

(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 7 月 30 日 (30.07.2020)



(10) 国际公布号
WO 2020/151355 A1

(51) 国际专利分类号:
G06T 5/50 (2006.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2019/120101

(22) 国际申请日: 2019 年 11 月 22 日 (22.11.2019)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
201910075573.3 2019 年 1 月 25 日 (25.01.2019) CN

(71) 申请人: 厦门大学 (XIAMEN UNIVERSITY) [CN/CN]; 中国福建省厦门市思明区思明南路 422 号, Fujian 361000 (CN)。

(72) 发明人: 屈小波 (QU, Xiaobo); 中国福建省厦门市思明区思明南路 422 号, Fujian 361000 (CN)。

(74) 代理人: 厦门市首创君合专利事务所有限有限公司 (SHOUCHUANG JUNHE PATENT AGENT CO., LTD.XIAMEN); 中国福建省厦门市思明区软件园二期望海路 23 号之三 606 室, Fujian 361012 (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, 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。

(54) Title: DEEP LEARNING-BASED MAGNETIC RESONANCE SPECTROSCOPY RECONSTRUCTION METHOD

(54) 发明名称: 一种基于深度学习的磁共振波谱重建方法

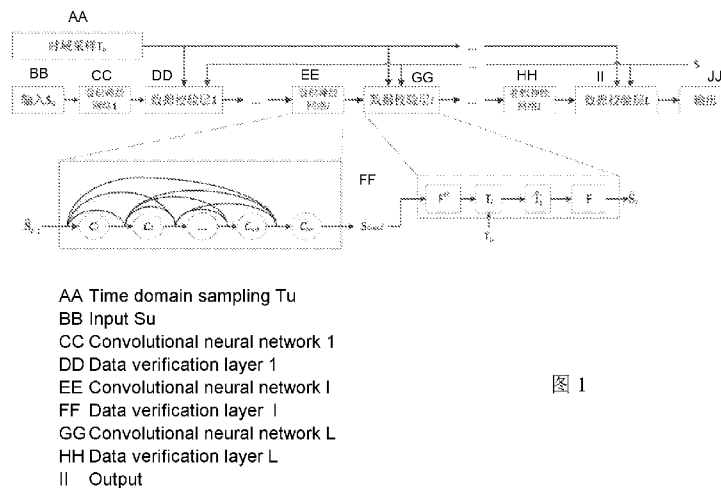


图 1

(57) Abstract: Provided is a new method for reconstructing a complete spectroscopy from undersampled magnetic resonance spectroscopy data by using a deep learning network. First, a time signal is generated by using a finite exponential function, an aliased spectroscopy of a frequency domain is obtained after an undersampling operation is completed in the time domain, and the aliased spectroscopy and a complete spectroscopy corresponding to full sampling together form a training data set. Then, a data verification convolutional neural network model used for magnetic resonance spectroscopy reconstruction is established, and neural network parameters are trained by using the training data set to form a trained neural network. Finally, an undersampling magnetic resonance spectroscopy signal which needs to be reconstructed is inputted into the trained data verification convolutional neural network to reconstruct a complete magnetic resonance spectroscopy. The present method for reconstructing the magnetic resonance spectroscopy by means of a data verification convolutional neural network features a fast reconstruction speed and high reconstructed spectroscopy quality.

(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: 提供一种利用深度学习网络从欠采样的磁共振波谱数据中重建出完整波谱的新方法。首先, 利用有限指数函数来生成时间信号, 在时域完成欠采样操作后得到频域的带混叠的波谱, 然后将带混叠的波谱与全采样对应的完整波谱共同组成训练数据集。之后, 建立用于磁共振波谱重建的数据校验卷积神经网络模型, 用训练数据集来训练神经网络参数, 形成训练好的神经网络。最后, 将需重建的欠采样磁共振波谱信号输入到训练好的数据校验卷积神经网络中, 重建出完整的磁共振波谱。这种通过数据校验卷积神经网络重建磁共振波谱的方法具有重建速度快和重建波谱质量高的特点。

一种基于深度学习的磁共振波谱重建方法

技术领域

本发明涉及磁共振波谱重建方法，尤其是涉及一种基于深度学习的磁共振波谱重建方法。

背景技术

磁共振波谱（Magnetic Resonance Spectroscopy, MRS）是一种测定分子结构的一项技术，在医学、化学和生物学等领域有着重要应用。在磁共振波谱中，如何保证波谱信号质量的同时降低采样时间是磁共振波谱的关键。

传统的磁共振重建方法主要利用磁共振时间或者频率信号的数学特性来重建频谱。Qu Xiaobo 等（Qu X, Mayzel M, Cai J, Chen Z, Orekhov V. Accelerated NMR spectroscopy with low-Rank reconstruction[J]. Angewandte Chemie International Edition, 2015, 54(3): 852-854.）提出了一种基于低秩汉克尔矩阵的磁共振波谱重建方法，在欠采样过程中重建出的高质量波谱信号，解决了对不同宽度的谱峰重建效果差的问题。该方法还扩展到了三维及更高维的波谱重建中（Ying J, Lu H, Wei Q, Cai J, Guo D, Wu J, Chen Z, Qu X. Hankel matrix nuclear norm regularized tensor completion for N-dimensional exponential signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(14): 3702-3717.），还通过对汉克尔矩阵的范德蒙分解（Ying J, Cai J, Guo Di, Tang G, Chen Z, Qu X. Vandermonde factorization of Hankel matrix for complex exponential signal recovery—application in fast NMR spectroscopy[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(21):5520-5533.）和奇异值操作（Guo D, Qu X. Improved reconstruction of low intensity magnetic resonance spectroscopy with weighted low rank Hankel matrix completion[J]. IEEE Access, 2018, 6: 4933-4940）和（Qu X, Qiu T, Guo Di, Lu H, Ying J, Shen M, Hu B, Orekhov V, Chen Z. High-fidelity spectroscopy reconstruction in accelerated NMR[J]. Chemical Communications, 2018, 54(78): 10958-10961.）提高了波谱重建对密集谱峰和低强度谱峰的重建能力。但是，这类低秩汉克尔矩阵重建方法在迭代计算中的奇异值分解的时间消耗高，因此导致波谱重建时间较长。Guo Di 等（Guo D, Lu H, Qu X. A fast low rank Hankel matrix factorization reconstruction method for non-uniformly sampled magnetic resonance spectroscopy[J]. IEEE Access, 2017, 5: 16033-16039.）成功地将低秩矩阵进行因式分解并引入并行计算，避免时间复杂度高的奇异值分解方法。Lu Hengfa 等（Lu H, Zhang X, Qiu T, Yang J, Ying J, Guo D, Chen Z, Qu X. Low rank enhanced matrix recovery of hybrid time and frequency data in fast magnetic resonance spectroscopy[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2018, 65(4): 809-820.）则提出利用费罗贝尼乌斯范数项进行矩阵因子分解来避免奇异值分解，完成对欠采样多维磁共振波谱信号的快速和高质量波谱重建。

深度学习是一种新兴的数据处理与重建方法。自 Lecun 等（Lecun Y, Bottou L, Bengio Y, Haffner P. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.）提出卷积神经网络（Convolutional Neural Networks, CNN）受到许多关注并且发展迅速。Jo Schlemper 等（Schlemper J, Caballero J, Hajnal J V, Price A, Rueckert D. A deep cascade of convolutional neural networks for dynamic MR image reconstruction[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2018, 37(2): 491-503.）提出了利用设备实测采集数据作为训练集的压缩感知重建的神经网络结构。

发明内容

本发明的目的在于提供一种基于深度学习的磁共振波谱重建方法。

本发明包括以下步骤：

1) 利用指数函数生成磁共振波谱的时域信号；

在步骤 1) 中, 所述利用指数函数生成磁共振波谱的时域信号的具体方法可为: 根据指数函数生成磁共振波谱时域的全采样信号 $T \in \mathbb{C}^{N \times M}$, 其中 $\mathbb{C}$ 表示复数的集合, N 和 M 表示时间信号的行数和列数。全采样信号 T 的具体表达式为:

$$T^{n,m} = \sum_{r=1}^R a_r e^{\left(i2\pi n \Delta t_1 f_{1,r} - \frac{n \Delta t_1}{\tau_{1,r}}\right)} e^{\left(i2\pi m \Delta t_2 f_{2,r} - \frac{m \Delta t_2}{\tau_{2,r}}\right)} \quad (1)$$

其中, $T^{n,m}$ 表示信号 T 的第 n 行, 第 m 列的数据, R 表示谱峰个数, a_r 表示幅度大小, Δt_1 和 Δt_2 表示时间增量, $f_{1,r}$ 和 $f_{2,r}$ 表示归一化频率, $\tau_{1,r}$ 和 $\tau_{2,r}$ 表示衰减因子; 表达式 (1) 同样适用于一维自由感应衰减全采样信号, 此时有 $n=1$, $m>1$ 或 $m=1$, $n>1$ 。

2) 建立欠采样时域信号与全采样波谱的训练集;

在步骤 2) 中, 所述建立欠采样时域信号与全采样波谱的训练集的具体方法可为: 采用 U 表示在时域中的欠采样操作, 模板中白色表示对应的数据点被采样, 黑色表示的数据点未被采样, Ω 表示 U 的索引子集, 若某一个信号点的索引 (p,q) 出现在集合 Ω 中, 则 $(p,q) \in \Omega$; 若某一个信号点的索引 (p,q) 没有出现在集合 Ω 中, 则 $(p,q) \notin \Omega$; 根据欠采样模板 M 对 T 中未被采样的信号通过填 0 得到补全的时域信号 T_u , 对 T_u 进行傅里叶变换获得带混叠的波谱信号 S_u ; 对全采样信号 T 进行傅里叶变换得到全采样波谱 S , 并将 S 的实部和虚部分开保存, 即 $S \in \mathbb{R}^{2 \times N \times M}$, 其中, $\mathbb{R}$ 表示实数, 由 T_u 和 S 两者共同组成训练集 $\mathcal{D}$ 。

3) 设计数据校验卷积神经网络结构中的卷积神经网络;

在步骤 3) 中, 所述设计数据校验卷积神经网络结构中的卷积神经网络的具体方法可为: 卷积神经网络模块将包含 L 个卷积层, 每个卷积层 I 个滤波器; 卷积层间采用密集连接的方式, 模块中每一层的输入都是前面所有层输出的并集, 在所有的卷积层中, 卷积核大小为 k 。通过卷积神经网络模块, 完成从第 l 层 ($1 \leq l \leq L$) 的输入信号 S_l 经过卷积神经网络后输出信号 $S_{cnn,l}$, 它的定义为:

$$S_{cnn,l} = f(S_l | \theta) \quad (2)$$

其中, θ 是卷积神经网络的训练参数, $f(S_l | \theta)$ 表示训练的从 S_l 到 $S_{cnn,l}$ 的非线性映射。

4) 设计数据校验卷积神经网络结构中的瓶颈层;

在步骤 4) 中, 所述设计数据校验卷积神经网络结构中的瓶颈层的具体方法可

为：瓶颈层在网络结构中主要完成改变特征图数量的功能，瓶颈层位于卷积神经网络模块的前后，进入卷积神经网络模块前信号会通过一个 K_i 个滤波器的瓶颈层以提高特征图数量，卷积神经网络模块的输出信号也会通过一个 k_o 个滤波器的瓶颈层以减少特征图数量。

5) 设计数据校验卷积神经网络结构中的数据校验层；

在步骤 5) 中，所述设计数据校验卷积神经网络结构中的数据校验层的具体方法可为：数据校验层在网络结构中主要完成数据校验功能，将来自第 l 个卷积神经网络的输出信号 $S_{cnn,l}$ 作为输入，利用傅里叶逆变换 F^H 将输入信号 $S_{cnn,l}$ 变换回时域中，获得信号 T_l ，公式如下：

$$T_l = F^H S_{cnn,l} \quad (3)$$

数据校验层的表达式如下：

$$\hat{T}_l^{n,m} = \begin{cases} T_l^{n,m}, & \text{if } (n,m) \notin \Omega \\ \frac{T_l^{n,m} + \lambda T_u^{n,m}}{1 + \lambda}, & \text{if } (n,m) \in \Omega \end{cases} \quad (4)$$

最后输出频域波谱 $\hat{S}_l = F \hat{T}_l$ ，其中最后一次，即第 L 层 ($L > 1$) 的波谱 $\hat{S}_L$ 即为整个深度学习网络的输出 $\hat{S}$ 。

6) 设计数据校验卷积神经网络结构中的反馈功能；

在步骤 6) 中，所述设计数据校验卷积神经网络结构中的反馈功能的具体方法可为：反馈功能在网络结构中使得每个卷积神经网络和数据校验层组合的模块输出更逼近真实谱信号，且使下一模块的输入更具可解释性；将每个数据校验层的输出与真实谱信号 $S = FT$ 进行比较并反馈每个模块的参数更新，其中 T 是公式(1)中的全采样时域信号， F 表示傅里叶变换。

7) 建立数据校验卷积神经网络结构作为波谱重建模型；

在步骤 7) 中，所述建立数据校验卷积神经网络结构作为波谱重建模型的具体方法可为：数据校验卷积神经网络结构中级联了多个卷积神经网络和数据校验层组合的模块，完成输入欠采样的磁共振时域信号 T_u ，输出重建后的磁共振波谱信号 $\hat{S}$ 的功能，整体上构成一个端到端的深度神经网络结构。数据校验卷积神经网络结构的损失函数将定义为：

$$\mathcal{L}(\theta) = \sum_{(T_u, S) \in D} \|S - \hat{S}\|_F^2 \quad (5)$$

其中, $\mathcal{D}$ 表示训练集, $\|\cdot\|_F$ 表示矩阵的 F-范数 (Frobenius 范数), $\hat{\mathcal{S}} = f(\mathcal{T}_u|\theta, \lambda)$, θ 是卷积神经网络的训练参数, λ 是数据校验层的数据校验参数, 两个参数 θ 和 λ 都需要训练。

8) 训练网络最优化参数;

在步骤 8) 中, 所述训练网络最优化参数的具体方法可为: 采用深度学习中常见的 Adam 算法, 对步骤 5) 的模型参数经过训练可得到模型的最优取值 $\hat{\theta}$ 和 $\hat{\lambda}$ 。

9) 对目标的欠采样磁共振时域信号 $\mathcal{T}_u$ 进行重建;

在步骤 9) 中, 所述对目标的欠采样磁共振时域信号 $\mathcal{T}_u$ 进行重建的具体方法可为: 给模型输入欠采样的时域信号 $\mathcal{T}_u$, 经过模型的正向传播后, 重建出完整的波谱信号 $\hat{\mathcal{S}}$, 用公式 (6) 表示为:

$$\hat{\mathcal{S}} = f(\mathcal{T}_u|\hat{\theta}, \hat{\lambda}) \quad (6)$$

10) 在时频域进行欠采样操作的同时, 利用卷积神经网络的强拟合能力和数据校验层数据校验的能力, 完成对欠采样磁共振波谱信号的快速且高质量的重建。

本发明提供一种利用深度学习网络从欠采样的磁共振波谱数据中重建出完整波谱的新方法。首先, 利用指数函数生成磁共振波谱的时域信号, 在时域完成欠采样操作后得到补全的时域信号, 将补全的时域信号与全采样对应的完整波谱共同组成训练数据集; 然后, 建立用于磁共振波谱重建的数据校验卷积神经网络模型, 用训练数据集来训练神经网络参数, 形成训练好的神经网络; 最后, 将需重建的欠采样磁共振时域信号输入到训练好的数据校验卷积神经网络中, 重建出完整的磁共振波谱。

与传统方法相比, 本发明具有更快的重建速度, 不需要设备采集的实测数据集作为训练集, 而是根据指数函数产生的时间信号作为磁共振波谱的训练集并设计了对应神经网络结构。这种通过数据校验卷积神经网络重建磁共振波谱的方法具有重建速度快和重建波谱质量高的特点。

附图说明

图 1 是磁共振波谱重建的数据校验卷积神经网络结构。

图 2 是欠采样模板。

图 3 是实施例 1 的全采样波谱和欠采样磁共振时域数据重建后获得的谱图。在图 3 中, (a) 为全采样波谱图, (b) 为实施例 1 的本发明重建谱。

图 4 是全采样波谱的谱峰强度和重建波谱的谱峰强度相关性。

具体实施方式

以下实施例将结合附图对本发明作进一步的说明。

本发明实施例将利用指数函数生成磁共振信号训练网络，然后在欠采样的磁共振时域信号中重建出二维磁共振波谱。具体实施过程如下：

1) 利用指数函数生成磁共振波谱的时域信号

本实施例产生 5200 个自由感应衰减信号。根据指数函数生成磁共振波谱的时域的全采样信号 $T \in \mathbb{C}^{N \times M}$ ，其表达式为：

$$T^{n,m} = \sum_{r=1}^R a_r e^{\left(i2\pi n \Delta t_1 f_{1,r} - \frac{n \Delta t_1}{\tau_{1,r}}\right)} e^{\left(i2\pi m \Delta t_2 f_{2,r} - \frac{m \Delta t_2}{\tau_{2,r}}\right)} \quad (1)$$

其中， $\mathbb{C}$ 表示复数的集合， N 和 M 表示时间信号的行数和列数， $T^{n,m}$ 表示信号 T 的第 n 行，第 m 列的数据， R 表示谱峰个数， a_r 表示幅度大小， Δt_1 和 Δt_2 表示时间增量， $f_{1,r}$ 和 $f_{2,r}$ 表示归一化频率， $\tau_{1,r}$ 和 $\tau_{2,r}$ 表示衰减因子。实施例中 $N=256$ 和 $M=116$ ，谱峰的个数 R 为 2~52 个。对固定的谱峰，将生成带有不同的幅度、频率和衰减因子的 200 个自由感应衰减信号，幅度 a_r 取值范围 $0.05 \leq a_r \leq 1$ ，频率 $f_{1,r}$ 和 $f_{2,r}$ 取值范围 $0.05 \leq f_{1,r}, f_{2,r} \leq 1$ 。衰减因子 $\tau_{1,r}$ 和 $\tau_{2,r}$ 取值范围 $19.2 \leq \tau_{1,r}, \tau_{2,r} \leq 179.2$ 。

2) 建立欠采样时域信号与全采样波谱的训练集

M 表示在时域中的欠采样操作，图 2 是欠采样模板的示意图，模板中白色表示对应的数据点被采样，黑色表示的数据点未被采样，共计有 30% 的数据点被采集到。 Ω 表示 U 的索引子集，若某一个信号点的索引 (p,q) 出现在集合 Ω 中，则 $(p,q) \in \Omega$ ，若某一个信号点的索引 (p,q) 没有出现在集合 Ω 中，则 $(p,q) \notin \Omega$ 。根据欠采样模板 U 对 T 中未被采样的信号通过填 0 得到补全的时域信号 T_u ，对 T_u 进行傅里叶变换获得带混叠的波谱信号 S_u 。对全采样信号 T 进行傅里叶变换得到全采样波谱 S ，并将 S 的实部和虚部分开保存，即 $S \in \mathbb{R}^{2 \times 256 \times 116}$ ，其中 $\mathbb{R}$ 表示实数。由 T_u 和 S 两者共同组成训练集 $\mathcal{D}$ 。

3) 设计数据校验卷积神经网络结构中的卷积神经网络。

卷积神经网络模块将包含 8 个卷积层，每个卷积层 12 个滤波器。卷积层间采用密集连接的方式，模块中每一层的输入都是前面所有层输出的并集。在所有的卷积层中，卷积核大小为 3×3 。通过卷积神经网络模块，完成从第 l 层 ($1 \leq l \leq L$) 的输入信号 S_l 经过卷积神经网络后输出信号 $S_{cnn,l}$ ，它的定义为：

$$S_{cnn,l} = f(S_l | \theta) \quad (2)$$

其中， θ 是卷积神经网络的训练参数， $f(S_l | \theta)$ 表示训练的从 S_l 到 $S_{cnn,l}$ 的非线性映射。

4) 设计数据校验卷积神经网络结构中的瓶颈层

瓶颈层在网络结构中主要完成改变特征图数量的功能。瓶颈层位于卷积神经网络模块的前后。进入卷积神经网络模块前信号会通过一个 16 个滤波器的瓶颈层以提高特征图数量，卷积神

神经网络模块的输出信号也会通过一个 2 个滤波器的瓶颈层以减少特征图数量。

5) 设计数据校验卷积神经网络结构中的数据校验层

数据校验层在网络结构中主要完成数据校验功能。将来自第 l 个卷积神经网络的输出信号 $S_{cnn,l}$ 作为输入, 利用傅里叶逆变换 F^H 将输入信号 $S_{cnn,l}$ 变换回时域中, 获得信号 T_l , 公式如下:

$$T_l = F^H S_{cnn,l} \quad (3)$$

数据校验层的表达式如下:

$$\hat{T}_l^{n,m} = \begin{cases} T_l^{n,m}, & \text{if } (n,m) \in \Omega \\ \frac{T_l^{n,m} + \lambda T_u^{n,m}}{1+\lambda}, & \text{if } (n,m) \in \Omega^c \end{cases} \quad (4)$$

最后输出频域波谱信号 $\hat{S}_l = F \hat{T}_l$ 。其中最后一次, 即第 8 层的波谱 $\hat{S}_8$ 即为整个深度学习网络的输出 $\hat{S}$ 。

6) 设计数据校验卷积神经网络结构中的反馈功能。

反馈功能在网络结构中使得每个卷积神经网络和数据校验层组合的模块输出更逼近真实谱信号。将每个数据校验层的输出与真实谱信号 $S = FT$ 进行比较并反馈给每个模块的参数更新, 其中 T 是公式 (1) 中的全采样时域信号, F 表示傅里叶变换。

7) 建立数据校验卷积神经网络结构作为波谱重建模型

数据校验卷积神经网络结构中级联了多个卷积神经网络和数据校验层组合的模块, 完成输入欠采样的磁共振时域信号 T_u , 输出重建后的磁共振波谱信号 $\hat{S}$ 的功能, 整体上构成一个端到端的深度神经网络结构。数据校验卷积神经网络结构的损失函数将定义为:

$$\mathcal{L}(\theta) = \sum_{(T_u, S) \in \mathcal{D}} \|S - \hat{S}\|_F^2 \quad (5)$$

其中, $\mathcal{D}$ 表示训练集, $\|\cdot\|_F$ 表示矩阵的 F-范数 (Frobenius 范数), $\hat{S} = f(T_u | \theta, \lambda)$, θ 是卷积神经网络的训练参数, λ 是数据校验层的数据校验参数, 两个参数 θ 和 λ 都需要训练。最终设计的数据校验卷积神经网络的结构图如图 1 所示。

8) 训练网络最优化参数。

采用深度学习中常见的 Adam 算法, 对步骤 5) 的模型参数经过训练可得到模型的最优取值 $\hat{\theta}$ 和 $\hat{\lambda}$ 。

9) 对目标的欠采样磁共振时域信号 $\tilde{T}_u$ 进行重建

给模型输入欠采样的时域信号 $\tilde{T}_u$, 经过模型的正向传播后, 重建出完整的波谱信号 $\tilde{S}$ 。用公式表示为:

$$\tilde{S} = f(\mathcal{T}_u\{\hat{\theta}, \hat{\lambda}\}) \quad (6)$$

对实施例中的欠采样磁共振时域数据重建后获得的谱图分别如图 3 (b), 对比图 3 (a) 的全采样波谱图。可以得出, 利用设计的数据校验卷积神经网络和合成仿真磁共振波谱训练出来的网络, 可获得高质量的磁共振波谱图。图 4 是全采样波谱的谱峰强度与重建波谱的谱峰强度的相关性。

工业实用性

本发明提供一种利用深度学习网络从欠采样的磁共振波谱数据中重建出完整波谱的新方法。首先, 利用有限指数函数来生成时间信号, 在时域完成欠采样操作后得到频域的带混叠的波谱, 然后将带混叠的波谱与全采样对应的完整波谱共同组成训练数据集。之后, 建立用于磁共振波谱重建的数据校验卷积神经网络模型, 用训练数据集来训练神经网络参数, 形成训练好的神经网络。最后, 将需重建的欠采样磁共振波谱信号输入到训练好的数据校验卷积神经网络中, 重建出完整的磁共振波谱。这种通过数据校验卷积神经网络重建磁共振波谱的方法具有重建速度快和重建波谱质量高的特点, 具有良好的工业实用性。

权 利 要 求

1、一种基于深度学习的磁共振波谱重建方法，其特征在于包括以下步骤：

- 1) 利用指数函数生成磁共振波谱的时域信号；
- 2) 建立欠采样时域信号与全采样波谱的训练集；
- 3) 设计数据校验卷积神经网络结构中的卷积神经网络；
- 4) 设计数据校验卷积神经网络结构中的瓶颈层；
- 5) 设计数据校验卷积神经网络结构中的数据校验层；
- 6) 设计数据校验卷积神经网络结构中的反馈功能；
- 7) 建立数据校验卷积神经网络结构作为波谱重建模型；
- 8) 训练网络最优化参数；
- 9) 对目标的欠采样磁共振时域信号 $\mathbf{T}_u$ 进行重建；

10) 在时频域进行欠采样操作的同时，利用卷积神经网络的强拟合能力和数据校验层数据校验的能力，完成对欠采样磁共振波谱信号的快速且高质量的重建。

2、如权利要求1所述一种基于深度学习的磁共振波谱重建方法，其特征在于在步骤1)中，所述利用指数函数生成磁共振波谱的时域信号的具体方法为：根据指数函数生成磁共振波谱时域的全采样信号 $\mathbf{T} \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 的表达式为：

$$T^{n,m} = \sum_{r=1}^R a_r e^{\left(i2\pi n \Delta t_1 f_{1,r} - \frac{n \Delta t_1}{\tau_{1,r}}\right)} e^{\left(i2\pi m \Delta t_2 f_{2,r} - \frac{m \Delta t_2}{\tau_{2,r}}\right)} \quad (1)$$

其中， $\mathbb{C}$ 表示复数的集合， N 和 M 表示时间信号的行数和列数， $T^{n,m}$ 表示信号 $\mathbf{T}$ 的第 n 行，第 m 列的数据， R 表示谱峰个数， a_r 表示幅度大小， Δt_1 和 Δt_2 表示时间增量， $f_{1,r}$ 和 $f_{2,r}$ 表示归一化频率， $\tau_{1,r}$ 和 $\tau_{2,r}$ 表示衰减因子；表达式(1)同样适用于一维自由感应衰减全采样信号，此时有 $n=1$ ， $m>1$ 或 $m=1$ ， $n>1$ 。

3、如权利要求2所述一种基于深度学习的磁共振波谱重建方法，其特征在于在步骤2)中，所述建立欠采样时域信号与全采样波谱的训练集的具体方法为：采用 $\mathbf{U}$ 表示在时域中的欠采样操作，模板中白色表示对应的数据点被采样，黑色表示的数据点未被采样， Ω 表示 $\mathbf{U}$ 的索引子集，若某一个信号点的索引 (p,q) 出现在集合 Ω 中，则 $(p,q) \in \Omega$ ；若某一个信号点的索引 (p,q) 没有出现在集合 Ω 中，则 $(p,q) \notin \Omega$ ；根据欠采样模板 $\mathbf{M}$ 对 $\mathbf{T}$ 中未被采样的信号通过填0得到补全的时域信号 $\mathbf{T}_u$ ，对 $\mathbf{T}_u$ 进行傅里叶变换获得带混叠的波谱信号 $\mathbf{S}_u$ ；对全采样信号 $\mathbf{T}$ 进行傅里叶变换得到全采样

波谱 S ，并将 S 的实部和虚部分开保存，即 $S \in \mathbb{R}^{2 \times N \times M}$ ，其中， $\mathbb{R}$ 表示实数，由 T_u 和 S 两者共同组成训练集 $\mathcal{D}$ 。

4、如权利要求 1 所述一种基于深度学习的磁共振波谱重建方法，其特征在于在步骤 3) 中，所述设计数据校验卷积神经网络结构中的卷积神经网络的具体方法为：卷积神经网络模块将包含 L 个卷积层，每个卷积层 I 个滤波器；卷积层间采用密集连接的方式，模块中每一层的输入都是前面所有层输出的并集，在所有的卷积层中，卷积核大小为 k ；通过卷积神经网络模块，完成从第 l 层 ($1 \leq l \leq L$) 的输入信号 S_l 经过卷积神经网络后输出信号 $S_{cnn,l}$ ，它的定义为：

$$S_{cnn,l} = f(S_l | \theta) \quad (2)$$

其中， θ 是卷积神经网络的训练参数， $f(S_l | \theta)$ 表示训练的从 S_l 到 $S_{cnn,l}$ 的非线性映射。

5、如权利要求 4 所述一种基于深度学习的磁共振波谱重建方法，其特征在于在步骤 4) 中，所述设计数据校验卷积神经网络结构中的瓶颈层的具体方法为：瓶颈层在网络结构中主要完成改变特征图数量的功能，瓶颈层位于卷积神经网络模块的前后，进入卷积神经网络模块前信号会通过一个 K_i 个滤波器的瓶颈层以提高特征图数量，卷积神经网络模块的输出信号也会通过一个 k_o 个滤波器的瓶颈层以减少特征图数量。

6、如权利要求 5 所述一种基于深度学习的磁共振波谱重建方法，其特征在于在步骤 5) 中，所述设计数据校验卷积神经网络结构中的数据校验层的具体方法为：数据校验层在网络结构中主要完成数据校验功能，将来自第 l 个卷积神经网络的输出信号 $S_{cnn,l}$ 作为输入，利用傅里叶逆变换 F^H 将输入信号 $S_{cnn,l}$ 变换回时域中，获得信号 T_l ，公式如下：

$$T_l = F^H S_{cnn,l} \quad (3)$$

数据校验层的表达式如下：

$$\hat{T}_l^{n,m} = \begin{cases} T_l^{n,m}, & \text{if } (n,m) \in \Omega \\ \frac{T_l^{n,m} + \lambda T_u^{n,m}}{1+\lambda}, & \text{if } (n,m) \notin \Omega \end{cases} \quad (4)$$

最后输出频域波谱 $\hat{S}_l = F \hat{T}_l$ ，其中最后一次，即第 L 层 ($L > 1$) 的波谱 $\hat{S}_L$ 即为整个深度学习网络的输出 $\hat{S}$ 。

7、如权利要求 1 所述一种基于深度学习的磁共振波谱重建方法，其特征在于在

步骤 6) 中, 所述设计数据校验卷积神经网络结构中的反馈功能的具体方法为: 反馈功能在网络结构中使得每个卷积神经网络和数据校验层组合的模块输出更逼近真实谱信号, 且使下一模块的输入更具可解释性; 将每个数据校验层的输出与真实谱信号 $S=FT$ 进行比较并反馈每个模块的参数更新, 其中 T 是公式(1)中的全采样时域信号, F 表示傅里叶变换。

8、如权利要求 6 或 7 所述一种基于深度学习的磁共振波谱重建方法, 其特征在于在步骤 7) 中, 所述建立数据校验卷积神经网络结构作为波谱重建模型的具体方法为: 数据校验卷积神经网络结构中级联了多个卷积神经网络和数据校验层组合的模块, 完成输入欠采样的磁共振时域信号 T_u , 输出重建后的磁共振波谱信号 $\hat{S}$ 的功能, 整体上构成一个端到端的深度神经网络结构; 数据校验卷积神经网络结构的损失函数将定义为:

$$\mathcal{L}(\theta) = \sum_{(T_u, S) \in \mathcal{D}} \|S - \hat{S}\|_F^2 \quad (5)$$

其中, $\mathcal{D}$ 表示训练集, $\|\cdot\|_F$ 表示矩阵的 F-范数 (Frobenius 范数), $\hat{S} = f(T_u | \theta, \lambda)$, θ 是卷积神经网络的训练参数, λ 是数据校验层的数据校验参数, 两个参数 θ 和 λ 都需要训练。

9、如权利要求 8 所述一种基于深度学习的磁共振波谱重建方法, 其特征在于在步骤 8) 中, 所述训练网络最优化参数的具体方法为: 采用 Adam 算法, 对步骤 5) 的模型参数经过训练可得到模型的最优取值 $\hat{\theta}$ 和 $\hat{\lambda}$ 。

10、如权利要求 9 所述一种基于深度学习的磁共振波谱重建方法, 其特征在于在步骤 9) 中, 所述对目标的欠采样磁共振时域信号 $\tilde{T}_u$ 进行重建的具体方法为: 给模型输入欠采样的时域信号 $\tilde{T}_u$, 经过模型的正向传播后, 重建出完整的波谱信号 $\hat{S}$, 用公式 (6) 表示为:

$$\hat{S} = f(\tilde{T}_u | \hat{\theta}, \hat{\lambda}) \quad (6)。$$

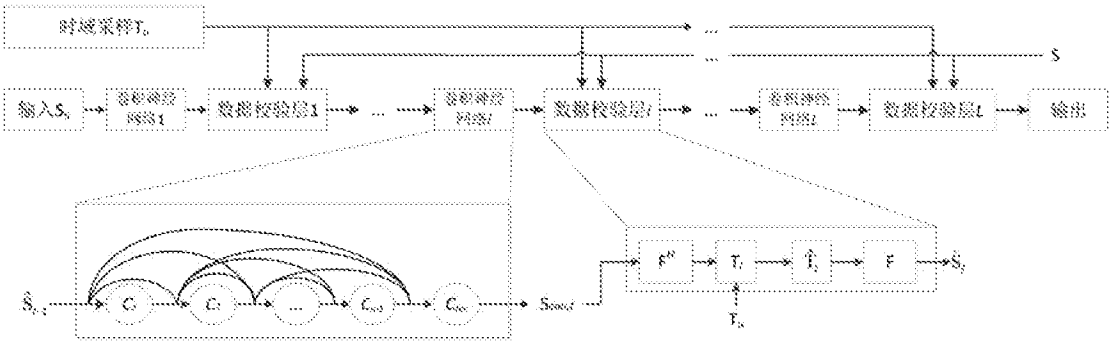


图 1

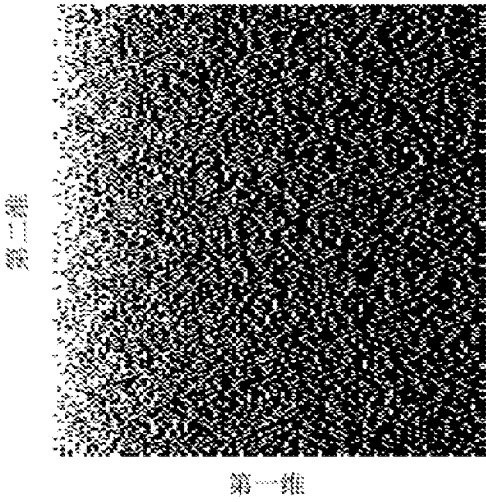


图 2

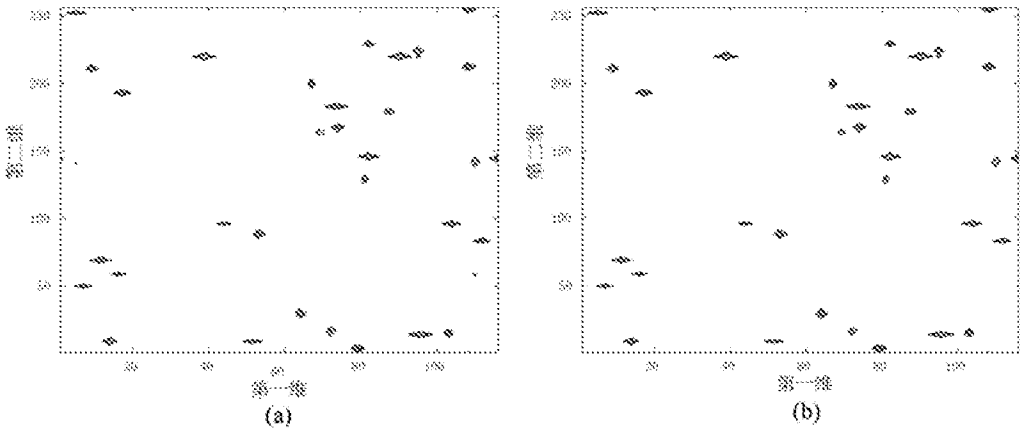


图 3

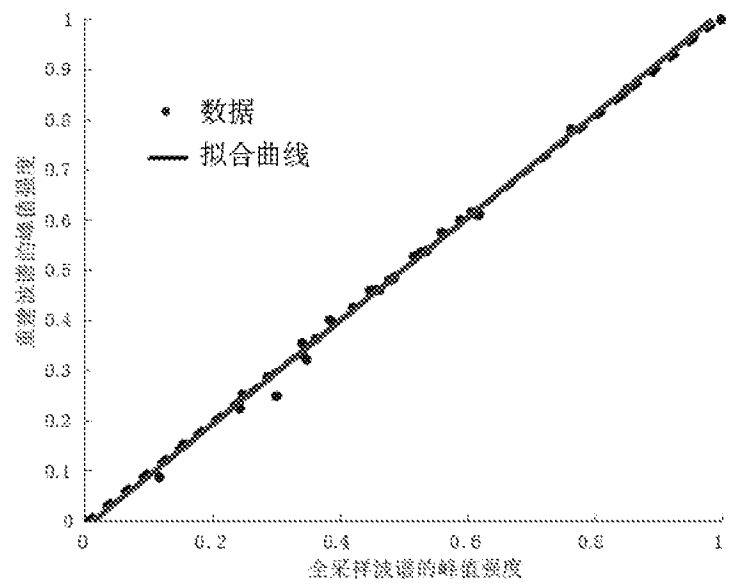


图 4

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2019/120101

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T 5/50(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)

G06T

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: 磁共振, 波谱, 重建, 深度, 神经, 网, 卷积, 指数, 训练, 学习, 优化, magnet+, resonance, spectro+, MRS, MR, convolution+, neural, network, deep+, CNN, train+, study, optimi+, exponent+, reconstruct+

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 109903259 A (XIAMEN UNIVERSITY) 18 June 2019 (2019-06-18) claims 1-10	1-10
A	WO 2017113205 A1 (SHENZHEN INSTITUTES OF ADVANCED TECHNOLOGY, CHINESE ACADEMY OF SCIENCES) 06 July 2017 (2017-07-06) description, page 3, paragraph 1 to page 6, last paragraph, and figures 1 and 2	1-10
A	CN 108898568 A (NORTHWEST UNIVERSITY) 27 November 2018 (2018-11-27) entire document	1-10
A	CN 107749061 A (TIANJIN UNIVERSITY) 02 March 2018 (2018-03-02) entire document	1-10
A	US 2003078739 A1 (SURROMED, INC.) 24 April 2003 (2003-04-24) entire document	1-10



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

11 February 2020

Date of mailing of the international search report

21 February 2020

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/CN2019/120101

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN	109903259	A	18 June 2019	None	
WO	2017113205	A1	06 July 2017	CN 107182216 A	19 September 2017
CN	108898568	A	27 November 2018	None	
CN	107749061	A	02 March 2018	None	
US	2003078739	A1	24 April 2003	None	

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2019/120101

A. 主题的分类 G06T 5/50 (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) G06T 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: 磁共振, 波谱, 重建, 深度, 神经, 网, 卷积, 指数, 训练, 学习, 优化, magnet+, re- sonance, spectro+, MRS, MR, convolution+, neural, network, deep+, CNN, train+, study, optimi+, exponent+, reconstruct+																				
C. 相关文件 <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 109903259 A (厦门大学) 2019年 6月 18日 (2019 - 06 - 18) 权利要求1-10</td> <td>1-10</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>WO 2017113205 A1 (中国科学院深圳先进技术研究院) 2017年 7月 6日 (2017 - 07 - 06) 说明书第3页第1段-第6页最后1段、图1-2</td> <td>1-10</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 108898568 A (西北大学) 2018年 11月 27日 (2018 - 11 - 27) 全文</td> <td>1-10</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 107749061 A (天津大学) 2018年 3月 2日 (2018 - 03 - 02) 全文</td> <td>1-10</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>US 2003078739 A1 (SURROMED, INC.) 2003年 4月 24日 (2003 - 04 - 24) 全文</td> <td>1-10</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 109903259 A (厦门大学) 2019年 6月 18日 (2019 - 06 - 18) 权利要求1-10	1-10	A	WO 2017113205 A1 (中国科学院深圳先进技术研究院) 2017年 7月 6日 (2017 - 07 - 06) 说明书第3页第1段-第6页最后1段、图1-2	1-10	A	CN 108898568 A (西北大学) 2018年 11月 27日 (2018 - 11 - 27) 全文	1-10	A	CN 107749061 A (天津大学) 2018年 3月 2日 (2018 - 03 - 02) 全文	1-10	A	US 2003078739 A1 (SURROMED, INC.) 2003年 4月 24日 (2003 - 04 - 24) 全文	1-10
类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求																		
PX	CN 109903259 A (厦门大学) 2019年 6月 18日 (2019 - 06 - 18) 权利要求1-10	1-10																		
A	WO 2017113205 A1 (中国科学院深圳先进技术研究院) 2017年 7月 6日 (2017 - 07 - 06) 说明书第3页第1段-第6页最后1段、图1-2	1-10																		
A	CN 108898568 A (西北大学) 2018年 11月 27日 (2018 - 11 - 27) 全文	1-10																		
A	CN 107749061 A (天津大学) 2018年 3月 2日 (2018 - 03 - 02) 全文	1-10																		
A	US 2003078739 A1 (SURROMED, INC.) 2003年 4月 24日 (2003 - 04 - 24) 全文	1-10																		
☐ 其余文件在C栏的续页中列出。 ☒ 见同族专利附件。																				
<table border="0"> <tr> <td> * 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 </td> <td> “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 </td> </tr> </table>			* 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																
* 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 2020年 2月 11日		国际检索报告邮寄日期 2020年 2月 21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 戚颖 电话号码 86-10-53961718																		

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2019/120101

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	109903259	A	2019年 6月 18日	无	
W0	2017113205	A1	2017年 7月 6日	CN 107182216	A 2017年 9月 19日
CN	108898568	A	2018年 11月 27日	无	
CN	107749061	A	2018年 3月 2日	无	
US	2003078739	A1	2003年 4月 24日	无	