

基于 BP 神经网络的驾驶精神疲劳识别方法

郭孜政^{1,2}, 谭永刚¹, 马国忠¹, 潘毅润¹, 陈崇双¹

(1.西南交通大学 交通运输与物流学院, 610031 成都; 2.中国科学院心理研究所, 100101 北京)

摘要: 为了对驾驶精神疲劳予以有效识别, 基于行为绩效结合心电信号指标构建了一种驾驶精神疲劳识别方法. 以驾驶行为绩效为客观测评指标, 给出了驾驶精神疲劳状态的分级划分方法. 在此基础上, 以心率变异性的 6 项指标作为疲劳识别特征因子, 采用 BP 神经网络模型, 建立了驾驶精神疲劳状态分类器. 最后结合实例, 依据驾驶行为绩效, 将疲劳状态划分为 2 级, 采用 10 名驾驶员连续 4 h 的驾驶行为绩效(反应时)、心电数据, 对模型、方法予以测算. 结果表明, 10 名驾驶员平均正确识别率在 71%~80% 之间, 且其平均正确识别率为 73%. BP 神经网络模型与心率变异性指标相结合可有效的识别疲劳.

关键词: 驾驶行为; 精神疲劳; 识别方法; 心率变异性; BP 神经网络

中图分类号: U491

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2014)08-0118-04

Recognition method of driving mental fatigue based on BP neural network

GUO Zizheng^{1,2}, TAN Yonggang¹, MA Guozhong¹, PAN Yirun¹, CHEN Chongshuang¹

(1. School of Transportation and Logistics, Southwest Jiaotong University, 610031 Chengdu, China;

2. Institute of Psychology Chinese Academy of Sciences, 100101 Beijing, China)

Abstract: To recognize driving mental fatigue efficiently, this study constructs a recognition method based on ECG. The method proposes hierarchy partition of state of driving mental fatigue by using driving behavior performance as objective evaluation indexes. Meanwhile, taking 6 indexes of HRV as fatigue recognition characterization factors and BP artificial neural network model, this paper establishes the recognition model for state of driving mental fatigue. Finally, according to examples, the mental fatigue is divided into two classifications. Collecting 4 hours continual driving behavior performance and ECG data from 10 drivers to test the model, the result shows that the average recognition accuracy rate is between 71% and 80%, and the average accuracy rate is 73%. The combination of BP neural network model and HRV indexes could recognize fatigue effectively.

Keywords: driving behavior; mental fatigue; recognition method; HRV; BP neural network

驾驶精神疲劳是造成交通事故的重要原因之一, 国内外相关研究资料表明, 约有 20%~30% 的交通事故均由驾驶精神疲劳引发^[1-2]. 因此对驾驶精神疲劳予以有效识别一直是交通安全研究的前沿热点问题. Lal, Saroj KL 等通过实验研究认为心电信号的谱功率分布能够有效反应驾驶精神疲劳, 即在不同的疲劳状态下心电信号 3 个频段 VLF(0.003 3~0.04 Hz)、LF(0.04~0.15 Hz)、HF(0.15~0.4 Hz) 的能量比率将发生变化; 孙守迁等则以眼动疲劳指标为依据, 再次验证了 HRV

对疲劳评估的有效性^[3], 焦昆等也通过实验得到了类似的结果^[4]; 李延军等则通过实验进一步发现 HRV 仅能在被试者行为被严格约束的条件下, 反应精神疲劳^[5]. 在上述研究基础之上, 赵治月等基于心电信号, 结合传统心理学实验任务, 建立了视觉疲劳的心电识别算法^[6]. 吴群则又采用熵分析和复杂度计算, 结合 SVM 支持向量机理论, 提出了一种驾驶精神疲劳的心电检测方法^[7]. 以上疲劳识别研究中, 对于疲劳等级的划分是疲劳识别的基础与关键, 而现有疲劳分级通常采用的是时间分段法(即认为实验后期时段比实验前期时段的疲劳程度高)与主观量表评定的方式. 这两类方法在疲劳等级划分中, 均有人为主观参量因素的涉入, 同时未能考虑到疲劳状态的波动性. 为

收稿日期: 2013-06-07.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51108390, 51108040).

作者简介: 郭孜政(1982—), 男, 副教授.

通信作者: 郭孜政, guozizheng@psych.ac.cn.

此, 本文拟以驾驶行为绩效作为疲劳等级划分的客观依据, 采用 6 项心率变异性指标, 结合 BP 神经网络模型, 构建一种基于疲劳状态自动量化分级的驾驶精神疲劳识别方法。

1 基于行为绩效的驾驶精神疲劳状态等级划分

精神疲劳 (mental fatigue) 将造成驾驶员的注意分配、注意转移、反应速度、短时记忆等基本认知功能的损伤^[8-9], 从而造成驾驶能力的下降, 影响行为绩效。故在统计意义上, 单位时间内的驾驶行为绩效可反映驾驶精神疲劳水平。

1.1 精神疲劳的分级及阈值确定

对特定等级的疲劳状态水平而言, 驾驶员的基本认知能力相对稳定, 因此当外界环境及驾驶任务难度水平一定的情况时, 驾驶行为绩效值随机, 且服从正态分布。不同疲劳状态所对应的驾驶行为绩效均值中心不同。

因此本算法的核心思想为, 对驾驶行为绩效值予以升序排列, 按特定步长从小至大逐步探测, 找出一级疲劳状态所对应驾驶行为绩效的均值中心, 然后以该均值加 3 倍标准差作为第 1 级与第 2 级疲劳状态的行为绩效分级阈值 (统计学理论保证了该范围可覆盖大于 95% 的一级疲劳状态所对应的行为绩效数据)。从整体驾驶行为绩效数据集中去除小于上述分级阈值的行绩效数据, 然后在剩余数据集中, 采用上述方法继续搜索第 2、3 级疲劳状态分级阈值。依次类推, 直至得到所有分级阈值, 具体计算步骤与过程如下。

对于原始驾驶行为绩效序列集合 $\mathbf{B} = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$, 去除 3 个标准差的异常数据值后, 按升序排列得到行为绩效序列集合 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 然后按如下步骤确定驾驶精神疲劳分级阈值。

步骤 1 以 s (s 为整数) 为步长, 统计 $\mathbf{X}$ 中落入 $[x_1, x_s]$ 内的样本点个数 n_1 , 并计算其密度值

$\text{den } s_1 = \frac{n_1}{s}$, 步长 s 的计算方法如下。

$$s = \frac{\max(\mathbf{X}) - \min(\mathbf{X})}{1 + 3.222 \lg n}. \quad (1)$$

步骤 2 继续增加 1 个步长 s , 同理统计 $\mathbf{X}$ 中落入 $[x_1, x_{2s}]$ 内的样本点个数 n_2 , 并计算其密度值

$\text{den } s_2 = \frac{n_2}{2s}$ 。

步骤 3 循环步骤 2, 依次得到行为绩效样本点分布密度值序列 $\text{den } s_1, \text{den } s_2, \text{den } s_3, \dots$, 直至出现 $\text{den } s_i < \text{den } s_{i-1}$ 停止循环, 得到第 1 级疲劳与第 2 级疲劳间的行为分级阈值 α_1 , 其计算公式为

$$\alpha_1 = \frac{1}{s} \sum_{j=(i-2)s+1}^{(i-1)s} (x_j) + 3 \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{(i-1)s} \left(\frac{1}{s} \sum_{j=(i-2)s+1}^{(i-1)s} (x_j) - x_k \right)^2}{(i-1)s}}. \quad (2)$$

步骤 4 从行为绩效序列集合 $\mathbf{X}$ 中, 去除落入 $[x_1, \alpha_1]$ 的所有数据元素。然后重新按升序排列, 并按顺序更新行为绩效序列集中元素下标, 对于该序列集合不妨仍记为 $\mathbf{X}$ 。重复步骤 1 至步骤 3, 直至覆盖所有行为绩效样本数据, 从而得到基于行为绩效的驾驶精神疲劳水平划分阈值序列 $(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{m-1})$, 其中 m 为疲劳等级数。

1.2 疲劳状态的划分

在确定了基于行为绩效的驾驶精神疲劳水平划分阈值序列 $(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{m-1})$ 的基础上, 可对原始行为绩效序列集合 $\mathbf{B} = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$, 按步长 (取整数) 逐段进行疲劳等级确定。对截取到的第 i 个子序列 $\mathbf{B}_i = \{b_{(i-1) \cdot \lambda + 1}, b_{(i-1) \cdot \lambda + 2}, \dots, b_{i\lambda}\}$, 按 $1, 2, \dots, m$ 逐级计算该段行为子序列对各级疲劳的隶属度为

$$\rho_k = \frac{n_k}{m} \sum_{k=1}^m n_k. \quad (3)$$

其中: n_k 为 $\mathbf{B}_i$ 中满足 $\alpha_{k-1} \leq b_j < \alpha_k$ (对于第 1 级为 $b_j < \alpha_1$, 对于第 m 级则为 $\alpha_{m-1} \leq b_j$) 的元素个数。最终该子序列的疲劳等级划分为

$$G_{(i)} = \{l \mid \rho_l = \max_{1 \leq k \leq m} (\rho_k)\}. \quad (4)$$

2 驾驶精神疲劳识别模型的建立

2.1 精神疲劳状态识别因子的确定

心率变异性 (heart rate variability, HRV) 是指连续心跳间期的微小涨落, 已有研究表明 HRV 可反映人体的精神疲劳状态^[10-11], 用于疲劳识别的心率变异性指标主要包括以下 6 项。

$$c_1 = VLF / (VLF + LF + HF), \quad (5)$$

$$c_2 = LF / (VLF + LF + HF), \quad (6)$$

$$c_3 = HF / (VLF + LF + HF), \quad (7)$$

$$c_4 = LF / (LF + HF), \quad (8)$$

$$c_5 = HF / (LF + HF), \quad (9)$$

$$c_6 = \sum_{i=1}^n R_i / n. \quad (10)$$

对于一段心电信号, VLF 为极低频频段 0.003 3 ~ 0.04 Hz 功率, LF 为低频段 0.04 ~ 0.15 Hz 功率, HF 为高频段 0.15 ~ 0.4 Hz 功率, R_i 为该段心电信号中第 i 个 RR 间期。上述 6 项指标构成驾驶精神疲劳识别向量。

2.2 驾驶精神疲劳状态分类器设计

以驾驶精神疲劳识别向量为输入层,精神疲劳等级为输出层,建立包含一个隐含层的3层神经网络模型.其中输入层神经元个数由驾驶精神疲劳识别向量的元素个数 P 确定,并且与各元素相对应.输出层神经元个数由疲劳等级数 m 确定,对于第 k 级疲劳,其标准输出为 m 个神经元中仅有第 k 个输出为1,其余均为0.同时中间隐含层神经元个数 $K = \lceil \sqrt{p \cdot m} \rceil$, $\lceil \cdot \rceil$ 为向下取整运算.

设该模型中输入层到隐含层、隐含层到输入层的连接权系数分别为 $w_{jk}^{(1)}, w_{kr}^{(2)} (j = 1, 2, \cdots, 6; k = 1, 2, \cdots, K; r = 1, 2, \cdots, m)$.则第 i 级疲劳的第 l ($l = 1, 2, \cdots, n_i$) 个训练样本 $(c_{i1}, c_{i2}, \cdots, c_{ip})$ 的隐含层、输出层的节点输出 h_{ik}, y_{ir} 分别为^[12]

$$h_{ik} = f\left(\sum_{j=1}^p w_{jk}^{(1)} c_{ij}\right), k = 1, 2, \cdots, K; \quad (11)$$

$$y_{ir} = f\left(\sum_{k=1}^K w_{kr}^{(2)} h_{ik}\right), r = 1, 2, \cdots, m. \quad (12)$$

式中: f 为Sigmoid函数 $f(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$.对于第 i 级疲劳所有样本输出总误差定义为

$$E_i = \sum_{l=1}^n \sum_{r=1}^m (e_{ir} - y_{ir})^2. \quad (13)$$

其中: e_{ir} 为第 i 级疲劳的标准输出.采用误差反向传播(BP)调整权系数训练神经网络,从而使总误差逐渐减小,完成网络模型训练.

对于一个未知的驾驶精神疲劳识别向量样本,将其作为模型输入代入训练好的BP神经网络,计算其输出向量 $(y_1, y_2, \cdots, y_m)$.按照式(13)分别计算其与各级疲劳标准输出间的误差 $E_j (j = 1, 2, \cdots, m)$,可得该测试样本的疲劳等级

$$k = \{l \mid E_l = \min_{1 \leq j \leq m} (E_j)\}. \quad (14)$$

3 实 例

步骤1 实验环境设定.选取10名男性驾驶员在西南交通大学自主研发的大型驾驶模拟器上进行连续性驾驶精神疲劳测试实验,该模拟器的行为数据采样频率为30 Hz.测试场景为一市郊单向直线道路,道路上仅有驾驶员驾驶的车辆,要求驾驶员尽量保持车辆速度为60 km/h,并沿直线匀速行驶,其场景如图1所示.

驾驶过程中,每间隔一段时间会有障碍物在车辆前方100 m的位置,要求驾驶员看到障碍物后,立刻踩踏刹车(踩踏刹车后障碍物消失).系统自动记录障碍物出现至驾驶员踩踏刹车的时间差(即驾驶员的反应时间),当驾驶员反应时间 ≥ 950 ms时,认为驾驶员本次反应失效,系统自动记录本次

驾驶员反应时间为950 ms.整个连续驾驶过程为4 h,其间障碍物共随机出现243次,同时采用Biopac公司的BioHarness无线心电绑带采集系统(采样频率为1 000 Hz),同步记录驾驶员的心电数据.

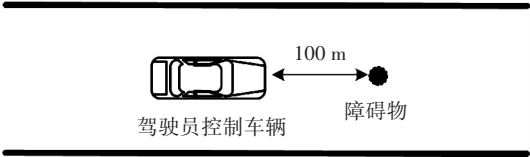


图1 测试场景示意

步骤2 驾驶行为绩效度量.采用驾驶员反应时作为驾驶行为绩效指标,采用1.1中算法,对一名驾驶员反应时数据进行处理,得到划分阈值为603 ms,依据数据自身分布特征(见图2),通过计算自动将驾驶精神疲劳等级划分为2级.

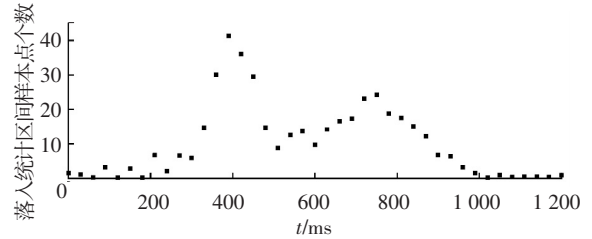


图2 1号驾驶员的反应时间分布频率

其中1号驾驶员的行为绩效(反应时)分布及疲劳分级结果如图3所示.

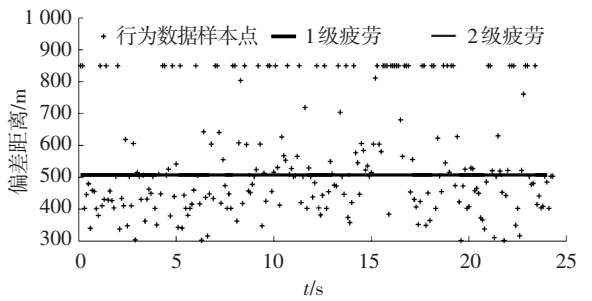


图3 1号驾驶员的驾驶精神疲劳状态分级

步骤3 RR间期提取.依据驾驶员的疲劳状态分级结果的对应时段,对心电数据进行划分,得到1级、2级疲劳状态下的心电数据样本段.对分级后的心电数据,采用Matlab编程提取其RR间期.其中1号驾驶员2级疲劳状态下的一组心电信号RR间期分布如图4.

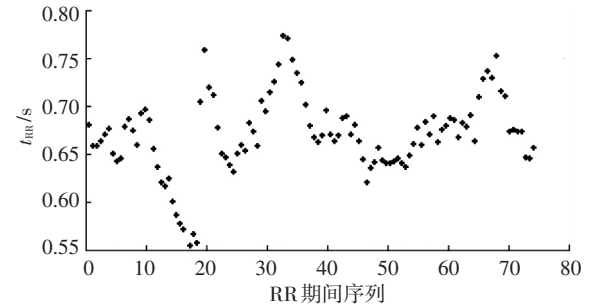


图4 1号驾驶员的RR间期值提取

在此基础上,按照式(5)~(10)分别计算 6 项指标,构成驾驶精神疲劳识别向量,其中 1 号驾驶员共得到 1 类驾驶精神疲劳识别向量 416 个,2 类驾驶精神疲劳识别向量 526 个.其中 1 号驾驶员的部分精神疲劳识别向量计算结果,如表 1 所示.

表 1 1 号驾驶员的精神疲劳识别向量(部分)

疲劳等级	c ₁	c ₂	c ₃	c ₄	c ₅	c ₆
1 级	0.79	0.16	0.05	0.76	0.24	800.88
	0.04	0.58	0.39	0.60	0.40	845.81
	0.19	0.64	0.17	0.79	0.21	835.05
2 级	0.41	0.45	0.14	0.76	0.24	799.03
	0.45	0.43	0.12	0.78	0.22	820.61
	0.33	0.41	0.26	0.61	0.39	801.92

步骤 4 驾驶精神疲劳状态识别.对半拆分样

表 2 10 名驾驶员的疲劳状态识别结果

类型	不同驾驶员的正确识别率										%
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
P ₁	74	79	82	78	67	70	72	65	72	73	
P ₂	78	68	77	69	75	81	78	79	80	71	
$\bar{P}$	76	74	80	74	71	76	75	72	76	72	

由表 2 可以看出,10 名驾驶员平均正确识别率介于 71%~80%之间,且其平均正确识别率为 73%,因此总体而言,本文所提方法与模型具有较高精度与可实现性.

4 结 论

1)以驾驶行为绩效为疲劳状态的划分依据,构建了一种驾驶精神疲劳状态识别方法,针对驾驶过程中疲劳状态的波动性变化,提出了一种基于行为绩效的驾驶精神疲劳状态分级方法,该方法可实现疲劳分级阈值的自动搜索,提升了疲劳识别中疲劳划分的客观性.

2)基于心电数据的 6 项心率变异性指标,结合 BP 神经网络模型构建了一种驾驶精神疲劳识别模型与方法,并且通过实际数据测试,证明了该方法的实用性.

3)提出的疲劳等级划分方法仅依赖于驾驶员的行为绩效数据,无任何主观因素影响,进一步提升了疲劳识别的客观性.克服了已有疲劳识别中疲劳等级划分所采用的时间分段法、主观量表评定法,在疲劳等级划分中,人为参量因素的涉入,以及未能考虑到疲劳状态的波动性的缺点.

参考文献

[1] KAR S, BHAGAT M,ROUTRAY A. EEG signal analysis for the assessment and quantification of driver's fatigue[J]. Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour,2010,13(5): 297-306.

[2] LAL S K L, CRAIG A, BOORD P, et al. Development

本数据,一半作为训练样本,其余作为测试样本.基于第 2 节中所给算法,采取 Matlab 编程,对神经网络模型予以训练与测试.以正确识别率作为模型效度的测评指标,正确识别率计算公式为

$$P_k = n_k / N_k.$$
 (15)

式中: P_k 为模型对第 k 级疲劳的正确识别率; n_k 为第 k 级疲劳测试样本中,被正确识别的样本个数; N_k 为第 k 级疲劳测试样本总个数.经计算 1 号驾驶员 1 级疲劳正确识别率为 74%,2 级疲劳状态正确识别率为 78%.基于上述步骤对其余 9 名驾驶员的行为、心电数据予以分析,10 名驾驶员的分级疲劳识别结果如表 2 所示.

of an algorithm for an EEG-based driver fatigue countermeasure[J]. Journal of Safety Research,2003,34(3): 321-328.

[3] 董占勋,孙守迁,吴群,等. 心率变异性与驾驶疲劳相关性研究[J]. 浙江大学学报:工学版,2010,44(1): 46-50.

[4] 李增勇,焦昆,陈铭,等. 汽车驾驶员驾驶过程中的心率变异性功率谱分析[J]. 中国生物医学工程学报,2003(6): 574-576.

[5] 李延军,洪洪,杨向林,等. 基于心率变异性的精神疲劳的研究[J]. 中国生物医学工程学报,2010(1): 1-6.

[6] 赵治月. 基于心电脉搏信号的视觉疲劳状态识别方法研究[D].兰州:兰州理工大学,2010.

[7] 吴群. 基于心电信号的驾驶疲劳检测方法研究[D]. 杭州:浙江大学,2008.

[8] VAN DER LINDEN D, FRESE M, MEIJMAN T F. Mental fatigue and the control of cognitive processes: effects on perseveration and planning [J]. Acta Psychologica,2003,113(1): 45-65.

[9] BOKSEM M A S, MEIJMAN T F, LORIST M M. Effects of mental fatigue on attention: an ERP study[J]. Cognitive Brain Research,2005,25(1): 107-116.

[10] HARTLEY L R, ARNOLD P K, SMYTHE G, et al. Indicators of fatigue in truck drivers [J]. Journal of Safety Research,1995,26(4): 256.

[11] EGELUND N. Spectral analysis of heart rate variability as an indicator of driver fatigue[J]. Ergonomics,1982, 25(7): 663-672.

[12] 闻新. MATLAB 神经网络应用设计[M].北京:科学出版社,2000.