



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 112766607 B

(45) 授权公告日 2023.02.17

(21) 申请号 202110146058.7

G06N 3/045 (2023.01)

(22) 申请日 2021.02.02

G06N 3/08 (2023.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 112766607 A

(56) 对比文件

CN 111442778 A, 2020.07.24

CN 111782975 A, 2020.10.16

(43) 申请公布日 2021.05.07

EP 3745329 A1, 2020.12.02

(73) 专利权人 腾讯科技(深圳)有限公司

地址 518000 广东省深圳市南山区高新区

科技中一路腾讯大厦35层

审查员 赵子赫

(72) 发明人 钟子宏

(74) 专利代理机构 北京市立方律师事务所

11330

专利代理师 张筱宁 张海秀

(51) Int. Cl.

G06Q 10/047 (2023.01)

G06F 16/29 (2019.01)

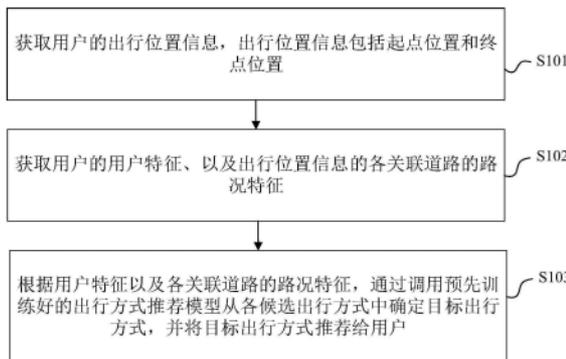
权利要求书3页 说明书18页 附图8页

(54) 发明名称

出行路线的推荐方法、装置、电子设备及可读存储介质

(57) 摘要

本申请实施例提供了一种出行路线的推荐方法、装置、电子设备及可读存储介质,涉及人工智能及地图导航、智慧交通、车联网等技术领域。该方法包括:获取目标对象的出行位置信息,出行位置信息包括起点位置和终点位置;获取目标对象的特征、以及出行位置信息的各关联道路的路况特征;根据目标对象特征以及各关联道路的路况特征,通过调用预先训练好的出行方式推荐模型从各候选出行方式中确定目标出行方式,并将目标出行方式推荐给目标对象。有效的解决了目前人工手动选择出行方式的问题,并且由于最终确定的目标出行方式根据目标对象特征、以及目标对象的出行位置信息的各关联道路的路况特征所确定的,因此将更符合实际偏好和实际需求。



1. 一种出行路线的推荐方法,其特征在于,包括:

获取用户的出行位置信息,所述出行位置信息包括起点位置和终点位置;

获取所述用户的用户特征、以及所述出行位置信息的各关联道路的路况特征,其中,所述各关联道路包括与起点位置的距离在预设范围内的各道路、以及与终点位置的距离在预设范围内的各道路;

根据所述用户特征以及各所述关联道路的路况特征,通过调用预先训练好的出行方式推荐模型从各候选出行方式中确定目标出行方式,并将所述目标出行方式推荐给所述用户;其中,所述各候选出行方式包括打车、驾车、公交地铁、步行和骑行,所述目标出行方式为所述各候选出行方式中的一种;

根据所述出行位置信息,确定所述目标出行方式对应的各候选出行路线,并获取各所述候选出行路线的路线特征;

获取所述用户对应于所述目标出行方式的路线偏好特征;其中,所述路线偏好特征包括用户采用所述目标出行方式时点击、取消和退出功能的次数、天数,点击或切换路线方案的次数、天数,在每种路线的停留时长,所述功能是基于地图应用程序中所产生的作用;

根据所述路线偏好特征和各所述候选出行路线的路线特征,通过调用预先训练好的出行路线推荐模型从各所述候选出行路线中确定出目标出行路线;

将所述目标出行路线推荐所述用户。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述根据所述路线偏好特征和各所述候选出行路线的路线特征,通过调用预先训练好的出行路线推荐模型从各所述候选出行路线中确定出目标出行路线,包括:

根据所述路线偏好特征和各所述候选出行路线的路线特征,通过调用预先训练好的与所述目标出行方式对应的出行路线推荐模型,从各所述候选出行路线中确定出目标出行路线。

3. 根据权利要求1或2所述的方法,其特征在于,所述用户特征包括所述用户的用户属性特征、以及与出行车辆相关的车辆关联特征;

所述根据所述用户特征以及各所述关联道路的路况特征,通过调用预先训练好的出行方式推荐模型从各候选出行方式中确定目标出行方式,包括:

将各所述关联道路的路况特征和所述车辆关联特征所包含的各特征进行特征交叉,得到交叉特征;

将所述交叉特征、所述用户属性特征以及所述出行位置信息的特征进行拼接,得到拼接后的特征;

基于所述拼接后的特征,通过预先训练好的出行方式推荐模型从各候选出行方式中确定目标出行方式。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述用户属性特征包括以下至少一项:

用户基本信息特征或用户的非车辆资产的资产信息特征;

所述车辆关联特征包括以下至少一项:

用户的车辆资产信息特征、用户对于地图类应用程序的使用行为特征、用户车辆的油耗信息特征、每种出行方式对应的出行成本特征。

5. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述出行方式推荐模型包括至少一个隐藏

层以及与所述至少一个隐藏层中的最后一个隐藏层连接的分类输出层；

基于所述拼接后的特征,通过预训练好的出行方式推荐模型执行以下操作:

将所述拼接后的特征输入至所述出行方式推荐模型中,通过所述至少一个隐藏层对所述拼接后的特征进行特征提取,得到所述拼接后的特征对应的隐层特征,其中,所述隐层特征为一维特征向量,所述一维特征向量的特征值的个数等于候选出行方式的方式数量,一个特征值唯一对应一种候选出行方式;

通过所述分类输出层对所述隐层特征进行归一化处理,得到归一化后的特征向量,其中,归一化后的特征向量中的一个特征值唯一对应于一种候选出行方式作为目标出行方式的概率;

将作为目标出行方式的概率最大的候选出行方式作为所述目标出行方式。

6. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述出行方式推荐模型是通过下列方式得到的:

获取第一样本数据集,所述第一样本数据集中的每个第一训练样本数据包括一个用户的样本用户特征、样本出行位置信息、所述样本出行位置信息的各关联道路的样本路况特征、以及对应的真实出行方式标签,所述第一样本数据集包括第一训练集和第一测试集;

基于所述第一样本数据集对第一神经网络模型重复执行以下训练操作,直至测试结果满足第一测试结束条件,将满足第一测试结束条件的第一神经网络模型作为所述出行方式推荐模型;

基于所述第一训练集对第一神经网络模型进行训练,直至所述第一神经网络模型对应的第一损失函数的值满足第一训练结束条件;

基于所述第一测试集对满足第一训练结束条件的第一神经网络模型进行测试,并确定测试结果;

其中,所述第一损失函数的值表征了所述第一神经网络模型输出的预测出行方式与所述第一训练样本数据对应的真实出行方式标签之间的差异。

7. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述出行路线推荐模型是通过下列方式得到的:

获取各所述候选出行方式对应的第二样本数据集,对于每一所述候选出行方式对应的第二样本数据集,所述第二样本数据集中的每个第二训练样本数据包括一个用户的对应于所述候选出行方式的样本路线偏好特征、所述候选出行方式对应的各候选出行路线的样本路线特征、以及对应的真实推荐路线标签,所述第二样本数据集包括第二训练集和第二测试集;

基于所述第二样本数据集对第二神经网络模型重复执行以下训练操作,直至测试结果满足第二测试结束条件,将满足第二测试结束条件的第二神经网络模型作为所述出行路线推荐模型;

基于所述第二训练集对第二神经网络模型进行训练,直至所述第二神经网络模型对应的第二损失函数的值满足第二训练结束条件;

基于所述第二测试集对满足第二训练结束条件的第二神经网络模型进行测试,并确定测试结果;

其中,所述第二损失函数的值表征了所述第二神经网络模型输出的预测出行路线与所

述第二训练样本数据对应的真实推荐路线标签之间的差异。

8. 一种出行路线的推荐装置,其特征在於,包括:

位置信息获取模块,用于获取用户的出行位置信息,所述出行位置信息包括起点位置和终点位置;

特征获取模块,用于获取所述用户的用户特征、以及所述出行位置信息的各关联道路的路况特征,其中,所述各关联道路包括与起点位置的距离在预设范围内的各道路、以及与终点位置的距离在预设范围内的各道路;

出行方式推荐模块,用于根据所述用户特征以及各所述关联道路的路况特征,通过调用预先训练好的出行方式推荐模型从各候选出行方式中确定目标出行方式,并将所述目标出行方式推荐给所述用户;其中,所述各候选出行方式包括打车、驾车、公交地铁、步行和骑行,所述目标出行方式为所述各候选出行方式中的一种;

出行路线确定模块,用于根据出行位置信息,确定目标出行方式对应的各候选出行路线,并获取各候选出行路线的路线特征;获取用户对应于目标出行方式的路线偏好特征;其中,所述路线偏好特征包括用户采用所述目标出行方式时点击、取消和退出功能的次数、天数,点击或切换路线方案的次数、天数,在每种路线的停留时长,所述功能是基于地图应用程序中所产生的作用;根据路线偏好特征和各候选出行路线的路线特征,通过调用预先训练好的出行路线推荐模型从各候选出行路线中确定出目标出行路线;

所述出行方式推荐模块,还用于将目标出行路线推荐用户。

9. 一种电子设备,其特征在於,包括处理器以及存储器:

所述存储器被配置用于存储计算机程序,所述计算机程序在由所述处理器执行时,使得所述处理器执行权利要求1-7任一项所述的方法。

10. 一种计算机可读存储介质,其特征在於,所述计算机可读存储介质用于存储计算机程序,当所述计算机程序在计算机上运行时,使得计算机可以执行上述权利要求1-7中任一项所述的方法。

出行路线的推荐方法、装置、电子设备及可读存储介质

技术领域

[0001] 本申请涉及人工智能及地图等技术领域,具体而言,本申请涉及一种出行路线的推荐方法、装置、电子设备及可读存储介质。

背景技术

[0002] 目前的出行路线规划应用程序(如地图、导航应用程序或包含地图、导航功能的应用程序)中,在用户给定起点位置和终点位置后,需要基于人工手动选择的方式选择从起点位置到达终点位置的出行方式,如具体是采用步行、地铁或公交等方式从起点位置到达终点位置。但是,在该过程中未与用户的出行偏好联系起来,并且由于只能人工选择出行方式,用户操作也相对比较繁琐,可见,现有技术中确定出行方式的方式有待改进。

发明内容

[0003] 本申请提供一种出行路线的推荐方法、装置、电子设备及可读存储介质,能够为用户智能推荐出行方式和出行路线,更加符合用户的实际需求。

[0004] 一方面,本申请实施例提供了一种出行路线的推荐方法,该方法包括:

[0005] 获取用户的出行位置信息,出行位置信息包括起点位置和终点位置;

[0006] 获取用户的用户特征、以及出行位置信息的各关联道路的路况特征;

[0007] 根据用户特征以及各关联道路的路况特征,通过调用预先训练好的出行方式推荐模型从各候选出行方式中确定目标出行方式,并将目标出行方式推荐给用户。

[0008] 另一方面,本申请实施例提供了一种出行路线的推荐装置,该装置包括:

[0009] 位置信息获取模块,用于获取用户的出行位置信息,出行位置信息包括起点位置和终点位置;

[0010] 特征获取模块,用于获取用户的用户特征、以及出行位置信息的各关联道路的路况特征;

[0011] 出行方式推荐模块,用于根据用户特征以及各关联道路的路况特征,通过调用预先训练好的出行方式推荐模型从各候选出行方式中确定目标出行方式,并将目标出行方式推荐给用户。

[0012] 再一方面,本申请实施例提供了一种电子设备,包括处理器以及存储器:存储器被配置用于存储计算机程序,计算机程序在由处理器执行时,使得处理器执行上述中的出行路线的推荐方法。

[0013] 又一方面,本申请实施例提供了一种计算机可读存储介质,计算机可读存储介质用于存储计算机程序,当计算机程序在计算机上运行时,使得计算机可以执行上述中的出行路线的推荐方法。

[0014] 本申请实施例提供的技术方案带来的有益效果是:

[0015] 本申请实施例提供的方案,能够根据用户特征、以及用户的出行位置信息的各关联道路的路况特征,自动为用户选择出目标出行方式推荐给用户,有效的解决了目前需要

人工手动选择出行方式的问题,并且由于最终确定的目标出行方式根据用户的用户特征、以及用户的出行位置信息的各关联道路的路况特征所确定的,此时所确定的目标出行方式将更符合用户的实际偏好,更符合用户的实际需求。

附图说明

[0016] 为了更清楚地说明本申请实施例中的技术方案,下面将对本申请实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍。

[0017] 图1为本申请实施例提供的一种目前确定出行方式的方法流程示意图;

[0018] 图2为本申请实施例提供的一种出行路线的推荐方法的流程示意图;

[0019] 图3为本申请实施例提供的一种基于地图应用程序执行出行路线的推荐方法的示意图;

[0020] 图4为本申请实施例提供的一种应用界面的示意图;

[0021] 图5为本申请实施例提供的另一种应用界面的示意图;

[0022] 图6为本申请实施例提供的一种导航模式时的应用界面的示意图;

[0023] 图7为本申请实施例提供的一种出行路线的推荐方法的原理示意图;

[0024] 图8为本申请实施例提供的一种训练出行方式推荐模型的流程示意图;

[0025] 图9为本申请实施例提供的一种确定目标出行方式的流程示意图;

[0026] 图10为本申请实施例提供的一种训练出行路线推荐模型的流程示意图;

[0027] 图11为本申请实施例提供的一种确定目标出行路线的流程示意图;

[0028] 图12为本申请实施例提供的一种出行路线的推荐装置的结构示意图;

[0029] 图13为本申请实施例提供的一种电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0030] 下面详细描述本申请的实施例,所述实施例的示例在附图中示出,其中自始至终相同或类似的标号表示相同或类似的元件或具有相同或类似功能的元件。下面通过参考附图描述的实施例是示例性的,仅用于解释本申请,而不能解释为对本申请的限制。

[0031] 本技术领域技术人员可以理解,除非特意声明,这里使用的单数形式“一”、“一个”、“所述”和“该”也可包括复数形式。应该进一步理解的是,本申请的说明书中使用的措辞“包括”是指存在所述特征、整数、步骤、操作、元件和/或组件,但是并不排除存在或添加一个或多个其他特征、整数、步骤、操作、元件、组件和/或它们的组。应该理解,当我们称元件被“连接”或“耦接”到另一元件时,它可以直接连接或耦接到其他元件,或者也可以存在中间元件。此外,这里使用的“连接”或“耦接”可以包括无线连接或无线耦接。这里使用的措辞“和/或”包括一个或多个相关联的列出项的全部或任一单元和全部组合。

[0032] 为了更好的理解和说明本申请实施例所提供的方案及有益效果,下面先对本申请实施例所涉及到的一些相关技术进行简单说明。

[0033] 随着信息技术的快速发展,地图类应用程序已经成为人们生活中使用频率很高的一类应用程序,该类应用程序为人们的出行带来便利。用户使用地图类应用程序可以进行路线查询、出行导航等。但是,目前用户基于地图类应用程序确定出行方式的方式有待改善。

[0034] 如图1所示,目前,用户基于地图应用程序确定出行方式时的一般流程为:用户首先在搜索栏中输入“出发地”和“目的地”并点击“路线”按钮,此时可以显示候选出行方式,然后点击“选择出行方式”按钮从候选出行方式选择出行方式,在这过程中需要人工进行手动选择出行方式,无法向用户智能推荐出行方式。

[0035] 基于此,为了解决目前确定出行方式的方法需要有待改进的问题,本申请实施例提供一种出行路线的推荐方法、装置、电子设备及可读存储介质。在本申请实施例中,可以根据获取到的用户特征、以及用户的出行位置信息的各关联道路的路况特征,通过调用基于人工智能技术预先训练好的出行方式推荐模型从各候选出行方式中确定目标出行方式,并将确定的目标出行方式推荐给用户。

[0036] 其中,人工智能(Artificial Intelligence, 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。

[0037] 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。

[0038] 可选的,本申请实施例可以基于人工智能技术中的机器学习/深度学习训练得到出行方式推荐模型。其中,机器学习(Machine Learning, 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。

[0039] 可选的,本申请实施例中所涉及到的数据处理/计算可以基于云计算实现,而云计算(cloud computing)是一种计算模式,它将计算任务分布在大量计算机构成的资源池上,使各种应用系统能够根据需要获取计算力、存储空间和信息服务。提供资源的网络被称为“云”。“云”中的资源在使用者看来是可以无限扩展的,并且可以随时获取,按需使用,随时扩展,按使用付费。

[0040] 作为云计算的基础能力提供商,会建立云计算资源池(简称云平台,一般称为IaaS (Infrastructure as a Service,基础设施即服务)平台,在资源池中部署多种类型的虚拟资源,供外部客户选择使用。云计算资源池中主要包括:计算设备(为虚拟化机器,包含操作系统)、存储设备、网络设备。

[0041] 按照逻辑功能划分,在IaaS (Infrastructure as a Service,基础设施即服务)层上可以部署PaaS (Platform as a Service,平台即服务)层,PaaS层之上再部署SaaS (Software as a Service,软件即服务)层,也可以直接将SaaS部署在IaaS上。PaaS为软件运行的平台,如数据库、web容器等。SaaS为各式各样的业务软件,如web门户网站、短信群发器等。一般来说,SaaS 和PaaS相对于IaaS是上层。

[0042] 可选的,本申请实施例中所涉及到的数据可以为大数据(Big data),而大数据是指无法在一定时间范围内用常规软件工具进行捕捉、管理和处理的数据集合,是需要新处理模式才能具有更强的决策力、洞察发现力和流程优化能力的海量、高增长率和多样化的信息资产。随着云时代的来临,大数据也吸引了越来越多的关注,大数据需要特殊的技术,以有效地处理大量的容忍经过时间内的数据。适用于大数据的技术,包括大规模并行处理数据库、数据挖掘、分布式文件系统、分布式数据库、云计算平台、互联网和可扩展的存储系统。

[0043] 首先对本申请涉及的几个名词进行介绍和解释:

[0044] 最优化算法:给定一个函数 $f(x)$,寻找一个元素 x_0 使得函数值 $f(x_0)$ 最小化或者最大化的方法。

[0045] 出行方式:驾车、打车、公交地铁、步行、骑行等方式。

[0046] 出行偏好:表征了用户的出行方式喜好,用户常用的出行方式表示用户出行偏好。

[0047] 出行路线:在每种出行方式下,从起点位置到达终点位置的具体路线。

[0048] 下面以具体地实施例对本申请的技术方案以及本申请的技术方案如何解决上述技术问题进行详细说明。下面这几个具体的实施例可以相互结合,对于相同或相似的概念或过程可能在某些实施例中不再赘述。下面将结合附图,对本申请的实施例进行描述。

[0049] 可选的,本申请实施例所提供的方法可以通过服务器执行、或通过终端设备执行或通过服务器和终端设备进行信息交互执行。其中,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,还可以是提供云计算服务的云服务器。终端设备可以是智能手机、平板电脑、笔记本电脑、台式计算机、智能手表、车载设备等,但并不局限于此。终端设备以及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。

[0050] 图2示出了本申请实施例中所提供的一种出行路线的推荐方法的流程示意图,该方法适用于任一具有地图类功能的应用程序(如地图应用程序、导航应用程序,或者包括地图、导航功能的应用程序,可以简称为地图类应用程序)中,该应用程序可以是移动端的应用程序,也可以是网页版的应用程序或其他类型的程序,本申请实施例不做限定。可选的,该方法可以由地图类应用程序的应用服务器执行,用户可以通过在该应用程序的客户端界面上根据需要进行地理位置的查询、线路查询、线路导航等,基于本申请实施例所提供的方法,应用服务器可以根据用户的线路查询操作实现智能确定出行方式,并将确定的出行方式通过该应用程序的客户端界面展示给用户,可选的,在确定出行方式之后,如果用户如果选择采用该出行方式进行导航,则可以智能确定出行方式下的目标出行路线并通过该应用程序的客户端界面展示给用户。如图2所示,该方法可以包括:

[0051] 步骤S101,获取用户的出行位置信息,出行位置信息包括起点位置和终点位置。

[0052] 其中,出行位置信息即用户想要查询或导航的位置的起始位置和终点位置,如用户想要查询“我的位置”到地址A的路线,则“我的位置”(即用户当前所在的位置)和地址A的位置分别是起点位置和终点位置。

[0053] 对于不同的地图类应用程序,获取用户的出行位置信息,也就是用户输入其出行起点位置和终点位置的方式可能是不同的,对于获取出行位置信息的具体方式实现方式本申请实施例不限定。例如,用户在使用地图类应用程序时,可以在该应用程序的客户端界面

中点击“路线”按钮发起路线查询,之后,客户端界面中可以显示有位置信息输入框,用户可以在该位置信息输入框内输入起点位置(也可以是默认的“我的位置”)和终点位置,可选的,用户可以采用触屏输入的方式手动输入起点位置和终点位置,也可以采用语音的方式输入起点位置和终点位置。可选的,之后用户可以通过确认“开始导航”、“路线查询”或者其他相应的功能按钮,触发路线查询请求,客户端在接收到用户的该查询请求后,则可以将该查询请求发送给应用服务器,查询请求中包括上述起点位置和终点位置,应用服务器基于该查询请求即可得知用户的出行位置信息。

[0054] 步骤S102,获取用户的用户特征、以及出行位置信息的各关联道路的路况特征。

[0055] 本申请实施例中,用户特征指的是直接或间接与用户出行有关的一些用户信息,用户特征可以是反映用户的出行偏好的特征,也可以是与用户有关能够用于预测/推测用户出行方式的特征。

[0056] 可选的,用户特征可以包括用户属性特征和与出行车辆相关的车辆关联特征,其中,用户属性特征是指用户的个人基本属性信息,与出行车辆相关的车辆关联特征可以包括用户个人车辆的各种车辆信息特征和/或,大众出行车辆(即公共出行载具,如地铁、公交车、公共自行车等)的车辆信息特征。

[0057] 可选的,用户属性特征可以包括但不限于用户基本信息特征或用户的非车辆资产的资产信息特征等;

[0058] 车辆关联特征可以包括但不限于用户的车辆资产信息特征、用户对于地图类应用程序的使用行为特征用户车辆的油耗信息特征、每种出行方式对应的出行成本特征。

[0059] 其中,用户基本信息特征指的用户个人基本信息特征,如可以指的是用户的年龄特征、用户的工作特征、用户的性别特征等,用户的非车辆资产的资产信息特征指的用户除车辆之外的资产信息特征,如可以指的是用户是否具备房产等特征,而用户的车辆资产信息特征指的是用户是否具备车辆,用户对于地图类应用程序的使用行为特征可以指的用户在使用地图类应用程序时所产生的行为的特征,如用户点地图类应用程序的取消次数、退出次数等特征、用户点击地图类应用程序内部各个模块(如共享单车模块、违章查询、快递等模块)的次数、退出各模块的次数等特征,用户在地图应用程序内的活跃信息特征,(如可以指的是用户在地图应用程序内活跃次数、活跃天数、活跃时长、最近一次活跃时间与账号注册时长等特征)、用户在地图类应用程序内产生的消费信息特征(如用户基于地图类应用程序产生的消费次数、消费天数、消费金额、消费金额占总消费金额的比例等特征)、用户在地图类应用程序中对应于每种出行方式的行为特征(如用户基于每种出行方式开始导航的次数、退出导航的次数,常用出行方式的点击及切换次数等特征);用户车辆的油耗信息特征指的是用户的车辆所产生的油耗信息的特征,如可以指的是用户的车辆平均油耗特征、一定时间内所产生的总油耗特征等;每种出行方式对应的出行成本特征指的是在采用每种出行方式时所产生的出行成本的特征,如可以指的是在驾车时所产生的加油费特征、坐公交地铁时所产生的公交地铁费、等车时长、打车时的打车费、使用共享单车时的骑行费、采用步行时的平均步行时长等特征)等特征。

[0060] 出行位置信息的各关联道路的路况特征指的是与起点位置和终点位置关联的各道路的路况情况的特征,如可以指的是关联的各道路的道路交通状况特征(即各道路的拥堵情况,可以包括严重拥堵、拥堵、行车缓慢、行车畅通等多种特征)、交通信号灯特征(如可

以包括道路交通灯个数、交通灯等待时长等多种特征)、道路信息特征(如道路的具体名称等信息特征)、起点位置和终点位置包括的车站(如公交车站)数量特征、车辆等待时长特征、路段限速特征、路段平均耗时特征等,而与起点位置和终点位置关联的各道路可以指的是距离起点位置和终点位置一定范围内的各道路。

[0061] 步骤S103,根据用户特征以及各关联道路的路况特征,通过调用预先训练好的出行方式推荐模型从各候选出行方式中确定目标出行方式,并将目标出行方式推荐给用户。

[0062] 其中,目标出行方式指的是确定出的最终想要推荐给用户的出行方式,候选出行方式指的是可能被选择为目标出行方式的出行方式,也就是可选的出行方式,该候选出行方式具体包括的类型可以预先配置,本申请实施例不限定,如可以包括打车、驾车、公交地铁、步行、骑行以及其它方式等出行方式。

[0063] 可选的,在获取到用户的用户特征和出行位置信息的各关联道路的路况特征后,可以将用户特征以及各关联道路的路况特征输入至预先训练好的出行方式推荐模型,基于该预先训练好的出行方式推荐模型可以从各候选出行方式中确定目标出行方式,然后将目标出行方式推荐给用户。

[0064] 其中,当本申请实施例中提供的该方法由服务器和终端设备交互执行时,用户基于终端设备获取到出行位置信息后,可以将出行位置信息发送至服务器,服务器可以获取该用户的用户特征、以及该出行位置信息的各关联道路的路况特征,并通过调用预先训练好的出行方式推荐模型从各候选出行方式中确定出目标出行方式发送至终端设备,然后由终端设备将目标出行方式推荐给用户。其中,终端设备将目标出行方式推荐给用户的实现方式可以根据实际需求设置,如可以采用语音播报或文字显示的方式将目标出行方式推荐给用户。

[0065] 本申请实施例提供的方案,能够根据用户特征、以及用户的出行位置信息的各关联道路的路况特征,自动为用户选择出目标出行方式推荐给用户,有效的解决了目前需要人工手动选择搜索出行方式的问题,并且由于最终确定的目标出行方式根据用户的用户特征、以及用户的出行位置信息的各关联道路的路况特征所确定的,此时所确定的目标出行方式将更符合用户的实际偏好,更符合用户的实际需求。

[0066] 本申请的可选实施例中,该方法还可以包括:

[0067] 根据出行位置信息,确定对应的各候选出行路线,并获取各候选出行路线的路线特征;

[0068] 获取用户对应于目标出行方式的路线偏好特征;

[0069] 根据路线偏好特征和各候选出行路线的路线特征,通过调用预先训练好的出行路线推荐模型从各候选出行路线中确定出目标出行路线;

[0070] 将目标出行方式推荐给用户,包括:

[0071] 将目标出行方式和目标出行路线推荐用户。

[0072] 基于本申请实施例的该方案,在确定出目标出行方式之后,还可以为用户推荐该出行方式下的出行路线即目标出行路线。具体的,可以根据出行位置信息中的起点位置和终点位置,确定在采用目标出行方式时可以有哪些路线能够从起点位置到达终点位置,这些路线即为该目标出行方式对应的各候选出行路线。例如,假设起点位置为A,终点位置为B,目标出行方式为驾车,此时在采用驾车的方式时,可以有4种不同的可选路线,则这4种可

选路线即为上述候选出行路线。

[0073] 可选的,考虑到实际应用需求以及确定目标出行路线的数据处理效率,可以预配置多种不同的出行路线类型,在确定出目标出行路线之后,可以按照预配置的出行路线类型,确定出每种类型对应的一个候选出行路线,再从各候选出行路线中进一步确定出目标出行路线。其中,对于不同的出行方式,配置的上述出行路线类型可以相同,也可以不同。可选的,出行路线类型可以包括但不限于距离最短、时间最短、拥堵最少、高速最多或收费最多等各项中多项,当然,一种路线类型可以是上述一项,也可以是多项的组合,如一种类型可以是距离最短类型,一种类型可以是时间短及收费多类型。其中,对于各种类型的具体定义方式本申请实施例也不做限定。

[0074] 在一示例中,假设目标出行方式为驾车方式,可以采用路线S1(对应于距离最短,即距离最短的出行路线)、路线S2(时间短、收费多)和路线S3(高速多)从起点位置到达终点位置,路线S1、路线S2和路线S3则可以作为驾车方式对应的各候选出行路线。

[0075] 为了用户推荐出更加合理的路线,在确定出各候选出行路线之后,可以获取各候选出行路线的路线特征以及用户对应于目标出行方式的路线偏好特征,并可以将获取到的路线偏好特征和各候选出行路线的路线特征输入至预先训练好的出行路线推荐模型,基于出行路线推荐模型的输出结果从各候选出行路线中确定出目标出行路线。

[0076] 其中,候选出行路线的路线特征具体可以包括每个候选出行路线中从起点位置到达终点位置的距离特征、预算耗时特征以及采用目标出行方式时的预算费用特征等。

[0077] 用户对应于目标出行方式的路线偏好特征表征了用户在采用目标出行方式出行时的路线偏好,如具体可以包括用户采用目标出行方式点击、取消、退出功能的次数、天数,点击/切换路线方案的次数、天数,每种路线的停留时长等特征。其中,对于每种出行方式,上述功能指的是基于地图应用程序中所产生的作用。可以包括但不限于“开始导航”、“探路”、“退出导航”、“继续导航”、“行程分享”、“开启上下车提醒”、“设置”、“实景导航”等功能。

[0078] 可选的,出行路线推荐模型的输出结果可以为各候选出行路线被确定为目标出行路线的概率值,此时可以将最大概率值对应的候选出行路线确定为目标出行路线,当然,在实际应用中,出行路线推荐模型还可以直接输出可以被确定为目标出行路线的候选出行路线的标识。

[0079] 在本申请实施例中,能够根据用户特征、以及用户的出行位置信息的各关联道路的路况特征,自动为用户选择出目标出行方式,并在此基础上还可以根据用户对应于目标出行方式的路线偏好特征、以及目标出行方式对应的各候选出行路线的路线特征为用户计算该目标出行方式下的目标出行路线推荐给用户,有效的解决了目前需要人工手动选择搜索出行方式和出行路线的问题,并且由于最终确定的标出行方式和目标出行路线是根据用户的用户特征以及用户对应于目标出行方式的路线偏好特征所确定的,此时所确定的标出行方式和目标出行路线更符合用户的实际偏好,更符合用户的实际需求。

[0080] 在本申请可选的实施例中,根据路线偏好特征和各候选出行路线的路线特征,通过调用预先训练好的出行路线推荐模型从各候选出行路线中确定出目标出行路线,包括:

[0081] 根据路线偏好特征和各候选出行路线的路线特征,通过调用预先训练好的与目标出行方式对应的出行路线推荐模型,从各候选出行路线中确定出目标出行路线。

[0082] 可选的,每种出行方式可以对应于一个出行路线推荐模型,此时可以确定目标出行方式所对应的出行路线推荐模型,然后将路线偏好特征和各候选出行路线的路线特征,输入至目标出行方式对应的出行路线推荐模型,从各候选出行路线中确定出目标出行路线。

[0083] 在本申请可选的实施例中,用户特征包括用户的用户属性特征、以及与出行车辆相关的车辆关联特征;

[0084] 根据用户特征以及各关联道路的路况特征,通过调用预先训练好的出行方式推荐模型从各候选出行方式中确定目标出行方式,包括:

[0085] 将各关联道路的路况特征和车辆关联特征所包含的各特征进行特征交叉,得到交叉特征;

[0086] 将交叉特征、用户属性特征以及进行拼接,得到拼接后的特征;

[0087] 基于拼接后的特征,通过预先训练好的出行方式推荐模型从各候选出行方式中确定目标出行方式。

[0088] 其中,用户的用户属性特征表征了用户的基本属性以及出行车辆相关的车辆关联特征的具体说明可参见前文描述,在此就不再赘述。

[0089] 可选的,对于各车辆关联特征所包含的各特征,可以将各车辆关联特征与各关联道路的路况特征进行特征交叉,得到交叉特征,然后将得到的交叉特征、用户属性特征包括的各特征以及用于表征出行位置信息的特征进行拼接,得到拼接后的特征,并基于拼接后的特征,通过预先训练好的出行方式推荐模型从各候选出行方式中确定目标出行方式。

[0090] 其中,将各车辆关联特征与各关联道路的路况特征进行特征交叉的具体处理方式可以根据实际需求配置,本申请实施例不限制,如可以采用笛卡尔积算法进行特征交叉。

[0091] 在一示例中,假设将用户属性特征记为 U_1 ,出行车辆相关的车辆关联特征记为 U_2 ,用户属性特征中的各特征记为 U_1^i (i 的不同取值代表用户属性特征中的不同特征),车辆关联特征中的各特征记为 U_2^j (j 的不同取值代表车辆关联特征中的不同特征),各关联道路每个路况特征记为 I_i (i 的不同取值代表各关联道路每个路况特征中的不同路况特征)。此时可以将每个 I_i 与车辆关联特征中的各特征 U_2^j 进行笛卡尔积交叉,得到 $I_i \otimes U_2^j$,然后将 $I_i \otimes U_2^j$ 与用户属性特征中的各特征 U_1^i 进行拼接,得到拼接后的特征 $X = (I_i \otimes U_2^j) \otimes U_1^i$,基于拼接后的特征 $X = (I_i \otimes U_2^j) \otimes U_1^i$,通过预先训练好的出行方式推荐模型从各候选出行方式中确定目标出行方式。

[0092] 在本申请实施例中,可以各关联道路每个路况特征与出行车辆相关的车辆关联特征记进行交叉处理,再与用户属性特征进行连接,此时既不会造成不相关特征的无效交叉而产生大量无效特征,又能够将各特征进行有效关联,特征的丰富度得到提高,进而能够进一步的有效提升出行方式推荐模型的效果。

[0093] 本申请可选的实施例中,出行方式推荐模型包括至少一个隐藏层以及与至少一个隐藏层中的最后一个隐藏层连接的分类输出层;

[0094] 基于拼接后的特征,通过预训练好的出行方式推荐模型执行以下操作:

[0095] 将拼接后的特征输入至出行方式推荐模型中,通过至少一个隐藏层对拼接后的特

征进行特征提取,得到拼接后的特征对应的隐层特征,其中,隐层特征为一维特征向量,一维特征向量的特征值的个数等于候选出行方式的方式数量,一个特征值唯一对应一种候选出行方式;

[0096] 通过分类输出层对隐层特征进行归一化处理,得到归一化后的特征向量,其中,归一化后的特征向量中的一个特征值唯一对应于一种候选出行方式作为目标出行方式的概率;

[0097] 将作为目标出行方式的概率最大的候选出行方式作为目标出行方式。

[0098] 可选的,当得到拼接后的特征后,可以将拼接后的特征输入至出行方式推荐模型中,通过该出行方式推荐模型的隐藏层可以对该拼接后的特征进行特征提取,得到对应的隐层特征,其中,模型的最后一个隐藏层输出的隐层特征可以为一维特征向量,该一维特征向量的特征值的个数等于候选出行方式的方式数量,一个特征值唯一对应一种候选出行方式,例如,当存在6种候选方式时,该一维特征向量的特征值的个数为6,每一个特征值唯一对应一种候选出行方式。

[0099] 进一步的,可以将得到的隐层特征进行归一化处理,得到归一化后的特征向量,此时归一化后的特征向量中的一个特征值唯一对应于一种候选出行方式作为目标出行方式的概率,可以将概率最大的候选出行方式作为最终的目标出行方式,其中,对于分类输出层的最终输出形式本申请实施例不做限定,如可以输出各候选出行方式对应的概率,也可以是输出每种候选出行方式是否作为目标出行方式的结果,如候选出行方式有6种,可以输出包含6个概率值的特征向量,如果第3种候选出行方式的概率值最大,则以将第3种候选出行方式确定为目标出行方式,或者也可以是直接输出第3种候选出行方式的标识,还可以是输出包含6个值的向量,除了第3种对应的值是1之外,其他为0,则根据该向量,可以确定出目标出行方式为第3种。

[0100] 在本申请可选的实施例中,该出行方式推荐模型是通过下列方式得到的:

[0101] 获取第一样本数据集,第一样本数据集中的每个第一训练样本数据包括一个用户的样本用户特征、样本出行位置信息、样本出行位置信息的各关联道路的样本路况特征、以及对应的真实出行方式标签,第一样本数据集包括第一训练集和第一测试集;

[0102] 基于第一样本数据集对第一神经网络模型重复执行以下训练操作,直至测试结果满足第一测试结束条件,将满足第一测试结束条件的第一神经网络模型作为出行方式推荐模型:

[0103] 基于第一训练集对第一神经网络模型进行训练,直至第一神经网络对应的第一损失函数的值满足第一训练结束条件;

[0104] 基于第一测试集对满足第一训练结束条件的第一神经网络进行测试,并确定测试结果;

[0105] 其中,第一损失函数的值表征了第一神经网络模型输出的预测出行方式与第一训练样本数据对应的真实出行方式标签之间的差异。

[0106] 其中,第一样本数据集指的是用于训练出行方式推荐模型的样本数据,第一样本数据集包括各个第一训练样本数据,每个第一训练样本数据包括一个用户的样本用户特征、样本出行位置信息、该样本出行位置信息的各关联道路的样本路况特征、以及对应的真实出行方式标签。可选的,可以将第一样本数据集划分为第一训练集和第一测试集,如可以

按照设定比例将第一样本数据集划分为第一训练集和第一测试集,如按照训练样本数据:测试样本数据=8:2的比例将第一样本数据集随机划分为第一训练集和第一测试集。进一步的,可以基于第一训练集和第一测试集对第一神经网络模型重复执行训练操作,直至测试结果满足第一测试结束条件,然后将满足第一测试结束条件的第一神经网络模型作为该出行方式推荐模型。

[0107] 可选的,可以先将第一训练集输入至第一神经网络模型,然后基于第一神经网络模型的输出结果(即预测的目标出行方式)和对应的真实出行方式标签对应的出行方式,判断第一神经网络对应的第一损失函数的值是否满足第一训练结束条件,若不满足第一训练结束条件,则可以调整第一神经网络模型模型参数,然后再次将第一训练集输入至调整后的第一神经网络模型,并基于调整后第一神经网络模型的输出结果和对应的真实出行方式标签对应的出行方式,判断第一神经网络对应的第一损失函数的值是否满足第一训练结束条件,重复此操作,直至第一损失函数的值满足第一训练结束条件。

[0108] 其中,第一神经网络模型的网络结构、以及第一训练结束条件本申请实施例不限定,如可以为第一神经网络模型可为softmax分类网络,第一训练结束条件可以为第一损失函数的值收敛或第一损失函数的值小于预设值等,而该第一损失函数的值表征了第一神经网络模型输出的预测出行方式与第一训练样本数据对应的真实出行方式标签之间的差异。

[0109] 可选的,当第一神经网络满足第一训练结束条件后,可以基于第一测试集对满足第一训练结束条件的第一神经网络进行测试,并确定测试结果是否满足第一测试结束条件,若不满足,则继续对第一神经网络进行训练,直至基于第一测试集对满足第一训练结束条件的第一神经网络进行测试得到的测试结果满足第一测试结束条件,并将满足第一测试结束条件的第一神经网络模型作为出行方式推荐模型。其中,第一测试结束条件的具体内容本申请实施例不限定,如可以是得到的测试结果的查全率、查准率、AUC(Area Under Curve,ROC(receiver operating characteristic curve,接受者操作特性曲线)曲线下与坐标轴围成的面积)等评估指标满足设定要求。

[0110] 可选的,在第一神经网络模型为softmax分类网络时,此时第一神经网络模型所依据的算法可以如下所示:

$$[0111] \quad P(Y_T = i | X_{T-1}) = \frac{e^{W_i X_{T-1}}}{\sum_{i=0}^5 e^{W_i X_{T-1}}} = \frac{e^{W_i [(U_{2,T-1} \otimes I_{T-1}) \oplus U_{1,T-1}]} }{\sum_{i=1}^5 e^{W_i [(U_{2,T-1} \otimes I_{T-1}) \oplus U_{1,T-1}]} } \quad (i = 0, 1, 2, 3, 4, 5)$$

[0112] 上述公式示出了计算任一训练样本数据对应于任一出行方式的概率,即任一候选出行方式作为目标出行方式的概率,其中, X_{T-1} 表示第一训练样本数据中的任一训练样本, i 表示第*i*种候选出行方式,其中, $i=0,1,2,3,4,5$ 分别表示6种不同的候选出行方式, $P(Y_T = i | X_{T-1})$ 表示 X_{T-1} 对应于第*i*种候选出行方式的概率,即对于样本 X_{T-1} 而言,第*i*种出行方式确定为目标出行方式的概率, $U_{2,T-1}$ 表示 X_{T-1} 中样本用户特征包括的出行车辆相关的车辆关联特征, I_{T-1} 表示 X_{T-1} 对应的样本出行位置信息的各关联道路的样本路况特征, $U_{1,T-1}$ 表示 X_{T-1} 中样本用户特征包括的用户属性特征, $(U_{2,T-1} \otimes I_{T-1})$ 表示各关联道路的样本路况特征和车辆关联特征交叉后的交叉特征, $(U_{2,T-1} \otimes I_{T-1}) \oplus U_{1,T-1}$ 表示交叉特征和用户属性特征拼接后的特征, W_i 表示神经网络模型的模型参数,即权重参数。

[0113] 对于每一次训练,通过神经网络模型,可以得到训练样本数据集中每一训练样本数据对应于各候选出行方式的概率,之后基于各候选出行方式的概率和真实出行方式标签所表征的真实出行方式,可以计算对应的损失函数的值。

[0114] 可选的,在实际应用中确定某一用户的目标出行方式时,可以获取该用户的用户特征。其中,用户特征包括该用户的用户属性特征、出行位置信息以及与出行车辆相关的车辆关联特征,并确定该出行位置信息的各关联道路的路况特征,然后将关联道路的路况特征和车辆关联特征所包含的各特征进行特征交叉,得到交叉特征,并将交叉特征、该用户的用户属性特征以及出行位置信息的特征进行拼接,得到拼接后的特征;进一步的,可以将拼接后的特征代入上述公式中,可以得到每种候选出行方式(共 6种)作为该用户的目标出行方式的概率,然后可以基于每种候选出行方式作为该用户的目标出行方式的概率,从6种候选出行方式中确定出该用户的目标出行方式。

[0115] 在本申请可选的实施例中,该出行路线推荐模型是通过下列方式得到的:

[0116] 获取各候选出行方式对应的第二样本数据集,对于每一候选出行方式对应的第二样本数据集,第二样本数据集中的每个第二训练样本数据包括一个用户的对应于候选出行方式的样本路线偏好特征、候选出行方式对应的各候选出行路线的样本路线特征、以及对应的真实推荐路线标签,第二样本数据集被包括第二训练集和第二测试集;

[0117] 基于第二样本数据集对第二神经网络模型重复执行以下训练操作,直至测试结果满足第二测试结束条件,将满足第二测试结束条件的第一神经网络模型作为出行路线推荐模型:

[0118] 基于第二训练集对第二神经网络模型进行训练,直至第二神经网络对应的第二损失函数的值满足第二训练结束条件;

[0119] 基于第二测试集对满足第二训练结束条件的第一神经网络进行测试,并确定测试结果;

[0120] 其中,第二损失函数的值表征了第二神经网络模型输出的预测出行路线与第二训练样本数据对应的真实推荐路线标签之间的差异。

[0121] 其中,第二样本数据集指的是用于训练出行路线推荐模型的样本数据,对于每一候选出行方式对应的第二样本数据集,该第二样本数据集包括各个第二训练样本数据,每个第二训练样本数据包括一个用户的对应于该候选出行方式的样本路线偏好特征、该候选出行方式对应的各候选出行路线的样本路线特征、以及对应的真实推荐路线标签。可选的,可以将第二样本数据集划分为第二训练集和第二测试集,如可以根据设定比例将第一样本数据集随机划分为第二训练集和第二测试集,例如按照训练样本数据:测试样本数据=8:2的比例将第二样本数据集随机划分为第二训练集和第一测试集。进一步的,可以基于第二训练集和第二测试集对第二神经网络模型重复执行训练操作,直至测试结果满足第二测试结束条件,然后将满足第二测试结束条件的第二神经网络模型作为该出行路线推荐模型。

[0122] 可选的,可以先将第二训练集输入至第二神经网络模型,然后基于第二神经网络模型的输出结果(即预测的目标出行路线)判断第二神经网络对应的第二损失函数的值是否满足第二训练结束条件,若不满足第二训练结束条件,则可以调整第二神经网络模型模型参数,然后再次将第二训练集输入至调整后的第二神经网络模型,并基于调整后第二神经网络模型的输出结果判断第二神经网络对应的第二损失函数的值是否满足第二训练结

束条件,重复此操作,直至第二损失函数的值满足第二训练结束条件。

[0123] 其中,第二神经网络模型的网络结构、以及第二训练结束条件本申请实施例不限定,如可以为第二神经网络模型可以为softmax分类网络,第二训练结束条件可以为第二损失函数的值收敛或第一损失函数的值小于预设值等,而该第二损失函数的值表征了第二神经网络模型输出的预测出行路线与第一训练样本数据对应的真实出行路线标签之间的差异。

[0124] 基于此,本申请实施例中所提供的该方法可以应用在地图应用场景中,如可以在地图或地图小程序中集成该方法,如当用户采用地图应用程序进行路线导航时,地图应用程序可以根据该方法为用户智能推荐导航路线。其中,当地图应用程序或地图小程序中集成该方法时,用户还可以根据实际需求是否开启该功能,当开启该功能时,即可为用户智能推荐导航路线。例如,如图3所示,假设该方法集成在地图应用程序内时,用户打开地图应用程序(即步骤S301),在地图应用程序内的“设置”界面中点击“出行偏好”按钮(即步骤S302),此时可以显示包括“智能推荐”等功能的选项,并选择“智能推荐”功能(即步骤S303),此时即视为用户开启该功能;相应的,用户在地图应用程序的首页输入出发地(即起始位置)和目的地(即终点位置)(即步骤S304),地图应用程序可以基于本申请实施例中所提供的方法(即图中的算法推荐)确定出目标出行方式和目标出行路线(即步骤S305),并基于确定的目标出行方式和目标出行路线开始导航(即步骤S306)。

[0125] 具体的,如图4所示,假设地图应用程序内的“设置”界面如图4所示,当用户点击“出行偏好”按钮时,可以显示“智能推荐”、“常开车”和“常做公交地铁”三个选项,当用户点击选择“智能推荐”选项后返回地图应用程序首页,可以在搜索栏里输入出发地(如“我的位置”)和目的地(例如,输入“深圳大学(粤海校区)北门”),接着点击“路线”按键后,此时可以根据用户的用户特征、以及输入的出行位置信息的各关联道路的路况特征,采用出行方式推荐模型确定出目标出行方式为步行,以及根据出行位置信息,确定步行对应的各候选出行路线,并获取各候选出行路线的路线特征和用户对应于步行出行方式的路线偏好特征,然后根据路线偏好特征和各候选出行路线的路线特征,通过调用预先训练好的出行路线推荐模型从各候选出行路线中确定出目标出行路线,并自动进入导航页面将目标出行方式和目标出行路线推送给用户(如图5所示,图中以步行出行方式为目标出行方式为例),此外,图5中还显示了基于步行出行方式时从出发地到目的地的时间的距离和时长(如754米和11分钟)和当前时间(如图中的11:22);进一步的,当用户选择图5中“步行导航”后可以直接进入如图6所示导航模式,即采用步行的出行方式从出发地到目的地的路线,并同时显示当前达到目的地的距离和时长(如738米和11分钟)和当前时间(如图中的11:23),以及用于进入设置应用界面的“设置”选项和用于退出当前应用界面的“退出”选项。

[0126] 可选的,为了更好的理解本申请实施例所提的该方法,下面结合具体的实施例对该方法进行详细说明。其中,在本示例中,候选出行方式包括打车、驾车、公交地铁、步行、骑行以及用户点击出行方式但并没有使用该出行方式6种,并采用 $i=0,1,2,3,4,5$ 分别表示这6种候选出行方式,该方法在实现时可以分为出行方式推荐和出行路线推荐两个阶段。其中,出行方式推荐和出行路线推荐两个阶段在实现时的流程可以如图7所示,具体可以包括基于第一样本数据集对第一神经网络模型进行训练(即图中的步骤S701),得到出行方式推荐模型(可用模型W表示)(即图中的步骤S702),当想要预测目标出行方式时,可以获取出行

方式预测样本(即用户的出行位置信息、用户的用户特征、以及出行位置信息的各关联道路的路况特征),并将出行方式预测样本输入至出行方式推荐模型(如图中的步骤S703),预测得到目标出行方式*i*(即图中的步骤S704);相应的,可以基于第二样本数据集对第二神经网络模型进行训练(即图中的步骤 S705),得到出行路线推荐模型(可用模型*S*表示,即图中的步骤S706),当想要预测目标出行方式下的目标出行路线时,可以获取出行路线预测样本(即用户在目标出行方式时对应的各候选出行路线的路线特征和用户对应于目标出行方式的路线偏好特征),并将出行路线预测样本输入至出行路线推荐模型(如图中的步骤S707),预测得到采用目标出行方式*i*时的目标出行路线*j*(即{i, j})(即图中的步骤S708),并将目标出行方式*i*时的目标出行路线*j*推荐给用户(即图中的步骤S709)。

[0127] 其中,在基于第一样本数据集对第一神经网络模型进行训练,得到出行方式推荐模型时,具体可以如图8所示:

[0128] 步骤S801,获取第一样本数据集;

[0129] 可选的,该第一样本数据集中的每个第一训练样本数据包括一个用户的样本用户特征、样本出行位置信息、该样本出行位置信息的各关联道路的样本路况特征。其中,样本出行位置信息的各关联道路的样本路况特征包括道路交通状况特征、交通信号灯特征、道路信息特征、起点位置和终点位置包括的车站(如公交车站)数量特征、车辆等待时长特征、路段限速特征、路段平均耗时特征等;样本用户特征包括用户个人基本信息特征(具体包括年龄特征、工作特征、性别特征等)、非车辆资产的资产信息特征、功能点击情况特征(即前文中的用户点地图类应用程序的取消次数、退出次数等特征、用户点击地图类应用程序内部各个模块的次数、退出各模块的次数等特征)、用户在地图应用程序内的活跃信息特征、用户在地图类应用程序内产生的消费信息特征、用户在地图类应用程序中对应于每种出行方式的行为特征、用户车辆的油耗信息特征、每种出行方式对应的出行成本特征以及车辆资产的资产信息特征,具体如表1所示:

[0130] 表1

	用户个人基本信息特征	功能点击情况特征	用户在地图应用程序内的活跃信息特征
[0131]	用户在地图类应用程序中对应于每种出行方式的行为特征	用户车辆的油耗信息特征	每种出行方式对应的出行成本特征
	车辆资产的资产信息特征	非车辆资产的资产信息特征	用户在地图类应用程序内产生的消费信息特征

[0132] 步骤S802,对第一样本数据集中的每个第一训练样本数据进行处理,并将处理后的第一样本数据集划分为第一训练集和第一测试集;

[0133] 可选的,样本数据处理阶段指的是将样本用户特征划分为用户的用户属性特征、以及与出行车辆相关的车辆关联特征,具体将哪些样本用户特征划分为用户的用户属性特征、以及与出行车辆相关的车辆关联特征可参见前文描述,在此就不再赘述。进一步的,可以将各关联道路的路况特征和车辆关联特征所包含的各特征进行特征交叉,得到交叉特

征,然后将交叉特征、用户属性特征以及出行位置信息的特征进行拼接,得到基于拼接后的特征,并对每个拼接后的特征构建真实出行方式标签。在本示例中,通过Y表示真实出行方式标签,当Y取不同取值时表示不同的候选出行方式,如令Y=1表示打车、Y=2表示驾车、Y=3表示公交地铁、Y=4表示步行、Y=5表示骑行,或者用户点击出行方式但并没有使用该出行方式记为Y=0。

[0134] 步骤S803,基于第一训练集对第一神经网络模型,直至测试结果满足第一测试结束条件,将满足第一测试结束条件的第一神经网络模型作为出行方式推荐模型。

[0135] 可选的,可以基于第一训练集对第一神经网络模型进行训练,直至第一神经网络对应的第一损失函数的值满足第一训练结束条件,然后基于第一测试集对满足第一训练结束条件的第一神经网络进行测试,直至测试结果满足第一测试结束条件。其中,第一训练结束条件可以指的是基于测试结果得到的查全率、查准率、AUC等评估指标满足设定条件。

[0136] 可选的,如图9所示,当基于该出行方式推荐模型确定目标出行方式时,可以获取用户的出行位置信息、用户的用户特征、以及出行位置信息的各关联道路的路况特征(即图中的步骤S901),以及获取出行方式推荐模型(即图中的步骤S902),然后将用户的出行位置信息、用户的用户特征、以及出行位置信息的各关联道路的路况特征输入至该出行方式推荐模型,该出行方式推荐模型基于输入的特征确定每一种候选出行方式作为目标出行方式的概率(即图中的步骤S903),并将大于设定概率阈值(如0.5)的候选出行方式作为目标出行方式并输出(即图中的步骤 S904)。

[0137] 可选的,在基于第二样本数据集对第二神经网络模型进行训练,得到出行路线推荐模型时,具体可以如图10所示:

[0138] 步骤S1001,获取各候选出行方式对应的第二样本数据集;

[0139] 可选的,对于每一候选出行方式对应的第二样本数据集,该第二样本数据集中的每个第二训练样本数据包括一个用户的对应于候选出行方式的样本路线偏好特征、候选出行方式对应的各候选出行路线的样本路线特征、以及对应的真实推荐路线标签。其中,在本示例中,每种候选出行方式对应的候选出行路线包括4种,具体可以为“距离短”;“时间短、收费多”、“高速多”以及其它路线等,并可以采用j=1、2、3、4分别表示。

[0140] 步骤S1002,对第二样本数据集中的每个第二训练样本数据进行处理,并将处理后的第二样本数据集划分为第一训练集和第一测试集;

[0141] 可选的,对于每一候选出行方式对应的第二样本数据集,可以将每个第二训练样本数据包括的一个用户的对应于该候选出行方式的样本路线偏好特征、该候选出行方式对应的各候选出行路线的样本路线特征、以及对应的真实推荐路线标签进行拼接处理,得到处理后的第二样本数据集,并将处理后的第二样本数据集划分为第二训练集和第二测试集,此时可以采用 $\{Train_0, Train_1, Train_2, Train_3, Train_4, Train_5\}$ 表示每种候选出行方式对应的第二训练集,以及采用 $\{Test_0, Test_1, Test_2, Test_3, Test_4, Test_5\}$ 表示每种候选出行方式对应的第二测试集。

[0142] 步骤S1003,基于第二训练集对第二神经网络模型,直至测试结果满足第二测试结束条件,将满足第二测试结束条件的第二神经网络模型作为出行路线推荐模型。

[0143] 可选的,在本示例中,每一种出行方式对应于一个出行路线推荐模型,对于每一种候选出行方式,可以该候选出行方式对应的第二训练集对第二神经网络模型进行训练,直

至第二神经网络对应的第二损失函数的值满足第二训练结束条件,然后基于该候选出行方式对应的二测试集对满足第二训练结束条件的第二神经网络进行测试,直至测试结果满足第二测试结束条件。其中,第二训练结束条件可以指的是基于测试结果得到的查全率、查准率、AUC等评估指标满足设定条件。

[0144] 可选的,如图11所示,当需要确定每种候选出行方式下的目标出行路线时,可以获取每种候选出行方式对应的预测数据 $\{P_0, P_1, P_2, P_3, P_4, P_5\}$ (如图中步骤S1101所示,该预测数据包括每种候选出行方式对应的各候选出行路线的路线特征,用户对应于每种候选出行方式的路线偏好特征),对于每一种候选出行方式,将该候选出行方式对应的预测数据输入对应的出行路线推荐模型(如图中步骤S1102所示),该候选出行方式对应的预测数据输入对应的出行路线推荐模型使用softmax算法进行目标出行路线预测,得到该候选出行方式下的目标出行路线 (i, j) (如图中步骤S1103所示),并根据 (i, j) 直接进入导航页面,当用户点击“开始导航”按钮后进入导航模式(如图中步骤S1104所示)。

[0145] 本申请实施例提供了一种出行路线的推荐装置,如图12所示,该出行路线的推荐装置60可以包括:位置信息获取模块601、特征获取模块602以及出行方式推荐模块603,其中,

[0146] 位置信息获取模块601,用于获取用户的出行位置信息,出行位置信息包括起点位置和终点位置;

[0147] 特征获取模块602,用于获取用户的用户特征、以及出行位置信息的各关联道路的路况特征;

[0148] 出行方式推荐模块603,用于根据用户特征以及各关联道路的路况特征,通过调用预先训练好的出行方式推荐模型从各候选出行方式中确定目标出行方式,并将目标出行方式推荐给用户。

[0149] 可选的,该装置还包括出行路线确定模块,用于:

[0150] 根据出行位置信息,确定目标出行方式对应的各候选出行路线,并获取各候选出行路线的路线特征;

[0151] 获取用户对应于目标出行方式的路线偏好特征;

[0152] 根据路线偏好特征和各候选出行路线的路线特征,通过调用预先训练好的出行路线推荐模型从各候选出行路线中确定出目标出行路线;

[0153] 出行方式推荐模块在将目标出行方式推荐给用户时,具体用于:

[0154] 将目标出行方式和目标出行路线推荐用户。

[0155] 可选的,出行方式推荐模块在根据路线偏好特征和各候选出行路线的路线特征,通过调用预先训练好的出行路线推荐模型从各候选出行路线中确定出目标出行路线时,具体用于:

[0156] 根据路线偏好特征和各候选出行路线的路线特征,通过调用预先训练好的与目标出行方式对应的出行路线推荐模型,从各候选出行路线中确定出目标出行路线。

[0157] 可选的,用户特征包括用户的用户属性特征、以及与出行车辆相关的车辆关联特征;

[0158] 出行方式推荐模块在根据用户特征以及各关联道路的路况特征,通过调用预先训练好的出行方式推荐模型从各候选出行方式中确定目标出行方式时,具体用于:

- [0159] 将各关联道路的路况特征和车辆关联特征所包含的各特征进行特征交叉,得到交叉特征;
- [0160] 将交叉特征、用户属性特征以及出行位置信息的特征进行拼接,得到拼接后的特征;
- [0161] 基于拼接后的特征,通过预先训练好的出行方式推荐模型从各候选出行方式中确定目标出行方式。
- [0162] 可选的,用户属性特征包括以下至少一项:
- [0163] 用户基本信息特征或用户的非车辆资产的资产信息特征;
- [0164] 车辆关联特征包括以下至少一项:
- [0165] 用户的车辆资产信息特征、用户对于地图类应用程序的使用行为特征、用户车辆的油耗信息特征、每种出行方式对应的出行成本特征。
- [0166] 可选的,出行方式推荐模型包括至少一个隐藏层以及与至少一个隐藏层层中的最后一个隐藏层连接的分类输出层;
- [0167] 出行方式推荐模块基于拼接后的特征,通过预训练好的出行方式推荐模型执行以下操作:
- [0168] 将拼接后的特征输入至出行方式推荐模型中,通过至少一个隐藏层对拼接后的特征进行特征提取,得到拼接后的特征对应的隐层特征,其中,隐层特征为一维特征向量,一维特征向量的特征值的个数等于候选出行方式的方式数量,一个特征值唯一对应一种候选出行方式;
- [0169] 通过分类输出层对隐层特征进行归一化处理,得到归一化后的特征向量,其中,归一化后的特征向量中的一个特征值唯一对应于一种候选出行方式作为目标出行方式的概率;
- [0170] 将作为目标出行方式的概率最大的候选出行方式作为目标出行方式。
- [0171] 可选的,出行方式推荐模型是通过下列方式得到的:
- [0172] 获取第一样本数据集,第一样本数据集中的每个第一训练样本数据包括一个用户的样本用户特征、样本出行位置信息、样本出行位置信息的各关联道路的本路况特征、以及对应的真实出行方式标签,第一样本数据集包括第一训练集和第一测试集;
- [0173] 基于第一样本数据集对第一神经网络模型重复执行以下训练操作,直至测试结果满足第一测试结束条件,将满足第一测试结束条件的第一神经网络模型作为出行方式推荐模型:
- [0174] 基于第一训练集对第一神经网络模型进行训练,直至第一神经网络对应的第一损失函数的值满足第一训练结束条件;
- [0175] 基于第一测试集对满足第一训练结束条件的第一神经网络进行测试,并确定测试结果;
- [0176] 其中,第一损失函数的值表征了第一神经网络模型输出的预测出行方式与第一训练样本数据对应的真实出行方式标签之间的差异。
- [0177] 可选的,出行路线推荐模型是通过下列方式得到的:
- [0178] 获取各候选出行方式对应的第二样本数据集,对于每一候选出行方式对应的第二样本数据集,第二样本数据集中的每个第二训练样本数据包括一个用户的对应于候选出行

方式的样本路线偏好特征、候选出行方式对应的各候选出行路线的样本路线特征、以及对应的真实推荐路线标签,第二样本数据集被包括第二训练集和第二测试集;

[0179] 基于第二样本数据集对第二神经网络模型重复执行以下训练操作,直至测试结果满足第二测试结束条件,将满足第二测试结束条件的第一神经网络模型作为出行路线推荐模型:

[0180] 基于第二训练集对第二神经网络模型进行训练,直至第二神经网络对应的第二损失函数的值满足第二训练结束条件;

[0181] 基于第二测试集对满足第二训练结束条件的第一神经网络进行测试,并确定测试结果;

[0182] 其中,第二损失函数的值表征了第二神经网络模型输出的预测出行路线与第二训练样本数据对应的真实推荐路线标签之间的差异。

[0183] 本申请实施例的出行路线的推荐装置可执行本申请实施例提供的一种出行路线的推荐方法,其实现原理相类似,此处不再赘述。

[0184] 出行路线的推荐装置可以是运行于计算机设备中的一个计算机程序(包括程序代码),例如该用户界面的显示装置为一个应用软件;该装置可以用于执行本申请实施例提供的方法中的相应步骤。

[0185] 在一些实施例中,本申请实施例提供的出行路线的推荐装置可以采用软硬件结合的方式实现,作为示例,本申请实施例提供的出行路线的推荐装置可以是采用硬件译码处理器形式的处理器,其被编程以执行本发明实施例提供的图像去扰处理方法,例如,硬件译码处理器形式的处理器可以采用一个或多个应用专用集成电路(ASIC,Application Specific Integrated Circuit)、DSP、可编程逻辑器件(PLD,Programmable Logic Device)、复杂可编程逻辑器件(CPLD,Complex Programmable Logic Device)、现场可编程门阵列(FPGA,Field-Programmable Gate Array)或其他电子元件。

[0186] 在另一些实施例中,本申请实施例提供的出行路线的推荐装置60可以采用软件方式实现,图12示出了存储在存储器中的出行路线的推荐装置60,其可以是程序和插件等形式的软件,并包括一系列的模块,包括位置信息获取模块601、特征获取模块602以及出行方式推荐模块603;其中,第位置信息获取模块601、特征获取模块602以及出行方式推荐模块603用于实现本申请实施例提供的出行路线的推荐方法。

[0187] 本申请实施例提供了一种电子设备,如图13所示,图13所示的电子设备2000包括:处理器2001和存储器2003。其中,处理器2001和存储器2003相连,如通过总线2002相连。可选地,电子设备2000还可以包括收发器2004。需要说明的是,实际应用中收发器2004不限于一个,该电子设备2000的结构并不构成对本申请实施例的限定。

[0188] 其中,处理器2001应用于本申请实施例中,用于实现图12所示的各模块的功能。

[0189] 处理器2001可以是CPU,通用处理器,DSP,ASIC,FPGA或者其他可编程逻辑器件、晶体管逻辑器件、硬件部件或者其任意组合。其可以实现或执行结合本申请公开内容所描述的各种示例性的逻辑方框,模块和电路。处理器2001也可以是实现计算功能的组合,例如包含一个或多个微处理器组合,DSP和微处理器的组合等。

[0190] 总线2002可包括一通路,在上述组件之间传送信息。总线2002可以是PCI总线或EISA总线等。总线2002可以分为地址总线、数据总线、控制总线等。为便于表示,图13中仅用

一条粗线表示,但并不表示仅有一根总线或一种类型的总线。

[0191] 存储器2003可以是ROM或可存储静态信息和计算机程序的其他类型的静态存储设备, RAM或者可存储信息和计算机程序的其他类型的动态存储设备,也可以是EEPROM、CD-ROM或其他光盘存储、光碟存储(包括压缩光碟、激光碟、光碟、数字通用光碟、蓝光光碟等)、磁盘存储介质或者其他磁存储设备、或者能够用于携带或存储或以数据结构形式的期望的计算机程序并能够由计算机存取的任何其他介质,但不限于此。

[0192] 存储器2003用于存储执行本申请方案的应用程序的计算机程序,并由处理器2001来控制执行。处理器2001用于执行存储器2003中存储的应用程序的计算机程序,以实现图12所示实施例提供的出行路线的推荐装置的动作。

[0193] 本申请实施例提供了一种电子设备,包括处理器以及存储器:存储器被配置用于存储计算机程序,计算机程序在由处理器执行时,使得处理器上述实施例中的任一项方法。

[0194] 本申请实施例提供了一种计算机可读存储介质,计算机可读存储介质用于存储计算机程序,当计算机程序在计算机上运行时,使得计算机可以执行上述实施例中的任一项方法。

[0195] 根据本申请的一个方面,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各种可选实现方式中提供的方法。

[0196] 本申请中的一种计算机可读存储介质所涉及的名词及实现原理具体可以参照本申请实施例中的一种出行路线的推荐方法,在此不再赘述。

[0197] 应该理解的是,虽然附图的流程图中的各个步骤按照箭头的指示依次显示,但是这些步骤并不是必然按照箭头指示的顺序依次执行。除非本文中有明确的说明,这些步骤的执行并没有严格的顺序限制,其可以以其他的顺序执行。而且,附图的流程图中的至少一部分步骤可以包括多个子步骤或者多个阶段,这些子步骤或者阶段并不必然是在同一时刻执行完成,而是可以在不同的时刻执行,其执行顺序也不必然是依次进行,而是可以与其他步骤或者其他步骤的子步骤或者阶段的至少一部分轮流或者交替地执行。

[0198] 以上仅是本申请的部分实施方式,应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本申请原理的前提下,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰也应视为本申请的保护范围。

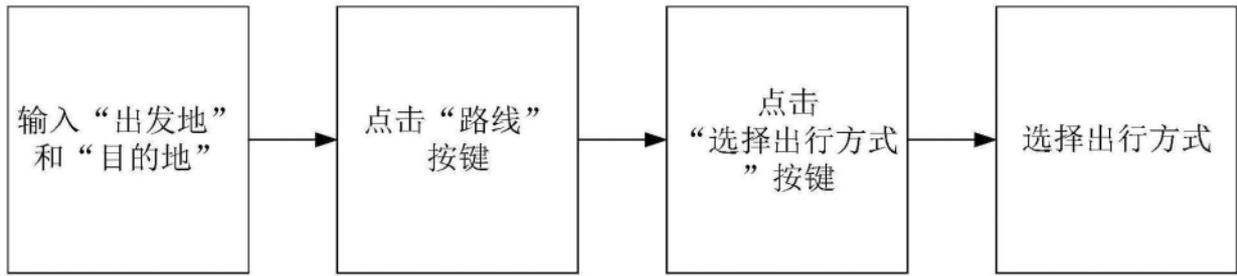


图1

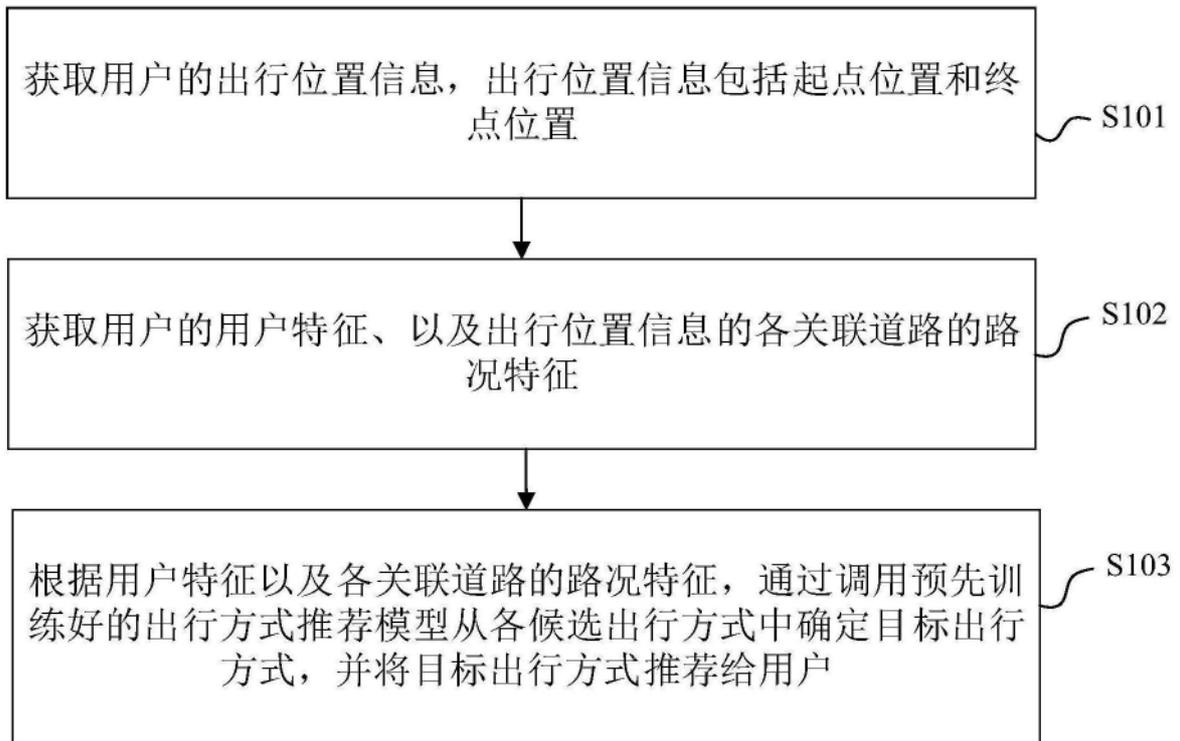


图2

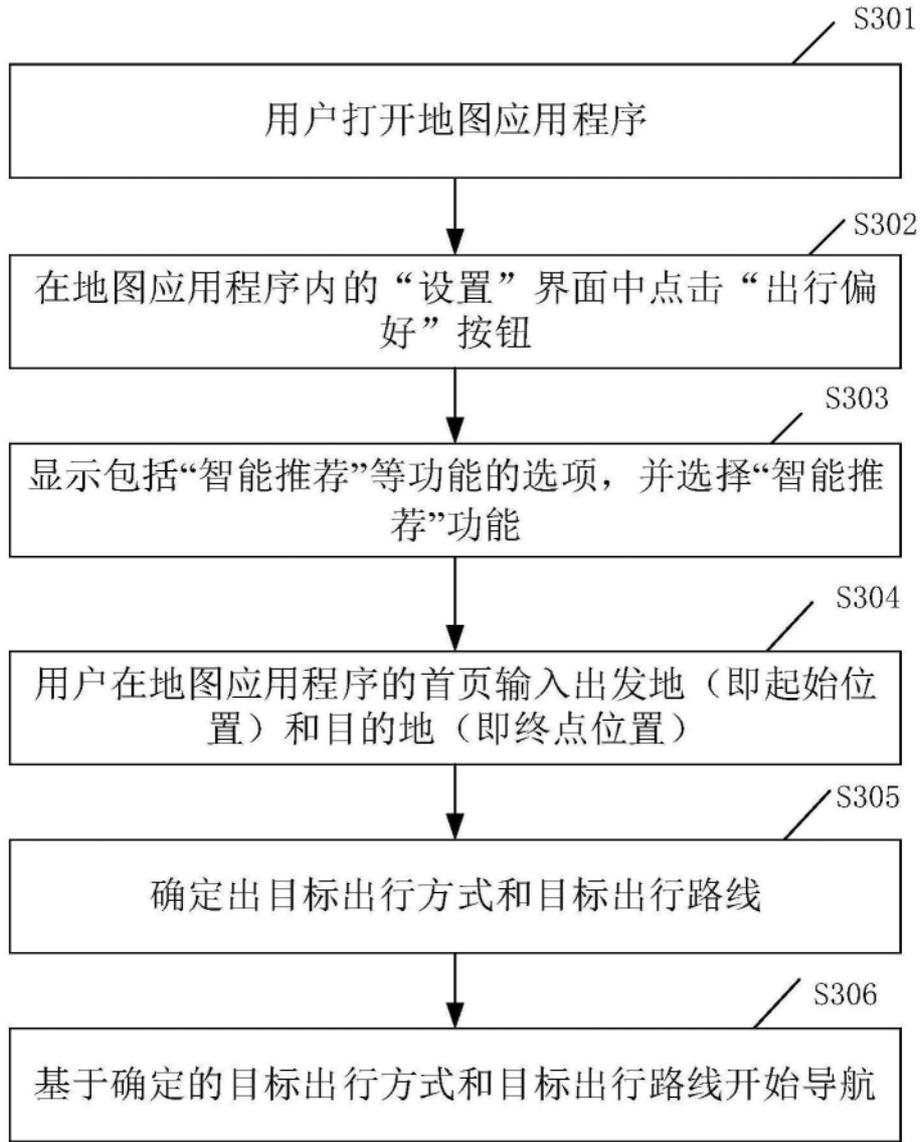


图3

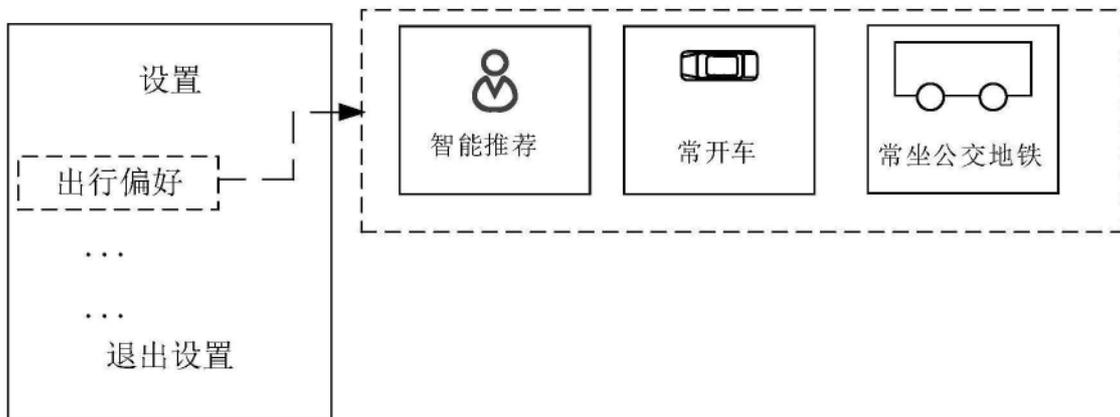


图4

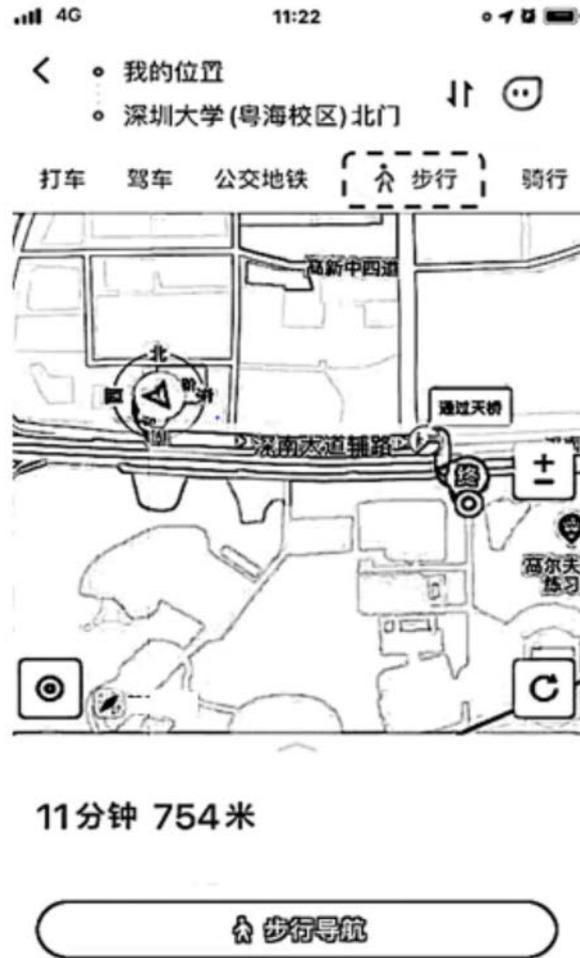


图5



图6

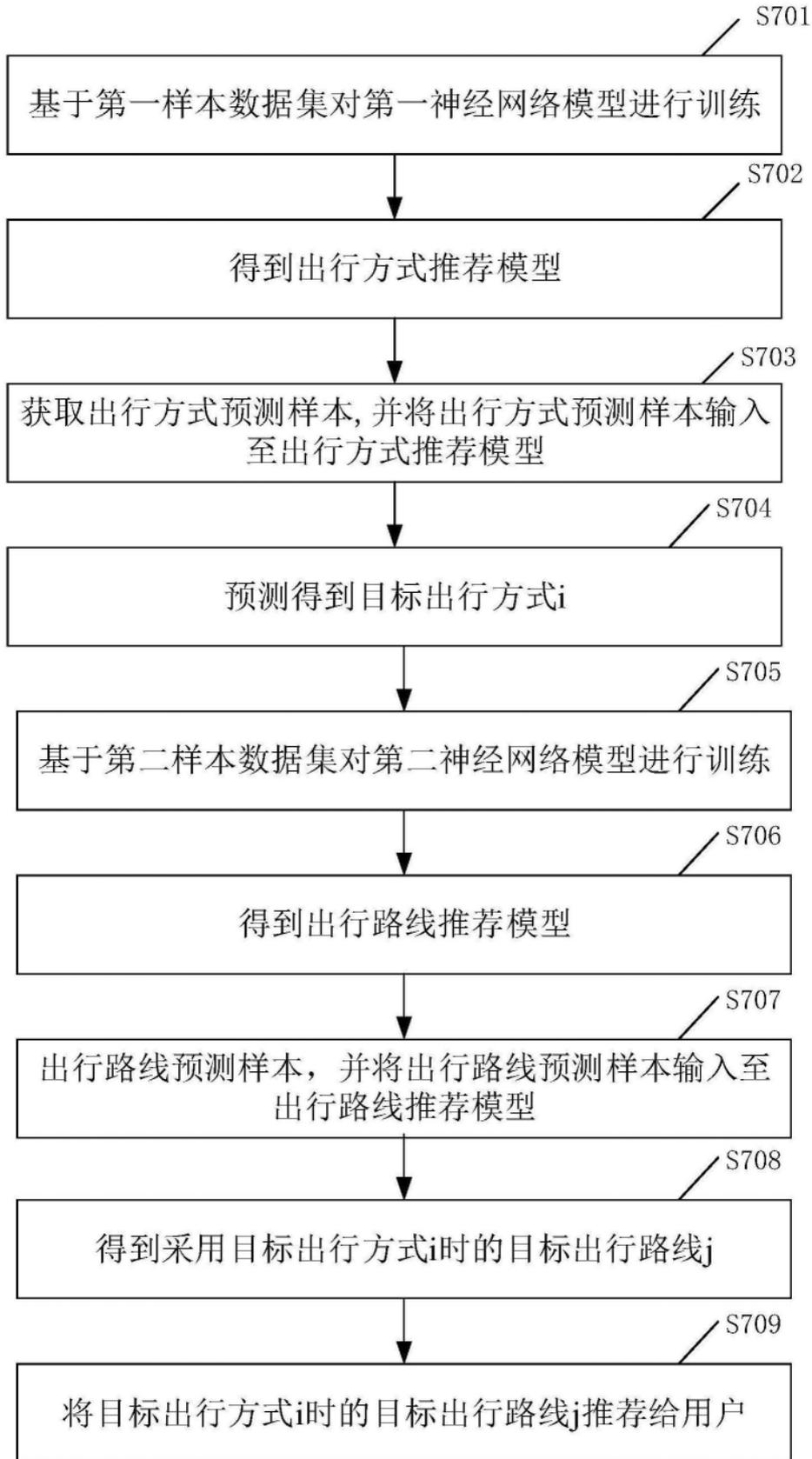


图7

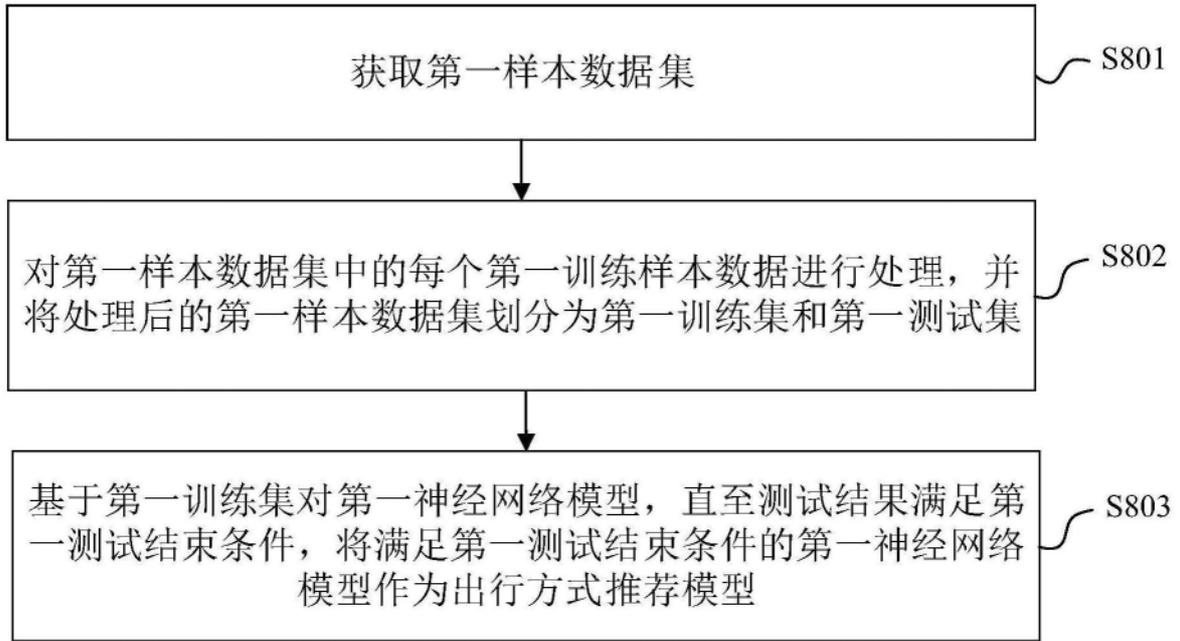


图8

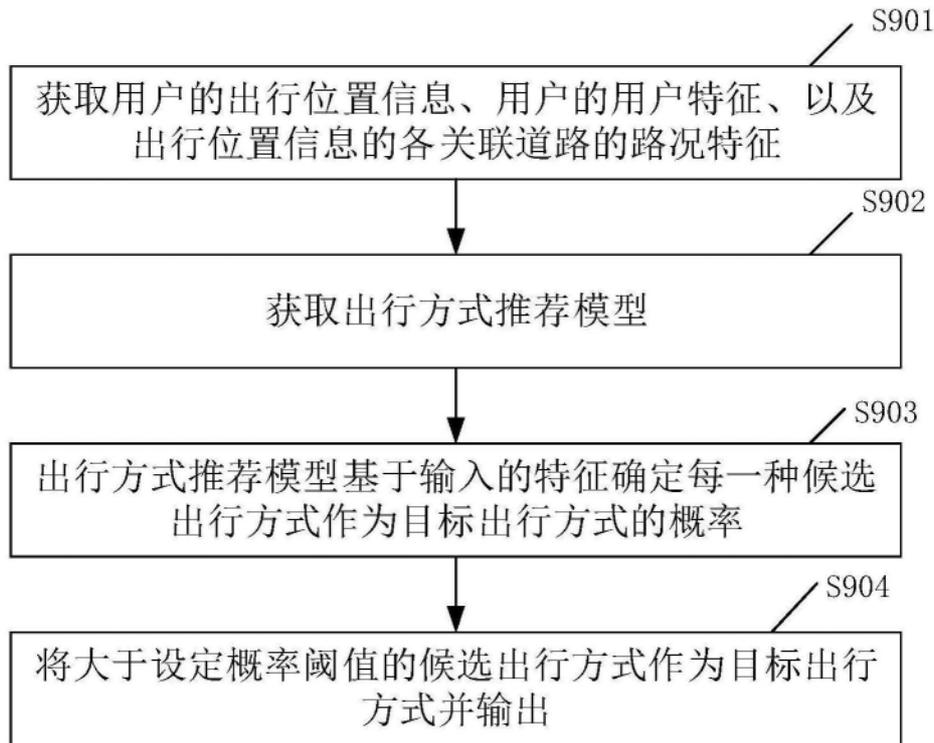


图9

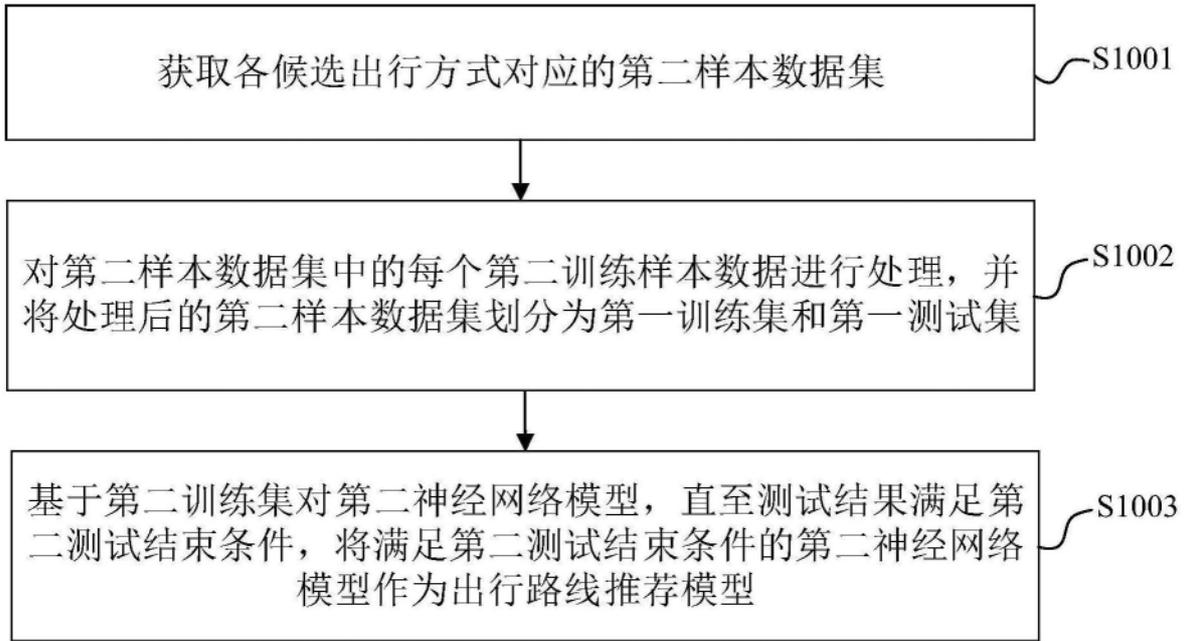


图10

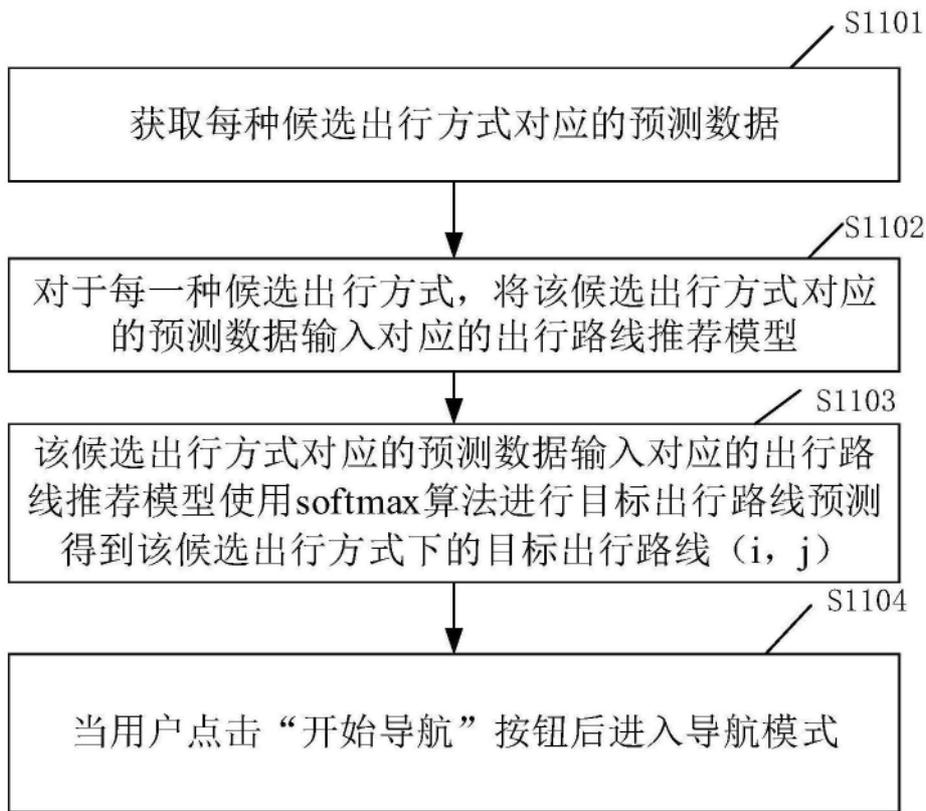


图11

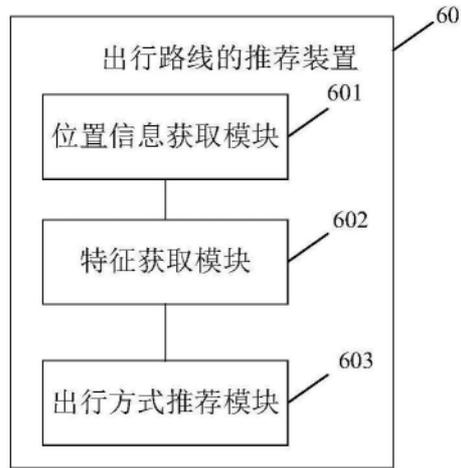


图12

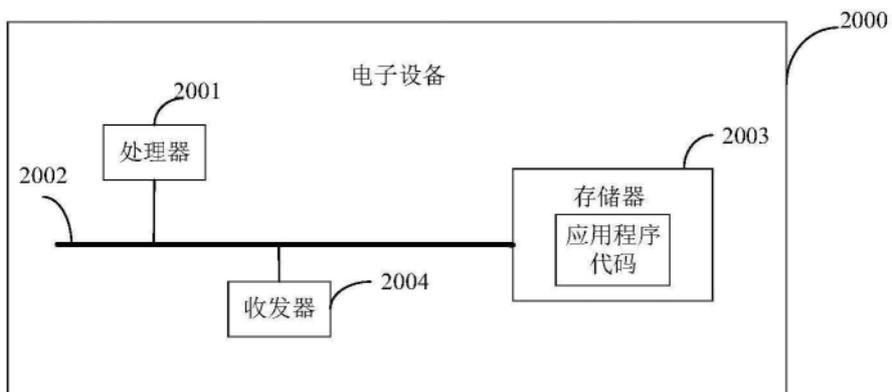


图13