



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116720646 A

(43) 申请公布日 2023. 09. 08

(21) 申请号 202210191464.X

(22) 申请日 2022.02.28

(71) 申请人 腾讯科技(深圳)有限公司

地址 518057 广东省深圳市南山区高新区  
科技中一路腾讯大厦35层

(72) 发明人 吴媛博 刘萌 孙朝旭 蔡晓凤

卢鑫鑫 叶礼伟 李果 杨晖

覃伟枫 滕达

(74) 专利代理机构 北京励诚知识产权代理有限

公司 11647

专利代理师 熊金凤

(51) Int. Cl.

G06Q 10/063 (2023.01)

G06Q 50/20 (2012.01)

权利要求书3页 说明书19页 附图5页

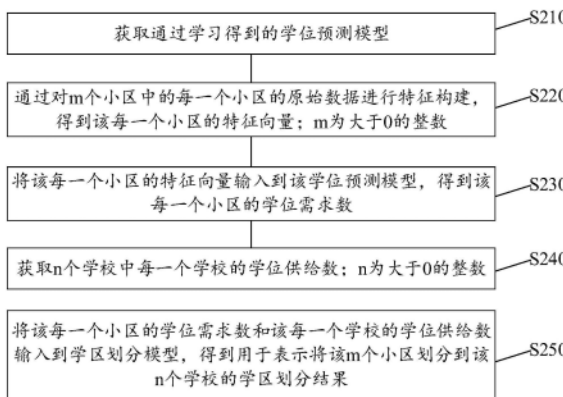
(54) 发明名称

学区划分方法、学区划分装置以及电子设备

(57) 摘要

本申请提供了一种学区划分方法、学区划分装置以及电子设备,该方法涉及云技术的云教育技术领域,该方法包括:获取通过学习得到的学位预测模型;通过对m个小区中的每一个小区的原始数据进行特征构建,得到该每一个小区的特征向量;m为大于0的整数;将该每一个小区的特征向量输入到该学位预测模型,得到该每一个小区的学位需求数;获取n个学校中每一个学校的学位供给数;n为大于0的整数;将该每一个小区的学位需求数和该每一个学校的学位供给数输入到学区划分模型,得到用于表示将该m个小区划分到该n个学校的学区划分结果。本申请提供的方法不仅能够降低学校的入学难度,还能够保证教育的均衡发展。

200



1. 一种学区划分方法,其特征在于,包括:

获取通过学习得到的学位预测模型;

通过对 $m$ 个小区中的每一个小区的原始数据进行特征构建,得到所述每一个小区的特征向量; $m$ 为大于0的整数;

将所述每一个小区的特征向量输入到所述学位预测模型,得到所述每一个小区的学位需求数;

获取 $n$ 个学校中每一个学校的学位供给数; $n$ 为大于0的整数;

将所述每一个小区的学位需求数和所述每一个学校的学位供给数输入到学区划分模型,得到用于表示将所述 $m$ 个小区划分到所述 $n$ 个学校的学区划分结果。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述将所述每一个小区的学位需求数和所述每一个学校的学位供给数输入到学区划分模型,得到用于表示将所述 $m$ 个小区划分到所述 $n$ 个学校的学区划分结果,包括:

确定所述 $n$ 个学校中的第 $j$ 个学校是否为所述 $m$ 个小区中的第 $i$ 个小区的备选学校;

基于所述第 $j$ 个学校是否为所述第 $i$ 个小区的备选学校,确定所述第 $i$ 个小区的至少一个学区划分模式;

利用所述学位预测模型中的目标函数,计算所述第 $i$ 个小区分别在所述至少一个学区划分模式下的至少一个损失值;所述至少一个损失值用于评价所述第 $i$ 个小区分别按照所述至少一个学区划分模式进行学区划分时所述 $m$ 个小区中的已划分学位的小区的损失;

将所述至少一个损失值中损失值最小的学区划分模式所使用的备选学校,确定为针对所述第 $i$ 个小区划分的学校。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述利用所述学位预测模型中的目标函数,计算所述第 $i$ 个小区分别在所述至少一个学区划分模式下的至少一个损失值,包括:

确定参数 $x_{ij}$ ;若所述第 $j$ 个学校为所述第 $i$ 个小区的备选学校,所述 $x_{ij}$ 的取值为第一数值;若所述第 $j$ 个学校不是所述第 $i$ 个小区的备选学校,所述 $x_{ij}$ 的取值为第二数值;所述第一数值大于所述第二数值;

基于所述 $x_{ij}$ 和所述第 $i$ 个小区相对所述第 $j$ 个学校的到校距离 $d_{ij}$ ,确定所述至少一个学位划分模式中的当前学区划分模式的损失值。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述基于所述 $x_{ij}$ 和所述第 $i$ 个小区相对所述第 $j$ 个学校的到校距离,确定所述至少一个学位划分模式中的当前学区划分模式的损失值,包括:

基于所述 $x_{ij}$ 、所述 $d_{ij}$ 以及以下信息确定所述当前学区划分模式的损失值:

所述 $n$ 个小区中的前 $i-1$ 个小区的到校距离、所述前 $i-1$ 个小区的到校距离的平均距离、所述前 $i-1$ 个小区所在的学校的松弛因子、以及所述第 $j$ 个学校的松弛因子;其中,所述松弛因子用于表示学校需要弹性容纳的学生的数量。

5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述基于所述 $x_{ij}$ 和以下信息确定所述当前学区划分模式的损失值,包括:

基于所述 $x_{ij}$ 、所述 $d_{ij}$ 以及所述前 $i-1$ 个小区的到校距离,确定第一参数;所述第一参数用于评价所述第 $i$ 个小区按照所述当前学区划分模式进行学区划分时所述 $m$ 个小区中的已划分学位的小区的总到校距离;

基于所述 $x_{ij}$ 、所述 $d_{ij}$ 、所述前 $i-1$ 个小区的到校距离、以及所述平均距离,确定第二参数;所述第二参数用于评价所述第 $i$ 个小区按照所述当前学区划分模式进行学区划分时所述 $m$ 个小区中的已划分学位的小区的到校距离之间的差异;

基于所述前 $i-1$ 个小区所在的学校的松弛因子和所述第 $j$ 个学校的松弛因子,确定第三参数;所述第三参数用于评价所述第 $i$ 个小区按照所述当前学区划分模式进行学区划分时所述 $m$ 个小区中的已划分学位的小区被划分到的学校需要弹性容纳的学生的总数量;

基于所述第一参数、所述第二参数以及所述第三参数,确定所述当前学区划分模式的损失值。

6. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述确定所述 $n$ 个学校中的第 $j$ 个学校是否为所述 $m$ 个小区中的第 $i$ 个小区的备选学校,包括:

基于所述目标函数的约束条件,确定所述第 $j$ 个学校是否为所述第 $i$ 个小区的备选学校。

7. 根据权利要求6所述的方法,其特征在于,所述目标函数的第一约束条件为:所述第 $i$ 个小区被划分到的学校的数量小于或等于预设阈值。

8. 根据权利要求6所述的方法,其特征在于,所述目标函数的第二约束条件为:已划分到所述第 $j$ 个学校的所有小区的学位需求数与所述第 $i$ 个小区的学位需求数的和,小于或等于所述第 $j$ 个学校的学位供给数与所述第 $j$ 个学校的松弛因子阈值的和。

9. 根据权利要求6所述的方法,其特征在于,所述目标函数的第三约束条件为:已划分到所述第 $j$ 个学校的所有小区的学位需求数与所述第 $i$ 个小区的学位需求数的和,小于或等于所述第 $j$ 个学校的学位供给数与所述第 $j$ 个学校的就学率阈值;其中,所述就学率阈值根据所述第 $j$ 个学校的学校等于确定。

10. 根据权利要求1至9中任一项所述的方法,其特征在于,所述获取 $n$ 个学校中每一个学校的学位供给数,包括:

基于以下信息,确定所述每一个学校的班级供给数:

所述每一个学校的六年级已有的班级数、所述每一个学校开办时设定的班级数与所述每一个学校已有的班级数之间的差值、所述每一个学校的剩余教室数、以及可改造为上课教室的功能教室的数量;

基于所述每一个学校的班级供给数,确定所述每一个学校的学位供给数。

11. 根据权利要求1至9中任一项所述的方法,其特征在于,所述学位预测模型为长短期记忆LSTM网络,所述每一个小区的原始数据包括当前时刻下的以下信息的至少一项:人口流动数据、出生率、随迁人口数、入学率;所述每一个小区的特征向量的每一个维度用于表示所述每一个小区的原始数据中的一项信息。

12. 一种学区划分装置,其特征在于,包括:

第一获取单元,用于获取通过学习得到的学位预测模型;

构建单元,用于通过对 $m$ 个小区中的每一个小区的原始数据进行特征构建,得到所述每一个小区的特征向量; $m$ 为大于0的整数;

预测单元,用于将所述每一个小区的特征向量输入到所述学位预测模型,得到所述每一个小区的学位需求数;

第二获取单元,用于获取 $n$ 个学校中每一个学校的学位供给数; $n$ 为大于0的整数;

划分单元,用于将所述每一个小区的学位需求数和所述每一个学校的学位供给数输入到学区划分模型,得到用于表示将所述m个小区划分到所述n个学校的学区划分结果。

13.一种电子设备,其特征在于,包括:

处理器,适于执行计算机程序;

计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质中存储有计算机程序,所述计算机程序被所述处理器执行时,实现如权利要求1至11中任一项所述的方法。

14.一种计算机可读存储介质,其特征在于,用于存储计算机程序,所述计算机程序使得计算机执行如权利要求1至11中任一项所述的方法。

## 学区划分方法、学区划分装置以及电子设备

### 技术领域

[0001] 本申请实施例涉及云技术的云教育技术领域,并且更具体地,涉及学区划分方法、学区划分装置以及电子设备。

### 背景技术

[0002] 传统的学区划分方法主要采用运筹学线性规划方法,即依据学校、居民点以及道路网络等信息构建出学区划分模型,以实现学区的划分。通常情况下,每一个学区可以包括一到若干所公立学校,小的学区可能只设有一所小学,大的学区可能设有几所小学或中学,设有多所学校的学区,学生以邻近区域就近入学为原则,选择就读学校。但是,考虑到生育政策会带来生育率的增加,进而会使得学龄人口规模发生的变动;此外,随着城镇化发展,更多的随迁子女随着父母进入一城市以及二线城市,使得某些学区无法容纳越来越多的适龄儿童。

[0003] 此外,采用就近入学的原则选择就读学校时,仅考虑到了居民点到学校的距离,存在部分学校入学困难以及需要选择就读学校等问题。此外,传统的学区划分方法也很难保证教育均衡发展。例如,学校的学位供给有可能会发生失衡。

### 发明内容

[0004] 本申请提供了一种学区划分方法、学区划分装置以及电子设备,不仅能够降低学校的入学难度,还能够保证教育的均衡发展。

[0005] 第一方面,本申请提供了一种学区划分方法,包括:

[0006] 获取通过学习得到的学位预测模型;

[0007] 通过对 $m$ 个小区中的每一个小区的原始数据进行特征构建,得到该每一个小区的特征向量; $m$ 为大于0的整数;

[0008] 将该每一个小区的特征向量输入到该学位预测模型,得到该每一个小区的学位需求数;

[0009] 获取 $n$ 个学校中每一个学校的学位供给数; $n$ 为大于0的整数;

[0010] 将该每一个小区的学位需求数和该每一个学校的学位供给数输入到学区划分模型,得到用于表示将该 $m$ 个小区划分到该 $n$ 个学校的学区划分结果。

[0011] 第二方面,本申请提供了一种学区划分装置,包括:

[0012] 第一获取单元,用于获取通过学习得到的学位预测模型;

[0013] 构建单元,用于通过对 $m$ 个小区中的每一个小区的原始数据进行特征构建,得到该每一个小区的特征向量; $m$ 为大于0的整数;

[0014] 预测单元,用于将该每一个小区的特征向量输入到该学位预测模型,得到该每一个小区的学位需求数;

[0015] 第二获取单元,用于获取 $n$ 个学校中每一个学校的学位供给数; $n$ 为大于0的整数;

[0016] 划分单元,用于将该每一个小区的学位需求数和该每一个学校的学位供给数输入

到学区划分模型,得到用于表示将该m个小区划分到该n个学校的学区划分结果。

[0017] 第三方面,本申请提供了一种电子设备,包括:

[0018] 处理器,适于实现计算机指令;以及,

[0019] 计算机可读存储介质,计算机可读存储介质存储有计算机指令,计算机指令适于由处理器加载并执行上述第一方面的方法。

[0020] 第四方面,本申请实施例提供了一种计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质存储有计算机指令,该计算机指令被计算机设备的处理器读取并执行时,使得计算机设备执行上述第一方面的方法。

[0021] 第五方面,本申请实施例提供了一种计算机程序产品或计算机程序,该计算机程序产品或计算机程序包括计算机指令,该计算机指令存储在计算机可读存储介质中。计算机设备的处理器从计算机可读存储介质读取该计算机指令,处理器执行该计算机指令,使得该计算机设备执行上述第一方面的方法。

[0022] 本申请实施例中,先通过学位预测模型得到每一个小区的学位需求数,再基于每一个小区的学位需求数和每一个学校的学位供给数,利用学区划分模型,得到用于表示将该m个小区划分到该n个学校的学区划分结果,一方面,在得到学区划分结果的过程中,通过引入每一个小区的学区需求数和每一个学校的学位供给数,有利于学区划分模型通过对学位供需关系进行分析,得到满足供需平衡的学区划分结果,进而,不仅能够均衡学校的学生资源,进而降低了学校的入学难度,还能够避免学校的供给发生失衡,进而保证了教育的均衡发展。另一方面,将学区划分结果设计为用于表示将该m个小区划分到该n个学校的结果,还能够避免选择就读学校的问题,进一步保证了教育的均衡发展。

[0023] 此外,本申请的方案还能够帮助教育部门和区域管理者进行长期的教育政策的规划以及短期资源投入的管理,进而,能够降低教育部门和区域管理者的工作难度。

## 附图说明

[0024] 图1是本申请实施例提供的系统框架的示例。

[0025] 图2是本申请实施例提供的学区划分方法的示意性流程图。

[0026] 图3是本申请实施例提供的学区划分方法的另一示意性流程图。

[0027] 图4是本申请实施例提供的学区划分结果的示意图。

[0028] 图5是本申请实施例提供的学位预测模型的示意性框图。

[0029] 图6是本申请实施例提供的学区划分装置的示意性框图。

[0030] 图7是本申请实施例提供的电子设备的示意性框图。

## 具体实施方式

[0031] 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作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。

[0032] 本申请提供的方案可涉及人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术领域。

[0033] 其中, AI是利用数字计算机或者数字计算机控制的机器模拟、延伸和扩展人的智

能,感知环境、获取知识并使用知识获得最佳结果的理论、方法、技术及应用系统。换句话说,人工智能是计算机科学的一个综合技术,它企图了解智能的实质,并生产出一种新的能以人类智能相似的方式做出反应的智能机器。人工智能也就是研究各种智能机器的设计原理与实现方法,使机器具有感知、推理与决策的功能。

[0034] 应理解,人工智能技术是一门综合学科,涉及领域广泛,既有硬件层面的技术也有软件层面的技术。人工智能基础技术一般包括如传感器、专用人工智能芯片、云计算、分布式存储、大数据处理技术、操作/交互系统、机电一体化等技术。人工智能软件技术主要包括计算机视觉技术、语音处理技术、自然语言处理技术以及机器学习/深度学习等几大方向。

[0035] 随着人工智能技术研究和进步,人工智能技术在多个领域展开研究和应用,例如常见的智能家居、智能穿戴设备、虚拟助理、智能音箱、智能营销、无人驾驶、自动驾驶、无人机、机器人、智能医疗、智能客服等,相信随着技术的发展,人工智能技术将在更多的领域得到应用,并发挥越来越重要的价值。

[0036] 本申请实施例也涉及人工智能技术中的机器学习(Machine Learning,ML),ML是一门多领域交叉学科,涉及概率论、统计学、逼近论、凸分析、算法复杂度理论等多门学科。专门研究计算机怎样模拟或实现人类的学习行为,以获取新的知识或技能,重新组织已有的知识结构使之不断改善自身的性能。机器学习是人工智能的核心,是使计算机具有智能的根本途径,其应用遍及人工智能的各个领域。机器学习和深度学习通常包括人工神经网络、置信网络、强化学习、迁移学习、归纳学习、式教学习等技术。

[0037] 本申请实施例也可涉及云技术的云教育技术领域。

[0038] 其中,云教育(Cloud Computing Education简称:CCEDU),是指基于云计算商业模式应用的教育平台服务。在云平台上,所有的教育机构,培训机构,招生服务机构,宣传机构,行业协会,管理机构,行业媒体,法律结构等都集中云整合成资源池,各个资源相互展示和互动,按需交流,达成意向,从而降低教育成本,提高效率。

[0039] 图1是本申请实施例提供的系统框架100的示例。

[0040] 如图1所示,该系统框架100可以是一个应用程序系统,本申请实施例对该应用程序的具体类型不加以限定。该系统框架100包括:终端131、终端132和服务器集群110。终端131和终端132均可通过无线或有线网络120 与服务器集群110相连。

[0041] 终端131和终端132可以是智能手机、游戏主机、台式计算机、平板电脑、电子书阅读器、MP4播放器、MP4播放器和膝上型便携计算机中的至少一种。终端131和终端132安装和运行有应用程序。该应用程序可以是地图应用程序,例如具有学位划分功能的地图应用,也可以是学位划分应用程序,该学位划分应用程序可调用地图应用程序中的数据对小区的学区进行划分。终端131和终端132可以分别是用户141、用户142使用的终端,终端131 和终端132中运行的应用程序内登录有用户帐号。

[0042] 服务器集群110包括一台服务器、多台服务器、云计算平台和虚拟化中心中的至少一种,也可以是区块链网络的节点集群。服务器集群110用于为应用程序(例如终端131和终端132上的应用程序)提供后台服务。可选地,服务器集群110承担主要计算工作,终端131和终端132承担次要计算工作;或者,服务器集群110承担次要计算工作,终端131和终端132承担主要计算工作;或者,终端131和终端132和服务器集群110之间采用分布式计算架构进行协同计算。

[0043] 可选地,以系统框架100是网页浏览系统为例,该服务器集群110包括:接入服务器112、网页服务器111和数据服务器113。接入服务器112可以为一个或多个,接入服务器112可以就近部署在不同的城市中,接入服务器112用于接收终端131和终端132的服务请求,并将服务请求转发给相应的服务器进行处理。网页服务器111是用于向终端131和终端132提供网页的服务器,该网页中集成有埋点代码;数据服务器113是用于接收终端131和终端132上报的数据。

[0044] 当然,终端131、终端132甚至服务器集群110可用于对小区的学区进行划分。

[0045] 传统的学区划分方法主要采用运筹学线性规划方法,即依据学校、居民点以及道路网络等信息构建出学区划分模型,以实现学区的划分。通常情况下,每一个学区可以包括一到若干所公立学校,小的学区可能只设有一所小学,大的学区可能设有几所小学或中学,设有多所学校的学区,学生以邻近区域就近入学为原则,选择就读学校。但是,考虑到生育政策会带来生育率的增加,进而会使得学龄人口规模发生的变动;此外,随着城镇化发展,更多的随迁子女随着父母进入一城市以及二线城市,使得某些学区无法容纳越来越多的适龄儿童。

[0046] 此外,采用就近入学的原则选择就读学校时,仅考虑到了居民点到学校的距离,存在部分学校入学困难以及需要选择就读学校等问题。此外,传统的学区划分方法也很难保证教育均衡发展。例如,学校的学位供给有可能会发生失衡。

[0047] 有鉴于此,本申请提供了一种学区划分方法、学区划分装置以及电子设备,不仅能够降低学校的入学难度,还能够保证教育的均衡发展。

[0048] 图2是本申请实施例提供的学区划分方法200的示意性流程图。该方法200可以由任何具有数据处理能力的电子设备执行。例如,该电子设备可实施为服务器。服务器可以是独立的物理服务器,也可以是多个物理服务器构成的服务器集群或者分布式系统,还可以是提供云服务、云数据库、云计算、云函数、云存储、网络服务、云通信、中间件服务、域名服务、安全服务、以及大数据和人工智能平台等基础云计算服务的云服务器,服务器可以通过有线或无线通信方式进行直接或间接地连接,本申请在此不做限制。为便于描述,下文以基于识别视频帧的比分的装置为例对本申请提供的预测方法进行说明。

[0049] 如图2所示,该方法200可包括以下部分或全部内容:

[0050] S210,获取通过学习得到的学位预测模型;

[0051] S220,通过对 $m$ 个小区中的每一个小区的原始数据进行特征构建,得到该每一个小区的特征向量; $m$ 为大于0的整数;

[0052] S230,将该每一个小区的特征向量输入到该学位预测模型,得到该每一个小区的学位需求数;

[0053] S240,获取 $n$ 个学校中每一个学校的学位供给数; $n$ 为大于0的整数;

[0054] S250,将该每一个小区的学位需求数和该每一个学校的学位供给数输入到学区划分模型,得到用于表示将该 $m$ 个小区划分到该 $n$ 个学校的学区划分结果。

[0055] 本实施例中,先通过学位预测模型得到每一个小区的学位需求数,再基于每一个小区的学位需求数和每一个学校的学位供给数,利用学区划分模型,得到用于表示将该 $m$ 个小区划分到该 $n$ 个学校的学区划分结果,一方面,在得到学区划分结果的过程中,通过引入每一个小区的学区需求数和每一个学校的学位供给数,有利于学区划分模型通过对学位供



需关系进行分析,得到满足供需平衡的学区划分结果,进而,不仅能够均衡学校的学生资源,进而降低了学校的入学难度,还能够避免学校的供给发生失衡,进而保证了教育的均衡发展。另一方面,将学区划分结果设计为用于表示将该 $m$ 个小区划分到该 $n$ 个学校的结果,还能够避免选择就读学校的问题,进一步保证了教育的均衡发展。

[0056] 此外,本申请的方案还能够帮助教育部门和区域管理者进行长期的教育政策的规划以及短期资源投入的管理,进而,能够降低教育部门和区域管理者的工作难度。

[0057] 示例性地,该学位需求数可以是学龄人口,其中,学龄人口可以指:某地区内具有常驻户口并达到法定入学年龄的人口,义务教育学龄人口则是指达到义务教育法定入学年龄的人口(6-11为小学学龄人口,12-14为初中学龄人口)。

[0058] 例如,该每一个小区的学位需求数可以是达到小学义务教育法定入学年龄的人口。再如,该每一个小区的学位需求数可以是达到中学义务教育法定入学年龄的人口。再如,该每一个小区的学位需求数可以是达到小学和中学义务教育法定入学年龄的人口。

[0059] 图3是本申请实施例提供的学区划分方法300的另一示意性流程图。

[0060] 如图3所示,该学区划分方法300可通过多个功能模块执行。例如,该学区划分方法300可通过学位供给模块310、学位预测模型320、数据分析模块330、以及学区划分模块340执行。可选的,学位预测模型320可以是LSTM网络。可选的,该学区划分模块340可以是基于动态规划改进的线性规划模型。

[0061] 其中,学位供给模块310可用于获取 $n$ 个学校中每一个学校的学位供给数,并将每一个学校的学位供给数发送至学区划分模型340;学位预测模型320可用于对 $m$ 个小区中的每一个小区的原始数据进行特征构建,以得到该每一个小区的特征向量;并将基于该每一个小区的特征向量得到的该每一个小区的学位需求数,发送至学区划分模型340。数据分析模块330可用于生成或获取学区划分模型340使用的数据,并将其发送至学区划分模块340。基于此,学区划分模块340获取学位供给模块310发送的每一个学校的学位供给数、学位预测模型320发送的每一个小区的学位需求数、以及数据分析模块330发送的学区划分模型340使用的数据后,基于接收到的数据将该 $m$ 个小区划分到该 $n$ 个学校。

[0062] 示例性地,该数据分析模块330生成的数据可以是该学区划分模型340中的目标函数使用的数据。可选的,该数据分析模块330生成的数据还可以包括学区划分模型340的约束条件用到的数据。

[0063] 示例性地,该数据分析模块330生成的数据可包含:

[0064] 1、该每一个学校的位置信息和该每一个小区的位置信息。可选的,该位置信息可以是经纬度信息。可选的,该数据分析模块330可以基于该每一个学校的位置信息和该每一个小区的位置信息,计算该每一个小区相对该每一个学校的距离。该每一个小区相对该每一个学校的距离可以是该每一个小区和该每一个学校之间的直线距离、步行距离、开车距离等信息。该每一个小区相对该每一个学校的距离可以用于计算学区划分模型340的目标函数的函数值。

[0065] 当然,在其他可替代实施例中,也可以将该每一个小区相对该每一个学校的距离,转换为该每一个小区相对该每一个学校的时间,该每一个小区相对该每一个学校的时间也可以用于计算学区划分模型340的目标函数的函数值。

[0066] 2、该每一个学校的等级。可选的,该数据分析模块330可以按照教育资源确定该每

一个学校的等级。可选的,该教育资源可包括师资资源、学生资源、历史升学数据等信息。可选的,该数据分析模块330可以按照经验或调研结果确定该每一个学校的等级。可选的,该数据分析模块330可以相对该每一个小区确定该每一个学校的等级,例如,该数据分析模块330可以基于该每一个小区相对该每一个学校的距离,确定相对该每一个小区时该每一个学校的等级,当然,也可以通过其他方式确定该每一个学校的等级,本申请对此不再作具体说明。

[0067] 学区划分模型340接收到数据分析模块330生成的数据后,还可以基于数据分析模块330生成的数据计算目标函数的函数值以及将其应用到约束条件中。例如,若数据分析模块330生成的数据包括该每一个学校的位置信息和该每一个小区的位置信息,或若数据分析模块330生成的数据包括该每一个小区相对该每一个学校的距离,则学区划分模型340使用的目标函数可以是:基于该每一个小区相对该每一个学校的距离,构建的线性函数。进一步的,若数据分析模块330生成的数据包括该每一个学校的等级,则学区划分模型340使用的约束条件可以包括:基于可以基于该每一个学校的等级,构建的约束条件。

[0068] 当然,在其他可替代实施例,数据分析模块330生成的数据还可以包括其他数据以及对该其他数据的分析结果。例如,数据分析模块330生成的数据还可以包括该每一个学校的教育资源配置信息,其包括但不限于班级数、师生比、居民便捷度等信息。

[0069] 此外,本申请对学区划分模型340使用的约束条件不作具体限定。例如可以基于学区划分中存在的问题,构建学区划分模型340使用的约束条件。例如,学区划分中存在的问题包括但不限于:外来务工子女占比的不均衡性问题、学校空间分布的不均衡性问题、以及优质教育资源和需求的不平衡性问题等。

[0070] 图4是本申请实施例提供的学区划分结果的示意图。

[0071] 如图4所示,基于本申请的方案,采用动态规划和全局最优化方法对每一个小区的学区进行划分,不仅能够均衡学校的学生资源,进而降低了学校的入学难度,还能够避免学校的供给发生失衡,进而保证了教育的均衡发展。此外,由于得到的学区划分结果可以将一个小区划分到一个学校,还能够避免选择就读学校的问题,进一步保证了教育的均衡发展。

[0072] 当然,若每一个学校均开办有小学和中学班级时,可以采用本申请的方案同时划分每一个小区的小学学区和中学学区。若部分学校仅开办有小学班级或中学班级时,可以采用本申请的方案分别划分每一个小区的小学学区和中学学区,本申请对此不再作具体说明。

[0073] 在一些实施例中,该S250可包括:

[0074] 确定该n所学校中的第j所学校是否为该m个小区中的第i个小区的备选学校;基于该第j所学校是否为该第i个小区的备选学校,确定该第i个小区的至少一个学区划分模式;利用该学位预测模型中的目标函数,计算该第i个小区分别在该至少一个学区划分模式下的至少一个损失值;该至少一个损失值用于评价该第i个小区分别按照该至少一个学区划分模式进行学区划分时该m个小区中的已划分学位的小区的损失;将该至少一个损失值中损失值最小的学区划分模式所使用的备选学校,确定为针对该第i个小区划分的学校。

[0075] 动态规划的动态规划是运筹学的一个分支,是求解决策过程最优化的过程,本实施例中,基于该第i个小区分别在该至少一个学区划分模式下的至少一个损失值,利用动态规划的思路对损失最小的学区划分模式进行求解,不仅能够实现对第i个小区的学区划分,

还能够降低学区划分难度,提升划分效率。

[0076] 在一些实施例中,确定参数 $x_{ij}$ ;若该第j个学校为该第i个小区的备选学校,该 $x_{ij}$ 的取值为第一数值;若该第j个学校不是该第i个小区的备选学校,该 $x_{ij}$ 的取值为第二数值;该第一数值大于该第二数值;基于该 $x_{ij}$ 和该第i个小区相对该第j个学校的到校距离 $d_{ij}$ ,确定该至少一个学位划分模式中的当前学区划分模式的损失值。

[0077] 也即是说,可以将基于该 $x_{ij}$ 和该 $d_{ij}$ 的函数表达式确定为学位划分模型的目标函数。例如,可以将基于该 $x_{ij}$ 和该 $d_{ij}$ 的乘积的函数表达式确定为学位划分模型的目标函数。

[0078] 示例性地,该第一数值为1且该第二数值为0。

[0079] 示例性地,该参数 $x_{ij}$ 可以是0-1变量,其定义如下:

$$[0080] \quad x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{第 } j \text{ 个学校为第 } i \text{ 个小区的备选学校} \\ 0, & \text{第 } j \text{ 个学校不是第 } i \text{ 个小区的备选学校} \end{cases};$$

[0081] 其中, $i \in \{0, 1, 2, \dots, m-1\}$ 表示m个小区的编号, $j \in \{0, 1, 2, \dots, n-1\}$ 表示n个学校的编号。

[0082] 在一些实施例中,基于该 $x_{ij}$ 、该 $d_{ij}$ 以及以下信息确定该当前学区划分模式的损失值:该n个小区中的前i-1个小区的到校距离、该前i-1个小区的到校距离的平均距离、该前i-1个小区所在的学校的松弛因子、以及该第j个学校的松弛因子;其中,该松弛因子可以用于表示学校需要弹性容纳的学生的数量。

[0083] 示例性地,该每一个学校的松弛因子根据该每一个学校的以下信息中的至少一项确定:该每一个学校开办时设定的班级数与该每一个学校已有的班级数之间的差值、该每一个学校的剩余教室数、以及可改造为上课教室的功能教室的数量。示例性地,该每一个学校开办时设定的班级数与该每一个学校已有的班级数之间的差值可记为S2,该每一个学校的剩余教室数可记为S4,该每一个学校可改造为上课教室的功能教室的数量可记为S5。在一种实现方式中,S2+S4+S5和松弛因子的取值成反比。在另一种实现方式中,S2+S6+S5和松弛因子的取值成反比;其中,S6根据该每一个学校的剩余班级数与未开班年级的数量的比值确定。例如S6为该每一个学校的剩余班级数与未开班年级的数量的比值或对该比值进行向上或向下取整运算后得到的整数。

[0084] 示例性地,该每一个学校为新学校或有剩余教室的学校时,其松弛因子根据该每一个学校的以下信息确定:该每一个学校开办时设定的班级数与该每一个学校已有的班级数之间的差值、该每一个学校的剩余教室数、以及可改造为上课教室的功能教室的数量。该每一个学校的为老学校或没有剩余教室的学校时,其松弛因子根据该每一个学校的以下信息确定:该每一个学校开办时设定的班级数与该每一个学校已有的班级数之间的差值以及可改造为上课教室的功能教室的数量。

[0085] 举例来说,对于新开办学校或者未开班到六年级的学校(比如学校刚开办两年,则只有一年级和二年级的学生),可以存在两个指标,一个是剩余教室数S3,一个是剩余教室数与未开班年级的数量的比值,记为S6,比如一共有30个班级,只有一年级5个班,二年级4个班级,则 $S3=30-5-4=21$ 个班级, $S6=(30-4-5)/(6-2)$ ,取整为5个班级。

[0086] 本实施例中,通过引入该前i-1个小区所在的学校的松弛因子以及该第j个学校的松弛因子,能够实现动态调整该前i-1个小区所在的学校和该第j个小区的学位供给量,

进而,有利于该前*i*-1个小区所在的学校和该第*j*个小区的学位供给量的合理性以及均衡性,即不仅能够降低入学难度,还能够保证教育的均衡发展。

[0087] 此外,由于该前*i*-1个小区所在的学校的松弛因子以及该第*j*个学校的松弛因子能够体现教育资源的动态变化,相当于,在学区的划分过程中能够实时考虑到教育资源的变化,进而,有利于在实际应用中为长期的教育规划和短期投资方案提出的指导性建议。

[0088] 在一些实施例中,基于该 $x_{ij}$ 、该 $d_{ij}$ 以及该前*i*-1个小区的到校距离,确定第一参数;该第一参数用于评价该第*i*个小区按照该当前学区划分模式进行学区划分时该*m*个小区中的已划分学位的小区的总到校距离;基于该 $x_{ij}$ 、该 $d_{ij}$ 、该前*i*-1个小区的到校距离、以及该平均距离,确定第二参数;该第二参数用于评价该第*i*个小区按照该当前学区划分模式进行学区划分时该*m*个小区中的已划分学位的小区的到校距离之间的差异;基于该前*i*-1个小区所在的学校的松弛因子和该第*j*个学校的松弛因子,确定第三参数;该第三参数用于评价该第*i*个小区按照该当前学区划分模式进行学区划分时该*m*个小区中的已划分学位的小区被划分到的学校需要弹性容纳的学生的总数量;基于该第一参数、该第二参数以及该第三参数,确定该当前学区划分模式的损失值。

[0089] 本实施例中,通过引入基于第一参数、第二参数以及第三参数设计的目标函数,使得学区划分模型为改进的线性规划模型,不仅能够就近入学的基础上实现对第*i*个小区的学区划分,还能够保证已划分学区的小区以及所在学校的教育均衡性。

[0090] 具体地,一方面,通过计算该*m*个小区中的已划分学位的小区的总到校距离,并将其优化到最短(即就近入学);另一方面,通过计算该*m*个小区中的已划分学位的小区的到校距离之间的差异的距离的方差,并将其优化到最小;再一方面,通过计算该*m*个小区中的已划分学位的小区被划分到的学校需要弹性容纳的学生的总数量,并将其优化到最少,即学校弹性多容纳的学生数越少越好,不仅能够就近入学的基础上实现对第*i*个小区的学区划分,还能够保证已划分学区的小区的教育均衡性,即入学距离的均衡性,还能够保证已划分学区的小区所在的学校的教育均衡性,即学校弹性容纳的学生的数量的均衡性。

[0091] 示例性地,该学区划分模型的目标函数可设计为如下函数:

$$[0092] \quad \min f(x) = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} d_{ij} x_{ij} + \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (d_{ij} x_{ij} - \mu)^2 + C\delta;$$

[0093] 其中,第一部分表示该*m*个小区中的已划分学位的小区的总到校距离最短(即就近入学),第二部分表示该*m*个小区中的已划分学位的小区的到校距离之间的差异的距离的方差最小,第三部分表示该*m*个小区中的已划分学位的小区被划分到的学校需要弹性容纳的学生的总数量最少,即学校弹性多容纳的学生数越少越好。

[0094] 具体而言, $x_{ij}$ 表示第*j*个学校是否为第*i*个小区的备选学校;例如,若该第*j*个学校为该第*i*个小区的备选学校,该 $x_{ij}$ 的取值为1;若该第*j*个学校不是该第*i*个小区的备选学校,该 $x_{ij}$ 的取值为0; $d_{ij}$ 表示第*i*小区到第*j*个学校的距离(可以是直线距离、步行距离或驾车距离等), $\mu$ 表示所有划分结果的小区到学校的距离的平均数,即上述平均距离, $\delta$ 表示该*m*个小区中的已划分学位的小区被划分到的学校的松弛因子(即该*m*个小区中的已划分学位的小区被划分到的学校可以弹性多容纳的学生数),该*m*个小区中的已划分学位的小区被划分到的学校可以是该前*i*-1个小区所在的学校的松弛因子和该第*j*个学校的松弛因子的和。 $C$ 表示 $\delta$ 的系数。

[0095] 本实施例中,在学区划分中改进的线性规划模型,应用动态规划和全局最优化方

法提供了更加科学的学区规划方案。具体地,体现在以下几个方面:

[0096] 1、在得到学区划分结果的过程中,一方面,通过引入每一个小区的学区需求数和每一个学校的学位供给数,有利于学区划分模型通过对学位供需关系进行分析,得到满足供需平衡的学区划分结果,进而,不仅能够均衡学校的学生资源,进而降低了学校的入学难度,还能够避免学校的供给发生失衡,进而保证了教育的均衡发展。另一方面,将学区划分结果设计为用于表示将该 $m$ 个小区划分到该 $n$ 个学校的结果,还能够避免选择就读学校的问题,进一步保证了教育的均衡发展。

[0097] 2、通过引入该前 $i-1$ 个小区所在的学校的松弛因子以及该第 $j$ 个学校的松弛因子,能够实现动态调整该前 $i-1$ 个小区所在的学校和该第 $j$ 个小区的学位供给量,进而,有利于该前 $i-1$ 个小区所在的学校和该第 $j$ 个小区的学位供给量的合理性以及均衡性,即不仅能够降低入学难度,还能够保证教育的均衡发展。

[0098] 此外,由于该前 $i-1$ 个小区所在的学校的松弛因子以及该第 $j$ 个学校的松弛因子能够体现教育资源的动态变化,相当于,在学区的划分过程中能够实时考虑到教育资源的变化,进而,有利于在实际应用中为长期的教育规划和短期投资方案提出的指导性建议。

[0099] 3、采用了更多元的优化目标。

[0100] 具体地,一方面,通过计算该 $m$ 个小区中的已划分学位的小区的总到校距离,并将其优化到最短(即就近入学);另一方面,通过计算该 $m$ 个小区中的已划分学位的小区的到校距离之间的差异的距离的方差,并将其优化到最小;再一方面,通过计算该 $m$ 个小区中的已划分学位的小区被划分到的学校需要弹性容纳的学生的总数量,并将其优化到最少,即学校弹性多容纳的学生数越少越好,不仅能够就近入学的基础上实现对第 $i$ 个小区的学区划分,还能够保证已划分学区的小区的教育均衡性,即入学距离的均衡性,还能够保证已划分学区的小区所在的学校的教育均衡性,即学校弹性容纳的学生的数量的均衡性。

[0101] 综上,本申请提供的方案可以更精准进行学区划分,不仅能够均衡学校的学生资源,进而降低了学校的入学难度,还能够避免学校的供给发生失衡,进而保证了教育的均衡发展。

[0102] 在一些实施例中,基于该目标函数的约束条件,确定该第 $j$ 个学校是否为该第 $i$ 个小区的备选学校。

[0103] 示例性地,可以将基于该 $x_{i,j}$ 确定的约束条件确定为该目标函数的约束条件。

[0104] 示例性地,基于该 $x_{i,j}$ 确定的约束条件包括但不限于:基于该 $x_{i,j}$ 确定的每一个小区的便捷度的约束条件、以及基于该 $x_{i,j}$ 确定的每一个学校的均衡性约束条件。例如,基于该 $x_{i,j}$ 确定的每一个小区的便捷度的约束条件包括但不限于:基于该 $x_{i,j}$ 确定的每一个小区的上学时间和/或上学距离的约束条件,基于该 $x_{i,j}$ 确定的每一个学校的均衡性约束条件包括但不限于:基于该 $x_{i,j}$ 确定的每一个学校的上学覆盖率的约束条件、基于该 $x_{i,j}$ 确定的每一个学校的上学率的约束条件、基于该 $x_{i,j}$ 确定的每一个学校的设施使用率的约束条件。

[0105] 换言之,可以从上学时间、上学覆盖率、学校设施使用率、居民点便捷度、学校布局公平性和教育发展均衡性等多个角度出发,基于该 $x_{i,j}$ 确定目标函数的约束条件,进而明确学生资源的供需关系和教育资源的供需关系,实现更加精准的学区划分,从而保证每个学生能够接受良好的教育,保证教育均衡性。

[0106] 在一些实施例中,该目标函数的第一约束条件为:第 $i$ 个小区被划分到的学校的数

量小于或等于预设阈值。

[0107] 示例性地,该预设阈值为1,也即是说,第*i*个小区只能被划分到一个学校。例如,该第一约束条件可实现为以下关系式:

$$[0108] \quad \sum_{j=0}^{n-1} x_{ij} = 1; \text{其中, } i \in \{0, 1, 2, \dots, m-1\}。$$

[0109] 其中, $x_{ij}$ 表示第*j*个学校是否为第*i*个小区的备选学校;例如,若该第*j*个学校为该第*i*个小区的备选学校,该 $x_{ij}$ 的取值为1;若该第*j*个学校不是该第*i*个小区的备选学校,该 $x_{ij}$ 的取值为0。

[0110] 本实施例中,通过引入第一约束条件,进一步的将该预设阈值设为1时,相当于,能够使得同一个小区内的学龄人口尽可能的在一个学校中就读,避免了将同一个小区划分到多个学校,即避免了选在就读学校的问题,进而,能够保证教育的均衡发展。

[0111] 在一些实施例中,该目标函数的第二约束条件为:已划分到该第*j*个学校的所有小区的学位需求数与该第*i*个小区的学位需求数的和,小于或等于该第*j*个学校的学位供给数与该第*j*个学校的松弛因子阈值的和。

[0112] 示例性地,该第二约束条件可实现为以下关系式:

$$[0113] \quad \sum_{i=0}^{m-1} x_{ij} s_i \leq D_j + \delta_j; \text{其中, } j \in \{0, 1, 2, \dots, n-1\}。$$

[0114] 其中, $x_{ij}$ 表示第*j*个学校是否为第*i*个小区的备选学校;例如,若该第*j*个学校为该第*i*个小区的备选学校,该 $x_{ij}$ 的取值为1;若该第*j*个学校不是该第*i*个小区的备选学校,该 $x_{ij}$ 的取值为0。 $s_i$ 表示第*i*个小区的学龄人口数目,即第*i*个小区的学位需求数, $D_j$ 表示第*j*个学校可以提供的学位数,即第*j*个学校的学位供给数。 $\delta_j$ 表示该第*j*个学校的松弛因子(即第*j*个学校可以弹性多容纳的学生数)。

[0115] 本实施例中,通过引入该第二约束条件,能够对划分到第*j*个学校的小区的学位需求数和第*j*个学校的学位供给数之间的供需关系进行约束,并通过引入第*j*个学校的松弛因子,可以使得第*j*个学校的学位供给数能够具有一定的弹性,不仅能够增加第*j*个学校作为第*i*个小区的备选学校的可能性,还能够降低入学难度。

[0116] 在一些实施例中,该目标函数的第三约束条件为:已划分到该第*j*个学校的所有小区的学位需求数与该第*i*个小区的学位需求数的和,小于或等于该第*j*个学校的学位供给数与该第*j*个学校的就学率阈值;其中,该就学率阈值根据该第*j*个学校的学校等级确定。

[0117] 示例性地,该第三约束条件可实现为以下关系式:

$$[0118] \quad \sum_{j \in R_k} \sum_{i=0}^{m-1} x_{ij} s_i \leq \sum_{j \in R_k} D_j * r_k; \text{其中, } k \in \{0, 1, 2, \dots, K-1\}。$$

[0119] 其中, $x_{ij}$ 表示第*j*个学校是否为第*i*个小区的备选学校;例如,若该第*j*个学校为该第*i*个小区的备选学校,该 $x_{ij}$ 的取值为1;若该第*j*个学校不是该第*i*个小区的备选学校,该 $x_{ij}$ 的取值为0。 $s_i$ 表示第*i*个小区的学龄人口数目,即第*i*个小区的学位需求数, $D_j$ 表示第*j*个学校可以提供的学位数,即第*j*个学校的学位供给数。 $r_k$ 表示等级为*k*的学校的学位供给数的就学率,*K*表示将学校划分为*K*个等级。

[0120] 本实施例中,通过引入第三约束条件,能够对不同等级的学校的就学率进行约束,进而,能够保证教育资源的均衡性。

[0121] 当然,在其他可替代实施例中,也可以基于第*i*个小区或第*j*个学校,从其他角度进

行约束。例如,可以从最小上学时间等角度约束,以确定是否可以将第j个学校作为第i个小区的备选学校等,本申请实施例对此不再做具体说明。

[0122] 在一些实施例中,该S240可包括:

[0123] 基于以下信息,确定该每一个学校的班级供给数:该每一个学校的六年级已有的班级数、该每一个学校开办时设定的班级数与该每一个学校已有的班级数之间的差值、该每一个学校的剩余教室数、以及可改造为上课教室的功能教室的数量;基于该每一个学校的班级供给数,确定该每一个学校的学位供给数。

[0124] 示例性地,可以通过分析该每一个学校的空间布局,包括该每一个学校各年级的学生数、教职工人数、学校班级数、学校功能教室(可改造成教室)数等信息,计算出该每一个学校下一学年可以提供的班级供给数,进而基于该每一个学校下一学年可提供的班级供给数,确定该每一个学校下一学年的学位供给数。例如,可将该每一个学校下一学年可提供的班级供给数与每一个班级可容纳的学生的数量的乘积,确定为该每一个学校下一学年可提供的学位供给数。

[0125] 示例性地,该每一个学校的六年级已有的班级数可记为S1,该每一个学校开办时设定的班级数与该每一个学校已有的班级数之间的差值可记为S2,该每一个学校的剩余教室数可记为S4,该每一个学校可改造为上课教室的功能教室的数量可记为S5。基于此,可以将 $S1+S2+S3+S4+S5$ 作为该每一个学校下一学年可提供的班级供给数;当然,也可以将 $S1+S2+S3+S6+S5$ 作为该每一个学校下一学年可提供的班级供给数;其中,S6根据该每一个学校的剩余班级数与未开班年级的数量的比值确定。例如S6为该每一个学校的剩余班级数与未开班年级的数量的比值或对该比值进行向上或向下取整运算后得到的整数。

[0126] 举例来说,对于新开办学校或者未开班到六年级的学校(比如学校刚开办两年,则只有一年级和二年级的学生),可以存在两个指标,一个是剩余教室数S3,一个是剩余教室数与未开班年级的数量的比值,记为S6,比如一共有30个班级,只有一年级5个班,二年级4个班级,则 $S3=30-5-4=21$ 个班级, $S6=(30-4-5)/(6-2)$ ,取整为5个班级。

[0127] 通过以上统计,可以得到该每一个学校下一学年可提供的班级供给数,再乘以每个班级的人数(比如45)可以得到学校的学位供给数,并将其作为学区划分模型的输入。

[0128] 在一些实施例中,该学位预测模型为长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)网络,该每一个小区的原始数据包括当前时刻下的以下信息的至少一项:人口流动数据、出生率、随迁人口数、入学率;该每一个小区的特征向量的每一个维度用于表示该每一个小区的原始数据中的一项信息。

[0129] 示例性地,该学位预测模型还可以是双向长短期记忆网络(Bi-directional Long Short-Term Memory, BI-LSTM)。

[0130] 需要说明的是,长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM),其适合用于对时序数据的建模。例如,将词的表示组合成句子的表示,可以采用相加的方法,即将所有词的表示进行加和,或者取平均等方法,但是这些方法没有考虑到词语在句子中前后顺序。如句子“我不觉得他好”。“不”字是对后面“好”的否定,即该句子的情感极性是贬义。使用LSTM模型可以更好的捕捉到较长距离的依赖关系。因为LSTM通过训练过程可以学到记忆哪些信息和遗忘哪些信息。但是利用LSTM对句子进行建模还存在一个问题:无法编码从后到前的信息。在更细粒度的分类时,如对于强程度的褒义、弱程度的褒义、中性、弱程度的贬义、强

程度的贬义的五分类任务需要注意情感词、程度词、否定词之间的交互。但是, BI-LSTM可以很好的克服上述问题。举一个例子, “这个餐厅脏得不行, 没有隔壁好”, 这里的“不行”是对“脏”的程度的一种修饰, 通过BI-LSTM网络可以更好的捕捉双向的语义依赖。

[0131] 需要说明的是, LSTM网络和BI-LSTM仅为本申请的示例, 不应对本申请产生限定。换言之, 本申请涉及的可用于进行特征提取的模型不限于使用 LSTM网络或BI-LSTM网络, 在其他可替代实施例中, 还可以采用其他深度模型作为学位预测模型, 例如可以采用卷积神经网络(Convolutional Neural Network)或门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)等作为学位预测模型, 以构建出能够对特征向量中的数据进行识别并得到学位需求数的学位预测模型。

[0132] 示例性地, 该学位预测模型包括但不限于: 传统学习模型、集成学习模型或深度学习模型。可选的, 传统学习模型包括但不限于: 树模型(回归树)或逻辑回归(logistic regression, LR)模型; 例如, 回归树模型可以是自回归移动平均模型(autoregressive moving average model, ARMA); 再如, 逻辑回归模型可以是如线性模型、乘幂曲线模型以及复合曲线模型; 集成学习模型包括但不限于: 梯度提升算法的改进模型(XGBoost)或随机森林模型; 深度学习模型包括但不限于: 长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)或神经网络。当然, 在本申请的其他实施例中, 也可以使用其他机器学习类的模型, 本申请对此不作具体限定。

[0133] 需要说明的是, 传统学习模型可以是存在以下技术问题:

[0134] (1)、对于回归树模型, 当外界发生较大的变化时, 往往会带来较大的偏差, 中短期效果好, 并且只用使用到学位预测中的历史数据, 无法考虑当前数据。(2)、对于逻辑回归模型, 需要输入的数据满足逻辑生长过程的假设, 而且选择不同的曲线函数得到的结果不一样, 因此, 很难选择合适的曲线函数。

[0135] 本实施例中, 通过引入深度学习模型完成对每一个小区的学位需求数进行预测, 用于预测学位需求数的原始数据可以是面板数据, 其不仅包括历史的信息(即时间序列数据, 其包括但不限于当地入学政策、人口流动数据、历史入学数据等多个维度的数据), 还包括当前时间阶段的其他影响因素(比如学校附近小区的学区房在购买数据等), 而循环神经网络及其变体(LSTM)可以很好的处理这种与时间序列高度相关的面板数据且对缺失值不敏感, 因此能够提升预测精度。

[0136] 当然, 在其他可替代实施例中, 该学位预测模型也可以是循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)等深度模型。

[0137] 需要说明的是, 虽然RNN也擅长处理时间序列数据, 可以学习先前的信息并预测当前的结果, 但是存在长期依赖问题, 即无法记住间隔太长的信息, 由此衍生出了LSTM模型, 即长短期记忆模型, 主要是为了解决长序列训练过程中的梯度消失和梯度爆炸问题。LSTM主要新增了很多门结构来擦除或者新增模型的信息学习能力, 比如遗忘门决定该阶段丢失哪些信息, 输入门决定更新哪些信息等。

[0138] 图5是本申请实施例提供的学位预测模型400的示意性框图。

[0139] 如图5所示, 该学位预测模型400可包括数据获取与清洗模块410、训练模块420以及测试模块430。其中, 数据获取与清洗模块410可包括数据采集模块411、数据筛选模块412、数据清洗模块413以及数据预处理模块414。



[0140] 数据获取与清洗模块410可用于对m个小区中的每一个小区的原始数据进行特征构建,以得到该每一个小区的特征向量。例如,数据获取与清洗模块410可用于对m个小区中的每一个小区在历史时刻下的原始数据进行特征构建,以得到该每一个小区的特征向量,进而得到LSTM的训练数据集和测试数据集。再如,数据获取与清洗模块410可用于对m个小区中的每一个小区在当前时刻下的原始数据进行特征构建,以得到该每一个小区的特征向量,进而用于预测该每一个小区的学位需求数的特征向量。示例性地,该每一个小区的原始数据包括以下信息的至少一项时:人口流动数据、出生率、随迁人口数、入学率;学位预测模型可以通过对m个小区中的每一个小区的原始数据进行特征构建,以得到该每一个小区的特征向量;其中,该每一个小区的特征向量的每一个维度可以用于表示该每一个小区的原始数据中的一项信息。

[0141] 数据采集模块411主要采集每一个小区的原始数据。例如,该每一个小区的原始数据包括以下信息的至少一项:人口流动数据、出生率、随迁人口数、入学率等信息。再如,该每一个小区的原始数据是包含时间序列信息的面板数据,其不仅可以包括历史的信息,即时间序列数据,还可以包括当前时间阶段的其他影响因素,比如,每一个学校附近的学区房的购买数据等信息。

[0142] 数据筛选模块412可根据缺失率和历史经验,从数据采集模块411采集到的数据中选择完整有效的数据和特征,进而对选择的数据或特征输出到数据清洗模块413。

[0143] 数据清洗模块413可用于对接收到的数据或特征进行重复数据去除、异常值去除、离群点处理、以及缺失值处理等操作;示例性地,针对异常特征,数据清洗模块413可根据特征分布,舍弃特征数值太大的特征,例如舍弃排在前 $1/m$ 的异常值, $m$ 可设置为10000,具体根据应用场景而设定,针对缺失特征,例如可用均值填充连续型特征,将常数作为单独类别的数据填充离散型特征。当然,数据清洗模块413还可以进行学习以得到衍生特征,例如,可通过特征变换、特征平方、特征加减进行特征组合或衍生。还可以对该原始数据中的特征进行离散化或编码处理,例如连续型特征进行分箱离散化,离散型特征进行one-hot编码。当然,在其他可替代实施例中,数据清洗模块413也可舍弃特征缺失过多的数据。作为示例,数据清洗模块413可舍弃特征缺失的数量大于或等于缺失阈值的特征,例如,该缺失阈值可以等于样本数据量和 $n$ 的乘积, $n$ 可以是大于0且小于1的数值,例如 $n$ 可设置为0.4。具体实现中,还根据应用场景而设定 $n$ 的取值,若某数据的特征缺失的数量超过该缺失阈值,则数据清洗模块413可以过滤这个数据,即可删除或舍弃该类数据中的特征。

[0144] 数据预处理模块414可用于对清洗后的特征进行缺失值插补、数据标准化处理以得到每一个小区的特征向量。进一步的,数据预处理模块414得到的特征为每一个小区在历史时刻下的数据时,数据预处理模块414还可以将得到的每一个小区的特征向量划分为训练数据集以及测试数据集。例如,数据预处理模块414可以按照8:2或其他比例,将得到的每一个小区的特征向量划分训练数据集以及测试数据集。

[0145] 训练模块420可用于对LSTM网络进行训练。例如,训练模块420可基于数据获取与清洗模块410中的数据预处理模块414输出的训练数据集,对LSTM网络进行训练。具体训练过程可实现为:训练模块420接收到的每一个小区在历史时刻下的特征向量(例如 $X_1$ 时刻下的特征向量至 $X_t$ 时刻下的特征向量)后,将每一个小区在历史时刻下的特征向量(例如 $X_1$ 时刻下的特征向量至 $X_t$ 时刻下的特征向量)输入到LSTM网络中,LSTM网络会自动在反向传播

中不断的更新优化模型参数A,在不断的训练中,当误差率小于给定阈值后,得到最终的LSTM网络,即确定模型参数A(注意这里每个时刻的参数A是共享的)的LSTM网络。与传统的统计模型相比,统计模型要求数据分布一致,且很难处理这种兼顾时间和截面的面板数据,而LSTM网络可以有效克服这些缺点。

[0146] 测试模块430可用于对LSTM网络进行测试。例如,测试模块430可基于数据获取与清洗模块410中的数据预处理模块414输出的测试数据集,对基于训练模块420得到的LSTM网络进行测试。具体测试过程可实现为:测试模块430根据训练模块420得到的LSTM网络,测试模块430将每一个小区在历史时刻下的特征向量(例如 $C_t$ 时刻下的特征向量)输入到LSTM网络中,即可得到在历史时刻下的学位需求数(例如 $C_t$ 时刻下的学位需求数),记为D。进一步的,LSTM网络可将得到在历史时刻下的学位需求数(例如 $C_t$ 时刻下的学位需求数)输入到误差计算模块431,以便误差计算模块431 计算在历史时刻下的学位需求数(例如 $C_t$ 时刻下的学位需求数)的误差值,若在历史时刻下的学位需求数(例如 $C_t$ 时刻下的学位需求数)的误差值过大,可利用训练模块420继续对LSTM网络进行训练,以得到能够对学位需求数进行精准预测的LSTM网络。

[0147] 在训练好LSTM网络之后,可以利用训练好的LSTM网络对每一个小区的学位需求数进行预测,具体地,可通过数据获取与清洗模块410对m个小区中的每一个小区在当前时刻下的原始数据进行特征构建,以得到该每一个小区的特征向量,进而,将该每一个小区的特征向量输入到训练好的LSTM 网络,以得到该每一个小区的学位需求数。

[0148] 应当理解,图5仅为本申请的示例,不应理解为对本申请的限制。例如,本申请对每一个小区的原始数据进行特征构建的构建方式不作具体限定。例如,在其他可替代实施例中,也可通过特征工程将原始画像数据转换为该画像特征,本申请对此不作具体限定。

[0149] 下面对特征工程涉及的相关术语进行示例性说明。

[0150] 特征:指数据中抽取出来的对结果预测有用的信息,可以是文本或者数据。特征工程:利用数据领域的相关知识来创建能够使机器学习算法达到最佳性能的特征的过程。

[0151] 特征工程(Feature Engineering)是将原始数据转化成更好的表达问题本质的特征的过程,使得将这些特征运用到预测模型中能提高对不可见数据的模型预测精度。简言之,将对因变量y有明显影响作用的特征称自变量x,自变量x为特征,特征工程的目的是发现这些特征。由于好的特征具有更强的灵活性,可以用简单的模型做训练,更可以得到优秀的结果。“工欲善其事,必先利其器”,特征工程可以理解为“利其器”的过程。特征工程的目的是筛选出更好的特征,获取更好的训练数据。特征工程是一个看起来不值得被探讨的一个主题。但是,却对机器的成功与否起着至关重要的作用。机器学习算法很多都是由于建立一个学习器能够理解的工程化特征而获得成功的。在一种实现方式中,特征工程可以指对原始数据先通过复杂的特征工程进行特征提取和分析,再将提取和分析的特征,采用传统的自回归积分滑动平均模型(Autoregressive Integrated Moving Average Model, ARIMA)或孤立森林算法进行训练,基于训练的模型用于对LTV进行预测。

[0152] 特征工程可包括特征提取、特征构建、特征选择等模块。特征提取:将原始数据转换为具有明显物理意义或者统计意义或核的特征。特征构建:是原始数据中人工的构建新的特征。特征选择:从特征集合中挑选一组最具统计意义的特征子集,从而达到降维的效果。

[0153] 当然,本申请实施例对原始数据的具体形式不作限定。作为示例,原始数据可以构建为表格数据,以得到特征矩阵,基于此,可使用主要成分分析 (Principal Component Analysis,PCA) 来进行特征提取从而创建新的用于表征 LTV的特征。

[0154] 针对特征提取,特征提取的对象是原始数据 (raw data),即原始特征,其用于构建新的特征,即,将原始数据转换为一组具有明显物理意义或者统计意义的特征。原始数据可以包括静态数据和动态数据,其中静态数据可以是和小区的属性信息相关的数据,例如小区的面积或小区的楼数以及层高,动态特征可以是入学政策、出生率等动态数据。

[0155] 针对特征构建,特征构建指的是从原始数据中人工的构建新的特征。具体地,可通过真实的数据样本,以预测学位需求数的角度确定新的特征的潜在形式和数据结构,以能够更好地应用到预测模型中。特征构建需要很强的洞察力和分析能力,要求我们能够从原始数据中找出一些具有物理意义的特征。假设原始数据是表格数据,可以使用混合属性或者组合属性来创建新的特征,或是分解或切分原有的特征来创建新的特征。

[0156] 针对特征选择,可基于特征重要性进行排名,然后基于特征排名结果进行特征选择。假设存在一个标准的表格数据,表格数据的每一行(即类别项)表示的是一个观测样本数据,表格数据中的每一列(即特征项)就是一个特征,在这些特征中,有的特征携带的信息量丰富,有的特征携带的信息量很少,则携带的信息量很少的特征属于无关数据 (irrelevant data),可以通过特征项和类别项之间的相关性(特征重要性)来衡量特征重要性,然后基于特征排名结果进行特征选择。

[0157] 需要说明的是,本申请实施例对特征工程涉及的具体流程不作限定。作为示例,特征工程涉及的流程包括但不限于:分箱(Binning)、独热编码 (One-Hot Encoding)、特征哈希(Hashing Trick)、嵌套法(Embedding)、取对数(Log Transformation)、特征缩放(Scaling)、标准化(Normalization) 或特征交互(Feature Interaction)。当然,也可以包括其他流程,本申请实施例对此不作限定。

[0158] 还需要说明的是,本申请涉及的时间序列数据旨在用于表征在时间轴上的数据,该时间轴上的数据可包括多个历史时刻下的数据,每一个历史时刻下的数据的类型与当前时刻下的数据的类型可以相同,也可以不同,本申请实施例对其具体实现方式不作限定。例如,本申请提供的方法可适用于各种学区划分场景,例如各个年级的学区划分场景。

[0159] 以上结合附图详细描述了本申请的优选实施方式,但是,本申请并不限于上述实施方式中的具体细节,在本申请的技术构思范围内,可以对本申请的技术方案进行多种简单变型,这些简单变型均属于本申请的保护范围。例如,在上述具体实施方式中所描述的各个具体技术特征,在不矛盾的情况下,可以通过任何合适的方式进行组合,为了避免不必要的重复,本申请对各种可能的组合方式不再另行说明。又例如,本申请的各种不同的实施方式之间也可以进行任意组合,只要其不违背本申请的思想,其同样应当视为本申请所公开的内容。

[0160] 还应理解,在本申请的各种方法实施例中,上述各过程的序号的大小并不意味着执行顺序的先后,各过程的执行顺序应以其功能和内在逻辑确定,而不应对本申请实施例的实施过程构成任何限定。

[0161] 上文对本申请实施例提供的方法进行了说明,下面对本申请实施例提供的装置进行说明。

- [0162] 图6是本申请实施例提供的学区划分装置500的示意性框图。
- [0163] 如图6所示,该学区划分装置500可包括:
- [0164] 第一获取单元510,用于获取通过学习得到的学位预测模型;
- [0165] 构建单元520,用于通过对 $m$ 个小区中的每一个小区的原始数据进行特征构建,得到该每一个小区的特征向量; $m$ 为大于0的整数;
- [0166] 预测单元530,用于将该每一个小区的特征向量输入到该学位预测模型,得到该每一个小区的学位需求数;
- [0167] 第二获取单元540,用于获取 $n$ 个学校中每一个学校的学位供给数; $n$ 为大于0的整数;
- [0168] 划分单元550,用于将该每一个小区的学位需求数和该每一个学校的学位供给数输入到学区划分模型,得到用于表示将该 $m$ 个小区划分到该 $n$ 个学校的学区划分结果。
- [0169] 在一些实施例中,该划分单元550具体用于:
- [0170] 确定该 $n$ 个学校中的第 $j$ 个学校是否为该 $m$ 个小区中的第 $i$ 个小区的备选学校;
- [0171] 基于该第 $j$ 个学校是否为该第 $i$ 个小区的备选学校,确定该第 $i$ 个小区的至少一个学区划分模式;
- [0172] 利用该学位预测模型中的目标函数,计算该第 $i$ 个小区分别在该至少一个学区划分模式下的至少一个损失值;该至少一个损失值用于评价该第 $i$ 个小区分别按照该至少一个学区划分模式进行学区划分时该 $m$ 个小区中的已划分学位的小区的损失;
- [0173] 将该至少一个损失值中损失值最小的学区划分模式所使用的备选学校,确定为针对该第 $i$ 个小区划分的学校。
- [0174] 在一些实施例中,该划分单元550具体用于:
- [0175] 确定参数 $x_{ij}$ ;若该第 $j$ 个学校为该第 $i$ 个小区的备选学校,该 $x_{ij}$ 的取值为第一数值;若该第 $j$ 个学校不是该第 $i$ 个小区的备选学校,该 $x_{ij}$ 的取值为第二数值;该第一数值大于该第二数值;
- [0176] 基于该 $x_{ij}$ 和该第 $i$ 个小区相对该第 $j$ 个学校的到校距离 $d_{ij}$ ,确定该至少一个学区划分模式中的当前学区划分模式的损失值。
- [0177] 在一些实施例中,该划分单元550具体用于:
- [0178] 基于该 $x_{ij}$ 、该 $d_{ij}$ 以及以下信息确定该当前学区划分模式的损失值:
- [0179] 该 $n$ 个小区中的前 $i-1$ 个小区的到校距离、该前 $i-1$ 个小区的到校距离的平均距离、该前 $i-1$ 个小区所在的学校的松弛因子、以及该第 $j$ 个学校的松弛因子;其中,该松弛因子用于表示学校需要弹性容纳的学生的数量。
- [0180] 在一些实施例中,该划分单元550具体用于:
- [0181] 基于该 $x_{ij}$ 、该 $d_{ij}$ 以及该前 $i-1$ 个小区的到校距离,确定第一参数;该第一参数用于评价该第 $i$ 个小区按照该当前学区划分模式进行学区划分时该 $m$ 个小区中的已划分学位的小区的总到校距离;
- [0182] 基于该 $x_{ij}$ 、该 $d_{ij}$ 、该前 $i-1$ 个小区的到校距离、以及该平均距离,确定第二参数;该第二参数用于评价该第 $i$ 个小区按照该当前学区划分模式进行学区划分时该 $m$ 个小区中的已划分学位的小区的到校距离之间的差异;
- [0183] 基于该前 $i-1$ 个小区所在的学校的松弛因子和该第 $j$ 个学校的松弛因子,确定第三

参数;该第三参数用于评价该第i个小区按照该当前学区划分模式进行学区划分时该m个小区中的已划分学位的小区被划分到的学校需要弹性容纳的学生的总数量;

[0184] 基于该第一参数、该第二参数以及该第三参数,确定该当前学区划分模式的损失值。

[0185] 在一些实施例中,该划分单元550具体用于:

[0186] 基于该目标函数的约束条件,确定该第j所学校是否为该第i个小区的备选学校。

[0187] 在一些实施例中,该目标函数的第一约束条件为:该第i个小区被划分到的学校的数量小于或等于预设阈值。

[0188] 在一些实施例中,该目标函数的第二约束条件为:已划分到该第j所学校的所有小区的学位需求数与该第i个小区的学位需求数的和,小于或等于该第j个学校的学位供给数与该第j个学校的松弛因子阈值的和。

[0189] 在一些实施例中,该目标函数的第三约束条件为:已划分到该第j所学校的所有小区的学位需求数与该第i个小区的学位需求数的和,小于或等于该第j个学校的学位供给数与该第j个学校的就学率阈值;其中,该就学率阈值根据该第j个学校的学校等于确定。

[0190] 在一些实施例中,该第二获取单元540具体用于:

[0191] 基于以下信息,确定该每一个学校的班级供给数:

[0192] 该每一个学校的六年级已有的班级数、该每一个学校开办时设定的班级数与该每一个学校已有的班级数之间的差值、该每一个学校的剩余教室数、以及可改造为上课教室的功能教室的数量;

[0193] 基于该每一个学校的班级供给数,确定该每一个学校的学位供给数。

[0194] 在一些实施例中,该学位预测模型为长短期记忆LSTM网络,该每一个小区的原始数据包括当前时刻下的以下信息的至少一项:人口流动数据、出生率、随迁人口数、入学率;该每一个小区的特征向量的每一个维度用于表示该每一个小区的原始数据中的一项信息。

[0195] 应理解,装置实施例与方法实施例可以相互对应,类似的描述可以参照方法实施例。为避免重复,此处不再赘述。具体地,学区划分装置500可以对应于执行本申请实施例的方法200中的相应主体,并且学区划分装置500中的各个单元分别为了实现方法200中的相应流程,为了简洁,在此不再赘述。

[0196] 还应当理解,本申请实施例涉及的装置500中的各个单元可以分别或全部合并为一个或若干个另外的单元来构成,或者其中的某个(些)单元还可以再拆分为功能上更小的多个单元来构成,这可以实现同样的操作,而不影响本申请的实施例的技术效果的实现。上述单元是基于逻辑功能划分的,在实际应用中,一个单元的功能也可以由多个单元来实现,或者多个单元的功能由一个单元实现。在本申请的其它实施例中,该装置500也可以包括其它单元,在实际应用中,这些功能也可以由其它单元协助实现,并且可以由多个单元协作实现。根据本申请的另一个实施例,可以通过在包括例如中央处理单元(CPU)、随机存取存储介质(RAM)、只读存储介质(ROM)等处理元件和存储元件的通用计算机的通用计算设备上运行能够执行相应方法所涉及各步骤的计算机程序(包括程序代码),来构造本申请实施例涉及的学区划分400,以及来实现本申请实施例的学区划分方法。计算机程序可以记载于例如计算机可读存储介质上,并通过计算机可读存储介质装载于电子设备中,并在其中运行,来实现本申请实施例的相应方法。

[0197] 换言之,上文涉及的单元可以通过硬件形式实现,也可以通过软件形式的指令实现,还可以通过软硬件结合的形式实现。具体地,本申请实施例中的方法实施例的各步骤可以通过处理器中的硬件的集成逻辑电路和/或软件形式的指令完成,结合本申请实施例公开的方法的步骤可以直接体现为硬件译码处理器执行完成,或者用译码处理器中的硬件及软件组合执行完成。可选地,软件可以位于随机存储器,闪存、只读存储器、可编程只读存储器、电可擦写可编程存储器、寄存器等本领域的成熟的存储介质中。该存储介质位于存储器,处理器读取存储器中的信息,结合其硬件完成上述方法实施例中的步骤。

[0198] 图7是本申请实施例提供的电子设备600的示意结构图。

[0199] 如图7所示,该电子设备600至少包括处理器610以及计算机可读存储介质620。其中,处理器610以及计算机可读存储介质620可通过总线或者其它方式连接。计算机可读存储介质620用于存储计算机程序621,计算机程序621包括计算机指令,处理器610用于执行计算机可读存储介质620存储的计算机指令。处理器610是电子设备600的计算核心以及控制核心,其适于实现一条或多条计算机指令,具体适于加载并执行一条或多条计算机指令从而实现相应方法流程或相应功能。

[0200] 作为示例,处理器610也可称为中央处理器(Central Processing Unit,CPU)。处理器610可以包括但不限于:通用处理器、数字信号处理器(Digital Signal Processor,DSP)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,ASIC)、现场可编程门阵列(Field Programmable Gate Array,FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等等。

[0201] 作为示例,计算机可读存储介质620可以是高速RAM存储器,也可以是非不稳定的存储器(Non-Volatile Memory),例如至少一个磁盘存储器;可选的,还可以是至少一个位于远离前述处理器610的计算机可读存储介质。具体而言,计算机可读存储介质620包括但不限于:易失性存储器和/或非易失性存储器。其中,非易失性存储器可以是只读存储器(Read-Only Memory,ROM)、可编程只读存储器(Programmable ROM,PROM)、可擦除可编程只读存储器(Erasable PROM,EPROM)、电可擦除可编程只读存储器(Electrically EPROM,EEPROM)或闪存。易失性存储器可以是随机存取存储器(Random Access Memory,RAM),其用作外部高速缓存。通过示例性但不是限制性说明,许多形式的RAM可用,例如静态随机存取存储器(Static RAM,SRAM)、动态随机存取存储器(Dynamic RAM,DRAM)、同步动态随机存取存储器(Synchronous DRAM,SDRAM)、双倍数据速率同步动态随机存取存储器(Double Data Rate SDRAM,DDR SDRAM)、增强型同步动态随机存取存储器(Enhanced SDRAM,ESDRAM)、同步连接动态随机存取存储器(synch link DRAM,SLDRAM)和直接内存总线随机存取存储器(Direct Rambus RAM,DR RAM)。

[0202] 如图6所示,该电子设备600还可以包括收发器630。

[0203] 其中,处理器610可以控制该收发器630与其他设备进行通信,具体地,可以向其他设备发送信息或数据,或接收其他设备发送的信息或数据。收发器630可以包括发射机和接收机。收发器630还可以进一步包括天线,天线的数量可以为一个或多个。

[0204] 应当理解,该通信设备600中的各个组件通过总线系统相连,其中,总线系统除包括数据总线之外,还包括电源总线、控制总线和状态信号总线。

[0205] 在一种实现方式中,该电子设备600可以是任一具有数据处理能力的电子设备;该

计算机可读存储介质620中存储有第一计算机指令;由处理器610 加载并执行计算机可读存储介质620中存放的第一计算机指令,以实现图1 所示方法实施例中的相应步骤;具体实现中,计算机可读存储介质620中的第一计算机指令由处理器610加载并执行相应步骤,为避免重复,此处不再赘述。

[0206] 根据本申请的另一方面,本申请实施例还提供了一种计算机可读存储介质(Memory),计算机可读存储介质是电子设备600中的记忆设备,用于存放程序和数据。例如,计算机可读存储介质620。可以理解的是,此处的计算机可读存储介质620既可以包括电子设备600中的内置存储介质,当然也可以包括电子设备600所支持的扩展存储介质。计算机可读存储介质提供存储空间,该存储空间存储了电子设备600的操作系统。并且,在该存储空间中还存放了适于被处理器610加载并执行的一条或多条的计算机指令,这些计算机指令可以是一个或多个的计算机程序621(包括程序代码)。

[0207] 根据本申请的另一方面,本申请实施例还提供了一种计算机程序产品或计算机程序,该计算机程序产品或计算机程序包括计算机指令,该计算机指令存储在计算机可读存储介质中。例如,计算机程序621。此时,数据处理设备600可以是计算机,处理器610从计算机可读存储介质620读取该计算机指令,处理器610执行该计算机指令,使得该计算机执行上述各种可选方式中提供的学区划分方法。

[0208] 换言之,当使用软件实现时,可以全部或部分地以计算机程序产品的形式实现。该计算机程序产品包括一个或多个计算机指令。在计算机上加载和执行该计算机程序指令时,全部或部分地运行本申请实施例的流程或实现本申请实施例的功能。该计算机可以是通用计算机、专用计算机、计算机网络、或者其他可编程装置。该计算机指令可以存储在计算机可读存储介质中,或者从一个计算机可读存储介质向另一个计算机可读存储介质进行传输,例如,该计算机指令可以从一个网站站点、计算机、服务器或数据中心通过有线(例如同轴电缆、光纤、数字用户线(digital subscriber line,DSL))或无线(例如红外、无线、微波等)方式向另一个网站站点、计算机、服务器或数据中心进行传输。

[0209] 本领域普通技术人员可以意识到,结合本文中所公开的实施例描述的各示例的单元以及流程步骤,能够以电子硬件、或者计算机软件和电子硬件的结合来实现。这些功能究竟以硬件还是软件方式来执行,取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能,但是这种实现不应认为超出本申请的范围。

[0210] 最后需要说明的是,以上内容,仅为本申请的具体实施方式,但本申请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申请揭露的技术范围内,可轻易想到变化或替换,都应涵盖在本申请的保护范围之内。因此,本申请的保护范围应以权利要求的保护范围为准。

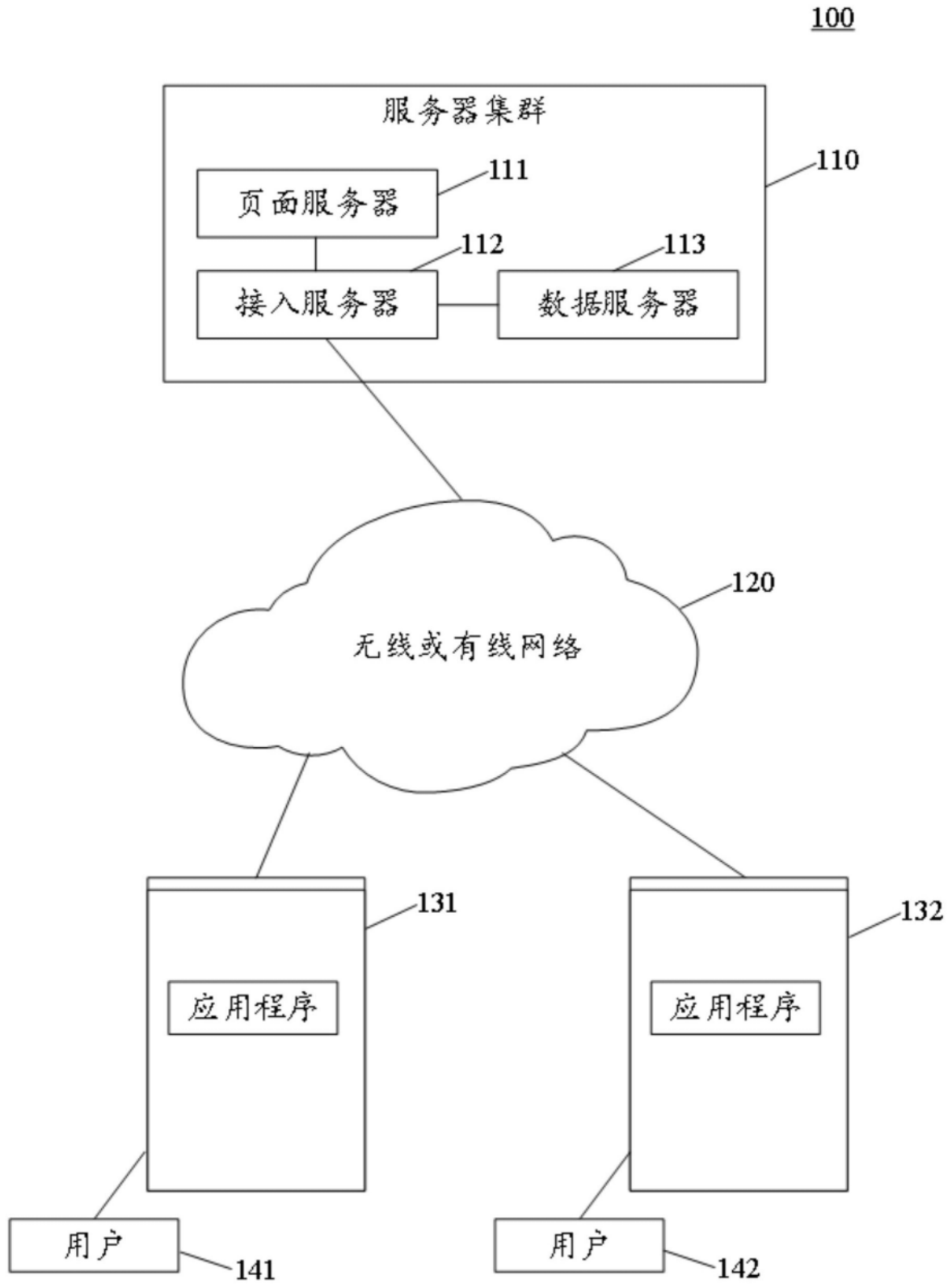


图1



200

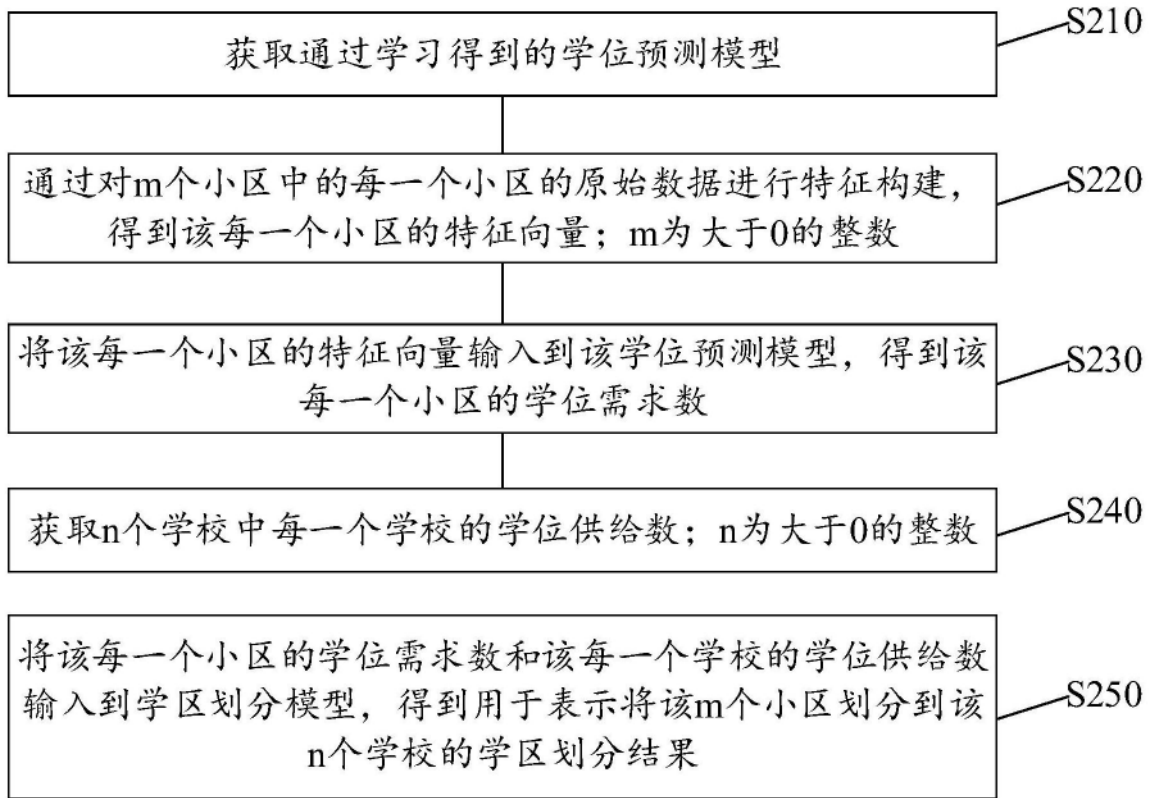


图2

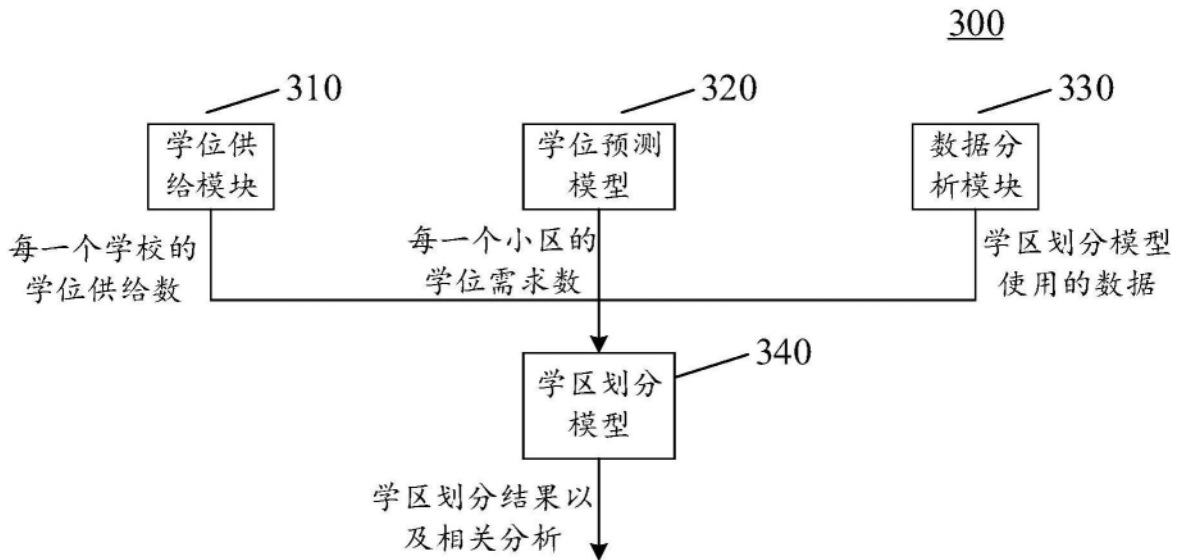


图3

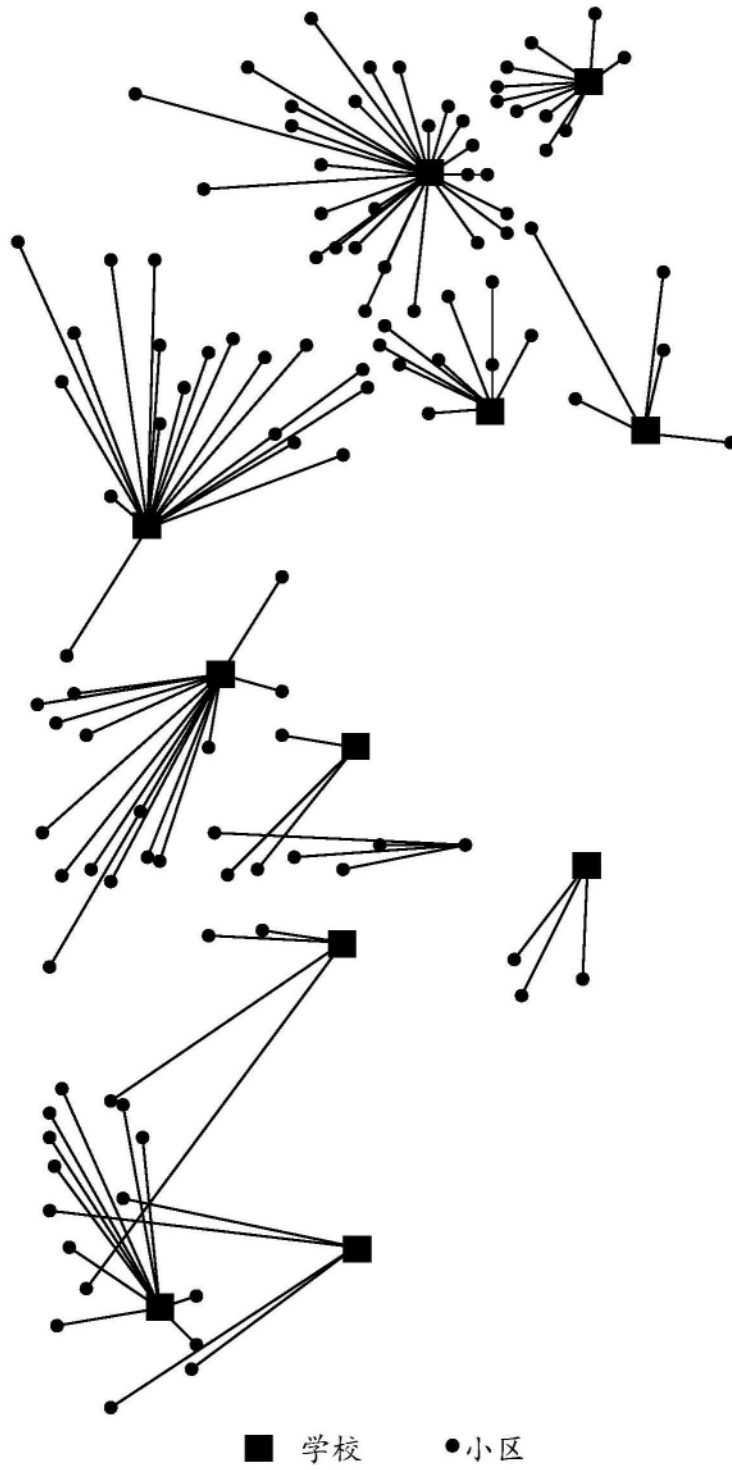


图4

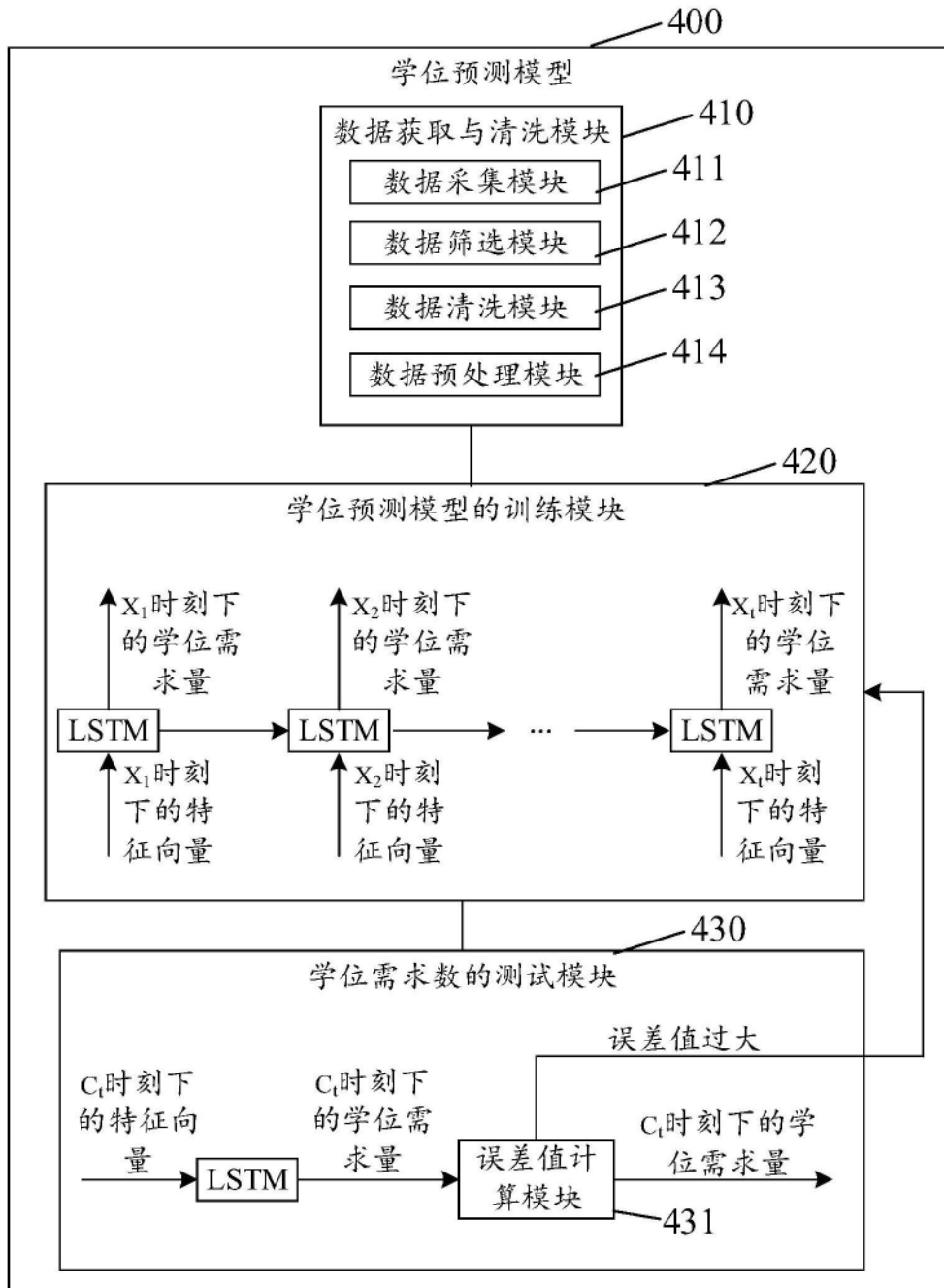


图5

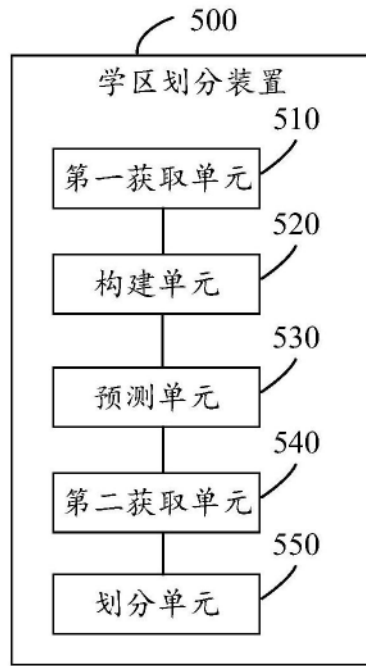


图6

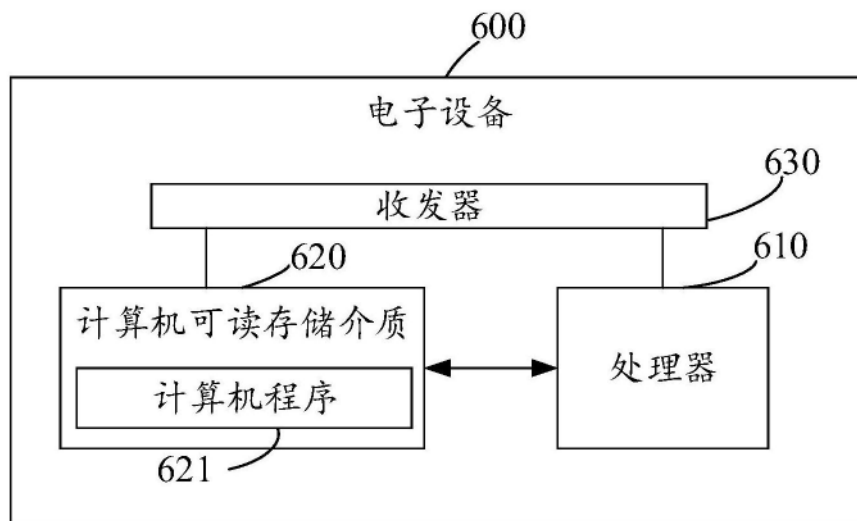


图7