

# (12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织  
国际局

(43) 国际公布日  
2022年3月3日 (03.03.2022)

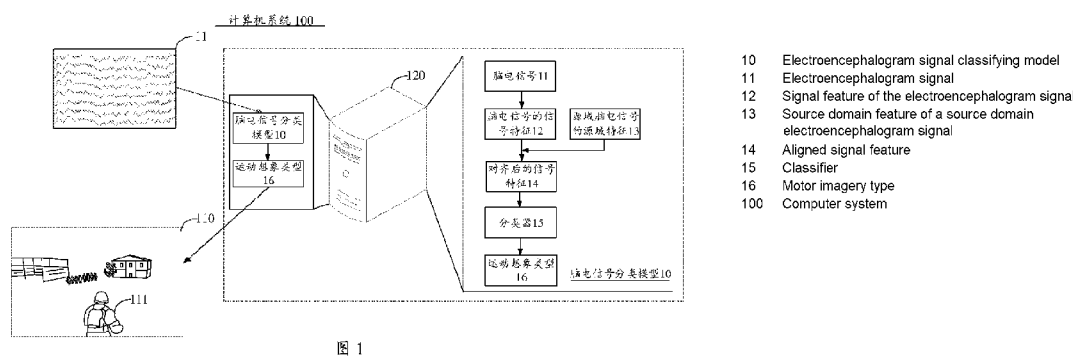


(10) 国际公布号  
**WO 2022/042122 A1**

- (51) 国际专利分类号:  
A61B 5/00 (2006.01) A63F 13/42 (2014.01)  
A61G 5/04 (2013.01) A63F 13/55 (2014.01)  
A61G 5/10 (2006.01) B25J 13/00 (2006.01)  
A61H 3/00 (2006.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2021/106614
- (22) 国际申请日: 2021年7月15日 (15.07.2021)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (30) 优先权:  
202010867943.X 2020年8月26日 (26.08.2020) CN
- (71) 申请人: 腾讯科技(深圳)有限公司 (TENCENT TECHNOLOGY (SHENZHEN) COMPANY LIMITED) [CN/CN]; 中国广东省深圳市南山区高新区科技中一路腾讯大厦35层, Guangdong 518057 (CN)。
- (72) 发明人: 柳露艳 (LIU, Luyan); 中国广东省深圳市南山区高新区科技中一路腾讯大厦35层, Guangdong 518057 (CN)。 洪晓林 (HONG, Xiaolin); 中国广东省深圳市南山区高新区科技中一路腾讯大厦35层, Guangdong 518057 (CN)。 马锴 (MA, Kai); 中国广东省深圳市南山区高新区科技中一路腾讯大厦35层, Guangdong 518057 (CN)。 郑冶枫 (ZHENG, Yefeng); 中国广东省深圳市南山区高新区科技中一路腾讯大厦35层, Guangdong 518057 (CN)。
- (74) 代理人: 北京三高永信知识产权代理有限公司 (BEIJING SAN GAO YONG XIN INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY CO., LTD.); 中国北京市海淀区学院路蓟门里和景园A座1单元102室, Beijing 100088 (CN)。
- (81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB,

(54) Title: ELECTROENCEPHALOGRAM SIGNAL CLASSIFYING METHOD AND APPARATUS, ELECTROENCEPHALOGRAM SIGNAL CLASSIFYING MODEL TRAINING METHOD AND APPARATUS, AND MEDIUM

(54) 发明名称: 脑电信号的分类方法、分类模型的训练方法、装置及介质



(57) Abstract: An electroencephalogram signal classifying method and apparatus, an electroencephalogram signal classifying model training method and apparatus, and a medium, relating to the field of transfer learning. The method comprises: obtaining an electroencephalogram signal (201); performing feature extraction on the electroencephalogram signal to obtain a signal feature corresponding to the electroencephalogram signal (202); obtaining a differential distribution ratio for representing an effect of different types of differential distributions on the distribution of the signal feature and a source domain feature on a feature domain, the source domain feature being a feature corresponding to a source domain electroencephalogram signal (203); aligning the signal feature with the source domain feature according to the differential distribution ratio, to obtain an aligned signal feature (204); and classifying the aligned signal feature to obtain a motor imagery type corresponding to the electroencephalogram signal (205). By dynamically adjusting, by means of a differential distribution ratio, the distribution of a signal feature corresponding to an electroencephalogram signal on a feature domain, an electroencephalogram signal classifying model can recognize multiple types of electroencephalogram signals on the basis of the idea of transfer learning.

GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, IT, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

**(84)** 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

---

**(57) 摘要:** 一种脑电信号的分类方法、分类模型的训练方法、装置及介质, 涉及迁移学习领域。方法包括: 获取脑电信号(201); 对脑电信号进行特征提取, 得到脑电信号对应的信号特征(202); 获取差异分布比例, 差异分布比例用于表征不同类型的差异分布对信号特征和源域特征在特征域上的分布产生的影响, 源域特征是源域脑电信号对应的特征(203); 根据差异分布比例将信号特征与源域特征进行对齐, 得到对齐后的信号特征(204); 对对齐后的信号特征进行分类, 得到脑电信号对应的运动想象类型(205)。通过差异分布比例动态地调整脑电信号对应的信号特征在特征域上的分布, 使得脑电信号分类模型基于迁移学习的思想识别多种类型的脑电信号。

### 脑电信号的分类方法、分类模型的训练方法、装置及介质

本申请要求于2020年08月26日提交的申请号为202010867943.X、发明名称为“脑电信号的分类方法、分类模型的训练方法、装置及介质”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

#### 技术领域

本申请涉及迁移学习领域，特别涉及一种脑电信号的分类方法、分类模型的训练方法、装置及介质。

#### 背景技术

脑电信号是大脑活动时各个神经元产生的电信号，通过脑电信号可识别出脑电信号对应的运动想象类型，即识别出大脑通过“意念”实现的肢体运动。

脑电信号可应用于医疗领域，如应用于结合医疗技术，使用“云计算”来创建的医疗健康服务云平台，医护人员通过脑电信号检查患者的病灶区域。通常利用脑机接口（Brain Computer Interface, BCI）将脑电信号的采集设备与计算机设备（外部设备）进行连接，通过外部设备（如计算机设备）识别脑机接口输出的脑电信号代表的运动想象类型，以实现大脑对物体的直接控制。由于不同的个体的脑电信号存在较大差异，需要针对每个个体的脑电信号单独训练一个脑电信号分类模型，从而保证相关模型能够正确识别出脑电信号代表的运动想象类型。

上述技术方案中，脑电信号分类模型只能针对模型训练时使用的脑电信号进行识别，使得脑电信号分类模型的使用场景较为局限，不具有普适性。

#### 发明内容

本申请实施例提供了一种脑电信号的分类方法、分类模型的训练方法、装置及介质。所述技术方案为如下方案。

根据本申请的一方面，提供了一种脑电信号的分类方法，应用于计算机设备中，所述方法包括：

获取脑电信号；

对所述脑电信号进行特征提取，得到所述脑电信号对应的信号特征；

获取差异分布比例，所述差异分布比例用于表征不同类型的差异分布对所述信号特征和源域特征在特征域上的分布产生的影响，所述源域特征是源域脑电信号对应的特征；示意性的，源域脑电信号是脑电信号分类模型在训练的过程中使用的样本脑电信号；

根据所述差异分布比例将所述信号特征与所述源域特征进行对齐，得到对齐后的信号特征；

对所述对齐后的信号特征进行分类，得到所述脑电信号对应的运动想象类型。

根据本申请的另一方面，提供了一种脑电信号分类模型的训练方法，应用于计算机设备中，所述方法包括：

获取源域脑电信号和目标域脑电信号；

对所述源域脑电信号和所述目标域脑电信号进行特征提取，得到所述源域脑电信号对应的源域特征和所述目标域脑电信号对应的目标域特征；

获取差异分布比例，所述差异分布比例用于表征不同类型的差异分布对所述源域特征和所述目标域特征在特征域上的分布产生的影响；

根据所述差异分布比例将所述源域特征和所述目标域特征在所述特征域上对齐，得到对齐后的目标域特征；

对所述对齐后的目标域特征进行分类，根据分类结果对所述脑电信号分类模型进行训练，得到训练后的脑电信号分类模型。

根据本申请的另一方面，提供了一种脑电信号的分类装置，所述装置包括：

第一获取模块，用于获取脑电信号；

第一特征提取模块，用于对所述脑电信号进行特征提取，得到所述脑电信号对应的信号特征；

所述第一获取模块，用于获取差异分布比例，所述差异分布比例用于表征不同类型的差异分布对所述信号特征和源域特征在特征域上的分布产生的影响，所述源域特征是源域脑电信号对应的特征；示意性的，源域脑电信号是脑电信号分类模型在训练的过程中使用的样本脑电信号；

第一处理模块，用于根据所述差异分布比例将所述信号特征与所述源域特征进行对齐，得到对齐后的信号特征；

分类模块，用于对所述对齐后的信号特征进行分类，得到所述脑电信号对应的运动想象类型。

根据本申请的另一方面，提供了一种脑电信号分类模型的训练装置，所述装置包括：

第二获取模块，用于获取源域脑电信号和目标域脑电信号；

第二特征提取模块，用于对所述源域脑电信号和所述目标域脑电信号进行特征提取，得到所述源域脑电信号对应的源域特征和所述目标域脑电信号对应的目标域特征；

所述第二获取模块，用于获取差异分布比例，所述差异分布比例用于表征不同类型的差异分布对所述源域特征和所述目标域特征在特征域上的分布产生的影响；

第二处理模块，用于根据所述差异分布比例将所述源域特征和所述目标域特征在所述特征域上对齐，得到对齐后的目标域特征；

训练模块，用于对所述对齐后的目标域特征进行分类，根据分类结果对所述脑电信号分类模型进行训练，得到训练后的脑电信号分类模型。

根据本申请的另一方面，提供了一种计算机设备，所述计算机设备包括处理器和存储器，所述存储器中存储有至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集，所述至少一条指令、所述至少一段程序、所述代码集或指令集由所述处理器加载并执行以实现如上述方面所述的脑电信号的分类方法和脑电信号分类模型的训练方法。

根据本申请的另一方面，提供了一种计算机可读存储介质，所述可读存储介质中存储有至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集，所述至少一条指令、所述至少一段程序、所述代码集或指令集由处理器加载并执行以实现如上述方面所述的脑电信号的分类方法和脑电信号分类模型的训练方法。

根据本申请的另一方面，提供了一种计算机程序产品或计算机程序，所述计算机程序产品或计算机程序包括计算机指令，所述计算机指令存储在计算机可读存储介质中。计算机设备的处理器从所述计算机可读存储介质读取所述计算机指令，所述处理器执行所述计算机指令，使得所述计算机设备执行如上方面所述的脑电信号的分类方法和脑电信号分类模型的训练方法。

本申请实施例提供的技术方案带来的有益效果至少包括如下效果。

通过根据差异分布比例动态地调整脑电信号对应的信号特征在特征域上的分布，使得脑电信号的信号特征与源域特征对齐，从而保证脑电信号的信号特征在特征分布上趋近于源域特征，基于源域特征训练的脑电信号分类模型能够将分类方法迁移至脑电信号对应的信号特征上，提高了脑电信号分类模型识别脑电信号对应的运动想象类型的准确率，使得脑电信号分类模型能够识别多种类型的脑电信号，具有普适性。

## 附图说明

图1是本申请一个示例性实施例提供的计算机系统的框架图；

图2是本申请一个示例性实施例提供的脑电信号的分类方法的流程图；

图3是本申请一个示例性实施例提供的脑电信号分类模型的结构示意图；

图4是本申请另一个示例性实施例提供的脑电信号的分类方法的流程图；

图5是本申请另一个示例性实施例提供的脑电信号分类模型的结构示意图；

图 6 是本申请一个示例性实施例提供的脑电信号分类模型的训练方法的流程图；  
图 7 是本申请一个示例性实施例提供的脑电信号模型的训练方法的框架图；  
图 8 是本申请另一个示例性实施例提供的脑电信号分类模型的结构示意图；  
图 9 是本申请一个示例性实施例提供的脑电信号的分类装置的结构框图；  
图 10 是本申请一个示例性实施例提供的脑电信号分类模型的训练装置的结构框图；  
图 11 是本申请一个示例性实施例提供的服务器的装置结构示意图。

## 具体实施方式

首先，对本申请实施例涉及的名词进行介绍。

**脑电信号 (Electroencephalogram, EEG):** 是指大脑活动时各个神经元产生的电信号，是脑神经细胞的电生理活动在大脑皮层或头皮表面的总体反映。通过侵入式或非侵入式脑机接口设备采集脑部的生物电压得到脑电信号，将脑电信号绘制成的曲线图为脑电图。通过分析脑电信号，检测识别不同脑部区域的激活效果来判断用户意图，进而实现人脑与外部设备之间的通信与控制。本申请实施例以通过非侵入式脑机接口设备采集脑部的生物电压为例进行说明。

**运动想象 (Motor Imagery, MI):** 是指人凭借大脑想象肢体进行正常运动的思维过程，通过对运动过程反复进行想象或预演，实现通过“意念控制”肢体运动，是一种自发性脑电信号。常见的运动想象部位为：左手、右手、双脚和舌头。

**脑机接口 (Brain Computer Interface, BCI):** 是指人或动物的脑部与外部设备交换信息时建立的连接通路。比如，电动轮椅结合的 BCI 系统，通过采集用户的脑电信号来控制电动轮椅的移动方向，帮助肢体不便的用户自由活动。

**域自适应学习 (Domain Adaptation Learning, DAL):** 是指一种能够解决训练样本和测试样本概率分布不一致的机器学习理论。在传统的机器学习算法中，通常假设训练样本（源域）和测试样本（目标域）来自同一概率分布，构建相应的模型和判别准则对待测试的样本进行预测。但在一些场景下，测试样本与训练样本不满足概率分布相同这一条件，通过域自适应学习可解决源域和目标域概率分布不一致的情况。在域自适应学习中，源域 (Source Domain) 是指模型已有的知识或已学习到的知识；目标域 (Target Domain) 是指模型待学习的知识。

**医疗云 (Medical Cloud):** 是指在云计算、移动技术、多媒体、4G 通信、大数据、以及物联网等新技术基础上，结合医疗技术，使用“云计算”来创建医疗健康服务云平台，实现了医疗资源的共享和医疗范围的扩大。因为云计算技术的运用于结合，医疗云提高医疗机构的效率，方便居民就医。像现在医院的预约挂号、电子病历、医保等都是云计算与医疗领域结合的产物，医疗云还具有数据安全、信息共享、动态扩展、布局全局的优势。本申请实施例中提供的脑电信号的分类方法可与上述医疗健康服务云平台结合，医护人员将多种患者的脑电信号以及脑电信号对应的运动想象类型上传至该平台，供其他医护人员在诊疗时参考。

**云游戏 (Cloud Gaming):** 又可称为游戏点播 (Gaming on Demand)，是一种以云计算技术为基础的在线游戏技术。云游戏技术使图形处理与数据运算能力相对有限的轻端设备 (Thin Client) 能运行高品质游戏。在云游戏场景下，游戏并不在玩家游戏终端，而是在云端服务器中运行，并由云端服务器将游戏场景渲染为视频音频流，通过网络传输给玩家游戏终端。玩家游戏终端无需拥有强大的图形运算与数据处理能力，仅需拥有基本的流媒体播放能力与获取玩家输入指令并发送给云端服务器的能力即可。本申请实施例提供的脑电信号的分类方法可与云游戏结合，通过识别脑电信号对应的运动想象类型，控制云游戏中的游戏角色进行活动。

本申请实施例提供的脑电信号的分类方法可以应用于如下场景。

### 一、智能医疗。

在该应用场景下，采用本申请实施例提供的脑电信号的分类方法可应用于一些医疗器械或复健机器人的 BCI 系统。

比如，将患有偏瘫、脑卒中的患者的脑电信号输入至外骨骼机器人的 BCI 系统中，外骨

骼机器人的 BCI 系统根据本申请实施例提供的脑电信号的分类方法对患者的脑电信号进行识别，确定脑电信号所属的运动想象类型，从而驱动外骨骼机器人帮助患者进行主动式的复健活动。

又如，将行动不便的用户的脑电信号输入至电动轮椅的 BCI 系统中，电动轮椅的 BCI 系统根据本申请实施例提供的脑电信号的分类方法对行动不便的用户的脑电信号进行识别，确定脑电信号所属的运动想象类型，从而根据运动想象类型控制电动轮椅移动，帮助行动不便的用户自由出行。

## 二、游戏应用中控制虚拟角色。

在该应用场景下，采用本申请实施例提供的脑电信号的分类方法可应用于游戏应用侧的后台服务器中。后台服务器中构建有动态域自适应模型，通过获取用户的脑电信号，判断用户的脑电信号所属的运动想象类型，从而根据运动想象类型驱动游戏中的虚拟角色在虚拟环境中进行各类活动。比如，在虚拟现实应用中，用户通过佩戴具有脑电信号采集功能的头戴设备，使得用户能够通过“意念”控制虚拟现实应用中的虚拟角色。

上述仅以两种应用场景为例进行说明，本申请实施例提供的方法还可以应用于其他需要通过脑电信号控制物体的场景（比如，通过脑电信号分析患者病因的场景等等），本申请实施例并不对具体应用场景进行限定。

本申请实施例提供的脑电信号的分类方法和脑电信号分类模型的训练方法可以应用于具有数据处理能力的计算机设备中。在一种可能的实施方式中，本申请实施例提供的脑电信号的分类方法和脑电信号分类模型的训练方法可以应用于个人计算机、工作站或服务器中，即可以通过个人计算机、工作站或服务器实现对脑电信号进行分类和训练脑电信号分类模型。假设用于执行脑电信号的分类方法的计算机设备为第一计算机设备，用于执行脑电信号分类模型的训练方法的计算机设备为第二计算机设备，则第一计算机设备和第二计算机设备可以为同一个设备，也可以是不同的设备。

而对于训练后的脑电信号分类模型，其可以实现成为应用程序的一部分，并被安装在终端中，使终端在接收到脑电信号时，识别脑电信号对应的运动想象类型；或者，该训练后的脑电信号分类模型设置在应用程序的后台服务器中，以便安装有应用程序的终端借助后台服务器实现识别脑电信号对应的运动想象类型的功能。

图 1 示出了本申请一个示例性实施例提供的计算机系统的示意图。该计算机系统 100 包括终端 110 和服务器 120，其中，终端 110 与服务器 120 之间通过通信网络进行数据通信，可选地，通信网络可以是有线网络也可以是无线网络，且该通信网络可以是局域网、城域网以及广域网中的至少一种。

终端 110 中安装有支持脑电信号识别功能的应用程序，该应用程序可以是虚拟现实应用程序（Virtual Reality, VR）、增强现实应用程序（Augmented Reality, AR）、医疗程序、游戏应用程序等，本申请实施例对此不作限定。

可选的，终端 110 可以是智能手机、智能手表、平板电脑、膝上便携式笔记本电脑、智能机器人等移动终端，也可以是台式电脑、投影式电脑等终端，还可以是外骨骼机器人、电动轮椅、头戴式显示器等终端。本申请实施例对终端的类型不做限定。

服务器 120 可以是独立的物理服务器，也可以是多个物理服务器构成的服务器集群或者分布式系统，还可以是提供云服务、云数据库、云计算、云函数、云存储、网络服务、云通信、中间件服务、域名服务、安全服务、内容分发网络（Content Delivery Network, CDN）、以及大数据和人工智能平台等基础云计算服务的云服务器。在一种可能的实施方式中，服务器 120 是终端 110 中应用程序的后台服务器。

如图 1 所示，在本实施例中，终端 110 中运行有游戏应用程序，用户通过脑电信号 11 控制游戏应用程序中的虚拟角色 111。示意性的，用户佩戴有采集脑电信号的脑电信号采集设备，如脑电信号采集头盔。该脑电信号采集设备是侵入式或非侵入式的信号采集设备。示意性的，脑电信号采集设备与终端 110 连接，当脑电信号采集设备采集到用户的脑电信号 11 时，

终端记录用户的脑电信号 11，并将用户的脑电信号 11 发送至服务器 120 中，服务器 120 中构建有脑电信号分类模型 10，该脑电信号分类模型 10 是经过训练的机器学习模型。

脑电信号分类模型 10 在接收到用户的脑电信号 11 时，提取脑电信号的信号特征 12，结合脑电信号分类模型 10 在训练时使用的源域脑电信号的源域特征 13，将信号特征 12 与源域特征 13 进行对齐，使得信号特征 12 与源域特征 13 在特征域上接近，得到对齐后的信号特征 14，从而使得脑电信号分类模型 10 根据域自适应学习方法进行迁移，使得脑电信号分类模型 10 适用于识别当前的脑电信号 11。将对齐后的信号特征 14 输入至脑电信号分类模型 10 的分类器 15 中，输出脑电信号 11 对应的运动想象类型 16。示意性的，运动想象类型 16 包括向前移动、向后移动、趴下、蹲下、射击、投掷和驾驶虚拟载具中的至少一种。

服务器 120 根据运动想象类型生成控制指令，并将控制指令发送至终端 110，终端 110 根据控制指令控制虚拟角色 111 进行与运动想象类型对应的活动。

在一个示例中，用户佩戴有脑电信号采集头盔，用户想象控制虚拟角色 111 向前奔跑，脑电信号采集头盔将采集到的脑电信号 11 发送至终端 110 中，终端 110 将脑电信号 11 发送至服务器 120 中，脑电信号分类模型 10 识别脑电信号 11 的运动想象类型为向前奔跑，服务器 120 根据向前奔跑的运动想象类型生成向前奔跑的控制指令，并将该控制指令发送至终端 110，终端 110 上显示有虚拟角色 111 向前奔跑的画面，从而实现用户通过脑电信号 11 控制虚拟角色 111。

在一些实施例中，脑电信号采集设备与服务器 120 相连，脑电信号分类模型构建在服务器 120 中，脑电信号采集设备将采集到的脑电信号 11 直接输入至服务器 120 中。在另一些实施例中，脑电信号分类模型构建在终端 110 中，由终端 110 接收采集到的脑电信号 11 以及对脑电信号 11 进行识别。

可以理解的是，上述实施例仅以终端中的游戏应用程序为例，在实际使用过程中，上述脑电信号分类模型还可以构建在具有复健功能的机器人的驱动系统中，以及构建在电动轮椅的驱动系统中，针对不同的应用场景，脑电信号对应的运动想象类型不同，本申请实施例对此不加以限定。

为了方便表述，下述各个实施例以脑电信号的分类方法和脑电信号分类模型的训练方法由服务器执行为例进行说明，但这两个方法也可以由终端执行，也即这两个方法可以由计算机设备执行。

图 2 示出了本申请一个示例性实施例提供的脑电信号的分类方法的流程图。本实施例以该方法用于如图 1 所示的计算机系统 100 中的服务器 120 为例进行说明，该方法包括如下步骤。

步骤 201，获取脑电信号。

脑电信号是指大脑活动时各个神经元产生的电信号，是脑神经细胞的电生理活动在大脑皮层或头皮表面的总体反映。脑电信号可通过脑电信号采集设备获得。

按照脑电信号采集设备进行分类，脑电信号的获取方式包括植入式 (Invasive) 和非植入式 (Non-invasive)，植入式需要通过手术将微电极植入人体的神经皮层来收集单个神经元或局部神经皮层的电位信息；而非植入式是一种无创的神经活动信息获取方式，通过在大脑上贴附检测电极来采集脑电信号，示意性的，受试者 (即被采集脑电信号的人) 通过佩戴脑电信号采集设备采集脑电信号，比如，脑电信号采集头盔，或者，在受试者的头部贴附电极。

根据不同的脑电信号采集方式，生成不同类型的脑电信号图，比如，脑电图 (Electroencephalography, EEG)、功能磁共振成像 (Function Magnetic Resonance Imaging, FMRI)、近红外光谱 (Near Infra-Red Spectroscopy, NIRS) 和脑磁图 (Magneto Encephalography, EMG) 中的至少一种。

在一些实施例中，脑电信号采集设备与服务器之间存在通讯连接，脑电信号采集设备将采集到的脑电信号发送至服务器中；在另一些实施例中，脑电信号采集设备与用户使用的终

端存在通讯连接，终端与服务器存在通讯连接，终端记录并存储采集到的脑电信号，由终端将脑电信号发送至服务器中；在另一些实施例中，脑电信号采集设备与用户使用的终端存在通讯连接，终端记录并存储采集到的脑电信号，终端对脑电信号进行识别。本申请实施例对此不加以限定。

步骤 202，对脑电信号进行特征提取，得到脑电信号对应的信号特征。

如图 3 所示，在服务器 120 中构建有脑电信号分类模型，其中，脑电信号分类模型包括特征提取模型 21，通过特征提取模型 21 提取脑电信号 11 对应的信号特征 12。在一些实施例中，在脑电信号 11 输入至特征提取模型前，还需要对脑电信号进行预处理，去除脑电信号中的伪迹和干扰，降低噪声对脑电信号的影响。

通过特征提取模型 21 将输入的脑电信号 11 中不易被观察和检测的信号特征 12 提取出来，使得脑电信号分类模型能够对信号特征 12 进行准确分类。脑电信号的信号特征 12 包括：时域特征和空间域特征。时域特征是指脑电信号在时间上的变化，空间域特征是指不同脑部区域中脑电信号的变化。在一些实施例中，脑电信号特征 12 还包括频域特征。频域特征是指脑电信号在频率上的变化。本申请实施例以脑电信号的信号特征包括时域特征和空间域特征进行说明。

步骤 203，获取差异分布比例，差异分布比例用于表征不同类型的差异分布对信号特征和源域特征在特征域上的分布产生的影响，源域特征是源域脑电信号对应的特征。

源域特征是源域脑电信号对应的信号特征，源域脑电信号是脑电信号分类模型在训练的过程中使用的样本脑电信号，在本实施例中，脑电信号是脑电信号分类模型在测试过程中（或使用过程中）使用的测试脑电信号。

由于不同的受试者之间存在较大的差异，不同受试者的脑电信号在同一时域和空间域上的分布不同，同一受试者在不同状态或情绪下，在同一时域或空间域上分布不同，即不同的脑电信号在特征域上会产生分布差异。比如，受试者 1 和受试者 2 的身体状态和情绪状态等方面接近，受试者 1 在第 4 秒至第 6 秒的时间内脑电信号产生峰值，受试者 2 在第 6 秒至第 8 秒的时间内脑电信号产生峰值；又比如，受试者 1 是年轻人，脑电信号始终处于活跃状态，受试者 2 是老年人，脑电信号始终处于非活跃状态。

差异分布比例用于表征不同类型的差异分布对信号特征和源域特征在特征域上的分布产生的影响。本申请实施例以差异分布类型包括条件分布差异和边缘分布差异为例进行说明。差异分布比例包括边缘分布差异对应的第一分布比例和条件分布差异对应的第二分布比例。比如，脑电信号 1 为源域脑电信号，脑电信号 2 为输入脑电信号分类模型的测试脑电信号，若脑电信号 1 和脑电信号 2 较为接近，则脑电信号 1 和脑电信号 2 在特征域上形成条件分布差异；若脑电信号 1 和脑电信号 2 相差较大，则脑电信号 1 和脑电信号 2 在特征域上形成边缘分布差异。

步骤 204，根据差异分布比例将信号特征与源域特征进行对齐，得到对齐后的信号特征。

对齐是令两种存在差异的脑电信号在特征域上的分布趋于相同。脑电信号分类模型训练时使用的脑电信号为源域脑电信号，脑电信号分类模型能够识别与源域脑电信号相同的脑电信号，而脑电信号分类模型在测试时使用的测试脑电信号与源域信号存在差异，将测试脑电信号输入至脑电信号分类模型中，可能会产生脑电信号分类模型对测试脑电信号进行误分类的情况。当信号特征和源域特征在特征域上对齐时，信号特征在特征域上的分布趋近于源域特征在特征域上的分布，从而使得脑电信号分类模型对测试脑电信号进行正确分类。

如图 3 所示，脑电信号分类模型包括条件判别器 22 和边缘判别器 23，条件判别器 22 用于根据条件分布差异对应的第二分布比例将脑电信号的信号特征 12 和源域特征在特征域上对齐，边缘判别器 23 用于根据边缘分布差异对应的第一分布比例将脑电信号的信号特征 12 和源域特征在特征域上对齐。可选地，条件判别器 22 和边缘判别器 23 根据各自的分布比例同时将信号特征 12 和源域特征在特征域上对齐。

步骤 205，对对齐后的信号特征进行分类，得到脑电信号对应的运动想象类型。

由于脑电信号的信号特征与源域特征在特征域上的分布相近，脑电信号分类模型利用迁移学习的方式将对源域特征的分类方法迁移至信号特征，使得脑电信号分类模型能够对脑电信号进行准确分类。

如图 3 所示，脑电信号分类模型包括分类器 15，分类器 15 用于对脑电信号的信号特征 12 进行分类，结合条件判别器 22 和边缘判别器 23 综合输出运动想象类型的预测概率 18。运动想象是指人凭借大脑想象肢体进行正常运动的思维过程，即想象自己的肢体正在运动，但肢体实际上并未运动。根据不同的应用场景，常见的运动想象类型包括双手运动、双脚运动和舌头运动（吞咽运动）中的至少一种。

示意性的，运动想象类型用于指示脑电信号想象的肢体运动。

综上所述，本实施例提供的方法，通过根据差异分布比例动态地调整脑电信号对应的信号特征在特征域上的分布，使得脑电信号的信号特征与源域特征对齐，从而保证脑电信号的信号特征在特征分布上趋近于源域特征，基于源域特征训练的脑电信号分类模型能够将分类方法迁移至脑电信号对应的信号特征上，提高了脑电信号分类模型识别脑电信号对应的运动想象类型的准确率，使得脑电信号分类模型能够识别多种类型的脑电信号，具有普适性。

图 4 示出了本申请另一个示例性实施例提供的脑电信号的分类方法的流程图。本实施例以该方法用于如图 1 所示的计算机系统 100 中的服务器 120 为例进行说明，该方法包括如下步骤。

步骤 401，获取脑电信号。

示意性的，在受试者的头部贴附 22 个脑电电极和 3 个眼电电极（用于记录眼部活动的电极），信号采样率为 250 赫兹（Hz），采集包括四类运动想象类型的脑电信号（左手、右手、双脚和舌头）。上述脑电电极和眼电电极的电极数量为示意性说明的数量，不同实施例可以有不同的取值。

对采集到的脑电信号进行预处理，从脑电信号中截取运动想象对应的时间区间的脑电信号，示意性的，本申请实施例以截取第 2 秒至第 6 秒之间的脑电信号为例进行说明。需要说明的是，前 2 秒的时间是采集数据的准备阶段，此时采集设备可能会采集到一些干扰脑电信号的噪声信号，或者非脑电信号，因此，从第 2 秒至第 6 秒后进行截取。

然后从截取后的脑电信号中去除 3 个眼电通道，保留 22 个脑电通道。使用带通滤波为三阶的巴特沃斯滤波器对 22 个脑电通道中的脑电信号进行滤波处理，（带通范围是 0 至 38Hz），再次去除一些脑电信号中的生物伪迹和噪声（如眼球伪迹、肌肉伪迹、心脏伪迹等）。对滤波后的脑电信号进行标准化处理，示意性的，标准化处理选用指数加权移动平均法，权重参数设置为 0.999，或者，标准化处理选用均值方差标准化操作和共空间模式算法（Common Spatial Patterns, CSP）。

步骤 402，对脑电信号进行特征提取，得到脑电信号对应的信号特征。

如图 5 所示，脑电信号分类模型包括特征提取模型 21，特征提取模型 21 包括时间卷积层（Temporal Convolution）211、空间卷积层（Spatial Convolution）212、批量归一化层（Batch Normalization, BN）213、平方激活层（Square）214、平均池化层（Average Pooling）215 和丢弃层（Dropout）216。

示例性的，由步骤 401 采集到的脑电信号是维度为 1000 维（ $250 \times 4$ ），每个脑电信号的尺寸为  $1000 \times 22$ 。

示例性的，调用时间卷积层 211 对脑电信号进行特征提取，得到脑电信号对应的第一信号特征，时间卷积层 211 用于沿着时间维度对输入的脑电信号进行卷积操作。调用空间卷积层 212 对第一信号进行特征提取，得到脑电信号对应的第二信号特征，空间卷积层 212 沿着空间维度对输入的第一信号特征进行卷积操作。调用批量归一化层 213 对第二信号特征进行特征提取，得到脑电信号对应的第三信号特征。调用平方激活层 214 对第三信号特征进行特征提取，得到脑电信号对应的第四信号特征。调用平均池化层 215 对第四信号特征进行特征

提取，得到脑电信号对应的第五信号特征。调用丢弃层 216 对第五信号特征进行特征提取，得到脑电信号对应的第六信号特征，将第六信号特征确定为脑电信号对应的特征，即特征提取模型 21 最终输出的信号特征。

以表一表示脑电信号分类模型中各层状结构的参数以及各层状结构输出信号的尺寸。

表一

层结构	输出信号的尺寸	模型参数
时间卷积层	40×1000×22	卷积核大小:25×1,卷积通道数:40,步长(Stride):1,填充边界(pad)12×0
空间卷积层	40×1000×1	卷积核大小:1×22(22为电极数),卷积通道数:40,步长:1
批量归一化层	--	--
平方激活层	--	--
平均池化层	40×61×1	卷积核大小:75×1,步长:15×1
丢弃层	--	丢弃率为0.5
卷积层	4	卷积核大小61×1,步长:4
深度卷积层	2	卷积核大小61×1,步长:2

其中，丢弃层是指脑电信号分类模型在前向传播时，令某个神经元的激活值以一定的概率停止工作（被丢弃的节点）。丢弃率是指在丢弃层中被丢弃的节点与总节点的比值。

步骤 403，获取差异分布比例，差异分布比例用于表征不同类型的差异分布对信号特征和源域特征在特征域上的分布产生的影响，源域特征是源域脑电信号对应的特征。

源域特征是源域脑电信号对应的信号特征，源域脑电信号是脑电信号分类模型在训练的过程中使用的样本脑电信号。在本实施例中，输入的脑电信号是脑电信号分类模型在测试过程中（或使用过程中）使用的测试脑电信号。

差异分布比例包括边缘分布差异对应的第一分布比例和条件分布差异对应的第二分布比例。边缘分布是指存在随机变量 (X, Y)，能够用随机变量 X 或随机变量 Y 描述事件在某个范围内的分布，这个分布通常称为随机变量 X 的边缘分布 (Marginal Distribution)。条件分布是指存在一组随机变量，当其中某些随机变量的取值确定时，其余随机变量的分布即为条件分布 (Conditional Distribution)。比如，脑电信号 1 为源域脑电信号，脑电信号 2 为输入脑电信号分类模型的测试脑电信号，若脑电信号 1 和脑电信号 2 较为接近，则脑电信号 1 和脑电信号 2 在特征域上形成条件分布差异；若脑电信号 1 和脑电信号 2 相差较大，则脑电信号 1 和脑电信号 2 在特征域上形成边缘分布差异。

示例性的，步骤 403 可实现成为如下步骤。

步骤 4031，获取信号特征与源域特征之间的第一分布距离和第二分布距离，第一分布距离用于表征信号特征与源域特征之间的边缘分布差异，第二分布距离用于表征信号特征与源域特征之间的条件分布差异。

第一分布距离是根据边缘判别器的分类准确率计算得到的，第二分布距离是根据条件判别器的分类准确率计算得到的。参见步骤 4041 至步骤 4043 的实施方式。

步骤 4032，获取运动想象类型的类型数量。

本申请实施例以运动想象类型的类型数量为四进行说明，即运动想象类型包括左手运动、右手运动、双脚运动和舌头运动。可以理解的是，运动想象类型是根据实际脑电信号进行划分的，不局限于上述四种运动想象类型。

可以理解的是，步骤 4031 和步骤 4032 可同时执行，步骤 4031 可先于步骤 4032 之前执行，步骤 4032 可先于步骤 4031 之前执行。

步骤 4033, 根据第一分布距离、第二分布距离和类型数量得到边缘分布左开列对应的第一分布比例和条件分布差异对应的第二分布比例。

步骤 4031 至步骤 4032 用于计算第一分布比例和第二分布比例, 其中第一分布比例的计算公式为如下公式。

$$\mathcal{W} = \frac{d_{A,g}(\mathcal{D}_s^c, \mathcal{D}_t^c)}{d_{A,g}(\mathcal{D}_s^c, \mathcal{D}_t^c) + \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C d_{A,l}(\mathcal{D}_s^c, \mathcal{D}_t^c)}$$

其中,  $d_{A,g}(\mathcal{D}_s^c, \mathcal{D}_t^c)$  表示源域特征与信号特征之间的第一分布距离,  $d_{A,l}(\mathcal{D}_s^c, \mathcal{D}_t^c)$  表示源域特征与信号特征之间的第二分布距离,  $C$  表示运动想象类型的类型数,  $\mathcal{W}$  表示边缘分布对源域特征和信号特征在特征域上产生分布差异时的重要性。

由此可知, 第二分布比例为  $1-\mathcal{W}$ , 表示条件分布对源域特征和信号特征在特征域上产生分布差异时的重要性。

可以理解的是, 可通过计算条件分布差异对应的第二分布比例, 通过第二分布比例得到第一分布比例。

步骤 404, 获取源域特征和信号特征在特征域上的边缘分布差异和条件分布差异。

示意性的, 步骤 404 可替换为如下步骤。

步骤 4041, 获取边缘判别器的第一分类准确率和条件判别器的第二分类准确率, 边缘判别器用于确定脑电信号所属的域信号, 条件判别器用于确定不同类型的脑电信号所属的域信号, 域信号包括源域脑电信号和输入的脑电信号中的至少一种。

边缘判别器 23 用于输出脑电信号所属的域信号的预测概率, 即输出脑电信号属于源域脑电信号的预测概率和目标域脑电信号的预测概率。源域脑电信号是脑电信号分类模型在训练过程中使用的样本脑电信号, 目标域脑电信号是脑电信号分类模型在测试过程中的测试脑电信号。比如, 边缘判别器 23 输出脑电信号属于源域脑电信号的预测概率为 0.3, 输出脑电信号属于目标域脑电信号的预测概率为 0.7。预测结果为输入的脑电信号属于目标域脑电信号, 与输入脑电信号的类型相符, 边缘判别器 23 输出的预测结果是正确的, 从而记录边缘判别器 23 的第一分类准确率。

条件判别器 22 用于输出不同类型的脑电信号所属的域信号的预测概率, 不同类型的脑电信号是指不同受试者对应的脑电信号, 或同一受试者大脑不同区域的脑电信号。比如, 条件判别器 22 输出第一类型的脑电信号属于源域信号的预测概率为 0.19, 输出第一类型的脑电信号属于目标域信号的预测概率为 0.82。预测结果为输入的脑电信号属于目标域脑电信号, 与输入脑电信号的类型相符, 条件判别器 22 输出的预测结果是正确的, 从而记录条件判别器 22 的第二分类准确率。

步骤 4042, 根据第一分类准确率获取信号特征与源域特征之间的第一分布距离, 以及根据第二分类准确率获取信号特征与源域特征之间的第二分布距离。

为了评估边缘分布和条件分布对跨域差异性的影响, 引入分布差异动态评估机制对两种分布的差异进行评价, 评价指标采用距离评估指标 (A-distance) 衡量源域和目标域分布差异, 通过如下公式计算第一分布距离和第二分布距离。

$$d_{A,g}(\mathcal{D}_s^c, \mathcal{D}_t^c) = 2(1 - 2\epsilon_g^c)$$

$$d_{A,l}(\mathcal{D}_s^c, \mathcal{D}_t^c) = 2(1 - 2\epsilon_l^c)$$

其中,  $d_{A,g}(\mathcal{D}_s^c, \mathcal{D}_t^c)$  表示源域特征与信号特征之间的第一分布距离,  $d_{A,l}(\mathcal{D}_s^c, \mathcal{D}_t^c)$  表示源域特征与信号特征之间的第二分布距离,  $\epsilon_g^c$  表示边缘判别器对应的第一分类准确率,  $\epsilon_l^c$  表示条件判别器对应的第二分类准确率。

步骤 4043, 将第一分布距离确定为边缘分布差异, 以及将第二分布距离确定为条件分布

差异。

将第一分布距离  $d_{A,g}(D_s^c, D_t^c)$  确定为边缘分布差异, 将第二分布距离  $d_{A,l}(D_s^c, D_t^c)$  确定为条件分布差异。

步骤 405, 根据第一分布比例缩小边缘分布差异, 以及根据第二分布比例缩小条件分布差异。

信号特征和源域特征在特征域上对齐时, 同时缩小条件分布差异和边缘分布差异, 按照第一分布比例和第二分布比例去分别调整边缘分布差异和条件分布差异。

步骤 406, 根据缩小的边缘分布差异和条件分布差异, 得到缩小分布差异后的信号特征。信号特征在特征域上的条件分布和边缘分布分别与源域特征对齐, 得到对齐后的信号特征, 此信号特征与源域特征之间的分布差异缩小。

步骤 407, 将缩小分布差异后的信号特征确定为对齐后的信号特征。

此时的信号特征在特征域上的分布趋近于源域特征在同一特征域上的分布。

步骤 408, 对对齐后的信号特征进行分类, 得到脑电信号对应的运动想象类型。

示意性的, 步骤 408 可替换为如下步骤。

步骤 4081, 调用分类器对对齐后的信号特征进行处理, 得到脑电信号对应的运动现象类型的预测概率, 运动想象类型包括双手运动、双脚运动和舌头运动中的至少一种。

如图 5 所示, 特征提取模型 21 输出的脑电信号对应的信号特征分别输入至分类器 15、条件判别器 22 和边缘判别器 23 中。其中, 分类器 15 包括卷积层 (Convolutional Neural Network, C-Conv 或 CNN) 和逻辑回归层 (Softmax), 卷积层对信号特征进行卷积处理, 输出中间向量, 将中间向量输入至逻辑回归层, 输出脑电信号对应的运动想象类型的预测概率。比如, 分类器 15 输出左手运动的预测概率为 0.2, 右手运动的预测概率为 0.7, 双脚运动的预测概率为 0, 舌头运动的预测概率为 0.1。

分类器 15 输出的特征向量输入至梯度反转层 217 (Gradient Reversal Layer, GRL), 由梯度反转层 217 进行进一步计算, 得到另一特征向量分别输入至条件判别器 22 和边缘判别器 23。梯度反转层 217 用于将传到本层的误差与一个负数相乘 ( $-\lambda$ ), 使得梯度反转层前后的网络层的训练目标相反, 以实现对抗的效果。

步骤 4082, 调用条件判别器对对齐后的信号特征进行处理, 得到不同类型的脑电信号所属的域信号的预测概率, 域信号包括源域脑电信号和输入的脑电信号中的至少一种。

如图 5 所示, 条件判别器 22 包括深度卷积层 (Deep Convolutional Neural Network, D-Conv 或 DCNN) 和逻辑回归层, 深度卷积层对信号特征进行卷积处理, 输出中间向量, 将中间向量输入至逻辑回归层, 输出不同类型的脑电信号属于域信号的预测概率。脑电信号的类型可根据不同类型的受试者进行划分, 或者, 根据大脑的不同区域进行划分, 或者, 根据受试者的情绪 (或状态) 进行划分。比如, 条件判别器 22 输出第一类型的脑电信号属于源域脑电信号的预测概率为 0.7, 输出第一类型的脑电信号属于目标域脑电信号的预测概率为 0.3, 则第一类型的脑电信号属于源域脑电信号。第一类型的脑电信号是根据大脑的不同区域产生的脑电信号进行划分的。

步骤 4083, 调用边缘判别器对对齐后的信号特征进行处理, 得到脑电信号所属的域信号的预测概率。

如图 5 所示, 边缘判别器 23 包括深度卷积层和逻辑回归层, 深度卷积层对信号特征进行卷积处理, 输出中间向量, 将中间向量输入至逻辑回归层, 输出脑电信号所属的域信号的预测概率。边缘判别器 23 与条件判别器 22 不同的是, 边缘判别器 23 只判断脑电信号所属的域信号。

需要说明的是, 步骤 4081、步骤 4082 和步骤 4083 是同时执行的。

步骤 4084, 根据脑电信号对应的运动想象类型的预测概率、不同类型的脑电信号所属的域信号的预测概率和脑电信号所属的域信号的预测概率, 得到脑电信号对应的运动想象类型。

由于引入了分布差异动态评估机制对两种分布的差异进行评估, 优先对齐具有显著影响

的分布，条件判别器 22 和边缘判别器 23 确定各自的分布比例，因此，在脑电信号分类模型输出运动想象类型时，综合分类器 15、条件判别器 22 和边缘判别器 23 的输出结果综合得到运动想象类型。

综上所述，本实施例的方法，通过根据差异分布比例动态地调整脑电信号对应的信号特征在特征域上的分布，使得脑电信号的信号特征与源域特征对齐，从而保证脑电信号的信号特征在特征分布上趋近于源域特征，基于源域特征训练的脑电信号分类模型能够将分类方法迁移至脑电信号对应的信号特征上，提高了脑电信号分类模型识别脑电信号对应的运动想象类型的准确率，使得脑电信号分类模型能够识别多种类型的脑电信号，具有普适性。

通过根据边缘分布差异对应第一分布比例和条件分布差异对应的第二比例，动态调整输入脑电信号分类模型的信号特征与源域特征之间的分布差异，使得信号特征准确向源域特征靠近，从而保证脑电信号分类模型能够准确得到对齐后的信号特征。

通过根据边缘判别器的第一分类准确率和条件判别器的第二分类准确率确定源域特征和信号特征之间的第一分布距离和第二分布距离，使得脑电信号分类模型根据第一分布距离和第二分布距离明确边缘分布差异和条件分布差异。

通过信号特征与源域特征之间的第一分布距离和第二分布距离分别表征信号特征和源域特征之间的边缘分布差异和条件分布差异，从而结合运动想象类型的类型数量准确计算边缘分布差异对应的第一分布比例和条件分布差异对应的第二分布比例。

通过调用分类器、边缘判别器和条件判别器对对齐后的信号特征进行处理，根据三者输出的预测概率综合得到脑电信号对应的运动想象分类模型，使得脑电信号分类模型能够识别不同类型的脑电信号，提高脑电信号分类模型输出运动想象类型的准确率。

通过调用特征提取模型中的各个层次结构输出脑电信号的信号特征，使得脑电信号的信号特征具有时间不变性，使得后续脑电信号分类模型输出准确的运动想象类型。

下面对脑电信号分类模型的训练方法进行说明。

图 6 示出了本申请一个示例性实施例提供的脑电信号分类模型的训练方法的流程图。本实施例以该方法用于如图 1 所示的计算机系统 100 中的服务器 120 为例进行说明，该方法包括如下步骤。

步骤 601，获取源域脑电信号和目标域脑电信号。

源域脑电信号是脑电信号分类模型在训练的过程中使用的样本脑电信号，目标域脑电信号是脑电信号分类模型在测试的过程中使用的测试脑电信号。示意性的，使用公开的数据集训练脑电信号分类模型，公开的数据集包括训练集和测试集。比如，使用公开的比赛数据 The BCI Competition IV Dataset 2a 运动想象公开数据集，该数据集包括 9 个受试者，其中每个受试者的脑电数据通过 22 个脑电电极和 3 个眼电电极进行记录，信号采样率为 205Hz，包括四类运动想象类型（左手运动、右手运动、双脚运动和舌头运动）。

如图 7 所示，脑电信号分类模型的整个训练流程与使用流程相同，包括输入脑电信号 701，对脑电信号进行预处理 702，将分布差异动态评估机制 703 引入脑电信号分类模型 704，输出预测结果 705。预处理 702 包括带通滤波 7021 和信号标准化 7022。在一些实施例中，脑电信号分类模型又被命名为动态域自适应模型。

脑电信号的预处理过程参见步骤 401 的实施方式，此处不再赘述。

步骤 602，对源域脑电信号和目标域脑电信号进行特征提取，得到源域脑电信号对应的源域特征和目标域脑电信号对应的目标域特征。

如图 8 所示，将源域脑电信号 101 和目标域脑电信号 102 输入至脑电信号分类模型 704 中的特征提取模型 21，经过特征提取模型 21 的各个层输出源域信号对应的源域特征和目标域脑电信号对应的目标域特征。参见步骤 402 的实施方式，此处不再赘述。

步骤 603，获取差异分布比例，差异分布比例用于表征不同类型的差异分布对源域特征和目标域特征在特征域上的分布产生的影响。

差异分布比例包括边缘分布差异对应的第一分布比例和条件分布差异对应的第一分布比例。

由于目标域特征和源域特征在特征域上的分布不同，因此，为了评估不同类型的差异分布对源域特征和目标域特征的影响，引入分布差异动态评估机制对源域特征和目标域特征在边缘分布差异和条件分布差异进行评估。根据边缘分布差异和条件分布差异各自对应的分布比例动态调整影响较大的差异分布。

步骤 604，根据差异分布比例将源域特征和目标域特征在特征域上对齐，得到对齐后的目标域特征。

步骤 604 可替换为如下步骤。

步骤 6041，获取源域特征和目标域特征在特征域上的边缘分布差异和条件分布差异。

获取边缘判别器的第一分类准确率和条件判别器的第二分类准确率，边缘判别器用于确定脑电信号所属的域信号，条件判别器用于根据运动想象类型确定脑电信号所属的域信号，域信号包括源域脑电信号和目标域脑电信号中的至少一种；根据第一分类准确率获取目标域特征与源域特征之间的第一分布距离，以及根据第二分类准确率获取目标域特征与源域特征之间的第二分布距离；将第一分布距离确定为边缘分布差异，将第二分布距离确定为条件分布差异。

参见步骤 4041 至步骤 4043 的实施方式，此处不再赘述。

步骤 6042，根据第一分布比例缩小边缘分布差异，以及根据第二分布比例缩小条件分布差异。

步骤 6043，根据缩小的边缘分布差异和条件分布差异，得到缩小分布差异后的目标域特征。

步骤 6044，将缩小分布差异后的目标域特征确定为对齐后的目标域特征。

步骤 6041 至步骤 6043 的实施方式参见步骤 404 至步骤 407 的实施方式，此处不赘述。

步骤 605，对对齐后的目标域特征进行分类，根据分类结果对脑电信号分类模型进行训练，得到训练后的脑电信号分类模型。

步骤 605 可替换为如下步骤。

步骤 6051，调用脑电信号分类模型中的分类器、边缘判别器和条件判别器分别对对齐后的目标域特征进行处理，得到目标域脑电信号对应的运动想象类型的预测概率。

如图 8 所示，分类器 15、边缘判别器 23 和条件判别器 22 根据分布差异动态评估机制同时对特征提取模型输出的源域特征和目标域特征进行处理，由于源域特征和目标域特征在特征域上分布相近，因此脑电信号分类模型可将源域特征进行的分类方法迁移至目标域特征，使得脑电信号分类模型得到目标域脑电信号对应的运动想象类型。

分类器 15 输出的特征向量输入至梯度反转层 217 (Gradient Reversal Layer, GRL)，由梯度反转层 217 进行进一步计算，得到另一特征向量分别输入至条件判别器 22 和边缘判别器 23。梯度反转层 217 用于将传到本层的误差与一个负数相乘 ( $-\lambda$ )，使得梯度反转层前后的网络层的训练目标相反，以实现对抗的效果。

步骤 6052，根据预测概率与脑电信号对应的运动想象类型的真实标签计算脑电信号分类模型的结果误差。

结果误差包括分类器对应的误差、条件判别器对应的误差和边缘判别器的误差，本申请实施例以误差函数计算结果误差为例，下面分别对三类误差的计算方式进行说明。

1、分类器对应的误差。

根据预测概率和真实标签计算分类器对应的第一损失函数。公式为如下公式。

$$L_c(\theta_f, \theta_c) = \mathbb{E}_{(x_i^s, y_i^s) \sim D_s} L(p_i^s, y_i^s)$$

其中， $L_c(\theta_f, \theta_c)$  表示分类器对应的第一损失函数， $\mathbb{E}_{(x_i^s, y_i^s)}$  表示源域特征的期望值， $x_i^s$

表示源域脑电信号， $y_i^s$ 表示源域脑电信号的预测概率， $D_s$ 表示源域， $L(\cdot)$ 表示交叉熵损失函数， $p_i^s$ 表示源域脑电信号的真实标签，“ $\sim$ ”表示属于关系。上述公式表示从源域脑电信号数据集中取出源域脑电信号和源域脑电信号对应的真实标签，计算源域脑电信号的分类损失的期望。

2、条件判别器对应的误差。

根据条件判别器输出的源域特征对应的源域条件特征图和目标域特征对应的目标域条件特征图，计算条件判别器对应的第二损失函数。公式为如下公式。

$$L_l(\theta_f, \theta_l) = -\mathbb{E}_{x_i^s \sim \mathcal{D}_s} \log[D_c(g_i^s)] - \mathbb{E}_{x_j^t \sim \mathcal{D}_t} \log[1 - D_c(g_j^t)]$$

其中， $g_i^s$ 表示源域条件特征图， $g_j^t$ 表示目标域条件特征图， $D_c$ 表示第c类条件判别器，即将属于第c类源域脑电信号和目标域脑电信号输入至条件判别器中进行分类， $\mathcal{D}_s$ 表示源域， $\mathcal{D}_t$ 表示目标域， $\mathbb{E}_{x_i^s}$ 表示源域特征的期望值， $\mathbb{E}_{x_j^t}$ 表示目标域特征的期望值，“ $\sim$ ”表示属于关系。

条件特征图的计算方式为如下方式。

设分类器的预测概率为 $f = [f_1, f_2, f_3 \dots f_d]$ ，特征图 $p = [p_1, p_2, p_3 \dots p_d]$ ，则条件特征图g为如下矩阵。

$$\begin{bmatrix} p_1 \cdot f_1 & p_2 \cdot f_1 & \dots & p_d \cdot f_1 \\ p_1 \cdot f_2 & p_2 \cdot f_2 & \dots & p_d \cdot f_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_1 \cdot f_d & p_2 \cdot f_d & \dots & p_d \cdot f_d \end{bmatrix}$$

3、边缘判别器对应的误差。

根据边缘判别器输出的源域特征对应的源域特征图和目标域特征对应的目标域特征图，计算边缘判别器对应的第三损失函数。公式为如下公式。

$$L_g(\theta_f, \theta_g) = -\mathbb{E}_{x_i^s \sim \mathcal{D}_s} \log[D_m(G(x_i^s))] - \mathbb{E}_{x_j^t \sim \mathcal{D}_t} \log[1 - D_m(G(x_j^t))]$$

其中， $x_i^s$ 表示源域特征图， $x_j^t$ 表示目标域特征图， $G(x)$ 表示特征提取模型， $D_m$ 表示边缘判别器， $\mathcal{D}_s$ 表示源域， $\mathcal{D}_t$ 表示目标域， $\mathbb{E}_{x_i^s}$ 表示源域特征的期望值， $\mathbb{E}_{x_j^t}$ 表示目标域特征的期望值，“ $\sim$ ”表示属于关系。

综上所述，总的结果误差为如下误差。

$$L(\theta_f, \theta_c, \theta_d, \theta_d^c |_{c=1}^C) = L_c - \alpha(\mathcal{W}L_g + (1 - \mathcal{W})L_l)$$

其中， $L_c$ 表示分类器的第一损失函数， $\alpha$ 表示脑电信号分类模型的待学习参数， $L_g$ 表示边缘判别器对应的第三损失函数， $L_l$ 表示条件判别器对应的第二损失函数， $\mathcal{W}$ 表示边缘分布对源域特征和信号特征在特征域上产生分布差异时的重要性， $C$ 表示运动想象类型的类型数量。

步骤6053，根据结果误差利用误差反向传播算法训练脑电信号分类模型，得到训练后的脑电信号分类模型。

误差反向传播算法(Error BackPropagation Algorithm, BP算法)是指将输出误差以某种形式通过隐藏层向输入层逐层反传，并将误差分摊给各层的所有单元，从而获得各层的误差

信号，此误差信号即为修正单元权值的依据。机器学习模型在学习的过程中由正向传播和误差反向传播两个过程组成，正向传播时，输入样本从输入层传入，经过各隐藏层逐层处理后，传向输出层，若输出层的实际输出与期望输出不符，则转入误差反向传播阶段。

本申请实施例基于随机梯度下降（Stochastic Gradient Descent, SGD）的梯度下降法求解神经网络模型的参数，采用泽维尔（Xavier）初始化方法来初始化模型参数。在求解过程中，把每个受试者的脑电信号及相应标签送进网络中学习，并通过误差反向传播完成模型优化。

综上所述，本实施例提供的方法，通过根据差异分布比例动态地调整目标域特征在特征域上的分布，使得目标域特征与源域特征对齐，从而基于对齐后的目标域特征训练脑电信号分类模型，使得脑电信号分类模型能够将分类学习方法迁移至目标域特征，使得训练后的脑电信号分类模型能够准确输出脑电信号对应的运动想象类型，并且识别多种类型的脑电信号，具有普适性。

通过根据边缘分布差异对应第一分布比例和条件分布差异对应的第二比例，动态调整输入脑电信号分类模型的目标域特征与源域特征之间的分布差异，使得目标域特征准确向源域特征靠近，从而保证脑电信号分类模型能够准确得到对齐后的目标域特征。

通过根据边缘判别器的第一分类准确率和条件判别器的第二分类准确率确定源域特征和目标域特征之间的第一分布距离和第二分布距离，使得脑电信号分类模型根据第一分布距离和第二分布距离明确边缘分布差异和条件分布差异。

通过分类器、边缘判别器和条件判别器对对齐后的目标域进行处理，利用脑电信号对应的运动现象类型的真实标签和脑电信号分类模型输出的预测概率之间的误差对脑电信号分类模型进行训练，从而保证脑电信号分类模型可以加快收敛，缩短模型的训练时间。

根据分类器对应的第一损失函数、边缘判别器对应的第二损失函数和条件判别器对应的第三损失函数准确计算出脑电信号分类模型的结果误差，从而使得脑电信号分类模型基于准确的结果误差进行训练，提高模型的收敛速度，缩短模型的训练时间。

图9示出了本申请一个示例性实施例提供的脑电信号的分类装置的结构框图，该装置可以实现成为计算机设备的全部或一部分。该装置包括如下部分：

第一获取模块910，用于获取脑电信号；

第一特征提取模块920，用于对脑电信号进行特征提取，得到脑电信号对应的信号特征；

所述第一获取模块910，用于获取差异分布比例，差异分布比例用于表征不同类型的差异分布对信号特征和源域特征在特征域上的分布产生的影响，源域特征是源域脑电信号对应的特征；

第一处理模块930，用于根据差异分布比例将信号特征与源域特征进行对齐，得到对齐后的信号特征；

分类模块940，用于对对齐后的信号特征进行分类，得到脑电信号对应的运动想象类型。

在一个可选的实施例中，差异分布比例包括边缘分布差异对应的第一分布比例和条件分布差异对应的第二分布比例；

所述第一获取模块910，用于获取源域特征和信号特征在特征域上的边缘分布差异和条件分布差异；

所述第一处理模块930，用于根据第一分布比例缩小边缘分布差异，以及根据第二分布比例缩小条件分布差异；根据缩小的边缘分布差异和条件分布差异，得到缩小分布差异后的信号特征；将缩小分布差异后的信号特征确定为对齐后的信号特征。

在一个可选的实施例中，所述第一获取模块910，用于获取边缘判别器的第一分类准确率和条件判别器的第二分类准确率，边缘判别器用于确定脑电信号所属的域信号，条件判别器用于确定不同类型的脑电信号所属的域信号，域信号包括源域脑电信号和输入的脑电信号中的至少一种；根据第一分类准确率获取信号特征与源域特征之间的第一分布距离，以及根据第二分类准确率获取信号特征与源域特征之间的第二分布距离；将第一分布距离确定为边

缘分布差异，以及将第二分布距离确定为条件分布差异。

在一个可选的实施例中，差异分布比例包括边缘分布差异对应的第一分布比例和条件分布差异对应的第二分布比例；

所述第一获取模块 910，用于获取信号特征与源域特征之间的第一分布距离和第二分布距离，第一分布距离用于表征信号特征与源域特征之间的边缘分布差异，第二分布距离用于表征信号特征与源域特征之间的条件分布差异；获取运动想象类型的类型数量；根据第一分布距离、第二分布距离和类型数量得到边缘分布差异对应的第一分布比例和条件分布差异对应的第二分布比例。

在一个可选的实施例中，所述分类模块 940 包括分类器 9401、条件判别器 9402 和边缘判别器 9403；

所述分类器 9401，用于对对齐后的信号特征进行处理，得到脑电信号对应的运动想象类型的预测概率；示意性的，运动想象类型包括双手运动、双脚运动和舌头运动中的至少一种；

所述条件判别器 9402，用于对对齐后的信号特征进行处理，得到不同类型的脑电信号所属的域信号的预测概率，域信号包括源域脑电信号和输入的脑电信号中的至少一种；

所述边缘判别器 9403，用于对对齐后的信号特征进行处理，得到脑电信号所属的域信号的预测概率；

所述分类模块 940，用于根据脑电信号对应的运动想象类型的预测概率、不同类型的脑电信号所属的域信号的预测概率和脑电信号所属的域信号的预测概率，得到脑电信号对应的运动想象类型。

在一个可选的实施例中，所述第一特征提取模块 920 包括时间卷积层 9201、空间卷积层 9202、批量归一化层 9203、平方激活层 9204、平均池化层 9205 和丢弃层 9206；

所述时间卷积层 9201，用于对脑电信号进行特征提取，得到脑电信号对应的第一信号特征；

所述空间卷积层 9202，用于对第一信号特征进行特征提取，得到脑电信号对应的第二信号特征；

所述批量归一化层 9203，用于对第二信号特征进行特征提取，得到脑电信号对应的第三信号特征；

所述平方激活层 9204，用于对第三信号特征进行特征提取，得到脑电信号对应的第四信号特征；

所述平均池化层 9205，用于对第四信号特征进行特征提取，得到脑电信号对应的第五信号特征；

所述丢弃层 9206，用于对第五信号特征进行特征提取，得到脑电信号对应的第六信号特征，将第六信号特征确定为脑电信号对应的信号特征。

综上所述，本实施例提供的装置，通过根据差异分布比例动态地调整脑电信号对应的信号特征在特征域上的分布，使得脑电信号的信号特征与源域特征对齐，从而保证脑电信号的信号特征在特征分布上趋近于源域特征，基于源域特征训练的脑电信号分类模型能够将分类方法迁移至脑电信号对应的信号特征上，提高了脑电信号分类模型识别脑电信号对应的运动想象类型的准确率，使得脑电信号分类模型能够识别多种类型的脑电信号，具有普适性。

通过根据边缘分布差异对应第一分布比例和条件分布差异对应的第二比例，动态调整输入脑电信号分类模型的信号特征与源域特征之间的分布差异，使得信号特征准确向源域特征靠近，从而保证脑电信号分类模型能够准确得到对齐后的信号特征。

通过根据边缘判别器的第一分类准确率和条件判别器的第二分类准确率确定源域特征和信号特征之间的第一分布距离和第二分布距离，使得脑电信号分类模型根据第一分布距离和第二分布距离明确边缘分布差异和条件分布差异。

通过信号特征与源域特征之间的第一分布距离和第二分布距离分别表征信号特征和源域特征之间的边缘分布差异和条件分布差异，从而结合运动想象类型的类型数量准确计算边缘

分布差异对应的第一分布比例和条件分布差异对应的第二分布比例。

通过调用分类器、边缘判别器和条件判别器对对齐后的信号特征进行处理，根据三者输出的预测概率综合得到脑电信号对应的运动想象分类模型，使得脑电信号分类模型能够识别不同类型的脑电信号，提高脑电信号分类模型输出运动想象类型的准确率。

通过调用特征提取模型中的各个层次结构输出脑电信号的信号特征，使得脑电信号的信号特征具有时间不变性，使得后续脑电信号分类模型输出准确的运动想象类型。

需要说明的是：上述实施例提供的脑电信号的分类装置，仅以上述各功能模块的划分进行举例说明，实际应用中，可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能模块完成，即将装置的内部结构划分成不同的功能模块，以完成以上描述的全部或者部分功能。另外，上述实施例提供的脑电信号的分类装置与脑电信号的分类方法实施例属于同一构思，其具体实现过程详见方法实施例，这里不再赘述。

图 10 示出了本申请一个示例性实施例提供的脑电信号分类模型的训练装置的结构框图，该装置可以实现成为计算机设备的全部或一部分。该装置包括如下部分：

第二获取模块 1010，用于获取源域脑电信号和目标域脑电信号；

第二特征提取模块 1020，用于对源域脑电信号和目标域脑电信号进行特征提取，得到源域脑电信号对应的源域特征和目标域脑电信号对应的目标域特征；

所述第二获取模块 1010，用于获取差异分布比例，差异分布比例用于表征不同类型的差异分布对源域特征和目标域特征在特征域上的分布产生的影响；

第二处理模块 1030，用于根据差异分布比例将源域特征和目标域特征在特征域上对齐，得到对齐后的目标域特征；

训练模块 1040，用于对对齐后的目标域特征进行分类，根据分类结果对脑电信号分类模型进行训练，得到训练后的脑电信号分类模型。

在一个可选的实施例中，差异分布比例包括边缘分布差异对应的第一分布比例和条件分布差异对应的第二分布比例；

所述第二获取模块 1010，用于获取源域特征和目标域特征在特征域上的边缘分布差异和条件分布差异；

所述第二处理模块 1030，用于根据第一分布比例缩小边缘分布差异，以及根据第二分布比例缩小条件分布差异；根据缩小的边缘分布差异和条件分布差异，得到缩小分布差异后的信号特征；将缩小分布差异后的目标域特征确定为对齐后的目标域特征。

在一个可选的实施例中，所述第二获取模块 1010，用于获取边缘判别器的第一分类准确率和条件判别器的第二分类准确率，边缘判别器用于确定脑电信号所属的域信号，条件判别器用于根据运动想象类型确定脑电信号所属的域信号，域信号包括源域脑电信号和目标域脑电信号中的至少一种；根据第一分类准确率获取目标域特征与源域特征之间的第一分布距离，以及根据第二分类准确率获取目标域特征与源域特征之间的第二分布距离；将第一分布距离确定为边缘分布差异，将第二分布距离确定为条件分布差异。

在一个可选的实施例中，该装置包括脑电信号分类模型 1050；

所述脑电信号分类模型 1050，用于调用分类器、边缘判别器和条件判别器分别对对齐后的目标域特征进行处理，得到目标域脑电信号对应的运动想象类型的预测概率；

所述训练模块 1040，用于根据预测概率与脑电信号对应的运动想象类型的真实标签计算脑电信号分类模型的结果误差；根据结果误差利用误差反向传播算法训练脑电信号分类模型，得到训练后的脑电信号分类模型。

在一个可选的实施例中，所述训练模块 1040，用于根据预测概率和真实标签计算分类器对应的第一损失函数；根据条件判别器输出的源域特征对应的源域条件特征图和目标域特征对应的目标域条件特征图，计算条件判别器对应的第二损失函数；根据边缘判别器输出的源域特征对应的源域特征图和目标域特征对应的目标域特征图，计算边缘判别器对应的第三损

失函数；根据第一损失函数、第二损失函数和第三损失函数计算电信号分类模型的损失函数。

综上所述，本实施例提供的装置，通过根据差异分布比例动态地调整目标域特征在特征域上的分布，使得目标域特征与源域特征对齐，从而基于对齐后的目标域特征训练脑电信号分类模型，使得脑电信号分类模型能够将分类学习方法迁移至目标域特征，使得训练后的脑电信号分类模型能够准确输出脑电信号对应的运动想象类型，并且识别多种类型的脑电信号，具有普适性。

通过根据边缘分布差异对应第一分布比例和条件分布差异对应的第二比例，动态调整输入脑电信号分类模型的目标域特征与源域特征之间的分布差异，使得目标域特征准确向源域特征靠近，从而保证脑电信号分类模型能够准确得到对齐后的目标域特征。

通过根据边缘判别器的第一分类准确率和条件判别器的第二分类准确率确定源域特征和目标域特征之间的第一分布距离和第二分布距离，使得脑电信号分类模型根据第一分布距离和第二分布距离明确边缘分布差异和条件分布差异。

通过分类器、边缘判别器和条件判别器对对齐后的目标域进行处理，利用脑电信号对应的运动现象类型的真实标签和脑电信号分类模型输出的预测概率之间的误差对脑电信号分类模型进行训练，从而保证脑电信号分类模型可以加快收敛，缩短模型的训练时间。

根据分类器对应的第一损失函数、边缘判别器对应的第二损失函数和条件判别器对应的第三损失函数准确计算出脑电信号分类模型的结果误差，从而使得脑电信号分类模型基于准确的结果误差进行训练，提高模型的收敛速度，缩短模型的训练时间。

需要说明的是：上述实施例提供的脑电信号分类模型的训练装置，仅以上述各功能模块的划分进行举例说明，实际应用中，可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能模块完成，即将装置的内部结构划分成不同的功能模块，以完成以上描述的全部或者部分功能。另外，上述实施例提供的脑电信号分类模型的训练装置与脑电信号分类模型的训练方法实施例属于同一构思，其具体实现过程详见方法实施例，这里不再赘述。

图 11 示出了本申请一个示例性实施例提供的服务器的结构示意图。该服务器可以如图 1 所示的计算机系统 100 中的服务器 120。

服务器 1100 包括中央处理单元 (CPU, Central Processing Unit) 1101、包括随机存取存储器 (RAM, Random Access Memory) 1102 和只读存储器 (ROM, Read Only Memory) 1103 的系统存储器 1104，以及连接系统存储器 1104 和中央处理单元 1101 的系统总线 1105。服务器 1100 还包括帮助计算机内的各个器件之间传输信息的基本输入/输出系统 (I/O 系统, Input Output System) 1106，和用于存储操作系统 1113、应用程序 1114 和其他程序模块 1115 的大容量存储设备 1107。

基本输入/输出系统 1106 包括有用于显示信息的显示器 1108 和用于用户输入信息的诸如鼠标、键盘之类的输入设备 1109。其中显示器 1108 和输入设备 1109 都通过连接到系统总线 1105 的输入输出控制器 1110 连接到中央处理单元 1101。基本输入/输出系统 1106 还可以包括输入输出控制器 1110 以用于接收和处理来自键盘、鼠标、或电子触控笔等多个其他设备的输入。类似地，输入输出控制器 1110 还提供输出到显示屏、打印机或其他类型的输出设备。

大容量存储设备 1107 通过连接到系统总线 1105 的大容量存储控制器 (未示出) 连接到中央处理单元 1101。大容量存储设备 1107 及其相关联的计算机可读介质为服务器 1100 提供非易失性存储。也就是说，大容量存储设备 1107 可以包括诸如硬盘或者紧凑型光盘只读存储器 (CD-ROM, Compact Disc Read Only Memory) 驱动器之类的计算机可读介质 (未示出)。

计算机可读介质可以包括计算机存储介质和通信介质。计算机存储介质包括以用于存储诸如计算机可读指令、数据结构、程序模块或其他数据等信息的任何方法或技术实现的易失性和非易失性、可移动和不可移动介质。计算机存储介质包括 RAM、ROM、可擦除可编程只读存储器 (EPROM, Erasable Programmable Read Only Memory)、带电可擦可编程只读存储器 (EEPROM, Electrically Erasable Programmable Read Only Memory)、闪存或其他固态存

储其技术，CD-ROM、数字通用光盘（DVD，Digital Versatile Disc）或固态硬盘（SSD，Solid State Drives）、其他光学存储、磁带盒、磁带、磁盘存储或其他磁性存储设备。其中，随机存取记忆体可以包括电阻式随机存取记忆体（ReRAM，Resistance Random Access Memory）和动态随机存取存储器（DRAM，Dynamic Random Access Memory）。当然，本领域技术人员可知计算机存储介质不局限于上述几种。上述的系统存储器 1104 和大容量存储设备 1107 可以统称为存储器。

根据本申请的各种实施例，服务器 1100 还可以通过诸如因特网等网络连接到网络上的远程计算机运行。也即服务器 1100 可以通过连接在系统总线 1105 上的网络接口单元 1111 连接到网络 1112，或者说，也可以使用网络接口单元 1111 来连接到其他类型的网络或远程计算机系统（未示出）。

上述存储器还包括一个或者一个以上的程序，一个或者一个以上程序存储于存储器中，被配置由 CPU 执行。

在一个可选的实施例中，提供了一种计算机设备，该计算机设备包括处理器和存储器，存储器中存储有至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集，至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集由处理器加载并执行以实现如上所述的脑电信号的分类方法和脑电信号分类模型的训练方法中的至少一种。

在一个可选的实施例中，提供了一种计算机可读存储介质，该存储介质中存储有至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集，至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集由处理器加载并执行以实现如上所述的脑电信号的分类方法和脑电信号分类模型的训练方法中的至少一种。

可选地，该计算机可读存储介质可以包括：只读存储器（ROM，Read Only Memory）、随机存取记忆体（RAM，Random Access Memory）、固态硬盘（SSD，Solid State Drives）或光盘等。其中，随机存取记忆体可以包括电阻式随机存取记忆体（ReRAM，Resistance Random Access Memory）和动态随机存取存储器（DRAM，Dynamic Random Access Memory）。上述本申请实施例序号仅为了描述，不代表实施例的优劣。

本申请实施例还提供了一种计算机程序产品或计算机程序，所述计算机程序产品或计算机程序包括计算机指令，所述计算机指令存储在计算机可读存储介质中。计算机设备的处理器从所述计算机可读存储介质读取所述计算机指令，所述处理器执行所述计算机指令，使得所述计算机设备执行如上方面所述的脑电信号的分类方法和脑电信号分类模型的训练方法中的至少一种。

## 权利要求书

- 1.一种脑电信号的分类方法，应用于计算机设备中，所述方法包括：
  - 获取脑电信号；
  - 对所述脑电信号进行特征提取，得到所述脑电信号对应的信号特征；
  - 获取差异分布比例，所述差异分布比例用于表征不同类型的差异分布对所述信号特征和源域特征在特征域上的分布产生的影响，所述源域特征是源域脑电信号对应的特征；
  - 根据所述差异分布比例将所述信号特征与所述源域特征进行对齐，得到对齐后的信号特征；
  - 对所述对齐后的信号特征进行分类，得到所述脑电信号对应的运动想象类型。
- 2.根据权利要求1所述的方法，所述差异分布比例包括边缘分布差异对应的第一分布比例和条件分布差异对应的第二分布比例；
  - 所述根据所述差异分布比例将所述信号特征与所述源域特征进行对齐，得到对齐后的信号特征，包括：
    - 获取所述源域特征和所述信号特征在所述特征域上的所述边缘分布差异和所述条件分布差异；
    - 根据所述第一分布比例缩小所述边缘分布差异，以及根据所述第二分布比例缩小所述条件分布差异；
    - 根据缩小的所述边缘分布差异和所述条件分布差异，得到缩小分布差异后的信号特征；
    - 将所述缩小分布差异后的信号特征，确定为所述对齐后的信号特征。
- 3.根据权利要求2所述的方法，所述获取所述源域特征和所述信号特征在所述特征域上的边缘分布差异和条件分布差异，包括：
  - 获取边缘判别器的第一分类准确率和条件判别器的第二分类准确率，所述边缘判别器用于确定所述脑电信号所属的域信号，所述条件判别器用于确定不同类型的脑电信号所属的域信号，所述域信号包括所述源域脑电信号和输入的脑电信号中的至少一种；
  - 根据所述第一分类准确率获取所述信号特征与所述源域特征之间的第一分布距离，以及根据所述第二分类准确率获取所述信号特征与所述源域特征之间的第二分布距离；
  - 将所述第一分布距离确定为所述边缘分布差异，以及将所述第二分布距离确定为所述条件分布差异。
- 4.根据权利要求1至3任一所述的方法，所述差异分布比例包括边缘分布差异对应的第一分布比例和条件分布差异对应的第二分布比例；
  - 所述获取差异分布比例，包括：
    - 获取所述信号特征与所述源域特征之间的第一分布距离和第二分布距离，所述第一分布距离用于表征所述信号特征与所述源域特征之间的所述边缘分布差异，所述第二分布距离用于表征所述信号特征与所述源域特征之间的所述条件分布差异；
    - 获取所述运动想象类型的类型数量；
    - 根据所述第一分布距离、所述第二分布距离和所述类型数量得到所述边缘分布差异对应的所述第一分布比例和所述条件分布差异对应的所述第二分布比例。
- 5.根据权利要求1至3任一所述的方法，所述对所述对齐后的信号特征进行分类，得到所述脑电信号对应的运动想象类型，包括：
  - 调用分类器对所述对齐后的信号特征进行处理，得到所述脑电信号对应的运动想象类型的预测概率；
  - 调用条件判别器对所述对齐后的信号特征进行处理，得到不同类型的脑电信号所属的域信号的预测概率，所述域信号包括所述源域脑电信号和输入的脑电信号中的至少一种；
  - 调用边缘判别器对所述对齐后的信号特征进行处理，得到所述脑电信号所属的域信号的

预测概率；

根据所述脑电信号对应的运动想象类型的预测概率、所述不同类型的脑电信号所属的域信号的预测概率和所述脑电信号所属的域信号的预测概率，得到所述脑电信号对应的运动想象类型。

6.根据权利要求 1 至 3 任一所述的方法，所述对所述脑电信号进行特征提取，得到所述脑电信号对应的信号特征，包括：

调用时间卷积层对所述脑电信号进行特征提取，得到所述脑电信号对应的第一信号特征；

调用空间卷积层对所述第一信号特征进行特征提取，得到所述脑电信号对应的第二信号特征；

调用批量归一化层对所述第二信号特征进行特征提取，得到所述脑电信号对应的第三信号特征；

调用平方激活层对所述第三信号特征进行特征提取，得到所述脑电信号对应的第四信号特征；

调用平均池化层对所述第四信号特征进行特征提取，得到所述脑电信号对应的第五信号特征；

调用丢弃层对所述第五信号特征进行特征提取，得到所述脑电信号对应的第六信号特征，将所述第六信号特征确定为所述脑电信号对应的信号特征。

7.一种脑电信号分类模型的训练方法，所述方法包括：

获取源域脑电信号和目标域脑电信号；

对所述源域脑电信号和所述目标域脑电信号进行特征提取，得到所述源域脑电信号对应的源域特征和所述目标域脑电信号对应的目标域特征；

获取差异分布比例，所述差异分布比例用于表征不同类型的差异分布对所述源域特征和所述目标域特征在特征域上的分布产生的影响；

根据所述差异分布比例将所述源域特征和所述目标域特征在所述特征域上对齐，得到对齐后的目标域特征；

对所述对齐后的目标域特征进行分类，根据分类结果对所述脑电信号分类模型进行训练，得到训练后的脑电信号分类模型。

8.根据权利要求 7 所述的方法，所述差异分布比例包括边缘分布差异对应的第一分布比例和条件分布差异对应的第二分布比例；

所述根据所述差异分布比例将所述源域特征和所述目标域特征在所述特征域上对齐，得到对齐后的目标域特征，包括：

获取所述源域特征和所述目标域特征在所述特征域上的边缘分布差异和条件分布差异；

根据所述第一分布比例缩小所述边缘分布差异，以及根据所述第二分布比例缩小所述条件分布差异；

根据缩小的所述边缘分布差异和所述条件分布差异，得到缩小分布差异后的目标域特征；

将所述缩小分布差异后的目标域特征确定为所述对齐后的目标域特征。

9.根据权利要求 8 所述的方法，所述获取所述源域特征和所述目标域特征在所述特征域上的边缘分布差异和条件分布差异，包括：

获取边缘判别器的第一分类准确率和条件判别器的第二分类准确率，所述边缘判别器用于确定所述脑电信号所属的域信号，所述条件判别器用于确定不同类型的脑电信号所属的域信号，所述域信号包括所述源域脑电信号和所述目标域脑电信号中的至少一种；

根据所述第一分类准确率获取所述目标域特征与所述源域特征之间的第一分布距离，以及根据所述第二分类准确率获取所述目标域特征与所述源域特征之间的第二分布距离；

将所述第一分布距离确定为所述边缘分布差异，将所述第二分布距离确定为所述条件分布差异。

10.根据权利要求7至9任一所述的方法,所述对所述对齐后的目标域特征进行分类,根据分类结果对所述脑电信号分类模型进行训练,得到训练后的脑电信号分类模型,包括:

调用所述脑电信号分类模型中的分类器、边缘判别器和条件判别器分别对所述对齐后的目标域特征进行处理,得到所述目标域脑电信号对应的运动想象类型的预测概率;

根据所述预测概率与所述脑电信号对应的运动想象类型的真实标签,计算所述脑电信号分类模型的结果误差;

根据所述结果误差利用误差反向传播算法训练所述脑电信号分类模型,得到所述训练后的脑电信号分类模型。

11.根据权利要求10所述的方法,所述根据所述预测概率与所述脑电信号对应的运动想象类型的真实标签,计算所述脑电信号分类模型的结果误差,包括:

根据所述预测概率和所述真实标签计算所述分类器对应的第一损失函数;

根据所述条件判别器输出的所述源域特征对应的源域条件特征图和所述目标域特征对应的目标域条件特征图,计算所述条件判别器对应的第二损失函数;

根据所述边缘判别器输出的所述源域特征对应的源域特征图和所述目标域特征对应的目标域特征图,计算所述边缘判别器对应的第三损失函数;

根据所述第一损失函数、所述第二损失函数和所述第三损失函数计算所述脑电信号分类模型的结果误差。

12.一种脑电信号的分类装置,所述装置包括:

第一获取模块,用于获取脑电信号;

第一特征提取模块,用于对所述脑电信号进行特征提取,得到所述脑电信号对应的信号特征;

所述第一获取模块,用于获取差异分布比例,所述差异分布比例用于表征不同类型的差异分布对所述信号特征和源域特征在特征域上的分布产生的影响,所述源域特征是源域脑电信号对应的特征;

第一处理模块,用于根据所述差异分布比例将所述信号特征与所述源域特征进行对齐,得到对齐后的信号特征;

分类模块,用于对所述对齐后的信号特征进行分类,得到所述脑电信号对应的运动想象类型。

13.一种脑电信号分类模型的训练装置,所述装置包括:

第二获取模块,用于获取源域脑电信号和目标域脑电信号;

第二特征提取模块,用于对所述源域脑电信号和所述目标域脑电信号进行特征提取,得到所述源域脑电信号对应的源域特征和所述目标域脑电信号对应的目标域特征;

所述第二获取模块,用于获取差异分布比例,所述差异分布比例用于表征不同类型的差异分布对所述源域特征和所述目标域特征在特征域上的分布产生的影响;

第二处理模块,用于根据所述差异分布比例将所述源域特征和所述目标域特征在所述特征域上对齐,得到对齐后的目标域特征;

训练模块,用于对所述对齐后的目标域特征进行分类,根据分类结果对所述脑电信号分类模型进行训练,得到训练后的脑电信号分类模型。

14.一种计算机设备,所述计算机设备包括处理器和存储器,所述存储器中存储有至少一段程序,所述至少一段程序由所述处理器加载并执行以实现如权利要求1至6任一所述的脑电信号的分类方法以及7至11任一所述的脑电信号分类模型的训练方法。

15.一种计算机可读存储介质,所述可读存储介质中存储有至少一段程序,所述至少一段程序由处理器加载并执行以实现如权利要求1至6任一所述的脑电信号的分类方法以及7至11任一所述的脑电信号分类模型的训练方法。

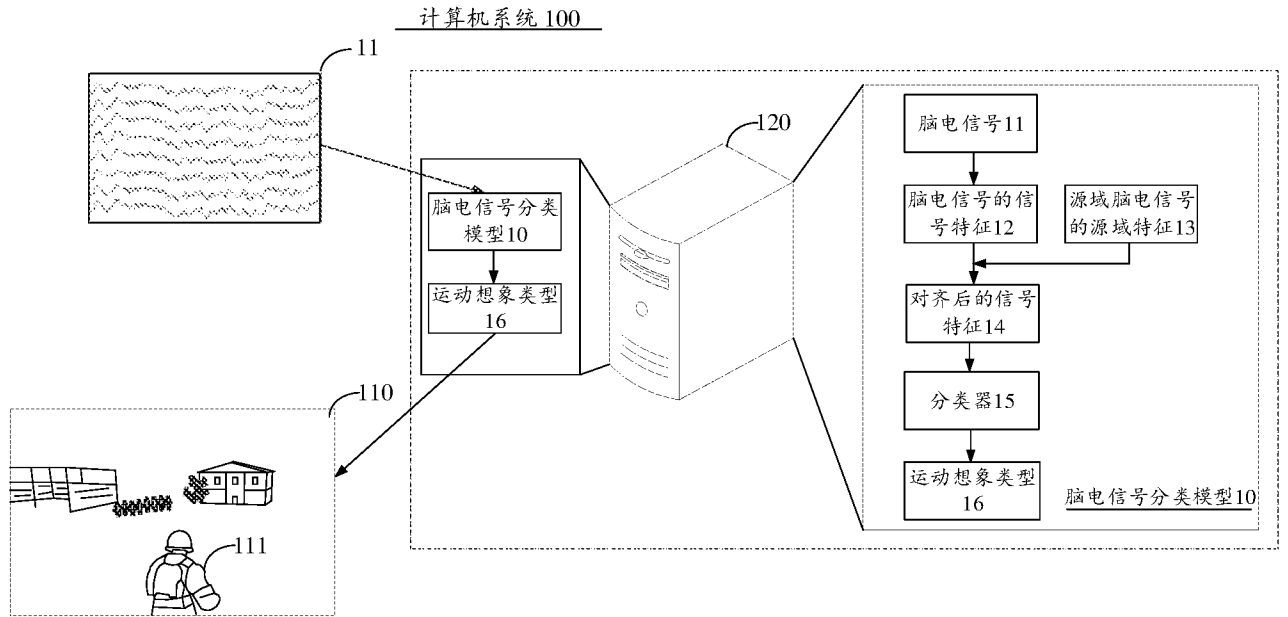


图 1

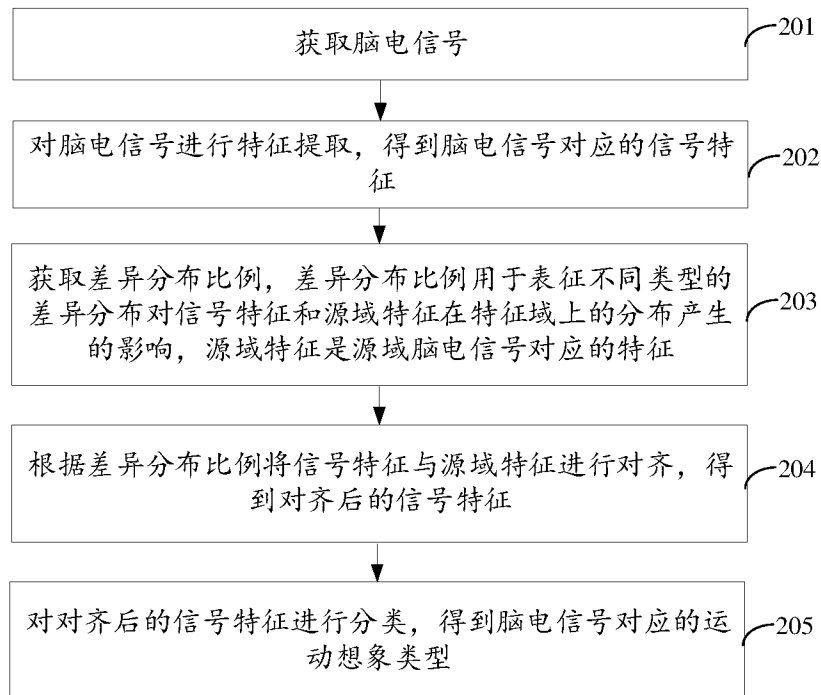


图 2

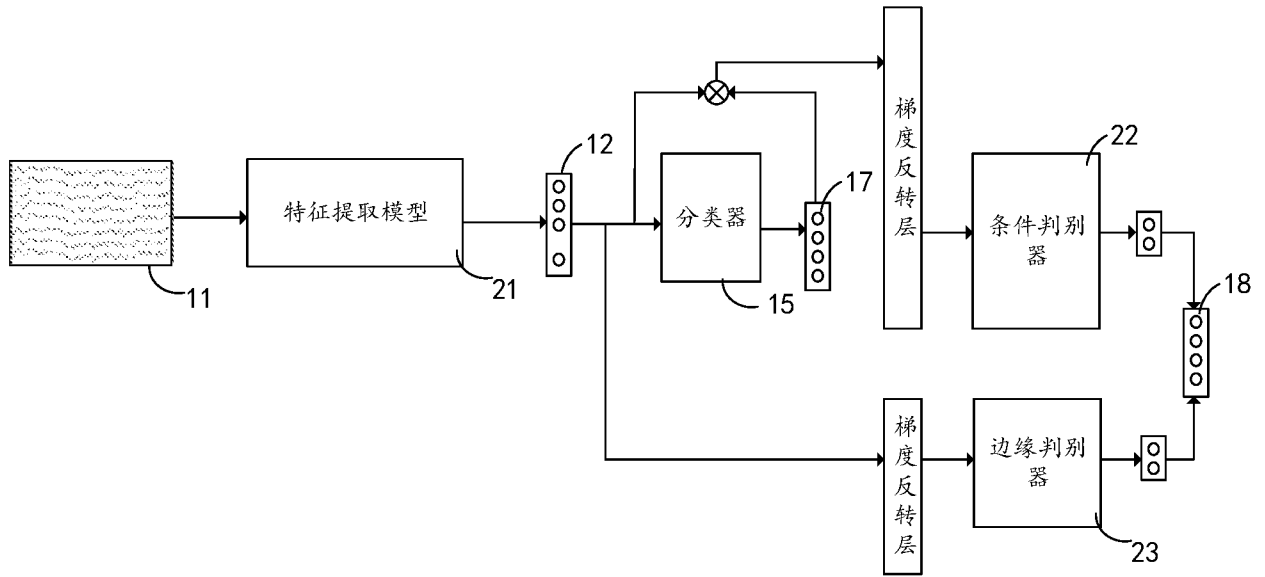


图 3

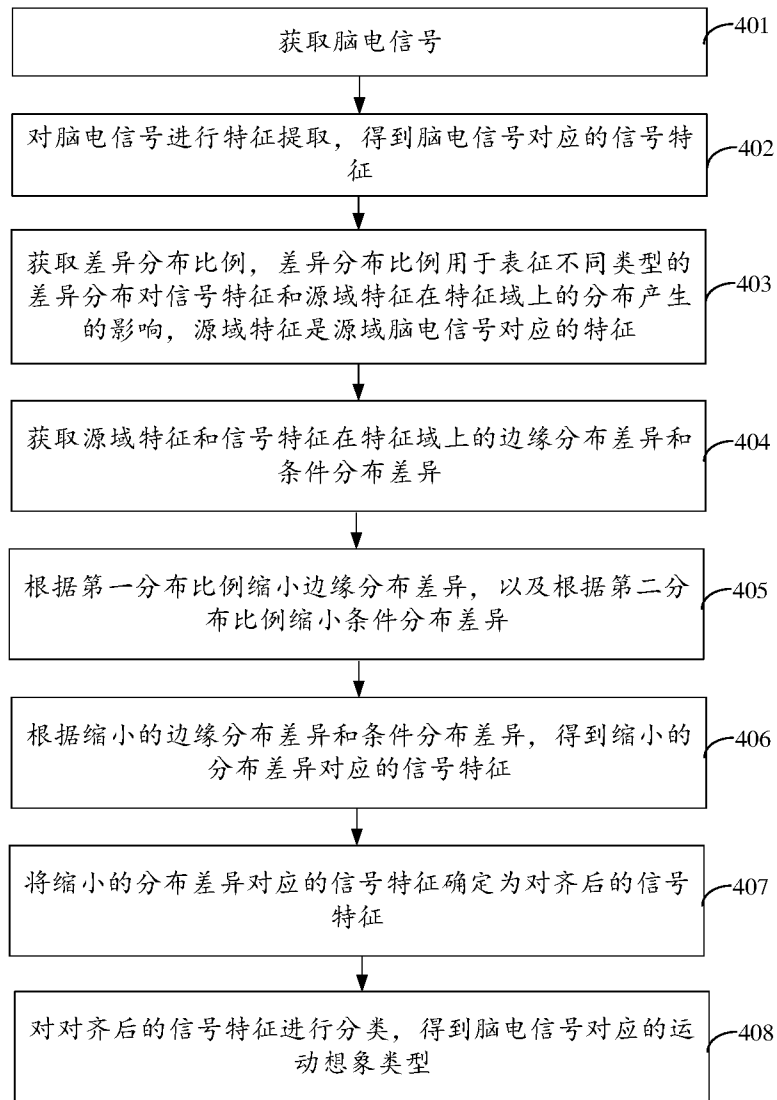


图 4

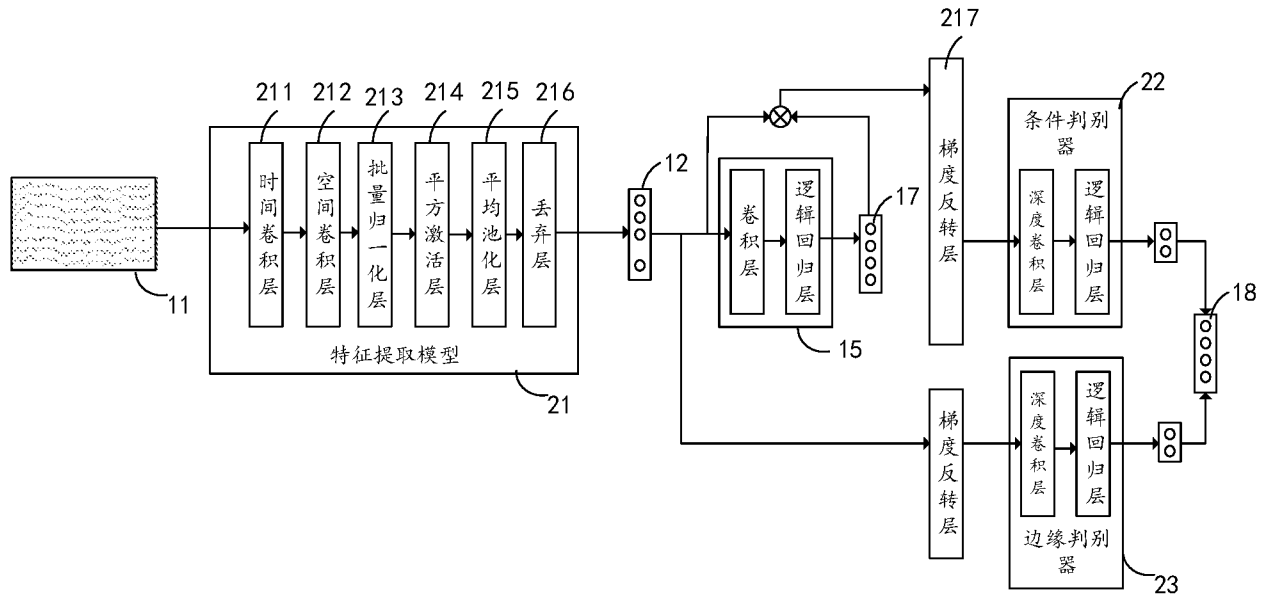


图 5

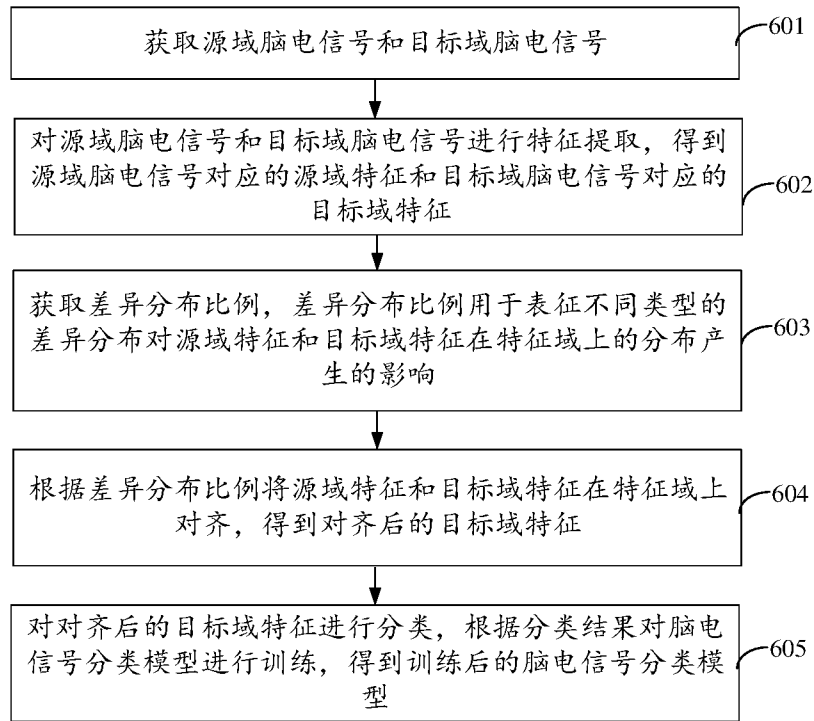


图 6

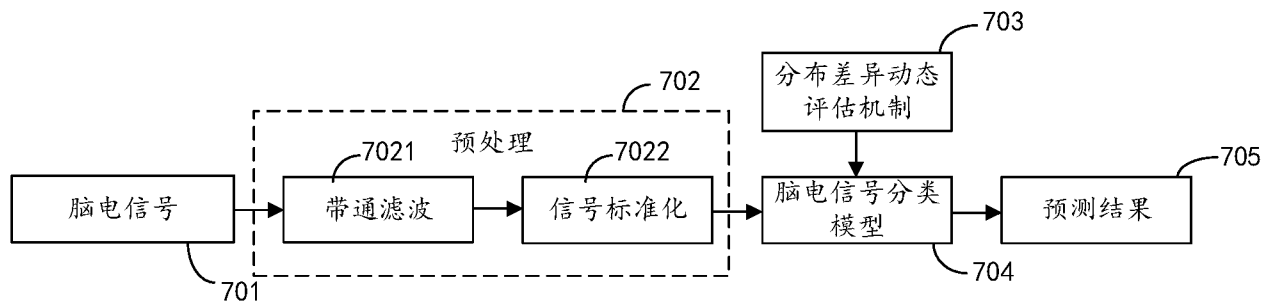


图 7

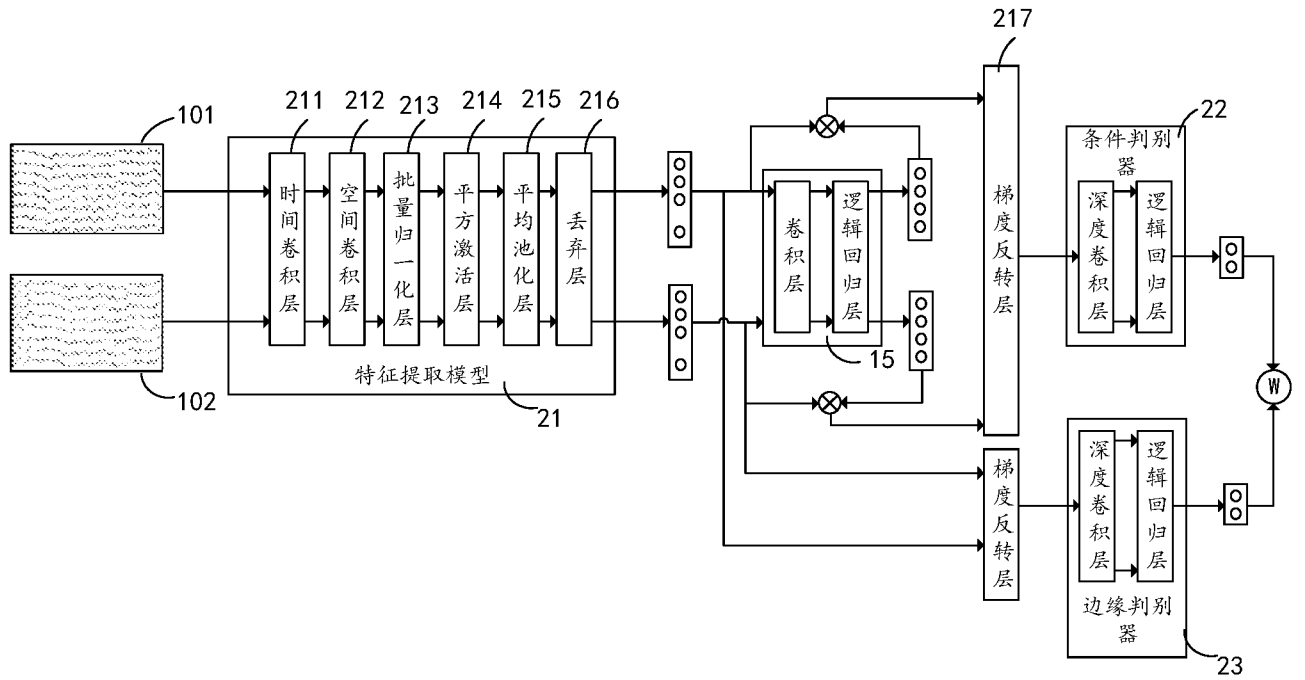


图 8

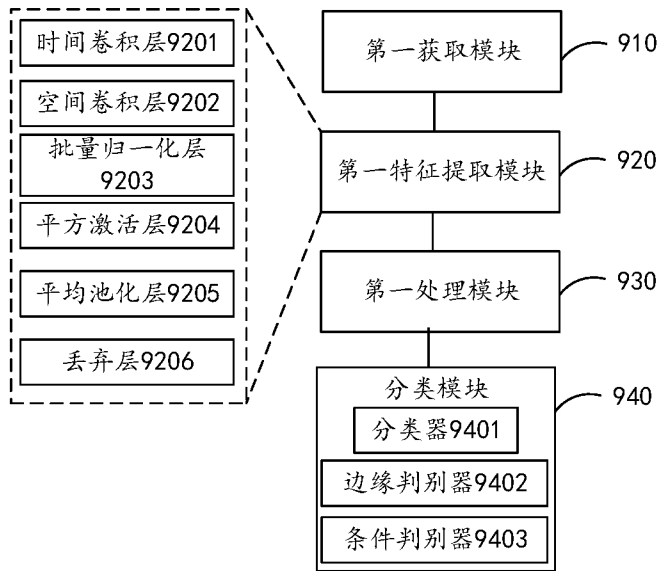


图 9

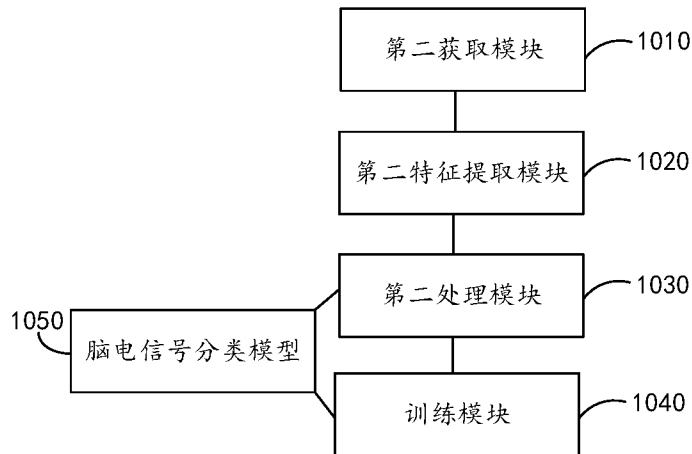


图 10

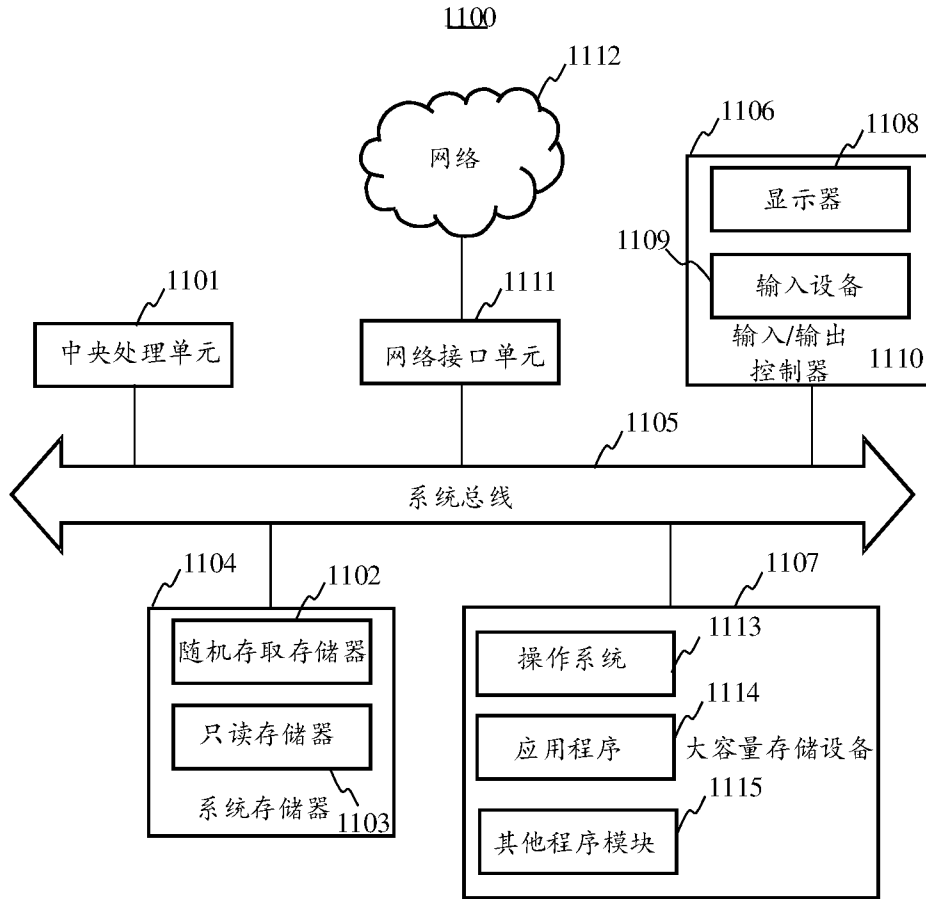


图 11

## INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

**PCT/CN2021/106614**

<b>A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER</b>		
A61B 5/00(2006.01)i; A61G 5/04(2013.01)i; A61G 5/10(2006.01)i; A61H 3/00(2006.01)i; A63F 13/42(2014.01)i; A63F 13/55(2014.01)i; B25J 13/00(2006.01)i		
According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC		
<b>B. FIELDS SEARCHED</b>		
Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols) A61B5/-, A61G5/-, A61H3/-, A63F13/-, B25J13/-		
Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched		
Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used) CNABS, CNTXT, WPI, EPODOC, CNKI: 腾讯, 脑电, 分类, 样本, 源域, 目标域, 差异, 接近, 对齐, 配准, 对准, 迁移学习, EEG, classif+, sample, source, domain, target, difference, align+, register+		
<b>C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT</b>		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 111728609 A (TENCENT TECHNOLOGY SHENZHEN CO., LTD.) 02 October 2020 (2020-10-02) claims 1-15	1-15
A	CN 111584029 A (TIANJIN UNIVERSITY) 25 August 2020 (2020-08-25) description, paragraphs [0042]-[0075], figure 1	1-15
A	US 2011071965 A1 (YAHOO! INC.) 24 March 2011 (2011-03-24) entire document	1-15
A	US 2019073605 A1 (KELLER, Andrew Jay) 07 March 2019 (2019-03-07) entire document	1-15
A	CN 104523269 A (JIANGNAN UNIVERSITY) 22 April 2015 (2015-04-22) entire document	1-15
A	CN 111544856 A (TIANJIN UNIVERSITY) 18 August 2020 (2020-08-18) entire document	1-15
<input type="checkbox"/> Further documents are listed in the continuation of Box C. <input checked="" type="checkbox"/> See patent family annex.		
* Special categories of cited documents: "A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance "E" earlier application or patent but published on or after the international filing date "L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified) "O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means "P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed "T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention "X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone "Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art "&" document member of the same patent family		
Date of the actual completion of the international search <b>23 September 2021</b>		Date of mailing of the international search report <b>12 October 2021</b>
Name and mailing address of the ISA/CN <b>China National Intellectual Property Administration (ISA/CN) No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing 100088 China</b>		Authorized officer
Facsimile No. <b>(86-10)62019451</b>		Telephone No.

**INTERNATIONAL SEARCH REPORT**  
**Information on patent family members**

International application No. <b>PCT/CN2021/106614</b>
---

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	111728609	A	02 October 2020	CN	111728609	B	17 November 2020
CN	111584029	A	25 August 2020	None			
US	2011071965	A1	24 March 2011	US	8332334	B2	11 December 2012
US	2019073605	A1	07 March 2019	None			
CN	104523269	A	22 April 2015	None			
CN	111544856	A	18 August 2020	CN	111544856	B	25 May 2021

<p><b>A. 主题的分类</b></p> <p>A61B 5/00(2006.01)i; A61G 5/04(2013.01)i; A61G 5/10(2006.01)i; A61H 3/00(2006.01)i; A63F 13/42(2014.01)i; A63F 13/55(2014.01)i; B25J 13/00(2006.01)i</p> <p>按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类</p>																							
<p><b>B. 检索领域</b></p> <p>检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)</p> <p>A61B5/-, A61G5/-, A61H3/-, A63F13/-, B25J13/-</p> <p>包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献</p> <p>在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称, 和使用的检索词(如使用))</p> <p>CNABS, CNTXT, WPI, EPODOC, CNKI: 腾讯, 脑电, 分类, 样本, 源域, 目标域, 差异, 接近, 对齐, 配准, 对准, 迁移学习, EEG, classif+, sample, source, domain, target, difference, align+, register+</p>																							
<p><b>C. 相关文件</b></p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>类型*</th> <th>引用文件, 必要时, 指明相关段落</th> <th>相关的权利要求</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>PX</td> <td>CN 111728609 A (腾讯科技深圳有限公司) 2020年 10月 2日 (2020 - 10 - 02) 权利要求1-15</td> <td>1-15</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 111584029 A (天津大学) 2020年 8月 25日 (2020 - 08 - 25) 说明书第[0042]-[0075]段, 图1</td> <td>1-15</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>US 2011071965 A1 (YAHOO! INC.) 2011年 3月 24日 (2011 - 03 - 24) 全文</td> <td>1-15</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>US 2019073605 A1 (KELLER, Andrew Jay) 2019年 3月 7日 (2019 - 03 - 07) 全文</td> <td>1-15</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 104523269 A (江南大学) 2015年 4月 22日 (2015 - 04 - 22) 全文</td> <td>1-15</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 111544856 A (天津大学) 2020年 8月 18日 (2020 - 08 - 18) 全文</td> <td>1-15</td> </tr> </tbody> </table>			类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求	PX	CN 111728609 A (腾讯科技深圳有限公司) 2020年 10月 2日 (2020 - 10 - 02) 权利要求1-15	1-15	A	CN 111584029 A (天津大学) 2020年 8月 25日 (2020 - 08 - 25) 说明书第[0042]-[0075]段, 图1	1-15	A	US 2011071965 A1 (YAHOO! INC.) 2011年 3月 24日 (2011 - 03 - 24) 全文	1-15	A	US 2019073605 A1 (KELLER, Andrew Jay) 2019年 3月 7日 (2019 - 03 - 07) 全文	1-15	A	CN 104523269 A (江南大学) 2015年 4月 22日 (2015 - 04 - 22) 全文	1-15	A	CN 111544856 A (天津大学) 2020年 8月 18日 (2020 - 08 - 18) 全文	1-15
类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求																					
PX	CN 111728609 A (腾讯科技深圳有限公司) 2020年 10月 2日 (2020 - 10 - 02) 权利要求1-15	1-15																					
A	CN 111584029 A (天津大学) 2020年 8月 25日 (2020 - 08 - 25) 说明书第[0042]-[0075]段, 图1	1-15																					
A	US 2011071965 A1 (YAHOO! INC.) 2011年 3月 24日 (2011 - 03 - 24) 全文	1-15																					
A	US 2019073605 A1 (KELLER, Andrew Jay) 2019年 3月 7日 (2019 - 03 - 07) 全文	1-15																					
A	CN 104523269 A (江南大学) 2015年 4月 22日 (2015 - 04 - 22) 全文	1-15																					
A	CN 111544856 A (天津大学) 2020年 8月 18日 (2020 - 08 - 18) 全文	1-15																					
<p><input type="checkbox"/> 其余文件在C栏的续页中列出。 <input checked="" type="checkbox"/> 见同族专利附件。</p>																							
<p>* 引用文件的具体类型:</p> <p>“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件</p> <p>“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利</p> <p>“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体说明的)</p> <p>“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件</p> <p>“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件</p> <p>“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件</p> <p>“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性</p> <p>“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性</p> <p>“&amp;” 同族专利的文件</p>																							
<p>国际检索实际完成的日期</p> <p>2021年 9月 23日</p>		<p>国际检索报告邮寄日期</p> <p>2021年 10月 12日</p>																					
<p>ISA/CN的名称和邮寄地址</p> <p>中国国家知识产权局(ISA/CN) 中国 北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088</p> <p>传真号 (86-10)62019451</p>		<p>授权官员</p> <p>谢春苓</p> <p>电话号码 86-(10)-53962645</p>																					

国际检索报告  
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2021/106614

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN	111728609	A	2020年 10月 2日	CN 111728609 B	2020年 11月 17日
CN	111584029	A	2020年 8月 25日	无	
US	2011071965	A1	2011年 3月 24日	US 8332334 B2	2012年 12月 11日
US	2019073605	A1	2019年 3月 7日	无	
CN	104523269	A	2015年 4月 22日	无	
CN	111544856	A	2020年 8月 18日	CN 111544856 B	2021年 5月 25日