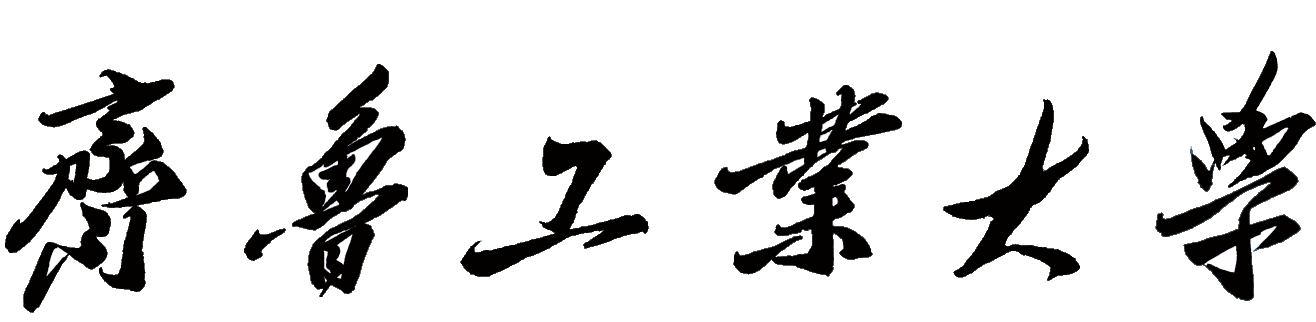
编号：1043120054401



**硕士学位申请书**

|  |  |
| --- | --- |
| 论文题目： | 基于二维化十二导联ECG信号分类与  冗余性研究 |

|  |  |
| --- | --- |
| 申请人姓名 | 李家豪 |
| 学号 | 10431200544 |
| 导师姓名（职称） | 庞少鹏（副教授） |
| 所在单位 | 电子电气与控制学部 |
| 专业 | 0854【电子信息】 |
| 研究方向 | 智能检测技术 |

学位评定委员会办公室制

2023年6月1日 填

**填表说明**

1．本申请书为学位档案，所列项目必须全部认真如实填写，不留空白，若某项内容没有，请在相应栏内填写“无”，签名及日期位置须用黑色、蓝黑色钢笔、中性笔手写，字体工整清晰，不得涂改。申请人应对本人信息的真实准确性负责。

2．本申请书电子文档格式已在文本中注明，所有输入字体为仿宋体（GB2312）五号，1.5倍行距，首行缩进2字符，其他应按默认格式录入，不得改动。

3．本申请书电子文档用A4纸双面打印，左侧装订，如栏目不够或内容较多时，可另加同样大小附页，并留出装订线。

4．本申请书一式三份，其中一份为原件；另一份除论文评阅书和答辩表决票外，其余为原件；最后一份为复印件，请在封面“编号”处按要求注明。

5．本申请书由学位评定分委员会审核并签署意见后，统一交研究生处/学位办。

**Ⅰ．申请人基本情况**

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 姓名 | 李家豪 | | 性别 | 男 | 出生日期 | | 1997年11月05日 | | |  | | |
| 政治面貌 | 中国共产主义青年团团员 | | 民族 | 汉族 | 学制 | | 3年 | | |
| 身份证号 | 140481199711052432 | | | | 入学时间 | | 2020年09月 | | |
| 籍贯 | 山西省长治市潞城区 | | | | 联系电话 | | 13164390729 | | |
| 家庭地址 | 山西省长治市潞城区西华苑小区 | | | | | | 邮编 | 047500 | |
| 最后学历与学位 | | 2016年09月～2020年07月于河南工业大学信息科学与工程学院软件工程专业修业4年，获大学本科毕业证书，获工学学士学位。 | | | | | | | | | | |
|  | 起止年月 | | | | | 学习或工作单位 | | | | | | 任何职务 |
| 主要学历与社会经历 | 2012.09-2015.07 | | | | | 潞城第一中学 | | | | | | 无 |
| 2015.09-2016.06 | | | | | 屯留一中 | | | | | | 无 |
| 2016.09-2020.07 | | | | | 河南工业大学 | | | | | | 无 |
| 2020.09-至今 | | | | | 齐鲁工业大学（山东省科学院） | | | | | | 无 |
|  | | | | |  | | | | | |  |
| 掌握外语的语种 | | | | | | 英语 | | | 熟练程度 | | 六级（478） | |
| 何时、何地因何原因受过何种奖励或处分（研究生阶段）：  1、2020年12月，齐鲁工业大学，获“研究生二等学业奖学金”；  2、2021年12月，齐鲁工业大学，获“研究生单项奖学金”；  3、2021年12月，齐鲁工业大学，获第十八届“华为杯”研究生数学建模大赛国家二等奖；  4、2022年11月，齐鲁工业大学，获“研究生一等学业奖学金”；  5、2023年03月，齐鲁工业大学，获“2021-2022学年齐鲁工业大学（山东省科学院）优秀研究生”；  6、2023年05月，齐鲁工业大学，获“研究生校级优秀毕业生”；  以下无内容。 | | | | | | | | | | | | |

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 参加的科研工作和取得成果情况： | | | | | |
| 在学期间发表的论文及 | 论文名称 | 刊物名称、卷期、页码  （是否为核心或被SCI、EI、ISTP收录） | | 署名  情况 | 发表  时间 |
| Two-dimensional ECG-based cardiac arrhythmia classification using DSE-ResNet | Scientific Reports、12、1、SCIE,SCI | | 1/6 | 2022.08 |
| A 12-lead ECG correlation network model exploring the inter-lead relationships | EPL、140、3、SCIE,SCI | | 2/5 | 2022.11 |
| 以下无内容 |  | |  |  |
|  |  | |  |  |
|  |  | |  |  |
| 其它科研成果 | 科研成果、奖励、专利名称 | 经费数额及来源 | 科研成果和获奖鉴定部门、专利类型 | 署名  情况 | 授予时间 |
| “华为杯”第十八届中国研究生数学建模竞赛国家二等奖 | 无 | 中国学位与研究生教育学会 | 1/3 | 2022.12 |
| 以下无内容 |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
| 参与科研项目 | 项目名称 | 经费数额与来源 | 本人承担工作 | | 本人  位次 |
| 基于图卷积神经网络的心电图识别方法研究 | 9.6万元 齐鲁工业大学（山东省科学院）青年博士合作基金项目 | 算法研究 | | 5/7 |
| 以下无内容 |  |  | |  |
|  |  |  | |  |
|  |  |  | |  |

**Ⅱ．申请硕士学位论文内容介绍**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 论文题目 | 基于二维化十二导联ECG信号分类与冗余性研究 | | | | |
| 选题时间 | 2021.10.27 | 完成时间 | 2023.06.03 | 论文字数 | 42000 |
| 关键词 | 十二导联，二维化，深度神经网络，心律失常，导联冗余性 | | | | |
| 论文课题来源、理论和实践意义：  本课题来源于齐鲁工业大学（山东省科学院）青年博士合作基金项目，项目号为2019BSHZ0014，项目标题为基于图卷积神经网络的心电图识别方法研究。  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的一组疾病，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（ECG）是医学日常实践中的基本工具，因其简单、无创、可靠等特点，多作为心律失常临床诊断的依据。全世界每年采集获得数百万的心电图记录，且这个数据量逐年上升。专业医生增长的速度远不能匹配心电图的产出数量，导致病症诊断结果无法及时提供。在实际生活中对心律失常的诊断主要依赖医生对心电图的分析，呈指数剧增的心电数据加重了医生的工作负担。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。然而，现有的商用ECG诊断算法仍然显示出较高的错误率。随着ECG信号的数字化、计算机硬件计算力的提升和多种算法的提出，为大规模处理原始心电信号提供了条件，也为重新创建高性能的ECG智能识别方法展示了可能性。  由于心电图的复杂性，对心电图进行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积的行医经验，识别异常心电图在波形结构中存在的问题。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和人工智能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，监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和及时就诊提供条件。  现如今国家大力推行人工智能和智慧医疗。“十四五”期间将持续推进“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》提出加大研发健康医疗相关的人工智能技术和可穿戴设备，促进健康医疗智能装备产业升级。本研究旨在将人工智能技术应用于基于十二导联ECG的心律失常的智能识别研究中，同时分析十二导联ECG信号在深度学习过程中的冗余性。这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理论基础。因此本研究具有较高的临床意义和市场空间，具有较为广阔的应用前景，属于国家和山东省的重点发展领域。 | | | | | |
| 本课题前人主要研究成果介绍：  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，这类算法通常分为构建特征工程和设计分类算法两部分。具体来说，研究人员首先利用数学方法从原始ECG中提取大量具有医学意义的特征，如小波特征[1]、P-QRS-T复合特征[2,3]、心率变异性统计特征[4]、RR间期相关统计特征[5]、高阶统计特征[5,6]和形态学特征[7,8]。主成分分析[9,10]和独立成分分析[11,12]等降维方法实现心电图特征从高维空间向低维空间的映射。经过特征工程得到的信息利用分类算法进行分类，常见的分类算法包括支持向量机[13,14]、自组织映射[15]、聚类[16]等。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，基于主观因素提取的特征导致一些潜在的、深层次的重要信息被忽略、ECG的信息不能够被完整的使用等，这些情况会影响最终的分类性能。  近年来，深度神经网络（Deep Neural Network，DNN）以其强大的特征提取能力，极大地提升了对于语音识别、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应用于ECG数据。一些研究受此启发，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中。  在这些研究中由于选择不同的数据库进行实验，导致实验样本的记录长度、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，标签按照心拍标注）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[17]提出了一种基于单导联的二维卷积神经网络（Convolutional Neural Network，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，经过训练的模型在MIT-BIH心律失常数据库进行评估取得了99.11%的平均准确率。Jun等人[18]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的波形图转换成二维灰度图像作为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[19]开发了一种基于ResNet的一维DNN模型，实现了单导联心电数据端到端的学习，并完成正常节律以及11类心律失常类型的分类。训练完成的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多种不同类型的心律失常，其诊断性能与心脏病学家相似。  与单导联ECG相比，多导联ECG包含心脏不同方位的电位信号，一些研究表明充足的数据量更有利于心律失常的自动分类。例如Wang等人[20]提出了一种基于多尺度特征提取和十二导联ECG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“The China Physiological Signal Challenge 2018（CPSC2018）”提供的心律失常数据库中进行了测试，得到了82.8%的分数。Chen等人[21]提出了一种结合CNN、循环神经网络（Recurrent Neural Network，RNN）和注意力机制（Attention）的用于心律失常分类的模型。实验过程中对十二导联ECG逐导联进行训练，然后融合逐导联训练的结果进行再训练。该模型应用于CPSC2018心律失常数据库并取得了排名第一的测试结果。同时他们基于单导联ECG进行实验发现使用单导联数据产生的性能次于完整十二导联ECG，其中利用导联aVR和V1的分类表现接近于十二导联。Zhang等人[22]逐导联训练并融合特征再训练得到一维DNN模型，该模型在测试数据库平均得分=0.813，这个结果显示出优于四种基于专家特征的机器学习方法的性能。此外，在单导联ECG上训练的深度模型产生的性能低于同时使用所有十二导联，表现最好的是导联I、aVR和V5。Chiou等人[23]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，并评估了单个ECG导联对收缩性心力衰竭（HF）分类结果的贡献。结果表明将十二导联ECG信号中的导联V5和V6进行组合，可获得质量最高的评分。此外，zhao等人[24]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[25]提出一种将多导联心电图数据应用于CNN和长短期记忆网络（Long Short-Term Memory，LSTM）的组合模型实现心律失常自动分类。一方面多导联心电图较单导联心电图蕴含更多心电信息，另一方面通过融合CNN及LSTM，使得模型在学习时间序列数据和空间结构数据方面有着独特优势。利用多导联心电图数据训练CNN-LSTM提高了DNN的学习效率和心电图识别的精度。Hong等人[26]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。结果表明集成分类器增强了模型的分类性能。   1. Wang J, Wang P, Wang S. Automated detection of atrial fibrillation in ECG signals based on wavelet packet transform and correlation function of random process[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 55: 101662. 2. Tsipouras M G, Fotiadis D I, Sideris D. An arrhythmia classification system based on the RR-interval signal[J]. Artificial intelligence in medicine, 2005, 33(3): 237-250. 3. 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. 4. 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. 5. 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. 6. 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. 7. 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. 8. 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. 9. 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. 10. 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. 11. 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. 12. 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. 13. 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. 14. 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. 15. 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. 16. 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. 17. 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. 18. 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. 19. 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. 20. 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. 21. 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. 22. Zhang D, Yang S, Yuan X, et al. Interpretable deep learning for automatic diagnosis of 12-lead electrocardiogram[J]. Iscience, 2021, 24(4): 102373. 23. Chiou Y A, Syu J Y, Wu S Y, et al. Electrocardiogram lead selection for intelligent screening of patients with systolic heart failure[J]. Scientific reports, 2021, 11(1): 1-12. 24. Zhao Z, Fang H, Relton S D, et al. Adaptive lead weighted ResNet trained with different duration signals for classifying 12-lead ECGs[C]//2020 Computing in Cardiology. IEEE, 2020: 1-4. 25. 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. 26. Hong S, Wu M, Zhou Y, et al. ENCASE: An ENsemble ClASsifiEr for ECG classification using expert features and deep neural networks[C]//2017 Computing in cardiology (cinc). IEEE, 2017: 1-4. | | | | | |
| 论文工作中曾得到导师、协作者和其他教师指导或帮助情况：  庞少鹏副教授是我的导师，在论文选题、方法研究、数据分析和论文修改方面给予大量的指导。徐舫舟副教授提供了部分计算资源，并为论文的修改提出指导性建议。舒明雷教授以及周书旺老师曾协调本研究使用过一段时间超算中心的计算资源服务。 | | | | | |

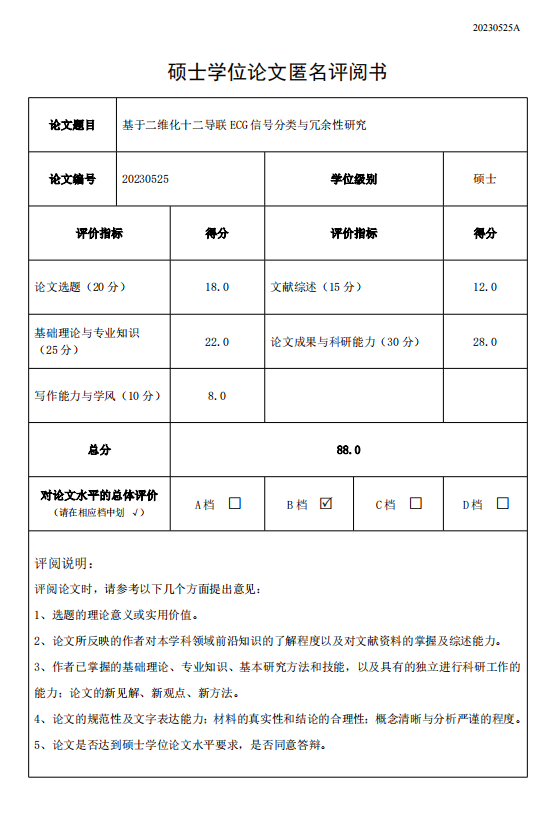
|  |
| --- |
| 论文的主要内容和创新点：  本文针对心电图的时序特性以及空间特性，建立了一种二维化十二导联ECG的方法。其中二维代表平面，平面中每个点代表某一导联的一个采样电压值。以二维卷积神经网络为基础构建深度学习模型实现导联内部特征和导联之间特征的提取。同时置入患者的性别和年龄作为辅助数据，增强样本的总体特征。除此之外，带有心电图记录功能的辅助设备通常只记录标准十二导联中的部分导联信号。而十二导联信息囊括了来自心脏不同方位的心电信息，相较于部分导联，利用完整十二导联实现心律失常的自动识别更加合理。然而全面的数据意味着庞大的记录量和计算量，为了搞清楚在利用深度学习实现心律失常的自动识别过程中是否全部导联信号都发挥作用，本论文对深度学习过程中不同导联信号组合的冗余性进行研究。综上本文的主要研究内容如下：  （1）本论文提供了一种新的处理不同采样长度的十二导联ECG的方法。使得处理后的十二导联数据保持相同的长度，同时让十二导联ECG既具有时序上的连续性，也具有空间上的相邻性。  （2）本论文创建了一种二维数据通用的深度模型学习框架，能够对十二导联ECG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。利用这种模型构建了一个基于Flask的心律失常自动分类平台，用户可自主上传ECG数据，实现心律失常在线识别。  （3）本论文为自动识别心律失常方向上导联之间冗余性问题的研究提供新的视角。探究了不同深度学习模型和不同导联组合对分类性能的影响。为兼容多种便携式设备提供心律失常的自动识别创造条件。 本文的主要创新包括：  1. 提出了一种多通道时序数据的二维化转换方法。将原始的十二导联ECG拼接成类似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”代表导联某一时刻的电压值。 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。基于二维卷积神经网络的特性，DSE-ResNet可以在训练阶段学习导联内部和导联之间的特征。 3. 提出了一种针对十二导联ECG的切片规则来扩展训练集。 4. 采用正交试验选择超参数。在评估模型阶段，使用基于投票策略的集成模型增强分类性能。 5. 收集来自世界各地的多个数据库形成融合数据库，增强模型泛化性。 |

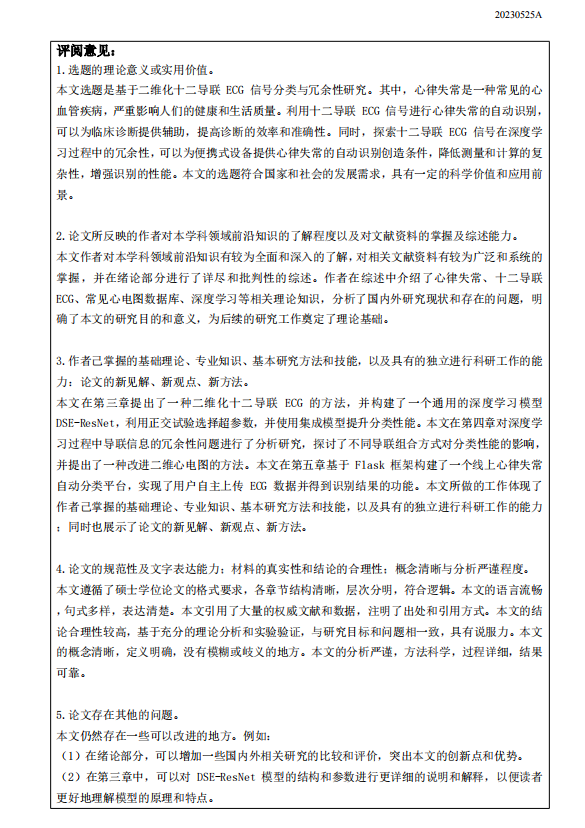
|  |
| --- |
| 需要继续研究和探讨问题：  经过长时间的研究和实验也发现了研究过程中出现的一些无法解决或者来得及解决的问题，例如：   1. 二维化过程中十二导联的排序方式按照双极肢体导联Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ；单极加压肢体导联aVR、aVL、aVF；胸前导联V1、V2、V3、V4、V5、V6的顺序进行排序，排序方式是否影响导联间特征的学习目前并不清楚。由于十二导联全排序产生的组合过多，这需要花费很长的时间进行进一步研究。 2. 导联信号冗余性的探究过程中，设计的擦除组合是从十二导联ECG的分类以及逻辑计算冗余的角度出发选择的。其他情况的擦除组合能够何种性能目前尚不清晰。 3. 实验过程中，对于不同心律失常的识别给定不同导联的权重是一致的。但实际上特定类型的心律失常在某些导联表现更明显，因此十二导联不同的权重来判断指定类型的心律失常是更合理的。 4. 对于ST类型的诊断，仍需要大量的样本供给。在对CPSC2018数据库的研究中，几乎所有的模型对ST尤其是STE的识别都呈现出较低的评价分数 5. 目前基于Flask的心律失常自动识别平台能够兼容用户提交的十二导联ECG文件格式有限，还有待进行进一步的接口拓展和功能开发。   结合上述本研究忽略的问题，未来的研究方向包括：   1. 研究二维化十二导联ECG在深度学习过程中的排序问题。 2. 研究擦除导联的其他组合方式对心律失常的影响，尽可能匹配到现有便携式心电监测设备能够记录的导联，从而实现不同设备的心律失常的高性能自动识别。 3. 研究不同心律失常类型和能够诊断它的导联之间的对应关系，从而在自动识别算法中给予特定心律失常对应导联的权重，加大识别的准确性。 4. 可视化不同导联擦除方式在训练过程中被关注的部分，以此判定CNN关注的局部信息主要依赖的导联是什么。 5. 收集更多的十二导联数据库，将不同心律失常类型的数量保持在同一水平，屏蔽因缺乏样本而导致模型学习特征不足够的问题。  （6）持续优化基于Flask的心律失常自动分类平台的功能和算法性能。同时关注系统的实时性和数据库的安全性。 |

**Ⅲ．指导教师论文评阅意见书**

|  |
| --- |
| 该论文通过查阅相关文献，对国内外相关研究现状进行了梳理与分析。论文主要进行了两个方向的实验探索。研究了基于二维化十二导联 ECG 信号的心律失常自动识别问题，设计了线上心律失常自动分类平台。同时分析了深度学习中导联信号冗余性的问题。论文选题合理，具有一定的理论研究价值与应用前景。论文主要完成了以下工作：   1. 论文提供了一种新的处理不同采样长度的十二导联ECG的方法。使得处理后的十二导联数据保持相同的长度，同时让十二导联ECG既具有时序上的连续性，也具有空间上的相邻性。 2. 论文创建了一种二维数据通用的深度模型学习框架，能够对十二导联ECG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。利用这种模型构建了一个基于Flask的心律失常自动分类平台，用户可自主上传ECG数据，实现心律失常在线识别。 3. 论文为自动识别心律失常方向上导联之间冗余性问题的研究提供新的视角。探究了不同深度学习模型和不同导联组合对分类性能的影响。为兼容多种便携式设备提供心律失常的自动识别创造条件。   论文具备一定的创新性和工作量，因此同意答辩。  指导教师签名：  年 月 日 |

**Ⅳ．硕士学位论文评阅意见书**

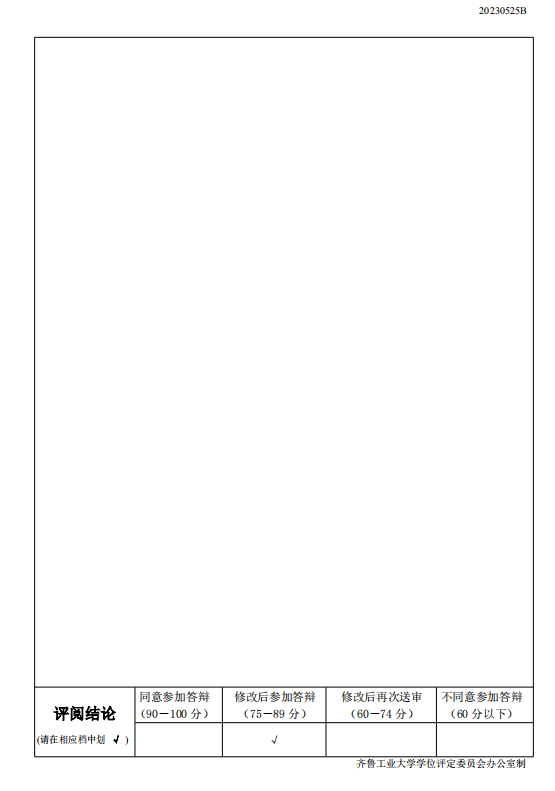




### 

### 

### 



**Ⅴ．硕士学位论文评阅人和答辩委员会成员名单及审批意见**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 姓 名 | 职 称 | 工 作 单 位 | | 评阅结果 |
| 论文评阅人 |  |  |  | | B良 （75－89分）：修改后参加答辩 |
|  |  |  | | B良 （75－89分）：修改后参加答辩 |
| 答辩委员会 | 姓 名 | 职 称 | 工 作 单 位 | | 备 注 |
| 组长 | 陆宏谦 | 教授 | 齐鲁工业大学 | |  |
| 委员 | 李成栋 | 教授 | 山东建筑大学 | |  |
| 王金涛 | 研究员 | 山东新松工业软件研究院股份有限公司 | |  |
| 严志国 | 教授 | 齐鲁工业大学 | |  |
| 朱礼营 | 副教授 | 齐鲁工业大学 | |  |
| 秘书 | 杜明骏 | 讲师（高校） | 齐鲁工业大学 | |  |
| 答辩时间 | 2023.05.29 | | 答辩地点 | 机电楼B212 | |
| 培养单位审查意见： | | | | | |
| 分管领导（盖章）：  电子电气与控制学部（盖章）  年 月 日 | | | | | |
| 校学位评定委员会办公室审批意见： | | | | | |
| 经办人（盖章）：  年 月 日 | | | | | |

**Ⅵ．硕士学位论文答辩记录**

|  |
| --- |
| 记录人（签字）：  年 月 日 |

**Ⅶ．硕士学位论文答辩委员会决议**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | | | | | | |
| 答辩委员会主席（签字）：  年 月 日 | | | | | | |
| 答辩委员会对是否同意 | 同意毕业 | | 不同意毕业 | | 同意重新答辩 | |
| 毕业投票统计结果 |  | 票 |  | 票 |  | 票 |
| 答辩委员会建议授予硕 | 同意授予硕士学位 | | 不同意授予硕士学位 | | 同意重新答辩 | |
| 士学位投票统计结果 |  | 票 |  | 票 |  | 票 |

**Ⅷ．硕士学位申请及推荐意见**

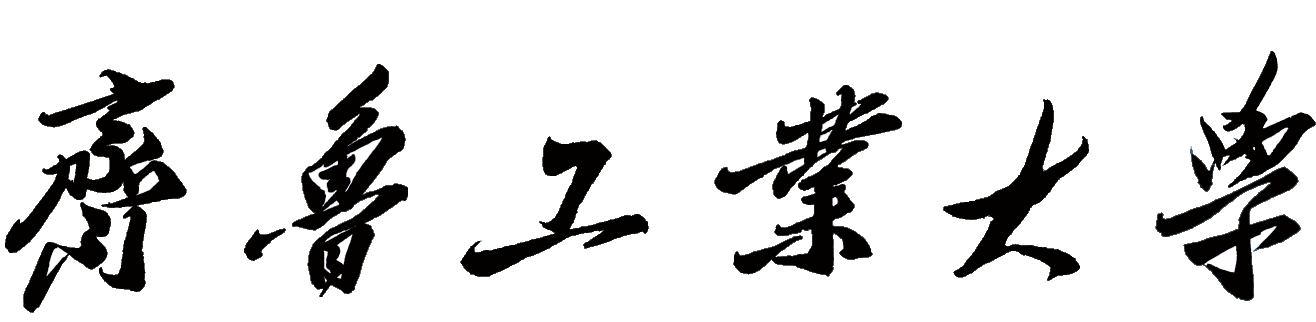
|  |
| --- |
| 本人已完成《齐鲁工业大学电子信息硕士专业学位研究生培养方案》规定的各项要求，满足《齐鲁工业大学硕士学位授予工作实施细则》规定的学位申请条件，且已完成硕士学位论文并通过答辩，现申请电子信息硕士专业学位，请予审查批准。  本人承诺：所提供的信息和证明材料真实准确，对因提供有关信息、证件不实或违反有关规定造成的后果，责任自负。 |
| 申请人（签字）：  年 月 日 |
| 导师推荐意见：同意推荐 该学生在攻读硕士学位期间，学习态度端正，学习成绩优良。基础理论与专业知识扎实，能够较好的把握相关研究领域的学科研究现状，具有一定的从事科学研究和独立开展技术工作的能力。该生在硕士期间曾多次获得研究生学业奖学金，发表 SCI 学术论文 2 篇，达到毕业要求。该生所完成的毕业论文，研究设计合理，数据准确，结论可靠，研究结果具有重要的理论意义。推荐李家豪同学申请电子信息硕士专业学位。 |
| 指导教师（签字）：  年 月 日 |
| 培养单位推荐意见： |
| 分管领导（盖章）：  电子电气与控制学部（盖章）  年 月 日 |

**Ⅸ．硕士学位审定情况**

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 学 位 评 定 分 委 员 会  审  定  情  况 | 学位评定分委员会决议：  本分委员会审议了该硕士学位申请人的学位申请及其有关材料，经出席分委员会委员无记名投票表决，认为该申请人提交的申请学位论文已达到硕士学位论文水平，建议校学位评定委员会授予该生电子信息硕士专业学位。 | | | | | | | | | |
| 主席（签章）：  电子电气与控制学部学位评定分委员会  年 月 日 | | | | | | | | | |
| 分委员会总人数 | | 参加投票人数 | | 表决结果 | | | | | |
| 同意授学位 | | 不同意授学位 | | 弃权 | |
|  | 人 |  | 人 |  | 票 |  | 票 |  | 票 |
| 校  学 位 评 定 委 员 会  审  批  情  况 | 校学位评定委员会审批意见：  本委员会于 年 月 日复审了该生的硕士学位申请及其有关材料，进行了无记名投票。根据投票结果，同意授予该生  电子信息硕士专业学位。 | | | | | | | | | |
| 主席（签章）：  齐鲁工业大学学位评定委员会  年 月 日 | | | | | | | | | |
| 评委会总人数 | | 实际出席人数 | | 表决结果 | | | | | |
| 同意授学位 | | 不同意授学位 | | 弃权 | |
|  | 人 |  | 人 |  | 票 |  | 票 |  | 票 |

齐鲁工业大学授予硕士学位的决定

|  |
| --- |
| **根据《中华人民共和国学位条例》、《中华人民共和国学位条例暂行实施办法》及《齐鲁工业大学硕士学位授予工作实施细则》的规定，经校学位评定委员会审议通过，决定授予 0854【电子信息】2020级研究生李家豪同学电子信息硕士专业学位。** |
| **校长（签章）：**  **齐鲁工业大学**  年 月 日 |
| **学位证书编号：**  **1043132023000** |



硕士学位论文答辩委员会

## 表 决 票