|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 分类号： |  | 单位代码： | 10431 |
| 密 级： |  | 学 号： | 1043200544 |



**硕 士 学 位 论 文**

基于二维化十二导联ECG信号分类方法

与导联冗余性研究

|  |  |
| --- | --- |
| 作者姓名 | 李家豪 |
| 专业 | 电子信息 |
| 所在学院 | 信息与自动化学院 |
| 指导教师姓名 | 庞少鹏 |
| 专业技术职务 | 副教授 |

|  |
| --- |
| 2023 年 4 月 9 日 |

**A Thesis Submitted for the Application of**

**the Master’s Degree of Engineering**

**Research on two-dimensional multi-lead ECG signal classification method and lead redundancy study**

|  |  |
| --- | --- |
| **Candidate:** | **Li Jiahao** |
| **Specialty:** | **Electronic and Information Engineering** |
| **Supervisor:** | **Professor Pang Shaopeng** |

**Qilu University of Technology, Jinan, China**

**June, 2023**

学位论文独创性声明

本人声明，所呈交的学位论文系在导师指导下本人独立完成的研究成果。文中引用他人的成果，均已做出明确标注或得到许可。论文内容未包含法律意义上已属于他人的任何形式的研究成果，也不包含本人已用于其他学位申请的论文或成果，与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

论文作者签名： 日期： 年 月 日

学位论文知识产权权属声明

本人在导师指导下所完成的论文及相关的职务作品，知识产权归属齐鲁工业大学。齐鲁工业大学享有以任何方式发表、复制、公开阅览、借阅以及申请专利等权利，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，本人离校后发表或使用学位论文或与该论文直接相关的学术论文或成果时，署名单位仍然为齐鲁工业大学。

论文作者签名： 日期： 年 月 日

导 师 签 名： 日期： 年 月 日

**目 录**

[摘 要 I](#_Toc32174)

[ABSTRACT I](#_Toc25452)

[第1章 绪论 1](#_Toc20084)

[1.1 研究背景 1](#_Toc9860)

[1.2 研究目的和意义 2](#_Toc18699)

[1.3 国内外研究现状 3](#_Toc16062)

[1.4 本文的主要内容与整体结构 5](#_Toc28034)

[第2章 心律失常、深度学习相关的理论知识 7](#_Toc31372)

[2.1 心律失常概述 7](#_Toc27799)

[2.1.1 心律失常产生的原因 7](#_Toc23402)

[2.1.2 常见心律失常类型 8](#_Toc20166)

[2.1.3 心律失常的表现 8](#_Toc18728)

[2.2 十二导联心电图概述 9](#_Toc24791)

[2.2.1 十二导联心电图的起源和发展 9](#_Toc14518)

[2.2.2 临床十二导联的作用 11](#_Toc31233)

[2.3 常见心电图数据库 11](#_Toc10843)

[2.3.1 部分导联数据库 11](#_Toc4043)

[2.3.2 十二导联数据库 11](#_Toc17008)

[2.4 深度学习 13](#_Toc28246)

[2.3.1 深度学习的来源和发展 13](#_Toc6418)

[2.3.2 深度学习的原理 14](#_Toc24514)

[2.5本章小结 17](#_Toc119)

[第3章 基于DSE-ResNet的十二导联心律失常自动识别 19](#_Toc9146)

[3.1 引言 19](#_Toc16064)

[3.2 整体材料和方法 20](#_Toc24690)

[3.2.1 问题定义 20](#_Toc24445)

[3.2.2 二维化十二导联ECG 20](#_Toc16550)

[3.2.3 DSE-ResNet 23](#_Toc8773)

[3.2.4 正交试验 26](#_Toc20040)

[3.2.5 集成模型 26](#_Toc30474)

[3.3 实验细节 27](#_Toc22542)

[3.3.1 实验环境 27](#_Toc15892)

[3.3.2 数据处理 27](#_Toc24573)

[3.3.3 超参数的选择 28](#_Toc28868)

[3.4 结果 29](#_Toc17303)

[3.4.1 评价标准 29](#_Toc16789)

[3.4.2 在小样本测试集的表现 30](#_Toc4714)

[3.4.3 在CPSC2018隐藏测试集的表现 30](#_Toc29935)

[3.5 本章小结及讨论 33](#_Toc28165)

[第4章 基于基金-股票网络映射模型的社团检测算法 35](#_Toc456)

[4.1 引言 35](#_Toc26269)

[4.2 基于加权股票网络的社团检测 35](#_Toc16432)

[4.2.1 加权股票网络 35](#_Toc8690)

[4.3 结果 35](#_Toc23852)

[4.3.1 社团分布 35](#_Toc17964)

[4.3.2 股票网络关键社团的演化 35](#_Toc18070)

[4.4 本章小结 35](#_Toc12486)

[第5章 总结与展望 37](#_Toc5855)

[5.1 全文工作总结 37](#_Toc457)

[5.2 未来研究展望 37](#_Toc2010)

[参考文献 39](#_Toc1507)

[致 谢 47](#_Toc27910)

[在学期间主要科研成果 47](#_Toc7703)

[一、发表学术论文 47](#_Toc30950)

[二、 专利相关 47](#_Toc31264)

[三、 参与项目 47](#_Toc28271)

[四、参与竞赛 47](#_Toc25277)

# 

# 摘 要

心血管疾病严重危害着我国人民的身体健康，而心律失常又是心血管疾病中最常见的一组疾病，临床上的诊断通常通过医生对病人的十二导联心电图进行分析完成。然而心电图作为临床中最常见的检测手段之一以及拥有心脏相关疾病人群的增多，心电数据呈现爆炸式的增长，这无疑增加了现有医生的诊断负载。因此实现心律失常的自动化、智能化识别是智慧医疗发展应有之义。传统的智能识别严重依赖于人工特征的设计，这使得识别过程及结果具有较高的主观性，且无法捕捉到心电图深层次的特征。近些年来，随着计算机性能的大幅提升，机器学习、深度学习等方法逐渐被应用在各个领域，并且表现出良好的性能。同时便携式设备也逐渐增添了监测心律的功能，为预防和提供预测诊断创造了条件。基于以上背景，本文主要研究了如下内容：

1. 针对现有研究往往从一维时序信号出发或者从二维心拍图出发进行研究而忽略心电信号原本在这两个维度都具有信息的问题。本文提出两种十二导联数据二维化的方法。将十二导联心电时序数据转化为二维平面，使得预处理后的心电数据既具有时间上的连续性又具有空间上的相邻性。
2. 针对现有研究往往忽略导联间关系的问题。本文提出基于ResNet和可分离式的SE模块的神经网络模型，称ResNet with detached squeeze-and-excitation modules（DSE-ResNet）。利用此模型可实现对二维化十二导联心电图导联内部与导联间的特征学习与提取。
3. 针对现有便携式设备只能计算少数几个导联信息，而无法利用全部十二导联的信息进行智能识别导致检测精度低、预测不准确的问题。本文对导联间的冗余性问题进行分析研究，旨在验证所有十二导联信息在智能识别过程是否需要全部使用到。据此可减少便携式设备计算量，从而达到花费较少的计算成本得到相对可靠计算结果的目的。

综上，本文基于二维化十二导联心电数据，使用DSE-ResNet模型增强了心律失常分类的精确性，可作为医疗辅助诊断手段。同时本文对导联的冗余性进行研究，验证了深度学习过程中导联信息或可缺失的可能性，为便携式设备减少计算提供研究基础，具备较高的现实意义。

**关键词**： 十二导联；DSE-ResNet；心律失常；导联冗余性

# **ABSTRACT**

Complex Cardiovascular disease seriously endangers the health of our people, and arrhythmia is the most common group of diseases in cardiovascular disease. The clinical diagnosis is usually completed by the doctor's analysis of the patient's 12-lead electrocardiogram. However, the electrocardiogram is one of the most common detection methods in clinical practice, and the number of people with heart-related diseases is increasing, and the ECG data has shown explosive growth, which undoubtedly increases the diagnostic load of existing doctors. Therefore, the realization of automatic and intelligent identification of arrhythmia is the proper meaning of the development of smart medical care. Traditional intelligent recognition relies heavily on the design of artificial features, which makes the recognition process and results highly subjective, and cannot capture the deep-seated features of the ECG. In recent years, with the substantial improvement of computer performance, methods such as machine learning and deep learning have been gradually applied in various fields and have shown good performance. At the same time, portable devices have gradually added the function of monitoring heart rhythm, creating conditions for prevention and providing predictive diagnosis. Based on the above background, this paper mainly studies the following contents:

(1) In view of the fact that existing studies often start from one-dimensional time series signals or two-dimensional cardiograms, and ignore the problem that ECG signals originally have information in these two dimensions. In this paper, two methods for two-dimensionalization of twelve-lead data are proposed. The twelve-lead ECG time-series data is converted into a two-dimensional plane, so that the preprocessed ECG data has both temporal continuity and spatial adjacency.

(2) Aiming at the problem that existing research often ignores the relationship between leads. This paper proposes a neural network model based on ResNet and separable SE modules, called DSE-ResNet (ResNet with detached squeeze-and-excitation modules). This model can be used to realize the feature learning and extraction of the two-dimensional twelve-lead ECG inside and between the leads.

(3) For existing portable devices, only a few lead information can be calculated, and the information of all twelve leads cannot be used for intelligent identification, resulting in low detection accuracy and inaccurate prediction. This paper analyzes and researches the redundancy problem between leads, and aims to verify whether all twelve-lead information needs to be fully used in the intelligent recognition process. Accordingly, the calculation amount of the portable device can be reduced, so as to achieve the purpose of obtaining relatively reliable calculation results with less calculation cost.

In summary, based on the two-dimensional 12-lead ECG data, this paper uses the DSE-ResNet model to enhance the accuracy of arrhythmia classification, which can be used as an auxiliary medical diagnosis method. At the same time, this paper studies the redundancy of leads, verifies the possibility that lead information may be missing in the process of deep learning, and provides a research basis for portable devices to reduce calculations, which has high practical significance.

**Keywords**: 12-lead; DSE-ResNet; arrhythmia; redundancy

# 

# 第1章 绪论

## 1.1 研究背景

心血管疾病是一种常见、多发和死亡率高的慢性病，具有病情隐蔽、危险性高和突发性强等特点。心律失常是心血管疾病中最常见和重要的一种疾病，容易引起多种并发症，对人类的健康造成了极大的威胁。心电图（Electrocardiogram，ECG）是临床医学日常实践中的基本工具，因其简单、无创、可靠等特点，多用于心律失常的临床诊断。在临床上，心律失常的诊断主要依赖医生对于心电图的分析，呈指数剧增的心电数据加重了医生的工作负担。全世界每年获得超过3亿次心电图[1]，且逐年上升，专业医生增长的速率远不能匹配心电图的产出数量，导致对病症的诊断无法及时提供。近几十年，随着计算机算力的不断提升，越来越多的领域引入了计算机辅助识别诊断，计算机辅助识别在临床心电图工作流程中也变得越来越重要，在许多临床设置中作为医生诊断的重要辅助手段。然而，现有的商用ECG诊断算法仍然显示出较高的错误率[2]。随着算力的不断提升、ECG信号的广泛数字化和多种算法的发展相结合，为原始心电信号进行大规模的处理提供了条件，也为重新创建ECG智能识别方法展示了可能性。

由于心电图的复杂性，对心电图的精确分析存在很大难度。目前专业医生对心电图的分析主要依靠常年累计的行医经验，识别异常心电图在形态学中存在的问题。为客观、准确、快速地进行心电图自动分析，借助高性能计算设备、人工智能和识别算法对心电图进行自动化分析，提升心电图分析的效率和准确率是智慧医疗在心电图领域发展的应有之义。同时随着便携式设备例如带有实时心电图记录功能的智能手表的不断出现，检测主体心电信号并利用智能识别算法反馈结果可为预防心血管疾病提供条件。

现如今国家大力推行人工智能和智慧医疗。“十四五规划”中提及，加快优质医疗资源扩容和区域均衡布局，发展高端医疗设备，推广远程医疗等措施。“十四五”期间将推进“智慧医院”建设，通过信息化手段提升医疗服务的效率、质量与安全。《“健康山东2030”规划纲要》提出提高数字医疗设备、物联网等设备的生产制造水平,支持研发健康医疗相关的人工智能技术、医用机器人、健康和康复辅助器械、可穿戴设备以及相关微型传感器件,促进健康医疗智能装备产业升级。规划了人工智能在医疗影像辅助诊断系统中的应用研究。本研究是将人工智能应用于基于十二导联心电图的心律失常的智能识别研究中，同时分析十二导联在深度学习过程中的冗余性，有助于为便携式设备应用部分导联进行智能识别算法提供条件。因此本研究具有较高的临床意义和市场空间，具有广阔的应用前景，是属于国家和山东省的重点发展领域。

## 1.2 研究目的和意义

根据2021中国心血管健康与疾病报告[3]，中国患有高血压、血脂异常和糖尿病的人群已多达数亿，依赖多种药物终生防治心血管病的人群越来越多。而心电图作为最常规的观测患者身体状态的依据，一方面极度依赖于专业医生的结果诊断说明，另一方面急剧增长的心电图数量导致仅有的专业医生无法及时给出结果，使得患者错过最佳治疗时间常有发生。因此为高危人群提供心电信号实时记录，实现心律失常的自动检测，为医生提供辅助诊断变得尤为重要。

在本文的研究中，我们针对心电图的时序特性以及空间特性，建立了一种新的二维化十二导联心电数据的方法。其中二维代表平面，平面中每个点代表某一导联的一个采样电压值。基于通用神经网络实现导联间特征和导联内部特征的提取，同时置入患者的性别和年龄作为辅助数据，增强样本的总体特征。除此之外，我们发现部分带有心电图记录功能的辅助设备通常只检测标准十二导联中的部分导联。十二导联信息囊括了来自心脏不同方位的心电信息，相较于部分导联，利用十二导联实现心律失常的检测是合理的。然而全面的数据意味着庞大的检测量和计算量，为了搞清楚在利用深度学习实现心律失常的自动检测中，是否全部导联都发挥积极作用，我们对导联的冗余性进行研究。综上本文的研究目的和意义如下：

1. 研究成果提供了一个新的处理不同采样长度的十二导联数据的方法。使得处理后的十二导联数据保持相同的长度，同时让这些数据既具有时序上的连续性，也具有空间上的相邻性。
2. 本研究创建了一个通用的深度模型学习框架，能够对任意长度的十二导联数据进行导联间特征和导联内部特征的提取。并实现较高评价体系的心律失常的自动识别。
3. 本论文为研究导联之间冗余性的问题提供新的视角。为便携式设备提供实时检测心律失常结果的可能性。

## 1.3 国内外研究现状

过去几十年中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结果分类两部分。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[4]、P-QRS-T复合特征[5,6]、心率变异性统计特征[7]，RR 间期相关统计特征[8,11]、高阶统计特征[8]和形态学特征[10,11]。主成分分析[12,13]和独立成分分析[14,15]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[16,17]、自组织映射[18]、聚类[19]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一些潜在的重要特征被忽略、心电信息不能够被完整的使用，这些情况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。

在这些研究中由于选择不同的数据库进行实验，导致样本长度、导联数量不尽相同。但大体分为以下两类：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。其相关研究包括Ullah等人[20]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[21]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[22]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12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中分类出范围广泛的不同心律失常，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[23]提出了一种基于多尺度特征提取和12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心律失常数据库中进行了测试，得到了82.8%的分数。Chen等人[24]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12导联数据稍差，其中导联aVR和V1导联最为突出。Ribeiro等人[25]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[28]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12导联心电图信号中的V5导联和V6导联进行组合，可获得质量最高的结果。此外，zhao等人[26]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。王英龙等人[27]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。Hong等人[29]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。

基于深度学习的部分研究基于单导联ECG心电数据，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注（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患者的情况，这可能导致模型心律失常分类模型过拟合，使测试结果偏颇。基于十二导联作为数据源的研究，往往忽略导联间的关系，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。

## 1.4 本文的主要内容与整体结构

本学位论文主要基于深度学习对二维化的十二导联心电数据进行自动分类和对深度学习过程中导联的冗余性进行分析与研究。第一章我们依次介绍了课题的研究背景、研究目的和意义、国内外研究现状以及本文的主要内容与整体结构。

第二章对心律失常发生的原因、十二导联心电图、常见心电图数据库、心律失常和神经网络相关基础知识进行介绍。建立他们之间的联系。

第三章我们构建了通用的神经网络模型实现心律失常的自动识别。首先对二维化十二导联数据进行详细解释，包括二维化十二导联数据的原理、数据的预处理等。然后阐述了的神经网络模型的构建过程、超参数的选择方式以及集成模型的原理。最终对分类结果做出解释和说明。

第四章我们对十二导联的冗余性进行实验分析。主体结构任然沿用第三章提出的神经网络模型，并对这个结构进行延伸和扩展，最终扩充为为五种不同结构的模型。对第三章中构建的二维化方式进行变革产生更加复杂的数据结构保证样本的唯一性。通过对冗余导联填充零的方式，探究在不同深度学习模型中不同导联组合对自动识别心律失常的影响，从而得出在深度学习过程存在冗余导联的问题，并对这种现象做出解释。

第五章为本文的总结和展望。

# 

# 第2章 心律失常、深度学习相关的理论知识

## 2.1 心律失常概述

心律失常（cardiac arrhythmia）是心血管疾病中最常见的一组疾病。它是指心脏电传导系统异常而引起的心跳过慢、过快或心跳不规则的总称。随着我国高龄化时代的到来和代谢危险因素持续流行[30]，患有心律失常病症的患者群体与日俱增，且呈现年轻化的趋势。它严重的危害着人类的健康，了解心律失常产生的原因对预防和治疗心律失常有着重要的意义。

### 2.1.1 心律失常产生的原因

心律失常的主要病因根据获得类型可分为先天遗传和后天获得两种类型。遗传类型主要受家族基因和基因突变影响明显；后天获得类型主要包括生理性因素例如运动、情绪、精神和睡眠问题等和病理性因素例如心脏病、冠心病、心肌病、电解质紊乱、神经与体液调节功能失调等导致。

心脏电活动由心脏电信号传导系统进行传导，该传导系统是由位于心肌内能够产生和传导激动的多种心肌细胞构成，主要组成部分包括窦房结、房间束、结间束、房室结、房室束、右束支、左束支和浦肯野（Purkinje）纤维等[31]。正常情况下心电信号产生于窦房结，窦房结是正常心脏起搏点，产生的电信号首先经过房间束、心房肌传导到房室结，再经由左右束支传导到心室束，心室束再将电活动传导至Purkinje纤维，最终电活动被Purkinje传导至每一个心室肌细胞，引发心脏收缩。心肌细胞通过连续不断的接受电信号刺激产生有规律的收缩舒张，使得心脏能够为全身提供源源不断的血液供给，保障人体血液循环。然而心脏的各个传导系统组织都有几率产生病变，导致产生不同类型的心律失常。

从心脏结构及心脏电信号传导分析，心律失常产生的原因主要来自于以下几个方面：

1. 窦房结激动异常：窦房结发生病变或结构性变化，导致电信号产生异常或者不产生电信号。引发心搏频率和节律异常。
2. 激动产生于窦房结之外：窦房结是正常心脏起搏点，电信号产生于窦房结之外，可能导致电信号传导缓慢，引起心律失常。
3. 传导系统结构阻滞：电信号受心脏电信号传导系统通道结构影响，导致电信号传导过快、过慢或者阻滞，引起心律失常。常见阻滞包括窦房阻滞、房室传导阻滞、以及室内阻滞。

### 2.1.2 常见心律失常类型

由于心电传导系统的复杂性，不同部位均可能导致心律失常，因此心律失常类型较多，以下展示按照发生部位分类的心律失常类型：

1. 窦房结发生的心律失常：窦房结发生的心律失常常以“窦性”命名。例如窦性心动过速、窦性心动缓慢、窦性心律不齐、窦性停搏等。
2. 心房发生的心律失常：心房发生的心律失常常以“房性”命名。例如心房颤动、心房扑动、阵发性房性心动过速等。
3. 房室交界区域发生的心律失常：
4. 心室发生的心律失常：心室发生的心律失常常以“室性”命名。例如心室颤动、心室扑动、室性心动过速等。

### 2.1.3 心律失常的表现

不同心律失常在不同患者身上的表现可能不同，相同心律失常类型测量出的心电图波形结构也有可能是不相同的。这就造成心律失常识别难度较高，误诊率也较高。从生理症状看，心律失常患者常伴有视力模糊、头晕、昏厥、腹胀、腹泻、尿频尿急、胸闷气短等表现。而在心电图信号中则表现为波形结构、波段持续时间、峰值等异于常人。

一条正常心电图信号由多个心跳节拍信号组成，每个心跳节拍信号包含P波、QRS复合波和T波。这意味着一个心跳节拍信号存在多个波形峰值（P波、Q波、R波、S波、T波 和 U波）、多组间隔（PR间隔、RR间隔、QRS间隔、ST间隔和 QT间隔）和两个段（PR段和ST段）。心电波形反映了心脏兴奋过程中心脏不同方位的电位变化[32]。不同峰值、间隔和段都有其正常振幅或持续时间值。这些峰值、间隔和段称为ECG特征。任意ECG特征出现异常，都有可能引发心律失常。图2.1展示了一个正常心跳节拍信号波形结构。

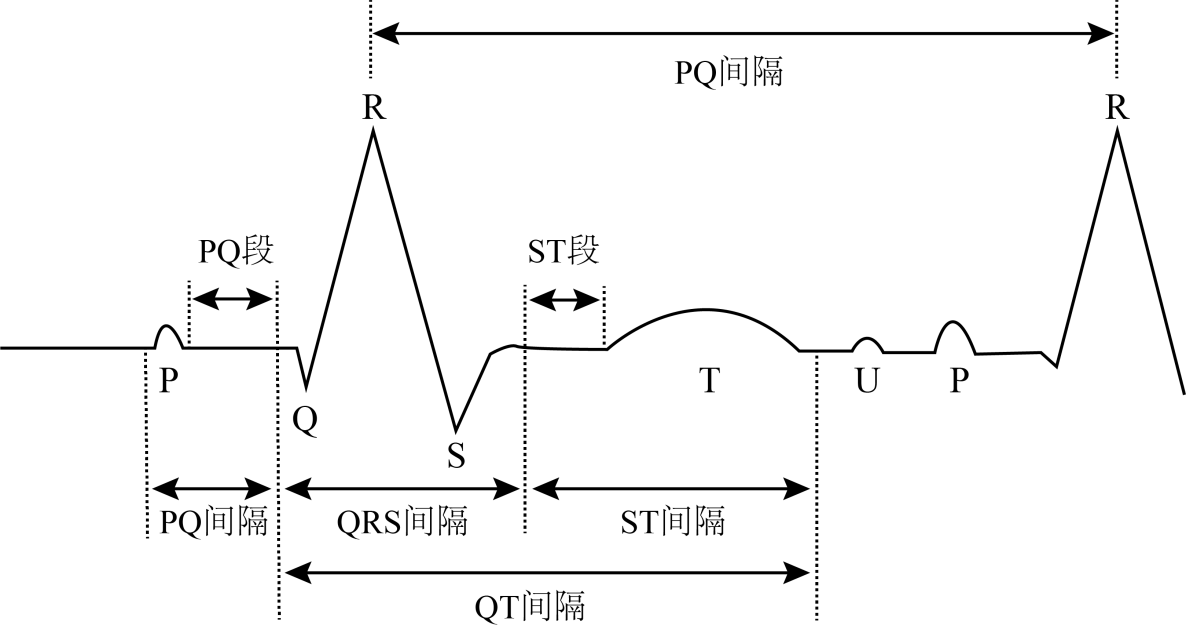


图2.1 正常心跳节拍信号波形结构

## 2.2 十二导联心电图概述

心电图具有无创、便捷等特点，是临床中应用最广泛的检查之一。而十二导联心电图是临床中最广泛使用的诊断心律失常的手段。为全方位反映心脏电活动情况，临床常用标准十二导联组成体表心电图，所用的导联体系为Einthoven-Wilson体系[33]。

### 2.2.1 十二导联心电图的起源和发展

二十世纪初，体表心电图由三个导联组成，称标准导联Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ，也称双极肢体导联Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ。它们的连接方式如下，标准导联Ⅰ：连接方式是将心电信号测量机阳极连接至人体左腕，阴极连接在人体右腕，达到记录人体左臂与右臂电极间的电压差的目的。标准导联Ⅱ：阳极连接人体左踝，阴极连接人体右腕，记录了人体左腿与右臂电极间的电压差。标准导联Ⅲ：阳极连接人体左踝，阴极

连接人体右腕，记录了人体左腿与左臂电极间的电压差。其具体测量位置图如图2.2所示。标准导联Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ记录了心脏纵切面不同方位的电位变化。

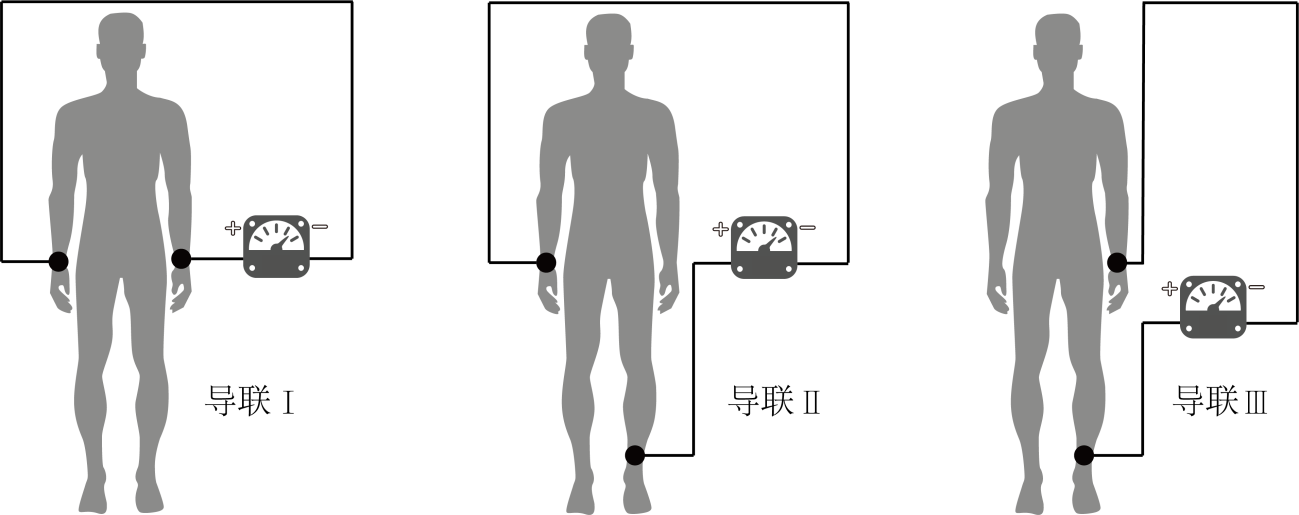


图2.2 标准导联Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ的测量方式

二十世纪三十年代末至四十年代初，位于美国密歇根州的以Wilson为首的科研团队，不满足于现有的只能观测心脏纵向切面电位变化的体表心电图系统。实验过程中，他们首先把标准导联Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ的左、右手及左踝的电极板连在一起，发现综合电位几乎等于零，于是它们便把这个综合电极定义为“中心电端”，用它连于心电信号测量机的阴极端，另外用一个记录电极放在身体的不同部位。由于阴极电位近于零，因而记录电极录出的心电图，便被定义为“单极肢体导联心电图VR、VL、VF”，以便与先前的三个标准导联心电图相区别。为了测量心脏水平方向上的电位变化，Wilson团队提出了胸前导联系统V1、V2、V3、V4、V5、V6，胸前六导联电极位置图如图2.3所示，它们记录了心脏水平面不同方位的电位变化。

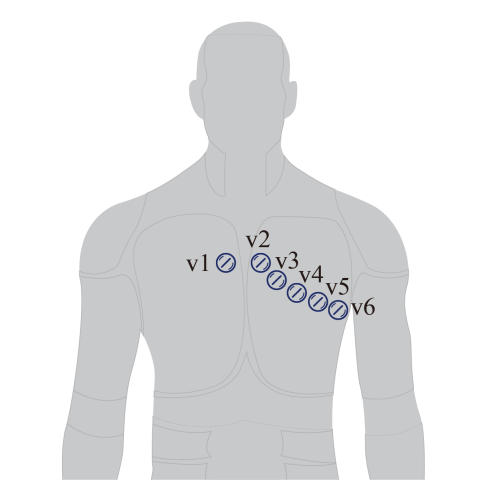


图2.3 胸前六导联电极位置图

介于单极肢体导联心电图VR、VL、VF所展示的心电图波形不明显，Goldberger[34]提出了加压单极肢体导联aVR、aVL、aVF（a代表augmented，V代表单极导联，R、L、F分别代表右臂、左臂和左腿），具体原理是在测量右腕的单极导联时，便把中心电端中的右腕电极拔除。实际上阳极连接人体右腕，阴极连接人体左腕、左踝，这样得到的心电图与VR相同，但整体波形增大了0.5倍，故称为加压单极肢体导联（Augmented unipolar limb lead）。同样的记录VL时，也只把阳极连左腕，阴极连接右腕、左踝；记录VF时，把阳极连在左踝，阴极连接左、右腕。这样便得到了加压单极肢体导联aVR、aVL及aVF。导联aVR、aVL、aVF的电极位置图如图2.4所示。这三个导联也记录了心脏水平面不同方位的电位变化。

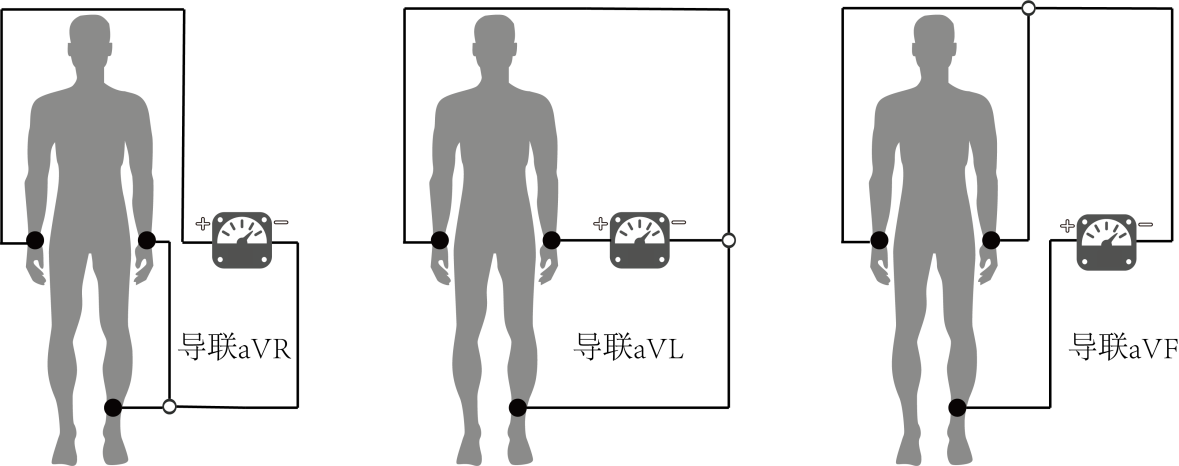


图2.4 加压单极肢体导联aVR、aVL及aVF的测量方式

至此，标准十二导联系统正式产生，它由十个电极组成如图2.4所示，共产生三部分导联信号，分别为双极肢体导联Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ；单极加压肢体导联aVR、aVL、aVF；以及胸前导联V1、V2、V3、V4、V5、V6。它能够测量出来自于心脏横向切面和纵向切面的多种电信号，是检查相关心脏疾病的最基本、最常见的检查手段，也是临床中最广泛应用的心电图检测系统。

### 2.2.2 临床十二导联的作用

相较于美国临床使用较多的三导联系统，十二导联系统不仅能够精确的记录心律失常的发生，例如房颤、室性心动过速等，而且能够提高心肌缺血ST段发生异常的检测效率，能够帮助医生定位心肌缺血或者梗死的部位，为心脏相关疾病的检查提供有力的保障。同时我国国产动态心电图（Hotler）仪器占有较高市场份额，更加速了十二导联心电图系统在临床中的应用。

## 2.3 常见心电图数据库

心电图数据受信息私密性的保护，获取医院私有数据库难度较大。但为进行研究，部分数据库被开源供给大众进行参考开发，常见的开源数据库分为两种，给定部分导联数据的小型数据库和给定十二导联数据的大型数据库。以下对这些数据库以及本研究使用到的数据库展开介绍。

### 2.3.1 部分导联数据库

部分导联数据库指的是提供的样本只包含十二导联中某几个导联的心电信号数据的数据库。目前最常见的部分导联权威数据库包括麻省理工的MIT-BIH数据库，欧洲的ST-T心电数据库，这两个数据库都只记录了两个导联的心电信息。详细信息如下：

1. MIT-BIH心律失常数据库：MIT-BIH心律失常数据库是全球首个用以评估心律失常诊断仪器的测试数据库。该数据库包含了48组采样率为30Hz、长度大于30分钟、导联数量为二导联的动态心电图信号样本。每组样本给定的导联信息为改良后的导联Ⅱ、导联V1、V2、V4、V5中的两个。且由两位专业医生按照心拍对48组样本进行了详细注释，总共约110000个注释。自1980年以来，它已被用于该目的以及全球约500个地点的心脏动力学基础研究[35]。目前相关基础研究和心脏相关医疗设备的开发很大程度上受到了MIT-BIH数据库的影响。随着时间流逝，由于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，越来越多的研究开始选择其他数据库进行实验。
2. ST-T心电数据库：ST-T心电数据库主要用于评价和分析ST段和T波检测的算法性能[36]。该数据库由79名患有心肌缺血疾病的患者的90组带注释的动态心电图样本组成。每条样本记录持续2小时，包含两个导联信号。由于ST-T数据库专用于心肌缺血方向的研究，故而应用该数据库的研究较少。

### 2.3.2 十二导联数据库

随着计算机算力的不断提升和多个十二导联数据库的开源，越来越多的研究着手于蕴含心电信息更加丰富的十二导联数据库进行数据挖掘，尝试借助优良的算法和卓越的计算机性能实现心律失常的自动识别。最近今年被广泛使用的十二导联心电数据库包括包括2018年中国生理信号挑战赛的CPSC2018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等，这些数据库均可从PhysioNet Challeng[37,38]获取。以下详细介绍这些数据库。

1. CSPC2018数据库：CPSC2018心律失常数据库的数据采集自中国的11家医院，信号采样率为500Hz[39]。共计9831组12导联心电图样本，样本持续时间从6秒到144秒不等，其中6877个（女性：3178，男性：3699个）样本被公开用于训练，2954个样本未被开源用于评价测试。每组样本包含12导联心电图信号、患者基本信息（年龄和性别）以及标注，其中标注对应9个类别：正常节律、心房颤动（AF）、一度房室传导阻滞（I-AVB）、左束支传导阻滞（LBBB）、右束支传导阻滞（RBBB）、房性早搏（PAC）、室性早搏（PVC）、ST段压低（STD）和ST段抬高（STE）。不同样本给定的标注数量不同，大多数样本只有一个标注，少数样本存在两个或者三个标注。
2. CPSC2018-Extra数据库：该数据库是CPSC2018数据库未曾公布和使用的数据，它在2021年的PhysioNet举办的名为“Will Two Do? Varying Dimensions in Electrocardiography: The PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2021”的比赛中被公开使用。
3. 乔治亚州心律失常数据库：乔治亚州心律失常数据库是来自美国东南部的一组心电数据，该数据集包含10344（男性：5551，女性：4793）组十二导联心电图样本，每条记录长度为10秒，信号采样率为500Hz。
4. 圣彼得堡INCART 十二导联心律失常数据库：圣彼得堡INCART 12导联心律失常数据库包含来自32个动态心电图记录仪中提取的74组带标注的样本，每条样本记录长30分钟，信号采样率为257Hz；
5. PTB心律失常数据库：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[40]。它包含了两部分的数据，第一部分PTB数据库包含516组十二导联心电图样本（男性：377，女性：139），信号采样率为1000Hz；第二部分PTB-XL数据库包含21837组样本（男性：11379，女性：10458），信号采样率为500Hz。

这五个数据库大约包含有27类心律失常的标注，且标注基于样本给出，即每组十二导联心电图样本对应一种或者多种心律失常类型。这些数据集为训练和评估自动分类心律失常算法提供资源。

## 2.4 深度学习

深度学习是近几年来人工智能领域出现频次较高的名词。算力的不断提升、科技化社会的到来、各种各样的数据源都促进了深度学习的优势在于能够自动学习和提取例如结构化数据以及例如视频、音频、图片等非结构数据的特征，使得分类或者预测模型在很大程度上减小了专家系统所带来的主观影响。

### 2.3.1 深度学习的来源和发展

提到深度学习，脑海中就会浮现与它密切相关的几个词例如人工智能、机器学习、神经网络等。现实生活中作为普通人很难直接感受到这些听起来晦涩难懂的名词有什么作用，但实际上这部分知识正在催促着整个社会迈向虚拟化和科技化。

最早出现的名词是人工智能，目前我们正在经历人工智能的第三次发展热潮。1956年在达特茅斯会议中正式将这类能够代替人力思考和劳动的技术命名为人工智能，经历一些年的研究发展，人工智能技术确实帮助企业解决了部分简单问题，但受制于能够解决的问题范围窄，一旦碰到需求复杂度高的项目便无法研究下去，这使得致力于发展人工智能的国家停止对人工智能的投资，人工智能的第一次发展高潮停滞了。随着专家系统的问世，带有学者主观判断逻辑的人工智能系统迅速开启了第二波浪潮，同时第四代计算机系统也在这个阶段出现，第四代计算的发展吸引了空前的目光，人工智能的研究市场被抢占，间接导致人工智能第二波发展高潮的没落。随着计算机时代的来临，计算机硬件软件发展趋于稳定，算力的不断提升使得研究人员重新审视人工智能，各行各业源源不断的产生数据，如何利用好这些数据，进行数据挖掘和大数据分析结合人工智能助力实现高效快捷的企业增长和创新型社会成为主流。近些年来技术的不断突破、算法的层层优化，越来越多的行业开始应用人工智能，例如经济金融领域的量化交易模型，短视频平台和购物平台的智能喜好推荐，大语言模型ChatGPT以及智慧交通、智慧医疗等。

而人工智能在技术上的实现核心是针对不同业务场景实现不同的算法，而这类算法的统称就叫做机器学习（Machine Learning）。例如在浏览淘宝过程中，当我们点击某类产品进行浏览时，客户端会收集这些信息发送到服务器，服务器经过一系列的特征总结，将用户喜好反馈到客户端，客户端根据返回的信息展示更多相关的商品信息给用户，从而提升交易成功率。而这个算法就融合了基于机器学习的推荐算法。

神经网络可以看作是机器学习的一类算法，它设计的初衷是为了模拟大脑神经元的处理方式，使原始流程式的计算执行方式能够转化为像人脑的逻辑进行推演。神经网络的发展从最初的感知器模型到浅层神经网络再到现如今使用较为广为的深度神经网络，为了更好地拟合复杂问题，神经网络逐渐从线性化模型过渡到非线性模型，算法的复杂度也在不断提升。图2.5展示了一个N个输入M个输出的三层神经网络的结构图。它由输入层、输出层和隐藏层三部分组成，每一层包含数量不完全相同的神经元。

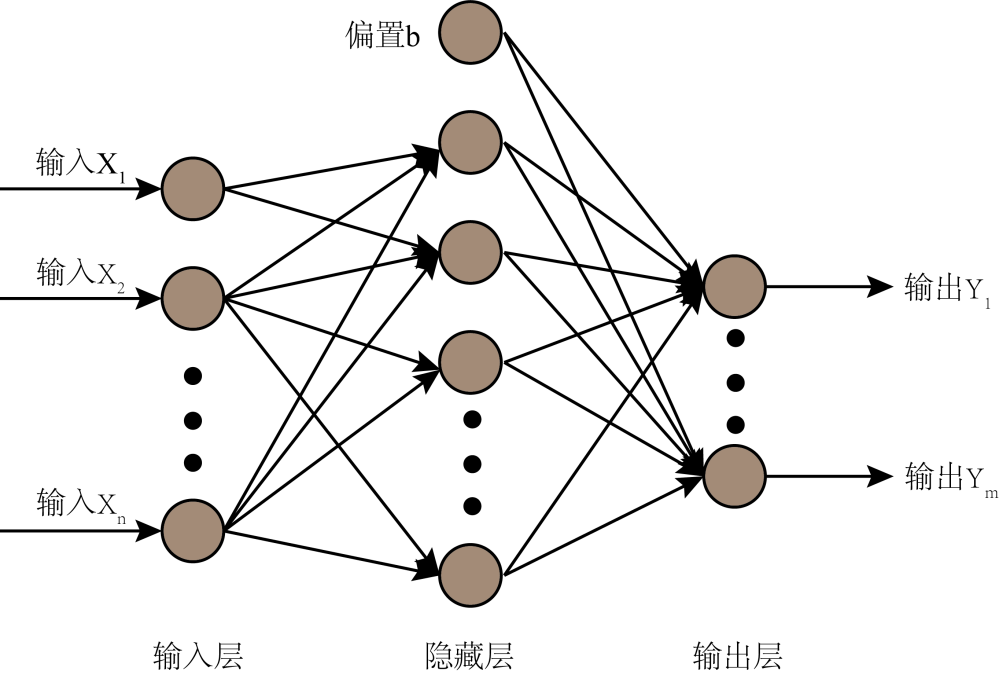


图2.5 三层神经网络结构图

深度神经网络是指通过堆叠多层功能不相同的网络层，实现数据不同层次特征的提取。在结构上具有更大容量，分层组合带来的是指数级表达空间，可以更容易地学习和表示各种特征。理论上越深的神经网络能够提取的特征越抽象，越能贴近人脑所能提取到的信息的轮廓。然而神经网络的深度直接决定了参数的数量，参数越多需求计算机的算力越高。因此对深度的设计也应该具有适度性。相较于浅层神经网络，深层网络所包含的隐藏层数量更多，而隐藏层神经元数量相对较少，浅层的网络想要达到深层网络同样的结果需要指数级增长神经元数量才能达到。

### 2.3.2 深度学习的原理

针对复杂状况下的数据，例如视频流、音频流等，深度学习与机器学习相比最大的优势在于原始数据可直接输入模型进行特征学习，而不再需要专家系统的支持，这在一定程度上避免主观选择特征给模型造成学习误区。现如今深度学习最广泛的实现方式是深度神经网络。

深度神经网络中最著名的结构就是卷积神经网络，卷积神经网络参考了人脑对于视觉听觉类任务的处理原则，分析局部在规划整理全局。由于卷积神经网络具有“局部感受野”和“权值共享”的特点，减少了参数量，解决了全连接网络参数太多，训练时间复杂度高的问题。深度学习的整体算法流程是输入数据逐一经过隐藏层正向传播将结果送至输出层，输出层通过损失函数计算正向传播的结果与真实值的误差，该误差经过反向传播反馈到各层，计算各层参数在损失函数上的梯度，各层参数根据梯度的反方向更新，通过多次轮回得到最小化损失函数值，以此建立最优模型。以下具体介绍深度学习的相关原理：

1. 深度神经网络的结构

深度神经网络的全局结构类似于图2.5所展示的三层神经网络的结构，不同的是神经网络隐藏层数量较多，且存在卷积网络层、池化层等不同功能的层用以提取不同层次的特征。深度神经网络能够从大量数据中学习到相关特征用于预测或者分类任务，其关键在于算法的设计和优化，包括激活函数的设计、损失函数的设计、梯度下降算法的设计以及参数优化、参数调整等。

1. 激活函数

现实生产生活中需要深度神经网络解决的问题常常是来自于不同行业的，这些数据存在较大的差异，而且根据历史数据是可以发现数据之间大多不存在线性关系，这使得线性模型结构不适合这些任务。为了给模型添加非线性的处理单元，激活函数的概念被提出。神经网络运行过程中上一层的输入经过加权求和后作用域另一个非线性函数并将结果传递到下一层，这里的非线性函数就指的是激活函数。为了满足反向传播算法的条件，激活函数需要具备以下性质：连续且可导（允许存在部分点位不可导）；激活函数的形式以及它的导数形式尽可能的简单，提交计算效率；激活函数的导函数的值域在合理的区间，防止梯度消失和梯度爆炸。常见的激活函数包括：

Sigmoid激活函数,它能够将输入的值映射在区间(0,1)上，可等价理解为将神经元的输入进行了归一化，输出结果往往接近于区间上下限，因此常用作二分类任务。在实际使用过程中，由于Sigmoid在靠近0和1处的曲线较为平滑，带式Sigmoid的梯度趋近于0，直接导致在反向传播过程中输出结果靠近0或1的神经元的梯度也趋近于0，使得权重参数无法更新，产生梯度消失的问题[41]。Sigmoid激活函数公式如公式（2.1）所示，相比其他激活函数计算成本较高。

（2.1）

Tanh激活函数，它将输入的值映射在区间[-1,1]上，是对Sigmoid的增强，引进了负输入依旧被映射为负数，接近0的输入被映射在接近0的位置。但由于函数曲线类似于Sigmoid[42]，仍旧存在反向传播过程中梯度消失的问题。Tanh通常应用在隐藏层中。Tanh激活函数公式如下：

（2.2）

Relu（Rectified Linear Unit）激活函数在深度神经网络中使用最为广泛，是简单的分段线性函数[43]。实际传递参数过程中，当神经元给定的输入为正数时，输出为1，使梯度消失的问题得到缓解，且计算成本较低。Relu激活函数的公式如下：

（2.3）

常见激活函数的函数图像如图2.6所示。

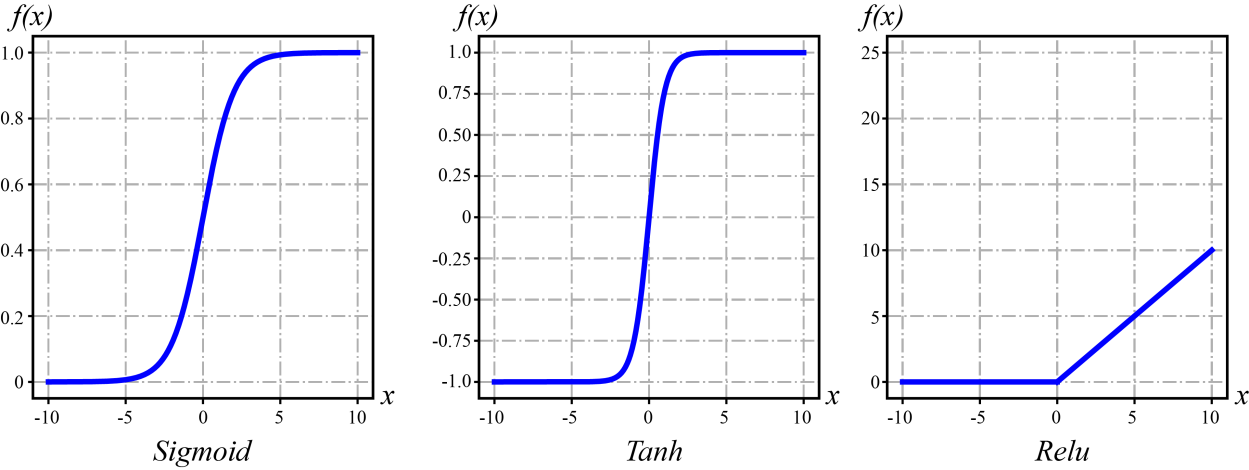


图2.6 常见激活函数图

1. 损失函数

损失函数是深度神经网络在学习过程中更新参数的指标，也可理解为损失函数是表示当前状态下神经网络性能“恶劣程度”的指标。不同任务也对应着不同的损失函数。

回归任务中，经常使用的是均方差Mean Squared Error（MSE）损失函数，其定义如下：

（2.4）

其中*w*代表权重参数，*b*代表偏置参数，N代表输入训练数据的个数，*x*表示输入数据，*y(x)*表示真实值即标签，代表预测值。

二分类任务中，常使用的损失函数是二分类交叉熵损失函数。该模型通常使用Sigmoid激活函数，它能将模型的输出映射在(0,1)区间内，即给定任意输入*x，*模型预测为正类的概率。因此模型得到正类负类的概率分别为和。

因此N个输入的情况下的条件概率公式为：

（2.5）

二分类交叉熵损失函数在此基础上取最小化负对数即：

（2.6）

式中*i*代表输入第几个，N代表输入个数，代表真实值，代表预测概率。

多分类任务中使用的损失函数是多分类交叉熵损失函数，与二分类相比区别在于真实值不是具体的数，而变成了一组One-hot向量[44]，真实分类下标所对应的值为1，其余为0。使用的激活函数是Softmax，它将样本所有可能的分类预测概率都映射在(0,1)上，且这组概率数据的和为1。其表达形式如下：

（2.7）

式中N代表样本个数，M代表类别个数，代表One-hot向量，代表预测概率向量。

1. 神经网络的梯度下降算法

梯度下降算法是神经网络模型的核心，神经网络模型依赖它完成各层权重参数的自动更新和调整，参数经过多次调整后模型的分类和预测能力越趋近于样本总体真实情况。在数学领域梯度方向代表了函数增长速度最快的方向，因此函数减小速度最快的方向即为梯度的反方向。梯度下降算法原理是计算函数在某一点沿梯度方向的最大变化率，根据这一方向更新参数。常见的梯度下降算法包括SGD、带有动量的SGD、AdaGrad、Adam等。以随机梯度下降法（SGD）为例，假设损失函数为*Loss*，则随机梯度下降的参数更新表达式如下：

（2.8）

式中*w*代表权重参数，*b*代表偏置，*η*表示学习率。

## 2.5本章小结

本章第一节首先对心律失常相关基础知识进行阐述，详细介绍了心律失常产生的原因，常见的心律失常类型以及心律失常患者在日常生活的症状以及正常心跳的心电图波形结构展示。

然后针对心律失常的检测引出十二导联心电图的概念，介绍了十二导联心电图的起源和发展、十二导联的组成部分、每一部分的作用以及在测量不同导联时电极的安置方式，同时阐述了临床上十二导联的作用。之后列举了到目前为止常见的开源二导联心电图数据库以及十二导联心电图数据库。最后我们介绍了深度学习这项技术的来源、发展以及对当前科技社会的影响。并详细说明了深度学习的工作原理。通过这一章的介绍，我们可以初步理解应用深度学习在心电图领域的重要性，为后续研究的详细阐述提供理论依据。

# 

# 第3章 基于DSE-ResNet的十二导联心律失常自动识别

## 3.1 引言

十二心电图（ECG）由于其简单、无创和可靠等优点，常用于心律失常的临床诊断。全世界每年获得超过三亿份心电图[25]。专业医生的增长速度远小于心电图的增长速率。巨大的诊断工作量导致利用心电图诊断心律失常效率低下，且误诊现象增多。因此心电数据的广泛数字化与自动分类算法的结合越来越受到关注。近些年来，机器学习相关算法的出现缓解了这种情况，它针对这类任务通常包含了专家特征构建和分类器分类两个模块，尽管机器学习在心律失常分类方面有着广泛的研究应用，但仍然存在一些问题需要解决。例如，基于主观因素的特征工程导致消除了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（DNN）凭借其强大的特征提取能力和增量学习方法，大大提高了语音识别、图像分类、策略游戏和医学诊断的技术水平。与机器学习方法不同，DNN可以识别模式并从原始输入数据中学习有用的特征，而无需大量手动规则和特征工程，因此特别适合解释 ECG 数据。一些研究受到启发，将 DNN 用于基于单导联或多导联 ECG 的心律失常自动分类。

例如，Ullah[20]等人将单导联心电图转换为二维频谱图像，并使用2D-CNN学习图像的特征来实现心律失常的自动分类，他们的模型在MIT-BIH 数据集实现了99.11%平均分类准确率。Hannun[22]等人开发了一种可根据单导联心电图对十二种心律失常类别进行分类的DNN。 实验发现，他们的DNN模型的平均*F1*得分（0.837）超过了心脏病专家的平均得分（0.780）。 这表明端到端的深度学习方法可以基于单导联识别各种心律失常。同时他们提到信号持续时间有限或只有一根导线等因素限制了可以从数据中得出的有效结论。与单导联相比，多导联心电图包含了更多有价值的信息[45]，更有利于心律失常的自动分类。Zhang[25]等人提出了一种可解释的DNN，用于基于十二导联心电图的自动诊断。他们的实验表明，在单导联ECG上训练的DNN的性能低于同时使用十二导联产生的性能。Zhao[26]等人将患者的年龄和性别作为辅助信息输入到DNN中，DNN模型在The PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2020[46]中获得了第二名的测试结果。

这些研究促进了深度学习在心律失常自动分类中的应用。 然而一些基于心电图单导联心律失常自动分类的研究表明，只有一个导联可能导致DNN错误分类。 这促使我们选择十二导联而不是单导联作为实验数据。部分基于十二导联DNN的训练过程分为两步，首先对导联进行逐条训练，然后融合每个导联的训练特征，最后得到分类结果。这使得在训练开始时没有注意导联之间的关系。基于这些问题，我们提出了二维化十二导联心电图和DSE-ResNet。本章工作的主要贡献可以概括如下：

1. 提出了一种多通道时间序列信号的二维化转换方法。 将原始的十二导联心电图拼接成灰度图一样的二维平面，每一列代表单导联的时间序列，每个“像素”代表心电图的一个电压值。
2. 提出了一种二维DNN模型DSE-ResNet用于处理多通道时间序列 ECG 信号。 DSE-ResNet可以在训练阶段学习导联内部和导联之间的特征。
3. 提出了一种切片规则来扩展训练集。
4. 采用正交实验用于选择超参数。在评估模型阶段，我们使用基于投票策略的集成学习来获得分类性能。

最终模型基于China Physiological Signal Challenge 2018 (CPSC2018) 测试集的实验结果表明，我们的模型对正常节律和八类心律失常进行分类的平均*F1*= 0.817。同时，与CPSC2018竞赛中的最优的几种模型相比，我们的模型在2个子异常类型中取得了最好的*F1*。

这表明基于二维化十二导联心电图和DSE-ResNet的模型在检测某些心律失常方面具有优势，有潜力作为辅助工具帮助医生进行心律失常分析。

## 3.2 整体材料和方法

### 3.2.1 问题定义

本章节研究旨在基于二维化十二导联心电图实现正常心律和八类心律失常的自动分类。所提出模型的输入*x*包括二维化ECG信号和患者的年龄、性别信息，输出是*y*对应于正常节律和八类心律失常的预测标签。输入和真实标签*y*构成训练集:

(3.1)

式中*n*代表样本个数。我们模型的训练目标是在有限数量的训练时期内最小化 softmax交叉熵损失函数，其中softmax交叉熵损失函数如公式3.2所示：

(3.2)

式中和表示模型将输入预测为真实标签和不同标签的概率。由于分类类别为九类，故j的取值为。

### 3.2.2 二维化十二导联ECG

（1）数据来源

本章节研究内容使用的数据库是来自CPSC2018的十二导联心电图数据集，采样频率为500Hz。共有9831组样本，其中6877组（女性：3178，男性：3699个）样本被开源用于训练，2954组样本被保密用于测试。每组样本包含了原始十二导联心电图信号、患者年龄、性别和信号对应的标签。其中标签分别对应了九种个类别：正常节律、心房颤动（AF）、一度房室传导阻滞（I-AVB）、左束支传导阻滞（LBBB）、右束支传导阻滞（RBBB）、房性早搏（PAC）、室性早搏（PVC）、ST段压低（STD）和ST段抬高（STE）。这些心律失常类型还可分为四类亚异常类型，例如LBBB和RBBB可以统称为传导阻滞类型（Block）、PAC和PVC可以统称为过早收缩（PC）、STD和STE可划分为ST段改变（ST）。通过对比模型在亚异常类型和细分类型的分类性能，可以整体评价该模型对不同心律失常类型的敏感性。表2.1中显示了数据源的更多详细信息。

表3.1 CPSC2018数据库详细信息

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| No. | 心律失常类型 | 样本数量 | 采样时间长度（s） | | | 训练集 | 小样本测试集 | 隐藏测试集 |
| 平均 | 最小 | 最大 |
| 1 | 正常 | 918 | 15.43 | 10 | 64 | 895 | 69 | 394 |
| 2 | AF | 1098 | 15.04 | 9 | 74 | 1112 | 79 | 466 |
| 3 | I-AVB | 704 | 14.27 | 10 | 54 | 695 | 45 | 295 |
| 4 | LBBB | 207 | 14.94 | 9 | 65 | 203 | 15 | 97 |
| 5 | RBBB | 1695 | 14.62 | 10 | 118 | 1691 | 124 | 756 |
| 6 | PAC | 574 | 19.43 | 9 | 74 | 546 | 47 | 250 |
| 7 | PVC | 653 | 20.92 | 6 | 144 | 826 | 44 | 276 |
| 8 | STD | 826 | 15.50 | 8 | 138 | 825 | 58 | 340 |
| 9 | STE | 202 | 17.15 | 10 | 60 | 216 | 19 | 80 |
|  | 总计 | 6877 | 15.95 | 6 | 144 | 7117 | 500 | 2954 |

1. 二维化处理原理

在临床医学实践中，心脏病专家通常需要多导联心电图作为检测心律失常的依据。如PAC患者的心电图异常主要表现在导联V1、II、aVF，而LBBB患者典型的心电图异常主要表现在导联I、V1、V2、V5、V6、aVR导联[47]。

不同心律失常的检测需要十二导联心电图的综合信息，这意味着导联内部和导联间特征在心律失常的分类中起着重要作用。为了同时提取十二导联心电图的导联内部和导联间特征，我们对十二导联心电图进行了二维化处理。具体来说，对于一组样本的任-导联拼接在一起形成二维心电图，其中*L*是导联的长度(采样点个数)。尽管CPSC2018数据库提供的不同样本采样长度不同，但是同一样本不同导联的长度是相同的。如图3.1（b）所示，将原始十二导联心电图拼接成灰度图一样的二维平面，每列代表一个导联的时间序列，每列中的“像素”表示该导联在不同采样点的电压值。

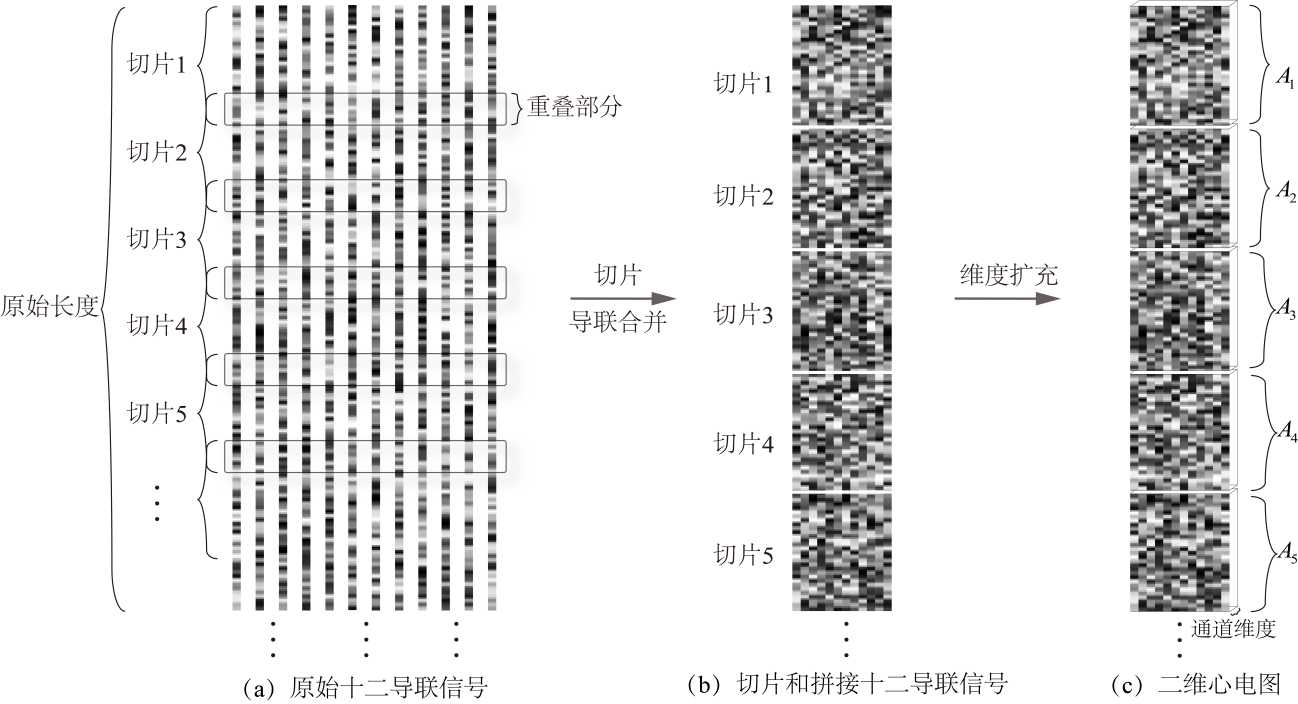


图3.1（a） 原始十二导联；（b）切片和拼接十二导联信号；

（c）切片后的二维心电图

1. 切片

从表3.1可以看出，正常心律和八类心律失常的样本数量差距较大，原始十二导联心电图的长度也不尽相同。为了充分利用CPSC2018的数据，统一十二导联心电图的长度，我们对二维化后的心电图进行切片。图3.1（a）和图3.1（b）展示了切片的图示模型。

CPSC2018的数据集共包含6877组训练样本。由于CPSC2018的测试集不对外开放，我们从6877组开放获取数据中分离出500组数据作为离线小批量测试集。 少量测试集的主要作用是比较子模型和集成模型的性能。其余6377组样本中的 十二导联心电图被切片并用于训练。不同原始十二导联长度对应不同的切片方法，切片的具体步骤如下：

原则2：如果二维心电图中，如果*L*<8192，*A*在第一维的长度补零至*L*=8192。

原则2：如果中，*L*满足8192≤L<1.5\*8192，*A*就将尾部多余的数据截掉至*L*=8192。

原则3：如果中，*L*满足L≥1.5\*8192，则将A切成*n*片。切片长度为8192，切片之间的重叠长度为4096。经过切片二维心电图变为*n*个二维心电图样本。其中切片的数量如公式3.3所示:

(3.3)

其中表示小于*x*的最大整数。

需要注意的是，切片长度决定了输入到DNN中的十二导联信号的长度。 DSE-ResNet中有多个0.5倍的下采样过程。为了便于下采样后的维度统计，我们选择2的指数幂的长度作为切片长度。在500Hz的采样率下,8192的切片长度表示大约16.384s的十二导联信号长度。我们统计了CPSC2018中原始样本的长度分布。样本的平均长度为15.95s，因此我们选择最接近的8192（16.384s）作为切片长度。12.7%的样本长度超过平均长度的1.5倍，我们认为这部分样本式具有更多的ECG信息。为充分利用数据以及防止过拟合我们对这些样本进行切片来扩充训练集。切片后训练集中的不同心律失常样本个数如表3.1所示。

1. 维度扩充

我们对切片后的二维心电图增加了一个维度，使得十二导联信号的维度满足二维卷积（Conv2D）层对输入数据维度的要求。 我们将新添加的维度称为通道维度。将二维心电图扩充为,其中导联长度为 8192，导联个数为12，通道维度为1。在维度扩充的过程中，实际电压值没有发生改变，而是逻辑上增加了一个维度。在训练过程中，每个卷积层输出特征图的通道数与卷积核的数量同步变化。图3.1展示了对原始十二导联心电图进行切片、拼接、扩充维度的全部过程。

### 3.2.3 DSE-ResNet

异常心电信号主要表现为波形形状和周期性节律的变化[48]。一些异常心电信号是周期性的，几乎在每个波形周期中出现；另一些异常心电信号是只在少数心跳周期中不定时产生。同时，不同年龄和性别的患者对同一种心律失常可能有不同的心电信号。因此，DSE-ResNet包含用于提取导联内部和导联间特征的残差结构ResNet和用于提取二维心电图全局特征的DSE部分。此外，我们引入患者年龄和性别作为训练的辅助特征。

ResNet是现如今深度学习领域中最常见的模型，它引入快捷连接（shortcut）实现特征的恒等映射，缓解了反向传播过程中出现梯度消失和梯度爆炸的现象。关于Resnet的残差块结构如图3.1所示。弯曲的路径即为快捷连接，实现原始输入的恒等映射，中间的weight layer指代具有参数的不同神经网络层，*f(x)*表示经过正向传播后提取的特征。

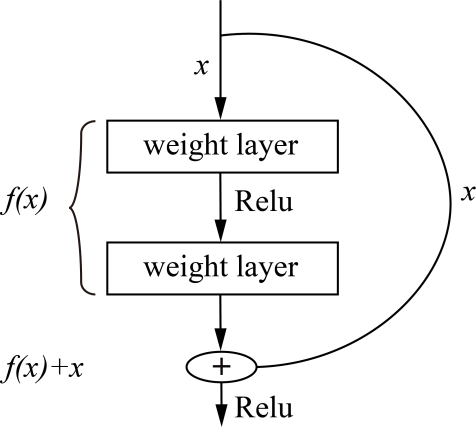


图3.1 残差块结构

残差块（Residual Block）通常引入卷积神经网络（Convolutional Neural Networks，CNN）中，以改善通过网络的梯度流并支持更深层网络的训练。我们模型中的ResNet由一个残差块Residual Block-1和九个Residual Block-2组成。每个残差块都有2个二维卷积（Conv2D）层，用于提取二维心电图局部特征包括导联内部和导联间特征。整个残差块有二十个Conv2D层，其中卷积核的大小为  
（32, 1）。第一个Conv2D卷积层有十二个卷积核，最后四个Conv2D层分别有192个卷积核，中间每四个Conv2D层卷积核数量翻倍。Relu激活函数用于增加模型的非线性能力。批量归一化Batch Normalization（BN）和丢弃层（Dropout）对提高训练速度和防止过拟合起到了很好的作用。图3.2展示了DSE-ResNet的整体结构。

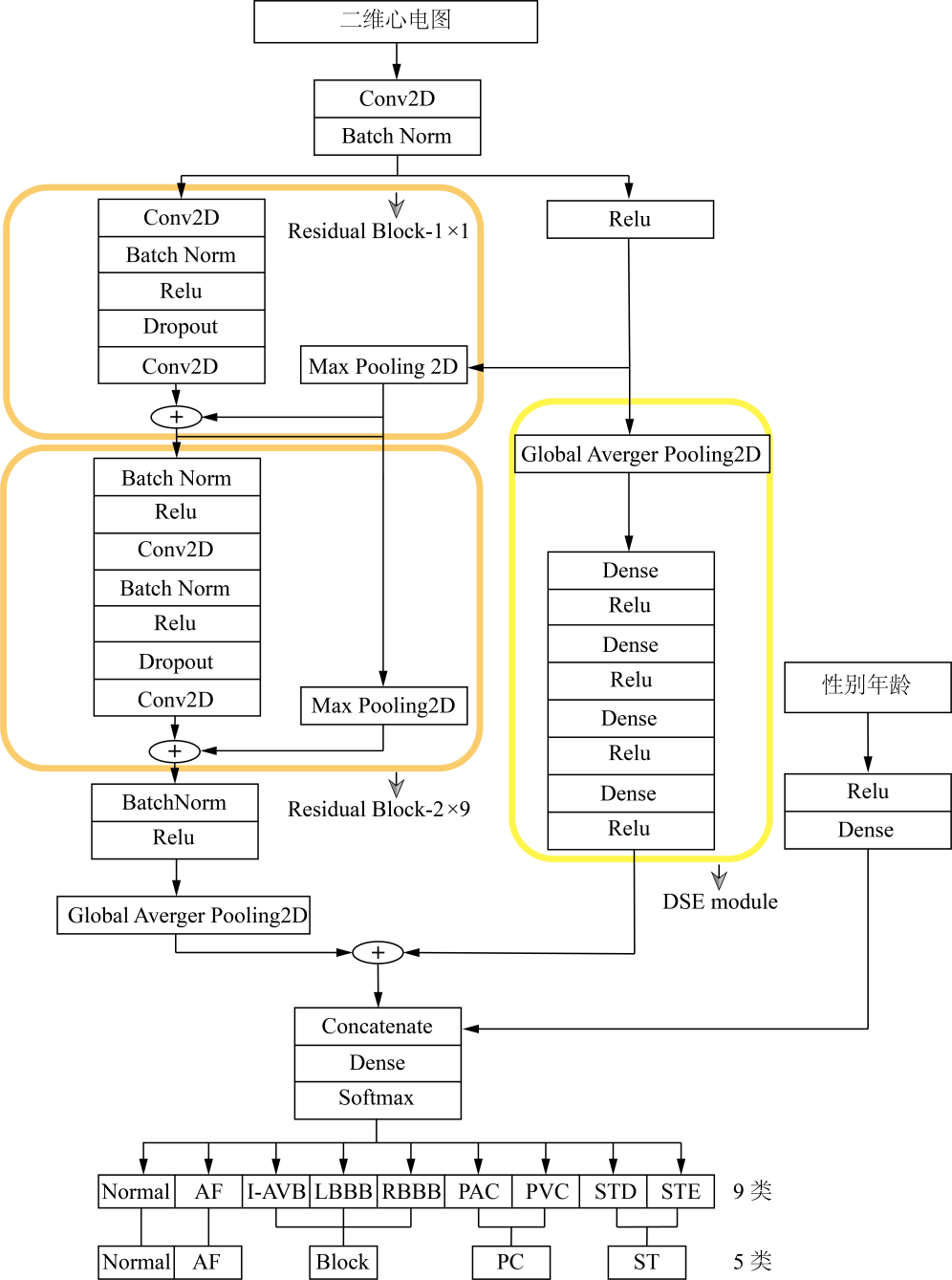


图3.2 DSE-ResNet整体结构

Squeeze-and-excitation（SE）module[49,50]可以在通道维度上提取特征，针对本研究可以提取整个二维平面的心电信号特征，并将特征映射到更高维的特征空间，在某种意义上具有全局感受野。我们模型中的Detached SE（DSE）模块独立于任何残差块。它使用二维全局平均池化层从通道维度为二维心电图的每个导联提取全局特征。然后DSE模块中的四个全连接层将提取的全局特征映射到一个新的特征空间。虽然加入DSE模块会增加整个模型的计算复杂度，但可以增加DSE-ResNet的非线性，建立通道间的相关性。不同年龄和性别的患者在同一种心律失常上可能表现出不同的波形状态。图3.3显示多组模型在包含年龄和性别的情况下获得的心律失常的*F1*分数优于不包含年龄和性别的情况。因此，将年龄和性别作为辅助特征引入训练中，有助于DSE-ResNet捕捉患者基本信息对心律失常的影响。

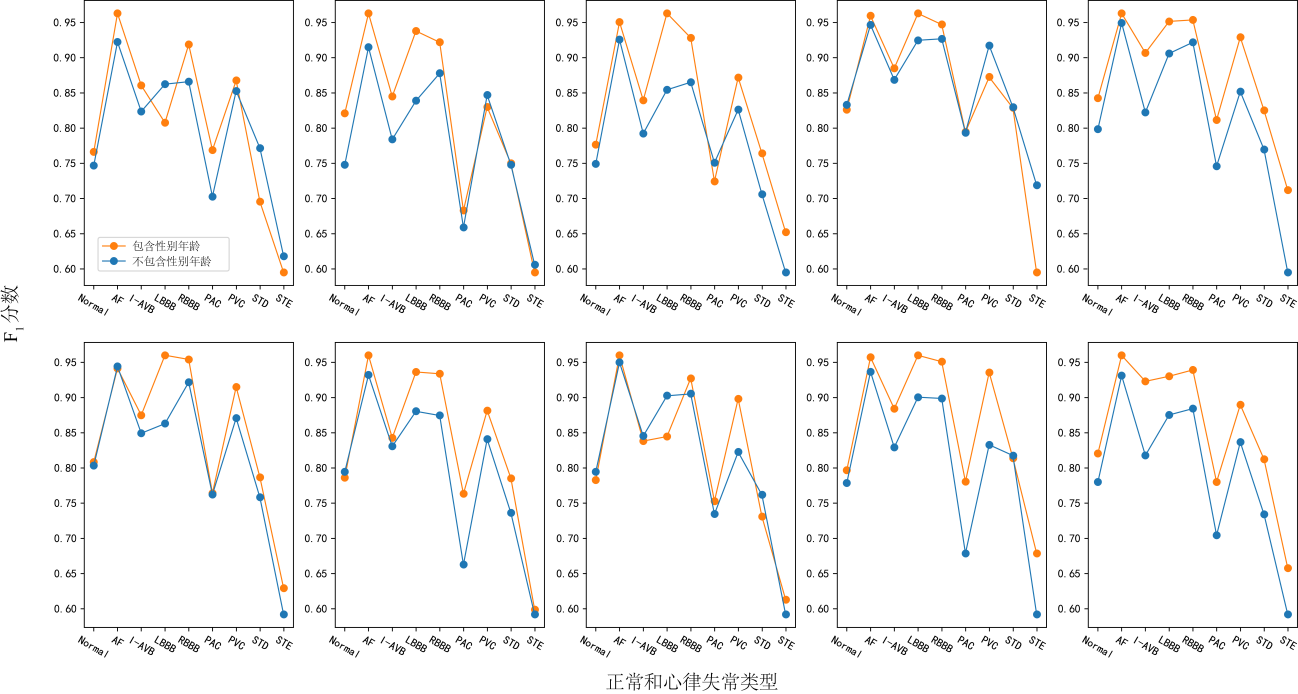


图3.3 比较具有和不具有年龄和性别的模型的*F1*分数。10 个子图使用

具有不同超参数组合的模型。表3.2显示了这些超参数组合。

### 3.2.4 正交试验

适当的超参数可以提高模型学习的性能和效果。赵哲耘等人[51]的研究表明基于正交试验优化卷积神经网络模型的超参数具备可行性。因此我们使用正交试验设计（Orthogonal experimental design，OED）来选择超参数值的组合。OED是一种研究多因素、多层次问题的设计方法。它基于正交性从整个测试集合中选取一些分布均匀的代表点进行测试。选择代表点的过程往往是通过构建正交表来实现的。应用正交试验的优点是进行试验次数少，效率高。我们汲取了部分基于深度学习的研究中关于参数设置的相关经验[22]，选取了一些需要调整的超参数，并给出相应的一组估计值。这些估计值构成了正交表的整个测试点。我们使用成对独立组合测试（PICT）[52,53]为选定的超参数值构建正交表，以获得多组超参数的代表性组合。与常见的优化超参数的随机选择和网格搜索方法不同，PICT是一种用于软件测试领域的选择组合参数技术，用于减少系统测试用例输入的数量。神经网络中大量超参数的选择是PICT首选的应用场景。

### 3.2.5 集成模型

集成模型通过构造和组合多个学习器来完成学习任务[29]。与单个模型的分类性能相比，集成模型往往能取得更好的分类性能和泛化能力[54]。我们使用集成模型来减少模型的整体误差。集成模型包含多个学习器，每个学习器都是基于超参数的代表性组合训练的最优DSE-ResNet。

个体学习器在本文中被称为单一最优模型。集成模型使用投票策略来集成所有单个最优模型。具体来说，每个单一的最优模型都会对同一个测试样本给出一个预测值。基于少数服从多数的多模型投票策略，集成模型将得票最多的预测值作为最终输出值。集成模型的使用虽然增加了计算复杂度，但可以有效提高模型的分类性能和容错能力。

## 3.3 实验细节

### 3.3.1 实验环境

本章节所提出的模型使用Keras框架构建和训练的。所有实验均在配备 Quadro P2200显卡和显存为5G的服务器上运行。

### 3.3.2 数据处理

（1）去噪

原始信号中存在肌肉噪声、电流噪声和基线漂移，这些噪声可能影响模型的分类性能。为了去除这些噪声对十二导联信号的影响，我们使用Butterworth[55]带通滤波器滤除了频率为0.5Hz至49Hz之外的噪音信号。图3.4显示了用 Welch[56]方法计算的异常样本导联I用Butterworth带通滤波器滤波前后的功率谱密度曲线，根据曲线能够观察到高频噪声被衰减。功率谱密度曲线的可视化应用了不同窗口和不同窗口长度的Welch方法。

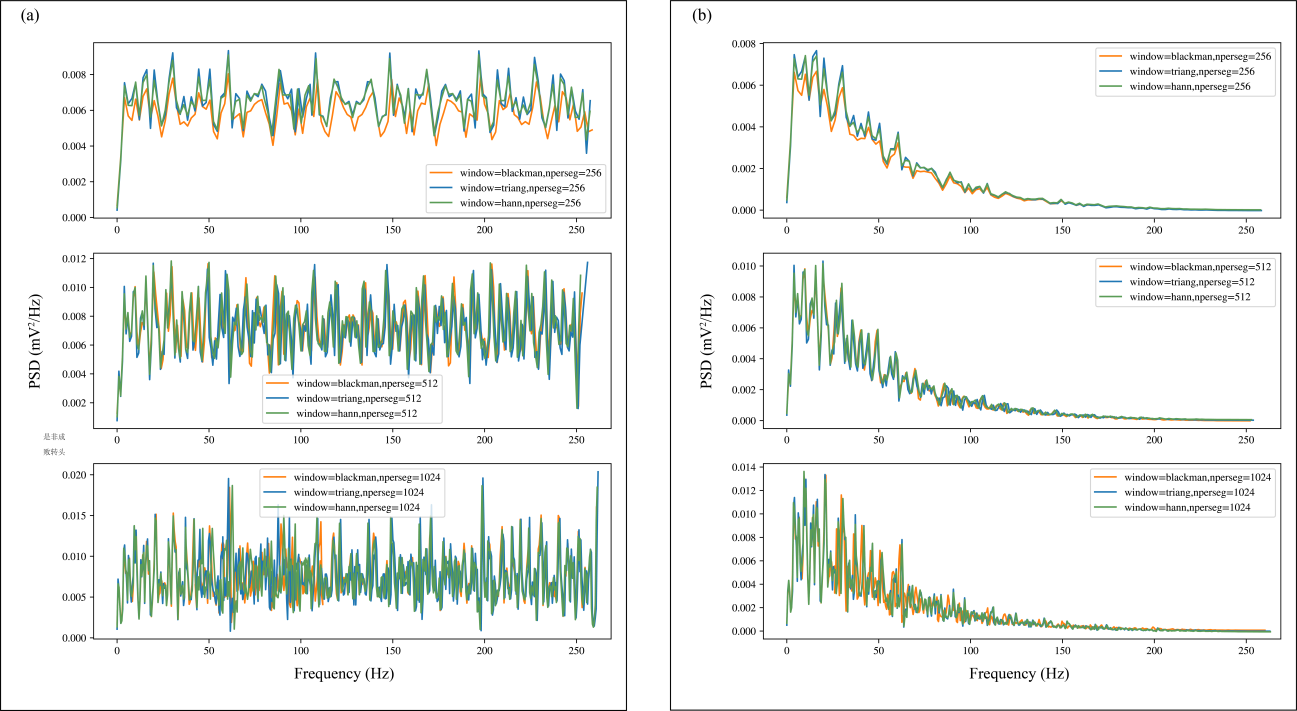


图3.4 不同窗口、不同窗口长度应用Welch得到的功率谱密度曲线。（a）异常样本导联I信号滤波前的功率谱密度曲线；（b）异常样本导联I信号滤波后的功率谱密度曲线。每个子图使用相同的窗口长度和不同的窗口。window表示窗函数，包括布莱克曼窗、汉宁窗和三角窗。nperseg表示窗口长度包括256、512和1024。

1. 最大最小值归一化

时间序列数据在特定情况下取值范围很广，因此需要将其缩放到固定值区间以加快学习过程[57]。原始十二导联心电图中电压值的幅值为[-20.9mV， 20.7mV]，不同导联间的幅值差异较大。从图3.5可以看出，原始十二导联心电图的最大和最小振幅呈对称区间分布。因此，我们使用最大最小值归一化[58]将二维心电图的电压值幅值缩放到对称区间[-3mV，3mV]，最大最小归一化公式如下所示：

(3.4)

其中= 3mV,=-3mV，二者表示归一化区间的边界值，为二维心电图中第i行第j列的电压值，和分别表示二维心电图中最大和最小电压值。图3.5显示了随机某个样本经过去噪和归一化的十二导联波形图。

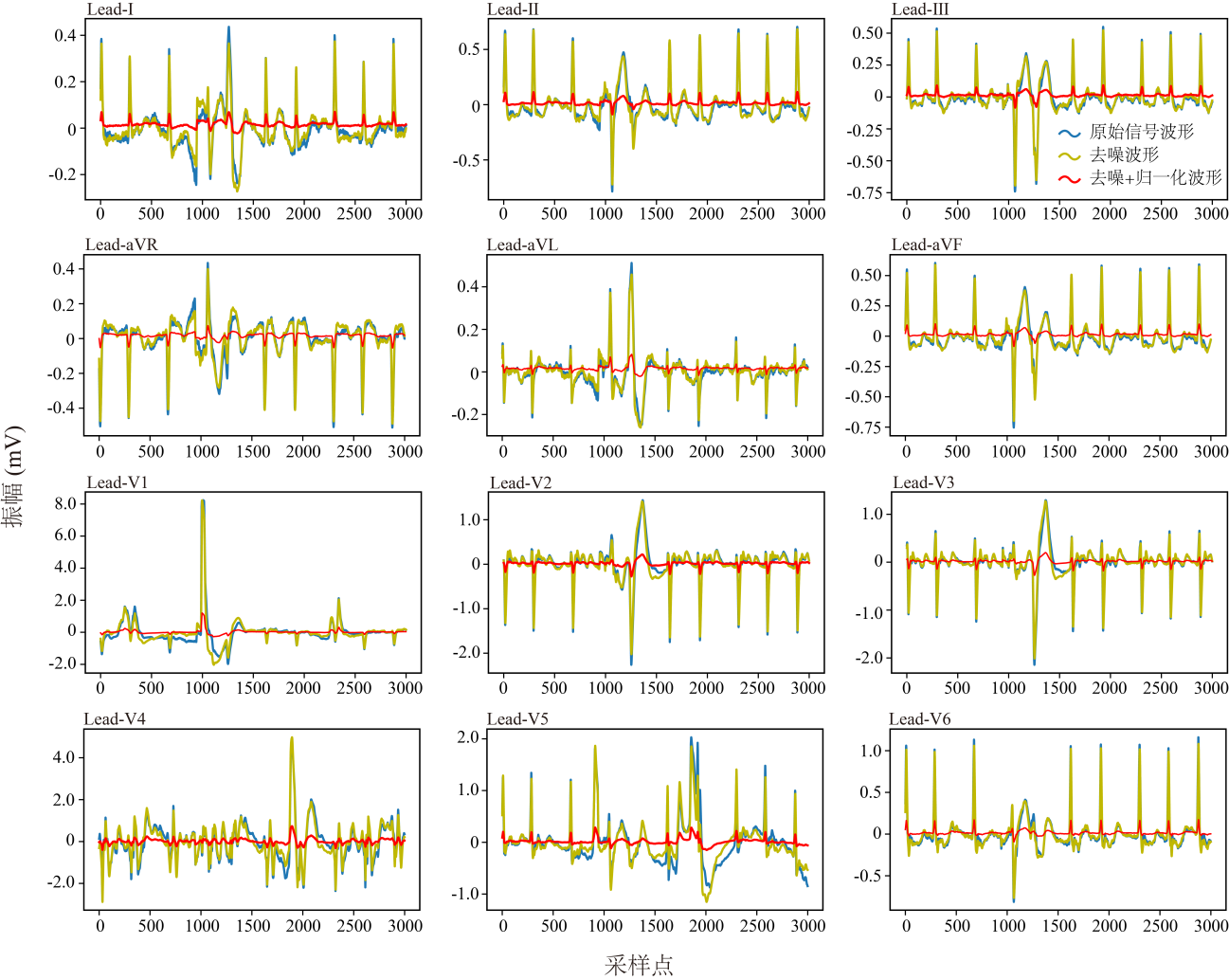


图3.5 十二导联预处理波形图

### 3.3.3 超参数的选择

我们使用OED来确定超参数值的组合。首先，批处理大小（batch-size）控制在服务器能承受的最大极限。其次，选取学习率（learning rate）、丢弃神经元比例（dropout）和动量（momentum）三个超参数进行正交试验。根据先前研究的经验，learning rate的值集是[0.05，0.1，0.15]，dropout的值集是[0.3，0.5，0.8]，momentum的值集是[0.5，0.7，0.9]。我们使用 PICT 构建正交表来组合和匹配预设值。表3.2给出了通过PICT配置的超参数预设值的组合。对每组超参数组合的模型进行五折交叉验证，然后选择验证集中平均损失最低的一折模型作为单一最优模型。

表3.2 经过PICT选择出的超参数组合

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 试验组序号No. | learning rate | dropout | momentum |
| 1 | 0.1 | 0.8 | 0.5 |
| 2 | 0.15 | 0.3 | 0.9 |
| 3 | 0.05 | 0.5 | 0.5 |
| 4 | 0.15 | 0.8 | 0.7 |
| 5 | 0.05 | 0.3 | 0.7 |
| 6 | 0.1 | 0.5 | 0.9 |
| 7 | 0.15 | 0.3 | 0.5 |
| 8 | 0.05 | 0.8 | 0.9 |
| 9 | 0.1 | 0.3 | 0.7 |
| 10 | 0.15 | 0.5 | 0.7 |

## 3.4 结果

### 3.4.1 评价标准

算法的分类性能可以通过准确率（Accuracy）、精确率（Precision）、特异性（Specificity）、灵敏度（Sensitivity）和分数来评价[59,60]。对于多分类任务，平均分数[61]是衡量分类性能的重要指标。表示第*i*类心律失常的分数，它是精确率和召回率的调和平均值，其中描述了预测的正样本中有多少是真正的正样本，描述了有多少真正的正样本被挑选出来。的定义如下：

(3.5)

式中；。*TP*表示正样本被分类为正的个数，*FP*表示负样本被分类为正的个数，*FN*表示正样本被分类为负的个数。所有类型的平均得分是评价模型整体性能的综合评价指标，定义为：

(3.6)

我们还计算了亚异常类型的分数，即AF、传导阻滞（Block）、过早收缩（PC）和ST段变化（ST）。此外，准确性、敏感性和特异性也被用作评价DSE-ResNet性能指标，它们被定义为：

(3.7)

(3.8)

(3.9)

式中TN是分类为负样本而实际也是负样本的数量。应该注意的是，召回率和敏感性在数值上是相同的。

### 3.4.2 在小样本测试集的表现

我们比较了单一最优模型和基于少量测试集（500个样本）的集成模型的分数，其中每个单一最优模型是基于超参数的代表性组合训练的最优模型（超参数组合见表3.2），集成模型是基于投票策略来整合所有单一最优模型。

表3.3 集成模型（EM）与单一最优模型在小样本测试集上的分数。

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| No. | 平均 | 正常及八类心律失常 | | | | | | | | | 亚异常类型 | | |
| 正常 | AF | I-AVB | LBBB | RBBB | PAC | PVC | STD | STE | Block | PC | ST |
| 1 | 0.783 | 0.739 | 0.962 | 0**.**846 | 0.786 | 0.912 | 0.742 | 0.854 | 0.659 | 0.545 | 0.885 | 0.793 | 0.629 |
| 2 | 0.816 | **0.821** | 0.963 | 0.845 | 0.938 | 0.922 | 0.683 | 0.83 | 0.75 | 0.595 | 0.903 | 0.761 | 0.709 |
| 3 | 0.81 | 0.745 | 0.955 | 0.821 | **0.97** | 0.928 | 0.682 | 0.86 | 0.73 | 0.595 | 0.905 | 0.773 | 0.695 |
| 4 | 0.776 | 0.738 | 0.933 | 0.824 | 0.938 | 0.915 | 0.692 | 0.806 | 0.742 | 0.4 | 0.896 | 0.747 | 0.688 |
| 5 | 0.835 | 0.787 | 0.954 | 0.876 | 0.938 | **0.941** | 0.744 | **0.907** | 0.763 | 0.606 | **0.926** | 0.826 | 0.728 |
| 6 | 0.824 | 0.783 | 0.919 | 0.851 | 0.938 | 0.932 | 0.738 | 0.892 | 0.761 | 0.6 | 0.912 | 0.814 | 0.727 |
| 7 | 0.817 | 0.763 | **0.969** | 0.83 | 0.941 | 0.938 | 0.736 | 0.876 | 0.762 | 0.541 | 0.911 | 0.807 | 0.704 |
| 8 | 0.78 | 0.743 | 0.938 | 0.804 | 0.811 | 0.902 | 0.71 | 0.87 | 0.686 | 0.556 | 0.867 | 0.789 | 0.652 |
| 9 | 0.832 | 0.76 | 0.938 | 0.857 | 0.941 | 0.931 | 0.742 | 0.914 | **0.779** | 0.629 | 0.914 | 0.824 | 0.743 |
| 10 | 0.828 | 0.787 | 0.942 | **0.901** | 0.909 | 0.919 | 0.742 | 0.864 | 0.778 | 0.606 | 0.914 | 0.802 | **0.738** |
| EM | **0.843** | 0.787 | 0.949 | 0.87 | **0.97** | 0.935 | **0.764** | 0.897 | 0.748 | **0.667** | 0.922 | **0.83** | 0.729 |

表3.3显示了小样本测试集中单个最优模型和集成模型的分数。结果表明，与单一最优模型相比，集成模型在LBBB、PAC、STE和PC中取得了最高的分数。更重要的是，集成模型的平均=0.843大于单个最优模型的分数。结果显示了集成模型相对于单一最优模型的优势，它可以有效地提高模型的容错能力，提高模型分类的性能。

### 3.4.3 在CPSC2018隐藏测试集的表现

图3.6展示了单个最优模型（shilearning rate=0.15，Dropout=0.5，Momentum=0.7）在训练集和验证集上的损失函数和准确率的变化曲线。验证集主要用来观察训练过程中模型在非训练集的损失和准确率曲线变化情况，通过观察曲线平稳性来控制模型训练的次数，防止出现过拟合现象。图3.6中模型的准确率和损失曲线从在训练周期（epoch）为30次时开始趋于稳定。我们尝试将epoch增加到70次发现过拟合。因此采用early stopping的方法，将训练次数减少到50个训练周期。

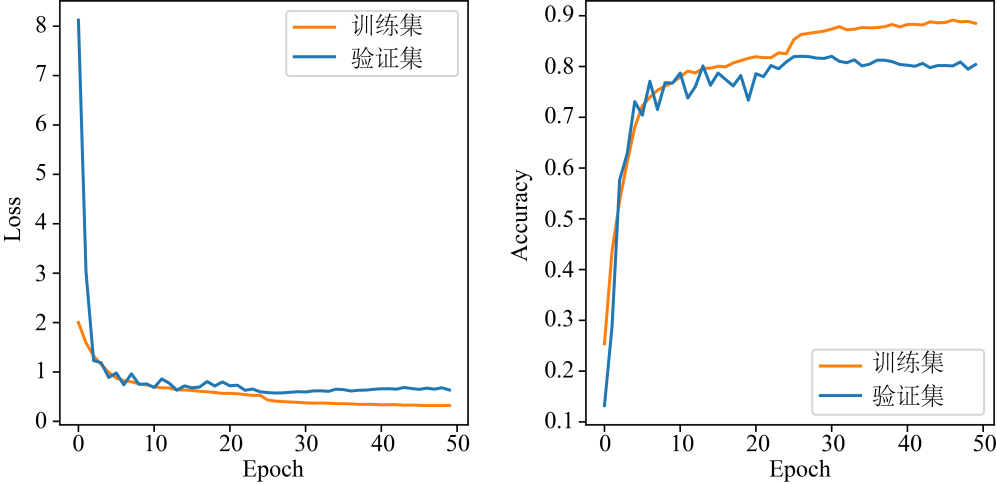


图3.6 损失和准确率变化曲线

十组不同超参数组合的最优单一模型训练完成后，通过将我们的集成模型提交给CPSC2018官方工作人员，我们得到了基于隐藏测试集（2954组样本）的测试结果。图3.7显示了在测试集得到的混淆矩阵。对于亚异常型ST，53个标有STD标签的样本和27个标有STE标签的样本被预测为正常（Normal），19个标有Normal标签的样本被预测为STD。这表明DSE-ResNet对ST 的变化不敏感，这可能是由于ST的样本数量稀少以及ST和Normal 之间的波形结构相似程度较高有关。此外，医生对ST的诊断意见不一[62]，导致样本标签标注错误，这可能也是原因之一。对于亚异常类型AF和Block，所提出的模型分别获得了0.944和0.913的分数。

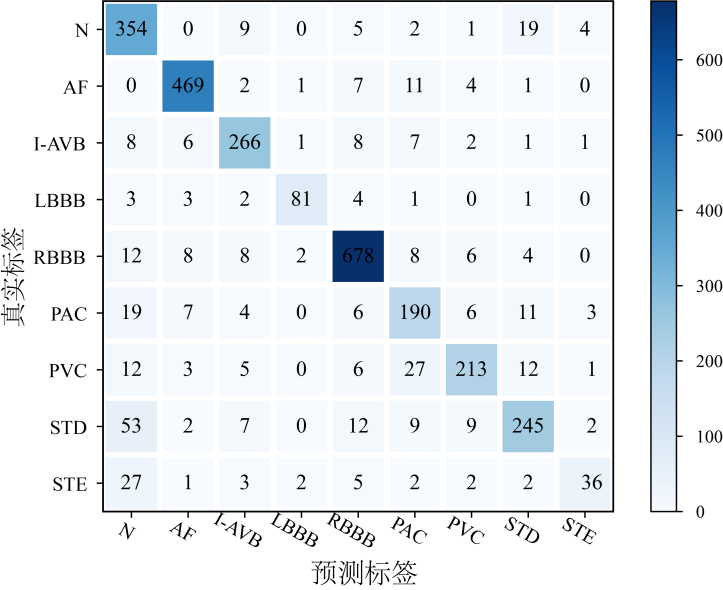


图3.7 混淆矩阵

根据混淆矩阵，我们计算了DSE-ResNet在隐藏测试集上的具体分类性能。 表3.4显示了在CPSC2018隐藏数据库中模型对于不同心律失常的准确度、精确度、灵敏度和特异性分数。正常心律和8种心律失常的平均准确率和平均特异度分别为0.965和0.979，均在LBBB上达到最大值，说明DSE-ResNet对LBBB识别的误诊率较高。

表3.4 DSE-ResNet在CPSC2018隐藏测试集的相关性能指标

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 名称 | 平均 | 正常及八类心律失常 | | | | | | | | | 亚异常类型 | | |
| 正常 | AF | I-AVB | LBBB | RBBB | PAC | PVC | STD | STE | Block | PC | ST |
| *Acci* | 0.965 | 0.936 | 0.978 | 0.972 | **0.992** | 0.962 | 0.954 | 0.963 | 0.946 | 0.979 | 0.946 | 0.943 | 0.930 |
| *FP* | 0.845 | 0.725 | **0.94** | 0.869 | 0.931 | 0.927 | 0.739 | 0.877 | 0.828 | 0.766 | 0.912 | 0.806 | 0.819 |
| *Sei* | 0.803 | 0.898 | **0.947** | 0.887 | 0.853 | 0.934 | 0.772 | 0.763 | 0.723 | 0.45 | 0.914 | 0.768 | 0.671 |
| *Spi* | 0.979 | 0.942 | 0.986 | 0.983 | **0.998** | 0.972 | 0.972 | 0.987 | 0.978 | 0.996 | 0.952 | 0.970 | 0.975 |

表3.5展示了DSE-ResNet和CPSC2018竞赛排行榜中排名前五的队伍模型的平均以及四种亚异常类型的分数。该对比基于相同的隐藏测试集。测试结果表明，本章节所提出的模型的平均=0.817，仅落后最先进模型0.02。值得注意的是，DSE-ResNet在两个亚异常类型中取得了最好的测试结果，分别为=0.944和=0.913。同时，基于隐藏测试集的测试结果说明，该模型从二维心电图中学习内部和导联间特征，对AF和Block识别能力更敏感。

表3.5 DSE-ResNet与CPSC2018排名前五的模型结果对比

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 模型 | 平均 |  |  |  |  |
| DSE-ResNet | 0.817 | **0.944** | **0.913** | 0.786 | 0.738 |
| Chen等人[24,63] | **0.837** | 0.933 | 0.899 | **0.847** | **0.779** |
| Cai等人[63] | 0.830 | 0.931 | 0.912 | 0.817 | 0.761 |
| He等人[63] | 0.806 | 0.914 | 0.879 | 0.801 | 0.742 |
| Yu等人[63] | 0.802 | 0.918 | 0.890 | 0.789 | 0.718 |
| Yan等人[63] | 0.791 | 0.924 | 0.882 | 0.779 | 0.709 |

表3.6比较了DSE-ResNet和比赛后基于CPSC2018隐藏测试集的研究模型的分类性能。表中的结果表明，本文提出的模型在AF、I-AVB、LBBB和PAC中的 得分分别为0.944、0.878、0.890和0.755。的平均得分也是最高的。与其他方法相比，本文使用的同时学习内部和内部导联特征有助于识别多种类型的心律失常。综上所述DSE-Resnet在检测心律失常某些具体类型方面具有一定的优势。

表3.6 同其他相关研究进行对比

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 相关研究 | 分数 | | | | | | | | | |
| 正常 | AF | I-AVB | LBBB | RBBB | PAC | PVC | STD | STE | 平均 |
| Yao等人[61]  CNN+LSTM | 0.753 | 0.9 | 0.809 | 0.874 | 0.922 | 0.638 | 0.832 | 0.762 | 0.462 | 0.772 |
| Yao等人[61]  CNN+LSTM+注意力 | 0.789 | 0.92 | 0.85 | 0.872 | **0.933** | 0.736 | **0.861** | 0.789 | 0.556 | 0.812 |
| Liu等人[64]  CNN+专家特征 | **0.82** | 0.91 | 0.87 | 0.87 | 0.91 | 0.63 | 0.82 | **0.81** | **0.6** | 0.81 |
| Liu等人[64]CNN | 0.8 | 0.89 | 0.87 | 0.77 | 0.9 | 0.65 | 0.79 | 0.8 | 0.56 | 0.78 |
| Wang等人[65]  CNN+注意力机制 | 0.79 | 0.93 | 0.85 | 0.86 | 0.93 | 0.75 | 0.85 | 0.8 | 0.56 | 0.813 |
| DSE-ResNet  CNN+通道注意力+集成模型 | 0.803 | **0.944** | **0.878** | **0.89** | 0.931 | **0.755** | 0.816 | 0.72 | 0.567 | **0.817** |

## 3.5 本章小结及讨论

本章节提出了一种基于二维心电图和DSE-ResNet的通用模型，以实现正常心律和八类心律失常的自动分类。二维处理方法将原始十二导联心电图合并到同一个二维空间中，使得DSE-ResNet可以同时提取12导联心电图的内部和导联间特征。采取正交试验而不是网格搜索来选择超参数降低了计算复杂度。此外，基于投票策略的集成学习模型用于提高分类和泛化性能。基于小样本测试集的实验表明，集成学习模型的分类性能远优于单一模型。然后我们将我们的模型提交给了CPSC2018的竞赛官方，得到了基于隐藏测试集的测试结果。与CPSC2018中前5名模型的结果对比表明，我们的模型在平均值上是合理的，并且在两个亚异常类型上取得了最好的测试结果。

这表明AF和Block的自动分类可能更取决于导联之间的关系。这也意味着使用 DSE-ResNet 处理多通道 ECG 信号以捕获内部导联和导联间特征对于心律失常的自动识别是有效的。我们的结果不仅为基于十二导联心电图的心律失常自动分类提供了新的视角，而且提出一些研究方向，例如基于二维心电图探索如何进一步提高预测的准确性、如何减少预测时间、如何在十二导联心电图中发现冗余导联等。

# 第4章 基于基金-股票网络映射模型的社团检测算法

## 4.1 引言

目

## 4.2 基于加权股票网络的社团检测

### 4.2.1 加权股票网络

## 4.3 结果

### 4.3.1 社团分布

### 4.3.2 股票网络关键社团的演化

## 4.4 本章小结

表4.2 不同模型卷积层相关参数

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Conv2D层 | 卷积核大小 | 步长 | 滤波器数量 | 输出尺寸 |
| Conv2D-1 | 12×12 | 1×1 | 12 | 2048×12×12 |
| Conv2D-2 | 32×1 | 1×1 | 12 | 2048×12×12 |
| Conv2D-3 | 32×1 | 1×1 | 12 | 2048×12×12 |
| Conv2D-4 | 32×1 | 2×1 | 12 | 1024×12×12 |
| Conv2D-5 | 32×1 | 1×1 | 12 | 1024×12×12 |
| Conv2D-6 | 32×1 | 1×1 | 24 | 1024×12×24 |
| Conv2D-7 | 32×1 | 1×1 | 24 | 1024×12×24 |
| Conv2D-8 | 32×1 | 2×1 | 24 | 512×12×24 |
| Conv2D-9 | 32×1 | 2×1 | 24 | 256×12×24 |
| Conv2D-10 | 32×1 | 1×1 | 48 | 256×12×48 |
| Conv2D-11 | 32×1 | 1×1 | 48 | 256×12×48 |
| Conv2D-12 | 32×1 | 2×1 | 48 | 128×12×48 |
| Conv2D-13 | 32×1 | 1×1 | 48 | 128×12×48 |
| Conv2D-14 | 32×1 | 1×1 | 96 | 128×12×96 |
| Conv2D-15 | 32×1 | 1×1 | 96 | 128×12×96 |
| Conv2D-16 | 32×1 | 2×1 | 96 | 64×12×96 |
| Conv2D-17 | 32×1 | 1×1 | 96 | 64×12×96 |
| Conv2D-18 | 32×1 | 1×1 | 192 | 64×12×192 |
| Conv2D-19 | 32×1 | 1×1 | 192 | 64×12×192 |
| Conv2D-20 | 32×1 | 2×1 | 192 | 32×12×192 |
| Conv2D-21 | 32×1 | 1×1 | 192 | 32×12×192 |

# 第5章 总结与展望

## 5.1 全文工作总结

本

## 5.2 未来研究展望

结

# 参考文献

1. Holst, H., Ohlsson, M., Peterson, C. and Edenbrandt, L., 1999. A confident decision support system for interpreting electrocardiograms. Clinical Physiology, 19(5), pp.410-418.
2. Shah, A.P. and Rubin, S.A., 2007. Errors in the computerized electrocardiogram interpretation of cardiac rhythm. Journal of electrocardiology, 40(5), pp.385-390.
3. 马丽媛,王增武,樊静,胡盛寿.《中国心血管健康与疾病报告2021》概要[J].中国介入心脏病学杂志,2022,30(07):481-496.
4. 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.
5. 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.
6. Haseena, H.H., Mathew, A.T. and Paul, J.K., 2011. Fuzzy clustered probabilistic and multi layered feed forward neural networks for electrocardiogram arrhythmia classification. Journal of Medical Systems, 35(2), pp.179-188.
7. Mondéjar-Guerra, V., Novo, J., Rouco, J., Penedo, M.G. and Ortega, M., 2019. Heartbeat classification fusing temporal and morphological information of ECGs via ensemble of classifiers. Biomedical Signal Processing and Control, 47, pp.41-48.
8. Afkhami, R.G., Azarnia, G. and Tinati, M.A., 2016. Cardiac arrhythmia classification using statistical and mixture modeling features of ECG signals. Pattern Recognition Letters, 70, pp.45-51.
9. Martis, R.J., Acharya, U.R., Prasad, H., Chua, C.K., Lim, C.M. and Suri, J.S., 2013. Application of higher order statistics for atrial arrhythmia classification. Biomedical signal processing and control, 8(6), pp.888-900.
10. de Oliveira, L.S., Andreão, R.V. and Sarcinelli-Filho, M., 2011, August. Premature ventricular beat classification using a dynamic Bayesian network. In 2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (pp. 4984-4987). IEEE.
11. De Chazal, P., O'Dwyer, M. and Reilly, R.B., 2004. Automatic classification of heartbeats using ECG morphology and heartbeat interval features. IEEE transactions on biomedical engineering, 51(7), pp.1196-1206.
12. Ince, T., Kiranyaz, S. and Gabbouj, M., 2009. A generic and robust system for automated patient-specific classification of ECG signals. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 56(5), pp.1415-1426.
13. Wang, J.S., Chiang, W.C., Hsu, Y.L. and Yang, Y.T.C., 2013. ECG arrhythmia classification using a probabilistic neural network with a feature reduction method. Neurocomputing, 116, pp.38-45.
14. Martis, R.J., Acharya, U.R. and Min, L.C., 2013. ECG beat classification using PCA, LDA, ICA and discrete wavelet transform. Biomedical Signal Processing and Control, 8(5), pp.437-448.
15. Martis, R.J., Acharya, U.R., Prasad, H., Chua, C.K. and Lim, C.M., 2013. Automated detection of atrial fibrillation using Bayesian paradigm. Knowledge-Based Systems, 54, pp.269-275.
16. Ye, C., Kumar, B.V. and Coimbra, M.T., 2012. Heartbeat classification using morphological and dynamic features of ECG signals. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 59(10), pp.2930-2941.
17. Osowski, S., Hoai, L.T. and Markiewicz, T., 2004. Support vector machine-based expert system for reliable heartbeat recognition. IEEE transactions on biomedical engineering, 51(4), pp.582-589.
18. Lagerholm, M., Peterson, C., Braccini, G., Edenbrandt, L. and Sornmo, L., 2000. Clustering ECG complexes using Hermite functions and self-organizing maps. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 47(7), pp.838-848.
19. Guo, G., Wang, H., Bell, D., Bi, Y. and Greer, K., 2003, November. KNN model-based approach in classification. In OTM Confederated International Conferences" On the Move to Meaningful Internet Systems" (pp. 986-996). Springer, Berlin, Heidelberg.
20. Ullah, A., Anwar, S.M., Bilal, M. and Mehmood, R.M., 2020. Classification of arrhythmia by using deep learning with 2-D ECG spectral image representation. Remote Sensing, 12(10), p.1685.
21. Jun, T.J., Nguyen, H.M., Kang, D., Kim, D., Kim, D. and Kim, Y.H., 2018. ECG arrhythmia classification using a 2-D convolutional neural network. arXiv preprint arXiv:1804.06812.
22. Hannun, A.Y., Rajpurkar, P., Haghpanahi, M., Tison, G.H., Bourn, C., Turakhia, M.P. and Ng, A.Y., 2019. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network. Nature medicine, 25(1), pp.65-69.
23. Wang, R., Fan, J. and Li, Y., 2020. Deep multi-scale fusion neural network for multi-class arrhythmia detection. IEEE journal of biomedical and health informatics, 24(9), pp.2461-2472.
24. Chen, T.M., Huang, C.H., Shih, E.S., Hu, Y.F. and Hwang, M.J., 2020. Detection and classification of cardiac arrhythmias by a challenge-best deep learning neural network model. Iscience, 23(3), p.100886.
25. Zhang, D., Yang, S., Yuan, X. and Zhang, P., 2021. Interpretable deep learning for automatic diagnosis of 12-lead electrocardiogram. Iscience, 24(4), p.102373.
26. 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.
27. 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：CN110179453B,2020-01-03.
28. 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.
29. 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.
30. 《中国心血管健康与疾病报告2021》概述[J].中国心血管病研究,2022,20(07):577-596.
31. 白杰云,王宽全,张恒贵.基于心脏电生理模型的心律失常机制研究进展[J].生物化学与生物物理进展,2016,43(02):128-140.DOI:10.16476/j.pibb.2015.0302.
32. 窦春江,徐盛开,寇炜.临床心电图的解析与应用方法[J].实用心电学杂志,2015,24(05):353-357.DOI:10.13308/j.issn.2095-9354.2015.05.012.
33. 杨静,刘鸣.动态心电图导联系统的前世今生[J].实用心电学杂志,2017,26(04):263-266+270.DOI:10.13308/j.issn.2095-9354.2017.04.006.
34. Goldberger E. A simple, indifferent, electrocardiographic electrode of zero potential and a technique of obtaining augmented, unipolar, extremity leads[J]. American Heart Journal, 1942, 23(4): 483-492.
35. Moody G B, Mark R G. The impact of the MIT-BIH arrhythmia database[J]. IEEE engineering in medicine and biology magazine, 2001, 20(3): 45-50.
36. Taddei A, Distante G, Emdin M, et al. The European ST-T database: standard for evaluating systems for the analysis of ST-T changes in ambulatory electrocardiography[J]. European heart journal, 1992, 13(9): 1164-1172.
37. Reyna MA, Sadr N, Perez Alday EA, et al. Will Two Do? Varying Dimensions in Electrocardiography: The PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2021. Computing in Cardiology 2021, 48: 1-4,
38. Reyna MA, Sadr N, Perez Alday EA, et al. Issues in the automated classification of multilead ECGs using heterogeneous labels and populations. Physiol. Meas, 2022.
39. Liu F, Liu C, Zhao L, et al. An open access database for evaluating the algorithms of electrocardiogram rhythm and morphology abnormality detection[J]. Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 2018, 8(7): 1368-1373.
40. Wagner P, Strodthoff N, Bousseljot R D, et al. PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset[J]. Scientific data, 2020, 7(1): 154.
41. Han J, Moraga C. The influence of the sigmoid function parameters on the speed of backpropagation learning[C]//From Natural to Artificial Neural Computation: International Workshop on Artificial Neural Networks Malaga-Torremolinos, Spain, June 7–9, 1995 Proceedings 3. Springer Berlin Heidelberg, 1995: 195-201.
42. Kalman B L, Kwasny S C. Why tanh: choosing a sigmoidal function[C]//[Proceedings 1992] IJCNN International Joint Conference on Neural Networks. IEEE, 1992, 4: 578-581.
43. Ide H, Kurita T. Improvement of learning for CNN with ReLU activation by sparse regularization[C]//2017 international joint conference on neural networks (IJCNN). IEEE, 2017: 2684-2691.
44. Bagui S, Nandi D, Bagui S, et al. Machine learning and deep learning for phishing email classification using one-hot encoding[J]. Journal of Computer Science, 2021, 17(7): 610-623.
45. Chen B, Guo W, Li B, et al. A study of deep feature fusion based methods for classifying multi-lead ECG[J]. arXiv preprint arXiv:1808.01721, 2018.
46. Perez Alday EA, Gu A, J Shah A, et al. Classification of 12-lead ECGs: The PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2020. Physiol. Meas, 2021 Jan 1, 41(12):124003. doi: 10.1088/1361-6579/abc960
47. Surawicz, Borys, et al. "AHA/ACCF/HRS recommendations for the standardization and interpretation of the electrocardiogram: part III: intraventricular conduction disturbances: a scientific statement from the American Heart Association Electrocardiography and Arrhythmias Committee, Council on Clinical Cardiology; the American College of Cardiology Foundation; and the Heart Rhythm Society: endorsed by the International Society for Computerized Electrocardiology." Circulation 119.10 (2009): e235-e240.
48. Zhang, Jing, et al. "ECG-based multi-class arrhythmia detection using spatio-temporal attention-based convolutional recurrent neural network." Artificial Intelligence in Medicine 106 (2020): 101856.
49. Zhu, Jinjing, Yue Zhang, and Qingqing Zhao. "Atrial fibrillation detection using different duration ECG signals with SE-ResNet." 2019 IEEE 21st International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP). IEEE, 2019.
50. Zhu, Zhaowei, et al. "Classification of cardiac abnormalities from ECG signals using SE-ResNet." 2020 Computing in Cardiology. IEEE, 2020.
51. 赵哲耘,刘玉敏,孙静静.基于混合正交试验的卷积神经网络参数优化[J].统计与决策,2021,37(08):46-50.DOI:10.13546/j.cnki.tjyjc.2021.08.009.
52. McCaffrey, James D. "Generation of pairwise test sets using a genetic algorithm." 2009 33rd annual IEEE international computer software and applications conference. Vol. 1. IEEE, 2009.
53. 郑根让,林正春.基于Pairwise算法的组合测试应用研究[J].电子技术与软件工程,2022(15):49-52.
54. Vollmer M, Sodmann P, Nath N, et al. A Convolutional Neural Network for ECG Annotation as the Basis for the Classification of Cardiac Rhythms[J]. Ulmer Informatik-Berichte, 2019, 3(2): 4.
55. Daud S S, Sudirman R. Butterworth bandpass and stationary wavelet transform filter comparison for electroencephalography signal[C]//2015 6th international conference on intelligent systems, modelling and simulation. IEEE, 2015: 123-126.
56. Welch P. The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: a method based on time averaging over short, modified periodograms[J]. IEEE Transactions on audio and electroacoustics, 1967, 15(2): 70-73.
57. Bhanja S, Das A. Impact of data normalization on deep neural network for time series forecasting[J]. arXiv preprint arXiv:1812.05519, 2018.
58. Patro S, Sahu K K. Normalization: A preprocessing stage[J]. arXiv preprint arXiv:1503.06462, 2015.
59. Houssein E H, Ibrahim I E, Neggaz N, et al. An efficient ECG arrhythmia classification method based on Manta ray foraging optimization[J]. Expert systems with applications, 2021, 181: 115131.
60. Houssein E H, Hassaballah M, Ibrahim I E, et al. An automatic arrhythmia classification model based on improved marine predators algorithm and convolutions neural networks[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 187: 115936.
61. Yao Q, Wang R, Fan X, et al. Multi-class arrhythmia detection from 12-lead varied-length ECG using attention-based time-incremental convolutional neural network[J]. Information Fusion, 2020, 53: 174-182.
62. McCabe J M, Armstrong E J, Ku I, et al. Physician accuracy in interpreting potential ST‐segment elevation myocardial infarction electrocardiograms[J]. Journal of the American Heart Association, 2013, 2(5): e000268.
63. The china physiological signal challenge 2018[EB/OL].http://2018.icbeb.org/Challenge.html
64. Liu Z, Meng X A, Cui J, et al. Automatic identification of abnormalities in 12-lead ECGs using expert features and convolutional neural networks[C]//2018 International Conference on Sensor Networks and Signal Processing (SNSP). IEEE, 2018: 163-167.
65. Wang R, Yao Q, Fan X, et al. Multi-class arrhythmia detection based on neural network with multi-stage features fusion[C]//2019 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC). IEEE, 2019: 4082-4087.
66. 1
67. 1
68. 1
69. 1
70. 1
71. 1
72. 1
73. 1
74. 1

# 致 谢

三年求学生涯行进至此，这段行程即将画上句点，我心中充满不舍。闭上眼睛，过去的一幕幕浮现眼前，写这段话的过程中眼睛甚至被打湿。作为一个山西人，大学求学在河南，研究生求学在山东，兜兜转转七年行程跨遍中部地区。从家乡小县城出发，见识到了周围省会城市便利的交通、先进的教育、开放的理念和充足的医疗资源。让我不禁感慨家乡与这些地方的差距甚大，一心想要为建设家乡做出自己的贡献。在工大这几年的生活也让我对未来的具体规划发生了不小的转变。

研究生三年生活中，很有幸能够和几位舍友轻松快乐友好的度过三年同住生活，尽管大家生活作息存在异同，但互相包容的生活态度、共同的部分爱好使得我们能够克服这些问题。同时感谢学校和国家为我提供的助学金。感谢父母仍然每月给予我充足的生活费，使我的生活不算那么拮据。更要感谢生源地贷款让我不再为学费发愁。

学习上，很感谢工大给我们提供了良好的学习场地，充足的学习资源，安静的学习环境，使得我能够在研一的课程学习以及后续的专业学习中不断提升专注度与效率。

科研上，非常感谢能够来到庞少鹏老师的课题组进行学习。很荣幸我能成为庞老师带的第一批学生中的一个。同门还有周岳、田志两个好兄弟，尽管在科研上我们三个人分属不同的方向，但我们经常会讨论一些小的算法设计和程序实现。让我记忆犹新的是，每周四雷打不动的事情就是庞老师对我们一对一的指导，这使我们能够在自己的研究方向上突飞猛进。庞老师对科研的严肃严谨、对学生的认真负责、对生活的积极乐观时时刻刻都在影响着我。我相信我未来一定能够成为一个恪尽职守，尽职尽责的人。

最后，再次感谢所有帮助过我的老师，同学，朋友们。我们江湖再见！

# 在学期间主要科研成果

## 一、发表学术论文

* 1. ChuanzheZhang,ShaopengPang,HaoYu,GuozhengHan，A fund-stock network projection model，Physica A，566（2021)，125630.（SCI收录，影响因子，2.243，已录用）（第一作者）

## 专利相关

## 参与项目

## 四、参与竞赛