



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 117290747 B

(45) 授权公告日 2024.03.12

(21) 申请号 202311580576.5

CN 111507241 A, 2020.08.07

(22) 申请日 2023.11.24

CN 115996747 A, 2023.04.21

(65) 同一申请的已公布的文献号

US 2023230498 A1, 2023.07.20

申请公布号 CN 117290747 A

US 2004120550 A1, 2004.06.24

(43) 申请公布日 2023.12.26

安雪等. 无人机飞控系统故障诊断技术研究综述.《贵州大学机械工程学院》.2023,第59卷(第24期),1-15.

(73) 专利权人 中国民用航空飞行学院

Junli Yang等.Initial Student Attention-Allocation and Flight-Performance Improvements Based on Eye-Movement Data.《Applied Sciences》.2023,第13卷(第17期),9876.

地址 618300 四川省德阳市广汉市雒城镇南昌路四段46号

(72) 发明人 李秀易 赵巍巍

(74) 专利代理机构 成都时誉知识产权代理事务所(普通合伙) 51250

专利代理师 李双

Bikash Das等.Student psychology based optimization algorithm: A new population based optimization algorithm for solving optimization problems.《Advances in Engineering Software》.2020,(第146期),1-17. (续)

(51) Int.Cl.

G06F 18/23213 (2023.01)

G06F 18/214 (2023.01)

G06F 18/241 (2023.01)

G06N 3/006 (2023.01)

审查员 李佳丽

(56) 对比文件

CN 111240350 A, 2020.06.05

US 2016027336 A1, 2016.01.28

CN 116090879 A, 2023.05.09

WO 2023065037 A1, 2023.04.27

CN 116824954 A, 2023.09.29

CN 109585021 A, 2019.04.05

权利要求书3页 说明书6页 附图2页

(54) 发明名称

基于眼动数据的飞行状态监测方法、存储介质及电子设备

(57) 摘要

本发明涉及基于眼动数据的飞行状态监测方法、存储介质及电子设备,属于电数字数据处理技术领域,包括:建立完整的飞行状态检测系统,搭建眼动数据采集存储平台,使用结合滑动窗口与切片的方式对眼动数据进行处理;构建使用学生心理优化算法优化宽度学习系统的模型;通过训练集与测试集数据对所述SPBO-BLS模型进行训练,得到目标监测模型;利用所述监测模

型所形成的聚类中心,计算待测样本到聚类中心的距离,根据待测样本距离聚类中心的距离判断飞行员当前飞行状态。通过本申请,不仅利用宽度学习系统的结构特点可以对飞行员飞行状态进行快速判断,同时可以对飞行员飞行状态进行监测,对飞行训练与实际飞行安全监测都具有实际意义。



CN 117290747 B

[转续页]

[接上页]

**(56) 对比文件**

C. L. Philip Chen等. Broad Learning System: An Effective and Efficient Incremental Learning System Without the

Need for Deep Architecture.《IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems》.2017,第29卷(第1期),10-24.

1. 基于眼动数据的飞行状态监测方法,其特征在于,包括以下步骤:

建立完整的飞行状态检测系统,包括数据采集、数据处理、飞行状态分析、结果输出四个模块;

搭建眼动数据采集存储平台,采集专业飞行员飞行数据与待测飞行员飞行数据,将采集的飞行员的眼动数据按照时间顺序进行处理;

利用SPBO算法优化BLS诊断模型,使用训练样本数据与测试样本数据对BLS诊断模型进行迭代优化,从而获得已训练好的飞行员状态诊断模型;

采集待测飞行员的实时眼动仪数据,依据滑动窗口法对实时眼动仪数据进行实时保存,作为待测样本输入到已训练好的飞行员状态诊断模型中;

根据飞行员状态训练模型所形成的聚类中心,计算待测样本到聚类中心的距离,根据待测样本距离聚类中心的距离判断飞行员当前飞行状态;

其中,将处理后的飞行员眼动数据输入到初始的SPBO-BLS模型中,具体步骤为:

步骤1,生成初始化班级人数个数,即初始化种群,设置人数为400;

步骤2,设置设定BLS网络中每个窗口特征节点的个数N1、特征节点的窗口个数N2和增强节点个数N3这三个参数为需要优化的参数,即评价学生成绩的科目为三个,设定N1、N2和N3的参数范围为 $N1 \in [1, 50]$ ,  $N2 \in [1, 20]$ ,  $N3 \in [1, 500]$ ;

步骤3,将迭代条件设定为SPBO-BLS模型分类准确率达到95%以上,且最大迭代次数为200;

步骤4,将学生依据成绩进行初始分类,分为最优成绩的学生、次优成绩的学生、一般成绩的学生与随机提高成绩的学生;

步骤5,依据SPBO算法更新学生成绩,具体设置为:

最优学生的新成绩为:  $x_{best}^{t+1} = x_{best}^t + (-1)^k \cdot rand() \cdot (x_{best}^t - x_j^t)$

其中,k随机设定为1或2,  $rand()$  是[0,1]之间的随机数,t为当前迭代次数,  $x_{best}^t$  为班级中成绩最优的学生的成绩,  $x_j^t$  为第t次迭代中随机选择的第j个学生的成绩;

次优成绩的学生的新成绩为:

$x_i^{t+1} = x_i^t + rand() \cdot (x_{best}^t - x_i^t) + rand() \cdot (x_i^t - x_{mean}^t)$

其中,  $x_i^t$  为当前种群中第i个学生的成绩,  $x_{mean}^t$  是班级的平均成绩;

一般成绩的学生的新成绩为:  $x_i^{t+1} = x_i^t + rand() \cdot (x_{mean}^t - x_i^t)$

随机提高成绩的学生的新成绩为:  $x_i^{t+1} = lb + r \cdot (ub - lb)$

其中,  $lb$ ,  $ub$  分别是优化问题的下界和上界,r是取值在[0,1]之间的随机向量,维数等于优化问题的维度,维数为3;

步骤6,在满足迭代停止条件后,基于种群的学习结果选择保留优势个体,将该个体作为最优解,输入最优N1、N2和N3的参数,最终得到的参数为N1为10、N2为6和N3为300,至此完

成对SPBO-BLS模型的训练；

利用SPBO算法对BLS诊断模型的BLS网络参数进行寻优获取最优参数具体如下：

生成初始化班级人数个数，即初始化种群；

设置迭代次数或者迭代条件用来终止算法，其中迭代条件设定为BLS模型分类准确率  
达到95%以上；

设定BLS网络中每个窗口特征节点的个数N1、特征节点的窗口个数N2和增强节点个数  
N3这三个参数为需要优化的参数；

设定N1、N2和N3的参数范围；

基于初始化种群的学习结果选择保留优势个体；

从学生最终成绩中筛选出符合预设目标的最优参数；

依据聚类距离判断飞行员的飞行状态的判断标准为：

将待测飞行员数据输入到已训练好的飞行员状态诊断模型中，将飞行员状态诊断模型  
的输出值作为飞行员状态评估结果；

将评述结果归一化，区间为[-1,1]；

输出的距离若在(0,1]，则判断飞行员飞行状态正常，若距离为[-1,0]，则飞行员飞行  
状态异常。

2. 根据权利要求1所述的基于眼动数据的飞行状态监测方法，其特征在于，眼动数据采  
集存储具体如下：

使用眼动仪、桌面式飞行程序训练器对飞行员飞行数据进行采集；

设定飞行员注意力所分布的飞行仪表区域为：姿态仪与机外目视、高度表、航向表、空  
速表、升降速度表、转弯仪。

3. 根据权利要求2所述的基于眼动数据的飞行状态监测方法，其特征在于，按照时间顺  
序进行处理具体如下：

通过滑动窗口和切片相结合的方式将飞行员飞行数据进行划分，划分后的数据段为一  
个时间区间的飞行员飞行特征数据；

存储每个时间区间中飞行员在各兴趣区中所分布的时间，并依次进行编号。

4. 根据权利要求3所述的基于眼动数据的飞行状态监测方法，其特征在于，时间区间划  
分具体如下：

从开始记录数据为起点，每隔2分钟，按所设的时间窗宽度将飞行员数据进行切片裁  
剪，且各时间区间之间有重叠的部分；

若最后一个窗口时间长度不足以裁剪出一个完整的窗口数据，则将以时间终点为起  
点，往回裁剪一个窗口长度的时间区间。

5. 根据权利要求4所述的基于眼动数据的飞行状态监测方法，其特征在于，待测样本输  
入已训练好的诊断模型中具体如下：

使用滑动窗口法对待测飞行员眼动数据实时采集，针对每个数据记录起点，按照所设  
定的时间窗口将数据进行保存；

将所采集的数据作为验证集样本数据输入到已训练好的飞行员状态诊断模型中；

若待测飞行员的时间区间数少于训练样本数据的时间区间，则在计算到待测飞行员最  
后一个时间区间后模型停止计算；

若待测飞行员的时间区间数多于训练样本数据的时间区间,则循环使用训练样本数据的时间区间。

6.一种存储介质,其特征在于,所述存储介质上存储有计算机程序,所述计算机程序被运行时执行如权利要求1-5任一项所述的基于眼动数据的飞行状态监测方法。

7.一种电子设备,其特征在于,所述电子设备包括:

存储器,用于存储可执行指令;

处理器,用于运行所述存储器存储的可执行指令时,实现权利要求1至5任一项所述的基于眼动数据的飞行状态监测方法。

## 基于眼动数据的飞行状态监测方法、存储介质及电子设备

### 技术领域

[0001] 本发明属于电数字数据处理技术领域,具体涉及一种基于眼动数据的飞行状态监测方法、存储介质及电子设备。

### 背景技术

[0002] 飞机作为当前出行的一种常用交通工具,其安全性越发引人关注。飞行安全与飞行员的飞行状态息息相关,执行飞行任务时的飞行员通常需要处理包括导航、飞行控制、威胁识别等在内的多个任务,每个任务都需要飞行员花费不同的时间和注意力去完成,因此,对飞行员在执行飞行任务时进行实时状态监测是十分必要的。

[0003] 眼动追踪技术作为一种客观的测量方法,能准确测量飞行员的视觉变化,反映飞行员的注意力分配情况。利用眼动追踪技术测量飞行员在不同视觉区域内的眼动行为,分析眼动数据,从而得到飞行员在任务情景下注意力分配情况,这种方法可以有效地分析飞行员在执行飞行任务时的飞行状态。目前,使用眼动数据对飞行员进行的相关研究主要在于对飞行员的疲劳状态分析、飞行差异分析以及飞行策略分析等,对如何指导飞行员在飞行时的状态监测还缺少相关研究;如:提高飞行安全、优化飞行员培训效率等方面。

[0004] 因此,现阶段需设计一种基于眼动数据的飞行状态监测方法、存储介质及电子设备,来解决以上问题。

### 发明内容

[0005] 本发明目的在于提供一种基于眼动数据的飞行状态监测方法、存储介质及电子设备,用于解决上述现有技术中存在的技术问题,目前,使用眼动数据对飞行员进行的相关研究主要在于对飞行员的疲劳状态分析、飞行差异分析以及飞行策略分析等,对如何指导飞行员在飞行时的状态监测还缺少相关研究;如:提高飞行安全、优化飞行员培训效率等方面。

[0006] 为实现上述目的,本发明的技术方案是:

[0007] 基于眼动数据的飞行状态监测方法,包括以下步骤:

[0008] 建立完整的飞行状态检测系统,包括数据采集、数据处理、飞行状态分析、结果输出四个模块;

[0009] 搭建眼动数据采集存储平台,采集专业飞行员飞行数据与待测飞行员飞行数据,将采集的飞行员的眼动数据按照时间顺序进行处理;

[0010] 利用SPBO算法优化BLS诊断模型,使用训练样本数据与测试样本数据对BLS诊断模型进行迭代优化,从而获得已训练好的飞行员状态诊断模型;

[0011] 采集待测飞行员的实时眼动仪数据,依据滑动窗口法对实时眼动仪数据进行实时保存,作为待测样本输入到已训练好的飞行员状态诊断模型中;

[0012] 根据飞行员状态训练模型所形成的聚类中心,计算待测样本到聚类中心的距离,根据待测样本距离聚类中心的距离判断飞行员当前飞行状态。

- [0013] 进一步的,眼动数据采集存储具体如下:
- [0014] 使用眼动仪、桌面式飞程序训练器对飞行员飞行数据进行采集;
- [0015] 设定飞行员注意力所分布的飞行仪表区域为:姿态仪与机外目视、高度表、航向表、空速表、升降速度表、转弯仪。
- [0016] 进一步的,按照时间顺序进行处理具体如下:
- [0017] 通过滑动窗口和切片相结合的方式将飞行员飞行数据进行划分,划分后的数据段为一个时间区间的飞行员飞行特征数据;
- [0018] 存储每个时间区间中飞行员在各兴趣区中所分布的时间,并依次进行编号。
- [0019] 进一步的,时间区间划分具体如下:
- [0020] 从开始记录数据为起点,每隔2分钟,按所设的时间窗宽度将飞行员数据进行切片裁剪,且各时间区间之间有重叠的部分;
- [0021] 若最后一个窗口时间长度不足以裁剪出一个完整的窗口数据,则将以时间终点为起点,往回裁剪一个窗口长度的时间区间。
- [0022] 进一步的,利用SPB0算法对BLS诊断模型的BLS网络参数进行寻优获取最优参数具体如下:
- [0023] 生成初始化班级人数个数,即初始化种群;
- [0024] 设置迭代次数或者迭代条件用来终止算法,其中迭代条件设定为BLS模型分类准确率达到95%以上;
- [0025] 设定BLS网络中每个窗口特征节点的个数N1、特征节点的窗口个数N2和增强节点个数N3这三个参数为需要优化的参数;
- [0026] 设定N1、N2和N3的参数范围;
- [0027] 基于初始化种群的学习结果选择保留优势个体;
- [0028] 从学生最终成绩中筛选出符合预设目标的最优参数。
- [0029] 进一步的,训练模型使用的飞行员数据为多个飞行水平相近的专业飞行员所建立的眼动仪数据样本集,将眼动仪数据样本集划分为训练数据集与测试数据集。
- [0030] 进一步的,待测样本输入已训练好的诊断模型中具体如下:
- [0031] 使用滑动窗口法对待测飞行员眼动数据实时采集,针对每个数据记录起点,按照所设定的时间窗口将数据进行保存;
- [0032] 将所采集的数据作为验证集样本数据输入到已训练好的飞行员状态诊断模型中;
- [0033] 若待测飞行员的时间区间数少于训练样本数据的时间区间,则在计算到待测飞行员最后一个时间区间后模型停止计算;
- [0034] 若待测飞行员的时间区间数多于训练样本数据的时间区间,则循环使用训练样本数据的时间区间。
- [0035] 进一步的,依据聚类距离判断飞行员的飞行状态的判断标准为:
- [0036] 将待测飞行员数据输入到已训练好的飞行员状态诊断模型中,将飞行员状态诊断模型的输出值作为飞行员状态评估结果;
- [0037] 将评述结果归一化,区间为 $[-1, 1]$ ;
- [0038] 输出的距离若在 $(0, 1]$ ,则判断飞行员飞行状态正常,若距离为 $[-1, 0]$ ,则飞行员飞行状态异常。

[0039] 一种存储介质,所述存储介质上存储有计算机程序,所述计算机程序被运行时执行如上述的基于眼动数据的飞行状态监测方法。

[0040] 一种电子设备,所述电子设备包括:

[0041] 存储器,用于存储可执行指令;

[0042] 处理器,用于运行所述存储器存储的可执行指令时,实现上述的基于眼动数据的飞行状态监测方法。

[0043] 与现有技术相比,本发明所具有的有益效果为:

[0044] 本方案其中一个有益效果在于,通过构建使用学生心理优化算法优化的BLS模型,并通过处理后的训练集与测试集数据对BLS模型进行训练,以此得到保留了宽度学习的网络结构,且诊断效果更优的分类模型。此外,由于BLS模型可以适应输入、特征节点和增强节点的增量,因此在使用测试集数据进行实验时不需要对SPBO-BLS模型进行再训练,这种宽度学习所具有的增量学习模式不仅大大缩短了模型的训练与输出结果的时间,同时通过学生心理优化算法优化的BLS能够克服局部最优的问题,可以快速的进行飞行员飞行状态的判断。从而提高飞行安全、优化飞行员培训效率。

## 附图说明

[0045] 图1为本发明一个具体实施方式提出的状态检测系统结构图。

[0046] 图2为本发明一个具体实施方式提出的飞行状态监测方法的流程框图。

[0047] 图3为本发明一个具体实施方式实施案例的结果图。

## 具体实施方式

[0048] 为了使本发明的目的,技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅用以解释本发明,并不用于限定本发明,即所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。通常在此处附图中描述和示出的本发明实施例的组件可以以各种不同的配置来布置和设计。

[0049] 因此,以下对在附图中提供的本发明的实施例的详细描述并非旨在限制要求保护的本发明的范围,而是仅仅表示本发明的选定实施例。基于本发明的实施例,本领域技术人员在没有做出创造性劳动的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,术语“第一”和“第二”等之类的关系术语仅仅用来将一个实体或者操作与另一个实体或操作区分开来,而不一定要求或者暗示这些实体或操作之间存在任何这种实际的关系或者顺序。

[0050] 而且,术语“包括”,“包含”或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含,从而使得包括一系列要素的过程,方法,物品或者设备不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其他要素,或者是还包括为这种过程,方法,物品或者设备所固有的要素。在没有更多限制的情况下,由语句“包括一个……”限定的要素,并不排除在包括所述要素的过程,方法,物品或者设备中还存在另外的相同要素。

[0051] 提出基于眼动数据的飞行状态监测方法,该基于眼动数据的飞行状态监测方法基于使用学生心理优化算法优化的宽度学习模型对对飞行员飞行状态进行监测,其中,学生心理优化算法优化的宽度学习系统是一种改进后的诊断算法,将宽度学习网络的输入参数



N1、N2和N3作为需优化的参数,输出的诊断准确率作为目标函数,利用学生心理优化算法对该诊断模型进行优化,将优化后的模型的输出值进行归一化后作为飞行员状态分析值。使用学生心理优化算法优化的BLS模型不仅具有更好的诊断效果,还能避免落入局部最优的问题,且宽度学习网络结构简单,运行快,利用本发明能够实现对飞行员飞行状态的实时监测与判断。

[0052] 图1是本申请实施例的采用眼动数据的飞行状态监测系统结构图,如图1所示,所述方法由数据采集、数据处理、飞行状态分析和结果输出几个模块组成;

[0053] S1,数据采集模块的实施过程为:搭建数据采集平台,使用装载微软模拟飞行2020软件的桌面式初级飞行程序训练器、Tobii Glasses 3 Eyetracker眼动仪与模拟飞行评分软件等采集飞行员在飞行过程中的眼动仪数据。

[0054] 设置飞行任务,明确飞行员在任务各个阶段需要执行的操作;飞行员按照飞行任务要求在模拟仿真平台上执行飞行任务,使用眼动采集装置获取飞行员在试行飞行任务过程中的眼动数据,对眼动数据进行预处理,提取注视区域数据,将眼动仪数据可视化后,叠加了兴趣区的眼动注视点记录。

[0055] 本步骤中,执行飞行任务的无人机飞行员为:具有一定飞行经验的飞行员(作为训练集与测试集样本数据)和仍处于学习状态的飞行员(作为验证集样本数据);能熟练掌握模拟仿真平台,执行飞行任务过程中被试需要避免大幅度的头部转动。

[0056] S2,对眼动数据进行处理,划分为按时间序列排列的时间区间数据,以训练集数据作为标准数据,使用测试集对所述状态检测模型进行训练。

[0057] 进一步地,步骤S2的具体步骤包括:

[0058] S201,对眼动数据进行降噪处理,消除环境、眼震颤、眼微跳等其他因素的影响,记录在所设定的注意力区域内的注视时间,整合任务过程中操控模拟仿真平台的各项飞行数据,形成多维时间序列。通过滑动窗口和切片相结合的方式将飞行员飞行数据进行划分,从开始记录数据为起点,每隔2分钟,按3分钟为一个时间窗宽度将飞行员数据进行切片裁剪,且各时间区间之间有重叠的部分,划分后的数据段为一个时间区间的飞行员飞行特征数据,各飞行时间区间记为,其中N为训练集与测试集最后一个时间区间。若最后一个窗口时间长度不足以裁剪出一个完整的窗口数据,则将时间终点为起点,往回裁剪一个窗口长度的时间区间。需要注意的是,训练集数据与测试集数据所采集的时间区间长度与数量是相同的。

[0059] S202,如图2的飞行状态监测方法的流程框图所示,将处理后的飞行员眼动数据输入到初始的SPB0-BLS模型中,具体步骤为:

[0060] 步骤1,生成初始化班级人数个数,即初始化种群,设置人数为400;

[0061] 步骤2,设置设定BLS网络中每个窗口特征节点的个数N1、特征节点的窗口个数N2和增强节点个数N3这三个参数为需要优化的参数,即评价学生成绩的科目为三个,设定N1、N2和N3的参数范围为 $N1 \in [1, 50]$ ,  $N2 \in [1, 20]$ ,  $N3 \in [1, 500]$ ;

[0062] 步骤3,将迭代条件设定为SPB0-BLS模型分类准确率达到95%以上,且最大迭代次数为200;

[0063] 步骤4,将学生依据成绩进行初始分类,分为最优成绩的学生、次优成绩的学生、一般成绩的学生与随机提高成绩的学生;

[0064] 步骤5,依据SPBO算法更新学生成绩,具体设置为:

[0065] 最优学生的新成绩为:  $x_{best}^{t+1} = x_{best}^t + (-1)^k \cdot rand() \cdot (x_{best}^t - x_j^t)$

[0066] 其中,  $k$  随机设定为1或2,  $rand()$  是  $[0, 1]$  之间的随机数,  $t$  为当前迭代次数,  $x_{best}^t$  为班级(即种群)中成绩最优的学生的成绩,  $x_j^t$  为第  $t$  次迭代中随机选择的第  $j$  个学生的成绩;

[0067] 次优成绩的学生的新成绩为:

[0068]  $x_i^{t+1} = x_i^t + rand() \cdot (x_{best}^t - x_i^t) + rand() \cdot (x_i^t - x_{mean}^t)$

[0069] 其中,  $x_i^t$  为当前种群中第  $i$  个学生的成绩,  $x_{mean}^t$  是班级的平均成绩;

[0070] 一般成绩的学生的新成绩为:  $x_i^{t+1} = x_i^t + rand() \cdot (x_{mean}^t - x_i^t)$

[0071] 随机提高成绩的学生的新成绩为:  $x_i^{t+1} = lb + r \cdot (ub - lb)$

[0072] 其中,  $lb$ ,  $ub$  分别是优化问题的下界和上界,  $r$  是取值在  $[0, 1]$  之间的随机向量, 维数等于优化问题的维度, 在本实例为3;

[0073] 步骤6,在满足迭代停止条件后,基于种群的学习结果选择保留优势个体,将该个体作为最优解,输入最优N1、N2和N3的参数,本实例最终得到的参数为N1为10、N2为6和N3为300,至此完成对SPBO-BLS模型的训练。

[0074] S203,输出测试集训练结果,结果如图3中测试集的线条所示,所输入的训练集与测试集皆为标准飞行员的飞行数据,测试集每个时间区间的最终评估值与训练集所形成样本中心的距离十分靠近,模型准确率达到了100%。

[0075] S3,采集被测飞行员飞行时的眼动数据,对该数据进行同样的眼动数据处理,将处理好的数据作为验证集样本数据输入到已训练好的SPBO-BLS模型中,进行效果验证。

[0076] 本步骤中,若待测飞行员的时间区间数少于训练样本数据的时间区间,则在计算到待测飞行员最后一个时间区间后模型停止计算,具体如本实例图3中验证集1所示,由于待测飞行员飞行操作失误导致模拟操作飞机坠机,因此飞行时间短,飞行所划分的时间区间少,在实际使用模型的过程中,为了避免误判,在坠机后仍采集了一段时间的数据进行飞行状态监测,连续三个时间区间仍判定为飞行异常,证明该被测飞行员确实操作坠机;

[0077] 若待测飞行员的时间区间数多于训练样本数据的时间区间,则循环使用训练样本数据的时间区间,具体如本实例图3中验证集2所示,该待测飞行员虽然执行了同样的飞行任务,但因个人操作原因导致飞行时长增加,飞行所划分的时间区间多,但本实例依据发明所设计,使用训练集样本所形成的样本中心评价价值从  $N=1$  的时间区间开始对待测飞行员进行后续的飞行状态检测。

[0078] 进一步的,对上述依据聚类距离判断飞行员的飞行状态的判断标准在于,将BLS网络的输出值作为飞行员状态评估结果,使用BLS网络进行评估的具体步骤为:

[0079] 步骤(1),在BLS模型的特征层与输出层中,设定特征节点矩阵  $y$  是维数为  $s \times (N2 \times N1)$ , 其中  $s$  为增强节点的缩放尺度,本实例设置为0.8;对特征节点矩阵  $y$  进行标准化与增

广,得到 $H_2$ ,则增强节点的系数矩阵 $wh$ 可以表示为 $(N_2 \times N_1) \times N_3$ 维经过正交规范化的随机矩阵。

[0080] 步骤(2),对增强节点进行激活:  $T_2 = \tan \operatorname{sig}\left(\frac{H_2 \times wh \times s}{\max(H_2 \times wh)}\right)$ ,其中, $\tan \operatorname{sig}$ 是BP神经网络中常用的一种激活函数。

[0081] 步骤(3),生成网络输出 $xx = T_3 \times W$ ,其中,  $W = (T_3^T * T_3 + C * I^{N_1 \times N_2 + N_3})^{-1} (T_3^T * Y)$ , $Y$ 为训练集的标签,本实例将训练集的飞行员数据标签设定为1,具体实施方式为设置与 $T_3$ 相应的矩阵,第 $i$ 行第 $j$ 列即为第 $i$ 个时间区间训练集中心与第 $j$ 个测试集时间区间的飞行员状态输出值,一般来说,设置输出的 $i=j$ ;  $T_3$ 为最终生成网络的输入,  $T_3 = \begin{bmatrix} y \\ T_2 \end{bmatrix}$ 。

[0082] 步骤(4),将所述评述结果 $xx$ 归一化,区间为 $[-1, 1]$ ;所输出的距离若在 $(0, 1]$ ,则判断飞行员飞行状态正常,若距离为 $[-1, 0]$ ,则飞行员飞行状态异常。

[0083] 依据上述步骤得到的实验结果如图3所示,结果表明,经过SPBO算法优化后,将飞行员眼动数据输入BLS模型,能够实现对飞行员的飞行状态实时评估及监测的效果。

[0084] 一种存储介质,所述存储介质上存储有计算机程序,所述计算机程序被运行时执行如上述的基于眼动数据的飞行状态监测方法。

[0085] 一种电子设备,所述电子设备包括:

[0086] 存储器,用于存储可执行指令;

[0087] 处理器,用于运行所述存储器存储的可执行指令时,实现上述的基于眼动数据的飞行状态监测方法。

[0088] 以上是本发明的较佳实施例,凡依本发明技术方案所作的改变,所产生的功能作用未超出本发明技术方案的范围时,均属于本发明的保护范围。



图1

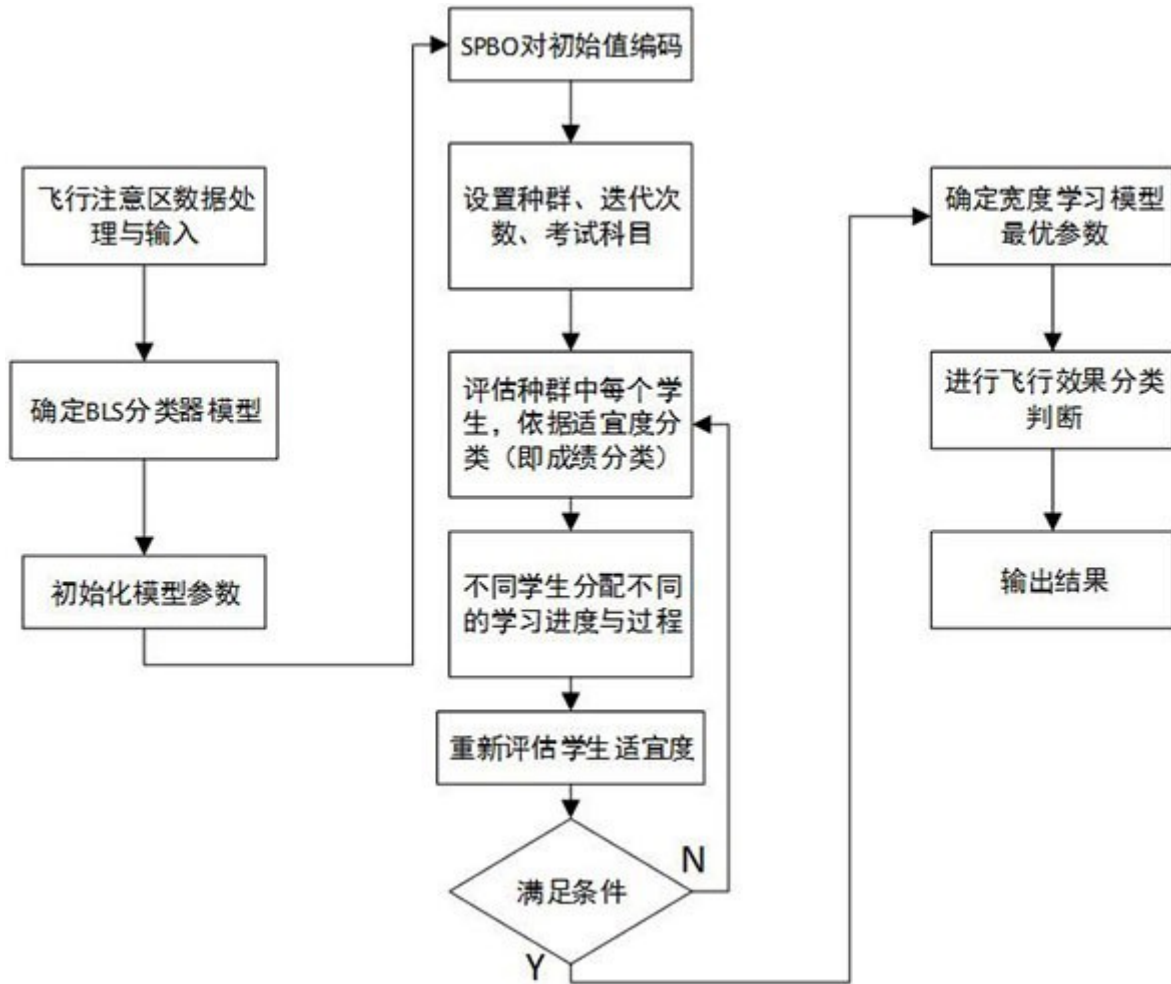


图2

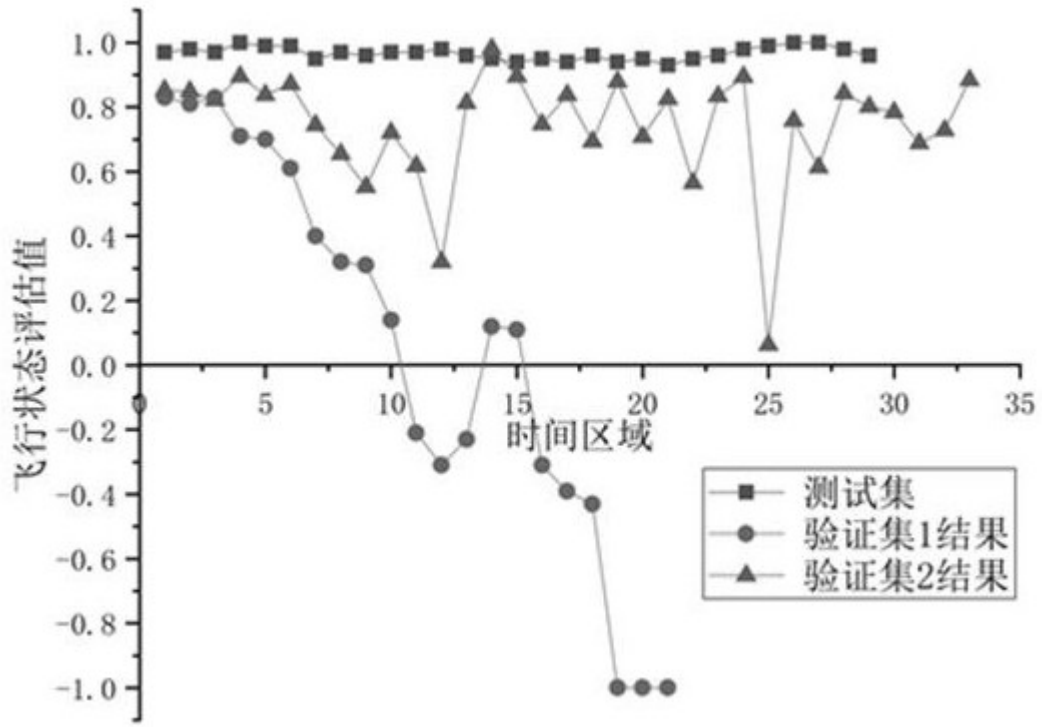


图3