(19)国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 118277786 A
(43)申请公布日 2024.07.02

(21)申请号 202311290260.2

(22)申请日 2023.09.27

(71)申请人 比亚迪股份有限公司
地址 518118 广东省深圳市坪山区比亚迪路3009号

(72)发明人 侯青 程晓鹏 王瀚彬 魏栋

(74)专利代理机构 北京市磐华律师事务所 11336
专利代理师 高伟

(51)Int.Cl.
G06F 18/214(2023.01)
B60H 1/00(2006.01)
G06F 18/23213(2023.01)
G06N 20/00(2019.01)

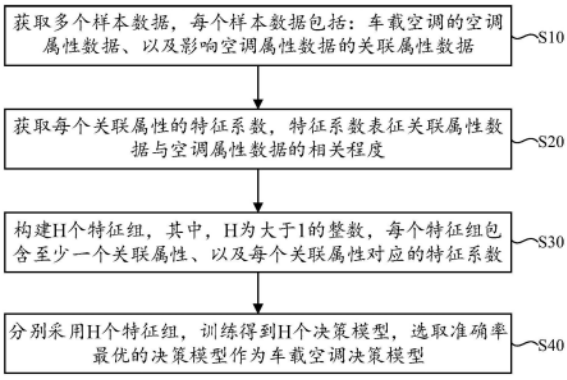
权利要求书3页 说明书14页 附图3页

(54)发明名称

决策模型的训练方法、车载空调的控制方法及其装置

(57)摘要

本发明公开了一种决策模型的训练方法、车载空调的控制方法及其装置，所述训练方法包括：获取多个样本数据，每个所述样本数据包括：所述车载空调的空调属性数据、以及影响所述空调属性数据的关联属性数据；获取每个所述关联属性数据的特征系数；构建H个特征组，其中，H为大于1的整数，每个所述特征组包含至少一个所述关联属性数据、以及每个所述关联属性数据对应的所述特征系数；分别采用H个所述特征组，训练得到H个决策模型，选取准确率最优的所述决策模型作为所述车载空调决策模型。能够准确的给用户推荐舒适状态下的空调状态。



CN 118277786 A

1.一种车载空调决策模型的训练方法,其特征在于,包括:

获取多个样本数据,每个所述样本数据包括:所述车载空调的空调属性数据、以及影响所述空调属性的关联属性数据;

获取每个所述关联属性数据的特征系数,所述特征系数表征所述关联属性数据与所述空调属性数据的相关程度;

构建H个特征组;其中,H为大于1的整数,每个所述特征组包含至少一个所述关联属性数据、及每个所述关联属性数据的所述特征系数;

分别采用H个所述特征组,训练得到H个决策模型,选取准确率最优的所述决策模型作为所述车载空调决策模型。

2.如权利要求1所述的训练方法,其特征在于,所述获取每个所述关联属性数据的特征系数,包括:

对相同关联属性的所述关联属性数据进行L1正则化;

将L1正则化不为零的结果作为对应的所述关联属性数据的所述特征系数;

将L1正则化为零的所述关联属性对应的所述关联属性数据进行L2正则化,将L2正则化的结果作为对应的所述关联属性数据的所述特征系数。

3.如权利要求1或2所述的训练方法,其特征在于,每个所述特征组中所有所述关联属性数据的特征系数的最大值和最小值,组成所述特征组的特征系数区间;

不同的所述特征组的所述特征系数区间各不相同。

4.如权利要求3所述的训练方法,其特征在于,所述H个特征组依次分别为第一特征组至第H特征组;

其中,顺序相邻的两个所述特征组中,前一个所述特征组为后一个所述特征组的真子集;且前一个所述特征组的所述特征系数区间的最小值,大于后一个所述特征组的所述特征系数区间的最小值。

5.如权利要求4所述的训练方法,其特征在于,所述根据所述关联属性数据、以及每个所述关联属性数据的特征系数,构建H个特征组,包括:

根据所述关联属性数据、以及每个所述关联属性数据的特征系数,确定所有的所述特征系数的均值;

根据所述特征系数的均值,将所述关联属性数据、以及每个所述关联属性数据的特征系数划分为H个所述特征组。

6.如权利要求5所述的训练方法,其特征在于,所述特征组的个数H=4;

其中,所述第一特征组的所述特征系数区间的最小值大于所述特征系数的均值,第二特征组的所述特征系数区间的最小值大于所述特征系数的1/2均值,第三特征组的所述特征系数区间的最小值大于零,第四特征组的所述特征系数区间的最小值等于零。

7.如权利要求1~6中任一项所述的训练方法,其特征在于,所述分别采用H个所述特征组,训练得到H个决策模型,包括:

将所述多个样本数据划分为Q个类别,其中,Q为大于1的正整数;

以每个所述特征组中的所述关联属性数据作为输入,以所述Q个类别作为输出,基于所述输出和所述空调属性数据,调整所述决策模型的参数。

8.如权利要求7所述的训练方法,其特征在于,所述将所述样本数据划分为Q个类别,包

括:

采用聚类算法对所述多个样本数据进行聚类得到所述Q个类别。

9.如权利要求8所述的训练方法,其特征在于,所述聚类算法为K-means聚类算法。

10.如权利要求7所述的训练方法,其特征在于,还包括:根据所述空调属性数据,确定至少一个目标空调属性;

所述以所述Q个类别作为输出,包括:以所述目标空调属性对应的所述空调属性数据作为所述Q个类别中每个所述类别的输出。

11.如权利要求10所述的训练方法,其特征在于,所述空调属性数据对应的空调属性包括:温度、温区位置、吹风模式、风口位置、风口数量、风量、空调运行时长、用户调整时间点及调整频次中的至少一种。

12.如权利要求10所述的训练方法,其特征在于,所述目标空调属性包括:温度、吹风模式、风量、温区位置和空调运行时长中的至少一种。

13.如权利要求10所述的训练方法,其特征在于,每个所述目标空调属性均为所述车载空调可自动调节的空调属性。

14.如权利要求10所述的训练方法,其特征在于,所述空调属性数据包括:所述空调属性数据对应的空调属性在设定时间段内的变化数据。

15.如权利要求10所述的训练方法,其特征在于,所述以所述目标空调属性对应的所述空调属性数据作为所述Q个类别中每个所述类别的输出,包括:

以每个所述类别中每个所述目标空调属性对应的所述空调属性数据的众数,作为每个所述类别中每个所述目标空调属性的输出。

16.如权利要求15所述的训练方法,其特征在于,每个所述目标空调属性的输出为:每个所述目标空调属性在设定时间段内的变化数据。

17.如权利要求1所述的训练方法,其特征在于,还包括:

将训练所述决策模型的所述特征组,作为最优特征组;

将所述最优特征组中所述关联属性数据对应的关联属性,作为所述车载空调决策模型的输入。

18.如权利要求1所述的训练方法,其特征在于,所述分别采用H个所述特征组,训练得到H个决策模型,选取准确率最优的所述决策模型作为所述车载空调决策模型,包括:

将每个所述特征组分割为训练数据集和测试数据集;

采用H个所述训练数据集分别训练得到H个所述决策模型;

采用H个所述测试数据集分别测试对应的所述决策模型,选取准确率最优的所述决策模型作为所述车载空调决策模型。

19.如权利要求18所述的训练方法,其特征在于,所述采用H个所述训练数据集分别训练得到H个所述决策模型,包括:

采用H个所述训练数据集,利用随机森林算法分别训练得到H个所述决策模型。

20.如权利要求1所述的训练方法,其特征在于,所述关联属性包括:用户属性、环境属性和车辆属性。

21.如权利要求20所述的训练方法,其特征在于,所述用户属性包括:年龄、性别、身高、体重以及喜好的座位位置中的至少一种;

所述环境属性包括:季节、天气以及地理位置中的至少一种;

所述车辆属性包括:车辆使用年限、车辆送风速度、空调可调节的最低最高温度、以及空调调节后达到预定温度值的时间中的至少一种。

22.一种车载空调决策模型的训练装置,其特征在于,包括:

第一存储介质和第一处理器,所述第一存储介质上存储有由所述第一处理器运行的计算机程序,所述计算机程序在被所述第一处理器运行时,使得所述第一处理器执行如权利要求1~21中任一项所述的车载空调决策模型的训练方法。

23.一种车载空调的控制方法,其特征在于,包括:

接收影响所述车载空调的待分析关联属性数据;

将所述待分析关联属性数据输入采用如权利要求1~22中任一项所述的车载空调决策模型的训练方法训练得到的所述车载空调决策模型,得到所述车载空调的空调属性推荐数值;

根据所述空调属性推荐数值,设置对应的所述空调属性。

24.一种车载空调的控制装置,其特征在于,包括:

第二存储介质和第二处理器,所述第二存储介质上存储有由所述第二处理器运行的计算机程序,所述计算机程序在被所述第二处理器运行时,使得所述第二处理器执行如权利要求23所述的车载空调的控制方法。

25.一种车辆,其特征在于,包括:

车辆本体;

设置在所述车辆本体上的车载空调;

设置在所述车辆本体上如权利要求24所述的车载空调的控制装置。

决策模型的训练方法、车载空调的控制方法及其装置

技术领域

[0001] 本申请涉及车辆领域,更具体地涉及一种决策模型的训练方法、车载空调的控制方法及其装置。

背景技术

[0002] 空调智能控制技术是从用户为主体或者以空调设置为主体,进行的智能化设置。常见的用户操作空调通过控件控制或者用语音控制的方式设置温度、风量等状态。空调的预先设置就是记录当前设置的数值和状态,记录车主最后一次空调所有功能控件的状态,在下一次开启的时候自动开启记录的状态数值。但是,该智能控制技术过于单一,无法准确的给用户推荐舒适状态下的空调状态。

发明内容

[0003] 为了解决上述问题中的至少一个而提出了本申请。根据本申请第一方面,提供了一种车载空调决策模型的训练方法,所述训练方法包括:获取多个样本数据,每个所述样本数据包括:所述车载空调的空调属性数据、以及影响所述空调属性数据的关联属性数据;获取每个所述关联属性数据的特征系数,所述特征系数表征所述关联属性数据与所述空调属性数据的相关程度;构建H个特征组,其中,H为大于1的整数,每个所述特征组包含至少一个所述关联属性数据、以及每个所述关联属性数据对应的所述特征系数;分别采用H个所述特征组,训练得到H个决策模型,选取准确率最优的所述决策模型作为所述车载空调决策模型。

[0004] 在本申请的一个实施例中,所述获取每个所述关联属性数据的特征系数,包括:对相同关联属性的所述关联属性数据进行L1正则化;将L1正则化不为零的结果作为对应的所述关联属性数据的所述特征系数;将L1正则化为零的所述关联属性对应的所述关联属性数据进行L2正则化,将L2正则化的结果作为对应的所述关联属性数据的所述特征系数。

[0005] 在本申请的一个实施例中,每个所述特征组中所有所述关联属性数据的特征系数的最大值和最小值,组成所述特征组的特征系数区间;不同的所述特征组的所述特征系数区间各不相同。

[0006] 在本申请的一个实施例中,所述H个特征组依次分别为第一特征组至第H特征组;其中,顺序相邻的两个所述特征组中,前一个所述特征组为后一个所述特征组的真子集;且前一个所述特征组的所述特征系数区间的最小值,大于后一个所述特征组的所述特征系数区间的最小值。

[0007] 在本申请的一个实施例中,所述根据所述关联属性数据、以及每个所述关联属性数据的特征系数,构建H个特征组,包括:根据所述关联属性数据、以及每个所述关联属性数据的特征系数,确定所有的所述特征系数的均值;根据所述特征系数的均值,将所述关联属性数据、以及每个所述关联属性数据的特征系数划分为H个所述特征组。

[0008] 在本申请的一个实施例中,所述特征组的个数H=4;其中,所述第一特征组的所述

特征系数区间的最小值大于所述特征系数的均值,第二特征组的所述特征系数区间的最小值大于所述特征系数的1/2均值,第三特征组的所述特征系数区间的最小值大于零,第四特征组的所述特征系数区间的最小值等于零。

[0009] 在本申请的一个实施例中,所述分别采用H个所述特征组,训练得到H个决策模型,包括:将所述多个样本数据划分为Q个类别,其中,Q为大于1的正整数;以每个所述特征组中的所述关联属性数据作为输入,以所述Q个类别作为输出,基于所述输出和所述空调属性数据,调整所述决策模型的参数。

[0010] 在本申请的一个实施例中,所述将所述样本数据划分为Q个类别,包括:采用聚类算法对所述多个样本数据进行聚类得到所述Q个类别。

[0011] 在本申请的一个实施例中,所述聚类算法为K-means聚类算法。

[0012] 在本申请的一个实施例中,所述训练方法还包括:根据所述空调属性数据,确定至少一个目标空调属性;所述以所述Q个类别作为输出,包括:以所述目标空调属性对应的所述空调属性数据作为所述Q个类别中每个所述类别的输出。

[0013] 在本申请的一个实施例中,所述空调属性数据对应的空调属性包括:温度、温区位置、吹风模式、风口位置、风口数量、风量、空调运行时长、用户调整时间点及调整频次中的至少一种。

[0014] 在本申请的一个实施例中,所述目标空调属性包括:温度、吹风模式、风量、温区位置和空调运行时长中的至少一种。

[0015] 在本申请的一个实施例中,每个所述目标空调属性均为所述车载空调可自动调节的空调属性。

[0016] 在本申请的一个实施例中,所述空调属性数据包括:所述空调属性数据对应的空调属性在设定时间段内的变化数据。

[0017] 在本申请的一个实施例中,所述以所述目标空调属性对应的所述空调属性数据作为所述Q个类别中每个所述类别的输出,包括:以每个所述类别中每个所述目标空调属性对应的所述空调属性数据的众数,作为每个所述类别中每个所述目标空调属性的输出。

[0018] 在本申请的一个实施例中,每个所述目标空调属性的输出为:每个所述目标空调属性在设定时间段内的变化数据。

[0019] 在本申请的一个实施例中,所述训练方法还包括:将训练所述决策模型的所述特征组,作为最优特征组;将所述最优特征组中所述关联属性数据对应的关联属性,作为所述车载空调决策模型的输入。

[0020] 在本申请的一个实施例中,所述分别采用H个所述特征组,训练得到H个决策模型,选取准确率最优的所述决策模型作为所述车载空调决策模型,包括:将每个所述特征组分割为训练数据集和测试数据集;采用H个所述训练数据集分别训练得到H个决策模型;采用H个所述测试数据集分别测试对应的所述决策模型,选取准确率最优的决策模型作为所述车载空调决策模型。

[0021] 在本申请的一个实施例中,所述采用H个所述训练数据集分别训练得到H个决策模型,包括:采用H个所述训练数据集,利用随机森林算法分别训练得到H个所述决策模型。

[0022] 在本申请的一个实施例中,所述关联属性包括:用户属性、环境属性和车辆属性。

[0023] 在本申请的一个实施例中,所述用户属性包括:年龄、性别、身高、体重以及喜好的

座位位置中的至少一种;所述环境属性包括:季节、天气以及地理位置中的至少一种;所述车辆属性包括:车辆使用年限、车辆送风速度、空调可调节的最低最高温度、以及空调调节后达到预定温度值的时间中的至少一种。

[0024] 根据本申请第二方面,还提供了一种车载空调决策模型的训练装置,所述训练装置包括:第一存储介质和第一处理器,所述第一存储介质上存储有由所述第一处理器运行的计算机程序,所述计算机程序在被所述第一处理器运行时,使得所述第一处理器执行上述任意一种所述的车载空调决策模型的训练方法。

[0025] 根据本申请第三方面,还提供了一种车载空调的控制方法,所述控制方法包括:接收影响所述车载空调的待分析关联属性数据;将所述待分析关联属性数据输入采用上述任意一种所述车载空调决策模型的训练方法训练得到的所述车载空调决策模型,得到所述车载空调的空调属性推荐数值;根据所述空调属性推荐数值,设置对应的所述空调属性。

[0026] 根据本申请第四方面,还提供了一种车载空调的控制装置,所述控制装置包括:第二存储介质和第二处理器,所述第二存储介质上存储有由所述第二处理器运行的计算机程序,所述计算机程序在被所述第二处理器运行时,使得所述第二处理器执行上述任意一种所述的车载空调的控制方法。

[0027] 根据本申请第五方面,还提供了一种车辆,所述车辆包括:车辆本体、设置在所述车辆本体上的车载空调以及上述任意一种所述的车载空调的控制装置。

[0028] 根据本申请实施例提供的决策模型的训练方法、车载空调的控制方法及其装置,在获取多个样本数据和每个关联属性数据的特征系数之后,还根据关联属性数据、以及每个关联属性数据的特征系数,构建H个特征组;分别采用H个特征组,训练得到H个决策模型,并选取准确率最优的决策模型作为车载空调决策模型,使训练得到的车载空调决策模型能够准确的给用户推荐舒适状态下的空调状态。

附图说明

[0029] 为了更清楚地说明本发明实施例中的技术方案,下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅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。

[0030] 图1为本发明一实施例示出的车载空调决策模型的训练方法的流程图;

[0031] 图2为本发明另一实施例示出的车载空调决策模型的训练方法的流程图;

[0032] 图3为本发明另一实施例示出的车载空调决策模型的训练方法的流程示意框图;

[0033] 图4为本发明一实施例示出的车载空调决策模型的训练装置的示意框图;

[0034] 图5为本发明一实施例示出的车载空调的控制装置的示意框图。

具体实施方式

[0035] 为了使得本发明的目的、技术方案和优点更为明显,下面将参照附图详细描述根据本发明的示例实施例。显然,所描述的实施例仅仅是本发明的一部分实施例,而不是本发明的全部实施例,应理解,本发明不受这里描述的示例实施例的限制。基于本发明中描述的本发明实施例,本领域技术人员在没有付出创造性劳动的情况下所得到的所有其它实施例

都应落入本发明的保护范围之内。

[0036] 在下文的描述中,给出了大量具体的细节以便提供对本发明更为彻底的理解。然而,对于本领域技术人员而言显而易见的是,本发明可以无需一个或多个这些细节而得以实施。在其他的例子中,为了避免与本发明发生混淆,对于本领域公知的一些技术特征未进行描述。

[0037] 应当理解的是,本发明能够以不同形式实施,而不应当解释为局限于这里提出的实施例。相反地,提供这些实施例将使公开彻底和完全,并且将本发明的范围完全地传递给本领域技术人员。

[0038] 在此使用的术语的目的仅在于描述具体实施例并且不作为本发明的限制。在此使用时,单数形式的“一”、“一个”和“所述/该”也意图包括复数形式,除非上下文清楚指出另外的方式。还应明白术语“组成”和/或“包括”,当在该说明书中使用时,确认所述特征、整数、步骤、操作、元件和/或部件的存在,但不排除一个或更多其它的特征、整数、步骤、操作、元件、部件和/或组的存在或添加。在此使用时,术语“和/或”包括相关所列项目的任何及所有组合。

[0039] 为了彻底理解本发明,将在下列的描述中提出详细的结构,以便阐释本发明提出的技术方案。本发明的可选实施例详细描述如下,然而除了这些详细描述外,本发明还可以具有其他实施方式。

[0040] 下面结合附图,对本发明的一些实施方式作详细说明。在不冲突的情况下,下述的实施例及实施例中的特征可以相互组合。

[0041] 首先,介绍一下本申请示例例示出的车载空调决策模型的训练方法的应用场景,该车载空调决策模型的训练方法应用于车载空调决策模型的训练过程中。

[0042] 参考图1,本申请实施例提供了一种车载空调决策模型的训练方法,该训练方法包括:

[0043] 步骤一:获取多个样本数据,每个样本数据包括:车载空调的空调属性数据、以及影响空调属性数据的关联属性数据;

[0044] 步骤二:获取每个关联属性的特征系数,特征系数表征关联属性数据与空调属性数据的相关程度;

[0045] 步骤三:构建H个特征组,其中,H为大于1的整数,每个特征组包含至少一个关联属性、以及每个关联属性对应的特征系数;

[0046] 步骤四:分别采用H个特征组,训练得到H个决策模型,选取准确率最优的决策模型作为车载空调决策模型。

[0047] 在上述的方案中,在采集多个样本数据,并确定每个关联属性的特征系数之后,还根据关联属性、以及每个关联属性的特征系数,构建包含H个特征组的特征矩阵,H个特征组中特征系数所在的范围各不相同;后续根据特征矩阵和多个样本数据训练得到的车载空调决策模型,使训练得到的车载空调决策模型能够准确的给用户推荐舒适状态下的空调状态。下面结合附图对上述各个步骤进行详细的介绍。

[0048] 首先,参考图1,获取多个样本数据,其中,每个样本数据包括:车载空调的空调属性数据、以及影响空调属性数据的关联属性数据。其中,空调属性指的是车载空调可调节的各种类型的参数。空调属性数据指的是各种类型的用户在过去使用车载空调过程中,将车

载空调的各个空调属性进行设置形成的各种类型的空调属性数据。用户在对车载空调进行调节时,往往会考虑诸如但不限于自身喜好、座位位置、环境、车辆状态等各种因素,对车载空调的空调属性进行参数调节。而影响空调属性数据的关联属性数据指的是:用户在过去使用车载空调过程中,将车载空调的各个空调属性调节为某一状态时的其他各种因素属性数据。

[0049] 示例性的,空调属性可以包括:温度、温区位置、吹风模式、风口位置、风口数量、风量、空调运行时长、用户调整时间点及调整频次中的至少一种。例如,空调属性可以包括:温度、温区位置、吹风模式、风口位置、风口数量、风量、空调运行时长、用户调整时间点及调整频次。当然,除此之外,还可以包括其他的空调属性。在更优的实施方式中,空调属性数据可以包括:设定时间段内空调属性的变化数据。即每个空调属性并不限于使用一个静态的数值表示,除此之外,每个空调属性还可以采用设定时间段内空调属性的变化数据。该设定时间段可以为5分钟、10分钟等预先设置的任意时间段。

[0050] 示例性的,关联属性可以包括:用户属性、环境属性和车辆属性。其中,用户属性主要是表征用户一些特征的属性,环境属性主要是表征环境一些特征的属性,车辆属性主要是表征车辆一些特征的属性。需要注意的是,关联属性除了上述示出的属性之外,还可以采用其他的属性。当然,关联属性并不限于包括上述用户属性、环境属性和车辆属性中的全部属性,也可以包含上述用户属性、环境属性和车辆属性中的任意一个属性或任意两个属性。

[0051] 示例性的,用户属性可以包括:年龄、性别、身高、体重以及喜好的座位位置中的至少一种。例如,用户属性可以包括:年龄、性别、身高、体重以及喜好的座位位置。当然,用户属性并不限于包括上述年龄、性别、身高、体重以及喜好的座位位置中的全部属性,也可以包含上述年龄、性别、身高、体重以及喜好的座位位置中的任意一个、两个、三个、四个等属性。用户属性除了上述示出的属性之外,还可以采用其他的属性。

[0052] 示例性的,环境属性可以包括:季节、天气以及地理位置中的至少一种。例如,环境属性可以包括:季节、天气以及地理位置。当然,环境属性并不限于包括上述季节、天气以及地理位置中的全部属性,也可以包含上述季节、天气以及地理位置中的任意一个或两个属性。环境属性除了上述示出的属性之外,还可以采用其他的属性。示例性的,上述地理位置可以采用诸如但不限于城市、经纬坐标点、省份等表示。

[0053] 示例性的,车辆属性可以包括:车辆使用年限、车辆送风速度、空调可调节的最低最高温度、以及空调调节后达到预定温度值的时间中的至少一种。例如,车辆属性可以包括:车辆使用年限、车辆送风速度、空调可调节的最低最高温度、以及空调调节后达到预定温度值的时间。当然,车辆属性并不限于包括上述车辆使用年限、车辆送风速度、空调可调节的最低最高温度、以及空调调节后达到预定温度值的时间中的任意一个或几个属性。车辆属性除了上述示出的属性之外,还可以采用其他的属性。示例性的,车辆属性还可以包括诸如但不限于车辆加速度、车速等作为车辆的属性。

[0054] 本申请实施例能够通过不同温区、车辆状态、空调设置、外在环境和用户群体全方面分析出用户使用空调的影响因素。对比其他技术,尽可能充分考虑到外界因素对用户的影响。不同的空调送风速度,车内空调温度数目,空调有效调节时效性都会影响到用户的体验。充分考虑到外在因素结合用户本身信息,就能够有效的分析到舒适状态的关联属性,并在后期通过不断更新关联属性数据来优化个性化推荐的设置。

[0055] 接下来,参考图1、图2及图3,获取每个关联属性数据的特征系数。即给每个关联属性数据对应的关联属性赋予一个对应的特征系数,该特征系数表征该关联属性数据与空调属性数据的相关程度。如果一个关联属性数据与空调属性数据的相关程度高,则可以赋予一个较大的特征系数;如果一个关联属性数据与空调属性数据的相关程度低,则可以赋予一个较小的特征系数。示例性的,该特征系数可以介于0-1之间。如果特征系数为1,则说明该关联属性数据一定与空调属性数据相关,例如,作为关联属性数据中的季节数据、环境数据等。如果特征系数为0,则说明该关联属性数据几乎与空调属性数据不相关。

[0056] 在获取每个关联属性数据的特征系数时,可以采用多种方式。如下示例性的示出一种方式。参考图3,可以先对相同关联属性的关联属性数据进行L1正则化。根据L1正则化的结果是否为零,确定是否将L1正则化的结果作为对应的关联属性数据的特征系数。例如,可以将L1正则化不为零的结果作为对应的所述关联属性数据的特征系数。在其他的实施例中,可以将L1正则化为零的关联属性对应的关联属性数据进行L2正则化,将L2正则化的结果作为对应的关联属性数据的特征系数。将L1正则化不为零的结果直接作为对应的所述关联属性数据的特征系数,说明该关联属性数据与空调属性数据之间是强相关。而针对L1正则化为零的关联属性对应的关联属性数据并非直接舍弃不用,而是还进行L2正则化,以防止出现误判等,提高获取的关联属性数据的特征系数的准确性。

[0057] 在上述示出的确定每个关联属性数据的特征系数的方式中,可以根据L1正则化和L2正则化的综合处理方式获得每个关联属性数据的特征系数。在对相同关联属性的关联属性数据进行L1正则化之后,由于不同关联属性数据与空调属性数据的关联程度不同,会存在部分关联属性的L1正则化的结果为零,另一部分关联属性的L1正则化的结果不为零。本申请实施例中,L1正则化的结果不为零的那部分关联属性的特征系数直接等于该部分关联属性数据的L1正则化的结果,即将L1正则化不为零的结果作为对应的所述关联属性数据的特征系数。而L1正则化的结果为零的那部分关联属性,本申请实施例还进一步对该部分关联属性对应的关联属性数据进行L2正则化,之后将L2正则化的结果作为对应的关联属性数据的特征系数。需要强调的是,有的关联属性数据只进行了L1正则化,有的关联属性数据进行了L1正则化和L2正则化,这在确定关联属性数据的层面上处于同一层级,都可以作为对应的关联属性数据的特征系数使用。

[0058] 接下来,如图1、图2及图3所示,根据关联属性数据、以及每个关联属性数据的特征系数,构建H个特征组,其中,H为大于1的整数,每个特征组包含至少一个关联属性、以及每个关联属性对应的特征系数。本申请实施例在进行特征选择的阶段,通过权重构建特征系数,形成包含特征系数的特征组。在一些实施例中,H个特征组可以组成特征矩阵。在基于特征系数的特征选择法基础上再进行特征关联性排查,尽可能保证了关联特征的有效筛选。对比其他技术,在特征选择阶段不仅在现有收集的信息上筛选出特征数据,还对数据做了大数据的分析,将获取到的特征选取的权重作为该特征的系数,通过将多个特征组结合方式构建特征矩阵,在之后对特征矩阵通过决策树群筛选出最能够尽可能的分析出空调相关的特征,能够为后期智能化使用提供最优的数据输入,避免无关属性的获取和判断,尽可能的优化了模型的使用效率。

[0059] 在一些实施例中,H个特征组的每个特征组中所有关联属性数据的特征系数的最大值和最小值,可以组成改特征组的特征系数区间。例如,一个特征组中所有特征系数所在

的特征系数区间可以为0.3-0.5。在更优的实施例中,不同的特征组的特征系数区间各不相同。

[0060] 需要解释的是,H个特征组中不同的特征组的特征系数区间各不相同指的是:可以是每个特征组的特征系数区间分别互不交叉,例如,一个特征组的特征系数区间为0.3-0.5时,其他的所有特征组中的特征系数区间均不在0.3-0.5内。也可以是每个特征组中的特征系数区间不相等,但可以存在交叉。例如,一个特征组中的特征系数区间为0.3-0.5时,其他的所有特征组中的特征系数区间可以在0.2-0.35内或0.45-0.6内。

[0061] 示例性的,H个特征组可以依次分别为第一特征组至第H特征组。其中,还可以使顺序相邻的两个特征组中,前一个特征组为后一个特征组的真子集;且前一个特征组的特征系数区间的最小值,大于后一个特征组的特征系数区间的最小值,即前一个特征组中所有关联属性数据的特征系数的最小值,大于后一个特征组中所有关联属性数据的特征系数的最小值。

[0062] 示例性的,在根据关联属性数据、以及每个关联属性数据的特征系数,构建H个特征组时,可以先根据关联属性数据、以及每个关联属性数据的特征系数,确定所有的特征系数的均值;之后,根据特征系数的均值,将关联属性数据、以及每个关联属性数据的特征系数划分为H个特征组。当然,需要注意的是,除了根据特征系数的均值,将关联属性数据、以及每个关联属性数据的特征系数划分为H个特征组之外,还可以采用其他的依据。例如,还可以根据特征系数的中位数、众数等作为依据,将关联属性、以及每个关联属性数据的特征系数划分为H个特征组。

[0063] 示例性的,特征组的个数H可以等于4。此时,其中,第一特征组的特征系数区间的最小值大于特征系数的均值,即第一特征组中所有的特征系数均大于特征系数的均值。第二特征组的特征系数区间的最小值大于特征系数的1/2均值,即第二特征组中所有的特征系数均大于特征系数的1/2均值。第三特征组的特征系数区间的最小值大于零,即第三特征组中所有的特征系数均大于零。第四特征组的特征系数区间的最小值等于零,即第四特征组中包含所有的关联属性、以及每个关联属性的特征系数。当然,需要注意的是,根据特征系数的均值将关联属性、以及每个关联属性的特征系数划分为4个特征组的方式,并不限于上述示出的划分方式,除此之外,还可以采用其他的方式。另外,H并不限于上述示出的等于4,除此之外,还可以等于其他大于1的值,例如,还可以等于3、5、6、8等。

[0064] 接下来,参考图1、图2及图3,分别采用H个特征组,训练得到H个决策模型,选取准确率最优的决策模型作为车载空调决策模型。可以采用多种有监督学习的方式,分别采用H个特征组,训练得到H个决策模型,并选取准确率最优的决策模型作为车载空调决策模型。减少车载空调决策模型输出的复杂度,简化车载空调决策模型的训练难度。

[0065] 在一些实施例中,该决策模型可以为决策树模型,还可以为决策树群模型,甚至还可以为其他类型的决策模型。

[0066] 示例性的,在分别采用H个所述特征组,训练得到H个决策模型时,可以采用如下的方式。首先,将多个样本数据划分为Q个类别,其中,Q为大于1的正整数,具体的,Q可以为6、8、10、12等。之后,以每个特征组中的关联属性数据作为输入,以Q个类别作为输出,基于输出和空调属性数据,调整决策模型的参数,以训练得到H个决策模型。通过将多个样本数据进行分类,后续在训练决策模型时,可以直接将Q个类别作为目标因子,即作为输出,使用训

练数据集进行训练,得到决策模型。简化决策模型的训练难度。

[0067] 在将多个样本数据划分为Q个类别时,可以采用多种方式。示例性的,可以采用聚类算法对多个样本数据进行聚类得到Q个类别,即采用无监督学习的方式,对多个样本数据进行聚类,得到Q个类别。聚类算法可以采用任意能够聚类的算法,示例性的,聚类算法可以为K-means聚类算法,当然,还可以采用其他类型的聚类算法,例如,还可以采用Knn聚类算法。

[0068] 示例性的,该训练方法还可以进一步包括:根据空调属性数据,确定至少一个目标空调属性。在一些实施例中,在以Q个类别作为输出时,可以以目标空调属性对应的空调属性数据作为Q个类别中每个类别的输出。即并非将所有的空调属性都作为决策模型的输出项,可以选择部分空调属性作为决策模型的输出项。该目标空调属性的个数可以为2、3、5、8、10、12、15等,具体与车载空调的可调节项相关。

[0069] 在确定目标空调属性时,可以将直接决定用户是否处于舒适状态的空调属性作为目标空调属性,即如果用户可以直观的感受到该目标空调属性的参数变化,则可以将该空调属性作为目标空调属性。示例性的,每个目标空调属性均为车载空调可自动调节的空调属性,从而方便后续自动根据空调属性推荐数值,对车载空调进行自动控制。当然,每个目标空调属性并不限于必须为车载空调可自动调节的空调属性,除此之外,如果需要手动调节的空调属性,可以通过车载终端的中控屏,将空调属性推荐数值通过中控屏显示给用户看,并进行提醒,使用户手动调整对应的空调属性。

[0070] 示例性的,目标空调属性可以包括:温度、吹风模式、风量、温区位置和空调运行时长中的至少一种。例如,目标空调属性可以包括:温度、吹风模式、风量、温区位置和空调运行时长。当然,需要注意的是,目标空调属性的设置方式并不限于上述示出的几种,除此之外,还可以采用其他的方式。例如,可以采用温度、吹风模式、风量、温区位置和空调运行时长中的任意部分作为目标空调属性。

[0071] 示例性的,在以目标空调属性对应的空调属性数据作为Q个类别中每个类别的输出时,还可以将Q个类别的每个类别中每个目标空调属性对应的空调属性数据的众数,作为每个类别中每个目标空调属性的输出,从而使每个类别中每个目标空调属性的输出数值,是该类别下出现频次较多的数值。而同一类别下每个目标空调属性的数值出现的频次越多,则说明过去这一类别的用户群体越频繁的使用这一目标空调属性数据的数值,也说明了针对这一类别的用户群体,后续可以推荐这一类别中出现频次较多的目标空调属性数据的数值,给这一类别的用户推荐更准确的目标空调属性数据。当然,需要主要的是,确定每个类别中每个目标空调属性的输出数值的方式,并不限于上述根据Q个类别的每个类别中每个目标空调属性的众数的方式,除此之外,还可以根据其他的依据。例如,还可以根据诸如但不限于均值、中位数等。

[0072] 示例性的,在前述针对每个空调属性数据采用该空调属性在设定时间段内的变化数据时,每个目标空调属性的输出数值可以为:每个目标空调属性在设定时间段内的变化数据。即针对每个目标空调属性的输出值,并非静态的一个值,而是设定时间段内的变化数据,带有时间序列,从而后续可以根据设定时间段内的变化数据,动态控制车载空调针对每个目标空调属性的调整,从而给用户推荐更加舒适状态的空调控制模式。

[0073] 本申请实施例通过将用户使用习惯时间戳,和温度探测器实时监测温度的时间戳

作为属性,获取的是短时段的空调实时状态数据,后期输出反馈的数据也是能够实时监测变换的数据。对比其他技术,我们考虑了时效性问题,对于用户来说空调刚开启时需要温度急升或者急降,但人体体感有相对适宜的温度,人体长期处于较低温或者较高温都不是最适宜状态,因此需要对温度和电动风口吹风方向适时调整,因此空调可以根据实际情况动态调整空调状态。

[0074] 本申请有的实施例不仅输出了类别判断,同时输出了相应的带有时间序列的二维数组作为最后的舒适状态区间,我们实际操作不是设置单一数值,而是具有时效性的一段空调变化状态,该方法更具智能性。对比其他技术,空调舒适状态输出的通常是单一的温度值或者风量大小,我们的模型结合当前实际车辆状态,不同区域,空调具有不同性能,不能通过单一的一致状态判断模型进行筛选判别,同时操作空调通常也一小时段的操作,最后使得空调维持在一个相对适中的状态,因此模型不仅筛出舒适状态,还能随着时间变动进行调整。

[0075] 示例性的,在分别采用H个所述特征组,训练得到H个决策模型,选取准确率最优的决策模型作为车载空调决策模型时,可以将每个特征组分割为训练数据集和测试数据集。然后,采用H个训练数据集分别训练得到H个决策模型,示例性的,可以以Q个类别为目标因子,采用H个训练数据集分别训练得到H个决策模型。之后,采用H个测试数据集分别测试对应的决策模型,选取准确率最优的决策模型作为车载空调决策模型。示例性的,可以以Q个类别为目标因子,采用H个测试数据集分别测试对应的决策模型,选取准确率最优的决策模型作为车载空调决策模型。上述方式构建出的H个特征组中由于来自于根据不同特征系数筛选出来的关联属性数据,从而能够采用更加多样的方式训练得到H个决策模型,从多个角度反映决策模型的推荐结果,之后再选取准确率最优的决策模型作为车载空调决策模型,从而提高最后训练得到的车载空调决策模型的准确性。

[0076] 在采用H个训练数据集分别训练得到H个决策模型时,可以采用多种方式实现。示例性的,可以采用随机森林算法的方式。具体的,可以采用H个训练数据集,利用随机森林算法分别训练得到H个决策模型。在一些实施例中,可以以Q个类别为目标因子,采用H个训练数据集,利用随机森林算法分别训练得到H个决策模型。通过采用随机森林算法进行训练,能够提高每个决策模型的准确性。应当理解的是,训练的方式并不限于上述示出的采用随机森林的方式,除此之外,还可以采用其他的方式。

[0077] 示例性的,该训练方法还包括:将训练决策模型的特征组,作为最优特征组;将最优特征组中关联属性数据对应的关联属性,作为车载空调决策模型的输入。具体的,在确定准确率最优的决策模型之后,可以将该准确率最优的决策模型所对应的特征组作为最优特征组。后续,最优特征组中的所有关联属性数据对应的关联属性可以作为最终得到的车载空调决策模型的输入项,从而在应用时,只需采集最优特征组中的关联属性数据对应的关联属性参数即可,无需采集其他的关联属性参数,从而减少采集的关联属性的个数,减少工作量的同时,还能够提高给用户推荐舒适状态下的空调状态的准确性。

[0078] 本申请有的实施例使用了联合网络进行训练,第一层为聚类网络,进行类别聚类,第二层为车辆类别检测的决策树群模型。两个模型在训练、应用和再优化中起不同的作用,让该模型在后期可自学习优化。对比其他技术,考虑到实际生活中获取到的用户操作数据不具有百分百的表征效果,同时获取的数据量过于小,而深度学习网络的检测效果受数据

量的影响较大,数据量过小,分类类别数不均,都会使网络不够健壮。通过联合网络中聚类网络,能够做到类别合并,通过聚类,判断出主要的设置范围,将细小类别进行合并,构建出有限的类别数,减少分类器的种类输出。其次使用车辆类别检测的决策树群模型,我们更注重于模型的最优计算,决策树群是由多个决策树构成,在单个决策树做判定的时候获取的数值权重和特征权重对于推荐算法的精准度选择上有较大的优势,能够更好的将训练时候的数值作为辅助数据进行模型优化,同时由特征组构建的特征矩阵作为训练数据,能够更好的获取到有效特征,训练出精度较高的推荐模型。

[0079] 下面从三个大部分介绍下每个部分的具体操作。这三大部分分别为数据采集部分,特征筛选部分和模型部分。

[0080] 数据采集部分:采集到空调舒适状态的属性信息,包含用户信息、环境信息(地理、季节和天气信息)、车辆属性信息、空调自身可调节信息和不同温区信息。其中采集的数据是将用户使用习惯时间戳,和温度探测器实时监测温度的时间戳作为属性,获取的短时段空调实时状态数据,之后将采集到的数据构建为数据集合。

[0081] 特征筛选部分:将获取的特征信息通过L1正则项来选择特征,先获取收集特征的特征系数,再通过L2正则方法交叉检验,最终获取到有效的关联特征,并通过特征关联性得到多个特征组,并构建出特征矩阵。

[0082] 模型部分:使用了联合网络进行训练,第一层为聚类网络,将所有的数据类别进行kmeans聚类,设置主要的决定因素和主要的使用人群群体,聚类为10个大类别,对数据进行标签标定(即类别说明)。第二层为车辆类别检测的决策树群模型。该模型是决策树群结合改进的惩罚因子(上述的特征系数)的协同过滤推荐算法,先用车上获取的历史数据,通过决策树群模型对特征矩阵进行线性训练,获取到每个决策树的权重信息、特征权重和最后的决策结果并记录,通过特征组的每组结果确定出最优的推荐结果,最优的数据输入。最后确认最优的模型,推荐结果通过该模型进行预测。

[0083] 本申请存在实施例将车载空调直接相关与空调相关的客观因素考虑在内,通过分析客观因素影响下的空调设置模式,用联合模型Kmeans-VDT决策出最适于该群体的舒适状态。使用人工智能的算法,还可以在用户使用过程中不断学习变化,自适应调整至单个用户想要的舒适状态。结合温区进行车内智能化空调舒适模式设置。

[0084] 下面结合图2及图3示例性的介绍一种具体的训练方式。

[0085] 步骤一:根据车型确定输入输出类型,分类进行数据采集。输入空调舒适状态的属性信息,包含用户属性信息、环境信息(地理、季节和天气信息)、车辆属性信息和空调设置状态。输出数值包含该车型可设置的空调调整项。该选项具体操作包含:

[0086] S1:确认需要采集的车型和车型相关的属性列表,确认出准确的输入输出数据格式;

[0087] S2:根据输入格式收集以天为单位的连续时间空调舒适状态的特征信息数据,具体特征数据信息分别为:

[0088] 用户群体信息D1:年龄、性别、身高、体重、喜好的座位位置(表示对应温区区域)。

[0089] 环境信息D2:季节、天气、地理位置(具体城市地点)。

[0090] 车辆属性信息D3:车辆使用年限、车辆送风速度、空调温度调节最低最高温和空调有效调节时效性(车内到达预定数值温度的时间)和与空调相关的所有属性信息等。

[0091] 空调设置状态D4:(根据不同车型进行确认,有些车型无电动出风口):温度(包含车内多个温度针获取的数值)、温区位置、吹风模式、风口位置、风口数量、风量大小、和用户调整时间点、调整空调频次。

[0092] 其中:年龄,天气,车辆使用年限和温度均表示为属性x。

[0093] S3:将采集到的数据整合以用户年龄为序列,数据列阵由用户群体信息、环境信息、车辆属性信息、空调设置状态顺序组合为完整数据。

[0094] 步骤二:对采集的数据进行初步数据集合划分。该选项具体操作包含:

[0095] S1:以D1中的年龄为序列的数据集合按照从小到大的顺序进行整理,以小于12岁的分为一组,大于60岁的分为一组,其他组别按照年龄段划分标准进行用户数据划分,分为不同年龄段数据集合。

[0096] S2:之后将年龄段用户按照性别进行小类别划分,构建出用户类别数据集合。

[0097] 步骤三:将构建的用户数据集通过基于惩罚项的特征选择法进行特征筛选,构建特征矩阵。该选项具体操作包含:

[0098] S1:对数据进行预处理筛选,将主要参数为空的数据筛除,车型不含属性统一填默认值处理。

[0099] S2:对D3数据进行L1正则运算,获取到权值信息,将权值作为该属性x的特征系数n,并记录属性的系数,同时筛选出权重相同的特征集合。

[0100] S3:将特征系数为0的属性进行L2正则方法交叉检验,筛选出弱相关属性。

[0101] S4:由于车辆属性信息较多,按照不同的权重系数构建特征组,通过权重系数取均值,设置了大于均值的属性集合为特征F1,大于1/2均值的属性集合为特征F2,大于权值为0的属性集合为特征F3,全部属性集合为F4。

[0102] L1正则化和L2正则化后,属性x获得特征系数n,求所得特征系数的均值,以均值为依据划分特征组,并构建出了特征矩阵A。

[0103] 特征矩阵A＝{F1,F2,F3,F4}

[0104] 其中:F1{x1,n1,x2,n2,x5,n5....}F2{x1,n1,x2,n2....}

[0105] F3{x1,n1,x2,n2,x5,n5,....}F4{x1,n1,x2,n2,x5,n5....}

[0106] 例:x1为年龄,n1为特征系数0.42,x2为温度,n2为0.75;

[0107] 即F1{年龄,0.42,温度,0.75,..}

[0108] 步骤四:使用联合模型Kmeans-VDT前置模型K-means聚类模型进行类别聚类。

[0109] S1:对D4数据进行数据分析,筛选出主要的参数属性包含:温度、吹风模式、风量、温区位置、空调运行时长。

[0110] S2:对D4数据进行预处理,通过取属性众数,最小值、最大值和均值作为系数,构建单个用户属性系数相关信息。

[0111] S3:通过K-Means聚类进行分群,图解原理参照图2中的图①。

[0112] 具体操作如下:

[0113] S3.1随机选取K个用户作为初始的聚类中心。

[0114] S3.2计算每个用户与各个种子聚类中心之间的欧式距离。

[0115] S3.3对比距离值,把每个用户分配给距离它最近的聚类中心。

[0116] S3.4聚类中心以及分配给它们的对象构成一个类。

[0117] S3.5一旦全部对象都被分配了,每个聚类的聚类中心会根据聚类中现有的对象被重新计算。这个过程将不断重复直到满足误差平方和局部最小。结束聚类分群。

[0118] S4:将分群的用户的空调设置状态进行分析,确定出,不同人群的空调设置状态的大类别,构建出大类别的数据集合。

[0119] S5:以众数值为依据确定出该类别D4的输出数值(带有时间序列的二维数据)。

[0120] S6:最后确认出不同用户群体偏好的温度区间,风量变化等空调控制相关的类别组,以作为后置模型分类器中每组数据的标签(即类别)。

[0121] 步骤五:使用联合模型Kmeans-VDT后置模型车辆决策树群模型进行分类检测和输出标定。

[0122] S1:模型数据集构建和划分。

[0123] S1.1:按照特征矩阵A将初始数据按照F1-F4组形式构建出4个特征数据集。将数据集中每个用户单天的空调操作,按照空调开启操作到空调关闭进行数据裁剪,舍去无用时间序列数据。

[0124] S1.2:结合步骤三中的特征系数进行模型训练,该模型训练基于特征矩阵构成的四个数据集信息训练学习,其中F1为强相关数据集,F2为适度相关数据集,F3为弱化相关数据集,F4为默认数据集。

[0125] 以F1为例,取F1中属性x1乘以特征系数n1,作为特征m1,依次取F1中的所有属性xi,构建出特征组{m1,m2,...}。

[0126] S1.3:对裁剪后的数据进行归一处理,构建出相等时间戳数据表。以最短时间段作为该组用户空调操作表征,进行数据简化,按照保留用户操作时间戳设置、起始设置,保持最久状态设置原则进行简化。单用户如果存在多次开关空调时间段,生成多个用户数据表单。

[0127] S1.4:将构建好的数据分割为训练集和测试集。

[0128] S2:进行车辆决策树群模型训练,最后确认最优的模型。

[0129] S2.1从训练集中随机取样得到n个训练数据集。

[0130] S2.2从每个训练数据集中随机选择m个特征(K小于原始数据总共的特征),共构建出M1、M2、M3和M4组特征。

[0131] S2.3根据这m个特征建立起来n棵决策树共4个决策树群。

[0132] S2.4通过每个决策树来预测结果,并且保存所有预测的结果。

[0133] S2.5以单个决策树群为单位进行投票(Bagging装袋算法),计算每个预测结果的得票数,选择得票数最高的模型作为最终决策,同时记录该决策的票数占比。

[0134] S2.6对比四个决策树群最终决策结果,将四个决策结果分别乘以该决策的票数占比进行均值计算作为模型理想数值并记录。

[0135] S2.7重复上述步骤进行训练,将模型理想数值作为模型惩罚因子进行模型理想数值和准确结果的误差判别,不断优化模型,将误差降至一定阈值,最后提高四个决策树群的准确率。

[0136] S2.8最后确认出准确率最优的车辆决策树群模型。

[0137] S2.8通过对比不同特征数据集的训练结果,决策出最优的特征组别,作为后期模型优化数据输入标准。

[0138] S3:确认最优模型后,将分类结果作为输出值,按照结果时间序列,确认该类别的空调操作过程,按照时间戳发送相应的空调设置状态,短时段控制空调,以达到用户偏好的舒适状态。

[0139] 上述训练方法可以在后期根据实际情况进行分区优化,优化模式更智能。在车辆属性的数据类型变化较大时,训练模型的优化可以从步骤一到步骤五;在车辆属性的数据类型变化较小时,训练模型的优化可以从步骤三到步骤五;在车辆的车型数据量扩增,但车辆属性的数据类型无明显变化,训练模型的优化可从步骤四到步骤五。

[0140] 在上述示出的各种实施方式中,在采集多个样本数据,并确定每个关联属性的特征系数之后,还根据关联属性、以及每个关联属性的特征系数,构建包含H个特征组的特征矩阵,H个特征组中特征系数所在的范围各不相同;后续根据特征矩阵和多个样本数据训练得到的车载空调决策模型,使训练得到的车载空调决策模型能够准确的给用户推荐舒适状态下的空调状态。本申请实施例能够实现用户在不同温区位置都能获取到相应的舒适状态,该模型还具有可调整性,随着用户的使用可以不断适配不同用户想要的空调设置效果,让车载空调设置更具有智能化。

[0141] 另外,本申请实施例还提供了一种车载空调决策模型的训练装置,该训练装置包括:第一存储介质和第一处理器,第一存储介质上存储有由第一处理器运行的计算机程序,计算机程序在被第一处理器运行时,使得第一处理器执行上述任意一种的车载空调决策模型的训练方法。

[0142] 图4示出了根据本申请实施例的车载空调决策模型的训练装置100的示意性框图。如图4所示,根据本申请实施例的车载空调决策模型的训练装置100可以包括第一存储介质110和第一处理器120,第一存储介质110存储有由第一处理器120运行的计算机程序,计算机程序在被第一处理器120运行时,使得第一处理器120执行前文的根据本申请实施例的车载空调的控制方法。本领域技术人员可以结合前文的内容理解根据本申请实施例的车载空调决策模型的训练装置100部署装置的具体操作,为了简洁,此处不再赘述。

[0143] 其中,第一存储介质110例如可以包括智能电话的存储卡、平板电脑的存储部件、个人计算机的硬盘、只读存储器(ROM)、可擦除可编程只读存储器(EPROM)、便携式紧致盘只读存储器(CD-ROM)、USB存储器、或者上述存储介质的任意组合。计算机可读存储介质可以是一个或多个计算机可读存储介质的任意组合。

[0144] 另外,本申请实施例还提供了一种车载空调的控制方法,该控制方法包括:

[0145] 步骤一:接收影响车载空调的待分析关联属性数据;

[0146] 步骤二:将待分析关联属性数据输入采用上述任意一种车载空调决策模型的训练得到的车载空调决策模型,得到车载空调的空调属性推荐数值;

[0147] 步骤三:根据空调属性推荐数值,设置对应的空调属性。

[0148] 其中,待分析关联属性数据可以为前述训练方法部分样本数据中,采集各个关联属性当前的状态形成的待分析关联属性数据。在一些实施例中,待分析关联属性数据还可以仅为:采集最优特征组中包含的关联属性当前的状态形成的待分析关联属性数据。在将待分析关联属性数据输入到上述任意一种车载空调决策模型之后,车载空调决策模型能够输出车载空调的空调属性推荐数值,能够准确的给用户推荐舒适状态下的空调状态。之后,根据空调属性推荐数值,设置对应的空调属性,即可将车载空调调节为当前用户舒适状态

下的空调状态。

[0149] 再者,本申请实施例还提供了一种车载空调的控制装置,车载空调的控制装置包括:第二存储介质和第二处理器,第二存储介质上存储有由第二处理器运行的计算机程序,计算机程序在被第二处理器运行时,使得第二处理器执行上述任意一种车载空调的控制方法。

[0150] 图5示出了根据本申请实施例的车载空调的控制装置200的示意性框图。如图5所示,根据本申请实施例的车载空调的控制装置200可以包括第二存储介质210和第二处理器220,第二存储介质210存储有由第二处理器220运行的计算机程序,计算机程序在被第二处理器220运行时,使得第二处理器220执行前文的根据本申请实施例的车载空调的控制方法。本领域技术人员可以结合前文的内容理解根据本申请实施例的车载空调的控制装置200部署装置的具体操作,为了简洁,此处不再赘述。

[0151] 其中,第二存储介质210例如可以包括智能电话的存储卡、平板电脑的存储部件、个人计算机的硬盘、只读存储器(ROM)、可擦除可编程只读存储器(EPROM)、便携式紧致盘只读存储器(CD-ROM)、USB存储器、或者上述存储介质的任意组合。计算机可读存储介质可以是一个或多个计算机可读存储介质的任意组合。

[0152] 另外,本申请实施例还提供了一种车辆,该车辆包括:车辆本体、以及设置在车辆本体上的车载空调、以及上述任意一种的车载空调的控制装置。该车辆具体可以为诸如但不限于电动车、混动车、燃油车等,即只要设置有空调的车辆都可以作为本申请实施例中的车辆。

[0153] 本发明已经通过上述实施例进行了说明,但应当理解的是,上述实施例只是用于举例和说明的目的,而非意在将本发明限制于所描述的实施例范围内。此外本领域技术人员可以理解的是,本发明并不局限于上述实施例,根据本发明的教导还可以做出更多种的变型和修改,这些变型和修改均落在本发明所要求保护的范围以内。本发明的保护范围由附属的权利要求书及其等效范围所界定。

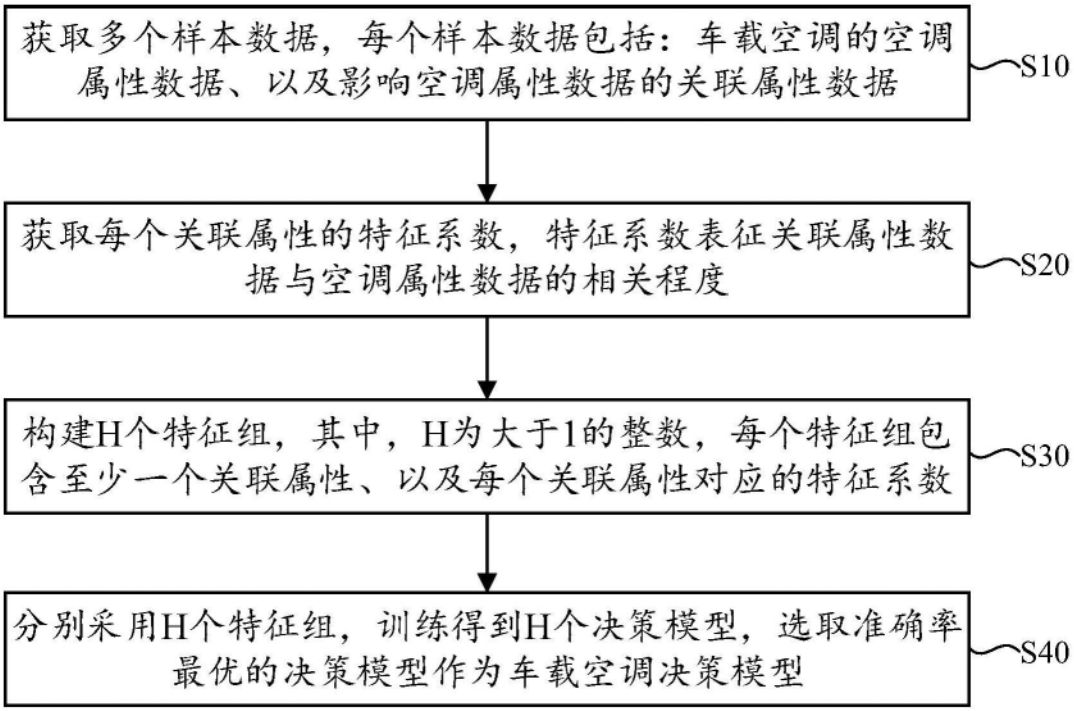

获取多个样本数据，每个样本数据包括：车载空调的空调属性数据、以及影响空调属性数据的关联属性数据
S10
获取每个关联属性的特征系数，特征系数表征关联属性数据与空调属性数据的相关程度
S20
构建H个特征组，其中，H为大于1的整数，每个特征组包含至少一个关联属性、以及每个关联属性对应的特征系数
S30
分别采用H个特征组，训练得到H个决策模型，选取准确率最优的决策模型作为车载空调决策模型
S40

图1

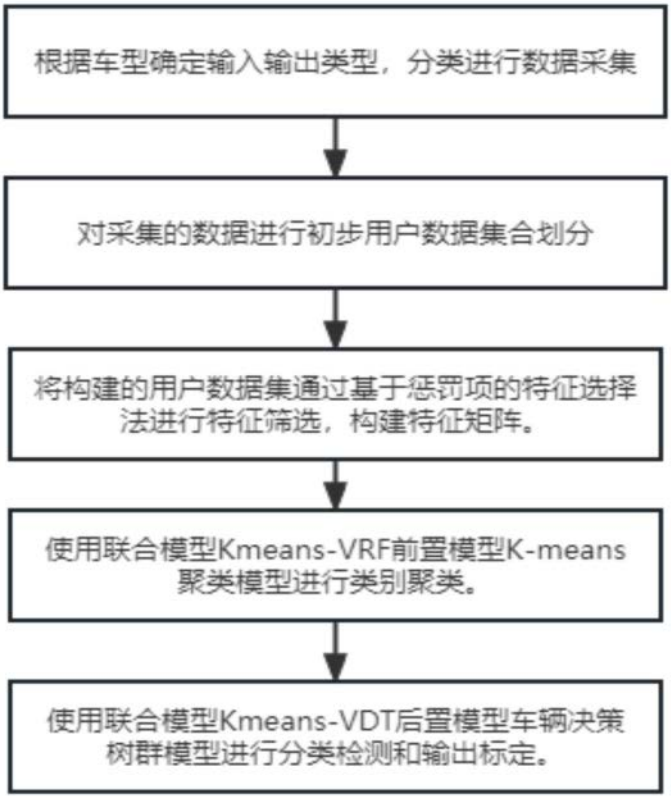

根据车型确定输入输出类型，分类进行数据采集
对采集的数据进行初步用户数据集合划分
将构建的用户数据集通过基于惩罚项的特征选择法进行特征筛选，构建特征矩阵。
使用联合模型Kmeans-VRF前置模型K-means聚类模型进行类别聚类。
使用联合模型Kmeans-VDT后置模型车辆决策树群模型进行分类检测和输出标定。

图2

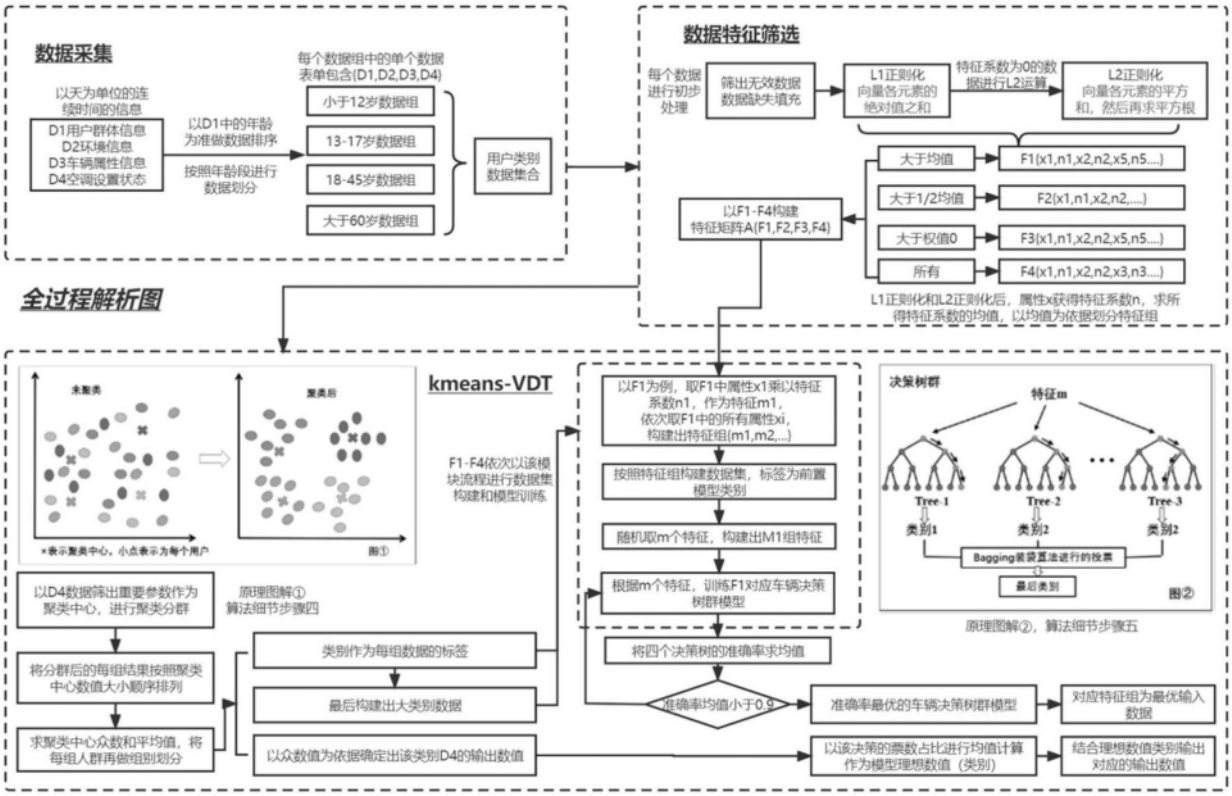

数据采集
以天为单位的连续时间的信息
D1用户群体信息
D2环境信息
D3车辆属性信息
D4空调设置状态
以D1中的年龄为准做数据排序
按照年龄段进行数据划分
每个数据组中的单个数据表单包含(D1,D2,D3,D4)
小于12岁数据组
13-17岁数据组
18-45岁数据组
大于60岁数据组
用户类别数据集合
数据特征筛选
每个数据进行初步处理
筛出无效数据数据缺失填充
L1正则化向量各元素的绝对值之和
特征系数为0的数据进行L2运算
L2正则化向量各元素的平方和，然后再求平方根
大于均值
大于1/2均值
大于权值0
所有
F1(x1,n1,x2,n2,x5,n5....)
F2(x1,n1,x2,n2,.....)
F3(x1,n1,x2,n2,x5,n5....)
F4(x1,n1,x2,n2,x3,n3....)
以F1-F4构建特征矩阵A(F1,F2,F3,F4)
L1正则化和L2正则化后，属性x获得特征系数n，求所得特征系数的均值，以均值为依据划分特征组
全过程解析图
kmeans-VDT
F1-F4依次以该模块流程进行数据集构建和模型训练
以F1为例，取F1中属性x1乘以特征系数n1，作为特征m1，依次取F1中的所有属性xi，构建出特征组(m1,m2,....)
按照特征组构建数据集，标签为前置模型类别
随机取m个特征，构建出M1组特征
根据m个特征，训练F1对应车辆决策树群模型
将四个决策树的准确率求均值
准确率均值小于0.9
准确率最优的车辆决策树群模型
对应特征组为最优输入数据
以该决策的票数占比进行均值计算作为模型理想数值（类别）
结合理想数值类别输出对应的输出数值
决策树群
特征m
Tree-1
Tree-2
Tree-3
类别1
类别2
类别2
Bagging装袋算法进行的投票
最后类别
图②
原理图解②，算法细节步骤五
以D4数据筛出重要参数作为聚类中心，进行聚类分群
原理图解①
算法细节步骤四
将分群后的每组结果按照聚类中心数值大小顺序排列
求聚类中心众数和平均值，将每组人群再做组别划分
类别作为每组数据的标签
最后构建出大类别数据
以众数值为依据确定出该类别D4的输出数值

图3

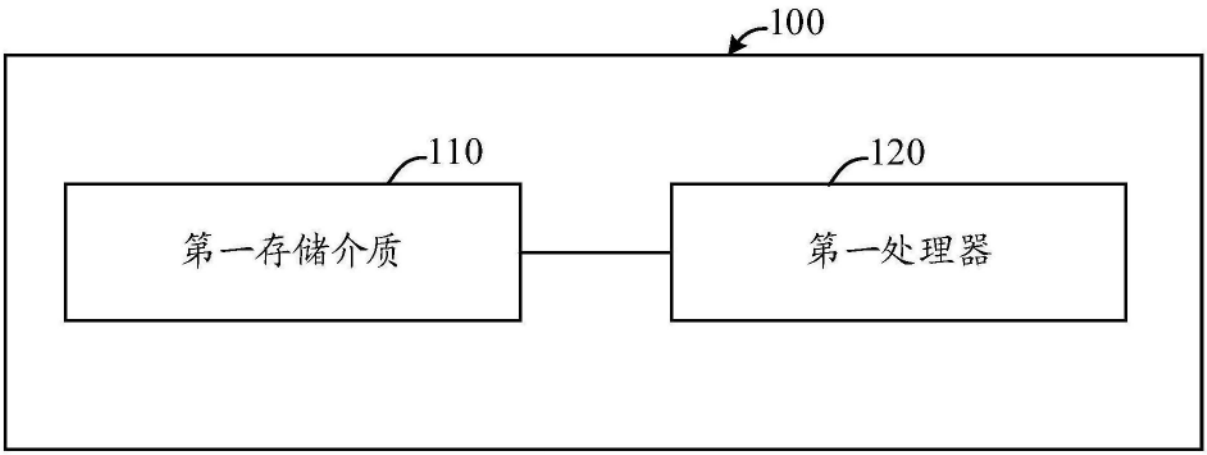

100
110
120
第一存储介质
第一处理器

图4

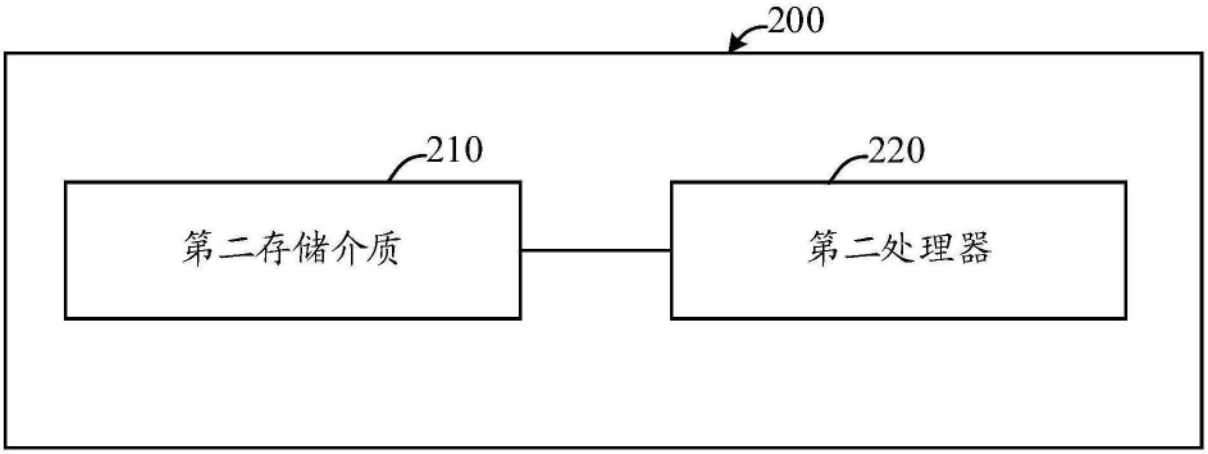


图5