
齐鲁工业大学

硕士学位研究生毕业（学位）论文

开题报告论证记录表

题目： 基于二维化十二导联 ECG 信号分类
与冗余性研究

学 号 10431200544

姓 名 李家豪

导 师 庞少鹏

学科专业 电子信息

研究方向 智能检测技术

论证时间 2021 年 10 月 27 日

| | | | | | | | | |
|------|------|---|------|---------|---|------|------|---|
| 论文类型 | 基础理论 | | 课题来源 | 国家任务 | | 选题方式 | 导师推荐 | √ |
| | 应用研究 | √ | | 部省（市）任务 | | | 自选 | |
| | 开发研究 | | | 学校任务 | | | | |
| | | | | 国际合作 | | | | |
| | | | | 其它 | √ | | | |

注：请在后面空格内打“√”

课题研究设计选题的目的和意义：

该部分内容主要包括：①课题的来源背景，选题的依据；②国内外在本选题领域内研究设计现状（文献综述）。

1、课题背景与依据

1.1、课题背景

心律失常是一种常见、多发和死亡率高的心血管疾病，它具有病情隐蔽性高、危险性高和突发性强等特点。由于心电图具有简单、无创和较高的可依赖型，已经成为最常见的临床检测手段，医院每日会新增大量的心电图数据。据统计全世界每年获得超过 3 亿次心电图^[1]，且逐年上升。然而专业医生增长的速率远远低于心电图增加的速率。这导致大量的心电图不能得到及时的诊断反馈。同时由于心电图的复杂性，对心电图的精确分析存在很大难度。目前专家对心电图的分析依靠经验人工对心电图特征进行提取分析。为客观、准确、快速地心电图自动分析，需要借助人工智能和优化算法对心电图进行自动化分析，从而提升心电图分析的效率和准确率。近些年来随着计算机算力的增加以及层出不穷的算法，使得使用智能检测心律失常类型成为可能。

现阶段对于心律失常的自动诊断的研究已经开展了很多，同时这些研究也面临着很多的困境。例如心电数据库的获取权问题，由于涉及到患者数据的保密性问题，能够进行实验的数据库往往只有开源的几个大型数据库。其次是多种算法在测试集中的识别精度不高，现有的商用 ECG 解释算法仍然显示出相当高的误诊率^[2]，距离落地推广仍有漫长的距离。最后是选择样本的导联数量的问题，有的研究基于单导联进行实验，有的研究基于多导联或者十二导联进行实验，固有认知上十二导联蕴含的心脏心电信息远大于单导联，然而选择了十二导联意味着计算复杂度会大幅提升。从算法层面分析，以空间换时间还是以时间换空间进行实验仍旧需要充分的进行考虑。十二导联由标准肢体导联 I、II、III；加压肢体导联 aVR、aVL、aVF；胸导联 V1、V2、V3、V4、V5、V6 构成，其中导联 II、aVR、aVL、aVF 可通过导联 I、导联 II 间接计算出来，这些导联是否存在冗余仍需研究。在利用深度学习进行特征自动提取时，是否所有的导联都对心律失常的自动识别发挥作用仍需进行实验。

1.2、科学意义与应用前景

近年来，计算机技术在人工智能领域得到了大力的发展，各种智能算法在各个领域中得到了广泛应用。将人工智能应用于心电图的信号处理、特征识别和智能诊断中是当前的大趋势。本课题主要探究心电图自动识别三个方向的研究，第一个方向是根据十二导联的数据特性，设计出能够同时提取导联间和导联内部特征的神经网络，从而提升心律失常的识别精度；第二个方向是在方向一的基础上进一步探究导联的冗余性。第三个方向是探究标准肢体导联、加压肢体导联以及胸导联三部分对心律失

常的自动识别的影响。

本课题研究成果可以提高心电图的识别准确度，推进人工智能在医疗领域尤其是心电图智能识别的应用，促进智能医疗技术的发展。同时通过分析导联间的冗余性，可以减少对无关导联的分析，降低设备的计算复杂度从而将模型部署在便携式设备中。使得便携式设备在能够实时检测心率和心电图的同时，也能够基于模型对心电图进行心律失常的识别，到达为患者预警的目的。本课题取得的研究成果在心电图心律失常检测领域将具有较大的创新性。

在此基础上，选择课题基于二维化多导联心电数据的心律失常的自动识别和导联冗余分析是具有科学意义和应用前景的。

1.3、国家政策支持

随着科技的不断发展，人工智能同医疗项目的结合已日新月异。国家政策上大力推行人工智能和智慧医疗的结合。《2019-2025 年中国智能医疗行业现状及“十三五”战略规划指导报告》指出人工智能在医疗领域的重要作用。《“健康山东 2030”规划纲要》规划了人工智能在医疗影像辅助诊断系统中的应用研究。详细信息包括 2017 年 7 月《关于印发新一代人工智能发展规划的通知》强调积极推广应用人工智能治疗新模式，加快建立智能医疗体系。加快建设智慧医院，推动开发人机协同的手术机器人，智能诊疗助手，加快研发柔性可穿戴、生物兼容的生理检测系统。2018 年 4 月《关于促进“互联网+医疗健康”发展的意见》表示鼓励研发基于人工智能的临床诊疗决策支持系统，开展智能医学影像识别到以多种医疗健康场景下的智能语音技术应用。2019 年 9 月印发的《促进健康产业高质量发展行动纲要（2019-2022 年）》提出加快人工智能技术在医学影像辅助判断、临床辅助诊断等方面的应用。2021 年 9 月印发的《“十四五”全面医疗保障规划》提出促进人工智能等新技术的合理运用。

本课题是将人工智能应用于基于心电图的心律失常的自动识别研究中，属于国家和山东省的重点发展领域。

2、国内外文献综述

2.1、数据库

目前国际公认的权威心电数据库有：麻省理工的MIT-BIH数据库，美国心脏学会的AHA数据库以及欧洲的ST-T心电数据库，这三个数据库都只记录了两个导联的心电信息。其中MIT-BIH心律失常数据库记录了48位患者的心电图记录，标签按照心拍给出，是目前应用最广泛的心律失常数据库；AHA数据库记录了80条心电图记录，主要用于评价室性心律不齐探测器的检测效果；ST-T数据库主要用于评价ST段和T波检测算法性能。这些数据库存在记录导联数量过少，患者样本个数稀少等问题，不具备代表整体人类群体心律失常的性质。

随着研究的深入，许多十二导联数据的心电数据库开源以供研究，包括2018年中国生理信号挑战赛的CPSC心律失常数据库、圣彼得堡INCART心律失常数据库、Physikalisch Technische Bundesanstalt (PTB) 心律失常数据库、乔治亚州心律失常数据库。其中CPSC心律失常数据库由两组数据分别为6877（男性：3699；女性：3178）条和3453（男性：1843；女性：1610）条的十二导联心电图记录组成，持续时间从6秒到60秒，采样率为500Hz；圣彼得堡INCART十二导联心律失常数据库包含从32个Holter记录中提取的74条带注释的记录，每条记录长30分钟，采样率为257Hz；Physikalisch Technische Bundesanstalt (PTB) 心律失常数据库是一个大型公开可用的心电图数据集。第一个 PTB 数据库包含

516条记录（男性：377，女性：139），采样率为1000Hz；乔治亚州心律失常数据库代表了美国东南部的一个独特的人口统计数据，该数据集包含10344（男性：5551，女性：4793）条12导联心电图记录，每条记录长度为10秒，采样率为500Hz。这四个数据库大约包含有27类心律失常的记录，且标签基于记录给出，即每条12导联心电图记录对应一种或者多种心律失常类型。

2.2、研究方法

过去十多年对于心律失常自动分类的研究中，基于机器学习的算法占据大多数，这类算法通常分为特征工程和分类算法两部分。具体来说，研究人员首先利用数学方法从原始心电数据中手动提取了大量具有医学意义的心电图特征，如小波特征^[3]、P-QRS-T复合特征^[4,5]、心率变异性统计特征^[6]，RR间期相关统计特征^[7-10]、高阶统计特征^[8]和形态学特征^[9,10]。主成分分析^[11,12]和独立成分分析^[13,14]等数学方法实现从高维空间向低维空间提取心电图特征。经过特征工程得到的特征可输入分类算法中进行分类，常见的分类算法有支持向量机^[15,16]、自组织映射^[17]、聚类^[18]等机器学习算法用于分析人工特征，并给出预测结果。

尽管机器学习在心律失常分类方面取得了不错的表现，但仍有一些问题需要解决。例如，基于主观因素的特征工程会导致剔除一些潜在的重要特征，这可能会影响最终的分类性能。

近年来，深度神经网络以其强大的特征提取能力，极大地提升了语音识别、图像分类、疾病诊断等任务的技术水平。与机器学习方法不同，深度神经网络可以从原始输入数据中自动识别模式并学习有用的特征，而无需依赖大量的手动规则和特征工程，这使得它们特别适合解释ECG数据。一些研究受到启发，将深度神经网络用于基于单导联或多导联心电图的心律失常自动分类。

2.3、国外研究现状

针对算法的不同可分为两类，一类以建立特征工程为基础的机器学习算法，另一类以自动提取特征的深度学习神经网络算法。针对导联的不同，分为基于单导联样本（每条记录有多个心拍，标签以心拍给出）的分类算法和基于多导联样本（每条记录给出一个或多个标签）的分类算法。

Ullah等人^[19]提出了一种基于单导联的二维卷积神经网络(CNN)模型，利用短时傅立叶变换将一维心电时间序列信号转换为二维频谱图，每个频谱图对应一个心拍以及一个标签。将ECG信号分为八类即正常搏动、室性早搏、起搏搏动、右束支传导阻滞搏动、左束支传导阻滞搏动、心房早搏、心室扑动波搏动、心室逸搏搏动。得到的模型在MIT-BIH心律失常数据库进行评估并且取得99.11%的平均准确率。Jun等人^[20]提出了一种使用二维深度卷积神经网络(CNN)的ECG心律失常分类方法，该方法将每个心跳间期转换成二维灰度波形图像作为CNN分类器的输入数据，并在MIT-BIH心律失常数据库进行测试得到了99.05%的平均准确度。Hannun等人^[21]开发了一种深度神经网络模型，实现了单导联心电数据端到端的学习，并完成十二个心律失常类别的分类。得到的DNN模型在专用数据集上的敏感性超过了心脏病专家分类的平均敏感性，并且证明了端到端的深度学习方法可以从单导联心电图分类出范围广泛的不同的心律失常，其诊断性能与心脏病学家相似。与单导联相比，多导联心电图包含更多有价值的信息，更有利于心律失常的自动分类。Wang等人^[22]提出了一种基于多尺度特征提取和十二导联心电跨尺度信息互补的方法来捕捉心电信号中的异常状态，并在CPSC心律失常数据库进行了测试，得到了82.8%的分数。Chen等人^[23]提出了一种结合了卷积神经网络(CNN)、循环神经网络和注意力机制的用于心律失常分类神经网络模型，应用于CPSC心律失常数据库并取得了排名第一的测试结果，

同时基于单导联进行实验，发现使用单导联数据产生的性能仅比使用完整十二导联数据稍差，其中导联aVR和V1最为突出。Ribeiro等人^[24]展示了一个DNN模型，该模型在超过200万次标记检查的数据集中训练，并发现该模型在识别6种类型的心律失常方面优于心脏病医生。Yu-An Chiou等人^[29]应用连续小波变换（CWT）将一维ECG信号转换为二维光谱，用于二维CNN分类，并评估单个ECG导联对收缩性心力衰竭（HF）分类结果的贡献，设计综合评分方法以改善结果。结果表明将十二导联心电图信号中的导联V5和导联V6进行组合，可获得质量最高的结果。此外，zhao等人^[25]的文章表明，添加性别和年龄等临床数据作为辅助特征可以提高分类性能。

2.4、国内研究现状

王英龙等人^[26]提出一种基于卷积神经网络和长短期记忆网络的心电图分类方法，通过多导联心电图数据和卷积神经网络和长短期记忆网络（CNN-LSTM）组合模型实现心律失常自动分类的方法。一方面多导联心电图较单导联心电图蕴含更多信息，另一方面CNN-LSTM组合模型结合CNN和LSTM的优点，在学习空间数据结构和时间序列结构方面有着独特优势，利用多导联心电图数据训练CNN-LSTM能够提高网络的学习效率和心电图识别的精度。李潇等人^[27]提出一种基于卷积神经网络的第一导联心电图心拍分类方法，利用一维卷积神经网络。褚菲等人^[28]提出一种基于十二导联和卷积神经网络的心电数据分类方法，利用小波变换去噪算法原始信号进行降理；分解十二导联心电图的周期，提取每个周期的P-QRS-T特征段；选取出合适的心电信号并根据设定采样点对心电信号进行数据采样；构造一维卷积神经网络，并对一维卷积神经网络进行训练，搭建十二导联心电图心律失常分类模型。张敬瑶^[29]提出基于CNN与BiLSTM混合的神经网络模型，实现对五种心律失常类别的分类。Hong等人^[30]提出了一种用于ECG分类的集成分类器，首先提取心电图的统计特征、信号处理特征和医学特征，然后构建DNN来自动提取深层特征，同时提出了一种新的算法来寻找中心波（一名患者心电图波形中最具代表性的波形）特征。最后将专家特征、深度特征和中心波特征结合起来，训练多个梯度决策树分类器，并将这些分类器集成在一起输出预测。

以上研究部分基于单导联 ECG 数据，且多数使用 MIT-BIH 心律失常数据库进行测试，这个数据库中记录了 48 名受试者的记录，每条记录按照心拍给出标签（48 条记录约合 10 万心拍），所以在切分样本后存在多个样本对应一位病人的情况，这可能导致心律失常分类的过拟合，使得得出的测试结果偏颇。基于十二导联作为数据源的研究，往往认定，例如深度神经网络模型使用一维卷积对各导联独立进行特征学习，再将不同导联得到的特征融合，这种模式虽然能够在训练初期提取各导联的内部特征，但是无法捕获导联之间的相关关系，从而割裂了十二导联数据之间的相关性。同时，这些模型对于部分心律失常类型识别的准确度仍然有进一步提高的可能性。

课题研究设计方案：

这部分主要包括：①课题研究设计的主要内容和目标；②技术方案的分析、选择（技术路线，技术措施）；③实施技术方案所需的条件（技术条件、试验条件）；④存在的主要问题和关键技术；⑤预期能够达到的研究设计目标。

1、课题研究设计的主要内容和目标

1.1、主要内容

本课题旨在利用深度学习等技术基于二维化多导联心电数据实现心律失常的自动识别和导联冗余分析。针对现有研究存在的问题，展开的具体研究方向分为三部分：

（1）针对一维卷积神经网络不能够学习到导联之间关系的问题，提出二维化十二导联心电数据。建立由十二导联组成的二维平面作为神经网络的输入，利用二维深度卷积神经网络同时学习导联内部和导联之间的特征，提升分类性能。

（2）收集来自全球各地的十二导联心电图数据库，通过扩充数据库提升模型泛化性能。并在此基础上使用多种不同的网络模型进行训练和数据分析。探究导联的冗余性问题。

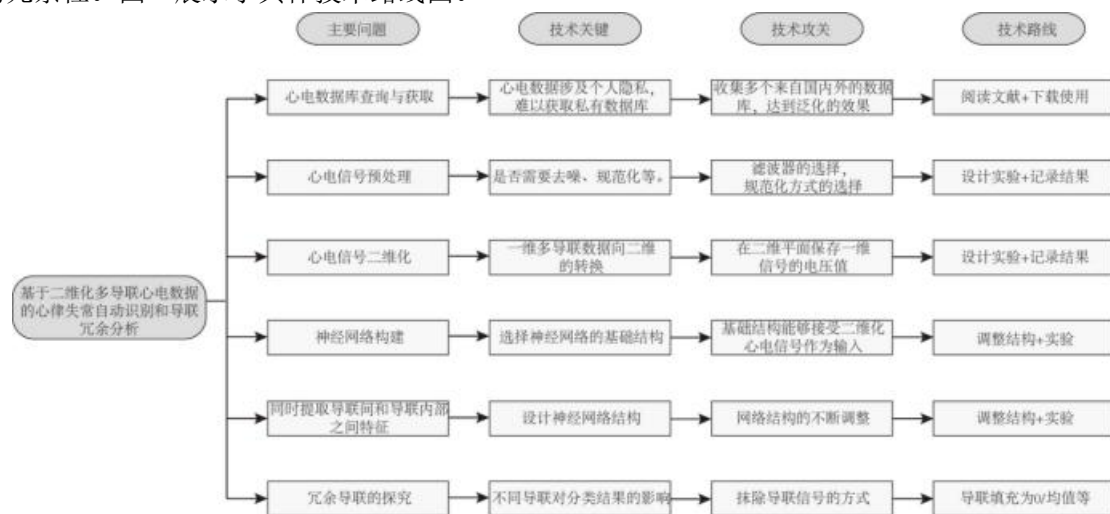
（3）在探讨导联冗余性的基础上，探究标准肢体导联、加压肢体导联以及胸导联三部分在不同的神经网络模型中对心律失常的自动识别的影响。

1.2、目标

提升心律失常分类识别精度，产出 1 到 2 篇 SCI 论文。

2、技术路线

本课题研究存在技术可行性，首先数据源上存在着几个大型的开源心电图数据库可供研究，使用技术上通过滤波器滤除心电信号的杂音，通过最大最小规范化将信号缩放到小区间内，通过深度学习自动提取心电数据特征，通过集成学习提升模型的性能，通过动态抹除指定导联的信号探究该导联的冗余性。图一展示了具体技术路线图。



图一 技术路线图

3、技术条件与实验条件

3.1、技术条件

本课题涉及的技术包括：Python、机器学习、深度学习、数据分析、信号学等。

3.2、试验条件

硬件条件：高性能计算机一套

软件条件：Pycharm、Keras、Matlab

4、存在的主要问题

本课题的主要问题主要包括：

（1）心电数据库的查询和获取：搜寻国内外开放获取的十二导联心电数据库。

（2）心电信号的预处理：包括信号的去噪、规范化等。

（3）心电信号二维化：将十二导联进行二维化。

（4）神经网络构建：选择神经网络的基础结构使得能够允许二维化心电信号作为输入。

（5）同时提取导联间和导联内部之间的特征：构建神经网络的结构使得能够同时提取导联间和导联内部之间的特征。

（6）冗余导联的探究：构建多种不同的神经网络模型，在以上研究完成后进行拓展研究。

5、预期达到的目标

通过提取导联间和导联内部的特征，提升心律失常的识别精度，相比较 CPSC2018 比赛排行榜中最优的方案具有更好的识别精度。同时探究导联的冗余性问题从而开拓心电图智能识别的新方向。

研究进度安排：（包括论文撰写）

论文工作计划（2021 年 9 月至 2023 年 6 月）

| 序号 | 起止日期 | 论文工作的阶段要求 | 检查方式 | 备注 |
|--------|-------------------|------------------|-------|---------|
| 1 | 2021. 9—2021. 11 | 查找文献、开题 | 答辩 | 上传报告 |
| 2 | 2021. 11—2022. 11 | 主要实验、研究阶段、 | 组会探讨 | 无 |
| 3 | 2022. 11—2022. 12 | 发表论文 | 组会探讨 | 无 |
| 4 | 2022. 12—2023. 2 | 中期汇报 | 组会探讨 | 无 |
| 5 | 2023. 2—2023. 4 | 进一步优化结论阶段 | 组会探讨 | 无 |
| 6 | 2023. 4—2023. 6 | 论文撰写阶段 论文答辩阶段 | 盲审、答辩 | 上传论文 |
| 初稿完成日期 | | 2023.03 | 定稿日期 | 2023.06 |

主要参考文献：

该部分内容主要包括：①详细列出参考的文献名称，原则上不得少于 20 篇，其中外文文献不少于 3 篇；②参考文献按在开题报告中出现的先后次序列出，书写格式按正规出版物或期刊中文献标注格式。

- [1]Holst H, Ohlsson M, Peterson C, et al. A confident decision support system for interpreting electrocardiograms[J]. Clinical Physiology, 1999, 19(5): 410-418.
- [2] Shah A P, Rubin S A. Errors in the computerized electrocardiogram interpretation of cardiac rhythm[J]. Journal of electrocardiology, 2007, 40(5): 385-390.
- [3] Wang, J., Wang, P. and Wang, S., 2020. Automated detection of atrial fibrillation in ECG signals based on wavelet packet transform and correlation function of random process. Biomedical Signal Processing and Control, 55, p.101662.
- [4] Tsipouras, M.G., Fotiadis, D.I. and Sideris, D., 2005. An arrhythmia classification system based on the RR-interval signal. Artificial intelligence in medicine, 33(3), pp.237-250.
- [5] Haseena H H, Mathew A T, Paul J K. Fuzzy clustered probabilistic and multi layered feed forward neural

- networks for electrocardiogram arrhythmia classification[J]. Journal of Medical Systems, 2011, 35: 179-188.
- [6] Mondéjar-Guerra V, Novo J, Rouco J, et al. Heartbeat classification fusing temporal and morphological information of ECGs via ensemble of classifiers[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2019, 47: 41-48.
- [7] Afkhami R G, Azarnia G, Tinati M A. Cardiac arrhythmia classification using statistical and mixture modeling features of ECG signals[J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 70: 45-51.
- [8] Martis R J, Acharya U R, Prasad H, et al. Application of higher order statistics for atrial arrhythmia classification[J]. Biomedical signal processing and control, 2013, 8(6): 888-900.
- [9] de Oliveira L S C, Andreão R V, Sarcinelli-Filho M. Premature ventricular beat classification using a dynamic Bayesian network[C]//2011 annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society. IEEE, 2011: 4984-4987.
- [10] De Chazal P, O'Dwyer M, Reilly R B. Automatic classification of heartbeats using ECG morphology and heartbeat interval features[J]. IEEE transactions on biomedical engineering, 2004, 51(7): 1196-1206.
- [11] Ince T, Kiranyaz S, Gabbouj M. A generic and robust system for automated patient-specific classification of ECG signals[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2009, 56(5): 1415-1426.
- [12] Wang J S, Chiang W C, Hsu Y L, et al. ECG arrhythmia classification using a probabilistic neural network with a feature reduction method[J]. Neurocomputing, 2013, 116: 38-45.
- [13] Martis R J, Acharya U R, Min L C. ECG beat classification using PCA, LDA, ICA and discrete wavelet transform[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2013, 8(5): 437-448.
- [14] Martis R J, Acharya U R, Prasad H, et al. Automated detection of atrial fibrillation using Bayesian paradigm[J]. Knowledge-Based Systems, 2013, 54: 269-275.
- [15] Ye C, Kumar B V K V, Coimbra M T. Heartbeat classification using morphological and dynamic features of ECG signals[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2012, 59(10): 2930-2941.
- [16] Osowski S, Hoai L T, Markiewicz T. Support vector machine-based expert system for reliable heartbeat recognition[J]. IEEE transactions on biomedical engineering, 2004, 51(4): 582-589.
- [17] Lagerholm M, Peterson C, Braccini G, et al. Clustering ECG complexes using Hermite functions and self-organizing maps[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2000, 47(7): 838-848.
- [18] Guo G, Wang H, Bell D, et al. KNN model-based approach in classification[C]//On The Move to Meaningful Internet Systems 2003: CoopIS, DOA, and ODBASE: OTM Confederated International Conferences, CoopIS, DOA, and ODBASE 2003, Catania, Sicily, Italy, November 3-7, 2003. Proceedings. Springer Berlin Heidelberg, 2003: 986-996.
- [19] Ullah A, Anwar S M, Bilal M, et al. Classification of arrhythmia by using deep learning with 2-D ECG spectral image representation[J]. Remote Sensing, 2020, 12(10): 1685.

- [20] Jun T J, Nguyen H M, Kang D, et al. ECG arrhythmia classification using a 2-D convolutional neural network[J]. arXiv preprint arXiv:1804.06812, 2018.
- [21] Hannun A Y, Rajpurkar P, Haghpanahi M, et al. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network[J]. Nature medicine, 2019, 25(1): 65-69.
- [22] Wang R, Fan J, Li Y. Deep multi-scale fusion neural network for multi-class arrhythmia detection[J]. IEEE journal of biomedical and health informatics, 2020, 24(9): 2461-2472.
- [23] Chen T M, Huang C H, Shih E S C, et al. Detection and classification of cardiac arrhythmias by a challenge-best deep learning neural network model[J]. Iscience, 2020, 23(3): 100886.
- [24] Zhang D, Yang S, Yuan X, et al. Interpretable deep learning for automatic diagnosis of 12-lead electrocardiogram[J]. Iscience, 2021, 24(4): 102373.
- [25] Zhao, Z., Fang, H., Relton, S.D., Yan, R., Liu, Y., Li, Z., Qin, J. and Wong, D.C., 2020, September. Adaptive lead weighted ResNet trained with different duration signals for classifying 12-lead ECGs. In 2020 Computing in Cardiology (pp. 1-4). IEEE.
- [26] 王英龙,成曦,舒明雷,朱清,周书旺. 基于卷积神经网络和长短期记忆网络的心电图分类方法[P]. 山东省: CN110179453A,2019-08-30.
- [27] 李潇,何宇清. 一种基于卷积神经网络的第一导联心电图心拍分类方法[P]. 天津: CN107944493A, 2018-04-20.
- [28] 褚菲,李佳,魏宇伦,韦昊然,杨思怡,李明. 一种基于 12 导联和卷积神经网络的心电数据分类方法[P]. 江苏省: CN111568410A, 2020-08-25.
- [29] Chiou, Y.A., Syu, J.Y., Wu, S.Y., Lin, L.Y., Yi, L.T., Lin, T.T. and Lin, S.F., 2021. Electrocardiogram lead selection for intelligent screening of patients with systolic heart failure. Scientific reports, 11(1), pp.1-12.
- [30] Hong, S., Wu, M., Zhou, Y., Wang, Q., Shang, J., Li, H. and Xie, J., 2017, September. ENCASE: An ENsemble ClASsifiEr for ECG classification using expert features and deep neural networks. In 2017 Computing in cardiology (CinC) (pp. 1-4). IEEE.

