

人因智能生理状态识别模型的训练方法、生理状态识别方法、装置和设备

相关申请的交叉引用

本申请要求于 2023 年 11 月 30 日提交中国专利局、申请号为 202311628678.X、发明名称为“人因智能生理状态识别模型的训练方法、生理状态识别方法、装置和设备”的中国专利申请，于 2023 年 12 月 26 日提交中国专利局、申请号为 202311810471.4、发明名称为“生理心理状态处理方法、生理心理状态处理模型及装置”的中国专利申请，其全部内容通过引用结合在本申请中。

技术领域

本申请涉及生理信号识别技术领域，尤其涉及一种人因智能生理状态识别模型的训练方法、生理状态识别方法、装置和设备。

背景技术

生理信号能够反映人员的精神状态、情绪状态、以及健康状态（例如是否存在疾病）等生理状态。如何基于用户的生理信号，较为准确的进行用户生理状态的识别是要解决的问题。

发明内容

本申请提供了一种人因智能生理状态识别模型的训练方法、生理状态识别方法、装置和设备，能够较为准确的实现人员的精神状态、情绪状态、或者健康状态等生理状态的识别。

第一方面，本申请实施例提供一种人因智能生理状态识别模型的训练方法，包括：获取第一生理信号、第一生理信号的第一状态标签、第一生理信号对应的第二生理信号以及第二生理信号的第二状态标签，第二生理信号是根据第一生理信号生成的生理信号；第一生理信号是采集得到的生理信号；第一状态标签用于指示第一生理信号对应的生理状态；第二状态标签用于指示第二生理信号对应的生理状态；根据第一生理信号、第二生理信号、第一状态标签和第二状态标签训练生理状态识别模型。该方法除了使用采集得到的真实生理信号也即第一生理信号训练生理状态识别模型外，还使用根据第一生理信号生成的第二生理信号训练生理状态识别模型，从而能够在一定程度上抑制生理信号的个体化差异，从而能够使用相对较少的真实生理信号训练得到精确度相对更高的生理状态识别模型，使用该生理状态识别模型识别人员的精神状态、情绪状态、或者健康状态等生理状态时，识别结果的精确度相对更高。

第二方面，本申请实施例提供一种生理状态识别方法，包括：获取用户的生理信号；将生理信号输入预设生理状态识别模型，生理状态识别模型用于根据生理信号识别生理状态；预设生理状态识别模型通过第一方面任一项的方法训练得到；获得生理状态识别模型输出的生理状态识别结果，作为用户的生理状态识别结果。由于上述方法训练得到了精确度相对更高的生理状态识别模型，从而该方法中使用该生理状态识别模型人员的精神状态、情绪状态、或者健康状态等生理状态时，识别结果的精确度相对更高。

第三方面，本申请实施例提供一种人因智能生理状态识别模型的训练装置，包括：
获取模块，用于获取第一生理信号、第一生理信号的第一状态标签、第一生理信号对应的第二生理信号以及第二生理信号的第二状态标签，第二生理信号是根据第一生理信号生成的生理信号；第一生理信号是采集得到的生理信号；第一状态标签用于指示第一生理信号对应的生理状态；第二状态标签用于指示第二生理信号对应的生理状态；
训练模块，用于根据第一生理信号、第二生理信号、第一状态标签和第二状态标签训练生理状态识别模型。

第四方面，本申请实施例提供一种生理状态识别装置，包括：
获取模块，用于获取用户的生理信号；
识别模块，用于将生理信号输入预设生理状态识别模型，生理状态识别模型用于根据生理信号识别生理状态；预设生理状态识别模型通过第一方面任一项的方法训练得到；获得生理状态识别模型输出的生理状态识别结果，作为用户的生理状态。

第五方面，本申请实施例提供一种电子设备，包括：处理器，存储器；其中一个或多个计算机程序被存储在存储器中，一个或多个计算机程序包括指令，当指令被处理器执行时，使得电子设备执行第一方面或者第二方面任一项的方法。

第六方面，本申请实施例提供一种计算机可读存储介质，计算机可读存储介质中存储有计算机程序，当其在计算机上运行时，使得计算机执行第一方面或者第二方面任一项的方法。

附图说明

- 图 1 为本申请实施例提供的电子设备的一种结构示意图；
- 5 图 2 为本申请实施例提供的人因智能生理状态识别模型的训练方法的一种流程示意图；
- 图 3 为本申请实施例提供的 GAN 网络的结构示意图；
- 图 4 为本申请实施例提供的生成器的训练方法的一种流程示意图；
- 图 5A 为本申请实施例提供的生成器的训练方法的另一种流程示意图；
- 图 5B 为本申请实施例提供的生理状态识别模型的训练方法的另一种流程示意图；
- 10 图 5C 为本申请实施例训练好的生成器生成的心电信号示意图；
- 图 6 为本申请实施例提供的生理状态识别方法的一种流程示意图；
- 图 7 为本申请实施例提供的人因智能生理状态识别模型的训练装置的一种结构示意图；
- 图 8 为本申请实施例提供的生理状态识别装置的一种结构示意图；
- 图 9 为本申请实施方式提供的数据分解的示意图；
- 15 图 10 为本申请实施方式提供的生理状态识别模型的示意图。

具体实施方式

下面参照附图来描述本申请的优选实施方式。本领域技术人员应当理解的是，这些实施方式仅用于解释本申请的技术原理，并非旨在限制本申请的保护范围。

- 20 为使本申请实施例的目的、技术方案和优点更加清楚，下面将结合本申请实施例中的附图，对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例是本申请的一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本申请的实施例，本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都属于本申请保护的范围。

- 25 需要说明的是，在本申请的描述中，术语“第一”、“第二”仅仅是为了便于描述，而不是指示或暗示所述装置、元件或参数的相对重要性，因此不能理解为对本申请的限制。另外，本申请中术语“和/或”，仅仅是一种描述关联对象的关联关系，表示可以存在三种关系，例如，A 和/或 B，可以表示：单独存在 A，同时存在 A 和 B，单独存在 B 这三种情况。另外，本文中字符“/”，如无特殊说明，一般表示前后关联对象是一种“或”的关系。

实施例一

- 30 人因智能是在人因工程技术的基础上结合人工智能（Artificial Intelligence，AI）技术，人因工程技术是将人的心理和生理原理应用于产品、过程和系统的工程和设计，换言之，是按照人的特征设计和改进人-机-环境系统的技术，将该技术与人工智能技术结合，可以使得机器能够更为智能地与人进行交互。例如，在一些场景下，可以基于人的生理信号对人的生理状态进行识别。

- 生理信号例如心电信号能够反映人员的精神状态、情绪状态、以及健康状态（例如是否存在某种疾病）等生理状态。如何基于用户的生理信号，较为准确的进行用户生理状态的识别是要解决的问题。

- 35 经分析，生理信号具有个体化差异，抑制生理信号的个体化差异，是提高用户生理状态识别精确度的一种途径。

- 为此，本申请实施例提供一种人因智能生理状态识别模型的训练方法，训练得到的生理状态识别模型能够在一定程度上抑制生理信号的个体化差异，从而基于人员的生理信号使用该生理状态识别模型进行人员生理状态的识别时，识别结果相对更为准确。

- 40 进而，本申请实施例还提供一种生理状态识别方法，能够基于人员的生理信号使用该生理状态识别模型进行人员生理状态的识别，由于该生理状态识别模型能够在一定程度上抑制生理信号的个体化差异，从而可以使得本申请实施例生理状态识别方法的识别结果相对更为准确。

- 如图1所示，为本申请实施例提供的电子设备的一种结构示意图。电子设备100包括：处理器110，存储器120等。

- 45 可选地，为了电子设备的功能更为完善，电子设备还可以包括：显示屏，摄像头，扬声器，天线，移动通信模块，无线通信模块，音频模块，受话器，麦克风，耳机接口，充电管理模块，电源管理模块，

电池等中的一种或者多种器件，本申请实施例不作限定。

处理器110可以包括一个或多个处理单元，例如：处理器110可以包括应用处理器(application processor, AP)，调制解调处理器，图形处理器(graphics processing unit, GPU)，ISP，控制器，视频编解码器，数字信号处理器(digital signal processor, DSP)，基带处理器，和/或神经网络处理器(neural-network processing unit, NPU)等。其中，不同的处理单元可以是独立的器件，也可以集成在一个或多个处理器中。

摄像头传输的电信号可以由ISP转换成数字图像信号。ISP可以将数字图像信号输出到DSP加工处理。DSP将数字图像信号转换成标准的RGB，YUV等格式的图像信号。

控制器可以根据指令操作码和时序信号，产生操作控制信号，完成取指令和执行指令的控制。

10 处理器110中还可以设置存储器，用于存储指令和数据。在一些实施例中，处理器110中的存储器为高速缓冲存储器。该存储器可以保存处理器110刚用过或循环使用的指令或数据。如果处理器110需要再次使用该指令或数据，可从所述存储器中直接调用。避免了重复存取，减少了处理器110的等待时间，因而提高了系统的效率。

15 存储器120可以用于存储计算机可执行程序代码，所述可执行程序代码包括指令。存储器120可以包括存储程序区和存储数据区。其中，存储程序区可存储操作系统，至少一个功能所需的应用程序(比如声音播放功能，图像播放功能等等)。存储数据区可存储电子设备100使用过程中所创建的数据(比如音频数据等等)。此外，存储器120可以包括高速随机存取存储器，还可以包括非易失性存储器，例如至少一个磁盘存储器件，闪存器件，通用闪存存储器(universal flash storage, UFS)等。处理器110通过运行存储在存储器120的指令，和/或存储在设置于处理器中的存储器的指令，执行电子设备100的各种功能应用以及数据处理。

需要说明的是，图1所示的实施例中以存储器120设置于电子设备100中为例，在本申请实施例提供的其他实施例中，电子设备100中也可以不设置上述存储器120，此时，存储器120可以通过电子设备100提供的接口与电子设备100连接，进而可以与电子设备100中的处理器110连接。

25 以下，将结合上述电子设备的结构对本申请实施例生理状态识别模型的训练方法和生理状态识别方法进行详细说明。可以理解的是，本申请实施例中的电子设备还可以应用执行实施例二所示的基于人因智能的生命体征检测方法，和/或，实施例三所示的基于目标对象识别的人因信息处理方法。

本申请实施例提供的人因智能生理状态识别模型的训练方法可以由具有上述结构的电子设备执行。本申请实施例提供的生理状态识别方法也可以由具有上述结构的电子设备执行。可以理解，执行人因智能生理状态识别模型的训练方法的电子设备与执行生理状态识别方法的电子设备可以是同一电子设备，也可以是不同电子设备。

30 本申请实施例中的生理信号可以包括心电信号或者脑电信号等。

本申请实施例中的生理状态可以包括：精神状态、情绪状态、或者健康状态等。举例来说，精神状态具体可以包括精神集中、精神不集中等，情绪状态具体可以包括：高兴、平静、低落等，健康状态具体可以包括：健康、非健康等。

35 图2是本申请实施例提供的人因智能生理状态识别模型的训练方法的一种流程示意图，如图2所示，该方法可以包括：

步骤 201：获取每一种生理状态下的第一生理信号、第一生理信号的第一状态标签、第一生理信号对应的第二生理信号以及第二生理信号的第二状态标签。

40 其中，第一生理信号是由生理检测设备例如心电仪、脑电仪等采集到的生理信号，换言之，是对人员采集得到的真实生理信号。第一状态标签用于指示第一生理信号对应的生理状态。

可选地，基于生理状态识别模型应用的领域不同，采集第一生理信号的时机和对象可以不同。例如，如果生理状态识别模型应用于自动驾驶领域，例如自动驾驶辅助系统中，第一生理信号可以通过使用便携式生物信息采集设备采集驾驶员在驾驶过程中的生理信号得到。

45 其中，第二生理信号是根据第一生理信号生成的生理信号。第二状态标签用于指示第二生理信号对应的生理状态。

可选地，第一生理信号的第一状态标签与第一生理信号对应的第二生理信号的第二状态标签相同。

例如,如果生理状态是精神状态,第一状态标签如果为精神集中,第二状态标签也为精神集中。

可选地,可以使用不同的数值来标识不同的生理状态,例如假设生理状态包括3种类型,可以使用1、2、3分别代表一种生理状态。

可理解,上述第一生理信号、第一状态标签、第二生理信号以及第二状态标签之间具有对应关系,5 为了便于说明,本申请实施例中将其称为一组信号数据(第一生理信号、第二生理信号、第一状态标签和第二状态标签)。举例来说,对于一个第一生理信号 a1,其具有对应的第二生理信号 b1,第一状态标签 t1,第二生理信号 b1 具有对应的第二状态标签 p1,相应的,其构成一组信号数据(a1, b1, t1, p1)。相应的,本步骤中要获取每一种生理状态下的多组信号数据。举例来说,假设生理状态为精神状态,分为精神集中和精神不集中两类,则本步骤中可以获取精神集中这一种精神状态下的多组信号数据,10 获取精神不集中这一种精神状态下的多组信号数据。

在一个实施例中,可以预先训练用于生成生理信号的生成器,生成器的具体训练方法请参见图4所示实施例的具体说明,这里不赘述。则,本步骤中的第二生理信号可以由该生成器生成的生理信号。具体的,第二生理信号可以在步骤201之前预先使用生成器生成,或者,也可以在执行步骤201时实时根据第一生理信号生成。

15 可选地,执行步骤201时实时根据第一生理信号生成第二生理信号时,本步骤中获取第一生理信号对应的第二生理信号可以包括:

根据第一生理信号和第一生理信号的第一状态标签生成第二生理信号的特征向量;

将特征向量输入预设生成器,将生成器根据特征向量生成的生理信号作为第一生理信号对应的第二生理信号。

20 可选地,生成器可以由卷积(Conv)层和线性(Linear)层的组合构成,具体结构本申请实施例不做限制。

可选地,根据第一生理信号和第一生理信号的第一状态标签生成第二生理信号的特征向量,具体可以包括:

提取第一生理信号的预设特征;

25 根据第一生理信号的预设特征和第一状态标签生成第一生理信号的特征向量;

根据第一生理信号的特征向量生成第二生理信号的特征向量。

可选地,根据第一生理信号的特征向量生成第二生理信号的特征向量具体可以包括:对第一生理信号的特征向量进行归一化处理,得到第二生理信号的特征向量。

以第一生理信号是心电信号为例,在心电信号中,相邻R波之间的时间间隔存在差异,即心率变异性(HRV, Heart Rate Variability),也即是说,HRV是指逐次心跳周期差异的变化情况。相应的,上述30 步骤中的预设特征可以是心电信号的HRV特征。上述提取第一生理信号的预设特征具体可以是提取第一心电信号的HRV特征。

可选地,HRV特征具体可以包括第一心电信号的HRV时域特征。在一些实施例中,HRV特征还可以包括:HRV频域特征和/或HRV非线性特征。

35 其中,HRV时域特征可以包括:RR间期平均值 mean_nni,RR间期标准差 sdn,相邻RR间期之间差异的标准差 sdsd,连续RR间期间隔差大于50ms的数量 nni_50,用 nni_50/RR间期数量 pnni_50,连续RR间期间隔差大于20ms的数量 nni_20,用 nni_20/RR间期数量 pnni_20,相邻RR间期的差方和的均值的平方根 rmssd,RR间隔差的中位数的绝对值 median_nni,RR间期最大值和最小值的差异 range_nni,连续差异的变化系数 cvcd,变异系数 cvnni,平均心率 mean_hr,最大心率 max_hr,最小心率 min_hr,和/或心率标准差 std_hr等。

上述HRV频域特征可以包括:低频时(0.04~0.15hz)HRV的方差lf,高频时(0.15~40hz)HRV的方差hf,低频时(0.04~0.15hz)HRV的方差与高频时(0.15~40hz)HRV的方差的比值lf/hf,归一化低频功率lf_nu,归一化高频功率hf_nu,总功率密度谱total_power,极低频时(0.003~0.04hz)HRV的方差vlf,和/或HRV三角指数测量值triangular_index。

45 上述HRV非线性特征可以包括:测量以三角形为底的分布的基线宽度tinn,椭圆短轴sd1,椭圆长轴sd2,椭圆长轴和椭圆短轴的比值sd2/sd1,交感神经指数csi,迷走神经指数cvi,和/或改良的

CSImodified_csi等。

可选地，上述提取第一心电信号的 HRV 特征，具体可以包括：

提取第一心电信号的 RR 间期信息；

根据第一心电信号的 RR 间期信息提取第一心电信号的 HRV 特征。

5 RR间期是指心电信号中相邻两个R波之间的距离（时间间隔），本申请实施例中，将相邻两个R波波峰之间的时间间隔称为RR间期。其中，R波是指心电信号中的峰值。

可选地，本步骤中，可以检测第一心电信号中的QRS波形，提取每个QRS波形中R波波峰的位置，计算每两个相邻的R波波峰之间的距离，将每两个相邻的R波波峰之间的距离除以采样率，得到第一心电信号的RR间期列表，RR间期列表包括第一心电信号中的每个RR间期RRI，其中，第i个RR间期记为
10 RRI_i ，表示第一心电信号中第(i+1)个R波波峰与第i个R波波峰间之间的时间间隔。

可选地，检测第一心电信号中的 QRS 波形可以使用 Pan-Tompkins 算法实现。

以第一生理信号是脑电信号为例，上述提取第一生理信号的预设特征具体可以是提取脑电信号的时域特征、频域特征、时频特征和/或非线性特征。

其中，脑电信号的时域特征可以包括：脑电信号的幅值、方差、均值、均方根、偏斜度、峰值等。
15 脑电信号的频域特征可以包括：delta 频段（0~4 Hz）、theta 频段（4~8 Hz）、alpha（8~13 Hz）、beta 频段（13~25 Hz）和 gamma 频段（25~50 Hz）中每个频段的脑电信号的功率、功率谱密度、能量等。

脑电信号的时频特征可以包括：通过时频分析方法划分得到的多个时间窗的脑电信号中每个时间窗的脑电信号的频域特征。每个时间窗的脑电信号的频域特征可以参考上述脑电信号的频域特征的举例，
20 这里不赘述。上述时频分析方法可以包括：短时傅里叶变换（short-time Fourier transform, STFT）、小波变换（wavelet transform, WT）、希尔伯特-黄变换（Hilbert-Huang transform, HHT）等。

脑电信号的非线性特征可以包括：脑电信号各种类型的熵、相关维数、分型维数等。脑电信号各种类型的熵可以包括：近似熵、小波熵特征、不对称熵特征等。

可选地，根据第一生理信号的预设特征和第一状态标签生成第一生理信号的特征向量，具体可以包
25 括：

将第一生理信号的第一状态标签进行归一化处理，将归一化得到的结果作为第一生理信号的标签分量；

将第一生理信号的预设特征和标签分量分别作为特征向量中的分量，生成第一生理信号的特征向量。

仍以第一生理信号是第一心电信号为例，假设提取的第一心电信号的HRV特征包括上述全部31个
30 HRV特征，将上述31个特征分别记为 $F_1, F_2, F_3, \dots, F_{31}$ ，标签分量可以记为 F_{32} ，则第一心电信号的特征向量F可以包括HRV特征和标签分量共32个分量。

上述根据第一心电信号的 RR 间期信息提取第一心电信号的 HRV 特征可以使用相关技术实现，本申请实施例不作赘述。

可选地，如果生理状态包括 n 种类型，第一状态标签通过 1、2、...、n 来表示不同的生理状态，则
35 对第一状态标签进行归一化处理可以是第一状态标签/n，例如，生理状态为精神状态，包括 3 种类型，分别通过 1、2、3 来表示，则第一状态标签是 1 时，归一化后得到的标签分量为 1/3，第一状态标签是 2 时，归一化后得到的标签分量为 2/3，第一状态标签是 3 时，归一化后得到的标签分量为 1。

步骤 202：根据第一生理信号、第二生理信号、第一状态标签和第二状态标签训练生理状态识别模型。

40 可选地，对于每一组信号数据（第一生理信号、第二生理信号、第一状态标签和第二状态标签），可以根据第一生理信号以及第一状态标签生成一个训练样本（第一生理信号，第一状态标签），根据第二生理信号以及第二状态标签生成另一个训练样本（第二生理信号，第二状态标签），分别使用上述 2 个训练样本训练生理状态识别模型。

在以上的实现方式中，对于每一组信号数据（第一生理信号、第二生理信号、第一状态标签和第二
45 状态标签），可以生成（第一生理信号，第一状态标签）以及（第二生理信号，第二状态标签）这 2 个训练样本，可选地，为了提高训练得到的生理状态识别模型的精确度，对于不同组信号数据对应的 2 个

训练样本，可以打乱上述训练样本输入生理状态识别模型的顺序，使得同一组信号数据的2个训练样本输入生理状态识别模型的顺序不相邻。举例来说，假设有一组信号数据生成的2个训练样本（第一生理信号1，第一状态标签）以及（第二生理信号1，第二状态标签），另一组信号数据生成的2个训练样本（第一生理信号2，第一状态标签）以及（第二生理信号2，第二状态标签），通过打乱上述样本输入生理状态识别模型的顺序，例如可以使得上述4个样本输入生理状态识别模型的顺序为：训练样本（第一生理信号1，第一状态标签），训练样本（第二生理信号2，第二状态标签），训练样本（第二生理信号1，第二状态标签），训练样本（第一生理信号2，第一状态标签）。从而可以使得训练样本（第一生理信号1，第一状态标签）和训练样本（第二生理信号1，第二状态标签）输入生理状态识别模型的顺序不相邻，训练样本（第一生理信号2，第一状态标签）和训练样本（第二生理信号2，第二状态标签）输入生理状态识别模型的顺序不相邻。可理解，以上4个训练样本输入生理状态识别模型的顺序仅为举例，在实际应用中信号数据的组数更多，生成的训练样本更多，只要同一组信号数据对应的2个训练样本输入生理状态识别模型的顺序不相邻，多个训练样本输入生理状态识别模型的具体顺序本申请实施例并不限制。

可选地，本申请实施例中的生理状态识别模型可以通过结合翻译编码器（Transformer Encoder）的贝叶斯神经网络实现。具体地，本申请实施例的生理状态识别模型，可以在翻译编码器的基础上增加翻译编码器中的每一个神经元计算的参数维度，例如，对每个神经元的均值和方差均进行拟合，从而将计算的参数从1维扩展至2维，得到上述结合翻译编码器的贝叶斯神经网络。以基于卷积或线性层的贝叶斯神经网络为基础，实现与翻译编码器结合的贝叶斯神经网络，能够实现原翻译编码器对参数的点估计到新的翻译编码器对参数分布估计的转换，有效降低生理状态识别模型对个体差异的敏感性，且对于持续时间比较长的生理信号，能够更有效的捕捉长时间的时序依赖关系，有效结合生理信号例如心电信号有长时间的时序依赖关系的特点，也即能够结合生理信号的“上下文”信息给出更为准确的识别结果，提高生理状态识别模型的识别精确度。

可选地，本步骤中可以每次获取一个训练样本或者多个训练样本，输入预设的生理状态识别模型，对生理状态识别模型进行训练。训练过程中的正向传播和反向传播过程本申请实施例不作限定，可以参考相关技术实现。

在本申请实施例的生理状态识别方法中，不仅使用采集到的真实生理信号训练生理状态识别模型，还使用根据真实生理信号生成的生理信号来训练生理状态识别模型，从而可以使用相对更多的生理信号来训练生理状态识别模型，实现使用相对较少的真实生理信号训练得到精确度相对更高的生理状态识别模型。

本申请实施例用于生成生理信号的生成器可以通过生成对抗方式进行训练。具体的，本申请实施例中可以预先建立生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)，如图3所示，GAN网络中可以包括生成器和判别器，生成器生成的生理信号可以输入判别器进行判别。上述生成器和判别器可以分别通过神经网络实现。初始建立的生成器和判别器是未经过训练的网络，通过图4所示方法训练后得到的生成器可以作为图2所示本申请实施例中生成第二生理信号的生成器。

如图4所示，生成器的训练方法可以包括：

步骤401：获取每一种生理状态下的多个第四生理信号以及第四生理信号的第四状态标签。

其中，第四生理信号可以是由生理检测设备采集到的生理信号，换言之，是对人员采集得到的真实生理信号。第四状态标签用于指示第四生理信号的生理状态。

每一种生理状态下第四生理信号的数量本申请实施例不作限定，可理解，第四生理信号的数量越多，训练得到的生成器性能相对越好。

第四生理信号的第四状态标签的实现可以参考前述关于第一状态标签和第二状态标签的说明，这里不赘述。

可选地，本步骤中获取的第四生理信号可以是与步骤201中第一生理信号相同的生理信号，也可以是不同的生理信号，只要是真实生理信号即可。

步骤402：针对每一第四生理信号，根据第四生理信号和第四生理信号的第四状态标签生成第五生理信号的特征向量。

本步骤的实现可以参考前述关于根据第一生理信号和第一生理信号的第一状态标签生成第二生理信号的特征向量的说明，区别主要在于将第一生理信号替换为第四生理信号，第一状态标签替换为第四状态标签，第二生理信号替换为第五生理信号，这里不赘述。

步骤403：针对每个第五生理信号的特征向量，将第五生理信号的特征向量输入预设生成器，将生成器输出的生理信号作为第五生理信号。

通过本步骤的处理，可以得到每个第四生理信号对应的第五生理信号。

可选地，本步骤中可以每次获取一个第五生理信号的特征向量，输入预设的生成器，生成对应的第五生理信号；或者，本步骤中可以每次获取多个第五生理信号的特征向量，输入预设生成器，从而对应生成多个第五生理信号。

本申请实施例的生成器基于生理信号的特征向量生成生理信号，从而可以使得生成器生成的生理信号相对更为符合预期，提高生成数据的可用性。

步骤404：根据第四生理信号以及第五生理信号训练预设判别器。

可选地，本步骤可以包括：

为第四生理信号设置第一来源标签，第一来源标签用于指示第四生理信号为真实生理信号；为第五生理信号设置第二来源标签，第二来源标签用于指示第五生理信号为生成器生成的生理信号；

根据第四生理信号、第一来源标签、第五生理信号和第二来源标签对判别器进行训练。

可选地，第一来源标签和第二来源标签可以分别通过1和0实现，也即用1来表示生理信号为真实生理信号，用0来标识生理信号为生成的生理信号。

判别器用于判别接收到的生理信号是真实生理信号还是生成的生理信号。

上述根据第四生理信号、第一来源标签、第五生理信号和第二来源标签对判别器进行训练具体可以包括：

根据第四生理信号和第四生理信号的第一来源标签生成判别器的一个训练样本，根据第五生理信号和第五生理信号的第二来源标签生成判别器的一个训练样本；

使用上述训练样本对判别器进行训练。

基于以上的处理步骤，对于每个第四生理信号，可以对应生成2个训练样本，假设记为（第四生理信号，第一来源标签）和（第五生理信号，第二来源标签），可选地，为了提高判别器的处理精度，在使用训练样本对判别器进行训练时，同一第四生理信号对应的2个训练样本输入判别器进行判别器训练的秩序不相邻。举例来说，假设第四生理信号1对应2个训练样本（第四生理信号1，第一来源标签）以及（第五生理信号1，第二来源标签），第四生理信号2对应2个训练样本（第四生理信号2，第一来源标签）以及（第五生理信号2，第二来源标签），在使用上述4个训练样本训练判别器的顺序，例如打乱后上述样本输入判别器的顺序为：训练样本（第四生理信号1，第一来源标签），训练样本（第五生理信号2，第二来源标签），训练样本（第五生理信号1，第二来源标签），训练样本（第四生理信号2，第一来源标签）。从而可以使得训练样本训练样本（第四生理信号1，第一来源标签）以及（第五生理信号1，第二来源标签）输入判别器的顺序不相邻，训练样本（第四生理信号2，第一来源标签）以及（第五生理信号2，第二来源标签）输入判别器的顺序不相邻。可理解，以上4个训练样本输入判别器的顺序仅为举例，在实际应用中第四生理信号的数量更多，生成的训练样本更多，只要同一第四生理信号对应的2个训练样本输入判别器的顺序不相邻，多个训练样本输入判别器的具体顺序本申请实施例并不限制。

其中，使用训练样本对判别器进行训练的具体实现可以使用判别器的相关训练方法实现，本申请不作赘述。

步骤405：获取每一种生理状态下的多个第六生理信号和每个第六生理信号的第六状态标签。

其中，第六生理信号可以是由生理检测设备采集到的生理信号，换言之，是对人员采集得到的真实生理信号。第六状态标签用于指示第六生理信号的生理状态。

每一种生理状态下第六生理信号的数量本申请实施例不限定，可理解，第六生理信号的数量越多，训练得到的生成器性能相对越好。

第六生理信号的第六状态标签的实现可以参考前述关于第一状态标签和第二状态标签的说明，这里

不赘述。

可选地，本步骤中获取的第六生理信号可以是与步骤401中第四生理信号相同的生理信号，也可以是不同的生理信号，只要是真实生理信号即可。

5 步骤 406：根据第六生理信号和第六生理信号的第六状态标签，对生成器和判别器进行对抗训练，得到训练好的生成器。

可选地，本步骤可以包括：

针对于每一个第六生理信号，根据第六生理信号和第六生理信号的第六状态标签生成第七生理信号的特征向量；

将每个第七生理信号的特征向量输入生成器，将生成器对应输出的生理信号作为第七生理信号；

10 为第六生理信号设置第一来源标签，为第七生理信号设置第二来源标签；第一来源标签用于指示第六生理信号为真实生理信号；第二来源标签用于指示第七生理信号为生成器生成的生理信号；

根据第六生理信号和第六生理信号的第一来源标签生成判别器的一个训练样本，并且，根据第七生理信号和第七生理信号的第二来源标签生成判别器的一个训练样本；

15 将判别器的训练样本输入判别器，根据判别器输出的判别结果进行生成器和判别器的反向传播，也即调整生成器和判别器的参数。

上述第一来源标签和第二来源标签的实现可以参考前述对应说明，这里不赘述。

可选地，如果步骤 405 中获取的第六生理信号是与步骤 401 中第四生理信号相同的生理信号，则上述步骤中生成第七生理信号的特征向量的步骤可以省略。

20 其中，上述根据第六生理信号和第六生理信号的第六状态标签生成第七生理信号的特征向量的实现可以参考前述根据第一生理信号和第一生理信号的第一状态标签生成第二生理信号的特征向量的相关说明，区别主要在于将第一生理信号替换为第六生理信号，第一状态标签替换为第六状态标签，第二生理信号替换为第七生理信号，这里不赘述。

其中，上述将第七生理信号的特征向量输入生成器、将生成器对应输出的生理信号作为第七生理信号的具体实现可以参考步骤403中的说明，区别主要在于将第五生理信号替换为第七生理信号。

25 其中，上述根据判别器输出的判别结果进行生成器和判别器的反向传播可以使用相关技术实现，本申请不作赘述。

本步骤中，生成器和判别器可以通过对抗训练的方式相互竞争和协作，生成器的目标在于生成的生理信号越来越接近真实生理信号，使得判别器无法准确判别生理信号的来源，判别器的目标在于准确判别输入的生理信号是生成器生成的生理信号还是真实生理信号。通过在对抗训练中调整生成器和判别器的参数，可以最终使得训练好的生成器生成的生理信号非常接近真实生理信号，而判别器无法准确判别生成的生理信号和真实生理信号。

30 本申请实施例中，通过生成对抗训练的方式训练得到生成器，从而可以使用生成器生成非常接近真实的生理信号，用于进行生理状态识别模型的训练，增加了训练生理状态识别模型的样本数据量并且提高了样本数据量的多样性，从而训练生理状态识别模型时，能够有效降低生理状态识别模型对生理信号个体差异的敏感性。

以下，以生理信号为心电信号，生理状态为精神状态，精神状态分为3种类型为例，对生成器的训练方法进行示例性说明。

如图5A所示，该方法可以包括：

步骤501：获取每种精神状态下多个真实心电信号X以及真实心电信号X对应的状态标签Y。

40 以下步骤502~504步骤针对每一真实心电信号X执行。

步骤502：对于每一真实心电信号X，提取该真实心电信号X的RR间期信息。

步骤503：生成真实心电信号X的特征向量F。

45 本步骤中，可以根据真实心电信号X的RR间期信息提取真实心电信号X的HRV特征，作为真实心电信号X的特征向量F中的分量，将真实心电信号X的精神状态标签Y进行归一化处理，作为真实心电信号X的特征向量F中的标签分量 F_{32} 。

假设HRV特征分量包括前述举例中的全部31个HRV特征，则，真实心电信号X的特征向量F可以包

括31个上述31个HRV特征分量，将上述31个HRV特征分量分别记为 $F_1, F_2, F_3, \dots, F_{31}$ 。

举例来说，假设基于心电信号的精神状态包括3种类型，则第一类精神状态的精神状态标签Y可以记为1，第二类精神状态的精神状态标签Y可以记为2，第三类精神状态的精神状态标签Y可以记为3，则第一类精神状态的精神状态标签Y的归一化后的精神状态标签 $Y_{scaled-1}$ 可以记为1/3，第二类精神状态的精神状态标签Y的归一化后的精神状态标签 $Y_{scaled-2}$ 可以记为2/3，第三类精神状态的精神状态标签Y的归一化后的精神状态标签 $Y_{scaled-3}$ 可以记为1。

通过本步骤的处理，对应每个真实心电信号X，其特征向量F可以包括 $F_1 \sim F_{32}$ 共32个分量。

步骤504：对真实心电信号X的特征向量F进行归一化处理，得到真实心电信号X对应的仿真心电信号XG的特征向量FG。

其中，仿真心电信号是指基于真实心电信号生成的心电信号。

例如，以真实心电信号X的特征向量F包括 $F_1 \sim F_{32}$ 共32个分量为例，则待生成心电信号XG的特征向量FG也包括32个分量，假设记为： $FG_1, FG_2, FG_3, \dots, FG_{32}$ ，其中的特征分量 FG_i 是第一特征向量F中的分量 F_i 归一化处理得到的处理结果，i的取值为1~32。

通过对每一真实心电信号X执行上述步骤502~步骤505，可以得到真实心电信号X对应的待生成心电信号XG的特征向量FG，换言之，假设有N个真实心电信号X，则可以得到N个特征向量FG。

步骤505：随机提取M个特征向量FG，将提取的M个特征向量FG输入生成器，生成每个特征向量FG对应的仿真心电信号XG。

其中，M是自然数，且 $M < N$ ，M的具体取值本申请实施例不作限定，

需要说明的是，每个特征向量FG可以仅被提取一次，换言之，仅被输入生成器一次，只要生成每个特征向量FG对应的仿真心电信号XG即可。

通过本步骤的处理，可以得到N个特征向量FG对应的N个仿真心电信号XG。

步骤506：判别器的前期训练步骤。

本步骤中，可以对每个真实心电信号X设置第一来源标签L1，得到真实心电样本YR(X, L1)，对每个仿真心电信号XG设置第二来源标签L2，得到仿真心电样本YG(XG, L2)，随机将真实心电样本YR和仿真心电样本YG分别输入判别器，进行判别器的训练，得到训练好的判别器。可选地，在将真实心电样本YR和仿真心电样本YG输入判别器时，同一真实心电信号X对应的真实心电样本YR和仿真心电样本YG输入判别器的顺序不相邻。

第一来源标签L1用于指示心电信号为真实数据，第二来源标签L2用于指示心电信号为生成的数据，举例来说，第一来源标签L1可以为1，第二来源标签L2可以为0。则上述真实心电样本YR可以为(X, 1)，上述仿真心电样本YG可以为(XG, 0)。

步骤507：生成器和判别器的对抗训练步骤。

在第一个实例中，本步骤中如果仍然使用步骤501中获取的多个真实心电信号X进行对抗训练，则，可以将特征向量FG输入生成器，得到生成器生成的仿真心电信号XG，为真实心电信号X设置第一来源标签L1，得到对抗训练样本XF(X, L1)，为仿真心电信号XG设置第二来源标签L2，得到对抗训练样本YF(XG, L2)，将对抗训练样本XF(X, L1)和YF(XG, L2)分别输入判别器，得到判别器输出的对应的判别结果，根据判别结果进行生成器和判别器的反向传播，重复以上训练过程，直到生成器生成的心电信号XG足够接近真实心电信号，满足预设的训练停止条件。

在第二个实例中，本步骤中可以使用步骤501之外的真实心电信号进行对抗训练，则可以针对每个真实心电信号分别执行步骤502~步骤504，得到每个真实心电信号的特征向量，之后，再按照与第一个实例中类似的方法，执行将特征向量输入生成器等步骤，实现对生成器和判别器的对抗训练。

结合以上实施例，参考图5B所示流程示意图，在本申请提供的一个实施例中，可以先根据真实生理信号生成仿真生理信号的特征向量，输入生成器，根据生成器生成的仿真生理信号和真实生理信号对生成器和判别器进行生成对抗训练，得到训练好的生成器，之后，再根据真实生理信号生成仿真生理信号的特征向量，输入训练好的生成器，生成器输出接近真实的仿真生理信号，根据真实生理信号和对应的仿真生理信号进行生理状态识别模型的训练。参见图5C所示，为本申请实施例训练好的生成器生成的12导联心电信号示意图。

图6为本申请实施例提供的生理状态识别方法的一种流程示意图，该方法可以由电子设备执行，上

述电子设备例如可以是用于进行驾驶员的生理状态识别的车载设备，用于进行病人的健康状态识别的医疗设备等。如图6所示，该方法可以包括：

步骤601：获取用户的生理信号。

上述用户例如可以是驾驶员，就医人员等，基于生理状态识别方法适用场景的不同，可以有不同的实现。

步骤602：将生理信号输入预设生理状态识别模型，生理状态识别模型用于根据生理信号识别生理状态。

可选地，本步骤中使用的生理状态识别模型是通过前述方法训练得到的生理状态识别模型。

步骤603：获得生理状态识别模型输出的生理状态识别结果，作为用户的生理状态识别结果。

由于本申请实施例生理状态识别模型能够抑制生理信号的个体化差异，具有相对更为精确的生理状态识别结果，从而本申请实施例生理状态识别方法也可以更为精确的实现用户生理状态的识别。

图7为本申请实施例提供的一种人因智能生理状态识别模型的训练装置的结构示意图，如图7所示，该装置700可以包括：

获取模块710，用于获取第一生理信号、第一生理信号的第一状态标签、第一生理信号对应的第二生理信号以及第二生理信号的第二状态标签，第二生理信号是根据第一生理信号生成的生理信号；第一生理信号是采集得到的生理信号；第一状态标签用于指示第一生理信号对应的生理状态；第二状态标签用于指示第二生理信号对应的生理状态；

训练模块720，用于根据第一生理信号、第二生理信号、第一状态标签和第二状态标签训练生理状态识别模型。

图8为本申请实施例提供的一种生理状态识别装置的结构示意图，如图8所示，该装置800可以包括：

获取模块810，用于获取用户的生理信号；

识别模块820，用于将生理信号输入预设生理状态识别模型，生理状态识别模型用于根据生理信号识别生理状态；预设生理状态识别模型通过上述实施例提供的方法训练得到；获得生理状态识别模型输出的生理状态识别结果，作为用户的生理状态。

图7和图8所示实施例提供的装置可用于执行本申请方法实施例的技术方案，其实现原理和技术效果可以进一步参考方法实施例中的相关描述。

应理解以上图7和图8所示的装置的各个模块的划分仅仅是一种逻辑功能的划分，实际实现时可以全部或部分集成到一个物理实体上，也可以物理上分开。且这些模块可以全部以软件通过处理元件调用的形式实现；也可以全部以硬件的形式实现；还可以部分模块以软件通过处理元件调用的形式实现，部分模块通过硬件的形式实现。例如，识别模块可以为单独设立的处理元件，也可以集成在电子设备的某一个芯片中实现。其它模块的实现与之类似。此外这些模块全部或部分可以集成在一起，也可以独立实现。在实现过程中，上述方法的各步骤或以上各个模块可以通过处理器元件中的硬件的集成逻辑电路或者软件形式的指令完成。

实施例二

生理数据是人体在活动时产生的数据，生理数据在一定程度上能够表征人的生理状态。生理数据例如包括脑电数据、皮肤电数据、心电数据等等。生理状态例如包括人员疲劳状态、情绪状态、承受负荷状态等等。

示例性地，本申请实施方式提供了一种的生理状态识别方法，例如包括步骤一-步骤五。

步骤一，获取多个生理时序数据。

示例性地，生理数据例如包括脑电数据、皮肤电数据、心电数据等等。以脑电数据为例，可以通过脑电电极采集脑电数据。由于脑电数据通常是一种随时间变化的波动数据，因此脑电数据可以作为一种时间序列数据（可称为时序数据）。通过采集生理数据得到生理时序数据。每个生理时序数据通过对应的数据采集通道采集得到，为了便于理解，本申请的数据采集通道以16个为例，每个数据采集通道对应一个电极，将16个电极分别贴在人体头部的不同位置进行数据采集，通过16个采集通道分别采集脑电数据，得到16个生理时序数据（脑电数据）。

步骤二，对每个生理时序数据进行特征分解，得到针对每个生理时序数据的子序列数据。

示例性地，每个生理时序数据隐含符合一定变化规律的特征，因此需要对每个生理时序数据进行特征分解，每个生理时序数据可以分解得到多个子序列数据，每个子序列数据例如表示一种变化规律。

步骤三，对每个生理时序数据对应的子序列数据进行特征提取，得到初始特征数据。

5 针对于每个生理时序数据对应的多个子序列数据，对多个子序列数据进行特征提取，得到初始特征数据。多个生理时序数据一一对应多个初始特征数据。

步骤四，将与多个生理时序数据一一对应的多个初始特征数据进行融合，得到融合特征数据。

每个数据采集通道采集的生理时序数据不同，比如有些通道采集的生理时序数据具有更多信息或者更能反映用户的生理状态，将多个通道对应的初始特征数据进行融合，使得融合特征数据具有更多的信息。
10

步骤五，基于融合特征数据，预测得到生理状态。

示例性地，生理状态例如包括人员疲劳状态、情绪状态、承受负荷状态、焦虑、放松等状态。本申请的实施例，通过对生理时序数据进行分解，得到表示生理时序数据变化规律的子序列数据，然后再对于子序列数据进一步进行特征提取，得到更加丰富的初始特征数据，考虑到不同通道采集的数据不同，将不同通道的初始特征数据进行融合后再预测生理状态，提高了生理状态的预测准确性。
15

可以理解的是，本申请实施例二中获取的生理时序数据属于上述实施例一中的生理信号，即实施例一中的生理信号可以包括多个生理时序数据，从而可以根据本申请的技术方案对生理信号进行预测等生理状态识别处理。

在另一示例中，可以对每个生理时序数据进行特征分解，得到针对每个生理时序数据的子序列数据。

20 例如，可以对每个生理时序数据进行特征分解，得到趋势性子序列数据以及周期性子序列数据。趋势性子序列数据表示生理时序数据随时间变化的趋势，周期性子序列数据表示生理时序数据的周期变化特征。周期性子序列数据也可以称为季节性子序列数据。比如以生理时序数据为心电数据为例，心电数据在一定程度上表示用户的心跳，周期性子序列数据可以反映心跳周期。

然后将趋势性子序列数据和周期性子序列数据中的至少之一，作为针对每个生理时序数据的子序列数据。
25 数据。例如可以将趋势性子序列数据和周期性子序列数据作为子序列数据。

在进行特征分解时，可以利用加法分解方式或乘法分解方式。利用加法分解方式得到的趋势性子序列数据和周期性子序列数据，将趋势性子序列数据和周期性子序列数据相加可以得到生理时序数据。利用乘法分解方式得到的趋势性子序列数据和周期性子序列数据，将趋势性子序列数据和周期性子序列数据相乘得到生理时序数据。

30 图9为本申请实施方式提供的数据分解的示意图。

如图9所示，以生理时序数据为16通道的脑电数据为例，对16个生理时序数据中的每个进行特征分解，图9示出了对第三个通道的脑电数据进行特征分解得到趋势性子序列数据、周期性子序列数据（季节性子序列数据）以及误差数据，误差数据例如是白噪音。可以去除误差数据，并将趋势性子序列数据和周期性子序列数据保留下来，作为针对每个生理时序数据的子序列数据。

35 在进行特征分解时，可以利用加法分解方式或乘法分解方式。利用加法分解方式得到趋势性子序列数据、周期性子序列数据和误差数据，将趋势性子序列数据、周期性子序列数据和误差数据相加可以得到生理时序数据。利用乘法分解方式得到趋势性子序列数据、周期性子序列数据和误差数据，将趋势性子序列数据、周期性子序列数据和误差数据相乘得到生理时序数据。

可以理解，本申请可以根据实际情况需求选择加法分解方式或乘法分解方式，通过对生理时序数据进行分解可以得到表示生理时序数据变化规律的子序列数据，然后再对于子序列数据进一步进行特征提取，得到更加丰富的初始特征数据，相比于直接对生理时序数据进行特征提取的方式，本申请对分解得到的子序列数据进行特征提取，更能提取到深层次的重要特征，可见通过数据分解后再进行特征提取，提高了特征提取的效果，进而提高生理状态处理的准确性。

在另一示例中，可以利用神经网络提取子序列数据的特征。例如，将每个生理时序数据对应的子序列数据，输入与每个生理时序数据对应的神经网络中进行特征提取，得到初始特征数据。
45

神经网络例如包括长短时记忆网络(Long Short-term Memory, LSTM)、双向长短时记忆网络BiLSTM

等等，也可以是其他能够对时间序列数据进行特征提取的网络。

神经网络作为一种深度学习方法，具有强大的信号处理和识别能力，神经网络可以应用到生理信号的分析领域中。使用神经网络对生理信号进行检测时，首先需要选择合适的网络结构，并设定相应的参数对生理数据进行学习与训练。相较于传统机器学习算法需要人工进行特征提取与筛选，神经网络能够
5 对输入的生理数据进行自动特征选择和提取，降低人工成本和提高特征提取效果。

在另一示例中，在对多个初始特征数据进行融合时，可以基于神经网络的权重进行融合。例如，针对与多个生理时序数据一一对应的多个神经网络，确定与多个神经网络一一对应的多个权重，其中，多个权重组成权重向量。然后将与多个生理时序数据一一对应的多个初始特征数据进行拼接，得到拼接向量，最后将拼接向量和权重向量相乘，得到融合特征数据。

可以理解，以16个通道的生理时序数据为例，16个通道的生理时序数据对应16个神经网络，16个神经网络中的每个对应一个权重。不同神经网络的权重可能不同。比如有些通道采集的生理时序数据具有更丰富的信息，在预测生理状态时该通道采集的生理时序数据对应的权重更大，以此提高预测准确度。比如，在采集脑电数据时，大脑的某个局部区域较活跃，该区域对应的通道通过电极能够采集到更多更丰富的脑电数据，因此该通道对应的神经网络的权重应该较大。

10 图10为本申请实施方式提供的生理状态识别模型的示意图。

如图10所示，生理状态识别模型例如包括输入层、隐藏层、神经网络层、融合层、全连接层、输出层。生理状态识别模型包括多元时序分解记忆网络架构。

输入层，用于输入采集的多个生理时序数据，每个生理时序数据通过对应的数据采集通道采集得到。生理时序数据例如包括脑电数据，生理时序数据是一种多元时序数据。

20 隐藏层，用于对多个生理时序数据中的每个生理时序数据进行特征分解，得到针对每个生理时序数据的子序列数据。

神经网络层，用于对每个生理时序数据对应的子序列数据进行特征提取，得到初始特征数据。例如，当生理时序数据通过 $n=16$ 个通道采集时，生理时序数据包括 $n=16$ 个，每个生理时序数据对应一组子序列数据（一组子序列数据例如包括趋势性子序列数据和周期性子序列数据），由此得到 $n=16$ 组子序列数据。

25 神经网络层包括一一对应的16个神经网络，例如包括BiLSTM_1~BiLSTM_n，每个神经网络用于对对应的子序列数据进行特征提取，得到与16个神经网络一一对应的初始特征数据1~初始特征数据n。

融合层，用于将与多个生理时序数据一一对应的多个初始特征数据进行融合，得到融合特征数据。在对多个初始特征数据进行融合时，可以基于神经网络的权重进行融合。例如，针对与多个生理时序数据一一对应的多个神经网络，确定与多个神经网络一一对应的多个权重，其中，多个权重组成权重向量。

30 然后将与多个生理时序数据一一对应的多个初始特征数据进行拼接，得到拼接向量，最后将拼接向量和权重向量相乘，得到融合特征数据。

全连接层，基于融合特征数据，预测得到生理状态，得到预测结果。或者，生理状态识别模型可以用于进行生理状态的分类，全连接层基于融合特征数据得到分类结果，分类的类别例如包括人员疲劳状态（疲劳、不疲劳、疲劳级别）、情绪状态（高兴、悲伤）、承受负荷状态（负荷大、负荷小、负荷级别）。
35

输出层，用于输出生理状态的预测结果或分类结果。

示例性地，本申请实施方式提供了一种生理状态识别模型的训练方法，例如包括步骤一-步骤五。生理状态识别模型包括隐藏层、神经网络层、融合层和全连接层。

40 步骤一，利用隐藏层，对多个生理时序数据中的每个生理时序数据进行特征分解，得到针对每个生理时序数据的子序列数据。

示例性地，每个生理时序数据通过对应的数据采集通道采集得到。多个生理时序数据例如是用于训练模型的样本数据，以16个数据采集通道为例，16个数据采集通道采集到的16个生理时序数据作为一个样本数据，该样本数据例如对应有样本标签数据，样本标签数据例如表示样本数据的生理状态。

步骤二，利用与每个生理时序数据对应的神经网络，对每个生理时序数据对应的子序列数据进行特征提取，得到初始特征数据。
45

步骤三，利用融合层，将与多个生理时序数据一一对应的多个初始特征数据进行融合，得到融合特

征数据。

步骤四，利用全连接层，基于融合特征数据进行生理状态处理，得到预测结果。

步骤五，基于预测结果和样本标签数据之间的误差，调节生理状态识别模型的模型参数，以训练得到生理状态识别模型。

5 例如，基于预测结果和样本标签数据之间的误差，反向调节生理状态识别模型的模型参数。生理状态识别模型的模型参数例如包括隐藏层、神经网络层、融合层和全连接层的参数。

在一示例中，生理状态识别模型的模型参数包括与每个生理时序样本数据对应的神经网络的权重。

示例性地，利用与每个生理时序样本数据对应的神经网络，对每个生理时序样本数据对应的子序列数据进行特征提取，得到初始特征数据，包括：针对与多个生理时序数据一一对应的多个神经网络，确定与多个神经网络一一对应的多个权重，其中，多个权重组成权重向量；将与多个生理时序样本数据一一对应的多个初始特征数据进行拼接，得到拼接向量；将拼接向量和权重向量相乘，得到融合特征数据。

在模型训练之前，权重可以是初始设置的，在多轮训练过程基于预测结果和样本标签数据之间的误差反向调节模型参数，包括调节权重。模型训练完成之后，权重确定，后续使用训练好的生理状态识别模型预测生理状态时，基于确定的权重来预测生理状态。

15 示例性地，本申请实施方式提供了一种的生理状态识别装置，例如包括：获取模块、第一分解模块、第一提取模块、第一融合模块和第一预测模块。

示例性地，获取模块用于获取多个生理时序数据，其中，每个生理时序数据通过对应的数据采集通道采集得到。

示例性地，第一分解模块用于对每个生理时序数据进行特征分解，得到针对每个生理时序数据的子序列数据。

示例性地，第一提取模块用于对每个生理时序数据对应的子序列数据进行特征提取，得到初始特征数据。

示例性地，第一融合模块用于将与多个生理时序数据一一对应的多个初始特征数据进行融合，得到融合特征数据。

25 示例性地，第一预测模块用于基于融合特征数据，预测得到生理状态。

示例性地，第一分解模块还用于对每个生理时序数据进行特征分解，得到趋势性子序列数据以及周期性子序列数据，其中，趋势性子序列数据表示生理时序数据随时间变化的趋势，周期性子序列数据表示生理时序数据的周期变化特征；将趋势性子序列数据和周期性子序列数据中的至少之一，作为针对每个生理时序数据的子序列数据。

30 示例性地，将趋势性子序列数据和周期性子序列数据相加得到生理时序数据，或者，将趋势性子序列数据和周期性子序列数据相乘得到生理时序数据。

示例性地，第一分解模块还用于对每个生理时序数据进行特征分解，得到趋势性子序列数据、周期性子序列数据以及误差数据；去除误差数据，并将趋势性子序列数据和周期性子序列数据，作为针对每个生理时序数据的子序列数据。

35 示例性地，第一提取模块还用于将每个生理时序数据对应的子序列数据，输入与每个生理时序数据对应的神经网络中进行特征提取，得到初始特征数据。

示例性地，第一融合模块还用于针对与多个生理时序数据一一对应的多个神经网络，确定与多个神经网络一一对应的多个权重，其中，多个权重组成权重向量；将与多个生理时序数据一一对应的多个初始特征数据进行拼接，得到拼接向量；将拼接向量和权重向量相乘，得到融合特征数据。

40 可以理解，生理状态识别装置具体的实现过程可以参考上文的生理状态识别方法的实现过程，在此不再赘述。

示例性地，本申请实施方式提供了一种的生理状态识别模型的训练装置，包括：第二分解模块、第二提取模块、第二融合模块、第二预测模块和调节模块。

示例性地，第二分解模块用于利用隐藏层，对多个生理时序数据中的每个生理时序数据进行特征分解，得到针对每个生理时序数据的子序列数据；其中，每个生理时序数据通过对应的数据采集通道采集得到。

示例性地，第二提取模块用于利用与每个生理时序数据对应的神经网络，对每个生理时序数据对应的子序列数据进行特征提取，得到初始特征数据。

示例性地，第二融合模块用于利用融合层，将与多个生理时序数据一一对应的多个初始特征数据进行融合，得到融合特征数据。

5 示例性地，第二预测模块用于利用全连接层，基于融合特征数据进行生理状态处理，得到预测结果。

示例性地，调节模块用于基于预测结果和样本标签数据之间的误差，调节生理状态识别模型的模型参数，以训练得到生理状态识别模型。

示例性地，生理状态识别模型的模型参数包括与每个生理时序样本数据对应的神经网络的权重。

10 示例性地，第二融合模块还用于针对与多个生理时序数据一一对应的多个神经网络，确定与多个神经网络一一对应的多个权重，其中，多个权重组成权重向量；将与多个生理时序样本数据一一对应的多个初始特征数据进行拼接，得到拼接向量；将拼接向量和权重向量相乘，得到融合特征数据。

15 示例性地，第二分解模块还用于对每个生理时序数据进行特征分解，得到趋势性子序列数据以及周期性子序列数据，其中，趋势性子序列数据表示生理时序数据随时间变化的趋势，周期性子序列数据表示生理时序数据的周期变化特征；将趋势性子序列数据和周期性子序列数据中的至少之一，作为针对每个生理时序数据的子序列数据。

示例性地，将趋势性子序列数据和周期性子序列数据相加得到生理时序数据，或者，将趋势性子序列数据和周期性子序列数据相乘得到生理时序数据。

20 示例性地，第二分解模块还用于对每个生理时序数据进行特征分解，得到趋势性子序列数据、周期性子序列数据以及误差数据；去除误差数据，并将趋势性子序列数据和周期性子序列数据，作为针对每个生理时序数据的子序列数据。

示例性地，第二提取模块还用于将每个生理时序数据对应的子序列数据，输入与每个生理时序数据对应的神经网络中进行特征提取，得到初始特征数据。

可以理解，生理状态识别模型的训练装置具体的实现过程可以参考上文的生理状态识别模型的训练方法的实现过程，在此不再赘述。

25 本申请实施方式提供一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，计算机程序被处理器执行时实现上述任一项实施方式中的方法的步骤。

本申请的一个实施方式提供一种计算机程序产品，计算机程序产品中包括指令，指令被计算机设备的处理器执行时，使得计算机设备能够执行上述任一项实施方式的方法的步骤。

30 本领域技术人员应该能够意识到，结合本文中所公开的实施例描述的各示例的方法步骤，能够以电子硬件、计算机软件或者二者的结合来实现，为了清楚地说明电子硬件和软件的可互换性，在上述说明中已经按照功能一般性地描述了各示例的组成及步骤。这些功能究竟以电子硬件还是软件方式来执行，取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。本领域技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能，但是这种实现不应认为超出本申请的范围。

35 至此，已经结合附图所示的优选实施方式描述了本申请的技术方案。但是，本领域技术人员容易理解的是，本申请的保护范围显然不局限于这些具体实施方式。在不偏离本申请的原理的前提下，本领域技术人员可以对相关技术特征做出等同的更改或替换，这些更改或替换之后的技术方案都将落入本申请的保护范围之内。

权利要求书

1. 一种人因智能生理状态识别模型的训练方法, 其特征在于, 包括:

5 获取第一生理信号、所述第一生理信号的第一状态标签、所述第一生理信号对应的第二生理信号以及所述第二生理信号的第二状态标签, 所述第二生理信号是根据所述第一生理信号生成的生理信号; 所述第一生理信号是采集得到的生理信号; 所述第一状态标签用于指示所述第一生理信号对应的生理状态; 所述第二状态标签用于指示所述第二生理信号对应的生理状态;

根据所述第一生理信号、所述第二生理信号、所述第一状态标签和所述第二状态标签训练生理状态识别模型。

10 2. 根据权利要求1所述的方法, 其特征在于, 所述根据所述第一生理信号、所述第二生理信号、所述第一状态标签和所述第二状态标签训练生理状态识别模型, 包括:

根据所述第一生理信号和所述第一生理信号的第一状态标签生成所述生理状态识别模型的一个训练样本; 根据所述第二生理信号和所述第二生理信号的第二状态标签生成所述生理状态识别模型的另一个训练样本;

15 使用所述训练样本训练所述生理状态识别模型。

3. 根据权利要求2所述的方法, 其特征在于, 获取第一生理信号对应的第二生理信号, 包括:

根据所述第一生理信号和所述第一生理信号的第一状态标签生成第二生理信号的特征向量;

20 将所述特征向量输入预设生成器, 得到所述生成器输出的第二生理信号, 所述生成器用于根据特征向量生成生理信号。

4. 根据权利要求3所述的方法, 其特征在于, 所述根据所述第一生理信号和所述第一生理信号的第一状态标签生成第二生理信号的特征向量, 包括:

提取所述第一生理信号的预设特征;

25 根据所述第一生理信号的预设特征和第一状态标签生成所述第一生理信号的特征向量; 根据所述第一生理信号的特征向量生成所述第二生理信号的特征向量。

5. 根据权利要求4所述的方法, 其特征在于, 所述生理信号为心电信号, 所述预设特征为 HRV 特征。

6. 根据权利要求3至5任一项所述的方法, 其特征在于, 所述生成器的训练方法包括:

30 获取第四生理信号和所述第四生理信号的第四状态标签; 所述第四生理信号是采集得到的生理信号;

根据所述第四生理信号和所述第四生理信号的第四状态标签生成第五生理信号的特征向量;

35 将所述第五生理信号的特征向量输入预设生成器, 得到所述生成器输出的第五生理信号;

根据所述第四生理信号以及所述第五生理信号训练预设判别器;

获取第六生理信号和所述第六生理信号的第六状态标签; 所述第六生理信号是采集得到的生理信号;

40 根据所述第六生理信号和所述第六生理信号的第六状态标签, 对所述生成器和所述判别器进行对抗训练, 得到训练好的生成器。

7. 根据权利要求6所述的方法, 其特征在于, 所述根据所述第四生理信号以及所述第五生理信号训练预设判别器;

为所述第四生理信号设置第一来源标签, 所述第一来源标签用于指示所述第四生理信号是采集得到的生理信号; 为所述第五生理信号设置第二来源标签, 所述第二来源标签用于指示所述第五生理信号为生成的生理信号;

45 根据所述第四生理信号、所述第一来源标签、所述第五生理信号和所述第二来源标签

对判别器进行训练。

8. 根据权利要求6所述的方法, 其特征在于, 所述根据所述第六生理信号和所述第六生理信号的第六状态标签, 对所述生成器和所述判别器进行对抗训练, 得到训练好的生成器, 包括:

5 根据所述第六生理信号和所述第六生理信号的第六状态标签生成第七生理信号的特征向量;

将所述第七生理信号的特征向量输入所述生成器, 得到所述生成器输出的第七生理信号;

10 为所述第六生理信号设置第一来源标签, 为所述第七生理信号设置第二来源标签; 所述第一来源标签用于指示所述第六生理信号是采集得到的生理信号, 所述第二来源标签用于指示所述第七生理信号为生成的生理信号;

根据所述第六生理信号及第一来源标签生成所述判别器的一个训练样本, 根据所述第七生理信号及第二来源标签生成所述判别器的另一个训练样本;

将所述判别器的训练样本输入所述判别器;

15 根据所述判别器输出的判别结果调整所述生成器和所述判别器的参数。

9. 根据权利要求1至5任一项所述的方法, 其特征在于, 所述生理状态包括: 精神状态、情绪状态或者健康状态。

10. 根据权利要求1至5任一项所述的方法, 其特征在于, 所述生理状态识别模型通过结合翻译编码器的贝叶斯神经网络实现。

20 11. 一种生理状态识别方法, 其特征在于, 包括:

获取用户的生理信号;

将所述生理信号输入生理状态识别模型, 所述生理状态识别模型用于根据生理信号识别生理状态; 所述生理状态识别模型通过权利要求1至10任一项所述的方法训练得到;

25 获得所述生理状态识别模型输出的生理状态识别结果, 作为所述用户的生理状态识别结果。

12. 根据权利要求11所述的方法, 其特征在于, 所述生理信号包括多个生理时序数据, 所述根据生理信号识别生理状态, 包括:

获取多个生理时序数据, 其中, 每个生理时序数据通过对应的数据采集通道采集得到;

对每个生理时序数据进行特征分解, 得到针对每个生理时序数据的子序列数据;

30 对每个生理时序数据对应的所述子序列数据进行特征提取, 得到初始特征数据;

将与所述多个生理时序数据一一对应的多个初始特征数据进行融合, 得到融合特征数据; 以及

基于所述融合特征数据, 预测得到生理状态。

35 13. 根据权利要求12所述的方法, 其特征在于, 所述对每个生理时序数据进行特征分解, 得到针对每个生理时序数据的子序列数据, 包括:

对每个生理时序数据进行特征分解, 得到趋势性子序列数据以及周期性子序列数据, 其中, 所述趋势性子序列数据表示所述生理时序数据随时间变化的趋势, 所述周期性子序列数据表示所述生理时序数据的周期变化特征;

40 将所述趋势性子序列数据和所述周期性子序列数据中的至少之一, 作为针对每个生理时序数据的子序列数据。

14. 根据权利要求13所述的方法, 其特征在于, 将所述趋势性子序列数据和所述周期性子序列数据相加得到所述生理时序数据, 或者, 将所述趋势性子序列数据和所述周期性子序列数据相乘得到所述生理时序数据。

45 15. 根据权利要求12-14任一项所述的方法, 其特征在于, 所述对每个生理时序数据对应的所述子序列数据进行特征提取, 得到初始特征数据, 包括:

将每个生理时序数据对应的所述子序列数据, 输入与每个生理时序数据对应的神经网络

络中进行特征提取，得到所述初始特征数据。

16. 根据权利要求 15 所述的方法，其特征在于，所述将与所述多个生理时序数据一一对应的多个初始特征数据进行融合，得到融合特征数据，包括：

5 针对与所述多个生理时序数据一一对应的多个神经网络，确定与所述多个神经网络一一对应的多个权重，其中，所述多个权重组成权重向量；

将与所述多个生理时序数据一一对应的多个初始特征数据进行拼接，得到拼接向量；以及

将所述拼接向量和所述权重向量相乘，得到所述融合特征数据。

17. 根据权利要求 11 所述的方法，其特征在于，所述生理状态识别模型，包括：

10 隐藏层，用于对多个生理时序数据中的每个生理时序数据进行特征分解，得到针对每个生理时序数据的子序列数据；其中，每个生理时序数据通过对应的数据采集通道采集得到；

神经网络层，用于对每个生理时序数据对应的所述子序列数据进行特征提取，得到初始特征数据；

15 融合层，用于将与所述多个生理时序数据一一对应的多个初始特征数据进行融合，得到融合特征数据；以及

全连接层，基于所述融合特征数据，预测得到生理状态。

18. 一种生理状态识别模型的训练装置，其特征在于，包括：

20 获取模块，用于获取第一生理信号、所述第一生理信号的第一状态标签、所述第一生理信号对应的第二生理信号以及所述第二生理信号的第二状态标签，所述第二生理信号是根据所述第一生理信号生成的生理信号；所述第一生理信号是采集得到的生理信号；所述第一状态标签用于指示所述第一生理信号对应的生理状态；所述第二状态标签用于指示所述第二生理信号对应的生理状态；

25 训练模块，用于根据所述第一生理信号、所述第二生理信号、所述第一状态标签和所述第二状态标签训练所述生理状态识别模型。

19. 一种生理状态识别装置，其特征在于，包括：

获取模块，用于获取目标对象的生理信号；

30 识别模块，用于将所述生理信号输入预设生理状态识别模型，所述生理状态识别模型用于根据生理信号识别生理状态；所述预设生理状态识别模型通过权利要求 1 至 9 任一项所述的方法训练得到；获得所述生理状态识别模型输出的生理状态识别结果，作为所述目标对象的生理状态。

20. 一种电子设备，其特征在于，包括：

35 处理器，存储器；其中一个或多个计算机程序被存储在所述存储器中，所述一个或多个计算机程序包括指令，当所述指令被所述处理器执行时，使得所述电子设备执行权利要求 1 至 17 任一项所述的方法。

21. 一种计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读存储介质中存储有计算机程序，当其在计算机上运行时，使得计算机执行权利要求 1 至 17 任一项所述的方法。