

联合收割机驾驶疲劳的心电信号分析

祝荣欣^{1,2}, 王金武^{1*}, 唐 汉¹, 周文琪¹, 潘振伟¹, 王 奇¹, 多天宇¹

(1. 东北农业大学工程学院, 哈尔滨 150030; 2. 黑龙江科技大学机械工程学院, 哈尔滨 150022)

摘 要: 为了探究联合收割机驾驶员疲劳的心电变化规律, 采集了 10 名男性驾驶员收获驾驶中的心电数据, 对心电信号的心率变异性进行了时域、频域和非线性动力学分析。结果表明: 随着驾驶疲劳的加深, 时域指标 SDNN 在驾驶后显著上升 ($P < 0.05$); 频域指标 LF 及 LF/HF 显著增加 ($P < 0.05$), HF 显著下降 ($P < 0.05$); 非线性动力学特征量样本熵也显著降低 ($P < 0.05$); 3 类指标在驾驶前后均具有显著性差异, 可通过指标值变化的差异性区分出不同的驾驶疲劳状态; 与线性指标相比, 样本熵均值变化曲线波动范围小, 稳定性较好, 可有效地表征联合收割机驾驶员的疲劳状态。

关键词: 联合收割机; 驾驶疲劳; 心电信号; 心率变异性; 非线性动力学分析; 样本熵

中图分类号: TB18

文献标识码: A

文章编号: 1672-352X (2016)01-0140-06

Electrocardiogram signals for fatigue analyses of combine harvester drivers

ZHU Rongxin^{1,2}, WANG Jinwu¹, TANG Han¹, ZHOU Wenqi¹, PAN Zhenwei¹, WANG Qi¹, DUO Tianyu¹

(1. Engineering Institute, Northeast Agricultural University, Harbin 150030;

2. Mechanical Engineering Institute, Heilongjiang University of Science and Technology, Harbin 150022)

Abstract: Electrocardiogram (ECG) data were collected from 10 male drivers when they were driving a combine harvester to explore driver's fatigue. The heart rate variability of ECG was researched by time-domain, frequency-domain, and nonlinear dynamic analyses. The results showed that the average value of SDNN increased after driving and a statistically significant difference was observed before and after driving ($P < 0.05$). The average value of frequency domain indexes of LF and LF/HF increased significantly. The average value of HF decreased significantly and significant differences were observed before and after driving ($P < 0.05$). The average value of nonlinear dynamic index of SampEn was also significantly reduced ($P < 0.05$). All three indexes showed significant differences before and after driving and a different driving fatigue state can be distinguished from the changes of parameter values. Compared with linear indexes, SampEn curve was much stabler within a small range. Therefore, SampEn effectively reflects the fatigue state of combine harvester drivers.

Key words: combine harvester; driver fatigue; electrocardiogram; heart rate variability; nonlinear dynamic analysis; SampEn

驾驶疲劳是指由于驾驶员长时间驾驶作业产生的生理变化、心理疲劳和驾驶机能下降的现象^[1]。与交通运输车辆相比, 联合收割机驾驶环境较差, 颠簸严重, 且驾驶员连续工作时间长, 劳动强度较大, 这些诸多不利因素的影响, 使驾驶员更容易产生疲

劳, 影响工作效率, 甚至发生事故。目前我国在农业机械驾驶员疲劳方面的研究较少, 赵永超等应用表面肌电信号(surface electromyography, sEMG)来反映驾驶员的颈部和腰部以及全身疲劳程度随时间的变化^[2-4], 孔德刚通过心率(heart rate, HR)对比

收稿日期: 2015-09-21

基金项目: 国家科技支撑计划项目(2014BAD06B04)和国家自然科学基金(51205056)共同资助。

作者简介: 祝荣欣, 博士研究生, 讲师。E-mail: zhu-rongxin@126.com

* 通信作者: 王金武, 教授, 博士生导师。E-mail: jinwu@163.com

了播种作业中进口大功率和国产拖拉机的驾驶劳动强度和最长作业时间^[5], 都取得了一定的成果。

驾驶疲劳监测方法是国内外专家与学者的研究热点, 主要有生理信号法、生理反应测试法、个体特征法和生化法等, 生理信号测试法由于能直接客观的反应人体疲劳程度, 相对其他方法对驾驶影响较小, 以及对测量者无伤害等优势而被广泛应用, 包括脑电信号 (electroencephalogram, EEG)^[6-7]、sEMG^[8-9]、HR^[10-11]和心率变异性(heart rate variability, HRV)^[12-13]等。HRV 是指连续窦性心跳 R-R 间期 (瞬时心率) 的微小涨落, 是评价自主神经性活动的定量指标, 可同时表达体力疲劳和精神疲劳对人体的影响, 已有研究应用 HRV 反映机动车驾驶员疲劳状态, 结果表明 HRV 在研究驾驶员心生理负荷及疲劳方面具有潜在价值。因此, 本研究在记录联合收割机驾驶员收获过程心电数据的基础上, 分析驾驶员心电信号 (electrocardiogram, ECG) HRV 的时域、频域指标以及非线性动力学特征量随驾驶时间的变化规律, 探讨各指标与驾驶疲劳之间的联系, 期望能够客观的描述联合收割机驾驶员疲劳的产生过程, 为进一步开展农机驾驶疲劳实时检测技术研究提供参考。

1 HRV 分析方法

ECG 是一种重要的周期性人体生物电信号, 是由心脏搏动在体表的电位变化形成的, ECG 的组成成分如图 1 所示, 包括 P 波、P-R 间期、QRS 波、S-T 段、T 波、Q-T 间期和 U 波, 其中 QRS 波最明显。ECG 分析主要有 HR 分析和 HRV 分析。HRV 是指逐次心跳 R-R 间期 (瞬时心率) 不断波动的现象, 表现了心率或心动周期的变化程度, 通过分析逐个心跳周期的细微的时间变化及其规律, 反映心脏交感神经和副交感神经活动的紧张性和均衡性, 综合描述体力和脑力疲劳的状况。HRV 分析方法建立在 R-R 间期测量的基础上, 分为时域分析法、频域分析法和非线性分析法。

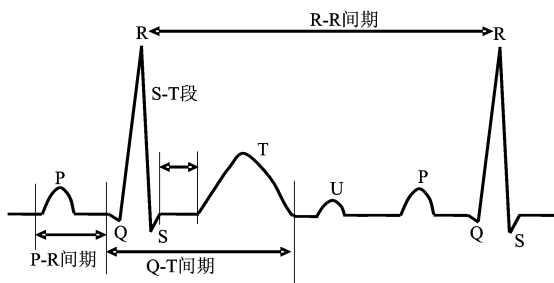


图 1 典型心电信号
Figure 1 The typical ECG

1.1 时域分析法

时域分析法是通过统计学离散趋势分析法来表达 R-R 间期的变化, 包括统计学法和几何图形法两类, 常用统计学法指标定义和公式如表 1 所示^[14]。时域分析法计算简单, 指标意义直观、明确, 可反应 HRV 的时间规律, 但灵敏性及特异性均较差, 且不能进一步区分交感神经、迷走神经的活性水平及其均衡性变化。

1.2 频域分析法

频域分析法是将 R-R 间期变化曲线转换到频域进行分析, 应用 FFT (Fast Fourier Transformation) 的经典谱估计或自回归 AR (Auto Regressive) 模型是现代谱估计方法获得以频率为横坐标、功率谱为纵坐标的曲线功率谱密度, 并按不同频段描述 HRV 信号能量的分布情况。人的心率变异功率谱范围一般在 0~0.5 Hz。常用的频域指标定义如表 2 所示。频域分析法敏感、精确、定量性强, 能反映交感神经、副交感神经活动对心率的调制作用, 但该法是将 R-R 间期时间序列看作是平稳的离散信号, 且易受多种因素及噪声干扰。

1.3 非线性动力学分析

近年来, 随着研究的不断深入, HRV 信号被普遍认为是混沌或含有混沌成分的非线性、非平稳信号^[15], 从基于混沌和分形理论的角度, 应用回归映象 (散点图)、分形维数、复杂度、熵等非线性动力学特征量分析自主神经系统的复杂性, 探究 HRV 信号时间顺序中的有用信息, 已成为国内外学者的研究热点。熵由于方法简单、运算快速、抗干扰能力强, 且适合于短时数据等优点, 广泛应用在生物医学工程领域。熵有多种定义: 近似熵、样本熵、基本尺度熵、多尺度熵等^[16-18]。样本熵是在近似熵算法的基础上提出的^[19], 减少了对序列长度 N 的依赖程度, 这种改进时间序列规则性算法更适合心电等生物时间序列的分析, 具体计算步骤如下:

已知长度为 N 的 R-R 间期时间序列 $\{x(i), i=1, 2, \dots, N\}$, 从任意点开始, 任意选取连续的 m 个数据, 构造一组 m 维向量 $X_m(i)$, 记为 $X_m(i)=[x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)]$, 其中 $i=1, 2, \dots, N-m+1$ 。

定义两个向量 $X_m(i)$ 与 $X_m(j)$ 之间的距离 d 为向量的对应元素之差的绝对值的最大值, 有

$$d(X_m(i), X_m(j)) = \max(|x(i+k) - x(j+k)|) \quad (1)$$

其中 $k=1, 2, \dots, m-1$ 。

任意给定距离 r, 对于任一个 $i < N-m+1$, 定义

$$A_i^m(r) = \frac{\{d[X_m(i), X_m(j)] \leq r, j \neq i\} \text{的数目}}{N-m+1} \quad (2)$$

将向量的维数增加 1，按照上述步骤求得

$$B_i^m(r) = \frac{\{d[X_{m+1}(i), X_{m+1}(j)] \leq r, j \neq i\} \text{的数目}}{N - m + 1} \quad (3)$$

计算出所有 $A_i^m(r)$ 和 $B_i^m(r)$ 的平均值，有

$$A^m(r) = \frac{1}{N - m} \sum_{i=1}^{N-m} A_i^m(r) \quad (4)$$

表 1 HRV 常用时域指标
Table 1 Time-domain indices of HRV

名称 Name	单位 Unit	定义 Definition	公式 Formula
MEAN	ms	R-R 间期的均值	$MEAN = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N RR_i$
SDNN	ms	R-R 间期的标准差	$SDNN = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (RR_i - \overline{RR})^2}$
rMSSD	ms	相邻 R-R 间期差值的均方根	$rMSSD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (RR_{i+1} - RR_i)^2}$
SDSD	ms	相邻 R-R 间期差值的标准差	$SDSD = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(RR_i - RR_{i+1}) - (\overline{RR} - \overline{RR}_{i+1})]^2}$
NN50		相邻 R-R 间期差值大于 50 ms 的个数	
PNN50		NN50 与总 R-R 间期个数之比	

注：N 为正常心搏总数； RR_i 为第 i 个 R-R 间期； \overline{RR} 为 N 个心搏的 R-R 间期的平均值。

Note: N means total number of normal heart beat; RR_i means the R-R interval i; \overline{RR} means average of R-R interval.

表 2 HRV 常用频域指标
Table 2 Frequency-domain indices of HRV

名称 Name	单位 Units	定义 Definition	频率范围/Hz Frequency range
TP	ms^2	总功率	≤ 0.4
VLF	ms^2	极低频段功率	0.003~0.04
LF	ms^2	低频段功率	0.04~0.15
LFnorm	Nu	LF 功率标化单位	
HF	ms^2	高频段功率	0.15~0.4
HFnorm	Nu	HF 功率标化单位	
LF/HF		低频高频均衡比	

$$B^m(r) = \frac{1}{N - m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r) \quad (5)$$

HRV 信号的样本熵定义为：

$$SampEn = -\ln \left[\frac{B^m(r)}{A^m(r)} \right] \quad (6)$$

在上述计算过程中，m 和 r 为预先选定的参数，前期研究建议选择 $m=2$ ，经验得出 $r=(0.1-0.25)$ Std (Std 表示数据的标准差)，这里选择 $r=0.15$ Std。

2 材料与方法

2.1 试验对象

数据采集的对象为黑龙江省农垦总局北安分局格球山农场的 10 名联合收割机驾驶员（男性），年龄 (34.2 ± 7.39) 岁，身高 (173.6 ± 4.16) cm，体重 (72.5 ± 10.6) kg，每位样本均具有 5 年以上驾驶联合收割机的经验。为避免疾病等外部条件对心率变异性的影响，所有样本均身体健康，无心脑血管疾病，且要求在实验前睡眠充足，无疲劳症状，情绪稳定，

不饮用咖啡因、酒精等令人兴奋的饮料。

2.2 试验设备

收获驾驶试验在黑龙江垦区使用广泛的约翰迪尔 S660 型联合收割机上进行。试验测试仪器应用 RM-6240C 多通道生理信号采集处理系统，由成都仪器厂生产，共有 4 个通道，心电信号采样频率设置为 1 kHz，仪器具有较高的灵敏度，具备强大的数字滤波功能。

2.3 试验测试条件与方法

本次试验收获作物为大豆，收获耕地位于黑龙江省农垦总局北安分局格球山农场，试验地块地面条件相似，平整且坡度小。为排除时间和天气等因素对试验的影响，选择天气晴朗的工作日，上午 8:00—11:00 点之间进行试验，测试期间气温为 $0 \sim 10^\circ\text{C}$ 。试验过程中驾驶室噪声为 95 dB 左右，温度变化不大，对测试结果不会产生影响。

试验前主试告知被试试验的相关注意事项，并对被试皮肤进行去死皮和去油脂等预处理工作。采

用三电极的方式测量心电信号, 将电极片贴在左腋前线第四肋间(正极)、右侧锁骨中点下缘(负极)和剑突下偏右(参考极)三处, 并分别与红、绿、黑导线连接, 如图 2 所示。

试验开始时, 首先采集被试静坐在驾驶室 5 min 的心电信号, 作为驾驶前安静时段的心电数据; 然后多通道生理信号采集仪实时、连续地采集被试收获驾驶的心电信号, 测试时间为 120min, 联合收割机时速 $8\sim 10\text{ km h}^{-1}$, 采集的信号如图 2 所示, 数据以 .dat 的形式存储在计算机中。

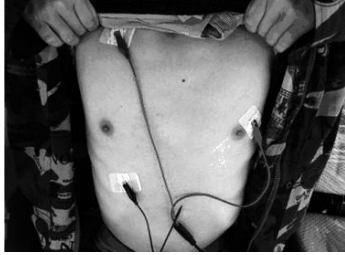


图 2 心电电极粘贴部位

Figure 2 Adhesion locations of ECG electrodes

3 结果与分析

3.1 数据预处理

试验结束后, 将驾驶过程采集的 120 min 心电数据进行分段处理, 每段 10 min, 共 12 段; 确定安静时段和最后 10 min 时段为驾驶前和驾驶后对比时段, 并标记安静时段数据为 0 时段。对每段心电信号应用小波分解方法消除噪声, 除去工频干扰和基线漂移; 然后进行心电信号的 QRS 波群检测,

标定 R 波的峰值点; 最后计算相邻 R 波峰值点的时间间隔, 得到每段信号的 R-R 间期数据。



图 3 心电信号示例(直行路段)

Figure 3 ECG signal sample (straight section)

3.2 时域分析

选择 MEAN、SDNN 和 rMSSD 三项指标描述联合收割机驾驶员的疲劳状态。将获得的各时段 R-R 间期数据带入到公式中, 计算得出各时段的 MEAN、SDNN 和 rMSSD 值, 并分别取平均值, 作出指标均值变化曲线。对驾驶前后对比时段各项指标值进行配对 t 检验, 结果如表 3 所示, MEAN、rMSSD 在驾驶前后变化不大, 没有显著性差异 ($P>0.05$), 而 SDNN 在驾驶前后有显著变化 ($P<0.05$), 收获驾驶过程中 SDNN 指标均值的变化趋势如图 4 (a) 所示。由变化曲线可得, SDNN 随驾驶时间的增加呈上升趋势, 初期震荡较大, 随后波动趋于平缓。

表 3 驾驶前后分析指标比较

Table 3 Comparison of analysis indices before and after driving

参数 Parameter	驾驶前 Before driving	驾驶后 After driving	t 值 Value of t
MEAN/ms	660.03±56.77	673.99±47.72	-0.710
SDNN/ms	27.60±5.75	40.76±7.84	-4.216*
rMSSD/ms	19.36±8.81	18.79±6.89	0.545
LF/ms ²	509.92±69.56	685.87±123.42	-2.361*
HF/ms ²	392.12±70.49	252.84±55.74	3.658*
LF/HF/NU	1.95±0.21	3.48±0.69	-1.730*
SampEn	1.75±0.32	1.21±0.25	1.319*

注: “*”表示 $P<0.05$ 。Note: “*” indicates that $P<0.05$.

3.3 频域分析

选择 LF、HF 和 LF/HF 三项指标描述联合收割机驾驶员疲劳状态。将收获驾驶过程中获得的各时段 R-R 间期数据进行基于自回归 AR 模型的现代谱估计, 得到各时段 HRV 功率谱密度曲线, 并按照频段的范围计算各时段的 LF、HF 和 LF/HF 指标值, 再分别取平均值。HRV 频域指标 LF、HF 及 LF/HF

驾驶前后对比时段指标值的配对 t 检验结果如表 3 所示, 驾驶前后相比, LF、HF 和 LF/HF 三项指标均具有明显的差异, LF 及 LF/HF 显著升高 ($P<0.05$), HF 驾驶后显著降低 ($P<0.05$)。各项指标的变化趋势如图 4 (b、c 和 d) 所示。从图中可看出, 3 项指标曲线的变化规律大体呈线性。LF 及 LF/HF 随时间的推移线性上升, 而 HF 随驾驶时间

的增加呈下降趋势。LF 曲线初期大幅上升, 到达一高点后下降, 从 7 时段开始 LF 平缓上升并有一定波动; HF 曲线初期小幅下降, 然后上升, 波动较大, 后期波动减小, 总体下降趋势较缓; LF/HF 曲线在 3 时段和 8 时段出现突变点, 整体呈现线性上升规律。

3.4 非线性动力学分析

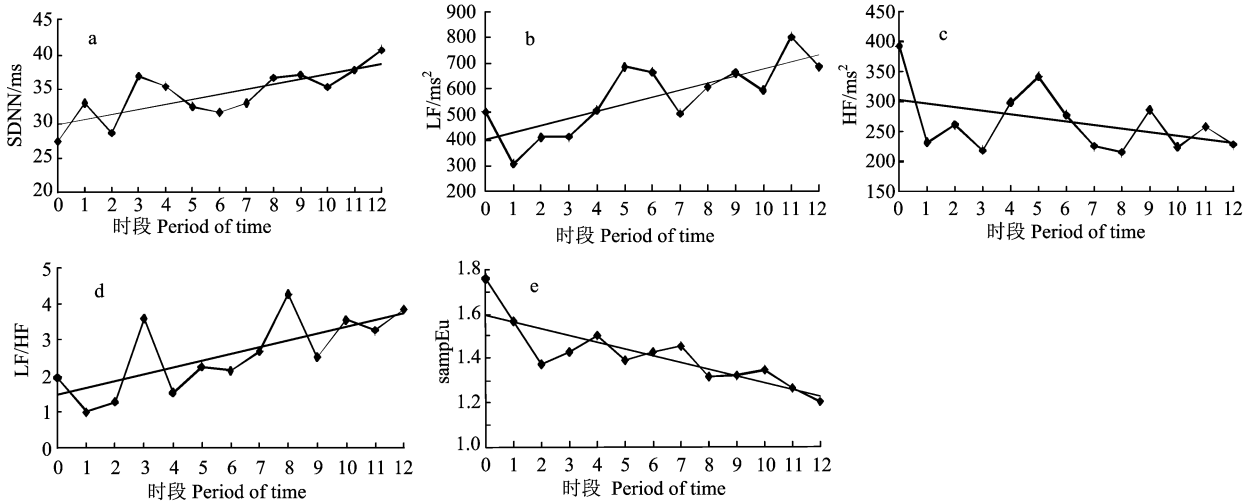


图 4 分析指标变化趋势

Figure 4 Variation trend of analysis indices

4 讨论

(1) 时域分析指标 SDNN 在驾驶后显著上升。有研究表明, SDNN 与其他时域指标相比, 能明显反应驾驶员疲劳程度的加深过程^[20]。由图 4 (a) 可知, SDNN 均值曲线在驾驶初期震荡较大, 这是由于初期驾驶员对作业地形、作物含水量等收获条件不熟悉, 需要做复杂的调试工作而导致的紧张造成的; 随着驾驶时间的推移, 驾驶条件逐渐适应, 曲线波动减小, 稳步上升, 表明出现驾驶疲劳并逐步加深; 后期曲线波动趋于平缓, 变化相对减小, 表明疲劳程度的加深减缓, 人体表现出抗疲劳性。

(2) 频域分析指标 LF 及 LF/HF 在驾驶后显著增加, HF 在驾驶后显著下降。心脏交感神经系统和迷走神经系统的共同作用使人体心率发生变化。人们普遍认为, 迷走神经系统的调制作用由高频段 HF 体现, 交感神经系统的活性由与压力感受器有关的低频段 LF 反映, LF/HF 则可较好地反映两种神经系统调节的均衡性。由试验结果可知, LF 数值呈上升趋势, 表明驾驶过程情绪紧张, 交感神经活动不断增强, 占主导作用; HF 总体呈下降趋势, 说明安静时调节作用强的迷走神经兴奋性逐渐降低; LF/HF 线性上升, 表明 LF 上升幅度比 HF 下降幅度

选择样本熵描述联合收割机驾驶员疲劳状况, 将获得的 R-R 间期数据按样本熵计算过程得出各被试各时段的样本熵值, 并取平均值。驾驶前后对比时段样本熵的配对 t 检验结果如表 3 所示, 驾驶前后具有明显的差异 ($P < 0.05$)。收获驾驶过程中样本熵均值的变化趋势如图 4 (e) 所示, 样本熵随驾驶时间增加呈下降趋势, 曲线总体波动幅度较小。

大, 两者的平衡逐步向交感神经倾斜, 驾驶过程中心率调节主要受交感神经作用, 上述结论与以往的研究结果一致。

收获驾驶与安静状态相比, 工作负荷增加, 从安静时段到 1 时段, LF、HF 和 LF/HF 三项指标均明显下降, 这与 Peter 等^[21]提出的随着工作负荷的增加, HRV 变小的研究成果一致。初期驾驶员对收获条件不熟悉, 神经较紧张, 交感神经活性比较大, 故 LF 上升较快; 随后驾驶员逐渐适应工作, 紧张程度稍缓解, 但是由于疲劳的产生与增大, 使得驾驶员的精神状态和操作能力都有所下降, 要继续高效地完成驾驶任务, 人体需要耗费更大的精力, 来克服疲劳带来的各种不适, 维持操作能力, 从而神经紧张性加强, 导致交感神经活性继续增大, 体现为 LF 和 LF/HF 的显著上升。驾驶整体过程迷走神经不活跃, 故 HF 数值减少。驾驶联合收割机进行收获作业是一项复杂的驾驶工作, 个体差异、经验、情绪、设备、地面特征和天气条件等均会对驾驶过程产生一定的影响; 另外实际收获中的卸粮环节可使驾驶疲劳得到一定缓解, 因此各指标曲线都存在一定幅度的波动。

(3) 非线性动力学特征量样本熵在驾驶后显著降低。心脏被认为是一个复杂的非线性动力学系统,

具有混沌特征, 其交感神经和迷走神经相互调节的有序程度可通过 HRV 序列的复杂度来体现。研究表明^[15], 样本熵可以表征 HRV 序列的复杂程度, 其数值大小能够反映 HRV 序列复杂度的高低。样本熵值越大, HRV 序列的复杂度越大, 说明人体心脏的交感神经与迷走神经相互调节的能力高, 自身调节能力强, 能够更好地随着外界环境的变化调整自己的状态。由图 4 (e) 可知, 样本熵均值曲线呈下降趋势, 表明 HRV 序列的复杂度降低, 随着驾驶疲劳程度的加深, 驾驶员心脏调控变化的能力减弱, 对外界环境变化的辨别与适应能力降低, 根据收获地块的不同及各种仪表刺激的差异来调整自身状态的能力下降。

初期阶段样本熵均值变化曲线下降趋势较快, 并伴有相对较大幅度的波动, 这是初期驾驶对环境的不熟悉与精神紧张造成的, 与前面 SDNN 均值、LF 均值等变化曲线同期反映结果一致; 随着驾驶过程的深入, 样本熵均值曲线稳步下降, 波动较小。

(4) 试验驾驶前被试均得到充分休息, 无疲劳症状, 经过 120 min 驾驶后 90% 的驾驶员感觉到比较疲劳, 打哈欠、眼皮闭合、使劲挤眼、摇头等现象发生频繁; 从驾驶前后对比时段各项指标值配对 t 检验的结果来看, SDNN、LF、HF、LF/HF 和样本熵在驾驶前后均具有显著的差异, 说明这些指标值可以区分出不同驾驶疲劳状态, 可将这些指标均值差异性变化作为评判驾驶员发生疲劳的量化方法。

样本熵均值变化曲线与时域、频域指标均值变化曲线都能捕捉到初期驾驶状态紧张而引起的波动, 但当驾驶条件熟悉后, 在驾驶影响因素相同的情况下, 样本熵均值变化曲线比时域、频域指标均值变化曲线波动范围小, 说明样本熵在表达 HRV 变化规律方面抗干扰能力强, 稳定性较好, 可有效地表征联合收割机驾驶员的疲劳状态。

5 结论

应用时域、频域和非线性动力学分析方法对联合收割机驾驶员在实际收获驾驶中获得的 HRV 信号进行了研究, 得到以下结论:

(1) 随着驾驶疲劳的加深, 时域指标 SDNN 上升, 频域指标 LF 及 LF/HF 增加, HF 降低, 非线性动力学指标样本熵下降, 表明心脏交感神经活动增强, 迷走神经兴奋降低, HRV 序列的复杂度降低, 驾驶员心脏调控变化的能力减弱; (2) SDNN、LF、HF 和 LF/HF 和样本熵在驾驶前后均具有显著的差异, 可区分出不同的驾驶疲劳状态, 可将指标值的

差异性变化作为评判驾驶员是否发生疲劳的量化方法。(3) 在驾驶影响因素相同的情况下, 样本熵均值变化曲线比时域、频域指标均值变化曲线波动范围小, 抗干扰能力强, 稳定性较好, 可有效地表征联合收割机驾驶员的疲劳状态。

参考文献:

- [1] 许士丽. 基于生理信号的驾驶疲劳判别方法研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2012: 19-20.
- [2] 赵永超, 孔德刚. 拖拉机驾驶员颈部疲劳的肌电评价[J]. 农业工程学报, 2010, 26(3): 146-150.
- [3] 田晓峰, 孔德刚, 刘立意, 等. 长时间振动对拖拉机驾驶员腰部疲劳的影响研究[J]. 农机化研究, 2011, 33(2): 193-196.
- [4] 刘军, 孔德刚, 刘立意, 等. 拖拉机座椅振动对驾驶员腰部疲劳影响研究[J]. 农机化研究, 2011, 33(1): 53-56.
- [5] 孔德刚, 张帅, 朱振英, 等. 机械化播种作业中驾驶员疲劳分析与评价[J]. 农业机械学报, 2008, 39(8): 74-78.
- [6] BUDI T J, SARA L, PETER F, et al. Using EEG spectral components to assess algorithms for detecting fatigue[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(2): 2352-2359.
- [7] SIMON M, SCHMIDT E A, KINCSES W E, et al. EEG alpha spindle measures as indicators of driver fatigue under real traffic conditions[J]. Clinical Neurophysiology, 2011, 122(6): 1168-1178.
- [8] 焦昆, 李增勇, 陈铭, 等. 模拟驾驶过程中腰部疲劳的表面肌电信号分析[J]. 人类工效学, 2004, 10(3): 10-12.
- [9] 罗仕峯. 基于生物学反应的驾驶舒适度研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2005: 55-62.
- [10] 张祖怀. 基于人体生理信号的驾驶疲劳研究方法及其应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2006: 24-30.
- [11] 王琳虹, 李世武, 高振海, 等. 基于粒子群优化与支持向量机的驾驶员疲劳等级判别[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2014, 46(12): 102-107.
- [12] JIAO K, LI Z Y, CHEN M. Effect of different vibration frequencies on heart rate variability and driving fatigue in healthy drivers[J]. Int Arch Occup Environ Health, 2004, 77(5): 205-212.
- [13] ZUŻEWICZ K, ROMAN-LIU D, KONARSKA M, et al. Heart rate variability (HRV) and muscular system activity (EMG) in cases of crash threat during simulated driving of a passenger car[J]. International Journal of Occupational Medicine and Environmental Health, 2013, 26(5): 710-723.
- [14] 彭藏, 王笃明, 尹爽, 等. 驾驶疲劳的心电和肌电信号分析[J]. 人类工效学, 2013, 19(1): 24-27.
- [15] 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: 12-14; 27-30.
- [16] YENTES J M, HUNT N, SCHMID K K. The appropriate use of approximate entropy and sample entropy with short data sets[J]. Annals of Biomedical Engineering, 2013, 41(2): 349-365.
- [17] LIU C Y, LI K, ZHAO L N. Analysis of heart rate variability using fuzzy measure entropy[J]. Computers in Biology and Medicine, 2013, 43(2): 100-108.
- [18] ZUREK S, GUZIK P, PAWLAK S, et al. On the relation between correlation dimension, approximate entropy and sample entropy parameters, and a fast algorithm for their calculation[J]. Statistical Mechanics and its Applications, 2012, 391(24): 6601-6610.

- [19] RICHMAN J S, MOORMAN J R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy[J]. *American Journal of Physiology: Heart and Circulatory Physiology*, 2000, 278(6): 2039-2049.
- [20] 付川云. 疲劳状态下驾驶人生理及眼动特征研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2011: 32-33.
- [21] PETER N, FRIEDHELM N. Sensitivity and diagnosticity of the 0.1Hz component of heart rate variability as an indicator of mental workload[J]. *Human Factors*, 2003, 45(4): 575-590.