



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107095671 A

(43)申请公布日 2017.08.29

(21)申请号 201710393357.4

(22)申请日 2017.05.27

(71)申请人 西南交通大学

地址 610031 四川省成都市二环路北一段
111号

(72)发明人 张骏 郭孜政 牛琳博

(74)专利代理机构 北京集智东方知识产权代理
有限公司 11578

代理人 陈亚斌 关兆辉

(51) Int. Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/18(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

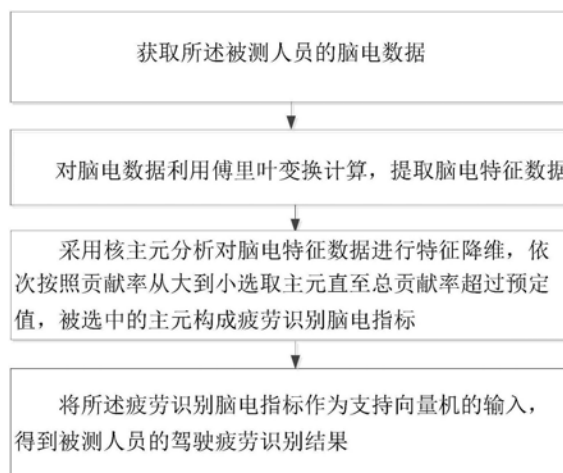
权利要求书3页 说明书7页 附图3页

(54)发明名称

驾驶疲劳识别方法及系统

(57)摘要

本发明公开了一种驾驶疲劳识别方法及系统,该方法包括步骤:获取所述被测人员的脑电数据;对脑电数据利用傅里叶变换计算,提取脑电特征数据;采用核主元分析对脑电特征数据进行特征降维,依次按照贡献率从大到小选取主元直至总贡献率超过预定值,被选中的主元构成疲劳识别脑电指标;将所述疲劳识别脑电指标作为支持向量机的输入,得到被测人员的驾驶疲劳识别结果。实施本发明实现对驾驶员疲劳状态的有效识别。



1. 一种驾驶疲劳识别方法,其特征在于,所述方法包括步骤:

获取所述被测人员的脑电数据;

对脑电数据利用傅里叶变换计算,提取脑电特征数据;

采用核主元分析对脑电特征数据进行特征降维,依次按照贡献率从大到小选取主元直至总贡献率超过预定值,被选中的主元构成疲劳识别脑电指标;

将所述疲劳识别脑电指标作为支持向量机的输入,得到被测人员的驾驶疲劳识别结果。

2. 如权利要求1所述的驾驶疲劳识别方法,其特征在于,所述对脑电数据利用傅里叶变换计算,提取脑电特征数据的步骤包括:

对每个电极的脑电数据利用傅里叶变换计算,并计算由低至高的第一频段、第二频段、第三频段的幅值序列,并求第一频段的幅度均值 θ 、第二频段的幅度均值 α 、第三频段的幅度均值 β ;

根据第一频段的幅度均值 θ 、第二频段的幅度均值 α 、第三频段的幅度均值 β ,计算 $((\alpha+\beta)/\beta, \alpha/\beta, (\theta+\alpha)/(\alpha+\beta), \theta/\beta, (\alpha+\beta)/\theta)$;

将 q 个电极的脑电信号对应的第一频段的幅度均值 θ 、第二频段的幅度均值 α 、第三频段的幅度均值 β 、 $((\alpha+\beta)/\beta, \alpha/\beta, (\theta+\alpha)/(\alpha+\beta), \theta/\beta, (\alpha+\beta)/\theta)$ 作为脑电特征数据,相应得到 $8 \times q$ 项脑电特征数据。

3. 如权利要求2所述的驾驶疲劳识别方法,其特征在于,所述采用核主元分析对脑电特征数据进行特征降维,依次按照贡献率从大到小选取主元直至总贡献率超过预定值,被选中的主元构成疲劳识别脑电指标的步骤包括:

对于一个脑电特征参数样本 $E = (e_1, e_2, \dots, e_m)$,其中 $m = 8q$,其在高维特征空间的映射为 $\Phi(E)$,给定 $\Phi(E)$ 的协方差矩阵的特征矢量为 w_k ,则脑电特征参数样本 E 在特征矢量 w_k 上的投影,即为所求主元 t_k

$$t_k = (w_k, \Phi(e)) = \sum_{j=1}^m \alpha_j^k (\Phi(e_j), \Phi(e)) = \sum_{j=1}^m \alpha_j^k k(e_j, e)$$

其中, $k(e_j, e)$ 为核函数,各主元的贡献率 w 按下式进行计算:

$$w = (t_k, t_{k+1}, \dots, t_m) E'$$

将主元按照贡献率进行排序,取前 p ($p < m$) 个主元,使其累计贡献率在90%以上,构成疲劳识别脑电指标 $X = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ 。

4. 如权利要求3所述的驾驶疲劳识别方法,其特征在于,所述将所述疲劳识别脑电指标作为支持向量机的输入,得到被测人员的驾驶疲劳识别结果的步骤包括:

对于给定的疲劳识别脑电指标样本集 $\{x_i, y_i\}$, $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})^T \in R^d$, R 为实数集, $y_i \in \{+1, -1\}$ 为类标记, $i = 1, 2, \dots, n$, n 为疲劳识别指标样本个数,其分类面函数设为:

$$g(x_i) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i k(x_i, x_j) + b, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

其中, α_i 为标量常数, b 为分类阈值, $k(x_i, x_j)$ 为核函数;

$$\begin{cases} \max Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j) \\ \text{S.T.} \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \\ i = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

其中, C 为Lagrange乘子设定的上限, $C > 0$, 在上式得到的最优解集中, 选取 $\alpha_i > 0$ ($i = 1, 2, \dots, s$ 且 $s < n$)的对应样本作为输入, 从而构造的识别器决策函数为:

$$y_i \left[\sum_{i=1}^s \alpha_i y_j k(x_i, x_j) + b \right] - 1 = 0$$

对于一组未知状态的驾驶员疲劳特征指标向量 $X_r = \{x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rp}\}$, 若 $f(X_r) = -1$ 则判定驾驶员为轻度疲劳状态; 若 $f(X_r) = +1$ 则判定驾驶员为重度疲劳状态。

5. 如权利要求1至4任一项所述的驾驶疲劳识别方法, 其特征在于, 所述获取所述被测人员的脑电数据的步骤可以包括:

获取第一驾驶时长或第二驾驶时长的所述被测人员的脑电数据; 所述第二驾驶时长大于所述第一驾驶时长。

6. 一种驾驶疲劳识别系统, 其特征在于, 所述系统包括:

脑电信号收集单元, 用于获取被测人员的脑电数据;

脑电特征数据提取单元, 用于对脑电数据利用傅里叶变换计算, 提取脑电特征数据;

疲劳识别脑电指标获取单元, 用于采用核主元分析对脑电特征数据进行特征降维, 依次按照贡献率从大到小选取主元直至总贡献率超过预定值, 被选中的主元构成疲劳识别脑电指标;

疲劳识别单元, 用于将所述疲劳识别脑电指标作为支持向量机的输入, 得到被测人员的驾驶疲劳识别结果。

7. 如权利要求6所述的驾驶疲劳识别系统, 其特征在于, 所述脑电特征数据提取单元用于: 对每个电极的脑电数据利用傅里叶变换计算, 并计算由低至高的第一频段、第二频段、第三频段的幅值序列, 并求第一频段的幅度均值 θ 、第二频段的幅度均值 α 、第三频段的幅度均值 β ;

根据第一频段的幅度均值 θ 、第二频段的幅度均值 α 、第三频段的幅度均值 β , 计算 $((\alpha + \beta) / \beta, \alpha / \beta, (\theta + \alpha) / (\alpha + \beta), \theta / \beta, (\alpha + \beta) / \theta)$;

将 q 个电极的脑电信号对应的第一频段的幅度均值 θ 、第二频段的幅度均值 α 、第三频段的幅度均值 β 、 $((\alpha + \beta) / \beta, \alpha / \beta, (\theta + \alpha) / (\alpha + \beta), \theta / \beta, (\alpha + \beta) / \theta)$ 作为脑电特征数据, 相应得到 $8 \times q$ 项脑电特征数据。

8. 如权利要求7所述的驾驶疲劳识别系统, 其特征在于, 所述脑电特征数据提取单元用于: 对于一个脑电特征参数样本 $E = (e_1, e_2, \dots, e_m)$, 其中 $m = 8q$, 其在高维特征空间的映射为 $\Phi(E)$, 给定 $\Phi(E)$ 的协方差矩阵的特征矢量为 w_k , 则脑电特征参数样本 E 在特征矢量 w_k 上的投影, 即为所求主元 t_k

$$t_k = (w_k, \Phi(e)) = \sum_{j=1}^m \alpha_j^k (\Phi(e_j), \Phi(e)) = \sum_{j=1}^m \alpha_j^k k(e_j, e)$$

其中, $k(e_j, e)$ 为核函数, 各主元的贡献率 w 按下式进行计算:

$$w = (t_k, t_{k+1}, \dots, t_m) E'$$

将主元按照贡献率进行排序, 取前 p ($p < m$) 个主元, 使其累计贡献率在 90% 以上, 构成疲劳识别脑电指标 $X = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ 。

9. 如权利要求 8 所述的驾驶疲劳识别系统, 其特征在于, 所述疲劳识别脑电指标获取单元用于: 对于给定的疲劳识别脑电指标样本集 $\{x_i, y_i\}$, $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})^T \in R^d$, R 为实数集 $y_i \in \{+1, -1\}$ 为类标记, $i = 1, 2, \dots, n$, n 为疲劳识别指标样本个数, 其分类面函数设为:

$$g(x_i) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i k(x_i, x_j) + b, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

其中, α_i 为标量常数, b 为分类阈值, $k(x_i, x_j)$ 为核函数;

$$\begin{cases} \max Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j) \\ S.T. \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \\ i = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

其中, C 为 Lagrange 乘子设定的上限, $C > 0$, 在上式得到的最优解集中, 选取 $\alpha_i > 0$ ($i = 1, 2, \dots, s$ 且 $s < n$) 的对应样本作为输入, 从而构造的识别器决策函数为:

$$y_i \left[\sum_{i=1}^s \alpha_i y_j k(x_i, x_j) + b \right] - 1 = 0$$

对于一组未知状态的驾驶员疲劳特征指标向量 $X_r = \{x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rp}\}$, 若 $f(X_r) = -1$ 则判定驾驶员为轻度疲劳状态; 若 $f(X_r) = +1$ 则判定驾驶员为重度疲劳状态。

驾驶疲劳识别方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及识别控制技术领域,特别涉及一种驾驶疲劳识别方法及系统。

背景技术

[0002] 驾驶疲劳是指由于长时间连续行车而导致的驾驶员信息获取、信息处理以及操纵能力下降的现象。驾驶员在长时间驾驶过程中,易引发驾驶疲劳,从而导致其对突发事件反应时间的延长,影响驾驶安全。因此,对驾驶员疲劳状态予以有效识别,是构建危险性驾驶状态预警系统的关键。

[0003] 目前,国内外就驾驶疲劳状态识别已开展了一系列研究,如:利用眼见闭合度与眼睛闭合速度来判断驾驶员驾驶状态,并建立了基于图像分割方法的疲劳识别模型。通过分析模拟驾驶实验数据发现,脑电和心电指标可用于疲劳的识别。应用动态贝叶斯网络,建立了基于心电数据和信息融合的疲劳识别模型。采用神经网络,构建了基于心率变异性(Heart Rate Variability,HRV)的驾驶疲劳识别模型。吴超仲等提出综合考虑驾驶行为操作和驾驶员生理指标的疲劳识别模型。叶柠等针对疲劳发生过程中脑电信号的变化,提出了一种基于小波包子带能量比的疲劳驾驶状态检测方法。

[0004] 上述文献从不同角度丰富和拓展了疲劳识别研究。脑电信号与驾驶员的精神状态高度相关,在疲劳检测和识别中敏感性最高,因而得到较为深入的研究,但仍存在以下两点问题:(1)脑电信号存在大量冗余,因而在一定程度上影响了识别模型的效率和精度;(2)现有研究在选取疲劳识别指标时只侧重于对若干电极的脑电指标选取,未利用其他电极的脑电指标,即在识别指标选取上具有局部性。

[0005] 因此,亟待开发一种有效的驾驶疲劳识别方案,以克服上述不足。

发明内容

[0006] 有鉴于此,本发明旨在提供一种驾驶疲劳识别方法及系统,以期实现对驾驶员疲劳状态的有效识别,为危险性驾驶状态预警和干预系统的开发提供理论依据。

[0007] 具体而言,本发明的所述方法包括步骤:获取所述被测人员的脑电数据;对脑电数据利用傅里叶变换计算,提取脑电特征数据;采用核主元分析对脑电特征数据进行特征降维,依次按照贡献率从大到小选取主元直至总贡献率超过预定值,被选中的主元构成疲劳识别脑电指标;将所述疲劳识别脑电指标作为支持向量机的输入,得到被测人员的驾驶疲劳识别结果。

[0008] 另一方面,本发明的所述系统包括:脑电信号收集单元,用于获取被测人员的脑电数据;脑电特征数据提取单元,用于对脑电数据利用傅里叶变换计算,提取脑电特征数据;疲劳识别脑电指标获取单元,用于采用核主元分析对脑电特征数据进行特征降维,依次按照贡献率从大到小选取主元直至总贡献率超过预定值,被选中的主元构成疲劳识别脑电指标;疲劳识别单元,用于将所述疲劳识别脑电指标作为支持向量机的输入,得到被测人员的驾驶疲劳识别结果。

[0009] 本发明的驾驶疲劳识别方法及系统,用脑电特征参数作为客观识别指标,通过核主元分析进行降维和指标提取,形成疲劳识别脑电指标,在此基础上,结合SVM算法,构建驾驶员疲劳状态识别模型,以期实现对驾驶员疲劳状态的有效识别,为危险性驾驶状态预警和干预系统的开发提供理论依据。

附图说明

[0010] 并入到说明书中并且构成说明书的一部分的附图示出了本发明的实施例,并且与描述一起用于解释本发明的原理。在这些附图中,类似的附图标记用于表示类似的要素。下面描述中的附图是本发明的一些实施例,而不是全部实施例。对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,可以根据这些附图获得其他的附图。

[0011] 图1为本发明实施例提供的一种驾驶疲劳识别方法的流程示意图;

[0012] 图2为本发明实施例主观疲劳与行为数据检验结果示意图;

[0013] 图3为主元数量对模型识别效果的影响示意图;

[0014] 图4为模型识别效果及ROC曲线;

[0015] 图5为图本发明实施例提供的一种驾驶疲劳识别系统的方框示意图。

具体实施方式

[0016] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。需要说明的是,在不冲突的情况下,本申请中的实施例及实施例中的特征可以相互任意组合。

[0017] 下面结合附图详细说明本发明实施涉及的驾驶疲劳识别方法及系统。

[0018] 实施例一:

[0019] 参见图1所示,实施例一的方法包括步骤:

[0020] 首先:获取所述被测人员的脑电数据;

[0021] 其次:对脑电数据利用傅里叶变换计算,提取脑电特征数据;

[0022] 具体地,脑电信号是大脑活动状态的外在反映,其频段分布特征与驾驶员精神状态高度相关。当驾驶员处于重度疲劳状态时,大脑活动趋于平稳,脑电信号,频段分布趋向于低频段;当驾驶员处于轻度疲劳状态时,大脑接受和处理大量信息,脑电信号频段分布趋向于高频段。基于此,本文利用傅里叶变换计算由低至高的 θ (4~8Hz)、 α (8~13Hz)、 β (13~30Hz) 3个频段对每个电极的脑电数据利用傅里叶变换计算,并计算由低至高的第一频段、第二频段、第三频段的幅值序列,并求第一频段的幅度均值 θ 、第二频段的幅度均值 α 、第三频段的幅度均值 β ;

[0023] 根据第一频段的幅度均值 θ 、第二频段的幅度均值 α 、第三频段的幅度均值 β ,计算 $((\alpha+\beta)/\beta, \alpha/\beta, (\theta+\alpha)/(\alpha+\beta), \theta/\beta, (\alpha+\beta)/\theta)$;

[0024] 将 q 个电极的脑电信号对应的第一频段的幅度均值 θ 、第二频段的幅度均值 α 、第三频段的幅度均值 β 、 $((\alpha+\beta)/\beta, \alpha/\beta, (\theta+\alpha)/(\alpha+\beta), \theta/\beta, (\alpha+\beta)/\theta)$ 作为脑电特征数据,相应得到 $8 \times q$ 项脑电特征数据;

[0025] 再次:采用核主元分析对脑电特征数据进行特征降维,依次按照贡献率从大到小选取主元直至总贡献率超过预定值,被选中的主元构成疲劳识别脑电指标;

[0026] 具体地,为提高识别精度,降低识别模型的训练时间及加快学习速度,本文采用核主元分析(KPCA)对上述8q项脑电特征参数进行特征降维,选取若干贡献率高的主元构成疲劳识别脑电指标。

[0027] 对于一个脑电特征参数样本 $E = (e_1, e_2, \dots, e_m)$,其中 $m = 8q$,其在高维特征空间的映射为 $\Phi(E)$,给定 $\Phi(E)$ 的协方差矩阵的特征矢量为 w_k ,则脑电特征参数样本 E 在特征矢量 w_k 上的投影,即为所求主元 t_k

$$[0028] \quad t_k = (w_k, \Phi(e)) = \sum_{j=1}^m \alpha_j^k (\Phi(e_j), \Phi(e)) = \sum_{j=1}^m \alpha_j^k k(e_j, e)$$

[0029] 其中, $k(e_j, e)$ 为核函数,各主元的贡献率 w 按下式进行计算:

$$[0030] \quad w = (t_k, t_{k+1}, \dots, t_m) E'$$

[0031] 将主元按照贡献率进行排序,取前 p ($p < m$) 个主元,使其累计贡献率在90%以上,构成疲劳识别脑电指标 $X = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ 。

[0032] 最后:将所述疲劳识别脑电指标作为支持向量机的输入,得到被测人员的驾驶疲劳识别结果。

[0033] 具体可以包括:

[0034] 对于给定的疲劳识别脑电指标样本集 $\{x_i, y_i\}$, $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})^T \in R^d$, R 为实数集 $y_i \in \{+1, -1\}$ 为类标记, $i = 1, 2, \dots, n$, n 为疲劳识别指标样本个数,其分类面函数设为:

$$[0035] \quad g(x_i) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i k(x_i, x_j) + b, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

[0036] 其中, α_i 为标量常数, b 为分类阈值, $k(x_i, x_j)$ 为核函数;

$$[0037] \quad \begin{cases} \max Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j) \\ S.T. \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \\ i = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

[0038] 其中, C 为Lagrange乘子设定的上限, $C > 0$,在上式得到的最优解集中,选取 $\alpha_i > 0$ ($i = 1, 2, \dots, s$ 且 $s < n$)的对应样本作为输入,从而构造的识别器决策函数为:

$$[0039] \quad y_i \left[\sum_{i=1}^s \alpha_i y_j k(x_i, x_j) + b \right] - 1 = 0$$

[0040] 对于一组未知状态的驾驶员疲劳特征指标向量 $X_r = \{x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rp}\}$,若 $f(X_r) = -1$ 则判定驾驶员为轻度疲劳状态;若 $f(X_r) = +1$ 则判定驾驶员为重度疲劳状态。

[0041] 可以对识别效果测评:

[0042] 假定轻度疲劳等级为阴性,记为 N ,重度疲劳等级为阳性,记为 P ,则疲劳识别结果有以下4种情况;①样本为轻度等级状态,模型识别结果为阴性,记为真阴(T_N);②样本为轻度疲劳等级,模型识别结果为阳性,记为伪阳(F_P);③样本为重度疲劳等级,模型识别结果

为阴性,记为伪阴 (F_N);④样本为重度疲劳等级,模型识别结果为阳性,记为真阳 (T_P)。根据上述假设,定义以下3项指标用于识别效果测评,

$$[0043] \quad T_1 = \frac{T_N}{T_N + F_P} \times 100\% \quad (7)$$

$$[0044] \quad T_h = \frac{T_P}{T_P + F_N} \times 100\% \quad (8)$$

$$[0045] \quad A_c = \frac{T_N + T_P}{T_N + T_P + F_N + F_P} \times 100\% \quad (9)$$

[0046] 式中, T_1 为SVM识别器对轻度疲劳等级的识别正确率, T_h 为识别器对重度疲劳等级的识别正确率, A_c 为SVM识别器对整个样本的识别正确率。

[0047] 优选地,上述获取所述被测人员的脑电数据的步骤可以先进行驾驶疲劳等级划分,可以包括:

[0048] 获取第一驾驶时长或第二驾驶时长的所述被测人员的脑电数据;所述第二驾驶时长大于所述第一驾驶时长。

[0049] 具体地,步骤1:等级划分:长时间($\geq 2h$) [10-11]连续驾驶易导致驾驶疲劳,以前后时间段划分疲劳等级是驾驶安全性研究中常用的方法[12]。本研究依据上述方法对驾驶疲劳等级进行如下划分:在驾驶任务初始阶段,驾驶员的信息感知、处理能力较强以及驾驶操作失误率较低,其疲劳程度处于轻微状态,故将驾驶任务前段时间作为轻度疲劳等级;随着驾驶时长不断增加,驾驶员对复杂的道路交通信息的感知、处理能力逐渐下降,驾驶操作失误率有所增加,其疲劳程度将逐渐上升,直到驾驶任务结束前达到最高,故将驾驶任务后段时间作为重度疲劳等级。

[0050] 步骤2:合理性验证:驾驶疲劳研究中常采用主观疲劳评价、驾驶行为等指标来表征驾驶员疲劳程度[13]。基于上述结论,为验证疲劳等级划分的合理性,本文将前后两个时段驾驶员疲劳主观量表[14] (Karolinska Sleepiness Scale, KSS) 得分、驾驶行为绩效进行对比分析,通过配对样本t检验 (paired-sample t test) 确定不同疲劳等级下主观疲劳程度、驾驶行为绩效是否存在显著性差异。其方法如下,

[0051] 步骤3:验证方法:假定轻度疲劳等级下数据样本集为 $Z'_i = \{S'_i, O'_i\}$, $S' = \{s'_i\}$ 、 $O' = \{o'_i\}$, 其中, S' 为主观量表数据样本, O' 为驾驶行为绩效数据样本, i 为样本数, $i=1, 2, 3 \dots n$,

[0052] j 为行为绩效指标, $j=1, 2, 3 \dots m$ (本文取4项行为绩效指标,故取 $m=4$),同理,可定义重度疲劳等级下数据样本集 $Z''_i = \{S''_i, O''_i\}$ 。令 $Z_i = Z'_i - Z''_i$,构造统计量 t :

$$[0053] \quad t = \frac{\bar{Z}}{S / \sqrt{n-1}} \quad (1)$$

[0054] 式中, $\bar{Z} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Z_i$, $S = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z_i - \bar{Z})^2}$ 。计算统计量 t 的观测值及对应概率 P 值。在

给定的显著性水平 α (一般取0.05)的情况下,若 $P < \alpha$ 即为差异显著。

[0055] 本发明还进行了试验验证:

[0056] 实验设计

[0057] 本次实验有偿招募了30名男性驾驶员作为被试,其年龄在20-27岁,均值为24.8岁,标准差为1.28岁;驾龄在3-8年,均值为5.3年,标准差为1.59年。模拟驾驶场景为一条单向2车道公路,每车道宽度为3.75m,无车流干扰。要求被试驾驶车辆跟随前车行驶,车速保持在60km/h左右,禁止超车或撞车。实验过程中,前车刹车灯以 120 ± 10 s的随机时间间隔亮起,被试在灯亮起后尽可能快的做出按键反应(如反应时间大于1000ms,则该次反应视为无效)。整个驾驶任务持续120min,全程无休息。

[0058] 在实验过程中,同步记录被试对前车随机刹车信号刺激的反应时间,数据采集频率为10Hz。同时,采用德国Neuroscan公司的64导脑电采集系统连续采集被试脑电数据,并记录水平与垂直眼电。脑电采样率设置为1000Hz,采集频率带宽设置为0.5-100Hz,电极与头皮之间阻抗小于 $5k \Omega$ 。

[0059] 基于上述实验,对所获取的模拟驾驶数据分析处理如下。

[0060] 5.2疲劳等级划分合理性验证

[0061] 为验证第1节中将实验时间划分为前后两个时段以对应不同疲劳等级的合理性,同时考虑到被试疲劳累积,选取实验16-46min作为第1时段,90-120min作为第2时段,分别对应轻、重疲劳等级。对上述两个时段的主观疲劳数据(KSS量表)、3项客观行为数据(反应时间、速度偏差、有效检测率)进行计算及配对t检验,其结果如图2所示。

[0062] 从图2可以看出,第1时段的KSS量表得分显著低于第2时段(均值: 2.15 vs 7.33 ;方差: 0.79 vs 0.98 ; $p < 0.01$),表明被试主观驾驶疲劳感知程度加深;第1时段的反应时间显著低于第2时段(均值: 570.12 vs 609.75 ;方差: 21.03 vs 27.78 ; $p < 0.01$),表明被试对刹车刺激感知和处理能力的下降;第1时段速度偏差显著低于第2时段(均值: 1.48 vs 3.68 ,方差: 0.85 vs 0.90 , $p < 0.05$),表明被试对车辆操纵能力的下降;第1时段的有效检测率明显高于第2时段(均值: 90.15 vs 77.92 ,方差: 3.58 vs 5.21 , $p < 0.05$),表明被试对信息获取和处理效能的下降。上述主观疲劳和行为绩效数据对比结果表明,选取第1时段、第2时段以对应不同程度的疲劳等级是合理的。

[0063] 5.3脑电指标降维

[0064] 采用第2节所述方法对脑电原始数据进行处理,共获得512项脑电特征参数,对所获脑电特征参数进行核主元分析和降维,选取前30个主元(其累计贡献率在90%以上),构成疲劳识别脑电指标样本。按照上述方法,对全部脑电原始数据进行处理,从而获得一个包含绝大多数特征信息的疲劳识别脑电指标样本集。为使识别器识别效果最优,需确定疲劳识别脑电指标的最优主元个数。为此,从脑电指标样本集中随机抽取200个样本,将其输入到SVM识别器中,通过改变主元个数观察SVM识别器的识别正确率,识别结果如图3。

[0065] 从图3可以看出,主元个数对模型识别效果影响较为显著,主元个数过少和过多,SVM识别器识别正确率均较低,其原因是:主元个数过少,疲劳识别脑电指标不能够提供足够的特征信息用以识别;主元个数过多,将保留噪音信息,影响识别准确率。当取19个主元时,模型识别正确率最高,达到92.31%,故确定疲劳识别脑电指标的主元为19。

[0066] 5.4疲劳识别效果测评

[0067] 在确定最优主元个数后,将全部疲劳识别脑电指标样本作如下处理:随机抽取其中75%的样本作为训练样本,余下作为测试样本,识别效果如图4。

[0068] 模型识别正确率在79.17%-92.03%之间,平均正确率为84.62%,表明模型具有

较高的识别精度,且模型对重度疲劳等级识别正确率明显高于轻度疲劳等级(见图4(a))。此外,模型受试者工作特征曲线(Receiver Operating Characteristic Curve,ROC)线下面积(Area Under the Curve,AUC) [17]为0.935(见图4(b)),说明模型具有较高的正确性。为验证KPCA-SVM模型具有较好的识别效果,对文献[18]所提BP神经网络模型进行训练和测试,两者的识别结果对比如表1所示,

[0069] 表1 模型效果对比

模型	模型识别效果			ROC 曲线面积(AUC)
	A _c	T _i	T _h	
KPCA-SVM	85.61%	73.57%	92.02%	0.935
BP	77.68%	72.45%	76.86%	0.820

[0071] 从表1可以看出,本文所构建模型在识别效果、AUC等指标上均明显优于BP神经网络模型,证明了模型具有较好的识别效果。

[0072] 实施例二:

[0073] 参见图5所示,驾驶疲劳识别系统可以包括:脑电信号收集单元,用于获取被测人员的脑电数据;

[0074] 脑电特征数据提取单元,用于对脑电数据利用傅里叶变换计算,提取脑电特征数据;

[0075] 疲劳识别脑电指标获取单元,用于采用核主元分析对脑电特征数据进行特征降维,依次按照贡献率从大到小选取主元直至总贡献率超过预定值,被选中的主元构成疲劳识别脑电指标;

[0076] 疲劳识别单元,用于将所述疲劳识别脑电指标作为支持向量机的输入,得到被测人员的驾驶疲劳识别结果。

[0077] 优选地,所述脑电特征数据提取单元用于:对每个电极的脑电数据利用傅里叶变换计算,并计算由低至高的第一频段、第二频段、第三频段的幅值序列,并求第一频段的幅度均值 θ 、第二频段的幅度均值 α 、第三频段的幅度均值 β ;

[0078] 根据第一频段的幅度均值 θ 、第二频段的幅度均值 α 、第三频段的幅度均值 β ,计算 $((\alpha+\beta)/\beta, \alpha/\beta, (\theta+\alpha)/(\alpha+\beta), \theta/\beta, (\alpha+\beta)/\theta)$;

[0079] 将 q 个电极的脑电信号对应的第一频段的幅度均值 θ 、第二频段的幅度均值 α 、第三频段的幅度均值 β 、 $((\alpha+\beta)/\beta, \alpha/\beta, (\theta+\alpha)/(\alpha+\beta), \theta/\beta, (\alpha+\beta)/\theta)$ 作为脑电特征数据,相应得到 $8 \times q$ 项脑电特征数据。

[0080] 优选地,所述脑电特征数据提取单元用于:对于一个脑电特征参数样本 $E = (e_1, e_2, \dots, e_m)$,其中 $m = 8q$,其在高维特征空间的映射为 $\Phi(E)$,给定 $\Phi(E)$ 的协方差矩阵的特征矢量为 w_k ,则脑电特征参数样本 E 在特征矢量 w_k 上的投影,即为所求主元 t_k

$$[0081] \quad t_k = (w_k, \Phi(e)) = \sum_{j=1}^m \alpha_j^k (\Phi(e_j), \Phi(e)) = \sum_{j=1}^m \alpha_j^k k(e_j, e)$$

[0082] 其中, $k(e_j, e)$ 为核函数,各主元的贡献率 w 按下式进行计算:

$$[0083] \quad w = (t_k, t_{k+1}, \dots, t_m) E'$$

[0084] 将主元按照贡献率进行排序,取前 p ($p < m$) 个主元,使其累计贡献率在90%以上,构成疲劳识别脑电指标 $X = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ 。

[0085] 优选地,所述疲劳识别脑电指标获取单元用于:对于给定的疲劳识别脑电指标样

本集 $\{x_i, y_i\}$, $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})^T \in R^d$, R 为实数集 $y_i \in \{+1, -1\}$ 为类标记, $i = 1, 2, \dots, n$, n 为疲劳识别指标样本个数, 其分类面函数设为:

$$[0086] \quad g(x_i) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i k(x_i, x_j) + b, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

[0087] 其中, α_i 为标量常数, b 为分类阈值, $k(x_i, x_j)$ 为核函数;

$$[0088] \quad \begin{cases} \max Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j) \\ S.T. \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \\ i = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

[0089] 其中, C 为 Lagrange 乘子设定的上限, $C > 0$, 在上式得到的最优解集中, 选取 $\alpha_i > 0$ ($i = 1, 2, \dots, s$ 且 $s < n$) 的对应样本作为输入, 从而构造的识别器决策函数为:

$$[0090] \quad y_i \left[\sum_{i=1}^s \alpha_i y_j k(x_i, x_j) + b \right] - 1 = 0$$

[0091] 对于一组未知状态的驾驶员疲劳特征指标向量 $X_r = \{x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rp}\}$, 若 $f(X_r) = -1$ 则判定驾驶员为轻度疲劳状态; 若 $f(X_r) = +1$ 则判定驾驶员为重度疲劳状态。

[0092] 此外, 前述方法实施例涉及的一些扩展也适用于系统实施例, 在此不再一一赘述。并且能够直接和毫无疑义得出, 本发明实施例的驾驶疲劳识别系统, 采用主观疲劳指标和客观行为数据对疲劳等级划分进行了验证, 证明了依据时间段划分疲劳等级是合理的。基于特征降维的核主元分析, 提出了一种通过对比不同主元个数下的正确率大小, 选取疲劳识别脑电指标的方法。在确定最优主元个数的基础上, 结合 SVM 模型, 构建了一种驾驶员疲劳状态识别模型, 该模型具有较高的识别正确率。

[0093] 本领域普通技术人员可以理解, 实现上述实施例的全部或者部分步骤/单元/模块可以通过程序指令相关的硬件来完成, 前述程序可以存储于计算机可读取存储介质中, 该程序在执行时, 执行包括上述实施例各单元中对应的步骤; 而前述的存储介质包括: ROM、RAM、磁碟或者光碟等各种可以存储程序代码的介质。

[0094] 以上所述的具体实施例, 对本发明的目的、技术方案和有益效果进行了进一步详细说明, 所应理解的是, 以上所述仅为本发明的具体实施例而已, 并不用于限制本发明, 凡在本发明的精神和原则之内, 所做的任何修改、等同替换、改进等, 均应包含在本发明的保护范围之内。



图1

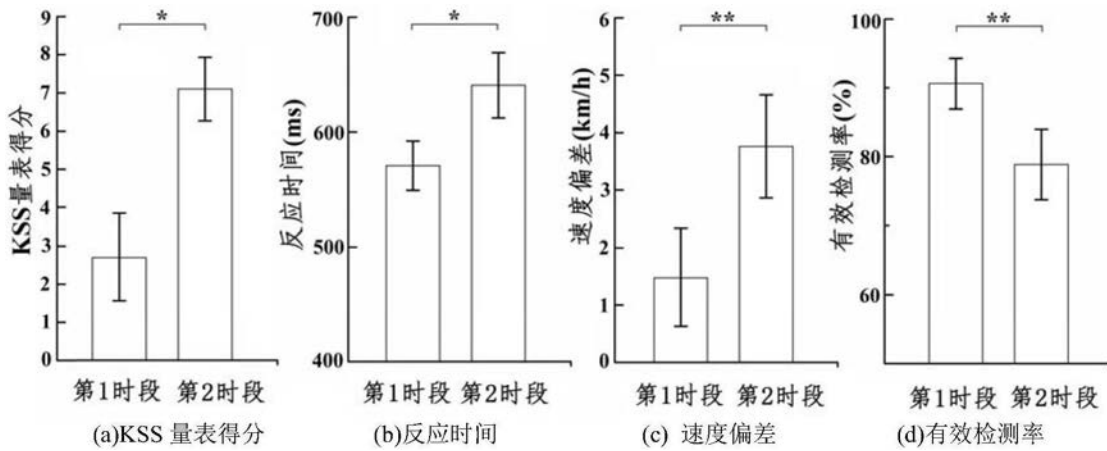


图2

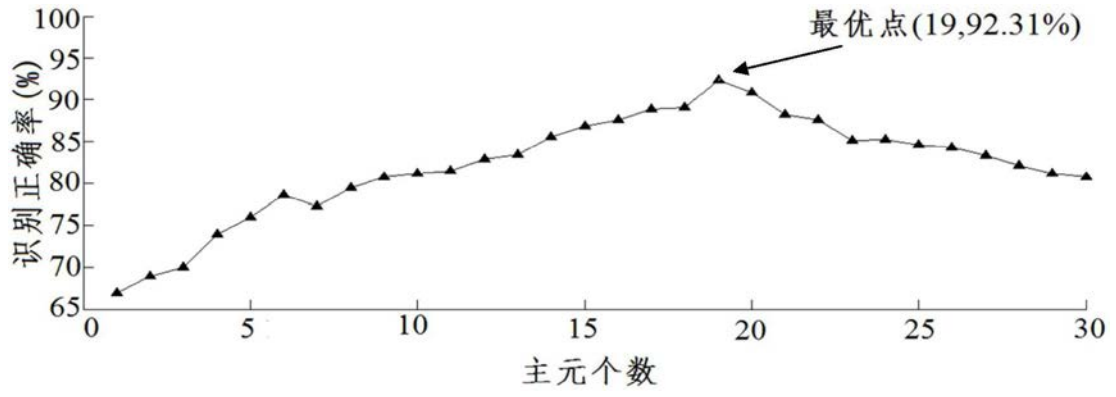


图3

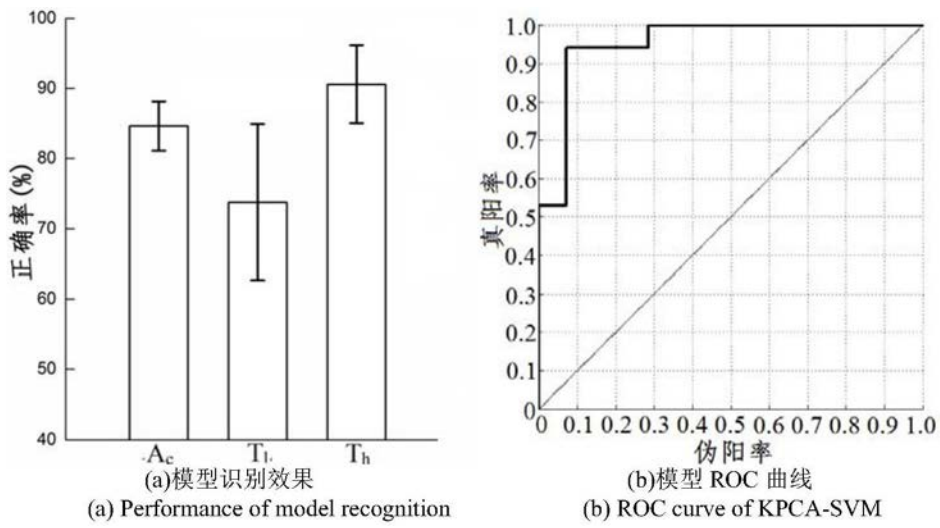


图4

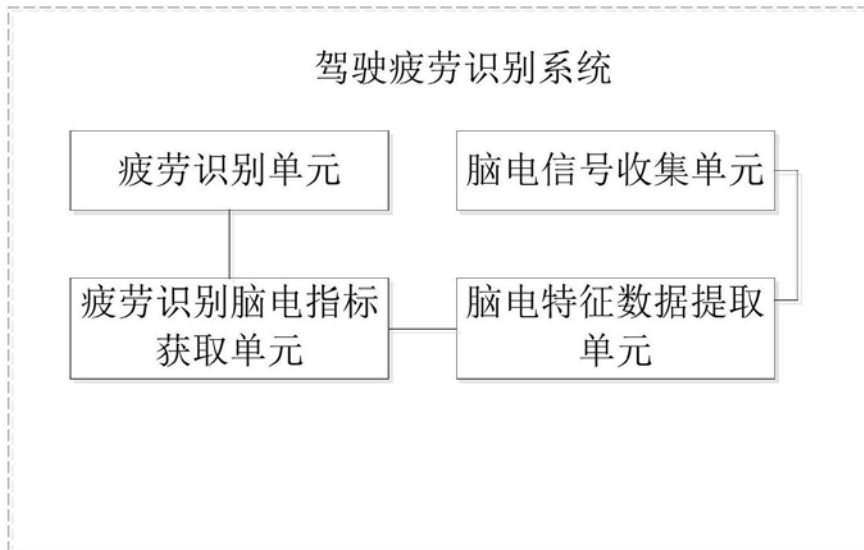


图5

专利名称(译)	驾驶疲劳识别方法及系统		
公开(公告)号	CN107095671A	公开(公告)日	2017-08-29
申请号	CN2017110393357.4	申请日	2017-05-27
[标]申请(专利权)人(译)	西南交通大学		
申请(专利权)人(译)	西南交通大学		
当前申请(专利权)人(译)	西南交通大学		
[标]发明人	张骏 郭孜政 牛琳博		
发明人	张骏 郭孜政 牛琳博		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/18 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/18 A61B5/72 A61B5/7257 A61B5/7267 A61B2503/22		
代理人(译)	陈亚斌		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种驾驶疲劳识别方法及系统，该方法包括步骤：获取所述被测人员的脑电数据；对脑电数据利用傅里叶变换计算，提取脑电特征数据；采用核主元分析对脑电特征数据进行特征降维，依次按照贡献率从大到小选取主元直至总贡献率超过预定值，被选中的主元构成疲劳识别脑电指标；将所述疲劳识别脑电指标作为支持向量机的输入，得到被测人员的驾驶疲劳识别结果。实施本发明实现对驾驶员疲劳状态的有效识别。

