



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107951496 A

(43)申请公布日 2018.04.24

(21)申请号 201711206070.2

(22)申请日 2017.11.27

(71)申请人 新绎健康科技有限公司

地址 065001 河北省廊坊市开发区金源道
艾力枫社中区

(72)发明人 魏玉龙 张佳蕾

(74)专利代理机构 北京工信联合知识产权代理
有限公司 11266

代理人 郭一斐 叶万东

(51)Int.Cl.

A61B 5/16(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

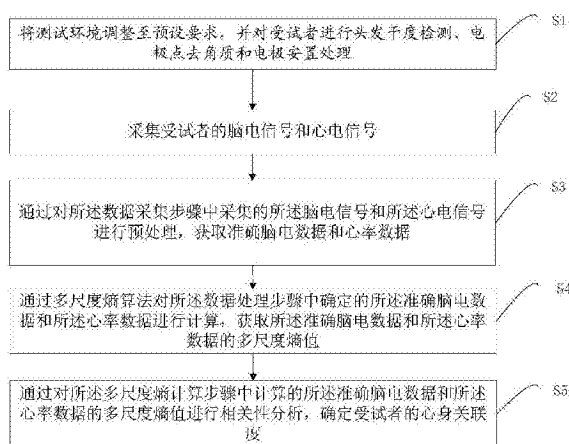
权利要求书4页 说明书11页 附图2页

(54)发明名称

基于多尺度熵分析心身关联性的方法及系
统

(57)摘要

本发明提供了一种基于多尺度熵分析心身关联性的方法,该分析方法包括:采集受试者的脑电信号和心电信号;通过对数据采集步骤中采集的脑电信号和心电信号进行预处理,获取准确脑电数据和心率数据;通过多尺度熵算法对数据处理步骤中确定的准确脑电数据和心率数据进行计算,获取准确脑电数据和心率数据的多尺度熵值;通过对多尺度熵计算步骤中计算的准确脑电数据和心率数据的多尺度熵值进行相关性分析,确定受试者的心身关联度。本发明通过对脑电信号和心电信号的计算分析确定心身关联度,通过全面地对脑电信号和心电信号进行计算确定,使得计算结果客观科学,以便客观科学地对人体健康状况进行评估。



1. 一种基于多尺度熵分析心身关联性的方法,其特征在于,包括:

数据采集步骤,采集受试者的脑电信号和心电信号;

数据处理步骤,通过对所述数据采集步骤中采集的所述脑电信号和所述心电信号进行预处理,获取准确脑电数据和心率数据;

多尺度熵计算步骤,通过多尺度熵算法对所述数据处理步骤中确定的所述准确脑电数据和所述心率数据进行计算,获取所述准确脑电数据和所述心率数据的多尺度熵值;

关联性分析步骤,通过对所述多尺度熵计算步骤中计算的所述准确脑电数据和所述心率数据的多尺度熵值进行相关性分析,确定受试者的心身关联度。

2. 根据权利要求1所述的基于多尺度熵分析心身关联性的方法,其特征在于,

在所述多尺度熵计算步骤中,通过在不同的时间尺度下计算所述脑电信号和/或所述心电信号的特征序列的样本熵,确定所述准确脑电数据和/或所述心率数据的多尺度熵。

3. 根据权利要求2所述的基于多尺度熵分析心身关联性的方法,其特征在于,所述多尺度熵计算步骤包括:

子步骤1,按照如下公式构造所述准确脑电数据和/或所述心率数据粗粒化的时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$:

$$y_j^{\tau} = 1/\tau \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i;$$

其中, x_i 为经过处理的第 i 个所述准确脑电数据或所述心率数据, N 为所述准确脑电数据或所述心率数据的长度, y_j^{τ} 为所述粗粒化时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ 中的第 j 个元素, $1 \leq j \leq N/\tau$, τ 为尺度因子;

子步骤2,通过如下公式构造所述准确脑电数据和/或所述心率数据特征序列的 m 维向量 $X_m(i)$:

$$X_m(i) = \{y_{i+k}: 0 \leq k \leq m-1\};$$

其中, m 为嵌入维数, i 为经上述公式处理后确定的所述准确脑电数据和/或所述心率数据特征序列 m 维向量的编号, y_{i+k} 为所述粗粒化时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ 中第 $i+k$ 个元素;

子步骤3,通过如下公式计算所述 m 维向量 $X_m(i)$ 和其余向量 $X_m(j)$ 之间的距离 $d[X_m(i), X_m(j)]$:

$$d[X_m(i), X_m(j)] = \max |y_{(i+k)} - y_{(j+k)}|;$$

其中, $0 \leq k \leq m-1$; $i, j = 1 \sim M-m+1$; $i \neq j$, M 为时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ 的序列长度, $M = \text{int}(N/\tau)$;

子步骤4,确定对每一个 i 值 $d[X_m(i), X_m(j)] < r$ 的个数即模板匹配数 $B^m(i)$, 并计算所述模板匹配数与所述距离的个数之间的比值 $C_{\tau}^m(r) = \frac{B^m(i)}{M-m}$; 其中, r 为公差阈值;

子步骤5,计算所述模板匹配数与所述距离的个数之间的比值的平均值

$$C_{\tau}^{m+1}(r) = (M-m)^{-1} \cdot \sum_{i=1}^{M-m} C_i^{m+1}(r);$$

子步骤6,增加维数为 $m+1$ 以构造 $m+1$ 矢量,重复所述子步骤2至所述子步骤5通过

$$C_{\tau}^{m+1}(r) = \frac{B^{m+1}(i)}{N-m+1} \text{ 计算 } C_{\tau}^{m+1}(r) \text{ , 并通过 } C^{m+1}(r) = (M-m)^{-1} \cdot \sum_{i=1}^{M-m} C_i^{m+1}(r) \text{ 计算所述}$$

比值 $C_r^{m+1}(r)$ 的平均值, 如果 M 为有限值, 通过如下公式确定序列长度为 M 时的样本熵估计值 $\text{SampEn}(m, r, M)$:

$$\text{SampEn}(m, r, M) = -\ln[C^{m+1}(r)/B^m(r)];$$

子步骤7, 重复所述子步骤1至所述子步骤6, 确定不同尺度下的所述准确脑电数据和所述心率数据的样本熵值。

4. 根据权利要求1至3任一项所述的基于多尺度熵分析心身关联性的方法, 其特征在于,

在所述关联性分析步骤中, 通过互信息理论的算法确定受试者的心身关联度。

5. 根据权利要求4所述的基于多尺度熵分析心身关联性的方法, 其特征在于, 在所述关联性分析步骤中, 通过如下公式确定受试者的心身关联度 $I(X, Y)$:

$$I(X, Y) = H(X) + H(Y) - H(XY);$$

其中, $H(X)$ 为所述准确脑电样本熵序列的熵值; $H(Y)$ 为所述心率样本熵序列的熵值; $H(XY)$ 为所述准确脑电样本熵序列和所述心率样本熵序列的联合熵值。

6. 根据权利要求6所述的基于多尺度熵分析心身关联性的方法, 其特征在于,

所述准确脑电样本熵序列的熵值 $H(X)$ 由 $H(X) = -\sum_{i=1}^b p_{x_i} \log(p_{x_i})$ 确定;

所述准确心率样本熵序列的熵值 $H(Y)$ 由 $H(Y) = -\sum_{j=1}^b p_{y_j} \log(p_{y_j})$ 确定;

所述准确脑电样本熵序列和所述心率样本熵序列的联合熵值 $H(XY)$ 由

$$H(XY) = -\sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^b p_{xy} \log(p_{xy}) \text{ 确定};$$

其中, p_{x_i} 为所述准确脑电样本熵序列的概率密度函数; p_{y_j} 为所述心率样本熵序列的概率密度函数; p_{xy} 为所述准确脑电样本熵序列和所述心率样本熵序列的联合概率密度函数。

7. 根据权利要求1至3任一项所述的基于多尺度熵分析心身关联性的方法, 其特征在于,

所述多尺度熵计算步骤中, 在所述脑电信号稳定后通过对所述脑电信号进行的预处理为滤波处理和去眼电处理。

8. 根据权利要求1至3任一项所述的基于多尺度熵分析心身关联性的方法, 其特征在于, 还包括:

预处理步骤, 将测试环境调整至预设要求, 并对受试者进行头发干度检测、电极点去角质和电极安置处理。

9. 一种基于多尺度熵分析心身关联性的系统, 其特征在于, 包括:

数据采集模块, 用于采集受试者的脑电信号和心电信号;

数据处理模块, 用于通过对所述数据采集步骤中采集的所述脑电信号和所述心电信号进行预处理, 获取准确脑电数据和心率数据;

多尺度熵计算模块, 用于通过多尺度熵算法对所述数据处理步骤中确定的所述准确脑电数据和所述心率数据进行计算, 获取所述准确脑电数据和所述心率数据的多尺度熵值;

关联性分析模块,用于通过对所述多尺度熵计算步骤中计算的所述准确脑电数据和所述心率数据的多尺度熵值进行相关性分析,确定受试者的心身关联度。

10. 根据权利要求9所述的基于多尺度熵分析心身关联性的方法,其特征在于,

所述多尺度熵计算模块通过在不同的时间尺度下计算所述脑电信号和/或所述心电信号的特征序列的样本熵,确定所述准确脑电数据和/或所述心率数据的多尺度熵。

11. 根据权利要求10所述的基于多尺度熵分析心身关联性的方法,其特征在于,所述多尺度熵计算模块通过如下过程计算所述准确脑电数据和/或所述心率数据的多尺度熵:

按照如下公式构造所述准确脑电数据和/或所述心率数据粗粒化的时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$:

$$y_j^\tau = 1/\tau \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i;$$

其中, x_i 为经过处理的第 i 个所述准确脑电数据或所述心率数据, N 为所述准确脑电数据或所述心率数据的长度, y_j^τ 为所述粗粒化时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ 中的第 j 个元素, $1 \leq j \leq N/\tau$, τ 为尺度因子;

通过如下公式构造所述准确脑电数据和/或所述心率数据的特征序列的样本熵的 m 维向量 $X_m(i)$:

$$X_m(i) = \{y_{i+k}; 0 \leq k \leq m-1\};$$

其中, m 为嵌入维数, i 为经上述公式处理后确定的所述准确脑电数据和/或所述心率数据特征序列 m 维向量的编号, y_{i+k} 为所述粗粒化时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ 中第 $i+k$ 个元素;

通过如下公式计算所述 m 维向量 $X_m(i)$ 和其余向量 $X_m(j)$ 之间的距离 $d[X_m(i), X_m(j)]$:

$$d[X_m(i), X_m(j)] = \max |y_{i+k} - y_{j+k}|;$$

其中, $0 \leq k \leq m-1$; $i, j = 1 \sim M-m+1$; $i \neq j$, M 为时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ 的序列长度, $M = \text{int}(N/\tau)$;

确定对每一个 i 值 $d[X_m(i), X_m(j)] < r$ 的个数即模板匹配数 $B^m(i)$, 并计算所述模板匹配

数与所述距离的个数之间的比值 $C_\tau^m(r) = \frac{B^m(i)}{N-m}$; 其中, r 为公差阈值;

计算所述模板匹配数与所述距离的个数之间的比值的平均值

$$C_\tau^{m+1}(r) = (M-m)^{-1} \cdot \sum_{i=1}^{M-m} C_\tau^{m+1}(r);$$

增加维数为 $m+1$ 以构造 $m+1$ 矢量, 重复子步骤2至子步骤5通过 $C_\tau^{m+1}(r) = \frac{B^{m+1}(i)}{N-m+1}$ 计

算 $C_\tau^{m+1}(r)$, 并通过 $C_\tau^{m+1}(r) = (M-m)^{-1} \cdot \sum_{i=1}^{M-m} C_\tau^{m+1}(r)$ 计算所述比值 $C_\tau^{m+1}(r)$ 的平均值, 如果

M 为有限值, 通过如下公式确定序列长度为 M 时的样本熵估计值 $\text{SampEn}(m, r, M)$:

$$\text{SampEn}(m, r, M) = -\ln[C_\tau^{m+1}(r)/B^m(r)];$$

重复上述计算过程, 确定不同尺度下的所述准确脑电数据和所述心率数据的样本熵值。

12. 根据权利要求9至11任一项所述的基于多尺度熵分析心身关联性的方法, 其特征在于,

所述关联性分析模块通过互信息理论的算法确定受试者的心身关联度。

13. 根据权利要求12所述的基于多尺度熵分析心身关联性的方法, 其特征在于, 所述关联性分析模块通过如下公式确定受试者的心身关联度 $I(X, Y)$:

$$I(X, Y) = H(X) + H(Y) - H(XY);$$

其中, $H(X)$ 为所述准确脑电样本熵序列的熵值; $H(Y)$ 为所述心率样本熵序列的熵值; $H(XY)$ 为所述准确脑电样本熵序列和所述心率样本熵序列的联合熵值。

14. 根据权利要求13所述的基于多尺度熵分析心身关联性的方法, 其特征在于,

所述准确脑电样本熵序列的熵值 $H(X)$ 由 $H(X) = -\sum_{i=1}^b p_{x_i} \log(p_{x_i})$ 确定;

所述准确心率样本熵序列的熵值 $H(Y)$ 由 $H(Y) = -\sum_{j=1}^b p_{y_j} \log(p_{y_j})$ 确定;

所述准确脑电样本熵序列和所述心率样本熵序列的联合熵值 $H(XY)$ 由

$$H(XY) = -\sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^b p_{xy} \log(p_{xy}) \text{ 确定};$$

其中, p_{x_i} 为所述准确脑电样本熵序列的概率密度函数; p_{y_j} 为所述心率样本熵序列的概率密度函数; p_{xy} 为所述准确脑电样本熵序列和所述心率样本熵序列的联合概率密度函数。

15. 根据权利要求9至11任一项所述的基于多尺度熵分析心身关联性的方法, 其特征在于,

在所述脑电信号稳定后, 所述多尺度熵计算模块通过对所述脑电信号进行的预处理为滤波处理和去眼电处理。

16. 根据权利要求9至11任一项所述的基于多尺度熵分析心身关联性的方法, 其特征在于, 还包括:

预处理模块, 用于将测试环境调整至预设要求, 并对受试者进行头发干度检测、电极点去角质和电极安置处理。

基于多尺度熵分析心身关联性的方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及医疗技术领域,具体而言,涉及一种基于多尺度熵分析心身关联性的方法。

背景技术

[0002] 心与身的关系自古以来就一直是人们探索的一个不解之谜,我国古代中医理论中就有心身互相影响的论述,如《内经》:“怒伤肝、思伤脾、喜伤心、忧伤肺、恐伤肾”等,以及“精神内守,病安从来”。可视为心身医学理论思维的雏形。在西方,心与身的关系也一直为人们所关注。经历了实验生物医学的快速发展后,在肿瘤、AIDS、慢性疾病和精神疾病等的防治过程中,人们开始逐渐认识到心身医学的重要性。

[0003] 目前,通过量表统计及临床观测等方法研究表明,有意识的心理因素,如情绪会引起人体的生理、生化变化,而人体的生理、生化变化也会对人的心理因素产生影响。探索心身关联性是身心医学研究的重点,然而,现阶段对心身关联性的研究结论主要是通过经验总结或量表统计的方式获得的;这样的方法受主观因素影响较大,并不能采用客观量化的科学数据对身心关联性进行分析。心理活动是脑功能活动的表现,脑是心理活动的器官及物质基础,对脑电的研究是探索心理活动的一种重要方法;它作为一种动态的波形电位变化,能比较客观地反映脑中枢神经系统的机能状态;自主神经系统掌握着性命攸关的生理功能,如心脏搏动,对心电信号的分析从某种程度能够对人体生理功能进行评估。现阶段对心身关联性的研究较少,大部分研究仅从身或心其中一个角度对人体的健康状况进行检测评估;少数对心身关联性的研究主要通过量表统计及临床观测等手段进行评估;人们在疾病治疗和提高健康水平方面对于身心关联的意识较少。传统的方法虽然也能对人体的健康状况进行研究,但存在如下不足:第一,仅对身或心其中一个指标进行检测,对人体的健康状况进行研究,忽略了心身调节的机理研究;而实际上,有些疾病和健身方法是通过心身互相影响、调节作用下的结果,对于这些受到心与身相互调节、影响的情况,采用单指标的分析方法确定的分析结果比较片面,具有局限性;二、通过量表或临床观测对心身关联性进行评估的方法受主观因素影响较大,并不能通过客观量化的数据科学的测量解释心与身的具体关联特性,致使检测结果准确率低。

发明内容

[0004] 鉴于此,本发明提出了一种基于多尺度熵分析心身关联性的方法及系统,旨在解决现有检测人体健康状况具有局限性和准确率低的问题。

[0005] 一方面,本发明提出了一种基于多尺度熵分析心身关联性的方法,该分析方法包括:数据采集步骤,采集受试者的脑电信号和心电信号;数据处理步骤,通过对所述数据采集步骤中采集的所述脑电信号和所述心电信号进行预处理,获取准确脑电数据和心率数据;多尺度熵计算步骤,通过多尺度熵算法对所述数据处理步骤中确定的所述准确脑电数据和所述心率数据进行计算,获取所述准确脑电数据和所述心率数据的多尺度熵值;关联

性分析步骤,通过对所述多尺度熵计算步骤中计算的所述准确脑电数据和所述心率数据的多尺度熵值进行相关性分析,确定受试者的心身关联度。

[0006] 进一步地,上述基于多尺度熵分析心身关联性的方法,在所述多尺度熵计算步骤中,通过在不同的时间尺度下计算所述脑电信号和/或所述心电信号的特征序列的样本熵,确定所述准确脑电数据和/或所述心率数据的多尺度熵。

[0007] 进一步地,上述基于多尺度熵分析心身关联性的方法,所述多尺度熵计算步骤包括:子步骤1,按照如下公式构造所述准确脑电数据和/或所述心率数据粗粒化的时间序列

$$\{y^{(\tau)}\}: y_j^{(\tau)} = 1/\tau \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i; \text{其中, } x_i \text{ 为经过处理的第 } i \text{ 个所述准确脑电数据或所述心率数}$$

据, N 为所述准确脑电数据或所述心率数据的长度, $y_j^{(\tau)}$ 为所述粗粒化时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ 中的第 j 个元素, $1 \leq j \leq N/\tau$, τ 为尺度因子;子步骤2,通过如下公式构造所述准确脑电数据和/或所述心率数据的特征序列的样本熵的 m 维向量 $X_m(i)$: $X_m(i) = \{y_{i+k}: 0 \leq k \leq m-1\}$;其中, m 为嵌入维数, i 为经上述公式处理后确定的所述准确脑电数据和/或所述心率数据特征序列 m 维向量的编号, y_{i+k} 为所述粗粒化时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ 中第 $i+k$ 个元素;子步骤3,通过如下公式计算所述 m 维向量 $X_m(i)$ 和其余向量 $X_m(j)$ 之间的距离 $d[X_m(i), X_m(j)]$: $d[X_m(i), X_m(j)] = \max |y_{i+k} - y_{j+k}|$;其中, $0 \leq k \leq m-1$; $i, j = 1 \sim M-m+1$; $i \neq j$, M 为时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ 的序列长度, $M = \text{int}(N/\tau)$;子步骤4,确定对每一个 i 值 $d[X_m(i), X_m(j)] < r$ 的个数即模板匹配数 $B^m(i)$, 并计算所述

模板匹配数与所述距离的个数之间的比值 $C_\tau^m(r) = \frac{B^m(i)}{N-m}$;其中, r 为公差阈值;子步骤5,

计算所述模板匹配数与所述距离的个数之间的比值的平均值

$$C_\tau^{m+1}(r) = (M-m)^{-1} \cdot \sum_{i=1}^{M-m} C_i^{m+1}(r); \text{子步骤6,增加维数为 } m+1 \text{ 以构造 } m+1 \text{ 矢量,重复子步骤2至}$$

$$\text{子步骤5通过 } C_\tau^{m+1}(r) = \frac{B^{m+1}(i)}{N-m+1} \text{ 计算 } C_\tau^{m+1}(r), \text{ 并通过 } C_\tau^{m+1}(r) = (M-m)^{-1} \cdot \sum_{i=1}^{M-m} C_i^{m+1}(r)$$

计算所述比值 $C_\tau^{m+1}(r)$ 的平均值,如果 M 为有限值,通过如下公式确定序列长度为 M 时的样本

熵估计值 $\text{SampEn}(m, r, M)$: $\text{SampEn}(m, r, M) = -\ln[C^{m+1}(r)/B^m(r)]$;子步骤7,重复子步骤1至子步骤6,确定不同尺度下的所述准确脑电数据和所述心率数据的样本熵值。

[0008] 进一步地,上述基于多尺度熵分析心身关联性的方法,在所述关联性分析步骤中,通过互信息理论的算法确定受试者的心身关联度。

[0009] 进一步地,上述基于多尺度熵分析心身关联性的方法,在所述关联性分析步骤中,通过如下公式确定受试者的心身关联度 $I(X, Y)$: $I(X, Y) = H(X) + H(Y) - H(XY)$;其中, $H(X)$ 为所述准确脑电样本熵序列的熵值; $H(Y)$ 为所述心率样本熵序列的熵值; $H(XY)$ 为所述准确脑电样本熵序列和所述心率样本熵序列的联合熵值。

[0010] 进一步地,上述基于多尺度熵分析心身关联性的方法,所述准确脑电样本熵序列

的熵值 $H(X)$ 由 $H(X) = -\sum_{i=1}^b p_{x_i} \log(p_{x_i})$ 确定;所述准确心率样本熵序列的熵值 $H(Y)$ 由

$H(Y) = -\sum_{j=1}^b p_{y_j} \log(p_{y_j})$ 确定; 所述准确脑电样本熵序列和所述心率样本熵序列的联合熵

值 $H(XY)$ 由 $H(XY) = -\sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^b p_{xy} \log(p_{xy})$ 确定; 其中, p_{x_i} 为所述准确脑电样本熵序列的概率密度函数; p_{y_i} 为所述心率样本熵序列的概率密度函数; p_{xy_i} 为所述准确脑电样本熵序列和所述心率样本熵序列的联合概率密度函数。

[0011] 进一步地, 上述基于多尺度熵分析心身关联性的方法, 所述多尺度熵计算步骤中, 在所述脑电信号稳定后通过对所述脑电信号进行的预处理为滤波处理和去眼电处理。

[0012] 进一步地, 上述基于多尺度熵分析心身关联性的方法, 该分析方法还包括: 预处理步骤, 将测试环境调整至预设要求, 并对受试者进行头发干度检测、电极点去角质和电极安置处理。

[0013] 本发明提供的基于多尺度熵分析心身关联性的方法, 通过预处理步骤S1在采集数据前, 对测试环境和受试者进行处理, 确保了数据采集步骤S2中采集的脑电信号和心电信号的准确性, 进而确保心身关联度的准确性; 通过数据处理步骤对数据采集步骤采集的脑电信号和心电信号进行预处理, 以便获取更为准确的准确脑电数据和心率数据, 进而确保心身关联度的准确性; 通过多尺度熵计算步骤基于多尺度熵算法对准确脑电数据和心率数据进行多尺度值的计算, 以便了解准确脑电数据和所述心率数据的序列复杂度, 进而对进行脑电信号和心电信号的相关性分析时, 对准确脑电数据和所述心率数据进行筛选, 进而获取更为准确的心身关联度, 同时计算的多尺度熵值具有的抗干扰和抗噪性, 能够有效提取脑电信号和心电信号的特征信息, 消除计算过程中产生的不确定性, 大大提高了确定的心身关联度的准确性; 通过关联性分析步骤对多尺度熵值进行分析, 确定受试者的心身关联度, 以便根据心身关联度确定的人体健康状况进行客观科学地评估。

[0014] 尤其是, 本实施例中提供的基于多尺度熵分析心身关联性的方法, 通过对脑电信号和心电信号的计算分析确定心身关联度, 与现有技术中通过对身或心其中一个指标进行检测或通过量表或临床观测对心身关联性进行评估相比, 该心身关联度通过全面地对脑电信号和心电信号进行计算确定, 使得计算结果客观科学, 以便客观科学地对人体健康状况进行评估, 同时, 心身关联度通过多尺度熵算法计算确定, 进一步提高了确定的心身关联度的准确性, 进而为人体健康状况的评估提供更为准确的基础。

[0015] 另一方面, 本发明提出了一种基于多尺度熵分析心身关联性的系统, 该分析系统包括: 数据采集模块, 用于采集受试者的脑电信号和心电信号; 数据处理模块, 用于通过对所述数据采集步骤中采集的所述脑电信号和所述心电信号进行预处理, 获取准确脑电数据和心率数据; 多尺度熵计算模块, 用于通过多尺度熵算法对所述数据处理步骤中确定的所述准确脑电数据和所述心率数据进行计算, 获取所述准确脑电数据和所述心率数据的多尺度熵值; 关联性分析模块, 用于通过对所述多尺度熵计算步骤中计算的所述准确脑电数据和所述心率数据的多尺度熵值进行相关性分析, 确定受试者的心身关联度。

[0016] 进一步地, 上述基于多尺度熵分析心身关联性的系统, 所述多尺度熵计算模块通过在不同的时间尺度下计算所述脑电信号和/或所述心电信号的特征序列的样本熵, 确定所述准确脑电数据和/或所述心率数据的多尺度熵。

[0017] 进一步地, 上述基于多尺度熵分析心身关联性的系统, 所述多尺度熵计算模块通

过如下过程计算所述准确脑电数据和/或所述心率数据的多尺度熵:按照如下公式构造所

述准确脑电数据和/或所述心率数据粗粒化的时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$: $y_j^{(\tau)} = 1/\tau \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i$; 其中, 其

中, x_i 为经过处理的第 i 个所述准确脑电数据或所述心率数据, N 为所述准确脑电数据或所述心率数据的长度, $y_j^{(\tau)}$ 为所述粗粒化时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ 中的第 j 个元素, $1 \leq j \leq N/\tau$, τ 为尺度因子; 通过如下公式构造所述准确脑电数据和/或所述心率数据的特征序列的样本熵的 m 维向量 $x_m(i)$: $x_m(i) = \{y_{i+k}; 0 \leq k \leq m-1\}$; 其中, m 为嵌入维数, i 为经上述公式处理后确定的所述准确脑电数据和/或所述心率数据特征序列 m 维向量的编号, y_{i+k} 为所述粗粒化时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ 中第 $i+k$ 个元素; 通过如下公式计算所述 m 维向量 $x_m(i)$ 和其余向量 $x_m(j)$ 之间的距离 $d[x_m(i), x_m(j)]$: $d[x_m(i), x_m(j)] = \max |y_{i+k} - y_{j+k}|$; 其中, $0 \leq k \leq m-1$; $i, j = 1 \sim M-m+1$; $i \neq j$, M 为时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ 的序列长度, $M = \text{int}(N/\tau)$; 确定对每一个 i 值 $d[x_m(i), x_m(j)] < r$ 的个数即

模板匹配数 $B^m(i)$, 并计算所述模板匹配数与所述距离的个数之间的比值 $C_r^m(r) = \frac{B^m(i)}{N-m}$;

其中, r 为公差阈值; 计算所述模板匹配数与所述距离的个数之间的比值的平均值

$C_r^{m+1}(r) = (M-m)^{-1} \cdot \sum_{i=1}^{M-m} C_r^m(i)$; 增加维数为 $m+1$ 以构造 $m+1$ 矢量, 重复子步骤2至子步骤5

通过 $C_r^{m+1}(r) = \frac{B^{m+1}(i)}{N-m+1}$ 计算 $C_r^{m+1}(r)$, 并通过 $C_r^{m+1}(r) = (M-m)^{-1} \cdot \sum_{i=1}^{M-m} C_r^m(i)$ 计算所

述比值 $C_r^{m+1}(r)$ 的平均值, 如果 M 为有限值, 通过如下公式确定序列长度为 M 时的样本熵估计值 $\text{SampEn}(m, r, M) = -\ln[C_r^{m+1}(r)/B^m(r)]$; 重复上述计算过程, 确定不同尺度下的所述准确脑电数据和所述心率数据的样本熵值。

[0018] 进一步地, 上述基于多尺度熵分析心身关联性的系统, 所述关联性分析模块通过互信息理论的算法确定受试者的心身关联度。

[0019] 进一步地, 上述基于多尺度熵分析心身关联性的系统, 所述关联性分析模块通过如下公式确定受试者的心身关联度 $I(X, Y)$: $I(X, Y) = H(X) + H(Y) - H(XY)$; 其中, $H(X)$ 为所述准确脑电样本熵序列的熵值; $H(Y)$ 为所述心率样本熵序列的熵值; $H(XY)$ 为所述准确脑电样本熵序列和所述心率样本熵序列的联合熵值。

[0020] 进一步地, 上述基于多尺度熵分析心身关联性的系统, 所述准确脑电样本熵序列的熵值 $H(X)$ 由 $H(X) = -\sum_{i=1}^b p_{x_i} \log(p_{x_i})$ 确定; 所述准确心率样本熵序列的熵值 $H(Y)$ 由

$H(Y) = -\sum_{j=1}^b p_{y_j} \log(p_{y_j})$ 确定; 所述准确脑电样本熵序列和所述心率样本熵序列的联合熵

值 $H(XY)$ 由 $H(XY) = -\sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^b p_{xy} \log(p_{xy})$ 确定; 其中, p_{x_i} 为所述准确脑电样本熵序列的概率密度函数; p_{y_j} 为所述心率样本熵序列的概率密度函数; p_{xy} 为所述准确脑电样本熵序列和所述心率样本熵序列的联合概率密度函数。

[0021] 进一步地, 上述基于多尺度熵分析心身关联性的系统, 在所述脑电信号稳定后, 所

述多尺度熵计算模块通过对所述脑电信号进行的预处理为滤波处理和去眼电处理。

[0022] 进一步地,上述基于多尺度熵分析心身关联性的系统,该分析系统还包括:预处理模块,用于将测试环境调整至预设要求,并对受试者进行头发干度检测、电极点去角质和电极安置处理。

[0023] 由于分析方法实施例具有上述效果,所以该分析系统实施例也具有相应的技术效果。

附图说明

[0024] 通过阅读下文优选实施方式的详细描述,各种其他的优点和益处对于本领域普通技术人员将变得清楚明了。附图仅用于示出优选实施方式的目的,而并不认为是对本发明的限制。而且在整个附图中,用相同的参考符号表示相同的部件。在附图中:

[0025] 图1为本发明实施例提供的基于多尺度熵分析心身关联性的方法的流程示意图;

[0026] 图2为本发明实施例提供的基于多尺度熵分析心身关联性的方法,多尺度熵计算步骤的流程示意图;

[0027] 图3为本发明实施例提供的基于多尺度熵分析心身关联性的系统的结构示意图。

具体实施方式

[0028] 下面将参照附图更详细地描述本公开的示例性实施例。虽然附图中显示了本公开的示例性实施例,然而应如果理解,可以以各种形式实现本公开而不应被这里阐述的实施例所限制。相反,提供这些实施例是为了能够更透彻地理解本公开,并且能够将本公开的范围完整的传达给本领域的技术人员。需要说明的是,在不冲突的情况下,本发明中的实施例及实施例中的特征可以相互组合。下面将参考附图并结合实施例来详细说明本发明。

[0029] 多尺度熵是一种非常有效的衡量生物信号复杂性的非线性分析方法。目前有研究表明,通过对非线性的生理信号进行多尺度熵分析能够有效评估人体的心、身状态,如在衰老、心律失常以及危及生命的综合征中都一致性的展现出复杂度的下降,而这些不同的生理状态都对应着不同的多尺度熵曲线。此外,应用多尺度熵对脑电信号进行分析还能够对正、中、负三类感情进行分类识别。

[0030] 分析方法实施例:

[0031] 参见图1,其为本发明实施例提供的基于多尺度熵分析心身关联性的方法的流程示意图,该方法包括:

[0032] 预处理步骤S1,将测试环境调整至预设要求,并对受试者进行头发干度检测、电极点去角质和电极安置处理。

[0033] 具体而言,首先,选择安静隔音性强的空调房间为测试环境,室温为22-26℃,湿度在25-40%之间,并保证测试环境内手机为关闭状态,并调整测试电极中参考电极和辅助电极的调整,以便满足预设要求即实验测试需求;然后,对受试者进行头发干度检测,确保受试者的头发干度为预设干度后才可进入测试环境内,预设干度可以根据实际测试需求确定;最后,对受试者进行电极点去角质和电极安置处理,具体地,进行脑电信号测试预处理:受试者跟随主试者进入测试房间后坐于舒适的软椅上,主试者用磨砂膏去除辅助电极点和参考电极的皮肤角质,主试人员为受试者配套导联电极帽,确定导联正对头顶正中线与两

耳尖连线的交点的百会穴,参考电极和辅助电极注入导电膏后用胶布粘于相应位置,调整粘扣使受试者感觉舒适后,注入导电膏到皮肤和电极之间,使每个电极点阻抗降至5千欧以下,降阻抗时间不超过20min;其中,辅助电极的设置位置:VEOU:左眉上1cm,VEOL:左眼下1cm,两者记录垂直眼电;HEOR、HEOL分别位于双目外眦旁1cm处,以便记录水平眼电;参考电极A1、A2分别位于双侧乳突位置;同时,进行心电信号测试预处理:在被试右脚脚踝内侧、左脚踝后侧即太溪穴处、右手腕即内关穴处去角质后各贴一枚电极片,将多导电生理仪心电采集模块的正极连接在左下肢,负极连接在右上肢,接地电极(GND)连接在右下肢。

[0034] 数据采集步骤S2,采集受试者的脑电信号和心电信号;

[0035] 具体而言,首先,采用脑电采集装置及其附带的脑电信号处理软件(Curry7)进行脑电信号的采集,设置采样率为1000Hz,滤波带通为0.05~50Hz;然后,采用多导多导电生理仪及其附带的心电信号处理软件(AcqKnowledge4.4)进行心电信号的采集;其中,脑电信号和心电信号的采集顺序没有前后顺序;为提高采集数据的准确性,优选地,同时开始采集信号即同步进行脑电信号和心电信号的采集。

[0036] 数据处理步骤S3,通过对数据采集步骤中采集的脑电信号和心电信号进行预处理,获取准确脑电数据和心率数据。

[0037] 具体而言,首先,采用Curry7软件对数据采集步骤S2采集的脑电信号进行预处理,以去除掺杂在脑电信号中的噪声,进而获取准确脑电数据,并将获取的准确脑电数据转换成数学软件例如Matlab软件可以导入的.cnt格式数据;然后,采用AcqKnowledge4.4软件对数据采集步骤S2采集的心电信号进行预处理,提取采集的心电信号的心率数据,并保存成Matlab软件可以导入的.xls格式数据;优选地,对脑电信号的预处理可以为在脑电信号稳定后通过对脑电信号进行滤波处理和去眼电处理。

[0038] 多尺度熵计算步骤S4,通过多尺度熵算法对数据处理步骤中确定的准确脑电数据和心率数据进行计算,获取准确脑电数据和心率数据的多尺度熵值。

[0039] 具体而言,通过Matlab软件基于编写的Matlab多尺度熵算法,计算数据处理步骤S3获取的准确脑电数据的多尺度熵和所提取心率数据的多尺度熵;为进一步提高准确脑电数据和心率数据的多尺度熵值的准确率,优选地,通过在不同的时间尺度下计算脑电信号和/或心电信号的特征序列的样本熵确定准确脑电数据和/或心率数据的多尺度熵,以便进一步提高心身关联度测试的准确性;上述计算确定的准确脑电数据和心率数据的样本熵值越大,准确脑电数据和心率数据的组合而成的序列的自相似程度越低,准确脑电数据和心率数据的序列越复杂,准确脑电数据和心率数据的序列非线性特征越高,以便通过该步骤中计算的准确脑电数据和心率数据的样本熵值比较准确脑电数据和心率数据的序列复杂度,进而对进行脑电信号和心电信号的相关性分析时对准确脑电数据和心率数据进行筛选,进而获取更为准确的心身关联度。

[0040] 关联性分析步骤S5,通过对多尺度熵计算步骤中计算的准确脑电数据和心率数据的多尺度熵值进行相关性分析,确定受试者的心身关联度。

[0041] 具体而言,通过互信息理论的算法对多尺度熵计算步骤S4计算的准确脑电数据和心率数据的多尺度熵值进行相关性分析,确定受试者的心身关联度;互信息是信息理论中的一个基本概念,通常用于描述两个系统间的统计相关性,或者是一个系统中包含另一个系统中信息的多少,本实施例中通过互信息理论的算法描述脑电信号和心电信号之间的统

计相关性即受试者的心身关联度,计算简单,结果客观准确,同时该理论确定的统计相关性结果直接客观,可直接通过两者之间的统计相关性确定受试者的心身关联度,以便据此数据对心身关联性进行评估,更加客观科学,以便进一步提高对人体健康状况进行评估的准确性。

[0042] 显然可以理解的是,本实施例中提供的基于多尺度熵分析心身关联性的方法,通过预处理步骤S1在采集数据前,对测试环境和受试者进行处理,确保了数据采集步骤S2中采集的脑电信号和心电信号的准确性,进而确保心身关联度的准确性;通过数据处理步骤S3对数据采集步骤S2采集的脑电信号和心电信号进行预处理,以便获取更为准确的准确脑电数据和心率数据,进而确保心身关联度的准确性;通过多尺度熵计算步骤S4基于多尺度熵算法对准确脑电数据和心率数据进行多尺度值的计算,以便了解准确脑电数据和心率数据的序列复杂度,进而对进行脑电信号和心电信号的相关性分析时对准确脑电数据和心率数据进行筛选,进而获取更为准确的心身关联度,同时计算的多尺度熵值具有的抗干扰和抗噪性,能够有效提取脑电信号和心电信号的特征信息,消除计算过程中产生的不确定性,大大提高了确定的心身关联度的准确性;通过关联性分析步骤S5对多尺度熵值进行分析,确定受试者的心身关联度,以便根据心身关联度确定的人体健康状况进行客观科学地评估。

[0043] 尤其是,本实施例中提供的基于多尺度熵分析心身关联性的方法,通过对脑电信号和心电信号的计算分析确定心身关联度,与现有技术中通过对身或心其中一个指标进行检测或通过量表或临床观测对心身关联性进行评估相比,该心身关联度通过全面地对脑电信号和心电信号进行计算确定,使得计算结果客观科学,以便客观科学地对人体健康状况进行评估,同时,心身关联度通过多尺度熵算法计算确定,进一步提高了确定的心身关联度的准确性,进而为人体健康状况的评估提供更为准确的基础。

[0044] 参见图2,其为本发明实施例提供的基于多尺度熵分析心身关联性的方法,多尺度熵计算步骤S4的流程示意图,多尺度熵计算步骤S4包括如下子步骤:

[0045] 子步骤1,按照如下公式构造所述准确脑电数据和/或所述心率数据粗粒化的时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$:

$$[0046] \quad y_j^\tau = 1/\tau \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i;$$

[0047] 其中, x_i 为经过处理的第*i*个所述准确脑电数据或所述心率数据, N 为所述准确脑电数据或所述心率数据的长度, y_j^τ 为所述粗粒化时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ 中的第*j*个元素,也就是说,*j*为所述粗粒化时间序列元素的编号, $1 \leq j \leq N/\tau$, τ 为尺度因子。

[0048] 具体而言,对于长度为*N*的一维离散时间序列 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$,在多个尺度上按照公式 $y_j^\tau = 1/\tau \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i$,其中 $1 \leq j \leq N/\tau$ 构造粗粒化的时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ 。

[0049] 子步骤2,通过如下公式构造准确脑电数据和/或心率数据的特征序列的样本熵的*m*维向量 $X_m(i)$:

$$[0050] \quad X_m(i) = \{y_{i+k}: 0 \leq k \leq m-1\};$$

[0051] 其中,*m*为嵌入维数,*i*为经上述公式处理后确定的所述准确脑电数据和/或所述心率数据特征序列*m*维向量的编号, y_{i+k} 为所述粗粒化时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ 中第*i+k*个元素;

[0052] 子步骤3,通过如下公式计算m维向量 $x_m(i)$ 和其余向量 $x_m(j)$ 之间的距离 $d[x_m(i), x_m(j)]$:

$$[0053] \quad d[x_m(i), x_m(j)] = \max |y_{(i+k)} - y_{(j+k)}|;$$

[0054] 其中, $0 \leq k \leq m-1$; $i, j = 1 \sim M-m+1$; $i \neq j$, M 为时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ 的序列长度, $M = \text{int}(N/\tau)$, 即 i, j 均为所述准确脑电数据和/或所述心率数据特征序列m维向量的编号, k 为所述准确脑电数据和/或所述心率数据特征序列m维向量的序号变换参数。

[0055] 具体而言,对于每一个 i 值,通过上式计算 $x_m(i)$ 和其余向量 $x_m(j)$ 之间的距离 $d[x_m(i), x_m(j)]$ 。

[0056] 子步骤4,确定对每一个 i 值 $d[x_m(i), x_m(j)] < r$ 的个数即模板匹配数 $B^m(i)$,并计算模板匹配数与距离的个数之间的比值 $C_r^m(i) = \frac{B^m(i)}{N-m}$,其中, r 为公差阈值。

[0057] 具体而言,首先,设定匹配过程的公差阈值 r ($r > 0$);然后,统计对每一个 i 值 $d[x_m(i), x_m(j)] < r$ 的个数即模板匹配数 $B^m(i)$,最后,计算模板匹配数 $B^m(i)$ 与距离的个数之间的比值 $C_r^m(i) = \frac{B^m(i)}{N-m}$ 。

$$[0058] \quad C_r^m(i) = \frac{B^m(i)}{N-m}.$$

[0058] 子步骤5,计算模板匹配数与距离的个数之间的比值的平均值

$$C_r^{m+1}(r) = (M-m)^{-1} \cdot \sum_{i=1}^{M-m} C_r^{m+1}(r).$$

[0059] 具体而言,通过 $C_r^{m+1}(r) = (M-m)^{-1} \cdot \sum_{i=1}^{M-m} C_r^{m+1}(r)$ 计算子步骤4计算的模板匹配数与距离的个数之间的比值对所有 i 值的平均值 $C_r^{m+1}(r)$ 。

[0060] 子步骤6,增加维数为 $m+1$ 以构造 $m+1$ 矢量,重复子步骤2至子步骤5通过

$$C_r^{m+1}(r) = \frac{B^{m+1}(i)}{N-m+1} \text{ 计算 } C_r^{m+1}(r), \text{ 并通过 } C_r^{m+1}(r) = (M-m)^{-1} \cdot \sum_{i=1}^{M-m} C_r^{m+1}(r) \text{ 计算比值}$$

$C_r^{m+1}(r)$ 的平均值,如果 M 为有限值,通过如下公式确定序列长度为 M 时的样本熵估计值 $\text{SampEn}(m, r, M)$:

$$[0061] \quad \text{SampEn}(m, r, M) = -\ln[C_r^{m+1}(r)/B^m(r)].$$

[0062] 具体而言,首先,增加维数为 $m+1$,构造 $m+1$ 矢量,重复子步骤2至子步骤5通过

$$C_r^{m+1}(r) = \frac{B^{m+1}(i)}{N-m+1} \text{ 计算 } C_r^{m+1}(r); \text{ 然后,并通过计算 } C_r^{m+1}(r) = (M-m)^{-1} \cdot \sum_{i=1}^{M-m} C_r^{m+1}(r)$$

比值 $C_r^{m+1}(r)$ 对所有 i 值的平均值;最后,如果 M 为有限值时,通过 $\text{SampEn}(m, r, M) = -\ln[C_r^{m+1}(r)/B^m(r)]$ 确定序列长度为 M 时的样本熵估计值 $\text{SampEn}(m, r, M)$ 。

[0063] 子步骤7,重复子步骤1至子步骤6,确定不同尺度下的准确脑电数据和心率数据的样本熵值,即准确脑电数据和心率数据的多尺度熵。

[0064] 显然可以理解的是,本实施例中提供的多尺度熵计算步骤S4,通过以上公式计算准确脑电数据和心率数据的样本熵值,一方面,根据准确脑电数据和心率数据的特征序列的样本熵 S_j^{τ} ,确认准确脑电数据和心率数据在不同尺度下的样本熵值,满足多尺度熵的计

算要求;另一方面,对各个尺度下样本熵估计值进行筛选计算,以便提高准确脑电数据和心率数据的样本熵值的准确性,进而通过量化的准确脑电数据和心率数据的样本熵值了解准确脑电数据和心率数据的序列复杂度,进而对进行脑电信号和心电信号的相关性分析时对准准确脑电数据和心率数据进行筛选,进而获取更为准确的心身关联度。

[0065] 在关联性分析步骤中,通过如下公式确定受试者的心身关联度 $l(X, Y)$:

[0066] $l(X, Y) = H(X) + H(Y) - H(XY)$;

[0067] 其中, $H(X)$ 为所述准确脑电样本熵序列的熵值; $H(Y)$ 为所述心率样本熵序列的熵值; $H(XY)$ 为所述准确脑电样本熵序列和所述心率样本熵序列的联合熵值。

[0068] 所述准确脑电样本熵序列的熵值 $H(X)$ 由 $H(X) = -\sum_{i=1}^b p_{x_i} \log(p_{x_i})$ 确定;

[0069] 所述准确心率样本熵序列的熵值 $H(Y)$ 由 $H(Y) = -\sum_{j=1}^b p_{y_j} \log(p_{y_j})$ 确定;

[0070] 所述准确脑电样本熵序列和所述心率样本熵序列的联合熵值 $H(XY)$ 由

$H(XY) = -\sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^b p_{xy} \log(p_{xy})$ 确定;

[0071] 其中, p_{x_i} 为所述准确脑电样本熵序列的概率密度函数; p_{y_j} 为所述心率样本熵序列的概率密度函数; p_{xy} 为所述准确脑电样本熵序列和所述心率样本熵序列的联合概率密度函数。

[0072] 显然可以理解的是,本实施例通过公式计算受试者的心身关联度,以便通过量化的数据确认受试者的心身关联度,进而据此数据对心身关联性进行评估,更加客观科学,从而进一步提高对人体健康状况进行评估的准确性。

[0073] 综上,本实施例提供的基于多尺度熵分析心身关联性的方法,通过预处理步骤S1在采集数据前,对测试环境和受试者进行处理,确保了数据采集步骤S2中采集的脑电信号和心电信号的准确性,进而确保心身关联度的准确性;通过数据处理步骤S3对数据采集步骤S2采集的脑电信号和心电信号进行预处理,以便获取更为准确的准确脑电数据和心率数据,进而确保心身关联度的准确性;通过多尺度熵计算步骤S4基于多尺度熵算法对准准确脑电数据和心率数据进行多尺度值的计算,以便了解准确脑电数据和心率数据的序列复杂度,进而对进行脑电信号和心电信号的相关性分析时对准准确脑电数据和心率数据进行筛选,进而获取更为准确的心身关联度,同时计算的多尺度熵值具有的抗干扰和抗噪性,能够有效提取脑电信号和心电信号的特征信息,消除计算过程中产生的不确定性,大大提高了确定的心身关联度的准确性;通过关联性分析步骤S5对多尺度熵值进行分析,确定受试者的心身关联度,以便根据心身关联度确定的人体健康状况进行客观科学地评估。

[0074] 尤其是,本实施例中提供的基于多尺度熵分析心身关联性的方法,通过对脑电信号和心电信号的计算分析确定心身关联度,与现有技术中通过对身或心其中一个指标进行检测或通过量表或临床观测对心身关联性进行评估相比,该心身关联度通过全面地对脑电信号和心电信号进行计算确定,使得计算结果客观科学,以便客观科学地对人体健康状况进行评估,同时,心身关联度通过多尺度熵算法计算确定,进一步提高了确定的心身关联度的准确性,进而为人体健康状况的评估提供更为准确的基础。

[0075] 分析系统实施例：

[0076] 参见图3,其为本发明实施例提供的基于多尺度熵分析心身关联性的系统的结构示意图,该系统包括：

[0077] 预处理模块100,用于将测试环境调整至预设要求,并对受试者进行头发干度检测、电极点去角质和电极安置处理。

[0078] 数据采集模块200,用于采集受试者的脑电信号和心电信号。

[0079] 数据处理模块300,用于通过对数据采集步骤中采集的脑电信号和心电信号进行预处理,获取准确脑电数据和心率数据。

[0080] 多尺度熵计算模块400,用于通过多尺度熵算法对数据处理步骤中确定的准确脑电数据和心率数据进行计算,获取准确脑电数据和心率数据的多尺度熵值。

[0081] 关联性分析模块500,用于通过对多尺度熵计算步骤中计算的准确脑电数据和心率数据的多尺度熵值进行相关性分析,确定受试者的心身关联度。

[0082] 优选地,多尺度熵计算模块通过在不同的时间尺度下计算脑电信号和/或心电信号的特征序列的样本熵,确定准确脑电数据和/或心率数据的多尺度熵。

[0083] 进一步优选地,多尺度熵计算模块通过如下过程计算准确脑电数据和/或心率数据的多尺度熵：

[0084] 按照如下公式构造所述准确脑电数据和/或所述心率数据粗粒化的时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ ：

$$[0085] \quad y_j^{\tau} = 1/\tau \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i;$$

[0086] 其中, x_i 为经过处理的第 i 个所述准确脑电数据或所述心率数据, N 为所述准确脑电数据或所述心率数据的长度, y_j^{τ} 为所述粗粒化时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ 中的第 j 个元素, $1 \leq j \leq N/\tau$, τ 为尺度因子。

[0087] 通过如下公式计算准确脑电数据和/或心率数据的特征序列的样本熵的 m 维向量 $X_m(i)$ ：

$$[0088] \quad X_m(i) = \{y_{i+k}; 0 \leq k \leq m-1\};$$

[0089] 其中, m 为嵌入维数, i 为经上述公式处理后确定的所述准确脑电数据和/或所述心率数据特征序列 m 维向量的编号, y_{i+k} 为所述粗粒化时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ 中第 $i+k$ 个元素。

[0090] 通过如下公式计算 m 维向量 $X_m(i)$ 和其余向量 $X_m(j)$ 之间的距离 $d[X_m(i), X_m(j)]$ ：

$$[0091] \quad d[X_m(i), X_m(j)] = \max |y_{(i+k)} - y_{(j+k)}|;$$

[0092] 其中, $0 \leq k \leq m-1$; $i, j = 1 \sim M-m+1$; $i \neq j$, M 为时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$ 的序列长度, $M = \text{int}(N/\tau)$ 。

[0093] 确定对每一个 i 值 $d[X_m(i), X_m(j)] < r$ 的个数即模板匹配数 $B^m(i)$, 并计算模板匹配数与距离的个数之间的比值 $C_r^m(i) = \frac{B^m(i)}{M-m}$, 其中, r 为公差阈值；。

[0094] 计算模板匹配数与距离的个数之间的比值的平均值

$$C^{m+1}(r) = (M-m)^{-1} \cdot \sum_{i=1}^{M-m} C_r^{m+1}(i).$$

[0095] 增加维数为 $m+1$ 以构造 $m+1$ 矢量,重复子步骤2至子步骤5通过

$$C_{\tau}^{m+1}(r) = \frac{B^{m+1}(i)}{N - m + 1} \text{ 计算 } C_{\tau}^{m+1}(r), \text{ 并通过 } C^{m+1}(r) = (M - m)^{-1} \cdot \sum_{i=1}^{M-m} C_{\tau}^{m+1}(r) \text{ 计算比值}$$

$C_{\tau}^{m+1}(r)$ 的平均值,如果 M 为有限值,通过如下公式确定序列长度为 M 时的样本熵估计值 $\text{SampEn}(m, r, M)$:

$$[0096] \quad \text{SampEn}(m, r, M) = -\ln[C^{m+1}(r)/B^m(r)]。$$

[0097] 重复上述计算过程,确定不同尺度下的准确脑电数据和心率数据的样本熵值。

[0098] 优选地,关联性分析模块通过互信息理论的算法确定受试者的心身关联度。

[0099] 进一步优选地,关联性分析模块通过如下公式确定受试者的心身关联度 $I(X, Y)$:

$$[0100] \quad I(X, Y) = H(X) + H(Y) - H(XY) ;$$

[0101] 其中, $H(X)$ 为所述准确脑电样本熵序列的熵值; $H(Y)$ 为所述心率样本熵序列的熵值; $H(XY)$ 为所述准确脑电样本熵序列和所述心率样本熵序列的联合熵值。

[0102] 进一步优选地,所述准确脑电样本熵序列的熵值 $H(X)$ 由 $H(X) = -\sum_{i=1}^b p_{x_i} \log(p_{x_i})$ 确定;

[0103] 所述准确心率样本熵序列的熵值 $H(Y)$ 由 $H(Y) = -\sum_{j=1}^b p_{y_j} \log(p_{y_j})$ 确定;

[0104] 所述准确脑电样本熵序列和所述心率样本熵序列的联合熵值 $H(XY)$ 由

$$H(XY) = -\sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^b p_{xy} \log(p_{xy}) \text{ 确定};$$

[0105] 其中, p_{x_i} 为所述准确脑电样本熵序列的概率密度函数; p_{y_j} 为所述心率样本熵序列的概率密度函数; p_{xy} 为所述准确脑电样本熵序列和所述心率样本熵序列的联合概率密度函数。

[0106] 优选地,在脑电信号稳定后,多尺度熵计算模块通过对脑电信号进行的预处理为滤波处理和去眼电处理。

[0107] 其中,接收模块100、接收模块200和确认模块300的具体实施过程参见上述方法实施例即可,本实施例在此不再赘述。

[0108] 其中,预处理模块100、数据采集模块200、数据处理模块300、多尺度熵计算模块400和关联性分析模块500的具体实施过程参见上述方法实施例即可,本实施例在此不再赘述。

[0109] 由于分析方法实施例具有上述效果,所以该分析系统实施例也具有相应的技术效果。

[0110] 显然,本领域的技术人员可以对本发明进行各种改动和变型而不脱离本发明的精神和范围。这样,倘若本发明的这些修改和变型属于本发明权利要求及其等同技术的范围之内,则本发明也意图包含这些改动和变型在内。

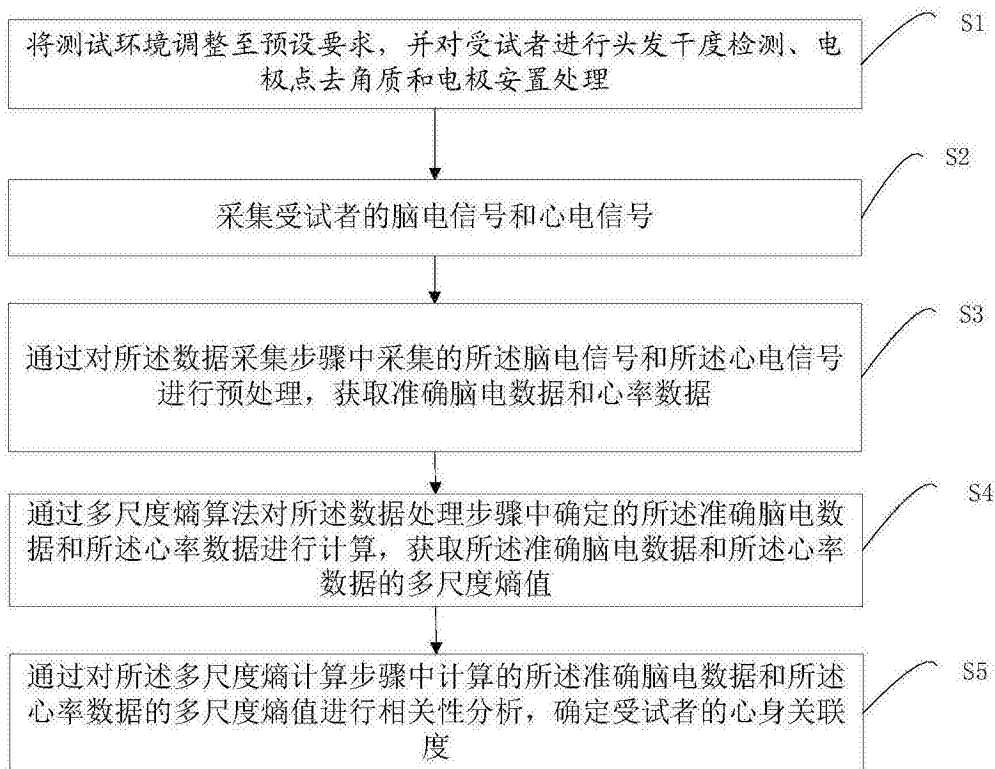


图1

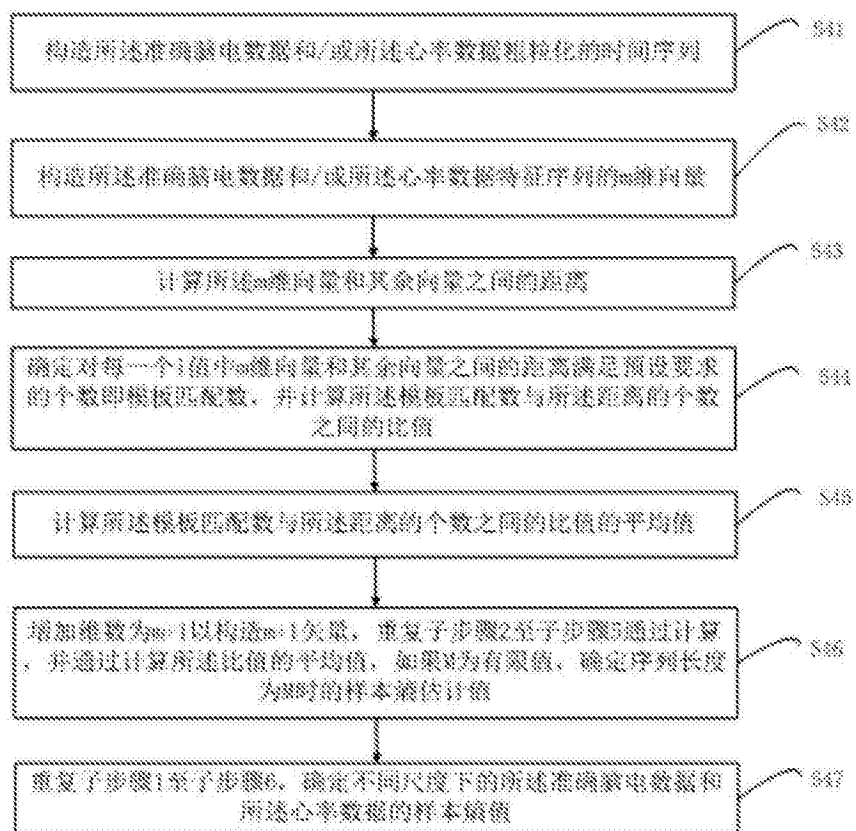


图2

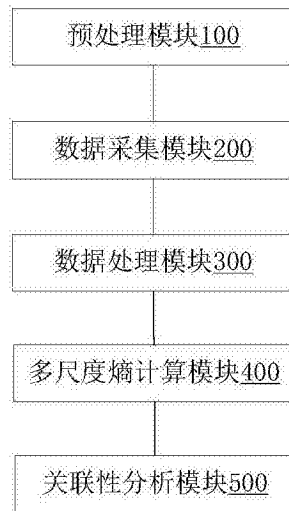


图3

专利名称(译)	基于多尺度熵分析心身关联性的方法及系统		
公开(公告)号	CN107951496A	公开(公告)日	2018-04-24
申请号	CN201711206070.2	申请日	2017-11-27
[标]申请(专利权)人(译)	新绎健康科技有限公司		
申请(专利权)人(译)	新绎健康科技有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	新绎健康科技有限公司		
[标]发明人	魏玉龙 张佳蕾		
发明人	魏玉龙 张佳蕾		
IPC分类号	A61B5/16 A61B5/0402 A61B5/0476 A61B5/00 G06K9/62		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/0476 A61B5/165 A61B5/72 G06K9/6228		
代理人(译)	叶万东		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提供了一种基于多尺度熵分析心身关联性的方法，该分析方法包括：采集受试者的脑电信号和心电信号；通过对数据采集步骤中采集的脑电信号和心电信号进行预处理，获取准确脑电数据和心率数据；通过多尺度熵算法对数据处理步骤中确定的准确脑电数据和心率数据进行计算，获取准确脑电数据和心率数据的多尺度熵值；通过对多尺度熵计算步骤中计算的准确脑电数据和心率数据的多尺度熵值进行相关性分析，确定受试者的心身关联度。本发明通过对脑电信号和心电信号的计算分析确定心身关联度，通过全面地对脑电信号和心电信号进行计算确定，使得计算结果客观科学，以便客观科学地对人体健康状况进行评估。

