

基于脑电与眨眼频率的可穿戴疲劳驾驶检测系统

张 丞,何 坚,张 岩,周明我

(北京工业大学 软件学院,北京 100124)

摘 要: 在小型化、低功耗的可穿戴设备上,针对运行基于脑电信号的驾驶疲劳检测系统的准确率不高的问题,在对被试者左前额脑电信号 Attention 和 Meditation 以及 Blink 的数据进行关系分析的基础上,分别筛选最佳窗口宽度和分类算法,设计适用于可穿戴设备的疲劳驾驶检测算法,并在安卓智能设备上系统进行实现。采用准确率、正样本识别正确率、负样本识别正确率、敏感性与特异性指标,分别测试 4 种分类算法,即 k 临近算法、决策树算法、朴素贝叶斯算法、多层人工神经网络算法的性能,并最终选择 kNN 分类算法进行系统实现。实验结果证明,该系统的准确率达到 83.7%,敏感性与特异性分别达到 73.8% 和 88.6%,系统具有无线、实时、准确高效的特点。

关键词: 可穿戴;疲劳驾驶检测;脑电信号;眨眼频率;分类算法;相关系数

中文引用格式:张 丞,何 坚,张 岩,等. 基于脑电与眨眼频率的可穿戴疲劳驾驶检测系统[J]. 计算机工程, 2017, 43(2): 293-298, 303.

英文引用格式:Zhang Cheng, He Jian, Zhang Yan, et al. Wearable Fatigue Driving Detection System Based on Electroencephalogram and Blink Frequency[J]. Computer Engineering, 2017, 43(2): 293-298, 303.

Wearable Fatigue Driving Detection System Based on Electroencephalogram and Blink Frequency

ZHANG Cheng, HE Jian, ZHANG Yan, ZHOU Mingwo

(College of Software, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

【Abstract】 Aiming at the accuracy rate of fatigue driving detection system based on Electroencephalogram (EEG) signal running is not high on small size, low-powered wearable devices, on the basis of data relation analysis between Attention, Meditation and Blink of subject's left prefrontal brain electrical signal, the best window width and classification algorithm is selected. This paper designs fatigue driving detection algorithm suitable for wearable devices. And the system is implemented on the Android intelligent devices. The accuracy rate, true positives rate, false positives rate, sensitivity and specificity are used to measure the performance of four kinds of algorithm: k-nearest neighbors, decision tree, naive Bayes, multi-layer artificial neural network. kNN is chosen to implement system. Experimental results show that the accuracy rate of the system reaches 83.7%, sensitivity and specificity are 73.8% and 88.6%. The system is wireless, real-time, accurate and efficient.

【Key words】 wearable; fatigue driving detection; Electroencephalogram (EEG) signal; blink frequency; classification algorithm; correlation coefficient

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.02.049

0 概述

在全球范围内,疲劳驾驶已成为导致交通事故的重要原因之一。由于疲劳驾驶会导致驾驶员注意力无法集中、反应速度下降、对车辆的操控力下降,进而严重增加发生交通事故的概率。可穿戴设备若能在驾驶员发生疲劳的初期就检测出疲劳反

应,并发出警报,引起驾驶员注意,则可有效地保护驾驶员的生命财产安全^[1]。现有主要的驾驶疲劳监测装置使用的检测方法一般为动作捕捉方法^[2]、图像识别方法^[3]、生理参数测量方法^[4]、驾驶员行为与车道偏离检测等。大部分检测方法无法正确处理不同人的疲劳反应,而使用接触性传感器会影响驾驶员行车感觉。通过直接检测驾驶员左前额脑电信

基金项目:国家自然科学基金(61040039, 61201361);北京市自然科学基金(4102005, 4122010)。

作者简介:张 丞(1993—),男,本科生,主研方向为嵌入式系统、软件工程;何 坚,副教授;张 岩、周明我,硕士研究生。

收稿日期:2016-01-29 **修回日期:**2016-02-29 **E-mail:**18618135402@139.com

号^[5],并综合其眨眼频率分析驾驶员疲劳程度,可在不影响驾驶的情况下,达到提醒驾驶员疲劳的目的,是一种较新的,有发展前景的疲劳驾驶检测技术^[6]。但检测技术基于可穿戴设备实用化过程上面临小型、低功耗化以及算法准确率与效率的均衡等问题。

本文使用左前额脑电信号集中度(Attention, A)与放松度(Meditation, M)的相关系数以及驾驶员眨眼频率为基础,分析算法使用的样本窗口的最适宽度,以及各种算法在准确率、敏感度、特异度、实时性之间的平衡,提出一种适用于可穿戴设备的疲劳检测算法。介绍实验环境、系统架构并在安卓设备上实现系统,并给出各算法在多种窗口下的准确率比较。

1 脑电信号 A 与 M 的关系分析

人类大脑的前额叶皮层是最高级别的联合皮层,虽然其不直接参与感觉或运动功能,但是接受来

自感觉、运动和其他脑区的信息,并对这些信息进行整合加工处理,再把信息传回到相关脑区,进而调控它们的活动^[7]。前额叶皮层与大脑的注意力调控、行为抑制、行为的计划和策略等方面紧密相关,因此,课题提出通过检测前额叶的脑电信号,分析驾驶员在驾驶过程中是否存在注意力分散、思维活动降低等特征,进而判定驾驶员是否处于疲劳的驾驶状态。

左前额脑电信号 A 和 M 之间存在一种对称的关系。当被试者分别处于集中、放松、疲倦、睡眠 4 种状态中时,其相关系数曲线层次分明,若选取合适的分类方法即可将 4 种状态区分开^[8]。此处,课题组检测了被试处于平稳驾驶、换挡、转弯和疲劳驾驶状态下的 A 和 M 数据,如图 1 所示。由图 1 可知,4 种驾驶状态下 A 与 M 随时间变化的对称关系差别明显,证明了采用左前额脑电 A 和 M 相关系数进行疲劳驾驶检测技术可行。

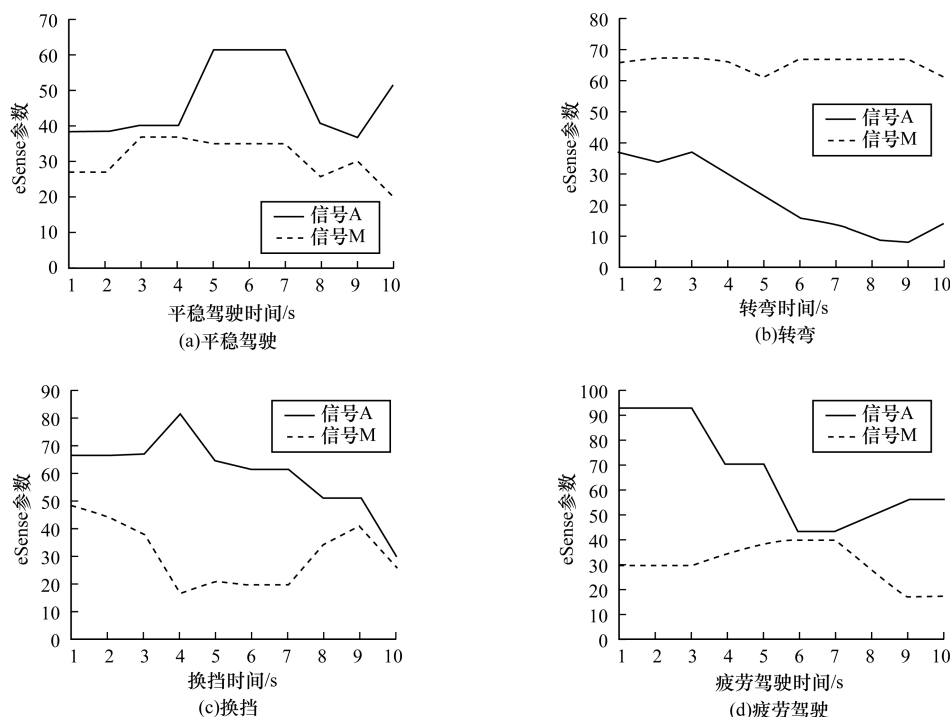


图 1 4 种驾驶状态下的 AM 关系

课题采用相关系数分析驾驶场景中驾驶员 A 和 M 之间的关系。其他脑电课题中相关系数分析也曾被使用^[9]。设 x_i 和 y_i 分别表示 i 时刻前额叶脑电的 A 和 M 数据值, \bar{X} , \bar{Y} 分别为前额叶脑电 A 和 M 的均值, 则第 i 时刻 A 和 M 之间的相关系数 r 计算式为:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (1)$$

Mindset 脑电耳机集成了 ThinkGear 脑电感知芯片,能以 512 Hz 的频率采样左前额 fp1 电极的脑电信号,并以 1 Hz 的频率生成 A 和 M 数据。其中, A 取值范围 0 ~ 100,取值越高表明用户的注意力越集中; M 取值范围 0 ~ 100,取值越高说明用户的大脑活动越少。ThinkGear 芯片同时支持获取用户的眨眼动作以及动作强度。每当用户眨眼,脑电耳机就会即时产生 Blink 数据。因此, Mindset 脑电耳机为课题组研究基于左前额脑电的疲劳驾驶检测技术提供了硬件支持。

2 A 和 M 相关系数与 Blink 数据采集与处理

本节介绍了驾驶数据样本采集的实验环境及处理数据的流程。

2.1 实验环境

由于疲劳驾驶检测实验存在严重的安全隐患,为了保证驾驶员人身安全和驾驶实验的真实性,课题组以 SCANeR™ studio 驾驶模拟舱为平台仿真驾驶环境。在保证被试者驾驶感觉的同时又确保其安全。SCANeR™ studio 驾驶模拟舱主要包括如下部分:

1) 计算机:实时计算模拟车辆的行驶轨迹,生成三维场景图像,并显示被试者违规操作信息。

2) 环绕投影幕:在模拟舱前后和两侧各一个宽 3 m、高 2 m 投影幕,前投影幕有弧度,投影仪实时将计算机产生活道路景像投射到屏幕上,给驾驶员真实驾驶的感受。

3) 轿车:车内发动机由交流电机取代,前轮由一对摩擦地辊支撑,原地旋转。车内各种传感器采集各种信号传送给计算机处理。

4) 力学模拟器:车轮的动能通过地辊传递给力学模拟器,模拟汽车运动时的惯性、摩擦阻力、颠簸等特征。

5) 采样用安卓手持智能设备:三星 Galaxy Note10.1,操作系统为安卓 4.1,支持蓝牙 4.0。

2.2 采样流程

采样实验人员年龄均在 20 岁~40 岁之间,拥有机动车驾驶执照,1 年以上驾龄。采样实验时间为 11:30~13:30,于驾驶人员午饭后容易产生困倦的时间进行,每次实验约 30 min~40 min。最终有效数据由 17 名驾驶人员的实验数据 18 组组成。

实验者头戴 Mindset 脑电耳机在模拟舱驾驶, Mindset 以 1 Hz 的采样频率采样驾驶者的 A、M 和 Blink 数据,并通过蓝牙将数据发送到 Android 智能设备上,由 Android 设备以 xml 文件形式进行持久化保存 A、M、Blink 和时间数据。当观察员发现驾驶者疲劳时,通过 Android 智能设备实时记录下时间点数据。实验中由一名观察人员坐在副驾驶位置观察驾驶者状态。由于与驾驶者交流会对结果产生干扰,课题组规定一旦开始驾驶后观察员不与驾驶员交流。

2.3 数据处理方法与技术

在算法分析过程中,每种样本分类算法都使用了 2 个维度的数据:

1) 由左前额脑电信号 A 与 M 在选定窗口下的相关系数 r 。

2) 选定窗口中眨眼信号 Blink 产生次数总和。

课题组采用如下流程和方法来处理数据产生训练样本和实验样本。

1) 确定样本窗口跨度 t_w 。

2) 查找第 1 次疲劳时间 t_{T1} 。

3) 计算 $t_{T1} - t_w$ 得出清醒数据时间上限 l_a 。

4) 使用样本中第 1 包数据的时间作为窗口起始位置 w 。

5) 计算窗口内 A 与 M 的相关系数 r_{A1} 与 Blink 总数 b_{A1} 添加清醒标签作为清醒训练数据。

6) 将窗口起始位置 w 向后移动一个跨度 t_w , 如果 $w > l_a$ 则进入下一步, 否则返回上一步继续计算 r_{An} 和 b_{An} 。

7) 将窗口起始位置 w 移动到第 1 次疲劳时间 t_{T1} 上。

8) 计算窗口内 A 与 M 的相关系数 r_{T1} 与 Blink 总数 b_{T1} 添加疲劳标签作为疲劳训练数据。

9) 查找下一个疲劳标记 t_{Tn} 位置。如果找到则移动窗口到 t_{Tn} , 返回上一步, 得到 r_{Tn} 与 b_{Tn} 。如果未找到则结束查找并进入下一步。

10) 完成样本取样, 分别保存清醒状态 A 和疲劳状态 T 下的 A、M 相关系数及 Blink 总数 $r_{An}, b_{An}, r_{Tn}, b_{Tn}$ 以进行数据挖掘。

3 不同窗口宽度下不同算法的对比分析

本节对比了不同分类算法在不同参数和窗口宽度下对样本进行分类的准确率及其他评估指标。

3.1 评估标准

本文采用敏感性和特异性 2 个指标对比分析不同分类算法^[10]:

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (2)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \quad (3)$$

其中, TP 为正确识别出正样本的数量, 即将疲劳驾驶正确识别出的样本数量; FN 为未识别出正样本的数量, 即将疲劳驾驶识别为正常驾驶的样本数量; TN 为正确识别出负样本数量, 即将正常驾驶识别为正常驾驶的样本数量; FP 为未识别出负样本的数量, 即将正常驾驶识别为疲劳驾驶的样本数量。

3.2 k 最近邻算法

k 最近邻算法(k Nearest Neighbor, kNN)是较为经典的机器学习算法^[11]。对于类域的交叉或重叠较多的待分样本集来说具有较高的分类准确率。kNN 算法在归类时计算所有样本与带归类数据的几何距离, 待分样本数量为 n 时时间复杂度为 $O(n)$ 。样本数量为 n , 样本数据 AM 相关系数为 r_n , Blink 和为 b_n , 待分类样本 AM 相关系数为 r , Blink 和为 b ,

待分样本到每个样本的几何距离公式为:

$$d_n = \sqrt{(r - r_n)^2 + (b - b_n)^2} \quad (4)$$

图 2 是当 kNN 算法中 k 分别取 1, 3, 5, 7, 9, 11 时, 将窗口跨度分别设定为 10 ~ 65 的情况下, 样本数据经十折交叉验证模型验证所得的归类准确率。

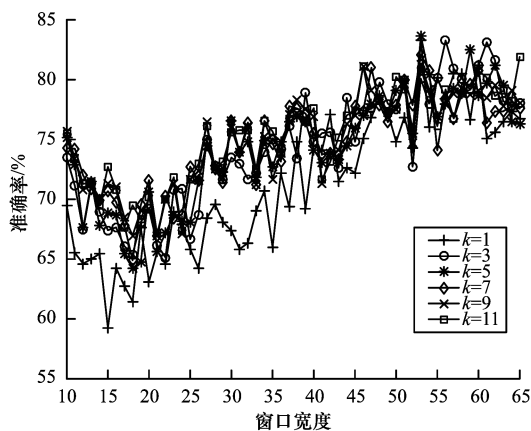


图 2 kNN 算法分类准确率

从图 2 中得知, 当 $k=5$, 窗口跨度为 53 时, 出现最高准确率 83.67%。这说明当使用 kNN 算法时, 选择 $k=5$, 窗口跨度 53 是最优化的参数, 可以得出准确率较高的分类结果。表 1 显示了使用最优化参数的结果统计。

表 1 kNN 分类结果统计

识别结果	全部	正确数	不正确数
正常驾驶	81	62	19
疲劳驾驶	170	148	22

依据式(2)和式(3)可以计算出使用 kNN 分类的敏感性、特异性分别为 73.81% 和 88.62%, 其正样本识别正确率 76.5% 和负样本识别正确率 87.1% 属于可以接受的范围。

3.3 决策树 C4.5 算法

决策树 C4.5 算法是一种数据挖掘算法^[12]。它所创建的树上的每个节点都代表一个位置, 在这个位置必须基于输入做出决策, 并且会从一个节点移到下一个节点直至到达能够得出预测的输出的叶子节点。为了保持节点和枝叶尽量少, 算法的准确性, 分类中计算准确率时使用 J48 开源算法对树进行了修剪, 置信因子 0.25。

图 3 显示了使用 C4.5 决策树算法进行分类, 将窗口跨度分别设定为 10 ~ 70 的情况下, 样本数据经十折交叉验证模型验证所得的归类准确率。在图 3 中, 当窗口宽度为 56 时准确率出现峰值, 为 85.31%。表 2 是该参数分类结果统计。

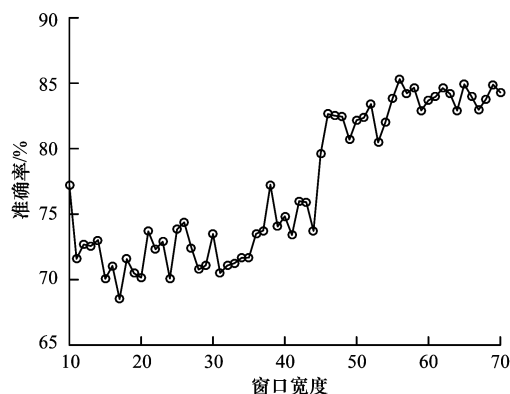


图 3 C4.5 算法分类准确率

表 2 C4.5 分类结果统计

识别结果	全部	正确数	不正确数
正常驾驶	77	43	34
疲劳驾驶	168	164	4

依据式(2)和式(3)可以计算出使用 C4.5 分类的敏感性、特异性分别为 91.49% 和 82.83%。从表中可以看到, 该算法的负样本识别正确率达到 97.6%, 但正样本识别正确率只有 55.84%, 表明其对正常驾驶的识别率偏低。

3.4 朴素贝叶斯算法

朴素贝叶斯是一种构建分类器的方法^[13], 该分类器模型会给问题实例分配用特征值表示的类标签, 类标签取自有限集合。对于某些类型的概率模型, 在监督式学习的样本集中能获取非常好的分类效果。尽管朴素贝叶斯要求的条件独立是理想的情况, 但其在很多复杂的现实情形中仍能够很好地解决问题^[14]。

图 4 显示了使用 Naive Bayes 算法进行样本分类, 窗口跨度分别设定为 10 ~ 70 的情况下, 样本数据经十折交叉验证模型验证所得的归类准确率。

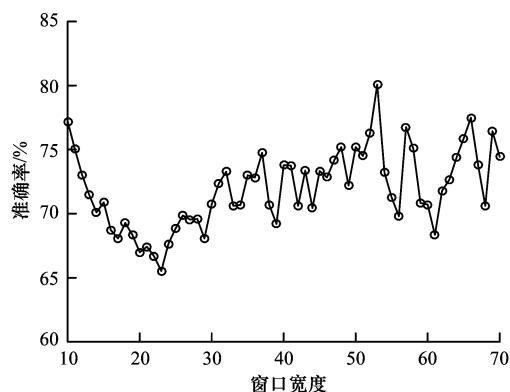


图 4 Naive Bayes 算法分类准确率

从图 4 中可以得知, 朴素贝叶斯算法下, 当窗口跨度为 53 时, 准确率达到峰值, 为 80.08%。表 3 是

该参数分类结果统计。

表 3 朴素贝叶斯分类结果统计

驾驶状态	全部	正确数	不正确数
正常驾驶	81	76	5
疲劳驾驶	170	125	45

朴素贝叶斯对样本分类的敏感性、特异性分别为 62.8% 和 96.15%。正样本识别正确率达到 93.8%,但负样本识别正确率为 73.5%。与 C4.5 相反,朴素贝叶斯在该样本分类中对疲劳驾驶的识别率偏低。

3.5 MLP 人工神经网络算法

多层感知器 (Multilayer Perceptron, MLP) 是一种前向结构的人工神经网络^[15],映射一组输入向量到一组输出向量。MLP 可以被看作是一个有向图,由多个节点层所组成,每一层都全连接到下一层。除了输入节点,每个节点都是一个带有非线性激活函数的神经元 (或称处理单元)。基于反向传播算法的监督学习方法常被用来训练 MLP。

图 5 显示的是使用多层感知器人工神经网络算法进行样本分类,窗口跨度分别设为 10~70 的情况下,样本数据经十折交叉验证模型验证所得的归类准确率。

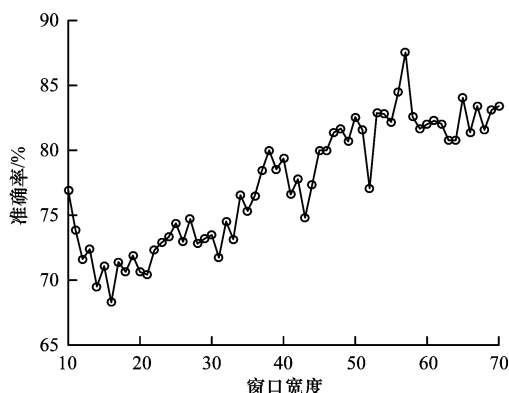


图 5 MLP 算法分类准确率

从图 5 中可以得知,当窗口宽度为 57 时,MLP 算法下,准确率达到峰值,为 87.55%。表 4 是该参数分类结果统计。

表 4 多层感知器人工神经网络分类结果统计

驾驶状态	全部	正确数	不正确数
正常驾驶	73	49	24
疲劳驾驶	168	162	6

MLP 算法的敏感性、特异性分别为 89.1% 和 87.1%,正样本识别正确率与负样本识别正确率为 67.1% 与 96.4%。

4 样本分类算法比较分析

本节对比不同分类最佳窗口宽度和参数下的准确率、正样本识别正确率、负样本识别正确率、敏感性、特异性 5 种指标以及算法耗时。

4.1 算法准确率对比

在最佳参数下,4 种算法的准确率、正样本识别正确率、负样本识别正确率、敏感性、特异性的汇总如图 6 所示。

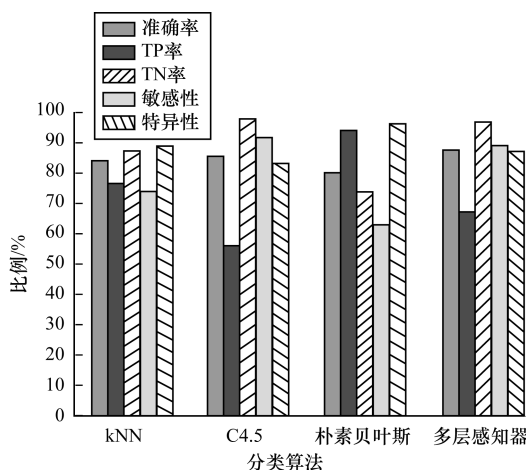


图 6 4 种算法性能指标对比

课题组针对每种算法制定了合适的窗口跨度,4 种模型的准确率指标均达到实用要求。

kNN 算法在各项分类指标中表现均相对较好。kNN 算法在拥有较高的识别准确率的同时,兼顾了其他各项指标。

在 C4.5 决策树模型中,正样本识别正确率过低 (55.8%),这说明模型偏向于将数据分类到疲劳驾驶的一侧,只有一半的正常数据被正确分类到正常类别。其准确率能够达到 85.3% 是因为几乎所有的疲劳数据都被正确地分类了。因此,其敏感性也为 4 种模型中最低。决策树模型应对课题组的设计时有短板,不适合应用。

在朴素贝叶斯模型中,敏感性为 62.8%,说明模型“通过检测发现疲劳驾驶”的能力较差。可以通过负样本识别正确率 (73.5%) 得知其将 1/4 的疲劳驾驶数据分类到了正常驾驶中。同时朴素贝叶斯也拥有 4 种模型中最低的准确率 (80.0%)。朴素贝叶斯模型在实验中表现较差。

多层感知器人工神经网络模型的情况比 C4.5 决策树稍强,准确率较高,但正样本识别正确率 (67.1%) 一样成为了它的短板。模型同样偏向于分类数据到疲劳驾驶的一侧,故不适合在系统中实现。

故在 5 种性能指标比较中,kNN 模型最平衡,相对来说无严重短板。基于安卓的疲劳驾驶检测系统软件应使用 kNN 模型分析驾驶员状态。

4.2 算法耗时对比

4 种算法分别在最高准确率参数下对 200 个数据分类得出的平均每数据所需时间如图 7 所示。结果不包括模型建立所用的时间。处理器:1.4 GHz quad-core ARM Cortex-A9。

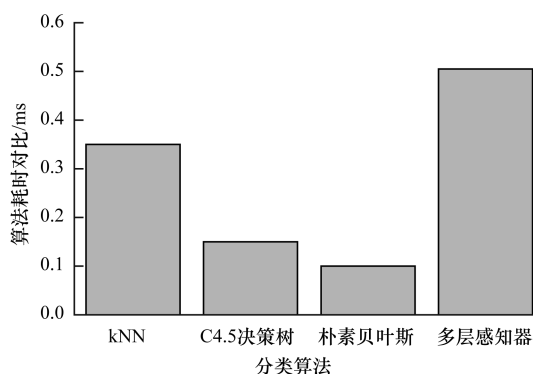


图 7 平均分类 1 个数据消耗的时间

经测试,4 种算法平均分类 1 个数据所需的时间均远小于脑电芯片 AM 数据检测瓶颈每次 1 s。差距大约为 2 000 倍~10 000 倍。在同为 ARM 架构的嵌入式系统运行时,数据分类的耗时基本可以忽略,硬件性能在多数情况下不会成为算法运行瓶颈。考虑到少数计算能力弱的智能设备,人工神经网络模型会占用较多的 CPU 资源,不适合在此类系统中使用;kNN 模型较 C4.5 和朴素贝叶斯模型更耗时,但效果更好,是第 1 位的选择;当在计算能力极差的系统上实现时,朴素贝叶斯模型也可以被使用。

5 系统实现

图 8 为基于 MindSet 耳机和安卓设备的疲劳驾驶检测系统架构。其使用的基础数据为 Blink, Attention, Meditation。由 Mindset 耳机将基础数据通过蓝牙发送到安卓设备上;安卓设备使用 kNN 模型基于以上讨论的算法实时判断驾驶员状态。当驾驶员处于疲劳状态时,安卓设备通过铃声提醒驾驶员休息;通过授权,系统也可向指定号码发送短信,或向指定网络位置发送带有 GPS 位置信息的信息^[16]。



图 8 系统架构

图 9 是手机应用处理从脑电芯片发送来的数据的全过程。在得到每一帧数据之后,手机应用都会

以这一帧数据作为窗口跨度的结尾,使用该窗口进行 A 与 M 相关系数计算,并统计 Blink 总数量,最终应用以上章节讨论的 kNN 算法进行分类。

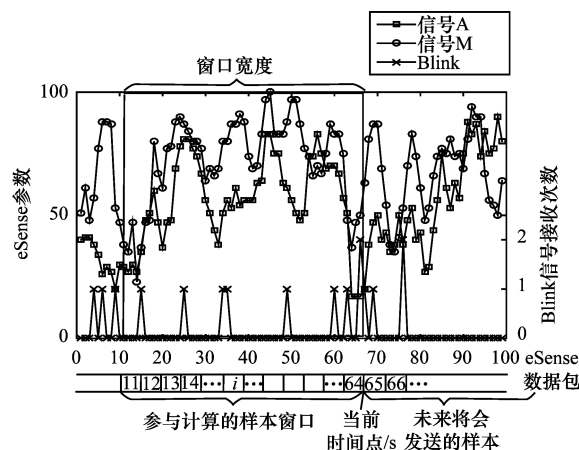


图 9 数据处理

6 结束语

本文针对脑电疲劳驾驶检测系统在可穿戴设备平台提供服务时使用的算法模型进行了对比,通过实验证明 4 种主流算法在课题中表现的优劣,并基于左前额脑电信号 A 和 M 相关系数与 Blink 参数和安卓智能设备性能选定了 kNN 算法和其最佳窗口跨度 53,最佳 k 值 5,提出了在安卓设备上系统的实现。本文得出的结论如下:

- 1) 采用左前额脑电 A 和 M 相关系数与 Blink 参数共同检测疲劳驾驶方案可行。
- 2) 使用本文提供的 kNN 模型参数与窗口跨度,可以达到检测准确率 83.7%,敏感性 73.8%,特异性 88.6%。
- 3) 系统具有准确性与实时性。在安卓手机设备平台上,从接收到 mindset 数据包到样本分类完成延迟在 1 ms 以内。
- 4) 系统适用于计算能力各异的多种安卓嵌入式系统,具有可移植性。

参考文献

- [1] 郑培,宋正河,周一鸣. 机动车驾驶员驾驶疲劳测评方法的研究状况及发展趋势[J]. 中国农业大学学报, 2001, 6(6): 101-105.
- [2] Ji Qiang, Yang Xiaojie. Real-time Eye, Gaze, and Face Pose Tracking for Monitoring Driver Vigilance[J]. Real-time Imaging, 2002, 8(5): 357-377.
- [3] 王荣本,郭克友,储江伟,等. 适用驾驶员疲劳状态监测的人眼定位方法研究[J]. 公路交通科技, 2003, 20(5): 111-114.
- [4] 叶柠,孙宇舸. 基于 eeg 小波包子带能量比的疲劳驾驶检测方法[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2012, 33(8): 1088-1088.

(下转第 303 页)

参考文献

- [1] Sandhya B, Shendkar C, Mahadevappa M. Single Channel Event Related (De) Synchronization (ERD/ERS) Analysis of Motor Execution in Stroke Affected Foot Drop Subjects [C]//Proceedings of 2014 International Conference on Medical Imaging, m-Health and Emerging Communication Systems. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2014: 325-328.
- [2] Zhong Jingang, Huang Yu. Time-frequency Representation Based on an Adaptive Short-time Fourier Transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(10): 5118-5128.
- [3] 齐晓轩, 郭婷婷, 贾志勇. 基于 Fast-ICA 的 Wigner-Ville 分布交叉项消除方法 [J]. 计算机工程, 2015, 41(8): 71-75.
- [4] Upadhyay D. Classification of EEG Signals Under Different Mental Tasks Using Wavelet Transform and Neural Network with One Step Secant Algorithm [J]. International Journal of Scientific Engineering & Technology, 2013, 2(4): 256-259.
- [5] 颜世玉, 刘冲, 赵海滨, 等. 基于小波包分解的意识脑电特征提取 [J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(8): 1748-1752.
- [6] 杨鹏圆, 李海芳, 陈东伟. Hilbert-Huang 变换在情感脑电特征提取中的应用 [J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(7): 2509-2514.
- [7] 李营, 吕兆承. 基于 EEMD 算法的癫痫脑电信号识别 [J]. 重庆工商大学学报 (自然科学版), 2014, 31(5): 90-94.
- [8] Huang Liyu, Niu Jie, Zheng Jianing, et al. Classifying Mental Tasks Using Local Mean Decomposition of Electroencephalogram and Support Vector Machine [J]. Applied Mechanics & Materials, 2013, 330: 973-976.
- [9] Flores V C H, Noel J, Fernandez J R. Cognitive Task Discrimination Using Approximate Entropy (ApEn) on EEG Signals [C]//Proceedings of Biosignals and Biorobotics Conference. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2013: 1-4.
- [10] 杨超, 肖文香, 陈真诚, 等. 基于样本熵算法的抑郁症患者脑电特征分析 [J]. 桂林电子科技大学学报, 2014, 34(5): 382-385.
- [11] Jiang G J, Fan Shouzen, Abbod M F, et al. Sample Entropy Analysis of EEG Signals via Artificial Neural Networks to Model Patients' Consciousness Level Based on Anesthesiologists Experience [EB/OL]. (2015-01-08). <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/25738152>.
- [12] 朱晓军, 樊刘娟, 吕士钦, 等. LMD 方法在脑电信号处理中的应用研究 [J]. 计算机科学, 2012, 39(2): 273-275.
- [13] See A R, Liang C K. A Study on Sleep EEG Using Sample Entropy and Power Spectrum Analysis [C]//Proceedings of Defense Science Research Conference and Expo. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011: 1-4.
- [14] Blankertz B. The BCI Competition 2003: Progress and Perspectives in Detection and Discrimination of EEG Single Trials [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011, 51(6): 1044-1051.
- [15] Kim S, Choi J. An SVM-based High-quality Article Classifier for Systematic Reviews [J]. Journal of Biomedical Informatics, 2014, 47(2): 153-159.
- [16] Pasolli E, Melgani F, Tuia D, et al. SVM Active Learning Approach for Image Classification Using Spatial Information [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2014, 52(4): 2217-2233.
- [5] 吕俊, 谢胜利, 章晋龙. 脑-机接口中基于 ers/erd 的自适应空间滤波算法 [J]. 电子与信息学报, 2009, 31(2): 314-318.
- [6] 程如中, 赵勇, 戴勇, 等. 基于 adaboost 方法的车载嵌入式疲劳驾驶预警系统 [J]. 北京大学学报 (自然科学版), 2012, 48(5): 719-726.
- [7] 彭军强, 吴平东, 殷罡. 疲劳驾驶的脑电特性探索 [J]. 北京理工大学学报, 2007, 27(7): 585-589.
- [8] He Jian, Zhou Mingwo, Hu Chen, et al. A Safety Guard for Driving Fatigue Detection Based on Left Prefrontal Eeg and Mobile Ubiquitous Computing [C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Internet of Vehicles. Berlin, Germany: Springer, 2015: 186-197.
- [9] 周金治, 唐肖芳. 基于相关系数分析的脑电信号特征选择 [J]. 生物医学工程学杂志, 2015, 32(4): 735-739.
- [10] Kangas M, Vikman I, Wiklander J, et al. Sensitivity and Specificity of Fall Detection in People Aged 40 Years and Over [J]. Gait & posture, 2009, 29(4): 571-574.
- [11] Aha D W, Kibler D, Albert M K. Instance-based Learning Algorithms [J]. Machine Learning, 1991, 6(1): 37-66.
- [12] Quinlan J R. C4. 5: Programs for Machine Learning [M]. [S. l.]: Elsevier, 2014.
- [13] John G H, Langley P. Estimating Continuous Distributions in Bayesian Classifiers [C]//Proceedings of the 11th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. [S. l.]: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1995: 338-345.
- [14] Zhang H. The Optimality of Naive Bayes [C]//Proceedings of the 17th International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference. [S. l.]: AAAI Press, 2004, 1(2): 3-8.
- [15] 人工神经网络原理及应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2006.
- [16] 何彪, 周开班. 基于智能手机的远程实时心电监护系统 [J]. 计算机工程, 2009, 35(12): 248-249.

编辑 陆燕菲

编辑 顾逸斐

(上接第298页)