参数和/或用户行为参数生成历史样本并存储在预定的数据库中。

控制模块 200 配置为根据历史样本建立基于 Transformer 架构的预测模型；并且，基于所建立的预测模型预测若干个未来目标时刻的预测设定温度；并且，在未来目标时刻的用户设定温度偏离预定设定温度时，将用户设定温度修正为预测设定温度；如图 6 所示。

Transformer 架构是一种用于处理序列数据的深度学习架构，其核心思想是将输入序列映射为一组键 (Key) - 值 (Value) 对，并通过注意力机制来对这些键 (Key) - 值 (Value) 对进行加权汇总，从而产生输出序列。Transformer 包含两个组要组件：编码器 (Encoder) 和解码器 (Decoder)。

其中，编码器将输入序列分别映射为一组键 (Key) - 值 (Value) 对。每个输入被嵌入为一个向量，然后通过多层的子注意力层和前馈神经网络进行处理。子注意力机制允许编码器在处理每个输入时，根据输入序列中的其他位置自动调整权重，从而捕获全局上下文信息。

解码器也包含子注意力层和前馈神经网络。在生成序列数据时，解码器不仅可以参考输入序列的编码表示，还可以对已生成的部分序列进行注意力计算，从而在生成下一个元素时捕获先前生成部分的信息。

以下对本申请一个或多个实施方式中根据历史样本建立的、基于 Transformer 架构的预测模型进行介绍：

在数学上，可以用一个集合表示目标变量，也即观测值（例如设定温度）：

$$\left\{ z_{i, 1: t_0} \right\}_{i=1}^N$$

上式中包括从时间步 1 到时间步 $t_0$ 的观测值组成的时间序列， $N$  代表集合中观测值的数量， $i$  表示观测值在时间序列中的索引，可以从 1 到  $N$  的整数， $t_0$ 代表时间步的最大值，观测序列中的时间步从 1 开始，逐渐增加直到 $t_0$ ；其中 $z_{i, 1: t_0}$  的定义为：

$$z_{i, 1: t_0} \triangleq [z_{i, 1}, z_{i, 2}, \dots, z_{i, t_0}]$$

时间步则用于表示每个观测序列在时间维度中的位置，时间步可以对应不同的时间间隔，例如一秒、一小时等。

假定，未来目标时刻的时间步长为 $\tau$ ，外部序列也可以用一个集合表示：

$$\{x_{i, 1: t_0+\tau}\}_{i=1}^N$$

即包括从时间步 1 到时间步 $t_0 + \tau$ 的外部序列， $N$  代表集合中外部序列的数量， $i$  表示外部序列的索引，可以从 1 到  $N$  的整数， $t_0 + \tau$ 代表时间步的最大值，外部序列中的时间步从 1 开始，逐渐增加直到 $t_0 + \tau$ 。

10 预测目标即转化为对以下条件分布的建模及预测：

$$p(z_{i, t_0+1: t_0+\tau} | z_{i, 1: t_0}, x_{i, 1: t_0+\tau}; \Phi) = \prod_{t=t_0+1}^{t_0+\tau} p(z_{i, t} | z_{i, 1: t-1}, x_{i, 1: t}; \Phi)$$

$z_{i, t_0+1: t_0+\tau}$  表示未来观测序列，从时间步 $t_0 + 1$  到 $t_0 + \tau$ ；

$z_{i, 1: t_0}$  表示过去观测序列，从时间步 1 到 $t_0$ ；

$x_{i, 1: t_0+\tau}$  表示外部序列，从时间步 1 到 $t_0 + \tau$ ；

$\Phi$ 表示模型的参数集，即可学习的参数

15  $p(z_{i, t_0+1: t_0+\tau} | z_{i, 1: t_0}, x_{i, 1: t_0+\tau}; \Phi)$ 表示在已知过去观测序列 $z_{i, 1: t_0}$ ，外部序列 $x_{i, 1: t_0+\tau}$ 以及参数集 $\Phi$ 的情况下，未来观测序列 $z_{i, t_0+1: t_0+\tau}$ 的条件概率密度函数；

$\prod_{t=t_0+1}^{t_0+\tau} p(z_{i, t} | z_{i, 1: t-1}, x_{i, 1: t}; \Phi)$ 表示从 $t_0 + 1$  到 $t_0 + \tau$ 时刻的时间步中概率密度函数的连乘。

在上述模型的基础上，我们可以进一步将其简化为学习预测模型

$$p(z_t | z_{i, 1: t-1}, x_{1: t}; \Phi)$$

20 其中， $z_t$ 表示在时间步  $t$  的观测值； $z_{i, 1: t-1}$  表示从时间步 1 到时间步  $t - 1$  的过去观测序列， $x_{1: t}$  表示过去和现在的外部序列，从时间步 1 到  $t$ ， $\Phi$ 表示模型的参数集，即可

学习的参数； $p(z_t | z_{1:t-1}, x_{1:t}; \Phi)$ ；表示在已知过去观测序列 $z_{1:t-1}$ 和外部序列 $x_{1:t}$ ，以及参数集 $\Phi$ 的情况下，时间步  $t$  的观测值 $z_t$ 的条件概率密度函数。

为了充分利用观测值和协变量，我们将它们连接起来获得如下的增广矩阵

$$y_t \triangleq [z_{t-1} \circ x_t] \in \mathbb{R}^{d+1}$$

$$Y_t \triangleq [y_1, \dots, y_t]^T \in \mathbb{R}^{t \times (d+1)}$$

$y_t$ 表示向量， $z_{t-1}$ 表示向量  $z$  在时间步  $t-1$  的观测值， $x_t$ 表示向量  $x$  在时间步  $t$  的观测值， $\circ$ 表示元素级别的运算， $\mathbb{R}^{d+1}$ 表示  $d+1$  维的实数空间； $Y_t$ 表示由向量 $y_1, \dots, y_t$ 组成的矩阵，其维度为  $t \times (d+1)$ ， $y_1, \dots, y_t$ 表示向量  $y$  在不同时间步的观测值， $T$  代表转置， $\mathbb{R}^{t \times (d+1)}$ 表示  $t$  行， $d+1$  列的实数空间。

在上式中， $y_t$ 的定义包括了 $z_{t-1}$ （观测值）和 $x_t$ （协变量）元素级别的连接或组合，进一步产生包含观测值和协变量信息的增广向量，在观测序列分析中，将这些增广向量按时间步堆叠在一起，即得到了增广矩阵 $Y_t$ 。增广矩阵 $Y_t$ 中的每一行都对应一个时间步，其中包含了该时间步的观测值和协变量信息，从而提供更全面的数据表示，增广矩阵可以帮助捕捉观测值与其他相关信息之间的关系，以及它们在不同时间步之间的动态变化。

进一步需要生成一个合适的模型 $z_t \sim f(Y_t)$ 来预测给定的分布，在本申请的一个或多个实施方式中，基于 Transformer 架构建立预测模型。Transformer 架构利用多头注意力机制来实例化  $f(Y_t)$ ，因为子注意力使 Transformer 架构下的预测模型能够捕获长期或短期依赖关系，并且不同的注意力头会学习关注观测序列的不同方面。

在子注意力层中，一个多头注意力子层同时将 $Y_t$ 变换成  $H$  个不同的 query (查询矩阵) 矩阵 $Q_h = Y_t W_h^Q$ 、key (键矩阵) 矩阵 $K_h = Y_t W_h^K$ 和 value (值) 矩阵 $V_h = Y_t W_h^V$ ，其中  $h=1, \dots, H$ ，在这些线性投影之后，注意力计算向量输出序列为：

$$O_h = \text{Attention}(Q_h, K_h, V_h) = \text{softmax}\left(\frac{Q_h K_h^T}{\sqrt{d_k}} \times M\right) V_h$$

注意力计算向量输出序列通过应用注意力机制计算得到一系列上下文向量，这些向量反映了输入序列中不同位置与生成目标序列的不同位置之间的关系。这些上下文向量在解码器中用于生成目标序列的每个元素，最终生成预测结果。

在本申请的一个或多个实施方式中，在环境参数、运行参数和用户行为参数中选择 15 个特征，依据时间戳生成按照时间序列排列的多个观测序列。也即，观测序列基于历史样本中的一个或多个参数生成并作为预测模型的输入序列，观测序列的一个示例可以为：

['iu34Status01', 'iu46TempCv', 'iu55Wind', 'l1', 'l2', 'l3', 'l4', 'l5',

'season', 'inDI', 'outDI', 'temp\_range', 'temp\_rec', 'wind\_rec', 'mode\_rec']

其中, iu34Status01 表示实际运行状态, iu46TempCv 表示温度设定修正值; 例如可以是 0-4°C, iu55Wind 表示室内风机风速, l1 表示室外环境温度, l2 表示室外环境湿度, l3 表示室外风速, l4 表示室外风向, l5 表示天气类型; inDI 表示室内舒适度; outDI 表示室外舒适度; temp\_range 表示室内外温差; temp\_rec 表示用户温度偏好; wind\_rec 表示用户风速偏好; mode\_rec 表示用户模式偏好。

其中, 如图 13 所示, 设定温度修正值由独立于预测模型的修正模型生成, 修正模型配置在控制模块中; 例如, 修正模型可以根据天气变化、阳光直射等会影响房间的实际温度的因素, 对设定温度进行微调或者修正; 或者根据人员在房间内的活动产生的热量, 对设定温度进行微调或者修正; 或者根据房间内不同位置的温度之间的差异, 对设定温度进行微调或者修正; 或者根据用户对舒适温度的不同感知, 对设定温度进行微调或者修正。修正模型可以采用现有技术中公开的多种模型 (例如背景技术中所公开算法), 并不是本申请的保护重点在此不再赘述。控制模块 200 配置为将设定温度修正值与对应的时间戳关联并存储在预定的数据库中以作为历史样本的组成部分。

由于设定温度修正值本身就来源于修正模型, 再将其作为样本参数的一个特征输入至神经网络, 可以将修正模型的预测结果与实际修正值相结合, 为神经网络提供更全面的信息, 帮助神经网络更好地理解修正模型的性能和偏差, 设定温度修正值与天气变化、阳光直射、人员在房间内的活动产生的热量、房间内不同位置的温度之间的差异, 用户对舒适温度的不同感知等信息, 可以丰富神经网络的输入特征, 提高模型的预测能力, 并校准修正模型的偏差, 综合修正模型和神经网络的优点, 通过组合获得更稳定和准确的预测, 而神经网络可以根据历史修正值的模式和趋势进行实时调整, 显示周期性的变化。

在本申请的一个或多个实施方式中, 用户温度偏好、用户风速偏好和用户模式偏好可以基于历史数据分析用户的行为模式得到, 示例性地, 收集过去一个设定时间窗口内用户的设定温度数据, 设定风速数据和设定模式数据, 利用数学模型分析设定温度的趋势从而得到用户温度偏好、用户风速偏好和/或用户模式偏好。例如, 某个用户可能在特定的时间段更喜欢较低的温度, 在特定的时间段更喜欢较低的风速或者在特定的时间段更喜欢某一种模式 (例如静音模式或者睡眠模式等)。

在本申请的一个或多个实施方式中, 室内舒适度和室外舒适度可以由温度湿度指数表示 (也称为不适指数) 或者温度-湿度指数, 它基于温度和相对湿度, 用于描述人体在热环境下的舒适度。

在本申请的一个或多个实施方式中, 室内舒适度和室外舒适度可以由下式求得:

$$DI = T - (0.55 - 0.55f)(T - 58)$$



其中 T 代表实时温度 (以华氏度表示), f 代表实时湿度。

在本申请的一个或多个实施方式中, 室内舒适度和室外舒适度也可以由体感温度指数 (也称热指数) 表示, 体感温度也同样是基于温度和湿度, 用于衡量人体感受到的实际温度。体感温度指数进一步描述人体在冷风和低温环境下感受到的实际温度的指数, 基于气温和风速的组合, 进一步反映了风速对人体的散热影响。

在本申请的一个或多个实施方式中, 室内舒适度和室外舒适度还可以由 PMV 指数或者 PPD 指数表示, 其中综合考虑了温度、湿度、气流速度、服装、代谢率等。

将上述 15 个特征编码为 (15, 512) 的特征维度, 作为预测模型的输入序列。具体可以通过使用嵌入层、全连接层等方法实现。

进一步由 Transformer 架构中的编码器和解码器实现预测。预测的过程参见上文中对 Transformer 模型的介绍。

如图 11 所示, 在本申请的一个或多个实施方式中, 空气调节装置还包括预处理模块 300, 预处理模块 300 用于对历史样本进行筛选和处理。

在本申请的一个或多个实施方式中, 预处理模块 300 中还可配置有预处理算法, 预处理算法用于去除用户的无效操作数据干扰, 去除用户的不稳定数据, 保证数据的有效性, 也即实现对采集的室内环境参数进行筛选。

在本申请的一个或多个实施方式中, 预处理算法包括: 筛选有效室内机设定参数; 合并室外环境数据。

在本申请的一个或多个实施方式中, 筛选有效室内机设定参数包括: 基于相同设备码和机器编号, 获取同一室内机的室内机设定参数。

设备码是指一个独特的标识符, 用于区分不同的设备。它可以是一串数字、字母或数字与字母的组合。设备码可以用于管理许可证、授权设备访问特定的服务或功能, 以及进行设备的追踪和管理。

机器编号指的是标识机器的唯一编号, 是制造商为了追踪、识别和管理生产过程中的不同的机器而分配的号码。机器编号可以用于维护记录、保修跟踪、在生产中识别问题等。

如图 12 所示, 在本申请的一个或多个实施方式中, 预处理模配置为在数据采集模块 100 采集到任意一个或多个用户设定参数时进入等待状态, 并判断在设定时长内所采集到的设定参数是否保持不变; 在满足设定时长内所采集到的设定参数不变时, 推定所采集到的设定参数为有效用户设定参数, 并配置将有效用户设定参数与对应的时间戳关联并存储在预定的数据库中作为历史样本。

在本申请的一个或多个实施方式中, 设定时长可以为 10 分钟。

在本申请的一个或多个实施方式中，合并室外环境数据包括：获取室外环境参数；在满足操作时间和室外环境参数的采集时间不超过设定时长的条件下时，将室外环境数据合并。

在本申请的一个或多个实施方式中，设定时长可以是 30 分钟。

- 5        在本申请的一个或多个实施方式中，预处理算法对筛选后的室内环境参数的处理包括：缺失值处理、异常值处理、和/或归一化处理等。

10        在本申请的一个或多个实施方式中，缺失值处理采用插值法。插值法即通过已知的数据点来估计缺失值，例如线性插值、多项式插值、样条插值等。示例性的，样条插值可以通过拟合平滑的曲线或曲面来填充数据点之间的缺失值，其将整个数据范围划分为多个小区间，然后在每个区间内拟合一个多项式或其他平滑的函数。小区间之间的连接点为节点，节点可以通过均匀分布、分位数等规则来选择。样条插值使用分段多项式，每个区间内都拟合一个低次数多项式，可选的，例如为二次或三次多项式，以确保在局部范围内的平滑性，这些多项式在节点处连续，并且在节点处的导数也是连续的，以保持整体平滑性。

15        在本申请的一个或多个实施方式中，缺失值处理还可以采用均值、中位数、众数、固定值、相似样本的值进行填充。

在本申请的一个或多个实施方式中，缺失值处理还可以采用观测序列插值、回归方法、使用机器学习模型或者多重插补法来实现。

20        在本申请的一个或多个实施方式中，异常值处理包括识别异常值和删除异常值两个步骤；或者包括识别异常值和修正异常值两个步骤；或者同时包括上述两者。其中，识别异常值可以采用统计方法，例如利用可视化工具（例如箱线图、散点图等）来识别异常值；或者也可以采用异常值检测算法，例如基于聚类的方法等来自动识别和处理异常值。修正异常值可以将其替换为其它合适的值，比如使用平均值或者中位数等统计指标来填充。

25        在本申请的一个或多个实施方式中，归一化处理可以采用最小-最大归一化、标准化、小数定标标准化或者范数归一化；其中最小-最大归一化是指将特征值线性映射到一个指定的最小值和最大值之间；标准化是指通过减去均值并除以标准差来使特征值具有均值为 0，标准差为 1 的分布；小数定标标准化是指将特征值除以基数，使得特征值的绝对值在[0.1, 1)范围内；范数归一化是对每个样本的特征向量进行缩放，使得向量的范数等于 1。范数归一化可以确保每个样本在多维空间中的位置相对于原点的距离都相同。经过归一化处理的样本数据可以消除特征之间的量纲差异，使得各个特征对模型的影响更均衡。

30        在本申请的一个或者一些实施方式中，对于空气调节装置来说，由于各种事件，如极端天气（例如温度急剧变化）或者不可抗因素，观测序列中的模式可能会随着时间的推移而出现显著变化，也即会产生无法被预处理模块 300 剔除的若干个异常点、变化点对应

的观测序列并输入至 Transformer 模型中，但是 Transformer 的子注意力层中，query 矩阵和 key 矩阵之间的相似性是根据它们的 point-wise 计算的。当产生异常点、变化点对应的观测序列时，其中的 point 指每个向量，而没有充分利用类似具备上下文信息。这时的局部上下文会混淆注意力子层，即观测到的值是异常值，子注意力得分仅是单一时间

5 点之间的关联性的体现，而与观测序列预测的初衷不同，并带来潜在的优化问题。

特别是，如果在计算 Query, Key 和 Value 时采用卷积核为 1，步长为 1 的卷积操作，由于注意力权重的计算是通过查询矩阵（Query）和键矩阵（Key）之间的点乘操作来完成的，在卷积操作后的点乘操作可能会导致不同位置之间的特征之间的关系变得不清晰。

在本申请的一个或多个实施方式中，在预测模型中配置有因果卷积层；预测模型使用

10 经过因果卷积层的输出序列计算查询矩阵和键矩阵，并使用查询矩阵和键矩阵计算预测模型的注意力权重以处理观测序列中不同位置的特征之间的依赖关系。

具体来说，在因果卷积层中，如图 8 和图 9 所示，通过卷积核为  $k$ ，步长为 1 的卷积操作计算 Query（查询矩阵），Key（键矩阵）和 Value，这样不同位置的查询矩阵和键矩阵可以考虑彼此之间的关系，以及它们在位置上的差异。这种位置感知性可以帮助模型

15 更好地理解不同位置之间的相关性，从而提高模型的性能，尤其在处理观测序列时的表现。因果卷积层可以确保当前位置不会访问未来的信息，通过使用因果卷积层，生成的查询矩阵和键矩阵可以更清楚地了解相对于当前位置的其余时间点或称之为上下文，因此，通过它们局部上下文信息计算它们的相似度，提高预测精度，克服异常值的干扰，对于极端天气频发的趋势，可以使模型更有弹性地适应极端情况，进一步提高空气调节装置的智能化

20 表现。

对于空气调节装置来说，数据采集模块 100 收集的环境参数、运行参数和用户行为参数是细粒度、长期依赖性强的长时间序列，其中为了满足较高的精度需求，温度、湿度参数等采集时间间隔较小（即细粒度），同时数据点之间存在长期的依赖关系（例如偏好度），也意味着当前时间步的观测值收到过去多个时间步的影响；而在计算子注意力得

25 分时，会导致  $O(L^2)$  的内存使用，这会在硬件角度进一步增加建模难度。

为解决这一问题，在预测模型中配置有稀疏模式；预测模型可配置为在稀疏模式中择性地计算注意力权重，以增强观测序列部分位置的特征的注意力权重并减小观测序列另一部分位置的特征的注意力权重。具体来说，稀疏模式即对查询矩阵和键矩阵之间的相似度进行计算，例如使用点乘操作或其它方法，输出相似度矩阵。相似度矩阵中的每个元素

30 表示查询矩阵和键矩阵之间的相似度分数。创建一个与相似度矩阵相同大小的注意力权重矩阵，并将所有元素初始化为零。在稀疏模式中指定部分位置，对于稀疏模式中的指定位置，将相似度分数应用于注意力权重。在稀疏模式中的指定位置，将相似度分数进行指数化。将指数化后的注意力权重进行归一化，以确保它们的总和为 1 或接近 1。通过将相似

度分数指数化并将其应用于注意力权重，稀疏模式中的指定位置会在计算注意力时得到增强的权重，从而能够更好地捕捉到模型认为重要的信息。这种方式可以在保持计算效率的同时，增强模型在特定位置的关注度。对于观测序列来说，即可以增强观测序列部分位置的特征的注意力权重并减小观测序列另一部分位置的特征的注意力权重。

- 5           稀疏模式中的指定位置可以随机选择，也可以根据特征重要性进行选择，例如，可以将用户的偏好作为稀疏模式的特定位置。

如图 10 所示，稀疏模式可以基于 LogSparse Self Attention 策略形成。预测模型包括多个子注意力层，每个子注意力层中均配置有稀疏模式也即在每个子注意力层中，执行上述步骤，并最后堆叠多个子注意力层，以增强模型的表达能力，使得内存成本显著降低。

- 10           基于本发明所提供的 Transformer 预测模型，可以捕获长期依赖关系，与最近的基于 RNN 的方法、矩阵分解方法以及经典统计方法相比，所提出的卷积子注意力进一步提高了 Transformer 的性能，并在不同的环境中达到了最先进的水平，此外，在相同的内存预算下，稀疏注意力模型可以在具有长期依赖性的数据上获得更好的结果。

- 控制模块 200 还可以配置为在根据历史样本建立的、基于 Transformer 架构的预测模型中配置第一稀疏模式策略、第二稀疏模式策略和第三稀疏模式策略，第一稀疏模式策略、第二稀疏模式策略和第三稀疏模式策略均采用 LogSparse Self Attention 策略。第一稀疏模式策略中的指定位置为用户偏好，第二稀疏模式策略中的指定位置为最接近的若干个时间点的环境参数、第三稀疏模式策略中的指定位置为能源价格参数。控制模块 200 可以根据用户的需求选择采用第一稀疏模式策略、第二稀疏模式策略和第三稀疏模式策略。
- 20           例如，在正常使用时，控制模块 200 执行第一稀疏模式策略，增加用户偏好对预测的影响；在预测未来一段短时间的设定温度时，控制模块 200 执行第二稀疏模式策略，增加最近的几个时间点的环境参数对预测的影响；在更关注能源价格时，控制模块 200 执行第三稀疏模式策略，增加能源价格参数对预测的影响，从而使预测模型能够更好地捕捉过去的趋势和模式，实现最佳配置，以便模型能够在预测未来设定温度时表现出色。

- 25           如图 14 所示，在本申请的一些实施方式中，空气调节装置还包括训练模块 400。训练模块 400 配置输入多个观测序列以训练预测模型以调整预测模型的超参数直至训练模型收敛。更具体地说，训练模块 400 利用观测序列对预测模型进行参数调优，根据损失函数选择合适的超参数；例如编码器和解码器的层数、注意力头数等，直至预测模型达到收敛状态。

- 30           如图 15 所示，在本申请的一些实施方式中，空气调节装置还包括测试模块 500。测试模块 500 对训练模块 400 训练后的预测模型进行测试以评估预测模型的预测结果是否满足设定精度条件。评估指标包括均方根误差（RMSE）或者平均绝对误差（MAE）等。

如图 16 所示, 在本申请的一些实施方式中, 空气调节装置还包括评估模块 600。评估模块 600 配置为在满足未来目标时刻的用户设定温度偏离预测设定温度时, 将用户设定温度修正为预测设定温度; 并采集在设定评估周期内是否接收到用户输出的干预设定温度; 并在收到干预设定温度时, 更新观测序列并配置训练模块 400 再次训练预测模型。

- 5 当收到用户输出的干预设定温度时, 表明在评估阶段, 用户的主观感受不佳, 需要修改观测序列并再次进行实验。

如图 17 所示, 在本申请的一个或多个实施例, 还提供一种空气调节装置。空气调节装置包括数据采集模块 100 和控制模块 200, 数据采集模块 100 配置为收集空气调节装置的环境参数、运行参数、和/或用户行为参数; 控制模块 200 配置为根据历史样本建立基于 Transformer 架构的预测模型; 并且, 基于所建立的预测模型预测空气调节装置再次启动所对应的目标未来时刻的预测设定温度; 并且, 在空气调节装置再次启动时, 以预测设定温度作为空气调节装置的设定温度; 历史样本基于关联对应的时间戳的环境参数、运行参数和/或用户行为参数生成并存储在预定的数据库中。

- 15 在空气调节装置的使用过程中存在这样的情况, 室内机或者控制器具有待机的功能, 也即空气调节装置通常设置为在关机的情况下, 能够保留之前的设定温度。也即, 将设定温度存储在空气调节装置的非易失性存储器中。用户在离开房间或者睡眠时, 往往会选择关闭空气调节设备, 而在空气调节装置再次启动时, 待机存储的设定温度通常与实际情况非常不符。在本申请中, 控制模块 200 在空气调节装置再次启动时, 将待机时存储的设定温度修正为预测设定温度, 可以满足实际当前情况的需求, 可以更快地响应温度变化和用户需求而不仅仅依赖于之前的静态设置, 例如清晨刚刚起床时, 即可以提供用户舒适的环境。

在上述实施方式的描述中, 具体特征、结构、材料或者特点可以在任何的一个或多个实施例或示例中以合适的方式结合。

- 25 以上仅为本发明的具体实施方式, 但本发明的保护范围并不局限于此, 任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内, 可轻易想到的变化或替换, 都应涵盖在本发明的保护范围之内。因此, 本发明的保护范围应以权利要求的保护范围为准。

说明书附图



图 1

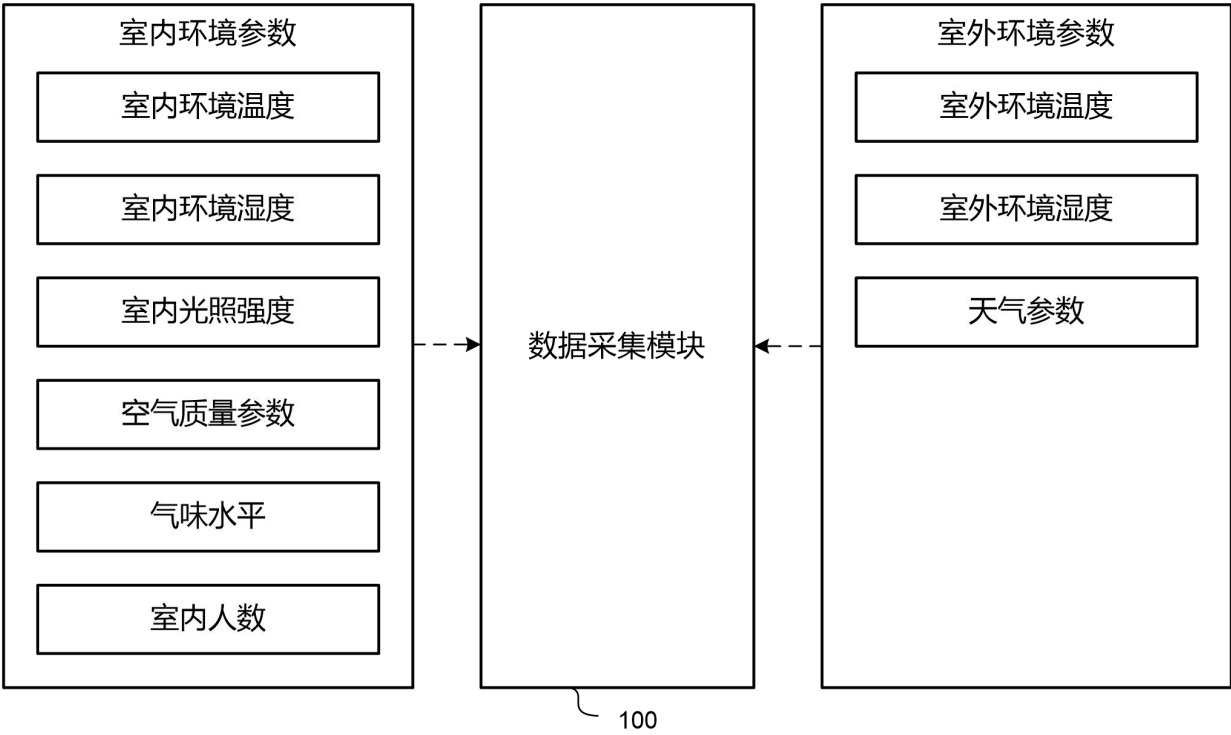


图 2

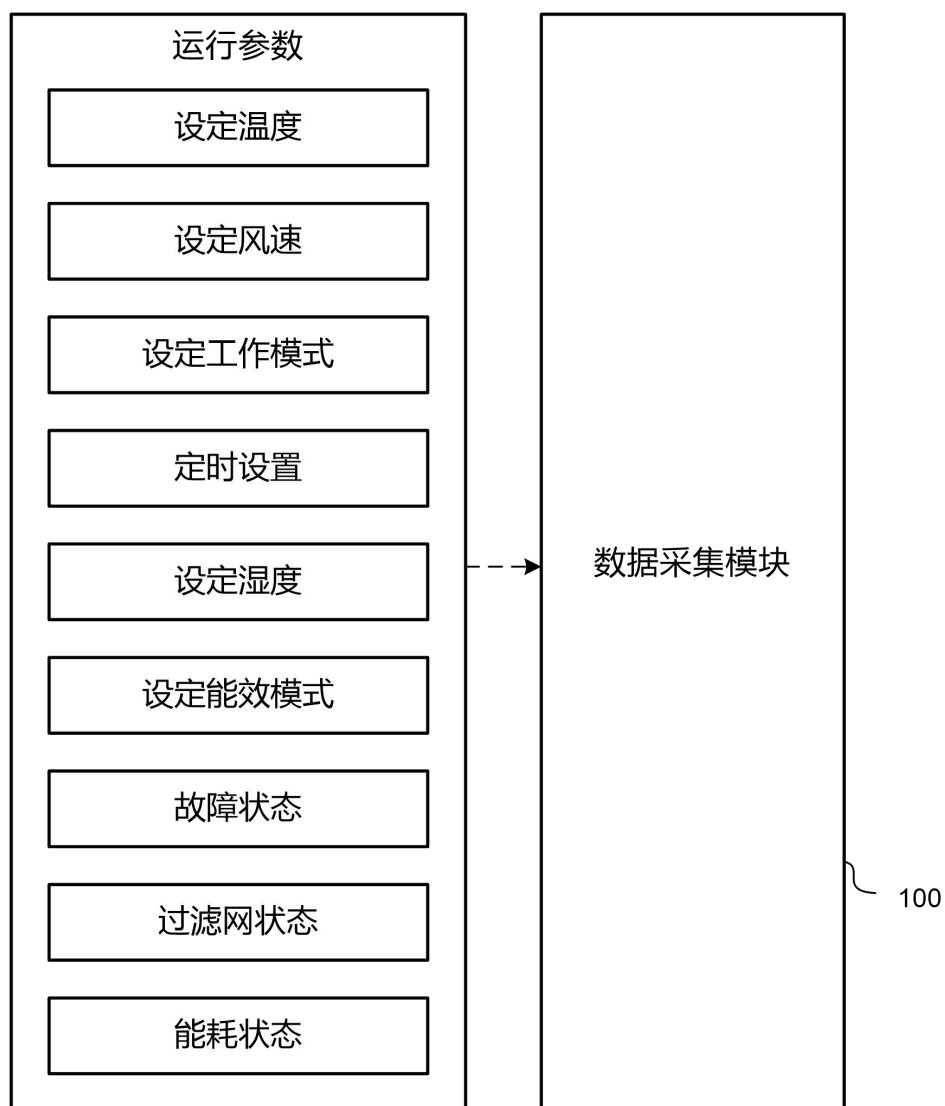


图 3

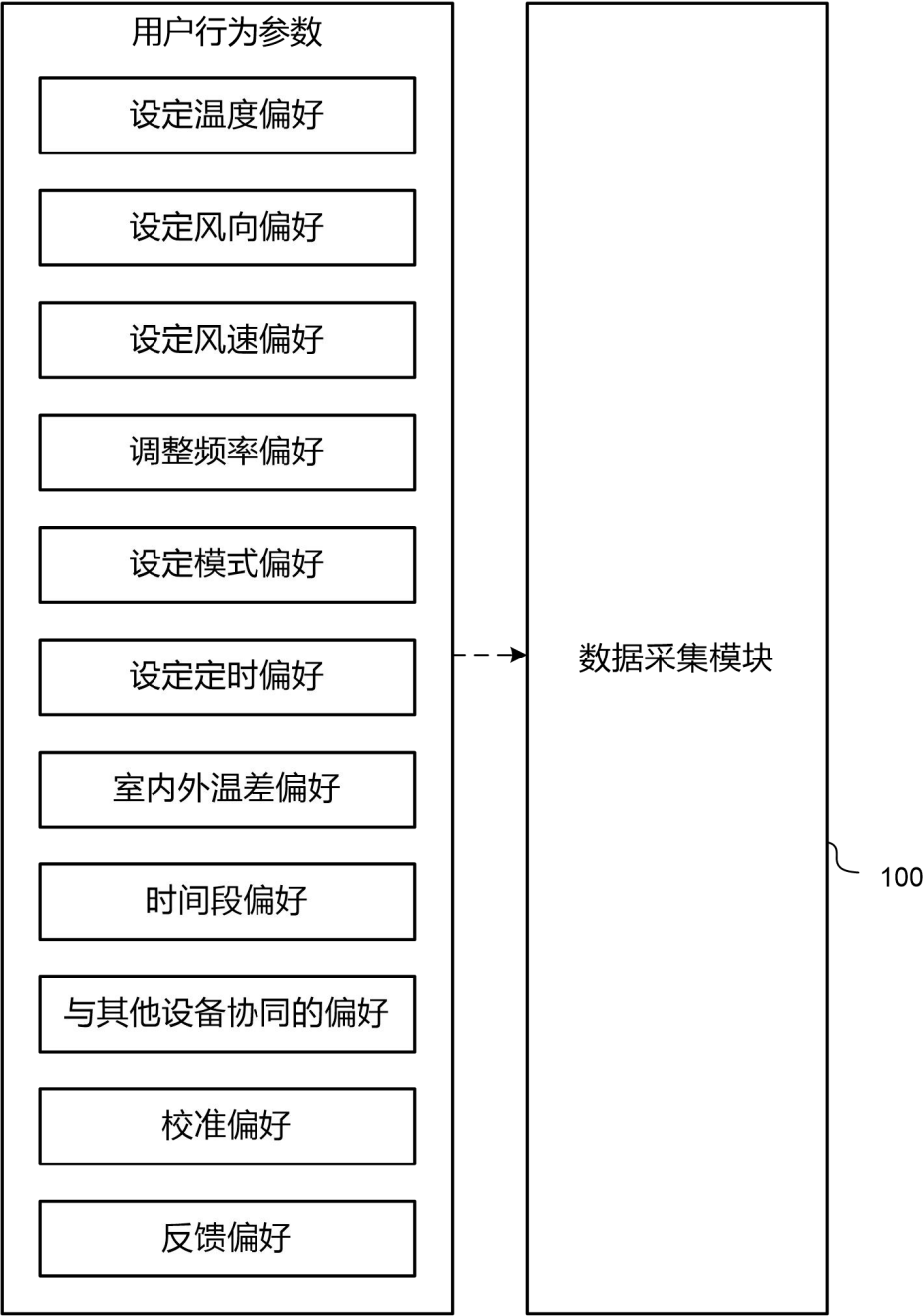


图 4



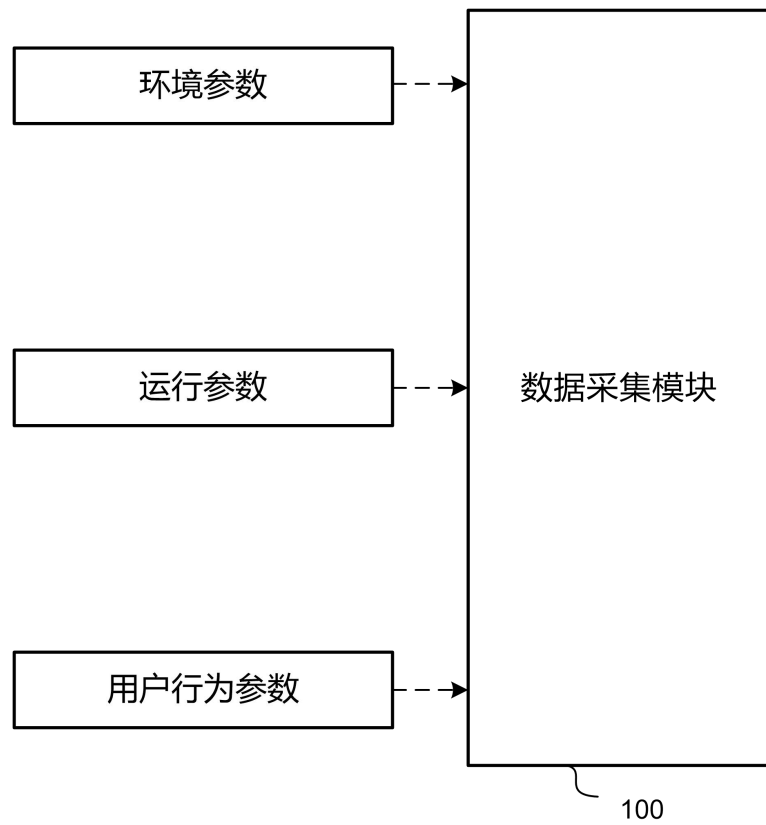


图 5

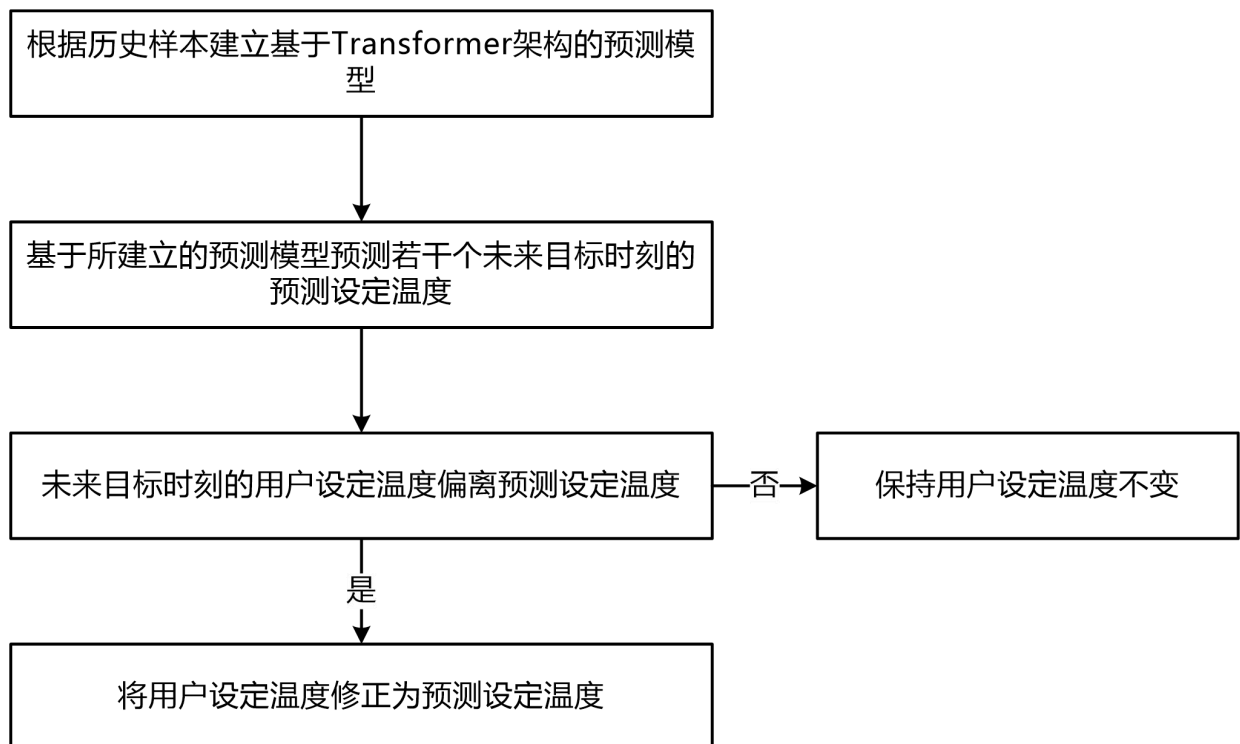


图 6

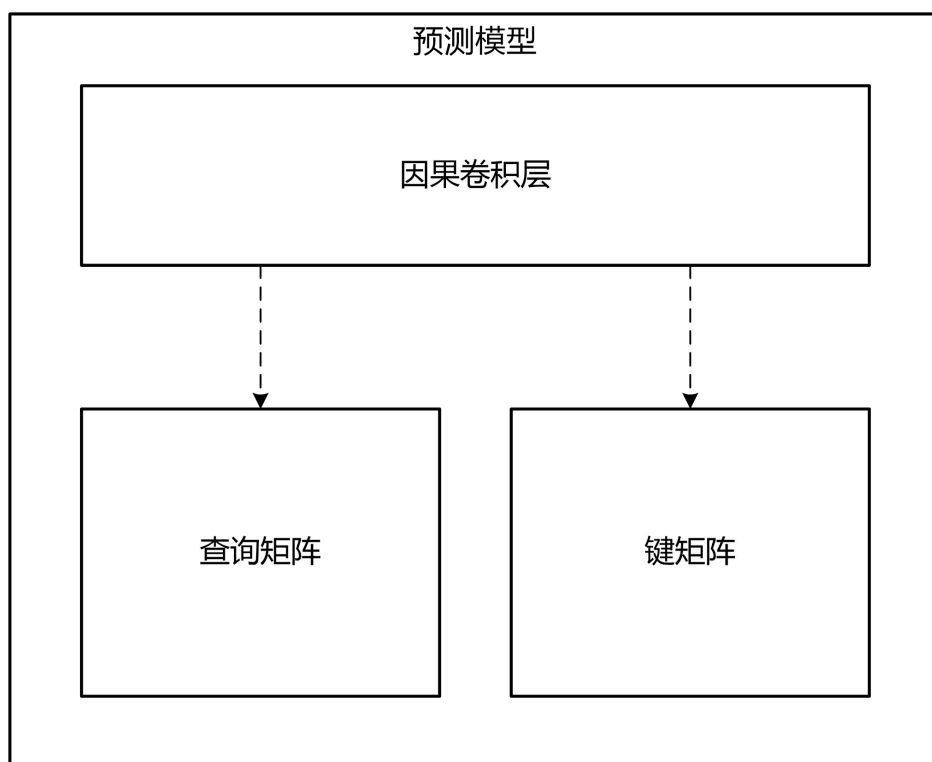


图 7

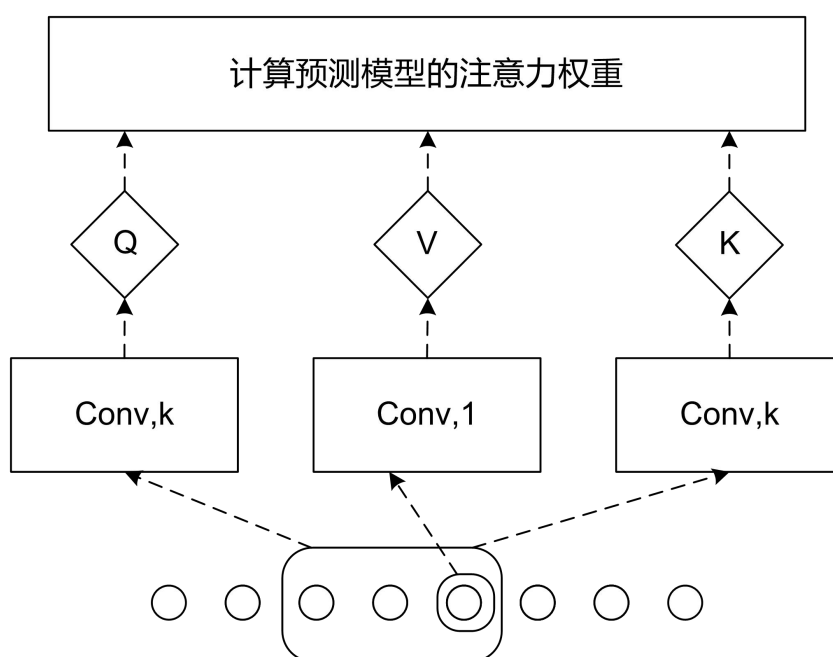


图 8

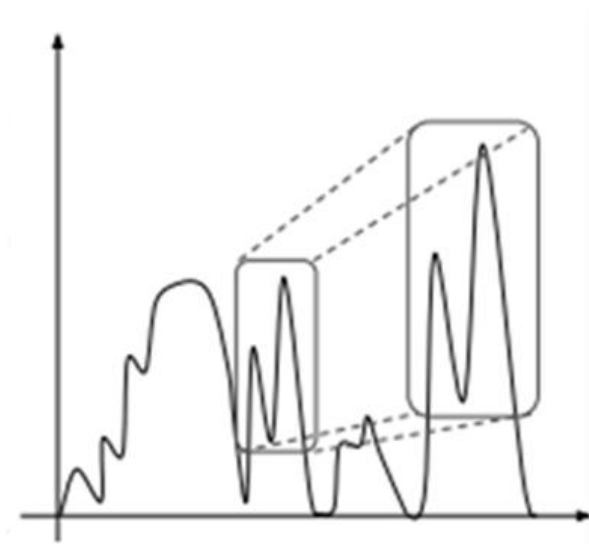


图 9

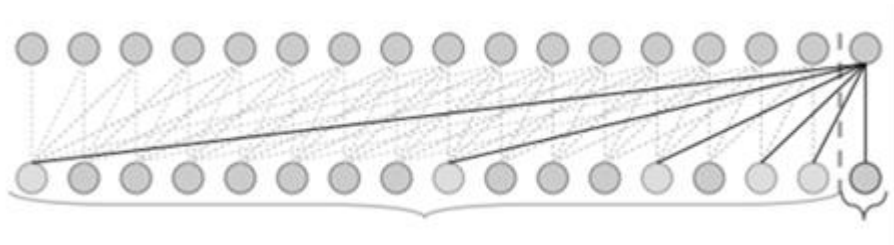


图 10

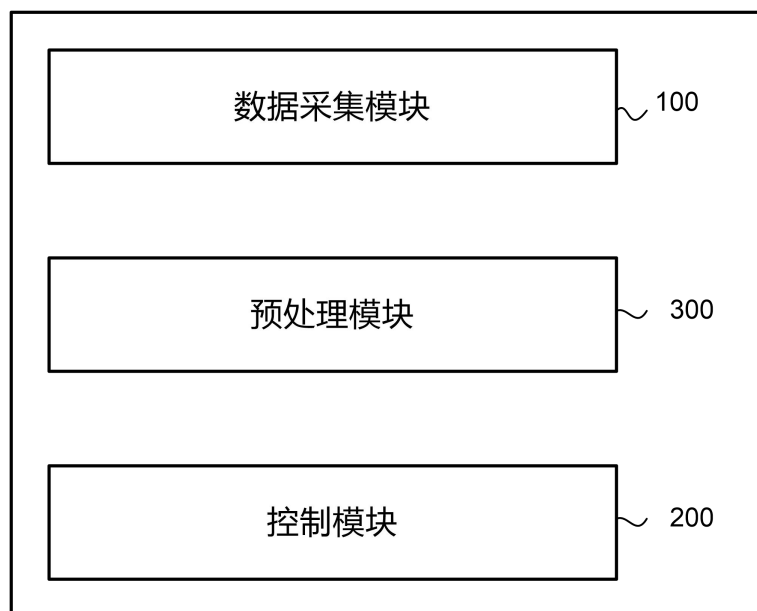


图 11

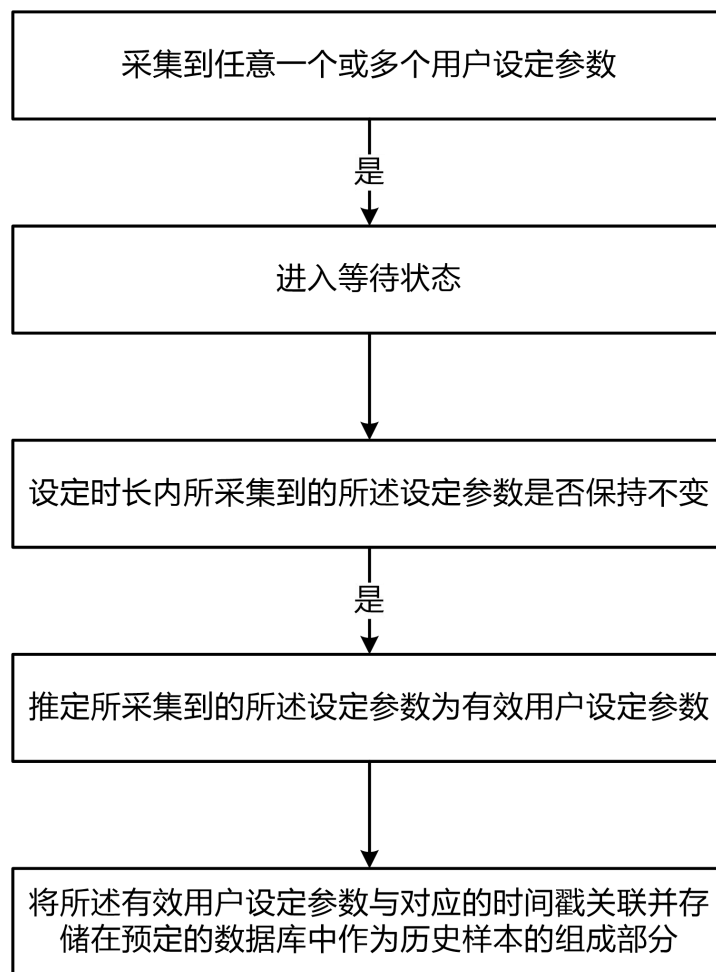


图 12

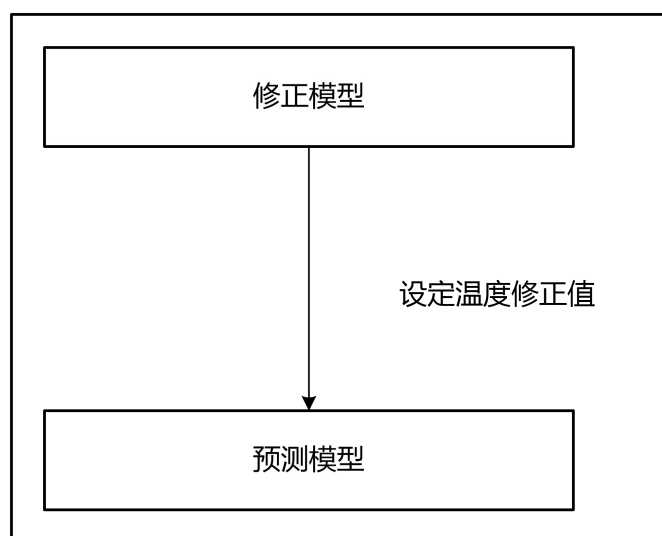


图 13

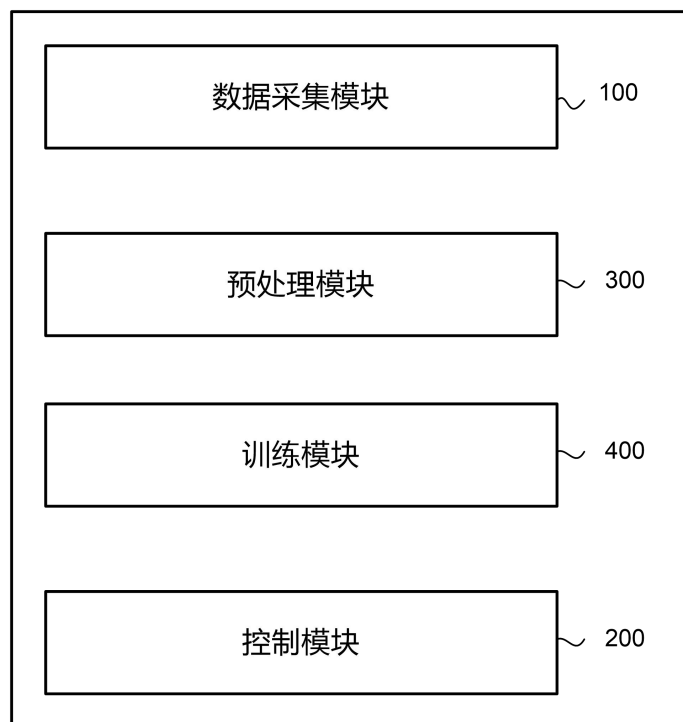


图 14

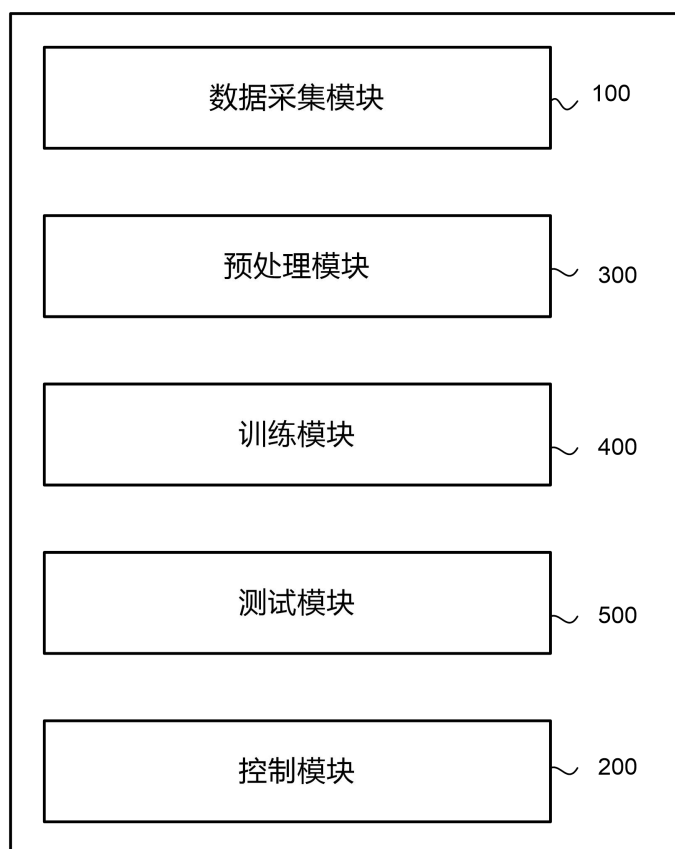


图 15

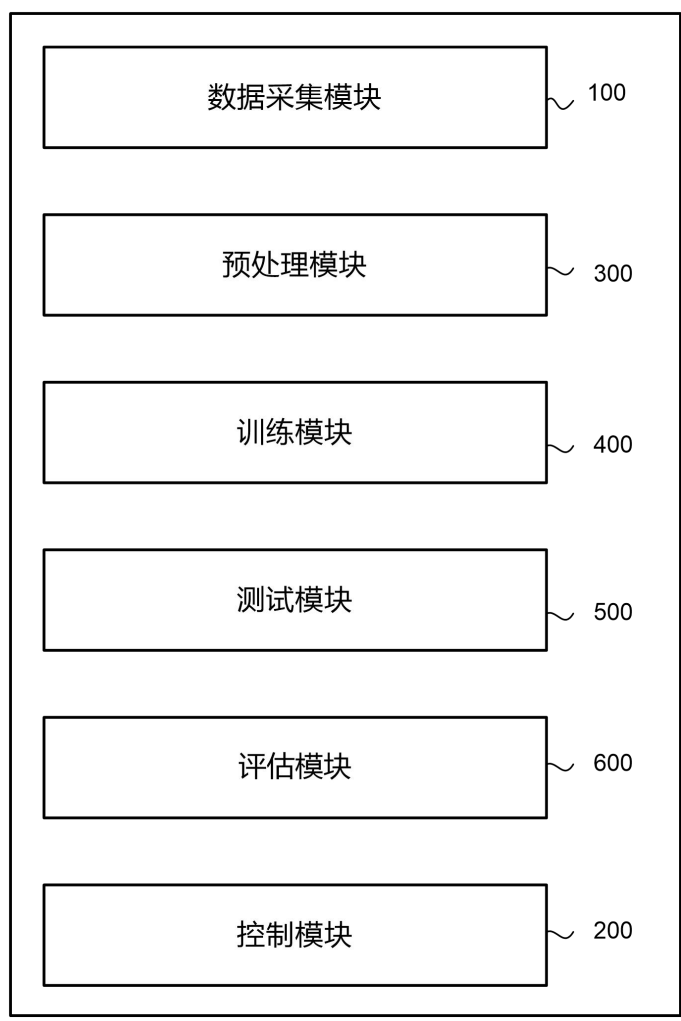


图 16

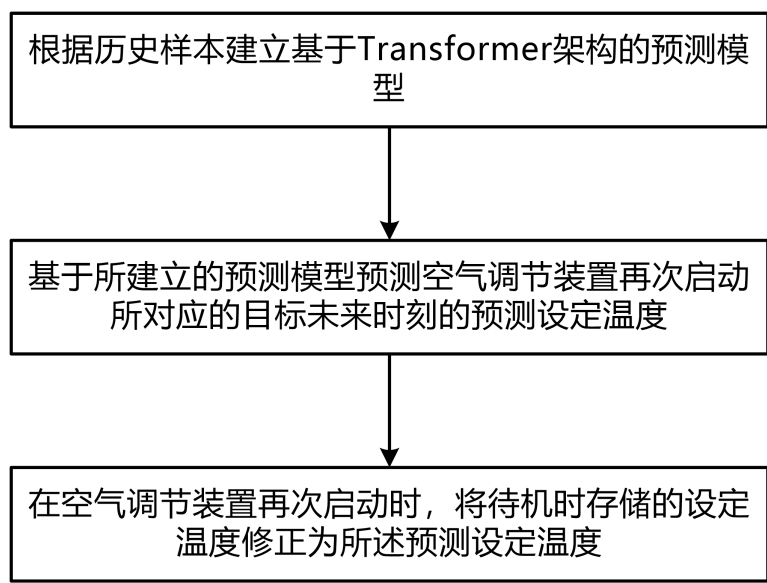


图 17