(19)中华人民共和国国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111263326 A
(43)申请公布日 2020.06.09

(21)申请号 202010023341.6

(22)申请日 2020.01.09

(71)申请人 中国人民解放军国防科技大学
地址 410073 湖南省长沙市开福区德雅路109号

(72)发明人 马武彬 鲁赢 吴继冰 邓苏 黄宏斌 吴亚辉 刘丽华 李璇

(74)专利代理机构 北京律诚同业知识产权代理有限公司 11006
代理人 祁建国

(51)Int.Cl.
H04W 4/40(2018.01)
H04L 29/08(2006.01)
G07C 5/08(2006.01)
G06N 3/08(2006.01)
G06N 3/04(2006.01)

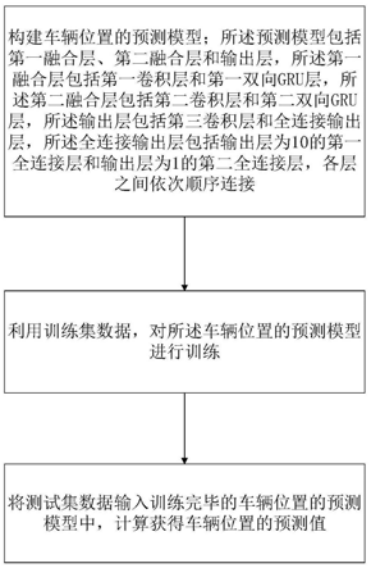
权利要求书2页 说明书7页 附图3页

(54)发明名称

基于多重融合卷积GRU的车辆位置预测方法

(57)摘要

本发明公开了基于多重融合卷积GRU的车辆位置预测方法，包括以下步骤：构建车辆位置的预测模型；利用训练集数据，对所述车辆位置的预测模型进行训练；将测试集数据输入训练完毕的车辆位置的预测模型中，计算获得车辆位置的预测值；所述预测模型包括第一融合层、第二融合层和输出层，各层之间依次顺序连接，前一层的输出为后一层的输入。本发明方法通过三个卷积层将两个双向GRU层串行融合在一起，通过同时对序列特征和上下文特征的共同识别，采用融合卷积的形式解决了GRU在时间序列分析中长期依赖丢失问题，模型具备较好的收敛性和准确度，使得车辆位置的预测有更高的精度和更好的性能。



CN 111263326 A

1.基于多重融合卷积GRU的车辆位置预测方法,包括以下步骤:

步骤1,构建车辆位置的预测模型;

步骤2,利用训练集数据,对所述车辆位置的预测模型进行训练;

步骤3,将测试集数据输入训练完毕的车辆位置的预测模型中,计算获得车辆位置的预测值;

其特征在于,所述预测模型包括第一融合层、第二融合层和输出层,所述第一融合层包括第一卷积层和第一双向GRU层,所述第二融合层包括第二卷积层和第二双向GRU层,所述输出层包括第三卷积层和全连接输出层,所述全连接输出层包括输出层为10的第一全连接层和输出层为1的第二全连接层,各层之间依次顺序连接,所述的双向GRU层均由一个正向GRU模型和一个反向GRU模型并联形成一个双向结构,所述的双向结构的GRU模型输出两个合并的GRU信号;

所述训练集数据包括影响因素数据和已知的车辆位置观测数据;

所述的测试集数据为待预测的车辆位置的影响因素数据。

2.根据权利要求1所述的车辆位置预测方法,其特征在于,所述影响因素数据包括predictionHours前历史车辆位置数据、行驶速度、引擎转速、绝对负荷值、发动机冷却液温度、发动机供油率、MIL状态、发动机机油温度和时间;其中,predictionHours是一个预设参数,代表预测未来predictionHours小时的车辆位置。

3.根据权利要求2所述的车辆位置预测方法,其特征在于,对所述训练集数据根据不同时间进行分类,使用不同类别的训练集分别训练不同类型下的车辆位置的预测模型;预测模型训练完成以后,针对当前测试集数据,利用测试集数据对应类型的预测模型,计算获得车辆位置的预测值。

4.根据权利要求1所述的车辆位置预测方法,其特征在于,第一卷积层接受序列数据的输入,其输出为$C_t^1=\eta^1\left(x_t\right)$,$x_t$表示序列数据,$\eta^1()$表示第一卷积层的卷积函数,$C_t^1$同时作为第一双向GRU层和第二双向GRU层的输入,$\left[H_t^1,H_t^2\right]$为第一双向GRU层的输出,$\left[H_t^1,H_t^2\right]$表示将第一双向GRU层中正向GRU的输出H_t^1与第一双向GRU层中反向GRU输出H_t^2进行合并,第一融合层的输出为G_t^1,G_t^1是对第一双向GRU层的输出乘以权重向量W_{g1}^1并加上偏移向量B_{g1}^1的结果,$G_t^1=W_{g1}^1\bullet\left[H_t^1,H_t^2\right]+B_{g1}^1$;将$G_t^1$与$\eta^1(x_t)$的输出$C_t^1$进行合并成$P_t^1=\left[G_t^1,C_t^1\right]$,作为第二层卷积层的输入;$C_t^2$是第二卷积层的输出,$C_t^2=\eta^2\left(Dense\left(W_{Dt}^1P_t^1+B_{Dt}^1\right)\right)$,$C_t^2$卷积函数$\eta^2$中包含了一个全连接操作Dense(),将$P_t^1$进行全连接转换成卷积函数可以接受的输入,连接到第二双向GRU层,第二融合层的输出为$G_t^2=W_{g2}^1\bullet\left[H_t^3,H_t^4\right]+B_{g2}^1$,$G_t^2$是对第二双向GRU层的输出乘以权重向量$W_{g2}^1$并加上偏移向量$B_{g2}^1$的结果,$G_t^2=W_{g2}^1\bullet\left[H_t^3,H_t^4\right]+B_{g2}^1$,$\left[H_t^3,H_t^4\right]$表示将第二双向GRU层中正向GRU的输出$H_t^3$与第一双向GRU层中反向GRU输出$H_t^4$进行合并;将$G_t^2$与$P_t^1$进行合并,作为第三卷积层的输入,第三卷积层的输出为

$C_t^3=\eta^3\left(Dense\left(W_{Dt}^2\left[G_t^2,P_t^1\right]+B_{Dt}^2\right)\right)$，$C_t^3$卷积函数$\eta^3$中还包含了一个全连接操作Dense()；第三卷积层通过全连接输出层得到输出O_t，$O_t=W_O^1\bullet\left[C_t^3\right]+B_O^1$，$O_t$为一个具体值，代表predictionHours后的车辆位置，其中，W_{g1}^1，W_{Dt}^1，W_{g2}^1，W_{Dt}^2和W_O^1为各部分的权重向量，B_{g1}^1，B_{Dt}^1，B_{g2}^1、B_{Dt}^2和B_O^1为各部分的偏移向量。

5.根据权利要求4所述的车辆位置预测方法，其特征在于，所述第一双向GRU层中正向GRU模型的输出$H_t^1=\left(1-z_t^1\right)\bullet H_{t-1}^1+\tilde{h}_t^1\bullet z_t^1$，反向GRU模型的输出$H_t^2=\left(1-z_t^2\right)\bullet H_{t-1}^2+\tilde{h}_t^2\bullet z_t^2$；对正向GRU模型和反向GRU模型的输出的聚合操作，得到输出$\left[H_t^1,H_t^2\right]$，$\left[H_t^1,H_t^2\right]$表示将H_t^1与H_t^2进行合并连接，作为所述的第一双向GRU层的输出；所述第二双向GRU层中正向GRU模型的输出$H_t^3=\left(1-z_t^3\right)\bullet H_{t-1}^3+\tilde{h}_t^3\bullet z_t^3$，反向GRU模型的输出$H_t^4=\left(1-z_t^4\right)\bullet H_{t-1}^4+\tilde{h}_t^4\bullet z_t^4$；对正向GRU模型和反向GRU模型的输出的聚合操作，得到输出$\left[H_t^3,H_t^4\right]$，$\left[H_t^3,H_t^4\right]$表示将H_t^3与H_t^4进行合并连接，作为所述的第二双向GRU层的输出，其中z^1_t、$\tilde{h}_t^1$为第一双向GRU层中正向GRU模型的中间值，z^2_t、$\tilde{h}_t^2$为第一双向GRU层中反向GRU模型的中间值，z^3_t、$\tilde{h}_t^3$为第二双向GRU层中正向GRU模型的中间值，z^4_t、$\tilde{h}_t^4$为第二双向GRU层中反向GRU模型的中间值。

6.根据权利要求1所述的车辆位置预测方法，其特征在于，所述预测模型中的损失函数采用标准归一化MSE，激活函数采用Relu函数，步骤2的训练过程中，通过Adam函数进行学习，得到参数神经网络参数模型。

基于多重融合卷积GRU的车辆位置预测方法

技术领域

[0001] 本发明属于位置数据处理与预测技术领域，具体涉及基于多重融合卷积GRU(Gated Recurrent Unit,门控循环单元)的车辆位置预测方法。

背景技术

[0002] 物联网及车联网的发展使得汽车在运行过程中的实时状态数据采集成为了可能，对这些数据的分析和运用具有重大意义。当前对汽车运行过程中采集手段主要通过OBD(On Board Diagnostics)故障系统，该系统能够实时监测汽车状态、发动机运行数据、车辆催化转化器、内置颗粒捕集器、内置氧传感器、汽车尾气排放控制系统、燃油消耗系统等，实时将各项指标数据连接到汽车总线上，便于4G网络实时上传到网络中，供分析和使用。

[0003] 目前对于OBD数据的使用和对位置状态预测精度仍然不够，难以满足人们的需求。主要采用的方法有基于回归的预测、基于随机森林的预测、基于SVM的预测以及基于神经网络的预测。近年来，随着人工智能技术的发展，越来越多的人发现基于神经网络的预测方法优势较为突出，能够取得较好效果。大量学者采用了LSTM、Con-LSTM方法对车辆的位置状态进行了预测，然而精度不够理想。并且实验证明，单纯的增加LSTM或者Con-LSTM单元的个数并不能对预测精度进行提高。

发明内容

[0004] 有鉴于此，本发明的目的在于提供基于多重融合卷积GRU(门控循环单元)的车辆位置预测方法，通过三重卷积的方式将两个双向循环GRU模型进行连接，使得对移动车辆位置的预测取得了较好的效果。

[0005] 本发明的目的是这样实现的，包括以下步骤：

[0006] 步骤1，构建车辆位置的预测模型；

[0007] 步骤2，利用训练集数据，对所述车辆位置的预测模型进行训练；

[0008] 步骤3，将测试集数据输入训练完毕的车辆位置的预测模型中，计算获得车辆位置的预测值；

[0009] 所述预测模型包括第一融合层、第二融合层和输出层，所述第一融合层包括第一卷积层和第一双向GRU层，所述第二融合层包括第二卷积层和第二双向GRU层，所述输出层包括第三卷积层和全连接输出层，所述全连接输出层包括输出层为10的第一全连接层和输出层为1的第二全连接层，各层之间依次顺序连接，所述的双向GRU层均由一个正向GRU模型和一个反向GRU模型并联形成一个双向结构，所述的双向结构的GRU模型输出两个合并的GRU信号；

[0010] 所述训练集数据包括影响因素数据和已知的车辆位置观测数据；

[0011] 所述的测试集数据为待预测的车辆位置的影响因素数据。

[0012] 具体地，所述影响因素数据包括predictionHours前历史车辆位置数据、行驶速度、引擎转速、绝对负荷值、发动机冷却液温度、发动机供油率、MIL(故障指示灯)状态、发动

机机油温度和时间；其中，predictionHours是一个预设参数，代表预测未来predictionHours小时的车辆位置。

[0013] 优选地，对所述训练集数据根据不同时间进行分类，使用不同类别的训练集分别训练不同类型下的车辆位置的预测模型；预测模型训练完成以后，针对当前测试集数据，利用测试集数据对应类型的预测模型，计算获得车辆位置的预测值。

[0014] 具体地，第一卷积层接受序列数据的输入，其输出为$C_t^1=\eta^1(x_t)$，x_t表示序列数据，$\eta^1()$表示第一卷积层的卷积函数，C_t^1同时作为第一双向GRU层和第二双向GRU层的输入，$[H_t^1,H_t^2]$为第一双向GRU层的输出，$[H_t^1,H_t^2]$表示将第一双向GRU层中正向GRU的输出H_t^1与第一双向GRU层中反向GRU输出H_t^2进行合并，第一融合层的输出为G_t^1，G_t^1是对第一双向GRU层的输出乘以权重向量W_{g1}^1并加上偏移向量B_{g1}^1的结果，$G_t^1=W_{g1}^1\bullet[H_t^1,H_t^2]+B_{g1}^1$；将$G_t^1$与$\eta^1(x_t)$的输出$C_t^1$进行合并成$P_t^1=[G_t^1,C_t^1]$，作为第二层卷积层的输入；$C_t^2$是第二卷积层的输出，$C_t^2=\eta^2\left(Dense\left(W_{Dt}^1P_t^1+B_{Dt}^1\right)\right)$，$C_t^2$卷积函数$\eta^2$中包含了一个全连接操作Dense()，将$P_t^1$进行全连接转换成卷积函数可以接受的输入，连接到第二双向GRU层，第二融合层的输出为$G_t^2=W_{g2}^1\bullet[H_t^3,H_t^4]+B_{g2}^1$，$G_t^2$是对第二双向GRU层的输出乘以权重向量$W_{g2}^1$并加上偏移向量$B_{g2}^1$的结果，$G_t^2=W_{g2}^1\bullet[H_t^3,H_t^4]+B_{g2}^1$，$[H_t^3,H_t^4]$表示将第二双向GRU层中正向GRU的输出$H_t^3$与第一双向GRU层中反向GRU输出$H_t^4$进行合并；将$G_t^2$与$P_t^1$进行合并，作为第三卷积层的输入，第三卷积层的输出为$C_t^3=\eta^3\left(Dense\left(W_{Dt}^2[G_t^2,P_t^1]+B_{Dt}^2\right)\right)$，$C_t^3$卷积函数$\eta^3$中还包含了一个全连接操作Dense()；第三卷积层通过全连接输出层得到输出O_t，$O_t=W_O^1\bullet[C_t^3]+B_O^1$，$O_t$为一个具体值，代表predictionHours后的车辆位置，其中，W_{g1}^1，W_{Dt}^1，W_{g2}^1，W_{Dt}^2，W_O^1为各部分的权重向量，B_{g1}^1，B_{Dt}^1，B_{g2}^1、B_{Dt}^2和B_O^1为各部分的偏移向量。

[0015] 所述第一双向GRU层中正向GRU模型的输出$H^1{}_t=(1-z^1{}_t)\bullet H^1{}_{t-1}+\tilde{h}^1{}_t\bullet z^1{}_t$，反向GRU模型的输出$H^2{}_t=(1-z^2{}_t)\bullet H^2{}_{t-1}+\tilde{h}^2{}_t\bullet z^2{}_t$；对正向GRU模型和反向GRU模型的输出的聚合操作，得到输出$[H_t^1,H_t^2]$，$[H_t^1,H_t^2]$表示将H_t^1与H_t^2进行合并连接，作为所述的第一双向GRU层的输出；所述第二双向GRU层中正向GRU模型的输出$H^3{}_t=(1-z^3{}_t)\bullet H^3{}_{t-1}+\tilde{h}^3{}_t\bullet z^3{}_t$，反向GRU模型的输出$H^4{}_t=(1-z^4{}_t)\bullet H^4{}_{t-1}+\tilde{h}^4{}_t\bullet z^4{}_t$；对正向GRU模型和反向GRU模型的输出的聚合操作，得到输出$[H_t^3,H_t^4]$，$[H_t^3,H_t^4]$表示将H_t^3与H_t^4进行合并连接，作为所述的第二双向GRU层的输出，其中$z^1{}_t$、$\tilde{h}^1{}_t$为第一双向GRU层中正向GRU模型的中间值，$z^2{}_t$、$\tilde{h}^2{}_t$为第一双向GRU层中反向GRU

模型的中间值，z^3_t、$\tilde{h}^3_t$为第二双向GRU层中正向GRU模型的中间值，z^4_t、$\tilde{h}^4_t$为第二双向GRU层中反向GRU模型的中间值。

[0016] 优选地，所述预测模型中的损失函数采用标准归一化MSE，激活函数采用Relu函数，步骤2的训练过程中，通过Adam函数进行学习，得到参数神经网络参数模型。

[0017] 本发明方法中的多重融合卷积GRU模型是改进的GRU模型，通过三个卷积网络将两个双向GRU卷积串行融合在一起，通过同时对序列特征和上下文特征的共同识别，采用融合卷积的形式解决了GRU在时间序列分析中长期依赖丢失问题，模型具备较好的收敛性和准确度，使得对移动车辆位置的预测有更高的精度和更好的性能。

附图说明

[0018] 图1为本发明方法的流程示意图；

[0019] 图2为本发明方法的预测模型结构图；

[0020] 图3为本发明实施例中GRU的结构图；

[0021] 图4为本发明实施例中双向GRU层的结构图。

具体实施方式

[0022] 下面将结合本发明实施例中的附图，对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例仅仅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。

[0023] 定义时间和空间序列状态，由此建立移动车辆的时空模型。

[0024] 定义1：时间状态序列。本发明中的时间状态序列用$T=\{t_0,t_1,t_2,\ldots,t_n\}$表示，其中$t_i>t_j$,if $i>j$。时间序列对应实际数据集中收集轨迹点的每一个时刻。

[0025] 定义2：网格空间状态序列。用$S=\{s_1,s_2,\ldots,s_m\}$来表示。网格状态空间序列对应物理世界中的地理位置，状态空间序列以网格的形式划分，网格状态空间之间不存在交集，每一个网格状态空间有自己的矩形区域。

[0026] 随着时间序列的推移，车辆在网格状态空间之间互相转换，任意一个时刻的车辆对象都有一个状态空间与之相对应。

[0027] 然后，定义车辆对象以及在时空模型中的移动轨迹模型。

[0028] 定义3：车辆对象集合，车辆对象集合用$C=\{c_1,c_2,\ldots,c_p\}$来表示。在本发明中，每一个车辆对象对应一个对象，在时间序列的约束下，车辆对象在网格状态空间中不停的转换。

[0029] 定义4：车辆对象轨迹。车辆对象轨迹T_{ca}为一系列带有时间顺序的GPS点集组合而成的序列值，每一个点都包括位置信息和时间信息，形式化定义如下，对于具有n个点的车辆对象轨迹T_{ca}:P(0)→P(1)…→P(n)，其中P_i代表车辆对象的某一个位置点，$P_i=(px,py,t)$，$\forall k\in[0,n],\left(P(k+1).t-P(k).t\right)=\Delta t,\Delta t>0$。每一个轨迹点同时还对应一个空间状态序列值。Δt表示取车辆对象位置值的间隔时间。

[0030] 定义5：车辆对象目标预测。已知具有n个点的车辆对象轨迹T_{ca}:P(0)→P()1…→P

(n)，预测在t_{n+1}个时刻的位置p(n+1)，一般来讲，目标预测问题就是根据车辆对象的历史轨迹信息T_{ca}，预测在未来k个时间间隔t_{n+k}以后车辆对象所在的位置P(n+k)。

[0031] 本发明主要解决的问题就是通过采集的OBD数据集，包括经度、维度、车辆当前行驶速度、引擎转速、绝对负荷值、发动机冷却液温度、发动机供油率、MIL(故障指示灯)状态、发动机机油温度以及当前状态数据，预测若干个状态以后的车辆位置。

[0032] 如图1所示，基于多重融合卷积GRU的车辆位置预测方法，包括以下步骤：

[0033] 步骤1，构建车辆位置的预测模型；

[0034] 步骤2，利用训练集数据，对所述车辆位置的预测模型进行训练；

[0035] 步骤3，将测试集数据输入训练完毕的车辆位置的预测模型中，计算获得车辆位置的预测值；

[0036] 如图2所示，所述预测模型包括第一融合层、第二融合层和输出层，所述第一融合层包括第一卷积层和第一双向GRU层，所述第二融合层包括第二卷积层和第二双向GRU层，所述输出层包括第三卷积层和全连接输出层，所述全连接输出层包括输出层为10的第一全连接层和输出层为1的第二全连接层，各层之间依次顺序连接，所述的双向GRU层均由一个正向GRU模型和一个反向GRU模型并联形成一个双向结构，所述的双向结构的GRU模型输出两个合并的GRU信号；

[0037] 所述训练集数据包括影响因素数据和已知的车辆位置观测数据；

[0038] 所述的测试集数据为待预测的车辆位置的影响因素数据。

[0039] 具体地，所述影响因素数据包括predictionHours前历史车辆位置数据、行驶速度、引擎转速、绝对负荷值、发动机冷却液温度、发动机供油率、MIL(故障指示灯)状态、发动机机油温度和时间；其中，predictionHours是一个预设参数，代表预测未来若干小时的车辆位置。

[0040] 优选地，对所述训练集数据根据不同时间进行分类，比如是将时间分为白天和黑夜两类，使用不同类别的训练集分别训练不同类型下的车辆位置的预测模型；预测模型训练完成以后，针对当前测试集数据，利用测试集数据对应类型的预测模型，计算获得车辆位置的预测值。

[0041] GRU模型是传统的在LSTM模型上的一个改进版，其基本结构如图3所示，其中包含了遗忘门和更新门两个主要处理单元，该结构能够对时间序列的长时间依赖进行有效记忆和遗忘，从而保证时序数据的预测精度。其数学表达式如下：

[0042] 遗忘门的输出：$f_t=\sigma(W_f[H_{t-1},x_t]+B_f)$，其中$\sigma(x)=1/(1+e^{-x})$；在更新门中，$z_t=\sigma(W_z[H_{t-1},x_t]+B_z)$，$\tilde{h}_t=\tanh\left(W_h[f_t\bullet H_{t-1},x_t]+B_h\right)$，$H_t=\left(1-z_t\right)\bullet H_{t-1}+\tilde{h}_t\bullet z_t$，输出层：$y_t=W_o\bullet H_t+B_o$，模型中需要训练的参数包括$[W_f,B_f]$，$[W_Z,B_Z]$，$[W_h,B_h]$，$[W_o,B_o]$。

[0043] 双向GRU层是一种改进的GRU模型，通过连接两个GRU模型(正向GRU和反向GRU)形成的一个双向结构，在GRU的基础上能够更加充分的获取序列数据的上下文信息。其网络结构如图4所示。与GRU不同之处在于，每一个双向GRU层输出两个合并的GRU信号，正向GRU信号H_t和反向GRU信号H'_t，计算方式不变。

[0044] 具体地，所述的双向GRU层中正向GRU模型的中间输出 $H^1_t=\left(1-z^1_t\right)\bullet H^1_{t-1}+\tilde{h}^1_t\bullet z^1_t$，

反向GRU模型的中间输出$H^2_t=\left(1-z^2_t\right)\bullet H^2_{t-1}+\tilde{h}^2_t\bullet z^2_t$;对正向GRU模型和反向GRU模型的中间输出的聚合操作,得到输出$\left[H^1_t,H^2_t\right]$,$\left[H^1_t,H^2_t\right]$表示将正向GRU模型的输出H^1_t与反向GRU模型输出H^2_t进行合并连接,作为所述的双向GRU层的输出;其中z^1_t、$\tilde{h}^1_t$为正向GRU模型的中间值,z^2_t、$\tilde{h}^2_t$为反向GRU模型的中间值。

[0045] 正向GRU模型中第一层遗忘门输出为:$f^1_t=\sigma(W^1_f[H^1_{t-1},x_t]+B^1_f)$,$f^1_t$为NumberofGRUCells×20的2维中间矩阵,NumberofGRUCells代表正向GRU模型的内部神经单元数量,x_t为2维矩阵数据,维度为Windowsize×20,Windowsize为输入数据的长度;在正向GRU更新门中,第一输出为:$z^1_t=\sigma(W^1_z[H^1_{t-1},x_t]+B^1_z)$,$z^1_t$的数据格式同$f^1_t$一样,第二输出为:$\tilde{h}^1_t=\tanh\left(W^1_h[f^1_t\bullet H^1_{t-1},x_t]+B^1_h\right)$;反向GRU模型相应的第二输出:

$\tilde{h}^2_t=\tanh\left(W^2_h[f^2_t\bullet H^2_{t-1},x_t]+B^2_h\right)$,$\tilde{h}^1_t$, $\tilde{h}^2_t$为NumberofGRUCells×20的2维中间矩阵。

[0046] 具体地,第一卷积层接受序列数据的输入,其输出为$C^1_t=\eta^1\left(x_t\right)$,$x_t$表示序列数据,$\eta^1()$表示第一卷积层的卷积函数,$C^1_t$同时作为第一双向GRU层和第二双向GRU层的输入,$\left[H^1_t,H^2_t\right]$为第一双向GRU层的输出,$\left[H^1_t,H^2_t\right]$表示将第一双向GRU层中正向GRU的输出H^1_t与第一双向GRU层中反向GRU输出H^2_t进行合并,第一融合层的输出为G^1_t,G^1_t是对第一双向GRU层的输出乘以权重向量W^1_{g1}并加上偏移向量B^1_{g1}的结果,$G^1_t=W^1_{g1}\bullet\left[H^1_t,H^2_t\right]+B^1_{g1}$;将$G^1_t$与$\eta^1(x_t)$的输出$C^1_t$进行合并成$P^1_t=\left[G^1_t,C^1_t\right]$,作为第二层卷积层的输入;$C^2_t$是第二卷积层的输出,$C^2_t=\eta^2\left(Dense\left(W^1_{Dt}P^1_t+B^1_{Dt}\right)\right)$,$C^2_t$卷积函数$\eta^2$中包含了一个全连接操作Dense(),将$P_t{}^1$进行全连接转换成卷积函数可以接受的输入,连接到第二双向GRU层,第二融合层的输出为$G^2_t=W^1_{g2}\bullet\left[H^3_t,H^4_t\right]+B^1_{g2}$,$G^2_t$是对第二双向GRU层的输出乘以权重向量$W^1_{g2}$并加上偏移向量$B^1_{g2}$的结果,$G^2_t=W^1_{g2}\bullet\left[H^3_t,H^4_t\right]+B^1_{g2}$,$\left[H^3_t,H^4_t\right]$表示将第二双向GRU层中正向GRU的输出$H^3_t$与第一双向GRU层中反向GRU输出$H^4_t$进行合并;将$G^2_t$与$P_t{}^1$进行合并,作为第三卷积层的输入,第三卷积层的输出为$C^3_t=\eta^3\left(Dense\left(W^2_{Dt}\left[G^2_t,P^1_t\right]+B^2_{Dt}\right)\right)$,$C^3_t$卷积函数$\eta^3$中还包含了一个全连接操作Dense();第三卷积层通过全连接输出层得到输出O_t,$O_t=W^1_O\bullet\left[C^3_t\right]+B^1_O$,$O_t$为一个具体值,代表predictionHours后的车辆位置,其中,W^1_{g1}, W^1_{Dt}, W^1_{g2}, W^2_{Dt},W^1_O为各部分的权重向量,B^1_{g1}, B^1_{Dt}, B^1_{g2}、B^2_{Dt}和B^1_O为各部分的偏移向量。

[0047] 所述第一双向GRU层中正向GRU模型的输出$H^1_t=\left(1-z^1_t\right)\bullet H^1_{t-1}+\tilde{h}^1_t\bullet z^1_t$,反向GRU模型的输出$H^2_t=\left(1-z^2_t\right)\bullet H^2_{t-1}+\tilde{h}^2_t\bullet z^2_t$;对正向GRU模型和反向GRU模型的输出的聚合操作,得

到输出$\left[H_t^1,H_t^2\right]$,$\left[H_t^1,H_t^2\right]$表示将H_t^1与H_t^2进行合并连接,作为所述的第一双向GRU层的输出;所述第二双向GRU层中正向GRU模型的输出$H^3_t=\left(1-z^3_t\right)\bullet H^3_{t-1}+\tilde{h}^3_t\bullet z^3_t$,反向GRU模型的输出$H^4_t=\left(1-z^4_t\right)\bullet H^4_{t-1}+\tilde{h}^4_t\bullet z^4_t$;对正向GRU模型和反向GRU模型的输出的聚合操作,得到输出$\left[H_t^3,H_t^4\right]$,$\left[H_t^3,H_t^4\right]$表示将H_t^3与H_t^4进行合并连接,作为所述的第二双向GRU层的输出,其中z^1_t、$\tilde{h}^1_t$为第一双向GRU层中正向GRU模型的中间值,z^2_t、$\tilde{h}^2_t$为第一双向GRU层中反向GRU模型的中间值,z^3_t、$\tilde{h}^3_t$为第二双向GRU层中正向GRU模型的中间值,z^4_t、$\tilde{h}^4_t$为第二双向GRU层中反向GRU模型的中间值。

[0048] 优选地,所述预测模型中的损失函数采用标准归一化MSE,激活函数采用Relu函数,步骤2的训练过程中,通过Adam函数进行学习,得到参数神经网络参数模型。

[0049] 优选地,所述的卷积层为1维卷积网络。典型的1维卷积网络包含一维卷积核向量,过滤尺寸(filter size)k=4,卷积间隔(dilation factors)d=1。

[0050] 对所述预测模型的训练,包括对各类权重向量和偏移向量的训练。

[0051] 本实验采用一年内采集的OBD数据集,每个一共包括经度、纬度、行驶速度、引擎转速、绝对负荷值、发动机冷却液温度、发动机供油率、MIL(故障指示灯)状态、发动机机油温度和时间数据。数据样本每1小时采集一次。

[0052] 对已有的数据集主要做如下处理:1、样本数据中删除年份数据,对小时数据进行分类,对应白天和黑夜,分为两类进行替换。2、对其中的缺失数据进行插值和删除处理,因为OBD都包含了多个传感器检测点,由于网络原因,有时候车辆开入隧道或者信号中断,有些传感器的数据是丢失的,因此采用横向插值法,将同一时刻距离较近的采集数据按照距离进行平均,插入到该数据项中。

[0053] 实验参数如表1所示:

[0054] 表1:变量参数取值

[0055]

参数名称	变量名	方法或取值
学习率	LEARNING_RATE	0.0004
滑动窗口大小	WINDOW_SIZE	20
批尺寸大小	BATCH_SIZE	100
学习比率	TRAIN_RATE	0.8

[0056]

验证比率	VALIDATE_RATE	0.1
测试比率	TEST_RATE	0.1

[0057] 本实验所采用的硬件为:电脑主要配置为:Pentium(R)Dual-core 3.06CPU,8G RAM内存。

[0058] 效果评估:本实验的性能评估采用的参数包括RMSE、MAE、MAPE以及CC:

[0059] RMSE(Root Mean Square Error,均方根误差),其计算方式为:

[0060] $$RMSE=\sqrt{\sum_{i=1}^{N}\left(\tilde{y}_i-y_i\right)^2\Big/N}$$

[0061] MAE(Mean Absolutely Error,平均绝对误差),其计算方式为:

[0062] $$MAE=\sum_{i=1}^{N}\left|\tilde{y}_i-y_i\right|\Big/N$$

[0063] MAPE(Mean Absolutely Percentage Error平均绝对百分误差),其计算方式为:

[0064] $$MAPE=100\%\bullet\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{\tilde{y}_i-y_i}{y_i}\right|\Big/N$$

[0065] CCV(correlation coefficient value),相关系数,其计算方式为:

[0066] $$CCV=\frac{\mathrm{E}\left[\left(\tilde{Y}-\mathrm{E}\tilde{Y}\right)\left(Y-\mathrm{E}Y\right)\right]}{\sqrt{\mathrm{E}\left[\tilde{Y}-\mathrm{E}\tilde{Y}\right]^2}\bullet\sqrt{\mathrm{E}\left[Y-\mathrm{E}Y\right]^2}}$$

$$=\frac{N\bullet\left(\sum_{i=1}^{N}\left(\tilde{y}_i\bullet y_i\right)\right)-\sum_{i=1}^{N}\left(\tilde{y}_i\right)\bullet\sum_{i=1}^{N}\left(y_i\right)}{\sqrt{\left(N\bullet\sum_{i=1}^{N}\tilde{y}_i^{\,2}-\sum_{i=1}^{N}{}^{2}\tilde{y}_i\right)\bullet\left(N\bullet\sum_{i=1}^{N}y_i^2-\sum_{i=1}^{N}{}^{2}y_i\right)}}$$

[0067] 需要说明的是,RMSE、MAE以及MAPE都是对预测误差的衡量,其值越小代表越准确,而CCV参数代表两个序列数量的相关系数,其值越大,代表两个序列数据越为相关,预测效果越好。

[0068] 首先针对将网格空间划分为400个状态,取前300天的车辆对象运动作为训练数据,以60天数据作为验证集合,预测1小时后、3小时后的运动状态:

[0069] 针对未来预测未来1个小时的车辆位置状态,计算精度如下:

[0070]

模型名称	RMSE	MAE	MAPE	CCV
LSTM	7.28	4.37	0.18	0.92
GRU	6.77	4.12	0.16	0.92
本发明方法	5.52	2.14	0.11	0.95

[0071] 针对预测未来3小时的车辆位置状态,计算精度如下:

[0072]

模型名称	RMSE	MAE	MAPE	CCV
LSTM	11.30	9.43	0.26	0.84
GRU	11.71	9.25	0.27	0.84
本发明方法	8.69	7.94	0.17	0.92

[0073] 由发明内容和实施例可知,本发明基于多重融合卷积GRU的车辆位置预测方法,多重融合卷积GRU模型是改进的GRU模型,通过三个一维卷积网络将两个双向GRU卷积串行融合在一起,通过同时对序列特征和上下文特征的共同识别,采用融合卷积的形式解决了GRU在时间序列分析中长期依赖丢失问题,模型具备较好的收敛性和准确度,使得对车辆位置的预测有更高的精度和更好的性能。

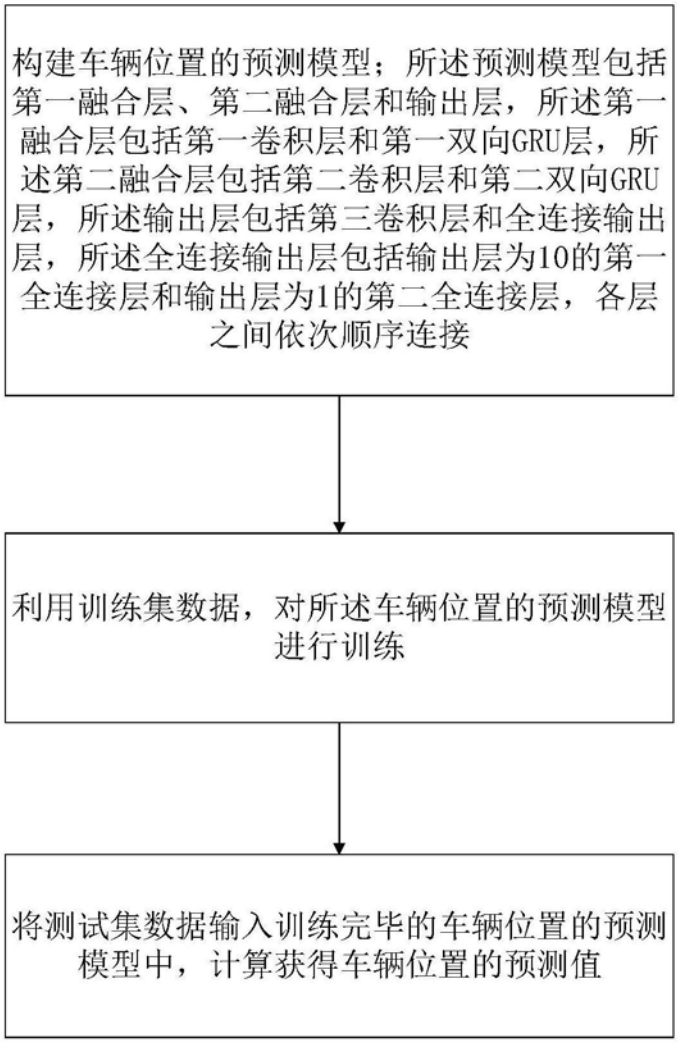

构建车辆位置的预测模型；所述预测模型包括第一融合层、第二融合层和输出层，所述第一融合层包括第一卷积层和第一双向GRU层，所述第二融合层包括第二卷积层和第二双向GRU层，所述输出层包括第三卷积层和全连接输出层，所述全连接输出层包括输出层为10的第一全连接层和输出层为1的第二全连接层，各层之间依次顺序连接
利用训练集数据，对所述车辆位置的预测模型进行训练
将测试集数据输入训练完毕的车辆位置的预测模型中，计算获得车辆位置的预测值

图1

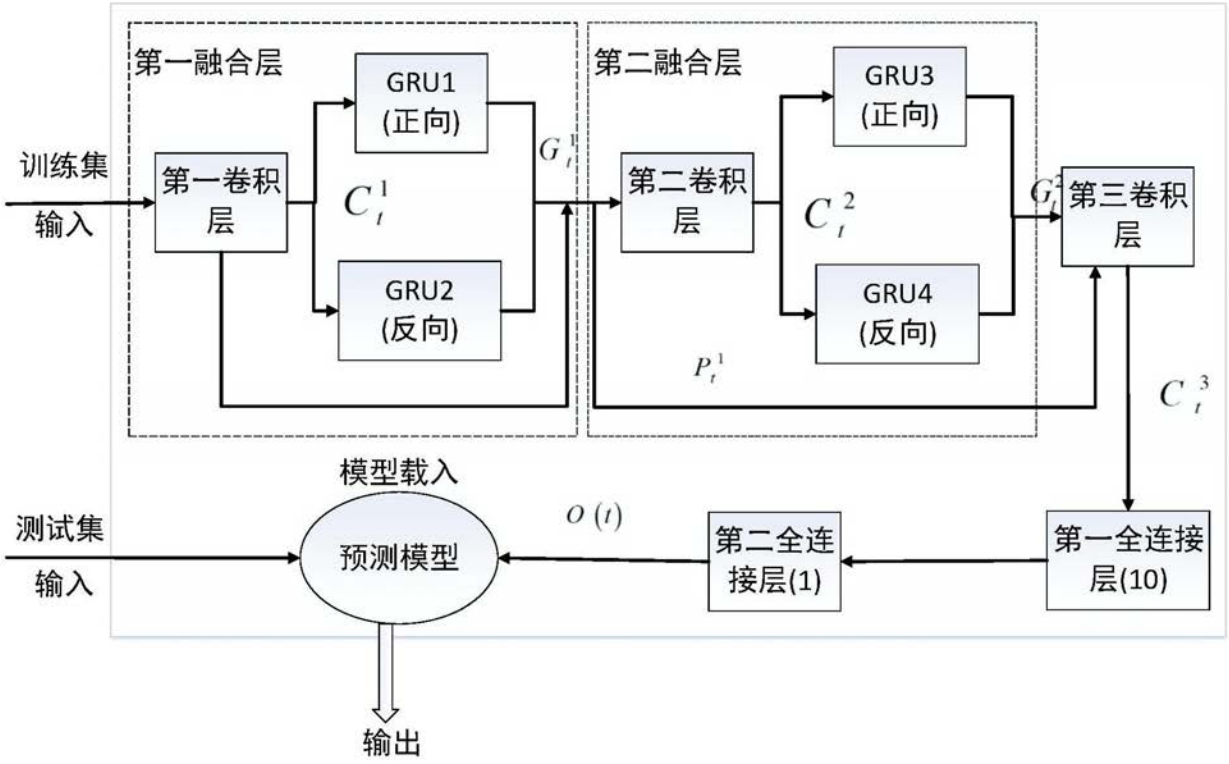

第一融合层
第二融合层
训练集
输入
第一卷积层
GRU1
(正向)
GRU2
(反向)
第二卷积层
GRU3
(正向)
GRU4
(反向)
第三卷积层
模型载入
测试集
输入
预测模型
第二全连接层(1)
第一全连接层(10)
输出

图2

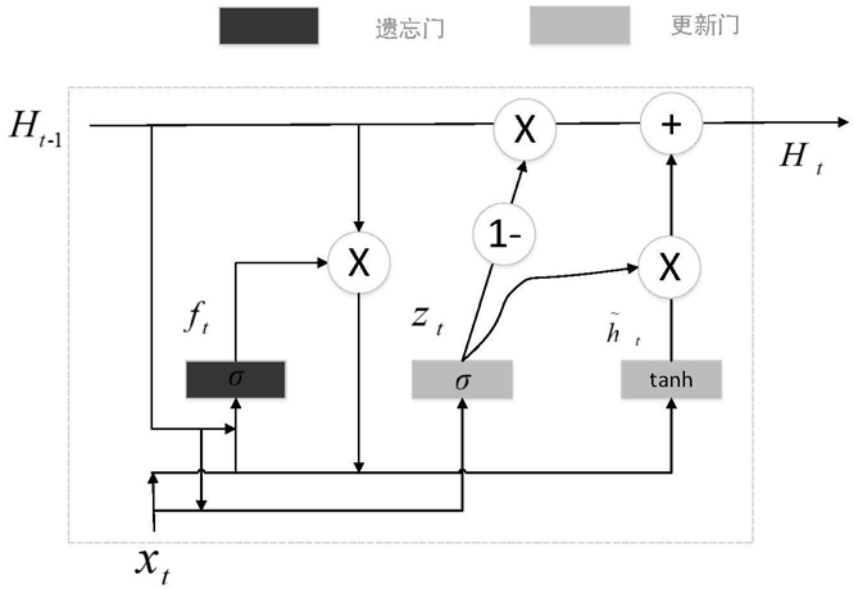

遗忘门
更新门
X
+
1-
X
X
σ
σ
tanh

图3

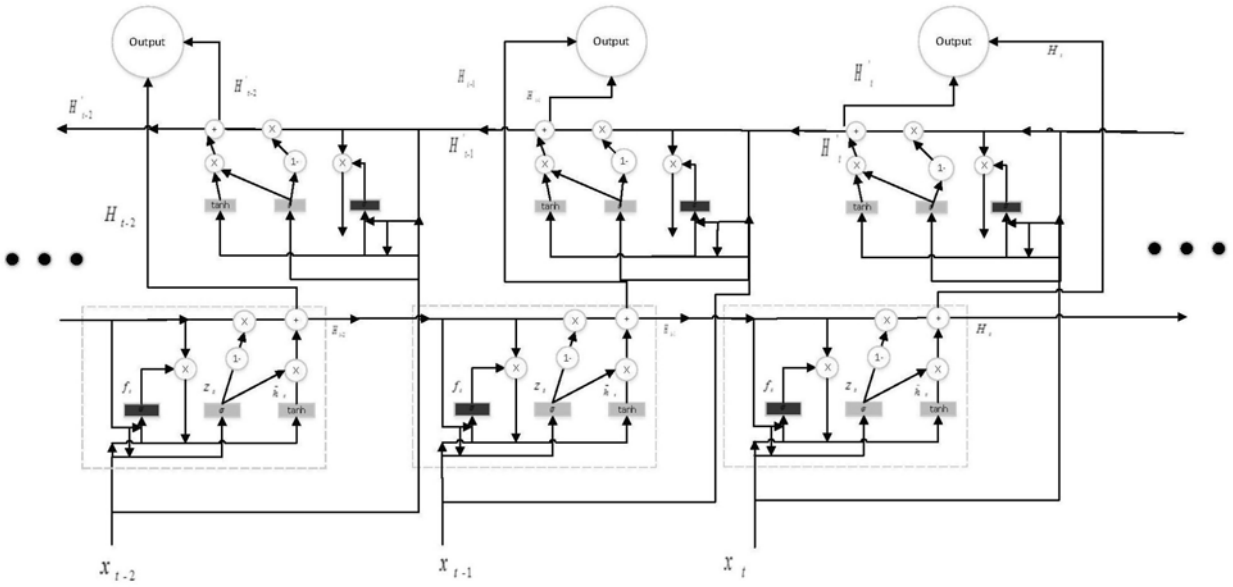


图4