

(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
2023 年 8 月 24 日 (24.08.2023)



(10) 国际公布号
WO 2023/155296 A1

- (51) 国际专利分类号:
G06T 7/00 (2017.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2022/089438
- (22) 国际申请日: 2022 年 4 月 27 日 (27.04.2022)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (30) 优先权:
202210158956.9 2022年2月21日 (21.02.2022) CN
- (71) 申请人: 平安科技(深圳)有限公司(PING AN TECHNOLOGY (SHENZHEN) CO., LTD.) [CN/CN]; 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。
- (72) 发明人: 黎伟浚(LI, Weijun); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。 刘思豪(LIU, Sihao); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼,

Guangdong 518000 (CN)。 巴堃(BA, Kun); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。 庄伯金(ZHUANG, Bojin); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。

(74) 代理人: 深圳众鼎专利商标代理事务所(普通合伙)(SHENZHEN ZHONGDING INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY); 中国广东省深圳市罗湖区笋岗街道笋岗东路 3012 号中民时代广场 B 座 701, Guangdong 518000 (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, IT, JM, 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,

(54) Title: TIME SERIES DATA DETECTION METHOD AND APPARATUS, DEVICE, AND COMPUTER STORAGE MEDIUM

(54) 发明名称: 时间序列数据检测方法、装置、设备及计算机存储介质

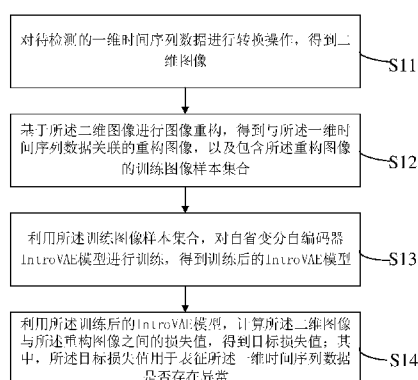


图 1

- S11 Perform a conversion operation on one-dimensional time series data to be detected so as to obtain a two-dimensional image
- S12 On the basis of the two-dimensional image, perform image reconstruction to obtain a reconstructed image associated with the one-dimensional time series data and a training image sample set containing the reconstructed image
- S13 Train an introspective variational autoencoder (IntroVAE) model by using the training image sample set so as to obtain a trained IntroVAE model
- S14 Calculate a loss value between the two-dimensional image and the reconstructed image by using the trained IntroVAE model so as to obtain a target loss value, the target loss value being used for representing whether the one-dimensional time series data is abnormal

(57) Abstract: The present application is suitable for the technical field of artificial intelligence. Provided are a time series data detection method and apparatus, a device, and a computer storage medium, the time series data detection method comprising the following steps: performing a conversion operation on one-dimensional time series data to be detected so as to obtain a two-dimensional image; performing image reconstruction on the basis of the two-dimensional image so as to obtain a training image sample set containing a reconstructed image; training an introspective variational autoencoder (IntroVAE) model by using the training image sample set so as to obtain a trained IntroVAE model; and calculating a loss value between the two-dimensional image and the reconstructed image by using the trained IntroVAE model so as to obtain a target loss value, the target loss value being used for representing whether the one-dimensional time series data is abnormal. The technical solution provided by the embodiment of the present application can be used to enlarge an application range of time series data detection during anomaly detection of large-scale time series data on the basis of ensuring the anomaly detection efficiency of the time series data.

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: 本申请适用于人工智能技术领域, 提供了一种时间序列数据检测方法、装置、设备及计算机存储介质, 其中, 一种时间序列数据检测方法包括以下步骤: 对待检测的一维时间序列数据进行转换操作, 得到二维图像; 基于二维图像进行图像重构, 得到包含重构图像的训练图像样本集合; 利用训练图像样本集合, 对自省变分自编码器IntroVAE模型进行训练, 得到训练后的IntroVAE模型; 利用训练后的IntroVAE模型, 计算二维图像与重构图像之间的损失值, 得到目标损失值; 其中, 目标损失值用于表征一维时间序列数据是否存在异常。应用本申请实施例所提供的技术方案, 在保证时间序列数据的异常检测的效率的情况下, 对大规模的时间序列数据进行异常检测时, 提高时间序列数据检测的适用范围。

时间序列数据检测方法、装置、设备及计算机存储介质

本申请以 2022 年 2 月 21 日提交的申请号为 202210158956.9, 名称为“时间序列数据检测方法、装置、设备及计算机存储介质”的中国发明申请为基础, 并要求其优先权。

技术领域

本申请涉及人工智能领域, 特别涉及一种时间序列数据检测方法、装置、设备及计算机存储介质。

背景技术

随着人工智能技术的发展, 在网络监控、设备维护、信息安全、金融、航空航天等领域对时间序列数据的异常检测的需求也日益增加。发明人发现目前时间序列数据的异常检测通常为无监督的异常检测方式。例如通过分割时间序列数据然后通过近邻样本或密度的聚类去寻找异常点, 但是此类方法往往对参数十分敏感, 对于时间序列数据的异常检测较为复杂, 可见现有的时间序列数据的异常检测的方法无法适用在大规模的时间序列数据上, 存在适用范围小的问题。

发明内容

本申请的目的在于提供一种时间序列数据检测方法、装置、设备及计算机存储介质, 以解决现有的时间序列数据的异常检测的方法无法适用在大规模的时间序列数据上, 存在适用范围小的技术问题。

一种时间序列数据检测方法, 包括:

对待检测的一维时间序列数据进行转换操作, 得到二维图像;

基于所述二维图像进行图像重构, 得到与所述一维时间序列数据关联的重构图像, 以及包含所述重构图像的训练图像样本集合;

利用所述训练图像样本集合, 对自省变分自编码器 IntroVAE 模型进行训练, 得到训练后的 IntroVAE 模型;

利用所述训练后的 IntroVAE 模型, 计算所述二维图像与所述重构图像之间的损失值, 得到目标损失值; 其中, 所述目标损失值用于表征所述一维时间序列数据是否存在异常。

一种时间序列数据检测装置, 包括:

转换模块, 用于对待检测的一维时间序列数据进行转换操作, 得到二维图

像；

重构模块，用于基于所述二维图像进行图像重构，得到与所述一维时间序列数据关联的重构图像，以及包含所述重构图像的训练图像样本集合；

训练模块，用于利用所述训练图像样本集合，对自省变分自编码器 IntroVAE 模型进行训练，得到训练后的 IntroVAE 模型；

检测模块，用于利用所述训练后的 IntroVAE 模型，计算所述二维图像与所述重构图像之间的损失值，得到目标损失值；其中，所述目标损失值用于表征所述一维时间序列数据是否存在异常。

一种计算机设备，包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上运行的可读存储介质，其中，所述处理器执行所述可读存储介质时实现如下步骤：

对待检测的一维时间序列数据进行转换操作，得到二维图像；

基于所述二维图像进行图像重构，得到与所述一维时间序列数据关联的重构图像，以及包含所述重构图像的训练图像样本集合；

利用所述训练图像样本集合，对自省变分自编码器 IntroVAE 模型进行训练，得到训练后的 IntroVAE 模型；

利用所述训练后的 IntroVAE 模型，计算所述二维图像与所述重构图像之间的损失值，得到目标损失值；其中，所述目标损失值用于表征所述一维时间序列数据是否存在异常。

一个或多个存储有计算机可读指令的可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有计算机可读指令，其中，所述计算机可读指令被一个或多个处理器执行时，使得所述一个或多个处理器执行如下步骤：

对待检测的一维时间序列数据进行转换操作，得到二维图像；

基于所述二维图像进行图像重构，得到与所述一维时间序列数据关联的重构图像，以及包含所述重构图像的训练图像样本集合；

利用所述训练图像样本集合，对自省变分自编码器 IntroVAE 模型进行训练，得到训练后的 IntroVAE 模型；

利用所述训练后的 IntroVAE 模型，计算所述二维图像与所述重构图像之间的损失值，得到目标损失值；其中，所述目标损失值用于表征所述一维时间序列数据是否存在异常。

上述时间序列数据检测方法、装置、设备及计算机存储介质，通过将待检测的一维时间序列数据转换为二维图像，并将二维图像作为模型的输入，把对于时间序列的异常检测的问题转换到图像的异常检测的问题，对时间序列数据的异常检测较为简单且适用范围较大。并通过自省变分自编码器 IntroVAE 模型对二维图像进行图像重构，使得重构图像尽可能接近输入的二维图像。并利用重构图像构成的图像样本集合对 IntroVAE 模型进行训练，使得利用训练后的 IntroVAE 模型能够通过计算重构图像与输入的二维图像的之间重构损失来检测一维时间序列数据是否存在异常。在保证时间序列数据的异常检测的效率的情况下，在对大规模的时间序列数据进行异常检测时，提高时间序列数据检测

的适用范围。

附图说明

为了更清楚地说明本申请实施例中的技术方案，下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图仅仅是本申请的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动性的前提下，还可以根据这些附图获得其他的附图。

图 1 为本申请实施例提供的一种时间序列数据检测方法的实现流程图；

图 2 为本申请实施例提供的 IntroVAE 模型的结构示意图；

图 3 是本申请实施例提供的一种时间序列数据检测装置的结构框图；

图 4 是本申请实施例提供的一种设备的结构框图。

具体实施方式

为了使本申请所要解决的技术问题、技术方案及有益效果更加清楚明白，以下结合附图及实施例，对本申请进行进一步详细说明。应当理解，此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本申请，并不用于限定本申请。

本申请实施例可以基于人工智能技术对相关的数据进行获取和处理。其中，人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 是利用数字计算机或者数字计算机控制的机器模拟、延伸和扩展人的智能，感知环境、获取知识并使用知识获得最佳结果的理论、方法、技术及应用系统。

人工智能基础技术一般包括如传感器、专用人工智能芯片、云计算、分布式存储、大数据处理技术、操作/交互系统、机电一体化等技术。人工智能软件技术主要包括计算机视觉技术、机器人技术、生物识别技术、语音处理技术、自然语言处理技术以及机器学习/深度学习等几大方向。

本申请实施例所提供一种时间序列数据检测方法，应用于计算机设备上。在实现时，一种时间序列数据检测方法以目标脚本的形式被配置于计算机设备上，该计算机设备通过执行该目标脚本，进而执行本实施例提供的时间序列数据检测方法的各个步骤。

参照图 1 所示，图 1 示出了本申请实施例提供的一种时间序列数据检测方法，包括：

S11：对待检测的一维时间序列数据进行转换操作，得到二维图像。

在步骤 S11 中，待检测的一维时间序列的异常检测是对时间序列数据，按照一定的统计或机器学习策略判断某个时序点是否存在明显地统计异常性。其中，时间序列数据是按时间顺序记录的数据列，在同一数据列中的各个数据必须是同口径的，要求具有可比性。大数据时代，时序数据的规模和复杂性已大幅增加，具有智能、自动特点的时序异常检测的需求激增，并已在许多领域中发挥作用，提升这些领域中产出或服务的稳健性、质量和效益，如网络监控、设备维护、信息安全、金融、航空航天等领域。由于有大量的时间序列数据记

录潜在的异常，因此必须建立自动监测系统来发现这些异常。一旦成功建立了高性能的监控模型，在大批量数据中进行高效的搜索和异常检测，将极大地帮助运维人员发现和修复问题。时序异常检测的关键在于，需挖掘和学习已有的时序数据的规律。由于来自真实世界的噪声数据和复杂的异常模式需要捕获。

在将时间序列数据输入模型中进行训练前，需通过编码将一维时间序列数据转换为二维的图像数据。将检测的一维时间序列数据的异常点转换为检测二维图像中出现的异常点，检测二维图像比直接检测一维时间序列数据更直观简便。将一维时间序列数据转换为二维图像可以采用的方法有格拉米角场 GAFs，包括 GASF(对应做角度和)，和 GADF(对应做角度差)，马尔可夫变迁场 MTF，递归图 Recurrence Plot 和短时傅里叶变换 STFT。

在本实施例中，可以通过将一维的时间序列数据分别通过 GAF 算法以及生成递归图来构造二维图像作为自省变分自编码器 IntroVAE 模型的输入。基于 GAF 算法和递归图算法将时序数据转换为二维图像，生成的图像可以通过主对角线回复直角坐标的原始时间序列，即每一个图对应一段序列且信息没有损失。而递归图揭示了时间序列的内部结构，给异常检测提供了更多有效信息。

作为本申请一个实施例，步骤 S11 可以包括：

基于 GAF 算法对所述一维时间序列数据进行转换得到 GAF 图像；

基于递归图对所述一维时间序列数据进行编码得到 REC 图像；

基于所述 GAF 图像和所述 REC 图像生成所述二维图像。

在本实施例中，GAF 算法将缩放后的时间序列数据从直角坐标系统转换到极坐标系统，然后通过考虑不同点之间的角度和以识别不同时间点的时间相关性。即将一维时间序列数据 X_k 生成 GAF 图像为 X_k^{GAF} ， k 为大于 0 的整数。然后，基于递归图对一维时间序列数据进行编码得到 REC 图像。递归图是表示从原始时间序列提取的轨迹之间的距离的图像，递归图特别适合短时间序列数据，可以检验时间序列的平稳性、内在相似性。具体地，我们可以从原始图像中提取出各个轨迹，而 REC 图像则是展示了从原始时间序列中提取的轨迹之间距离的图像。首先根据以下公式提取轨迹并获得 $\tilde{x}_{k,i}$ ， $\tilde{x}_{k,i} = (x_{k,i}, x_{k,i+\tau}, \dots, x_{k,i+(m-1)\tau})$ ， $\forall i \in \{1, \dots, N-(m-1)\tau\}$ ，其中 m 是轨迹的维度， τ 表示时间滞后，可以将这两个参数均设置为 1，通过 $x_{k,i,j}^{REC} = \|\tilde{x}_{k,i} - \tilde{x}_{k,j}\|_2$ ， $\forall i, j \in \{1, \dots, N-(m-1)\tau\}$ 公式将滞后的数据编码成另一种格式，并可以根据此数据生成 REC 图像。

最后，在生成 GAF 和 REC 图像后，在通道的维度上对这两个图像进行拼接，即生成了作为输入的图像。随后对于时间序列的异常点的判断可以转化为在图像的研究中进行。即通过 $\tilde{X}_k = \text{Concatenate}(X_k^{GAF}, X_k^{REC})$ 公式生成二维图像。

作为本申请一实施例中的实现方法，上述步骤基于 GAF 算法对所述一维时间序列数据进行转换得到 GAF 图像，包括：

将一维时间序列数据进行缩放，得到缩放后的一维时间序列数据；

将所述缩放后的一维时间序列数据用极坐标表示，得到 GAF 图像。

具体地，将一维时间序列数据通过缩放将一维时间序列放到 $[-1, 1]$ 上。并

通过坐标变换公式将缩放后的一维时间序列编码成极坐标的形式。具体地，将待检测的一维时间序列数据中的某一个时间点的值，首先按指定宽度 w ，提取其往前以及往后 w 时间步的子序列 $X_k = \{s_{k-w+1}, \dots, s_k, \dots, s_{k+w}\}$ 。GAF 算法首先根据公式 1 将序列中的值标准化到 -1 到 1 之间得到 $\bar{X}_k$ ，即通过缩放将序列放到 $[-1, 1]$

上。公式 1 为：
$$\bar{x}_{k,i} = \frac{(x_i - \max(X_k)) + (x_i - \min(X_k))}{\max(X_k) - \min(X_k)}, \forall i \in \{1, \dots, N\}$$
，其中 k, N 为大于 0

的整数。然后将 $\bar{X}_k$ 通过如下坐标变换公式编码成极坐标的形式。坐标变换公式为： $\phi = \arccos(\tilde{x}_i), -1 \leq \tilde{x}_i \leq 1, \tilde{x}_i \in \tilde{X}$ ， $r = \frac{t_i}{N}, t_i \in \mathbb{N}$ 。最后计算两个时间步之间的去

判断和的余弦得到 X_k^{GAF} ；并根据该数据生成 GAF 图像。GAF 算法最终的公式为：

$$GAF = [\cos(\phi_i + \phi_j)] = \tilde{X}' \cdot \tilde{X} - \sqrt{I - \tilde{X}'^2} \cdot \sqrt{I - \tilde{X}^2}$$
，由该公式生成 GAF 图像。

S12：基于所述二维图像进行图像重构，得到与所述一维时间序列数据关联的重构图像，以及包含所述重构图像的训练图像样本集合。

在步骤 S12 中，训练 IntroVAE 模型需要有训练样本，而通过将二维图像输入到 IntroVAE 模型中，IntroVAE 模型对二维图像进行图像重构，即使用深度多层次变分自编码结构去改进时间序列数据的重构，得到重构图像。训练图像样本集合包括重构图像和采样图像。基于二维图像进行图像重构，是通过将二维图像输入到 IntroVAE 模型的编码器中，编码器将二维图像转换为潜在变量，IntroVAE 模型的解码器再将潜在变量重构为图像，即得到重构图像。这里的重构图像和二维图像尽可能相同。潜在变量服从一个分布，我们希望这个分布服从一个分布比如标准正态分布，那就调整编码器，希望编码器编码图像得到的变量服从这个分布。潜在变量就是二维图像经过编码器编码出来的，而采样变量是直接从标准正态分布抽样出来的，没有任何图像的信息。因此由采样变量输入到解码器获得的采样图像和二维图像、重构图像并不相同。

作为本申请一实施例，步骤 S12 可以包括：

对所述二维图像进行多层次提取，获得所述二维图像对应的潜在变量；

对所述潜在变量进行编码，得到重构图像；

基于对所述潜在变量的先验分布进行采样得到的采样变量，获得采样图像；

基于所述重构图像与所述采样图像进行样本集合构建，得到训练图像样本集合。

在本实施例中，图 2 为本申请实施例提供的 IntroVAE 模型的结构示意图。如图 2 所示，自省变分自编码器 IntroVAE 模型是对潜在变量先验分布和潜在变量后验分布进行的多层次多尺度编码器-解码器结构模型。图中的 1、2、3、4 和 5 都是特征组合，由 Input 输入提取到的特征经过特征组合 1、特征组合 2、特征组合 3、特征组合 4 和特征组合 5 进行组合。在编码器部分，首先基于一个自底向上的网络从 Input 输入的二维图像中提取，经过层层编码，再经过采样后获得最顶层的潜在变量 Z_1 ，然后再从上到下，逐步通过计算得到底层的多个潜在变量 $Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_g, \dots, Z_G\}, g \in \{2, \dots, G-1\}$ 。然后解码器也是经

过一个自上而下的方式，逐步利用编码器获得的潜在变量，通过多次的采样以及经过多个残差块，Output 输出重构图像。然后编码器再根据潜在变量的先验分布采样得到采样变量，并将直接从标准正态分布抽样出来的采样变量输入到解码器中获得采样图像。Residual Block 为残差块，包含一个捷径连接的几层网络，残差块中的网络可以是全连接层，也可以是卷积层。残差块在输入和输出之间，用来优化 Trainable parameter（训练参数）。残差块通过多层的卷积去提高网络的感受野。

S13：利用所述训练图像样本集合，对自省变分自编码器 IntroVAE 模型进行训练，得到训练后的 IntroVAE 模型。

在步骤 S13 中，自省变分自编码器 IntroVAE 模型是一种由变分自编码器 VAE 和对抗生成网络 GAN 结合而来的深度生成模型。变分自编码器是自动编码器的生成版本，通过优化一个变分下界来实现数据到先验分布的近似映射。VAE 的训练稳定，能够进行隐变量推断和对数似然估计，但是生成的样本比较模糊。对抗生成网络通过生成器和判别器之间的对抗，来学习真实数据的分布。GAN 可以生成逼真的清晰图像，但是存在训练不稳定的问题，这个问题在合成高分辨率图像上尤其严重。因此 IntroVAE 模型不仅在不引入额外的对抗判别器的情况下，克服了变分自编码器固有的合成图像趋于模糊的问题，生成高清稳定的图像，而且在不使用常用的多阶段多判别器策略下，实现了高分辨率图像合成的稳定训练。IntroVAE 模型能够自我评估其生成的样品的质量并相应地改进自身。将对抗学习引入 VAE 内部，实现了一种自省的学习，即模型自身能够判断其生成样本的质量并作出相应改变以提高性能。IntroVAE 模型的训练方式是训练编码器使得真实图像的隐变量接近先验分布，合成图像的隐变量偏离先验分布；与之相反的是，训练生成器使得合成图像的隐变量接近先验分布。同时，与 GAN 不同的是，编码器和生成器除了对抗外还要协同保证对输入图像的重建误差尽量小。对于真实数据来说，该方法的训练目标跟传统 VAE 完全一致，这极大地稳定了模型训练；对于合成数据来说，对抗的引入提高了样本的质量。

在本实施例中，在 IntroVAE 模型训练过程中，IntroVAE 模型中的编码器和解码器分别对应判别器和生成器。对抗性训练体现在：一方面，判别器的作用是为了判断潜在变量是有真实的数据经过编码器生成的，或者是由构造的数据通过编码器生成。另一方面，生成器的作用是为了使得通过生成数据编码出来的和真实数据编码出来的潜在变量尽可能相同。利用训练图像样本集合，重构损失以及 KL 散度基于 Adamax 优化算法迭代更新模型的参数达到训练 IntroVAE 模型的目的。

作为本申请一实施例，步骤 S13 可以包括：

基于重构损失和 KL 散度，计算所述二维图像和所述重构图像之间的损失值，得到重构损失值；

基于预先配置的损失函数，计算所述重构图像和所述采样图像之间的损失值，得到采样损失值；

基于所述重构损失值和所述采样损失值，对所述 IntroVAE 模型进行训练，

得到训练后的 IntroVAE 模型。

在本实施例中, 重构损失和 KL 散度都是损失函数, 用来计算重构后的损失。KL 散度是相对熵, 是两个概率分布间差异的非对称性度量。相对熵可以衡量两个随机分布之间的距离, 当两个随机分布相同时, 它们的相对熵为零, 当两个随机分布的差别增大时, 它们的相对熵也会增大。所以相对熵可以用于比较文本的相似度。在本实施例中, KL 散度和重构损失就是用来计算二维图像和重构图像之间的损失值。基于 KL 散度和重构损失的无监督训练, 计算二维图像和重构图像之间的损失值。其中重构损失的定义为 $L(X, X') = 1/2 \sum_{b,i,j,c=1}^{B,N,N,C} (X_{b,i,j,c} - X'_{b,i,j,c})^2$

其中, X 为二维图像, X' 为重构图像, B 为训练数据的批数量, N 为时间序列数据中每一子序列的长度, C 则为图像通道的数量, b 和 c 为 B 和 C 的变数, 且 b 和 c 为大于 0 的整数, i 和 j 为所述二维图像和所述重构图像的像素值, 且 i 和 j 为大于 0 的整数。潜在变量 Z 被分割成不相交的组 $z = \{z_1, z_2, \dots, z_G\}$, 其中 G 为组的数量, z_g 是其中一组潜在变量。对于每一个组, 有以下关系

$p(z) = \prod_{g=1}^G p(z_g | z_{<g})$, $q(z | \tilde{X}) = \prod_{g=1}^G q(z_g | z_{<g}, \tilde{X})$ 。其中假定 Z 的分布 $p(z)$ 是一系列的正态分布的阶乘。对于 z_g 中的第 i 个变量, 有以下关系: $p(z_g^i | z_{<g}) := N(\mu_i(z_{<g}), \sigma_i(z_{<g}))$ 。然后利用先验分布参数 $\Delta \mu_i$ 和 $\Delta \sigma_i$ 的相对值来确定后验分布: $q(z_g^i | z_{<g}, \tilde{X}) := N(\mu_i(z_{<g}) + \Delta \mu_i(z_{<g}, \tilde{X}), \sigma_i(z_{<g}) \cdot \Delta \sigma_i(z_{<g}, \tilde{X}))$, 对于第 g 组的第 i 个变量的 K-L 散度计算公式如下:

$$KL(q(z_g^i | z_{<g}, \tilde{X}) \| p(z_g^i | z_{<g})) = \frac{1}{2} \left(\frac{\Delta \mu_i^2}{\sigma_i^2} + \Delta \sigma_i^2 - \log \Delta \sigma_i^2 - 1 \right)。$$

KL 散度在这里是作为正则项去使得潜在变量的后验分布尽可能地去接近先验分布。整体的 KL 散度的计算公式如: $L_{KL}(X, Z) = \sum_{g=1, i=1}^{G, I_g} KL(q(z_g^i | z_{<g}, X) \| p(z_g^i | z_{<g}))$ 。

其中, Z 为潜在变量, z_g^i 为 Z_g 的第 i 个变量, G 为潜在变量的组数, I_g 为 Z_g 的长度。

基于重构损失以及 KL 散度作为损失函数的 VAE 训练过程可以对时间序列数据进行拟合, 但同时也可能对异常数据进行拟合。为了提高 IntroVAE 模型的性能, 引入了对抗性训练来拟合数据分布, 使重构数据的分布尽可能接近输入数据。

具体地, 对 IntroVAE 模型中的编码器与解码器, 随机初始化编码器与解码器的参数。对编码器输入二维图像, 编码器获得潜在变量 Z , 将潜在变量 Z 作为解码器的输入, 获得重构图像。根据重构损失和 KL 散度基于 Adamax 算法更新编码器和解码器的参数。然后, 根据潜在变量的先验分布采样出采样变量, 将采样变量输入解码器获得采样图像。基于预先配置的损失函数应用 Adamax 算法更新编码器的参数。预先配置的损失函数为重构损失函数和 KL 散度。预先

配置的损失函数为 $L_g \leftarrow L_r(\tilde{X}, \hat{X}) + \alpha L_{KL}(\hat{X}, Z_r) + \alpha L_{KL}(\hat{X}_p, Z_{pp})$, 其中, Z_r 为重构图像再次输入编码器得到的变量, Z_{pp} 为采样图像再次输入编码器得到的变量, α 和 β 是作为参数, 需要通过重复的训练寻找到最优的数值。通过训练样本集合和重构损失以及 KL 散度基于 Adamax 优化算法得到的重构损失值和采样损失值, 去训练 IntroVAE 模型, 得到训练后的 IntroVAE 模型。

S14: 利用所述训练后的 IntroVAE 模型, 计算所述二维图像与所述重构图像之间的损失值, 得到目标损失值; 其中, 所述目标损失值用于表征所述一维时间序列数据是否存在异常。

在步骤 S14 中, 训练后的 IntroVAE 模型自身能够判断其生成样本的质量, 并作出相应改变以提高性能。目标损失值是由一维时间序列数据转换得到的二维图像与利用训练后的 IntroVAE 模型对二维图像进行重构得到的重构图像之间的差异值。因为二维图像是真实数据, 是由待检测的一维时间序列转换得到的。而重构图像是经过 IntroVAE 模型重构得到的理想数据, 所以它们之间的差异能检测一维时间序列数据的异常。

通过将待检测时间数据输入到 IntroVAE 模型, 经过二维图像编码, 再计算重构后的重构图像与输入的二维图像的重构损失, 当损失超过一定阈值的时候将该点判定为异常点。将时间序列的异常点检测的问题转换到图像的异常点检测的问题, 检测结果更为直观简单。

作为本实施例一种实现的方式, 还包括:

当所述目标损失值超过预先设定阈值时, 发出警报。

警报是检测到待检测的时间序列数据中存在异常的数据。通过计算待检测的时间序列数据转换得到的二维图像和由二维图像重构得到的重构图像之间的重构损失, 得到的目标损失值。用目标损失值来表征时间序列数据是否存在异常, 并预先设定一定的阈值来检测时间序列数据。

相应于上面的方法实施例, 本申请实施例还提供了一种时间序列数据检测装置, 如图 3 所示, 该装置 30 可以包括以下模块:

转换模块 31, 用于对待检测的一维时间序列数据进行转换操作, 得到二维图像;

重构模块 32, 用于基于所述二维图像进行图像重构, 得到与所述一维时间序列数据关联的重构图像, 以及包含所述重构图像的训练图像样本集合;

训练模块 33, 用于利用所述训练图像样本集合, 对自省变分自编码器 IntroVAE 模型进行训练, 得到训练后的 IntroVAE 模型;

检测模块 34, 用于利用所述训练后的 IntroVAE 模型, 计算所述二维图像与所述重构图像之间的损失值, 得到目标损失值; 其中, 所述目标损失值用于表征所述一维时间序列数据是否存在异常。

应当理解的是, 图 3 示出的时间序列数据检测装置的结构框图中, 各模块用于执行图 1 对应的实施例中的各步骤, 而对于图 1 对应的实施例中的各步骤已在上述实施例中进行详细解释, 具体请参阅图 1 以及图 1 所对应的实施例中

的相关描述，此处不再赘述。

图 4 是本申请一实施例提供的一种设备的结构框图。如图 4 所示，该实施例的设备 40 包括：处理器 41、存储器 42 以及存储在所述存储器 42 中并可在所述处理器 41 上运行的计算机程序 43，例如时间序列数据检测方法的程序。处理器 41 执行所述计算机程序 43 时实现上述各个时间序列数据检测方法各实施例中的步骤，例如图 1 所示的 S11 至 S14。或者，所述处理器 41 执行所述计算机程序 43 时实现上述图 3 对应的实施例各模块的功能，例如，图 3 所示的模块 31 至 34 的功能，具体请参阅图 3 对应的实施例中的相关描述，此处不赘述。

示例性的，所述计算机程序 43 可以被分割成一个或多个模块，所述一个或者多个模块被存储在所述存储器 42 中，并由所述处理器 41 执行，以完成本申请。所述一个或多个模块可以是能够完成特定功能的一系列计算机程序指令段，该指令段用于描述所述计算机程序 43 在所述设备 40 中的执行过程。例如，所述计算机程序 43 可以被分割成转换模块、重构模块、训练模块和检测模块，各模块具体功能如上所述。

所述转台设备可包括，但不仅限于，处理器 41、存储器 42。本领域技术人员可以理解，图 4 仅仅是设备 40 的示例，并不构成对设备 40 的限定，可以包括比图示更多或更少的部件，或者组合某些部件，或者不同的部件，例如所述转台设备还可以包括输入输出设备、网络接入设备、总线等。

所称处理器 41 可以是中央处理单元（Central Processing Unit, CPU），还可以是其他通用处理器、数字信号处理器（Digital Signal Processor, DSP）、专用集成电路（Application Specific Integrated Circuit, ASIC）、现成可编程门阵列（Field-Programmable Gate Array, FPGA）或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。

所述存储器 42 可以是所述设备 40 的内部存储单元，例如设备 40 的硬盘或内存。所述存储器 42 也可以是所述设备 40 的外部存储设备，例如所述设备 40 上配备的插接式硬盘，智能存储卡（Smart Media Card, SMC），安全数字（Secure Digital, SD）卡，闪存卡（Flash Card）等。进一步地，所述存储器 42 还可以既包括所述设备 40 的内部存储单元也包括外部存储设备。所述存储器 42 用于存储所述计算机程序以及所述转台设备所需的其他程序和数据。所述存储器 42 还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

在一个实施例中，提供了一个或多个存储有计算机可读指令的可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有计算机可读指令，所述计算机可读指令被一个或多个处理器执行时，使得所述一个或多个处理器执行时实现上述实施例中时间序列数据检测方法。本实施例中的可读存储介质包括非易失性可读存储介质和易失性可读存储介质。

本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程，是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成，所述的计算机程序可存储于

一计算机存储介质中，该计算机程序在执行时，可包括如上述各方法的实施例的流程。其中，本申请所提供的各实施例中所使用的对存储器、存储、数据库或其它介质的任何引用，均可包括非易失性和/或易失性存储器。非易失性存储器可包括只读存储器（ROM）、可编程 ROM（PROM）、电可编程 ROM（EPROM）、电可擦除可编程 ROM（EEPROM）或闪存。易失性存储器可包括随机存取存储器（RAM）或者外部高速缓冲存储器。作为说明而非局限，RAM 以多种形式可得，诸如静态 RAM（SRAM）、动态 RAM（DRAM）、同步 DRAM（SDRAM）、双数据率 SDRAM（DDRSDRAM）、增强型 SDRAM（ESDRAM）、同步链路（Synchlink）DRAM（SLDRAM）、存储器总线（Rambus）直接 RAM（RDRAM）、直接存储器总线动态 RAM（DRDRAM）、以及存储器总线动态 RAM（RDRAM）等。

以上所述实施例仅用以说明本申请的技术方案，而非对其限制；尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明，本领域的普通技术人员应当理解：其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改，或者对其中部分技术特征进行等同替换；而这些修改或者替换，并不使相应技术方案的本质脱离本申请各实施例技术方案的精神和范围，均应包含在本申请的保护范围之内。

权 利 要 求 书

1. 一种时间序列数据检测方法，其中，包括：
对待检测的一维时间序列数据进行转换操作，得到二维图像；
基于所述二维图像进行图像重构，得到与所述一维时间序列数据关联的重构图像，以及包含所述重构图像的训练图像样本集合；
利用所述训练图像样本集合，对自省变分自编码器 IntroVAE 模型进行训练，得到训练后的 IntroVAE 模型；
利用所述训练后的 IntroVAE 模型，计算所述二维图像与所述重构图像之间的损失值，得到目标损失值；其中，所述目标损失值用于表征所述一维时间序列数据是否存在异常。
2. 根据权利要求 1 所述的方法，其中，所述对待检测的一维时间序列数据进行转换操作，得到二维图像，包括：
基于 GAF 算法对所述一维时间序列数据进行转换得到 GAF 图像；
基于递归图对所述一维时间序列数据进行编码得到 REC 图像；
基于所述 GAF 图像和所述 REC 图像生成所述二维图像。
3. 根据权利要求 2 所述的方法，其中，所述基于 GAF 算法对所述一维时间序列数据进行转换得到 GAF 图像，包括：
将一维时间序列数据进行缩放，得到缩放后的一维时间序列数据；
将所述缩放后的一维时间序列数据用极坐标表示，得到 GAF 图像。
4. 根据权利要求 1 所述的方法，其中，所述基于所述二维图像进行图像重构，得到与所述一维时间序列数据关联的重构图像，以及包含所述重构图像的训练图像样本集合，包括：
对所述二维图像进行多层次提取，获得所述二维图像对应的潜在变量；
对所述潜在变量进行编码，得到重构图像；
基于对所述潜在变量的先验分布进行采样得到的采样变量，获得采样图像；
基于所述重构图像与所述采样图像进行样本集合构建，得到训练图像样本集合。
5. 根据权利要求 1 所述的方法，其中，所述利用所述训练图像样本集合，对自省变分自编码器 IntroVAE 模型进行训练，得到训练后的 IntroVAE 模型，包括：
基于重构损失和 KL 散度，计算所述二维图像和所述重构图像之间的损失值，得到重构损失值；
基于预先配置的损失函数，计算所述重构图像和所述训练图像样本集合中采样图像之间的损失值，得到采样损失值；
基于所述重构损失值和所述采样损失值，对所述 IntroVAE 模型进行训练，得到训练后的 IntroVAE 模型。
6. 根据权利要求 5 所述的方法，其中，所述基于重构损失和 KL 散度，计算所述二维图像和所述重构图像之间的损失值，得到重构损失值，包括：

通过以下公式，计算所述二维图像和所述重构图像之间的损失值：

$$L(X, X') = 1/2 \sum_{b,i,j,c=1}^{B,N,N,C} (X_{b,i,j,c} - X'_{b,i,j,c})^2$$

其中， $L(X, X')$ 为所述重构损失函数， X 为所述二维图像， X' 为所述重构图像， B 是所述二维图像的数量， N 为所述一维时间序列数据中每一子序列的长度， C 为图像通道的数量， b 和 c 为 B 和 C 的变数，且 b 和 c 为大于 0 的整数， i 和 j 为所述二维图像和所述重构图像的像素值，且 i 和 j 为大于 0 的整数，

$\sum_{b,i,j,c=1}^{B,N,N,C} (X_{b,i,j,c} - X'_{b,i,j,c})^2$ 为所述二维图像和所述重构图像之间差值的平方求和；

通过以下公式，计算所述二维图像和所述二维图像的潜在变量之间的损失值，得到重构损失值：

$$L_{KL}(X, Z) = \sum_{g=1, i=1}^{G, I_g} KL(q(z_g^i | z_{<g}, X) \| p(z_g^i | z_{<g}));$$

其中， $L_{KL}(X, Z)$ 为所述二维图像和所述二维图像的潜在变量的 KL 散度函数， X 为所述二维图像， Z 为所述潜在变量， Z_g 为所述潜在变量中的第 g 组，且 g 为大于 0 的整数， z_g^i 为 Z_g 的第 i 个变量，且 i 为大于 0 的整数， $z_{<g}$ 表示为潜在变量 Z_1 至潜在变量 Z_{g-1} 的任一潜在变量， G 为所述潜在变量的组数， I_g 为 Z_g 的长度， $p(z_g^i | z_{<g})$ 为先验分布， $q(Z_g^i | Z_g, X)$ 为后验分布， $q(Z_g^i | Z_g, X) \| p(z_g^i | z_{<g})$ 表示所述潜在变量的后验分布近似先验分布。

7. 根据权利要求 1 所述的方法，其中，所述方法还包括：

当所述目标损失值超过预先设定阈值时，发出警报。

8. 一种时间序列数据检测装置，其中，包括：

转换模块，用于对待检测的一维时间序列数据进行转换操作，得到二维图像；

重构模块，用于基于所述二维图像进行图像重构，得到与所述一维时间序列数据关联的重构图像，以及包含所述重构图像的训练图像样本集合；

训练模块，用于利用所述训练图像样本集合，对自省变分自编码器 IntroVAE 模型进行训练，得到训练后的 IntroVAE 模型；

检测模块，用于利用所述训练后的 IntroVAE 模型，计算所述二维图像与所述重构图像之间的损失值，得到目标损失值；其中，所述目标损失值用于表征所述一维时间序列数据是否存在异常。

9. 一种计算机设备，包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上运行的可读存储介质，其中，所述处理器执行所述可读存储介质时实现如下步骤：

对待检测的一维时间序列数据进行转换操作，得到二维图像；

基于所述二维图像进行图像重构，得到与所述一维时间序列数据关联的重构图像，以及包含所述重构图像的训练图像样本集合；

利用所述训练图像样本集合,对自省变分自编码器 IntroVAE 模型进行训练,得到训练后的 IntroVAE 模型;

利用所述训练后的 IntroVAE 模型,计算所述二维图像与所述重构图像之间的损失值,得到目标损失值;其中,所述目标损失值用于表征所述一维时间序列数据是否存在异常。

10. 如权利要求 9 所述的计算机设备,其中,所述对待检测的一维时间序列数据进行转换操作,得到二维图像,包括:

基于 GAF 算法对所述一维时间序列数据进行转换得到 GAF 图像;

基于递归图对所述一维时间序列数据进行编码得到 REC 图像;

基于所述 GAF 图像和所述 REC 图像生成所述二维图像。

11. 如权利要求 10 所述的计算机设备,其中,所述基于 GAF 算法对所述一维时间序列数据进行转换得到 GAF 图像,包括:

将一维时间序列数据进行缩放,得到缩放后的一维时间序列数据;

将所述缩放后的一维时间序列数据用极坐标表示,得到 GAF 图像。

12. 如权利要求 9 所述的计算机设备,其中,所述基于所述二维图像进行图像重构,得到与所述一维时间序列数据关联的重构图像,以及包含所述重构图像的训练图像样本集合,包括:

对所述二维图像进行多层次提取,获得所述二维图像对应的潜在变量;

对所述潜在变量进行编码,得到重构图像;

基于对所述潜在变量的先验分布进行采样得到的采样变量,获得采样图像;

基于所述重构图像与所述采样图像进行样本集合构建,得到训练图像样本集合。

13. 如权利要求 9 所述的计算机设备,其中,所述利用所述训练图像样本集合,对自省变分自编码器 IntroVAE 模型进行训练,得到训练后的 IntroVAE 模型,包括:

基于重构损失和 KL 散度,计算所述二维图像和所述重构图像之间的损失值,得到重构损失值;

基于预先配置的损失函数,计算所述重构图像和所述训练图像样本集合中采样图像之间的损失值,得到采样损失值;

基于所述重构损失值和所述采样损失值,对所述 IntroVAE 模型进行训练,得到训练后的 IntroVAE 模型。

14. 如权利要求 13 所述的计算机设备,其中,所述基于重构损失和 KL 散度,计算所述二维图像和所述重构图像之间的损失值,得到重构损失值,包括:

通过以下公式,计算所述二维图像和所述重构图像之间的损失值:

$$L(X, X') = 1/2 \sum_{b,i,j,c=1}^{B,N,N,C} (X_{b,i,j,c} - X'_{b,i,j,c})^2$$

其中, $L(X, X')$ 为所述重构损失函数, X 为所述二维图像, X' 为所述重构图像, B 为所述二维图像的数量, N 为所述一维时间序列数据中每一子序列的长度, C 为图像通道的数量, b 和 c 为 B 和 C 的变数,且 b 和 c 为大于 0 的整数,

i 和 j 为所述二维图像和所述重构图像的像素值, 且 i 和 j 为大于 0 的整数,

$\sum_{b,i,j,c=1}^{B,N,N,C} (X_{b,i,j,c} - X'_{b,i,j,c})^2$ 为所述二维图像和所述重构图像之间差值的平方求和;

通过以下公式, 计算所述二维图像和所述二维图像的潜在变量之间的损失值, 得到重构损失值:

$$L_{KL}(X, Z) = \sum_{g=1, i=1}^{G, I_g} KL(q(z_g^i | z_{<g}, X) \| p(z_g^i | z_{<g}));$$

其中, $L_{KL}(X, Z)$ 为所述二维图像和所述二维图像的潜在变量的 KL 散度函数,

X 为所述二维图像, Z 为所述潜在变量, Z_g 为所述潜在变量中的第 g 组, 且 g 为大于 0 的整数, z_g^i 为 Z_g 的第 i 个变量, 且 i 为大于 0 的整数, $z_{<g}$ 表示为潜在变量 Z_1 至潜在变量 Z_{g-1} 的任一潜在变量, G 为所述潜在变量的组数, I_g 为 Z_g 的长度, $p(z_g^i | z_{<g})$ 为先验分布, $q(Z_g^i | Z_g, X)$ 为后验分布, $q(Z_g^i | Z_g, X) \| p(z_g^i | z_{<g})$ 表示所述潜在变量的后验分布近似先验分布。

15. 一个或多个存储有计算机可读指令的可读存储介质, 所述计算机可读存储介质存储有计算机可读指令, 其中, 所述计算机可读指令被一个或多个处理器执行时, 使得所述一个或多个处理器执行如下步骤:

对待检测的一维时间序列数据进行转换操作, 得到二维图像;

基于所述二维图像进行图像重构, 得到与所述一维时间序列数据关联的重构图像, 以及包含所述重构图像的训练图像样本集合;

利用所述训练图像样本集合, 对自省变分自编码器 IntroVAE 模型进行训练, 得到训练后的 IntroVAE 模型;

利用所述训练后的 IntroVAE 模型, 计算所述二维图像与所述重构图像之间的损失值, 得到目标损失值; 其中, 所述目标损失值用于表征所述一维时间序列数据是否存在异常。

16. 如权利要求 15 所述的可读存储介质, 其中, 所述对待检测的一维时间序列数据进行转换操作, 得到二维图像, 包括:

基于 GAF 算法对所述一维时间序列数据进行转换得到 GAF 图像;

基于递归图对所述一维时间序列数据进行编码得到 REC 图像;

基于所述 GAF 图像和所述 REC 图像生成所述二维图像。

17. 如权利要求 16 所述的可读存储介质, 其中, 所述基于 GAF 算法对所述一维时间序列数据进行转换得到 GAF 图像, 包括:

将一维时间序列数据进行缩放, 得到缩放后的一维时间序列数据;

将所述缩放后的一维时间序列数据用极坐标表示, 得到 GAF 图像。

18. 如权利要求 15 所述的可读存储介质, 其中, 所述基于所述二维图像进行图像重构, 得到与所述一维时间序列数据关联的重构图像, 以及包含所述重构图像的训练图像样本集合, 包括:

对所述二维图像进行多层次提取, 获得所述二维图像对应的潜在变量;

对所述潜在变量进行编码，得到重构图像；

基于对所述潜在变量的先验分布进行采样得到的采样变量，获得采样图像；

基于所述重构图像与所述采样图像进行样本集合构建，得到训练图像样本集合。

19. 如权利要求 15 所述的可读存储介质，其中，所述利用所述训练图像样本集合，对自省变分自编码器 IntroVAE 模型进行训练，得到训练后的 IntroVAE 模型，包括：

基于重构损失和 KL 散度，计算所述二维图像和所述重构图像之间的损失值，得到重构损失值；

基于预先配置的损失函数，计算所述重构图像和所述训练图像样本集合中采样图像之间的损失值，得到采样损失值；

基于所述重构损失值和所述采样损失值，对所述 IntroVAE 模型进行训练，得到训练后的 IntroVAE 模型。

20. 如权利要求 19 所述的可读存储介质，其中，所述基于重构损失和 KL 散度，计算所述二维图像和所述重构图像之间的损失值，得到重构损失值，包括：

通过以下公式，计算所述二维图像和所述重构图像之间的损失值：

$$L(X, X') = 1/2 \sum_{b,i,j,c=1}^{B,N,N,C} (X_{b,i,j,c} - X'_{b,i,j,c})^2$$

其中， $L(X, X')$ 为所述重构损失函数， X 为所述二维图像， X' 为所述重构图像， B 是所述二维图像的数量， N 为所述一维时间序列数据中每一子序列的长度， C 为图像通道的数量， b 和 c 为 B 和 C 的变数，且 b 和 c 为大于 0 的整数， i 和 j 为所述二维图像和所述重构图像的像素值，且 i 和 j 为大于 0 的整数，

$\sum_{b,i,j,c=1}^{B,N,N,C} (X_{b,i,j,c} - X'_{b,i,j,c})^2$ 为所述二维图像和所述重构图像之间差值的平方求和；

通过以下公式，计算所述二维图像和所述二维图像的潜在变量之间的损失值，得到重构损失值：

$$L_{KL}(X, Z) = \sum_{g=1, i=1}^{G, I_g} KL(q(z_g^i | z_{<g}, X) \| p(z_g^i | z_{<g}));$$

其中， $L_{KL}(X, Z)$ 为所述二维图像和所述二维图像的潜在变量的 KL 散度函数， X 为所述二维图像， Z 为所述潜在变量， Z_g 为所述潜在变量中的第 g 组，且 g 为大于 0 的整数， z_g^i 为 Z_g 的第 i 个变量，且 i 为大于 0 的整数， $z_{<g}$ 表示为潜在变量 Z_1 至潜在变量 Z_{g-1} 的任一潜在变量， G 为所述潜在变量的组数， I_g 为 Z_g 的长度， $p(z_g^i | z_{<g})$ 为先验分布， $q(Z_g^i | Z_g, X)$ 为后验分布， $q(Z_g^i | Z_g, X) \| p(z_g^i | z_{<g})$ 表示所述潜在变量的后验分布近似先验分布。

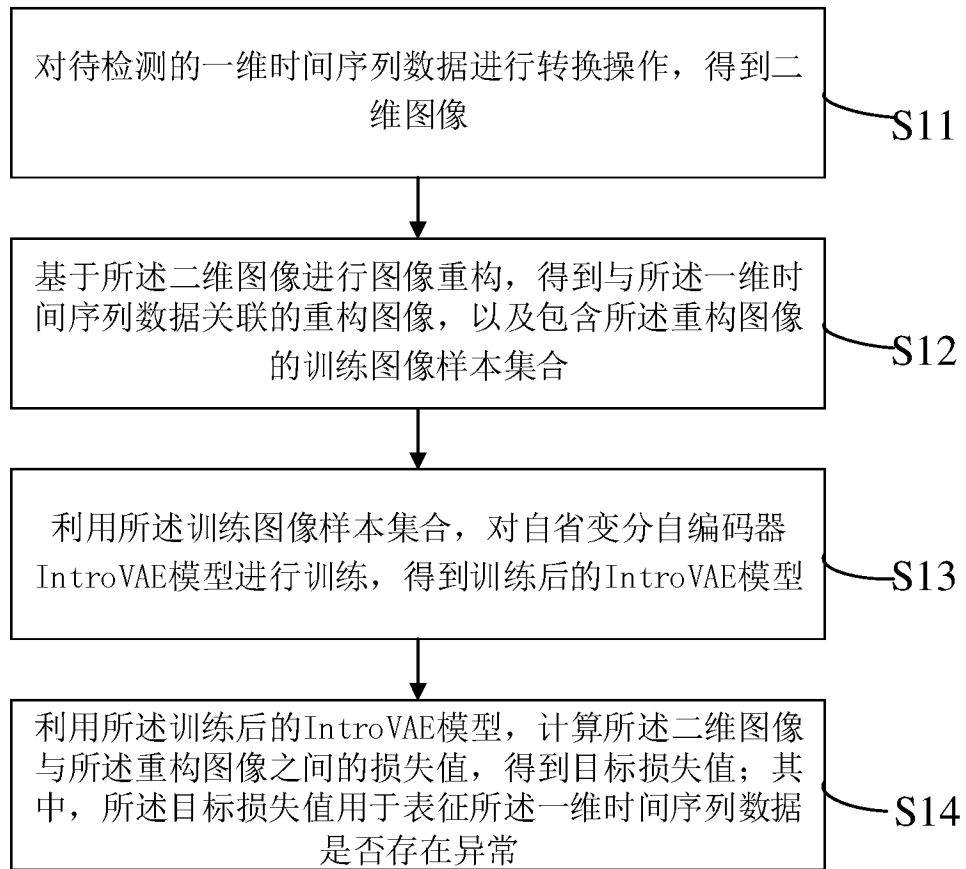


图 1

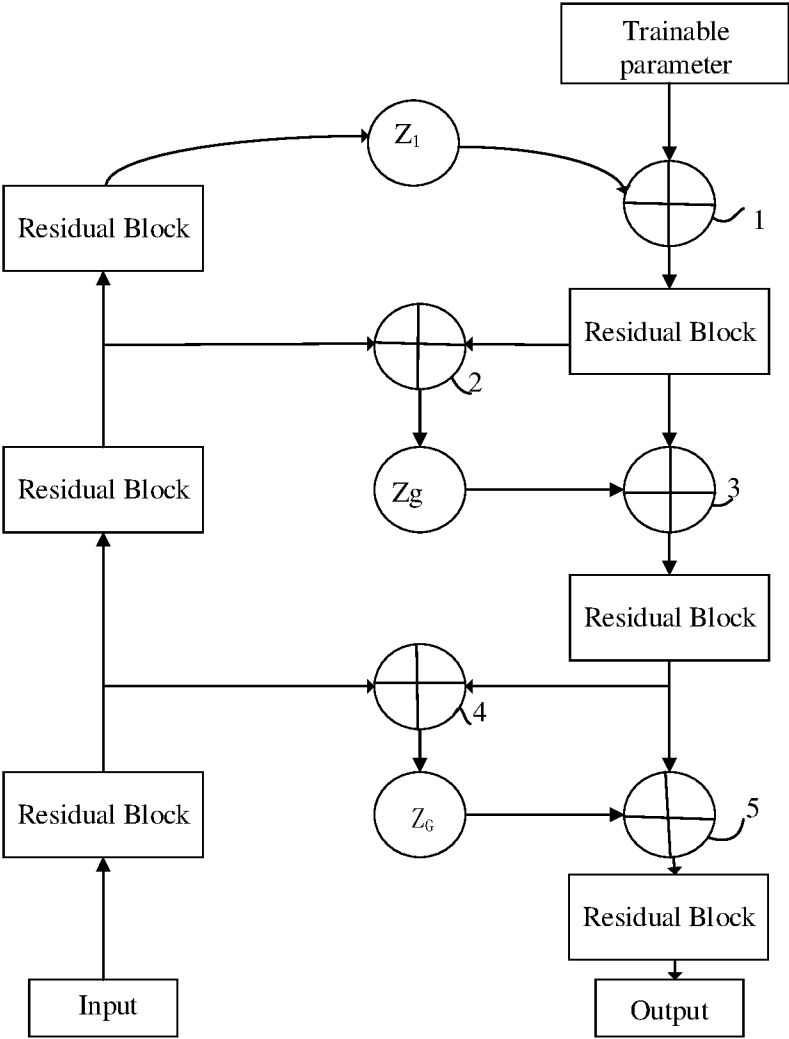


图 2

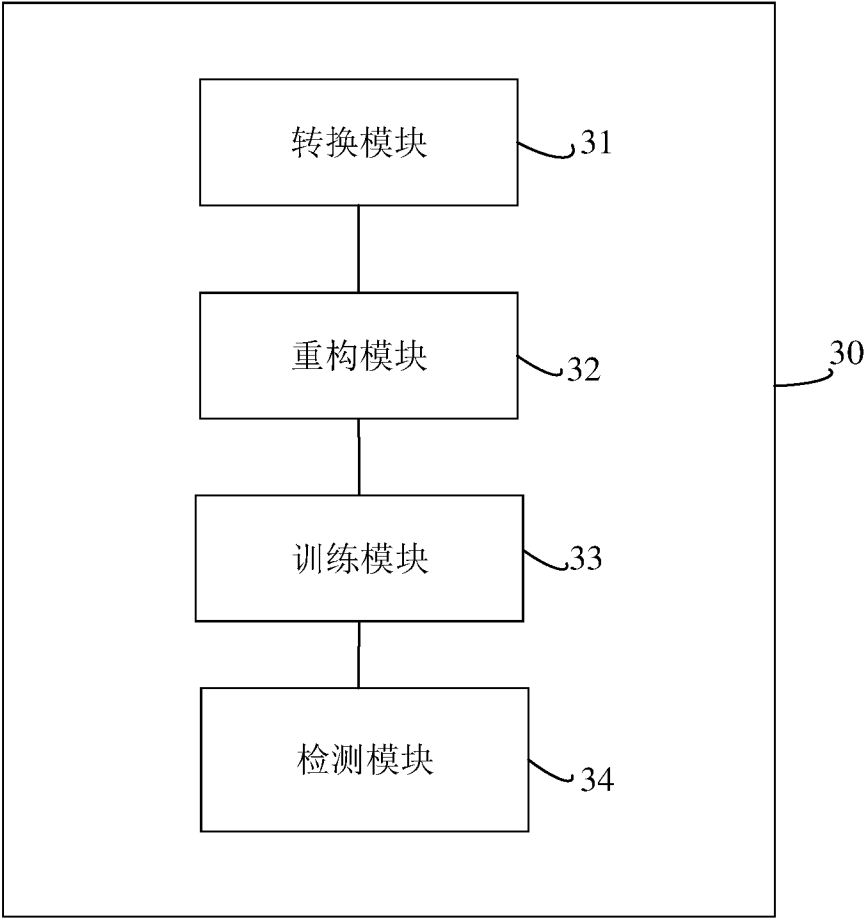


图 3

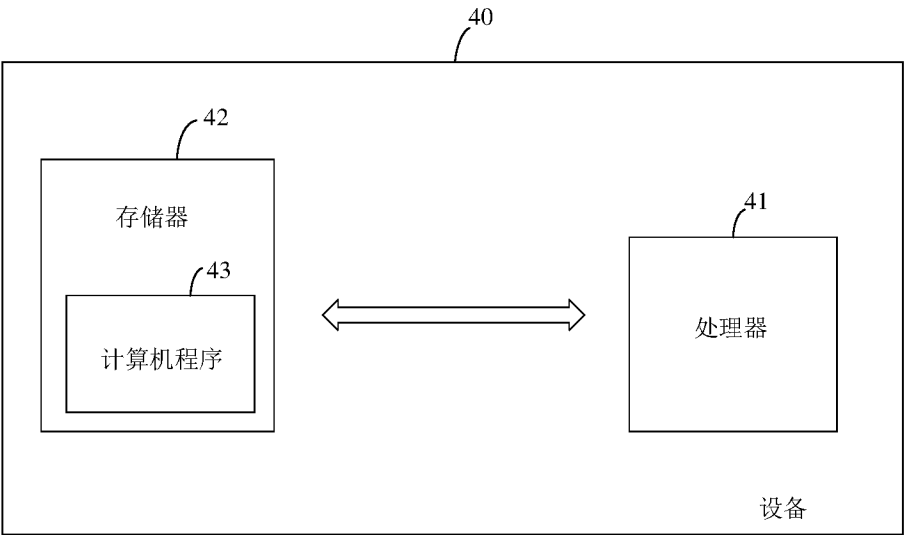


图 4

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2022/089438

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER G06T 7/00(2017.01)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) CNABS; CNTXT; EPTXT; VEN; WOTXT; USTXT; CNKI; IEEE: 时间序列, 异常, 检测, 二维, 图像, 重构, 训练, 自省变分自编码器, 损失, 编码, 采样, 散度, time sequence, abnormal, detect, 2D, image, reconstruction, train, introspective variational autoencoder, IntroVAE, loss, encode, sample, divergence																				
C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT <table border="1"> <thead> <tr> <th>Category*</th> <th>Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages</th> <th>Relevant to claim No.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Y</td> <td>CN 112732785 A (PING AN TECHNOLOGY (SHENZHEN) CO., LTD.) 30 April 2021 (2021-04-30) description, paragraphs 78-190</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>KOBAYASHI, Kazuma et al. "Learning Global and Local Features of Normal Brain Anatomy for Unsupervised Abnormality Detection" <i>arXiv: 2005.12573v3 [eess.IV]</i>, 08 May 2021 (2021-05-08), pages 1-10</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>HUANG, Huaibo et al. "IntroVAE: Introspective Variational Autoencoders for Photographic Image Synthesis" <i>arXiv: 1807.06358v2 [cs.LG]</i>, 27 October 2018 (2018-10-27), pp. 1-20</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 112200244 A (XI'AN JIAOTONG UNIVERSITY) 08 January 2021 (2021-01-08) entire document</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>US 10373055 B1 (DEEPMIND TECHNOLOGIES LIMITED) 06 August 2019 (2019-08-06) entire document</td> <td>1-20</td> </tr> </tbody> </table>			Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.	Y	CN 112732785 A (PING AN TECHNOLOGY (SHENZHEN) CO., LTD.) 30 April 2021 (2021-04-30) description, paragraphs 78-190	1-20	Y	KOBAYASHI, Kazuma et al. "Learning Global and Local Features of Normal Brain Anatomy for Unsupervised Abnormality Detection" <i>arXiv: 2005.12573v3 [eess.IV]</i> , 08 May 2021 (2021-05-08), pages 1-10	1-20	Y	HUANG, Huaibo et al. "IntroVAE: Introspective Variational Autoencoders for Photographic Image Synthesis" <i>arXiv: 1807.06358v2 [cs.LG]</i> , 27 October 2018 (2018-10-27), pp. 1-20	1-20	A	CN 112200244 A (XI'AN JIAOTONG UNIVERSITY) 08 January 2021 (2021-01-08) entire document	1-20	A	US 10373055 B1 (DEEPMIND TECHNOLOGIES LIMITED) 06 August 2019 (2019-08-06) entire document	1-20
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.																		
Y	CN 112732785 A (PING AN TECHNOLOGY (SHENZHEN) CO., LTD.) 30 April 2021 (2021-04-30) description, paragraphs 78-190	1-20																		
Y	KOBAYASHI, Kazuma et al. "Learning Global and Local Features of Normal Brain Anatomy for Unsupervised Abnormality Detection" <i>arXiv: 2005.12573v3 [eess.IV]</i> , 08 May 2021 (2021-05-08), pages 1-10	1-20																		
Y	HUANG, Huaibo et al. "IntroVAE: Introspective Variational Autoencoders for Photographic Image Synthesis" <i>arXiv: 1807.06358v2 [cs.LG]</i> , 27 October 2018 (2018-10-27), pp. 1-20	1-20																		
A	CN 112200244 A (XI'AN JIAOTONG UNIVERSITY) 08 January 2021 (2021-01-08) entire document	1-20																		
A	US 10373055 B1 (DEEPMIND TECHNOLOGIES LIMITED) 06 August 2019 (2019-08-06) entire document	1-20																		
☐ 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 12 October 2022		Date of mailing of the international search report 31 October 2022																		
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/CN2022/089438

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	112732785	A	30 April 2021	WO	2022141871	A1	07 July 2022
CN	112200244	A	08 January 2021	None			
US	10373055	B1	06 August 2019	US	10643131	B1	05 May 2020

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2022/089438

A. 主题的分类 G06T 7/00 (2017.01) 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)) CNABS; CNTXT; EPTXT; VEN; WOTXT; USTXT; CNKI; IEEE: 时间序列, 异常, 检测, 二维, 图像, 重构, 训练, 自省变分自编码器, 损失, 编码, 采样, 散度, time sequence, abnormal, detect, 2D, image, reconstruction, train, introspective variational autoencoder, IntroVAE, loss, encode, sample, divergence																				
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>Y</td> <td>CN 112732785 A (平安科技深圳有限公司) 2021年4月30日 (2021 - 04 - 30) 说明书第78-190段</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>KOBAYASHI, Kazuma 等. "Learning Global and Local Features of Normal Brain Anatomy for Unsupervised Abnormality Detection" arXiv: 2005.12573v3 [eess.IV], 2021年5月8日 (2021 - 05 - 08), 第1-10页</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>HUANG, Huaibo 等. "IntroVAE: Introspective Variational Autoencoders for Photographic Image Synthesis" arXiv: 1807.06358v2 [cs.LG], 2018年10月27日 (2018 - 10 - 27), 第1-20页</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 112200244 A (西安交通大学) 2021年1月8日 (2021 - 01 - 08) 全文</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>US 10373055 B1 (DEEPMIND TECHNOLOGIES LIMITED) 2019年8月6日 (2019 - 08 - 06) 全文</td> <td>1-20</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	Y	CN 112732785 A (平安科技深圳有限公司) 2021年4月30日 (2021 - 04 - 30) 说明书第78-190段	1-20	Y	KOBAYASHI, Kazuma 等. "Learning Global and Local Features of Normal Brain Anatomy for Unsupervised Abnormality Detection" arXiv: 2005.12573v3 [eess.IV], 2021年5月8日 (2021 - 05 - 08), 第1-10页	1-20	Y	HUANG, Huaibo 等. "IntroVAE: Introspective Variational Autoencoders for Photographic Image Synthesis" arXiv: 1807.06358v2 [cs.LG], 2018年10月27日 (2018 - 10 - 27), 第1-20页	1-20	A	CN 112200244 A (西安交通大学) 2021年1月8日 (2021 - 01 - 08) 全文	1-20	A	US 10373055 B1 (DEEPMIND TECHNOLOGIES LIMITED) 2019年8月6日 (2019 - 08 - 06) 全文	1-20
类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求																		
Y	CN 112732785 A (平安科技深圳有限公司) 2021年4月30日 (2021 - 04 - 30) 说明书第78-190段	1-20																		
Y	KOBAYASHI, Kazuma 等. "Learning Global and Local Features of Normal Brain Anatomy for Unsupervised Abnormality Detection" arXiv: 2005.12573v3 [eess.IV], 2021年5月8日 (2021 - 05 - 08), 第1-10页	1-20																		
Y	HUANG, Huaibo 等. "IntroVAE: Introspective Variational Autoencoders for Photographic Image Synthesis" arXiv: 1807.06358v2 [cs.LG], 2018年10月27日 (2018 - 10 - 27), 第1-20页	1-20																		
A	CN 112200244 A (西安交通大学) 2021年1月8日 (2021 - 01 - 08) 全文	1-20																		
A	US 10373055 B1 (DEEPMIND TECHNOLOGIES LIMITED) 2019年8月6日 (2019 - 08 - 06) 全文	1-20																		
☐ 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		国际检索报告邮寄日期																		
2022年10月12日		2022年10月31日																		
ISA/CN的名称和邮寄地址		受权官员																		
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		赵静 电话号码 86-(20)-28958139																		

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2022/089438

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	112732785	A	2021年4月30日	WO	2022141871	A1	2022年7月7日
CN	112200244	A	2021年1月8日	无			
US	10373055	B1	2019年8月6日	US	10643131	B1	2020年5月5日