



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107095670 A

(43)申请公布日 2017.08.29

(21)申请号 201710391410.7

(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

(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2页 说明书9页 附图3页

(54)发明名称

驾驶员反应时间预测方法

(57)摘要

本发明公开了一种驾驶员反应时间预测方法,该驾驶员反应时间预测方法包括步骤:获取驾驶员的脑电信号;通过小波变换提取经滤波处理后的脑电信号中的脑电特征参数;以驾驶员的脑电特征参数作为输入层,以反应时间作为输出层,构建BP神经网络预测模型。在本发明中,通过小波变换提取脑电特征参数作为客观预测指标,结合BP神经网络方法,构建了一种驾驶员反应时间的预测算法,以便为车载实时驾驶员危险性驾驶状态预警系统的开发与设计提供理论依据。



1. 一种驾驶员反应时间预测方法,其特征在于,所述方法包括步骤:

获取驾驶员的脑电信号;

通过小波变换提取经滤波处理后的脑电信号中的脑电特征参数;

以驾驶员的脑电特征参数作为输入层,以反应时间作为输出层,构建BP神经网络预测模型。

2. 如权利要求1所述的驾驶员反应时间预测方法,其特征在于,所述滤波处理具体包括:脑电信号以0-35Hz的带宽进行整体滤波处理。

3. 如权利要求2所述的驾驶员反应时间预测方法,其特征在于,通过小波变换提取脑电特征参数具体包括:

a、对于经滤波处理后的脑电信号,记为 $u(n)$,则其小波变换定义为:

$$B_{i,m} = 2^{-i/2} \int_{-\infty}^{+\infty} u(n) \varphi_{i,m}(2^{-i}n - m) dn = \langle u(n), \varphi_{i,m}(n) \rangle$$

式中, $\varphi_{i,m}(n)$ 为小波函数; i 为频率因子; m 为时间平移因子; n 为信号时长;

b、小波变换后的信号 $u(n)$ 进行有限层分解,采用Mallat算法:

$$u(n) = A_H + \sum_{i=1}^H C_i$$

式中, A_H 为近似分量; C_i 为不同尺度下的细节分量; H 为分解层数;通过上述有限层分解得到 θ 、 α 、 β 3种不同频段的小波系数;

c、对上述频段提取小波系数的能量值作为脑电特征参数:

$$P_x = \frac{1}{t} |S_x(t)|^2 dt = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |h_i|^2$$

式中, P_x 为相应频段的能量值; $S_x(t)$ 为相应频段的小波系数; t 为时间; h_i 为相应频段的幅值;

d、对 q 个电极的脑电信号进行处理,相应得到 $3 \times q$ 项脑电特征参数。

4. 如权利要求3所述的驾驶员反应时间预测方法,其特征在于,所述方法还包括:对所得到的脑电特征参数按式进行归一化处理,使脑电特征参数的数值在 $[0, 1]$ 之间,以消除数据中存在的噪声:

$$x = \frac{x_i - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}}$$

式中, $x_{i\max}$ 与 $x_{i\min}$ 为脑电特征参数 x_i 的最大值与最小值。

5. 如权利要求1至4任一项所述的驾驶员反应时间预测方法,其特征在于,构建BP神经网络预测模型具体包括:以驾驶员的脑电特征参数作为输入层,以反应时间预测值作为输出层,构建含1个隐含层的BP神经网络预测模型;其中,输入层节点个数由驾驶员的脑电特征参数个数决定;隐含层节点个数 s 则由模型训练结果进行择优选取;输出层节点个数为1。

6. 如权利要求5所述的驾驶员反应时间预测方法,其特征在于,所述模型中输入层到隐含层、隐含层到输出层之间的连接权值系数及偏置分别为 $w_{ik}, w_{kl}, b_{ik}, b_{kl}$ ($i = 1, 2, \dots, 3 \times q, k = 1, 2, \dots, s$),对于输入层的任意节点 o 至隐含层的任意节点 p 的输出:

$$y_{op} = f(x_i w_{op} + b_{op})$$

式中, $f(\cdot)$ 为Sigmoid函数,即

$$f(\sigma) = \frac{1}{1 + e^{-\sigma}}$$

输出层输出结果为:

$$y_i = f(W_2^T (f(W_1^T x_i) + b_1) + b_2)$$

式中, y_i 为神经网络模型预测结果输出; W_1 为输入层至隐含层的连接权数系数矩阵; W_2 为隐含层至输出层的连接权数系数矩阵; x_i 为驾驶员脑电特征参数; b_1 为输入层至隐含层的偏置矩阵; b_2 为隐含层至输出层的偏置矩阵。

7. 如权利要求6所述的驾驶员反应时间预测方法, 其特征在于, 所述获取驾驶员的脑电信号具体包括: 采集预定数目的驾驶员的脑电信号。

8. 如权利要求7所述的驾驶员反应时间预测方法, 其特征在于, 脑电信号采集频率为 10Hz; 脑电采集仪连续采集驾驶员脑电数据。

9. 如权利要求7所述的驾驶员反应时间预测方法, 其特征在于, BP神经网络模型所得到的反应时间预测值与实验所采集的反应时间实际值拟合程度的比较采用最大绝对误差 M_1 与相对均方误差 M_2 作为预测效果测评指标:

$$M_1 = \max_i \left| \frac{y_i - y_i^*}{y_i} \right| \times 100\%$$

$$M_2 = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{y_i - y_i^*}{y_i} \right)^2} \times 100\% \quad \circ$$

驾驶员反应时间预测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及特定人员反应时间测量技术领域,特别涉及一种驾驶员反应时间预测方法。

背景技术

[0002] 高铁速度的不断提升对动车组司机的作业能力提出了更高要求,其中动车组司机对突发事件的反应能力是影响驾驶作业安全可靠性的关键因素。

[0003] 目前国内外就动车组司机(及机动车驾驶员)反应时间预测的相关研究尚不多见,现有研究主要针对反应时间与神经生理信号相关性进行了探讨。Jap等人研究了在模拟环境下机车司机长时间单调驾驶过程中脑电信号与反应时间的相关性,研究结果表明脑电信号中低频波段与反应时间呈现了正相关,而高频波段与反应时间呈现负相关。Darwent等人在真实环境下对机车司机的警觉度进行了监测,结果表明随着驾驶警觉度的下降,对突发事件的反应时间不断延长,同时论证了脑电信号与反应时间存在着紧密联系。Haga等人设计了一项机车司机对信号灯的反应能力的实验,验证了脑电信号的变化能够直接反映机车司机的反应能力。Lin等人利用脑电信号与驾驶行为绩效(反应时间、车速等)的相关性,对驾驶持续性注意性水平进行了实时监测。

[0004] 以上研究从不同角度验证了反应时间与神经生理信号具有相关性,但却未能用两者相关性对反应时间进行有效预测。因此如何通过动车组司机的神经生理信号,实现动车组司机对突发事件的反应时间的有效预测,是构建车载实时动车组司机危险性驾驶状态预警系统的关键性技术。

发明内容

[0005] 有鉴于此,本发明旨在提供一种驾驶员反应时间预测方法,即通过小波变换提取脑电特征参数作为客观预测指标,结合BP神经网络方法,构建了一种驾驶员反应时间的预测算法,以便为车载实时驾驶员危险性驾驶状态预警系统的开发与设计提供理论依据。

[0006] 具体而言,本发明的驾驶员反应时间预测方法包括步骤:获取驾驶员的脑电信号;通过小波变换提取经滤波处理后的脑电信号中的脑电特征参数;以驾驶员的脑电特征参数作为输入层,以反应时间作为输出层,构建BP神经网络预测模型。

[0007] 进一步地,所述滤波处理具体包括:脑电信号以0-35Hz的带宽进行整体滤波处理。

[0008] 进一步地,通过小波变换提取脑电特征参数具体包括:

[0009] a、对于经滤波处理后的脑电信号,记为 $u(n)$,则其小波变换定义为:

$$B_{i,m} = 2^{-i/2} \int_{-\infty}^{+\infty} u(n) \varphi_{i,m}(2^{-i}n - m) dn = \langle u(n), \varphi_{i,m}(n) \rangle$$

[0011] 式中, $\varphi_{i,m}(n)$ 为小波函数; i 为频率因子; m 为时间平移因子; n 为信号时长;

[0012] b、小波变换后的信号 $u(n)$ 进行有限层分解,采用Mallat算法:

$$[0013] \quad u(n) = A_H + \sum_{i=1}^H C_i$$

[0014] 式中, A_H 为近似分量; C_i 为不同尺度下的细节分量; H 为分解层数; 通过上述有限层分解得到 θ 、 α 、 β 3 种不同频段的小波系数;

[0015] c、对上述频段提取小波系数的能量值作为脑电特征参数:

$$[0016] \quad P_X = \frac{1}{t} |S_X(t)|^2 dt = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |h_i|^2$$

[0017] 式中, P_X 为相应频段的能量值; $S_X(t)$ 为相应频段的小波系数; t 为时间; h_i 为相应频段的幅值;

[0018] d、对 q 个电极的脑电信号进行处理, 相应得到 $3 \times q$ 项脑电特征参数。

[0019] 进一步地, 所述方法还包括: 对所得到的脑电特征参数按式进行归一化处理, 使脑电特征参数的数值在 $[0, 1]$ 之间, 以消除数据中存在的噪声:

$$[0020] \quad x = \frac{x_i - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}}$$

[0021] 式中, $x_{i\max}$ 与 $x_{i\min}$ 为脑电特征参数 x_i 的最大值与最小值。

[0022] 进一步地, 构建 BP 神经网络预测模型具体包括: 以驾驶员的脑电特征参数作为输入层, 以反应时间预测值作为输出层, 构建含 1 个隐含层的 BP 神经网络预测模型; 其中, 输入层节点个数由驾驶员的脑电特征参数个数决定; 隐含层节点个数 s 则由模型训练结果进行择优选取; 输出层节点个数为 1。

[0023] 进一步地, 所述模型中输入层到隐含层、隐含层到输出层之间的连接权值系数及偏置分别为 $w_{ik}, w_{kl}, b_{ik}, b_{kl}$ ($i = 1, 2, \dots, 3 \times q, k = 1, 2, \dots, s$), 对于输入层的任意节点 o 至隐含层的任意节点 p 的输出:

$$[0024] \quad y_{op} = f(x_i w_{op} + b_{op})$$

[0025] 式中, $f(\cdot)$ 为 Sigmoid 函数, 即

$$[0026] \quad f(\sigma) = \frac{1}{1 + e^{-\sigma}}$$

[0027] 输出层输出结果为:

$$[0028] \quad y_i = f(W_2^T (f(W_1^T x_i) + b_1) + b_2)$$

[0029] 式中, y_i 为神经网络模型预测结果输出; W_1 为输入层至隐含层的连接权数系数矩阵; W_2 为隐含层至输出层的连接权数系数矩阵; x_i 为驾驶员脑电特征参数; b_1 为输入层至隐含层的偏置矩阵; b_2 为隐含层至输出层的偏置矩阵。

[0030] 进一步地, 所述获取驾驶员的脑电信号具体包括: 采集预定数目的驾驶员的脑电信号。

[0031] 进一步地, 脑电信号采集频率为 10Hz; 脑电采集仪连续采集驾驶员脑电数据。

[0032] 进一步地, BP 神经网络模型所得到的反应时间预测值与实验所采集的反应时间实际值拟合程度的比较选取最大绝对误差 $M1$ 与相对均方误差 $M2$ 作为预测效果测评指标:

$$[0033] \quad M_1 = \max_i \left| \frac{y_i - y_i^*}{y_i} \right| \times 100\%$$

$$[0034] \quad M_2 = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{y_i - y_i^*}{y_i} \right)^2} \times 100\% \quad \circ$$

[0035] 本发明通过小波变换提取脑电特征参数作为客观预测指标,结合BP神经网络方法,构建了一种驾驶员反应时间的预测算法,实现了驾驶员对突发事件反应时间的准确预测,这对车载实时驾驶员危险性驾驶状态预警系统开发与设计提供了理论依据。

附图说明

[0036] 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。

[0037] 图1为本发明实施例提供的驾驶员反应时间预测方法的流程示意图;

[0038] 图2为本发明实施例中实验任务中刺激点出现位置的示意图;

[0039] 图3为本发明实施例中实验任务中探测信号闪现的示意图;

[0040] 图4为本发明实施例中的BP神经网络模型结构示意图;

[0041] 图5为本发明实施例中BP神经网络模型预测反应时间与实际反应时间对比示意图;

[0042] 图6为本发明实施例中BP神经网络模型预测反应时间误差示意图。

具体实施方式

[0043] 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。

[0044] 下面结合附图及场景详细说明本发明实施例的驾驶员反应时间预测方法。

[0045] 参见图1所示,该驾驶员反应时间预测方法的方法包括步骤:获取驾驶员的脑电信号;通过小波变换提取经滤波处理后的脑电信号中的脑电特征参数;以驾驶员的脑电特征参数作为输入层,以反应时间作为输出层,构建BP神经网络预测模型。

[0046] 为了更说明本发明所述方法的优势、原理和效果,下面结合具体实验场景、示例详细阐述。

[0047] 1实验方法

[0048] 1.1被试选取

[0049] 选取20名某个动车组司机班男性学员作为被试。年龄在34-38岁之间,均值为36.1岁,标准差为1.8岁;驾龄在6-11年,均值为7.2年,标准差为1.1年。所选被试睡眠质量良好,身体状况良好,无不良嗜好(吸烟、嗜酒等),无色弱或者色盲,视力或者校正视力为1.0。实验开始前4h禁止被试饮用咖啡或者茶品等刺激性饮料,并在充分了解《知情同意书》前提下自愿签订。

[0050] 1.2实验设备

[0051] 1.2.1动车模拟器

[0052] 实验采用具有6自由度运动系统的CRH380型动车模拟器,该模拟器采用单通道大屏前向视景系统,其屏幕分辨率为 $1920 \times 1200\text{pix}$,水平视角可达 160° 。机车主操作台由列车自动防护系统(Automatic Train Protection,ATP),综合专用数字移动通信系统以及DMI显示屏、开关、指示灯、速度设定控制器等组成。模拟器声音环境由7.1数字音频发声系统产生,该系统可高保真模拟仿真动车运行时的背景声音环境。该模拟器的有效性通过了系统性测试,其仿真度可满足实验要求。

[0053] 1.2.2脑电采集仪

[0054] 实验过程中采用澳大利亚Compumedics公司生产的64导Neuroscan脑电仪实时连续采集被试的脑电信号数据。该脑电仪采用国际脑电图学会通用的10-20系统的电极帽,其电极位置已设定,选取FCz电极作为参考电极。

[0055] 1.3实验任务

[0056] 实验采用福州至合肥南站线路,线路全长为808km。列车途经22个车站,到站停靠时进行正常停靠站作业。当列车在各区间运行时,采用随机信号检测的方式来实时探测驾驶作业中被试反应时间。在被试驾驶操作过程中,前方屏幕中五个可能的位置将会呈现随机信号(红点)(图2),信号呈现时间为 $120 \pm 10\text{s}$ 。当信号在某个位置出现(图3)时,要求被试通过按键方式尽可能快的做出反应。若在信号出现1000ms后,被试未按键则视为此次反应无效。

[0057] 1.4实验流程与数据采集

[0058] 在实验开始前24h让被试了解实验任务、操作规则,然后按照日常驾驶习惯操作模拟器,直到被试能够熟练操作该模拟器。为了保证被试具有较高的警戒性水平,实验统一安排在上8:00进行。在正式实验开始之前,为了使被试适应驾驶模拟环境并进入实验状态,给予15min驾驶模拟练习。在正式实验过程中,室内灯光照度为300lx,温度为 $24 \pm 1^\circ\text{C}$ 。要求被试以不低于220km/h的速度保持动车运行,驾驶作业时长为2h。

[0059] 同步记录被试在驾驶过程中对随机信号刺激的反应时间,数据采集频率为10Hz。同时,脑电采集仪连续采集被试脑电数据。为去除其他信息干扰,记录水平与垂直眼电、肌电。脑电信号采样率设置、采集频率带宽为128Hz、0.5-100Hz,要求所有电极阻抗不得超过 $5\text{k}\Omega$ 。

[0060] 2.基于脑电信号的反应时间预测模型

[0061] 对于上述实验所采集的20名动车组司机的脑电数据,采用小波变换提取经滤波处理后的脑电数据中各项脑电特征参数,结合以脑电特征参数作为输入指标,反应时间作为输出指标的BP神经网络,构建动车组司机对突发事件反应时间预测模型。具体模型构建步骤如下:

[0062] 2.1脑电特征参数提取

[0063] 脑电信号能够反映大脑皮层活动状态,当动车组司机处于低觉醒水平时其脑电频谱分布趋向于低频波段,反之当高觉醒水平时则脑电频谱分布趋向于高频波段。已有研究表明脑电信号中 θ (4~8Hz), α (8~13Hz), β (13~30Hz)3种频段与反应时间具有高度相关性,可作为反应时间的客观预测指标。因此本发明实施例将通过小波变换提取上述3种频段的小波系数能量值作为脑电特征参数。其计算过程如下:

[0064] (1)对实验采集的脑电信号以0-35Hz的带宽进行整体滤波处理,去除工频电及部分肌电等伪迹成分干扰。

[0065] (2)对于经滤波处理后的脑电信号,记为 $u(n)$,则其小波变换定义为:

$$[0066] \quad B_{i,m} = 2^{-i/2} \int_{-\infty}^{+\infty} u(n) \varphi_{i,m}(2^{-i}n-m)dn = \langle u(n), \varphi_{i,m}(n) \rangle \quad (1)$$

[0067] 式中, $\varphi_{i,m}(n)$ 为小波函数; i 为频率因子; m 为时间平移因子; n 为信号时长。

[0068] (3)为了对小波变换后的信号 $u(n)$ 进行有限层分解,本发明实施例引入Mallat算法[9],即

$$[0069] \quad u(n) = A_H + \sum_{i=1}^H C_i \quad (2)$$

[0070] 式中, A_H 为近似分量; C_i 为不同尺度下的细节分量; H 为分解层数,文中取层数为3。因此,可通过上述有限层分解得到 θ 、 α 、 β 3种不同频段的小波系数。

[0071] (4)小波系数的能量值能够反映脑电信号的频域特征,因此对上述波段提取相应的能量值作为脑电特征参数。

$$[0072] \quad P_X = \frac{1}{t} |S_X(t)|^2 dt = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |h_i|^2 \quad (3)$$

[0073] 式中, P_X 为相应频段的能量值; $S_X(t)$ 为相应频段的小波系数; t 为时间; h_i 为相应频段的幅值。

[0074] (5)按照(1)-(4)步骤对 q 个电极的脑电信号进行处理,则相应得到 $3 \times q$ 项脑电特征参数,记为 x_i ($i=1, 2, \dots, 3 \times q$)。由于各项脑电特征参数的量纲不同,将脑电特征参数按式(4)进行归一化处理,从而使脑电特征参数的数值在 $[0, 1]$ 之间,以消除数据中存在的噪声。

$$[0075] \quad x = \frac{x_i - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}} \quad (4)$$

[0076] 式中, $x_{i\max}$ 与 $x_{i\min}$ 为脑电特征参数 x_i 的最大值与最小值。

[0077] 2.2基于BP神经网络的预测模型构建

[0078] 以动车组司机的脑电特征参数作为输入层,以反应时间预测值作为输出层,构建含1个隐含层的BP神经网络预测模型。其中输入层节点个数由动车组司机的脑电特征参数个数 $3 \times q$ 决定;隐含层节点个数 s 则由模型训练结果进行择优选取;输出层节点个数为1,其结构示意图如图4所示。

[0079] 设该模型中输入层到隐含层、隐含层到输出层之间的连接权值系数及偏置分别为 $w_{ik}, w_{kl}, b_{ik}, b_{kl}$ ($i=1, 2, \dots, 3 \times q, k=1, 2, \dots, s$),对于输入层的任意节点 o 至隐含层的任意节点 p 的输出:

$$[0080] \quad y_{op} = f(x_i w_{op} + b_{op}) \quad (5)$$

[0081] 式中, $f(\cdot)$ 为Sigmoid函数,即

$$[0082] \quad f(\sigma) = \frac{1}{1 + e^{-\sigma}} \quad (6)$$

[0083] 输出层输出结果为:

$$[0084] \quad y_i = f(W_2^T (f(W_1^T x_i) + b_1) + b_2) \quad (7)$$

[0085] 式中, y_i 为神经网络的输出, 即模型预测结果; W_1 为输入层至隐含层的连接权数系数矩阵; W_2 为隐含层至输出层的连接权数系数矩阵; x_i 为动车组司机脑电特征参数; b_1 为输入层至隐含层的偏置矩阵; b_2 为隐含层至输出层的偏置矩阵。

[0086] 对于一个动车组司机实验样本 $X_i = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_{3 \times q}; y_i)$, 其中 y_i 表示动车组司机第 i 次按键所得到的反应时间, 将其输入神经网络进行训练, 该实验样本的网络输出误差定义为:

$$[0087] \quad E_i = \frac{1}{2} (y_i^* - y_i)^2 \quad (8)$$

[0088] 式中, y_i^* 为动车组司机实际反应时间。而对动车组司机所有实验样本的总误差定义为:

$$[0089] \quad E = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N E_i \quad (9)$$

[0090] 式中, N 为实验样本个数。通过误差逆向传播调整连接权数训练神经网络, 直到总误差达到最小为止, 从而完成神经网络训练。

[0091] 2.3 预测效果测评指标

[0092] 为评价 BP 神经网络模型所得到的反应时间预测值与实验所采集的反应时间实际值拟合程度的优劣, 本发明实施例选取最大绝对误差 M_1 与相对均方误差 M_2 作为预测效果测评指标。

$$[0093] \quad M_1 = \max_i \left| \frac{y_i - y_i^*}{y_i} \right| \times 100\% \quad (10)$$

$$[0094] \quad M_2 = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{y_i - y_i^*}{y_i} \right)^2} \times 100\% \quad (11)$$

[0095] 3 有益效果及分析

[0096] 对于实验所采集各反应时间内的脑电数据, 采用第 2.1 节的方法均得到经归一化处理后的 96 项脑电特征参数, 将其作为 BP 神经网络预测模型的输入指标。为了验证脑电特征参数与反应时间具有相关性, 本发明实施例采用皮尔逊相关性检验对两者之间相关性进行检验, 从而为反应时间预测提供理论前提。

[0097] (1) 脑电特征参数与反应时间的相关性分析。将 θ 、 α 、 β 三项脑电特征参数与反应时间进行皮尔逊相关性检验, 其结果如表所示。

[0098] 表 1 各脑电特征参数与反应时间的相关性

[0099]	脑电特			
	征参数	θ	α	β
	$ r $	0.316*	0.418**	0.302*

[0100] 注： $|r|$ 为皮尔逊相关性系数的绝对值， $|r|$ 的值的大小反映了两者之间的相关性的强弱。**表示在0.01的显著性水平上相关性极显著；*表示在0.05的显著性水平下相关性显著。

[0101] 从表中可看出，三项脑电特征参数在不同程度上均与反应时间呈现着显著相关性，再次论证了前人研究中脑电信号与反应时间存在着高度相关性。从相关性强弱来看，显然脑电特征参数 α 与反应时间较其他两项更相关，同时最为显著。

[0102] 此外，已有研究表明大脑皮层的活动变化能够直接反映驾驶精神状态，其脑电信号与驾驶人的精神状态（疲劳、嗜睡等）具有高度相关性。在视觉探测等经典认知心理学试验中得出也论证了脑电信号的变化与反应时间存在着高度相关性，而本研究通过脑电特征参数与反应时间的相关性分析，验证了在实际驾驶任务操作过程中，与动车组司机的反应时间也具有相关性。

[0103] (2) 模型输出结果分析。为了确定BP神经网络预测模型的最优网络结构，同时为了体现训练样本的整体性与代表性，本发明实施例对20名动车组司机的实验样本分别随机抽取7个样本，对所得140个样本作为训练样本，将最终的预测结果所产生的最大绝对误差与相对均方误差作为评价标准。经过多次反复训练之后，确定了最优网络结构为96-20-1（输入层-隐含层-输出层）。结合最优网络结构，对上述140个样本（随机抽取75%的样本作为训练样本，余下作为测试样本）代入模型重新进行训练和测试，其预测结果如图5和图6所示。

[0104] 从图5和图6可看出，模型预测结果与实际结果较为接近，表明该模型预测效果较好。因此对各司机实验样本同样采用随机抽取75%作为训练样本，余下作为测试样本的方法，分别对神经网络模型予以训练与测试，同时为了了解所提模型的精度高低，本发明采用已有的贝叶斯预测模型对反应时间进行预测，所得到的预测结果如表2所示。

[0105] 表2各司机在预测模型中所得到的预测结果

[0106]

编 号	人工神经网络		贝叶斯模型		编 号	人工神经网络		贝叶斯模型	
	最大	相对	最大	相对		最大	相对	最大	相对
	绝对	均方	绝对	均方		绝对	均方	绝对	均方
	误差	误差	误差	误差		误差	误差	误差	误差
	$M_1/\%$	$M_2/\%$	$M_1/\%$	$M_2/\%$		$M_1/\%$	$M_2/\%$	$M_1/\%$	$M_2/\%$
1	11.79	9.45	12.18	10.11	11	13.30	8.84	15.86	10.23

[0107]

2	13.12	10.53	15.26	11.89	12	11.67	9.02	15.55	11.34
3	9.45	7.67	11.24	9.19	13	8.66	6.69	10.66	8.81
4	9.88	6.93	14.13	8.14	14	9.23	8.32	11.23	9.07
5	12.23	8.12	19.43	12.88	15	12.94	9.13	14.45	10.16
6	13.29	10.89	14.15	13.78	16	11.89	9.32	18.81	12.38
7	12.42	10.31	18.33	11.38	17	12.34	10.97	16.37	11.19
8	9.78	8.99	11.55	10.14	18	9.50	7.47	10.53	9.46
9	10.56	7.05	15.56	8.98	19	13.63	10.48	12.65	9.84
10	11.91	10.35	20.18	15.36	20	10.66	7.69	13.89	9.17

[0108] 从总体上来看,采用人工神经网络所得到的结果中最大绝对误差平均值(11.01%)与相对均方误差平均值(8.15%)均高于贝叶斯预测模型(14.6%,10.7%)。同时,对每个司机的反应时间预测结果可看出,采用人工神经网络所得到的最大绝对误差均小于15%,而最大相对均方误差为10.89%,最小相对均方误差为6.93%;而采用贝叶斯预测模型所得的结果中,最大绝对误差在11%至20%之间,而最大相对均方误差为15.36%,最小相对均方误差为8.14%,说明了人工神经网络预测精度高于贝叶斯预测模型。因此本发明实施例所提预测模型具有可靠性,可准确预测动车组司机对突发事件反应时间,从而有效减少事故发生率。

[0109] 从上可知,本发明实施例基于2h的动车模拟驾驶实验,就动车组司机对突机事件反应时间的预测进行了研究,其有益成果与结论如下:

[0110] (1)基于动车组司机的脑电信号,采用小波变换提取可用于动车组司机反应水平测评及反应时间预测的 θ 、 α 、 β 3项脑电指标。结合BP神经网络,构建了一种动车组司机反应时间的预测模型。

[0111] (2)从结果可看出,3项脑电特征参数与反应时间均具有显著相关性,说明脑电信号能够直接反应驾驶人的精神状态,从而为反应时间的预测提供了研究依据。

[0112] (3)最终结果表明,模型预测的司机对随机信号刺激的反应时间与司机实际反应时间的最大绝对误差为11.01%(1.75%),及相对均方误差为8.51%(1.37%),低于其他预测模型,表明该方法具有较高精度。

[0113] 本发明实施例实现了动车组司机对突发事件反应时间的准确预测,该研究成果对车载实时动车组司机危险性驾驶状态预警系统开发与设计提供了理论依据。今后可对该方法在动车实际运行状态下的适用性予以进一步验证研究。

[0114] 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。

[0115] 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。

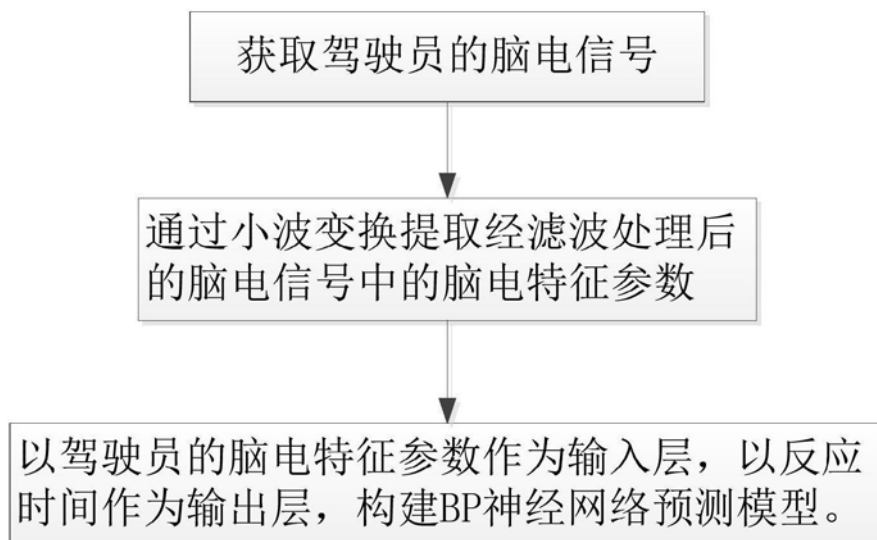


图1



图2



图3

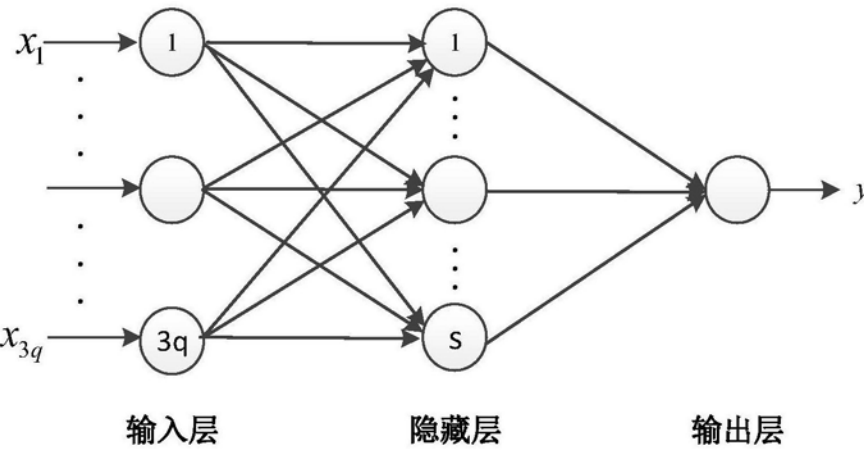


图4

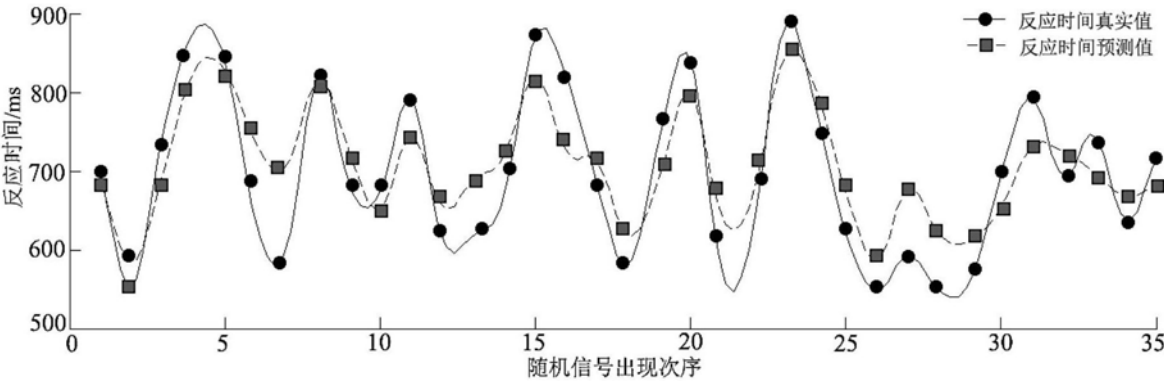


图5

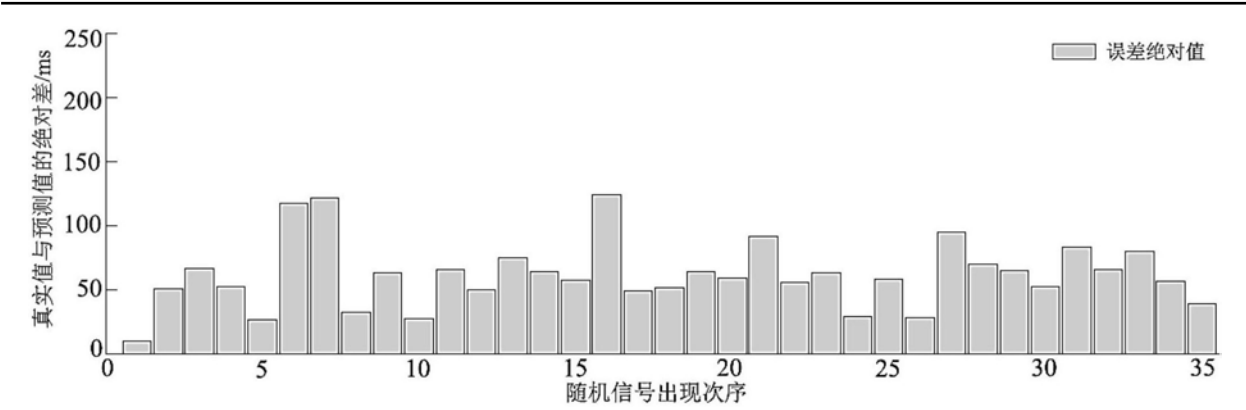


图6

专利名称(译)	驾驶员反应时间预测方法		
公开(公告)号	CN107095670A	公开(公告)日	2017-08-29
申请号	CN2017110391410.7	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		
发明人	张骏 郭孜政		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/18 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/162 A61B5/18 A61B5/7203 A61B5/725 A61B5/7264 A61B5/7271 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员反应时间预测方法，该驾驶员反应时间预测方法包括步骤：获取驾驶员的脑电信号；通过小波变换提取经滤波处理后的脑电信号中的脑电特征参数；以驾驶员的脑电特征参数作为输入层，以反应时间作为输出层，构建BP神经网络预测模型。在本发明中，通过小波变换提取脑电特征参数作为客观预测指标，结合BP神经网络方法，构建了一种驾驶员反应时间的预测算法，以便为车载实时驾驶员危险性驾驶状态预警系统的开发与设计提供理论依据。

