



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110378394 A

(43)申请公布日 2019.10.25

(21)申请号 201910560138.X

(22)申请日 2019.06.26

(71)申请人 广西大学

地址 530004 广西壮族自治区南宁市大学  
东路100号

申请人 润建股份有限公司

(72)发明人 覃团发 陈哲 刘宇 胡永乐

沈湘平 罗剑涛 官倩宁 蔡舒

李金泽 王中豪

(74)专利代理机构 北京远大卓悦知识产权代理

事务所(普通合伙) 11369

代理人 靳浩

(51)Int.Cl.

G06K 9/62(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

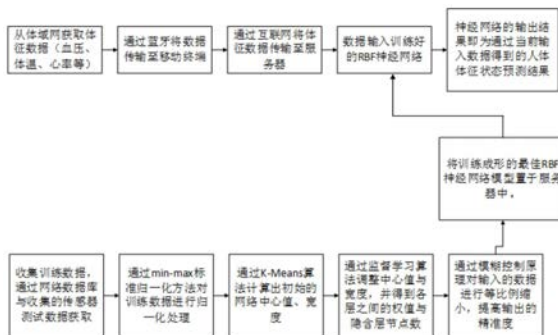
权利要求书3页 说明书8页 附图1页

(54)发明名称

基于神经网络的多生理数据融合分析方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于神经网络的多生理数据融合分析方法,其包括:采用神经网络模型构建多生理数据融合分析的初始模型;获取多组多生理数据向量和对应的高危、低危、正常三种状态数据,将多生理数据向量作为训练样本输入,高危、低危、正常三种状态数据作为分析输出,输入到多生理数据融合分析的初始模型中后,使用K-Means算法和监督学习算法得到神经网络隐含层神经元的中心值和宽度,以及神经网络的隐含层和输出层之间的权值和神经网络的隐含层节点数,设置到初始模型中,再对初始模型进行训练,并选择一个对输出的误差最小的模型作为最终的模型用于多生理数据融合分析。



1. 一种基于神经网络的多生理数据融合分析方法,其特征在于,包括:

采用神经网络模型构建多生理数据融合分析的初始模型;

获取多组多生理数据向量和对应的高危、低危、正常三种状态数据,将多生理数据向量作为训练样本输入,高危、低危、正常三种状态数据作为分析输出,输入到多生理数据融合分析的初始模型中后,使用K-Means算法,将多组经过预处理且数值互不相同的训练样本进行迭代计算与处理,得到隐含层神经元的初始中心值 $c_i$ 和初始宽度 $b_i$ ,再使用监督学习算法,对隐含层神经元的初始中心值 $c_i$ 和初始宽度 $b_i$ 分别调整,将神经网络隐含层神经元的中心值和宽度分别修改为 $c_i(n+1)$ 和 $b_i(n+1)$ ,以及对初始模型中神经网络的隐含层和输出层之间的权值向量 $w_i(n)$ 进行处理得到权值向量 $w_i(n+1)$ ,将神经网络的隐含层节点数修改为 $w_i(n+1)$ 中不为0的权值分量的个数 $r$ ,再对多生理数据融合分析的初始模型进行训练,得到多个多生理数据融合分析修正模型,其中, $n$ 是迭代次数, $i$ 是指第 $i$ 个隐含层节点数;

从得到的多个多生理数据融合分析修正模型中选择一个对输出的误差最小的模型作为最终的多生理数据融合分析模型;

将需要预测的多生理数据向量输入到多生理数据融合分析模型中,输出高危、低危、正常三种状态中的一种作为分析结果。

2. 如权利要求1所述的基于神经网络的多生理数据融合分析方法,其特征在于,所述多组多生理数据向量的每一组生理数据向量的分量为血压、血氧饱和度、体温、呼吸、脉搏和痛感,或者所述多组多生理数据向量的每一组生理数据向量的分量为四肢血压差、动静脉血氧差、体温、呼吸、四肢脉搏差和痛感。

3. 如权利要求1或2所述的基于神经网络的多生理数据融合分析方法,其特征在于,使用K-Means算法,将多组经过预处理且数值互不相同的训练样本进行迭代计算与处理,具体方法为:

S1、初始化聚类中心:从训练样本中抽取 $m$ 组数值互不相同的训练样本作为初始聚类中心 $C_j(j=1, \dots, m)$ ;

S2、计算输入中每一个训练样本点与初始聚类中心的欧几里得距离 $\|X_p - C_j(k)\|$ ,其中, $C_j(k)$ 为第 $j$ 组训练样本计算出来的第 $k$ 个聚类中心,一共有 $m$ 组; $X_p$ 是指参与欧几里得距离计算的第 $p$ 个训练样本点;

S3、根据最邻近距离原则将训练样本进行分配,把满足某个点的欧几里得距离的训练样本做一个集合,然后计算每个集合的平均值;把满足某个点的欧几里得距离的平均值做一个新集合,然后计算每个新集合的平均值,反复迭代,直到每个集合的平均值十分接近或者平均值的变化值小于规定值时,所得的平均值为隐含层神经元的初始中心值 $c_i$ ;

S4、计算 $C_j(k)$ 和其初始中心值 $c_i$ 的最小间距 $d_i$ ;

S5、计算隐含层神经元的初始宽度 $b_i$ :通过公式 $b_i = \lambda d_i$ ,其中 $\lambda$ 为重叠系数。

4. 如权利要求3所述的基于神经网络的多生理数据融合分析方法,其特征在于,

使用监督学习算法,对隐含层到输出层的权值向量 $w_i(n)$ 进行处理得到向量 $w_i(n+1)$ 的具体方法为:

S6、定义误差代价函数:

$$E = \frac{1}{2N} \sum_{j=1}^N e_j^2$$

其中,E为某输出点的误差;N是训练样本总组数; $e_j$ 是第j组训练样本的误差信号,它是所得结果与期望结果之间的误差; $e_j$ 的定义为:

$$e_j = d_j - F(x_j) = d_j - \sum_{i=1}^k w_i h_i(x_j) = d_j - \sum_{i=1}^k w_i G(\|X_j - c_i\|)$$

其中k为隐含节点总个数, $w_i$ 是第i个权值向量, $x_j$ 是第j组训练样本, $d_j$ 是指计算得到的第j组训练样本与初始中心值 $c_i$ 之间的距离, $h_i$ 是指训练样本 $x_j$ 与隐含层中心值的期望距离,G指Green函数, $X_j$ 是指第j组训练样本集合;

S7、通过如下公式计算隐含层和输出层之间的权值向量 $w_i(n+1)$  :

$$w_i(n+1) = w_i(n) - n_3 \frac{\partial E(n)}{\partial w_i(n)}$$

其中,

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_i(n)} = e_j(n) h_i(x_j)$$

其中,n为迭代次数; $n_3$ 为隐含层和输出层之间的权值参数的学习速率,取值0.05。

5.如权利要求4所述的基于神经网络的多生理数据融合分析方法,其特征在于,使用监督学习算法,对隐含层神经元的初始中心值 $c_i$ 调整为隐含层神经元的中心值 $c_i(n+1)$ 的具体方法为:

S8、通过如下公式计算中心值 $c_i(n+1)$  :

$$c_i(n+1) = c_i(n) - n_1 \frac{\partial E(n)}{\partial c_i(n)}$$

其中,

$$\frac{\partial E(n)}{\partial c_i(n)} = \frac{w_i}{N b_i^2} \sum_{j=1}^N e_j \exp\left(-\frac{\|x_j - c_i\|}{2b^2}\right) (\|x_j - c_i\|^2)$$

其中,n为迭代次数;b是偏置项; $n_1$ 为中心与输出层之间的权值参数的学习效率,取值0.05。

6.如权利要求5所述的基于神经网络的多生理数据融合分析方法,其特征在于,使用监督学习算法,对隐含层神经元的初始宽度 $b_i$ 调整为隐含层神经元的宽度 $b_i(n+1)$ 的具体方法为:

S9、通过如下公式计算宽度 $b_i(n+1)$  :

$$b_i(n+1) = b_i(n) - n_2 \frac{\partial E(n)}{\partial b_i(n)}$$

其中,

$$\frac{\partial E(n)}{\partial b_i(n)} = \frac{w_i}{N b_i^3} \sum_{j=1}^N e_j \exp\left(-\frac{\|x_j - c_i\|}{2b^2}\right) (\|x_j - c_i\|^2)$$

其中,n为迭代次数;b是指偏置项;n<sub>2</sub>为宽度与输出层之间的权值参数的学习效率,取值0.05。

7.如权利要求6所述的基于神经网络的多生理数据融合分析方法,其特征在于,确定神经网络的隐含层节点数、隐含层神经元的中心值和宽度后,对初始模型进行训练前,还包括:基于模糊控制的原理,将训练样本数据乘以g,并将得到的数据作为新的训练样本,同时隐含层神经元的中心值也乘以g;

其中,0<g<1。

8.如权利要求7所述的基于神经网络的多生理数据融合分析方法,其特征在于,在将训练样本输入到初始模型中进行训练之前,对人体血压、血氧饱和度、体温、呼吸、脉搏和痛感数据通过min-max标准归一化方法进行预处理,将处理后的血压、血氧饱和度、体温、呼吸、脉搏和痛感数据作为训练样本。

9.如权利要求1或2或4-8任一项所述的基于神经网络的多生理数据融合分析方法,其特征在于,构建多生理数据融合分析的初始模型所采用神经网络模型为广义回归神经网络模型。

10.基于神经网络的多生理数据融合分析系统,其特征在于,包括:

数据采集模块,其用于采集某一时刻或某一时间范围内的人体多生理数据,以及数据接收与发送;

移动设备,其用于接收数据采集模块的多生理数据并发送给云端服务器,以及查看历史生理数据,并接收云端服务器的分析结果,以高危、低危、正常三种状态中的一种作为分析输出;

云端服务器,其用于将多生理数据加密存储以及对多生理数据融合分析,将分析结果存储并发送给终端。

## 基于神经网络的多生理数据融合分析方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及神经网络开发领域。更具体地说,本发明涉及一种基于神经网络的多生理数据融合分析方法。

### 背景技术

[0002] 人工神经网络是20世纪80年代以来人工智能领域兴起的研究热点。在工程与学术界也常直接简称为神经网络或类神经网络。神经网络是一种运算模型,由大量的节点(或称神经元)之间相互联接构成。神经网络就像是一个爱学习的孩子,您教她的知识她是不会忘记而且会学以致用。我们把学习集(Learning Set)中的每个输入加到神经网络中,并告诉神经网络输出应该是什么分类。在全部学习集都运行完成之后,神经网络就根据这些例子总结出她自己的想法,到底她是怎么归纳的就是一个黑盒了。之后我们就可以把测试集(Testing Set)中的测试例子用神经网络来分别作测试,如果测试通过(比如80%或90%的正确率),那么神经网络就构建成功了,之后就可以用这个神经网络来判断事务的分类了。这就是神经网络直观的运行过程。

[0003] 目前的医疗模式都为对人体的多生理数据(比如血压、血氧饱和度、体温、呼吸、脉搏和痛感等)分别检测后,再拿给医生对比分析,判断结果,这用于日常检查来说比较麻烦。并且这些生理数据会根据人的不同心情和环境变化波动比较大,对于中老年人,这些生理数据的变化,有时候是会危及生命的,因此对中老年患者进行全天候的实时监控或者间隔一段时间的监测一次数据,然后能将数据快速方便地分析出结果,方便日常检查和健康保障,以防备突发病情的发生,非常必要。

[0004] 针对以上医疗模式的不足,如何通过神经网络,构建神经网络算法的人体体征状态判别模型,将多生理数据快速方便准确地分析出结果,解决日常检查的耗时问题,提高医疗服务效率,还可以将分析结果发送到其他终端,用于所需人员查看或报警提醒。但是对于不同的应用场景,神经网络需要的驯化学习算法和数据处理不同,神经网络的性能表现不同,并且如何准确找到合适神经网络的权值与中心位置也是难点。因此,如何构建多生理数据融合分析的最佳神经网络模型是本发明的研究重点,用于方便人们日常检查,解决日常检查的耗时问题,提高医疗服务效率。

### 发明内容

[0005] 本发明的一个目的是解决至少上述问题,并提供至少后面将说明的优点。

[0006] 本发明还有一个目的是提供一种基于神经网络的多生理数据融合分析方法,包括:

[0007] 采用神经网络模型构建多生理数据融合分析的初始模型;

[0008] 获取多组多生理数据向量和对应的高危、低危、正常三种状态数据,将多生理数据向量作为训练样本输入,高危、低危、正常三种状态数据作为分析输出,输入到多生理数据融合分析的初始模型中后,使用K-Means算法,将多组经过预处理且数值互不相同的训练样

本进行迭代计算与处理,得到隐含层神经元的初始中心值 $c_i$ 和初始宽度 $b_i$ ,再使用监督学习算法,对隐含层神经元的初始中心值 $c_i$ 和初始宽度 $b_i$ 分别调整,将神经网络隐含层神经元的中心值和宽度分别修改为 $c_i(n+1)$ 和 $b_i(n+1)$ ,以及对初始模型中神经网络的隐含层和输出层之间的权值向量 $w_i(n)$ 进行处理得到权值向量 $w_i(n+1)$ ,将神经网络的隐含层节点数修改为 $w_i(n+1)$ 中不为0的权值分量的个数 $r$ ,再对多生理数据融合分析的初始模型进行训练,得到多个多生理数据融合分析修正模型,其中, $n$ 是迭代次数, $i$ 是指第 $i$ 个隐含层节点数;

[0009] 从得到的多个多生理数据融合分析修正模型中选择一个对输出的误差最小的模型作为最终的多生理数据融合分析模型;

[0010] 将需要预测的多生理数据向量输入到多生理数据融合分析模型中,输出高危、低危、正常三种状态中的一种作为分析结果。

[0011] 优选的是,所述多组多生理数据向量的每一组生理数据向量的分量为血压、血氧饱和度、体温、呼吸、脉搏和痛感,或者所述多组多生理数据向量的每一组生理数据向量的分量为四肢血压差、动静脉血氧差、体温、呼吸、四肢脉搏差和痛感。

[0012] 优选的是,使用K-Means算法,将多组经过预处理且数值互不相同的训练样本进行迭代计算与处理,具体方法为:

[0013] S1、初始化聚类中心:从训练样本中抽取 $m$ 组数值互不相同的训练样本作为初始聚类中心 $C_j(j=1, \dots, m)$ ;

[0014] S2、计算输入中每一个训练样本点与初始聚类中心的欧几里得距离 $\|X_p - C_j(k)\|$ ,其中, $C_j(k)$ 为第 $j$ 组训练样本计算出来的第 $k$ 个聚类中心,一共有 $m$ 组; $X_p$ 是指参与欧几里得距离计算的第 $p$ 个训练样本点;

[0015] S3、根据最邻近距离原则将训练样本进行分配,把满足某个点的欧几里得距离的训练样本做一个集合,然后计算每个集合的平均值;把满足某个点的欧几里得距离的平均值做一个新集合,然后计算每个新集合的平均值,反复迭代,直到每个集合的平均值十分接近或者平均值的变化值小于规定值时,所得的平均值为隐含层神经元的初始中心值 $c_i$ ;

[0016] S4、计算 $C_j(k)$ 和其初始中心值 $c_i$ 的最小间距 $d_i$ ;

[0017] S5、计算隐含层神经元的初始宽度 $b_i$ :通过公式 $b_i = \lambda d_i$ ,其中 $\lambda$ 为重叠系数。

[0018] 优选的是,使用监督学习算法,对隐含层到输出层的权值向量 $w_i(n)$ 进行处理得到向量 $w_i(n+1)$ 的具体方法为:

[0019] S6、定义误差代价函数:

$$[0020] \quad E = \frac{1}{2N} \sum_{j=1}^N e_j^2$$

[0021] 其中, $E$ 为某输出点的误差; $N$ 是训练样本总组数; $e_j$ 是第 $j$ 组训练样本的误差信号,它是所得结果与期望结果之间的误差; $e_j$ 的定义为:

$$[0022] \quad e_j = d_j - F(x_j) = d_j - \sum_{i=1}^k w_i h_i(x_j) = d_j - \sum_{i=1}^k w_i G(\|X_j - c_i\|)$$

[0023] 其中 $k$ 为隐含节点总个数, $w_i$ 是第 $i$ 个权值向量, $x_j$ 是第 $j$ 组训练样本, $d_j$ 是指计算得到的第 $j$ 组训练样本与初始中心值 $c_i$ 之间的距离, $h_i$ 是指训练样本 $x_j$ 与隐含层中心值的期望

距离,G指Green函数, $X_j$ 是指第j组训练样本集合;

[0024] S7、通过如下公式计算隐含层和输出层之间的权值向量 $w_i(n+1)$ ：

$$[0025] \quad w_i(n+1) = w_i(n) - n_3 \frac{\partial E(n)}{\partial w_i(n)}$$

[0026] 其中，

$$[0027] \quad \frac{\partial E(n)}{\partial w_i(n)} = e_j(n)h_i(x_j)$$

[0028] 其中,n为迭代次数; $n_3$ 为隐含层和输出层之间的权值参数的学习速率,取值0.05。

[0029] 优选的是,使用监督学习算法,对隐含层神经元的初始中心值 $c_i$ 调整为隐含层神经元的中心值 $c_i(n+1)$ 的具体方法为:

[0030] S8、通过如下公式计算中心值 $c_i(n+1)$ ：

$$[0031] \quad c_i(n+1) = c_i(n) - n_1 \frac{\partial E(n)}{\partial c_i(n)}$$

[0032] 其中，

$$[0033] \quad \frac{\partial E(n)}{\partial c_i(n)} = \frac{w_i}{Nb_i^2} \sum_{j=1}^N e_j \exp\left(-\frac{\|x_j - c_i\|}{2b^2}\right) (\|x_j - c_i\|^2)$$

[0034] 其中,n为迭代次数;b是偏置项; $n_1$ 为中心与输出层之间的权值参数的学习效率,取值0.05。

[0035] 优选的是,使用监督学习算法,对隐含层神经元的初始宽度 $b_i$ 调整为隐含层神经元的宽度 $b_i(n+1)$ 的具体方法为:

[0036] S9、通过如下公式计算宽度 $b_i(n+1)$ ：

$$[0037] \quad b_i(n+1) = b_i(n) - n_2 \frac{\partial E(n)}{\partial b_i(n)}$$

[0038] 其中，

$$[0039] \quad \frac{\partial E(n)}{\partial b_i(n)} = \frac{w_i}{Nb_i^3} \sum_{j=1}^N e_j \exp\left(-\frac{\|x_j - c_i\|}{2b^2}\right) (\|x_j - c_i\|^2)$$

[0040] 其中,n为迭代次数;b是指偏置项; $n_2$ 为宽度与输出层之间的权值参数的学习效率,取值0.05。

[0041] 优选的是,确定神经网络的隐含层节点数、隐含层神经元的中心值和宽度后,对初始模型进行训练前,还包括:基于模糊控制的原理,将训练样本数据乘以g,并将得到的数据作为新的训练样本,同时隐含层神经元的中心值也乘以g;

[0042] 其中, $0 < g < 1$ 。

[0043] 优选的是,在将训练样本输入到初始模型中进行训练之前,对人体血压、血氧饱和度、体温、呼吸、脉搏和痛感数据通过min-max标准归一化方法进行预处理,将处理后的血压、血氧饱和度、体温、呼吸、脉搏和痛感数据作为训练样本。

[0044] 优选的是,其特征在于,构建多生理数据融合分析的初始模型所采用神经网络模

型为广义回归神经网络模型。

[0045] 本发明还提供了一种基于神经网络的多生理数据融合分析系统,其包括:

[0046] 数据采集模块,其用于采集某一时刻或某一时间范围内的人体多生理数据,以及数据接收与发送;

[0047] 移动设备,其用于接收数据采集模块的多生理数据并发送给云端服务器,以及查看历史生理数据,并接收云端服务器的分析结果,以高危、低危、正常三种状态中的一种作为分析输出;

[0048] 云端服务器,其用于将多生理数据加密存储以及对多生理数据融合分析,将分析结果存储并发送给终端。这样可以将分析结果发送到其他终端,用于所需人员查看或报警提醒,还可以将历史生理数据存储,为后续病情诊断提供历史数据。

[0049] 本发明首先根据RBF神经网络中的广义回归神经网络的特点选择其作为基本神经网络框架,使用K-Means算法得到隐含层神经元的初始中心值 $c_i$ 和初始宽度 $b_i$ ,再使用监督学习算法更准确的找到合适神经网络的权值与中心位置,结合选取的宽度和隐含层节点数,使构建的多生理数据融合分析模型,在处理连续的多生理数据时,神经网络会有更好的性能表现,适合一段时间内的人体多个非线性的体征数据的应用场景,分析判断精度高,能够应用到人们日常检查,解决日常检查的耗时问题,提高医疗服务效率。

[0050] 本发明还通过min-max标准归一化方法对训练样本进行预处理,能进一步增加收敛速度,减少训练次数。

[0051] 本发明的其它优点、目标和特征将部分通过下面的说明体现,部分还将通过对本发明的研究和实践而为本领域的技术人员所理解。

## 附图说明

[0052] 图1为本发明所述的基于神经网络的多生理数据融合分析方法的流程图。

## 具体实施方式

[0053] 如图1所示,本发明提供一种基于神经网络的多生理数据融合分析方法,包括:

[0054] 采用神经网络模型构建多生理数据融合分析的初始模型;

[0055] 获取多组多生理数据向量和对应的高危、低危、正常三种状态数据,将多生理数据向量作为训练样本输入,高危、低危、正常三种状态数据作为分析输出,输入到多生理数据融合分析的初始模型中后,使用K-Means算法,将多组经过预处理且数值互不相同的训练样本进行迭代计算与处理,得到隐含层神经元的初始中心值 $c_i$ 和初始宽度 $b_i$ ,再使用监督学习算法,对隐含层神经元的初始中心值 $c_i$ 和初始宽度 $b_i$ 分别调整,将神经网络隐含层神经元的中心值和宽度分别修改为 $c_i(n+1)$ 和 $b_i(n+1)$ ,以及对初始模型中神经网络的隐含层和输出层之间的权值向量 $w_i(n)$ 进行处理得到权值向量 $w_i(n+1)$ ,将神经网络的隐含层节点数修改为 $w_i(n+1)$ 中不为0的权值分量的个数 $r$ ,再对多生理数据融合分析的初始模型进行训练,得到多个多生理数据融合分析修正模型,其中, $n$ 是迭代次数, $i$ 是指第 $i$ 个隐含层节点数;

[0056] 从得到的多个多生理数据融合分析修正模型中选择一个对输出的误差最小的模型作为最终的多生理数据融合分析模型;

[0057] 将需要预测的多生理数据向量输入到多生理数据融合分析模型中,输出高危、低

危、正常三种状态中的一种作为分析结果。

[0058] 本发明的技术方案中,可以选取300组原始体征数据的训练样本和对应的高危、低危、正常三种状态数据,输入建立输入/输出样本关系的多生理数据融合分析的初始模型中进行训练。本方案以血压、血氧饱和度、体温、呼吸、脉搏和痛感为一组多生理数据向量的训练样本为例,因此确认初始模型的输入层为6层,输出层为3层。

[0059] 可以对训练样本先预处理再输入初始模型中,也可以只对抽取的多组数值互不相同的训练样本进行预处理用于计算中心值和宽度。

[0060] 预处理的具体操作为:样本数据为记录有病人某一时刻或某一时间范围中,各生理数据的指标值,因此每一个输入的向量可以定义为: {BP, SP02, T, R, P, PA}。其中BP表示血压, SP02表示血氧饱和度, T表示体温, R表示呼吸, P表示脉搏, PA表示痛感。根据报警信息可以将样本分为“正常”、“低危”与“高危”三种体征状态输出,分别对应为状态“1”、“2”、“3”。使用min-max标准归一化方法对训练样本向量的每一个数据进行归一化,对原始数据进行线性变换,使结果落在[0, 2]区间:

$$[0061] \quad x^* = \frac{x - \min}{\max - \min}$$

[0062] 其中min为样本数据的最小值,max为样本数据的最大值。最大最小值根据报警阈值,即合理体征数据的最大值以及最小值进行设置。这样处理数据可以有效的增加收敛速度,在较少的迭代次数下找到最优解。

[0063] 如果多生理数据向量的分量为四肢血压差、动静脉血氧差、体温、呼吸、四肢脉搏差和痛感,预处理方法同上。

[0064] 设置多生理数据融合分析的初始模型的参数包括:神经网络隐含层神经元的中心值和宽度,以及神经网络的隐含层和输出层之间的权值和神经网络的隐含层节点数。

[0065] 其中,神经网络隐含层神经元的中心值和宽度,以及神经网络的隐含层和输出层之间的权值和神经网络的隐含层节点数的选取具体为:

[0066] 使用K-Means算法:

[0067] S1、从300组训练样本中抽取m组数值互不相同的训练样本作为初始聚类中心  $C_j$  ( $j=1, \dots, m$ );

[0068] S2、计算输入中每一个训练样本点与初始聚类中心的欧几里得距离  $\|X_p - C_j(k)\|$ ,

[0069] 其中,  $C_j(k)$  为第j组训练样本计算出来的第k个聚类中心,一共有m组;  $X_p$  是指参与欧几里得距离计算的第p个训练样本点;

[0070] S3、根据最邻近距离原则将训练样本进行分配,把满足某个点的欧几里得距离的训练样本做一个集合,然后计算每个集合的平均值;把满足某个点的欧几里得距离的平均值做一个新集合,然后计算每个新集合的平均值,反复迭代,直到每个集合的平均值十分接近或者平均值的变化值小于规定值时,所得的平均值为隐含层神经元的初始中心值  $c_i$ ; 比如:训练样本  $X_j$  分配给中心是  $C_j$  的聚类域  $W_j$  并且满足条件:  $d = \min \|X_j - C_j\|$ , 从而可以将样本划分为M个子集:  $U_1, U_2, \dots, U_M$ 。然后分别计算  $U_1, U_2, \dots, U_M$  每个集合的平均值,相当于每一个聚类域  $W_j$  中训练样本的平均值作为新的聚类中心:

$$[0071] \quad C_j(n+1) = \frac{1}{N} \sum_{x \in j} x$$

[0072] 其中 $x$ 为 $W_j$ 中的训练数据, $N$ 为聚类域 $W_j$ 中含有的样本个数, $n$ 为迭代次数;反复迭代,直到每个集合的平均值(聚类中心)十分接近,或者平均值(聚类中心)的变化值小于规定值,或者聚类中心的位置不再变化时,所得的平均值(聚类中心)为隐含层神经元的初始中心值 $c_i$

[0073] S4、计算 $C_j(k)$ 和其初始中心值 $c_i$ 的最小间距 $d_i$ ,即 $d_i = \min ||C_i - C_j(k)||$ ;

[0074] S5、计算隐含层神经元的初始宽度 $b_i$ :通过公式 $b_i = \lambda d_i$ ,其中 $\lambda$ 为重叠系数。

[0075] 使用监督学习算法:

[0076] S6、定义误差代价函数:

$$[0077] \quad E = \frac{1}{2N} \sum_{j=1}^N e_j^2$$

[0078] 其中, $E$ 为某输出点的误差; $N$ 是训练样本总组数; $e_j$ 是第 $j$ 组训练样本的误差信号,它是所得结果与期望结果之间的误差; $e_j$ 的定义为:

$$[0079] \quad e_j = d_j - F(x_j) = d_j - \sum_{i=1}^k w_i h_i(x_j) = d_j - \sum_{i=1}^k w_i G(\|X_j - c_i\|)$$

[0080] 其中 $k$ 为隐含节点总个数, $w_i$ 是第 $i$ 个权值向量, $x_j$ 是第 $j$ 组训练样本, $d_j$ 是指计算得到的第 $j$ 组训练样本与初始中心值 $c_i$ 之间的距离, $h_i$ 是指训练样本 $x_j$ 与隐含层中心值的期望距离, $G$ 指Green函数, $X_j$ 是指第 $j$ 组训练样本集合;

[0081] S7、通过如下公式计算隐含层和输出层之间的权值向量 $w_i(n+1)$ :

$$[0082] \quad w_i(n+1) = w_i(n) - n_3 \frac{\partial E(n)}{\partial w_i(n)}$$

[0083] 其中,

$$[0084] \quad \frac{\partial E(n)}{\partial w_i(n)} = e_j(n) h_i(x_j)$$

[0085] 其中, $n$ 为迭代次数; $n_3$ 为隐含层和输出层之间的权值参数的学习速率,取值0.05。

[0086] S8、通过如下公式计算中心值 $c_i(n+1)$ :

$$[0087] \quad c_i(n+1) = c_i(n) - n_1 \frac{\partial E(n)}{\partial c_i(n)}$$

[0088] 其中,

$$[0089] \quad \frac{\partial E(n)}{\partial c_i(n)} = \frac{w_i}{N b_i^2} \sum_{j=1}^N e_j \exp\left(-\frac{\|x_j - c_i\|}{2b^2}\right) (\|x_j - c_i\|^2)$$

[0090] 其中, $n$ 为迭代次数; $b$ 是偏置项; $n_1$ 为中心与输出层之间的权值参数的学习效率,取值0.05。

[0091] S9、通过如下公式计算宽度 $b_i(n+1)$ :

$$[0092] \quad b_i(n+1) = b_i(n) - n_2 \frac{\partial E(n)}{\partial b_i(n)}$$

[0093] 其中,

$$[0094] \quad \frac{\partial E(n)}{\partial b_i(n)} = \frac{w_i}{N b_i^3} \sum_{j=1}^N e_j \exp\left(-\frac{\|x_j - c_i\|}{2b^2}\right) (\|x_j - c_i\|^2)$$

[0095] 其中,  $n$  为迭代次数;  $b$  是指偏置项;  $n_2$  为宽度与输出层之间的权值参数的学习效率, 取值 0.05。

[0096] S10、隐含层节点数: 在  $W_i(n+1)$  中, 将权值为 0 或者接近 0 的部分过滤与去除, 剩下的分量个数即为计算得出的隐含层节点数。比如: 设初始的隐含层节点数, 人为设置为 5, 则假设连接隐含层与输出层的权值向量为  $W = [1.5, 2.2, 2.1, 2.0, 1.9, 1.88]$ 。经过以上算法后, 权值被调整为  $W = [1.2, 1.8, 1.9, 0, 0, 0]$ , 于是可以去除分量为 0 的 3 个节点, 即可得到合适节点数: 3。

[0097] 在确定神经网络的隐含层节点数、隐含层神经元的中心值和宽度后, 对初始模型进行训练前, 还包括: 基于模糊控制的原理, 将训练样本数据乘以  $g$ , 并将得到的数据作为新的训练样本, 同时隐含层神经元的中心值也乘以  $g$ ; 其中,  $0 < g < 1$ 。原理为当神经网络在训练的时候, 人为的建立一个输入样本与体征状态输出结果的估算方式, 即将输入数据与输出结果之间建立一个近似的神经网络输出结果。神经网络相当于一个对输入数据  $X$  与输出结果  $Y$  的映射关系  $f: Y = f(X)$ 。由模糊控制的原理可以得出: 将用于网络训练的数据与用于估算输出结果的数据同比例减小时, 两种数据的差异也会随之减小, 二者的相似性也会同步增加, 二者的差距得到减小, 估算的误差得到降低, 提高了输出结果的准确性。

[0098] 构建多生理数据融合分析的初始模型所采用神经网络模型为广义回归神经网络模型。广义回归神经网络是建立在数理统计基础上的径向基函数网络, 其理论基础是非线性回归分析。GRNN 具有很强的非线性映射能力和学习速度, 比正则化网络具有更强的优势, 网络最后普收敛于样本量集聚较多的优化回归, 样本数据少时, 预测效果很好, 网络还可以处理不稳定数据, 更有利于多生理数据融合分析模型的建立。

[0099] 在建立成功多生理数据融合分析模型的前提下, 设计一种基于神经网络的多生理数据融合分析系统的方案包括: 数据采集模块, 其用于采集某一时刻或某一时间范围内的人体多生理数据, 以及数据接收与发送; 移动设备, 其用于接收数据采集模块的多生理数据并发送给云端服务器, 以及查看历史生理数据, 并接收云端服务器的分析结果, 以高危、低危、正常三种状态中的一种作为分析输出; 云端服务器, 其用于将多生理数据加密存储以及对多生理数据融合分析, 将分析结果存储并发送给终端。这样既可以方便对需预测的多生理数据采集发送, 又可以将分析结果发送到其他终端, 用于所需人员查看或报警提醒, 还可以将历史生理数据存储, 为后续病情诊断提供历史数据。

[0100] 在普适监护中, 利用神经网络所建立的多生理数据融合分析模型, 可以建立个人的多生理状态与人体状态的合理映射关系。本系统中分别对人体的六种生理特征进行检测, 能够很好的做到对异常体征状态的检测。利用神经网络的模式分类算法, 可以根据多体征参数的数值分析其身体状态, 并提前预知身体的变化。

[0101] 首先将正常、低危、高危的输出分别定义为 1, 2, 3。当神经网络模型接收到同一时刻无线体域网系统采集到的生理数据, 立即将这些数据整合成为形式:  $\{BP, SP02, T, R, P, PA\}$ , 其中 BP 表示血压, SP02 表示血氧饱和度, T 表示体温, R 表示呼吸, P 表示脉搏, PA 表示痛感。将数据输入至训练好的神经网络里, 在三个期望输出节点中以“1”或“0”来表示输出的

定义,以此确定体征状态。系统输出结果如下形式:

[0102]

系统输出			期望输出 (二位数输出)		
0.9999995	-0.0000259	0.0000058	1	0	0
0.0000853	0.9999997	-0.0000243	0	1	0
-0.0000067	0.0000185	0.9999996	0	0	1

[0103] 尽管本发明的实施方案已公开如上,但其并不仅仅限于说明书和实施方式中所列运用,它完全可以被适用于各种适合本发明的领域,对于熟悉本领域的人员而言,可容易地实现另外的修改,因此在不背离权利要求及等同范围所限定的一般概念下,本发明并不限于特定的细节和这里示出与描述的实施方式。

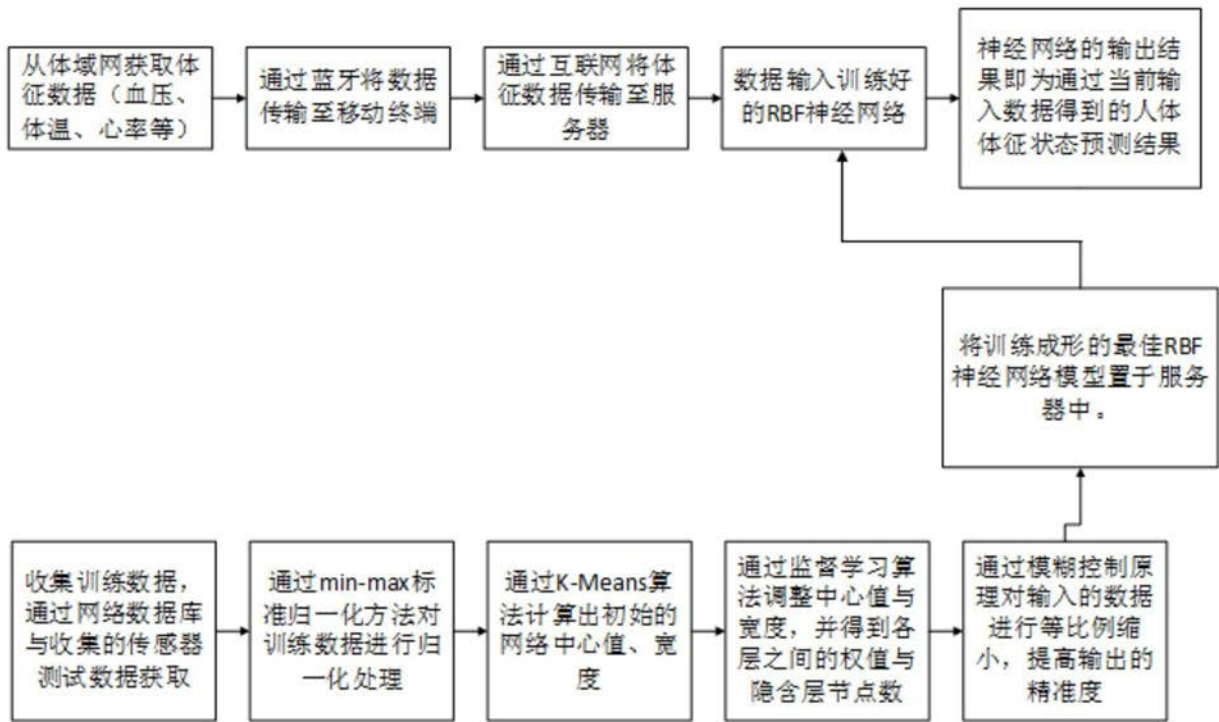


图1

专利名称(译)	基于神经网络的多生理数据融合分析方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN110378394A</a>	公开(公告)日	2019-10-25
申请号	CN201910560138.X	申请日	2019-06-26
[标]申请(专利权)人(译)	广西大学		
申请(专利权)人(译)	广西大学		
当前申请(专利权)人(译)	广西大学		
[标]发明人	覃团发 陈哲 刘宇 胡永乐 沈湘平 罗剑涛 官倩宁 蔡舒 李金泽 王中豪		
发明人	覃团发 陈哲 刘宇 胡永乐 沈湘平 罗剑涛 官倩宁 蔡舒 李金泽 王中豪		
IPC分类号	G06K9/62 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/7267 G06K9/6223 G06K9/6256 G06K9/6267 G06K9/6289		
代理人(译)	靳浩		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明公开了一种基于神经网络的多生理数据融合分析方法，其包括：采用神经网络模型构建多生理数据融合分析的初始模型；获取多组多生理数据向量和对应的高危、低危、正常三种状态数据，将多生理数据向量作为训练样本输入，高危、低危、正常三种状态数据作为分析输出，输入到多生理数据融合分析的初始模型中后，使用K-Means算法和监督学习算法得到神经网络隐含层神经元的中心值和宽度，以及神经网络的隐含层和输出层之间的权值和神经网络的隐含层节点数，设置到初始模型中，再对初始模型进行训练，并选择一个对输出的误差最小的模型作为最终的模型用于多生理数据融合分析。

