

(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



(10) 国际公布号

WO 2019/200746 A1

(43) 国际公布日

2019 年 10 月 24 日 (24.10.2019)

(51) 国际专利分类号:

A61B 5/0402 (2006.01)

(21) 国际申请号:

PCT/CN2018/095494

(22) 国际申请日:

2018 年 7 月 12 日 (12.07.2018)

(25) 申请语言:

中文

(26) 公布语言:

中文

(30) 优先权:

201810362786.X 2018年4月20日 (20.04.2018) 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: 王健宗(WANG, Jianzong); 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)。

吴天博(WU, Tianbo); 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)。

刘新卉(LIU, Xinhui); 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)。

田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。

刘莉红(LIU, Lihong); 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)。

马进(MA, Jin); 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)。

肖京(XIAO, Jing); 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: 深圳市明日今典知识产权代理事务所(普通合伙)(SHENZHEN MINGRIJINDIAN INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY FIRM (GENERAL));

中国广东省深圳市南山区南头街道智恒新兴产业园 E 区 01B 栋 405 室, 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, 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,

(54) Title: ECG SIGNAL DETECTION METHOD, DEVICE, COMPUTER APPARATUS, AND STORAGE MEDIUM

(54) 发明名称: ECG 信号的检测方法、装置、计算机设备和存储介质

将已知信号节奏类型的第一 ECG 信号输入至卷积神经网络中进行训练, 训练出对应的训练参数, 将得出训练参数的卷积神经网络作为 ECG 信号的检测模型

将待检测的第二 ECG 信号输入至所述 ECG 信号的检测模型中进行计算, 输出得到所述第二 ECG 信号信号节奏类型

S1

S1 Input a first ECG signal of a known signal rhythm type into a convolutional neural network and perform training to obtain corresponding training parameters, and use the convolutional neural network that obtained the training parameters as a detection model for an ECG signal

S2

S2 Input a second ECG signal under detection into the ECG signal detection model and perform calculation, so as to output a signal rhythm type of the second ECG signal

图 1

(57) Abstract: An ECG signal detection method, a device, a computer apparatus, and a storage medium. The method comprises: inputting a first ECG signal of a known signal rhythm type into a convolutional neural network and performing training to obtain corresponding training parameters, and using the convolutional neural network that obtained the training parameters as a detection model for an ECG signal (S1); inputting a second ECG signal under detection into the ECG signal detection model and performing calculation, so as to output a signal rhythm type of the second ECG signal (S2). The method is adopted to increase the accuracy of detecting a signal rhythm type.

(57) 摘要: 一种 ECG 信号的检测方法、装置、计算机设备和存储介质。方法包括: 将已知信号节奏类型的第一 ECG 信号输入至卷积神经网络中进行训练, 训练出对应的训练参数, 将得出训练参数的卷积神经网络作为 ECG 信号的检测模型 (S1); 将待检测的第二 ECG 信号输入至所述 ECG 信号的检测模型中进行计算, 输出得到所述第二 ECG 信号信号节奏类型 (S2)。通过该方法, 提升了检测信号节奏类型的准确率。



WO 2019/200746 A1

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))。

ECG信号的检测方法、装置、计算机设备和存储介质

[0001] 本申请要求于2018年4月20日提交中国专利局、申请号为201810362786X，发明名称为“ECG信号的检测方法、装置、计算机设备和存储介质”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

技术领域

[0002] 本申请涉及计算机技术领域，特别涉及一种ECG信号的检测方法、装置、计算机设备和存储介质。

背景技术

[0003] 心律失常指的是心脏电传导系统异常所引起的各种症状，包含心跳不规则、过快、或过慢的表现总称，是心血管疾病中重要的一组疾病。它可单独发病，亦可与其它心血管疾病伴发。心律失常的患者比例常年位于各种心血管疾病的前两位，严重危害我国居民的健康。因此，快速、准确的心律失常检测技术显得极为重要。

[0004] 由于心电图信号（ECG信号，Electrocardiogram）的多样性以及噪声的存在，机器检测存在较大的误差，目前，主流的心律失常检测技术是通过专家对ECG信号进行人工诊断，其诊断速度低、诊断效率低，其耗费大量的人力和物力成本。

发明概述

技术问题

[0005] 本申请的主要目的为提供一种ECG信号的检测方法、装置、计算机设备和存储介质，克服人工诊断心律失常时诊断速度低、诊断效率低的缺陷。

问题的解决方案

技术解决方案

[0006] 为实现上述目的，本申请提供一种ECG信号的检测方法，包括以下步骤：

[0007] 将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数，将得出训练参数的卷积神经网络作为ECG信号的检测模型；

- [0008] 将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号的信号节奏类型。
- [0009] 本申请还提供了一种ECG信号的检测装置，包括：
- [0010] 训练单元，用于将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数，将得出训练参数的卷积神经网络作为ECG信号的检测模型；
- [0011] 检测单元，用于将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号的信号节奏类型。
- [0012] 本申请还提供一种计算机设备，包括存储器和处理器，所述存储器中存储有计算机可读指令，所述处理器执行所述计算机可读指令时实现上述方法的步骤。
- [0013] 本申请还提供一种计算机非易失性可读存储介质，其上存储有计算机可读指令，所述计算机可读指令被处理器执行时实现上述方法的步骤。

发明的有益效果

有益效果

- [0014] 本申请中提供的ECG信号的检测方法、装置、计算机设备和存储介质，将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数，将得出训练参数的卷积神经网络作为ECG信号的检测模型；将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号的信号节奏类型；训练完成的ECG信号检测模型可替代医学专家全自动检测患者ECG信号中的信号节奏类型，节约大量的人力和物力成本；同时，其检测患者ECG信号中的信号节奏类型的准确率可以达到甚至超过专家。

对附图的简要说明

附图说明

- [0015] 图1 是本申请一实施例中ECG信号的检测方法步骤示意图；
- [0016] 图2 是本申请另一实施例中ECG信号的检测方法步骤示意图；
- [0017] 图3 是本申请一实施例中ECG信号的检测装置结构框图；
- [0018] 图4 是本申请另一实施例中ECG信号的检测装置结构框图；
- [0019] 图5 是本申请又一实施例中ECG信号的检测装置结构框图；

[0020] 图6 为本申请一实施例的计算机设备的结构示意图。

实施该发明的最佳实施例

本发明的最佳实施方式

[0021] 参照图1，本申请实施例中提供了一种ECG信号的检测方法，包括以下步骤：

[0022] 步骤S1，将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数，将得出训练参数的卷积神经网络作为ECG信号的检测模型；

[0023] 在本步骤S1中，ECG信号通常包括14种信号节奏类型，其中12种异常节奏，一种窦节奏以及一种噪声节奏，信号节奏表达的是ECG信号的状态信息，当检测到ECG信号为上述12种异常节奏的任意一种信号节奏类型时，则可以判定该ECG信号的来源患者为心律异常。因此，检测ECG信号的信号节奏类型成为检测患者是否患有心律异常的科学手段。

[0024] 本实施例中，第一ECG信号的信号节奏类型为预先已知。上述卷积神经网络（Convolutional Neural Networks，CNN）具体可以为Sequence to sequence CNN模型，该模型是一种深度学习网络，用于一维时间序列模型，正好适用于心电图时间序列数据（即心电图信号数据）；因此，用于对心电图信号进行训练时更加准确、快速。

[0025] 具体地，上述第一ECG信号的来源可以是历史检测数据库中已经检测好的ECG信号中选取的，也可以是通过临时采集并标记好信号节奏类型。例如，在具体的一个实施例中，寻找尽量多的目标病人佩戴心脏监测设备连续对其心律监测多日，收集多个持续n秒（一般小于60秒）频率为200Hz的ECG信号；收集到上述ECG信号之后，通过专家（医生）对上述ECG信号划分区域，专家根据每个区域的ECG信号特征判断信号节奏类型，并使用标注工具进行标注，即标注每个区域的ECG信号的具体信号节奏类型。将上述标注有信号节奏类型的ECG信号作为第一ECG信号。

[0026] 具体地，将上述第一ECG信号输入至卷积神经网络中，根据未知的训练参数训练输出未知的训练结果，该训练结果与训练参数相关联，不同的训练参数得出不同的训练结果；训练时，将上述第一ECG信号输入至卷积神经网络中，我们

希望得到的预期输出的训练结果即第一ECG信号的信号节奏类型。而训练之前已经知道第一ECG信号的信号节奏类型，只需将第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，并使得输出的训练结果为所述第一ECG信号已知的信号节奏类型，或者使得输出的训练结果趋近于所述第一ECG信号已知的信号节奏类型；则可以得出卷积神经网络用在本实施例中ECG信号的信号节奏类型进行检测时的训练参数。将训练参数输入至卷积神经网络中则得到ECG信号的检测模型，该训练完成的ECG信号的检测模型则可以用于对未知的ECG信号进行检测，预测结果，从而替代人工检测，降低人力、物力成本；且检测速度明显提升，检测效率得到提高。

[0027] 步骤S2，将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号的信号节奏类型。

[0028] 在本步骤S2中，所述ECG信号的检测模型即为上述步骤S1中训练完成得到的检测模型，此时，若有新的患者需要检测是否患有心律失常，则可以通过医疗设备采集其第二ECG信号，或者接收到医疗设备采集的第二ECG信号时，将待检测的第二ECG信号输入至上述ECG信号的检测模型中计算，该ECG信号的检测模型输出的则是对第二ECG信号的预测结果，即预测出第二ECG信号的信号节奏类型，从而根据预测结果判断患者是否患有心律失常。通过机器全自动检测患者ECG信号中的信号节奏类型，从而根据信号节奏类型判断患者是否存在心律失常，提高诊断心律失常的诊断速度，节约大量的人力和物力成本；同时，其诊断准确率可以达到甚至超过专家。

[0029] 参照图2，在一实施例中，上述将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数的步骤之前，包括：

[0030] 步骤S101，对所述第一ECG信号进行标准化处理。

[0031] 在本步骤中，标准化处理为卷积神经网络常用方法，主要用于将第一ECG信号标准化至指定范围内。本实施例中，将第一ECG信号标准化至均值为0方差为1，作为卷积神经网络的输入；卷积神经网络输出时，则可以每1s输出一个对第一ECG信号的预测结果，所有的预测结果合起来对应整个第一ECG信号序列。具体地，上述标准化处理过程为对每一秒ECG信号数据减去所有ECG信号数据的

均值再除以所有ECG信号数据的标准差。应当理解的是，在上述步骤S2中检测第二ECG信号的信号节奏类型时，对第二ECG信号按照同样的处理过程进行标准化处理。

[0032] 在一实施例中，上述将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号的信号节奏类型的步骤S2，包括：

[0033] 将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中的输入层，经过32层卷积层卷积后再经输出层输出，得到所述第二ECG信号的信号节奏类型。

[0034] 本实施例中，将第二ECG信号输入至ECG信号的检测模型中进行计算，以输出第二ECG信号的信号节奏类型。上述步骤S1中的卷积神经网络与本步骤中的ECG信号的检测模型的网络结构相同，区别仅在于训练参数的未知，因此，步骤S1中的训练过程与本步骤S2中的计算过程一致，使用的损失函数一致，网络模型的优化方法一致，对步骤S1中的训练过程则不再进行赘述，其可参照步骤S2中的具体计算过程。

[0035] 本实施例中的卷积神经网络、ECG信号的检测模型为34层卷积神经网络，网络结构中具体包括一个输入层、一个输出层以及16个残差块，其中每个残差块包括2个卷积层。每个卷积层滤波（filter）的尺寸为：滤波长度为16 x 1，滤波个数为64k，k开始为1，每隔4个残差块k增加1。该网络结构中为了减小ECG信号特征（feature）的尺寸，则采用神经网络中常用方法进行处理，例如每隔一个残差块，以系数2进行下采样。

[0036] 为了加速网络参数优化收敛，每个卷积层卷积之前需要依次进行批标准化（Batch Normalization）、线性修正（Relu, Rectified Linear Unit, 线性整流函数, 又称线性修正单元）和深度学习（Dropout）。

[0037] 因此，所述经过32层卷积层卷积后再经输出层输出的步骤之前，包括：

[0038] 对所述第二ECG信号依次进行批标准化、线性修正以及深度学习。

[0039] 在本实施例中，上述卷积神经网络、ECG信号的检测模型中使用的损失函数为交叉熵损失函数，所述卷积神经网络的优化方法为Adam方法；交叉熵损失函数是用来衡量卷积神经网络（CNN）的预测值与实际值的一种方式。与二次代价函数相比，它能更有效地促进CNN的训练。Adam方法是根据损失函数对每个参

数的梯度的一阶矩估计和二阶矩估计动态调整针对于每个参数的学习速率。学习速率在Loss（损失函数）不再减小之后会逐渐减小，loss不减小的原因是learning rate（学习速率）过大，所以常用减小学习速率的方式是使loss继续减小，因此使用Adam方法进行优化。优化方法也可以用SGD（随机最速下降法）、Momentum（动量优化）等方法，但是经过实验对比发现使用Adam方法效果最好。

[0040] 在一实施例中，上述将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数，将得出训练参数的卷积神经网络作为ECG信号的检测模型的步骤S1之后，包括：

[0041] S102，将已知信号节奏类型的第三ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型进行验证，验证所述ECG信号的检测模型输出的信号节奏类型是否与所述第三ECG信号的信号节奏类型相同。

[0042] 本实施例中，设置有训练集以及测试集，训练集与测试集比例可设置为3:1；其中，训练集包括上述第一ECG信号，测试集包括上述第三ECG信号，其均是已知信号节奏类型的ECG信号，上述第三ECG信号的来源与第一ECG信号的来源相同，在此不再进行赘述。

[0043] 在上述步骤S1中训练得出ECG信号的检测模型之后，为了验证该ECG信号的检测模型的检测准确性，将已知信号节奏类型的第三ECG信号输入进行计算，判断输出的预测结果（信号节奏类型）是否与第三ECG信号的信号节奏类型相同；若相同，则上述ECG信号的检测模型训练效果好。验证之后，再使用上述ECG信号的检测模型对未知信号节奏类型的第二ECG信号进行检测。该验证过程中，第三ECG信号输入至ECG信号的检测模型中进行计算的过程与上述步骤S2的具体实现一致，在此不再进行赘述。在一具体实施例中，将第三ECG信号输入检测模型中进行计算得到confusion matrix（混淆矩阵也称误差矩阵，是表示精度评价的一种标准格式），检测模型在心律失常疾病上均得到了正确的预测分类结果。

[0044] 在另一实施例中，上述步骤S2中，检测第二ECG信号中的异常信号节奏类型后（即判断为心律失常），根据该心律失常的信号节奏类型关键词/特征，去历史诊断的数据库中检索/匹配出相似/相近的心律失常案例，以便医生参考进行诊断

，对相似案例进行分析，还可以方便对该心律失常疾病进行分析。历史诊断的数据库中存储有医院大量历史诊断记录，其中包括患者的信息、病例、心律失常的具体信息等；利用本申请中的检测模型检测出的患者患有心律失常的信息同样被存入至数据库中。

[0045] 在又一实施例中，在将待检测患者的第二ECG信号喂入ECG信号的检测模型中检测之前，在历史诊断的数据库中匹配与该ECG信号相似/相近的已检测的患者信息，该已检测患者信息中包括历史诊断的心律失常结果，最后利用检测模型对待检测患者进行检测的结果出来之后与已检测患者的心律失常结果进行对比，判断差异性，检测结果若差异性过大，则可能其中一个出现误诊；可再次进行检测，或者通过专家医生进行诊断，以便进行纠正。

[0046] 综上所述，为本申请实施例中提供的ECG信号的检测方法，将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数，将得出训练参数的卷积神经网络作为ECG信号的检测模型；将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号的信号节奏类型；训练完成的ECG信号检测模型可替代医学专家，全自动检测患者ECG信号中的信号节奏类型，节约大量的人力和物力成本；同时，其检测患者ECG信号中的信号节奏类型的准确率可以达到甚至超过专家。

[0047] 参照图3，本申请实施例中还提供了一种ECG信号的检测装置，包括：

[0048] 训练单元10，用于将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数，将得出训练参数的卷积神经网络作为ECG信号的检测模型；

[0049] 在本实施例中，ECG信号通常包括14种信号节奏类型，其中12种异常节奏，一种窦节奏以及一种噪声节奏，信号节奏表达的是ECG信号的状态信息，当检测到ECG信号为上述12种异常节奏的任意一种信号节奏类型时，则可以判定该ECG信号的来源患者为心律异常。因此，检测ECG信号的信号节奏类型成为检测患者是否患有心律异常的科学手段。

[0050] 本实施例中，第一ECG信号的信号节奏类型为预先已知。上述卷积神经网络（Convolutional Neural Networks, CNN）具体可以为Sequence to sequence CNN模

型，该模型是一种深度学习网络，用于一维时间序列模型，正好适用于心电图时间序列数据（即心电图信号数据）；因此，用于对心电图信号进行训练时更加准确、快速。

[0051] 具体地，上述第一ECG信号的来源可以是历史检测数据库中已经检测好的ECG信号中选取的，也可以是通过临时采集并标记好信号节奏类型。例如，在具体的一个实施例中，寻找尽量多的目标病人佩戴心脏监测设备连续对其心律监测多日，收集多个持续n秒（一般小于60秒）频率为200Hz的ECG信号；收集到上述ECG信号之后，通过专家（医生）对上述ECG信号划分区域，专家根据每个区域的ECG信号特征判断信号节奏类型，并使用标注工具进行标注，即标注每个区域的ECG信号的具体信号节奏类型。将上述标注有信号节奏类型的ECG信号作为第一ECG信号。

[0052] 具体地，训练单元10将上述第一ECG信号输入至卷积神经网络中，根据未知的训练参数训练输出未知的训练结果，该训练结果与训练参数相关联，不同的训练参数得出不同的训练结果；训练时，将上述第一ECG信号输入至卷积神经网络中，我们希望得到的预期输出的训练结果即第一ECG信号的信号节奏类型。而训练之前已经知道第一ECG信号的信号节奏类型，只需将第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，并使得输出的训练结果为所述第一ECG信号已知的信号节奏类型，或者使得输出的训练结果趋近于所述第一ECG信号已知的信号节奏类型，则可以得出卷积神经网络用在本实施例中ECG信号的信号节奏类型进行检测时的训练参数。将训练参数输入至卷积神经网络中则得到ECG信号的检测模型，该训练完成的ECG信号的检测模型则可以用于对未知的ECG信号进行检测，预测结果，从而替代人工检测，降低人力、物力成本；且检测速度明显提升，检测效率得到提高。

[0053] 检测单元20，用于将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号的信号节奏类型。

[0054] 在本实施例中，所述ECG信号的检测模型即为上述训练单元10训练完成得到的检测模型，此时，若有新的患者需要检测是否患有心律失常，则可以使用医疗设备采集其第二ECG信号，检测单元20将待检测的第二ECG信号输入至上述EC

G信号的检测模型中计算，该ECG信号的检测模型输出的则是对第二ECG信号的预测结果，即预测出第二ECG信号的信号节奏类型，从而根据预测结果判断患者是否患有心律失常。通过机器全自动检测患者ECG信号中的信号节奏类型，从而根据信号节奏类型判断患者是否存在心律失常，提高诊断心律失常的诊断速度，节约大量的人力和物力成本；同时，其诊断准确率可以达到甚至超过专家。

[0055] 参照图4，在一实施例中，上述ECG信号的检测装置还包括：

[0056] 标准化单元101，用于对所述第一ECG信号进行标准化处理。

[0057] 在本实施例中，标准化处理为卷积神经网络常用方法，主要用于将第一ECG信号标准化至指定范围内。本实施例中，标准化单元101将第一ECG信号标准化至均值为0方差为1，作为卷积神经网络的输入；卷积神经网络输出时，则可以每1s输出一个对第一ECG信号的预测结果，所有的预测结果合起来对应整个第一ECG信号序列。具体地，上述标准化单元101的标准化处理过程为对每一秒ECG信号数据减去所有ECG信号数据的均值再除以所有ECG信号数据的标准差。应当理解的是，在上述检测单元20检测第二ECG信号的信号节奏类型时，对第二ECG信号按照同样的处理过程进行标准化处理。

[0058] 在一实施例中，上述检测单元20具体用于：

[0059] 将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中的输入层，经过32层卷积层卷积后再经输出层输出，得到所述第二ECG信号的信号节奏类型。

[0060] 本实施例中，将第二ECG信号输入至ECG信号的检测模型中进行计算，以输出第二ECG信号的信号节奏类型。上述训练单元10中的卷积神经网络与本步骤中的ECG信号的检测模型的网络结构相同，区别仅在于训练参数的未知，因此，训练单元10的训练过程与检测单元20的计算过程一致，使用的损失函数一致，网络模型的优化方法一致，对训练单元10的训练过程则不再进行赘述，其可参照检测单元20的具体计算过程。

[0061] 本实施例中的卷积神经网络、ECG信号的检测模型为34层卷积神经网络，网络结构中具体包括一个输入层、一个输出层以及16个残差块，其中每个残差块包括2个卷积层。每个卷积层滤波（filter）的尺寸为：滤波长度为16 x 1，滤波个数

为64k, k开始为1, 每隔4个残差块k增加1。该网络结构中为了减小ECG信号特征(feature)的尺寸, 则采用神经网络中常用方法进行处理, 例如每隔一个残差块, 以系数2进行下采样。

[0062] 为了加速网络参数优化收敛, 每个卷积层卷积之前需要依次进行批标准化(Batch Normalization)、线性修正(ReLu, Rectified Linear Unit, 线性整流函数, 又称线性修正单元)和深度学习(Dropout)。

[0063] 因此, 所述检测单元20经过32层卷积层卷积后再经输出层输出之前, 包括:

[0064] 将第二ECG信号依次进行批标准化、线性修正以及深度学习。

[0065] 在本实施例中, 上述卷积神经网络、ECG信号的检测模型中使用的损失函数为交叉熵损失函数, 所述卷积神经网络的优化方法为Adam方法; 交叉熵损失函数是用来衡量卷积神经网络(CNN)的预测值与实际值的一种方式。与二次代价函数相比, 它能更有效地促进CNN的训练。Adam方法是根据损失函数对每个参数的梯度的一阶矩估计和二阶矩估计动态调整针对于每个参数的学习速率。学习速率在Loss(损失函数)不再减小之后会逐渐减小, loss不减小的原因是learning rate(学习速率)过大, 所以常用减小学习速率的方式是使loss继续减小, 因此使用Adam方法进行优化。优化方法也可以用SGD(随机最速下降法)、Momentum(动量优化)等方法, 但是经过实验对比发现使用Adam方法效果最好。

[0066] 参照图5, 在一实施例中, 上述ECG信号的检测装置还包括:

[0067] 验证单元30, 用于将已知信号节奏类型的第三ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型进行验证, 验证所述ECG信号的检测模型输出的信号节奏类型是否与所述第三ECG信号的信号节奏类型相同。

[0068] 本实施例中, 设置有训练集以及测试集, 训练集与测试集比例可设置为3:1; 其中, 训练集包括上述第一ECG信号, 测试集包括上述第三ECG信号, 其均是已知信号节奏类型的ECG信号, 上述第三ECG信号的来源与第一ECG信号的来源相同, 在此不再进行赘述。

[0069] 在上述训练单元10训练得出ECG信号的检测模型之后, 为了验证该ECG信号的检测模型的检测准确性, 验证单元30将已知信号节奏类型的第三ECG信号输入进行计算, 判断输出的预测结果(信号节奏类型)是否与第三ECG信号的信号

节奏类型相同；若相同，则上述ECG信号的检测模型训练效果好。验证单元30验证之后，检测单元20再使用上述ECG信号的检测模型对未知信号节奏类型的第二ECG信号进行检测。该验证过程中，验证单元30将第三ECG信号输入至ECG信号的检测模型中进行计算的过程与上述检测单元20的具体实现一致，在此不再进行赘述。在一具体实施例中，验证单元30将第三ECG信号输入检测模型中进行计算得到confusion matrix（混淆矩阵也称误差矩阵，是表示精度评价的一种标准格式），检测模型在心律失常疾病上均得到了正确的预测分类结果。

[0070] 在另一实施例中，上述检测单元20检测出第二ECG信号中的异常信号节奏类型后（即判断为心律失常），根据该心律失常的信号节奏类型关键词/特征，去历史诊断的数据库中检索/匹配出相似/相近的心律失常案例，以便医生参考进行诊断，对相似案例进行分析，还可以方便对该心律失常疾病进行分析。历史诊断的数据库中存储有医院大量历史诊断记录，其中包括患者的信息、病例、心律失常的具体信息等；利用本申请中的检测模型检测出的患者患有心律失常的信息同样被存入至数据库中。

[0071] 在又一实施例中，检测单元20在将待检测患者的第二ECG信号喂入ECG信号的检测模型中检测之前，在历史诊断的数据库中匹配与该ECG信号相似/相近的已检测的患者信息，该已检测患者信息中包括历史诊断的心律失常结果，最后利用检测模型对待检测患者进行检测的结果出来之后与已检测患者的心律失常结果进行对比，判断差异性，检测结果若差异性过大，则可能其中一个出现误诊；可再次进行检测，或者通过专家医生进行诊断，以便进行纠正。

[0072] 综上所述，为本申请实施例中提供的ECG信号的检测装置，将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数，将得出训练参数的卷积神经网络作为ECG信号的检测模型；将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号的信号节奏类型；训练完成的ECG信号检测模型可替代医学专家全自动检测患者ECG信号中的信号节奏类型，节约大量的人力和物力成本；同时，其检测患者ECG信号中的信号节奏类型的准确率可以达到甚至超过专家。

[0073] 参照图6，本申请实施例中还提供一种计算机设备，该计算机设备可以是服务

器，其内部结构可以如图6所示。该计算机设备包括通过系统总线连接的处理器、存储器、网络接口和数据库。其中，该计算机设计的处理器用于提供计算和控制能力。该计算机设备的存储器包括非易失性存储介质、内存储器。该非易失性存储介质存储有操作系统、计算机可读指令和数据库。该内存储器为易失性存储介质中的操作系统和计算机可读指令的运行提供环境。该计算机设备的数据库用于存储卷积神经网络等数据。该计算机设备的网络接口用于与外部的终端通过网络连接通信。该计算机可读指令被处理器执行时以实现一种ECG信号的检测方法。

- [0074] 上述处理器执行上述ECG信号的检测方法的步骤：将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数，将得出训练参数的卷积神经网络作为ECG信号的检测模型；
- [0075] 将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号的信号节奏类型。
- [0076] 在一实施例中，上述处理器将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数的步骤之前，包括：
- [0077] 对所述第一ECG信号进行标准化处理。
- [0078] 在一实施例中，上述处理器将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号的信号节奏类型的步骤，包括：
- [0079] 将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中的输入层，经过32层卷积层卷积后再经输出层输出，得到所述第二ECG信号的信号节奏类型。
- [0080] 在一实施例中，上述卷积神经网络使用的损失函数为交叉熵损失函数，所述卷积神经网络的优化方法为Adam方法。
- [0081] 在一实施例中，上述处理器经过32层卷积层卷积后再经输出层输出的步骤之前，包括：
- [0082] 对所述第二ECG信号依次进行批标准化、线性修正以及深度学习。
- [0083] 在一实施例中，上述处理器将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数，将得出训练参数的卷积神经网络

作为ECG信号的检测模型的步骤之后，包括：

- [0084] 将已知信号节奏类型的第三ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型进行验证，验证所述ECG信号的检测模型输出的信号节奏类型是否与所述第三ECG信号的信号节奏类型相同。
- [0085] 在一实施例中，上述处理器将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数的步骤，包括：
- [0086] 将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，并使得输出的训练结果为所述第一ECG信号已知的信号节奏类型，以得出对应的训练参数。
- [0087] 本领域技术人员可以理解，图6中示出的结构，仅仅是与本申请方案相关的部分结构的框图，并不构成对本申请方案所应用于其上的计算机设备的限定。
- [0088] 本申请一实施例还提供一种计算机非易失性可读存储介质，其上存储有计算机可读指令，计算机可读指令被处理器执行时实现一种ECG信号的检测方法，具体为：将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数，将得出训练参数的卷积神经网络作为ECG信号的检测模型；
- [0089] 将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号的信号节奏类型。
- [0090] 在一实施例中，上述处理器将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数的步骤之前，包括：
- [0091] 对所述第一ECG信号进行标准化处理。
- [0092] 在一实施例中，上述处理器将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号的信号节奏类型的步骤，包括：
- [0093] 将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中的输入层，经过32层卷积层卷积后再经输出层输出，得到所述第二ECG信号的信号节奏类型。
- [0094] 在一实施例中，上述卷积神经网络使用的损失函数为交叉熵损失函数，所述卷积神经网络的优化方法为Adam方法。

- [0095] 在一实施例中，上述处理器经过32层卷积层卷积后再经输出层输出的步骤之前，包括：
- [0096] 对所述第二ECG信号依次进行批标准化、线性修正以及深度学习。
- [0097] 在一实施例中，上述处理器将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数，将得出训练参数的卷积神经网络作为ECG信号的检测模型的步骤之后，包括：
- [0098] 将已知信号节奏类型的第三ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型进行验证，验证所述ECG信号的检测模型输出的信号节奏类型是否与所述第三ECG信号
- 的信号节奏类型相同。
- [0099] 在一实施例中，上述处理器将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数的步骤，包括：
- [0100] 将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，并使得输出的训练结果为所述第一ECG信号已知的信号节奏类型，以得出对应的训练参数。
- [0101] 综上所述，为本申请实施例中提供的ECG信号的检测方法、装置、计算机设备和存储介质，将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数，将得出训练参数的卷积神经网络作为ECG信号的检测模型；将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号
- 的信号节奏类型；训练完成的ECG信号检测模型可替代医学专家全自动检测患者ECG信号中的信号节奏类型，节约大量的人力和物力成本；同时，其检测患者ECG信号中的信号节奏类型的准确率可以达到甚至超过专家。
- [0102] 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，是可以通过计算机可读指令来指令相关的硬件来完成，所述的计算机可读指令可存储与一非易失性计算机可读存储介质中，该计算机可读指令在执行时，可包括如上述各方法的实施例的流程。其中，本申请所提供的和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。非易失性存储器可以包括只读存储器（ROM）、可编程ROM（PRO

M)、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通过多种形式可得, 诸如静态RAM (SRAM)、动态RAM (DRAM)、同步DRAM (SDRAM)、双速据率SDRAM (SSRSDRAM)、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。

[0103] 需要说明的是, 在本文中, 术语“包括”、“包含”或者其任何其它变体意在涵盖非排他性的包含, 从而使得包括一系列要素的过程、装置、物品或者方法不仅包括那些要素, 而且还包括没有明确列出的其它要素, 或者是还包括为这种过程、装置、物品或者方法所固有的要素。在没有更多限制的情况下, 由语句“包括一个……”限定的要素, 并不排除在包括该要素的过程、装置、物品或者方法中还存在另外的相同要素。

[0104] 以上所述仅为本申请的优选实施例, 并非因此限制本申请的专利范围, 凡是利用本申请说明书及附图内容所作的等效结构或等效流程变换, 或直接或间接运用在其它相关的技术领域, 均同理包括在本申请的专利保护范围内。

权利要求书

- [权利要求 1] 一种ECG信号的检测方法，其特征在于，包括以下步骤：
将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数，将得出训练参数的卷积神经网络作为ECG信号的检测模型；
将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号的信号节奏类型。
- [权利要求 2] 根据权利要求1所述的ECG信号的检测方法，其特征在于，所述将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数的步骤之前，包括：
对所述第一ECG信号进行标准化处理。
- [权利要求 3] 根据权利要求1所述的ECG信号的检测方法，其特征在于，所述将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号的信号节奏类型的步骤，包括：
将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中的输入层，经过32层卷积层卷积后再经输出层输出，得到所述第二ECG信号的信号节奏类型。
- [权利要求 4] 根据权利要求1所述的ECG信号的检测方法，其特征在于，所述卷积神经网络使用的损失函数为交叉熵损失函数，所述卷积神经网络的优化方法为Adam方法。
- [权利要求 5] 根据权利要求3所述的ECG信号的检测方法，其特征在于，所述经过32层卷积层卷积后再经输出层输出的步骤之前，包括：
对所述第二ECG信号依次进行批标准化、线性修正以及深度学习。
- [权利要求 6] 根据权利要求1所述的ECG信号的检测方法，其特征在于，所述将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数，将得出训练参数的卷积神经网络作为ECG信号的检测模型的步骤之后，包括：
将已知信号节奏类型的第三ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型

进行验证，验证所述ECG信号的检测模型输出的信号节奏类型是否与所述第三ECG信号的信号节奏类型相同。

[权利要求 7] 根据权利要求1所述的ECG信号的检测方法，其特征在于，所述将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数的步骤，包括：

将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，并使得输出的训练结果为所述第一ECG信号已知的信号节奏类型，以得出对应的训练参数。

[权利要求 8] 一种ECG信号的检测装置，其特征在于，包括：

训练单元，用于将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数，将得出训练参数的卷积神经网络作为ECG信号的检测模型；

检测单元，用于将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号的信号节奏类型。

[权利要求 9] 根据权利要求8所述的ECG信号的检测装置，其特征在于，
标准化单元，用于对所述第一ECG信号进行标准化处理。

[权利要求 10] 根据权利要求8所述的ECG信号的检测装置，其特征在于，所述检测单元具体用于：

将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中的输入层，经过32层卷积层卷积后再经输出层输出，得到所述第二ECG信号的信号节奏类型。

[权利要求 11] 根据权利要求8所述的ECG信号的检测装置，其特征在于，所述卷积神经网络使用的损失函数为交叉熵损失函数，所述卷积神经网络的优化方法为Adam方法。

[权利要求 12] 根据权利要求10所述的ECG信号的检测装置，其特征在于，所述检测单元经过32层卷积层卷积后再经输出层输出之前，包括：

对所述第二ECG信号依次进行批标准化、线性修正以及深度学习。

[权利要求 13] 根据权利要求8所述的ECG信号的检测装置，其特征在于，还包括：

验证单元，用于将已知信号节奏类型的第三ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型进行验证，验证所述ECG信号的检测模型输出的信号节奏类型是否与所述第三ECG信号的信号节奏类型相同。

[权利要求 14]

根据权利要求8所述的ECG信号的检测装置，其特征在于，所述训练单元具体用于：

将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，并使得输出的训练结果为所述第一ECG信号已知的信号节奏类型，以得出对应的训练参数。

[权利要求 15]

一种计算机设备，包括存储器和处理器，所述存储器中存储有计算机可读指令，其特征在于，所述处理器执行所述计算机可读指令时实现ECG信号的检测方法，所述方法包括：

将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数，将得出训练参数的卷积神经网络作为ECG信号的检测模型；

将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号的信号节奏类型。

[权利要求 16]

根据权利要求15所述的计算机设备，其特征在于，所述处理器将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数的步骤之前，包括：

对所述第一ECG信号进行标准化处理。

[权利要求 17]

根据权利要求15所述的计算机设备，其特征在于，所述处理器将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号的信号节奏类型的步骤，包括：

将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中的输入层，经过32层卷积层卷积后再经输出层输出，得到所述第二ECG信号的信号节奏类型。

[权利要求 18]

一种计算机非易失性可读存储介质，其上存储有计算机可读指令，其特征在于，所述计算机可读指令被处理器执行时实现ECG信号的检测

方法，所述方法包括：

将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数，将得出训练参数的卷积神经网络作为ECG信号的检测模型；

将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号的信号节奏类型。

[权利要求 19] 根据权利要求18所述的计算机非易失性可读存储介质，其特征在于，所述处理器将已知信号节奏类型的第一ECG信号输入至卷积神经网络中进行训练，训练出对应的训练参数的步骤之前，包括：
对所述第一ECG信号进行标准化处理。

[权利要求 20] 根据权利要求18所述的计算机非易失性可读存储介质，其特征在于，所述处理器将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中进行计算，输出得到所述第二ECG信号的信号节奏类型的步骤，包括：
将待检测的第二ECG信号输入至所述ECG信号的检测模型中的输入层，经过32层卷积层卷积后再经输出层输出，得到所述第二ECG信号的信号节奏类型。

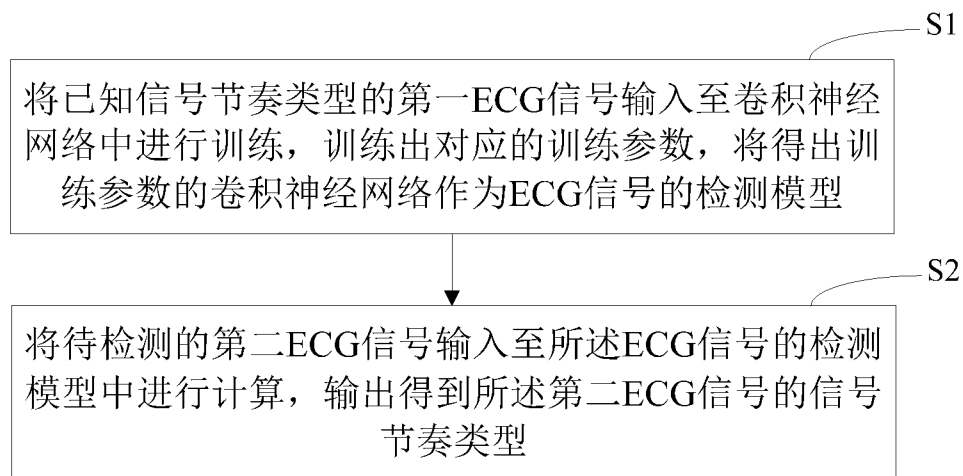


图 1

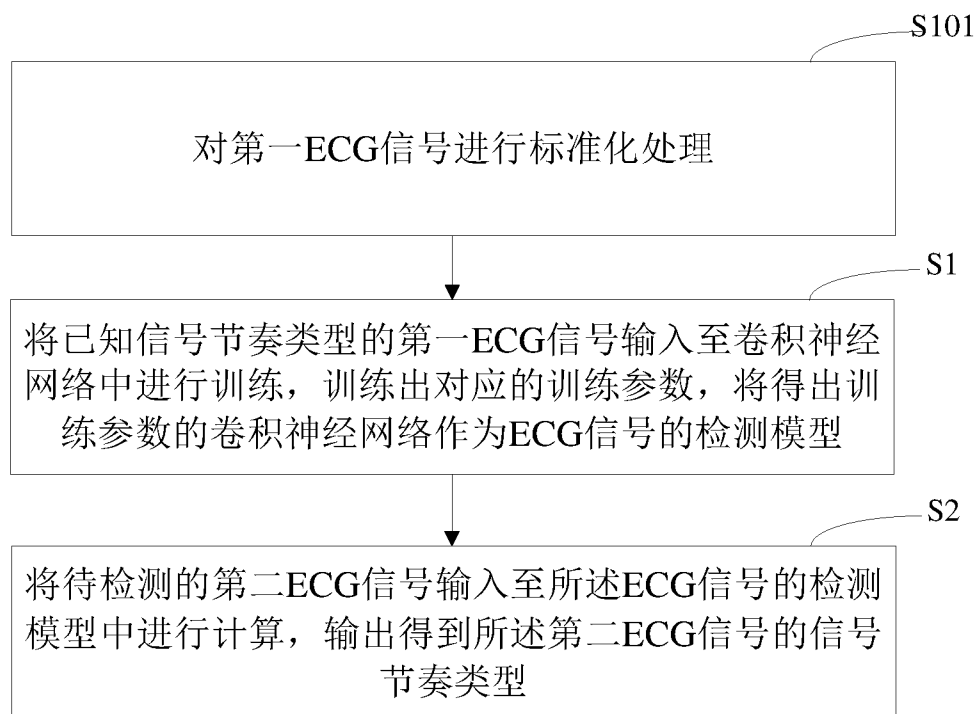


图 2

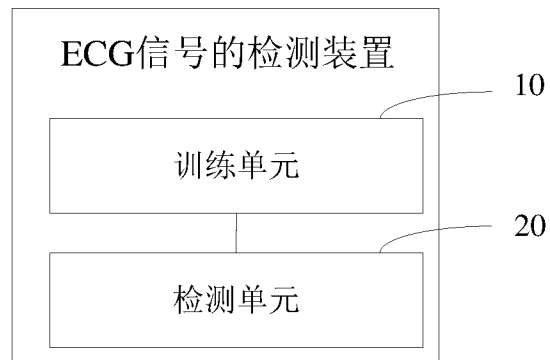


图 3

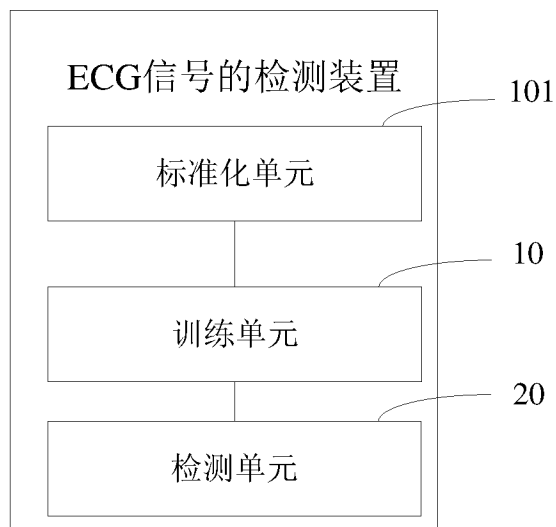


图 4

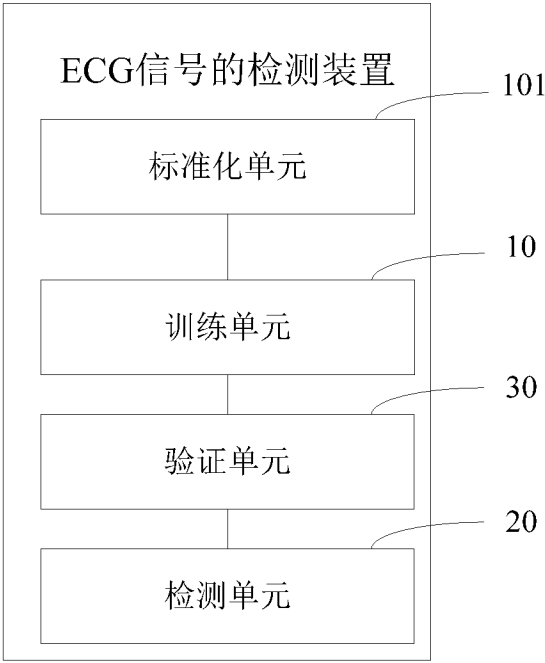


图 5

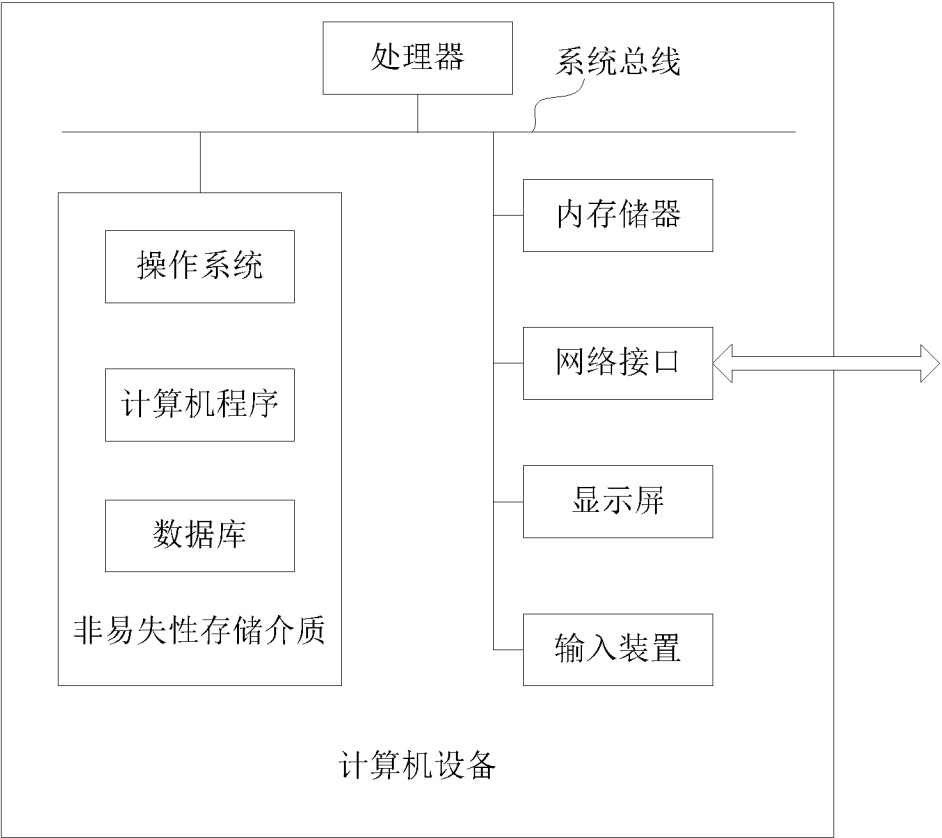


图 6

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2018/095494

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

A61B 5/0402(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)

A61B

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)

CNPAT, WPI, EPODOC, CNKI, IEEE: 心电图, 训练, 卷积神经网络, 节奏, 交叉熵损失函数, 优化, electrocardiogram, ECG, train, CNN, convolutional w neural w network, rhythm, cross w entropy w loss w function, adam, optimization

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	CN 105748063 A (QILU HOSPITAL OF SHANDONG UNIVERSITY ET AL.) 13 July 2016 (2016-07-13) description, paragraphs [0010]-[0028]	1-3, 5-10, 12-20
Y	CN 105748063 A (QILU HOSPITAL OF SHANDONG UNIVERSITY ET AL.) 13 July 2016 (2016-07-13) description, paragraphs [0010]-[0028]	4, 11
Y	CN 107767413 A (SOUTH CHINA UNIVERSITY OF TECHNOLOGY) 06 March 2018 (2018-03-06) claims 1, 7 and 8	4, 11
A	CN 106214145 A (YANG, YIPING ET AL.) 14 December 2016 (2016-12-14) entire document	1-20
A	CN 107822622 A (CHENGDU BITSMELODY TECHNOLOGY CO., LTD.) 23 March 2018 (2018-03-23) entire document	1-20
A	CN 106725426 A (SHENZHEN INSTITUTES OF ADVANCED TECHNOLOGY) 31 May 2017 (2017-05-31) 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

09 January 2019

Date of mailing of the international search report

25 January 2019

Name and mailing address of the ISA/CN

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

Authorized officer

Facsimile No. (86-10)62019451

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2018/095494

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN	105748063	A	13 July 2016	None	
CN	107767413	A	06 March 2018	None	
CN	106214145	A	14 December 2016	None	
CN	107822622	A	23 March 2018	None	
CN	106725426	A	31 May 2017	None	

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2018/095494

A. 主题的分类

A61B 5/0402(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)

A61B

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))

CNPAT, WPI, EPDOC, CNKI, IEEE: 心电图, 训练, 卷积神经网络, 节奏, 交叉熵损失函数, 优化, electrocardiogram, ECG, train, CNN, convolutional w neural w network, rhythm, cross w entropy w loss w function, adam, optimization

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
X	CN 105748063 A (山东大学齐鲁医院 等) 2016年 7月 13日 (2016 - 07 - 13) 说明书第[0010]-[0028]段	1-3, 5-10, 12-20
Y	CN 105748063 A (山东大学齐鲁医院 等) 2016年 7月 13日 (2016 - 07 - 13) 说明书第[0010]-[0028]段	4, 11
Y	CN 107767413 A (华南理工大学) 2018年 3月 6日 (2018 - 03 - 06) 权利要求1、7、8	4, 11
A	CN 106214145 A (杨一平 等) 2016年 12月 14日 (2016 - 12 - 14) 全文	1-20
A	CN 107822622 A (成都比特律动科技有限责任公司) 2018年 3月 23日 (2018 - 03 - 23) 全文	1-20
A	CN 106725426 A (深圳先进技术研究院) 2017年 5月 31日 (2017 - 05 - 31) 全文	1-20

☐ 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 1月 9日

国际检索报告邮寄日期

2019年 1月 25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

郑宁

电话号码 86-(10)-53961313

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2018/095494

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	105748063	A	2016年 7月 13日	无	
CN	107767413	A	2018年 3月 6日	无	
CN	106214145	A	2016年 12月 14日	无	
CN	107822622	A	2018年 3月 23日	无	
CN	106725426	A	2017年 5月 31日	无	