

(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
2020 年 2 月 13 日 (13.02.2020)



(10) 国际公布号
WO 2020/029998 A1

(51) 国际专利分类号:
H04R 25/00 (2006.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2019/099594

(22) 国际申请日: 2019 年 8 月 7 日 (07.08.2019)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
201810896174.9 2018 年 8 月 8 日 (08.08.2018) CN

(71) 申请人: 斯达克实验室公司 (STARKEY LABORATORIES, INC.) [US/US]; 美国明尼苏达州宜敦普里利市华盛顿南街 6600 号, Minnesota 55344 (US)。

(72) 发明人: 及

(71) 申请人 (仅对 UG): 蒲文强 (PU, Wenqiang) [CN/CN]; 中国广东省深圳市龙翔大道 2001 号, Guangdong 518172 (CN)。

(72) 发明人: 肖进军 (XIAO, Jinjun); 美国明尼苏达州查尔哈森市瑞吉吴路 7704 号, Minnesota 55317 (US)。 张涛 (ZHANG, Tao); 美国明尼苏达州宜敦普里利市扎克曼环 8602 号, Minnesota 55344 (US)。 罗智泉 (LUO, Zhiquan); 美国明尼苏达州枫树格罗夫市 62 街北 15255 号, Minnesota 55311 (US)。

(74) 代理人: 北京天昊联合知识产权代理有限公司 (TEE & HOWE INTELLECTUAL PROPERTY ATTORNEYS); 中国北京市东城区建国门内大街 28 号民生金融中心 D 座 10 层陈源, Beijing 100005 (CN)。

(54) Title: ELECTROENCEPHALOGRAM-ASSISTED BEAM FORMER, BEAM FORMING METHOD AND EAR-MOUNTED HEARING SYSTEM

(54) 发明名称: 脑电图辅助的波束形成器和波束形成方法以及耳戴式听力系统

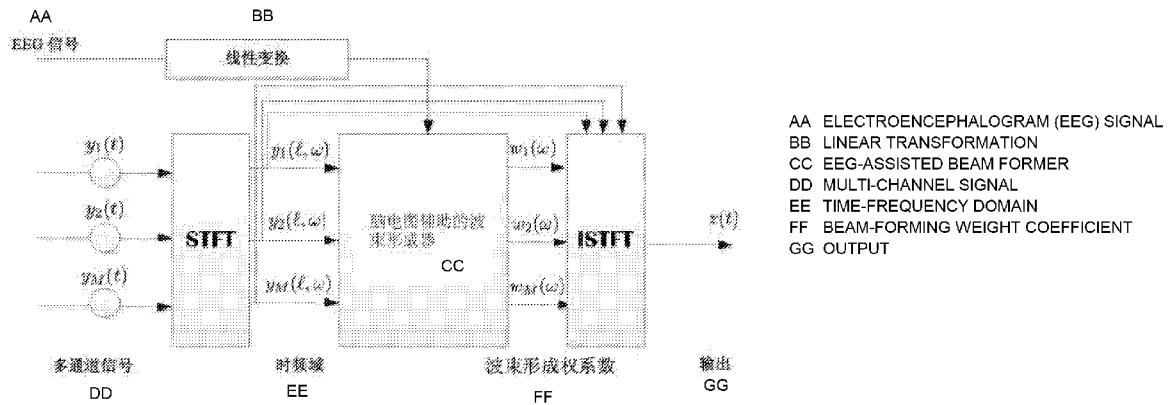


图 2A

(57) Abstract: Disclosed is a multi-mode beam former, comprising a device for receiving a multi-mode input signal, and a device for constructing an optimization model and solving the optimization model to obtain a beam-forming weight coefficient for performing linear or non-linear combination on the multi-mode input signal. The optimization model comprises an optimization formula for obtaining the beam-forming weight coefficient. The optimization formula comprises: establishing an association between at least one electroencephalogram signal and a beam forming output, and optimizing the association to construct the beam-forming weight coefficient associated with the at least one electroencephalogram signal.

(57) 摘要: 本申请公开了一种多模式波束形成器, 包括: 用于接收多模式输入信号的装置; 用于构建优化模型和求解优化模型的装置, 其获得对所述多模式输入信号进行线性或非线性组合的波束形成权系数。所述优化模型包括用于获得所述波束形成权系数的优化公式。所述优化公式包括建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联、优化所述关联以便构建出与至少一个脑电图信号相关联的波束形成权系数。

(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, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, 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, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, 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))。

脑电图辅助的波束形成器和波束形成方法以及耳戴式听力系统

5 技术领域

本发明涉及助听技术领域,具体地,涉及一种用在耳戴式(ear-worn)听力系统中的脑电图辅助的多模式波束形成器以及波束形成方法以及包括该波束形成器的耳戴式听力系统。

10 背景技术

耳戴式听力系统用来通过传递放大的声音至遭受听觉损失的人的耳道来帮助他们。患者的耳蜗外毛细胞的损坏导致患者的听觉的频率分辨率损失。随着这种情况发展,患者难于区分语音和环境噪声。简单的放大解决不了这个问题。因此,需要帮助这类患者明白嘈杂环境下的语音。通常在耳戴式听力系统中应用波束形成器,以区分语音和噪声,从而帮助患者明白嘈杂环境下的语音。

一方面,在听力系统中应用(由麦克风阵列提供的)空间多样性的双耳波束形成技术是一项公知技术,其能明显改善使用者在嘈杂的多个讲话者环境下对目标讲话者的语义理解。然而,广泛使用的两类波束形成器,如多通道维纳滤波器(Multi-channel Wiener Filter, MWF)波束形成器和最小方差无失真响应(Minimum Variance Distortionless Response, MVDR)波束形成器,需要关于目标讲话者的先验信息,即,利用传统信号处理方法来提取讲话者的空间先验信息。具体地, MWF 波束形成器需要针对参与的讲话者(Attended Talker)的语音活跃检测(Voice Activity Detection, VAD),而 MVDR 波束形成器需要识别参与的讲话者的声学传递函数(Acoustic Transfer Function, ATF)。在实际应用中,从嘈杂的多个讲话者环境精确地获得这种空间先验信息是不容易的。

另一方面,人脑在嘈杂的多个讲话者环境下识别和跟踪单个讲话者的机理是最近几十年活跃的研究课题。最近几年,通过使用者的脑电图信号(EEG)提取其在多个讲话者环境中的听觉注意力(Auditory Attention, AA),取得了实质性进展。例如,在 S. Van Eyndhoven, T.

Francart 和 A. Bertrand, EEG-informed attended speaker extraction from recorded speech mixtures with application in neuro-steered hearing prostheses (来自与在神经控制的听力修复中的应用的记录的语音混合的 EEG 信息的参与的扬声器提取), IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 64(5):1045-1056, 2017 年 5 月和 N. Das, S. Van Eyndhoven, T. Francart 和 A. Bertrand, EEG-based attention-driven speech enhancement for noisy speech mixtures using n-fold multi-channel wiener filters (用于使用 n 重多通道维纳滤波器的嘈杂语音混合的基于 EEG 的注意力驱动的语音增强), In 2017 25th European Signal Processing Conference (EUSIPCO) 中, 1660-1664 页, 2017 年 8 月 (上述文件通过引用并入本文以用于所有目的) 中公开了基于 EEG 辅助的 AA 解码波束形成方法, 这些方法直接从 EEG 信号中获取使用者 AA。但是这些方法均以分步骤的方式实现波束形成, 即, 第一步将通过使用者 EEG 信号提取 (解码) AA, 第二步再根据解码的 AA 实现波束形成或降低噪声。由于分步的实现过程, 这些方法有以下两个缺点:

错误的注意力解码的敏感性: 由于 EEG 信号反映人脑的复杂的活动, 解码 AA 可能不总是正确的。一旦 AA 解码错误, 真正目标讲话者会在波束形成阶段被抑制, 这对于实际应用来说是非常糟糕的情况。

额外的源分离的过程: 在 AA 解码的步骤中, 为了获得每个语音源的包络信息, 需要从麦克风接收到的混合的输入语音信号中提取每个语音源的信息, 这就带来了额外的盲源分离需求, 需要额外且复杂的信号处理方法以实现。

发明内容

因此, 为了克服上述缺陷, 本申请致力于将 AA 解码和波束形成整合在一个优化模型中, 并以 AA 偏好的形式分配使用者对不同语音源的注意力偏好。具体地, 通过从信号处理的角度建立基于 EEG 辅助的 AA 解码与双耳波束形成之间的内在关联, 提出了一种用于耳戴式听力系统中的听觉注意力解码和自适应双耳波束形成的联合算法, 该方法能够有效利用 EEG 信号中包含的 AA 信息, 避免了错误 AA 解码情况下的敏感性且不需要额外的盲源分离过程。

将本发明构思的波束形成器命名为脑电图辅助的双耳波束形成器。

利用低复杂度的迭代算法(即,公知的梯度投影法(Gradient Projection Method, GPM)和交替方向乘子法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM))求解所提出的公式。该迭代算法提供了一种可以在实际耳戴式听力系统中实现的有效的波束形成器实施方式。

5 根据本发明的一个实施例,公开了一种波束形成器,包括:用于接收至少一个脑电图(EEG)信号和来自多个语音源的多个输入信号的装置;和用于构建优化模型和求解优化模型的装置,其获得对所述多个输入信号进行线性或非线性组合的波束形成权系数;其中,所述优化模型包括用于获得所述波束形成权系数的优化公式,所述优化公式包括建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联、优化所述关联以便构建出与至少一个脑电图信号相关联的波束形成权系数。

10 根据本发明的另一个实施例,公开了一种用于波束形成器的波束形成方法,包括:接收至少一个脑电图(EEG)信号和来自多个语音源的多个输入信号;和通过构建优化模型和求解优化模型获得对所述多个输入信号进行线性或非线性组合的波束形成权系数;其中,所述优化模型包括用于获得所述波束形成权系数的优化公式,所述优化公式包括建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联、优化所述关联以便构建出与至少一个脑电图信号相关联的波束形成权系数。

15 根据本发明的又一个实施例,公开了一种耳戴式助听系统,包括:麦克风,其配置为接收来自多个语音源的多个输入信号;脑电图信号接收接口,其配置为接收来自一个或多个脑电图电极的信息并且将脑电图信息进行线性或非线性变换以形成至少一个脑电图(EEG)信号;波束形成器,其接收所述多个输入信号和所述至少一个 EEG 信号,并且输出波束形成权系数;以及合成模块,其将所述多个输入信号和所述波束形成权系数进行线性或非线性合成,以形成波束形成输出,扬声器,其配置为将所述波束形成输出转换为输出声音,其中,所述波束形成器为根据本发明的波束形成器。

20 根据本发明的进一步的实施例,公开了一种包括指令的计算机可读介质,所述指令当被处理器执行时能够使得所述处理器执行根据本发明的波束形成方法。

与现有技术中的以分步骤的方式将 EEG 信号并入波束形成(即,

先解码 AA，然后进行波束形成）的方法相比，本发明将 AA 解码与波束形成整合在一个优化模型中，从而能够有效利用 EEG 信号中包含的 AA 信息，避免了错误 AA 解码情况下的敏感性问题且不需要额外的盲源分离过程。

5

附图说明

图 1 是根据本发明的耳戴式听力系统的示例实施例的框图；

图 2A 示出本发明的脑电图辅助的波束形成器的工作原理的示意图；

10 图 2B 示出通过图 2A 的脑电图辅助的波束形成器执行的波束形成方法的示意图；

图 3 示出了用于对本发明的脑电图辅助的波束形成方法与源分离 (source separation, SP)-线性约束最小方差 (linearly constrained minimum variance, LCMV) 方法进行比较的模拟的声学环境的俯视图；

15 图 4 示出针对本发明的波束形成方法和 SP-LCMV 方法的 IW-SINRI 与 Pearson 相关的差的关系；

图 5 示出针对本发明的波束形成方法和 SP-LCMV 方法的关于大于等于 0dB、2dB、4dB 的 IW-SINRI 的百分比；和

图 6 示出针对本发明的波束形成方法和 SP-LCMV 方法的 IW-SD 与 Pearson 相关的差的关系。

20

具体实施方式

现在将参照以下实施例更加详细地描述本公开。应当注意的是，在本文中，一些实施例的以下描述仅仅是以示意和说明为目的而呈现的。其并非意为详尽的或者限于所公开的精确形式。

25

在本申请中所示出的数学公式中，粗体小写字母表示向量，粗体大写字母表示矩阵；H 是共轭转置标记，T 是转置标记；所有 n 维复向量的集合由 $\mathbb{C}^n$ 表示； $\mathbf{x}_i \in \mathbb{C}$ 是 $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^n$ 的第 i 个元素。本申请的以下具体实施方式引用附图中的主题，通过例示的方式，本申请的说明书附图示出可实施本申请的主题的具体方面和实施例。这些实施例被充分描述以使本领域技术人员实施本申请的主题。对本公开的“一个 (an 或 one)”或“各种”实施例的引用不必针对相同的实施例，并且这种引用预期一个以上的实施例。以下具体实施方式是说明性的并且不以限制意义被采用。

30

在下文中,将呈现用于描述根据本申请实施例的波束形成器的数学公式。本申请实施例的波束形成器旨在通过从信号处理的角度建立基于 EEG 辅助的 AA 解码与双耳波束形成之间的内在关联,改善在嘈杂的多个讲话者环境下参与的讲话者的语音并降低其他影响。为了有效利用 EEG 信号中包含的 AA 信息,在根据本申请实施例的波束形成器中,基于 EEG 辅助的 AA 解码与双耳波束形成之间的内在关联,通过平衡以下两个方面来实现所述脑电图辅助的波束形成器:(一)语音保真约束下的听觉注意力偏好分配;(二)降低噪声和干扰抑制。

图 1 是根据本发明的耳戴式听力系统 100 的示例实施例的框图,该听力系统 100 包括脑电图辅助的波束形成器 108 和线性变换模块 110。听力系统 100 还包括:麦克风 102,听力系统处理电路 104 和扬声器 106。所述脑电图辅助的波束形成器 108 可以设置在听力系统处理电路 104 中,也可以与听力系统处理电路 104 分开设置。以下说明中,以所述脑电图辅助的波束形成器 108 设置在听力系统处理电路 104 中为例进行说明。在一个实施例中,多个讲话者环境中 K 个语音源,也称为讲话者,其包括目标讲话者和背景讲话者(其模拟背景噪声),当目标讲话者之一与耳戴式听力系统使用者交谈时,该目标讲话者称为参与的讲话者,而其他目标讲话者视为干扰(也称为未参与的讲话者)。图 1 中所示的麦克风 102 表示 M 个麦克风,均接收输入声音并产生表示所述输入声音的电信号。处理电路 104 处理(一个或更多个)麦克风信号以产生输出信号。扬声器 106 使用所述输出信号产生包括所述语音的输出声音。在各种实施例中,输入声音可包括各种分量,如语音和噪声干扰,以及经由声音反馈路径来自扬声器 106 的所反馈的声音。处理电路 104 包括自适应滤波器以降低噪声和声音反馈。在所示实施例中,自适应滤波器包括脑电图辅助的波束形成器 108。进一步地,图 1 还示出线性变换模块 110,其经配置以通过位于头部的传感器从听力系统使用者的头部接收 EEG 信号并对接收到的 EEG 信号进行线性变换,以获知优化线性变换系数,该线性变换系数根据 EEG 信号重新构造语音源的包络,以得到语音源的重新构造的包络,并且线性变换模块 110 进一步经配置以将重新构造的包络传递至脑电图辅助的波束形成器 108。在各种实施例中,在助听系统 100 被实施时,处理电路 104 接收麦克风信号,且脑电图辅助的波束形成器 108 利用来自听力系统的麦克风信号和重新构造的包络提供自适应的双耳波束形成。

图 2A 示出了本公开的脑电图辅助的波束形成器工作原理的示意图。在本发明的实施例中，结合图 1 所示，由脑电图辅助的波束形成器 108 接收的作为脑电图辅助的波束形成器 108 的输入语音信号的麦克风信号使用短时傅里叶变换 (STFT) 在时频域 (Time-Frequency Domain) 中可表示为：

$$\mathbf{y}(\ell, \omega) = \sum_{k=1}^K \mathbf{h}_k(\omega) s_k(\ell, \omega) + \mathbf{n}(\ell, \omega), \quad (I)$$

其中， $\mathbf{y}(\ell, \omega) \in \mathbb{C}^M$ 表示帧 ℓ (每帧对应于时域中 N 个输入信号采样) 和频带 ω ($\omega = 1, 2, \dots, \Omega$) 处的麦克风信号； $\mathbf{h}_k(\omega) \in \mathbb{C}^M$ 是第 k 个语音源的声学传递函数 (ATF)，且 $s_k(\ell, \omega) \in \mathbb{C}$ 是时频域下的对应的输入语音信号；且 $\mathbf{n}(\ell, \omega) \in \mathbb{C}^M$ 表示背景噪声。附图 2A 中仅以示例方式示出了麦克风信号 $y_1(\ell)$, $y_2(\ell)$ 和 $y_M(\ell)$ 和相应的时频域中的信号 $y_1(\ell, \omega)$, $y_2(\ell, \omega)$ 和 $y_M(\ell, \omega)$ 。

在本发明的实施例中，脑电图辅助的波束形成器 108 通过将输入语音信号线性组合而产生了每个耳朵处的输出信号，如图 2A 所示。具体地，令 $\mathbf{w}_L(\omega) \in \mathbb{C}^M$ 和 $\mathbf{w}_R(\omega) \in \mathbb{C}^M$ 分别表示在频带 ω 应用于左耳和右耳的波束形成器。左扬声器和右扬声器处的输出信号为：

$$z_L(\ell, \omega) = \mathbf{w}_L^H(\omega) \mathbf{y}(\ell, \omega), \quad z_R(\ell, \omega) = \mathbf{w}_R^H(\omega) \mathbf{y}(\ell, \omega)。$$

通过对 $\{z_L(\ell, \omega)\}_{\ell, \omega}$ 和 $\{z_R(\ell, \omega)\}_{\ell, \omega}$ 应用逆 STFT (ISTFT)，能够合成波束形成输出的时域表示。为简化符号，本文余下部分将省略 L 和 R 。通过简单规定听力系统左侧或右侧上的参考麦克风，可将本发明的设计标准应用于左耳或右耳。

在本发明的实施例中，脑电图辅助的波束形成器 108 经配置以具有用于构建优化模型和求解优化模型装置，其基于 AA 解码的回归模型，从信号处理的角度建立 EEG 辅助的 AA 解码与双耳波束形成之间的内在关联，并通过平衡以下两个方面：(一) 语音保真约束下的听觉注意力偏好分配；(二) 降低噪声和干扰抑制，获得对多个输入语音信号进行线性组合的波束形成权系数。其中，优化模型包括用于对多个输入语音信号中的干扰进行抑制并获得波束形成权系数的优化公式。在各种实施例中，处理电路 104 经配置以进一步通过利用低复杂度的迭代算法求解该优化公式，使得所述脑电图辅助的波束形成器 108 的输出信号满足关于所述输出信号中的语音保真约束下的听觉注意力偏好分配和降低噪声规定的标准。

在本公开的实施例中，线性变换模块 110 经配置以获知优化线性变

换系数，由此重新构造语音源的包络，以得到语音源的重新构造的包络。换句话说，在本公开的实施例中，用线性变换把脑电图信号转换到语音源的语音信号的包络，然后通过求解优化模型以进行波束形成器设计。另外，将脑电图信号用于波束形成器设计包括但不限于本发明的实施例所公开的线性变换方法，还包括其他方法，如，非线性变换，或者用神经网络的方法。具体地，令 $e_i(t) \in \mathbb{R}$ 为使用者在时刻 t ($t=1, 2, \dots$) 时 EEG 通道 i ($i=1, 2, \dots, C$) 的 EEG 信号，并假定讲话者 1 为参与的讲话者（与听力系统使用者交谈的目标讲话者），其包络为 $s_1(t)$ ，且令 $s_a(t)$ 表示对应于时域中的输入语音信号的参与语音源的语音信号的包络。以均方差而言，给出优化模型公式：

$$\min_{\{g_i(\tau)\}} \mathbb{E} \left\{ \left\| \left[\sum_{i=1}^C \sum_{\tau=\tau_1}^{\tau_2} g_i(\tau) e_i(t+\tau) \right] - s_a(t) \right\|^2 \right\} + \lambda h(\{g_i(\tau)\}), \quad (2)$$

在公式 2 中， $g_i(\tau)$ 是对应于具有延迟 τ 的 EEG 信号的线性回归系数， $\mathbb{E}$ 是期望运算符号。正则函数

$$h(\{g_i(\tau)\}) \triangleq \left[\sum_{i=1}^C \sum_{\tau=\tau_1}^{\tau_2-1} |g_i(\tau) - g_i(\tau+1)|^2 + \sum_{i=1}^{C-1} |g_i(\tau_2) - g_{i+1}(\tau_1)|^2 \right]$$

规定线性回归系数 $g_i(\tau)$ 的时间平滑偏好，表示 $g_i(\tau) - g_i(\tau+1)$ 不能太大，且 $\lambda \geq 0$ 是对应的正则参数，且 $\{e_i(t)\}_{t=1}^T$ 为 EEG 信号，其具有不同的延迟 $\tau = \tau_1, \tau_1+1, \dots, \tau_2$ 。优化

公式 2 是具有在 (W. Biesmans, N. Das, T. Francart, and A. Bertrand, Auditory-inspired speech envelope extraction methods for improved eeg-based auditory attention detection in a cocktail party scenario (用于改善鸡尾酒会环境中的基于 EEG 的听觉注意力检测的听觉启示的语音包络激活方法), IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 25(5):402-412, 2017 年 5 月 (上述文件通过引用并入本文以用于所有目的) 中公开的) 方法中给出的封闭形式的解的凸二次公式，在此不进行描述。以此方式，获知优

化线性变换系数 $\{g_i^*(\tau)\}$ ，其中， $\{g_i^*(\tau)\} = \arg \min_{\{g_i(\tau)\}} \mathbb{E} \left\{ \left\| \left[\sum_{i=1}^C \sum_{\tau=\tau_1}^{\tau_2} g_i(\tau) e_i(t+\tau) \right] - s_a(t) \right\|^2 \right\} + \lambda h(\{g_i(\tau)\})$ ，该线性变换系数根据 EEG 信号重新构造参与的语音源的包络 $s_a(t)$ 。

基于获知的优化线性变换系数 $\{g_i^*(\tau)\}$ ，参与的语音源的包络可根据 EEG 信号被重新构造为 $\hat{s}_a(t) = \sum_i \sum_{\tau} g_i^*(\tau) e_i(t+\tau)$ 。

接下来, 将给出 EEG 信号与波束形成信号之间的内在关联。直观地, 优化公式 2 的物理含义是重新构造的包络 $\hat{s}_a(t)$ 应当具有与参与的讲话者的包络 $s_1(t)$ 的强的相关。另一方面, 波束形成输出实际是由麦克风接收的不同种类的输入信号的波束形成器规定的混合。在波束形成器的适当规定的情况下, $s_1(t)$ 能够是波束形成输出处的主要分量。因此, 用于利用 EEG 信号设计波束形成器的自然且直接的方式是最大化语音源的重新构造的包络 $\hat{s}_a(t)$ 和波束形成输出的包络之间的 Pearson 相关。

为此, 首先, 给出时域下的波束形成输出的包络的数学公式。在本公开的实施例中, 脑电图辅助的波束形成器 108 经配置以得到波束形成输出的包络。具体地, 从信号处理的角度, 每个时间采样被表示为波束形成器的函数。假设波束形成输出对应于时间采样指数 $t, t+1, \dots, t+N-1$ 。令 $z(t), z(t+1), \dots, z(t+N-1)$ 表示时域下的波束形成输出, 则其包络实际是对应的解析信号形式 $\tilde{z}(t), \tilde{z}(t+1), \dots, \tilde{z}(t+N-1)$ 的绝对值, 其能够通过离散傅里叶变换 (DFT) 根据波束形成权系数 $\{w(\omega)\}_\omega$ 被表示为:

$$\begin{bmatrix} \tilde{z}(t) \\ \tilde{z}(t+1) \\ \vdots \\ \tilde{z}(t+N-1) \end{bmatrix} = D_W F D_H \begin{bmatrix} w(1)^H y(t, 1) \\ w(2)^H y(t, 2) \\ \vdots \\ w(\Omega)^H y(t, \Omega) \end{bmatrix} \quad (3)$$

在公式 3 中, $D_H \in \mathbb{R}^{\Omega \times \Omega}$ 是用于形成解析信号的对角矩阵, $F \in \mathbb{C}^{\Omega \times \Omega}$ 是离散傅里叶变换矩阵 (DFT 矩阵) 的逆, 而 $D_W \in \mathbb{R}^{\Omega \times \Omega}$ 是用于补偿在用于表示多个输入信号所使用的短时傅里叶变换 (STFT) 中使用的合成窗的对角矩阵。为了简化符号, 公式 3 简写为:

$$\tilde{z}(t+n) = w^H u_{t,n}, \quad n = 0, 1, \dots, N-1, \quad (4)$$

其中, $w = [w(1)^H, w(2)^H, \dots, w(\Omega)^H]^H \in \mathbb{C}^{M\Omega}$ 是所求解的波束形成权系数, 且 $u_{t,n} \in \mathbb{C}^{M\Omega}$ 由 $\{y(t, \omega)\}_\omega$ 和矩阵 D_W, F 和 D_H 中的系数确定。通过公式 3 和 4, 波束形成输出的包络表示为:

$$|\tilde{z}(t+n)| = |w^H u_{t,n}|, \quad n = 0, 1, \dots, N-1. \quad (5)$$

进一步地, 在本公开的实施例中, 脑电图辅助的波束形成器 108 经配置以得到由线性变换模块 110 所传递的重新构造的包络 $\hat{s}_a(t)$ 和波束形成输出的包络 $|\tilde{z}(t)|$ 之间的 Pearson 相关。具体地, 对于给定的时间段 $t = t_1, t_1+1, \dots, t_2$, 相应语音源的包络 $\hat{s}_a(t)$ 和波束形成输出的包络 $|\tilde{z}(t)|$ 之间的 Pearson 相关系数表示为:

$$\kappa(\{w(\omega)\}) = \frac{\sum_{t=t_1}^{t_2} \psi_{s,t} \psi_{z,t}(\{w(\omega)\})}{\sqrt{\frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t=t_1}^{t_2} \psi_{s,t}^2} \sqrt{\frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t=t_1}^{t_2} \psi_{z,t}(\{w(\omega)\})^2}}, \quad (6)$$

其中, $\psi_{s,t} = \hat{s}_a(t) - \frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t'=t_1}^{t_2} \hat{s}_a(t')$ 和 $\psi_{z,t}(\{w(\omega)\}) = |z(t)| - \frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t'=t_1}^{t_2} |z(t')|$ 。

注意, 公式 6 假设语音源的重新构造的包络 $\hat{s}_a(t)$ 和波束形成输出的包络 $|z(t)|$ 以相同的采样率同步。实际上, 语音源的重新构造的包络 $\hat{s}_a(t)$ 具有与 EEG 信号相同的采样率 (即, 几十或几百 Hz), 而波束形成输出的包络 $|z(t)|$ 对应于音频采样率 (如, 16kHz)。需要额外的同步过程, 但该过程不改变公式 6, 即, 根据输入语音信号和 EEG 信号之间的采样率比从公式 4 中重新采样 $z(t)$ 。

接着, 通过最大化 Pearson 相关系数 $\kappa(\{w(\omega)\})$, 提取 EEG 信号中包含的 AA 信息以设计波束形成器。然而, 双耳波束形成器的实际设计还需要若干其他不可忽视的考虑, 即, 语音失真、降低噪声和干扰抑制等。因此, 本发明的脑电图辅助的波束形成器的优化公式将 Pearson 相关系数 $\kappa(\{w(\omega)\})$ 与以下两个主要因素组合:

(1) 语音保真约束下的听觉注意力偏好分配: 从信号处理的角度, 仅最大化 Pearson 相关系数 $\kappa(\{w(\omega)\})$ 来设计波束形成器 $\{w(\omega)\}_\omega$ 可导致每个语音源的不受控的语音失真。由于允许在不同频带之间的 $w(\omega)^H h_k(\omega)$ 处的空间响应的任何变化, 因此, 为了控制语音失真, 一组鲁棒的等式约束 $w(\omega)^H h_k(\omega) = \alpha_k, \forall \omega$ 经施加以保证第 k 个语音源的所有频带上的空间响应共用公共的实值 α_k 。这种等式约束表示在波束形成输出处的第 k 个语音源的输入语音信号的分量仅由 α_k 缩放而不具有任何频率失真。在上述考虑下, 听觉注意力偏好分配被公式化为:

$$\max_{\{w(\omega)\}, \alpha} \kappa(\{w(\omega)\}) \quad \text{s.t.} \quad w(\omega)^H h_k(\omega) = \alpha_k, \quad \forall k, \omega, \quad (7a)$$

$$\mathbf{1}^T \alpha = 1, \quad \alpha_k \geq 0, \quad \forall k. \quad (7b)$$

在公式 7 中, $\kappa(\{w(\omega)\})$ 表示公式 6 中限定的 Pearson 相关系数, 其是在所有频带上的关于波束形成权系数 $\{w(\omega)\}_\omega$ 的平滑的非凸函数。额外的变量 $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K]^T$ 以及约束 (7a) 保证在波束形成输出处的 K 个语音源的输入语音信号由 α 线性组合, 且公式 7b 表示向量 $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K]^T$ 中的元素的和为 1。以此方式, α 实际表示 K 个语音源中的听觉注意力偏好。

(2) 降低噪声和干扰抑制: 除了调整听觉注意力, 还考虑背景噪声

的能量以最小方差的形式减少:

$$\min_{\mathbf{w}(\omega)} \mathbb{E} [\|\mathbf{w}(\omega)^H \mathbf{n}(\omega)\|^2] \equiv \min_{\mathbf{w}(\omega)} \mathbf{w}(\omega)^H \mathbf{R}_n(\omega) \mathbf{w}(\omega), \quad (8)$$

其中, $\mathbf{R}_n(\omega) \triangleq \mathbb{E}[\mathbf{n}(\omega)\mathbf{n}(\omega)^H]$ 是背景噪声相关矩阵。

进一步地, 在本公开的实施例中, 脑电图辅助的波束形成器 108 经配置以根据以上因素得到脑电图辅助的波束形成器 108 的优化公式。具体地, 组合公式 7 和 8, 可得到根据本发明的用于脑电图辅助的波束形成器 108 的优化公式:

$$\begin{aligned} \min_{\{\mathbf{w}(\omega)\}, \alpha} \quad & \sum_{\omega=1}^{\Omega} \mathbf{w}(\omega)^H \mathbf{R}_n(\omega) \mathbf{w}(\omega) - \mu \kappa(\{\mathbf{w}(\omega)\}) - \gamma \|\alpha\|^2 \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{w}(\omega)^H \mathbf{h}_k(\omega) = \alpha_k, \quad \forall k, \omega, \\ & \mathbf{1}^T \alpha = 1, \quad \alpha_k \geq 0, \quad \forall k. \end{aligned} \quad (9)$$

在公式 9 中, 额外的正则项 $-\gamma \|\alpha\|^2$ 为优化公式的正则项, 其中, $\|\cdot\|^2$ 表示向量 $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K]^T$ 的欧式范数, 其规定听觉注意力的稀疏偏好, 该项将一个 α_k 朝向 1 分配, 而将其他的 α_k 朝向 0 分配。 $\mu > 0$ 和 $\gamma \geq 0$ 是预定参数, 其用于平衡去噪、分配注意力偏好和控制注意力偏好稀疏度。

在各种实施例中, 处理电路 104 经配置以通过利用低复杂度的迭代算法 (即, 公知的 GPM 和 ADMM) 求解该优化公式。在本发明的实施例中, 由于非线性函数 $-\mu \kappa(\{\mathbf{w}(\omega)\})$ 和 $-\gamma \|\alpha\|^2$, 公式 9 是非凸公式。由于其约束偏好于有利形式, 即, 在公式 7a 中在频带 ω 上关于波束形成器 $\{\mathbf{w}(\omega)\}_\omega$ 的可分离的线性约束, 因此, 采用 GPM 来求解, 通过采用该可分离的属性, 其承认计算上有效的实施方式。在适当步长规则的情况下 (即, 在试验中采用 Armijo (阿米霍) 规则), GPM 利用保证的收敛性 (见 D. P. Bertsekas, Nonlinear programming (非线性规划), 雅典娜科学贝尔蒙特 (Athena scientific Belmont), 1999 年中的命题 2.3) 求解公式 9。由于 GPM 求解公式 9 的主要计算工作是由公式 (7a) 和 (7b) 限定的多面体上的投影, 使用 ADMM 来求解该投影公式, 这导致关于封闭形式的波束形成器 $\{\mathbf{w}(\omega)\}_\omega$ 的原始更新的并行实施方式。求解算法遵从 GPM 和 ADMM 算法的标准更新过程。

下面将介绍求解根据本发明的用于脑电图辅助的波束形成器 108 的优化公式的具体过程。具体地, 将公式 9 中的目标函数表示为:

$$f(\{\mathbf{w}(\omega)\}, \alpha) \triangleq \sum_{\omega=1}^{\Omega} \mathbf{w}(\omega)^H \mathbf{R}_n(\omega) \mathbf{w}(\omega) - \mu \kappa(\{\mathbf{w}(\omega)\}) - \gamma \|\alpha\|^2,$$

$$\text{并令 } \nabla f = [\nabla f_1, \nabla f_2, \dots, \nabla f_\Omega, \nabla f_\alpha]^T$$

其为目标函数 $f(\{w(\omega)\}, \alpha)$ 的梯度, 其中, ∇f_ω (或 ∇f_α) 表示关于 $w(\omega)$ (或 α) 的梯度分量。GPM 将 $x \triangleq (\{w(\omega)\}, \alpha)$ 迭代地更新为:

$$\bar{x} = [x^t - s \nabla f^t]^+ \quad (10a)$$

$$x^{t+1} = x^t + \lambda^t (\bar{x} - x^t). \quad (10b)$$

其中, t 为迭代指数, ∇f^t 为 x^t 处的目标函数 $f(\{w(\omega)\}, \alpha)$ 的梯度, $[]^+$ 表示对等式约束 (7b) 和 (7a) 的投影运算, s 为预定的正标量 (常数), 且 λ^t 为根据 Armijo 规则确定的步长。上述 GPM 更新的主要计算过程是对公式 (10a) 中的投影运算。接着, 将针对公式 (10a) 导出 ADMM 算法, 其是低复杂度的迭代算法并接受频带上的并行实施方式。

公式 (10a) 中的投影运算等同于以下凸优化方程 (省略迭代指数 t)

$$\min_{\{w(\omega)\}, \alpha} \sum_{\omega=1}^{\Omega} \|w(\omega) - s \nabla f_\omega\|^2 + \|\alpha - s \nabla f_\alpha\|^2 \quad (11a)$$

$$\text{s.t. } w(\omega)^H h_k(\omega) = \alpha_k, \forall k, \omega, \quad (11b)$$

$$\mathbf{1}^T \alpha = 1, \alpha_k \geq 0, \forall k. \quad (11c)$$

针对方程 11 的增广拉格朗日函数为:

$$\begin{aligned} L_\rho(\{w(\omega)\}, \alpha, \{\zeta_{k,\omega}\}, \eta) = & \sum_{\omega=1}^{\Omega} \|w(\omega) - s \nabla f_\omega\|^2 + \|\alpha - s \nabla f_\alpha\|^2 + \eta(\alpha - 1) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{1}^T \alpha - 1\|^2 \\ & + \sum_{k=1}^K \sum_{\omega=1}^{\Omega} \zeta_{k,\omega} [w(\omega)^H h_k(\omega) - \alpha_k] + \frac{\rho}{2} \|w(\omega)^H h_k(\omega) - \alpha_k\|^2, \end{aligned}$$

其中, $\zeta_{k,\omega}$ 和 η 为拉格朗日因子, 其分别与等式约束 (7a) 和 (7b) 相关联; $\rho > 0$ 是针对 ADMM 算法的预定义的参数。由于针对 $\{w(\omega)\}$ 在频带 w 上 L_ρ 是可分离的, ADMM 算法将 $(\{w(\omega)\}, \alpha, \{\zeta_{k,\omega}\}, \eta)$ 迭代地更新为:

$$w^{l+1}(\omega') = \arg \min_{w(\omega')} L_\rho(w(\omega'), \{w^l(\omega)\}_{\omega \neq \omega'}, \alpha^l, \{\zeta_{k,\omega}^l\}, \eta^l), \quad \forall \omega' \quad (12a)$$

$$\alpha = \arg \min_{\alpha \geq 0} L_\rho(\{w^{l+1}(\omega)\}, \alpha, \{\zeta_{k,\omega}^l\}, \eta^l) \quad (12b)$$

$$\zeta_{k,\omega}^{l+1} = \zeta_{k,\omega}^l + \rho [w^{l+1}(\omega)^H h_k(\omega) - \alpha_k^{l+1}], \quad \forall k, \omega \quad (12c)$$

$$\eta^{l+1} = \eta^l + \rho (\mathbf{1}^T \alpha - 1) \quad (12d)$$

其中, l 为迭代指数。

注意, 公式 (12a) 为简单的无约束的凸二次公式, 其具有封闭形式的解 (利用低复杂度的迭代算法)。公式 (12b) 为具有非负约束 $\alpha \geq 0$ 的凸二次公式, 其是容易求解的。所有的 ADMM 更新利用低复杂度的迭代算法, 且公式 (12a) 和 (12c) 能够在实际应用中进一步并行实施以提高计算效率。

在本发明的实施例中, 从信号处理的角度建立 EEG 信号与波束形成信号之间的内在关联并将 AA 解码和波束形成集成在单个优化模型 (公式

9) 中。图 2A 示出了本公开的脑电图辅助的波束形成器工作原理的示意图，图 2B 是与图 2A 对应的流程图，其示出了本公开的脑电图辅助的波束形成方法的流程图，其包括三个步骤。如图 2A 和 2B 所示，本实施例中仅仅以示例方式示出了三通道的语音信号，但是本发明不限于此。在第一步骤 S1 中，麦克风处接收的输入语音信号 $y_1(t)$, $y_2(t)$ 和 $y_M(t)$ 通过 STFT 适当地变换至时频域的信号 $y_1(\ell, \omega)$, $y_2(\ell, \omega)$ 和 $y_M(\ell, \omega)$ ，以及 EEG 信号通过预训练的线性变换适当地变换至时域并且输入至脑电图辅助的波束形成器。在第二步骤 S2 中，适当变换的信号（包括经过变换的输入语音信号和经过变换的 EEG 信号）被组合以利用如上的优化标准设计波束形成器，其目的在于通过利用 EEG 信号中包含的 AA 信息增强参与的讲话者的语音，以得到波束形成权系数 $w_1(\omega)$, $w_2(\omega)$ 和 $w_M(\omega)$ 。在最后一个步骤 S3 中，应用所设计的脑电图辅助的波束形成器获得的波束形成权系数对经过 STFT 变换的信号 $y_1(\ell, \omega)$, $y_2(\ell, \omega)$ 和 $y_M(\ell, \omega)$ 进行组合以经由 ISTFT 合成波束形成输出。

下面将描述 EEG 数据库，从该 EEG 数据库选取实验参与者进行后续实验以体现根据本发明的波束形成方法的性能优势。图 3 示出了用于对根据本申请实施例的脑电图辅助的波束形成方法与 SP-LCMV 方法进行比较的模拟的声学环境的俯视图。在所述模拟的声学环境（如图 3 所示的直角坐标系，选取房间内某一高度的水平面上的 5m*5m 的范围表示房间的一部分）中，如图 3 所示，共包括 18 个语音源（讲话者），其中只有 P5 和 P6 为目标讲话者，P11-P26 均为背景讲话者，用以模拟背景噪声；实验参与者在房间中间；P5 和 P6 分别在实验参与者的正下方和正上方且在距离实验参与者 1m 的位置处；P11-P26 均匀分布在以实验参与者为圆心半径为 2m 的圆周上，即，相邻扬声器之间呈 22.5 度，其中，P25 在实验参与者正上方，如图 3 所示。

在多个讲话者的嘈杂且有回声的环境下，从 4 个正常听力实验参与者收集 EEG 信号。实验参与者位于房间的中心位置处，其中讲话者在实验参与者正下方和正上方（P5, P6）。在实验参与者倾听两个讲话者之一的说话时，两个讲话者中的另一个就是干扰，使用分布在房间中的其余 16 个语音源生成背景噪声。两个讲话者说话声音大小强度设定为一样，且高于背景噪声 5dB。实验中使用一组 ER-3 插入式耳机将所得到的音频信号呈献给实验参与者，音频信号的强度处于“大声但舒适”的水平。

指示实验参与者进行双耳听力任务且同时倾听讲话者之一的说话。

具体地，在本发明的实施例中，从 EEG 数据库选择部分实验条件以及 4 个实验参与者用于评估。在本发明的实施例中，每个参与实验的实验参与者被要求将注意力集中在讲话者 P5 和 P6 各 10 分钟。针对每个实验参与者记录的总时间为 20 分钟。将 20 分钟的记录分成不重叠的长度 30 秒的 40 个时间段。这些时间段中的留一交叉验证用来训练优化线性变换系数 $\{g(r)\}$ 并评估波束形成性能。具体地，对于每个时间段，通过将其相应的 30 秒 EEG 信号和训练的 $\{g(r)\}$ 并入波束形成过程， $\{g(r)\}$ 对所有其他时间段训练，且波束形成性能对自身评估。

使用 64 通道的头皮 EEG 系统以 10kHz 的采样频率记录实验参与者的响应。所有记录在脑产品硬件上完成。

以此方式，建立 EEG 数据库。下面将根据所建立的 EEG 数据库对根据本发明的波束形成方法进行评估。

具体地，在本发明的实施例中，为了研究根据本发明的波束形成方法和其他可分离方法(AA 解码和波束形成通常以可分离的方式组合，即，使用源分离方法提取 AA 解码的来自讲话者的语音信号，然后基于解码的 AA 进行波束形成)之间的性能差别，使用基于线性约束最小方差(linearly constrained minimum variance, LCMV)波束形成的可分离方法作为基准。该方法应用两个不同的 LCMV 波束形成器（即，使用线性约束保留一个语音源且拒绝另一个语音源）来通过比较分离的信号关于重新构造的包络 $s_a(t)$ 的 Pearson 相关而分离两个语音源的信号且然后解码 AA。具有较大 Pearson 相关的一个 LCMV 波束形成输出被选择作为最终波束形成输出。为了简便起见，将该方法作为源分离（SP）-LCMV 方法。

智能加权的信号干扰和噪声比改善(Intelligibility-weighted SINR improvement, IW-SINRI)和智能加权的谱失真(intelligibility-weighted spectral distortion, IW-SD)被用作性能的度量标准以评估波束形成输出信号。

在本实验中，EEG 信号和麦克风处接收到的输入信号分别以 20Hz 和 16kHz 重新采样。在线性回归系数 $g(r)$ 的训练阶段，在公式 2 中使用所有 C=63 个 EEG 通道，且 EEG 信号的延迟针对每个 EEG 通道被规定为 0-250ms（其对应于 20Hz 采样率下的 $\tau = 0, 1, \dots, 5$ ）。公式 2 中的期望运算由有限记录样本的样本平均替换，且公式 2 中的 λ 是固定的，为 5×10^{-3} 。在波束形成评估阶段，具有 50%重叠的 512 点 FFT 用在 STFT（汉宁（Hanning）

窗) 中。

图 4 示出本发明的波束形成方法和 SP-LCMV 方法在处理 AA 信息的不确定性方面的语音增强行为的差异, 其示出 IW-SINRI 与 Pearson 相关的差 $\Delta\rho = \rho_{\text{sin}} - \rho_{\text{msst}}$ 的关系。其中, ρ_{sin} (ρ_{msst}) 是重新构造的包络 $\hat{s}_a(t)$ 与参与的(未参与的)讲话者的输入信号之间的 Pearson 相关, 其由适当的 LCMV 波束形成器从麦克风信号分离。另外, 图 4 中的实线和圆点表示针对本申请的波束形成方法所得到的数据, 而虚线和方框点表示针对 SP-LCMV 方法所得到的数据。特别地, 如图 4 中所示, 对于实验参与者 2, 在 $\gamma=10$ 时, 通过两种方法所得到的实线和虚线几乎重合。在 EEG 信号中包含的 AA 信息通过获知的优化线性变换系数 $\{g^*(\tau)\}$ 根据包络 $\hat{s}_a(t)$ 编码, 在某些方面, $\Delta\rho$ 的值反映其中语音源可能是参与的语音源的置信度。根据图 4, 能观察到, 在 $\gamma=0$ 时, 本发明的方法的 IW-SINRI 范围从 -2 至 8dB。这是因为本发明的方法为参与的语音源分配具有在 0 和 1 之间的一些值的 AA 偏好。对于 SP-LCMV 方法, 由于其分离的 AA 解码过程, IW-SINRI 被分组为大约 -2 或 8dB。在 γ 增加到 100 时, 本发明的方法为双极形式并具有与 SP-LCMV 方法非常类似的结果。有意思的观察是在 $\gamma=0$ 时, IW-SINRI 与 $\Delta\rho$ 之间的近似线性相关能够被观察到, 这展示出本发明的方法捕获 AA 信息的不确定性的能力。 $\Delta\rho$ 越大, 参与的语音源的 AA 的置信度越高, 并且因此实现较高的 IW-SINRI。

由于本发明的方法以柔和方式增强语音, 因此, 为了定量评估其语音增强能力, 使用大于一定阈值的对应的 IW-SINRI 的时间段的百分比作为评估度量标准。具体地, 在图 5 中比较本发明的方法和 SP-LCMV 方法关于大于等于 0、2、4dB 的 IW-SINRI 的百分比, 其中, 如图所示, 针对每个实验参与者的每个 γ , 六个条形图的深度逐渐减轻, 具体地, 如, 对于图 5 中的 (a) 实验参与者 1 而言, 在 $\gamma=0$ 时, 所得的六个百分比的条形图的深度逐渐减轻, 并且六个条形图从左至右依次是: IW-SINRI 大于等于 0dB 时, 针对本申请的波束形成方法所得到的数据; IW-SINRI 大于等于 0dB 时, 针对 SP-LCMV 方法所得到的数据; IW-SINRI 大于等于 2dB 时, 针对本申请的波束形成方法所得到的数据; IW-SINRI 大于等于 2dB 时, 针对 SP-LCMV 方法所得到的数据; IW-SINRI 大于等于 4dB 时, 针对本申请的波束形成方法所得到的数据; IW-SINRI 大于等于 4dB 时, 针对 SP-LCMV 方法所得到的数据, 如图中所标注的说明所示。类似地, 对于图 5 中的 (a) 实验参与者 1 而言, 在 $\gamma=10$ 时与 $\gamma=100$ 时, 条形图的分布与之相似; 进

一步地，其他实验参与者的在图 5 中所示的条形图的分布也具有类似的规律。

能够发现，在 $\gamma = 0$ 时，本发明的方法针对 $IW-SINRI \geq 0 \text{ dB}$ 具有最大的百分比还针对 $IW-SINRI \geq 4 \text{ dB}$ 具有最小的百分比。这意味着在 $\gamma = 0$ 时，本发明的方法对增强语音执行“安全策略”，即，针对 $\Delta\rho$ 接近于 0 的那些时间段，如主要在图 4 中示出的，每个语音源被部分保留在波束形成输出处。在另一方面，随着 γ 增加，更多的时间段具有大于 4dB 的 $IW-SINRI$ ，其中，一些时间段的 $IW-SINRI$ 的耗费低于 0dB。而且， $\gamma = 100$ 给出与 SP-LCMV 方法类似的结果。

此外，语音增强的另一个重要问题是语音失真。由于本发明的方法和 SP-LCMV 方法针对每个语音源都有线性约束，因此他们具有类似的 $IW-SD$ ，如图 6 所示。图 6 示出本发明的方法和 SP-LCMV 方法的 $IW-SD$ 与 Pearson 相关的差的关系，其中，图 6 中的实线和圆点表示针对本申请的波束形成方法所得到的数据，而虚线和方框点表示针对 SP-LCMV 方法所得到的数据。注意，本发明的方法调整 0 和 1 之间的 α_k ，在计算 $IW-SD$ 时，波束形成输出处的语音信号根据 α_k 被缩放。而且对于两种方法，其中参与的语音源被完全拒绝的那些时间段（即， $w(\omega)^H h(\omega) = 0$ ）在图 6 中未示出。

根据本申请实施例的波束形成器基于 EEG 辅助的 AA 解码工作，旨在通过从信号处理的角度建立 EEG 辅助的 AA 解码与双耳波束形成之间的内在关联，改善在嘈杂的多个讲话者环境下参与的讲话者的语音并降低其他影响。为了有效利用 EEG 信号中包含的 AA 信息，在根据本申请实施例的波束形成器中，基于 EEG 辅助的 AA 解码与双耳波束形成之间的内在关联，通过平衡以下两个方面来实现所述脑电图辅助的波束形成器：（一）语音保真约束下的听觉注意力偏好分配；（二）降低噪声和干扰抑制。

应当理解，本申请所引用的耳戴式听力系统包括处理器，其可为 DSP、微处理器、微控制器或其他数字逻辑。本申请所引用的信号处理可利用处理器执行。在各种实施例中，处理电路 104 可在这种处理器上实施。处理可在数字域、模拟域或其组合中完成。可使用子带处理技术完成处理。可利用频域或时间域方法完成处理。为了简便，在一些示例中，可省略用于执行频率合成、频率分析、模数转换、放大以及其他类型的滤波和处理的框图。在各种实施例中，处理器经配置以执行存储在存储器中的指令。在各种实施例中，处理器执行指令以

执行若干信号处理任务。在这种实施例中，模拟分量与处理器通信以执行信号任务，如，麦克风接收或接收器声音实施例（即，在使用这种传感器的应用中）。在各种实施例中，本文所提出的框图、电路或过程的实现可在不偏离本申请的主题的范围的情况下发生。

5 本申请的主题被示为用于耳戴式听力系统，包括助听器，包括但不限于，耳背式(BTE) 助听器、耳内式(ITE) 助听器、耳道式(ITC) 助听器、内置受话器(RIC) 助听器或完全耳道式(CIC) 助听器。应当理解，耳背式(BTE) 助听器可包括基本在耳朵后面或耳朵上面的装置。这种装置可包括具有与耳背式(BTE)装置的电子部分相关联的接收器的助听器或具有在使用者的耳道中的接收器类型的助听器，包括
10 但不限于内置受话器(RIC)或耳中接收器(RITE)设计。本申请的主题通常还能够用在助听装置中，如，人工耳蜗类型的助听装置。应当理解，本文未明确陈述的其他助听装置可与本申请的主题结合使用。

 还描述了本发明的以下示例实施例：

15 实施例 1、一种波束形成器，包括：

 用于接收至少一个脑电图（EEG）信号和来自多个语音源的多个输入信号的装置；和

 用于构建优化模型和求解优化模型的装置，其获得对所述多个输入信号进行线性或非线性组合的波束形成权系数；

20 其中，所述优化模型包括用于获得所述波束形成权系数的优化公式，所述优化公式包括建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联、优化所述关联以便构建出与至少一个脑电图信号相关联的波束形成权系数。

 实施例 2、根据实施例 1 所述的波束形成器，其中，建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联包括利用非线性变换或用神经网络的方法建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联。

 实施例 3、根据实施例 1 所述的波束形成器，其中，建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联包括利用线性变换建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联。

30 实施例 4、根据实施例 3 所述的波束形成器，其中，所述优化公式包括 Pearson 相关系数：

$$s(\{w(\omega)\}) = \frac{\sum_{t=t_1}^{t_2} \psi_{s,t} \psi_{z,t}(\{w(\omega)\})}{\sqrt{\frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t=t_1}^{t_2} \psi_{s,t}^2} \sqrt{\frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t=t_1}^{t_2} \psi_{z,t}(\{w(\omega)\})^2}}, \quad (6)$$

其中, $\psi_{s,t} = s_a(t) - \frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t'=t_1}^{t_2} s_a(t')$ 和 $\psi_{z,t}(\{w(\omega)\}) = |z(t)| - \frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t'=t_1}^{t_2} |z(t')|$,

且其中, $s_a(t)$ 是由所述至少一个 EEG 信号重新构造的参与语音源的语音信号的包络; $z(t)$ 表示波束形成输出; $z(t)$ 是对应于所述波束形成输出的解析信号; $|z(t)|$ 是所述波束形成输出的包络, 其是所述解析信号 $z(t)$ 的绝对值; $s(\{w(\omega)\})$ 表示对于给定的时间段 $t = t_1, t_1 + 1, \dots, t_2$, 所述重新构造的参与语音源的语音信号的包络 $s_a(t)$ 和所述波束形成输出的包络 $|z(t)|$ 之间的所述 Pearson 相关系数; $\{w(\omega)\}_\omega$ 为所述波束形成权系数; ω ($\omega = 1, 2, \dots, \Omega$) 表示频带。

实施例 5、根据实施例 4 所述的波束形成器, 进一步包括用于接收重新构造的参与语音源的语音信号的包络的装置, 且其中, 基于优化线性变换系数 $\{g_i^*(\tau)\}$, 根据所述至少一个 EEG 信号, 得到所述重新构造的参与语音源的语音信号的包络 $s_a(t) = \sum_i \sum_\tau g_i^*(\tau) c_i(t+\tau)$, 且所述重新构造的参与语音源的语音信号的包络被传递至所述用于接收重新构造的参与语音源的语音信号的包络的装置,

其中, 根据对以下公式求解获知所述优化线性变换系数 $\{g_i^*(\tau)\}$:

$$\min_{\{g_i(\tau)\}} \mathbb{E} \left\{ \left\| \left[\sum_{i=1}^C \sum_{\tau=\tau_1}^{\tau_2} g_i(\tau) c_i(t+\tau) \right] - s_a(t) \right\|^2 \right\} + \lambda h(\{g_i(\tau)\}). \quad (2)$$

其中, $c_i(t) \in \mathbb{R}$ 为时刻 t ($t = 1, 2, \dots$) 时所述至少一个 EEG 信号中的 EEG 通道 i ($i = 1, 2, \dots, C$) 所对应的 EEG 信号且 τ 为时间延迟; $s_a(t)$ 表示对应于所述多个输入信号的所述参与语音源的语音信号的包络; $g_i(\tau)$ 是对应于具有延迟 τ 的 EEG 通道 i 的所述 EEG 信号的线性回归系数, $\mathbb{E}$ 是期望运算符号; 正则函数 $h(\{g_i(\tau)\}) \triangleq \left[\sum_{i=1}^C \sum_{\tau=\tau_1}^{\tau_2-1} |g_i(\tau) - g_i(\tau+1)|^2 + \sum_{i=1}^{C-1} |g_i(\tau_2) - g_{i+1}(\tau_1)|^2 \right]$ 限定所述线性回归系数 $g_i(\tau)$ 的时间平滑性; 且 $\lambda \geq 0$ 是对应的正则参数。

实施例 6、根据实施例 5 所述的波束形成器, 其中, 所述解析信号通过离散傅里叶变换根据所述波束形成权系数 $\{w(\omega)\}_\omega$ 被表示为:

$$\begin{bmatrix} z(t) \\ z(t+1) \\ \vdots \\ z(t+N-1) \end{bmatrix} = D_W F D_H \begin{bmatrix} w(1)^H y(t,1) \\ w(2)^H y(t,2) \\ \vdots \\ w(\Omega)^H y(t,\Omega) \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, $D_H \in \mathbb{R}^{\Omega \times \Omega}$ 是用于形成所述解析信号的对角矩阵, $F \in \mathbb{C}^{\Omega \times \Omega}$ 是所述离散傅里叶变换矩阵的逆; $y(\ell, \omega) \in \mathbb{C}^M$ 表示帧 ℓ 和频带 ω ($\omega = 1, 2, \dots, \Omega$) 处的所述多个输入信号, 帧 ℓ 对应于 N 个采样时间点 $t, t+1, \dots, t+N-1$, 而 $D_W \in \mathbb{R}^{\Omega \times \Omega}$ 是用于补偿在用于表示所述多个输入信号所使用的短时傅里叶变换 (STFT) 中使用的合成窗的对角矩阵, 所述解析信号进一步被等价地表示为:

$$z(t+n) = w^H u_{\ell,n}, \quad n = 0, 1, \dots, N-1, \quad (4)$$

其中, $w = [w(1)^H, w(2)^H, \dots, w(\Omega)^H]^H \in \mathbb{C}^{M\Omega}$ 是所述波束形成权系数, 且 $u_{\ell,n} \in \mathbb{C}^{M\Omega}$ 由 $\{y(\ell, \omega)\}_\omega$ 和矩阵 D_W, F 和 D_H 中的系数确定, 以及

通过所述解析信号, 将所述波束形成输出的包络 $|z(t)|$ 表示为:

$$|z(t+n)| = |w^H u_{\ell,n}|, \quad n = 0, 1, \dots, N-1. \quad (5)$$

实施例 7、根据实施例 6 所述的波束形成器, 其中, 所述波束形成输出的包络 $|z(t)|$ 的采样率对应于所述多个输入信号的音频采样率。

实施例 8、根据实施例 6 所述的波束形成器, 其中, 所述优化所述关联以便构建出与至少一个脑电图信号相关联的波束形成权系数包括最大化所述 Pearson 相关系数 $\kappa(\{w(\omega)\})$, 以提取所述至少一个 EEG 信号中包含的听觉注意力 (AA) 信息。

实施例 9、根据实施例 8 所述的波束形成器, 其中, 在所述最大化所述 Pearson 相关系数 $\kappa(\{w(\omega)\})$ 过程中施加具有鲁棒性的等式约束 $w(\omega)^H h_k(\omega) = \alpha_k, \forall \omega$, 以控制语音失真,

其中, $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K]^T$ 为额外的变量, 其表示所述多个语音源中的听觉注意力偏好; $h_k(\omega)$ 是第 k 个语音源的声学传递函数; K 为所述多个语音源的个数。

实施例 10、根据实施例 9 所述的波束形成器, 其中, 所述优化公式变为:

$$\begin{aligned} \min_{\{w(\omega)\}, \alpha} \quad & \sum_{\omega=1}^{\Omega} w(\omega)^H R_n(\omega) w(\omega) - \mu \kappa(\{w(\omega)\}) - \gamma \|\alpha\|^2 \\ \text{s.t.} \quad & w(\omega)^H h_k(\omega) = \alpha_k, \quad \forall k, \omega, \\ & \mathbf{1}^T \alpha = 1, \quad \alpha_k \geq 0, \quad \forall k. \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $R_n(\omega) \triangleq \mathbb{E}[n(\omega)n(\omega)^H]$ 是背景噪声相关矩阵; $-\gamma\|\alpha\|^2$ 为所述优化公式的正则项, 其中, $\|\cdot\|^2$ 表示所述额外的变量 $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K]^T$ 的欧式范数; $\mu > 0$ 和 $\gamma \geq 0$ 是预先设定的参数, 其用于平衡去噪、分配注意力偏好和控制注意力偏好稀疏度, 且 $\mathbf{1}^T \alpha = 1, \alpha_k \geq 0, \forall k$ 表示所述额外的变量中的元素的和为 1。

实施例 11、根据实施例 10 所述的波束形成器, 其中, 所述优化模型利用梯度投影法 (GPM) 和交替方向乘子法 (ADMM) 求解, 其包括以下步骤:

(a) 将所述优化公式中的目标函数表示为:

$$f(\{w(\omega)\}, \alpha) \triangleq \sum_{\omega=1}^{\Omega} w(\omega)^H R_n(\omega) w(\omega) - \mu \kappa(\{w(\omega)\}) - \gamma \|\alpha\|^2, \quad (10)$$

并令 $\nabla f = [\nabla f_1, \nabla f_2, \dots, \nabla f_{\Omega}, \nabla f_{\alpha}]^T$ 优化公式的梯度,

其中, ∇f_{ω} 表示关于 $w(\omega)$ 的梯度分量; ∇f_{α} 表示关于 α 的梯度分量;

(b) 所述 GPM 将 $\bar{x} \triangleq (\{w(\omega)\}, \alpha)$ 迭代地更新为:

$$\bar{x} = [\bar{x}^t - s \nabla f^t]^+ \quad (10a)$$

$$\bar{x}^{t+1} = \bar{x}^t + \lambda^t (\bar{x} - \bar{x}^t), \quad (10b)$$

其中, t 为迭代指数, ∇f^t 为 $\bar{x}^t$ 处的所述目标函数的梯度, $[\cdot]^+$ 表示对等式约束 $w(\omega)^H h_k(\omega) = \alpha_k, \forall \omega$ 和 $\mathbf{1}^T \alpha = 1, \alpha_k \geq 0, \forall k$ 的投影运算, s 为常数, 且 λ^t 为根据 Armijo 规则确定的步长;

(c) 公式 (10a) 中的投影运算等同于以下凸优化方程:

$$\min_{\{w(\omega)\}, \alpha} \sum_{\omega=1}^{\Omega} \|w(\omega) - s \nabla f_{\omega}\|^2 + \|\alpha - s \nabla f_{\alpha}\|^2 \quad (11a)$$

$$\text{s.t. } w(\omega)^H h_k(\omega) = \alpha_k, \forall k, \omega, \quad (11b)$$

$$\mathbf{1}^T \alpha = 1, \alpha_k \geq 0, \forall k. \quad (11c)$$

针对方程 11a、11b 和 11c 的增广拉格朗日函数为:

$$\begin{aligned} L_{\rho}(\{w(\omega)\}, \alpha, \{\zeta_{k,\omega}\}, \eta) = & \sum_{\omega=1}^{\Omega} \|w(\omega) - s \nabla f_{\omega}\|^2 + \|\alpha - s \nabla f_{\alpha}\|^2 + \eta(\alpha - 1) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{1}^T \alpha - 1\|^2 \\ & + \sum_{k=1}^K \sum_{\omega=1}^{\Omega} \zeta_{k,\omega} [w(\omega)^H h_k(\omega) - \alpha_k] + \frac{\rho}{2} \|w(\omega)^H h_k(\omega) - \alpha_k\|^2, \end{aligned}$$

其中, $\zeta_{k,\omega}$ 和 η 为拉格朗日因子, 其分别与所述等式约束相关联; $\rho > 0$ 是针对 ADMM 算法的预定义参数,

(d) 所述 ADMM 算法将 $(\{w(\omega)\}, \alpha, \{\zeta_{k,\omega}\}, \eta)$ 迭代地更新为:

$$\mathbf{w}^{l+1}(\omega') = \arg \min_{\mathbf{w}(\omega')} L_p(\mathbf{w}(\omega'), \{\mathbf{w}^l(\omega)\}_{\omega \neq \omega'}, \alpha^l, \{\zeta_{k,\omega}^l\}, \eta^l), \quad \forall \omega' \quad (12a)$$

$$\alpha = \arg \min_{\alpha \geq 0} L_p(\{\mathbf{w}^{l+1}(\omega)\}, \alpha, \{\zeta_{k,\omega}^l\}, \eta^l) \quad (12b)$$

$$\zeta_{k,\omega}^{l+1} = \zeta_{k,\omega}^l + \rho \{\mathbf{w}^{l+1}(\omega)^H \mathbf{h}_k(\omega) - \alpha_k^{l+1}\}, \quad \forall k, \omega \quad (12c)$$

$$\eta^{l+1} = \eta^l + \rho(1^T \alpha - 1) \quad (12d)$$

其中， l 为迭代指数；以及

(e) 得到公式 12 的结果。

实施例 12. 一种用于波束形成器的波束形成方法，包括：

5 接收至少一个脑电图 (EEG) 信号和来自多个语音源的多个输入信号；和

通过构建优化模型和求解优化模型获得对所述多个输入信号进行线性或非线性组合的波束形成权系数；

10 其中，所述优化模型包括用于获得所述波束形成权系数的优化公式，所述优化公式包括建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联、优化所述关联以便构建出与至少一个脑电图信号相关联的波束形成权系数。

15 实施例 13、根据实施例 12 所述的波束形成方法，其中，建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联包括利用非线性变换或用神经网络的方法建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联。

实施例 14、根据实施例 12 所述的波束形成方法，其中，建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联包括利用线性变换建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联。

20 实施例 15、根据实施例 14 所述的波束形成方法，其中，所述优化公式包括 Pearson 相关系数：

$$\kappa(\{\mathbf{w}(\omega)\}) = \frac{\sum_{t=t_1}^{t_2} \psi_{s,t} \psi_{z,t}(\{\mathbf{w}(\omega)\})}{\sqrt{\frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t=t_1}^{t_2} \psi_{s,t}^2} \sqrt{\frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t=t_1}^{t_2} \psi_{z,t}(\{\mathbf{w}(\omega)\})^2}}, \quad (6)$$

其中

$$\psi_{s,t} = \hat{s}_s(t) - \frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t=t_1}^{t_2} \hat{s}_s(t) \quad \psi_{z,t}(\{\mathbf{w}(\omega)\}) = |\hat{z}(t)| - \frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t=t_1}^{t_2} |\hat{z}(t)|,$$

25 且其中， $\hat{s}_s(t)$ 是由所述至少一个 EEG 信号重新构造的参与语音源的语音信号的包络； $\hat{z}(t)$ 表示波束形成输出； $\hat{z}(t)$ 是对应于所述波束形成输出的解析信号； $|\hat{z}(t)|$ 是所述波束形成输出的包络，其是所述解析信号 $\hat{z}(t)$ 的绝对值； $\kappa(\{\mathbf{w}(\omega)\})$ 表示对于给定的时间段 $t = t_1, t_1 + 1, \dots, t_2$,

所述重新构造的参与语音源的语音信号的包络 $\hat{s}_a(t)$ 和所述波束形成输出的包络 $|\hat{z}(t)|$ 之间的所述 Pearson 相关系数； $\{w(\omega)\}_\omega$ 为所述波束形成权系数； $\omega (\omega = 1, 2, \dots, \Omega)$ 表示频带。

实施例 16、根据实施例 15 所述的波束形成方法，其中，基于优化线性变换系数 $\{g_i^*(\tau)\}$ ，根据所述至少一个 EEG 信号，得到所述重新构造的参与语音源的语音信号的包络 $\hat{s}_a(t) = \sum_i \sum_\tau g_i^*(\tau) e_i(t+\tau)$ ，且所述方法进一步包括接收所述重新构造的参与语音源的语音信号的包络，其中，根据对以下公式求解获知所述优化线性变换系数 $\{g_i^*(\tau)\}$ ：

$$\min_{\{g_i(\tau)\}} \mathbb{E} \left\{ \left| \left[\sum_{i=1}^C \sum_{\tau=\tau_1}^{\tau_2} g_i(\tau) e_i(t+\tau) \right] - s_a(t) \right|^2 \right\} + \lambda h(\{g_i(\tau)\}). \quad (2)$$

其中， $e_i(t) \in \mathbb{R}$ 为时刻 $t (t = 1, 2, \dots)$ 时所述至少一个 EEG 信号中的 EEG 通道 $i (i = 1, 2, \dots, C)$ 所对应的 EEG 信号且 τ 为时间延迟； $s_a(t)$ 表示对应于所述多个输入信号的所述参与语音源的语音信号的包络； $g_i(\tau)$ 是对应于具有延迟 τ 的 EEG 通道 i 的所述 EEG 信号的线性回归系数， $\mathbb{E}$ 是期望运算符号；正则函数

$h(\{g_i(\tau)\}) \triangleq \left[\sum_{i=1}^C \sum_{\tau=\tau_1}^{\tau_2-1} |g_i(\tau) - g_i(\tau+1)|^2 + \sum_{i=1}^{C-1} |g_i(\tau_2) - g_{i+1}(\tau_1)|^2 \right]$ 限定所述线性回归系数 $g_i(\tau)$ 的时间平滑性；且 $\lambda \geq 0$ 是对应的正则参数。

实施例 17、根据实施例 16 所述的波束形成方法，其中，所述解析信号通过离散傅里叶变换根据所述波束形成权系数 $\{w(\omega)\}_\omega$ 被表示为：

$$\begin{bmatrix} \hat{z}(t) \\ \hat{z}(t+1) \\ \vdots \\ \hat{z}(t+N-1) \end{bmatrix} = D_W F D_H \begin{bmatrix} w(1)^H y(\ell, 1) \\ w(2)^H y(\ell, 2) \\ \vdots \\ w(\Omega)^H y(\ell, \Omega) \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中， $D_H \in \mathbb{R}^{\Omega \times \Omega}$ 是用于形成所述解析信号的对角矩阵， $F \in \mathbb{C}^{\Omega \times \Omega}$ 是所述离散傅里叶变换矩阵的逆； $y(\ell, \omega) \in \mathbb{C}^M$ 表示帧 ℓ 和频带 $\omega (\omega = 1, 2, \dots, \Omega)$ 处的所述多个输入信号，帧 ℓ 对应于 N 个采样时间点 $t, t+1, \dots, t+N-1$ ，而 $D_W \in \mathbb{R}^{\Omega \times \Omega}$ 是用于补偿在用于表示所述多个输入信号所使用的短时傅里叶变换 (STFT) 中使用的合成窗的对角矩阵，所述解析信号进一步被等价地表示为：

$$\hat{z}(t+n) = w^H u_{t,n}, \quad n = 0, 1, \dots, N-1, \quad (4)$$

其中， $w = [w(1)^H, w(2)^H, \dots, w(\Omega)^H]^H \in \mathbb{C}^{M\Omega}$ 是所述波束形成权系数，

且 $u_{\ell,n} \in \mathbb{C}^{MN}$ 由 $\{y(\ell, \omega)\}_\omega$ 和矩阵 D_W , F 和 D_H 中的系数确定, 以及

通过所述解析信号, 将所述波束形成输出的包络 $|z(t)|$ 表示为:

$$|z(t+n)| = |w^H u_{\ell,n}|, n = 0, 1, \dots, N-1. \quad (5)$$

实施例 18、根据实施例 17 所述的波束形成方法, 其中, 所述波束形成输出的包络 $|z(t)|$ 的采样率对应于所述多个输入信号的音频采样率。

实施例 19、根据实施例 17 所述的波束形成方法, 其中, 所述优化所述关联以便构建出与至少一个脑电图信号相关联的波束形成权系数包括最大化所述 Pearson 相关系数 $\kappa(\{w(\omega)\})$, 以提取所述至少一个 EEG 信号中包含的听觉注意力 (AA) 信息。

实施例 20、根据实施例 19 所述的波束形成方法, 其中, 在所述最大化所述 Pearson 相关系数 $\kappa(\{w(\omega)\})$ 过程中施加具有鲁棒性的等式约束 $w(\omega)^H h_k(\omega) = \alpha_k, \forall \omega$, 以控制语音失真,

其中, $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K]^T$ 为额外的变量, 其表示所述多个语音源中的听觉注意力偏好; $h_k(\omega)$ 是第 k 个语音源的声学传递函数; K 为所述多个语音源的个数。

实施例 21、根据实施例 20 所述的波束形成方法, 其中, 所述优化公式变为:

$$\begin{aligned} \min_{\{w(\omega)\}, \alpha} \quad & \sum_{\omega=1}^{\Omega} w(\omega)^H R_n(\omega) w(\omega) - \mu \kappa(\{w(\omega)\}) - \gamma \|\alpha\|^2 \\ \text{s.t.} \quad & w(\omega)^H h_k(\omega) = \alpha_k, \forall k, \omega, \\ & \mathbf{1}^T \alpha = 1, \alpha_k \geq 0, \forall k. \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $R_n(\omega) \triangleq \mathbb{E}[n(\omega)n(\omega)^H]$ 是背景噪声相关矩阵; $-\gamma \|\alpha\|^2$ 为所述优化公式的正则项, 其中, $\|\cdot\|^2$ 表示所述额外的变量 $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K]^T$ 的欧式范数; $\mu > 0$ 和 $\gamma \geq 0$ 是预先设定的参数, 其用于平衡去噪、分配注意力偏好和控制注意力偏好稀疏度, 且 $\mathbf{1}^T \alpha = 1, \alpha_k \geq 0, \forall k$ 表示所述额外的变量中的元素的和为 1。

实施例 22、根据实施例 21 所述的波束形成方法, 其中, 所述优化模型利用梯度投影法 (GPM) 和交替方向乘子法 (ADMM) 求解, 其包括以下步骤:

(a) 将所述优化公式中的目标函数表示为:

$$f(\{w(\omega)\}, \alpha) \triangleq \sum_{\omega=1}^{\Omega} w(\omega)^H R_{\omega}(\omega) w(\omega) - \mu \kappa(\{w(\omega)\}) - \gamma \|\alpha\|^2,$$

并令 $\nabla f = [\nabla f_1, \nabla f_2, \dots, \nabla f_{\Omega}, \nabla f_{\alpha}]^T$ 优化公式的梯度,

其中, ∇f_{ω} 表示关于 $w(\omega)$ 的梯度分量; ∇f_{α} 表示关于 α 的梯度分量;

5 (b) 所述 GPM 将 $x \triangleq (\{w(\omega)\}, \alpha)$ 迭代地更新为:

$$\tilde{x} = [x^t - s \nabla f^t]^+ \quad (10a)$$

$$x^{t+1} = x^t + \lambda^t (\tilde{x} - x^t), \quad (10b)$$

其中, t 为迭代指数, ∇f^t 为 x^t 处的所述目标函数的梯度, $[\cdot]^+$ 表示对等式约束 $w(\omega)^H h_k(\omega) = \alpha_k, \forall \omega$ 和 $1^T \alpha = 1, \alpha_k \geq 0, \forall k$ 的投影运算, s 为常数, 且 λ^t 为根据 Armijo 规则确定的步长;

10 (c) 公式 (10a) 中的投影运算等同于以下凸优化方程:

$$\min_{\{w(\omega)\}, \alpha} \sum_{\omega=1}^{\Omega} \|w(\omega) - s \nabla f_{\omega}\|^2 + \|\alpha - s \nabla f_{\alpha}\|^2 \quad (11a)$$

$$\text{s.t. } w(\omega)^H h_k(\omega) = \alpha_k, \forall k, \omega, \quad (11b)$$

$$1^T \alpha = 1, \alpha_k \geq 0, \forall k. \quad (11c)$$

针对方程 11a、11b 和 11c 的增广拉格朗日函数为:

$$\begin{aligned} L_{\rho}(\{w(\omega)\}, \alpha, \{\zeta_{k,\omega}\}, \eta) = & \sum_{\omega=1}^{\Omega} \|w(\omega) - s \nabla f_{\omega}\|^2 + \|\alpha - s \nabla f_{\alpha}\|^2 + \eta(\alpha - 1) + \frac{\rho}{2} \|1^T \alpha - 1\|^2 \\ & + \sum_{k=1}^K \sum_{\omega=1}^{\Omega} \zeta_{k,\omega} [w(\omega)^H h_k(\omega) - \alpha_k] + \frac{\rho}{2} \|w(\omega)^H h_k(\omega) - \alpha_k\|^2, \end{aligned}$$

其中, $\zeta_{k,\omega}$ 和 η 为拉格朗日因子, 其分别与所述等式约束相关联;

15 $\rho > 0$ 是针对 ADMM 算法的预定义参数,

(d) 所述 ADMM 算法将 $(\{w(\omega)\}, \alpha, \{\zeta_{k,\omega}\}, \eta)$ 迭代地更新为:

$$w^{l+1}(\omega') = \arg \min_{w(\omega')} L_{\rho}(w(\omega'), \{w^l(\omega)\}_{\omega \neq \omega'}, \alpha^l, \{\zeta_{k,\omega}^l\}, \eta^l), \quad \forall \omega' \quad (12a)$$

$$\alpha = \arg \min_{\alpha \geq 0} L_{\rho}(\{w^{l+1}(\omega)\}, \alpha, \{\zeta_{k,\omega}^l\}, \eta^l) \quad (12b)$$

$$\zeta_{k,\omega}^{l+1} = \zeta_{k,\omega}^l + \rho [w^{l+1}(\omega)^H h_k(\omega) - \alpha_k^{l+1}], \quad \forall k, \omega \quad (12c)$$

$$\eta^{l+1} = \eta^l + \rho (1^T \alpha - 1) \quad (12d)$$

其中, l 为迭代指数; 以及

(e) 得到公式 12 的结果。

20 实施例 23、一种耳戴式听力系统, 包括:

麦克风, 其配置为接收来自多个语音源的多个输入信号;

脑电图信号接收接口, 其配置为接收来自一个或多个脑电图电极的信息并且将脑电图信息进行线性或非线性变换以形成至少一个

脑电图（EEG）信号；

波束形成器，其接收所述多个输入信号和所述至少一个 EEG 信号，并且输出波束形成权系数；以及

5 合成模块，其将所述多个输入信号和所述波束形成权系数进行线性或非线性合成，以形成波束形成输出，

扬声器，其配置为将所述波束形成输出转换为输出声音，

其中，所述波束形成器为根据实施例 1-11 中任意一项所述的波束形成器。

10 实施例 24. 一种包括指令的计算机可读介质，所述指令当被处理器执行时能够使得所述处理器执行根据实施例 12-22 中任意一项所述的波束形成方法。

本申请旨在覆盖本申请的主题的实施方式或变体。应当理解，所述说明旨在是示例性的而非限制性的。

权 利 要 求 书

1、一种波束形成器，包括：

用于接收至少一个脑电图（EEG）信号和来自多个语音源的多个输入信号的装置；和

5 用于构建优化模型和求解优化模型的装置，其获得对所述多个输入信号进行线性或非线性组合的波束形成权系数；

其中，所述优化模型包括用于获得所述波束形成权系数的优化公式，所述优化公式包括建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联、优化所述关联以便构建出与至少一个脑电图信号相关的波束形成权系数。

2、根据权利要求 1 所述的波束形成器，其中，建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联包括利用非线性变换或用神经网络的方法建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联。

3、根据权利要求 1 所述的波束形成器，其中，建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联包括利用线性变换建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联。

4、根据权利要求 3 所述的波束形成器，其中，所述优化公式包括 Pearson 相关系数：

$$s(\{w(\omega)\}) = \frac{\sum_{t=t_1}^{t_2} \psi_{s,t} \psi_{z,t}(\{w(\omega)\})}{\sqrt{\frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t=t_1}^{t_2} \psi_{s,t}^2} \sqrt{\frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t=t_1}^{t_2} \psi_{z,t}(\{w(\omega)\})^2}}, \quad (6)$$

其中

$$\psi_{s,t} = \hat{s}_a(t) - \frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t'=t_1}^{t_2} \hat{s}_a(t'), \quad \psi_{z,t}(\{w(\omega)\}) = |z(t)| - \frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t'=t_1}^{t_2} |z(t')|,$$

且其中， $\hat{s}_a(t)$ 是由所述至少一个 EEG 信号重新构造的参与语音源的语音信号的包络； $z(t)$ 表示波束形成输出； $\hat{z}(t)$ 是对应于所述波束形成输出的解析信号； $|z(t)|$ 是所述波束形成输出的包络，其是所述解析信号 $\hat{z}(t)$ 的绝对值； $s(\{w(\omega)\})$ 表示对于给定的时间段 $t = t_1, t_1 + 1, \dots, t_2$ ，所述重新构造的参与语音源的语音信号的包络 $\hat{s}_a(t)$ 和所述波束形成输出的包络 $|z(t)|$ 之间的所述 Pearson 相关系数； $\{w(\omega)\}_\omega$ 为所述波束形

成权系数； $\omega (\omega = 1, 2, \dots, \Omega)$ 表示频带。

5、根据权利要求4所述的波束形成器，进一步包括用于接收重新构造的参与语音源的语音信号的包络的装置，且其中，基于优化线性变换系数 $\{g_i^*(\tau)\}$ ，根据所述至少一个 EEG 信号，得到所述重新构造的参与语音源的语音信号的包络 $\hat{s}_a(t) = \sum_i \sum_{\tau} g_i^*(\tau) e_i(t+\tau)$ ，且所述重新构造的参与语音源的语音信号的包络被传递至所述用于接收重新构造的参与语音源的语音信号的包络的装置，

其中，根据对以下公式求解获知所述优化线性变换系数 $\{g_i^*(\tau)\}$ ：

$$\min_{\{g_i(\tau)\}} \mathbb{E} \left\{ \left\| \left[\sum_{i=1}^C \sum_{\tau=\tau_1}^{\tau_2} g_i(\tau) e_i(t+\tau) \right] - s_a(t) \right\|^2 \right\} + \lambda h(\{g_i(\tau)\}). \quad (2)$$

其中， $e_i(t) \in \mathbb{R}$ 为时刻 $t (t=1, 2, \dots)$ 时所述至少一个 EEG 信号中的 EEG 通道 $i (i=1, 2, \dots, C)$ 所对应的 EEG 信号且 τ 为时间延迟； $s_a(t)$ 表示对应于所述多个输入信号的所述参与语音源的语音信号的包络； $g_i(\tau)$ 是对应于具有延迟 τ 的 EEG 通道 i 的所述 EEG 信号的线性回归系数， E 是期望运算符号；正则函数

$$h(\{g_i(\tau)\}) \triangleq \left[\sum_{i=1}^C \sum_{\tau=\tau_1}^{\tau_2-1} |g_i(\tau) - g_i(\tau+1)|^2 + \sum_{i=1}^{C-1} |g_i(\tau_2) - g_{i+1}(\tau_1)|^2 \right]$$

其限定所述线性回归系数 $g_i(\tau)$ 的时间平滑性；且 $\lambda \geq 0$ 是对应的正则参数。

6、根据权利要求5所述的波束形成器，其中，所述解析信号通过离散傅里叶变换根据所述波束形成权系数 $\{w(\omega)\}_{\omega}$ 被表示为：

$$\begin{bmatrix} \hat{z}(t) \\ \hat{z}(t+1) \\ \vdots \\ \hat{z}(t+N-1) \end{bmatrix} = D_W F D_H \begin{bmatrix} w(1)^H y(\ell, 1) \\ w(2)^H y(\ell, 2) \\ \vdots \\ w(\Omega)^H y(\ell, \Omega) \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中， $D_H \in \mathbb{R}^{\Omega \times \Omega}$ 是用于形成所述解析信号的对角矩阵， $F \in \mathbb{C}^{\Omega \times \Omega}$ 是所述离散傅里叶变换矩阵的逆； $y(\ell, \omega) \in \mathbb{C}^M$ 表示帧 ℓ 和频带 $\omega (\omega = 1, 2, \dots, \Omega)$ 处的所述多个输入信号，帧 ℓ 对应于 N 个采样时间点 $t, t+1, \dots, t+N-1$ ，而 $D_W \in \mathbb{R}^{\Omega \times \Omega}$ 是用于补偿在用于表示所述多个输入信号所使用的短时傅里叶变换（STFT）中使用的合成窗的对角矩阵，所述解析信号进一步被等价地表示为：

$$z(t+n) = \mathbf{w}^H \mathbf{u}_{t,n}, n = 0, 1, \dots, N-1, \quad (4)$$

其中, $\mathbf{w} = [w(1)^H, w(2)^H, \dots, w(\Omega)^H]^H \in \mathbb{C}^{M\Omega}$ 是所述波束形成权系数, 且 $\mathbf{u}_{t,n} \in \mathbb{C}^{M\Omega}$ 由 $\{y(t, \omega)\}_\omega$ 和矩阵 $\mathbf{D}_w$, $\mathbf{F}$ 和 $\mathbf{D}_B$ 中的系数确定, 以及通过所述解析信号, 将所述波束形成输出的包络 $|z(t)|$ 表示为:

$$|z(t+n)| = |\mathbf{w}^H \mathbf{u}_{t,n}|, n = 0, 1, \dots, N-1. \quad (5)$$

7、根据权利要求 6 所述的波束形成器, 其中, 所述波束形成输出的包络 $|z(t)|$ 的采样率对应于所述多个输入信号的音频采样率。

8、根据权利要求 6 所述的波束形成器, 其中, 所述优化所述关联以便构建出与至少一个脑电图信号相关联的波束形成权系数包括最大化所述 Pearson 相关系数 $\kappa(\{w(\omega)\})$, 以提取所述至少一个 EEG 信号中包含的听觉注意力 (AA) 信息。

9、根据权利要求 8 所述的波束形成器, 其中, 在所述最大化所述 Pearson 相关系数 $\kappa(\{w(\omega)\})$ 过程中施加具有鲁棒性的等式约束 $\mathbf{w}(\omega)^H \mathbf{h}_k(\omega) = \alpha_k, \forall \omega$, 以控制语音失真,

其中, $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K]^T$ 为额外的变量, 其表示所述多个语音源中的听觉注意力偏好; $\mathbf{h}_k(\omega)$ 是第 k 个语音源的声学传递函数; K 为所述多个语音源的个数。

10、根据权利要求 9 所述的波束形成器, 其中, 所述优化公式变为:

$$\begin{aligned} \min_{\{w(\omega)\}, \boldsymbol{\alpha}} \quad & \sum_{\omega=1}^{\Omega} \mathbf{w}(\omega)^H \mathbf{R}_n(\omega) \mathbf{w}(\omega) - \mu \kappa(\{w(\omega)\}) - \gamma \|\boldsymbol{\alpha}\|^2 \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{w}(\omega)^H \mathbf{h}_k(\omega) = \alpha_k, \forall k, \omega, \\ & \mathbf{1}^T \boldsymbol{\alpha} = 1, \alpha_k \geq 0, \forall k. \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{R}_n(\omega) \triangleq \mathbb{E}[\mathbf{n}(\omega)\mathbf{n}(\omega)^H]$ 是背景噪声相关矩阵; $-\gamma \|\boldsymbol{\alpha}\|^2$ 为所述优化公式的正则项, 其中, $\|\cdot\|^2$ 表示所述额外的变量 $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K]^T$ 的欧式范数; $\mu > 0$ 和 $\gamma \geq 0$ 是预先设定的参数, 其用于平衡去噪、分配注意力偏好和控制注意力偏好稀疏度, 且 $\mathbf{1}^T \boldsymbol{\alpha} = 1, \alpha_k \geq 0, \forall k$ 表示所述额外的变量中的元素的和为 1。

11、根据权利要求 10 所述的波束形成器，其中，所述优化模型利用梯度投影法（GPM）和交替方向乘子法（ADMM）求解，其包括以下步骤：

5 (a) 将所述优化公式中的目标函数表示为：

$$f(\{w(\omega)\}, \alpha) \triangleq \sum_{\omega=1}^{\Omega} w(\omega)^H R_{\omega}(\omega) w(\omega) - \mu \kappa(\{w(\omega)\}) - \gamma \|\alpha\|^2,$$

并令 $\nabla f = [\nabla f_1, \nabla f_2, \dots, \nabla f_{\Omega}, \nabla f_{\alpha}]^T$ 优化公式的梯度，

其中， ∇f_{ω} 表示关于 $w(\omega)$ 的梯度分量； ∇f_{α} 表示关于 α 的梯度分量；

10 (b) 所述 GPM 将 $x \triangleq (\{w(\omega)\}, \alpha)$ 迭代地更新为：

$$\tilde{x} = [x^t - s \nabla f^t]^+ \quad (10a)$$

$$x^{t+1} = x^t + \lambda^t (\tilde{x} - x^t), \quad (10b)$$

其中， t 为迭代指数， ∇f^t 为 x^t 处的所述目标函数的梯度， $[\cdot]^+$ 表示对等式约束 $w(\omega)^H h_k(\omega) = \alpha_k, \forall \omega$ 和 $1^T \alpha = 1, \alpha_k \geq 0, \forall k$ 的投影运算， s 为常数，且 λ^t 为根据 Armijo 规则确定的步长；

15 (c) 公式（10a）中的投影运算等同于以下凸优化方程：

$$\min_{\{w(\omega)\}, \alpha} \sum_{\omega=1}^{\Omega} \|w(\omega) - s \nabla f_{\omega}\|^2 + \|\alpha - s \nabla f_{\alpha}\|^2 \quad (11a)$$

$$\text{s.t. } w(\omega)^H h_k(\omega) = \alpha_k, \forall k, \omega, \quad (11b)$$

$$1^T \alpha = 1, \alpha_k \geq 0, \forall k. \quad (11c)$$

针对方程 11a、11b 和 11c 的增广拉格朗日函数为：

$$\begin{aligned} L_{\rho}(\{w(\omega)\}, \alpha, \{\zeta_{k,\omega}\}, \eta) = & \sum_{\omega=1}^{\Omega} \|w(\omega) - s \nabla f_{\omega}\|^2 + \|\alpha - s \nabla f_{\alpha}\|^2 + \eta(\alpha - 1) + \frac{\rho}{2} \|1^T \alpha - 1\|^2 \\ & + \sum_{k=1}^K \sum_{\omega=1}^{\Omega} \zeta_{k,\omega} [w(\omega)^H h_k(\omega) - \alpha_k] + \frac{\rho}{2} \|w(\omega)^H h_k(\omega) - \alpha_k\|^2, \end{aligned}$$

其中， $\zeta_{k,\omega}$ 和 η 为拉格朗日因子，其分别与所述等式约束相关联；

20 $\rho > 0$ 是针对 ADMM 算法的预定义参数，

(d) 所述 ADMM 算法将 $(\{w(\omega)\}, \alpha, \{\zeta_{k,\omega}\}, \eta)$ 迭代地更新为：

$$w^{l+1}(\omega') = \arg \min_{w(\omega')} L_{\rho}(w(\omega'), \{w^l(\omega)\}_{\omega \neq \omega'}, \alpha^l, \{\zeta_{k,\omega}^l\}, \eta^l), \quad \forall \omega' \quad (12a)$$

$$\alpha = \arg \min_{\alpha \geq 0} L_{\rho}(\{w^{l+1}(\omega)\}, \alpha, \{\zeta_{k,\omega}^l\}, \eta^l) \quad (12b)$$

$$\zeta_{k,\omega}^{l+1} = \zeta_{k,\omega}^l + \rho [w^{l+1}(\omega)^H h_k(\omega) - \alpha_k^{l+1}], \quad \forall k, \omega \quad (12c)$$

$$\eta^{l+1} = \eta^l + \rho (1^T \alpha - 1) \quad (12d)$$

其中， l 为迭代指数；以及

(e)得到公式 12 的结果。

12. 一种用于波束形成器的波束形成方法, 包括:

接收至少一个脑电图 (EEG) 信号和来自多个语音源的多个输入
5 信号; 和

通过构建优化模型和求解优化模型获得对所述多个输入信号进行线性或非线性组合的波束形成权系数;

其中, 所述优化模型包括用于获得所述波束形成权系数的优化公式, 所述优化公式包括建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联、优化所述关联以便构建出与至少一个脑电图信号相关联的波束形成权系数。
10

13、根据权利要求 12 所述的波束形成方法, 其中, 建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联包括利用非线性变换或用神经网络的方法建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联。
15

14、根据权利要求 12 所述的波束形成方法, 其中, 建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联包括利用线性变换建立所述至少一个脑电图信号与波束形成输出之间的关联。
20

15、根据权利要求 14 所述的波束形成方法, 其中, 所述优化公式包括 Pearson 相关系数:

$$\kappa(\{w(\omega)\}) = \frac{\sum_{t=t_1}^{t_2} \psi_{s,i} \psi_{z,i}(\{w(\omega)\})}{\sqrt{\frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t=t_1}^{t_2} \psi_{s,i}^2} \sqrt{\frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t=t_1}^{t_2} \psi_{z,i}(\{w(\omega)\})^2}}, \quad (6)$$

其中

$$\psi_{s,i} = \hat{s}_s(t) - \frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t=t_1}^{t_2} \hat{s}_s(t'), \quad \psi_{z,i}(\{w(\omega)\}) = |z(t)| - \frac{1}{t_2-t_1+1} \sum_{t=t_1}^{t_2} |z(t')|,$$

且其中, $\hat{s}_s(t)$ 是由所述至少一个 EEG 信号重新构造的参与语音源的语音信号的包络; $z(t)$ 表示波束形成输出; $\tilde{z}(t)$ 是对应于所述波束形成输出的解析信号; $|z(t)|$ 是所述波束形成输出的包络, 其是所述解析信号 $\tilde{z}(t)$ 的绝对值; $\kappa(\{w(\omega)\})$ 表示对于给定的时间段 $t = t_1, t_1 + 1, \dots, t_2$, 所述重新构造的参与语音源的语音信号的包络 $\hat{s}_s(t)$ 和所述波束形成输
25
30

出的包络 $|z(t)|$ 之间的所述 Pearson 相关系数； $\{w(\omega)\}_\omega$ 为所述波束形成权系数； $\omega (\omega = 1, 2, \dots, \Omega)$ 表示频带。

16、根据权利要求 15 所述的波束形成方法，其中，基于优化线性变换系数 $\{g_i^*(\tau)\}$ ，根据所述至少一个 EEG 信号，得到所述重新构造的参与语音源的语音信号的包络 $\hat{s}_a(t) = \sum_i \sum_{\tau=\tau_1}^{\tau_2} g_i^*(\tau) e_i(t+\tau)$ ，且所述方法进一步包括接收所述重新构造的参与语音源的语音信号的包络，

其中，根据对以下公式求解获知所述优化线性变换系数 $\{g_i^*(\tau)\}$ ：

$$\min_{\{g_i(\tau)\}} \mathbb{E} \left\{ \left\| \left[\sum_{i=1}^C \sum_{\tau=\tau_1}^{\tau_2} g_i(\tau) e_i(t+\tau) \right] - s_a(t) \right\|^2 \right\} + \lambda h(\{g_i(\tau)\}). \quad (2)$$

其中， $e_i(t) \in \mathbb{R}$ 为时刻 $t (t = 1, 2, \dots)$ 时所述至少一个 EEG 信号中的 EEG 通道 $i (i = 1, 2, \dots, C)$ 所对应的 EEG 信号且 τ 为时间延迟； $s_a(t)$ 表示对应于所述多个输入信号的所述参与语音源的语音信号的包络； $g_i(\tau)$ 是对应于具有延迟 τ 的 EEG 通道 i 的所述 EEG 信号的线性回归系数， $\mathbb{E}$ 是期望运算符；正则函数

$h(\{g_i(\tau)\}) \triangleq \left[\sum_{i=1}^C \sum_{\tau=\tau_1}^{\tau_2-1} |g_i(\tau) - g_i(\tau+1)|^2 + \sum_{i=1}^{C-1} |g_i(\tau_2) - g_{i+1}(\tau_1)|^2 \right]$ 限定所述线性回归系数 $g_i(\tau)$ 的时间平滑性；且 $\lambda \geq 0$ 是对应的正则参数。

17、根据权利要求 16 所述的波束形成方法，其中，所述解析信号通过离散傅里叶变换根据所述波束形成权系数 $\{w(\omega)\}_\omega$ 被表示为：

$$\begin{bmatrix} \hat{z}(t) \\ \hat{z}(t+1) \\ \vdots \\ \hat{z}(t+N-1) \end{bmatrix} = D_W F D_H \begin{bmatrix} w(1)^H y(\ell, 1) \\ w(2)^H y(\ell, 2) \\ \vdots \\ w(\Omega)^H y(\ell, \Omega) \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中， $D_H \in \mathbb{R}^{\Omega \times \Omega}$ 是用于形成所述解析信号的对角矩阵， $F \in \mathbb{C}^{\Omega \times \Omega}$ 是所述离散傅里叶变换矩阵的逆； $y(\ell, \omega) \in \mathbb{C}^M$ 表示帧 ℓ 和频带 $\omega (\omega = 1, 2, \dots, \Omega)$ 处的所述多个输入信号，帧 ℓ 对应于 N 个采样时间点 $t, t+1, \dots, t+N-1$ ，而 $D_W \in \mathbb{R}^{\Omega \times \Omega}$ 是用于补偿在用于表示所述多个输入信号所使用的短时傅里叶变换 (STFT) 中使用的合成窗的对角矩阵，所述解析信号进一步被等价地表示为：

$$\hat{z}(t+n) = w^H u_{t,n}, \quad n = 0, 1, \dots, N-1, \quad (4)$$

其中， $w = [w(1)^H, w(2)^H, \dots, w(\Omega)^H]^H \in \mathbb{C}^{M\Omega}$ 是所述波束形成权系数，

且 $\mathbf{u}_{\ell,n} \in \mathbb{C}^{MN}$ 由 $\{\mathbf{y}(\ell, \omega)\}_\omega$ 和矩阵 $\mathbf{D}_W$, $\mathbf{F}$ 和 $\mathbf{D}_H$ 中的系数确定, 以及
 通过所述解析信号, 将所述波束形成输出的包络 $|\mathbf{z}(t)|$ 表示为:

$$|\mathbf{z}(t+n)| = |\mathbf{w}^H \mathbf{u}_{\ell,n}|, n = 0, 1, \dots, N-1, \quad (5)$$

5 18、根据权利要求 17 所述的波束形成方法, 其中, 所述波束形成输出的包络 $|\mathbf{z}(t)|$ 的采样率对应于所述多个输入信号的音频采样率。

19、根据权利要求 17 所述的波束形成方法, 其中, 优化所述关联以便构建出与至少一个脑电图信号相关联的波束形成权系数包括
 10 最大化所述 Pearson 相关系数 $\kappa(\{\mathbf{w}(\omega)\})$, 以提取所述至少一个 EEG 信号中包含的听觉注意力 (AA) 信息。

20、根据权利要求 19 所述的波束形成方法, 其中, 在所述最大化所述 Pearson 相关系数 $\kappa(\{\mathbf{w}(\omega)\})$ 过程中施加具有鲁棒性的等式约束
 15 $\mathbf{w}(\omega)^H \mathbf{h}_k(\omega) = \alpha_k, \forall \omega$, 以控制语音失真,

其中, $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K]^T$ 为额外的变量, 其表示所述多个语音源中的听觉注意力偏好; $\mathbf{h}_k(\omega)$ 是第 k 个语音源的声学传递函数; K 为所述多个语音源的个数。

20 21、根据权利要求 20 所述的波束形成方法, 其中, 所述优化公式变为:

$$\begin{aligned} \min_{\{\mathbf{w}(\omega)\}, \boldsymbol{\alpha}} \quad & \sum_{\omega=1}^{\Omega} \mathbf{w}(\omega)^H \mathbf{R}_n(\omega) \mathbf{w}(\omega) - \mu \kappa(\{\mathbf{w}(\omega)\}) - \gamma \|\boldsymbol{\alpha}\|^2 \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{w}(\omega)^H \mathbf{h}_k(\omega) = \alpha_k, \forall k, \omega, \\ & \mathbf{1}^T \boldsymbol{\alpha} = 1, \alpha_k \geq 0, \forall k. \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{R}_n(\omega) \triangleq \mathbb{E}[\mathbf{n}(\omega)\mathbf{n}(\omega)^H]$ 是背景噪声相关矩阵; $-\gamma \|\boldsymbol{\alpha}\|^2$ 为所述优化公式的正则项, 其中, $\|\cdot\|^2$ 表示所述额外的变量 $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K]^T$ 的
 25 欧式范数; $\mu > 0$ 和 $\gamma \geq 0$ 是预先设定的参数, 其用于平衡去噪、分配注意力偏好和控制注意力偏好稀疏度, 且 $\mathbf{1}^T \boldsymbol{\alpha} = 1, \alpha_k \geq 0, \forall k$ 表示所述额外的变量中的元素的和为 1。

22、根据权利要求 21 所述的波束形成方法, 其中, 所述优化模

型利用梯度投影法（GPM）和交替方向乘子法（ADMM）求解，其包括以下步骤：

(a) 将所述优化公式中的目标函数表示为：

$$f(\{w(\omega)\}, \alpha) \triangleq \sum_{\omega=1}^{\Omega} w(\omega)^H R_{\omega}(\omega) w(\omega) - \mu \kappa(\{w(\omega)\}) - \gamma \|\alpha\|^2,$$

5

并令 $\nabla f = [\nabla f_1, \nabla f_2, \dots, \nabla f_{\Omega}, \nabla f_{\alpha}]^T$ 优化公式的梯度，

其中， ∇f_{ω} 表示关于 $w(\omega)$ 的梯度分量； ∇f_{α} 表示关于 α 的梯度分量；

(b) 所述 GPM 将 $x \triangleq (\{w(\omega)\}, \alpha)$ 迭代地更新为：

$$\bar{x} = [x^t - s \nabla f^t]^+ \quad (10a)$$

$$x^{t+1} = x^t + \lambda^t (\bar{x} - x^t), \quad (10b)$$

10

其中， t 为迭代指数， ∇f^t 为 x^t 处的所述目标函数的梯度， $[]^+$ 表示对等式约束 $w(\omega)^H h_k(\omega) = \alpha_k, \forall k, \omega$ 和 $1^T \alpha = 1, \alpha_k \geq 0, \forall k$ 的投影运算， s 为常数，且 λ^t 为根据 Armijo 规则确定的步长；

(c) 公式（10a）中的投影运算等同于以下凸优化方程：

$$\min_{\{w(\omega)\}, \alpha} \sum_{\omega=1}^{\Omega} \|w(\omega) - s \nabla f_{\omega}\|^2 + \|\alpha - s \nabla f_{\alpha}\|^2 \quad (11a)$$

$$\text{s.t. } w(\omega)^H h_k(\omega) = \alpha_k, \forall k, \omega, \quad (11b)$$

$$1^T \alpha = 1, \alpha_k \geq 0, \forall k. \quad (11c)$$

15

针对方程 11a、11b 和 11c 的增广拉格朗日函数为：

$$\begin{aligned} L_p(\{w(\omega)\}, \alpha, \{\zeta_{k,\omega}\}, \eta) = & \sum_{\omega=1}^{\Omega} \|w(\omega) - s \nabla f_{\omega}\|^2 + \|\alpha - s \nabla f_{\alpha}\|^2 + \eta(\alpha - 1) + \frac{\rho}{2} \|1^T \alpha - 1\|^2 \\ & + \sum_{k=1}^K \sum_{\omega=1}^{\Omega} \zeta_{k,\omega} [w(\omega)^H h_k(\omega) - \alpha_k] + \frac{\rho}{2} \|w(\omega)^H h_k(\omega) - \alpha_k\|^2, \end{aligned}$$

其中， $\zeta_{k,\omega}$ 和 η 为拉格朗日因子，其分别与所述等式约束相关联； $\rho > 0$ 是针对 ADMM 算法的预定义的参数，

(d) 所述 ADMM 算法将 $(\{w(\omega)\}, \alpha, \{\zeta_{k,\omega}\}, \eta)$ 迭代地更新为：

$$w^{l+1}(\omega') = \arg \min_{w(\omega')} L_p(w(\omega'), \{w^l(\omega)\}_{\omega \neq \omega'}, \alpha^l, \{\zeta_{k,\omega}^l\}, \eta^l), \quad \forall \omega' \quad (12a)$$

$$\alpha = \arg \min_{\alpha \geq 0} L_p(\{w^{l+1}(\omega)\}, \alpha, \{\zeta_{k,\omega}^l\}, \eta^l) \quad (12b)$$

$$\zeta_{k,\omega}^{l+1} = \zeta_{k,\omega}^l + \rho [w^{l+1}(\omega)^H h_k(\omega) - \alpha_k^{l+1}], \quad \forall k, \omega \quad (12c)$$

$$\eta^{l+1} = \eta^l + \rho (1^T \alpha - 1) \quad (12d)$$

20

其中， l 为迭代指数；以及

(e) 得到公式 12 的结果。

23、一种耳戴式听力系统，包括：

麦克风，其配置为接收来自多个语音源的多个输入信号；

脑电图信号接收接口，其配置为接收来自一个或多个脑电图电极的信息并且将脑电图信息进行线性或非线性变换以形成至少一个脑电图（EEG）信号；

波束形成器，其接收所述多个输入信号和所述至少一个 EEG 信号，并且输出波束形成权系数；以及

合成模块，其将所述多个输入信号和所述波束形成权系数进行线性或非线性合成，以形成波束形成输出，

扬声器，其配置为将所述波束形成输出转换为输出声音，

其中，所述波束形成器为根据权利要求 1-11 中任意一项所述的波束形成器。

24. 一种包括指令的计算机可读介质，所述指令当被处理器执行时能够使得所述处理器执行根据权利要求 12-22 中任意一项所述的波束形成方法。

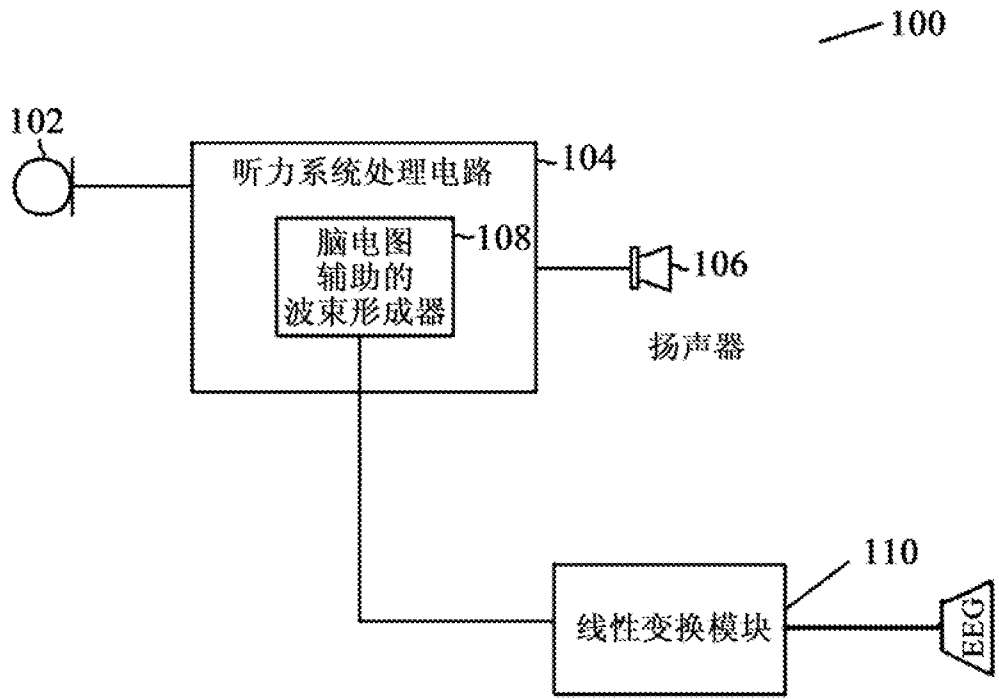


图 1

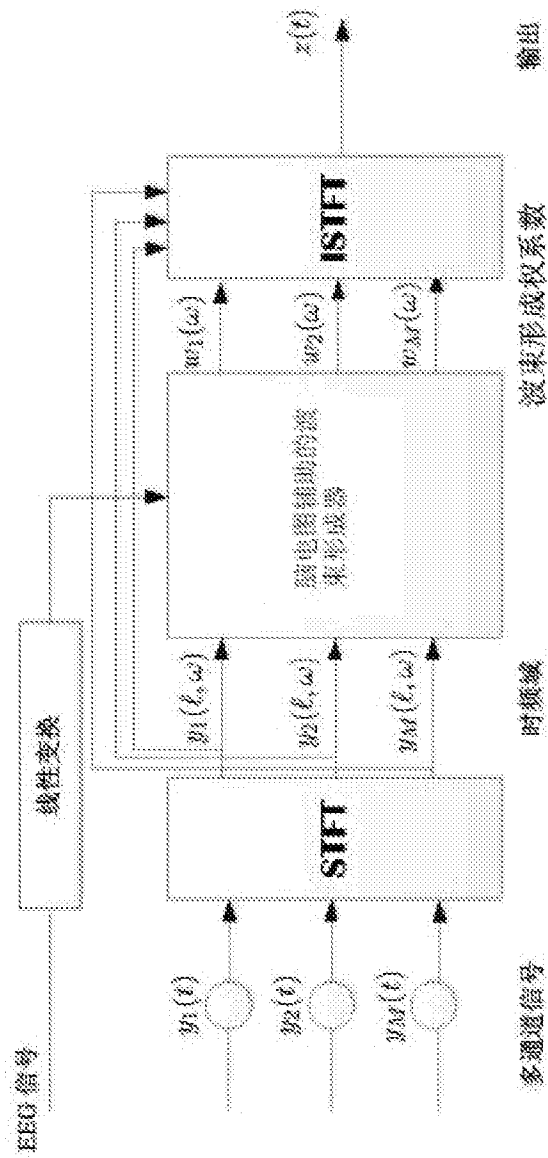


图 2A

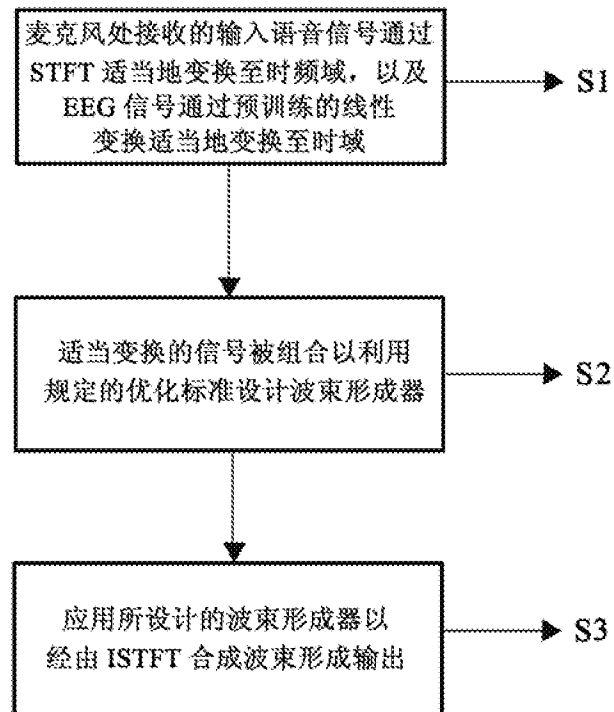


图 2B

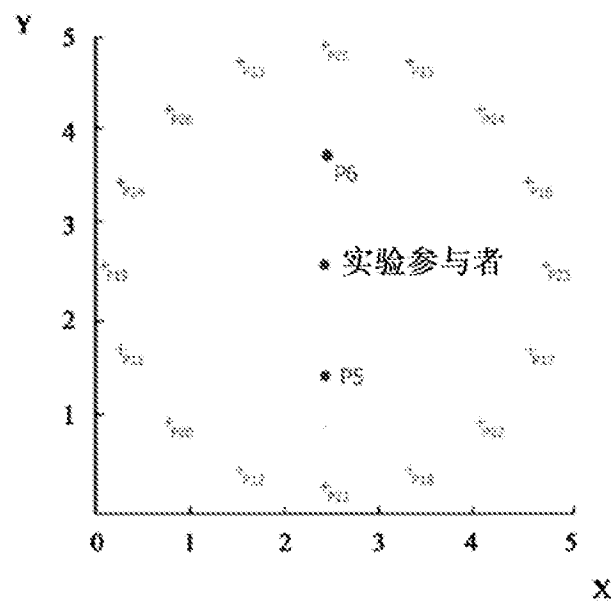


图 3

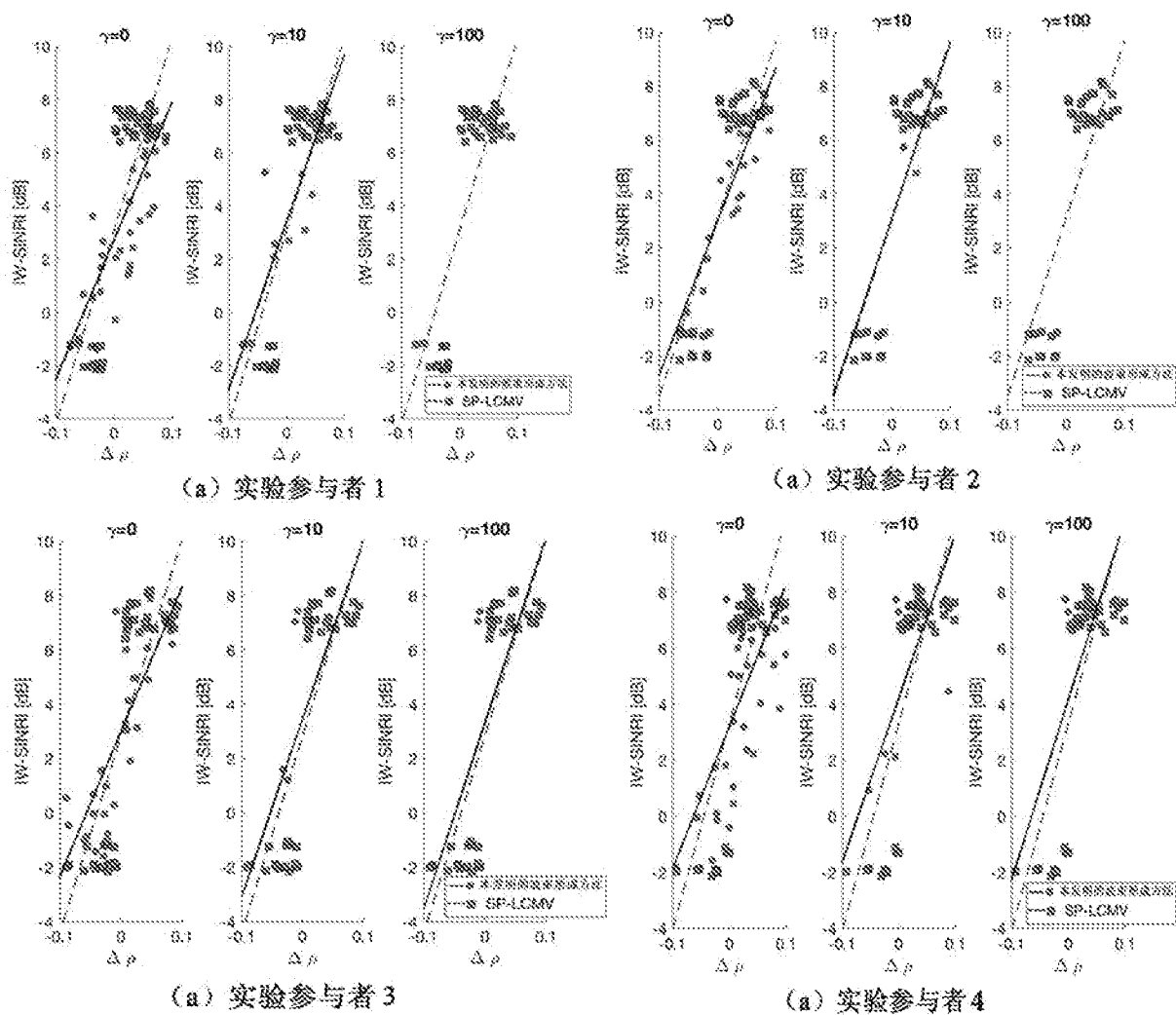
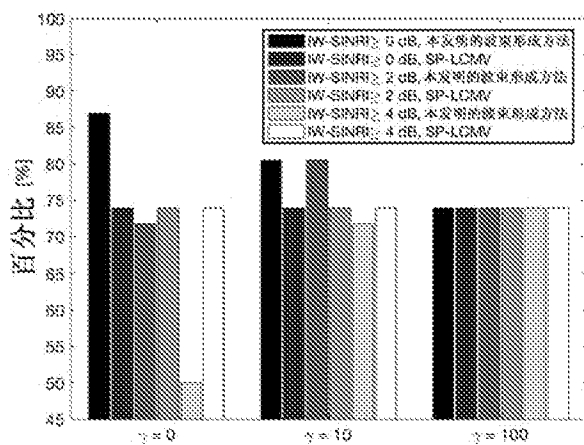
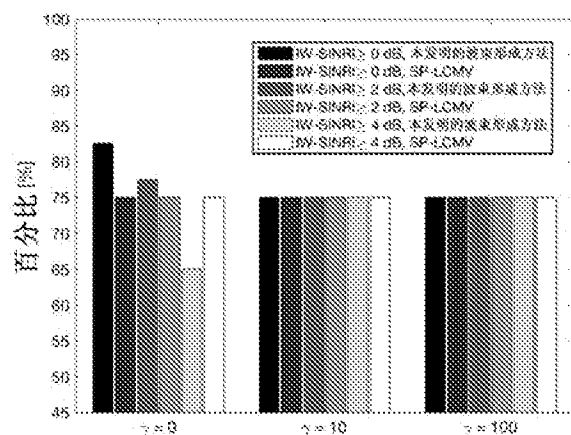


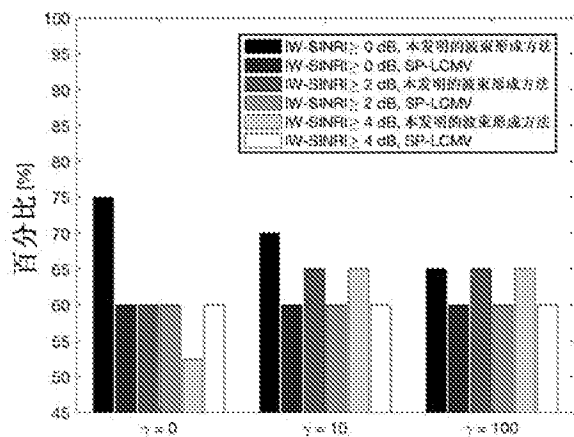
图 4



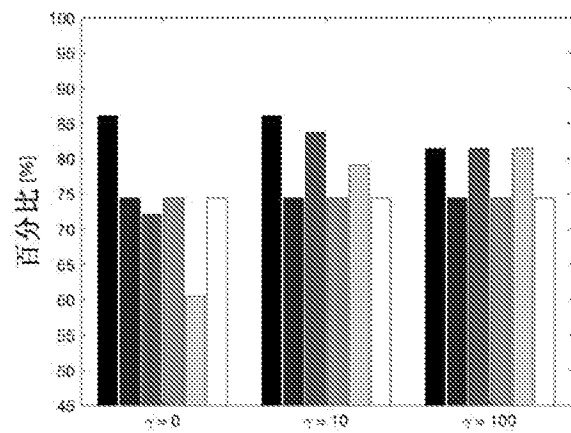
(a) 实验参与者 1



(a) 实验参与者 2



(a) 实验参与者 3



(a) 实验参与者 4

图 5

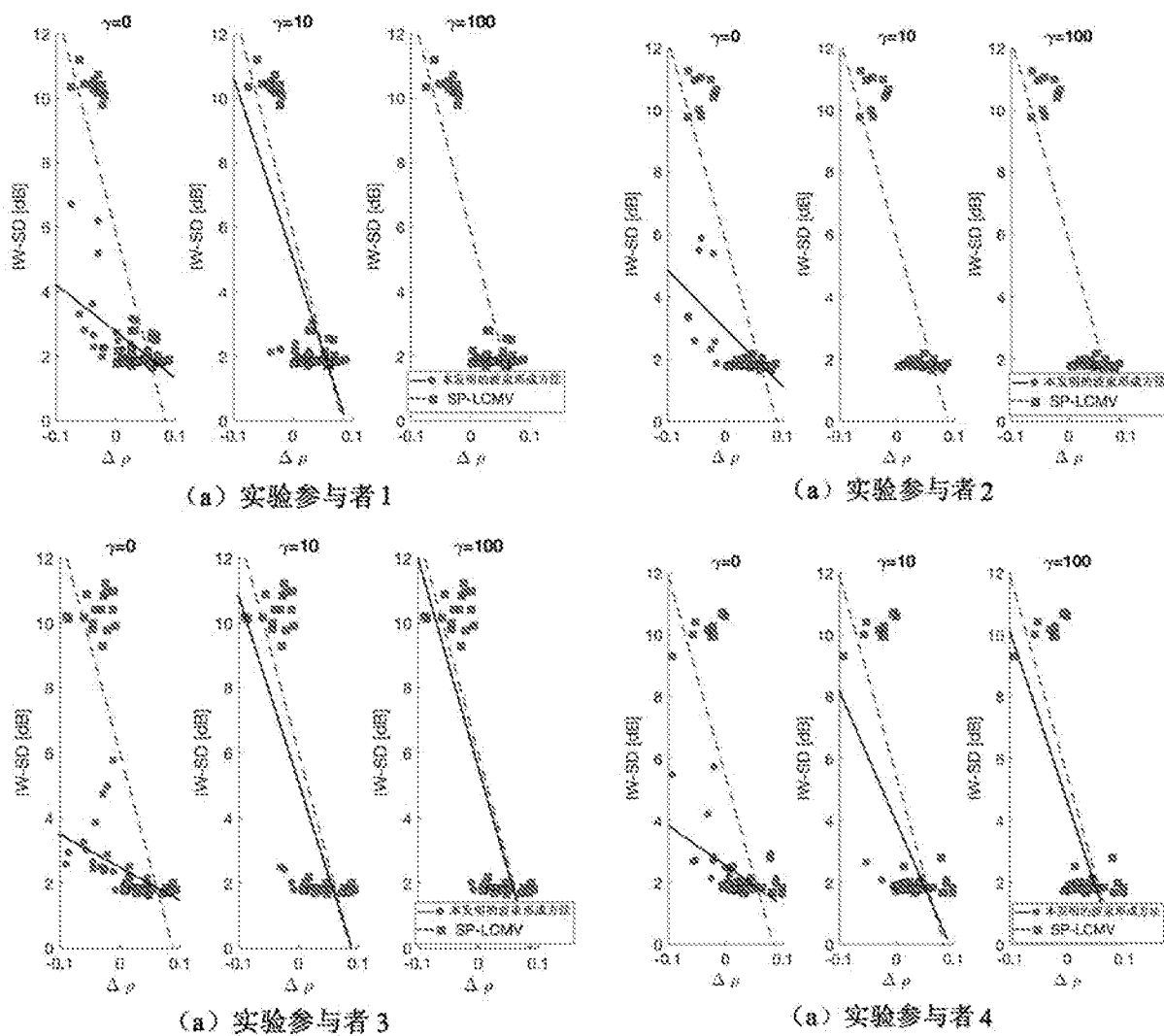


图 6

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2019/099594

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

H04R 25/00(2006.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

H04R

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)

CNKI, CNPAT, WPI, EPODOC, IEEE: 听觉, 辅助, 语音, 声音, 声源, 脑电波, 脑电图, 波束, 滤波, 模型, 建模, 系数, 权重, EEG, AA, hearing, aid, sound, source, brain, wave, beam, filtering, modeling, weight, coefficient

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 103716744 A (OTICON A/S) 09 April 2014 (2014-04-09) description, paragraphs [0007]-[0048]	1-24
A	CN 103873999 A (OTICON A/S) 18 June 2014 (2014-06-18) entire document	1-24
A	CN 105451147 A (OTICON A/S) 30 March 2016 (2016-03-30) entire document	1-24
A	CN 107864440 A (OTICON A/S) 30 March 2018 (2018-03-30) entire document	1-24
A	CN 104980865 A (OTICON A/S) 14 October 2015 (2015-10-14) entire document	1-24
A	CN 107049305 A (OTICON A/S) 18 August 2017 (2017-08-18) entire document	1-24
A	US 2006094974 A1 (CAIN, ROBERT C.) 04 May 2006 (2006-05-04) entire document	1-24

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C.☒ 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

20 September 2019

Date of mailing of the international search report

28 October 2019

Name and mailing address of the ISA/CN

**China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)**
**No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing
100088**
China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2019/099594

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	103716744	A	09 April 2014	US	2014098981	A1	10 April 2014
				EP	2717597	A1	09 April 2014
				US	9432777	B2	30 August 2016
				EP	2560412	A1	20 February 2013
CN	103873999	A	18 June 2014	EP	2744224	A1	18 June 2014
				US	9560458	B2	31 January 2017
				US	2014169596	A1	19 June 2014
CN	105451147	A	30 March 2016	DK	2997893	T3	04 December 2017
				EP	2997893	B1	20 September 2017
				US	2016081623	A1	24 March 2016
				US	9700261	B2	11 July 2017
				EP	2997893	A1	23 March 2016
CN	107864440	A	30 March 2018	US	2018014130	A1	11 January 2018
				EP	3267698	A1	10 January 2018
				US	10362414	B2	23 July 2019
CN	104980865	A	14 October 2015	US	2015289065	A1	08 October 2015
				US	10123134	B2	06 November 2018
				EP	2928214	B1	08 May 2019
				EP	2928210	A1	07 October 2015
				DK	2928214	T3	15 July 2019
				US	2017048626	A1	16 February 2017
				EP	2928214	A1	07 October 2015
				US	9516430	B2	06 December 2016
CN	107049305	A	18 August 2017	EP	3185590	A1	28 June 2017
				US	2017180882	A1	22 June 2017
US	2006094974	A1	04 May 2006	WO	2006047874	A1	11 May 2006

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2019/099594

A. 主题的分类 H04R 25/00 (2006.01) i 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		
B. 检索领域 检索的最低限度文献 (标明分类系统和分类号) H04R 包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献 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)) CNKI, CNPAT, WPI, EPDOC, IEEE: 听觉, 辅助, 语音, 声音, 声源, 脑电波, 脑电图, 波束, 滤波, 模型, 建模, 系数, 权重, EEG, AA, hearing, aid, sound, source, brain, wave, beam, filtering, modeling, weight, coefficient		
C. 相关文件		
类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
A	CN 103716744 A (奥迪康有限公司) 2014年 4月 9日 (2014 - 04 - 09) 说明书第[0007]-[0048]段	1-24
A	CN 103873999 A (奥迪康有限公司) 2014年 6月 18日 (2014 - 06 - 18) 全文	1-24
A	CN 105451147 A (奥迪康有限公司) 2016年 3月 30日 (2016 - 03 - 30) 全文	1-24
A	CN 107864440 A (奥迪康有限公司) 2018年 3月 30日 (2018 - 03 - 30) 全文	1-24
A	CN 104980865 A (奥迪康有限公司) 2015年 10月 14日 (2015 - 10 - 14) 全文	1-24
A	CN 107049305 A (奥迪康有限公司) 2017年 8月 18日 (2017 - 08 - 18) 全文	1-24
A	US 2006094974 A1 (CAIN, ROBERT C.) 2006年 5月 4日 (2006 - 05 - 04) 全文	1-24
☐ 其余文件在C栏的续页中列出。 ☒ 见同族专利附件。		
* 引用文件的具体类型: “A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件 “E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利 “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) “O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件 “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 “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 “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 “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 “&” 同族专利的文件		
国际检索实际完成的日期 2019年 9月 20日		国际检索报告邮寄日期 2019年 10月 28日
ISA/CN的名称和邮寄地址 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 传真号 (86-10)62019451		受权官员 张璇 电话号码 53961809

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2019/099594

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	103716744	A	2014年 4月 9日	US	2014098981	A1	2014年 4月 10日
				EP	2717597	A1	2014年 4月 9日
				US	9432777	B2	2016年 8月 30日
				EP	2560412	A1	2013年 2月 20日
CN	103873999	A	2014年 6月 18日	EP	2744224	A1	2014年 6月 18日
				US	9560458	B2	2017年 1月 31日
				US	2014169596	A1	2014年 6月 19日
CN	105451147	A	2016年 3月 30日	DK	2997893	T3	2017年 12月 4日
				EP	2997893	B1	2017年 9月 20日
				US	2016081623	A1	2016年 3月 24日
				US	9700261	B2	2017年 7月 11日
				EP	2997893	A1	2016年 3月 23日
CN	107864440	A	2018年 3月 30日	US	2018014130	A1	2018年 1月 11日
				EP	3267698	A1	2018年 1月 10日
				US	10362414	B2	2019年 7月 23日
CN	104980865	A	2015年 10月 14日	US	2015289065	A1	2015年 10月 8日
				US	10123134	B2	2018年 11月 6日
				EP	2928214	B1	2019年 5月 8日
				EP	2928210	A1	2015年 10月 7日
				DK	2928214	T3	2019年 7月 15日
				US	2017048626	A1	2017年 2月 16日
				EP	2928214	A1	2015年 10月 7日
				US	9516430	B2	2016年 12月 6日
CN	107049305	A	2017年 8月 18日	EP	3185590	A1	2017年 6月 28日
				US	2017180882	A1	2017年 6月 22日
US	2006094974	A1	2006年 5月 4日	W0	2006047874	A1	2006年 5月 11日