

1. 基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法

申请号

CN201910978117

权利要求

1. 一种基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法，应用于车联网中车辆节点之间的通信，其特征在于，该方法包括以下步骤：

步骤S100，当第一节点向第二节点请求数据包时，若所述第二节点的邻居表包含所述第一节点，则将其对应的数据包发送至所述第一节点；否则，执行步骤S200；所述数据包包括位置、速度、加速度、运动方向、MAC地址；

步骤S200，分别基于所述第二节点的数据包与邻居节点组中各节点的数据包中相对应数据的差值，得到所述第二节点与各邻居节点的特征数据；所述邻居节点组包括一或多个邻居节点，所述邻居节点为所述第二节点的相邻节点；所述特征数据包括距离差、速度差、运动方向差、空间相似性、相对位移；

步骤S300，基于所述特征数据，通过链路持续时间预测模型得到所述第二节点与各邻居节点的链路持续时间预测值；

步骤S400，基于所述链路持续时间预测值，获取所述第二节点与各邻居节点的可达性系数；选取最大可达性系数对应的邻居节点作为所述第二节点的下一跳节点；

步骤S500，若所述下一跳节点的邻居表中包含所述第一节点，则将所述数据包发送至所述第一节点，否则循环执行步骤S200-步骤S400，直至将所述数据包发送至所述第一节点；

所述链路持续时间预测模型基于宽度神经网络构建，包括同向链路持续时间预测模型、反向链路持续时间预测模型；所述链路持续时间预测模型用于根据所述特征数据获取两节点的链路持续时间预测值；

所述可达性系数的计算方法为：

其中，AC为可达性系数， α 为权重系数，VF为链路价值因子， $\max(d)$ 为所述第二节点与各邻居节点的最大距离差， d_i 为所述第二节点与各邻居节点的距离差， i 为邻居节点的下标值，LD表示链路持续时间预测值，TT表示数据量传输时间。

2. 根据权利要求1所述的基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法，其特征在于，步骤S300中“基于所述特征数据，通过链路持续时间预测模型得到所述第二节点与各邻居节点的链路持续时间预测值”，其方法为：

若所述运动方向差小于90度，则根据所述特征数据，通过同向链路持续时间预测模型得到所述第二节点与各邻居节点的链路持续时间预测值；否则通过反向链路持续时间预测模型得到所述第二节点与各邻居节点的链路持续时间预测值。

3. 根据权利要求1所述的基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法，其特征在于，步骤S400中“基于所述链路持续时间预测值，获取所述第二节点与各邻居节点的可达性系数”，其方法为：

获取所述第二节点数据包的大小及所述第二节点数据包到各邻居节点的传输速率，得到所述第二节点数据包到各邻居节点的传输时间；

将所述链路持续时间预测值与所述传输时间相除，获取所述第二节点与各邻居节点的链路价值因子；

根据所述链路价值因子、所述第二节点与各邻居节点的距离差，得到所述第二节点与各邻居节点的可达性系数。

4. 根据权利要求1所述的基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法，其特征在于，步骤S100中“若所述第二节点的邻居表包含所述第一节点，则将其对应的数据包发送至所述第一节点”，其方法为：若所述第二节点的邻居表中包含所述第一节点的MAC地址，则将其对应的数据包发送至所述第一节点。

5. 根据权利要求1所述的基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法，其特征在于，所述链路持续时间预测模型其训练方法为：

分别获取两两相邻节点的链路持续时间、特征数据，作为训练数据；

根据所述运动方向差，将所述训练数据分为同向训练数据和反向训练数据；

将两组训练数据分别输入链路持续时间预测模型，得到同向链路持续时间预测模型、反向链路持续时间预测模型。

6. 一种基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择系统，应用于车联网中车辆节点之间的通信，其特征在于，该系统包括请求判断模块、获取特征数据模块、预测链路持续时间模块、获取可达性系数模块、循环输出模块；

所述请求判断模块，配置为当第一节点向第二节点请求数据包时，若所述第二节点的邻居表包含所述第一节点，则将其对应的数据包发送至所述第一节点；否则，执行获取特征数据模块；所述数据包包括位置、速度、加速度、运动方向、MAC地址；

所述获取特征数据模块，配置为分别基于所述第二节点的数据包与邻居节点组中各节点的数据包中相对应数据的差值，得到所述第二节点与各邻居节点的特征数据；所述邻居节点组包括一或多个邻居节点，所述邻居节点为所述第二节点的相邻节点；所述特征数据包括距离差、速度差、运动方向差、空间相似性、相对位移；

所述预测链路持续时间模块，配置为基于所述特征数据，通过链路持续时间预测模型得到所述第二节点与各邻居节点的链路持续时间预测值；

所述获取可达性系数模块，配置为基于所述链路持续时间预测值，获取所述第二节点与各邻居节点的可达性系数；选取最大可达性系数对应的邻居节点作为所述第二节点的下一跳节点；

所述循环输出模块，配置为若所述下一跳节点的邻居表中包含所述第一节点，则将所述数据包发送至所述第一节点，否则循环执行获取特征数据模块-获取可达性系数模块，直至将所述数据包发送至所述第一节点；

所述链路持续时间预测模型基于宽度神经网络构建，包括同向链路持续时间预测模型、反向链路持续时间预测模型；所述链路持续时间预测模型用于根据所述特征数据获取两节点的链路持续时间预测值；

所述可达性系数的计算方法为：

其中，AC为可达性系数， α 为权重系数，VF为链路价值因子， $\max(d)$ 为所述第二节点与各邻居节点的最大距离差， d_i 为所述第二节点与各邻居节点的距离差， i 为邻居节点的下标值，LD表示链路持续时间预测值，TT表示数据量传输时间。

7. 一种存储装置，其中存储有多条程序，其特征在于，所述程序应用由处理

器加载并执行以实现权利要求1-5任一项所述的基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法。

8. 一种处理装置，包括处理器、存储装置；处理器，适用于执行各条程序；存储装置，适用于存储多条程序；其特征在于，所述程序适用于由处理器加载并执行以实现权利要求1-5任一项所述的基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法。

说明书

基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法
技术领域

本发明属于信息处理技术领域，具体涉及一种基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法、系统、装置。

背景技术

车联网技术是一种基于车辆之间或车辆与路侧基础设施之间的通信，共享道路交通信息和环境信息，进而加强车辆对交通信息的感知及交通参与要素之间的协调合作的技术。车联网主要可以分为车辆之间通信的V2V (Vehicle-to-Vehicle) 和车与基础设施之间通信的V2I (Vehicle-to-Infrastructure) 两种形式，其中，V2V主要基于车载传感器和通信单元进行邻居车辆的状态信息共享，从而实现碰撞避免、事故预警等应用，提高交通运输的安全性和效率。V2V不需要大量部署昂贵的路边基础设施，车辆节点自行充当传感器单元和通信节点，可以覆盖较为广阔的范围，因而更具优势，得到了学术和工业界的广泛研究。

相比于传统的移动自组织网络MANET，车联网中的节点具有较高的移动性，网络拓扑结构变化更快，节点间的通信链路存在较高的不稳定性。为了保证安全数据的可达性，降低数据包的丢失率，进而保证交通运输的安全性，研究人员对车联网环境下的路由算法进行了大量的研究和测试。当前，车联网相关的路由协议主要可以分为基于拓扑的路由、基于位置的路由、分簇路由、多播路由和广播路由等。其中，一般应用最广泛、效果最佳的路由协议是基于位置的路由协议如GPSR (Greedy Perimeter Stateless Routing)，这类路由协议通过与周边车辆节点广播包含位置信息的发现报文，维持一个邻居节点表，进而在需要传送数据时基于最近或最远节点优先等贪婪策略选择下一跳节点，从而将数据传送至目的节点。然而，这些协议没有对通信链路的稳定性进行有效的评估，仅仅基于当前的位置报文选择节点依然很可能导致传输失败。

为改进车联网路由协议，提高数据传输的成功率，可以对邻居节点的历史轨迹和道路环境数据进行分析，预测与候选邻居节点之间的链路持续时间，从而选择最稳定的节点作为下一跳。然而，当前相关的方法主要以数学模型为主，它们主要通过理论分析构建基于相对位置、相对速度等参数的多元函数，通过输入当前参数水平预测对应的链路持续时间。这类方法无法考虑车辆的个性化特征，假设的道路场景也通常比较简单单一，例如笔直的高速公路场景，而在真实复杂的场景中缺乏很好的鲁棒性，且只能基于当前的状态数据预测短时的链路状态。人工神经网络是一种强大的机器学习方法，它能够基于多种个性化特征拟合复杂的函数系统，在分类和预测等领域都取得了较好的效果。深度神经网络可以基于历史轨迹数据较准确地预测未来较长时间内的车辆位移状态，从而为链路状态分析提供更精准的依据，且层数越深的神经网络经过良好训练往往能取得越高的预测精度。然而，深层神经网络

的训练不仅需要大量的数据，且十分耗时，一般问题下要训练一个可靠的模型往往需要几十分钟乃至几天的时间，且对计算资源的需求也比较高。在车联网链路预测的场景下，虽然基于深度学习的方法可以取得较高的精度，但是其可行性较低，缺乏实用价值。宽度学习作为一种新的机器学习算法，以浅层神经元节点的横向展开为特征，能够快速学习，并具有较高的泛化能力，适合于对实时性要求较高的智能场景。

发明内容

为了解决现有技术中的上述问题，即为了解决车联网通信中路由选择的不稳定，导致数据传输成功率低的问题，本发明第一方面，提出了一种基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法，应用于车联网中车辆节点之间的通信，该方法包括：

步骤S100，当第一节点向第二节点请求数据包时，若所述第二节点的邻居表包含所述第一节点，则将其对应的数据包发送至所述第一节点；否则，执行步骤S200；所述数据包包括位置、速度、加速度、运动方向、MAC地址；

步骤S200，分别基于所述第二节点的数据包与邻居节点组中各节点的数据包中相对应数据的差值，得到所述第二节点与各邻居节点的特征数据；所述邻居节点组包括一或多个邻居节点，所述邻居节点为所述第二节点的相邻节点；所述特征数据包括距离差、速度差、运动方向差、空间相似性、相对位移；

步骤S300，基于所述特征数据，通过链路持续时间预测模型得到所述第二节点与各邻居节点的链路持续时间预测值；

步骤S400，基于所述链路持续时间预测值，获取所述第二节点与各邻居节点的可达性系数；选取最大可达性系数对应的邻居节点作为所述第二节点的下一跳节点；

步骤S500，若所述下一跳节点的邻居表中包含所述第一节点，则将所述数据包发送至所述第一节点，否则循环执行步骤S200-步骤S400，直至将所述数据包发送至所述第一节点；

所述链路持续时间预测模型基于宽度神经网络构建，用于根据所述特征数据获取两节点的链路持续时间预测值。

在一些优选的实施方式中，所述链路持续时间预测模型包括同向链路持续时间预测模型、反向链路持续时间预测模型。

在一些优选的实施方式中，步骤S300中“基于所述特征数据，通过链路持续时间预测模型得到所述第二节点与各邻居节点的链路持续时间预测值”，其方法为：

若所述运动方向差小于90度，则根据所述特征数据，通过同向链路持续时间预测模型得到所述第二节点与各邻居节点的链路持续时间预测值；否则通过反向链路持续时间预测模型得到所述第二节点与各邻居节点的链路持续时间预测值。

在一些优选的实施方式中，步骤S400中“基于所述链路持续时间预测值，获取所述第二节点与各邻居节点的可达性系数”，其方法为：

获取所述第二节点数据包的大小及所述第二节点数据包到各邻居节点的传输速率，得到所述第二节点数据包到各邻居节点的传输时间；

将所述链路持续时间预测值与所述传输时间相除，获取所述第二节点与各邻居节点的链路价值因子；

根据所述链路价值因子、所述第二节点与各邻居节点的距离差，得到所述第

二节点与各邻居节点的可达性系数。

在一些优选的实施方式中，“根据所述链路价值因子、所述第二节点与各邻居节点的距离差，得到所述第二节点与各邻居节点可达性系数”，其方法为：

其中，AC为可达性系数， α 为权重系数，VF为链路价值因子， $\max(d)$ 为所述第二节点与各邻居节点的最大距离差， d_i 为所述第二节点与各邻居节点的距离差， i 为邻居节点的下标值。

在一些优选的实施方式中，步骤S100中“若所述第二节点的邻居表包含所述第一节点，则将其对应的数据包发送至所述第一节点”，其方法为：若所述第二节点的邻居表中包含所述第一节点的MAC地址，则将其对应的数据包发送至所述第一节点。

在一些优选的实施方式中，所述链路持续时间预测模型其训练方法为：

分别获取两两相邻节点的链路持续时间、特征数据，作为训练数据；

根据所述运动方向差，将所述训练数据分为同向训练数据和反向训练数据；

将两组训练数据分别输入链路持续时间预测模型，得到同向链路持续时间预测模型、反向链路持续时间预测模型。

本发明的第二方面，提出了一种基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择系统，应用于车联网中车辆节点之间的通信，该系统包括请求判断模块、获取特征数据模块、预测链路持续时间模块、获取可达性系数模块、循环输出模块；

所述请求判断模块，配置为当第一节点向第二节点请求数据包时，若所述第二节点的邻居表包含所述第一节点，则将其对应的数据包发送至所述第一节点；否则，执行获取特征数据模块；所述数据包包括位置、速度、加速度、运动方向、MAC地址；

所述获取特征数据模块，配置为分别基于所述第二节点的数据包与邻居节点组中各节点的数据包中相对应数据的差值，得到所述第二节点与各邻居节点的特征数据；所述邻居节点组包括一或多个邻居节点，所述邻居节点为所述第二节点的相邻节点；所述特征数据包括距离差、速度差、运动方向差、空间相似性、相对位移；

所述预测链路持续时间模块，配置为基于所述特征数据，通过链路持续时间预测模型得到所述第二节点与各邻居节点的链路持续时间预测值；

所述获取可达性系数模块，配置为基于所述链路持续时间预测值，获取所述第二节点与各邻居节点的可达性系数；选取最大可达性系数对应的邻居节点作为所述第二节点的下一跳节点；

所述循环输出模块，配置为若所述下一跳节点的邻居表中包含所述第一节点，则将所述数据包发送至所述第一节点，否则循环执行获取特征数据模块-获取可达性系数模块，直至将所述数据包发送至所述第一节点；

所述链路持续时间预测模型基于宽度神经网络构建，用于根据所述特征数据获取两节点的链路持续时间预测值。

本发明的第三方面，提出了一种存储装置，其中存储有多条程序，所述程序应用由处理器加载并执行以实现上述的基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法。

本发明的第四方面，提出了一种处理装置，包括处理器、存储装置；处理器，适用于执行各条程序；存储装置，适用于存储多条程序；所述程序适用

于由处理器加载并执行以实现上述的基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法。

本发明的有益效果：

本发明提升了车联网通信中路由选择的稳定性，提高了数据传输的成功率。本发明基于宽度神经网络构建链路持续时间预测模型，快速学习数据特征，提高了链路持续时间预测的实时性和效率。同时根据节点的运动方向的夹角分别训练同向链路持续时间预测模型、反向链路持续时间预测模型，解决节点运动方向相同或不同时，不同的模态数据对模型产生的干扰，提高了链路持续时间预测的精度。基于链路持续时间预测评估所有邻居节点的稳定性和可达性，从中选择最优的节点作为数据传输的下一跳节点，降低了节点在数据传输过程中因移出通信范围而导致通信失败的概率，提高了路由选择的稳定性。

附图说明

通过阅读参照以下附图所做的对非限制性实施例所做的详细描述，本申请的其他特征、目的和优点将会变得更明显。

图1是本发明一种实施例的基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法的流程示意图；

图2是本发明一种实施例的基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择系统的框架示意图；

图3是本发明一种实施例的训练数据标注方法的流程示意图；

图4是本发明一种实施例的链路持续时间预测模型的示例图。

具体实施方式

为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚，下面将结合附图对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例是本发明一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例，本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都属于本发明保护的范围。

下面结合附图和实施例对本申请作进一步的详细说明。可以理解的是，此处所描述的具体实施例仅用于解释相关发明，而非对该发明的限定。另外还需要说明的是，为了便于描述，附图中仅示出了与有关发明相关的部分。

需要说明的是，在不冲突的情况下，本申请中的实施例及实施例中的特征可以相互组合。

本发明的基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法，应用于车联网中车辆节点之间的通信，如图1所示，包括以下步骤：

步骤S100，当第一节点向第二节点请求数据包时，若所述第二节点的邻居表包含所述第一节点，则将其对应的数据包发送至所述第一节点；否则，执行步骤S200；所述数据包包括位置、速度、加速度、运动方向、MAC地址；

步骤S200，分别基于所述第二节点的数据包与邻居节点组中各节点的数据包中相对应数据的差值，得到所述第二节点与各邻居节点的特征数据；所述邻居节点组包括一或多个邻居节点，所述邻居节点为所述第二节点的相邻节点；所述特征数据包括距离差、速度差、运动方向差、空间相似性、相对位移；

步骤S300，基于所述特征数据，通过链路持续时间预测模型得到所述第二节点与各邻居节点的链路持续时间预测值；

步骤S400，基于所述链路持续时间预测值，获取所述第二节点与各邻居节点

的可达性系数；选取最大可达性系数对应的邻居节点作为所述第二节点的下一跳节点；

步骤S500，若所述下一跳节点的邻居表中包含所述第一节点，则将所述数据包发送至所述第一节点，否则循环执行步骤S200-步骤S400，直至将所述数据包发送至所述第一节点；

所述链路持续时间预测模型基于宽度神经网络构建，用于根据所述特征数据获取两节点的链路持续时间预测值。

为了更清晰地对本发明基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法进行说明，下面结合附图对本发明方法一种实施例中各步骤进行展开详述。

下文优选实施例中，先对链路持续时间预测模型进行详述，然后再对采用链路持续时间预测模型获取两节点的链路持续时间预测的基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法进行详述。

1、链路持续时间预测模型的训练

步骤A100，对训练数据进行标注

在本实施例中，在车联网中以车辆为节点，当前节点提取从邻居节点获取的数据包及路由表，构成训练数据集。当前节点与邻居节点每隔1s进行一次通信，数据包中包含位置、速度、运动方向等数据。同时，从路由表中提取出两个节点开始至结束通信的时间，作为训练数据集的标签。接着，基于以上数据对特征进行提取，分别基于两节点的位置、速度、运动方向等计算距离差、速度差、运动方向差并组成相应的特征数据。

链路持续时间即针对每一条通信记录，不断迭代查询下一时刻是否存在与相同邻居节点的通信记录，若存在，则将链路持续时间加1，直至不存在这样的记录，此时将当前查找的时刻与原始时刻之差写入对应数据项作为标注数据。

链路持续时间预测模型训练数据的标注如图3所示，其步骤如下：

步骤A101，开始进行通信数据包的解析及数据标注，记录下当前标注数据的通信时刻Time为t；

步骤A102，按时间顺序查询与相应节点sink的通信记录项，例如Time的下一时刻Time+1的通讯记录项，直至下一时刻不存在相应节点的通信记录，记录下对应的时刻Time，将节点的MAC地址标记为它的ID；

步骤A103，将直至下一时刻不存在相应节点的通信记录的通讯时刻Time与t的差值，记为Time-t，作为该特征数据的链路持续时间的标注，标记为duration；

步骤A104，基于两节点的GPS位置信息 (x_1, y_1) , (x_2, y_2) ，计算距离d，如公式(1)所示：

步骤A105：根据两节点的速度 v_1, v_2 及运动方向 dir_1, dir_2 计算之间的速度差v及运动方向差dir： $dir = |dir_1 - dir_2|$

如果 $dir < 90$ 度，则 $v = |v_1 - v_2|$

如果 $dir > 90$ 度，则 $v = |v_1 + v_2|$

步骤A106：根据两节点的速度及距离计算之间的空间相似性SLS，如公式(2)所示：

其中，R为车载单元的最大通信距离， v_{max} 为车辆的最大行驶速度。

步骤A107: 根据两节点在上一时刻的距离差 d_{old} 和当前的距离差 d 计算两节点的相对位移 RM , 如公式(3)所示:

步骤A108: 将距离差、速度差、运动方向差、空间相似性、相对位移等项与计算所得的链路持续时间合并, 作为一条训练数据存储在数据库中。

步骤A200, 基于标注的数据对链路持续时间预测模型进行训练

由于两节点的运动方向相同或不同时, 其链路持续时间预测模型存在较大差异, 两种不同模式的数据容易对模型产生干扰, 影响模型的精度。因此, 将数据按照车辆运动方向的夹角分为两部分, 分别训练两个模型。其中, 夹角小于90度的训练同向链路持续时间预测模型, 而夹角大于90度的训练反向链路持续时间预测模型。

链路持续时间预测模型如图4所示, 在训练模型时, 将由空间相似性、相对位移、距离差、速度差构成的两组特征数据及其标签分别依次输入两个宽度神经网络的各组特征节点 F_1, \dots, F_m 并计算各组特征节点的线性映射输出 F_i , 如公式(4)所示:

$$F_i = f(XW_{fi} + \beta_i) \quad (4)$$

其中, W_{fi} 为输入节点与各特征节点的连接权重, 其为随机化权重, 输入节点为宽度神经网络的第一级节点, 用于输入特征数据, β_i 为偏置矩阵, $f()$ 为线性激活函数, i 为下标值, X 为特征数据, 作为输入节点, 宽度神经网络中对特征数据进行运算的激活函数为线性函数。

接着, 将各特征节点的输出值 E_j 同时作为增强节点 E_1, E_2, \dots, E_n 和输出节点的输入, 根据公式 $E_j = g(FW_{ej} + \beta_j)$ 计算特征节点的输出, 其中 W_{ej} 为增强节点与输出节点之间的连接权重, j 为下标值, 增强节点的激活函数为sigmoid非线性激活函数。在模型训练和预测过程中, 输入与特征节点、特征节点与增强节点之间的连接权重始终保持不变。最后, 将特征节点的输出 F 和增强节点的输出 E 组合成 $[F|E]$, 并通过与输出权重矩阵相乘计算模型的输出。宽度学习训练的目标是寻找连接权重 W 使模型的输出 $[F|E]W$ 与真实链路持续时间标注之间的误差最小。连接权重 W 可以通过岭回归方法快速地求得, 其计算如公式(5)所示:

$$W = (\lambda I + [F|E]^T [F|E])^{-1} [F|E]^T Y \quad (5)$$

其中, Y 为真实链路持续时间标注, λ 为随机数矩阵, I 为主对角线元素全是1的单位矩阵, T 为转置矩阵。

当节点要转发数据时, 首先利用训练的模型预测与邻居节点的链路持续时间。将通信数据包中邻居节点的速度、位置、方向等信息提取出来, 并结合自身的数据包的信息及历史记录计算特征数据距离差、速度差、空间相似性、相对位移, 并根据两者移动方向的差距选择预测模型, 将数据构成特征矩阵输入对应模型的特征层, 根据模型中的矩阵和激活函数分别计算特征节点和增强节点的输出 F' 和 E' , 并根据训练好的输出层权重计算模型的输出 $Y' = [F'|E']W$, 由此便可以得到两个节点之间的链路持续时间预测值。

基于链路持续时间预测的结果 LD 和数据量传输时间 TT 计算构造邻居节点的链路价值因子 VF , 结合其与目的节点的距离计算它的可达性系数 AC , 根据可达性系数对邻居节点表中的节点进行排名, 选取可达性系数最高的节点传输。这里, 链路持续时间 LD 即根据车辆邻居节点的位置数据等预测输出相应链路的持续时间, 数据量传输时间 TT 即基于当前要传输的数据量预测需要的传输

时间，其计算公式为：其中，DS表示节点所要传输的数据量(数据包的大小)，Rb(比特率)表示节点监测的数据传输速率，例如，通常车联网通信技术专用短程通信的数据率为1-3Mbps。由此可以得到完成数据传输理论上需要的时间。进一步地，链路价值因子的定义为：即预测的链路持续时间与数据量传输时间的比值。邻居节点的可达性用于衡量该节点作为中继节点(下一跳节点)向目的节点传输数据时考虑链路稳定性和跳数的综合属性，其值定义为：其中， α 和 $1-\alpha$ 分别代表链路价值因子和与目的节点距离的权重系数，节点距离为邻居节点中与目的节点的最大距离差 $\max(d)$ 与该节点距目的节点的距离差的比值度量。 α 的取值越大，则代表链路稳定性在路由选择中所占的比重越大，一些车辆节点较为稀疏的场景如乡村道路适合应用较大的 α ，此时由于节点较少，可供数据重传的候选链路较少，应当优先考虑较为稳定的链路。而在车辆节点密度较大的城市主干道等场景下，可以降低 α 的大小，优先考虑传输链路的跳数。

基于邻居节点的可达性系数计算结果，根据贪婪策略构建每一级节点的转发选择策略，即每一个节点在选择转发数据的邻居节点时，如果目的节点在自己的通信范围内，则直接将数据转发给目的节点，否则就将具有最高可达性系数的邻居节点作为下一跳节点。

2、基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法

本发明的基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法，应用于车联网中车辆节点之间的通信，如图1所示，包括以下步骤：

步骤S100，当第一节点向第二节点请求数据包时，若所述第二节点的邻居表包含所述第一节点，则将其对应的数据包发送至所述第一节点；否则，执行步骤S200；所述数据包包括位置、速度、加速度、运动方向、MAC地址。

在本实施例中，每个节点都要按照固定的时间间隔广播路由发现报文，向邻居节点询问其位置等信息。节点收到请求报文后要向发信节点回复自己的位置、速度、加速度、MAC地址等基本信息，从而使每个节点正常维持一个邻居表。

当第二节点要发送信息时，首先查询第一节点的MAC地址是否在自己的邻居表中，若第一节点为自己的好友节点，则直接发送数据给第二节点，否则寻找第二节点的相邻节点进行数据包的传递。

步骤S200，分别基于所述第二节点的数据包与邻居节点组中各节点的数据包中相对应数据的差值，得到所述第二节点与各邻居节点的特征数据；所述邻居节点组包括一或多个邻居节点，所述邻居节点为所述第二节点的相邻节点；所述特征数据包括距离差、速度差、运动方向差、空间相似性、相对位移。

在本实施例中，基于所述第二节点与各相邻节点的数据包中的数据做差，得到特征数据。

步骤S300，基于所述特征数据，通过链路持续时间预测模型得到所述第二节点与各邻居节点的链路持续时间预测值。

在本实施例中，基于第二节点与各相邻节点的运动方向差选择对应的链路持续时间预测模型获取第二节点与各相邻节点的链路持续时间预测值。链路持续时间预测模型基于宽度神经网络构建，用于根据特征数据获取两节点的链路持续时间预测值。

若所述运动方向差小于90度，则根据所述特征数据，通过同向链路持续时间预测模型得到所述第二节点与各邻居节点的链路持续时间预测值；否则通过反向链路持续时间预测模型得到所述第二节点与各相邻节点的链路持续时间

预测值。

步骤S400，基于所述链路持续时间预测值，获取所述第二节点与各邻居节点的可达性系数；选取最大可达性系数对应的邻居节点作为所述第二节点的下一跳节点。

在本实施例中，获取所述第二节点数据包的大小及所述第二节点数据包到各邻居节点的传输速率，得到所述第二节点数据包到各邻居节点的传输时间；将所述链路持续时间预测值与所述传输时间相除，获取所述第二节点与各邻居节点的链路价值因子；

根据所述链路价值因子、所述所述第二节点与各邻居节点距离差，得到所述第二节点与各邻居节点可达性系数。

所有可达性系数进行排序，选取最大可达性系数对应的邻居节点作为所述第二节点的下一跳节点。

步骤S500，若所述下一跳节点的邻居表中包含所述第一节点，则将所述数据包发送至所述第一节点，否则循环执行步骤S200-步骤S400，直至将所述数据包发送至所述第一节点。

在本实施例中，基于找到的下一跳节点，将数据包传输至下一跳节点，判断下一跳节点的邻居表中包含所述第一节点，若包含则将所述数据包发送至所述第一节点。否则，继续寻找下一节点，直至将所述数据包发送至所述第一节点。

本发明第二实施例的一种基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择系统，应用于车联网中车辆节点之间的通信，如图2所示，包括：请求判断模块100、获取特征数据模块200、预测链路持续时间模块300、获取可达性系数模块400、循环输出模块500；

所述请求判断模块100，配置为当第一节点向第二节点请求数据包时，若所述第二节点的邻居表包含所述第一节点，则将其对应的数据包发送至所述第一节点；否则，执行获取特征数据模块200；所述数据包包括位置、速度、加速度、运动方向、MAC地址；

所述获取特征数据模块200，配置为分别基于所述第二节点的数据包与邻居节点组中各节点的数据包中相对应数据的差值，得到所述第二节点与各邻居节点的特征数据；所述邻居节点组包括一或多个邻居节点，所述邻居节点为所述第二节点的相邻节点；所述特征数据包括距离差、速度差、运动方向差、空间相似性、相对位移；

所述预测链路持续时间模块300，配置为基于所述特征数据，通过链路持续时间预测模型得到所述第二节点与各邻居节点的链路持续时间预测值；

所述获取可达性系数模块400，配置为基于所述链路持续时间预测值，获取所述第二节点与各邻居节点的可达性系数；选取最大可达性系数对应的邻居节点作为所述第二节点的下一跳节点；

所述循环输出模块500，配置为若所述下一跳节点的邻居表中包含所述第一节点，则将所述数据包发送至所述第一节点，否则循环执行获取特征数据模块200-获取可达性系数模块400，直至将所述数据包发送至所述第一节点；

所述链路持续时间预测模型基于宽度神经网络构建，用于根据所述特征数据获取两节点的链路持续时间预测值。

所述技术领域的技术人员可以清楚的了解到，为描述的方便和简洁，上述描述的系统的具体的工作过程及有关说明，可以参考前述方法实施例中的对应过程，在此不再赘述。

需要说明的是，上述实施例提供的基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择系统，仅以上述各功能模块的划分进行举例说明，在实际应用中，可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能模块来完成，即将本发明实施例中的模块或者步骤再分解或者组合，例如，上述实施例的模块可以合并为一个模块，也可以进一步拆分成多个子模块，以完成以上描述的全部或者部分功能。对于本发明实施例中涉及的模块、步骤的名称，仅仅是为了区分各个模块或者步骤，不视为对本发明的不当限定。

本发明第三实施例的一种存储装置，其中存储有多条程序，所述程序适用于由处理器加载并实现上述的基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法。

本发明第四实施例的一种处理装置，包括处理器、存储装置；处理器，适于执行各条程序；存储装置，适于存储多条程序；所述程序适于由处理器加载并执行以实现上述的基于在线链路持续时间预测的V2V路由选择方法。

所述技术领域的技术人员可以清楚的了解到，未描述的方便和简洁，上述描述的存储装置、处理装置的具体工作过程及有关说明，可以参考前述方法实例中的对应过程，在此不再赘述。

本领域技术人员应该能够意识到，结合本文中所公开的实施例描述的各示例的模块、方法步骤，能够以电子硬件、计算机软件或者二者的结合来实现，软件模块、方法步骤对应的程序可以置于随机存储器(RAM)、内存、只读存储器(ROM)、电可编程ROM、电可擦除可编程ROM、寄存器、硬盘、可移动磁盘、CD-ROM、或技术领域内所公知的任意其它形式的存储介质中。为了清楚地说明电子硬件和软件的可互换性，在上述说明中已经按照功能一般性地描述了各示例的组成及步骤。这些功能究竟以电子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。本领域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发明的范围。

术语“第一”、“第二”等是用于区别类似的对象，而不是用于描述或表示特定的顺序或先后次序。

术语“包括”或者任何其它类似用语旨在涵盖非排他性的包含，从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者设备/装置不仅包括那些要素，而且还包括没有明确列出的其它要素，或者还包括这些过程、方法、物品或者设备/装置所固有的要素。

至此，已经结合附图所示的优选实施方式描述了本发明的技术方案，但是，本领域技术人员容易理解的是，本发明的保护范围显然不局限于这些具体实施方式。在不偏离本发明的原理的前提下，本领域技术人员可以对相关技术特征作出等同的更改或替换，这些更改或替换之后的技术方案都将落入本发明的保护范围之内。