

Driver Intention Recognition based on Support Vector Machine

Liu Xingliang, Zhu Xichan, Li Lin, Liao Maozhu

School of Automotive Studies of Tongji University, Shanghai, China, 201804

Email: lxingliang09@163.com

Abstract: In order to make Advanced Driver Assistance System work more effectively, a driver intention recognition system is proposed. Support Vector Machine Theory Model is built to recognize drivers' active lane change maneuver, where a car is running on the expressway. Through statistics of information characteristics, feature parameters of driver intention have been obtained, which are vehicle yaw rate, steering wheel angle and steering wheel angle rate. Results show that, nearly 90% accuracy rate have been reached when man uses this model to recognize driver intention from natural driving scenario, which means that the model is efficient and reliable.

Keywords: lane change maneuver, lane keeping maneuver, driver intention, support vector machine

基于支持向量机的驾驶意图识别

刘兴亮, 朱西产, 李霖, 廖茂竹

同济大学汽车学院, 上海, 中国, 201804

Email: lxingliang09@163.com

摘要: 为了使得高级驾驶员辅助系统能够更好的工作, 提出了一种驾驶意图识别方法。本文利用支持向量机理论建立了高速公路情况下驾驶员进行车道变换和车道保持的识别模型。通过信息特征统计, 得到用来表征驾驶意图的特征性参数, 也即车辆横摆角速度、方向盘转角以及方向盘转角速率。使用该模型对采集于自然驾驶工况的驾驶员意图进行识别, 达到近 90% 的识别准确率, 说明提出的模型有效可靠。

关键词: 变道; 车道保持; 驾驶意图; 支持向量机

1 引言

高级驾驶辅助系统 (Advanced Driver Assistance System, ADAS) 已成为近年来汽车发展的重点, 好的 ADAS 系统能够有效帮助驾驶员, 减轻驾驶强度, 缓解驾驶疲劳, 提高驾驶的舒适性和安全性。而驾驶辅助系统一般利用各种传感器 (雷达、摄像头等) 探测得到车辆周边的环境道路信息, 为驾驶员决策提供有益性帮助, 例如车道保持系统 (Lane Keeping System) 就是利用摄像头获取道路边缘车道线信息, 并结合车辆运动状态信息来完成辅助任务的, 当车辆偏离车道时自动回正保证车辆在车道线内行驶, 过程中系统有效地融合了车辆与环境的信息。但是驾驶过程是在人-车-路三者协同作用下完成的, 如果 ADAS 系统不能够将驾驶员的驾驶意图进行有效融合, 辅助系统不仅可能起不到辅助驾驶的作用, 而且可能完全是在进行反作用。例如, 道路前方有障碍物, 驾驶员意图转向避让, 但在 ADAS 作用下车辆进行了紧急制动, 而转向操作和紧急制动同时进行又有可能造成车辆运动失稳以致出现事故。因此, 为了使得辅助系统能够在恰当的情形下提供恰当的帮助, 有必要对驾驶意图进行探测识别。而在横向驾驶意图中仅仅使用转向灯信号对意图进行探测识别是不足的, 因为很多驾驶员不能正确的使用转向灯。根据 Olsen 的统计: 只有 64% 的驾驶员在变换车道时开启转向灯, 而其中 50% 的驾驶员在变道行为开始时开启^[1]。转向灯开启率低和开启不及时给转向意图识别造成了很大麻烦, 有必要使用其他更多的特征参数来进行意图识别。

目前,国内外在驾驶意图识别研究上积累了一些经验。比如以 Pentland, Mizushima, Meyer-Delius 等团队^[2-4]为代表,使用隐马尔可夫模型 (Hidden Markov Model, HMM) 对驾驶意图进行研究,得到一些有用的结论。而基于模式识别理论,研究人员将意图识别问题转化为特殊的意图分类问题,这一类的方法又有神经网络、贝叶斯理论、支持向量机等。例如 Joel C. McCall 等人就使用贝叶斯理论研究了驾驶员的制动概率和制动强度等问题,对紧急制动系统控制策略的制定提供了有效帮助^[5]。而所有对人体内心意图状态这一不可直接观测的量的研究都是基于这样一种理论,即不可直接观测的量可以由可直接观测的量来推测表征,比如驾驶意图可以由方向盘转角、车辆侧向加速度、横摆角速率等特征表示。

但是,驾驶员意图识别问题不同于一般的模式识别分类问题,它有其自身的特殊性。因为驾驶在时间上是一个连续过程,驾驶意图是随交通状况,车辆状况变化而变化的随机变量。对驾驶意图的研究还远远不能满足实际工况的要求,尤其是在中国这样特殊的交通环境下,交通规则相对不完善,驾驶员对车辆的操纵随机性较大,因此加强对驾驶意图识别的研究有助于车辆辅助驾驶系统的作用,进而有助于驾驶的安全和舒适。

本文基于支持向量机理论提出了对驾驶意图进行识别的方法。聚焦点是驾驶员在高速公路上进行车道保持和变换车道的意图识别,根据中国驾驶员的驾驶习惯和行为特征提出了有效表征驾驶意图的特征向量。下面的章节主要介绍实验数据的获取方法以及后续的数据处理过程,支持向量机意图识别模型的建模过程和识别结果的展示等。

2 获取数据

实验数据来自于中国 FOT (Field Operational Test) 项目中的 Pilot FOT, 中国 FOT 项目主要为获取中国特殊的交通工况环境以及驾驶员的驾驶行为特征而进行。而在中国 FOT 项目正式开始之前,在 2013 年 2-4 月份进行了先行测试实验 Pilot FOT 项目,先行测试实验共采集了驾驶员在自然驾驶工况下 92 个小时的驾驶数据,主要包括车载传感器测得的在 CAN-Bus 中数据,同时辅以摄像头、眼动仪等传感器的数据。图 1 是 Pilot 的实验用车及车上的实验设备。在整个驾驶过程中共得到 170 多种数据,包含了驾驶员进行加速,制动,转向操作时车辆的运动参数以及摄像头拍摄到的道路环境信息。表 1 列出了与车辆变道操作关系较大的参数。



Figure 1. Experiment vehicle Volvo S60L and data collection equipment

图 1. 实验车辆 Volvo S60L 以及数据采集设备

意图探测模型使用驾驶员在高速公路上连续 4016 s 的行驶数据作为基础数据库。共有 144 个特征时间片段,其中 77 个车道变换和 67 个车道保持片段。整个阶段平均车速保持在 116 km/h,而数据记录的频率为 10 Hz。

Table 1. Vehicle motion parameters

表 1. 车辆运动参数

编号	描述
1	车速 (m/s)
2	纵向加速度 (m/s ²)
3	侧向加速度 (m/s ²)
4	横摆角速度 (rad/s)
5	方向盘转角 (°)
6	方向盘转角速率 (°/s)

为了得到能够有效区分驾驶员进行车道保持和车道变换意图的特征参数，对得到的车辆运动参数进行统计分析，也即频率分布统计分析。分析主要是得到各参数在车道保持和车道变换时的差异水平，如果某参数在两种意图状态下的差异很大，那么相对于其他参数，它就能有效的用来区分两种驾驶意图，愈能作为特征参数。

研究表明，驾驶员在高速公路驾驶时无论是否变换车道行驶，车辆的相关运动参数都服从正态分布，如图 2 表示车辆横摆角速度在变换车道和车道保持两种状态下的统计规律。虽然该参数在两种情形下都大致符合正态分布，但是很明显两者的集中程度也即参数值的分散程度不同，这就说明该参数在两种驾驶员意图工况下具有较为显著的差异。使用相同的方法对方向盘转角等其他几个参数也做相应的统计分析，得到类似于图 2 的统计结果，然后使用公式（1）将区分指标进行量化分析，从而更好的得到模型需要的特征参数。

$$\sigma = \frac{\varphi_{lk} - \varphi_{lc}}{1 - \varphi_{lk} - 1 - \varphi_{lc}} \quad (1)$$

σ 表示差异性水平，而 φ_{lk} 、 φ_{lc} 分别为同一参数在某一固定区域内位于车道保持阶段和车道变换阶段的累积频数。如果某一参数对区分两种工况敏感，其相应的 σ 值就相对更大，那么该参数也就愈能用来表征驾驶员的两种不同的驾驶意图。表 2 就是利用公式（1）对表 1 中除车速外的各参数进行计算得到的结果。

Table 2. Different values of each parameter
表 2 各参数差异值

参数	φ_{lk}	φ_{lc}	σ
纵向加速度	0.6986	0.9341	0.1635
侧向加速度	0.9127	0.9572	0.4675
方向盘转角	0.9469	0.8287	3.6861
方向盘转角速率	0.5761	0.254	3.9915
横摆角速度	0.9725	0.883	4.6858

根据表 2 的计算结果可以使用横摆角速度、方向盘转角速率和方向盘转角三个参数作为意图识别模型的特征参数。

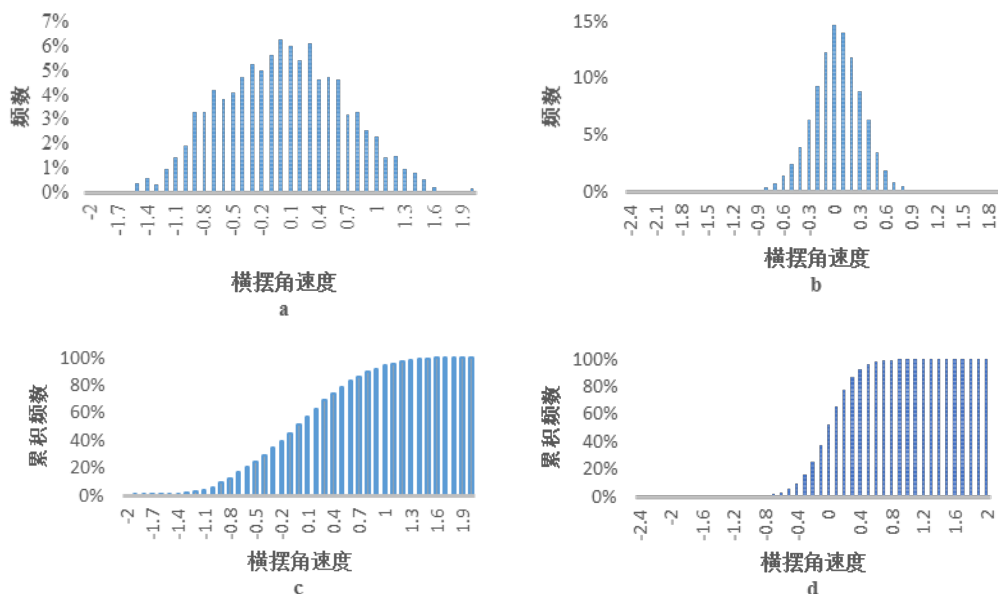


Figure 2. Statistical characteristics of yaw rate (figure a and c : parameter varies when vehicle changes lane; figure b and d : parameter varies when vehicle keeps lane)

图 2.横摆角速度的统计特征（图 a 和图 c 为车辆变道时变化特征；图 b 和图 d 为车辆保持车道时变化特征）

3 SVM 识别模型

3.1 选择核函数类型

支持向量机（Support Vector Machine, SVM）是 Vapnik 在统计理论上提出的一种新的机器学习理论，能够进行有效的模式识别与分类，尤其是在小样本量的情况下，具有高的识别准确率和好的奇异性^[6-7]。支持向量机的主要思想是建立一个分类超平面作为决策曲面，使得正例和反例之间的隔离边缘被最大化。而其体系结果如图 3 所示，在支持向量 $X(i)$ 和输入空间抽取的向量 X 之间的内积核是构造支持向量机学习算法的关键。

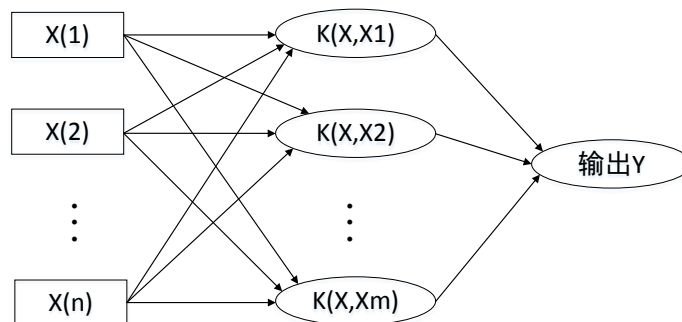


Figure 3. The architecture of support vector machine

图 3. 支持向量机体系结构

图 3 中 K 表示核函数，其种类主要有线性核函数、多项式核函数、径向基核函数、S 型核函数等类型。不同的核函数对不同的模式识别问题有一定影响，但是经过验证对于驾驶员车道变换与否这一特定问题，各个核函数得到的识别结果差异很小，因此本文不做特别研究，选用径向基核函数作为系统的默认核函数。

3.2 训练 SVM

研究驾驶员变道意图模型的前提是能够将车道保持行为和车道变换行为有效区分。根据追求利益动机的不

同，变换行为分为强制性变道和任意性变道^[8]。本文主要关注任意性变道行为，而不考虑遇到交叉路口的强制性变道行为。任意性变道主要是驾驶员为实现更高车速，超越前方慢车而实施的一种行为。这种情况通常发生在快车跟随慢车，而相邻车道行车条件优于本车道时。相应地，车道变换行为开始于车辆向车道线靠近，有连续的横向位移时，而结束于车辆越过车道线并在新的车道上重新保持车道时^[9]。过程中，任何反向的操作将视为车道变换取消。在此，不区分左右变换车道行为，而只是将车道保持行为和车道变换行为作出区分。

类似于支持向量机的统计学模型都需要使用已知结果的数据进行模型训练以确定模型中的关键参数，然后才可以用作意图识别，如图 4 所示。本文使用台湾大学林智仁教授开发的支持向量机 Matlab 工具箱，即 libsvm 作为工具。影响识别模型的是已知数据的形式，也即用哪种特征量来表征一段数据，为此文章分别使用平均值和方差值对模型进行训练，以求取最佳的模型。此外根据以下步骤获取最佳的参数预估值。

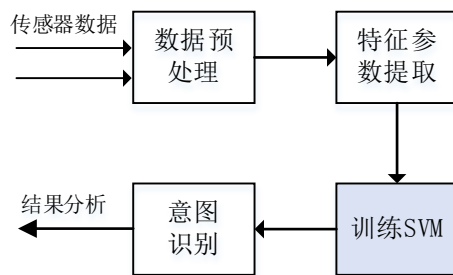
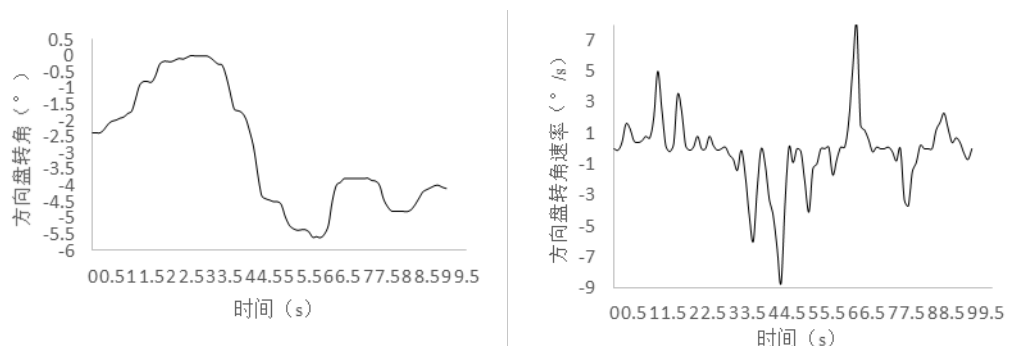
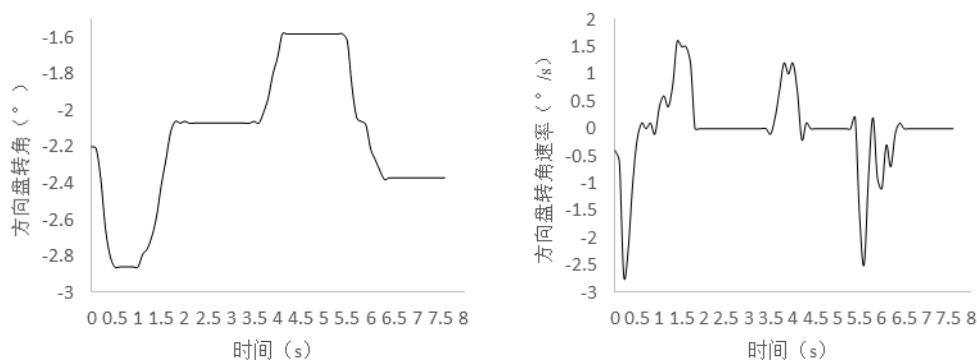


Figure 4. training and recognition process of SVM
图 4. SVM 训练与识别过程

(i) 处理原始数据，车辆横摆角速度、方向盘转角、方向盘转角速率是三个具有代表性的特征信号，即它们作为可观测向量被用来识别预测不可观测向量——驾驶员驾驶意图。如图 5 所示，车道变换操作和车道保持操作的数据特征时段。提取特征时段数据后，分别求取相应特征的平均值和方差值。



(a) Vehicle lane changing maneuver
(a) 车辆变换车道操作



(b) Vehicle lane keeping maneuver
(b) 车道保持操作

Figure 5. Feature data (e.g. steering wheel angle and steering wheel angle rate)
图 5. 特征数据时段 (以方向盘转角和转角速率为例)

(ii) 由于特征信号是三个属性不同的特征量, 不仅量纲不同且数值范围差异也较大。在此, 文章对三个特征信号进行标准化处理, 使得数据范围在[0—1]之间, 如公式 (2) 所示。从而使得数据维度降低, 为获得更好的模型意图识别结果做准备。

$$x_i^* = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

(iii) 选择参数的初始值, libsvm 训练时可以选择的参数很多, 包括 SVM 类型, 核函数类型、核函数 gamma 函数的设置 g, C-SVC 的损失函数 c 等等。根据经验, 除参数 g 和参数 c 外, 其余参数选择系统的默认值即可。而参数 g 和 c 可以使用遍历的方法进行寻找。其思想也就是在 c 和 g 一定的范围内对二值的组合进行尝试, 找到使得识别准确率最大的组合就是最优的 c 和 g 值, 如图 6 所示。

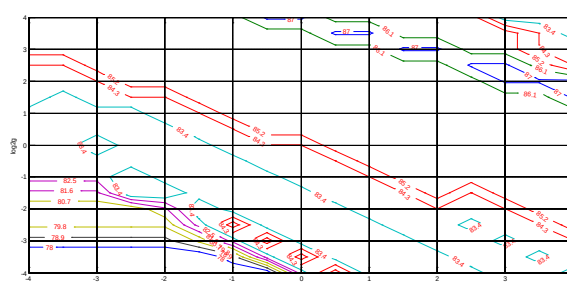


Figure 6. Searching for best parameter c and g
图 6. 寻找最佳的参数 c 和参数 g

(iii) 使用寻优得到的最佳参数 c 和最佳参数 g 替代预测模型中的参数值, 进行驾驶员意图预测, 得到预测结果。如果结果仍不满意, 重新设定步骤 (iii) 中数据范围, 再次进行寻优, 直至获得合理的值为止。

4 驾驶员意图识别结果

意图识别在 SVM 作用下变为了模式分类问题。训练 SVM 的最终目的就是能够更好的将车道变换从车道保持工况中分离出来。由此, 在车道保持和车道变换阶段一共选取了 70 个特征时段数据作为训练用数据库, 其余的数据作为预测用数据库。正如上文提到的, 模型分别使用了平均值和方差值进行比较分析, 结果如表 3 所示。

Table 3. Different values of each parameter
表 3 各参数差异值

	准确率	灵敏度	特异性
平均值	61.54%	52.63%	72.34%
方差值	86.49%	76.19%	100%

其中, 准确率是评判模型识别结果好坏最主要的依据; 而灵敏度主要是指从车道变换意图中识别出相应意图的频率, 它对于快速识别车道变换, 辅助变道具有重要意义; 特异性是指从车道保持意图中识别出相应意图的频率, 它对于辅助驾驶员保持车道行驶具有重要意义。从表 3 中可以看出, 在使用方差值作为特征参数的表征量时, 模型具有最佳的识别准确率, 相对应的灵敏度和特异性也较好。

5 讨论与总结

文章使用驾驶员自然驾驶行为数据对驾驶意图进行了研究，借助支持向量机（SVM）对车道变换意图和车道保持意图进行了识别预测。对采集于 FOT Pilot 的数据进行了预处理，通过信息统计比较获得了具有表征意义的特征参数，即车辆横摆角速度、方向盘转角、方向盘转角速率，然后将其方差值作为模型的输入量，获得了理想的识别准确率。

目前模型主要实在离线状态下实现的，后续工作将会在实时性、准确率方面继续研究；另外可以进一步考虑不同驾驶风格驾驶员的意图识别。

致 谢 (Acknowledgement)

本研究在实验室导师、师兄以及同门的热心帮助下完成，在此表示诚挚的谢意。

参考文献 (References)

- [1] Olson E C B, Modeling slow lead vehicle lane changing. Industrial and Systems Engineering [D], Blacksburg: Virginia Polytechnic Institute and State University, 2003.
- [2] A.Pentland, A.Liu, Modeling and prediction of human behavior. Neural Computation 1999. Vol.11, pp.229-242.
- [3] T.Mizushima, P. Raksincharoensak and M. Nagai. Direct yaw-moment control adapted to driver behavior recognition. SICE-ICASE International Joint Conference.2006, pp. 534-539.
- [4] D. Meyer-Delius, C.Plagemann, W.Burgard, Probabilistic situation recognition for vehicular traffic scenarios. Proceedings of the 2009 IEEE international conference on Robotics and Automation, pp. 4161-4166.
- [5] J. C. McCall and M. M. Trivedi, Human behavior based predictive brake assistance. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2006, pp. 8-12.
- [6] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory, NY: Springer-Verlag, 1995
- [7] Vapnik V, Golowich S, Smola A. Support vector method for function approximation, regression estimation, and signal processing. In: Mozer M, Jordan M, Petsche T (eds). Neural Information Processing Systems, MIT Press, 1997, 9
- [8] Huo Ke. Study on driver's lane change behavior and law of eye movement in urban environment [D]. Xi'an: Chang'an University,2010.
- [9] 霍克. 城市道路驾驶员车道变换行为及注视转移特性研究 [D]. 西安: 长安大学, 2010
- [10] D. D. Salvucci, Inferring driver intent: a case study in lane-change detection, proceedings of the human factors ergonomics society 48th annual meeting, 2004