



(21) 申请号 202310845133.8

(22) 申请日 2023.07.11

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 116906556 A

(43) 申请公布日 2023.10.20

(73) 专利权人 徐州徐工传动科技有限公司
地址 221004 江苏省徐州市徐州经济技术
开发区驮蓝山路8号
专利权人 重庆大学

(72) 发明人 孙冬野 程坤 王康 陈冲
秦大同 吕昌 孙丹丹

(74) 专利代理机构 徐州市三联专利事务所
32220
专利代理师 史海涛

(51) Int. Cl.

F16H 61/02 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 106763724 A, 2017.05.31

CN 112560782 A, 2021.03.26

CN 113291308 A, 2021.08.24

CN 115264048 A, 2022.11.01

US 2010023265 A1, 2010.01.28

US 2018018875 A1, 2018.01.18

审查员 张华强

权利要求书3页 说明书9页 附图4页

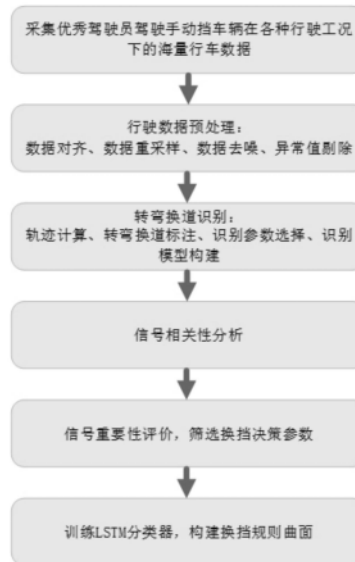
(54) 发明名称

一种自动变速器转弯换道工况智能挡位决策方法

(57) 摘要

本发明公开了一种自动变速器转弯换道工况智能挡位决策方法,包括步骤S1:采集手动挡车辆的行车数据;S2:对行驶数据进行预处理;S3:对行车数据进行特征拓展,获得信号的一阶与二阶导数特征;S4:计算车辆的行车轨迹,并提取转弯换道信息;S5:选择转弯换道的识别特征,构建车辆转弯换道的识别模型;S6:对行车数据进行相关性分析,提取候选决策参数;S7:评价候选决策参数的重要性,作为换挡决策参数,构建行驶数据集,并去除数据集中的离群点;S8:利用数据集训练网络分类模型,构建换挡规则曲面。本发明建立的转弯换道工况挡位决策策略能够根据驾驶员的转弯换道情况进行智能的挡位决策,从而适应驾驶员的转弯换道意图和行驶环境的变化。

CN 116906556 B



1. 一种自动变速器转弯换道工况智能挡位决策方法,其特征在于,包括以下步骤进行:
 S1:采集优秀驾驶员驾驶手动挡车辆在各种行驶工况下的海量行车数据;
 S2:对采集的行驶数据进行预处理,包括数据对齐、重采样、去噪、异常值剔除;
 S3:对预处理过的部分信号进行特征拓展,获得这部分信号的一阶导数与二阶导数特征;

S4:计算车辆的行车轨迹,并从中提取出车辆的转弯换道信息;

S5:选择转弯换道的识别参数,构建基于支持向量机的车辆转弯换道的识别模型;构建转弯换道识别模型步骤如下:列举出所有的特征参数,按1,2,3...N进行编号,设置N种优化变量分别代表每一种特征参数,每个变量的取值只能为0或者1,0代表不选择这种参数,1代表选择这种参数;利用选择的特征参数构建基于支持向量机的转弯换道识别模型,并利用多目标遗传算法优化变量,得到pareto前沿,选择的识别特征为横摆角、侧向加速度、横向位移以及纵向位移;利用选择的识别特征参数构建数据集,优化SVM的参数获得最终的转弯换道识别模型;

S6:对清洗后的行车数据中的各信号进行相关性分析,提取出相关性较低的信号作为挡位决策的候选决策参数;对采集的信号相关性分析步骤如下:首先计算各行车数据信号的Spearman相关性系数矩阵;Spearman相关性系数用来评价两个变量之间的相关性,用单调函数来表示相关性,如果两个变量取值的两个集合中不存在相同的元素,当其中一个变量用一个单调函数很好的表达另一个变量时,两个变量之间的相关性达到+1或-1,相关性系数的计算公式如下:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}}$$

其中, x_i 、 y_i 分别代表两个变量集合中的元素, \bar{x} 、 \bar{y} 分别代表两个变量集合的平均值,N代表集合的元素个数;相关性系数大于0.5的两个信号认为是相关的,保留其中一个即可,由此去除一部分相关性比较高的信号;

S7:利用随机森林算法分别评价各候选决策参数的重要性,选取重要性最高的三个特征参数作为换挡决策参数,以此构建行驶数据集,并利用DBSCAN算法去除数据集中的离群点;具体步骤如下:

7-1)首先利用Python中随机森林算法的feature_importances子模块计算各候选参数的重要性,选取其中重要性最高的三个特征信号作为挡位决策参数,并以此构建挡位决策数据集;

7-2)利用基于DBSCAN的聚类算法将挡位决策数据集中低密度区域内的数据点视为离群点并去除,数据集中离群点的存在会影响后续神经网络的训练;

S8:利用获得的目标工况下的数据集训练长短期记忆神经网络分类模型,构建各个挡位下的换挡规则曲面。

2.根据权利要求1中所述的一种自动变速器转弯换道工况智能挡位决策方法,其特征在于,所述步骤S1中,采集数据步骤如下:

1-1)选择驾驶手动挡车辆的驾龄超过十年的出租车驾驶员作为优秀驾驶员,并要求驾

驾驶员驾龄范围内的每年的最高事故数量不超过三次,驾驶员数量为30人,进行数据采集实验前驾驶员需要先熟悉实验车辆的换挡操作以及拟定的数据采集路线,保证后续的数据采集过程中能够按照驾驶员平时的换挡习惯进行换挡,从而获取到更加真实的优秀驾驶员的换挡策略;

1-2) 选择合适的数据采集行车路线,行车路线中需要包括市区道路、城郊道路、山路以及城市快速路这四种主要的行车工况,每个驾驶员需要在选定的行车路线上行驶五圈,保证采集到足够的行驶数据。

3. 根据权利要求1中所述的一种自动变速器转弯换道工况智能挡位决策方法,其特征在于,步骤S2中,数据预处理步骤如下:

2-1) 将采集的行车数据文件导出,确定每个信号的时间起始点,若部分时间起始点与结束时刻不一致,选取时间起始点最大的时间作为统一的时间起始时刻,以各信号的最小结束时间点作为统一的结束时刻;

2-2) 确定统一的起始时刻和结束时刻后,以0.01s为间隔进行插值,从而获得采样频率为100Hz的行驶数据;

2-3) 经过数据同步和重采样后的行驶数据中还包含了噪声,针对每一种包含噪声的信号分别设计滤波器进行滤波,采用小波去噪算法对包含噪声的信号进行滤波,阈值函数选择硬阈值;采集的信号中包含噪声的主要有车速、纵向加速度以及制动油压,对车速选用的小波基函数为sym3,其分解层数选择为4;对纵向加速度选用的小波基函数为haar,其分解层数选择为3;对制动油压选用的小波基函数为sym3,其分解层数选择为4。

4. 根据权利要求1中所述的一种自动变速器转弯换道工况智能挡位决策方法,其特征在于,步骤S3中,信号特征拓展步骤如下:

3-1) 选择需要进行特征拓展的信号包括车速、方向盘转角、发动机转速、制动油压以及加速踏板开度;

3-2) 分别计算车速、方向盘转角、发动机转速、制动油压以及加速踏板开度的一阶导数与二阶导数。

5. 根据权利要求1中所述的一种自动变速器转弯换道工况智能挡位决策方法,其特征在于,步骤S4的具体步骤如下:

4-1) 首先计算出车辆在各个时间段内的行车轨迹,计算换道候选轨迹时,以方向盘转角三个零值之间的行驶时间作为一个时间段,保证每个时间段内的方向盘转角呈正弦曲线变化,计算转弯轨迹时,以方向盘转角两个零值之间的行驶时间作为一个时间段;计算轨迹的公式如下:

$$\begin{cases} \dot{X} = u_f \cos(\theta) - v_f \sin(\theta) \\ \dot{Y} = u_f \sin(\theta) + v_f \cos(\theta) \end{cases}$$

其中,X代表车辆的横向位置,Y代表车辆的纵向位置, θ 代表车轮转角,车轮转角由方向盘转角和转向系传动比计算得到, u_f 代表纵向车速, v_f 代表横向车速,计算公式分别如下:

$$\begin{aligned} \dot{u}_f &= \omega_f v_f + a_x \\ \omega_f &= \frac{\omega_{f1} - \omega_{f2}}{L \cos(\theta)} \end{aligned}$$

其中, ω_f 代表横摆角速度, a_x 代表纵向加速度, ω_{f1} 和 ω_{f2} 分别代表前外侧和前内侧车轮的角速度, L 代表轴距;

4-2) 选择一条换道轨迹为参考轨迹, 分别计算每一条换道候选轨迹与参考轨迹的弗雷歇距离, 采用matlab中frechet函数进行计算, 距离值小于5认为与参考轨迹具有较好的相似性, 标记为换道轨迹; 将转弯轨迹中每三秒时间窗内的横向位移大于3米的轨迹标记为转弯轨迹。

6. 根据权利要求1中所述的一种自动变速器转弯换道工况智能挡位决策方法, 其特征在于, 步骤S8具体步骤如下:

8-1) 对挡位决策数据集中每个挡位下的每个数据点进行标注, 标签为-1代表降挡, 0代表保持, 1代表升挡;

8-2) 将70%的标注后的数据作为训练集, 20%作为验证集, 以及10%作为测试集, 分别训练每一个挡位下的基于长短期记忆神经网络的升挡保持与降挡的分类模型;

8-3) 以换挡决策参数构成的三维空间中所有的数据点作为长短期记忆神经网络分类模型的输入, 从而得到各挡位下的升降挡规则曲面。

一种自动变速器转弯换道工况智能挡位决策方法

技术领域

[0001] 本发明属于自动变速器控制领域,具体涉及一种自动变速器转弯换道工况智能挡位决策方法。

背景技术

[0002] 自动变速器的全球市场销售量已突破七千万台套且呈现逐年增长的态势,2017年国内自动变速器已超过手动挡变速器销量,自动变速器在工程车辆中也有着广泛的应用。挡位决策是自动变速器的核心技术,决定了自动变速器的换挡时机,直接影响着车辆的燃油经济性、动力性以及驾驶意图和行驶环境的适应性。

[0003] 现有的挡位决策制定方法主要是在传统标准两/三参数换挡策略的基础上通过性能指标优化来建立挡位决策,此外还需要将更多涉及人-车-路环境的影响因素纳入考虑范畴。因此,传统挡位决策的性能很大程度上取决于发动机动态模型与控制优化模型的合理性与准确性,且很大程度上受到设计者自身经验与设计水平的影响。这不可避免地造成了自动变速车辆的决策挡位与使用者的挡位期望值不一致的问题出现,并已成为自动变速车辆用户信息反馈意见中比例最高的故障表现之一。

发明内容

[0004] 为解决上述技术问题,本发明提供一种自动变速器转弯换道工况智能挡位决策方法,以实现“让普通驾驶员驾驶自动挡车辆,能够达到优秀驾驶员操控手动挡车辆的驾驶效果”的自动变速挡位决策的设计目标。基于采集的大量优秀驾驶员驾驶手动挡车辆的行驶数据,利用数据挖掘技术所具备的发现优秀数据中隐藏规律的能力,通过数据预处理、数据清洗以及离群点去除等技术手段,挖掘优秀驾驶员在转弯换道工况下的挡位切换规律,更大程度地消减数值模型偏差客观因素与设计者经验主观因素的差异对挡位决策的影响,实现所研发自动变速车辆的决策挡位与使用者挡位期望值的统一。本发明不仅适用于公路车辆所搭载的自动变速器,同时也适用于工程车辆搭载的自动变速器。

[0005] 为达到上述目的,本发明提出了如下的技术方案:

[0006] 一种自动变速器转弯换道工况智能挡位决策方法,步骤如下:

[0007] 1) 采集优秀驾驶员驾驶手动挡车辆在各种行驶工况下的海量行车数据,采集行车数据的道路主要包括市区道路、城郊道路、山路以及城市快速路;

[0008] 2) 对采集的行驶数据进行预处理,包括数据对齐、重采样、去噪以及异常值剔除;

[0009] 3) 对预处理过的行车数据中的部分信号进行特征拓展,获得这部分信号的一阶导数与二阶导数特征;

[0010] 4) 计算车辆在每个时间段内的行车轨迹,从而提取出车辆的转弯换道信息;

[0011] 5) 选择转弯换道的识别特征,构建基于支持向量机的转弯换道识别模型;

[0012] 6) 对清洗后的行车数据各信号进行相关性分析,提取出相关性较低的信号作为挡位决策候选参数;

[0013] 7) 利用随机森林算法分别评价各候选参数的重要性,选取最重要的三个特征参数作为换挡决策参数,以此构建行驶数据集,并去除数据集中的离群点以保证分类器的训练效果;

[0014] 8) 利用获得的目标工况下的数据集训练长短期记忆神经网络分类模型,从而构建出各个挡位下的换挡规则曲面。

[0015] 进一步的,步骤1)中所述的采集优秀驾驶员驾驶手动挡车辆在各种工况与行驶环境下的行车数据按如下步骤进行:

[0016] 1-1) 选择驾驶手动挡车辆的驾龄超过十年的重庆出租车驾驶员作为优秀驾驶员,并要求驾驶员驾龄范围内的每年的最高事故数量不超过三次,驾驶员数量为30人,进行数据采集实验前驾驶员需要先熟悉实验车辆的换挡操作以及拟定的数据采集路线,保证后续的数据采集过程中能够按照驾驶员平时的换挡习惯进行换挡,从而获取到更加真实的优秀驾驶员的换挡策略;

[0017] 1-2) 选择合适的数据采集行车路线,行车路线中需要包括市区道路、城郊道路、山路以及城市快速路这四种主要的行车工况,每个驾驶员需要在选定的行车路线上行驶五圈,保证采集到足够的行驶数据。

[0018] 进一步的,步骤2)中所述的对优秀驾驶员驾驶手动挡车辆采集得到的行车数据进行预处理按如下步骤进行:

[0019] 2-1) 将采集的行车数据文件导出,确定每个信号的时间起始点,若部分时间起始点与结束时刻不一致,选取时间起始点最大的时间作为统一的时间起始时刻,以各信号的最小结束时间点作为统一的结束时刻;

[0020] 2-2) 确定统一的起始时刻和结束时刻后,以0.01s为间隔利用进行插值,从而获得采样频率为100Hz的行驶数据;

[0021] 2-3) 经过数据同步和重采样后的行驶数据中还包含了噪声,需要针对每一种包含噪声的信号分别设计滤波器进行滤波,本发明采用小波去噪算法对包含噪声的信号进行滤波,阈值函数选择硬阈值。采集的信号中包含噪声的主要有车速、纵向加速度以及制动油压,对车速、纵向加速度以及制动油压选用的小波基函数分别为sym3、haar与sym3,分解层数分别选择为4、3与4。

[0022] 进一步的,步骤3)中所述的对优秀驾驶员驾驶手动挡车辆获得的行车数据中的部分信号进行特征拓展按如下步骤进行:

[0023] 3-1) 选择需要进行特征拓展的信号包括车速、方向盘转角、发动机转速、制动油压以及加速踏板开度;

[0024] 3-2) 分别计算车速、方向盘转角、发动机转速、制动油压以及加速踏板开度的一阶导数与二阶导数。

[0025] 进一步的,步骤4)中所述的对预处理后的所有行车数据进行数据清洗从而提取出目标工况下的行车数据按如下步骤进行:

[0026] 4-1) 首先计算出车辆在各个时间段内的行车轨迹,计算换道候选轨迹时,以方向盘转角三个零值之间的行驶时间作为一个时间段,保证每个时间段内的方向盘转角呈正弦曲线变化,计算转弯轨迹时,以方向盘转角两个零值之间的行驶时间作为一个时间段。计算轨迹的公式如下:

$$[0027] \quad \begin{cases} \dot{X} = u_f \cos(\theta) - v_f \sin(\theta) \\ \dot{Y} = u_f \sin(\theta) + v_f \cos(\theta) \end{cases}$$

[0028] 其中,X代表车辆的横向位置,Y代表车辆的纵向位置, θ 代表车轮转角,车轮转角可由方向盘转角和转向系传动比计算得到, u_f 代表纵向车速, v_f 代表横向车速,计算公式分别如下:

$$[0029] \quad \dot{u}_f = \omega_f v_f + a_x$$

$$[0030] \quad \omega_f = \frac{\omega_{f1} - \omega_{f2}}{L \cos(\theta)}$$

[0031] 其中, ω_f 代表横摆角速度, a_x 代表纵向加速度, ω_{f1} 和 ω_{f2} 分别代表前外侧和前内侧车轮的角速度,L代表轴距,R代表轮距。

[0032] 4-2) 选择一条换道轨迹为参考轨迹,分别计算每一条换道候选轨迹与参考轨迹的弗雷歇距离(Fréchet distance),可以采用matlab中frechet函数进行计算,距离值小于5认为与参考轨迹具有较好的相似性,标记为换道轨迹。将转弯轨迹中每三秒时间窗内的横向位移大于3米的轨迹标记为转弯轨迹。

[0033] 进一步的,步骤5)中所述的构建转弯换道识别模型按如下步骤进行:首先列举出所有的特征参数,按1,2,3...N进行编号,N代表特征参数个数,设置N种优化变量分别代表每一种特征参数,每个变量的取值只能为0或者1,0代表不选择这种参数,1代表选择这种参数。利用选择的特征参数构建基于支持向量机的转弯换道识别模型,并利用多目标遗传算法优化变量,实现用尽可能少的识别参数获得尽可能高的识别精度,多目标遗传算法优化得到的pareto前沿,选择的识别特征为横摆角、侧向加速度、横向位移以及纵向位移。利用选择的识别特征参数构建数据集,优化SVM的参数获得最终的转弯换道识别模型。

[0034] 进一步的,步骤6)中所述的对采集的信号进行相关性分析按如下步骤进行:首先计算各行车数据信号的Spearman相关性系数矩阵。Spearman相关性系数用来评价两个变量之间的相关性,可以用单调函数来表示相关性,如果两个变量取值的两个集合中不存在相同的元素,当其中一个变量可以用一个单调函数很好的表达另一个变量时(即两个变量的变化趋势相同),两个变量之间的相关性可以达到+1(绝对正相关)或-1(绝对负相关),相关性系数的计算如下式所示:

$$[0035] \quad \rho = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}}$$

[0036] 其中, x_i 、 y_i 分别代表两个变量集合中的元素, \bar{x} 、 \bar{y} 分别代表两个变量集合的平均值,N代表集合的元素个数。相关性系数大于0.5的两个信号可以认为是相关的,保留其中一个即可,由此可以去除一部分相关性比较高的信号。

[0037] 进一步的,步骤7)中所述的相关性分析筛选后的特征信号进行重要性评价按如下步骤进行:

[0038] 7-1) 首先利用Python中随机森林算法的feature_importances子模块计算各候选变量的重要性,选取其中重要性最高的三个特征信号作为挡位决策参数,并以此构建挡位

决策数据集。

[0039] 7-2) 利用基于DBSCAN的聚类算法将挡位决策数据集中低密度区域内的数据点视为离群点并去除,数据集中离群点的存在会影响后续神经网络的训练。

[0040] 进一步的,步骤8)中所述的利用获得的目标工况下的数据集训练长短期记忆神经网络分类模型,从而构建出各个挡位下的换挡规则曲面按如下步骤进行:

[0041] 8-1) 对挡位决策数据集中每个挡位下的每个数据点进行标注,标签为-1代表降挡,0代表保持,1代表升挡(注意:一档的数据只有升挡与保持,七挡的数据只有降挡与保持);

[0042] 8-2) 将70%的标注后的数据作为训练集,20%作为验证集,以及10%作为测试集,分别训练每一个挡位下的基于长短期记忆神经网络的升挡保持与降挡的分类模型;

[0043] 8-3) 以换挡决策参数构成的三维空间中所有的数据点作为长短期记忆神经网络分类模型的输入,从而得到各挡位下的升降挡规则曲面。

[0044] 本发明建立的基于优秀驾驶员行车数据的转弯换道工况挡位决策策略能够根据驾驶员的转弯换道情况进行智能的挡位决策,从而适应驾驶员的转弯换道意图和行驶环境的变化。

附图说明

[0045] 图1为本发明的流程图;

[0046] 图2为本发明的数据同步示意图;

[0047] 图3为本发明的数据重采样示意图;

[0048] 图4为本发明的转弯换道参数选择的pareto前沿;

[0049] 图5为本发明的转弯换道识别的混淆矩阵;

[0050] 图6为本发明的离群点处理示意图;

[0051] 图7为本发明的训练的LSTM分类器的分类精度;

[0052] 图8为本发明利用LSTM分类器决策出的换挡规则曲面。

具体实施方式

[0053] 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的一部分实施例,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其它实施例,都属于本发明保护的范围。在本发明基础上的改进改造都属于本发明保护的范围。

[0054] 如图1所示,一种自动变速器转弯换道工况智能挡位决策方法,步骤包括

[0055] 1) 采集优秀驾驶员驾驶手动挡车辆在各种行驶工况下的海量行车数据,采集行车数据的道路主要包括市区道路、城郊道路、山路以及城市快速路,采集的数据包括过程中驾驶员根据路况进行适时的加速、制动、转弯与换道等操作数据。

[0056] 优秀驾驶员行车数据采集包括行车路线规划、驾驶员选择以及开展数据采集试验。

[0057] 为了挖掘出优秀驾驶员在不同行驶环境下的换挡控制策略,采集的优秀驾驶员行车路线中需要包含尽可能多的行驶工况,比如市区道路、城郊道路、山路(上下坡)以及城市

快速路等。

[0058] 选择优秀驾驶员的标准为:1、驾龄超过十年的出租车驾驶员;2、驾龄范围内每年事故数量不超过三例;3、驾驶员男女比例应该尽量均衡。

[0059] 其采集数据按如下步骤进行:

[0060] 1-1) 选择驾驶手动挡车辆的驾龄超过十年的重庆出租车驾驶员作为优秀驾驶员,并要求驾驶员驾龄范围内的每年的最高事故数量不超过三次,驾驶员数量为30人,进行数据采集实验前驾驶员需要先熟悉实验车辆的换挡操作以及拟定的数据采集路线,保证后续的数据采集过程中能够按照驾驶员平时的换挡习惯进行换挡,从而获取到更加真实的优秀驾驶员的换挡策略;

[0061] 1-2) 选择合适的数据采集行车路线,行车路线中需要包括市区道路、城郊道路、山路以及城市快速路这四种主要的行车工况,每个驾驶员需要在选定的行车路线上行驶五圈,保证采集到足够的行驶数据。

[0062] 2) 对采集的行驶数据进行预处理,包括数据对齐、重采样、去噪以及异常值剔除。其中数据对齐的示意图如图2,数据重采样的示意图如图3所示(以加速度信号为例)。由于试验中的传感器的采样频率和传感器本身的延时不统一,并且采集的行驶数据集通常会有高频噪声,因此需要对采集的数据进行数据同步、重采样以及滤波等处理。以车速的采样频率和采样起始点为基准,本发明采用样条插值算法对数据进行同步和重采样处理。此外,由于行驶环境中噪声以及车辆震动的影响,原始数据集通常会有噪声,为了还原真实的信号,本发明采用小波去噪算法对原始数据集中存在噪声的信号进行滤波处理。此外,由于CAN通信偶发性丢包等因素会导致采集的行车数据中存在缺失值,这一部分缺失值在行驶数据中通常用“-16”来表示,由于删除这些异常值数据会导致该信号的时序与其他信号出现错位,为此,本发明通过中心区域度量来进行异常值填充。

[0063] 其行驶数据预处理按如下步骤进行:

[0064] 2-1) 将采集的行车数据文件导出,确定每个信号的时间起始点,若部分时间起始点与结束时刻不一致,选取时间起始点最大的时间作为统一的时间起始时刻,以各信号的最小结束时间点作为统一的结束时刻;

[0065] 2-2) 确定统一的起始时刻和结束时刻后,以0.01s为间隔利用进行插值,从而获得采样频率为100Hz的行驶数据;

[0066] 2-3) 经过数据同步和重采样后的行驶数据中还包含了噪声,需要针对每一种包含噪声的信号分别设计滤波器进行滤波,本发明采用小波去噪算法对包含噪声的信号进行滤波,阈值函数选择硬阈值。采集的信号中包含噪声的主要有车速、纵向加速度以及制动油压,对车速、纵向加速度以及制动油压选用的小波基函数分别为sym3、haar与sym3,分解层数分别选择为4、3与4。

[0067] 3) 对预处理过的行车数据中的部分信号进行特征拓展,获得这部分信号的一阶导数与二阶导数特征。其需要拓展的信号包括发动机转速、制动油压、油门踏板开度。

[0068] 其信号特征拓展按如下步骤进行:

[0069] 3-1) 选择需要进行特征拓展的信号包括车速、方向盘转角、发动机转速、制动油压以及加速踏板开度;

[0070] 3-2) 分别计算车速、方向盘转角、发动机转速、制动油压以及加速踏板开度的一阶

导数与二阶导数。

[0071] 4) 计算车辆在每个时间段内的行车轨迹,从而提取出车辆的转弯换道信息。计算车辆在各个时间段内的行车轨迹,从中筛选出属于换道和转弯的行车轨迹,并记录相应时间段内的特征参数,用以识别车辆的转弯和换道情况。

[0072] 对预处理后的所有行车数据进行数据清洗从而提取出目标工况下的行车数据按如下步骤进行:

[0073] 4-1) 首先计算出车辆在各个时间段内的行车轨迹,计算换道候选轨迹时,以方向盘转角三个零值之间的行驶时间作为一个时间段,保证每个时间段内的方向盘转角呈正弦曲线变化,计算转弯轨迹时,以方向盘转角两个零值之间的行驶时间作为一个时间段。计算轨迹的公式如下:

$$[0074] \quad \begin{cases} \dot{X} = u_f \cos(\theta) - v_f \sin(\theta) \\ \dot{Y} = u_f \sin(\theta) + v_f \cos(\theta) \end{cases}$$

[0075] 其中, X 代表车辆的横向位置, Y 代表车辆的纵向位置, θ 代表车轮转角,车轮转角可由方向盘转角和转向系传动比计算得到, u_f 代表纵向车速, v_f 代表横向车速,计算公式分别如下:

$$[0076] \quad \dot{u}_f = \omega_f v_f + a_x$$

$$[0077] \quad \omega_f = \frac{\omega_{f1} - \omega_{f2}}{L \cos(\theta)}$$

[0078] 其中, ω_f 代表横摆角速度, a_x 代表纵向加速度, ω_{f1} 和 ω_{f2} 分别代表前外侧和前内侧车轮的角速度, L 代表轴距, R 代表轮距。

[0079] 4-2) 选择一条换道轨迹为参考轨迹,分别计算每一条换道候选轨迹与参考轨迹的弗雷歇距离(Fréchet distance),可以采用matlab中frechet函数进行计算,距离值小于5认为与参考轨迹具有较好的相似性,标记为换道轨迹。将转弯轨迹中每三秒时间窗内的横向位移大于3米的轨迹标记为转弯轨迹。

[0080] 5) 选择转弯换道的识别特征,构建基于支持向量机的转弯换道识别模型。首先选择转弯换道的识别特征,并利用这些特征构建基于支持向量机的车辆转弯换道识别模型。

[0081] 构建转弯换道识别模型按如下步骤进行:首先列举出所有的特征参数,按1,2,3...,N进行编号,N代表特征参数个数,设置N种优化变量分别代表每一种特征参数,每个变量的取值只能为0或者1,0代表不选择这种参数,1代表选择这种参数。利用选择的特征参数构建基于支持向量机的转弯换道识别模型,并利用多目标遗传算法优化变量,实现用尽可能少的识别参数获得尽可能高的识别精度,多目标遗传算法优化得到的pareto前沿如图4所示,选择的识别特征为横摆角、侧向加速度、横向位移以及纵向位移。利用选择的识别特征参数构建数据集,优化SVM的参数获得最终的转弯换道识别模型,平均识别精度为97.3%,混淆矩阵如图5所示。

[0082] 6) 对清洗后的行车数据各信号进行相关性分析,提取出相关性较低的信号作为挡位决策候选参数。为了挑选出最有效的换挡控制参数,需要评价各信号及相关的拓展特征对挡位决策的重要性,在此之前需要先对所有的信号进行相关性分析,从中选出相关性较低的信号以进行下一步的重要性评价。本发明利用Sperman系数来评价各信号间的相关性。

[0083] 对采集的信号相关性分析按如下步骤进行：首先计算各行车数据信号的Spearman相关性系数矩阵。Spearman相关性系数用来评价两个变量之间的相关性，可以用单调函数来表示相关性，如果两个变量取值的两个集合中不存在相同的元素，当其中一个变量可以用一个单调函数很好的表达另一个变量时（即两个变量的变化趋势相同），两个变量之间的相关性可以达到+1（绝对正相关）或-1（绝对负相关），相关性系数的计算如下式所示：

$$[0084] \quad \rho = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}}$$

[0085] 其中， x_i 、 y_i 分别代表两个变量集合中的元素， \bar{x} 、 \bar{y} 分别代表两个变量集合的平均值，N代表集合的元素个数。相关性系数大于0.5的两个信号可以认为是相关的，保留其中一个即可，由此可以去除一部分相关性比较高的信号。

[0086] 通过计算车辆的行车轨迹提取出车辆的转弯换道信息，并构建基于支持向量机的转弯换道识别模型。获得转弯换道工况下的优秀驾驶员行车数据后，需要选择合适的挡位决策参数，本发明首先计算采集得到的各信号间的相关性系数，筛选出相关性较低的信号，再通过重要性评价筛选出重要性最高的三个信号作为挡位决策参数，计算得到的相关性系数如表1所示，

[0087]

| | 车速 | 节气门开度 | 发动机转速 | 动机输出转 | 制动油压 | 油门开度 | 加速度 | 动机角加速 | 节气门速度 | 节气门加速 | 动油压变化 | 动油压加速 | 油门速度 | 油门加速度 |
|-------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 车速 | 1 | 0.401957 | 0.969018 | 0.362458 | -0.32052 | 0.368924 | 0.369601 | 0.134334 | -0.03186 | 0.005444 | 0.006356 | 0.003124 | -0.05419 | 0.003071 |
| 节气门开度 | 0.401957 | 1 | 0.466109 | 0.941916 | -0.36331 | 0.938126 | 0.829074 | 0.461747 | 0.015094 | -0.01359 | -0.07735 | -0.0137 | -0.01959 | -0.0148 |
| 发动机转速 | 0.969018 | 0.466109 | 1 | 0.426193 | -0.32345 | 0.422823 | 0.422859 | 0.185461 | -0.02952 | 0.011205 | -0.00918 | -0.00127 | -0.05227 | 0.005138 |
| 动机输出转 | 0.362458 | 0.941916 | 0.426193 | 1 | -0.35142 | 0.918551 | 0.856853 | 0.486422 | 0.004493 | -0.00246 | -0.0813 | -0.01429 | -0.04511 | -0.00505 |
| 制动油压 | -0.32052 | -0.36331 | -0.32345 | -0.35142 | 1 | -0.3384 | -0.44103 | -0.24503 | 0.023563 | 0.042438 | 0.007209 | -0.08606 | 0.024563 | 0.00395 |
| 油门开度 | 0.368924 | 0.938126 | 0.422823 | 0.918551 | -0.3384 | 1 | 0.795454 | 0.47257 | 0.035385 | -0.0161 | -0.06719 | -0.02701 | 0.002277 | -0.0322 |
| 加速度 | 0.369601 | 0.829074 | 0.422859 | 0.856853 | -0.44103 | 0.795454 | 1 | 0.438788 | -0.00681 | 0.005961 | -0.08975 | -0.00226 | -0.05417 | 0.000709 |
| 动机角加速 | 0.134334 | 0.461747 | 0.185461 | 0.486422 | -0.24503 | 0.47257 | 0.438788 | 1 | 0.088017 | 0.01008 | -0.06855 | -0.02724 | 0.10654 | -0.03604 |
| 节气门速度 | -0.03186 | 0.015094 | -0.02952 | 0.004493 | 0.023563 | 0.035385 | -0.00681 | 0.088017 | 1 | -0.23893 | -0.02344 | -0.06084 | 0.547556 | -0.2417 |
| 节气门加速 | 0.005444 | -0.01359 | 0.011205 | -0.00246 | 0.042438 | -0.0161 | 0.005961 | 0.01008 | -0.23893 | 1 | -0.05058 | -0.05484 | 0.108772 | 0.171488 |
| 动油压变化 | 0.006356 | -0.07735 | -0.00918 | -0.0813 | 0.007209 | -0.06719 | -0.08975 | -0.06855 | -0.02344 | -0.05058 | 1 | 0.153752 | -0.04796 | 0.014391 |
| 动油压加速 | 0.003124 | -0.0137 | -0.00127 | -0.01429 | -0.08606 | -0.02701 | -0.00226 | -0.02724 | -0.06084 | -0.05484 | 0.153752 | 1 | -0.06408 | 0.039487 |
| 油门速度 | -0.05419 | -0.01959 | -0.05227 | -0.04511 | 0.024563 | 0.002277 | -0.05417 | 0.10654 | 0.547556 | 0.108772 | -0.04796 | -0.06408 | 1 | -0.29507 |
| 油门加速度 | 0.003071 | -0.0148 | 0.005138 | -0.00505 | 0.00395 | -0.0322 | 0.000709 | 0.03604 | -0.2417 | 0.171488 | 0.014391 | 0.039487 | -0.29507 | 1 |

[0088] 其中包含了14个采集得到的信号与部分信号的拓展特征，油门开度和车速的关联性比节气门开度和车速的小，节气门开度、发动机转速、发动机转矩和纵向绝对加速度相关性较大，因此将相关性较大的信号删除，保留相关性较低的信号，由此得到相关性较低的10个特征。

[0089] 利用随机森林算法中的feature_importances子模块计算各特征信号的重要性，十个特征参数的重要性排序如表2所示，

[0090]

| 车速 | 制动油 压 | 油门开 度 | 制动油 压变化 率 | 制动油 压加速 度 | 节气门 速度 | 节气门 加速度 | 油门速 度 | 油门加 速度 | 发动机 角加速 度 |
|--------------|----------|--------------|-----------------|-----------------|-----------|------------|----------|-----------|-----------------|
| 0.731 | 0.051 | 0.059 | 0.030 | 0.008 | 0.006 | 0.006 | 0.005 | 0.003 | 0.100 |
| 0.746 | 0.067 | 0.068 | 0.031 | 0.005 | 0.004 | 0.004 | 0.005 | 0.002 | 0.068 |
| 0.672 | 0.039 | 0.080 | 0.018 | 0.006 | 0.005 | 0.005 | 0.007 | 0.003 | 0.166 |
| 0.562 | 0.091 | 0.128 | 0.045 | 0.010 | 0.006 | 0.005 | 0.009 | 0.004 | 0.141 |
| 0.477 | 0.077 | 0.170 | 0.048 | 0.010 | 0.007 | 0.008 | 0.010 | 0.005 | 0.189 |
| 0.486 | 0.066 | 0.179 | 0.031 | 0.009 | 0.007 | 0.008 | 0.013 | 0.007 | 0.195 |
| 0.304 | 0.079 | 0.193 | 0.036 | 0.006 | 0.007 | 0.006 | 0.009 | 0.005 | 0.354 |

[0091] 由表可知,重要性排序最高的三个参数分别为车速、油门开度以及发动机角加速度,因此将车速、油门开度以及发动机角加速度作为挡位决策参数。

[0092] 7) 利用随机森林算法分别评价各候选参数的重要性,选取最重要的三个特征参数作为换挡决策参数,以此构建行驶数据集,并去除数据集中的离群点以保证分类器的训练效果。首先利用随机森林算法中的feature_importances对相关性较低的信号进行重要性评价,并从中挑选出重要性最大的三个特征参数作为换挡控制参数。随后,利用提取出的转弯换道工况下的行车数据可以构建出分别以三个换挡控制参数作为x,y,z坐标轴的各挡位行驶数据集。行车数据集外缘分布的一些比较散乱的数据点属于驾驶员偶然性操作,会影响后续的神经网络训练过程,因此本发明采用基于DBSCAN的聚类算法将聚类为低密度区域内的点视为离群点并去除。

[0093] 利用挡位决策参数可以从数据清洗后得到的目标工况数据中构建出图5所示的数据集,数据集最外缘部分散乱分布的数据点是驾驶员的偶然性操作造成的,利用DBSCAN算法对数据集中的离群点进行检测处理,离群点处理后处理后的数据集如图6所示。

[0094] 其步骤如下:

[0095] 7-1) 首先利用Python中随机森林算法的feature_importances子模块计算各候选参数的重要性,选取其中重要性最高的三个特征信号作为挡位决策参数,并以此构建挡位决策数据集。

[0096] 7-2) 利用基于DBSCAN的聚类算法将挡位决策数据集中低密度区域内的数据点视为离群点并去除,数据集中离群点的存在会影响后续神经网络的训练。

[0097] 8) 利用获得的目标工况下的数据集训练长短期记忆神经网络分类模型,从而构建出各个挡位下的换挡规则曲面。本发明将换挡问题转化为各挡位下的升挡、降挡与保持的分类问题,利用获得的目标工况下的行车数据集训练基于长短期记忆神经网络的分类器,从而分别构建出各挡位下的升挡降挡规则曲面。

[0098] 对每个数据点进行标注,标签为-1代表降挡,0代表保持,1代表升挡(注意:一档的

数据只有升挡与保持,七挡的数据只有降挡与保持)。将70%的标注后的数据作为训练集,20%作为验证集,以及10%作为测试集,以分别训练每一个挡位下的基于长短期记忆神经网络的升挡保持与降挡的分类模型,训练好的分类模型分类精度达到93%以上,其中一档、二挡与七挡的分类混淆矩阵如图7所示。

[0099] 以换挡决策参数构成的三维空间中所有的数据点作为长短期记忆神经网络分类模型的输入,从而得到各挡位下的升降挡规则曲面如图8所示。

[0100] 利用获得的目标工况下的数据集训练长短期记忆神经网络分类模型,从而构建出各个挡位下的换挡规则曲面按如下步骤进行:

[0101] 8-1) 对挡位决策数据集中每个挡位下的每个数据点进行标注,标签为-1代表降挡,0代表保持,1代表升挡;

[0102] 8-2) 将70%的标注后的数据作为训练集,20%作为验证集,以及10%作为测试集,分别训练每一个挡位下的基于长短期记忆神经网络的升挡保持与降挡的分类模型;

[0103] 8-3) 以换挡决策参数构成的三维空间中所有的数据点作为长短期记忆神经网络分类模型的输入,从而得到各挡位下的升降挡规则曲面。

[0104] 以上所述仅为本发明的一个实施例,并不用以限制本发明,凡在本发明的技术方案和原理之内所作的任何修改、等同替换或改进等,特别是原理运用及设计方式,比如本发明设计的原理和具体实效办法,均应包含在本发明的保护范围之内。

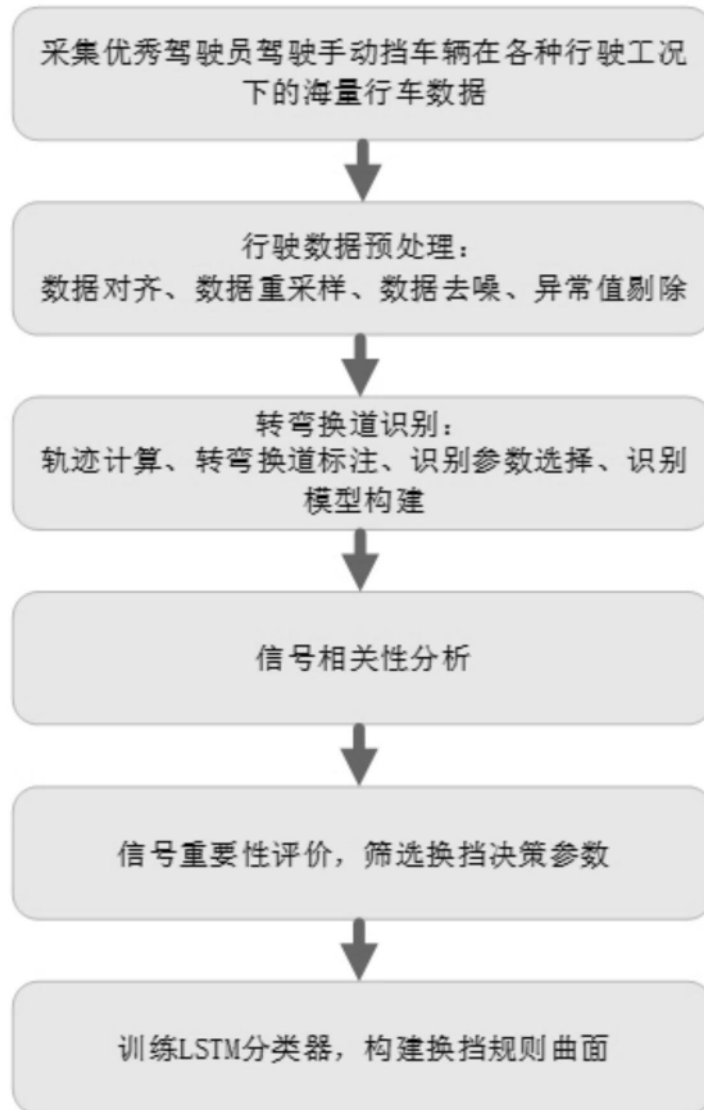


图1

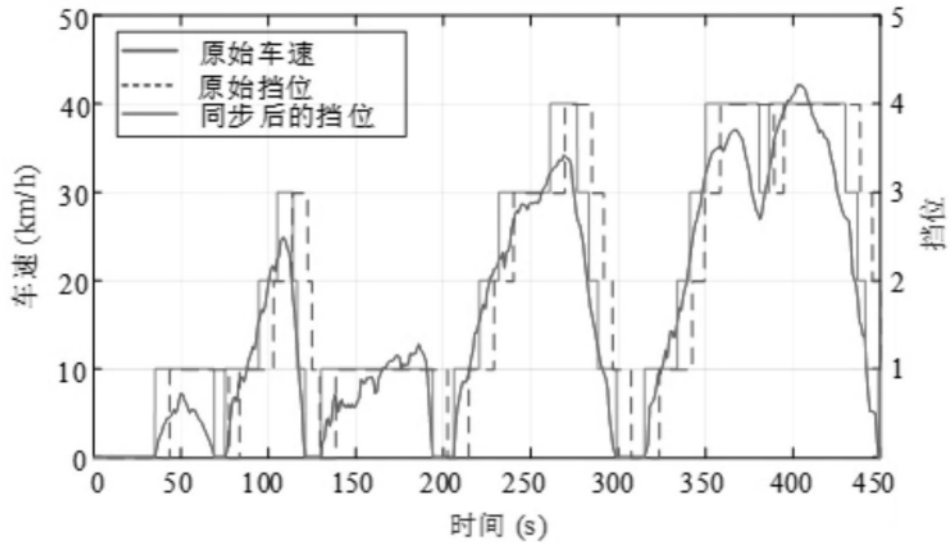


图2

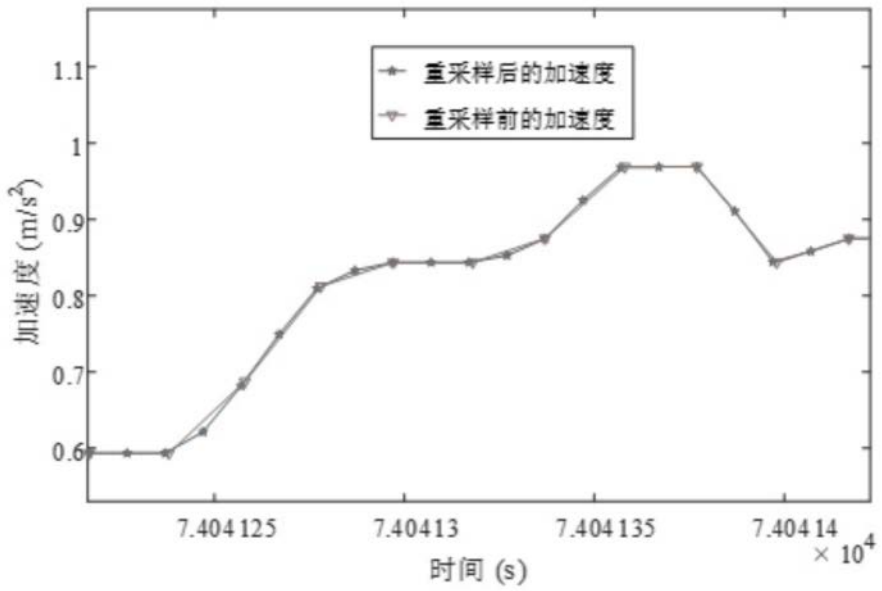


图3

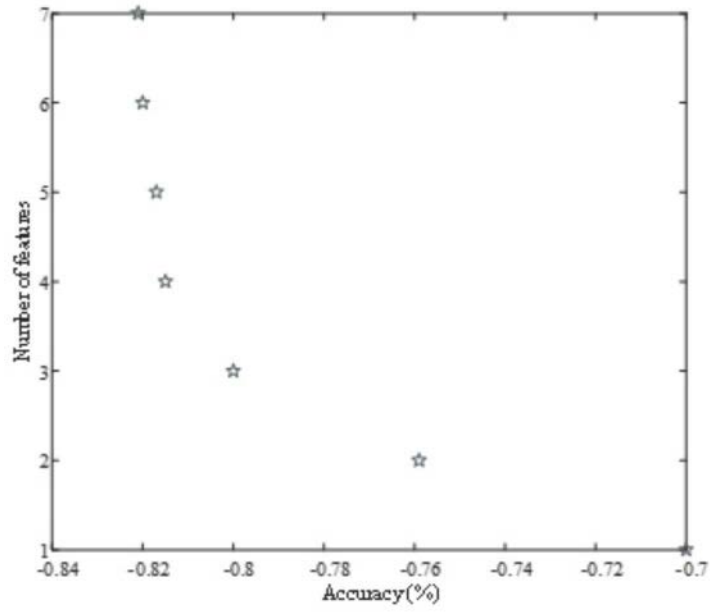


图4

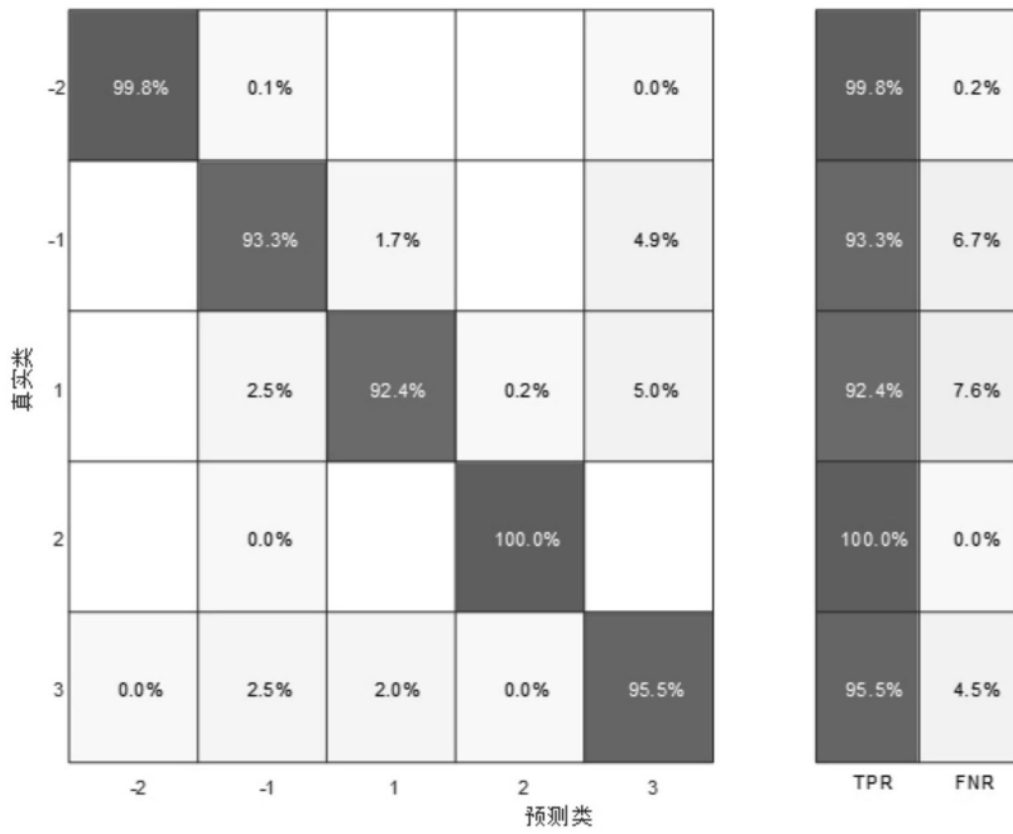


图5

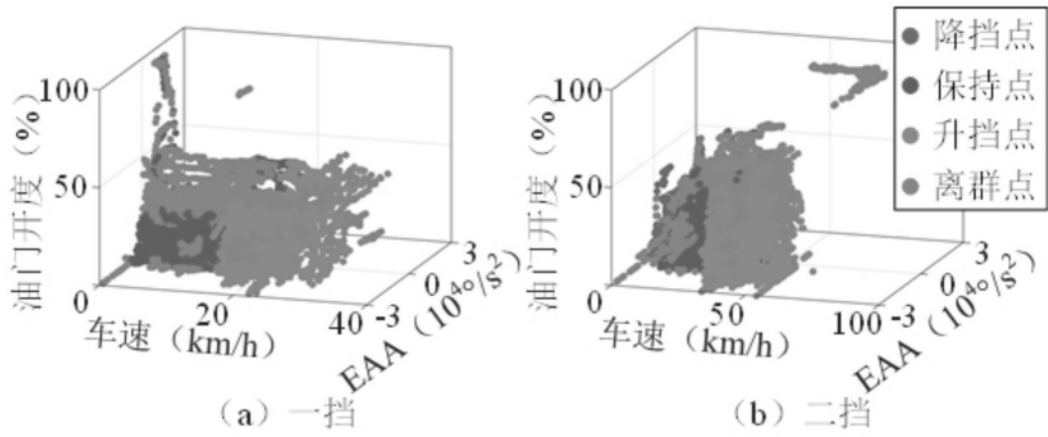


图6

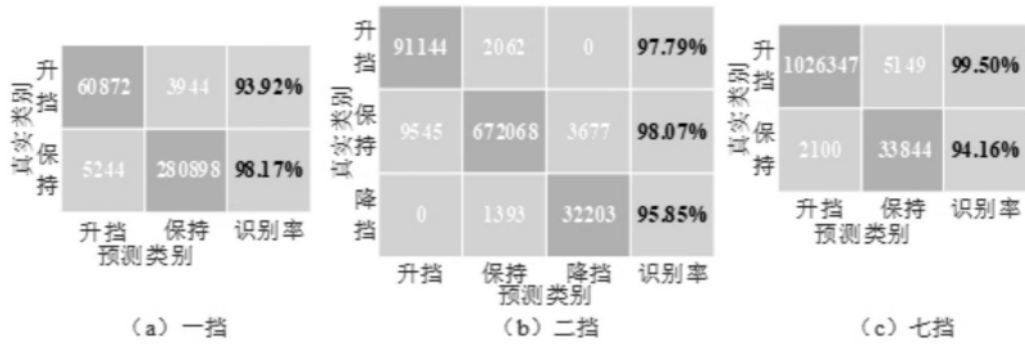


图7

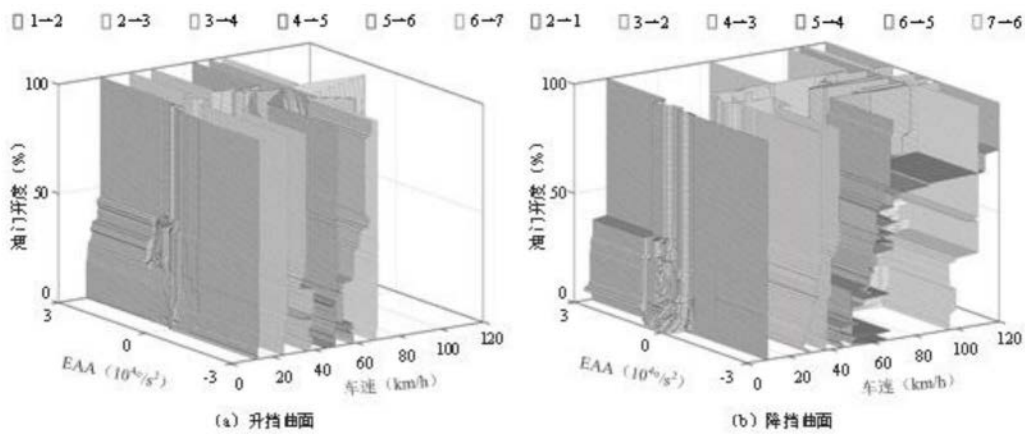


图8