



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110598789 A

(43)申请公布日 2019.12.20

(21)申请号 201910865400.1

A61B 5/0205(2006.01)

(22)申请日 2019.09.12

A61B 5/16(2006.01)

A61B 5/18(2006.01)

(71)申请人 首都师范大学

地址 100048 北京市海淀区西三环北路105号

(72)发明人 任长娥 袁超 杜涛 王岩
李桂露 付全新

(74)专利代理机构 北京科迪生专利代理有限责
任公司 11251

代理人 安丽

(51)Int.Cl.

G06K 9/62(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

G06N 3/08(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

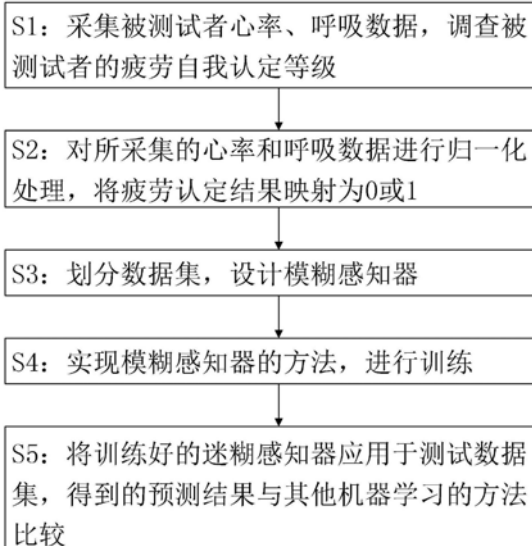
权利要求书4页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

一种基于模糊感知器的人体疲劳状态预测方法及系统

(57)摘要

本发明公开了一种基于模糊感知器的人体疲劳状态预测方法及系统,包括利用心肺功能测定仪收集呼吸数据、用心电监测仪收集心率数据,通过调查问卷收集被测试者自认的疲劳状态;将数据进行归一化处理,消除各指标之间量纲的影响;将收集到的数据划分为训练数据集和测试数据集,设计相应的模糊感知器;实现该模糊感知器,将训练数据集送入模糊感知器进行训练,学习一组权重值并保存权重值;将测试数据集应用于该模糊感知器,得到预测结果。将该预测结果与其他机器学习方法的预测结果相比较。本发明将模糊理论与传统线性感知器结合,设计出模糊感知器方法,运用该方法可以对生活中的类似“疲劳”这种模糊概念进行分类,扩大了机器学习中分类方法的使用范围。



1. 一种基于模糊感知器的人体疲劳状态预测方法,其特征在于,包括以下步骤:

第一步,采集与人体疲劳状态相关的呼吸和心率数据,收集被测试者对疲劳状态的自我认定结果;

第二步,将呼吸和心率数据进行归一化处理,将自我疲劳认定结果映射为0或1两个值,得到处理后的数据;

第三步,将所得到的归一化后的数据划分为训练数据集和测试数据集两部分,设计相应的模糊感知器方法;

第四步,实现第三步中设计的模糊感知器的方法,将训练数据集送入该模糊感知器进行训练,得到训练好的模糊感知器并保存学习到的一组权重值;

第五步,将上述训练好的模糊感知器应用于测试数据集,输出人体疲劳状态预测的结果,将其他机器学习方法应用于上述相同的数据集,比较模糊感知器的预测结果与其他方法的预测结果。

2. 根据权利要求1所述的基于模糊感知器的人体疲劳状态预测方法,其特征在于:所述第一步,具体实现如下:利用心肺功能测定仪收集呼吸数据,利用心电监测仪收集心率数据,所述呼吸和心率数据包括呼吸商(R)、呼吸频率(Rf)、潮波式流气量(VT)、通气量(VE)、每分钟氧气消耗量(V_{O_2})、每分钟二氧化碳消耗量(V_{CO_2})、呼气末氧分压(P_{etO_2})、呼气末二氧化碳分压(P_{etCO_2})每分钟能量消耗量(EE_m)、心率(HR);同时通过调查问卷收集被测试者对疲劳状态的自我认定结果。

3. 根据权利要求1所述的基于模糊感知器的人体疲劳状态预测方法,其特征在于:所述第二步,具体实现如下:为了消除各项特征数据之间量纲的影响,提高后续预测结果的精度,对收集的呼吸和心率数据进行归一化处理,归一化过程按公式

$$newValue = \frac{oldValue - \min}{\max - \min}$$

进行,其中oldValue表示某项特征归一化处理前的值,newValue表示某项特征归一化处理后的值,min是数据集中的最小特征值,max是数据集中的最大特征值。

4. 根据权利要求1所述的基于模糊感知器的人体疲劳状态预测方法,其特征在于:所述第三步,设计的模糊感知器结构为:传入由n个输入数据组成的向量 $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$,经权重向量 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ 处理后,得到一个值 $\xi \circ w$,再经过激活函数 $f(x)$ 对此值 $\xi \circ w$ 作出非线性反应,得到模糊感知器的输出 $\zeta = f(\xi \circ w)$,其中x表示自变量的值, $f(x)$ 表示对x进行映射后的值;

具体的,采用模糊数学中的取大取小运算对输入数据 ξ 和权重w进行处理,即

$$\xi \circ w = \bigvee_{j=1}^n (\xi_j \wedge w_j),$$

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0.5 \\ 0, & x < 0.5 \end{cases};$$

则模糊感知器的输入输出关系如下式:

$$\zeta = f(\xi \circ w) = f\left(\bigvee_{j=1}^n (w_j \wedge \xi_j)\right) = \begin{cases} 1, \bigvee_{j=1}^n (w_j \wedge \xi_j) \geq 0.5 \\ 0, \bigvee_{j=1}^n (w_j \wedge \xi_j) < 0.5 \end{cases}.$$

其中j表示输入向量中的第j个数的编号, ξ_j 表示输入向量中的第j个值, w_j 表示权重向量中的第j个值。

5. 根据权利要求1所述的基于模糊感知器的人体疲劳状态预测方法, 其特征在于: 所述第四步, 具体实现如下:

步骤S1, 对权值向量 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ 进行初始化, 令初始权重 $w^0 = (1, 1, \dots, 1)$;

步骤S2, 将训练样本 $\{\xi^k, 0^k\}$ 输入模糊感知器, 用公式 $\zeta = f(\xi \circ w)$ 计算输出值 ζ^k , 其中 ξ^k 表示第k个向量, 即 $\xi^k = (\xi_1^k, \xi_2^k, \dots, \xi_n^k)$, ξ_n^k 表示第k个向量的第n个值, 0^k 表示与 ξ^k 对应的疲劳状态标记值;

步骤S3, 如果 ξ^k 对应的疲劳标记值 0^k 与模糊感知器的输出值 ζ^k 相等, 无需更新权重向量, 继续对下一个样本进行训练;

步骤S4, 当 $\xi_i^k \wedge w_i^k \geq 0.5$ 时, 采用 $w_i^{k+1} = w_i^k + \eta(O^k - \zeta^k)\xi_i^k$ 对权重向量更新;

步骤S5, 在上一个样本训练完之后, 则将下一个样本送入模糊感知器, 重复步骤S3和S4, 直到对所有的训练样本 $\{\xi^{(s)}, O^{(s)}\}_{s=1}^S$ 都有 $\zeta^{(s)} = O^{(s)}$, 此时结束训练, 保存学习到的权重向量, S表示训练样本的总个数, s表示某一个样本的编号。

6. 根据权利要求1所述的基于模糊感知器的人体疲劳状态预测方法, 其特征在于: 所述第五步, 具体实现如下: 将训练好的模糊感知器应用到测试数据集上, 比较该模糊感知器预测的疲劳状态与调查记录的疲劳状态值, 计算预测的结果, 将其他机器学习方法应用到上述同样的数据集, 将得到的预测结果与模糊感知器的预测结果相比较。

7. 一种基于模糊感知器的人体疲劳状态预测系统, 其特征在于, 包括: 数据采集模块、归一化处理模块、模糊感知器模块和预测结果输出模块;

数据采集模块: 采集与人体疲劳状态相关的呼吸和心率数据, 收集被测试者对疲劳状态的自我认定结果;

归一化处理模块: 将呼吸和心率数据映射到 $[0, 1]$ 范围内, 将自我疲劳认定结果映射为0或1;

模糊感知器模块: 将所得到的归一化后的数据集划分为训练数据集和测试数据集两部分, 设计模糊感知器; 将训练数据集送入该模糊感知器进行训练, 得到训练好的模糊感知器并保存学习到的一组权重值;

预测结果输出模块: 将上述训练好的模糊感知器应用于测试数据集, 输出人体疲劳状态预测的结果。比较模糊感知器的预测结果与其他机器学习方法的预测结果。

8. 根据权利要求7所述的基于模糊感知器的人体疲劳状态预测系统, 其特征在于: 所述数据采集模块实现如下: 利用心肺功能测定仪收集呼吸数据, 利用心电监测仪收集心率数据, 所述呼吸和心率数据包括呼吸商(R)、呼吸频率(Rf)、潮波式流量(VT)、通气量(VE)、每分钟氧气消耗量(VO_2)、每分钟二氧化碳消耗量(VCO_2)、呼气末氧分压($PetO_2$)、呼气末二

氧化碳分压 (PetCO₂) 每分钟能量消耗量 (EE_m)、心率 (HR);同时通过调查问卷收集被测试者对疲劳状态的自我认定结果。

9. 根据权利要求7所述的基于模糊感知器的人体疲劳状态预测系统,其特征在于:所述归一化处理模块实现如下:为了消除各项特征数据之间量纲的影响,提高后续预测结果的精度,对收集的呼吸和心率数据进行归一化处理,归一化过程按公式 $newValue = \frac{oldValue - \min}{\max - \min}$ 进行,其中oldValue表示某项特征归一化处理前的值,newValue表示某项特征归一化处理后的值,min是数据集中的最小特征值,max是数据集中的最大特征值。

10. 根据权利要求7所述的基于模糊感知器的人体疲劳状态预测系统,其特征在于:所述模糊感知器模块实现如下:

(1) 设计的模糊感知器结构为:传入由n个输入数据组成的向量 $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$,经权重向量 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ 处理后,得到一个值 $\xi \circ w$,再经过激活函数 $f(x)$ 对此值 $\xi \circ w$ 作出非线性反应,得到模糊感知器的输出 $\zeta = f(\xi \circ w)$,其中x表示自变量的值,f(x)表示对x进行映射后的值;

具体的,采用模糊数学中的取大取小运算对输入数据 ξ 和权重 w 进行处理,即 $\xi \circ w = \bigvee_{j=1}^n (\xi_j \wedge w_j)$,其中 $\wedge$ 表示取小算子, $\vee$ 表示取大算子;激活函数采用符号函数

$f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0.5 \\ 0, & x < 0.5 \end{cases}$;则模糊感知器的输入输出关系如下式:

$$\zeta = f(\xi \circ w) = f\left(\bigvee_{j=1}^n (w_j \wedge \xi_j)\right) = \begin{cases} 1, & \bigvee_{j=1}^n (w_j \wedge \xi_j) \geq 0.5 \\ 0, & \bigvee_{j=1}^n (w_j \wedge \xi_j) < 0.5 \end{cases}$$

其中j表示输入向量中的第j个数的编号, ξ_j 表示输入向量中的第j个值, w_j 表示权重向量中的第j个值;

(2) 训练模糊感知器模型实现如下:

步骤S1,对权值向量 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ 进行初始化,令初始权重 $w^0 = (1, 1, \dots, 1)$;

步骤S2,将训练样本 $\{\xi^k, 0^k\}$ 输入模糊感知器,用公式 $\zeta = f(\xi \circ w)$ 计算输出值 ζ^k ,其中 ξ^k 表示第k个向量,即 $\xi^k = (\xi_1^k, \xi_2^k, \dots, \xi_n^k)$, ξ_n^k 表示第k个向量的第n个值, 0^k 表示与 ξ^k 对应的疲劳状态标记值;

步骤S3,如果 ξ^k 对应的疲劳标记值 0^k 与模糊感知器的输出值 ζ^k 相等,无需更新权重向量,继续对下一个样本进行训练;

步骤S4,当 $\xi_i^k \wedge w_i^k \geq 0.5$ 时,采用 $w_i^{k+1} = w_i^k + \eta(O^k - \zeta^k)\xi_i^k$ 对权重向量更新;

步骤S5,在上一个样本训练完之后,则将下一个样本送入模糊感知器,重复S3和S4,直

到对所有的训练样本 $\{\xi^{(s)}, O^{(s)}\}_{s=1}^S$ 都有 $\zeta^{(s)} = 0^{(s)}$,此时结束训练,保存学习到的权重向量, S 表示训练样本的总个数, s 表示某一个样本的编号。

11.根据权利要求7所述的基于模糊感知器的人体疲劳状态预测系统,其特征在于:所述预测结果输出模块实现如下:将训练好的模糊感知器应用到测试数据集上,比较该模糊感知器预测的疲劳状态与调查记录的疲劳状态值,计算预测的结果,将其他机器学习方法应用到上述同样的数据集,将得到的预测结果与模糊感知器的预测结果相比较。

一种基于模糊感知器的人体疲劳状态预测方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于模糊感知器的人体疲劳状态预测方法及系统,属于人工智能中的机器学习领域。

背景技术

[0002] 长期在特殊环境下作业,人的某些生理指标值会不同于其他人,这些生理指标的变化可能会导致某些疾病的发生。例如长时间在黑暗或密闭的环境中作业,人可能更容易疲劳、抑郁。人的疲劳状况是对某些生理亚健康状态的预警,因此研究特殊作业环境下人的疲劳状态将有助于对人的健康状态进行预测,以便合理改善他们的工作条件,具有重要意义。

[0003] 当下人工智能技术方兴未艾,许多机器学习方法应运而生。分类问题是机器学习研究的热点,运用目前已有的分类方法(如随机森林、K近邻算法、支持向量机、神经网络)已经能够帮助人们根据某些特征数据快速判别其对应状态的类别。然而就神经网络方法来说,虽然它的自学习能力强,能够较好地拟合任意函数,但是难以处理一些模糊信息(如疲劳、长得漂亮)。在模糊数学理论中,虽然有比较完备的处理模糊信息的模糊逻辑系统,然而模糊逻辑系统的建立需要先验知识,其自学习能力较差。基于上述神经网络和模糊系统的缺陷,有必要设计一种机器学习方法,使其既能对模糊信息进行处理,又具有较强的自学习能力和容错能力。

发明内容

[0004] 本发明的技术解决的问题是:为克服上述神经网络和模糊方法中的缺陷,提供一种基于模糊感知器的人体疲劳状态预测方法及系统,具有较强模糊信息处理能力和容错能力;对人体的疲劳状态进行预测,正确率较高。

[0005] 本发明的技术解决方案为:

[0006] 一种基于模糊感知器的人体疲劳状态预测方法及系统,包括以下步骤:

[0007] 第一步,采集与人体疲劳状态相关的呼吸、心率数据,通过调查问卷收集被测试者对疲劳状态的自我认定结果;

[0008] 具体包括:利用心肺功能测定仪收集呼吸数据,利用心电监测仪收集心率数据,上述数据包括呼吸商(R)、呼吸频率(Rf)、潮波式流气量(VT)、通气量(VE)、每分钟氧气消耗量(V_{O_2})、每分钟二氧化碳消耗量(V_{CO_2})、呼气末氧分压(P_{etO_2})、呼气末二氧化碳分压(P_{etCO_2})、每分钟能量消耗量(EE_m)、心率(HR);同时通过调查问卷收集被测试者对疲劳状态的自我认定结果。

[0009] 第二步,将心率和呼吸数据进行归一化处理,将自我疲劳认定结果映射为0或1;

[0010] 具体包括:为了消除各项特征数据之间量纲的影响,提高后续分类模型的精度,采用归一化方法对收集的各项呼吸和心率数据进行处理,使各项数据的值在[0,1]范围内。归

一化过程按公式 $newValue = \frac{oldValue - \min}{\max - \min}$ 进行, 其中oldValue表示某项特征归一化处理

前的值,newValue表示某项特征归一化处理后的值,min是数据集中的最小特征值,max是数据集中的最大特征值。对于疲劳认定结果,将非疲劳状态映射为0,疲劳状态映射为1。

[0011] 第三步,将处理所得的数据划分为训练数据集和测试数据集两部分,设计相应的模糊感知器;

[0012] 具体包括:将归一化之后的数据划分为训练数据集和测试数据集两部分,训练数据集用于训练模糊感知器模型,测试数据集用于对模型的好坏进行评估;本发明设计的模糊感知器结构为:传入由n个输入数据组成的向量 $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$, 经权重向量 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ 处理后,得到一个值 $\xi \circ w$, 再经过激活函数 $f(x)$ 对此值作出非线性反应,得到模糊感知器的输出 $\zeta = f(\xi \circ w)$ 。

[0013] 具体的,采用模糊数学中的取大取小运算对输入数据 ξ 和权重 w 进行处理,即

$\xi \circ w = \bigvee_{j=1}^n (\xi_j \wedge w_j)$, 其中 $\wedge$ 表示取小算子, $\vee$ 表示取大算子。激活函数采用符号函数

$f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0.5 \\ 0, & x < 0.5 \end{cases}$ 。则这种基于取大取小模糊逻辑运算的模糊感知器,其网络的输入输出关系如下式:

$$[0014] \quad \zeta = f(\xi \circ w) = f\left(\bigvee_{j=1}^n (w_j \wedge \xi_j)\right) = \begin{cases} 1, & \bigvee_{j=1}^n (w_j \wedge \xi_j) \geq 0.5 \\ 0, & \bigvee_{j=1}^n (w_j \wedge \xi_j) < 0.5 \end{cases}.$$

[0015] 第四步,实现模糊感知器方法,将训练数据集送入该模型进行训练,得到训练好的模糊感知器并保存学习到的一组权重值;

[0016] 具体包括:步骤S1,对权值向量 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ 进行初始化,令初始权重 $w^0 = (1, 1, \dots, 1)$ 。

[0017] 步骤S2,将训练样本 $\{\xi^k, 0^k\}$ 输入模糊感知器,用公式 $\zeta = f(\xi \circ w)$ 计算输出值 ζ^k 。

其中 ξ^k 表示第k个向量,即 $\xi^k = (\xi_1^k, \xi_2^k, \dots, \xi_n^k)$, ξ_n^k 表示第k个向量的第n个值。 0^k 表示与 ξ^k 对应的疲劳状态标记值。

[0018] 步骤S3,如果 ξ^k 对应的疲劳标记值 0^k 与模糊感知器的输出值 ζ^k 相等,就无需更新权重向量,继续对下一个样本进行训练。

[0019] 步骤S4,当 $\xi_i^k \wedge w_i^k \geq 0.5$ 时,采用 $w_i^{k+1} = w_i^k + \eta(O^k - \zeta^k)\xi_i^k$ 对权重向量更新。

[0020] 步骤S5,在上一个样本训练完之后,则将下一个样本送入模糊感知器,重复第三步和第四步,直到对所有的训练样本 $\{\xi^{(s)}, O^{(s)}\}_{s=1}^S$ 都有 $\zeta^{(s)} = O^{(s)}$, 此时结束训练,保存学习到的权重向量。上式中S表示训练样本的总个数,s表示某一个样本的编号。

[0021] 第五步,将上述训练好的模糊感知器应用于测试数据集,输出人体疲劳状态预测的结果。

[0022] 具体包括:将训练好的模糊感知器应用到测试数据集上,比较该方法预测的疲劳状态与调查记录的疲劳状态值,计算预测结果。预测结果用预测的正确率来衡量。其中正确率的计算方式是用预测正确的个数除以预测数据的总个数。将其他机器学习方法应用到上述同样的数据集,将得到的预测结果与模糊感知器方法相比较。

[0023] 如图5所示,一种基于模糊感知器的人体疲劳状态预测系统,包括:数据采集模块、归一化处理模块、模糊感知器模块和预测结果输出模块;

[0024] 数据采集模块:采集与人体疲劳状态相关的呼吸和心率数据,收集被测试者对疲劳状态的自我认定结果;

[0025] 归一化处理模块:将呼吸和心率数据映射到[0,1]范围内,将自我疲劳认定结果映射为0或1;

[0026] 模糊感知器模块:将所得到的归一化后的数据集划分为训练数据集和测试数据集两部分,设计模糊感知器;将训练数据集送入该模糊感知器进行训练,得到训练好的模糊感知器并保存学习到的一组权重值;

[0027] 预测结果输出模块:将上述训练好的模糊感知器应用于测试数据集,输出人体疲劳状态预测的结果。比较模糊感知器的预测结果与其他机器学习方法的预测结果。

[0028] 本发明与现有技术相比的优点在于:

[0029] (1)本发明提出的方法和系统,既具有神经网络的自学习能力,又可以充分采用模糊逻辑系统的专家知识。相比现有技术中的线性感知器和神经网络,模糊感知器考虑了模糊化的专家知识,从而提高了正确率。

[0030] (2)本发明所提出的方法和系统,架构简单,易于实现,预测正确率高。

[0031] (3)本发明所提出的方法可以应用在疲劳驾驶检测上,帮助判断人体的疲劳状态,进而对疲劳驾驶及早提醒,减少交通事故的发生,具有较高的应用价值。

附图说明

[0032] 图1为本发明的方法的实现流程图;

[0033] 图2为本发明的模糊感知器的结构示意图;

[0034] 图3为本发明所设计算法的伪代码;

[0035] 图4为本发明的算法与其他机器学习算法的分类效果比较图;

[0036] 图5为本发明的系统的模块示意图。

具体实施方式

[0037] 以下结合实施例及附图对本发明进行清楚、完整地描述。显然,所描述的实施例仅仅是本发明的一部分实施例,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。

[0038] 如图1所示,本发明的方法的实现如下:

[0039] 步骤S1,用K4b²心肺功能测定仪收集呼吸数据,用心电监测仪收集心率数据,上述

数据包括呼吸商(R)、呼吸频率(Rf)、潮波式流气量(VT)、通气量(VE)、每分钟氧气消耗量(VO_2)、每分钟二氧化碳消耗量(VCO_2)、呼气末氧分压($PetO_2$)、呼气末二氧化碳分压($PetCO_2$)、每分钟能量消耗量(EE_m)、心率(HR),共计10项特征指标。设计的疲劳状态自我认定调查问卷包括身体疲劳分级表、精神疲劳分级表以及犯困分级表,每个等级的自我评分范围为6-20分,每个被测试者对以上三项进行自我评分,计算出三项评分的总和。取所有被测试者评分总和的中位数作为分界,被测试者的评分总和若小于该中位数,则标记该测试者为非疲劳状态,在后续数据处理中用“0”表示,被测试者的评分总和若不小于该中位数,则标记该测试者为疲劳状态,在后续数据处理中用“1”表示。

[0040] 步骤S2,将每名被测试者的呼吸、心率数据与疲劳状态一一对应保存起来。对于呼吸和心率数据,需要进行归一化处理。本发明采用的归一化方法是

$newValue = \frac{oldValue - \min}{\max - \min}$,其中oldValue表示某项特征归一化处理前的值,newValue表示

某项特征归一化处理后的值,min是数据集中的最小特征值,max是数据集中的最大特征值。为了更清楚地说明归一化处理方法,举例如下:假设某被测试者的心率测试值是85次/分钟,所有测试者的心率测试值最大值为100次/分钟,最小值为70次/分钟,则该被测试者

的心率数据经归一化之后应为: $\frac{85 - 70}{100 - 70} = 0.3$ 。处理完的所有数据值均在[0,1]范围内,以

满足模糊感知器的输入数据要求。

[0041] 步骤S3,划分数数据集,设计模糊感知器模型。将步骤S2中归一化后得到的数据按(R,Rf,VT,VE, VO_2 , VCO_2 , $PetO_2$, $PetCO_2$,EE_m,HR)的形式组成向量,下文称之为模糊向量。本发明中共使用369组上述向量,其中前300组模糊向量作为训练数据集,后69组向量作为测试数据集。之后的步骤主要是设计感知器模型,包括输入向量和权重之间的计算方式、激活函数选择、权重更新方式、训练结束条件,编写算法伪代码。详细的感知器模型将在图2中介绍,详细的算法伪代码将在图3中说明。

[0042] 步骤S4,在pycharm中编写python代码实现模糊感知器进行训练。其中输入向量为步骤S3处理好的前300组10维模糊向量,训练过程按照图3中算法流程进行,其中学习率 η 设置为0.3,算法执行300轮训练后结束,保存学习到的权重向量W。

[0043] 步骤S5,将训练好的模糊感知器应用于步骤S2中划分的测试数据集,统计该模型对疲劳状态预测的结果,其结果用预测正确率来衡量。其中正确率的计算方式是用预测正确的个数除以预测数据的总个数。将该预测结果与其他机器学习算法所得结果比较,详细比较结果将在图4中说明。

[0044] 请参照图2,本发明所设计的模糊感知器的结构为:神经元对外界传入的n个信号 $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$,经权值 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ 处理后,得到一个值 $\xi \circ w$,再经过激活函数f(x)对此值作出非线性反应,得到模糊感知的输出 $\zeta = f(\xi \circ w)$,其中x表示自变量的值,f(x)表示对x进行映射后的值。

[0045] 具体的,在对传入的信号 ξ 和权重w进行处理时,采用的是模糊数学中的取大取小运算,即 $\xi \circ w = \bigvee_{i=1}^n (\xi_i \wedge w_i)$,其中 $\wedge$ 表示取小算子, $\vee$ 表示取大算子,激活函数采用符号

函数 $f(x) = \begin{cases} 1, x \geq 0.5 \\ 0, x < 0.5 \end{cases}$, 则这种模糊感知器的输入输出关系如下式:

$$[0046] \quad \zeta = f(\xi \circ w) = f\left(\bigvee_{j=1}^n (w_j \wedge \xi_j)\right) = \begin{cases} 1, \bigvee_{j=1}^n (w_j \wedge \xi_j) \geq 0.5 \\ 0, \bigvee_{j=1}^n (w_j \wedge \xi_j) < 0.5 \end{cases}.$$

[0047] 其中j表示输入向量中的第j个数的编号, ξ_j 表示输入向量中的第j个值, w_j 表示权重向量中的第j个值。

[0048] 在本发明的实施例中, 上述n的值为10, $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$ 即为归一化之后的10维模糊向量。

[0049] 请参照图3, 图3为本发明的算法伪代码。具体的, 该算法的输入是n维模糊向量, 输出是学习到的n维权重向量。步骤S1是对权值向量 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ 进行初始化, 在此模型中, 令初始权重 $w^0 = (1, 1, \dots, 1)$ 。

[0050] 步骤S2, 将训练样本 $\{\xi^k, 0^k\}$ 输入模糊感知器, 用上述提及的网络输入输出公式计算输出值 ζ^k 。其中 ξ^k 表示第k个模糊向量, 即 $\xi^k = (\xi_1^k, \xi_2^k, \dots, \xi_n^k)$, ξ_n^k 表示第k个模糊向量的第n个值。 0^k 表示与 ξ^k 对应的疲劳状态标记值, 由上文可知, 本发明的实施例中 0^k 的取值为0或1。

[0051] 步骤S3, 如果 ξ^k 对应的疲劳标记值 0^k 与模糊感知器的输出值 ζ^k 相等, 就无需更新权重, 继续对下一个样本进行训练。

[0052] 步骤S4, 确定权重更新方式, 这是该算法最关键的部分。当 $\xi_i^k \wedge w_i^k \geq 0.5$ 时, 采用 $w_i^{k+1} = w_i^k + \eta(O^k - \zeta^k)\xi_i^k$ 进行权重参数的更新, 这是类似于梯度下降法的权重更新方式。

[0053] 步骤S5, 在上一个样本训练完之后, 则将下一个样本送入模糊感知器, 重复步骤S3和S4, 直到对所有的训练样本 $\{\xi^{(s)}, O^{(s)}\}_{s=1}^S$, 都有 $\zeta^{(s)} = O^{(s)}$, 其中S表示训练样本的总个数, 此时表示所有样本均被正确分类。实际训练过程中, 一般难以保证 $\zeta^{(s)}$ 全部等于 $O^{(s)}$, 为了避免程序执行过程陷入死循环, 本发明在训练过程进行300轮后结束。

[0054] 请参照图4, 图4的表格是本发明的模糊感知器的方法对测试数据集的疲劳状态预测结果与其他机器学习方法预测效果的对比。这里将模糊感知器方法与传统线性感知器、支持向量机、随机森林、三层BP神经网络的测试效果进行了比较。取测试的正确率为比较指标, 正确率的计算方法为: 预测正确的个数除以预测数据的总个数。比较结果为运用模糊感知器方法, 测试正确率达到了92.4%, 运用传统线性感知器方法, 测试正确率为89.8%, 运用随机森林方法, 测试正确率为91.3%, 运用K近邻算法, 测试正确率为85.5%, 运用三层BP神经网络方法, 测试正确率为91.5%, 运用支持向量机方法, 测试正确率为68.1%。

[0055] 请参照图5, 图5是本发明的系统的模块示意图。本发明的模块包括: 数据采集模块、归一化处理模块、模糊感知器模块和预测结果输出模块。各模块的功能如下:

[0056] 数据采集模块: 采集与人体疲劳状态相关的呼吸和心率数据, 收集被测试者对疲

劳状态的自我认定结果；

[0057] 归一化处理模块：将呼吸和心率数据映射到 $[0,1]$ 范围内，将自我疲劳认定结果映射为0,1两个值；

[0058] 模糊感知器模块：将所得到的归一化后的数据集划分为训练数据集和测试数据集两部分，设计模糊感知器；将训练数据集送入该模糊感知器进行训练，得到训练好的模糊感知器并保存学习到的一组权重值；

[0059] 预测结果输出模块：将上述训练好的模糊感知器应用于测试数据集，输出人体疲劳状态预测的结果。比较模糊感知器的预测结果与其他机器学习方法的预测结果。

[0060] 本发明说明书中未作详细描述的内容属于本领域专业技术人员公知的现有技术。

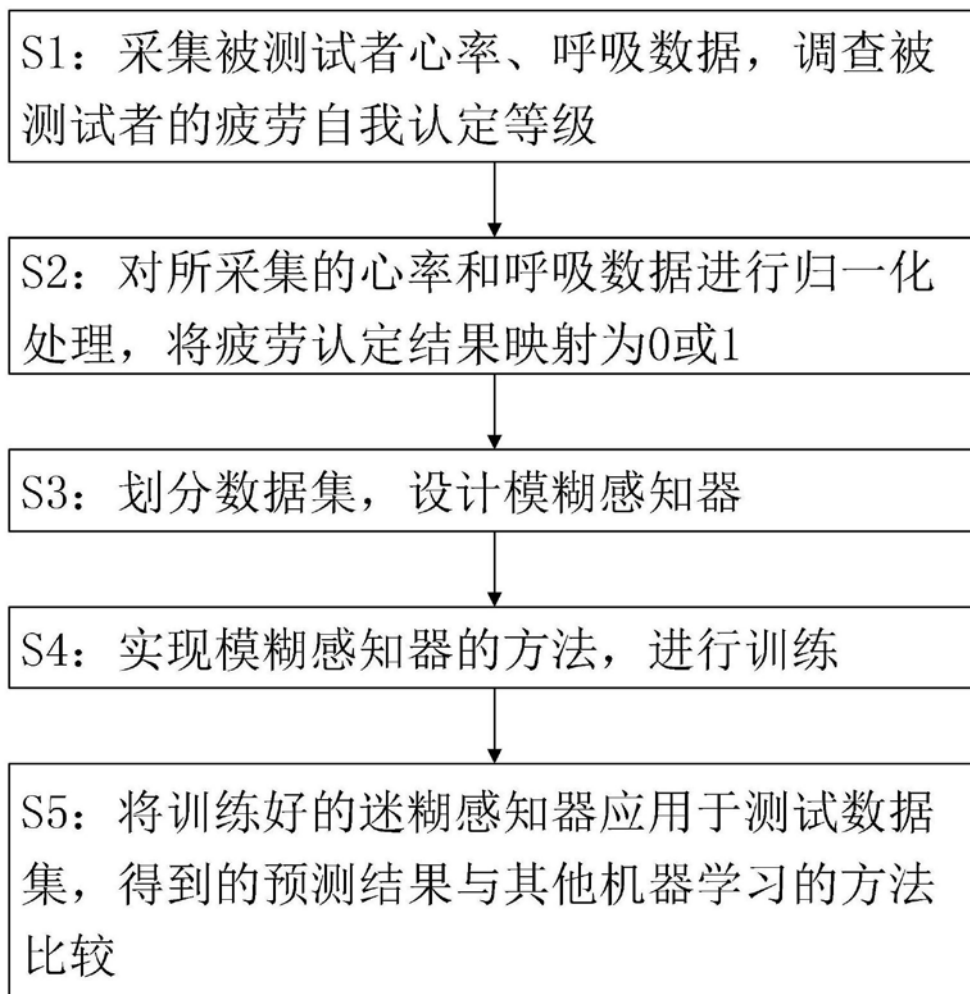


图1

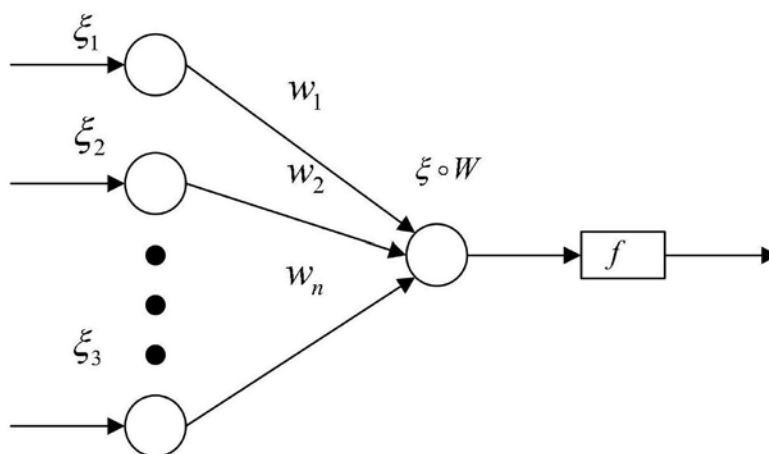


图2

输入：模糊向量 $\xi^k = (\xi_1^k, \xi_2^k, \dots, \xi_n^k)$

输出：权重向量 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$

S1: 权值向量初始化，令 $w^0 = (1, 1, \dots, 1)$ ，

S2: 输入训练样本 $\{\xi^k, O^k\}$ ，计算模型的实际输出 $\zeta^k = f(\xi^k \circ w^k)$ ，

S3: 若 $O^k = \xi^k$ ，则转 S5，

S4: 权值更新，对于 $\forall i \in N$ ，

if $\xi_i^k \wedge w_i^k \geq 0.5$

$w_i^{k+1} = w_i^k + \eta(O^k - \zeta^k)\xi_i^k$ ，其中 $0 < \eta < 1/2$ 。

else

$w_i^{k+1} = w_i^k$

S5: 令 $k = k + 1$ ，返回到 S2，直到对所有的训练样本 $\{\xi^{(s)}, O^{(s)}\}_{s=1}^S$ ，都有 $\zeta^{(s)} = O^{(s)}$ 。

图3

方法描述	测试结果
模糊感知器	92.4%
传统线性感知器	89.8%
随机森林	91.3%
K 近邻算法	85.5%
三层 BP 神经网络	91.5%
支持向量机	68.1%

图4

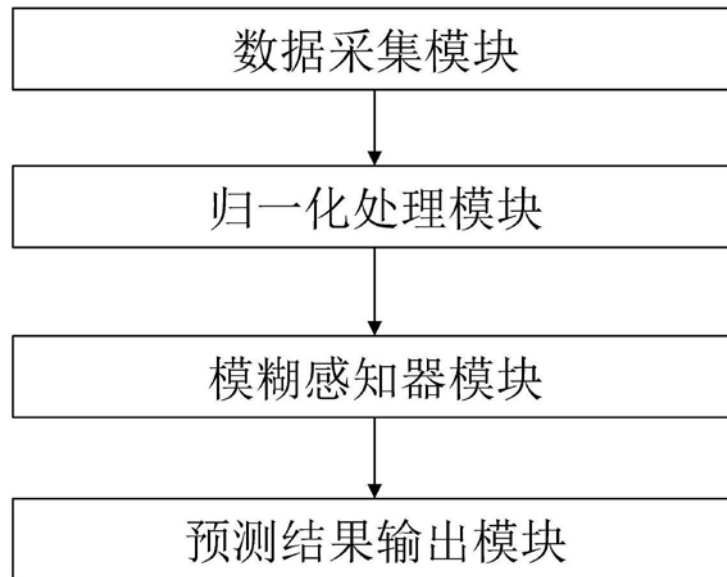


图5

专利名称(译)	一种基于模糊感知器的人体疲劳状态预测方法及系统		
公开(公告)号	CN110598789A	公开(公告)日	2019-12-20
申请号	CN201910865400.1	申请日	2019-09-12
[标]申请(专利权)人(译)	首都师范大学		
申请(专利权)人(译)	首都师范大学		
当前申请(专利权)人(译)	首都师范大学		
[标]发明人	任长娥 袁超 杜涛 王岩 李桂露		
发明人	任长娥 袁超 杜涛 王岩 李桂露 付全新		
IPC分类号	G06K9/62 G06N3/04 G06N3/08 A61B5/00 A61B5/0205 A61B5/16 A61B5/18		
CPC分类号	A61B5/0205 A61B5/165 A61B5/18 A61B5/7267 A61B5/7275 G06K9/6256 G06K9/6267 G06N3/0454 G06N3/084		
代理人(译)	安丽		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于模糊感知器的人体疲劳状态预测方法及系统，包括利用心肺功能测定仪收集呼吸数据、用心电监测仪收集心率数据，通过调查问卷收集被测试者自认的疲劳状态；将数据进行归一化处理，消除各指标之间量纲的影响；将收集到的数据划分为训练数据集和测试数据集，设计相应的模糊感知器；实现该模糊感知器，将训练数据集送入模糊感知器进行训练，学习一组权重值并保存权重值；将测试数据集应用于该模糊感知器，得到预测结果。将该预测结果与其他机器学习方法的预测结果相比较。本发明将模糊理论与传统线性感知器结合，设计出模糊感知器方法，运用该方法可以对生活中的类似“疲劳”这种模糊概念进行分类，扩大了机器学习中分类方法的使用范围。

