



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 117615709 A

(43) 申请公布日 2024. 02. 27

(21) 申请号 202280048229.5

(74) 专利代理机构 北京律诚同业知识产权代理有限公司 11006

(22) 申请日 2022.02.22

专利代理师 王玉双

(30) 优先权数据

2021-117097 2021.07.15 JP

(51) Int.Cl.

A61B 5/16 (2006.01)

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

2024.01.05

(86) PCT国际申请的申请数据

PCT/JP2022/007140 2022.02.22

(87) PCT国际申请的公布数据

W02023/286313 JA 2023.01.19

(71) 申请人 索尼集团公司

地址 日本东京都

(72) 发明人 兵動靖英

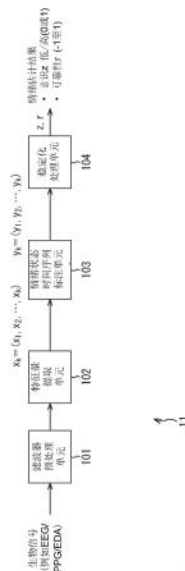
权利要求书3页 说明书18页 附图17页

(54) 发明名称

信号处理设备和方法

(57) 摘要

本技术内容涉及一种能够提高情绪估计对噪声的稳健性的信号处理设备和方法。信号处理设备基于测量的生物信号提取对情绪有贡献的生理测量值作为特征量,针对于特征量相关的时间序列数据,通过预先构建的识别模型输出与情绪状态的预测标签相关的时间序列数据,并且基于通过作为预测标签的可靠度的的预测标签可靠性对预测标签执行加权求和的结果来输出情绪估计结果。本技术内容可以应用于情绪估计处理系统。



1. 一种信号处理设备,包括:

特征量提取单元,所述特征量提取单元基于测量的生物信号提取对情绪有贡献的生理测量值作为特征量;

情绪状态时间序列标注单元,情绪状态时间序列标注单元针对所述特征量的时间序列数据,通过预先构建的识别模型输出情绪状态的预测标签的时间序列数据;以及

稳定化处理单元,所述稳定化处理单元基于利用作为所述预测标签的可靠性的预测标签可靠性对所述预测标签执行加权求和的结果来输出情绪估计结果。

2. 根据权利要求1所述的信号处理设备,其中

所述情绪状态时间序列标注单元针对滑动窗口中的所述特征量的时间序列数据,通过所述识别模型来输出所述滑动窗口中的所述情绪状态的所述预测标签的时间序列数据。

3. 根据权利要求1所述的信号处理设备,其中

所述稳定化处理单元通过对所述预测标签和所述预测标签可靠性执行加权求和,来计算作为所述预测标签的代表值的可靠性的代表值可靠性,并通过对所述代表值可靠性进行阈值处理来输出所述预测标签的代表值,以作为所述情绪估计结果。

4. 根据权利要求3所述的信号处理设备,其中

所述稳定化处理单元根据以下数学式计算所述代表值可靠性

[数学式1]

$$r(t) = \sum_i w_i c_i y_i \Delta t_i / \sum_i w_i \Delta t_i$$

其中 y 是所述预测标签, c 是所述预测标签可靠性,并且 Δt_i 是第 i 段持续时间。

5. 根据权利要求1所述的信号处理设备,进一步包括:

信号质量确定单元,所述信号质量确定单元确定所述生物信号的信号质量,其中

所述稳定化处理单元基于利用所述预测标签可靠性和所述信号质量的确定结果对所述预测标签执行加权求和的结果来输出所述情绪估计结果。

6. 根据权利要求5所述的信号处理设备,其中

所述稳定化处理单元通过利用所述预测标签可靠性和所述信号质量的确定结果对所述预测标签执行加权求和,来计算作为所述预测标签的代表值的可靠性的代表值可靠性,并且通过对所述代表值可靠性执行阈值处理来输出所述预测标签的代表值,以作为所述情绪估计结果。

7. 根据权利要求6所述的信号处理设备,其中

所述稳定化处理单元根据以下数学式计算所述代表值可靠性

[数学式3]

$$r(t) = \sum_i w_i c_i s_i y_i \Delta t_i / \sum_i w_i \Delta t_i$$

其中, y 是所述预测标签, c 是所述预测标签可靠性, s 是作为所述信号质量的确定结果的信号质量评分,并且 Δt_i 表示第 i 个事件的持续时间。

8. 根据权利要求7所述的信号处理设备,其中

所述信号质量确定单元利用由用于质量确定的识别模型所识别的两种或更多种类型

的类型标签 a 、所述类型标签的可靠性 d 、以及用于调整可靠性 d 的函数 $f()$ ，根据以下数学式来输出每个类型 m 的所述信号质量评分

[数学式5]

$$s_m = \alpha_m f(d_m)。$$

9. 根据权利要求8所述的信号处理设备，其中

对于一种或多种类型的每一者，所述函数 $f()$ 针对信号质量被识别为优于预定阈值的类型单调增加，并且针对信号质量被识别为差于预定阈值并且包含噪声的类型单调减小。

10. 根据权利要求7所述的信号处理设备，其中

所述信号质量确定单元根据信号周期的强弱来输出信号质量评分。

11. 根据权利要求7所述的信号处理设备，其中

当从 j 类的所述生物信号中提取的所述特征量被用作输入变量时，所述稳定化处理单元使用以下数学式并基于对 j 类的所述生物信号中的每一者的信号质量评分执行加权求和的结果，来计算所述滑动窗口中的所述预测标签的所述代表值可靠性：

[数学式3]

$$r(t) = \sum_i w_i c_i s_i y_i \Delta t_i / \sum_i w_i \Delta t_i。$$

12. 根据权利要求11所述的信号处理设备，其中

当属于 j 类信号的特征量 k 的模型贡献度为 w_{jk} 时，根据以下数学式表示所述信号质量评分的加权求和计算的权重 W_j ：

[数学式7]

$$W_j = \sum_{k \in F_j} |w_{jk}|，且$$

根据以下数学式计算：

[数学式6]

$$s_m = \sum_j W_j \alpha_{m,j} f(d_{m,j}) / \sum_j W_j。$$

13. 根据权利要求6所述的信号处理设备，其中

所述稳定化处理单元根据以下数学式计算所述代表值可靠性

[数学式4]

$$r(t) = \sum_i w_i c_i s_i y_i \Delta t_i / \sum_i w_i s_i \Delta t_i$$

其中 y 是所述预测标签， c 是所述预测标签可靠性， s 是所述信号质量评分，并且 Δt_i 表示第 i 个事件的持续时间。

14. 根据权利要求1所述的信号处理设备，其中

所述生物信号是通过测量脑电图、情绪出汗、脉搏波、血液流动或持续血压而获得的信号中的至少一种。

15. 根据权利要求1所述的信号处理设备，进一步包括：

测量所述生物信号的生物传感器。

16. 根据权利要求1所述的信号处理设备，其中

壳体被配置为是可穿戴的。

17. 一种信号处理方法，其中信号处理设备

基于测量的生物信号提取对情绪有共享的生理测量值作为特征量；
针对所述特征量的时间序列数据,通过预先构建的识别模型输出情绪状态的预测标签的时间序列数据;以及
基于利用作为所述预测标签的可靠性的预测标签可靠性对所述预测标签执行加权求和的结果来输出情绪估计结果。

信号处理设备和方法

技术领域

[0001] 本技术内容涉及一种信号处理设备和方法,更具体地,涉及一种能够提高情绪估计对噪声的稳健性的信号处理设备和方法。

背景技术

[0002] 当人类情绪改变时,身体表面上出现诸如脑电图、心率和出汗等生理反应。用于估计人类情绪的情绪估计系统通过传感器设备将这些生理反应读取为生物信号。情绪估计系统通过信号处理提取特征量,例如对情绪有贡献的生理测量值。情绪估计系统利用通过机器学习确定的模型基于这些特征量来估计用户的情绪。

[0003] 然而,在这种技术发展至实际应用时,当用户移动时会产生身体移动噪声。这降低了信号质量,导致情绪估计的输出结果中存在误差。

[0004] 在这种情况下,非专利文献1描述了考虑了噪声影响的情绪估计技术。然而,根据非专利文献1的技术没有提供考虑噪声消除可靠性的算法,并且该技术仅将噪声消除与情绪估计相结合进行了评估。

[0005] 此外,传统信号质量确定技术的示例是根据专利文献1的技术。根据专利文献1的技术考虑了可靠性来确定生物有效状态并最终进行输出。然而,专利文献1中的生物有效状态的确定方法受限于照明强度和面部朝向。这限制了可以应用该技术的用途和场景。

[0006] 引文列表

[0007] 非专利文献

[0008] 非专利文献1:Val-Calvo、Mikel等,“Optimization of real-time EEG artifact removal and emotion estimation for human-robot interaction applications(人机交互应用中的实时脑电图伪影去除和情绪估计的优化)”,计算神经科学前沿13(2019),于2021年6月15日进行了互联网搜索<<https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fncom.2019.00080/full>>

[0009] 专利文献

[0010] 专利文献1:日本专利申请特开第2019-170967号公报

发明内容

[0011] 发明要解决的技术问题

[0012] 如上所述,在将基于生物信号估计情绪的技术发展至实际应用时,当用户移动时会产生身体移动噪声。这降低了信号质量,导致情绪估计的输出结果中存在误差。

[0013] 考虑到这种情况,开发了本技术内容,其能够提高情绪估计对噪声的稳健性。

[0014] 解决问题的手段

[0015] 根据本技术内容的一个方面的信号处理设备包括:

[0016] 特征量提取单元,其基于测量的生物信号提取对情绪有贡献的生理测量值作为特征量;

[0017] 情绪状态时间序列标注单元,其针对与特征量有关的时间序列数据,通过预先构建的识别模型来输出与情绪状态的预测标签有关的时间序列数据;以及

[0018] 稳定化处理单元,其基于对利用预测标签可靠性(即,预测标签的可靠性)对预测标签执行加权求和的结果来输出情绪估计结果。

[0019] 根据本技术内容的一个方面,基于测量的生物信号提取对情绪有贡献的生理测量值作为特征量,并且,针对与特征量有关的时间序列数据,通过预先构建的识别模型来输出与情绪状态的预测标签有关的时间序列数据。然后,基于利用预测标签可靠性(即,预测标签的可靠性)对预测标签执行加权求和的结果来输出情绪估计结果。

附图说明

[0020] 图1是示出根据本技术内容的一个实施方式的情绪估计处理系统的配置示例的视图。

[0021] 图2是示出生物信息处理设备佩戴在活体上的状态的视图。

[0022] 图3是示出生物信息处理设备佩戴在活体上的状态的视图。

[0023] 图4是示出生物信息处理设备的另一模式的视图。

[0024] 图5是示出生物信息处理设备的另一模式的视图。

[0025] 图6是示出生物信息处理设备的另一模式的视图。

[0026] 图7是示出生物信息处理设备的另一模式的视图。

[0027] 图8是示出生物信息处理设备的第一配置示例的框图。

[0028] 图9是示出在滑动窗口中执行情绪状态的时间序列标注的图像的示意图。

[0029] 图10是示出计算滑动窗口中的情绪状态的预测标签的代表值的计算方法的示意图。

[0030] 图11是描述图8中的生物信息处理设备的处理的流程图。

[0031] 图12是示出生物信息处理设备的第二配置示例的框图。

[0032] 图13是示出在滑动窗口中执行情绪状态的时间序列标注的图像的示意图。

[0033] 图14是示出计算滑动窗口中的情绪状态的预测标签的代表值的计算方法的示意图。

[0034] 图15是示出每一时刻的脑电图信号的波形示例的示意图。

[0035] 图16是示出利用脑电图确定质量稳定性的示例的示意图。

[0036] 图17是示出计算每种类型和每个信道的信号质量评分的权重的示例的示意图。

[0037] 图18是描述图12中的生物信息处理设备的处理的流程图。

[0038] 图19是示出计算机的配置示例的框图。

具体实施方式

[0039] 在下文中,将描述用于实施本技术内容的各个实施方式。将按以下顺序进行描述。

[0040] 1、现有技术

[0041] 2、系统配置

[0042] 3、第一实施方式

[0043] 4、第二实施方式

[0044] 5、其他

[0045] <1、现有技术>

[0046] 由于近年来医疗保健和健康方面的蓬勃发展,用于测量日常生活中的人类生理反应并感测健康和精神状况的可穿戴设备已经吸引了更多的关注。

[0047] 当人类思维改变时,大脑通过自主神经系统传递信号,使得诸如呼吸、皮肤温度、出汗以及心脏和血管活动等的各个功能改变。尤其是中枢神经活动(例如可在人类头部非侵入性地测量的脑电图)和自主神经系统活动(例如心率和出汗)作为指示人类情绪(例如,唤醒程度)的生理反应已经是公知的。

[0048] 通常利用附着在头皮上的电极测量通过头皮、头骨等泄露的大脑活动电位,从而可以测量脑电图(EEG)。应当注意,单个电极的检测目标区域包括数百万或更多的神经细胞,并且该电极检测从众多神经细胞发射的活动电位的总和。

[0049] 众所周知,诸如 θ 波、 α 波和 β 波等的信号频率分量表现出的特征可以作为对人类情绪有贡献的脑电图的生理测量值。

[0050] 当心脏泵送血液时,可以通过测量心脏的电性活动(心电图(ECG))或通过光学测量(光电体积描记术(PPG))血液的体积变化来测量心率。通常已知的心率是取心跳间隔的倒数的平均值所计算的心率(平均心率)。此外,测量心跳间隔的变化幅度以作为心率的变化(心率变异性),并且定义指示变化的各种生理测量值(LF、HF、LF/HF、相邻正常到正常间隔的百分比(PNN50)、均方根连续差(RMSSD)等)。

[0051] 在体表上出汗(情绪出汗)导致皮肤的电导的变化(皮肤电性活动(EDA)),并且可以通过电性测量来作为皮肤电导值的变化。这称为皮肤电导。从皮肤电导的信号中提取的生理测量值被粗略地分类为指示瞬时出汗活动的皮肤电导反应(下文中称为SCR)和指示皮肤表面状态的温和变化的皮肤电导水平(下文中称为SCL)。以这种方式,定义了指示自主神经活动的多个特征量。

[0052] 用于估计用户情绪的情绪估计系统通过传感器设备读取这些生理反应作为生物信号。情绪估计系统通过信号处理提取特征量,例如对情绪反应有贡献的生理测量值。情绪估计系统利用通过机器学习确定的模型基于特征量来估计用户的情绪。

[0053] 近年来,随着机器学习技术的进步,这种情绪估计在传统生理心理学与计算的融合以及跨学科领域中得到了更深入的研究。例如在主要与工程相关的情绪估计的学术领域中,情绪计算已经得到了积极地研究。此外在主要与科学相关的学术领域中,情绪科学也得到了积极的研究。

[0054] 为了将其应用于日常生活和实际环境,期望通过可佩戴至手腕、耳朵等并且易于在日常生活中使用的可穿戴设备感测自主神经活动来实现情绪估计。还期望通过近年来已经被积极研究的可自然地佩戴在头部的可穿戴设备(例如,虚拟现实(VR)头戴式显示器)或可自然地适应用户体验的可穿戴设备(例如,采用入耳式EEG/耳罩式EEG等在耳朵内部/周围测量脑电图的技术的耳机或头戴式可穿戴设备)感测脑电图来实现情绪估计。

[0055] 此外,在实现其应用时,期望利用脑电图和自主神经活动进行多模态分析,从而实现情绪估计。

[0056] 另一方面,在日常生活和实际环境中的应用中,存在用户身体运动的影响。由于生物信号通常具有低信号强度,因此有必要改善对因用户身体移动引起的噪声影响的稳健

性,以便在日常生活和实际环境中执行准确的感测。

[0057] 用于减少因用户身体移动而引起的噪声影响的技术大致分为两种方法:(1)通过诸如自适应滤波器、主成分分析和独立成分分析等信号分离技术来分离噪声分量的方法;以及(2)分析信号波形并根据信号质量进行分类的方法。这些方法已经主要在医学工程和信号处理领域中得到了研究和开发,并且还应用于诸如常用的可穿戴心率传感器等产品。

[0058] 如上所述,已经进行了生产和研究,以便提高对因用户身体运动引起的噪声影响的稳健性。然而,原则上通常难以完全消除噪声,并且难以利用上述可穿戴设备来实现情绪估计。

[0059] 常规技术的具体示例可以是根据非专利文献1的技术。根据非专利文献1的技术引入了降噪技术并评估情绪估计性能,以便提高对实际环境中产生的噪声的稳健性。

[0060] 然而,根据非专利文献1的技术仅在情绪估计的预处理阶段引入噪声消除技术。因此,当噪声消除充分发挥作用时,该技术可以稳健地估计用户的情绪,但是当建模在统计上存在困难时,噪声消除通常不能充分发挥作用。这会降低情绪估计的准确性。

[0061] 可以通过例如获取噪声参考信号并利用诸如相关分析、主成分分析和独立成分分析等统计特性来减少噪声。然而,由于在实际生活中统计处理并非固定不变,因此通常难以完全消除噪声。

[0062] 相关技术的示例可以是根据专利文献1的技术。根据专利文献1的技术考虑可靠性来确定生物有效状态并最终进行输出。然而,根据专利文献1的技术的目标受限于车辆技术和远程光学生命传感器,并且生物有效状态的确定方法受限于照明强度和面部取向。这限制了可以应用该技术的用途和场景。

[0063] 鉴于此,在本技术内容中,基于利用预测标签可靠性(即,预测标签的可靠性)对预测标签执行加权求和的结果来输出情绪估计结果。

[0064] 因此,可以改善情绪估计对噪声的稳健性、提高情绪估计准确度以及扩展应用情绪估计的用途。

[0065] 可以发展涉及身体运动的各种应用,具体来说,例如,监视日常生活中的压力状态、可视化办公室环境中的集中状态、用户观看视频内容时的用户参与度分析、或者玩游戏期间的兴奋度分析。

[0066] <2、系统配置>

[0067] <情绪估计系统的配置示例>

[0068] 图1是示出根据本技术内容的一个实施方式的情绪估计处理系统的配置示例的视图。

[0069] 图1中的情绪估计处理系统1包括生物信息处理设备11。

[0070] 应当注意,情绪估计处理系统1可以包括服务器12、终端设备13和网络14。在这种情况下,在情绪估计处理系统1中,生物信息处理设备11、服务器12和终端装置13经由网络14彼此连接。

[0071] 情绪估计处理系统1是检测与活体的状态相关的信号(以下称为生物信号)并基于检测到的生物信号估计活体的情绪的系统。例如,情绪估计处理系统1中的至少生物信息处理设备11会直接佩戴在活体上,以便检测生物信号。

[0072] 具体地,生物信息处理设备11用于估计活体的情绪,例如,如图2和3所示。

[0073] 图2和图3是示出生物信息处理设备11佩戴在活体上的状态的视图。

[0074] 在图2的示例中,腕带型(例如手表型)生物信息处理设备11佩戴在用户U1的手腕上。

[0075] 在图3的示例中,头戴式(例如前额接触式)生物信息处理设备11缠绕在用户U1的头部周围。

[0076] 生物信息处理设备11包括生物传感器。生物传感器检测用于估计活体的情绪的生物信号,例如用户U1的出汗状态、脉搏波、肌电图、血压、血流量和体温。生物信息处理设备11基于由生物传感器检测到的生物信号来估计用户U1的情绪。基于该情绪可以检查用户的专注状态、唤醒状态等。

[0077] 应当注意,图2和图3示出了生物信息处理设备11佩戴至手臂或头部的示例。然而,生物信息处理设备11的佩戴位置不限于图2和图3中的示例。

[0078] 例如,可以以可佩戴至手部的形式(例如腕带、手套、智能手表和戒指)实现生物信息处理设备11。此外,在生物信息处理设备11与活体的一部分(例如手)接触的情况下,生物信息处理设备11例如可以设置在可与用户接触的物体上。例如,生物信息处理设备11可以设置在可与用户接触的物体的表面上或其内部。例如,物体包括便携式终端、智能电话、平板电脑、鼠标、键盘、手柄、摇杆、相机、运动器械(例如,高尔夫球杆、网球拍、弓箭)或文具。

[0079] 此外,例如,可以以可佩戴至用户的头部或耳部的形式(例如头戴式显示器(图4)、头戴式耳机(图5)、耳机(图6)、帽子、配件、护目镜或眼镜(图7))来实现生物信息处理设备11。

[0080] 图4至图7是示出其他模式的生物信息处理设备11的视图。

[0081] 图4示出了头戴式显示器型生物信息处理设备11。

[0082] 在头戴式显示器型生物信息处理设备11中,例如,垫部21和带部22佩戴至用户的头部。

[0083] 图5示出了头戴式耳机型生物信息处理设备11。

[0084] 在头戴式耳机型生物信息处理设备11中,例如,带部31和耳垫32佩戴至用户的头部或耳朵。

[0085] 图6示出了耳机型生物信息处理设备11。

[0086] 在耳机型生物信息处理设备11中,耳机41佩戴在用户的耳朵上。

[0087] 图7示出了眼镜型生物信息处理设备11。

[0088] 在眼镜型生物信息处理设备11中,镜腿51佩戴在用户耳朵的上部。

[0089] 此外,生物信息处理设备11可以设置在衣服上,例如运动服、袜子、内衣、防护服、鞋等。

[0090] 应当注意,对生物信息处理设备11的佩戴位置和佩戴方法没有特别限制,只要生物信息处理设备11能够检测与活体的状态相关的信号即可。例如,生物信息处理设备11不需要与活体的体表直接接触。例如,生物信息处理设备11可以经由例如衣服或检测传感器的保护膜与活体的表面保持接触。

[0091] 此外,在情绪估计处理系统1中,生物信息处理设备11不一定需要单独执行处理。例如,生物信息处理设备11可以包括与活体接触的生物传感器,生物传感器可以将检测到的生物信号发送到诸如服务器12和终端装置13等的其他装置,并且这些其他装置可以基于

接收到的生物信号执行信息处理,以便估计活体的情绪。

[0092] 例如,在生物传感器已经佩戴至例如用户的手臂或头部的情况下,生物信息处理设备11可以将通过生物传感器获取的生物信号发送到例如由智能电话构成的服务器12或终端装置13,并且服务器12或终端装置13可以执行信息处理以便估计活体的情绪。

[0093] 设置在生物信息处理设备11中的生物传感器检测生物信号,并以如上所述的多种形式与活体表面保持接触。因此,由于活体的身体运动会引起生物传感器与活体的接触压力变化,这容易影响生物传感器的测量结果。例如,通过生物传感器获取的生物信号包含因活体的身体运动引起的噪声。期望在生物信号包含这种噪声的基础上准确地估计活体的情绪。

[0094] 活体的身体运动是指活体进行运动时的一般运动模式。例如,当用户U1在手腕处佩戴生物信息处理设备11时,活体的身体运动可以是诸如扭转手腕和弯曲/伸展手指等活体运动。这样的用户移动可能导致生物信息处理设备11中所包括的生物传感器与用户U1的接触压力变化。

[0095] 应当注意,生物信息处理设备11可以包括除了上述生物传感器之外的将在下面中进行的第二传感器和第三传感器,以便提高由生物传感器获得的生物信号的准确性。

[0096] 例如,第二传感器配置为检测活体的身体运动的变化。第三传感器配置为在生物传感器的检测区域中检测活体的压力变化。

[0097] 在这种情况下,在生物信息处理设备11中,利用分别由第二传感器和第三传感器检测的身体运动信号和压力信号,可以准确地减少由生物传感器检测的生物信号中的身体运动噪声。在生物信息处理设备11中,下文所述的根据本技术内容的情绪估计处理可以利用这种校正后的生物信号来执行。

[0098] 返回参考图1,情绪估计处理系统1中的服务器12例如由计算机构成。终端设备13由例如智能电话、便携式终端或个人计算机构成。

[0099] 服务器12和终端设备13经由网络14接收从生物信息处理设备11发送的信息和信号,并将该信息和信号发送到生物信息处理设备11。

[0100] 例如,如上所述,服务器12和终端设备13从生物信息处理设备11接收由生物信息处理设备11中所包括的生物传感器获得的生物信号,并对接收的生物信号执行信号处理,从而估计活体的情绪。

[0101] 网络14由例如因特网或无线局域网(LAN)构成。

[0102] <3、第一实施方式(基本配置)>

[0103] <生物信息处理设备的第一配置示例>

[0104] 图8是示出生物信息处理设备11的第一配置示例的框图。

[0105] 在图8中,生物信息处理设备11由滤波器预处理单元101、特征量提取单元102、情绪状态时间序列标注单元103和稳定化处理单元104构成。

[0106] 滤波器预处理单元101对测量的生物信号执行诸如带通滤波和噪声消除等的预处理。滤波器预处理单元101将经过预处理的生物信号输出到特征量提取单元102。

[0107] 例如,在生物信号是脑电图(EEG)的情况下,在将电极附着到头皮上之后,基于通过头皮、头骨等泄漏的大脑活动电位来测量脑电图。已知的是,作为如此测量的脑电图的特征之一,SN比是非常低的。因此,有必要从作为时间序列信号的EEG中去除具有不必要的频

率分量的信号。可以使用带通滤波器(例如,具有0.1Hz至40Hz的通带)。

[0108] 此外,由于人体运动引起的身体运动分量会作为伪影(例如,除目标信号之外的噪声)叠加在生物信号上。在这方面,采用诸如自适应滤波器和独立分量分析等信号处理技术。在生物信号是情绪出汗(EDA)、脉搏波(PPG)、血流量(LDF)等的情况下,也要执行滤波器预处理。

[0109] 特征量提取单元102利用从滤波器预处理单元101提供的生物信号来提取特征量向量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$,作为用于估计情绪状态的模型输入变量。特征量提取单元102将提取的特征量向量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 输出到情绪状态时间序列标注单元103。

[0110] 具体地,特征量提取单元102将来自生命传感器(生物传感器)的信号(诸如脑电图(EEG)、情绪出汗(EDA)、脉搏波(PPG)和血流(LDF))视为时间序列数据,并提取对情绪变化有贡献的生理测量值作为特征量。这里,虽然提取每个特征量的方法不受限制,但下文将描述特征量提取的示例。

[0111] 例如,可以利用如上所述的通常附着至头皮的电极测量通过头皮、头骨等泄漏的大脑活动电位,从而测量脑电图(EEG)。Aftanas, L. I. 和 S. A. Golosheikine 的“Human anterior and frontal midline theta and lower alpha reflect emotionally positive state and internalized attention: high-resolution EEG investigation of meditation (人类前部和额叶中线theta和下alpha反映情绪积极状态和内化注意力:冥想的高分辨率脑电图研究)”, 神经科学快报310.1 (2001): 第57-60页(在下文中,称为引用文献1)已经描述了提取诸如 θ 波、 α 波和 β 波等的信号频率分量的特征作为对人类情绪有作用的脑电图生理测量值。

[0112] 另一方面,如上所述,情绪出汗(EDA)被视为皮肤电导的时间序列信号(以下称为皮肤电导信号)。Benedek, M. Kaernbach, C. (2010) 的“A continuous measure of phasic electrodermal activity (连续测量阶段性皮肤电活动)”, 神经科学方法期刊, 190, 第80-91页(在下文中,称为引用文献2)已经描述了从皮肤电导信号中提取的生理测量值被分成指示瞬时出汗活动的皮肤电导反应(SCR)和指示皮肤表面状态的温和变化的皮肤电导水平(SCL)。

[0113] 此外,可以从脉搏波(PPG)中提取心率和心率变化。心率变化可以是生理测量值,诸如MHR、LF、HF、LF/HF、PNN50和RMSSD。

[0114] 通常,通过约5分钟的分析窗口(滑动窗口)提取特征量。例如,Salahuddin、Lizawati等人的“Ultra short term analysis of heart rate variability for monitoring mental stress in mobile settings (用于监测移动环境中的精神压力的心率变异性的超短期分析)”, 2007年第29届IEEE医学与生物学工程国际年会, IEEE, 2007(在下文中,称为引用文献3)已经进一步考虑了实时性,将大约几十秒的短窗口内的心率变异性(HRV)描述为超短期HRV。

[0115] 应当注意,特征量不限于生理学上已知的特征量。特征量提取单元102执行信号处理,通过例如深度学习或自动编码器以数据驱动的方式提取对情绪有贡献的特征量。

[0116] 情绪状态时间序列标注单元103将特征量提取单元102提供的特征量向量 x 中的滑动窗口内的时间序列特征量 $X_k = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ 设置为输入。情绪状态时间序列标注单元103通过预先构建的作为机器学习模型的识别模型来识别时间序列中的情绪状态预测标

签,并将它们标注为 $Y_k = (y_1, y_2, \dots, y_k)$ 。

[0117] 情绪状态时间序列标注单元103将预测标签的时间序列数据 $Y_k = (y_1, y_2, \dots, y_k)$ 作为情绪状态的时间序列标注结果输出到稳定化处理单元104。此时,情绪状态时间序列标注单元103还输出由识别模型获得的预测标签的可靠性。

[0118] 用于情绪状态的时间序列标注的方法可以是通常用于时间序列数据分析或自然语言处理中的识别模型。具体地,该方法的示例可以包括支持向量机(SVM)、K-最近邻(K-NN)、线性判别分析(LDA)、隐马尔可夫模型(HMM)、条件随机场(CRF)、结构化输出支持向量机(SOSVM)、贝叶斯网络、递归神经网络(RNN)和长短期记忆(LSTM)。应当注意,该方法不受限制。

[0119] 稳定化处理单元104利用情绪状态时间序列标注单元103提供的与情绪状态的预测标签相关的时间序列数据 $Y_t = (y_1, y_2, \dots, y_t)$,利用滑动窗口内的时间序列中的情绪状态预测标签的可靠性对时间序列的情绪状态的预测标签执行加权求和,并且输出预测标签的代表值 z (例如,稍后将描述的唤醒程度)和预测标签的代表值的可靠性 r ,以作为情绪估计结果。预测标签的代表值的可靠性 r 是计算预测标签的代表值时的可靠性。

[0120] 具体地,稳定化处理单元104利用预测标签的可靠性对滑动窗口中的情绪状态的预测标签执行加权求和,从而计算滑动窗口中的预测标签的代表值的可靠性 r 。另外,稳定化处理单元104对预测标签的代表值的可靠性 r 执行阈值处理,并且输出预测标签的代表值 z 作为情绪估计结果。

[0121] 图9是示出稳定化处理单元104在滑动窗口中执行情绪状态的时间序列标注的图像的示意图。

[0122] 图9示出了以子序列为单位的滑动窗口的内部。在图中, y 表示情绪状态的预测标签, c 表示通过识别模型获得的预测标签的可靠性,并且 Δt_i 表示第 i 个事件的持续时间。

[0123] 如图9所示,在滑动窗口中,对于每个事件,同时计算每个情绪状态的预测标签 y 和预测标签的可靠性 c 。

[0124] 应当注意,在基于唤醒程度来识别情绪状态的预测标签 y 的情况下,例如,唤醒程度的强弱被定义为两个类型0和1中的一个。

[0125] 此外,为了便于描述,图9示出了事件持续时间彼此间隔开的示例。然而,事件持续时间不需要彼此间隔开。

[0126] 图10是示出在稳定化处理单元104中根据滑动窗口中的时间序列的情绪状态的预测标签和可靠性来计算预测标签的代表值的计算方法的示意图。

[0127] 根据以下数学式(1)计算预测标签的代表值可靠性 r 。

[0128] [数学式1]

$$r(t) = \sum_i w_i c_i y_i \Delta t_i / \sum_i w_i \Delta t_i \dots (1)$$

[0130] 其中, i 表示在滑动窗口中检测到的多个事件中的一个事件的事件编号,其中 y 表示情绪状态的预测标签, c 表示的通过识别模型获得的预测标签的可靠性,并且 Δt_i 表示第 i 个事件的持续时间。此外, w 表示遗忘权重。该权重随时间而变小。

[0131] 根据上面的数学式(1),对于在滑动窗口中检测到的多个事件中的情绪状态的预测标签的可靠性,滑动窗口中的预测标签的代表值的可靠性被计算为连续值 $[-1 \ 1]$ 。

[0132] 另外,通过对数学式(1)的输出 r 进行阈值处理并将其代入下面所示的数学式

(2), 计算预测标签的代表值 z , 以作为情绪估计结果。

[0133] [数学式2]

$$[0134] \quad z(t) = \begin{cases} 0 & (\text{if } r(t) < 0) \\ 1 & (\text{if } r(t) > 0) \dots \\ \text{前值 (其他)} & \end{cases} \quad (2)$$

[0135] 在数学式(2)中, 作为情绪估计结果的预测标签的代表值 z 的数值取决于用户的情绪状态的预测标签 y 的定义。

[0136] 例如, 在基于唤醒程度来识别情绪状态的预测标签的情况下, 情绪状态的预测标签(即, 唤醒程度的强弱)被定义为两个类型0和1中的一个。在这种情况下, 当作为情绪估计结果的预测标签的代表值 z 为0时, 用户在感兴趣时间的情绪状态被分类为低唤醒程度(放松状态)。此外, 当作为情绪估计结果的预测标签的代表值 z 为1时, 用户在感兴趣时间的情绪状态被分类为高唤醒程度(清醒且专注状态)。

[0137] <设备的处理>

[0138] 图11是描述图8中的生物信息处理设备11的处理的流程图。

[0139] 在步骤S101中, 滤波器预处理单元101对由生物传感器测量的生物信号执行预处理。滤波器预处理单元101将经过预处理的生物信号输出到特征量提取单元102。

[0140] 在步骤S102中, 特征量提取单元102基于滤波器预处理单元101提供的生物信号提取特征量。特征量提取单元102将提取的特征量向量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 输出到情绪状态时间序列标注单元103。

[0141] 在步骤S103中, 情绪状态时间序列标注单元103将由特征量提取单元102提供的特征量中的滑动窗口中的特征量设置为输入, 并且执行情绪状态的时间序列标注。情绪状态时间序列标注单元103将时间序列中的情绪状态的预测标签作为情绪状态的时间序列标注结果输出到稳定化处理单元104。

[0142] 在步骤S104中, 稳定化处理单元104将由情绪状态时间序列标注单元103提供的时间序列的情绪状态的预测标签设置为输入, 并且根据上述数学式(1)计算滑动窗口中的预测标签的代表值的可靠性 r 。

[0143] 在步骤S105中, 稳定化处理单元104根据上述数学式(2)对预测标签的代表值的可靠性 r 执行阈值处理, 并输出预测标签的代表值 z 作为情绪估计结果。

[0144] 如上所述, 在本技术内容的第一实施方式中, 基于利用预测标签可靠性(即, 预测标签的可靠性)对预测标签执行加权求和的结果来输出情绪估计结果。因此, 情绪估计的估计精度的稳健性得到改善。

[0145] <4、第二实施方式(额外配置)>

[0146] <设备的第二配置>

[0147] 图12是示出生物信息处理设备11的第二配置示例的框图。

[0148] 在第二实施方式中, 增加了信号质量确定单元201, 以便身体运动例如在实际环境中引起噪声的情况下进一步提高情绪估计对噪声的稳健性。

[0149] 也就是说, 图12中的生物信息处理设备11与图8中的生物信息处理设备11的不同之处在于, 增加了信号质量确定单元201, 并且用稳定化处理单元202代替了稳定化处理单

元104。在图12中,用相同的附图标记表示与图8相对应的那些部分。

[0150] 信号质量确定单元201分析由生物传感器测量的生物信号的波形,并判定伪影类型。信号质量确定单元201基于判定结果来确定信号质量,并且计算信号质量评分作为信号质量确定结果。

[0151] 稳定化处理单元202对情绪状态预测标签可靠性和作为信号质量确定单元201的确定结果的信号质量评分执行加权求和。稳定化处理单元202输出预测标签的代表值 z 和预测标签的代表值的可靠性 r 作为情绪估计结果。

[0152] 图13是示出稳定化处理单元202在滑动窗口中执行情绪状态时间序列标注的图像的示意图。

[0153] 图13示出了如图9所示的以子序列为单位的滑动窗口的内部。在图中, y 表示情绪状态的预测标签, c 表示通过识别模型获得的预测标签的可靠性,并且 Δt_i 表示第 i 个事件的持续时间。

[0154] 另外,图13示出了信号质量评分 s ,其是信号质量确定单元201与滑动窗口同时的输出。

[0155] 也就是说,在图13的稳定化处理单元202中,与图9中相同,对于每个事件,同时计算每个情绪状态的预测标签 y 和滑动窗口中的预测标签的可靠性 c 。另外,信号质量确定单元201在滑动窗口的同时将信号质量评分 s 输出到稳定化处理单元202。

[0156] 图14是示出在稳定化处理单元202中根据滑动窗口中的情绪状态的预测标签、可靠性和信号质量评分来计算预测标签的代表值的计算方法的示意图。

[0157] 信号质量确定单元201计算信号质量评分 s 的时间序列数据,并将其输出到稳定化处理单元202。稳定化处理单元202使用如图14所示的信号质量评分 s ,并反馈信号质量作为用于计算预测标签的代表值的可靠性的权重。在反馈了信号质量的情况下,用于代表值可靠性 r 的计算方法基于上述数学式(1)可以定义为下面所示的数学式(3)。

[0158] [数学式3]

$$r(t) = \sum_i w_i c_i s_i y_i \Delta t_i / \sum_i w_i \Delta t_i \dots (3)$$

[0160] 应当注意, s_i 表示第 i 个事件的信号质量评分[0.0 1.0]。

[0161] 根据上述数学式(3),相对于在滑动窗口中检测到的多个事件中的情绪状态的预测标签的可靠性,滑动窗口中的预测标签的代表值的可靠性被计算为连续值[-1 1]。

[0162] 另外,与第一实施方式相同,通过对数学式(3)的输出 r 进行阈值处理并将其代入上述数学式(2),计算预测标签的代表值 z 作为情绪估计结果。

[0163] 应当注意,以下数学式(4)可以代替上述数学式(3)。

[0164] [数学式4]

$$r(t) = \sum_i w_i c_i s_i y_i \Delta t_i / \sum_i w_i s_i \Delta t_i \dots (4)$$

[0166] 数学式(3)具有在信号质量越低的滑动窗口中可靠性 r 越低的特性。对于具有这种特性的数学式(3),可以通过包含 s_i 作为分母来对数学式(4)进行归一化。因此,在具有不同信号质量的滑动窗口之间也可以执行统一的情绪判定。

[0167] 之后,数学式(4)可以代替数学式(3)。

[0168] <通常使用的信号质量确定处理>

[0169] Lawhern,Vernon,W.David Hairston和Kay Robbins的“DETECT:AMATLAB toolbox

for event detection and identification in time series,with applications to artifact detection in the EEG signals (DETECT:用于时间序列事件检测和识别的MATLAB工具箱,可应用于EEG信号中的伪影检测)”,PLoS One 8.4 (2013):e62944(在下文中,称为引用文献4)已经描述了一种通常使用的技术,信号质量确定单元201基于该技术确定信号质量。

[0170] 在根据引用文献4的技术中,如图15所示,输入配置有多个通道的脑电图信号,并分析波形。

[0171] 图15是示出每个时刻的脑电图信号的波形示例的示意图。

[0172] 在实际环境中测量脑电图的情况下,由于用户的移动,各种类型的噪声会叠加在脑电图信号上,如图15所示。

[0173] 在 $t=63$ 至 $t=66$ 的时间和 $t=71$ 至 $t=74$ 的时间内,没有噪声叠加在脑电图信号上。应当注意,没有叠加噪声的信号在图中被示出为“干净的”。

[0174] 在 $t=66$ 至 $t=68$ 的时间内,伪影1=眼球运动噪声(图中的“眼球运动”)叠加在脑电图信号上。眼球运动噪声是例如当人移动视线时特别是在前额的脑电图信号中产生的噪声。

[0175] 在 $t=68$ 至 $t=70$ 的时间内,伪影2和3=肌电图噪声(图中的“肌肉”)叠加在脑电图信号上。肌电图噪声是例如当人在对话期间做出面部表情或运动其肌肉时在脑电图信号中生成的噪声。

[0176] 在 $t=70$ 至 $t=72$ 的时间内,伪影4和5=眨眼噪声(图中的“眨眼”)叠加在脑电图信号上。眨眼噪声是例如当人眨眼的频率和强度改变时特别是在前额的脑电图信号中产生的噪声。

[0177] 在 $t=170$ 至 $t=180$ 的时间内,伪影6=心电图噪声(图中的“心脏”)叠加在脑电图信号上。源自人类心率的变化可以表现为电位变化,并且电位位移可以是脑电图信号中的心电图噪声。

[0178] 如上所述,叠加有各种类型噪声的脑电图信号具有不同的波形。因此,通过分析波形来判定每个伪影的生成区域中的信号波形,并判定伪影类型。此时,使用例如模式匹配、用于波形判定的信号处理和机器学习技术来确定信号质量。

[0179] 例如,Khatwani,Mohit等的“Energy Efficient Convolutional Neural Networks for EEG Artifact Detection(用于脑电图伪影检测的节能卷积神经网络)”,2018IEEE生物医学电路和系统会议(BioCAS),IEEE,2018(下文中,称为引用文献5)已经描述了用于确定信号质量的机器学习技术。

[0180] 在根据引用文献5的技术中,基于作为机器学习模型的识别模型执行判定,从而对生物信号的每个波形识别类型。基于类型判定结果,确定信号质量。

[0181] 信号质量确定单元201还使用上述信号质量确定技术作为基础来计算专门用于稳定化处理单元202中的处理(数学式(3))的信号质量评分(SQE评分)。

[0182] <利用脑电图确定信号质量>

[0183] 图16是示出利用脑电图确定质量稳定性的示例的示意图。

[0184] 在实际环境中测量脑电图的情况下,如上参考图15所述,由于用户运动而检测到叠加在脑电图信号(图中的“EEG”)上的具有各种噪声(例如,图中的“眼睛运动”、“肌肉”、

“眨眼”、“心脏”)的信号(图中的“观察到的EEG信号”)。

[0185] 这些类型的噪声是当用户在普通环境或实际环境中体验应用时自然产生的,并且由于诸如用户情况和设备限制等因素,通常不能通过滤波完全消除这些噪声。

[0186] 鉴于此,在第二实施方式中,预先定义生成每个噪声的情况中的识别类型,并且建立基于监督学习的识别模型。在下文中,利用信号质量估计的首字母将用于确定质量的识别模型称为SQE识别模型,并且预先定义的识别类型被称为SQE识别类型。

[0187] 信号质量确定单元201基于SQE识别模型来判定波形类型。然后,信号质量确定单元201计算专用于数学式(3)中定义的信号处理方法的信号质量评分s。根据以下数学式(5)计算信号质量评分s。

[0188] [数学式5]

$$s_m = \alpha_m f(d_m) \dots (5)$$

[0190] 其中m表示SQE识别类型, α_m 表示对应于SQE识别类型的类型标签(常数:预先设置为[0,1]), d_m 表示通过SQE识别模型获得的类型标签的可靠性(其取决于输入信号[0,1]), $f()$ 表示函数并且被定义为用于调整的查找表(预先设置为[0,1])。

[0191] “ α ”是根据基于SQE识别类型所判定的噪声类型并考虑滤波器预处理单元101的噪声消除性能差异的调整项。

[0192] 在本技术内容中,在基于SQE识别模型判定脑电图信号是干净的情况下,设置其中 $f()$ 单调增大的查找表,使得在数学式(3)中由SQE识别模型获得的类型标签可靠性越大,判定为肯定类型的权重越大。

[0193] 这里,肯定类型是指基于预定阈值将信号质量判定为良好的类型。否定类型是指基于预定阈值将信号质量判定为差并且包含噪声的类型。

[0194] 在脑电图信号干净的情况下,权重被设置为最大值 $\alpha=1.0$ 。在脑电图信号中已经产生噪声的情况下,设置其中 $f()$ 单调减小的查找表,使得在数学式(3)中由SQE识别模型获得的类型标签的可靠性越大,判定为在肯定类型的权重越小。

[0195] 根据SQE识别类型和滤波器预处理单元101的性能差异调整“ α ”。例如,对于可以通过信号处理较容易地消除的眨眼噪声,“ α ”被设置为较大, $\alpha_m=0.9$ 。例如,对于原则上难以通过滤波器预处理单元101中的信号处理消除的肌电图噪声,“ α ”被设置为较小, $\alpha_m=0.2$ 。

[0196] 应当注意,在本技术内容中, α_m 是调整项,并且该值不受限制。

[0197] 在m是主信号的情况下,“ $f(d_m)$ ”单调增加,而在m是噪声的情况下,“ $f(d_m)$ ”单调减小。

[0198] 如上所述,定义上述数学式(5)允许信号质量评分s[0.0 1.0]的值随着信号质量的增加而增大,并且允许信号质量评分s[0.0 1.0]的值随着信号质量的降低而减小。这被确立为专用于数学式(3)的信号处理方法。

[0199] 此外,已经描述了SQE识别模型确定所有信道中的每个时刻的信号质量的示例。然而,在本技术内容中,也可以逐个信道地确定SQE识别模型的信号质量。

[0200] 另外,在本技术内容中,在基于多种类型的生物信号模态(例如,诸如脑电图(EEG)、脉搏波(PPG)和出汗(EDA)等多模态信号)估计情绪的处理也被设置为目标的情况下,为每种生物信号模态建立SQE识别模型,并且确定信号质量。

[0201] 因此,针对上述数学式(5),将描述进一步扩展的变型例,以应对这种情况。

[0202] <信号质量评分的权重>

[0203] 图17是示出计算每个类型和每个信道的信号质量评分(SQE评分)的权重的示例的示意图。

[0204] 图17的左侧所示出的图形示出了与每种类型和每个通道的信号相对应的特征量对判定情绪状态的贡献程度。

[0205] 该图形显示了基于脑电图计算的特征量(θ 波、 α 波和 β 波)、基于脉搏波计算的特征量(平均心率、RMSD和LF/HF)、以及基于出汗计算的特征量(SCL和SCR)。

[0206] 该图形显示了机器学习模型是由三类($j=3$)生物信号构成的情绪估计模型的示例。

[0207] 此时,如图17的右侧所示,需要利用积分信号质量评分 s 作为标量值来计算 j 类生物信号,以便将其应用于上述数学式(3)。

[0208] 在本技术内容中,对 j 类信号中的每一种信号执行SQE评分的加权求和,将综合信号质量评分 s 确定为估计结果。具体地,根据以下数学式(6)计算信号质量评分 s 。

[0209] [数学式6]

$$s_m = \sum_j W_j \alpha_{m,j} f(d_{m,j}) / \sum_j W_j \dots (6)$$

[0211] 应当注意,模型贡献度总和 W_j 表示由以下数学式(7)表示。

[0212] [数学式7]

$$W_j = \sum_{k \in F_j} |w_{jk}| \dots (7)$$

[0214] 也就是说,通过计算属于信号 j 的特征量的模型贡献度总和 W_j ,并加上 W_j 作为信号 j 的信号质量评分的权重,从而计算每个时刻的综合信号质量评分的标量值。

[0215] 如上所述,本技术内容还可以应用于计算每个类型和每个通道的SQE评分的权重的情况。

[0216] <设备的处理>

[0217] 图18是描述图12中的生物信息处理设备11的处理的流程图。

[0218] 在图18中,执行与图11中的步骤S101至S103类似的步骤S201至S203,因此将省略其描述。

[0219] 在图18中,步骤S204和S205与步骤S201至S203并行处理。

[0220] 在步骤S204中,信号质量确定单元201分析每个生物传感器的信号波形并判定波形类型。

[0221] 在步骤S205中,信号质量确定单元201计算对应于波形类型的信号质量评分。信号质量确定单元201将计算出的信号质量评分输出到稳定化处理单元202。

[0222] 在步骤S206中,稳定化处理单元202将情绪状态时间序列标注单元103提供的时间序列中的情绪状态标签和稳定化处理单元202提供的信号质量评分设置为输入,并且根据上面的数学式(3)计算滑动窗口中的预测标签的代表值的可靠性 r 。

[0223] 在步骤S207中,稳定化处理单元202根据上面的数学式(2)对预测标签的代表值的可靠性 r 执行阈值处理,并输出预测标签的代表值 z 作为情绪估计结果。

[0224] 如上所述,在本技术内容的第二实施方式中,基于信号质量确定结果和预测标签的可靠性的加权求和结果来输出情绪估计结果。因此,与第一实施方式相比,情绪估计的估

计准确度的稳健性得到进一步提高。

[0225] 应当注意,尽管上面已经描述了通过机器学习方法确定信号质量的示例,但是可以通过除机器学习之外的方法来确定信号质量。

[0226] 例如,可以使用心率传感器(光电体积描记术(PPG))。当正常测量脉搏波时,脉搏波具有对应于脉搏的强周期性。当产生诸如身体移动噪声等噪声时,信号周期性降低。

[0227] 鉴于此,W02017/199597(在下文中,称为引用文献6)已经描述了通过分析信号的自相关(信号本身的移位量与相关值之间的关系)来评估脉搏波信号的周期性。例如,利用根据引用文献6的技术,当自相关值低时,周期性被识别为低,并且可以确定信号质量。

[0228] 因此,信号质量确定单元201可以在没有机器学习的情况下输出与信号周期的强弱相对应的信号质量评分。

[0229] 应当注意,本技术内容不限于脉搏波,并且可以应用于具有高周期性的生物信号,例如血液流动和持续血压。

[0230] <5.其他>

[0231] <本技术内容的效果>

[0232] 近年来,可以在日常生活环境中使用的可穿戴设备(诸如腕带、头带和耳机)测量对情绪变化有作用的神经活动,且对用户的负担较小。特别地,期望可以容易地测量自主神经活动(例如,脉搏波和出汗)。

[0233] 还期望通过近年来已经被积极研究的可自然地安装在头部的可穿戴设备(例如,虚拟现实(VR)头戴式显示器)或可自然地适应用户体验的可穿戴设备(例如,采用In-ear EEG/Around-ear EEG等在耳朵内部/周围测量脑电图的技术的耳机或头戴式可穿戴设备)感测脑电图来实现情绪估计。

[0234] 另一方面,在日常生活和实际环境中的应用中,存在用户身体运动的影响。由于生物信号通常具有低信号强度,因此有必要改善对因用户身体移动引起的噪声影响的稳健性,以便在日常生活和实际环境中执行准确的感测。

[0235] 鉴于此,在本技术内容中,基于预测标签与预测标签可靠性(即预测标签的可靠性)的加权求和结果来输出情绪估计结果。

[0236] 这样可以提高情绪估计对噪声的稳健性并提高情绪估计的准确性。

[0237] 另外,在本技术内容中,基于情绪状态的预测标签的可靠性和信号质量确定结果的加权求和结果来输出情绪估计结果。

[0238] 因此,预期可以扩展涉及用户身体移动的实际应用。

[0239] 预期可以开发涉及身体运动的各种应用,例如,监测日常生活中的压力状态、可视化办公室环境中的集中状态、用户在观看视频内容时的参与度分析、或者玩游戏期间的兴奋度分析。

[0240] <计算机的配置示例>

[0241] 可以通过硬件执行或者可以由软件执行上述一系列处理。例如,如果通过软件执行一系列处理,则通过程序记录介质在集成专用硬件的计算机或通用个人计算机中安装用于配置软件的程序,。

[0242] 图19是示出根据程序执行上述一系列处理的计算机的硬件的配置示例的框图。

[0243] 中央处理单元(CPU)301、只读存储器(ROM)302和随机存取存储器(RAM)303通过总

线304彼此连接。

[0244] 输入/输出接口305也连接到总线304。由键盘、鼠标等构成的输入单元306和由显示器、扬声器等构成的输出单元307连接到输入/输出接口305。此外,由硬盘、非易失性存储器等构成的存储单元308、由网络接口等构成的通信单元309、以及驱动可移除介质311的驱动器310连接到输入/输出接口305。

[0245] 在如此配置的计算机中,CPU 301经由输入/输出接口305和总线304将例如存储在存储单元308中的程序加载到RAM 303中并执行。以这种方式,执行上述一系列处理。

[0246] 由CPU 301执行的程序可以例如是记录在作为封装介质的可移动介质311上的程序,或者经由诸如局域网、因特网和数字广播等有线或无线传输介质提供,并安装在存储单元308中。

[0247] 应当注意,由计算机执行的程序可以是以本说明书中描述的顺序按时间顺序处理的程序,或者可以是同时或必要时(例如,在调用时)处理的程序。

[0248] 应当注意,在本说明书中,系统是指由多个组件(设备、模块(部件)等)组成的套件,并且所有组件是否包含在同一外壳中并不重要。因此,容纳在单个壳体中并经由网络连接的多个设备和包括容纳在同一壳体中的多个模块的单个设备都被认为是系统。

[0249] 此外,本文阐述的效果仅仅是示例性的而不是限制性的,并且可以提供其他效果。

[0250] 本技术内容的实施方式不限于上述实施方式,并且可以在不脱离本技术内容的主旨的情况下进行各种修改。

[0251] 例如,本技术内容可以采用云计算配置,其中多个设备经由网络共享且协作地处理单个功能。

[0252] 此外,多个装置可以共享并执行上文参考上述流程图描述的各个步骤,而不是由单个装置执行。

[0253] 另外,如果单个步骤由多个处理构成,则多个装置可以共享并执行单个步骤的多个处理,而不是由单个装置执行。

[0254] <配置的组合示例>

[0255] 本技术内容还可以采用以下配置。

[0256] (1)一种信号处理设备,包括:

[0257] 特征量提取单元,所述特征量提取单元基于测量的生物信号提取对情绪有贡献的生理测量值作为特征量;

[0258] 情绪状态时间序列标注单元,情绪状态时间序列标注单元针对所述特征量的时间序列数据,通过预先构建的识别模型输出情绪状态的预测标签的时间序列数据;以及

[0259] 稳定化处理单元,所述稳定化处理单元基于利用作为所述预测标签的可靠性的预测标签可靠性对所述预测标签执行加权求和的结果来输出情绪估计结果。

[0260] (2)根据(1)所述的信号处理设备,其中

[0261] 所述情绪状态时间序列标注单元针对滑动窗口中的所述特征量的时间序列数据,通过所述识别模型来输出所述滑动窗口中的所述情绪状态的所述预测标签的时间序列数据。

[0262] (3)根据权利要求(1)或(2)所述的信号处理设备,其中

[0263] 所述稳定化处理单元通过对所述预测标签和所述预测标签可靠性执行加权求和,

来计算作为所述预测标签的代表值的可靠性的代表值可靠性,并通过对所述代表值可靠性进行阈值处理来输出所述预测标签的代表值,以作为所述情绪估计结果。

[0264] (4) 根据(3)所述的信号处理设备,其中

[0265] 所述稳定化处理单元根据以下数学式计算所述代表值可靠性

[0266] [数学式1]

$$[0267] \quad r(t) = \sum_i w_i c_i y_i \Delta t_i / \sum_i w_i \Delta t_i$$

[0268] 其中 y 是所述预测标签, c 是所述预测标签可靠性,并且 Δt_i 是第 i 段持续时间。

[0269] (5) 根据(1)或(2)所述的信号处理设备,还包括:

[0270] 信号质量确定单元,所述信号质量确定单元确定所述生物信号的信号质量,其中

[0271] 所述稳定化处理单元基于利用所述预测标签可靠性和所述信号质量的确定结果对所述预测标签执行加权求和的结果来输出所述情绪估计结果。

[0272] (6) 根据(5)所述的信号处理设备,其中

[0273] 所述稳定化处理单元通过利用所述预测标签可靠性和所述信号质量的确定结果对所述预测标签执行加权求和,来计算作为所述预测标签的代表值的可靠性的代表值可靠性,并且通过对所述代表值可靠性执行阈值处理来输出所述预测标签的代表值,以作为所述情绪估计结果。

[0274] (7) 根据(6)所述的信号处理设备,其中

[0275] 所述稳定化处理单元根据以下数学式计算所述代表值可靠性

[0276] [数学式3]

$$[0277] \quad r(t) = \sum_i w_i c_i s_i y_i \Delta t_i / \sum_i w_i \Delta t_i$$

[0278] 其中, y 是所述预测标签, c 是所述预测标签可靠性, s 是作为所述信号质量的确定结果的信号质量评分,并且 Δt_i 表示第 i 个事件的持续时间。

[0279] (8) 根据(7)所述的信号处理设备,其中

[0280] 所述信号质量确定单元利用由用于质量确定的识别模型所识别的两种或更多种类型的类型标签 a 、所述类型标签的可靠性 d 、以及用于调整可靠性 d 的函数 $f()$,根据以下数学式来输出每个类型 m 的所述信号质量评分

[0281] [数学式5]

$$[0282] \quad s_m = \alpha_m f(d_m)。$$

[0283] (9) 根据(8)所述的信号处理设备,其中

[0284] 对于一种或多种类型的每一者,所述函数 $f()$ 针对信号质量被识别为优于预定阈值的类型单调增加,并且针对信号质量被识别为差于预定阈值并且包含噪声的类型单调减小。

[0285] (10) 根据(7)所述的信号处理设备,其中

[0286] 所述信号质量确定单元根据信号周期的强弱来输出信号质量评分。

[0287] (11) 根据(7)所述的信号处理设备,其中

[0288] 当从 j 类的所述生物信号中提取的所述特征量被用作输入变量时,所述稳定化处

理单元使用以下数学式并基于对j类的所述生物信号中的每一者的信号质量评分执行加权求和的结果,来计算所述滑动窗口中的所述预测标签的所述代表值可靠性:

[0289] [数学式3]

$$[0290] \quad r(t) = \sum_i w_i c_i s_i y_i \Delta t_i / \sum_i w_i \Delta t_i。$$

[0291] (12) 根据(11)所述的信号处理设备,其中

[0292] 当属于j类信号的特征量k的模型贡献度为 w_{jk} 时,根据以下数学式表示所述信号质量评分的加权求和计算的权重 W_j :

[0293] [数学式7]

$$[0294] \quad W_j = \sum_{k \in F_j} |w_{jk}|, \text{ 且}$$

[0295] 根据以下数学式计算:

[0296] [数学式6]

$$[0297] \quad s_m = \sum_j W_j \alpha_{m,j} f(d_{m,j}) / \sum_j W_j。$$

[0298] (13) 根据(6)所述的信号处理设备,其中

[0299] 所述稳定化处理单元根据以下数学式计算所述代表值可靠性

[0300] [数学式4]

$$[0301] \quad r(t) = \sum_i w_i c_i s_i y_i \Delta t_i / \sum_i w_i s_i \Delta t_i$$

[0302] 其中y是所述预测标签,c是所述预测标签可靠性,s是所述信号质量评分,并且 Δt_i 表示第i个事件的持续时间。

[0303] (14) 根据(1)至(13)中任一项所述的信号处理设备,其中

[0304] 所述生物信号是通过测量脑电图、情绪出汗、脉搏波、血液流动或持续血压而获得的信号中的至少一种。

[0305] (15) 根据(1)至(14)中任一项所述的信号处理设备,还包括:

[0306] 测量所述生物信号的生物传感器。

[0307] (16) 根据(1)至(15)中任一项所述的信号处理设备,其中

[0308] 壳体被配置为是可穿戴的。

[0309] (17) 一种信号处理方法,包括:

[0310] 基于测量的生物信号提取对情绪有共享的生理测量值作为特征量;

[0311] 针对所述特征量的时间序列数据,通过预先构建的识别模型输出情绪状态的预测标签的时间序列数据;以及

[0312] 基于利用作为所述预测标签的可靠性的预测标签可靠性对所述预测标签执行加权求和的结果来输出情绪估计结果。

[0313] 附图标记

[0314] 1情绪估计处理系统

[0315] 11生物信息处理设备

[0316] 12 服务器

[0317] 13 终端设备

[0318] 14 网络

- [0319] 101 滤波器预处理单元
- [0320] 102 特征量提取单元
- [0321] 103 情绪状态时间序列标注单元
- [0322] 104 稳定化处理单元
- [0323] 201 信号质量确定单元
- [0324] 202 稳定化处理单元

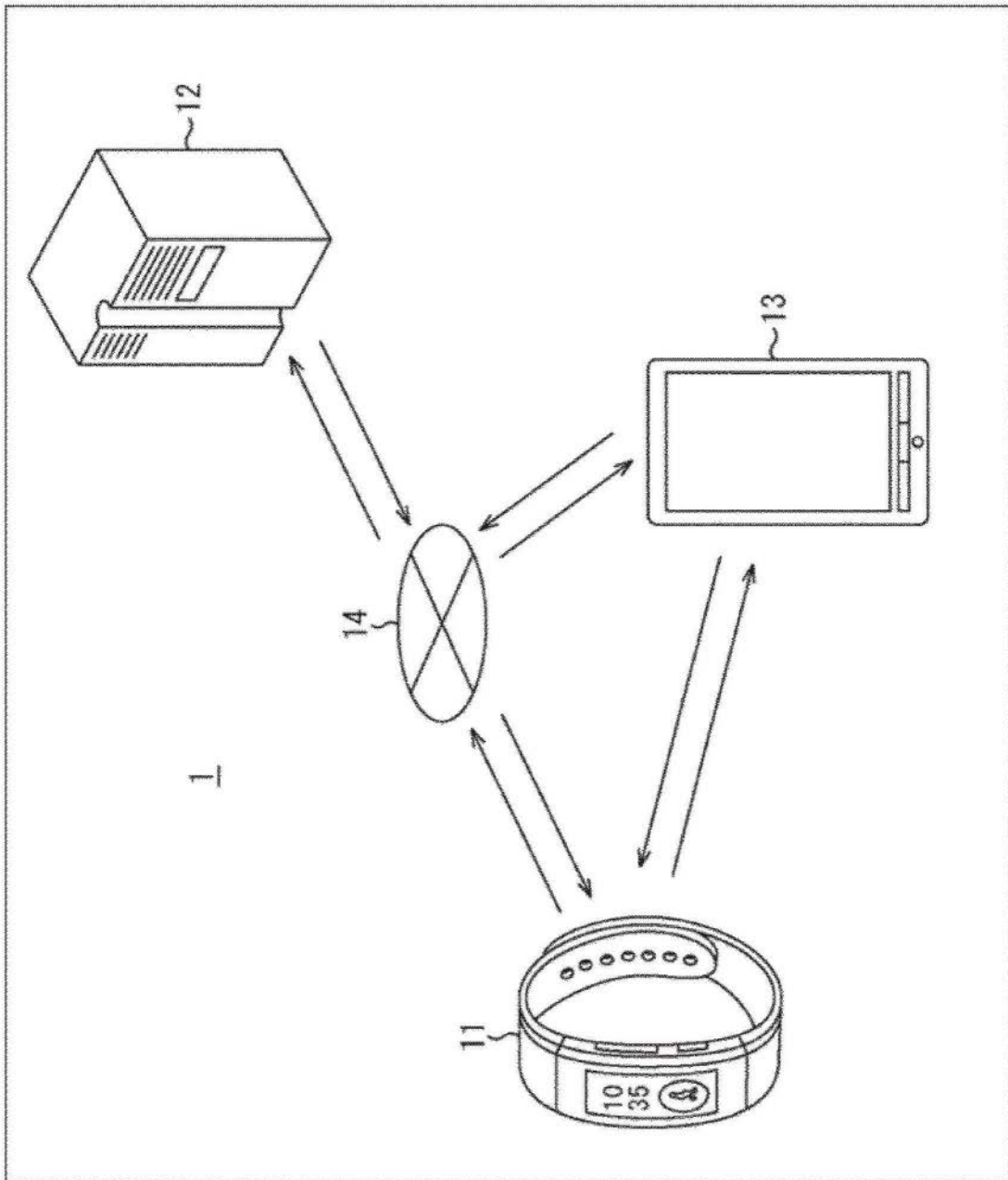


图1

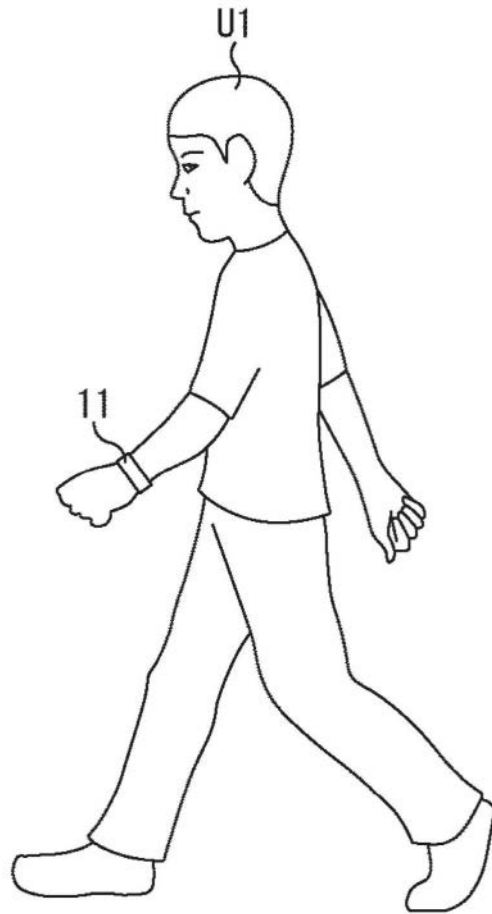


图2

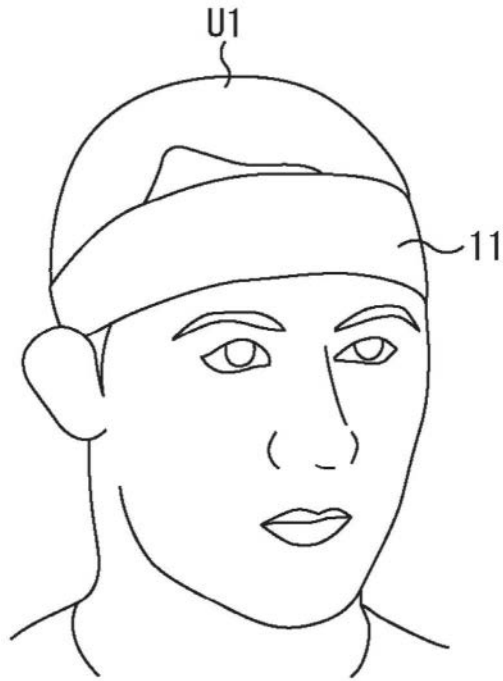


图3

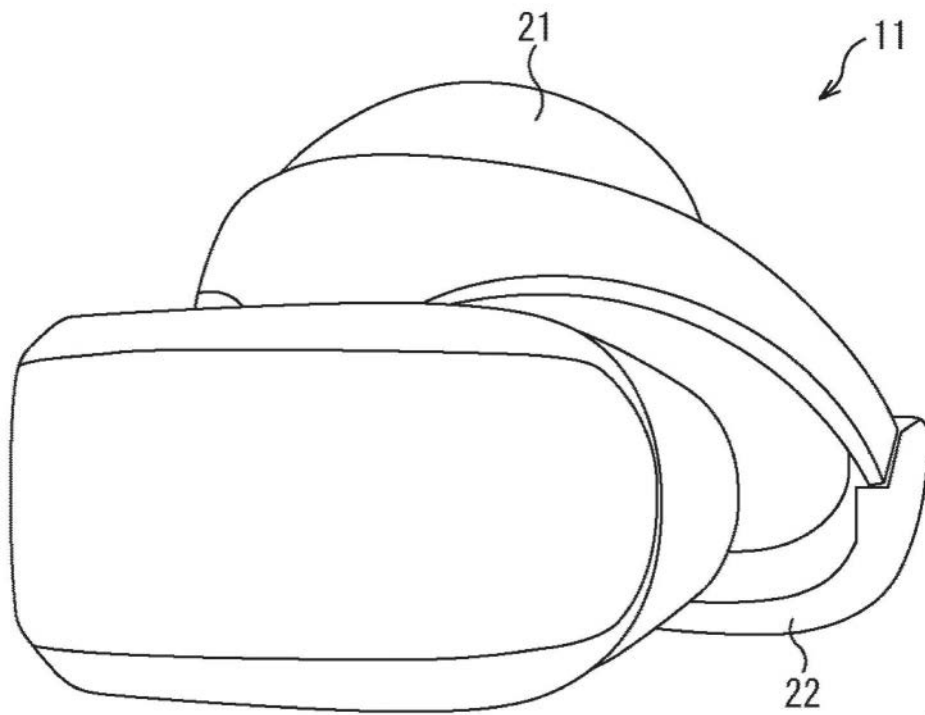


图4

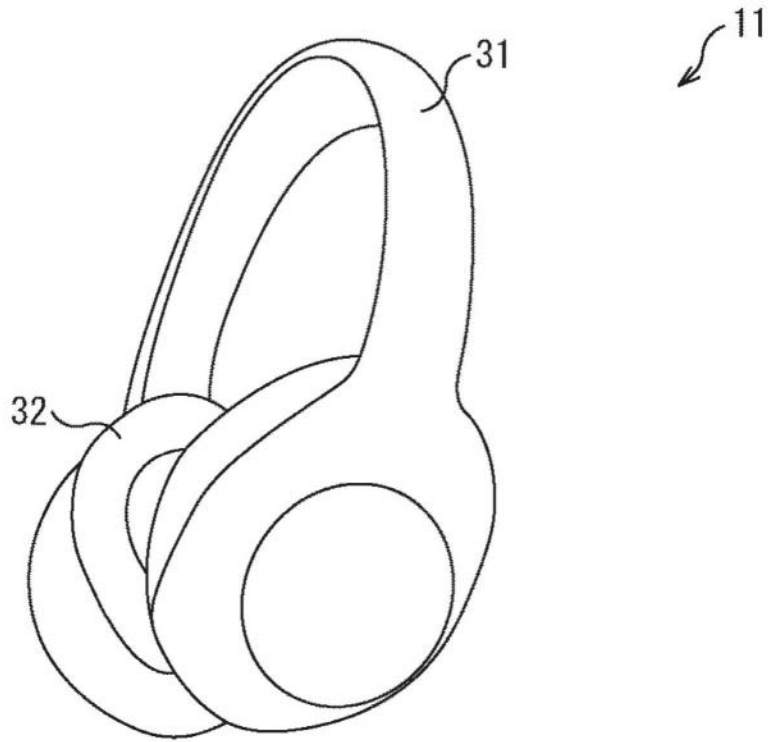


图5

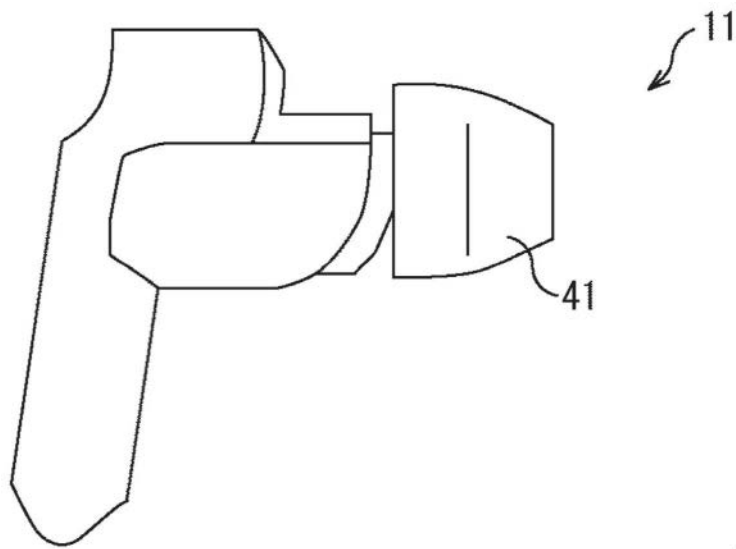


图6

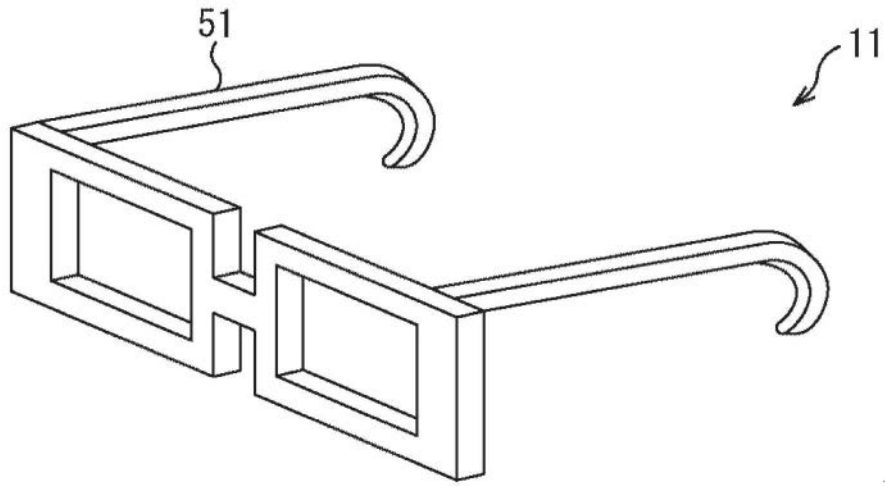


图7

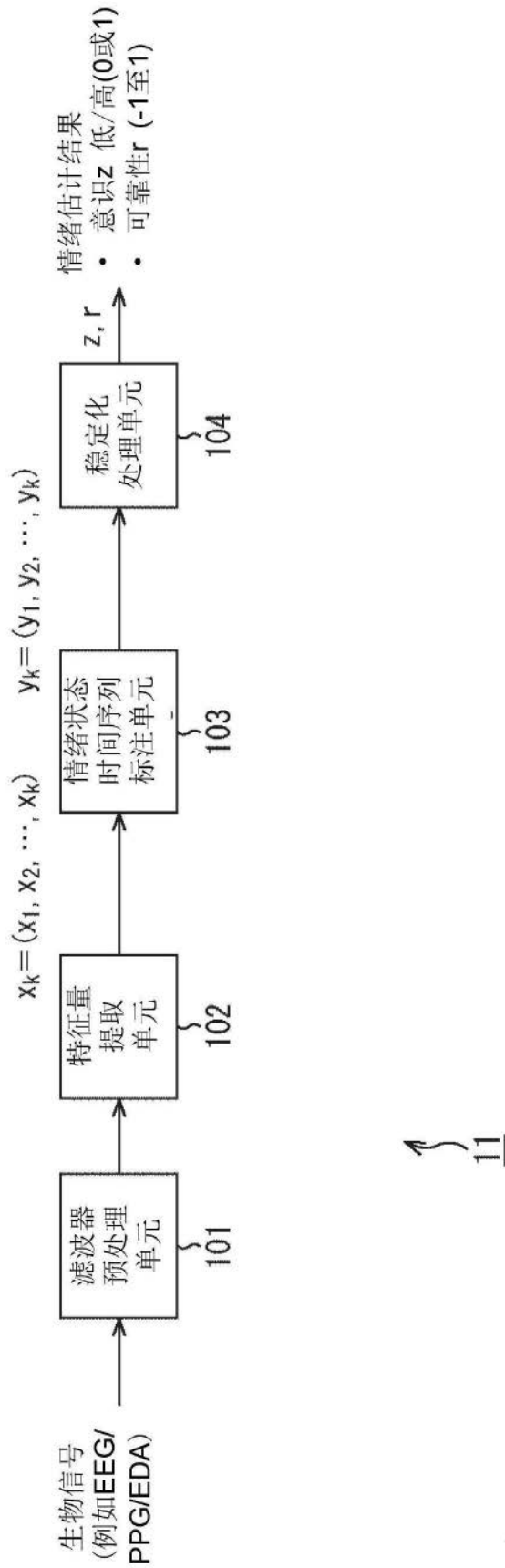


图8

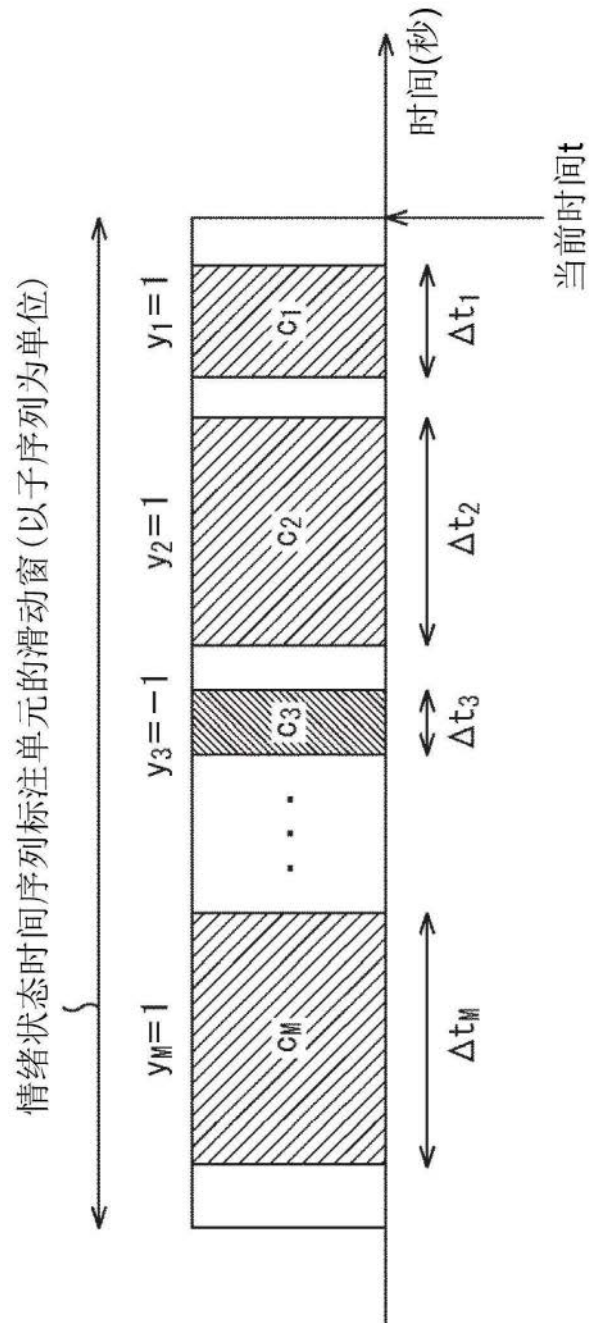


图9

计算预测标签的代表值的可靠性作为连续值[-1~1]
 (执行多个事件的预测标签的加权求和)

$$r(t) = \sum_i w_i c_i y_i \Delta t_i / \sum_i w_i \Delta t_i \quad \dots \dots (1)$$

遗忘权重
事件持续时间
预测标签
 (肯定类型:1/否定类型:-1)
 预测标签的可靠性(0.0~1.0)



离散化预测标签[0 或 1]
 (对r进行阈值处理, 并且计算预测标签的代表值z作为情绪估计结果)

$$z(t) = \begin{cases} 0 & (\text{if } r(t) < 0) \\ 1 & (\text{if } r(t) > 0) \\ \text{前值 (其他)} & \end{cases} \quad \dots \dots (2)$$

图10

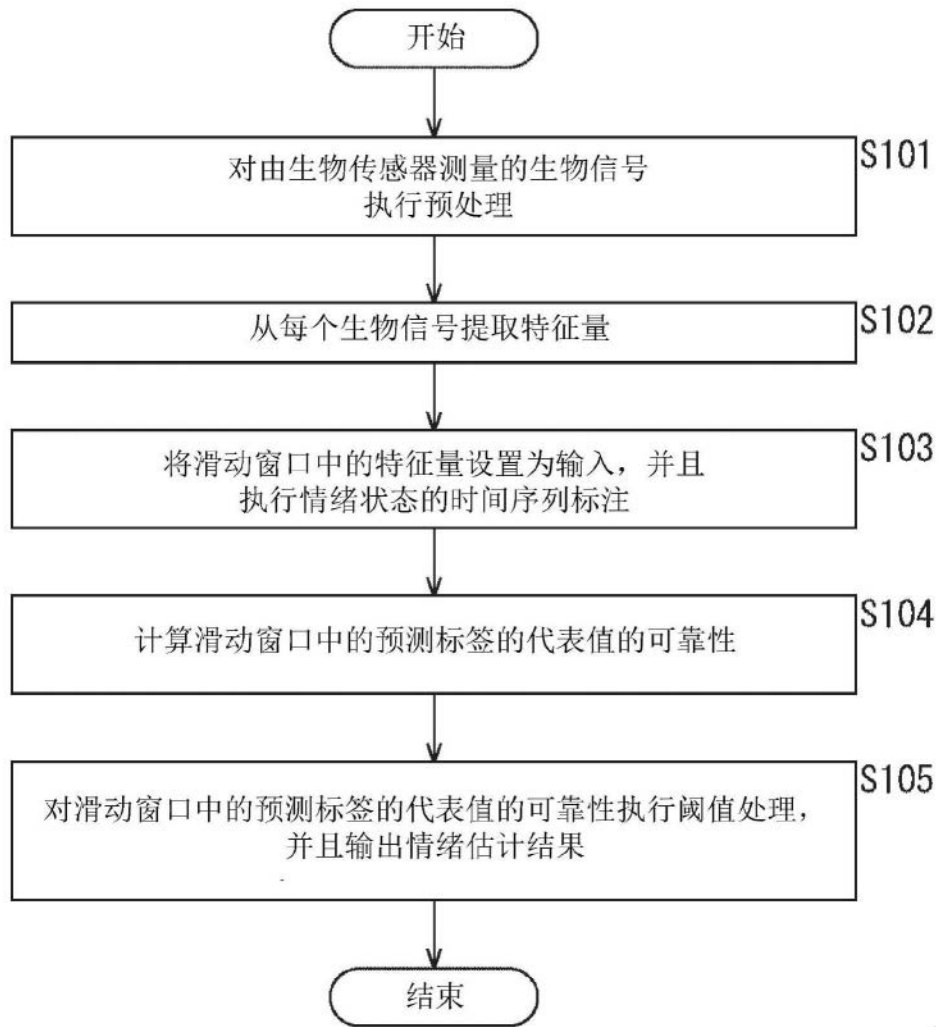


图11

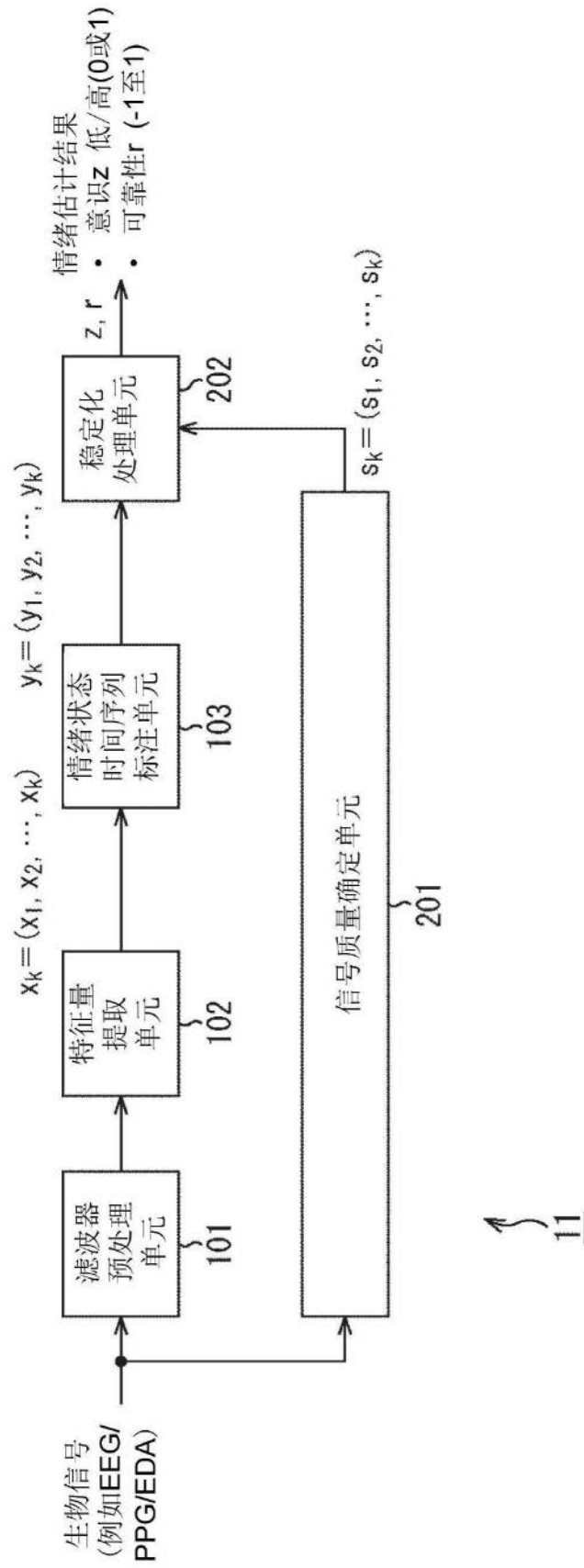


图12

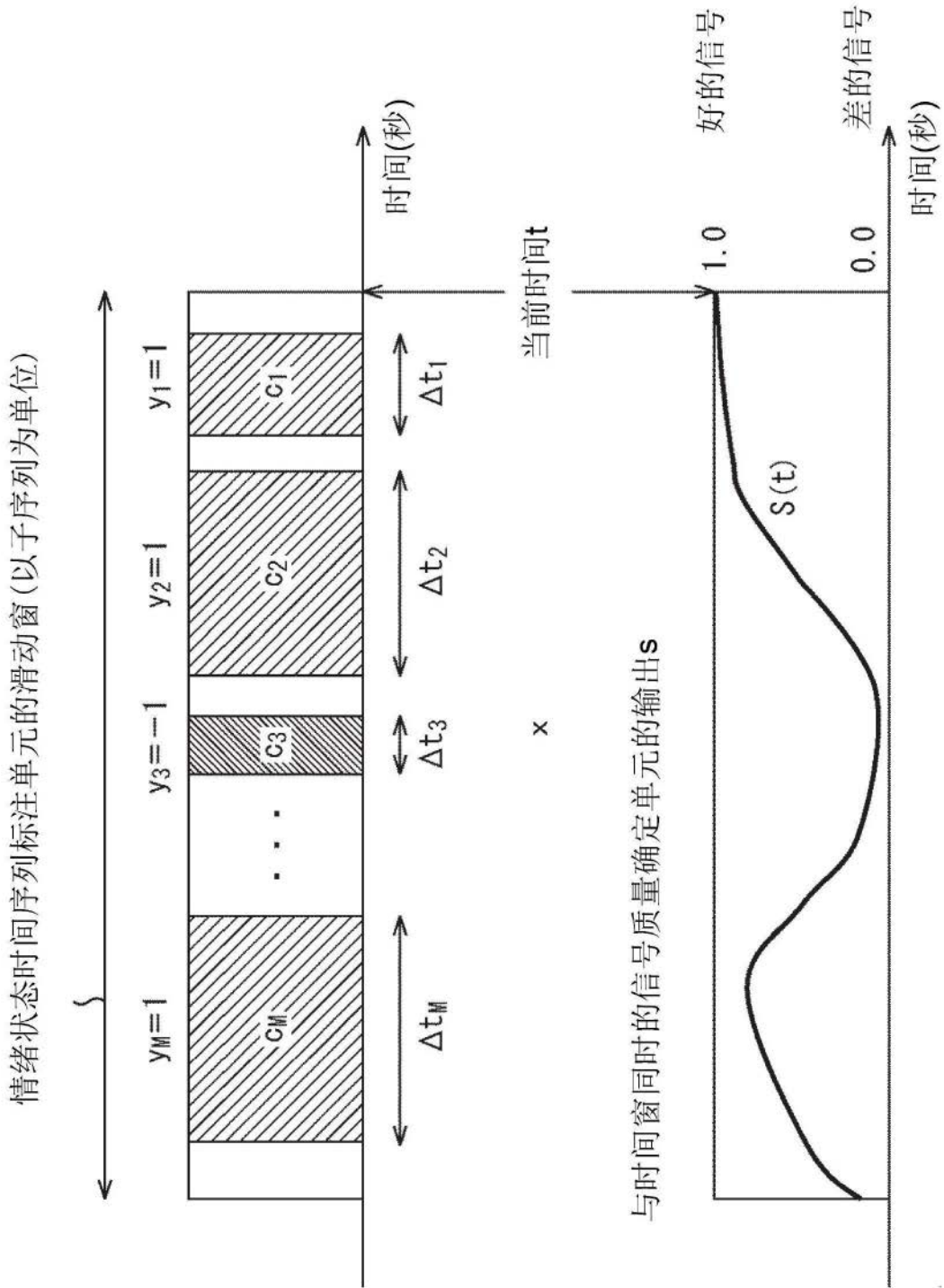
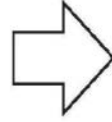


图13

计算预测标签的代表值的可靠性作为连续值[-1~1]
 (执行多个事件的预测标签的加权求和)

$$r(t) = \sum_i w_i c_i s_i y_i \Delta t_i / \sum_i w_i \Delta t_i \quad \dots \dots (3)$$

遗忘权重
 预测标签的可靠性(0.0~1.0)
 事件持续时间
 预测标签
 (肯定类型:1/否定类型:-1)
 SQE评分(0.0~1.0)
 0:差的信号
 1:好的信号



离散化预测标签[0 或 1]
 (对r进行阈值处理, 并且计算预测标签的代表值z作为情绪估计结果)

$$z(t) = \begin{cases} 0 & (\text{if } r(t) < 0) \\ 1 & (\text{if } r(t) > 0) \\ \text{前值 (其他)} & \dots \dots (2) \end{cases}$$

图14

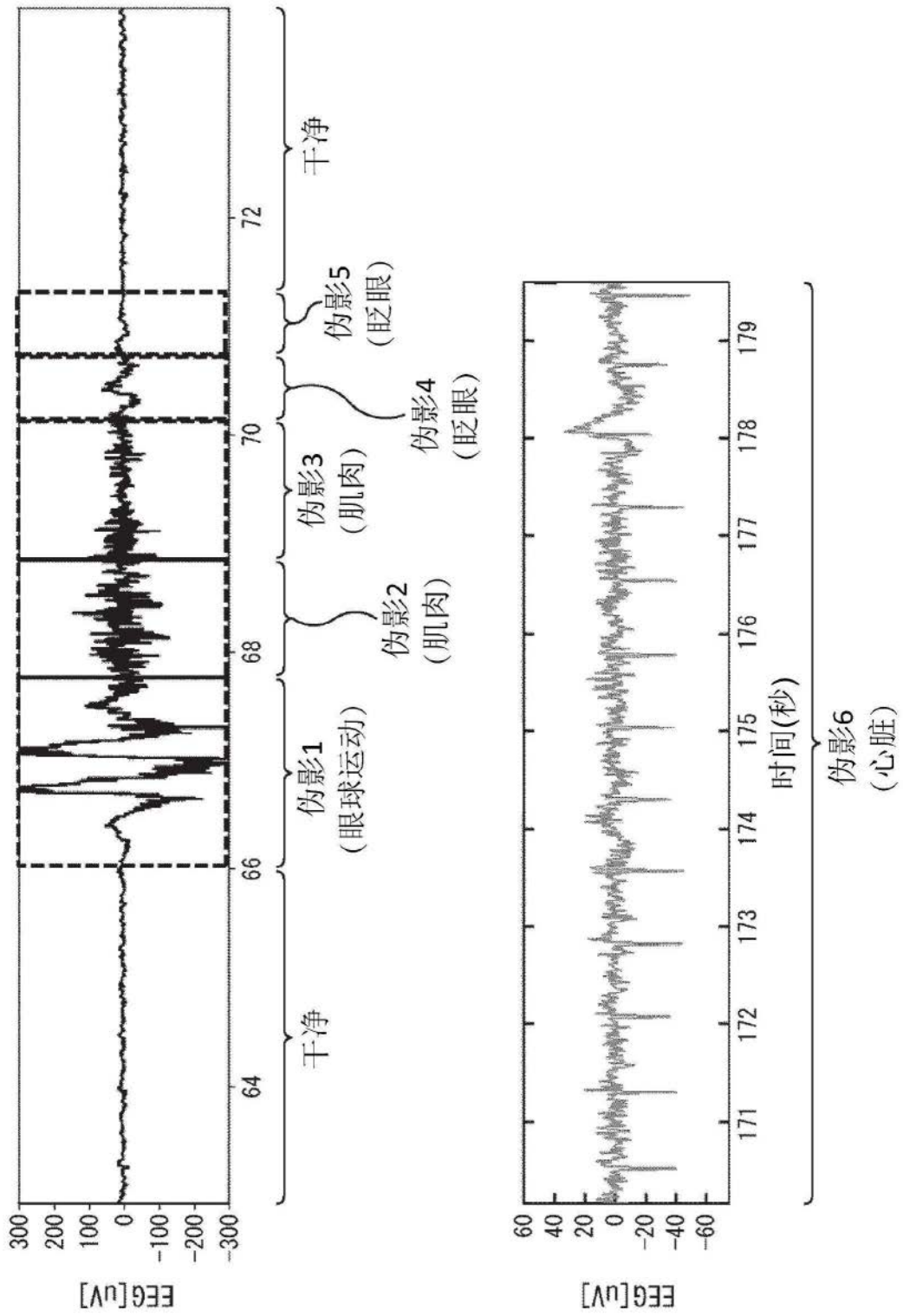
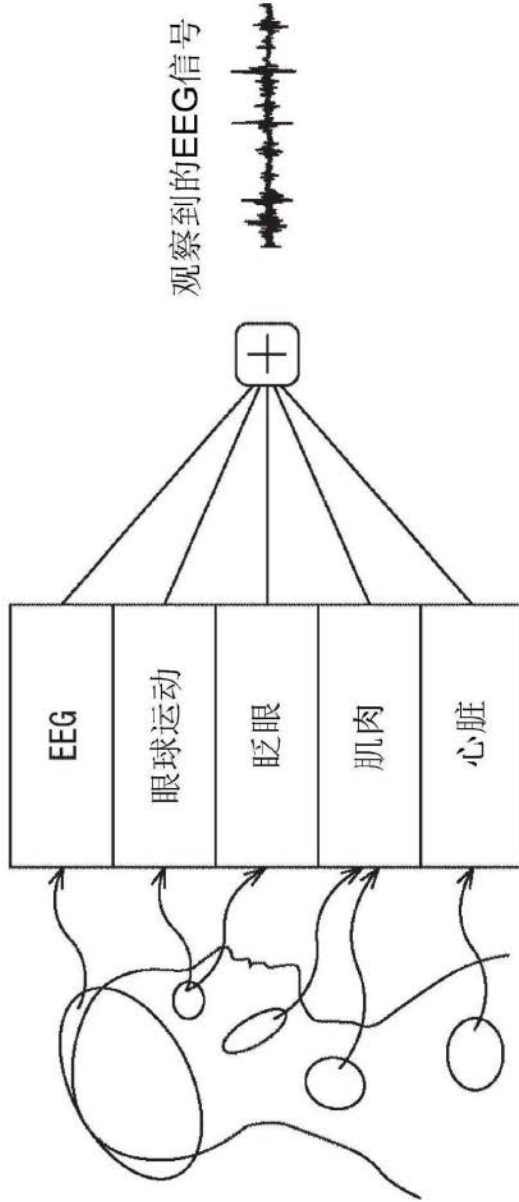


图15



m : SQE识别模型

α_m : 对应于SQE识别类型的类型标签(预先设置[0, 1])

c_m : 类型标签的可靠性(取决于输入信号[0, 1])

$f()$: 用于调整的查找表(预先设置[0, 1])

$$S_m = \alpha_m f(d_m) \dots (5)$$

• $\alpha_m, f(d_m)$ 的示例:

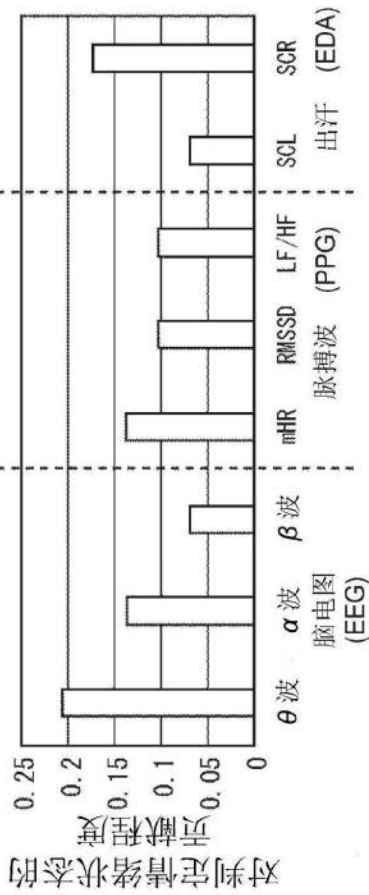
- EEG干净 $\rightarrow \alpha_m = 1.0$ (即没有噪声。 $f(d_m)$ 单调增)
- 眼球运动 $\rightarrow \alpha_m = 0.9$ ($f(d_m)$ 单调减)
- 肌肉 $\rightarrow \alpha_m = 0.2$ (即原则上难以消除。 $f(d_m)$ 单调减)
- 心脏 $\rightarrow \alpha_m = 0.5$ ($f(d_m)$ 单调减)

• α_m 是调整项, 并且不受限制

• $f(d_m)$ 的特征是在 m 是主信号的情况下单调增并且在 m 是噪声的情况下单调减

图16

当识别模型由j个类型（j个通道）的原始信号构成时
（例如，j = 3）



通过对j种信号的每一者的SQE分数进行加权求和，
计算估计结果的综合SQE分数

$$S_m = \sum_j W_j \alpha_{m,j} f(C_{m,j}) / \sum_j W_j \quad \dots \dots (6)$$

属于信号j的特征量的模型贡献度总和

$$W_j = \sum_{k \in F_j} |w_{jk}| \quad \dots \dots (7)$$



图17

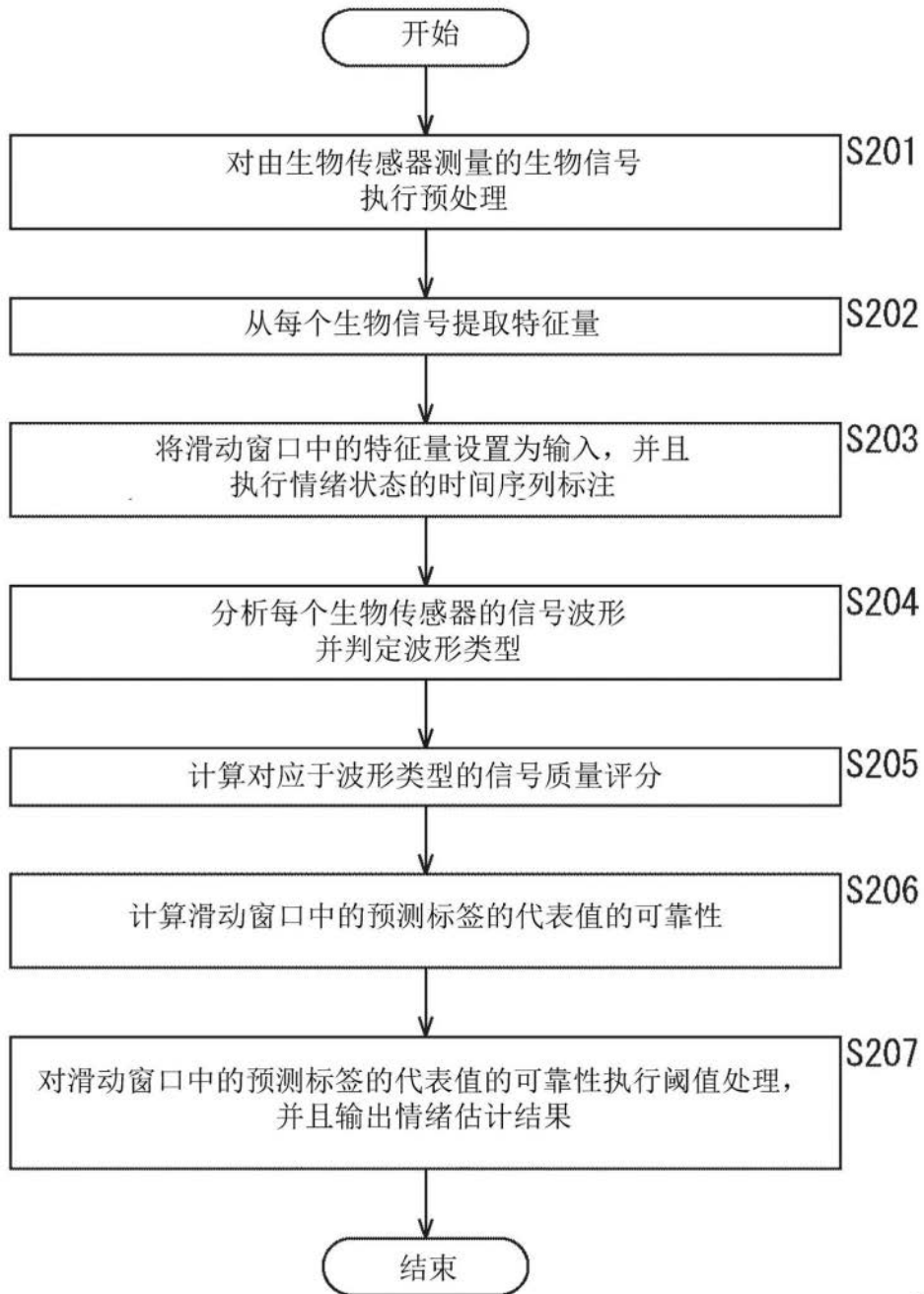


图18

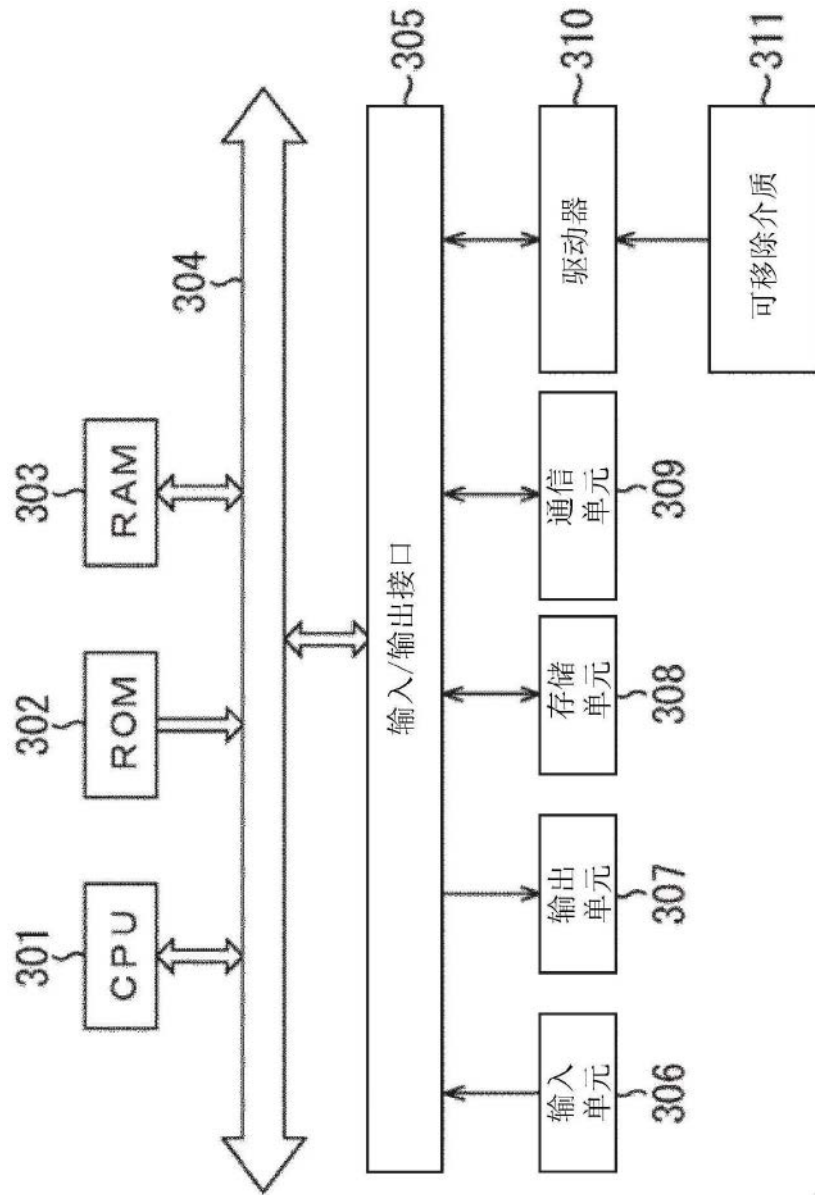


图19