应用支持向量机的眼睑参数疲劳预测

胡淑燕 郑钢铁

(北京航空航天大学 宇航学院, 北京 100191)

摘 要: 研究表明疲劳驾驶是引起交通事故的重要原因之一,因此有必要采取预防措施,而能够提前对事故进行准确预报并保证低误报警率是问题的关键所在. 提出了利用多眼睑运动特征参数建立支持向量机模型进行疲劳预测的方法,其中眼睑运动特征参数是从驾驶模拟器上采集的眼电信号提取出的. 根据 Karolinska睡眠等级选出 25名缺乏睡眠并在实验中撞到振动带的驾驶员,保证其开始驾驶阶段是警觉的,而事故发生阶段是疲劳的,然后将 20名驾驶员作为训练对象,另 5名驾驶员作为验证对象. 结果表明,所用的方法可以提前至少 5 min对由疲劳导致的事故进行预报.

关 键 词: 支持向量机; 眼电; 疲劳预测

中图分类号: U 491.31; TP 391.4

文献标识码: A 文章编号: 1001-5965(2009)08-0929-04

Driver fatigue prediction with eyelid related parameters by support vector machine

Hu Shuyan Zheng Gangtie

(School of Astronautics, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: Various investigations show that drivers' drowsiness is one of the main causes of traffic accidents. Thus, countermeasure device which should be able to predict the accidents accurately with low ratio of false alarms is currently required in many fields for sleepiness related hazard prevention. Drowsiness prediction was conducted by support vector machine (SVM) with eyelid related parameters extracted from the electrooculography (EOG) data collected in a driving simulator. 25 sleep-deprived subjects which hit the rumbles while driving in the experiment were selected based on the karolinska sleepiness scale (KSS) to make sure they were alert as they started driving and sleepy when the hits occurred, and then they were divided into training set including 20 subjects and validation set including the other 5 subjects. The validation results show that the hits can be successfully predicted at least five minutes ago by our SVM model.

Key words: support vector machine; Electrooculography (EOG); fatigue prediction

驾驶安全目前已成为全社会关注的焦点,最近的研究表明,疲劳会影响到驾驶员对车辆行驶的判断和控制,其造成的高速公路伤亡人数占总数的 20%,因此有必要发展能够对疲劳进行监测和早期预报的方法与技术.

目前已经发展了多项疲劳监测方法[1-5],包括通过测量脑电 EEG (Electroencephalogram), 心率、脉搏、眼睑运动、凝视、头部运动和车辆的行驶特征 (如车道偏离和方向盘运动等) 等变化来判断驾驶员是否疲劳. 其中,眼部参数的测量是监测警觉的一个重要研究方向. 许多文献研究了眼睑运动参数由于疲劳程度不同而引起的变化[6-8],这其中包括眨眼间隔、眨眼频率、眨眼幅值以及眼睑关闭/睁开速度等. 但这些疲劳监测系统多采用单个或少量几个眼睑运动参数来判断驾驶员的疲劳程度,所以稳健性和准确性较差. 提高判断的准

收稿日期: 2008-07-07

基金项目: 欧盟 SENSATION 资助项目 FP6(507231)

作者简介: 胡淑燕(1982-), 女,山东诸城人,博士生, huyan@sa.buaa.edu.cn.

确率和稳健性的最直接途径是采用多参数方法. 本文将利用多眼睑运动参数结合支持向量机SVM (Support VectorMachine)来进行疲劳监测和早期预报.

1 支持向量机简介

SVM[9-10]是基于Vapnik等人提出的最大边界原则的学习算法,目前已成功应用于面部识别、文本分类等领域.

对于二元分类的问题,若给定训练数据集 $(x_1, y_1), \cdots, (x_l, y_l)$, $x \in \mathbf{R}^n$, $y \in \{+1, -1\}$,分离平面为 $w^{\mathrm{T}} \cdot x + b = 0$,判定函数为 $f(x) = \mathrm{sign}(w^{\mathrm{T}} \cdot x + b)$,归一化后求解任务变为寻找 w 和 b 使得 $w^{\mathrm{T}} \cdot x + b = 0$ 之间的距离最大. 若训练数据是线性可分的,则可以得到下面的优化问题:

$$\min_{w, b} \quad \frac{1}{2} w^{\mathrm{T}} w \tag{1}$$

且 $y_i(w^{\mathrm{T}} \cdot x_i + b) \geqslant 1$. 式(1)可转化为下面的对偶问题:

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} w^{\mathrm{T}} w - \sum_{i=1}^{l} \alpha_i [y_i (w \cdot x + b) - 1] \tag{2}$$

其中拉格朗日乘子 $\alpha_i \geqslant 0$ 分别对 b 和 w 取导后得到:

$$\max W(\alpha) = \sum_{i=1}^{l} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i, j=1}^{l} \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \tag{3}$$

式中, $\sum_{i=1}^{l} y_i \alpha_i = 0$, $\alpha_i \geqslant 0$

将输入空间映射到高维希尔伯特空间: $x_i \cdot x_j \rightarrow \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$,然后引进核函数 $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$. 因核函数的引入,映射 $\Phi(x_i)$ 的形式并不需知道. 选择合适的核函数,可以使在原始空间线性不可分的数据在特征空间中线性可分. 式(3)可变为

$$\max W(\alpha) = \sum_{i=1}^{l} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i, j=1}^{l} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i \cdot x_j) \tag{4}$$

在实际情况中,训练数据因噪音的存在通常是不可分的,这时可在约束中引入松弛变量 $\xi_i \geqslant 0$, $i = 1, \cdots, l$

$$y_i (w^{\mathrm{T}} \Phi(x_i) + b) \geqslant 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geqslant 0, \ i = 1, \cdots, l \tag{5}$$

$\sum_{i=1}^{l} \xi_i$ 为目标方程的上界,目标方程变为: $\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} w^{\mathrm{T}} w + C \sum_{i=1}^{l} \xi_i$,其中, C 控制对错分样惩罚的程度.

支持向量机具有以下优点:

1) SVM是统计学习理论的实用部分,根据统计学习理论,实际风险的上界是经验风险和置信区间的和,即 $R(\alpha) \leqslant R_{\mathrm{emp}}(\alpha) + \Phi\left(\frac{h}{l}\right)$. 其中, l 是训练样本数, h 是VC维数(Vapnik-Chervonenkis Dimension), VC维反映了函数集的学习能力. 不难看出,置信区间随VC维数增高而变大. 统计学习理论提出了结构风险最小化原则,折中考虑经验风险和置信范围,使得实际风险最小. SVM的思想是保持经验风险不变(如令训练误差为0),使置信区间最小. 统计学习理论也表明大边界的分类平面对应较小的VC维数.

2) 建立的SVM模型仅仅取决于支持向量.

3) 学习过程仅包括凸函数的优化,因此得到的是全局最优解而非局部最优解. 同时,因为核函数的引入,所有计算均在输入空间中进行,从而避免了维数灾难.

4) SVM模型仅需调节个别参数,如当选择RBF核函数时,需用户控制的参数只有 C 和 γ.

2 实验简介

本文中采用的眼睑运动参数来源于欧盟项目SENSATION模拟驾驶实验中采集到的EOG (Electrooculography)数据. 该实验由瑞典国立道路交通研究中心(VTI)在其第3代驾驶模拟器上进行. 模拟道路两侧均铺设振动带, 44名驾驶员夜班结束后在模拟器上至少驾驶45min以上. 驾驶模拟器撞击其中任一侧振动带,都可认为是在实际驾驶中某种事故的模拟,所以本文中疲劳监测的目的是在撞击(振动带)之前某个时刻(如撞击5min之前)开始给出连续警告,直至驾驶员采取某种预防措施(如停车休息),从而避免碰撞事故的发生.

实验中共记录了驾驶员的2道垂直、1道水平眼电(EOG)、1道肌电EMG (Electromyography)以及3道脑电EEG,其中EOG采样频率为512Hz, EEG和EMG采样频率为256Hz.

驾驶员撞击振动带次数从0到54不等,但考虑到实际驾驶中若发生碰撞,驾驶员不能再继续驾驶,故本文只采用第1次碰撞之前的数据.

另外为确保撞击是由疲劳引起的,文中同时采用了实验中的Karolinska睡眠等级KSS(Karolinska Sleepiness Scale)结果来衡量驾驶员的疲劳程度. KSS是睡眠的一种主观评定[11]. 驾驶员在

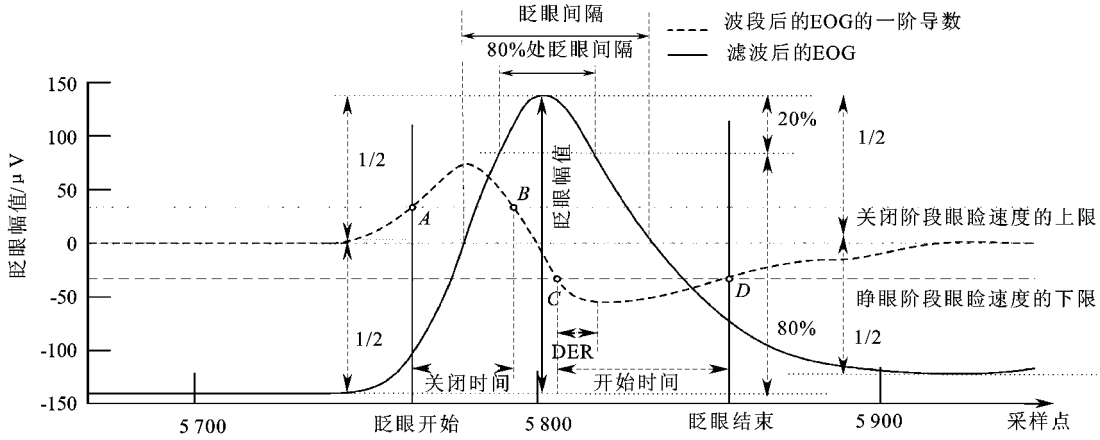
驾驶期间, 每隔 5m in便通过对讲机进行一次口头困倦评分, 评分结果可以是 1~ 9之间的整数, 也可选择 0. 5.

3　EOG特征提取及 KSS

与其它机器学习算法一样, 特征的选择对 SVM 的应用结果至关重要, 本节主要讨论从眼电 EOG数据中提取眼睑运动特征的过程. 首先将两列垂直 EOG信号取平均, 然后根据图 1演示的定义方法提取出 10个眼睑运动参数, 这些参数的描述详见表 1. 文中采用 KSS来衡量驾驶员的疲劳. 实验中, 驾驶员每隔 5m in进行一次口头困倦评分, 可取 1~ 9之间的整数, 也可以取 0. 5.

表 1　眼睑运动参数

特征	表　述	说　明
X_1	眨眼间隔, s	从眨眼幅值的一半到另一半
X_2	眨眼幅值, μV	
X_3	眼睑关闭速度, μV /样本	关闭阶段的平均速度
X_4	最大关闭速度, μV /样本	
X_5	眼睑睁开速度, μV /样本	睁开阶段的平均速度
X_6	最大睁开速度, μV /样本	
X_7	眼睑重新睁开的延迟 DER(Delay of Eyelid Reopening), s	DER的开始点为眼睑开始睁开处, 停止点为睁开阶段的最大速度处.
X_8	80%处眨眼间隔, s	从上升幅值的 80%处到下降幅值的 20%处
X_9	关闭时间, s	
X_{10}	睁开时间, s	



注: A: 眨眼开始; B: 眼睑停止关闭; C: 眼睑开始睁开; D:眨眼结束.

图 1　眨眼特征的定义

4　SVM 结果及分析

本文研究目的在于疲劳事故的早期预报, 本实验中, 对振动带的撞击可以认为是实际中事故的模拟 (如撞到隔离墩), 故须在模拟器撞击振动带之前对驾驶员发出警告.

首先需确保参与训练和预测的驾驶员在开始驾驶时是相对清醒的, 而撞击之前是比较疲劳的. 本文根据 KSS值的大小选取了用来训练的样本 20人, 用来预测的样本 5人. 选取规则如下:

1) 开始驾驶阶段 KSS值 < 7;

2) 撞击振动带之前 KSS值 ≥8

同时因训练 /预测过程共有 25人, 个体差异不可避免地会影响到预测结果, 故采取如下的归一化手段将每个特征值大小变换到 [0, 1]:

$$x_i = \frac{x_i - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}} \qquad (6)$$

x_i 是从 EOG中提取出的第 i个特征.

预测阶段可以分成两部分, 即清醒状态和疲劳状态. 开始驾驶阶段视为清醒状态, 此阶段不给出警告; 然后分别选取撞击前 3, 4, 5, 6m in分钟开始处直至撞击 (振动带)为疲劳状态, 并开始给出警告. 本文分别选取 20 s和 1m in作为一个预测间隔 UP(Update time), 每个预测间隔即给出一个预测结果——警告或不警告. 其中, 从 EOG信号中提取的 10个眼睑运动特征 ($X_1 - X_{10}$)在 3×UP的滑动窗口内取平均值以达到平滑数据的目的.

SVM 分类由 Libsvm 实现[12], 选取径向基核函数, 并进行 5-fold交叉验证, 得到最优的 (C, γ)值.

驾驶疲劳的监测结果可以通过图 2定义的灵敏性 (sensitivity)和特异性 (specificity)来评价. 其中 ×代表给出警告, 灰色背景内为预测窗口 (疲劳状态), 即在该窗口内, 每个 20 s的区间都须给出疲劳警告. 特异性 (specificity)定义为清醒状态下的预测准确率, 图 2中前面的 5个清醒阶段内有一个虚假警报, 故可以计算出特异性为 80%; 灵敏性 1定义为疲劳状态下的预测准确率, 灵敏

性 2定义为疲劳状态是否被监测出,故对于某一位驾驶员而言,只要灵敏性 1大于 0,灵敏性 2即为 100%.从图 2可以看出灵敏性 1为 40%.表 2列出了预测结果.

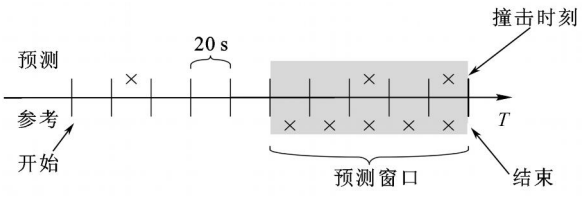


图 2 灵敏性和特异性的定义

表 2 预测结果 (5人)的灵敏性和特异性

预测窗口 /min	预测间隔 /s	灵敏性 1/%	灵敏性 2/%	特异性 /%
3	20	4.44	40	91.40
	60	33.33	40	90.63
4	20	35	100	88.30
	60	20	40	81.36
5	20	37.33	100	88.46
	60	24	60	83.33
6	20	28.89	100	80.14
	60	70	100	77.97

从表 2中可以看出,若选取预测间隔为 1min,当 T= 3,4,5min时,均有数名驾驶员的撞击未被成功地预报出;T = 6min时,虽然灵敏性 2为 100%,但是特异性也不足 80%.而当预测间隔为 20s时,在撞击前至少 4min处开始给出警告,均可以准确预测到全部 5次撞击.但当 T = 6min时,误报警率开始增大.实验说明,每隔 20 s给出一个预测结果,如果在汽车撞击之前 5min开始给出警报,即可达到即准确预测撞击又可减少误报警率的目的.

5 结 论

疲劳驾驶是引发交通事故的一个重要因素,它引起了全社会的广泛关注.采用多眼睑运动参数的支持向量机方法是一种可靠的疲劳监测的手段. SVM 预测模型还可以融合其它参数,如车辆行驶特征,凝视等.在起重机操作等安全要求更高的地方,也可测量 EEG数据,从而使得监测结果更准确.

疲劳驾驶可引发严重交通事故,故疲劳监测系统需有极高的监测准确率,另外为满足驾驶舒适性,同时也要保证极低的误报警率.在本文研究的方法中,如何正确判断驾驶员的疲劳程度是至关重要的,它关系到以上两个因素.本文中, KSS以及撞击振动带都用来作为疲劳程度的参考.

本实验只有缺乏睡眠的驾驶员参与,故而缺乏清醒状态驾驶的数据.此外,虽然实验中采用了高保真模拟器,但模拟驾驶并不能等同于实际驾驶.实际驾驶中由于噪声的引入使得采集的信号难于分析,而模拟器上采用的方法需要在实际驾驶中进行进一步验证.

致谢 本文由欧盟项目 SENSATION和中国科技部联合资助,并感谢 VTI, LAAS-CNRS以及 KI提供的数据.

参考文献 (References)

[1] Hamada T, Ito T, Adachi K, et al. Detecting method for drivers' drowsiness applicable to individual features [J]. IEICE Trans on Information and Systems, 2004, E87-D (1): 88-96

[2] Wierwille W W, Lewin M G, Fairbanks R J. Final reports research on vehicle-based driver status/performance Monitoring Part III [R]. DOT HS 808 640, 1996

[3] Hayami T, Matsunaga K, Shidoji K, et al. Detecting drowsiness while driving by measuring eye movement-a pilot study [C]// In Proc 5th Int Conference on Intelligent Transportation Systems USA: IEEE, 2002: 156-161

[4] Ji Q, Yang X J. Real-time eye, gaze, and face pose tracking for monitoring driver vigilance [J]. Real-Time Imaging, 2002, 8: 357-377

[5] Liu X, Xu F L, Fujimura K. Real-time eye detection and tracking for driver observation under various light conditions [C]// IEEE Intelligent Vehicle Symposium. USA: IEEE, 2002: 344-351

[6] Morris T L, Miller J C. Electrooculographic and performance indices of fatigue during simulated flight [J]. Biological Psychology, 1996, 42: 343-360

[7] Ji Q, Zhu Z Z, Lan P L. Real-time nonintrusive monitoring and prediction of driver fatigue [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2004, 53(4): 1052-1068

[8] Caffier P P, Erdmann U, Ullsperger P. Experimental evaluation of eye-blink parameters as a drowsiness measure [J]. Eur J Appl Physiol, 2003, 89: 319-325

[9] Burges C J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition [J]. Data Min Knowl Disc, 1998, 2 (2): 121-167

[10] Cristianni ni N, Shawe-Taylor J. An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2000

[11] kerstedt T, Gillberg M. Subjective and objective sleepiness in the active individual [J]. International Journal of Neuroscience, 1990, 52: 29-37

[12] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a library for support vector machines [CP/OL]. 2001, Taipei: National Taiwan University [2008-06-11] http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm

(责任编辑:张 嵘)