

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2021年5月6日 (06.05.2021)



(10) 国际公布号
WO 2021/082464 A1

(51) 国际专利分类号:
G06Q 10/04 (2012.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2020/096004

(22) 国际申请日: 2020年6月14日 (14.06.2020)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
201911051464.4 2019年10月31日 (31.10.2019) CN

(71) 申请人: 华为技术有限公司 (HUAWEI TECHNOLOGIES CO., LTD.) [CN/CN]; 中国广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼, Guangdong 518129 (CN)。

(72) 发明人: 汪亮 (WANG, Liang); 中国广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼, Guangdong

518129 (CN)。张亚楠 (ZHANG, Yanan); 中国广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼, Guangdong 518129 (CN)。朱林 (ZHU, Lin); 中国广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼, Guangdong 518129 (CN)。

(81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

(54) Title: METHOD AND DEVICE FOR PREDICTING DESTINATION OF VEHICLE

(54) 发明名称: 预测车辆的目的地的方法和装置

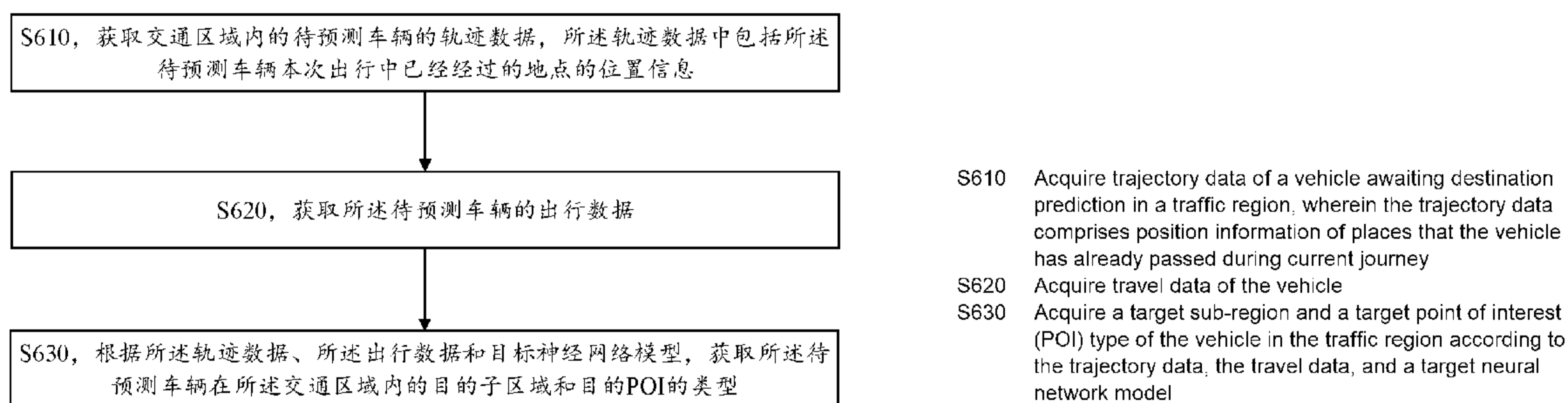


图 6

(57) Abstract: A method for predicting a destination of a vehicle, relating to the field of intelligent transportation. The method comprises: acquiring trajectory data of a vehicle awaiting destination prediction travelling in a traffic region and travel data of the vehicle, and acquiring destination information of the vehicle in the traffic region according to the trajectory data, the travel data, and a target neural network model. The destination information comprises: a target sub-region of the vehicle and a target point of interest (POI) type of the vehicle. The travel data of the vehicle comprises one or more pieces of the following data: a vehicle type, a travel weather type, the vehicle travel count in a first time period, the vehicle travel frequency in a second time period, and a vehicle travel sub-time period in a third time period. The method improves the efficiency and accuracy of predicting a destination of a vehicle.

(57) 摘要: 一种预测车辆的目的地方法, 涉及智慧交通领域。该方法包括: 获取交通区域内的待预测车辆在出行过程中的轨迹数据和所述待预测车辆的出行数据; 根据所述轨迹数据、所述出行数据和目标神经网络模型, 获得所述待预测车辆在所述交通区域内的目的地信息, 所述目的地信息包括: 所述待预测车辆的目的地子区域和所述待预测车辆的目的地兴趣点POI的类型; 所述待预测车辆的出行数据包括以下数据中的一种或多种: 车辆类型、出行天气类型、第一时间段内的车辆出行次数、第二时间段内的车辆出行频率、第三时间段内的车辆出行子时间段。该方法可以提高预测车辆的目的地效率和准确率。

(84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

预测车辆的目的地的方法和装置

技术领域

本申请涉及智慧交通领域，并且更具体地，涉及预测车辆的目的地的方法和装置。

背景技术

交通运输是经济发展的基本需要和先决条件，推动了现代设备的进步和发展。但是，随着城市经济的快速发展，居民的出行需求与城市道路交通供给能力之间的矛盾日益加剧。随之而来的交通拥堵问题已成为全球性的“城市病”。

交通拥堵问题不仅会导致城市诸项功能的衰退，还增加了居民的出行时间成本，使得居民生活质量也随之下降。另外，由于交通拥堵带来的交通事故、空气污染、噪声影响以及其他相关的一系列问题，都严重阻碍了城市经济和社会的发展。

为了提高城市交通管理和交通服务的质量，以有效缓解交通拥堵，降低公众的出行时间成本，可提前获知在出行的车辆的目的地，以进行交通预警和疏导。现有技术中获知车辆的目的地的方法是利用问卷调查的方式，该方法通过在一定交通区域中寻访路过车辆或者在互联网分享问卷链接对车主群体进行调查，获取车辆的目的地信息，通过该方法获取的目的地数据的效率低，且受时间和区域的影响大。因此，如何预测车辆的目的地是一个亟待解决的技术问题。

发明内容

本申请提供了一种预测车辆的目的地的方法、装置和计算设备，可以提高预测车辆的目的地效率。

第一方面，本申请提供了一种预测车辆的目的地的方法，所述方法可以应用于一个交通区域中，所述交通区域中分布有多个监控设备和多个 POI。所述方法包括：获取交通区域内的待预测车辆在出行过程中的轨迹数据和所述待预测车辆的出行数据；根据所述轨迹数据、所述出行数据和目标神经网络模型，获得所述待预测车辆在所述交通区域内的目的地信息，所述目的地信息包括：所述待预测车辆的目的地子区域和所述待预测车辆的目的地兴趣点 POI 的类型；所述待预测车辆的出行数据包括以下数据中的一种或多种：车辆类型、出行天气类型、第一时间段内的车辆出行次数、第二时间段内的车辆出行频率、第三时间段内的车辆出行子时间段。

本申请的方法，根据待预测车辆当前出行中的轨迹数据和出行数据与经过大量车辆的轨迹数据和出行数据训练好的目标神经网络模型，预测待预测车辆的目的地 POI 所属的子区域和类型，以获得待预测车辆的目的地，可以提高预测车辆的目的地效率和准确率。

在一些可能的实现方式中，所述方法还包括：根据所述待预测车辆的目的地信息，确定目的地为所述目的地子区域内的所述 POI 的类型对应的车流量；根据所述车流量预测所述目的地子区域内的道路通行状态。

进一步地，还可以根据该道路通行状态进行交通指导，以缓解交通压力。

在一些可能的实现方式中，所述目标神经网络模型中包括嵌入模型、第一特征提取

模型、第二特征提取模型、融合模型、第一分类模型和第二分类模型，其中，所述嵌入模型用于对输入至所述嵌入模型的数据进行向量化，所述第一特征提取模型和所述第二特征提取模型分别用于对输入至所述第一特征提取模型和所述第二特征提取模型的数据进行特征提取，所述融合模型用于对输入至所述融合模型的数据进行特征融合，所述第一分类模型和所述第二分类模型分别用于根据所述第一分类模型和所述第二分类模型的输入数据进行类别预测。

在一些可能的实现方式中，所述根据所述轨迹数据、所述出行数据和目标神经网络模型，获得所述待预测车辆在所述交通区域内的目的地信息，包括：输入所述轨迹数据和所述出行数据至所述嵌入模型，获得所述待预测车辆的初始轨迹特征和初始出行特征；输入所述初始轨迹特征至所述第一特征提取模型，获得所述待预测车辆的轨迹特征；输入所述初始出行特征至所述第二特征提取模型，获得所述待预测车辆的出行特征；输入所述轨迹特征和所述出行特征至所述融合模型，获得所述待预测车辆的行驶特征；输入所述行驶特征至所述第一分类模型，获得所述待预测车辆的目的地子区域；输入所述行驶特征至所述第二分类模型，获取所述待预测车辆的目的地 POI 的类型。

这些实现方式中，先将待预测车辆的轨迹数据和出行数据映射为多维向量，再将映射得到的多维向量输入特征提取模型提取具有深度语义的轨迹特征和出行特征，可以使得根据该轨迹特征和出行特征预测的目的地更准确。

在一些可能的实现方式中，所述获取交通区域内的待预测车辆在当前出行过程中的轨迹数据，包括：根据所述交通区域内的过车数据，确定所述待预测车辆在当前出行中已经经过的多个监控设备的信息；根据所述多个监控设备的信息，确定所述待预测车辆的轨迹数据。

在一些可能的实现方式中，所述方法还包括：获取所述交通区域内的子区域信息；其中，所述根据所述多个监控设备的信息，确定所述待预测车辆的轨迹数据，包括：根据所述子区域信息和所述多个监控设备的信息，确定所述轨迹数据，所述轨迹数据中包括所述多个监控设备所属的子区域的信息。

也就是说，通过监控设备所属的子区域的位置信息来表示待预测车辆的轨迹。这种方式在每个子区域中仅包含一个或者较少监控设备的情况下，可以通过较少的数据来表征待预测车辆的轨迹，从而可以降低数据计算量和数据计算复杂度，进一步提高预测车辆的效率。

在一些可能的实现方式中，所述轨迹数据中还包括所述待预测车辆经过所述多个监控设备的时间信息。这些实现方式利用更多的信息来预测车辆的目的地，可以提高预测的目的地得准确率。

在一些可能的实现方式中，所述轨迹数据中还包括所述多个监控设备所属的子区域所包括的 POI 类型。这些实现方式利用更多的信息来预测车辆的目的地，可以提高预测的目的地得准确率。

在一些可能的实现方式中，所述目标神经网络模型为由训练数据进行训练后的神经网络模型，所述训练数据包括所述交通区域内的车辆的历史轨迹数据和所述车辆的出行数据。

第二方面，本申请提供一种预测车辆的目的地装置，该装置应用于一个地理交通区域，该交通区域内分布有多个监控设备和多个兴趣点 POI，该装置包括：获取模块，用

于获取交通区域内的待预测车辆在出行过程中的轨迹数据和所述待预测车辆的出行数据；预测模块，用于根据所述轨迹数据、所述出行数据和目标神经网络模型，获得所述待预测车辆在所述交通区域内的目的地信息，所述目的地信息包括：所述待预测车辆的目的地子区域和所述待预测车辆的目的地兴趣点 POI 的类型；所述待预测车辆的出行数据包括以下数据中的一种或多种：车辆类型、出行天气类型、第一时间段内的车辆出行次数、第二时间段内的车辆出行频率、第三时间段内的车辆出行子时间段。

该装置可以根据车辆当前出行的轨迹数据和出行数据预测车辆的目的地子区域和目的 POI 类型，从而获知该车辆的目的地。与通过人工方式获知车辆的目的地相比，可以提高预测效率和准确率。

在一些可能的实现方式中，所述预测模块还用于：根据所述待预测车辆的目的地信息，确定目的地为所述目的地子区域内的所述 POI 的类型对应的车流量；根据所述车流量预测所述目的地子区域内的道路通行状态。

进一步地，还可以根据该道路通行状态进行交通指导，以缓解交通压力。

在一些可能的实现方式中，所述目标神经网络模型中包括嵌入模型、第一特征提取模型、第二特征提取模型、融合模型、第一分类模型和第二分类模型，其中，所述嵌入模型用于对输入至所述嵌入模型的数据进行向量化，所述第一特征提取模型和所述第二特征提取模型分别用于对输入至所述第一特征提取模型和所述第二特征提取模型的数据进行特征提取，所述融合模型用于对输入至所述融合模型的数据进行特征融合，所述第一分类模型和所述第二分类模型分别用于根据所述第一分类模型和所述第二分类模型的输入数据进行类别预测。

在一些可能的实现方式中，所述预测模块具体用于：输入所述轨迹数据和所述出行数据至所述嵌入模型，获得所述待预测车辆的初始轨迹特征和初始出行特征；输入所述初始轨迹特征至所述第一特征提取模型，获得所述待预测车辆的轨迹特征；输入所述初始出行特征至所述第二特征提取模型，获得所述待预测车辆的出行特征；输入所述轨迹特征和所述出行特征至所述融合模型，获得所述待预测车辆的行驶特征；输入所述行驶特征至所述第一分类模型，获得所述待预测车辆的目的地子区域；输入所述行驶特征至所述第二分类模型，获取所述待预测车辆的目的地 POI 的类型。

这些实现方式中，先将待预测车辆的轨迹数据映射为多维向量，再将映射得到的多维向量输入特征提取模型提取具有深度语义的轨迹特征，可以使得根据该轨迹特征预测的目的地更准确。

在一些可能的实现方式中，所述获取模块具体用于：根据所述交通区域内的过车数据，确定所述待预测车辆在当前出行中已经经过的多个监控设备的信息；根据所述多个监控设备的信息，确定所述待预测车辆的轨迹数据。

在一些可能的实现方式中，所述获取模块具体用于：获取所述交通区域内的子区域信息；根据所述子区域信息和所述多个监控设备的信息，确定所述轨迹数据，所述轨迹数据中包括所述多个监控设备所属的子区域的信息。

也就是说，通过监控设备所属的子区域的位置信息来表示待预测车辆的轨迹。这种方式在每个子区域中仅包含一个或者较少监控设备的情况下，可以通过较少的数据来表征待预测车辆的轨迹，从而可以降低数据计算量和数据计算复杂度，进一步可以提高预测车辆的效率。

在一些可能的实现方式中，所述轨迹数据中还包括所述车辆经过所述至少一个地点中的每一个地点的时间信息。这些实现方式利用更多的信息来预测车辆的目的地，可以提高预测的目的地得准确率。

在一些可能的实现方式中，所述轨迹数据中还包括所述多个监控设备所属的子区域所包括的 POI 类型。这些实现方式利用更多的信息来预测车辆的目的地，可以提高预测的目的地得准确率。

在一些可能的实现方式中，所述目标神经网络模型为由训练数据进行训练后的神经网络模型，所述训练数据包括所述交通区域内的车辆的历史轨迹数据和所述车辆的出行数据。

第三方面，提供了一种计算设备，计算设备包括处理器和存储器，其中：存储器中存储有计算机指令，处理器执行计算机指令，以实现第一方面及其可能的实现方式的方法。

第四方面，提供了一种计算机可读存储介质，其特征在于，计算机可读存储介质存储有计算机指令，当计算机可读存储介质中的计算机指令被计算设备执行时，使得计算设备执行第一方面及其可能的实现方式的方法，或者使得计算设备实现上述第二方面及其可能的实现方式的装置的功能。

第五方面，提供了一种包含指令的计算机程序产品，当其在计算设备上运行时，使得计算设备执行上述第一方面及其可能的实现方式的方法，或者使得计算设备实现上述第二方面及其可能的实现方式的装置的功能。

附图说明

为了更清楚地说明本申请实施例的技术方法，下面将对实施例中所需使用的附图作以简单地介绍。

- 图 1 为本申请预测车辆的目的地的一种示意性流程图；
- 图 2 为本申请获取车辆的轨迹数据的方法的一种示意性流程图；
- 图 3 为本申请获取车辆的轨迹数据的方法的另一种示意性流程图；
- 图 4 为本申请目标神经网络模型的一种示意性结构图；
- 图 5 为本申请获取车辆的目的地信息的方法的一种示意性流程图；
- 图 6 为本申请获取车辆的目的地信息的方法的另一种示意性流程图；
- 图 7 为本申请目标神经网络模型的另一种示意性结构图；
- 图 8 为本申请获取车辆的目的地信息的方法的另一种示意性流程图；
- 图 9 为本申请预测车辆的目的地的一种示意性结构图；
- 图 10 为本申请预测车辆的目的地的一种示意性结构图；
- 图 11 为本申请预测车辆的目的地的一种示意性结构图；
- 图 12 是可以应用本申请实施例的装置的系统的一种示意架构图；
- 图 13 是可以应用本申请实施例的装置的一种示意部署图；
- 图 14 是本申请获取初始轨迹特征的一种示意性流程图；
- 图 15 是本申请获取初始轨迹特征的另一种示意性流程图。

具体实施方式

下面将结合本申请中的附图，对本申请提供的实施例中的方案进行描述。

为了便于理解，下面给出与本申请相关的概念的说明。

1、兴趣点 (point of interest, POI)

POI 是日常生活中，人们感兴趣且常常出入的地点。一般来说，一个 POI 可以从三方面进行描述：名称、位置和类型。

POI 的名称用于标识该 POI 以区别于其他 POI，POI 的类型通常是按 POI 的功能或者用途来对 POI 进行划分得到的结果，POI 的位置通常是用 POI 所在地点的经纬度来表示。

POI 的类型可以包括：政府部门、加油站、百货公司、超市、餐厅、酒店、便利商店、医院、旅游景点、车站、停车场等。

POI 的名称示例包括：天安门广场、东方明珠、秦始皇兵马俑、王府井百货商场和白云机场，每个 POI 的名称对应一个 POI 的类型，一个 POI 类型可以对应多个 POI 名称，例如：天安门广场、东方明珠、秦始皇兵马俑对应的 POI 类型均为“旅游景点”；王府井百货商场对应的 POI 类型为“商场”；白云机场对应的 POI 类型为“交通”。

2、监控系统

监控系统是监控交通区域中的车辆行驶信息，并进一步对车辆行驶信息进行处理，获得监控数据的系统。

监控系统包括监控设备和处理系统。在本申请实施例中，从监控系统中获得的数据称为监控数据，监控数据包括多个路口或多个路段的过车数据。每个路口或每个路段的过车数据是由设置于该路口或该路段的监控设备记录的、再经处理系统分析后获得的数据。

一个监控设备的过车数据包括一段时间内经过该监控设备所在位置的车辆的车牌信息、车型信息、该监控设备拍摄到该车辆的时间信息、该监控设备所在位置的位置信息（例如经纬度信息）和该监控设备的编号信息。其中，该监控设备所在位置的位置信息也可以理解为该车辆经过的地点的位置信息，该监控设备拍摄到车辆的时间信息也可以理解为该车辆经过该地点的时间信息。

本申请实施例中监控系统可以是卡口监控系统。卡口监控系统用于对经过交通区域中的特定场所（如收费站、交通或治安检查站、路口、路段等）的车辆进行监控。卡口监控系统包括卡口设备和处理系统，其中，卡口设备设置在路口或路段的某个位置，用于监控经过该位置的车辆，卡口设备是能够捕捉到图像或影像的设备，如摄像头，或相机等；处理系统可以获取卡口设备捕捉的图像或影像，通过深度学习算法识别卡口设备捕捉到的图像或影像中的车辆的车牌、车型、车辆数量，还可以记录经过的时间等信息。处理系统可以是一个运行在计算设备上的软件系统，处理系统可以部署在靠近卡口设备的服务器中，也可以部署在远端服务器上。卡口监控系统中处理系统处理后的数据可以作为卡口监控系统的监控数据。

在一个交通区域内，可以只在一些路口设置卡口设备，例如可以在该交通区域内的主干路段、交通容易拥堵的路段、事故发生密集的路段以及在关键路口处设置卡口设备。在路口上设置的卡口设备可以拍摄到经过该路口的所有车道的车辆，例如该路口的卡口设备的视角（拍摄范围）可以覆盖该路口的所有车道；在路口上设置的卡口设备也可以只拍摄经过该路口部分车道上的车辆，例如该路口上卡口设备的视角（拍摄范围）可以只覆盖该路口部分方向的车道。

需要说明的是，在本申请实施例中以监控系统为卡口监控系统为例进行说明。事实上，监控系统还可以是电子警察系统，电子警察系统可以对经过交通区域中的路口的车辆进行监控，识别出车辆的信息，进一步确定可能存在的交通违规情况以及发生的交通事故等。

电子警察系统包括电子警察监控设备和分析处理系统，电子警察监控设备记录的数据的内容与卡口设备捕捉的数据的内容类似，分析处理系统分析、处理后的数据与卡口监控系统的处理系统处理后的数据也类似，具体的，分析处理系统分析、处理后的数据也可以包括经过电子警察监控设备所在路口的车辆的车牌、记录经过的时间和进口车道，还可以包括车辆车型、一个或多个时间段内经过电子警察监控设备所在路口的车辆数量；电子警察系统的监控数据包括分析处理系统对多个电子警察监控设备记录的数据进行分析、处理后的数据。

作为一种可能的实施方式，也可以将电子警察监控系统中分析处理系统分析、处理后的数据与卡口监控系统的处理系统处理后的数据进行对应融合，将融合后的数据作为监控数据。

在本申请实施例中，以监控系统为卡口监控系统为例进行说明，对于监控系统为电子警察系统（相应的，监控数据为电子警察系统的监控数据），或监控系统为由卡口监控系统和电子警察系统组合构成的系统（相应的，监控数据为融合后的监控数据）的情况，与监控系统为卡口监控系统的情况类似，此处不再赘述。

3、停车场数据

停车场数据是指各个 POI 的停车场或各个 POI 附近的停车场的停车记录。例如，停车场卡口的摄像头可以采集该停车场的停车数据，停车场数据可以包括：车辆的车牌信息，车辆进入该停车场的的时间、驶离该停车场的的时间及停车时长、一段时间内车辆进入量、一段时间内车辆驶离量、该停车场剩余可容纳车辆数等。

4、道路通行状态

道路通行状态有多种划分方式。例如，可以将道路通行状态划分为拥堵、缓慢和畅通三种状态，或者，可以将道路通行状态划分为畅通、轻度拥挤、拥挤和严重拥挤等。

5、神经网络模型

神经网络模型是一类模仿生物神经网络（动物的中枢神经系统）的结构和功能的数学计算模型。一个神经网络模型可以由多个子神经网络模型组合构成。不同结构的神经网络模型可用于不同的场景（例如：分类、识别或图像分割）或在用于同一场景时提供不同的效果。神经网络模型结构不同具体包括以下一项或多项：神经网络模型中网络层的层数不同、各个网络层的顺序不同、每个网络层中的权重、参数或计算公式不同。

业界已存在多种不同的用于天气预测、图像内容预测、事件发生概率预测等应用场景的具有较高准确率的神经网络模型。其中，一些神经网络模型可以被特定的训练集进行训练后单独完成一项任务或与其他神经网络模型（或其他功能模块）组合完成一项任务。一些神经网络模型也可以被直接用于单独完成一项任务或与其他神经网络模型（或其他功能模块）组合完成一项任务。

在现实生活中，车辆在出行时，通常都是有着明确的 POI 的，例如：去某地区的一个医院看病，或者去一个小学送孩子上学，再或者去商场购物。如果在每辆车的出行过程中，能够提前预测出车辆要去往的目的地，以及预测出能够到达交通区域中的哪个子

区域以及该车辆的目的地 POI 类型,则进而可以预测出整个交通区域中到达同一个 POI 的车辆的数量。进一步地,可以根据该数量以及该 POI 附近的路网数据预测该 POI 附近的道路的未来通行状态,根据预测得到的道路的未来通行状态可以提早进行交通管理和提示。

由此,本申请提出了一种预测车辆的目的地方法,通过该方法可以提前获得在出行的车辆的目的地信息,在本申请中,车辆的目的地信息包括车辆的子区域和车辆的目的地 POI 类型。在该预测车辆的目的地方法中,采用训练完成的一个神经网络模型,称为目标神经网络模型,基于当前出行车辆在本次出行中已经生成的行驶数据(轨迹数据和/或出行数据),预测当前出行车辆的子区域和目的地 POI 的类型,以达到预测当前出行车辆的目的地目的。该方法能够提高车辆的目的地预测准确度和预测速度。进一步地,该方法还可以根据整个交通区域中多个出行车辆的目的地,预测该交通区域中的每个子区域的道路通行状态,以便于交通管理部门及时对该交通区域的道路通行状态进行预警和调控。

图 1 是本申请预测车辆的目的地的一种方法的示意性流程图。该方法可以包括 S110 至 S120。执行该方法的装置称为预测装置。

S110,获取交通区域内的待预测车辆的轨迹数据,所述轨迹数据中包括所述待预测车辆本次出行中已经经过的地点的位置信息。其中的位置信息可以是经纬度信息。待预测车辆为在行驶过程中且还未到达目的地的出行车辆。本方案中可进行目的地预测的待预测车辆通常为已经行驶经过了几个监控设备的车辆,即已经形成了一段行驶轨迹的车辆,例如:可以对在行驶过程中的车辆的行驶轨迹进行判断,确定行驶轨迹中包括的位置信息大于预设门限值的车辆可以由本方案进行车辆的目的地预测,即这种车辆可称待预测车辆。应理解,一个交通区域内通常存在多个待预测车辆,本申请的预测车辆的目的地方法可以对交通区域内的多个待预测车辆执行,为了方便理解,本申请后续以预测一辆待预测车辆的目的地为例,进行方法的描述。

S120,根据所述轨迹数据和目标神经网络模型,获取所述待预测车辆在所述交通区域内的目的地信息,所述目的地信息包括所述待预测车辆的子区域和所述待预测车辆的目的地 POI 的类型。所述目的子区域内该类型的 POI 即为所述待预测车辆的目的地。

根据所述轨迹数据和目标神经网络模型,获取所述待预测车辆的子区域和目的地 POI 的类型,可以理解为:向目标神经网络模型输入所述轨迹数据;获取目标神经网络模型输出的所述待预测车辆的子区域和目的地 POI 的类型。

下面对上述步骤 S110 进行具体地描述。图 2 为本申请获取待预测车辆的轨迹数据的一种方法的示例性流程图。图 2 所示的方法包括 S210 至 S220。

S210,获取交通区域内的过车数据。

例如,预测装置接收监控系统周期性发送的该交通区域内的过车数据,该交通区域内的过车数据中包括该交通区域内的多个监控设备记录的过车数据。

又如,预测装置向监控系统发送请求消息,以请求该交通区域内的过车数据,该请求消息中携带该交通区域的名称或区域标识信息。监控系统接收到该请求消息后,向预测装置发送该交通领域内的过车数据。

S220,根据所述过车数据,确定所述待预测车辆的轨迹数据。

由于交通区域内的每个监控设备记录的过车数据均可以包括一段时间内经过该监控

设备所在位置的车辆的车牌信息、车型信息、该监控设备拍摄到该车辆的时间信息、该监控设备所在位置的位置信息（例如经纬度信息）和该监控设备的编号信息。根据过车数据可以确定待预测车辆的轨迹数据。

在本申请的实施例中，待预测车辆的轨迹数据中可以包括多种信息，例如：1、待预测车辆的轨迹数据包括：待预测车辆经过的交通区域内的子区域的位置信息或网格编号；2、待预测车辆的轨迹数据包括：待预测车辆经过的交通区域内的子区域的位置信息或网格编号、待预测车辆经过这些地点中一个或多个地点的时间信息；3、待预测车辆的轨迹数据包括：待预测车辆经过的交通区域内的子区域的位置信息或网格编号、待预测车辆经过的 POI 的类型；4、待预测车辆的轨迹数据包括：待预测车辆经过的交通区域内的子区域的位置信息或网格编号、待预测车辆经过的 POI 的类型、待预测车辆经过这些地点中一个或多个地点的时间信息。

下面介绍根据过车数据确定待预测车辆的轨迹数据的实现方法。

图 3 为根据所述过车数据确定所述待预测车辆的轨迹数据的一种实现方法的示例性流程图。图 3 所示的方法包括 S310 至 S330。

S310，获取交通区域内的子区域的位置信息。

在一些可能的实现方式中，预测装置将覆盖交通区域的地图划分为指定精度或指定数量的网格，一个网格覆盖的区域为一个子区域，并使用每个网格中心点覆盖的地点的位置信息（例如经纬度）来表示该网格对应的子区域的位置信息。交通区域内多个子区域的位置信息形成位置信息序列。

预测装置可以采用人为划分、Geohash 法或其他方式对交通区域的地图进行划分。

每个网格的划分精度可以由本申请对预测的目的子区域的精确度要求和交通区域的整体面积来共同决定。例如，可以将交通区域的地图划分为万米级、千米级或百米级的网格。

若一个网格对应的子区域中历史过车频次较少，该相邻网格对应的子区域中的历史过车频次较多时，可以将该网格与其相邻网格合并，即可以使用其相邻网格的中心点作为该网格的中心点使用。此处的较少和较多可以是基于一个阈值而言。该阈值可在统计各网格对应的子区域内的历史过车频次之后，根据各个网格对应的历史过车频次来设置。例如，可以将历史过车频次排序，取历史过车频次排序中的第 n 个历史过车频次的数量为阈值，其中 n 为大于 0 的正整数。

在对交通区域的地图进行网格化处理时，可以仅对有车辆出行过的区域对应的部分地图进行网格化。

通常情况下，对交通区域进行划分时，可以尽量满足一个子区域中仅部署有一个监控设备的需求，这样可以保证待预测车辆的轨迹数据中不同的位置信息落在不同的子区域中，从而可以从该轨迹数据中提取出更有意义的轨迹特征，最终提高预测的准确性。

在另一些可能的实现方式中，预测装置无需进行交通区域的网格划分，预测装置向其他设备发送请求子区域位置信息的信息，该信息中可以携带该交通区域的名称或区域标识信息。其他设备接收到该消息之后，向预测装置发送该交通区域内的子区域的位置信息。又如，可以通过人工方式将该交通区域内的子区域的位置信息拷贝到预测装置中。

S320，根据过车数据确定待预测车辆的初始轨迹数据。

在一些可能的实现方式中，预测装置从过车数据中获取目标监控设备的位置信息（例

如经纬度信息)以及该目标监控设备记录的待预测车辆的时间信息,该目标监控设备是指该记录过待预测车辆(例如例如记录过待预测车辆的车牌号)的监控设备;将所有目标监控设备记录待预测车辆的时间信息按照时间的先后顺序排列,相应地,所有目标监控设备的位置信息按照每个目标监控设备记录目标车辆的时间的先后顺序排列;根据时间信息序列中相邻两个时间信息所指示的时间之间的差值,从位置信息序列中获取待预测车辆本次出行的初始轨迹数据。

具体地,假设时间信息序列的长度为 n ,则执行如下几个操作,以从位置信息序列中获取待预测车辆本次出行的轨迹数据:(1)初始化 $i=n$;(2)取出时间信息序列中的第 i 个时间信息和第 $i-1$ 个时间信息;(3)计算这两个时间信息分别指示的时间之间的差值;(4)若差值小于或等于预设的时间阈值,则计算 $i=i-1$,并重复(2)和(3);(5)若差值大于预设的时间阈值,则说明待预测车辆经过第 i 个位置信息对应的位置的行为,和经过第 $i-1$ 个位置信息对应的位置的行为,不属于同一次出行,即第 i 个位置信息对应的位置可以被认为是待预测车辆本次出行的起点,因此,从位置信息序列中获取第 i 个至第 n 位置信息,得到待预测车辆的初始轨迹数据。若 i 取到 2 之后,都没有出现差值大于预设的时间阈值的情况,则说明位置信息序列中所有位置信息构成待预测车辆的初始轨迹数据。

上述时间阈值可以根据待预测车辆的平均车速以及两个目标监控设备之间的行驶距离来决定。例如,假设两个目标监控设备之间的行驶距离为 30 公里或者 15 公里(存在两条不同的行驶路线),待预测车辆在该交通区域的平均车速为 10 公里/每小时,则时间阈值可以预设为 1.5 小时~3 小时。

S330,根据交通区域内的子区域的位置信息和待预测车辆的初始轨迹数据,确定待预测车辆的轨迹数据。

在一种可能的实现方式中,将待预测车辆的初始轨迹数据中的每个位置信息替换为该位置信息指示的位置所属的子区域的位置信息,从而得到待预测车辆的轨迹数据。其中,初始轨迹数据中的位置信息实际上为拍摄到待预测车辆的监控设备的位置信息。

可选地,获得待预测车辆的轨迹数据之后,可以对待预测车辆的轨迹数据进行消重处理。即查找待预测车辆的轨迹数据中相邻的且相同的多个位置信息,将这多个位置信息中重复的位置信息删掉,仅留其中一个。这样可以降低数据量,从而可以提高预测效率。

在另一种实现方式中,将交通区域内的子区域的位置信息构成的位置信息序列转换为网格序列。

例如,将 $((\lambda_1, \varphi_1), \dots, (\lambda_i, \varphi_i), \dots, (\lambda_n, \varphi_n))$ 转换为 $(g_1, \dots, g_i, \dots, g_n)$, 其中, (λ_i, φ_i) 表示第 i 个子区域的经纬度坐标, g_i 表示网格序列中第 i 个网格的网格序号, i 从 1 取到 n , n 等于子区域的数量。

获得交通区域对应的网格序列后,将待预测车辆的初始轨迹数据中的每个位置信息替换为对应的网格序号,从而得到待预测车辆的轨迹数据。其中,每个位置信息对应的网格序号是指该位置信息指示的位置所属的子区域对应的网格序号。由于网格序号相比于位置信息而言,可以使用更简洁的信息来表示,因此通过网格序号来指示待预测车辆的轨迹可以降低数据计算量,从而可以提高预测效率。

可选地,获得待预测车辆的轨迹数据之后,可以对待预测车辆的轨迹数据进行消重

处理。即查找待预测车辆的轨迹数据中相邻的且相同的多个网格序号，将这多个网格序号中重复的网格序号删掉，仅留其中一个。这样可以降低数据量，从而可以提高预测效率。

在另一些实现方式中，预测装置可以将待预测车辆的初始轨迹数据直接作为待预测车辆的轨迹数据。

在另一些实现方式中，预测装置根据过车数据确定待预测车辆的初始轨迹数据之后，可以根据该初始轨迹数据以及本次出行对应的时间信息序列确定待预测车辆的轨迹数据。

例如，将初始轨迹数据和本次出行对应的时间信息序列组成待预测车辆的轨迹数据。

又如，将初始轨迹数据中的位置信息替换为子区域的位置信息，并将替换后的位置信息序列和本次出行对应的时间信息序列组成待预测车辆的轨迹数据。

又如，将初始轨迹数据中的位置信息替换为子区域的网格序号，并将替换后的网格序号序列和本次出行对应的时间信息序列组成待预测车辆的轨迹数据。

又如，将初始轨迹数据中的位置信息替换为子区域的位置信息，并将替换后的位置信息序列和本次出行对应的时间信息序列中的第一个时间信息组成待预测车辆的轨迹数据。

又如，将初始轨迹数据中的位置信息替换为子区域的网格序号，并将替换后的网格序号序列和本次出行对应的时间信息序列中的第一个时间信息组成待预测车辆的轨迹数据。

在另一些实现方式中，预测装置还可以获取交通区域内的 POI 与 POI 类型的对应关系，并根据该对应关系和待预测车辆的初始轨迹数据确定待预测车辆的轨迹数据。

例如，将初始轨迹数据中的位置信息替换为子区域的位置信息，并将替换后的位置信息序列和其中每个子区域内的 POI 的类型组成待预测车辆的轨迹数据。

又如，将初始轨迹数据中的位置信息替换为子区域的网格序号，并将替换后的网格序号序列和其中每个子区域内的 POI 的类型组成待预测车辆的轨迹数据。

又如，将初始轨迹数据中的位置信息替换为子区域的位置信息，并将替换后的位置信息序列、本次出行对应的时间信息序列中的第一个时间信息和其中每个子区域内的 POI 的类型组成待预测车辆的轨迹数据。

又如，将初始轨迹数据中的位置信息替换为子区域的网格序号，并将替换后的网格序号序列、本次出行对应的时间信息序列中的第一个时间信息和其中每个子区域内的 POI 的类型组成待预测车辆的轨迹数据。

待预测车辆的轨迹数据中的每个位置信息或每个网格序号可以对应一个或多个 POI 类型。

当待预测轨迹数据中包括时间信息时，可以先将初始轨迹数据中的时间信息从年、月、日、时、分的格式转换为月、星期、日、时、刻的格式。例如，2018 年 12 月 1 日 17 时 36 分可表示为 [12, 6, 1, 17, 3]，其中，“[]”中的“12”表示 12 月，“6”表示星期六，“1”表示 1 日，“17”表示 17 时，“3”表示 36 分位于一个小时中的第三个时刻。月、星期、日、时、刻可以称为时间信息的时间元素。

下面介绍预测装置获取获取交通区域内的 POI 与 POI 类型的对应关系的实现方式。

在一种实现方式中，预测装置可以先获取交通区域内的所有 POI 的信息，然后使用 K

均值聚类算法、层次聚类算法、基于密度的聚类算法、高斯混合模型聚类算法或者均值漂移聚类算法中的任意一种，对交通区域中的所有 POI 进行聚类处理，建立起 POI 类型与 POI 的对应关系；然后将 POI 类型与 POI 的对应关系进行存储。例如，可以将酒店、宾馆、旅馆等用于住宿的 POI 聚类为一类，可以将中餐馆、西餐馆、快餐馆等用于提供熟食的 POI 聚类为一类等。

在另一些可能的实现方式中，预测装置可以从其他设备获取交通区域内的 POI 与 POI 类型的对应关系。例如，预测装置向其他设备发送请求该对应关系的消息，该消息中可以携带该交通区域的名称或者区域标识信息。其他设备接收到该消息之后，向预测装置发送该对应关系。

图 4 为本申请的目标神经网络模型的一种示例性结构图。如图 4 所示，本申请的目标神经网络模型中可以包括嵌入模型、第一特征提取模型、第一分类模型和第二分类模型，其中，嵌入模型用于向量映射，得到多维向量；第一特征提取模型用于获取待预测车辆的轨迹特征；第一分类模型用于根据该轨迹特征输出待预测车辆的子区域；第二分类模型用于根据该轨迹特征输出待预测车辆的 POI 的类型。

嵌入模型中可以包括嵌入层。第一特征提取模型中可以包括长短时记忆 (long short term memory, LSTM) 网络、双向递归神经网络 (Bidirectional Recurrent Neural Networks, BRNN)、记忆网络 (Memory Networks) 中的任意一种。第一分类模型或第二分类模型可以为人工神经网络模型，例如，第一分类模型或第二分类模型为仅包含全连接层和激活函数的人工神经网络模型。

针对图 4 所示的目标神经网络模型，下面结合图 5 介绍本申请前述 S120 中获取待预测车辆的子区域和目的 POI 的类型的一种方法。图 5 所示的方法包括 S510 至 S540。

S510，根据待预测车辆的轨迹数据和嵌入模型，获取待预测车辆的初始轨迹特征。该步骤的示例性实现方式在后续内容中将会介绍。

S520，根据待预测车辆的初始轨迹特征和第一特征提取模型，获取待预测车辆的轨迹特征。

例如，将待预测车辆的初始轨迹特征输入第一特征提取模型，第一特征提取模型输出的特征可以作为待预测车辆的轨迹特征。

S530，根据特征提取模型输出的轨迹特征和第一分类模型，获取待预测车辆的子区域。

例如，将特征提取模型输出的轨迹特征输入第一分类模型，第一分类模型输出待预测车辆的子区域。

S540，根据特征提取模型输出的轨迹特征和第二分类子模型，获取待预测车辆的 POI 的类型。

例如，将特征提取模型输出的轨迹特征输入第二分类模型，第二分类模型输出待预测车辆的 POI 的类型。

下面介绍待预测车辆的轨迹数据包括不同信息时，根据待预测车辆的轨迹数据和嵌入模型获取待预测车辆的初始轨迹特征的几种不同实现方式。

若待预测车辆的轨迹数据包括位置信息或网格序号，则预测装置可以先将待预测车辆的轨迹数据中的位置信息或网格序号输入嵌入模型中的第一嵌入层，第一嵌入层对该位置信息或网格序号进行映射，得到多个多维的向量。

通常来说，映射得到的向量的维数是预先设置好的，且待预测车辆的轨迹数据映射得到的多个向量的维数都是相同的。

例如，若待预测车辆的轨迹数据内包括 n 个位置信息，每个位置信息映射成 v 维向量，则该待预测车辆的轨迹数据可以映射为 n 个向量，这 n 个向量可以构成一个 $n*v$ 的矩阵， m 和 v 均为正整数。

例如，若待预测车辆的轨迹数据内包括 n 个网格序号，每个网格序号映射成 v 维向量，则该待预测车辆的轨迹数据可以映射为 n 个向量，这 n 个向量可以构成一个 $n*v$ 的矩阵， m 和 v 均为正整数。

利用第一嵌入层得到待预测车辆的多个向量之后，可以对这多个向量进行融合，得到待预测车辆的空间特征向量，并可该空间特征向量作为待预测车辆的初始轨迹特征。例如，可以将这多个向量按顺序拼接在一起，从而得到待预测车辆的空间特征向量。又如，可以对这多个向量进行点乘运算，并将点乘的结果作为待预测车辆的空间特征向量。

如图 14 所示，待预测车辆的轨迹数据中的 n 个网格序号 “ g_1 、...、 g_i 、...、 g_n ” 输入嵌入模型中的第一嵌入层之后，分别得到向量 “ $[a_{i1} \dots a_{ij} \dots a_{in}]$ ” ... “ $[a_{i1} \dots a_{ij} \dots a_{in}]$ ” ... “ $[a_{n1} \dots a_{nj} \dots a_{nn}]$ ”，其中， i 和 j 为小于或等于 n 的正整数；向量 “ $[a_{i1} \dots a_{ij} \dots a_{in}]$ ” ... “ $[a_{i1} \dots a_{ij} \dots a_{in}]$ ” ... “ $[a_{n1} \dots a_{nj} \dots a_{nn}]$ ” 拼接在一起得到待预测车辆的初始轨迹特征 “ $a_{i1} \dots a_{ij} \dots a_{in} \dots a_{i1} \dots a_{ij} \dots a_{in} \dots a_{n1} \dots a_{nj} \dots a_{nn}$ ”。

若待预测车辆的轨迹数据包括位置信息或网格序号，以及时间信息，则预测装置可以先将待预测车辆的轨迹数据中的位置信息或网格序号输入嵌入模型中的第一嵌入层，以得到空间特征向量；并将时间信息中的各个时间元素跟别输入嵌入模型中的第二嵌入层至第六嵌入层，以得到待预测车辆的时间特征向量；以及将空间特征向量和时间特征向量融合为待预测车辆的初始轨迹特征。

将待预测车辆的轨迹数据中的位置信息或网格序号输入嵌入模型中的第一嵌入层，以得到空间特征向量的实现方式，如前所述，此处不再赘述。

下面介绍将时间信息中的各个时间元素跟别输入嵌入模型中的第二嵌入层至第六嵌入层，以得到待预测车辆的时间特征向量的实现方式。

针对每个时间信息，“月”时间元素输入第二嵌入层，第二嵌入层输出一个多维向量；“星期”时间元素输入第三嵌入层，第三嵌入层输出一个多维向量；“日”时间元素输入第四嵌入层，第四嵌入层映射得到一个多维向量；“时”时间元素输入第五嵌入层，第五嵌入层映射得到一个多维向量；“刻”时间元素输入第六嵌入层，第六嵌入层输出一个多维向量。

可以理解的是，第二嵌入层、第三嵌入层、第四嵌入层、第五嵌入层和第六嵌入层输出的向量的维数可以是预先设置的，且这五个嵌入层输出的向量的维数可以相同，也可以不同。

上述五个嵌入层输出一个时间信息对应的五个向量之后，可以对这 5 个向量进行融合，以得到待预测车辆的一个时间特征向量。

例如，可以将这五个向量按顺序拼接在一起，即构成待预测车辆的一个时间特征向量；或者，可以对这五个向量进行点乘运算，并将运算结果作为一个时间特征向量。应注意的是，进行点乘运算时，这五个向量的维数必须相同。

预测装置获取到待预测车辆的时间特征向量之后，可以对待预测车辆的空间特征向

量和时间特征向量进行融合，以得到待预测车辆的初始轨迹特征。

其中，待预测车辆的时间特征向量为一个时，可以将待预测车辆的空间特征向量和时间特征向量拼接在一起，从而得到待预测车辆的初始轨迹特征；或者，可以对待预测车辆的空间特征向量和时间特征向量进行点乘运算，运算结果即为待预测车辆的初始轨迹特征，该方式要求空间特征向量和时间特征向量的维数相同。

待预测车辆的时间特征向量为多个时，可以将空间特征向量和这多个时间特征向量依次拼接，从而得到待预测车辆的初始轨迹特征；或者，可以先对这多个时间特征向量进行点乘运算，然后将运算得到的向量与该空间特征向量进行拼接，从而得到待预测车辆的初始轨迹特征；或者，对这多个时间特征向量和该空间特征向量进行点乘运算，运算结果即为待预测车辆的初始轨迹特征，该方式要求时间特征向量与空间特征向量的维数相同。

如图 15 所示，待预测车辆的轨迹数据中的网络序号“ $g_1, \dots, g_i, \dots, g_n$ ”依次输入第一嵌入层和拼接模块后，得到空间特征向量“ $a_{11} \dots a_{1j} \dots a_{1n} \dots a_{i1} \dots a_{ij} \dots a_{in} \dots a_{n1} \dots a_{nj} \dots a_{nn}$ ”。

将“月”时间元素“ m ”输入第二嵌入层，得到多维向量“ $[m_1 \dots m_j \dots m_n]$ ”；将“星期”时间元素“ w ”输入第三嵌入层，得到多维向量“ $[w_1 \dots w_j \dots w_n]$ ”；将“日”时间元素“ d ”输入第四嵌入层，得到多维向量“ $[d_1 \dots d_j \dots d_n]$ ”；将“时”时间元素“ h ”输入第五嵌入层，得到多维向量“ $[h_1 \dots h_j \dots h_n]$ ”；将“刻”时间元素“ q ”输入第六嵌入层，得到多维向量“ $[q_1 \dots q_j \dots q_n]$ ”；将上述第二嵌入层至第六嵌入层输出的多维向量输入拼接模块，得到时间特征向量“ $m_1 \dots m_j \dots m_n w_1 \dots w_j \dots w_n d_1 \dots d_j \dots d_n h_1 \dots h_j \dots h_n q_1 \dots q_j \dots q_n$ ”。

将上述空间特征向量“ $a_{11} \dots a_{1j} \dots a_{1n} \dots a_{i1} \dots a_{ij} \dots a_{in} \dots a_{n1} \dots a_{nj} \dots a_{nn}$ ”和时间特征向量“ $m_1 \dots m_j \dots m_n w_1 \dots w_j \dots w_n d_1 \dots d_j \dots d_n h_1 \dots h_j \dots h_n q_1 \dots q_j \dots q_n$ ”输入拼接模块，得到待预测车辆的初始轨迹特征“ $a_{11} \dots a_{1j} \dots a_{1n} \dots a_{i1} \dots a_{ij} \dots a_{in} \dots a_{n1} \dots a_{nj} \dots a_{nn} m_1 \dots m_j \dots m_n w_1 \dots w_j \dots w_n d_1 \dots d_j \dots d_n h_1 \dots h_j \dots h_n q_1 \dots q_j \dots q_n$ ”。

若待预测车辆的轨迹数据包括位置信息或网格序号，以及时间信息和 POI 类型，则预测装置可以先将待预测车辆的轨迹数据中的位置信息或网格序号输入嵌入模型中的第一嵌入层，以得到空间特征向量；将时间信息中的各个时间元素跟别输入嵌入模型中的第二嵌入层至第六嵌入层，以得到待预测车辆的时间特征向量；将 POI 类型输入第七嵌入层，以得到 POI 特征向量；以及将空间特征向量、时间特征向量和 POI 特征向量融合为待预测车辆的初始轨迹特征。

将待预测车辆的轨迹数据中的位置信息或网格序号输入嵌入模型中的第一嵌入层，以得到空间特征向量的实现方式，和将时间信息中的各个时间元素跟别输入嵌入模型中的第二嵌入层至第六嵌入层，以得到待预测车辆的时间特征向量的实现方式，如前所述，此处不再赘述。

下面介绍将 POI 类型输入第七嵌入层，以得到 POI 特征向量的实现方式。

每个 POI 类型输入第七嵌入层之后，第七嵌入层输出一个多维向量。该向量的维数可以是预先设置的。不同 POI 类型对应的向量的维数是相同的。

预测装置获得轨迹数据中的每个位置信息或网格序号对应多个 POI 类型时，可以先将这多个 POI 类型对应的多个向量进行拼接或进行点乘运算，得到该位置信息或网格序

号对应的 POI 向量。

根据待预测车辆的轨迹数据得到多个 POI 向量时，可以对这多个 POI 向量进行拼接处理或者点乘处理，以得到待预测车辆的 POI 特征向量。若根据待预测车辆的轨迹数据得到的是一个 POI 向量，则可以将这个 POI 向量直接作为待预测车辆的 POI 特征向量。

获得待预测车辆的 POI 特征向量之后，可以将该 POI 特征向量与待预测车辆的空间特征向量进行拼接或点乘处理，将得到的向量作为待预测车辆的初始轨迹特征；或者，可以将该 POI 特征向量与待预测车辆的空间特征向量和时间特征向量进行拼接或点乘处理，并将得到的向量作为待预测车辆的初始轨迹特征。其中，点乘方式要求各个特征向量的维数相同。

在进行车辆的目的地预测时，除了根据待预测的车辆已经形成的轨迹数据进行预测，还可以根据带预测车辆的轨迹数据以及出行数据进行预测，增加待预测车辆的出行数据进行车辆的目的地预测可以提高预测的目的地信息的准确率。

图 6 为本申请预测待预测车辆的目的地的一种方法的示例性流程图。图 6 所示的方法包括 S610 至 S630。

S610，获取交通区域内的待预测车辆的轨迹数据，所述轨迹数据中包括所述待预测车辆本次出行中已经经过的地点的位置信息。

该步骤的实现可以参考 S110 的实现，此处不再赘述。

S620，获取所述待预测车辆的出行数据。

在一些实现方式中，待预测车辆的出行数据可以包括以下一种或多种：待预测车辆在一段时间内的出行次数，待预测车辆在一段时间内的出行频率，待预测车辆的类型，待预测车辆出行时的天气类型，待预测车辆在一段时间内的出行子时间段，待预测车辆所属车辆类型的车辆在一段时间内的出行次数，待预测车辆所属车辆类型的车辆在一段时间内的出行频率，在一段时间内出行的、与所述待预测车辆的车辆类型相同的车辆的数量。

例如，待预测车辆的出行数据可以包括以下信息中的一种或多种：待预测车辆的日出行次数，月出行频率，待预测车辆的类型、待预测车辆出行起始时间时的天气类型、待预测车辆在一天内的出行的子时间段、待预测车辆所属车辆类型的车辆在一天内的出行次数，待预测车辆所属车辆类型的车辆在一个月内的出行频率，在一个月内出行的、与所述待预测车辆的车辆类型相同的车辆的数量。

待预测车辆在一段时间内的出行次数一种获取方式如下：获取该段时间内该交通区域内的历史过车数据，然后根据该历史过程数据确定待预测车辆在该段时间内的出行次数。根据该历史过程数据确定待预测车辆在该段时间内的出行次数的一种实现方式可以参考 S320 中的相关内容。不同之处在于，S320 中的过车数据是待预测车辆本次出行所在时间段的过车数据，而本步骤中的过车数据为历史过车数据；且本步骤中确定第 i 个时间信息与第 $i-1$ 个时间信息属于待预测车辆两次出行中的时间信息时，预测装置继续执行 (2) 和 (3)，直到 $i=2$ ，这样就可以获知待预测车辆在该段时间内的出行次数了。

待预测车辆在一段时间内的出行频率是指，在该段时间内，有待预测车辆出行的子时间段的数量与该时间段包括的子时间段的总数量的比值。例如，待预测车辆在一段时间内的出行频率可以指，在一个月内，待预测车辆出行的天数与该月的总天数的比值。

待预测车辆的车辆类型指按照一定的方式将车辆分类。例如，可以将车辆分为出租

车、客车、私家车、货车等不同类型。

待预测车辆出行时的天气类型可以包括晴天、多云、阴天、雨雪天等。例如，待预测车辆出行时的天气类型可是出行当天的天气类型，或者可以是出行的起始时间所在时段的天气类型。待预测车辆出行时的天气类型可以从气象台或天气软件等获取。

待预测车辆所属车辆类型的车辆在一段时间内的出行次数可以通过如下方式获取：将该车辆类型中所有车辆在该段时间内的出行次数相加。

待预测车辆所属车辆类型的车辆在一段时间内的出行频率可以通过如下方式获取：计算该段时间内，有车辆类型的车辆出行的子时间段的数量与该时间段包括的子时间段的总数量的比值。

上述待预测车辆的出行数据中的每一条数据可以被编码形成一个向量，例如：

S630，根据所述轨迹数据、所述出行数据和目标神经网络模型，获取所述待预测车辆在所述交通区域内的目的子区域和目的 POI 的类型。所述目的子区域内该类型的 POI 即为所述待预测车辆的目的地。

针对图 6 所示的方法，本申请的目标神经网络模型的一种示例性结构如图 7 所示。该目标神经网络模型可以包括嵌入模型、第一特征提取模型、第二特征提取模型、融合模型、第一分类模型和第二分类模型，其中，嵌入模型用于向量映射，得到多维向量；第一特征提取模型用于提取待预测车辆的轨迹特征；第二特征提取模型用于提取出行数据中的出行特征；融合模型用于将所述轨迹特征和所述出行特征融合为行驶特征；第一分类模型用于根据该行驶特征输出待预测车辆的目的地子区域；第二分类模型用于根据该行驶特征输出待预测车辆的目的地 POI 的类型。

嵌入模型中可以包括嵌入层。第一特征提取模型中可以包括 LSTM 网络、BRNN、记忆网络中的任意一种。第二提取特征模型中可以包括神经网络模型，例如，第二提取特征模型可以是包括一个或多个全连接层的神经网络模型。第一分类模型或第二分类模型可以为神经网络模型，例如，第一分类模型或第二分类模型为仅包含全连接层和激活函数的神经网络模型。

针对图 7 所示的目标神经网络模型，下面结合图 8 介绍前述 S630 中获取待预测车辆的目的地子区域和目的地 POI 的类型的一种方法。图 8 所示的方法包括 S810 至 S870。

S810，根据待预测车辆的轨迹数据和嵌入模型，获取待预测车辆的初始轨迹特征。

该步骤可以参考 S510，此处不再赘述。

S820，根据待预测车辆的初始轨迹特征和第一特征提取模型，获取待预测车辆的轨迹特征。

该步骤可以参考 S520，此处不再赘述。

S830，根据出行数据和嵌入模型，获取待预测车辆的初始出行特征。

例如，将出行数据中每种数据输入嵌入模型中对应的嵌入层，该嵌入层将对应的数据映射为多维向量，其中，不同种类的数据的嵌入层不同，映射得到的向量的维数可以相同，也可以不相同，不同数据映射得到的向量的维数是预先设置的。

可选地，在待预测的车辆在一段时间内的出行次数输入嵌入层之前，可以先对出行次数进行编码，编码的方法可以是：规定待预测的车辆在一段时间内的出行次数为 0 到 n 次为第一档，对应的编码数值为“1”；出行次数为 n+1 次到 n+2 次为第二档，对应的编码数值为“2”，以此类推。这样可以根据该档位划分方式和个档位对应的编码数值确

定该出行次数对应的编码数值，再将对应的编码数值输入到对应的嵌入层中进行映射。这种方式可以减少计算量和计算的复杂度。

同理，在待预测车辆在一段时间内的出行频率输入至嵌入层之前，可以先对出行频率进行编码，编码的方法可以是：规定待预测的车辆在一段时间内的出行频率 0 到频率 1 为第一档，对应的数值为“1”；频率 1 到频率 2 为第二档，对应的数值为“2”，以此类推。这样可以根据该档位划分方式和个档位对应的数值确定该出行频率对应的数值，再将对应的数值输入到对应的嵌入层中进行映射。这种方式可以减少计算量和计算的复杂度。

同理，在将在一段时间内出行的、与所述待预测车辆的车辆类型相同的车辆的数量输入嵌入层之前，可以先规定 0 到数量 1 为第一档，对应的数值为“1”；数量 1 到数量 2 为第二档，对应的数值为“2”，以此类推。这样可以根据该档位划分方式和个档位对应的数值确定该出行车辆数对应的数值，再将对应的数值输入到对应的嵌入层中进行映射。这种方式可以减少计算量和计算的复杂度。

同理，在待预测车辆出行时的天气类型输入嵌入层之前，可以先规定每种天气类型对应的数值，例如：将晴天对应数值“00”、多云对应数值“01”、阴天对应数值“10”、雨雪天对应数值“11”，然后从这些数值中查找到待预测车辆出行时的天气类型对应的数值，再将对应的数值输入到对应的嵌入层中进行映射。

同理，在待预测车辆的类型输入嵌入层之前，可以先规定每种类型对应的数值，然后从这些数值中查找到待预测车辆的类型对应的数值，再将对应的数值输入到对应的嵌入层中进行映射。这种方式可以降低数据量，从而可以减少计算量和计算的复杂度。

预测装置根据嵌入模型获取到待预测车辆的各种历史出行数据对应的多维向量之后，可以将各种历史出行数据对应的向量通过拼接或者点乘的方式融合为一个特征向量，该特征向量称为待预测车辆的初始出行特征。

S840，根据待预测车辆的初始出行特征和第二特征提取模型，获取待预测车辆的出行特征。

例如，将待预测车辆的初始出行特征输入第二特征提取模型，第二特征提取模型输出待预测车辆的出行特征。

S850，根据待预测车辆的轨迹特征、待预测车辆的出行特征和融合模型，确定待预测车辆的行驶特征。

例如，融合模型通过拼接的方式将待预测车辆的轨迹特征和待预测车辆的出行特征融合在一起，从而得到待预测车辆的行驶特征。

例如，融合模型通过点乘的方式将待预测车辆的轨迹特征和待预测车辆的出行特征融合在一起，从而得到待预测车辆的行驶特征。但这种方式要求待预测车辆的轨迹特征和待预测车辆的出行特征的维数相同。

S860，根据待预测车辆的行驶特征和第一分类模型，获取待预测车辆的目的地子区域。

例如，将待预测车辆的行驶特征输入第一分类模型，第一分类模型输出待预测车辆的目的地子区域。

S870，根据待预测车辆的行驶特征和第二分类模型，获取待预测车辆的目的地 POI 类型。

例如，将待预测车辆的行驶特征输入第二分类模型，第二分类模型输出待预测车辆

的目的 POI 的类型。

可以理解的是，本申请各个实施例中，待预测车辆的轨迹数据和/或出行数据可以是预测装置从其他设备获取的。

应理解，本申请的上述各个实施例中采用的目标神经网络模型是初始神经网络模型经过训练得到的神经网络模型。由于目标神经网络模型经过了训练，因此目标神经网络模型具备了根据车辆的轨迹数据（和/或出行数据）预测车辆的目的子区域和目的 POI 类型的能力，使得目标神经网络可用于本申请预测车辆的目的地的方法中。

还应理解，对初始神经网络模型的训练的过程，在时间上，在初始神经网络模型训练得到的目标神经网络模型用于预测车辆的目的地之前，在一些实施例中，对初始神经网络模型进行训练的操作可由本申请中的预测装置中的训练模块执行。在另一些实施例中，对初始神经网络模型进行训练的操作可由第三方的设备执行或者由一个独立的训练装置执行，预测装置在进行预测车辆的目的地之前可从第三方的设备或者训练装置获取训练完成的目标神经网络模型。

下面以初始神经网络的训练由训练装置执行为例，介绍本申请的神经网络模型的训练方法。本申请提出的训练神经网络模型的方法中，将根据一个交通区域内的大量车辆（例如，成千上万个车辆）的历史出行情况获取的大量轨迹数据和出行数据作为训练数据对初始神经网络模型进行训练，训练得到的目标神经网络模型可作为本申请提出的预测车辆的目的地的方法中的目标神经网络模型，用于预测该交通区域内当前出行车辆的目的子区域和目的 POI 的类型。

应理解，在实际应用中，在对神经网络模型的训练阶段，训练数据为一个交通区域内的车辆的历史轨迹数据和出行数据，则在预测阶段，训练完成的目标神经网络模型则可被用于预测该交通区域内的当前出行车辆的目的地。

应理解，在对初始神经网络模型进行训练之前，需要预先选取或者设计该初始神经网络模型，例如：从业界已经构建好的神经网络模型中选取适合本申请进行车辆的目的地预测的初始神经网络模型，或者根据需求构建适合于本申请进行车辆的目的地预测的初始神经网络模型，如：设计初始神经网络模型的结构（初始神经网络模型的层数、初始神经网络模型中的子模型的类型、每层神经元的个数和类型、损失函数类型等），本申请中采用的初始神经网络模型的结构如前文中提到的，对于不同实施例，初始神经网络模型的类型稍有差异。

以本申请训练神经网络模型的训练数据包括大量车辆的历史的轨迹数据和出行数据为例，本申请的训练神经网络模型的一种方法中可以包括步骤 8100 至步骤 8200。执行该方法的装置称为训练装置。

步骤 8100，获取训练数据，训练数据中包括大量车辆的历史的轨迹数据和出行数据，每个训练数据还对应每个车辆对应的标注数据。其中，每个车辆的轨迹数据和标注数据是一一对应的，轨迹数据中包括车辆经过的多个地点的位置信息，标注数据中记录了其对应的车辆的真实目的地的 POI 类型和该目的地所属的子区域。

车辆的目的地的 POI 类型也称为车辆的目的 POI 类型，车辆的目的地所述的交通子区域也称为车辆的目的子区域。

步骤 8200，根据所述训练数据对初始神经网络模型进行训练，训练得到的神经网络模型为目标神经网络模型，所述初始神经网络模型用于根据车辆的轨迹数据预测所述车

辆在交通区域内的目的子区域和目的 POI 类型。

本实施例的方法，训练装置通过大量车辆的历史轨迹数据和出行数据，训练用于预测车辆在交通区域内的目的子区域和目的 POI 类型的初始神经网络模型，使得训练得到的目标神经网络模型能更准确地预测出车辆在交通区域内的目的子区域和目的 POI 类型。

通常来说，训练数据中包括的历史轨迹数据越多越好。具体地，训练数据中包括的历史轨迹数据越多，训练得到的目标神经网络模型用于预测车辆的目的子区域和目的 POI 类型的准确性越高。

训练数据中的轨迹数据的获取方式，可以参考前述预测车辆的目的地的方法中获取轨迹数据的方式，此处不再赘述。不同之处在于，本申请中的轨迹数据为车辆在交通区域中的历史轨迹数据，即已经结束的出行的轨迹数据。此外，本申请中还需获取轨迹数据对应的标注数据。本申请获取标注数据的一种示例性方法可以包括步骤 9100 至步骤 9300。

步骤 9100，获取交通区域的地图信息，根据该地图划分该交通区域的子区域，以得到该交通区域的子区域的位置信息。该步骤可以参考 S320，此处不再赘述。

步骤 9200，获取交通区域的 POI 信息，根据该 POI 信息确定该交通区域内的 POI 与 POI 类型的对应关系。

该步骤可以参考前面介绍过的确定该交通区域内的 POI 与 POI 类型的对应关系的实现方式，此处不再赘述。

步骤 9300，获取交通区域内的停车场数据，根据该停车场数据和该交通区域内的 POI 与 POI 类型的对应关系，确定车辆对应的标注数据。

例如，针对一个车辆的一条轨迹数据，从停车场数据中查找目标停车场数据，该目标停车场数据所对应的停车场位于该轨迹数据中记录的最后一个地点（即该轨迹数据所对应的车辆在该次出行中最后被监控系统拍摄到的地点）的附近，例如，该最后一个地点与该停车场之间的距离小于或等于预设的距离阈值，距离阈值的一种示例为一百米；根据步骤 920 中确定的 POI 与 POI 类型的对应关系，将该停车场所属的 POI 的 POI 类型作为该车辆对应的目的 POI 类型，并将该 POI 所属的子区域作为该车辆对应的目的子区域；生成该目的 POI 类型和该目的子区域与该车辆的对应关系，该目的 POI 类型和该目的子区域即为该车辆对应的标注数据。

在一些设计中，若在停车场数据中查找不到轨迹数据对应的目标停车场数据，可以先确定该轨迹数据中记录的最后一个地点（即该车辆轨迹数据所对应的车辆在该次出行中最后被监控系统拍摄到的地点）附近的 POI，例如，该最后一个地点与该停车场之间的距离小于或等于预设的距离阈值，距离阈值的一种示例为一百米；再根据步骤 920 中确定的 POI 与 POI 类型的对应关系，将与该 POI 对应的 POI 类型确定为该轨迹数据的目的 POI 类型，并将该 POI 所属的子区域作为该车辆对应的目的子区域；生成该目的 POI 类型和该目的子区域与该车辆的对应关系，该目的 POI 类型和该目的子区域即为该车辆对应的标注数据。

可以理解的是，步骤 9100 仅是训练装置获取交通区域内的子区域信息的一种实现方式，本申请中还可以通过其他方式获取该交通区域内的子区域信息。例如，训练装置可以向其他发送请求消息，以请求该交通区域内的子区域信息，该请求消息中可以携带该交通区域的名称或区域标识信息。其他设备接收到该请求消息之后，可以向训练装置发

送该交通区域内的子区域信息。又如，可以通过人工方式将该交通区域内的子区域信息拷贝到训练装置中。

可以理解的是，步骤 9200 仅是训练装置获取交通区域内的 POI 类型的一种实现方式，本申请中还可以通过其他方式获取该交通区域内的 POI 类型。例如，训练装置可以向其他发送请求消息，以请求该交通区域内的 POI 类型，该请求消息中可以携带该交通区域的名称或区域标识信息。其他设备接收到该请求消息之后，执行步骤 920 中的操作或其他操作，并向训练装置发送该交通区域内的 POI 类型。又如，可以通过人工方式将该交通区域内的 POI 类型信息拷贝到训练装置中。

可以理解的是，步骤 9200 和步骤 9300 仅是训练装置获取车辆对应的标注数据的一种实现方式，本申请中还可以通过其他方式获取该标注数据。例如，训练装置可以向其他发送请求消息，以请求该标注数据，该请求消息中可以携带车辆的轨迹数据。其他设备接收到该请求消息之后，执行步骤 9200 和步骤 9300 中的操作，或执行其他操作，并向训练装置发送标注数据。

可以理解的是，上述获取训练数据的实现方式仅是示例，本申请中还可以通过其他方式获取训练数据。例如，训练装置可以向其他设备发送请求消息，以请求该交通区域的训练数据，该请求消息中可以携带该交通区域的名称或者区域标识信息；其他设备接收到该请求消息之后，向训练装置发送该训练数据。又如，可以通过人工方式将该训练数据拷贝到训练装置。

本申请训练得到的目标神经网络模型可用于前述预测车辆的目的地方法中。通常情况下，预测待预测车辆的目的地所使用的数据应与训练得到目标神经网络模型时所使用的数据的类型相同。

例如，训练时使用的轨迹数据仅包括监控设备的位置信息，则预测车辆的目的地方法中的轨迹数据中仅包括监控设备的位置信息。

又如，训练时使用的轨迹数据中包括子区域的位置信息或子区域对应的网格序号，则预测车辆的目的地方法中的轨迹数据中包括的是子区域的位置信息或子区域对应的网格序号。

又如，训练时使用的轨迹数据中包括位置信息和时间信息，则预测车辆的目的地方法中的轨迹数据中包括位置信息和时间信息。

本申请训练得到目标神经网络模型的方式与根据目标神经网络模型预测车辆的目的地的方式的不同之处在于，在目标神经网络模型每次预测得到车辆的目的地和目的 POI 的类型之后，还需执行更多的步骤。例如在执行步骤 1001 和步骤 1002 之后，还需执行步骤 1003 至步骤 1007。

步骤 1001，获取训练数据。获取训练数据可以包括获取历史的轨迹数据。可选地，获取训练数据还可以包括获取历史的出行数据。

获取历史的轨迹数据，可以参考前述预存待预测车辆的目的地子区域和目的 POI 的类型的方法中，获取待预测车辆的轨迹数据的实现方式。获取历史的出行数据，可以参考获取出行数据的对应实现方式。

步骤 1002，输入训练数据至初始神经网络模型，该初始神经网络模型输出预测的目的地子区域和目的 POI 的类型

上述步骤 S1002 中，若是第一次对初始神经网络模型进行训练，则需要对初始神经

网络模型进行初始化，对初始神经网络模型进行初始化即对所构建或者选择的神经网络模型中的参数赋予初始值。输入训练数据至初始化后的初始神经网络模型，初始化后的初始神经网络模型按照模型结构对输入的数据进行映射、进而将映射后的向量进行特征提取、再进行特征融合、最后分别进行目的 POI 分类和目的子区域分类。这一过程与前述 S510-S540（或另一种实施例中的 S810-S870）的步骤相似。但是由于仅进行初始化后的初始神经网络模型并没有学习到输入的训练数据与对应的标注数据中的规律，步骤 S1002 中输出的车辆的子区域和目的 POI 的类型与该车辆的标注数据中的真实的子区域和目的 POI 的类型相差较大，即预测结果不准确。因此，需要进行下述步骤 S1003 及其后续步骤。

步骤 1003，计算该预测的目的子区域相比于标注数据中的目的子区域的预测损失值，以及计算该预测的目的 POI 类型相比于标注数据中的目的 POI 类型的预测损失值。

例如，根据损失函数计算预测的目的子区域相比于标注数据中的目的子区域的损失值，该损失值称为第一预测损失值；根据损失函数计算预测的目的 POI 类型相比于标注数据中的目的 POI 类型的损失值，该损失值称为第二预测损失值。

上述第一预测损失值和第二预测损失值分别由两个损失函数进行计算，获得的第一预测损失值表示训练过程中的初始神经网络模型预测的目的子区域与车辆真实的目的子区域之间的误差程度；获得的第二预测损失值表示训练过程中的初始神经网络模型预测的目的 POI 类型与车辆真实的目的 POI 类型之间的误差程度。

步骤 1004，根据第一预测损失值和第二预测损失值，更新初始神经网络模型中的参数，例如更新嵌入模型中的各个嵌入层、第一特征提取模型、第二特征提取模型、第一分类模型和第二分类模型中的参数。根据损失值更新初始神经网络模型中的参数的实现方式可以参考现有技术，此处不再赘述。

步骤 1005，判断训练终止条件是否得到满足。

例如，判断训练次数是否已达到预设的门限值，若已到达，则说明训练终止条件得到满足，否则说明训练终止条件没有得到满足。

又如，获取还没被用于训练初始神经网络模型的训练数据，该训练数据称为测试数据；将测试数据中的轨迹数据输入初始神经网络模型，并计算初始神经网络模型预测的目的 POI 类型相比于测试数据中的 POI 类型的损失值，以及计算初始神经网络模型预测的目的子区域相比于测试数据中的目的子区域的损失值；若这两个损失值均小于或等于预设的门限值，则说明训练终止条件得到满足，否则说明训练终止条件没有得到满足。

步骤 1006，若训练终止条件没有得到满足，则重复步骤 1001 至 S1005。

步骤 1007，若训练终止条件得到满足，则输出该训练好的神经网络模型，该训练好的神经网络模型则作为预测车辆的目的地目标神经网络模型。

可选的，由上述实施例，预测装置可以获知交通区域内大量待预测车辆的目的子区域和目的 POI 的类型，预测装置可以在获知大量待预测车辆的目的地之后，统计同一目的地的车流量。

进一步地，预测装置可以预测在相同时间段到达同一目的地的车辆量。该时间的长度可以预先设置，例如，可以是半个小时或者一个小时。

例如，以半个小时为一个预测时间段时，预测装置可以按照交通区域内的平均车速，按照常规路线，计算具有相同目的地的车辆中每个车辆从当前位置到达该目的地的时间，

并统计未来半个小时、未来一个小时或未来一个半小时内到达该目的地的车流量。

预测装置获知未来一个时间段中一个子区域内一个类型的 POI 作为目的地时的车流量之后，还可以根据该车流量确定该 POI 附近的道路通行状态。

例如，可以预先设置道路通行状态为严重拥挤、拥挤、轻度拥挤和畅通时分别对应如下车流量阈值：车流量大于 400 则为严重拥挤，车流量位于 200 至 400 之间则为拥挤，车流量位于 100 至 200 之间则为轻度拥挤，小于 100 则为畅通。

预测装置获知 POI 附近的道路通行状态之后，还可以将道路通行状态信息发送至交通管理平台。使得交通管理平台通过交通广播电台或新闻信息等途径实时通告各个子区域内的各个类型的 POI 附近的道路通行状态，或使得交通管理平台根据道路通行状态制定一系列交通疏导策略。或者，预测装置获知 POI 附近的道路通行状态之后，还可以将道路通行状态信息发送至正在行驶的车辆，正在行驶的车辆实时接收道路通行状态，以便于根据自身出行情况，决定继续前往目的地或者放弃出行或者绕行。

可选的，预测装置获知 POI 附近的道路通行状态之后，可以根据该道路通行状态生成交通出行建议。预测装置还可以将交通出行建议发送至正在行驶的车辆，使得车辆可以根据获得的交通出行建议进行出行决策。

图 9 是本申请实施例提供的预测车辆的目的地装置的结构图。该装置可以通过软件、硬件或者两者的结合实现成为装置中的部分或者全部。该装置 900 包括获取模块 910 和预测模块 920。装置 900 可以实现本申请中预测车辆的目的地方法。

获取模块 910，用于获取交通区域内的待预测车辆在出行过程中的轨迹数据。

预测模块 920，用于根据所述轨迹数据和目标神经网络模型，获得所述待预测车辆在所述交通区域内的目的地信息，所述目的地信息包括：所述待预测车辆的目的地子区域和所述待预测车辆的目的地兴趣点 POI 的类型。

在一些可能的实现方式中，所述目标神经网络模型中包括嵌入模型、第一特征提取模型、第一分类模型和第二分类模型，其中，所述嵌入模型用于对输入至所述嵌入模型的数据进行向量化，所述第一特征提取模型用于对输入至所述第一特征提取模型的数据进行特征提取，所述融合模型用于对输入至所述融合模型的数据进行特征融合，所述第一分类模型和所述第二分类模型分别用于根据所述第一分类模型和所述第二分类模型的输入数据进行类别预测。

其中，所述预测模块 920 具体用于：将所述轨迹数据输入所述嵌入模型，获得所述待预测车辆的初始轨迹特征，所述初始轨迹特征中包括所述轨迹数据对应的多维向量；将所述初始轨迹特征输入所述第一特征提取模型，获得所述待预测车辆的轨迹特征；将所述轨迹特征输入所述第一分类模型，获得所述待预测车辆的目的地子区域；将所述轨迹特征输入所述第二分类模型，获取所述待预测车辆的目的地 POI 的类型。

在一些可能的实现方式中，所述获取模块 910 还用于：获取所述待预测车辆的出行数据。其中，所述预测模块 920 具体用于：根据所述轨迹数据、所述出行数据和所述目标神经网络模型，获得所述待预测车辆在所述交通区域内的目的地信息。

在一些可能的实现方式中，所述待预测车辆的出行数据包括以下数据中的一种或多种：车辆类型、出行天气类型、第一时间段内的车辆出行次数、第二时间段内的车辆出行频率、第三时间段内的车辆出行子时间段。

在一些可能的实现方式中，所述目标神经网络模型中包括嵌入模型、第一特征提取

模型、第二特征提取模型、融合模型、第一分类模型和第二分类模型，其中，所述嵌入模型用于对输入至所述嵌入模型的数据进行向量化，所述第一特征提取模型和所述第二特征提取模型分别用于对输入至所述第一特征提取模型和所述第二特征提取模型的数据进行特征提取，所述融合模型用于对输入至所述融合模型的数据进行特征融合，所述第一分类模型和所述第二分类模型分别用于根据所述第一分类模型和所述第二分类模型的输入数据进行类别预测。

在一些可能的实现方式中，所述预测模块具体用于：输入所述轨迹数据和所述出行数据至所述嵌入模型，获得所述待预测车辆的初始轨迹特征和初始出行特征；输入所述初始轨迹特征至所述第一特征提取模型，获得所述待预测车辆的轨迹特征；输入所述初始出行特征至所述第二特征提取模型，获得所述待预测车辆的出行特征；输入所述轨迹特征和所述出行特征至所述融合模型，获得所述待预测车辆的行驶特征；输入所述行驶特征至所述第一分类模型，获得所述待预测车辆的目的地子区域；输入所述行驶特征至所述第二分类模型，获取所述待预测车辆的目的地 POI 的类型。

在一些可能的实现方式中，所述预测模块 920 还用于：根据所述待预测车辆的目的地信息，确定目的地为所述目的地子区域内的所述类型的 POI 的车流量；根据所述车流量确定所述目的地子区域内的道路通行状态。

在一些可能的实现方式中，所述获取模块 910 具体用于：根据所述交通区域内的过车数据，确定所述待预测车辆在出行过程中经过的多个地点的信息；获取所述交通区域内的子区域信息；根据所述待预测车辆在出行过程中经过的多个地点的信息和所述交通区域内的子区域信息，确定所述待预测车辆在出行过程中的轨迹数据。

在一些可能的实现方式中，所述轨迹数据包括所述待预测车辆在所述交通区域内经过的位置信息和时间信息。

在一些可能的实现方式中，所述轨迹数据还包括所述待预测车辆在所述交通区域内经过的 POI 的类型。

在一些可能的实现方式中，所述目标神经网络模型为由训练数据进行训练后的神经网络模型，所述训练数据包括所述交通区域内的车辆的历史轨迹数据和所述车辆的出行数据。

如图 10 所示，所述装置 900 还包括训练模块 940，所述训练模块 940 用于：确定初始神经网络模型；根据所述交通区域内的车辆的历史轨迹数据对所述初始神经网络模型进行训练，获得所述目标神经网络模型。

所述训练模块 940 还可以用于：确定初始神经网络模型；根据所述交通区域内的车辆的历史轨迹数据和出行数据对所述初始神经网络模型进行训练，获得所述目标神经网络模型。

在一些可能的实现方式中，装置 900 还可以包括输出模块，用于输出待预测车辆的目的地信息。可选地，输出模块还可以用于车流量。可选地，输出模块还可以用于输出道路通行状态。

在一些可能的实现方式中，装置 900 还可以包括交通诱导模块，用于根据该道路通行状态进行交通诱导，以缓解交通压力。

本申请实施例中还提供了一种预测车辆的目的地计算设备。图 11 示例性的提供了计算设备 1100 的一种可能的架构图。

计算设备 1100 包括存储器 1101、处理器 1102 和通信接口 1103。其中，存储器 1101、处理器 1102、通信接口 1103 通过总线实现彼此之间的通信连接。

存储器 1101 可以是只读存储器 (read only memory, ROM)，静态存储设备，动态存储设备或者随机存取存储器 (random access memory, RAM)。存储器 1101 可以存储程序，当存储器 1101 中存储的程序被处理器 1102 执行时，处理器 1102 和通信接口 1103 用于执行预测车辆的目的地方法。存储器 1101 还可以存储数据集合，例如：存储器 1101 中的一部分存储资源被划分成一个数据集存储模块，用于存储执行预测车辆的目的地方法所需的数据集，存储器 1101 中的一部分存储资源被划分成一个神经网络模型存储模块，用于存储图 4 或图 7 所示的目标神经网络模型。

处理器 1102 可以采用通用的中央处理器 (central Processing Unit, CPU)，微处理器，应用专用集成电路 (application specific integrated circuit, ASIC)，图形处理器 (graphics processing unit, GPU) 或者一个或多个集成电路。

处理器 1102 还可以是一种集成电路芯片，具有信号的处理能力。在实现过程中，本申请的预测车辆的目的地装置的部分或全部功能可以通过处理器 1102 中的硬件的集成逻辑电路或者软件形式的指令完成。上述的处理器 1102 还可以是通用处理器、数字信号处理器 (digital signal processing, DSP)、专用集成电路 (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。可以实现或者执行本申请上述实施例中的公开的各方法、步骤及逻辑框图。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。结合本申请实施例所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模块组合执行完成。软件模块可以位于随机存储器，闪存、只读存储器，可编程只读存储器或者电可擦写可编程存储器、寄存器等本领域成熟的存储介质中。该存储介质位于存储器 1101，处理器 1102 读取存储器 1101 中的信息，结合其硬件完成本申请实施例的预测车辆的目的地装置的部分功能。

通信接口 1103 使用例如但不限于收发器一类的收发模块，来实现计算设备 1100 与其他设备或通信网络之间的通信。例如，可以通过通信接口 1103 获取数据集。

总线可包括在计算设备 1100 各个部件 (例如，存储器 1101、处理器 1102、通信接口 1103) 之间传送信息的通路。

在计算设备 1100 为多个时，上述每个计算设备 1100 间通过通信网络建立通信通路。每个计算设备 1100 上运行获取模块 910、预测模块 920、确定模块 930 或训练模块 940 中的任意一个或多个。任一计算设备 1100 可以为云数据中心中的计算设备 (例如：服务器)，或边缘数据中心中的计算设备，或终端计算设备。

上述各个附图对应的流程的描述各有侧重，某个流程中没有详述的部分，可以参见其他流程的相关描述。

图 12 是可以应用本申请实施例的装置的系统的一种示意架构图。如图 12 所示，系统 1200 包括预测装置 1210、训练装置 1220、数据库 1230、数据存储系统 1250、以及数据采集设备 1260。

数据采集设备 1260 用于采集训练数据。在采集到训练数据之后，数据采集设备 1260 将这些训练数据存入数据库 1230，训练装置 1220 基于数据库 1230 中维护的训练数据对预选的一个神经网络模型进行训练，得到目标神经网络模型 1201。经训练完成的目标神

神经网络模型 1201 具备预测车辆的目的地所属的子区域和预测车辆的目的地 POI 类型的功能。

需要说明的是，在实际应用中，数据库 1230 中维护的训练数据不一定都来自于数据采集设备 1260 的采集，也有可能是从其他设备接收得到的。另外需要说明的是，训练装置 1220 也不一定完全基于数据库 1230 维护的训练数据进行目标神经网络模型 1201 的训练，也有可能从云端或其他地方获取训练数据进行模型训练，或者自己生成训练数据，上述描述不应该作为对本申请实施例的限定。

根据训练装置 1220 训练得到的目标神经网络模型 1201 可以应用于不同的系统或设备中，如应用于预测装置 1210。

数据采集设备 1260 采集到待预测车辆的轨迹数据之后，可以将这些轨迹数据存入数据库 1230，预测装置 1210 基于数据库 1230 中维护的轨迹数据进行预测。或者，数据采集设备 1260 采集到待预测车辆的轨迹数据和出行数据之后，可以将这些轨迹数据和出行数据存入数据库 1230，预测装置 1210 基于数据库 1230 中维护的轨迹数据和出行数据进行预测。

在预测装置 1210 预测车辆的目的地子区域和目的 POI 类型的过程中，预测装置 1210 可以调用数据存储系统 1250 中的数据、代码等以用于相应的预测处理，也可以将相应处理得到的数据、指令等存入数据存储系统 1250 中。

可以理解的是，图 12 仅是一种系统示意架构图，图 12 中所示设备、器件、模块等之间的位置关系不构成任何限制，例如，在图 12 中，数据存储系统 1250 相对预测装置 1210 是外部存储器，在其它情况下，也可以将数据存储系统 1250 置于预测装置 1210 中。例如，预测装置 1210 和训练装置 1220 可以是同一个装置。

在一些设计中，预测装置可部署在云环境中，云环境是云计算模式下利用基础资源向用户提供云服务的实体。云环境包括云数据中心和云服务平台，所述云数据中心包括云服务提供商拥有的大量基础资源（包括计算资源、存储资源和网络资源），云数据中心包括的计算资源可以是大量的计算设备（例如服务器）。

预测装置可以是云数据中心的服务器；预测装置也可以是创建在云数据中心的虚拟机；预测装置还可以是部署在云数据中心的服务器或者虚拟机上的软件装置，该预测装置可以分布式地部署在多个服务器上、或者分布式地部署在多个虚拟机上、或者分布式地部署在虚拟机和服务器上。例如，预测装置中的多个模块可以分布式地部署在多个服务器上，或分布式地部署在多个虚拟机上，或者分布式地部署在虚拟机和服务器上。

当预测装置为软件装置时，预测装置可以在逻辑上分成多个部分，每个部分具有不同的功能。这种场景下，预测装置的几个部分可以分别部署在不同的环境或设备中。以图 13 为例，预测装置中的一部分部署在终端计算设备，另一部分部署在数据中心（具体部署在数据中心的服务器或虚拟机上），数据中心可以是云数据中心，数据中心也可以是边缘数据中心，边缘数据中心是部署在距离终端计算设备较近的边缘计算设备的集合。

可以理解的是，本申请不对预测装置的哪些部分部署在终端计算设备和哪些部分部署在数据中心进行限制性的划分，实际应用时可根据终端计算设备的计算能力或具体应用需求进行适应性的部署。值得注意的是，在一些可能的实现方式中，预测装置可以分

三部分部署，其中，一部分部署在终端计算设备，一部分部署在边缘数据中心，一部分部署在云数据中心。

可以理解的是，本申请实施例中对模块的划分是示意性的，仅仅为一种逻辑功能划分，实际实现时可以有另外的划分方式，另外，在本申请各个实施例中的各功能模块可以集成在一个处理器中，也可以是单独物理存在，也可以两个或两个以上模块集成为一个模块中。上述集成的模块既可以采用硬件的形式实现，也可以采用软件功能模块的形式实现。

该集成的模块如果以软件功能模块的形式实现并作为独立的产品销售或使用，可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解，本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品存储在一个存储介质中，包括若干指令用以使得一台终端设备（可以是个人计算机，手机，或者网络设备）或处理器（processor）执行本申请各个实施例该方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括：U盘、移动硬盘、只读存储器（read-only memory, ROM）、随机存取存储器（random access memory, RAM）、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

上述各个附图对应的流程的描述各有侧重，某个流程中没有详述的部分，可以参见其他流程的相关描述。

在上述实施例中，可以全部或部分地通过软件、硬件、固件或者其任意组合来实现。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。视频相似检测的计算机程序产品包括一个或多个视频相似检测的计算机指令，在计算机上加载和执行这些计算机程序指令时，全部或部分地产生按照本发明实施例图6所述的流程或功能。

所述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。所述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传输，例如，所述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。所述计算机可读存储介质存储有视频相似检测的计算机程序指令的可读存储介质。所述计算机可读存储介质可以是计算机能够存取的任何可用介质或者是包含一个或多个可用介质集成的服务器、数据中心等数据存储设备。所述可用介质可以是磁性介质，（例如，软盘、硬盘、磁带）、光介质（例如，DVD）、或者半导体介质（例如SSD）。

权利要求书

1、一种预测车辆的目的地方法，其特征在于，所述方法包括：

获取交通区域内的待预测车辆在出行过程中的轨迹数据和所述待预测车辆的出行数据；

根据所述轨迹数据、所述出行数据和目标神经网络模型，获得所述待预测车辆在所述交通区域内的目的地信息，所述目的地信息包括：所述待预测车辆的目的地子区域和所述待预测车辆的目的地兴趣点 POI 的类型；所述待预测车辆的出行数据包括以下数据中的一种或多种：车辆类型、出行天气类型、第一时间段内的车辆出行次数、第二时间段内的车辆出行频率、第三时间段内的车辆出行子时间段。

2、如权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：

根据所述待预测车辆的目的地信息，确定目的地为所述目的地子区域内的所述 POI 的类型对应的车流量；

根据所述车流量预测所述目的地子区域内的道路通行状态。

3、如权利要求 1 或 2 所述的方法，其特征在于，所述目标神经网络模型中包括嵌入模型、第一特征提取模型、第二特征提取模型、融合模型、第一分类模型和第二分类模型，其中，所述嵌入模型用于对输入至所述嵌入模型的数据进行向量化，所述第一特征提取模型和所述第二特征提取模型分别用于对输入至所述第一特征提取模型和所述第二特征提取模型的数据进行特征提取，所述融合模型用于对输入至所述融合模型的数据进行特征融合，所述第一分类模型和所述第二分类模型分别用于根据所述第一分类模型和所述第二分类模型的输入数据进行类别预测。

4、如权利要求 3 所述的方法，其特征在于，所述根据所述轨迹数据、所述出行数据和目标神经网络模型，获得所述待预测车辆在所述交通区域内的目的地信息，包括：

输入所述轨迹数据和所述出行数据至所述嵌入模型，获得所述待预测车辆的初始轨迹特征和初始出行特征；

输入所述初始轨迹特征至所述第一特征提取模型，获得所述待预测车辆的轨迹特征；

输入所述初始出行特征至所述第二特征提取模型，获得所述待预测车辆的出行特征；

输入所述轨迹特征和所述出行特征至所述融合模型，获得所述待预测车辆的行驶特征；

输入所述行驶特征至所述第一分类模型，获得所述待预测车辆的目的地子区域；

输入所述行驶特征至所述第二分类模型，获取所述待预测车辆的目的地 POI 的类型。

5、如权利要求 1-4 任一项所述的方法，其特征在于，所述获取交通区域内的待预测车辆在出行过程中的轨迹数据，包括：

根据所述交通区域内的过车数据，确定所述待预测车辆在出行过程中经过的多个地点的信息；

获取所述交通区域内的子区域信息；

根据所述待预测车辆在出行过程中经过的多个地点的信息和所述交通区域内的子区域信息，确定所述待预测车辆在出行过程中的轨迹数据。

6、如权利要求 5 所述的方法，其特征在于，所述轨迹数据包括所述待预测车辆在所述交通区域内经过的子区域的位置信息和时间信息。

7、如权利要求 5 或 6 所述的方法，其特征在于，所述轨迹数据还包括所述待预测车辆在所述交通区域内经过的 POI 的类型。

8、如权利要求 1-7 任一项所述的方法，其特征在于，所述目标神经网络模型为由训练数据进行训练后的神经网络模型，所述训练数据包括所述交通区域内的车辆的历史轨迹数据和所述车辆的出行数据。

9、一种预测车辆的目的地装置，其特征在于，所述装置包括：

获取模块，用于获取交通区域内的待预测车辆在出行过程中的轨迹数据和所述待预测车辆的出行数据；

预测模块，用于根据所述轨迹数据、所述出行数据和目标神经网络模型，获得所述待预测车辆在所述交通区域内的目的地信息，所述目的地信息包括：所述待预测车辆的目的地子区域和所述待预测车辆的目的地兴趣点 POI 的类型；所述待预测车辆的出行数据包括以下数据中的一种或多种：车辆类型、出行天气类型、第一时间段内的车辆出行次数、第二时间段内的车辆出行频率、第三时间段内的车辆出行子时间段。

10、如权利要求 9 所述的装置，其特征在于，所述预测模块还用于：

根据所述待预测车辆的目的地信息，确定目的地为所述目的地子区域内的所述 POI 的类型对应的车流量；

根据所述车流量预测所述目的地子区域内的道路通行状态。

11、如权利要求 9 或 10 所述的装置，其特征在于，所述目标神经网络模型中包括嵌入模型、第一特征提取模型、第二特征提取模型、融合模型、第一分类模型和第二分类模型，其中，所述嵌入模型用于对输入至所述嵌入模型的数据进行向量化，所述第一特征提取模型和所述第二特征提取模型分别用于对输入至所述第一特征提取模型和所述第二特征提取模型的数据进行特征提取，所述融合模型用于对输入至所述融合模型的数据进行特征融合，所述第一分类模型和所述第二分类模型分别用于根据所述第一分类模型和所述第二分类模型的输入数据进行类别预测。

12、如权利要求 11 所述的装置，其特征在于，所述预测模块具体用于：

输入所述轨迹数据和所述出行数据至所述嵌入模型，获得所述待预测车辆的初始轨迹特征和初始出行特征；

输入所述初始轨迹特征至所述第一特征提取模型，获得所述待预测车辆的轨迹特征；

输入所述初始出行特征至所述第二特征提取模型，获得所述待预测车辆的出行特征；

输入所述轨迹特征和所述出行特征至所述融合模型，获得所述待预测车辆的行驶特征；

输入所述行驶特征至所述第一分类模型，获得所述待预测车辆的目的地子区域；

输入所述行驶特征至所述第二分类模型，获取所述待预测车辆的目的地 POI 的类型。

13、如权利要求 9-12 任一项所述的装置，其特征在于，所述获取模块具体用于：

根据所述交通区域内的过车数据，确定所述待预测车辆在出行过程中经过的多个地点的信息；

获取所述交通区域内的子区域信息；

根据所述待预测车辆在出行过程中经过的多个地点的信息和所述交通区域内的子区域信息，确定所述待预测车辆在出行过程中的轨迹数据。

14、如权利要求 13 所述的装置，其特征在于，所述轨迹数据包括所述待预测车辆在所述交通区域内经过的子区域的位置信息和时间信息。

15、如权利要求 13 或 14 所述的装置，其特征在于，所述轨迹数据还包括所述待预测车辆在所述交通区域内经过的 POI 的类型。

16、如权利要求 9-15 任一项所述的装置，其特征在于，所述目标神经网络模型为由训练数据进行训练后的神经网络模型，所述训练数据包括所述交通区域内的车辆的历史轨迹数据和所述车辆的出行数据。

17、一种预测车辆的目的地计算设备，其特征在于，所述计算设备包括处理器和存储器，其中：

所述存储器中存储有计算机指令；

所述处理器执行所述计算机指令，以实现所述权利要求 1-8 任一项权利要求所述的方法。

18、一种计算机可读存储介质，其特征在于，包括指令，当所述指令在处理器上运行时，所述处理器执行如权利要求 1-8 任一项所述的方法。

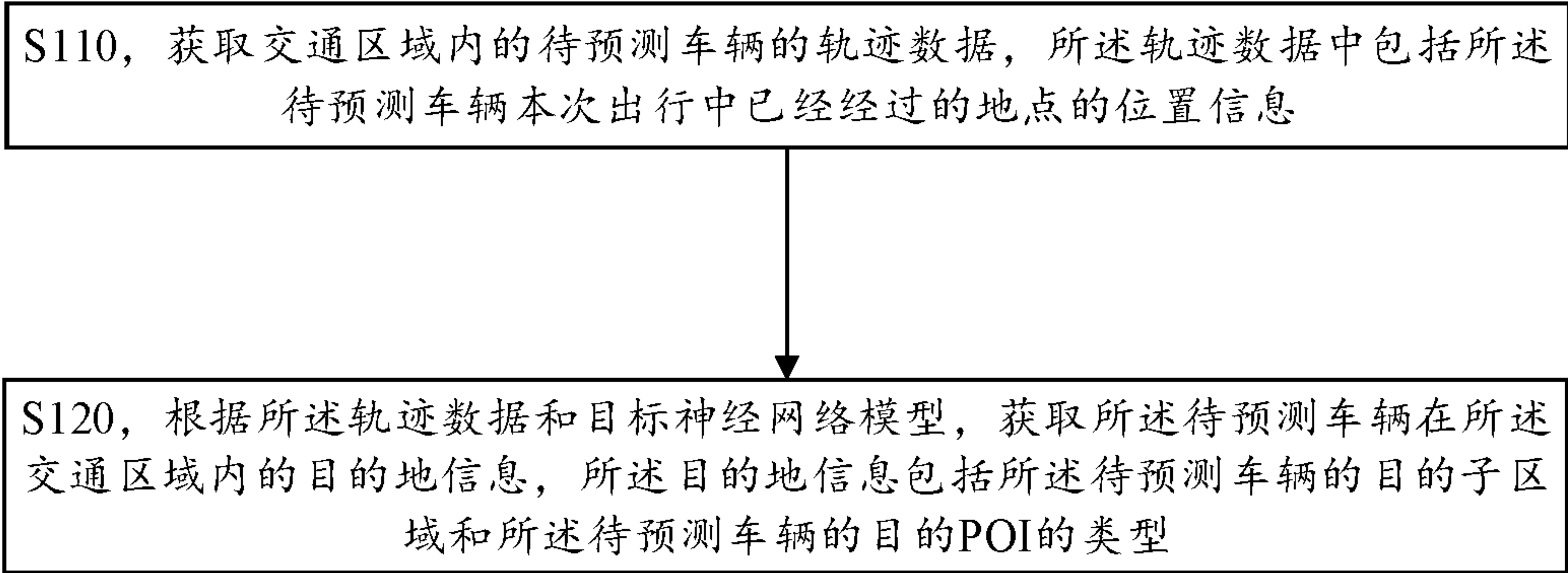


图 1

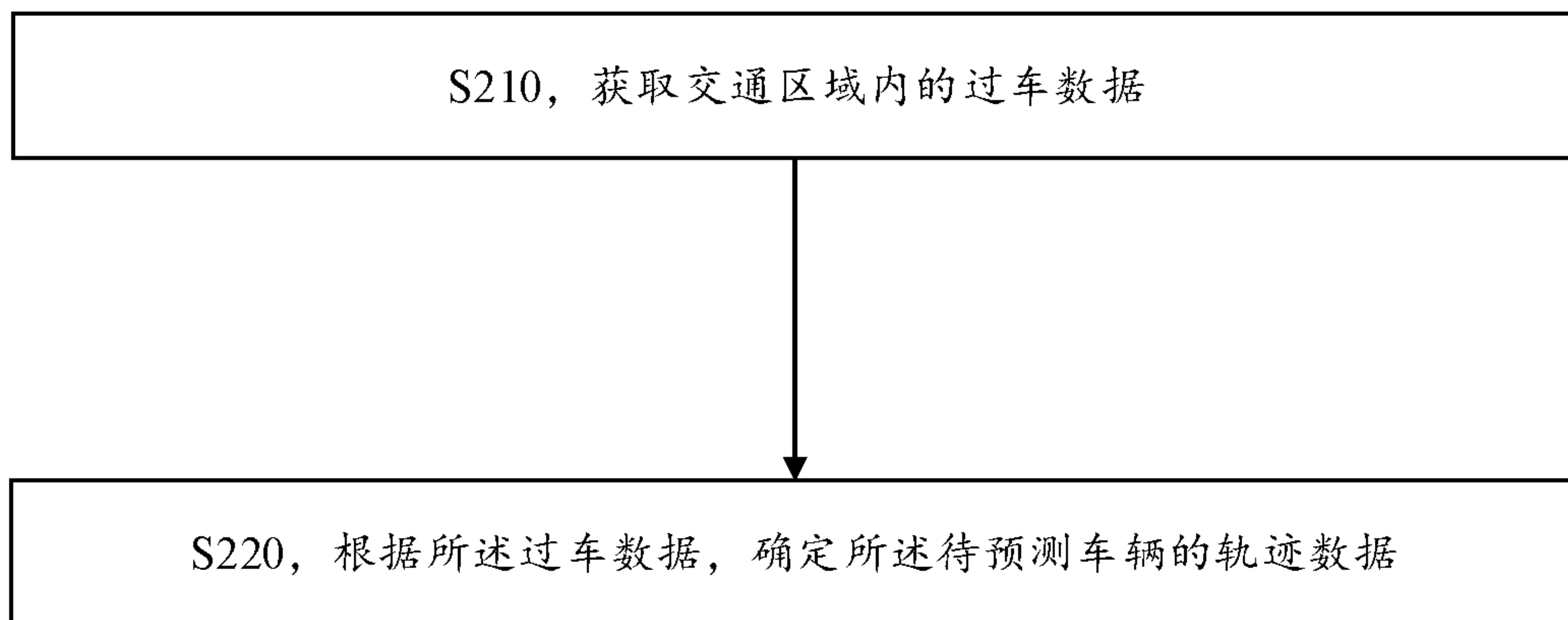


图 2

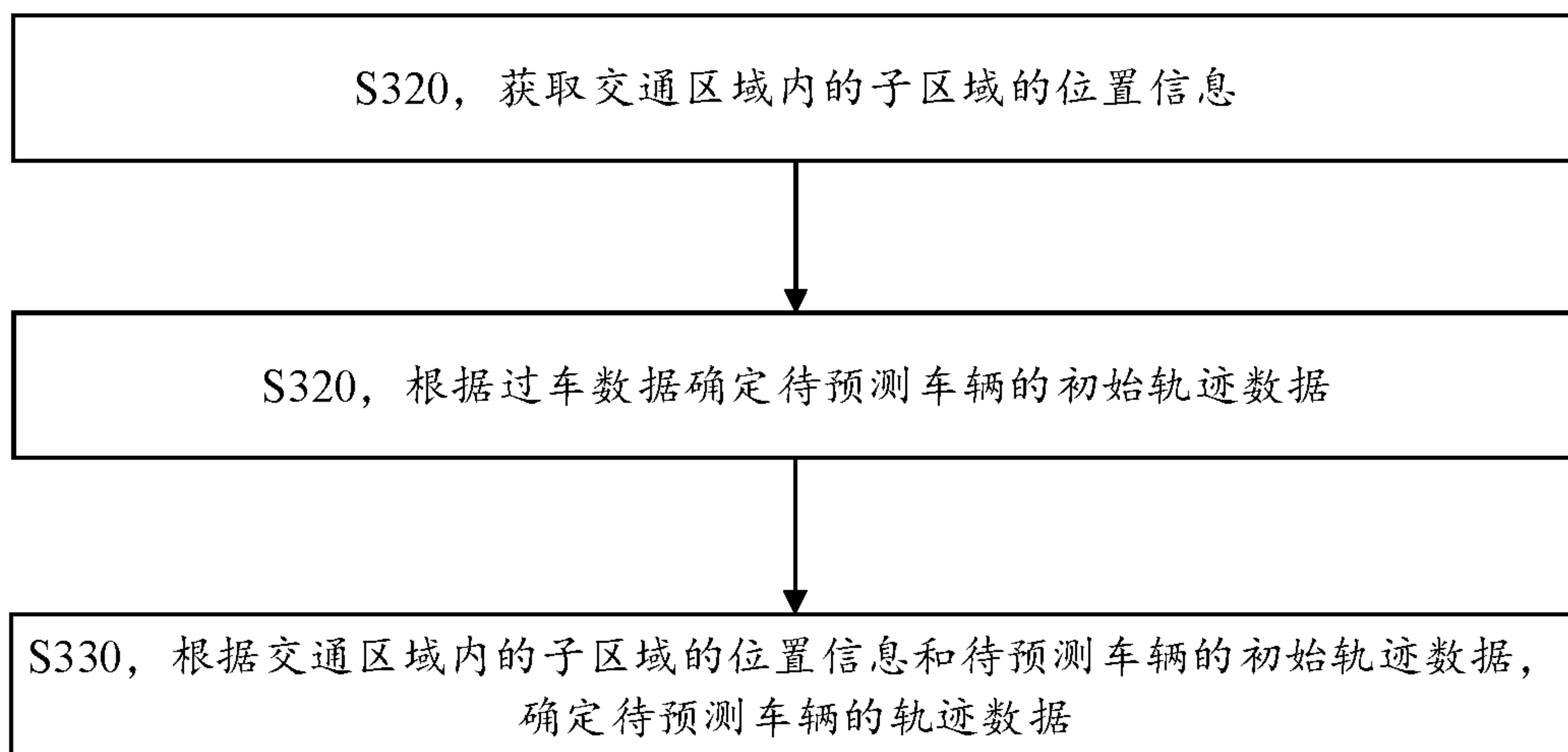


图 3

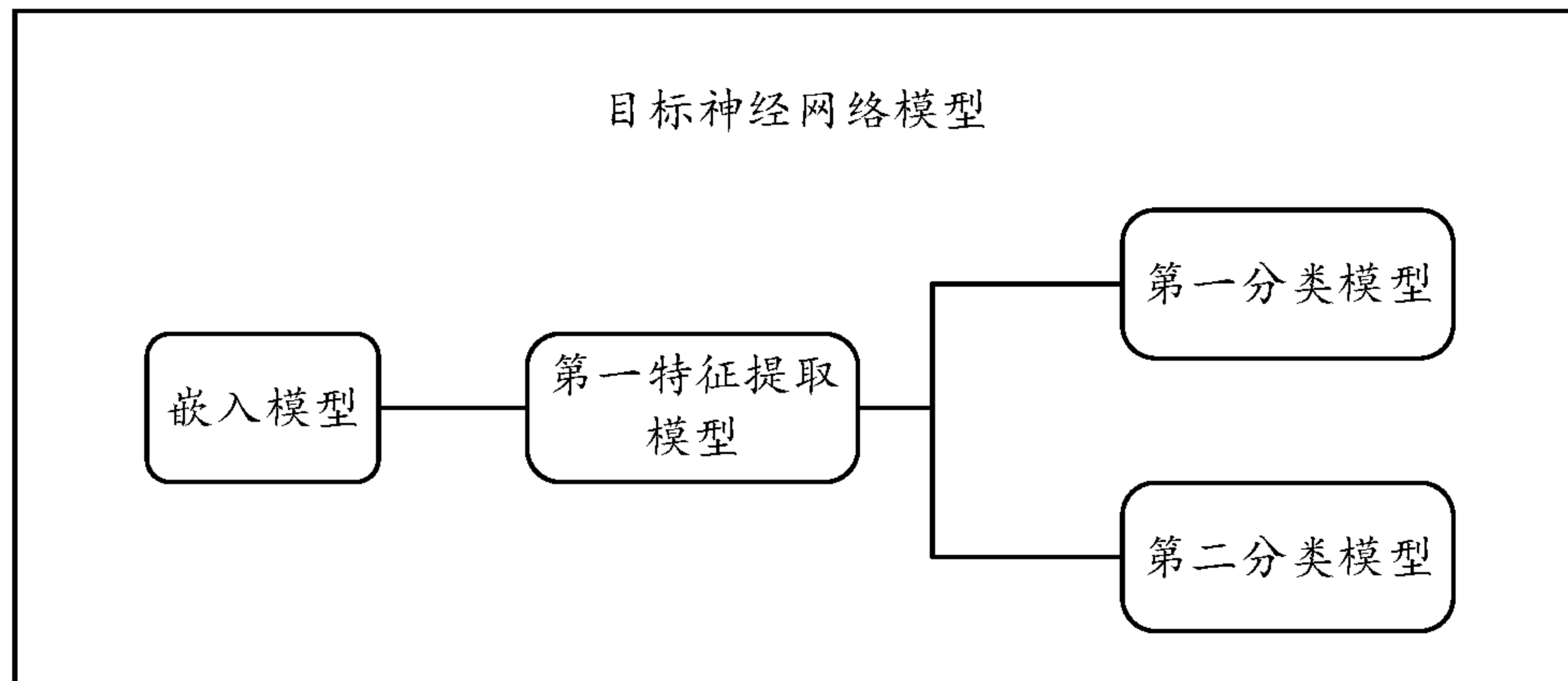


图 4

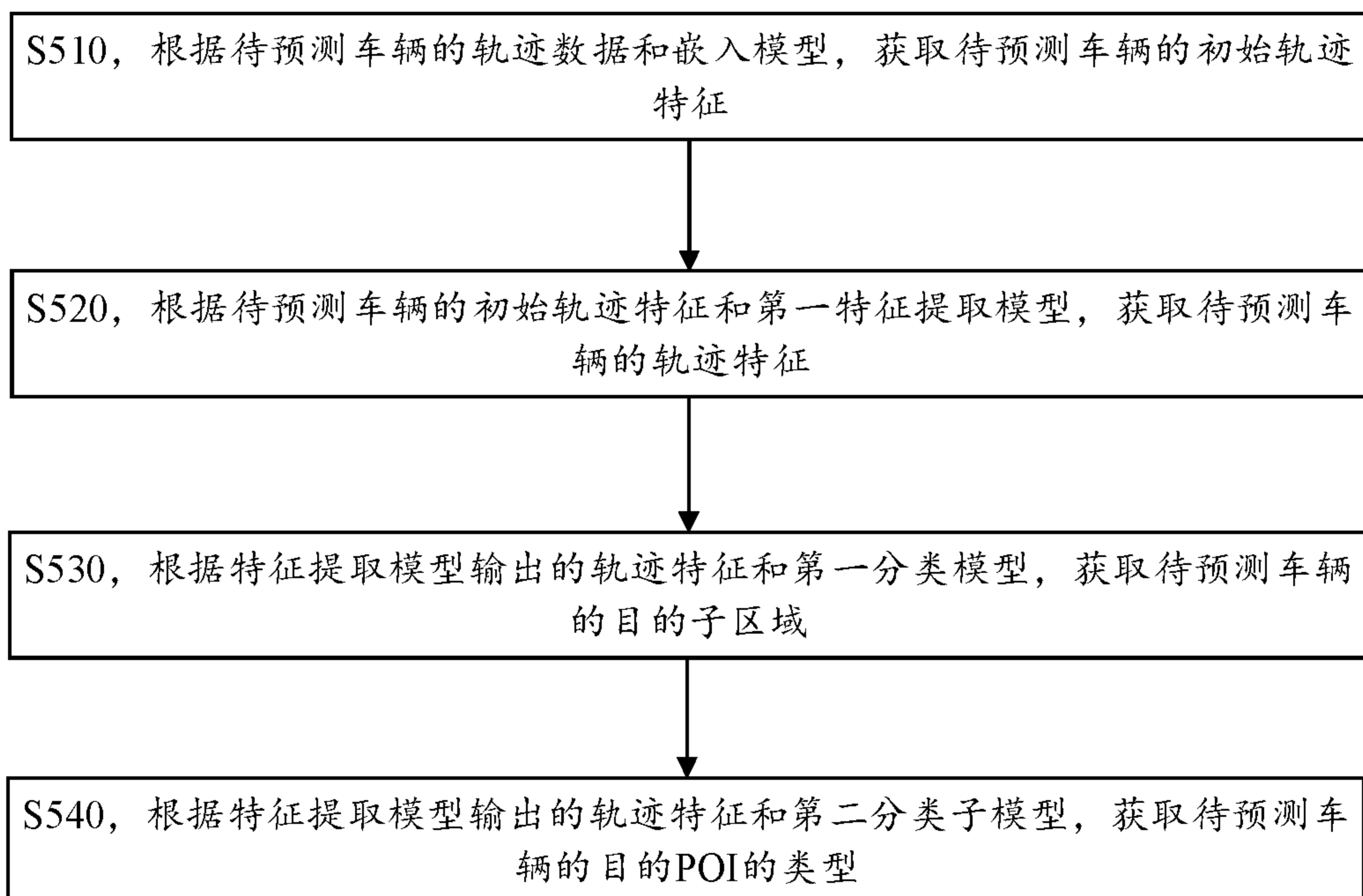


图 5

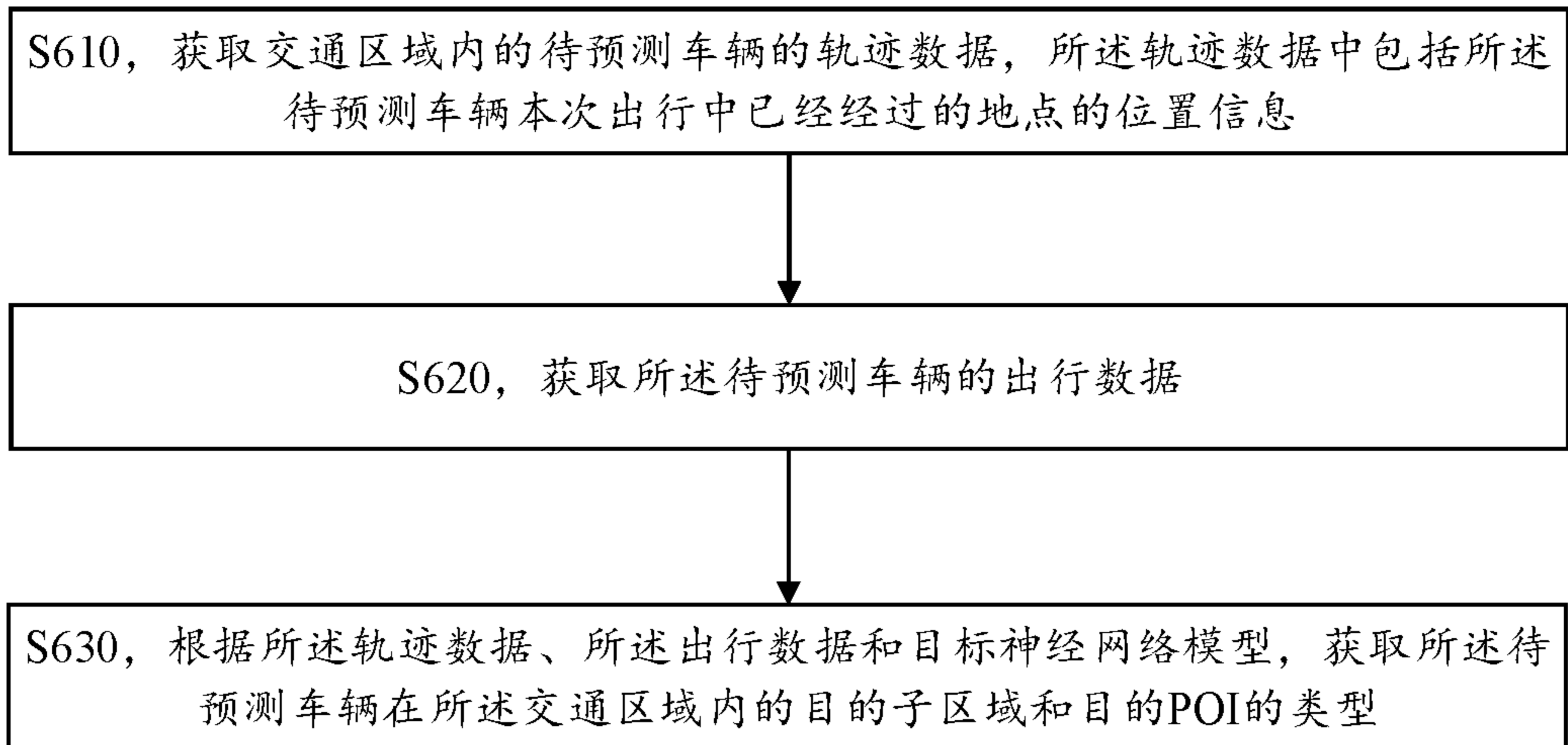


图 6

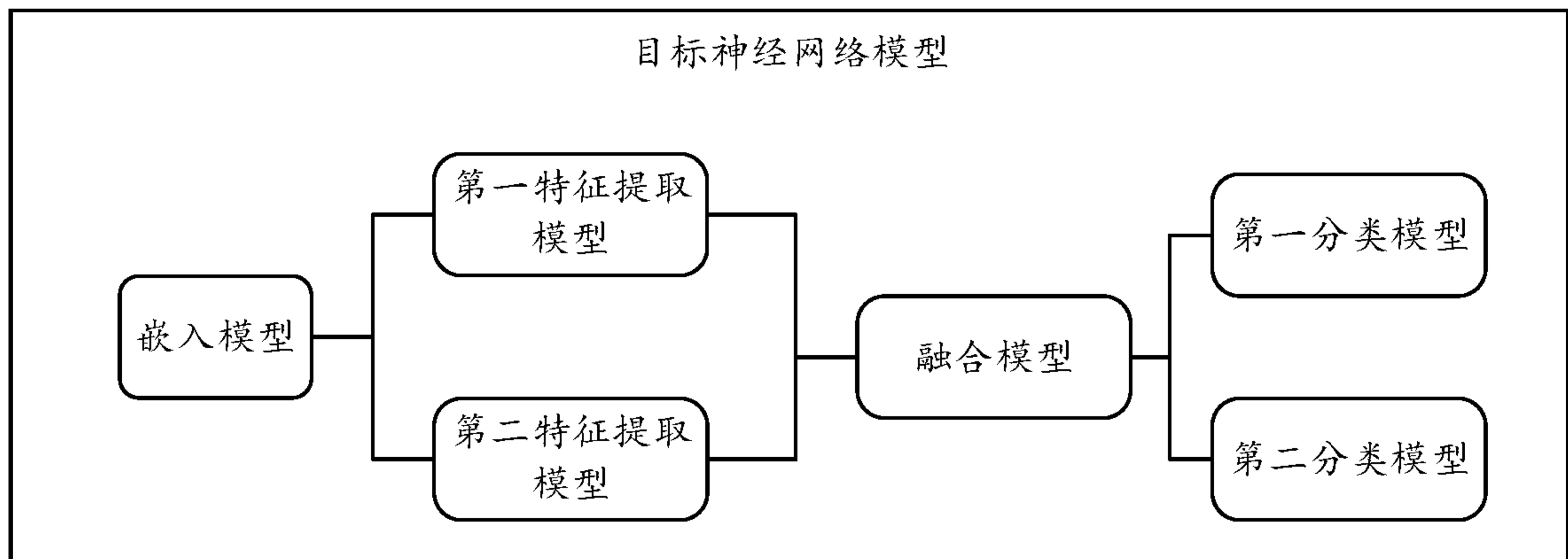


图 7

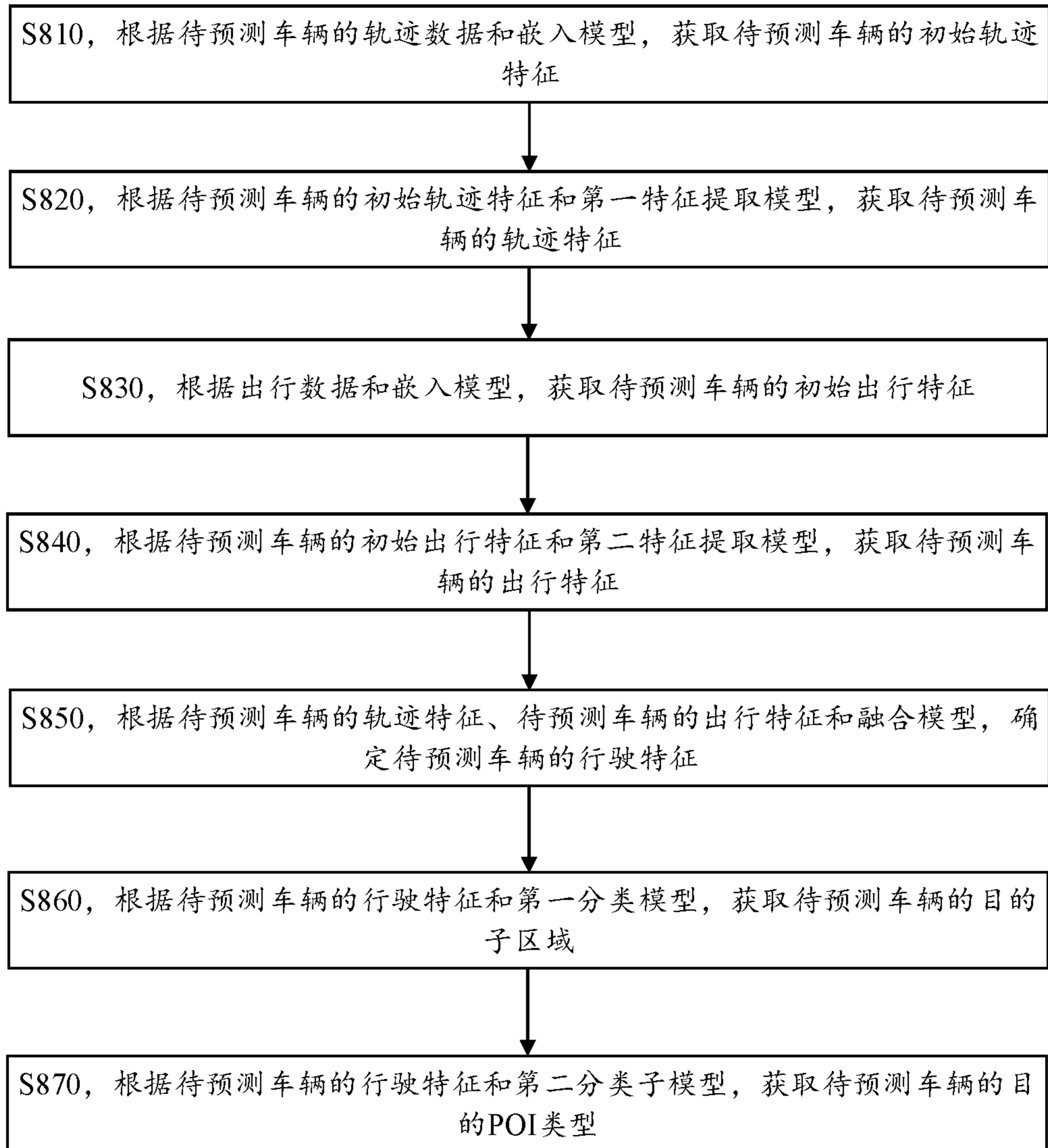


图 8

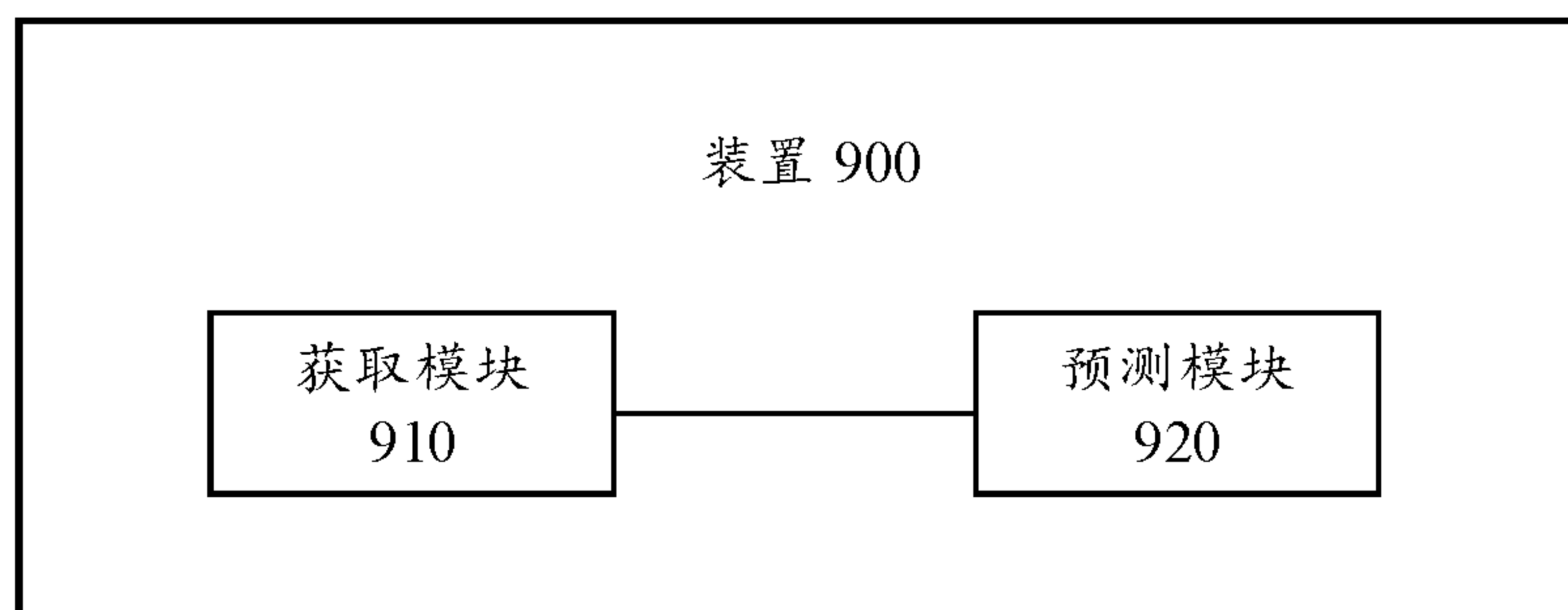


图 9

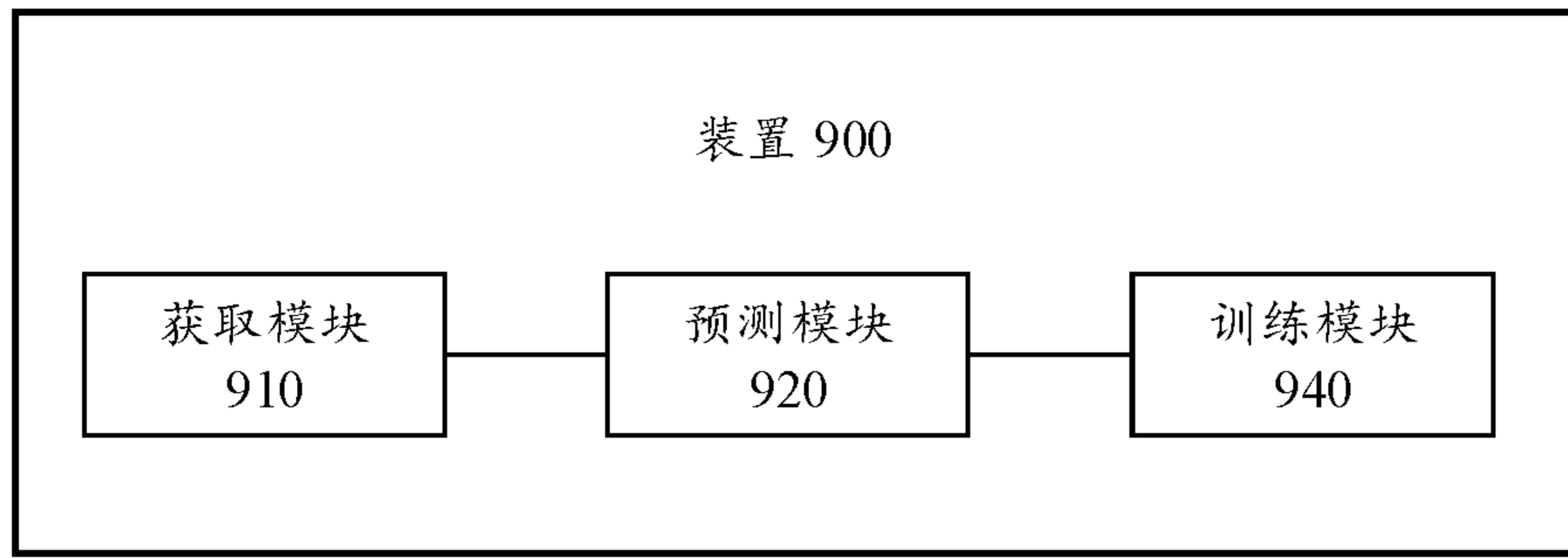


图 10

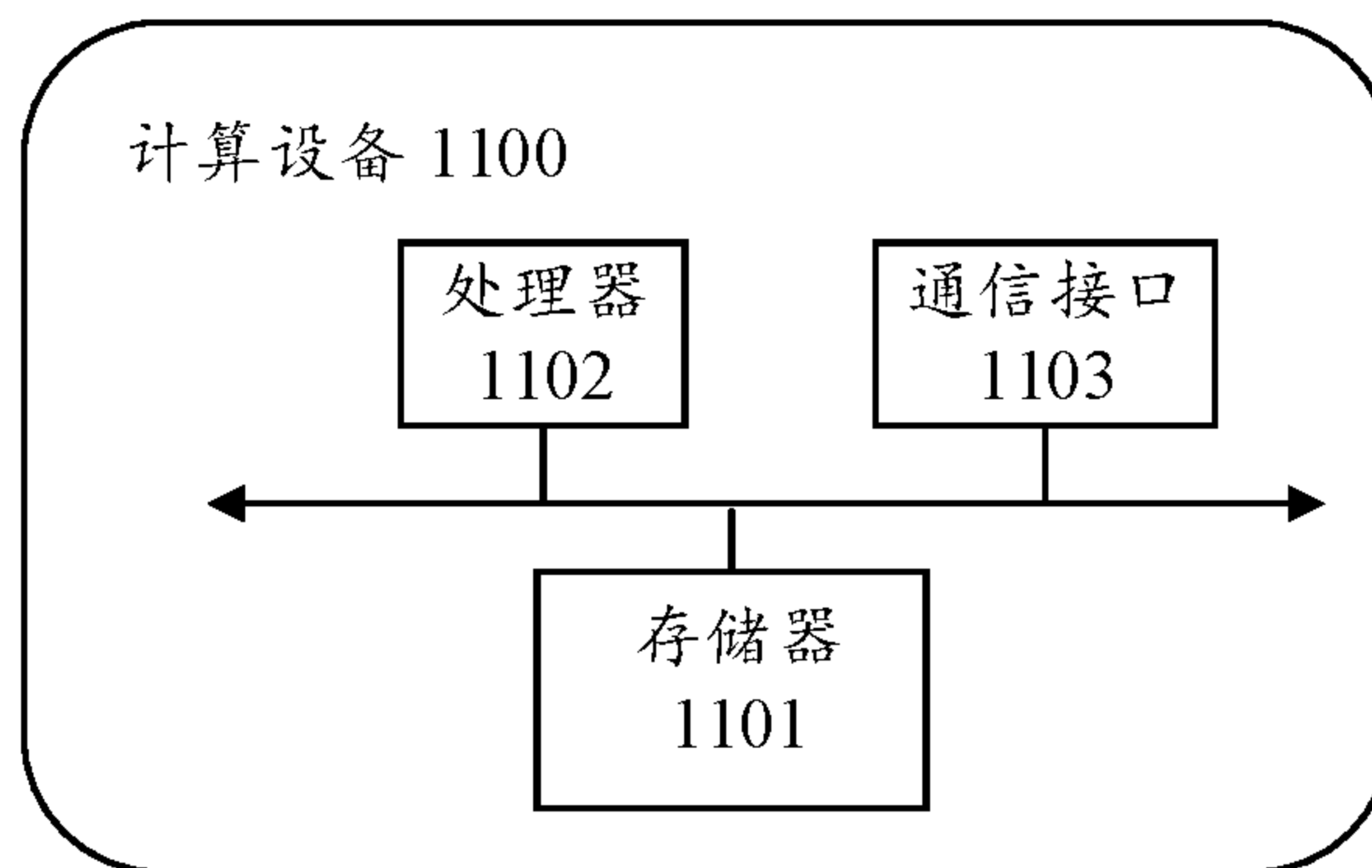


图 11

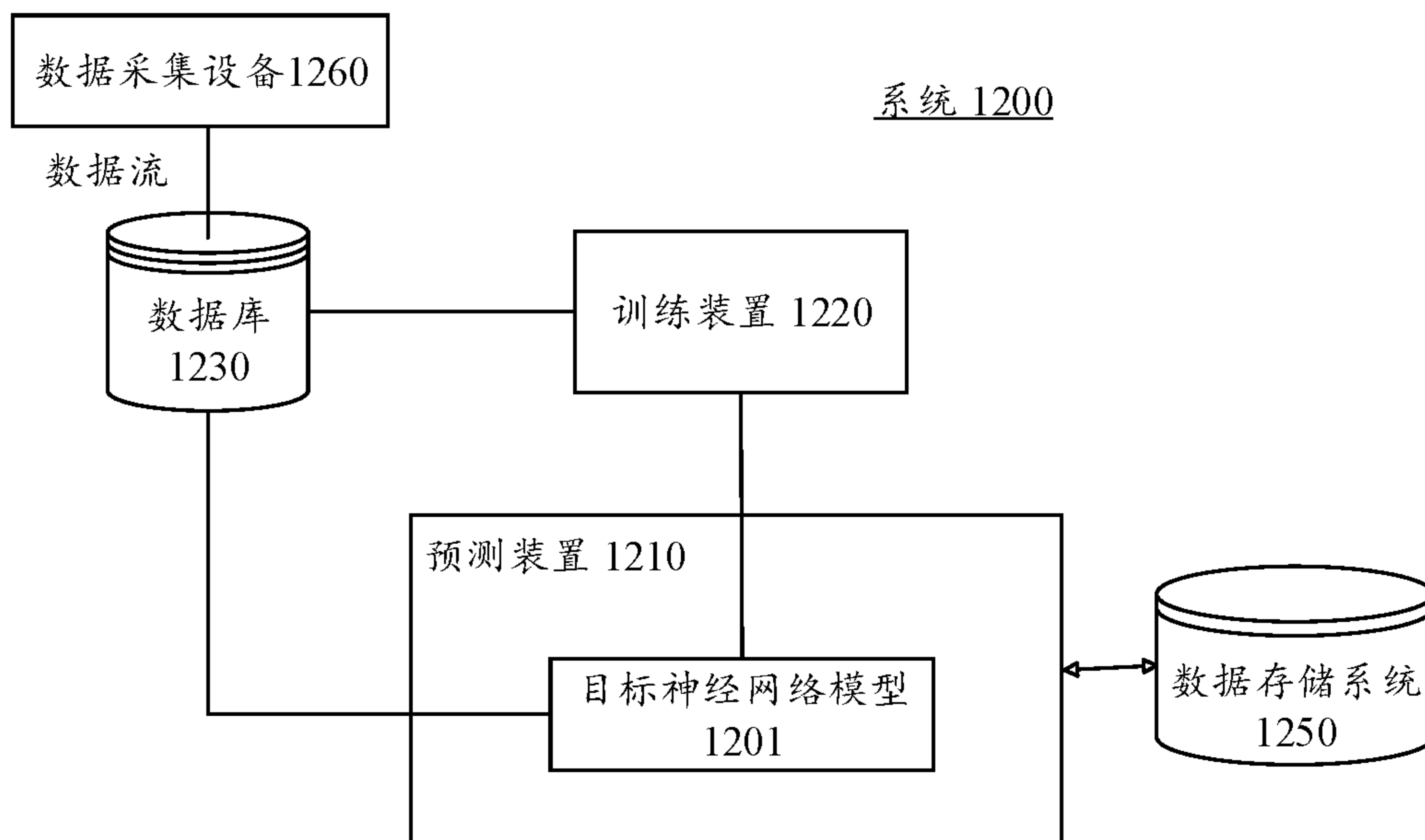
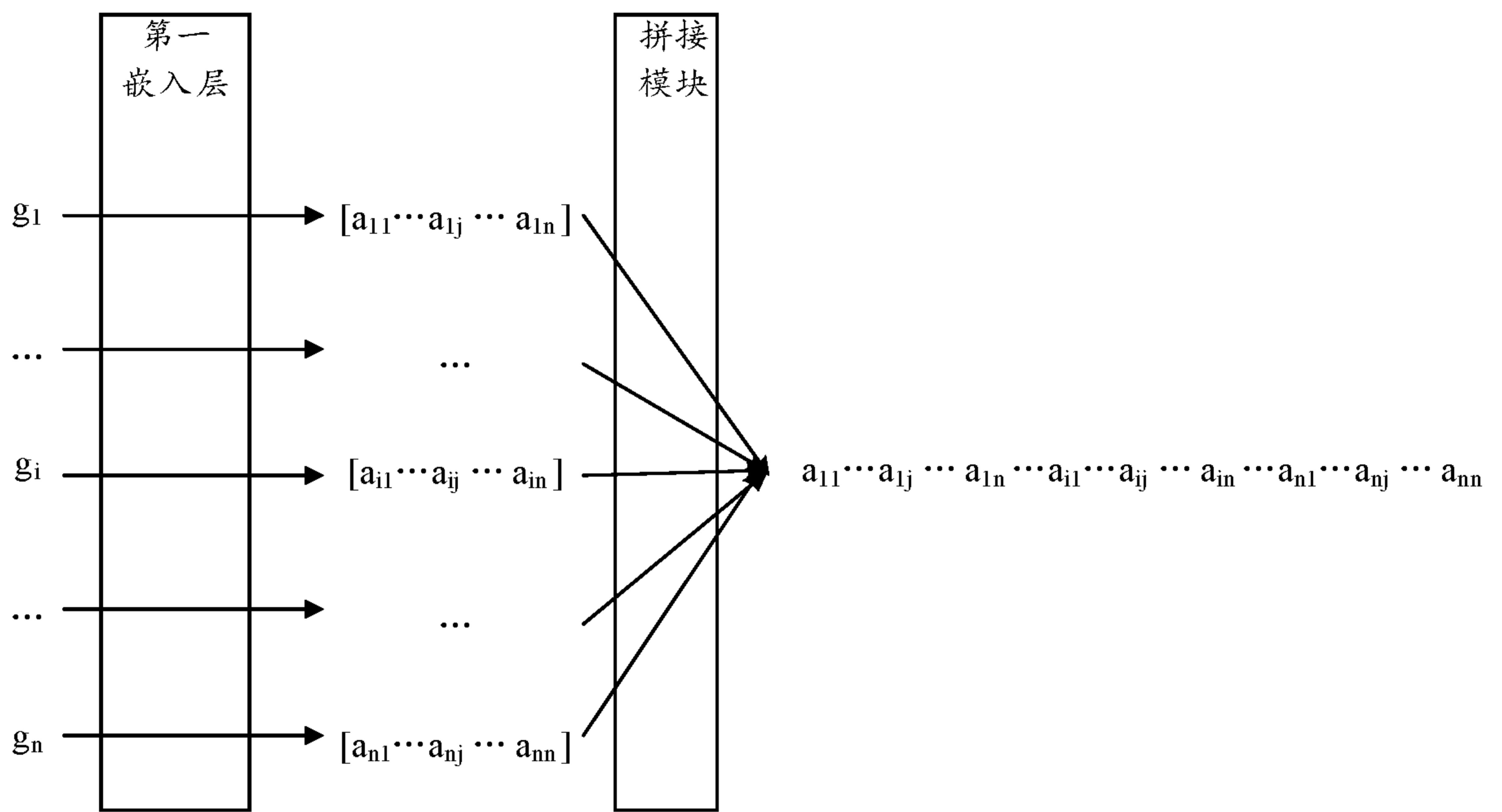
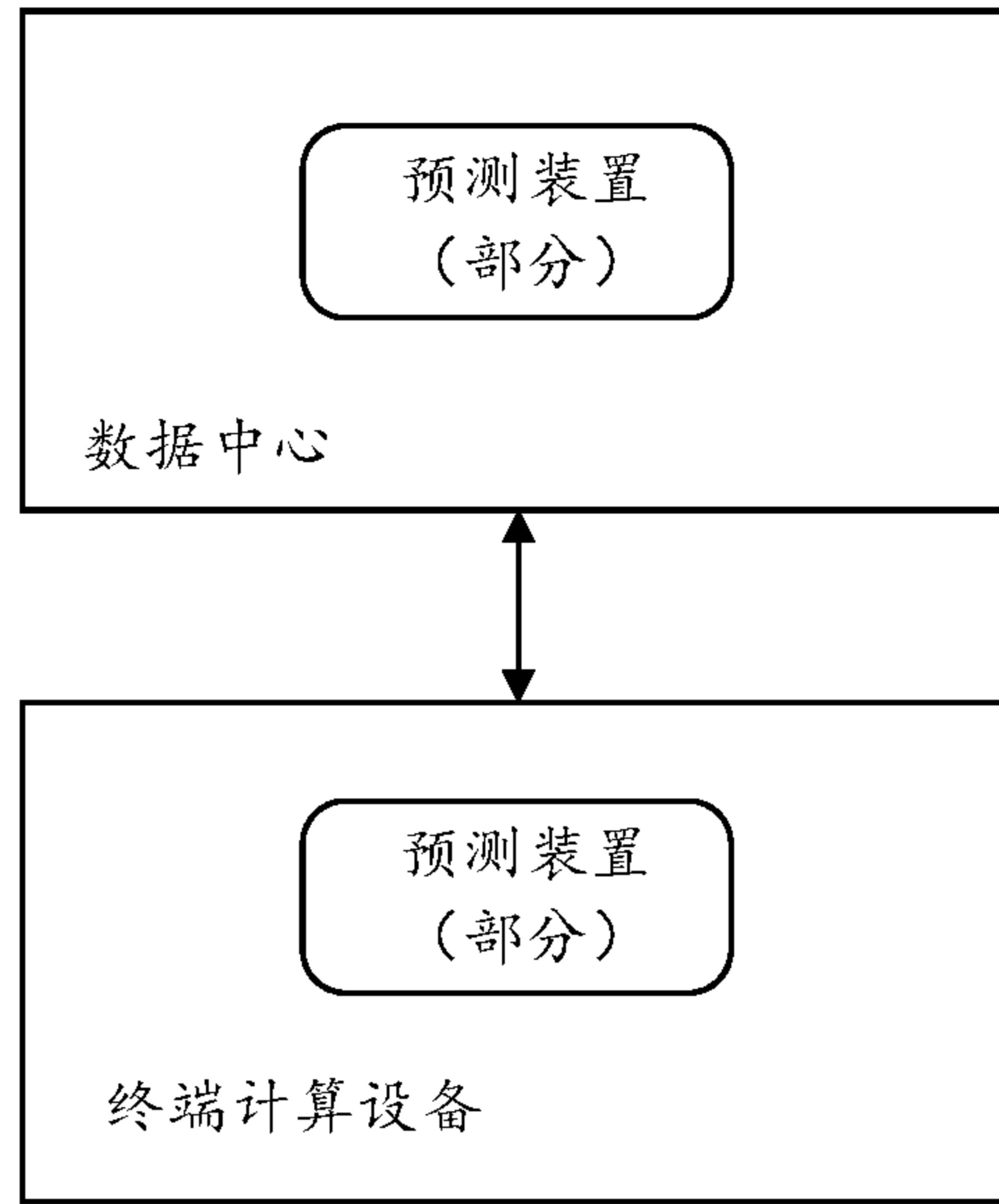


图 12



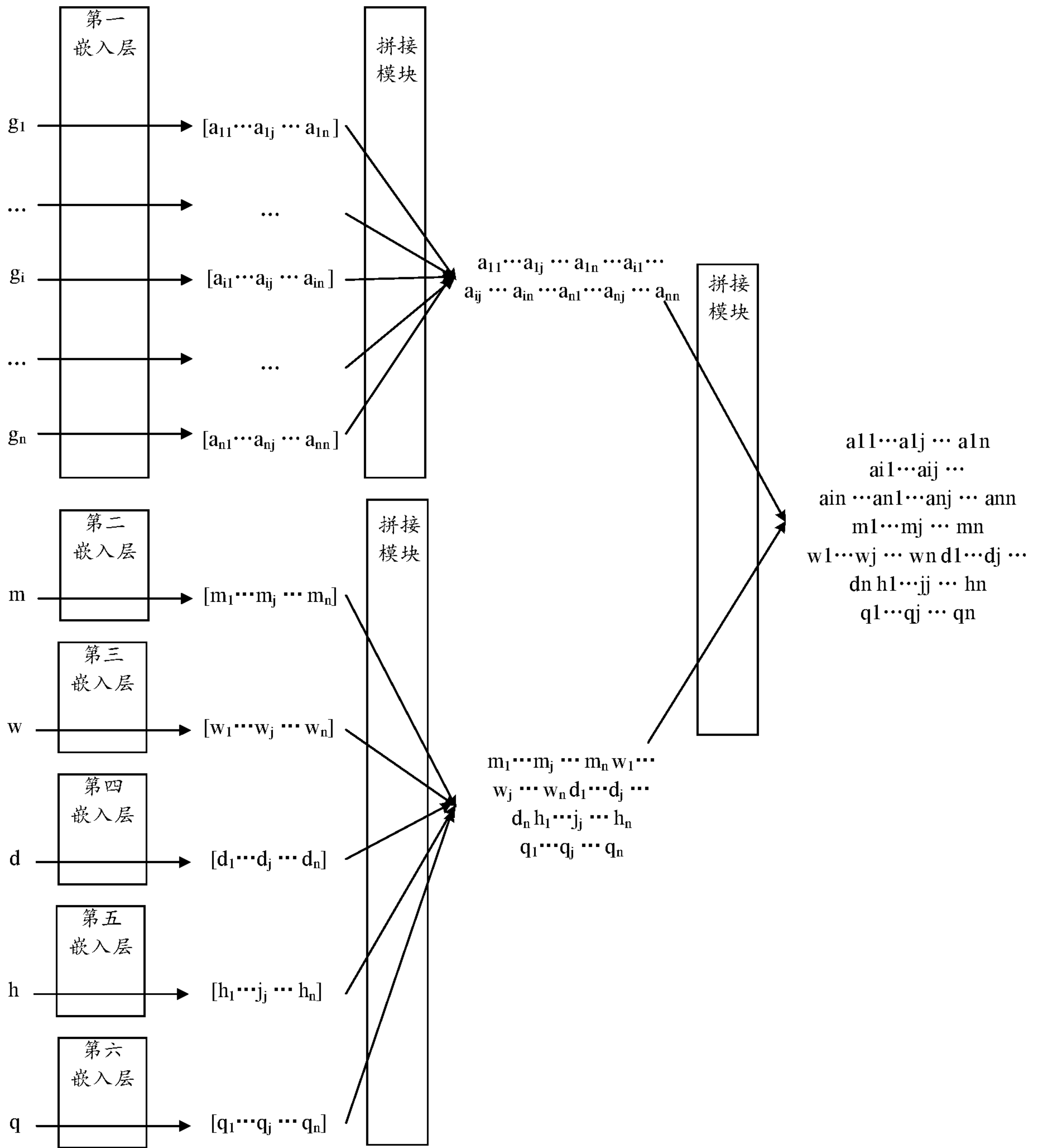


图 15

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2020/096004**A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER**

G06Q 10/04(2012.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06Q

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNPAT, WPI, EPODOC, CNKI: 预测, 预估, 预计, 目的, 终点, 车辆, 车流, 拥堵, 神经网络, 训练, 轨迹, predict+, goal, destination, vehicle, traffic, training, track

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	CN 109389246 A (SUZHOU INSTITUTE, INSTITUTE OF ELECTRONICS, CHINESE ACADEMY OF SCIENCES) 26 February 2019 (2019-02-26) description paragraphs [0036]-[0054], figure 1	1-18,
Y	CN 108062857 A (SOUTHWEST JIAOTONG UNIVERSITY) 22 May 2018 (2018-05-22) description, paragraphs [0064]-[0100]	1-18,
Y	CN 106327871 A (SOUTH CHINA UNIVERSITY OF TECHNOLOGY) 11 January 2017 (2017-01-11) abstract	2,10
A	CN 109739926 A (NANJING UNIVERSITY OF AERONAUTICS AND ASTRONAUTICS) 10 May 2019 (2019-05-10) entire document	1-18,
A	CN 107480807 A (SUN YAT-SEN UNIVERSITY) 15 December 2017 (2017-12-15) entire document	1-18,

 Further documents are listed in the continuation of Box C. See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date

“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

“&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

02 September 2020

Date of mailing of the international search report

17 September 2020

Name and mailing address of the ISA/CN

**China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing
100088
China**

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2020/096004

Patent document cited in search report	Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN 109389246	A 26 February 2019	None	
CN 108062857	A 22 May 2018	None	
CN 106327871	A 11 January 2017	None	
CN 109739926	A 10 May 2019	None	
CN 107480807	A 15 December 2017	None	

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2020/096004

<p>A. 主题的分类 G06Q 10/04(2012.01)i</p> <p>按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类</p>																				
<p>B. 检索领域</p> <p>检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号) G06Q</p> <p>包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献</p> <p>在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称, 和使用的检索词(如使用)) CNPAT, WPI, EPDOC, CNKI: 预测, 预估, 预计, 目的, 终点, 车辆, 车流, 拥堵, 神经网络, 训练, 轨迹, predict+, goal, destination, vehicle, traffic, training, track</p>																				
<p>C. 相关文件</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>类型*</th> <th>引用文件, 必要时, 指明相关段落</th> <th>相关的权利要求</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Y</td> <td>CN 109389246 A (中国科学院电子学研究所苏州研究院) 2019年 2月 26日 (2019 - 02 - 26) 说明书第[0036]-[0054]段, 图1</td> <td>1-18</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>CN 108062857 A (西南交通大学) 2018年 5月 22日 (2018 - 05 - 22) 说明书第[0064]-[0100]段</td> <td>1-18</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>CN 106327871 A (华南理工大学) 2017年 1月 11日 (2017 - 01 - 11) 摘要</td> <td>2, 10</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 109739926 A (南京航空航天大学) 2019年 5月 10日 (2019 - 05 - 10) 全文</td> <td>1-18</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 107480807 A (中山大学) 2017年 12月 15日 (2017 - 12 - 15) 全文</td> <td>1-18</td> </tr> </tbody> </table>			类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求	Y	CN 109389246 A (中国科学院电子学研究所苏州研究院) 2019年 2月 26日 (2019 - 02 - 26) 说明书第[0036]-[0054]段, 图1	1-18	Y	CN 108062857 A (西南交通大学) 2018年 5月 22日 (2018 - 05 - 22) 说明书第[0064]-[0100]段	1-18	Y	CN 106327871 A (华南理工大学) 2017年 1月 11日 (2017 - 01 - 11) 摘要	2, 10	A	CN 109739926 A (南京航空航天大学) 2019年 5月 10日 (2019 - 05 - 10) 全文	1-18	A	CN 107480807 A (中山大学) 2017年 12月 15日 (2017 - 12 - 15) 全文	1-18
类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求																		
Y	CN 109389246 A (中国科学院电子学研究所苏州研究院) 2019年 2月 26日 (2019 - 02 - 26) 说明书第[0036]-[0054]段, 图1	1-18																		
Y	CN 108062857 A (西南交通大学) 2018年 5月 22日 (2018 - 05 - 22) 说明书第[0064]-[0100]段	1-18																		
Y	CN 106327871 A (华南理工大学) 2017年 1月 11日 (2017 - 01 - 11) 摘要	2, 10																		
A	CN 109739926 A (南京航空航天大学) 2019年 5月 10日 (2019 - 05 - 10) 全文	1-18																		
A	CN 107480807 A (中山大学) 2017年 12月 15日 (2017 - 12 - 15) 全文	1-18																		
<p><input type="checkbox"/> 其余文件在C栏的续页中列出。 <input checked="" type="checkbox"/> 见同族专利附件。</p>																				
<p>* 引用文件的具体类型: “A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件 “E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利 “L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体说明的) “O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件 “P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件</p> <p>“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件 “X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性 “Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性 “&” 同族专利的文件</p>																				
<p>国际检索实际完成的日期 2020年 9月 2日</p>		<p>国际检索报告邮寄日期 2020年 9月 17日</p>																		
<p>ISA/CN的名称和邮寄地址 中国国家知识产权局(ISA/CN) 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088 传真号 (86-10)62019451</p>		<p>受权官员 林婉娟 电话号码 86-(10)-53961343</p>																		

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2020/096004

检索报告引用的专利文件	公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN 109389246 A	2019年 2月 26日	无	
CN 108062857 A	2018年 5月 22日	无	
CN 106327871 A	2017年 1月 11日	无	
CN 109739926 A	2019年 5月 10日	无	
CN 107480807 A	2017年 12月 15日	无	