

基于深度信念网络的脑电信号疲劳检测系统

朱龙飞¹, 王鹏程²

(1. 浙江工业大学 经贸管理学院, 杭州 330014; 2. 浙江工业大学 软件学院, 杭州 330014)

摘要: 传统的疲劳驾驶检测系统, 一般采用对面部特征进行识别与信息提取的方式, 易受到外界因素干扰, 检测效率较低; 针对这一问题, 提出基于深度信念网络 (DBM) 的脑电信号 (EEG) 疲劳检测系统; 结合深度信念网络工作原理和系统整体框架, 设计系统硬件结构和软件功能; 采用 SAA7115 型号信号解码器对数字化信号进行分离, 通过采集模块电路图, 将解码器连接到低噪声 Video 接口处, 保证分离后的脑电信号为合成信号; 通过 TMS320DM642 的 DSP 数字信号处理器对端口 1 信号进行合成、对端口 2 信号进行复合信号编码, 保证信号采集不受外界因素干扰; 将受限玻尔兹曼机在硬件采集模块中提取的信号进行疲劳程度检测, 根据脑电信号变化强度, 区分疲劳和未疲劳状态下脑电信号特征, 完成系统设计; 实验结果表明, 所设计系统具有较高检测效率, 可为疲劳驾驶人员生命安全提供保障。

关键词: 深度信念; 脑电信号; 疲劳; 解码器; 玻尔兹曼机; 脑电波动指数

EEG Fatigue Detection System Based on Deep Belief Network

Zhu Longfei¹, Wang Pengcheng²

(1. College of Economics and Management, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 330014, China;

2. College of Software, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 330014, China)

Abstract: The traditional fatigue driving detection system generally adopts the method of identifying facial features and extracting information, which is easily interfered by external factors and has low detection efficiency. In response to this problem, an EEG fatigue detection system based on deep belief network (DBM) was proposed. Combine the working principle of deep belief network and the overall framework of the system to design the hardware structure and software functions of the system. The digital signal is separated by the SAA7115 model signal decoder. The decoder is connected to the low-noise Video interface through the acquisition module circuit diagram to ensure that the separated EEG signal is a composite signal; the DSP digital signal processor of the TMS320DM642 is used to port 1. The signal is synthesized, and the composite signal of the port 2 signal is encoded to ensure that the signal acquisition is not interfered by external factors; the signal extracted by the limited Boltzmann machine in the hardware acquisition module is tested for fatigue degree, according to the intensity of the change of the EEG signal, Distinguish the characteristics of EEG signals under fatigue and unfatigued conditions, and complete the system design. The experimental results show that the designed system has high detection efficiency and can provide guarantee for the life safety of fatigue drivers.

Keywords: deep belief; EEG; fatigue; decoder; Boltzmann machine; electroencephalogram wave index

0 引言

疲劳是由长期高强度工作下引起的主观不适感觉, 具体表现在注意力难以集中、反应迟钝等症状, 给人们正常生活带来不便, 严重时甚至会引发慢性疲劳等疾病, 因此, 对于疲劳状态进行检测可预防该类疾病的发生。脑电信号是由生物体脑部皮层神经产生的生物电信号, 与脑部活动密切相关, 可直接反映生物体精神状态, 可作为精神疲劳评价指标^[1]。虽然疲劳是主观不适感觉, 但是在客观同等条件下会影响原来所从事的正常活动能力。疲劳主要表现结果是精力不集中、反应迟缓、预测能力下降。如果人们在正常工作中出现疲劳, 不仅会降低工作效率, 还容易出现重大交通事故问题, 严重威胁人们生命安全。精神疲劳

对人们正常工作带来了极大影响, 其产生的机理还处于研究与探索阶段, 从理论角度分析还难以做出准确描述, 而从现象角度分析也具有较大个体差异, 这给预防精神疲劳所引起的疾病带来较大难题, 因此有必要建立一个定量、可观疲劳检测系统^[2]。现有大多数疲劳检测系统仅适用于个别疲劳状态的检测, 致使该类方法目前尚未形成有效且统一评价标准。采用传统面部特征检测系统对人脸各个器官进行定位, 容易受到环境、光照因素影响, 导致系统检测精度较低; 相比较来说, 设计深度信念网络的脑电信号疲劳检测系统, 不会受到测试环境限制, 可检测日常工作中的精神疲劳, 具有良好普适性^[3]。

1 系统整体结构设计

深度信念网络是一个概率生成模型, 该模型是在数据观察与标签联合分布基础上建立的, 与传统判别神经网络模型相比, 其判别是具有全面性的。深度信念网络是由多个限制玻尔兹曼机组成的, 具体分为两个层次, 分别是可视层和隐藏层, 属于典型网络结构。虽然可视层和隐藏层

收稿日期: 2018-10-29; 修回日期: 2018-11-26。

基金项目: 浙江工业大学创新性实验项目 (cxsyxm1617)。

作者简介: 朱龙飞 (1978-), 男, 江西南康人, 硕士研究生, 讲师, 主要从事神经管理科学, 网络信息化, 实验室建设方向的研究。

表面是具有密切关系的,但实际上,两个层次内部结构是完全不相关的,其中隐藏层单元被单独训练捕捉相关高阶数据^[4]。在该网络条件下,设计脑电信号疲劳检测系统,可直观反映出脑部神经细胞活动特征,精准表达精神状态。

脑电图可通过脑电极记录相关脑细胞群发性与节律性,是脑内大量神经元活动综合反映,而脑机能状态变化可引起脑电图发生改变^[5]。虽然脑电信号经过颅骨、软组织、头皮,在空间上弥散开来,并和皮层其它位置信号相互混合,使头皮记录的电信号成为皮层电信号的混合体,使脑电图在空间上变得极为模糊。基于不同需求,人们设计出多种脑-机接口原型系统。该系统通常是有输入、输出、信号处理与转换模型组成的,其中输入环节可产生某种特性脑部活动特征信号,而信号处理是将连续的特征信号转换为某些特征参数数字信号,方便读取与处理,并对数字信号进行识别与分类^[6]。

采集脑电信号,利用疲劳实时检测系统进行在线分析,通过对分析结果总结来验证该系统有效性,整个系统结构示意图如图 1 所示。

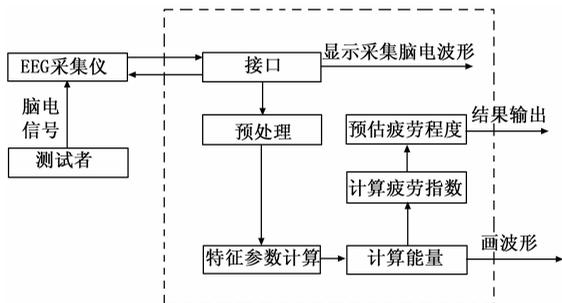


图 1 系统整体结构示意图

由图 1 可知:脑-机接口在人脑与计算机之间建立直接交流通道,通过该通道人可直接通过大脑来表达想法,而不需要语言或动作,有效增强外界交流与外部环境能力,提高使用者活动便携性。在大脑产生动作意识之后,其脑电信号会发生相应改变,这种变化可通过一定方式检测出来,并作为动作发出特征信号,通过特征信号进行分类识别,分辨出引发脑电变化动作示意图,之后还可以通过接口转化,将人的思维活动转换为命令信号驱动设备,实现无肌肉和外围神经参与下的疲劳检测^[7]。

2 系统硬件模块设计

疲劳检测系统硬件结构通常是由信号采集、显示输出、同步逻辑控制、图像分析和处理、结果显示与报警组成的,具体设计如图 2 所示。

采用 seed-vpm642 作为硬件平台,设计硬件结构,支持 4 路制式信号输入。采用型号为 TMS320DM642 的 DSP 数字信号处理器和 TVP5150 型号信号编码器,可直接与信号解码器接口相连接,根据不同应用,编制不同处理程序,可实现各类信号处理,具有较大灵活性。

2.1 采集模块设计

硬件结构中的采集模块原理是通过 CCD 采集到连续特

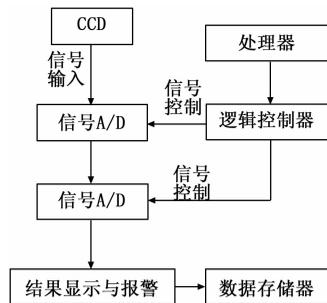


图 2 疲劳检测系统硬件结构

征信号,经过 A/D 信号转换,变成数字信号形式。通过数据处理模块对信号进行处理^[8]。

在该模块设计过程中,采用某公司生产的 SAA7115 型号解码器完成数字化信号分离,采集模块电路图如图 3 所示。

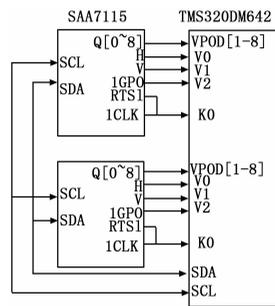


图 3 采集模块电路图

由图 3 可知:采用型号为 TMS320DM642 的 DSP 数字信号处理器,可连接所有信号端口,在设计过程中,将信号输入端口进行编号,分别为 0 和 1,而端口 2 作为信号显示端口。其中端口 1 通过 RCA 类型插座连接低噪声的 Video 接口,输入的信号必须为合成信号,通过 I2C 总线接口实现存储器串行扩展,增加输出传输速度,提高信号采集精准度。

2.2 显示模块设计

将 TMS320DM642 信号端口与编码器相连接,利用现场可编程门阵列 FPGA,在默认条件下可通过 SAA7105 编码器进行复合信号编码。FPGA 为系统提供了 FIFOs,可将信号端口 2 数据与 FIFOs 端口数据相混合,将混合数据通过空间同步模式 EMIF 输出到外部存储器接口进行存取。

采用 seed-vpm642 硬件平台,设计硬件结构,根据 CCD 采集连续特征信号工作原理,将特征信号转变成数字信号,通过信号预处理、分割、特征提出与识别,实现数字化信号分离。采用型号为 TMS320DM642 的 DSP 数字信号处理器,可对端口 1 的信号进行合成,对端口 2 的信号进行复合信号编码,通过 DM642I2C 总线进行配置,将混合数据存储到外部存储器处,由此完成系统硬件模块设计。

3 系统软件功能设计

系统软件功能设计可将深度信念网络训练分成两个阶

段, 分别是非监督贪婪逐层训练和监督训练。通过非监督贪婪逐层训练方法去训练每一层以获取生物模型权值, 再通过监督训练对整个网络进行调整。

由于深度信念网络含有多个神经元, 在计算过程中将每层输出都作为下层网络输入, 通过每层参数来设置最底层输入的脑电信号数据。可视层与第一层隐藏层形成一个受限玻尔兹曼机, 通过贪婪逐层训练方法使受限玻尔兹曼机达到能量平衡状态, 并将训练结果输出, 即隐藏层作为下一个受限玻尔兹曼机的输入, 并单独进行参数调整, 促使第 2 个受限玻尔兹曼机也能达到能量平衡, 使用同样方法进行训练, 直到最后一个受限玻尔兹曼机训练完成^[9]。

将受限玻尔兹曼机提取的特征向量进行分类, 调整深度信念网络, 具体训练过程为: 先通过正向传输, 将输入特征向量沿着输入端传输到输出端; 再通过反向传输, 降低输出误差, 由此获取的数据可从输出端反向传输到输入端, 以此修改深度信念网络参数。

通过大脑发送的特征信号对其疲劳程度进行检测与跟踪, 获取脑电信号特征参数, 以此判断测试者是否疲劳, 整个软件设计流程如图 4 所示。

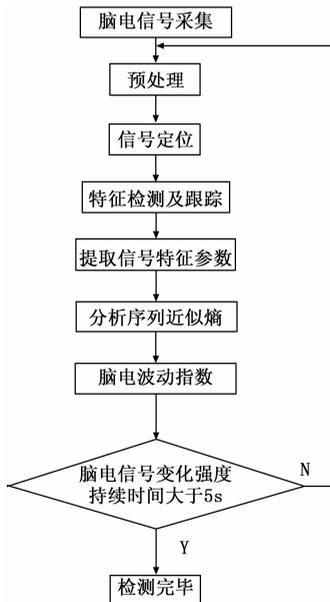


图 4 软件设计流程

根据硬件结构中的采集模块, 获取精准数据。由于脑电信号包含随机成分, 因此在大脑处于疲劳状态时, 脑电信号复杂程度将会降低, 信号呈规律性波形。因此, 需对脑电时间序列近似熵进行分析, 并提取相关未疲劳非线性特征, 通过脑电波动指数, 实现疲劳检测。

(1) 近似熵。

使用近似熵定量描述时间序列的非线性动力学参数, 其是一个非负数, 可表示时间过程复杂程度, 衡量时间序列中新特征出现的概率。在既定时间序列 $\{a(x), x = 1, \dots, Y\}$ 下, 近似熵表示特征维数变化时间序列中所产生新模式概率大小, 并反映出自相似程序, 与其他非线性动

力学参量相比, 近似熵具有较强抗干扰能力。

(2) 脑电波动指数。

根据脑电时间序列近似熵分析结果, 对脑电波动指数进行研究。当大脑处于疲劳状态下时, 其产生慢波波形, 对应的频率大小应为 $5 \sim 35\text{Hz}$ 。在深度信念网络下, 分解多尺度脑电信号, 选择频段在该范围内的尺度分量。通常情况下, 疲劳状态下的脑电信号波动比未疲劳状态下的脑电信号波动较为剧烈, 因此通过波动指数来说明脑电信号变化强度, 计算公式如下所示:

$$f = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^{L-1} |r_k(i+1) - r_k(i)| \quad (1)$$

公式 (1) 中: r_k 表示第 k 尺度上重构信号幅度; L 表示脑电信号波长。

根据脑电信号变化强度, 区分疲劳和未疲劳状态下脑电信号特征, 以此完成系统软件功能设计。

4 数值实验分析

针对基于深度信念网络的脑电信号疲劳检测系统设计是否合理, 进行数值实验进行分析。

4.1 参数设置

实验参数设置如表 1 所示。

表 1 实验参数设置

操作系统	Windows 7
内存大小	4.0GB
CPU	E6000 3.2GHz
编程环境	Visual C++ + 5.0

根据实验参数, 对数据进行采集。

4.2 数据采集

为了保证脑电信号的可靠性, 要求采集环境必须是在无高频辐射环境下进行, 并保证光线适中、通风顺畅, 不会影响脑电信号突变。

实验选择 9 位受试者进行脑电信号采集, 在实验前, 要求这 9 位受试者, 在 12 小时内不可进食, 并保证充足睡眠。而在实验过程中, 保证这 9 位受试者不进行任何大幅度运动, 避免数据采集结果不精准问题的出现。

设置 3 种信号采集方式, 分别是运动开始和停止信号采集、运动前进和后退信号采集、运动左转和右转信号采集, 具体采集流程如图 5 所示。

由图 5 可知: 在实验开始阶段, 进行第一种脑电信号采集, 在此过程中, 需要测试者保持全身身心放松状态, 保证大脑处于放空模式。在时间为 6 s 时, 测试者将会开始运动; 在时间为 8 s 时, 测试者将会停止运动; 在时间为 12 s 时, 测试者依然停止运动, 进入休息状态;

同理, 在第 2 种脑电信号采集与第 3 种脑电信号采集过程都与第一种脑电信号采集过程大体相似, 只有第 2 种采集时间为 12 s 时, 测试者将会进行后退运动; 在时间为 14 s 时, 测试者再次停止试验, 进入休息状态; 在时间为 16 s 时, 测试者将会进行左转运动; 在时间为 18 s 时, 测试者

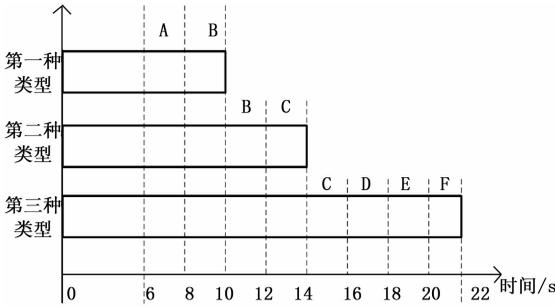


图 5 具体采集流程

停止试验；在时间为 20 s 时，测试者进行右转运动；在时间为 22 s 时，测试者停止试验，进入休息状态。

通过上述实验内容，对测试者不同程度脑电信号进行采集，并对数据进行初步处理。实验数据样本具有 3 种，分别是第一种数据中的 7~8 s 和 9~10 s 之间数据、第 2 种数据中的 7~8 s、9~10 s 和 13~15 s 之间数据、第 3 种数据中的 7~8 s、9~10 s、13~15 s、19~21 s 之间数据。本次实验采用 Biosemi 便携脑电采集仪，具有 128 Hz 采样频率，为了使实验效果更加准确，从 3 种数据中采集了 27 个数据作为实验样本，共分为 3 种，其中每种都包含了 9 个数据样本。

4.3 实验结果与分析

为了验证深度信念网络下的系统 (DBN) 疲劳检测效果，将基于深度信念网络下检测系统作为实验组，选择基于支持向量机检测系统 (SVM)、面部特征检测系统 (Ff)、基于特征数据检测系统 (Fd) 作为对照组。深度信念网络在进行脑电信号分类时，需对各个网络节点数和权值衰减情况进行设置与分析。由于深度信念网络每层节点数量较为庞大，对于有效节点选择极为困难，选择节点数量过多，将会影响原始信息表达能力，但选择节点数量过少，又会导致大量信息丢失。因此，通过反复实验确定网络既具备泛化能力，又不丢失信息，需在各层安置节点数量为 800、500、300，保证网络具有良好识别效率。

深度信念网络学习效率与权值紧密相连，学习效率太大则会导致权值过大，影响结果精准度，因此，应保证网络处于缓慢收敛状态，设置学习效率为 0.1。深度信念网络中权值发生改变，通常需要加入较大惩罚因子，避免系统拟合状态。对于第一种脑电信号只需分类运行开始与停止，对 9 位测试者在不同系统下疲劳检测效率进行对比分析，结果如表 2 所示。

由表 2 可知：对不同测试者疲劳情况进行检测，发现 SVM 系统、Fd 系统和 Ff 系统检测效率都比 DBN 系统检测效率低。当通过 Ff 系统检测时，测试者 E1，检测效率最高，为 0.712；测试者 E9，检测效率最低，为 0.541。而通过 DBN 检测时，测试者 E4，检测效率最高，为 0.967；测试者 E6，检测效率最低，为 0.897。

针对第 2 种、第 3 种脑电信号，对 9 位测试者在不同系统下疲劳检测效率进行对比分析，结果如表 3~4 所示。

表 2 第一种脑电信号不同系统下疲劳检测效率对比分析

测试者	SVM	Ff	Fd	DBN
E1	0.669	0.712	0.645	0.933
E2	0.542	0.558	0.621	0.914
E3	0.421	0.693	0.542	0.941
E4	0.621	0.725	0.501	0.967
E5	0.532	0.664	0.449	0.925
E6	0.445	0.711	0.487	0.897
E7	0.329	0.702	0.392	0.900
E8	0.701	0.731	0.355	0.903
E9	0.663	0.541	0.442	0.917

表 3 第 2 种脑电信号不同系统下疲劳检测效率对比分析

测试者	SVM	Ff	Fd	DBN
F1	0.524	0.441	0.601	0.995
F2	0.329	0.351	0.712	0.967
F3	0.225	0.228	0.631	0.955
F4	0.443	0.227	0.705	0.943
F5	0.629	0.243	0.582	0.927
F6	0.357	0.358	0.487	0.968
F7	0.421	0.451	0.552	0.991
F8	0.369	0.339	0.709	0.925
F9	0.606	0.293	0.688	0.938

表 4 第 3 种脑电信号不同系统下疲劳检测效率对比分析

测试者	SVM	Ff	Fd	DBN
G1	0.229	0.554	0.662	0.857
G2	0.238	0.521	0.675	0.878
G3	0.357	0.538	0.691	0.901
G4	0.384	0.547	0.507	0.913
G5	0.421	0.499	0.588	0.922
G6	0.403	0.487	0.547	0.895
G7	0.415	0.467	0.581	0.887
G8	0.427	0.442	0.594	0.863
G9	0.395	0.459	0.552	0.924

由表 3 可知：当通过 Ff 系统检测时，测试者 F7 检测效率最高，为 0.451；测试者 F4 检测效率最低，为 0.227。而当通过 BDN 系统检测时，测试者 F1，DBN 系统检测效率最高，为 0.995；测试者 F8 检测效率最低，为 0.925。

由表 4 可知：当通过 Ff 系统检测时，测试者 G1 检测效率最高，为 0.554；测试者 G8 检测效率最低，为 0.442。而当通过 BDN 系统检测时，测试者 G9，DBN 系统检测效率最高，为 0.924；测试者 G1 检测效率最低，为 0.857。

根据上述对比结果可知，DBN 系统检测效率比其它系统检测效率要高。

4.4 实验结论

在不同脑电信号下，SVM 系统、Ff 系统和 Fd 系统检