



国家知识产权局

250117

山东省济南市槐荫区青岛路 3716 号中建锦绣广场 2-2109
济南立木专利代理事务所（特殊普通合伙） 杜亚男(18653122421)

发文日：

2021 年 07 月 14 日



申请号或专利号：202110784950.8

发文序号：2021071401644680

专 利 申 请 受 理 通 知 书

根据专利法第 28 条及其实施细则第 38 条、第 39 条的规定，申请人提出的专利申请已由国家知识产权局受理。现将确定的申请号、申请日、申请人和发明创造名称通知如下：

申请号：202110784950.8

申请日：2021 年 07 月 12 日

申请人：齐鲁工业大学, 山东省计算中心（国家超级计算济南中心）

发明创造名称：一种基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的 ECG 信号分类方法

经核实，国家知识产权局确认收到文件如下：

权利要求书 每份页数:5 页 文件份数:1 份 权利要求项数： 8 项

说明书 每份页数:16 页 文件份数:1 份

发明专利请求书 每份页数:4 页 文件份数:1 份

实质审查请求书 每份页数:1 页 文件份数:1 份

专利代理委托书 每份页数:2 页 文件份数:1 份

说明书附图 每份页数:3 页 文件份数:1 份

说明书摘要 每份页数:1 页 文件份数:1 份

提示：

1. 申请人收到专利申请受理通知书之后，认为其记载的内容与申请人所提交的相应内容不一致时，可以向国家知识产权局请求更正。
2. 申请人收到专利申请受理通知书之后，再向国家知识产权局办理各种手续时，均应当准确、清晰地写明申请号。
3. 国家知识产权局收到向外国申请专利保密审查请求书后，依据专利法实施细则第 9 条予以审查。

审 查 员：自动受理

审查部门：专利局初审及流程管理部



200101
2019.11

纸件申请，回函请寄：100088 北京市海淀区蓟门桥西土城路 6 号 国家知识产权局受理处收
电子申请，应当通过电子专利申请系统以电子文件形式提交相关文件。除另有规定外，以纸件等其他形式提交的文件视为未提交。

实 质 审 查 请 求 书

请按照“注意事项”正确填写本表各栏

<p>① 专 利 申 请</p> <p>申请号 <input type="text"/></p> <p>发明创造名称 <input type="text" value="一种基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的 ECG 信号分类方法"/></p> <p>申请人 (*应当填写第一署名申请人) <input type="text" value="齐鲁工业大学"/></p>		<p>本框由国家知识产权局填写</p> <p>递交日</p> <p>申请号条码</p> <p>挂号条码</p>
<p>②请求内容:</p> <p>根据专利法第 35 条的规定, 请求对上述专利申请进行实质审查。</p>		
<p>③放弃主动修改权利</p> <p><input type="checkbox"/> 申请人声明, 放弃专利法实施细则第 51 条规定的主动修改的权利。</p>		<p>④请求延迟审查</p> <p><input type="checkbox"/> 请求对本申请延迟审查, 延迟期限为 1 年。</p> <p><input type="checkbox"/> 请求对本申请延迟审查, 延迟期限为 2 年。</p> <p><input type="checkbox"/> 请求对本申请延迟审查, 延迟期限为 3 年。</p>
<p>⑤附件清单</p>		
<p>⑥备注</p> <p><input type="checkbox"/> 该申请为 PCT 国际申请, 实质审查费不予减免</p> <p><input type="checkbox"/> 该申请为 PCT 国际申请, 已由欧洲专利局、日本专利局、瑞典专利局作出国际检索报告, 实质审查费减免 20%</p> <p><input type="checkbox"/> 该申请为 PCT 国际申请, 已由中国作出国际检索报告及专利性国际初步报告, 实质审查费减免 100%</p> <p><input type="checkbox"/> <input type="text"/></p>		
<p>⑦申请人或专利代理机构签字或者盖章</p> <p><input type="text" value="济南立木专利代理事务所 (特殊普通合伙)"/></p> <p>2021 年 07 月 09 日</p>		<p>⑧国家知识产权局处理意见</p> <p><input type="text"/></p> <p><input type="text"/> 年 <input type="text"/> 月 <input type="text"/> 日</p>

发明专利请求书

代理机构内部编号				此框内容由国家知识产权局填写	
⑦ 发明名称	一种基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的ECG 信号分类方法			① 申请号 (发明)	
				②分案提交日	
				③申请日	
⑧ 发明人	发明人 1	庞少鹏	<input type="checkbox"/> 不公布姓名	④费减审批	
	发明人 2	李家豪	<input type="checkbox"/> 不公布姓名	⑤向外申请审批	
	发明人 3	舒明雷	<input type="checkbox"/> 不公布姓名	⑥挂号号码	
⑨第一发明人国籍 CN				居民身份证件号码 370105198610052519	
⑩ 申请人	申请人(1)	姓名或名称: 齐鲁工业大学		用户代码	申请人类型 1
		居民身份证件号码或统一社会信用代码/组织机构代码 1237000049557147XT			
		<input checked="" type="checkbox"/> 请求费减且已完成费减资格备案			
		电子邮箱			
		国籍或注册国家(地区) CN			
		省、自治区、直辖市 370000			
		市县 370100			
	城区(乡)、街道、门牌号 长清区大学路 3501 号齐鲁工业大学(山东省科学院)				
	申请人(2)	经常居所地或营业所所在地 CN		邮政编码 250000	电话
		姓名或名称: 山东省计算中心(国家超级计算济南中心)		用户代码	申请人类型 4
		居民身份证件号码或统一社会信用代码/组织机构代码 12370000495540032X			
		<input checked="" type="checkbox"/> 请求费减且已完成费减资格备案			
		国籍或注册国家(地区) CN			
		省、自治区、直辖市 370000			
		市县 370100			
	申请人(3)	城区(乡)、街道、门牌号 历下区科院路 19 号			
		经常居所地或营业所所在地 CN		邮政编码 250000	电话
		姓名或名称:		用户代码	申请人类型
		居民身份证件号码或统一社会信用代码/组织机构代码			
		<input type="checkbox"/> 请求费减且已完成费减资格备案			

发 明 专 利 请 求 书

		经常居所地或营业所所在地 []	邮政编码 []	电话 []		
⑪ 联 系 人	姓 名 []		电 话 []			
	邮政编码 []		电子邮箱 []			
	省、自治区、直辖市 []					
	市 县 []					
	城区（乡）、街道、门牌号 []					
⑫ 代表人为非第一署名申请人时声明 特声明第 [] 署名申请人为代表人						
⑬ 专 利 代 理 机 构	<input checked="" type="checkbox"/> 声明已经与申请人签订了专利代理委托书且本表中的信息与委托书中相应信息一致					
	名称 济南立木专利代理事务所（特殊普通合伙）		机构代码 37281			
	代 理 人 (1)	姓 名 杜亚男		代 理 人 (2)	姓 名 []	
		执业证号 3728134961.0			执业证号 []	
		电 话 18653122421		电 话 []		
⑭ 分案申请		原申请号 []	针对的分案申请号 []	原申请日 [] 年 [] 月 [] 日		
⑮ 生物材料样品	保藏单位代码 []		地址 []		是否存活 <input type="checkbox"/> 是 <input type="checkbox"/> 否	
	保藏日期 [] 年 [] 月 [] 日		保藏编号 []		分类命名 []	
⑯ 序列表		<input type="checkbox"/> 本专利申请涉及核苷酸或氨基酸序列表				
⑰ 遗传资源		<input type="checkbox"/> 本专利申请涉及的发明创造是依赖于遗传资源完成的				
⑱ 要 求 优 先 权 声 明	序 号	原受理机构名称	在先申请日	在先申请号	⑲ 不 丧 失 新 颖 性 宽 限 期 声 明	<input type="checkbox"/> 已在中国政府主办或承认的国际展览会上首次展出 <input type="checkbox"/> 已在规定的学术会议或技术会议上首次发表 <input type="checkbox"/> 他人未经申请人同意而泄露其内容
	1	[]	[]	[]		
	2	[]	[]	[]		
	3	[]	[]	[]		
	4	[]	[]	[]		
	5	[]	[]	[]		
	6	[]	[]	[]		
	7	[]	[]	[]		
8	[]	[]	[]			
⑳ 保密请求		根据国家相关法律，涉及国家秘密的信息不得在国际联网的计算机信息系统中存储、处理、传递，故任何单位和个人认为其专利申请需要按照保密专利申请处理的，不得通过电子专利申请系统提交。				
㉑ 同日申请		<input type="checkbox"/> 声明本申请人对同样的发明创造在申请本发明专利的同日申请了实用新型专利				

发 明 专 利 请 求 书

<p>②② 提前公布</p>	<p><input checked="" type="checkbox"/> 请求早日公布该专利申请</p>	<p>②③ 摘要附图</p>	<p>指定说明书附图中的图 1 为摘要附图。</p>
<p>②④ 申请文件清单</p> <p>1. 发明专利请求书 共 4 页</p> <p>2. 权利要求书 共 0 页</p> <p>3. 说明书 共 0 页</p> <p>4. 说明书摘要 共 0 页</p> <p>5. 说明书附图 共 0 页</p> <p>权利要求的项数 8 项</p>		<p>②⑤ 附加文件清单</p> <p>1. 专利代理委托书 共 2 页</p> <p>2. 实质审查请求书 共 1 页</p> <p>证明文件备案编号</p>	
<p>②⑥ 全体申请人或专利代理机构签章</p> <p>济南立木专利代理事务所（特殊普通合伙）</p> <p>2021 年 07 月 09 日</p>		<p>②⑦ 国家知识产权局审核意见</p> <p>年 月 日</p>	

发 明 专 利 请 求 书 外 文 信 息 表

发明名称		
发明人姓名	发明人 1	
	发明人 2	
	发明人 3	
申请人名称及地址	申请人 1	名称 地址
	申请人 2	名称 地址
	申请人 3	名称 地址

1. 一种基于十二导联心电数据二维化的多输入残差神经网络的 ECG 信号分类方法，其特征在于：

(1) 获取标准十二导联数据：获取若干组心电数据样本，且分别来自于不同的患者个体，每组心电数据样本包含标准十二导联心电数据、样本对应的心律失常标签、患者个体的年龄、性别；所述十二导联心电数据的每一导联的电压值被存储为时序数据，即按照时间顺序记录的数据向量；

(2) 去噪：对样本的每一导联进行去噪处理，使用巴特沃斯滤波器滤除噪音；

(3) 导联切片：对样本的每一导联按照时序顺序进行等长的切片处理，扩充数据集；

(4) 二维化：对每个样本的切片数据集按照时序顺序进行十二导联的拼接，得到二维化 ECG 信号 $X \in \mathbf{R}^{S \times L}$ ， $S = SliceLength$ 表示切片长度， $L = LeadNum$ 表示导联个数， \mathbf{R} 表示 X 所属维度为 $S \times L$ ；根据公式：

$$A_{\beta} = \text{Concat}(Lead_{1,\beta}, Lead_{2,\beta}, \dots, Lead_{12,\beta}), \beta \in [1, n]$$

得到二维化 ECG 信号；其中 A_{β} 表示任意样本 A 所有导联的第 β 个切片经过拼接后的二维化 ECG 信号， A_{β} 的标签、性别、年龄同样本 A 的标签、性别、年龄一致，Concat 表示在列维度上进行拼接； n 为切片的个数；

(5) 归一化：对二维化 ECG 信号 $X \in \mathbf{R}^{S \times L}$ 归一化到区间 $[y_{min}, y_{max}]$ ；根据公式

$$Y_{SL} = y_{min} + \frac{y_{max} - y_{min}}{X_{max} - X_{min}} * (X_{SL} - X_{min})$$

得到归一化的结果，其中 X_{max} 表示所有样本切片的数据集中电压值最大的数据， X_{min} 表示所有样本的切片数据集中电压值最小的数据， X_{SL} 表示位于二维化 ECG 信号 $X \in \mathbf{R}^{S \times L}$ 第 S 行 L 列的电压值， Y_{SL} 表示 X_{SL} 的更新值；

(6) 扩充维度：对归一化的 ECG 信号 $X \in \mathbf{R}^{S \times L}$ 扩充通道维度；为使二维化 ECG 信号能够适配 Conv2D 二维卷积对输入数据的要求，应将二维化 ECG 信号 $X \in \mathbf{R}^{S \times L}$ 通过维度转化变为 $X \in \mathbf{R}^{S \times L \times C}$ ， C 表示通道数，取 $C=1$ ；

(7) 性别、年龄预处理：对性别、年龄进行数据预处理，预处理后的年龄、性别作为人工特征；

(8) 构建多输入残差神经网络模型，将数据预处理完成的二维化 ECG 信号 A_p 以及人工特征导入多输入残差神经网络中进行导联内、导联间特征的自动学习，同时对局部特征、空间特征、人工特征进行学习；

(9) 基于二维化 ECG 心电数据训练多输入残差神经网络模型，以实现 ECG 信号心律失常的分类；多输入残差神经网络的数据来自于预处理完成的二维 ECG 信号和年龄、性别组成的人工特征。

2. 根据权利要求 1 所述的基于十二导联心电数据二维化的多输入残差神经网络的 ECG 信号分类方法，其特征在于：基于二维化 ECG 心电数据训练多输入残差神经网络模型，过程如下：

a、输入神经网络的数据首先通过 Conv2D 二维卷积层同时进行导联内和导联间的特征学习，并经过 BN 数据归一化层得到第一次卷积的特征图

Feature₁；

b、Fature₁通过左边残差神经网络的两次二维卷积得到特征 Fature₂;

c、Fature₁通过 Relu 激活函数层进行非线性变换,输出的结果进入二维最大池化 Maxpooling2D 层,得到特征图 Fature₃,同时该结果进入中间全局池化全连接网络,经过 GlobalAveragePooling2D 全局平均池化层削减维度,得到特征图 Fature₄;

d、Fature₂和 Fature₃对应元素进行相加操作得到第一个残差块的输出特征图 Fature₅;特征图 Fature₄经过四组由 Dense 全连接层和 Relu 激活函数层组成的模块,得到从空间维度提取的全局特征 Fature₆;

e、人工特征输入右边神经网络通过 Dense 全连接层进行特征学习;得到特征图 ManualFature;

f、Fature₅通过连续的 9 个残差结构块提取局部特征,得到的结果传入 BN 数据归一化层和 Relu 激活函数层进行激活,通过 GlobalAveragePooling2D 全局平均池化层削减维度,得到左边残差网络的输出特征 Fature₇;

g、通过相加融合局部特征 Fature₇和全局特征 Fature₆,得到特征 Fature₈; Fature₈与 ManualFature 在列维度进行拼接得到混合特征 Feature₉;

h、混合特征 Fature₉经过 Dense 全连接层和 Softmax 激活函数层得到输出;若模型未收敛或未达到预期结果或未达到截止条件,使用小批量交叉熵损失函数进行梯度下降更新权重 w 和偏置 b,进行多次训练;

i、模型经过指定周期的训练,输出每个样本归属每一类的概率;

j、对超参数进行选取;人工选取需要调节的超参数以及这些超参数的可选值;通过使用正交实验对超参数进行组合选择,减少运算时间成本;对不同参数组合的模型进行五折交叉验证,选出在验证集损失最低的模型作为该参数组合的最优模型;通过多模型评估测试集,采用多模型投票,少数服从

多数的原则得到最终分类结果；

k、神经网络中的参数说明，激活函数层使用的激活函数为 Relu，公式为 $\text{Relu}(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ 0, & \text{others} \end{cases}$ ；神经网络采用的损失函数为小批量交叉熵损失函数，公式为： $L = -\frac{1}{N} \sum_n \sum_k t_{nk} \log y_{nk}$ ；其中 N 表示小批量样本的个数， t_{nk} 表示第 n 个数据的第 k 个元素的值，表示标签数据； y_{nk} 是神经网络的输出；神经网络使用带有动量的随机梯度下降算法进行权重 w 和偏置 b 的更新。

3. 根据权利要求 1 所述的基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的 ECG 信号分类方法，其特征在于：步骤（1）中，所述十二导联包括标准肢体导联 I、II、III，加压单极肢体 aVR、aVL、aVF，以及单极胸前导联 V1、V2、V3、V4、V5、V6。
4. 根据权利要求 1 所述的基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的 ECG 信号分类方法，其特征在于：步骤（1）中，所述样本数据持续时间最短 6s，最长 144s，采样频率为 500Hz。
5. 根据权利要求 1 所述的基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的 ECG 信号分类方法，其特征在于：步骤（1）中，所述标签包括 9 个类别，分别是正常、心房颤动、一级房室传导阻滞、左束支传导阻滞、右束支传导阻滞、房性早搏、室性早搏、S-T 段压低和 S-T 段抬高。
6. 根据权利要求 5 所述的基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的 ECG 信号分类方法，其特征在于：9 个类别同时可以划分为 5 个压异常类别，分别为正常、心房颤动、阻塞类别、早搏类别和 ST 阶段变化类别；其中一级房室传导阻滞、左束支传导阻滞、右束支传导阻滞属

于阻塞类别，房性早搏、室性早搏属于早搏类别，S-T 段压低和 S-T 段抬高属于 ST 阶段变化类别。

7. 根据权利要求 1 所述的基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的 ECG 信号分类方法，其特征在于：步骤（3）中，所述切片规则如下：样本导联长度为 $Length$ ，对导联进行切片的长度为 $SliceLength$ ，切片之间的重叠部分长度为 $Overlap$ ；若样本导联长度小于切片的长度即 $Length < SliceLength$ ，则在样本导联后填充 $SliceLength - Length$ 个“0”作为切片样本，切片个数为 1；若 $SliceLength < Length < 1.5 * SliceLength$ ，则截取 $Length$ 的前 $SliceLength$ 长度作为切片样本，其余抛弃，切片个数为 1；若 $Length \geq 1.5 * SliceLength$ ，则进行切片划分，相邻的切片之间具有共同的重叠部分 $Overlap$ ，若 $Overlap = 0.5 * SliceLength$ ，则根据公式

$$n = \left\lfloor \frac{2 * Length}{SliceLength} \right\rfloor - 1$$

得到切片的个数， $\lfloor x \rfloor$ 表示小于 x 的最大整数；经过切片后任意样本 $A = \{Lead_{\alpha, \beta} \mid \alpha \in [1, 12], \beta \in [1, n]\}$ ；其中 $Lead_{\alpha, \beta}$ 表示样本 A 导联 α 的第 β 个切片；经过切片得到每个样本的切片数据集。

8. 根据权利要求 1 所述的基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的 ECG 信号分类方法，其特征在于：步骤（7）中，年龄是整型数据，作为特征；对性别进行二值处理，男性用“1”代替表示，女性用“0”代替表示。

一种基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的 ECG 信号分类方法

技术领域

本发明属于心电信号识别技术领域，具体地涉及一种基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的 ECG 信号分类方法。

背景技术

十二导联心电图 (Electrocardiogram, ECG) 多用于心血管疾病的诊断中，具有简便、无创和可靠等优点。为提高 ECG 信号识别的效率和准确性，基于 ECG 信号自动识别方法的研究越来越受到重视。近些年来，神经网络在分类、识别和预测等方面快速发展，将神经网络应用于 ECG 信号分类是当前的大趋势。

传统机器学习通过特征工程，人工挑选采集特征作为分类学习的对象，采集特征的过程是个耗费人力物力的过程，深度学习的出现打破了人工采集特征这一过程，深度学习可以实现特征的自动提取，完成端到端的学习，通过建立科学的神经网络模型可以实现 ECG 信号特征的自动提取。

ECG 信号是时序信号数据。而时序信号数据是统一指标按照时间顺序记录的数据向量。对于十二导联心电图来说，每一导联指的是一列电压值。并且十二导联之间存在一定的联系。

现有 ECG 信号的存储方式有两种，其一，将每一导联的电压值存储为时

序数据，即以统一指标按照时间顺序记录的数据向量；其二，将每一导联存储为心电波形图。

现有研究通常使用卷积神经网络进行 ECG 信号的分类，根据输入数据特性的不同，Conv1D 一维卷积常用于序列模型，例如时序数据，应用于自然语言处理，信号处理等领域；Conv2D 二维卷积常用于多维数据模型，例如图片数据，应用于计算机视觉，图片处理等领域。对于 ECG 信号分类的研究通常使用 Conv1D 一维卷积提取 ECG 信号的时序特征或者使用 Conv2D 二维卷积提取心电波形图的空间特征。

然而这两种方式都存在一定的局限性，对十二导联 ECG 信号应用 Conv1D 一维卷积提取时序特征，通常将十二导联心电数据中的每一导联分开进行学习，提取不同导联各自的特征，再通过融合特征训练得到最终 ECG 信号分类结果。这种模式能够在训练初期提取各导联的内部特征，但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，不同导联分开训练会导致模型计算复杂度高，训练周期长。

对 ECG 信号使用 Conv2D 二维卷积对心电波形图进行特征提取。心电波形图中可学习的有效信息只集中在具有波形信息的像素点上，图片的大部分像素点是无效的。这导致二维卷积对图片进行特征提取时会存在计算资源的浪费问题。并且使用心电波形图进行特征提取的研究通常使用单导联 ECG 信号作为研究对象，而单导联 ECG 信号存储的心电信息丰富度较差。

发明内容

本发明的目的在于克服现有技术存在的缺点，提出设计一种基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的 ECG 信号分类方法，能够最大化利用 ECG 信息，高效的利用计算资源，提高分类的准确性。

本发明解决其技术问题所采取的技术方案是：

一种基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的 ECG 信号分类方法，包括：

(1) 获取标准十二导联数据：获取若干组心电图数据样本，且分别来自于不同的患者个体，每组心电图数据样本包含标准十二导联心电图数据、样本对应的心律失常标签、患者个体的年龄、性别；所述十二导联心电图数据的每一导联的电压值被存储为时序数据，即按照时间顺序记录的数据向量；

(2) 去噪：对样本的每一导联进行去噪处理，使用巴特沃斯滤波器滤除噪音；

(3) 导联切片：对样本的每一导联按照时序顺序进行等长的切片处理，扩充数据集。

(4) 二维化：对每个样本的切片数据集按照时序顺序进行十二导联的拼接，得到二维化 ECG 信号 $X \in \mathbf{R}^{S \times L}$ ， $S = SliceLength$ 表示切片长度， $L = LeadNum$ 表示导联个数， \mathbf{R} 表示 X 所属维度为 $S \times L$ 。根据公式：

$$A_{\beta} = \text{Concat}(Lead_{1,\beta}, Lead_{2,\beta}, \dots, Lead_{12,\beta}), \beta \in [1, n]$$

得到二维化 ECG 信号；其中 A_β 表示任意样本 A 所有导联的第 β 个切片经过拼接后的二维化 ECG 信号， A_β 的标签、性别、年龄同样本 A 的标签、性别、年龄一致，Concat 表示在列维度上进行拼接； n 为切片的个数；二维化过程如图 3 所示；

(5) 归一化：对二维化 ECG 信号 $X \in \mathbf{R}^{S \times L}$ 归一化到区间 $[y_{min}, y_{max}]$ ，根据公式

$$Y_{SL} = y_{min} + \frac{y_{max} - y_{min}}{X_{max} - X_{min}} * (X_{SL} - X_{min})$$

得到归一化的结果，其中 X_{max} 表示所有样本切片数据集中电压值最大的数据， X_{min} 表示所有样本切片数据集中电压值最小的数据， X_{SL} 表示位于二维化 ECG 信号 $X \in \mathbf{R}^{S \times L}$ 第 S 行 L 列的电压值， Y_{SL} 表示 X_{SL} 的更新值；

(6) 扩充维度：对归一化的 ECG 信号 $X \in \mathbf{R}^{S \times L}$ 扩充通道维度。为使二维化 ECG 信号能够适配 Conv2D 二维卷积对输入数据的要求，应将二维化 ECG 信号 $X \in \mathbf{R}^{S \times L}$ 通过维度转化变为 $X \in \mathbf{R}^{S \times L \times C}$ ， C 表示通道数，取 $C=1$ ；

(7) 性别、年龄预处理：对性别、年龄进行数据预处理，预处理后的年龄、性别作为人工特征；

(8) 构建多输入残差神经网络模型，将数据预处理完成的二维化 ECG 信号 A_β 以及人工特征导入多输入残差神经网络中进行导联内、导联间特征的自动学习，同时对局部特征、空间特征、人工特征进行特征学习。

(9) 基于二维化 ECG 心电数据训练多输入残差神经网络模型，以实现 ECG 信号心律失常的分类；多输入残差神经网络的数据来自于预处理完成的二维 ECG 信号和年龄、性别组成的人工特征。基于二维化 ECG 心电数据训练多输入残差神经网络模型，过程如下：

a、输入神经网络的数据首先通过 Conv2D 二维卷积层同时进行导联内和导联间的特征学习，并经过 BN（BatchNorm）数据归一化层得到第一次卷积的特征图 $Fature_1$ 。

b、 $Fature_1$ 通过左边残差神经网络的两次二维卷积得到特征 $Fature_2$ 。

c、 $Fature_1$ 通过 Relu 激活函数层进行非线性变换，输出的结果进入二维最大池化 Maxpooling2D 层，得到特征图 $Fature_3$ ，同时该结果进入中间全局池化全连接网络，经过 GlobalAveragePooling2D 全局平均池化层削减维度，得到特征图 $Fature_4$ 。

d、 $Fature_2$ 和 $Fature_3$ 对应元素进行相加操作得到第一个残差块的输出特征图 $Fature_5$ 。特征图 $Fature_4$ 经过四组由 Dense 全连接层和 Relu 激活函数层组成的模块，得到从空间维度提取的全局特征 $Fature_6$ 。

e、人工特征输入右边神经网络通过 Dense 全连接层进行特征学习。得到特征图 ManualFature。

f、 $Fature_5$ 通过连续的 9 个残差结构块提取局部特征，得到的结果传入 BN 数据归一化层和 Relu 激活函数层进行激活，通过 GlobalAveragePooling2D 全局平均池化层削减维度，得到左边残差网络的输出特征 $Fature_7$ 。

g、通过相加融合局部特征 $Fature_7$ 和全局特征 $Fature_6$ ，得到特征 $Fature_8$ 。 $Fature_8$ 与 ManualFature 在列维度进行拼接得到混合特征 $Feature_9$ 。

h、混合特征 $Fature_9$ 经过 Dense 全连接层和 Softmax 激活函数层得到输出。若模型未收敛或未达到预期结果或未达到截止条件，使用小批量交叉熵损失函数进行梯度下降更新权重 w 和偏置 b ，进行多次训练。

i、模型经过指定周期的训练，输出每个样本归属每一类的概率。

j、对超参数进行选取。人工选取需要调节的超参数以及这些超参数的可选值。通过正交实验对超参数进行组合选择，减少运算时间成本。对不同参数组合的模型进行五折交叉验证，选出在验证集损失最低的模型作为该参数组合的最优模型。通过多组模型评估测试集，采用多模型投票，少数服从多数的原则得到最终分类结果。

k、神经网络中的参数说明，激活函数层使用的激活函数为 Relu，公式为 $\text{Relu}(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ 0, & \text{others} \end{cases}$ 。神经网络采用的损失函数为小批量交叉熵损失函数，公式为： $L = -\frac{1}{N} \sum_n \sum_k t_{nk} \log y_{nk}$ ；其中 N 表示小批量样本的个数， t_{nk} 表示第 n 个数据的第 k 个元素的值，表示标签数据； y_{nk} 是神经网络的输出；神经网络使用带有动量的随机梯度下降算法进行权重 w 和偏置 b 的更新。

进一步的，步骤（1）中，所述十二导联包括标准肢体导联I、II、III，加压单极肢体 aVR、aVL、aVF，以及单极胸前导联 V1、V2、V3、V4、V5、V6。标准十二导联心电数据来自于 The China Physiological Signal Challenge 2018（CPSC2018）。

进一步的，步骤（1）中，所述样本数据持续时间最短 6s，最长 144s，采样频率为 500Hz。

进一步的，步骤（1）中，所述标签包括 9 个类别，分别是正常(Normal)、心房颤动(AF)、一级房室传导阻滞(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)、S-T 段压低(STD)和 S-T 段抬高(STE)。更进一步的，这 9 个类别同时可以划分为 5 个压异常类别，

分别为正常(Normal)、心房颤动(AF)、阻塞(Block)类别、早搏(Premature contraction)类别和 ST 阶段变化(ST-segment change)类别。其中一级房室传导阻滞(I-AVB)、左束支传导阻滞(LBBB)、右束支传导阻滞(RBBB)属于阻塞(Block)类别,房性早搏(PAC)、室性早搏(PVC)属于早搏(Premature contraction)类别, S-T 段压低(STD)和 S-T 段抬高(STE)属于 ST 阶段变化(ST-segment change)类别。

进一步的,步骤(3)中,所述切片规则如下:样本导联长度为 $Length$, 对导联进行切片的长度为 $SliceLength$, 切片之间的重叠部分长度为 $Overlap$ 。若样本导联长度小于切片的长度即 $Length < SliceLength$, 则在该样本导联后填充 $SliceLength - Length$ 个“0”作为切片样本,切片个数为 1; 若 $SliceLength < Length < 1.5 * SliceLength$, 则截取 $Length$ 的前 $SliceLength$ 长度作为切片样本,其余抛弃,切片个数为 1; 若 $Length \geq 1.5 * SliceLength$, 则进行切片划分,相邻的切片之间具有共同的重叠部分 $Overlap$, 若 $Overlap = 0.5 * SliceLength$, 根据公式

$$n = \left\lfloor \frac{2 * Length}{SliceLength} \right\rfloor - 1$$

得到切片的个数, $\lfloor x \rfloor$ 表示小于 x 的最大整数。经过切片后任意样本 $A = \{Lead_{\alpha, \beta} \mid \alpha \in [1, 12], \beta \in [1, n]\}$ 。其中 $Lead_{\alpha, \beta}$ 表示样本 A 导联 α 的第 β 个切片。经过切片得到每个样本的切片数据集。

进一步的,步骤(7)中,年龄是整型数据,作为特征;对性别进行二值处理,男性用“1”代替表示,女性用“0”代替表示。

本发明的技术效果：

与现有技术相比，本发明的一种基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的 ECG 信号分类方法，具有以下优点：

1.相比使用十二导联作为样本，对每一导联单独训练后融合特征进行分类的方法，本方法使用二维化的标准十二导联作为输入数据，同时对十二导联进行学习，既学习导联内的特征，也学习不同导联之间的特征，最大化的利用 ECG 信息；

2.相比对心电图进行像素点学习分类的研究，本方法对标准十二导联时序数据在列维度进行拼接并二维化，使用二维卷积的方式对多导联一维信号序列进行卷积获取特征，高效利用计算资源；

3.相比传统机器学习，本方法使用多输入残差神经网络自动提取十二导联 ECG 信号的特征和人工特征相结合的方式进行学习，采取局部特征，全局特征，人工特征分开学习再融合的方式，提高分类的准确性。

附图说明

图 1 为本发明多输入残差神经网络模型图；

图 2 为本发明分类方法流程图；

图 3 为本发明二维化过程说明图。

具体实施方式

为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚，下面结合说明书

附图，对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述。

实施例：

如图 1-3 所示，本实施例涉及的基于十二导联心电数据二维化的多输入残差神经网络的 ECG 信号分类方法，其标准十二导联心电数据来自于 The China Physiological Signal Challenge 2018（CPSC2018）；十二导联包括标准肢体导联 I、II、III，加压单极肢体 aVR、aVL、aVF，以及单极胸前导联 V1、V2、V3、V4、V5、V6。具体步骤如下：

（1）数据集从 11 家医院收集，包含 6877 组公开心电数据样本以及 2954 组未公开大数量测试数据集，且分别来自于不同的患者个体，每组心电数据样本包含标准十二导联心电数据、样本对应的心律失常标签、患者个体的年龄、性别；十二导联心电数据的每一导联的电压值被存储为时序数据，即按照时间顺序记录的数据向量。样本数据持续时间最短 6s，最长 144s，采样频率为 500Hz。标签包括 9 类，分别是正常(Normal)、心房颤动(AF)、一级房室传导阻滞(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)、S-T 段压低(STD)和 S-T 段抬高(STE)。这 9 个类别同时可以划分为 5 个异常类别，分别为正常(Normal)，心房颤动(AF)，其中一级房室传导阻滞(I-AVB)、左束支传导阻滞(LBBB)、右束支传导阻滞(RBBB)属于阻塞(Block)类别，房性早搏(PAC)、室性早搏(PVC)属于早搏(Premature contraction)类别，S-T 段压低(STD)和 S-T 段抬高(STE)属于 ST 阶段变化(ST-segment change)类别。

（2）利用巴特沃斯滤波器带通滤波器滤除 0.5Hz 以下和 49Hz 以上的噪音。

(3) 对样本每一导联进行切片，切片长度 $SliceLength = 8192$ ，重叠部分长度 $Overlap = 4096$ 。其中，采样频率为 500Hz，切片对应的采样时间在 16.3s 左右。

(4) 对切片后的导联在列维度上合并拼接，得到二维化 ECG 样本，每个样本 $X \in \mathbf{R}^{8192 \times 12}$ ，即每个样本都包含 12 导联的数据，每个导联的样本点个数为 8192；切片合并后的样本与原样本的标签、年龄、性别保持一致；二维化过程如图 3 所示。

(5) 对二维化 ECG 信号 $X \in \mathbf{R}^{8192 \times 12}$ 归一化到区间 $[y_{min}, y_{max}]$ 。根据公式

$$Y_{SL} = y_{min} + \frac{y_{max} - y_{min}}{X_{max} - X_{min}} * (X_{SL} - X_{min})$$

得到归一化的结果；本方法将二维化 ECG 信号 $X \in \mathbf{R}^{8192 \times 12}$ 归一化到区间 $[-3, 3]$ 。

(6) 对归一化的 ECG 信号 $X \in \mathbf{R}^{S \times L}$ 扩充通道维度到 $X \in \mathbf{R}^{S \times L \times C}$ ；本方法中取 $C = 1$ ，将二维化 ECG 信号 $X \in \mathbf{R}^{8192 \times 12}$ 通过维度扩充变为 $X \in \mathbf{R}^{8192 \times 12 \times 1}$ 。

(7) 对性别、年龄进行数据预处理；年龄是整型数据，可保留作为特征；对性别进行二值处理，男性用“1”代替表示，女性用“0”代替表示；年龄、性别作为人工特征。

(8) 划分数据集，通过前面几步完成对数据的预处理操作，将来自 CPSC2018 公开的 6877 组数据划分为训练集和测试集，选取 500 条记录作为小数量测试集；剩余的 6877 条数据经过切片操作扩充为 7117 条数据作为训练集；将训练集分为均等的五份，一份作为验证集，其余四份作为训练集，进行五折交叉验证。小数量测试集以及未公开大数量测试集中的数据不参与训练，仅在评估模型阶段使用；

(9) 对超参数进行选取，根据人工经验选取需要调节的超参数以及这些

超参数的可选值。本方法对学习率 lr ，Dropout 层的参数 α ，Momentum 动量梯度下降算法的参数 $momentum$ 进行参数选取，其中学习率 lr 选取的值为 0.05、0.1、0.15；Dropout 层的参数 α 选取的值为 0.3、0.5、0.8；Momentum 动量梯度下降算法的参数 $momentum$ 选取的值为 0.5、0.7、0.9。通过随机组合共有 27 种组合方式，为了节约时间成本，对这三个参数的取值进行正交实验，以筛选出最小的试验次数。通过正交实验，本方法共得到十组参数的组合，对每一组参数进行五折交叉验证，选取出每组实验五个模型在测试集表现最优的模型作为每组最终的模型，最终得到十个模型。

(10)将二维化 ECG 信号和人工特征投入到多输入残差神经网络中进行训练，多输入残差神经网络包括左边残差神经网络和中间全局池化全连接网络以及右边人工特征全连接网络。共进行 50 个 epochs（周期）的训练，batch_size（块）大小为 8。使用 Momentum(动量梯度下降算法)进行网络的更新，学习率 lr 采用阶梯式变化策略，不同的模型具有不同的超参数，前 25 个 epochs 是 0.05 或 0.1 或 0.15，25 个 epochs 之后学习率变为 0.01。

(11) 二维 ECG 信号经过第一个 Conv2D 二维卷积层，其滤波器数量为 12，卷积核大小为(12, 12)，步长为(1, 1)。卷积的结果经过 BN 数据归一化层后进入左边残差神经网络进行局部特征的学习，其共包含 20 个 Conv2D 二维卷积层，由上到下依编号为 Conv2D-1 到 Conv2D-20；10 个 Maxpooling2D 二维最大池化层，由上到下依次编号为 Maxp2D-1 到 Maxp2D-10。二维卷积层滤波器数量、滤波器大小以及步长，二维最大池化层池化大小以及步长如表 1 所示：

表 1:

	Conv2D-1	Conv2D-2	Conv2D-3	Conv2D-4	Conv2D-5	Conv2D-6	Conv2D-7
--	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------

说 明 书

滤波器数量	12	12	12	12	24	24	24
滤波器大小	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)
步长	(1,1)	(1,1)	(2,1)	(1,1)	(1,1)	(1,1)	(2,1)
	Conv2D-8	Conv2D-9	Conv2D-1	Conv2D-1	Conv2D-1	Conv2D-1	Conv2D-1
			0	1	2	3	4
滤波器数量	24	48	48	48	48	96	96
滤波器大小	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)
步长	(2,1)	(1,1)	(1,1)	(2,1)	(1,1)	(1,1)	(1,1)
	Conv2D-15	Conv2D-16	Conv2D-17	Conv2D-18	Conv2D-19	Conv2D-20	
滤波器数量	96	96	192	192	192	192	
滤波器大小	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)	(32,1)	
步长	(2,1)	(1,1)	(1,1)	(1,1)	(2,1)	(1,1)	
	Maxp2D-1	Maxp2D-2	Maxp2D-3	Maxp2D-4	Maxp2D-5	Maxp2D-6	Maxp2D-7
池化大小	(1,1)	(2,1)	(1,1)	(4,1)	(1,1)	(2,1)	(1,1)
	Maxp2D-8	Maxp2D-9	Maxp2D-10				
池化大小	(1,1)	(1,1)	(2,1)				

(12) 如图 1 所示，二维 ECG 信号经过第一个 Conv2D 二维卷积层，其滤波器数量为 12，卷积核大小为(12, 12)，步长为(1, 1)，卷积的结果经过 BN 数据归一化层后进入中间全局池化全连接网络进行全局特征的学习，中间全局池化全连接神经网络包括一个二维全局池化层和四组由 Dense 全连接层和 Relu 激活函数层组成的全连接神经网络组成。其 Dense 全连接层的神经元个数如表 2 所示：

表 2:

	Dense-1	Dense-2	Dense-3	Dense-4
神经元个数	24	48	96	192

(13) 年龄，性别作为人工特征输入到右边人工特征全连接神经网络，其中年龄是整型数据直接作为一个特征，性别做二值处理作为第二个特征，

男性用“1”代替表示，女性用“0”代替表示。

(14) 对左边残差神经网络和中间全局池化全连接网络的输出结果进行相加，得到的特征图在列的维度拼接右边人工特征全连接网络的输出特征得到神经网络的融合特征。最终经过 Dense 全连接层和 Softmax 层输出八个类别的概率。

(15) 对多个模型集成得到最终分类结果，通过对网络的训练，以及对超参数的选取，由步骤(9)得到的 10 个最优模型分别对测试集进行评估预测，评估预测完成后得到 10 组预测结果，通过多模型投票，服从少数服从多数原则集成模型；每个样本在十次预测过程中被分到某个类别的次数最多即作为这个样本最终的分类结果。

(16) 心电图分类后按照具体的 9 分类结果和粗略的 5 分类结果进行量化分析，量化分析的标准有 F_1 分数，查准率 *Precision* 以及查全率 *Recall*。对于计算每一类的 F_1 分数，查准率 *Precision* 以及查全率 *Recall* 的具体公式如下：

$$\begin{aligned} Precision &= \frac{TP}{TP + FP} \\ Recall &= \frac{TP}{TP + FN} \\ F_1 &= \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall} \end{aligned}$$

其中 *TP* 表示真阳，即正样本被预测为正样本。*FP* 表示假阳，即把负样本预测为正样本；*FN* 表示假阴，即把正样本预测为负样本；对于查准率 *Precision* 是精确性的度量，表示的是预测为正的样本中有多少是真实标签为正的样本；查全率 *Recall* 是对覆盖面的度量，表示真实标签为正的样本中有多少预测正确； F_1 分数是查准率和查全率的调和平均值。

说明书

(17) 本方法通过拼接十二导联数据得到二维化 ECG 信号,利用二维卷积的方式对二维 ECG 信号进行 9 分类和 5 分类的心律失常类型统计;通过多数投票得到的集成模型输出结果在小数量测试集和未公开大数量测试集上 9 分类结果如表 3:

表 3:

评价 \ 类别		Normal	AF	I-AVB	LBBB	RBBB	PAC	PVC	STD	STE
小数量 测试集	F_1	78.7%	94.9%	87.0%	97.0%	93.5%	76.4%	89.7%	74.8%	66.7%
	<i>Recall</i>	88.4%	93.8%	87.0%	1.0	90.6%	75.6%	88.6%	72.7%	61.1%
	<i>Precision</i>	70.9%	96.2%	87.0%	94.1%	96.6%	77.3%	90.7%	76.9%	73.3%
未公开 大数量 测试集	F_1	80.3%	94.4%	87.8%	89.0%	93.1%	75.5%	81.6%	77.2%	56.7%
	<i>Recall</i>	89.8%	94.7%	88.7%	85.3%	93.4%	77.2%	76.3%	72.3%	45.0%
	<i>Precision</i>	72.5%	94.0%	86.9%	93.1%	92.7%	73.9%	87.7%	82.8%	76.6%

5 分类结果如表 4:

表 4:

评价 \ 类别		Normal	AF	Block	premature contraction	ST-segment change
小数量 测试集	F_1	78.7%	94.9%	92.2%	83.0%	72.9%
	<i>Recall</i>	88.4%	93.8%	90.5%	82.0%	69.9%

说明书

	<i>Precision</i>	70.9%	96.2%	94.0%	83.9%	76.1%
未公开	F_1	80.3%	94.4%	91.3%	78.6%	73.8%
大数量	<i>Recall</i>	89.8%	94.7%	91.4%	76.8%	67.1%
测试集	<i>Precision</i>	72.5%	94.0%	91.2%	80.6%	81.9%

F_1 平均分数结果如表 5:

表 5:

分类 F_1	9 分类		5 分类	
	小数量测试集	未公开大数量测试集	小数量测试集	未公开大数量测试集
平均 F_1	84.3%	81.7%	84.3%	83.7%

通过对比 CPCS2018 排行榜的模型在未公开大数量测试集得到的结果，本方法得到的结果在心房颤动(AF)、阻塞(Block)两个亚类别分别取得 94.4%和 91.3% F_1 分数，优于排行榜中这两类的最优 F_1 分数 93.3%和 91.2%。

本发明包括获取标准十二导联数据、去噪、导联切片、二维化、归一化、扩充维度、二维卷积块、特征合并、利用 Softmax 得到预测的每一类概率、输出结果等步骤，最大化的利用 ECG 信息，能够高效的利用计算资源，提高了在心房颤动(AF)、阻塞(Block)两个亚类别异常分类的准确性。

上述具体实施方式仅是本发明的具体个案，本发明的专利保护范围包括但不限于上述具体实施方式的产品形态和式样，任何符合本发明权利要求书且任何所属技术领域的普通技术人员对其所做的适当变化或修饰，皆应落入

本发明的专利保护范围。

摘 要

本发明属于心电信号识别技术领域，具体地涉及一种基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的 ECG 信号分类方法，包括获取标准十二导联数据、去噪、导联切片、二维化、归一化、扩充维度、二维卷积块、特征合并、利用 softmax 得到预测的每一类概率、输出结果等步骤。本发明同时对十二导联进行学习，既学习导联内的特征，也学习不同导联之间的特征，最大化的利用 ECG 信息；使用二维卷积的方式对多导联一维信号序列进行卷积获取特征，高效利用计算资源；使用多输入残差神经网络自动提取十二导联 ECG 信号的特征和人工特征相结合的方式进行学习，提高了在心房颤动、阻塞两个亚类别异常分类的准确性。

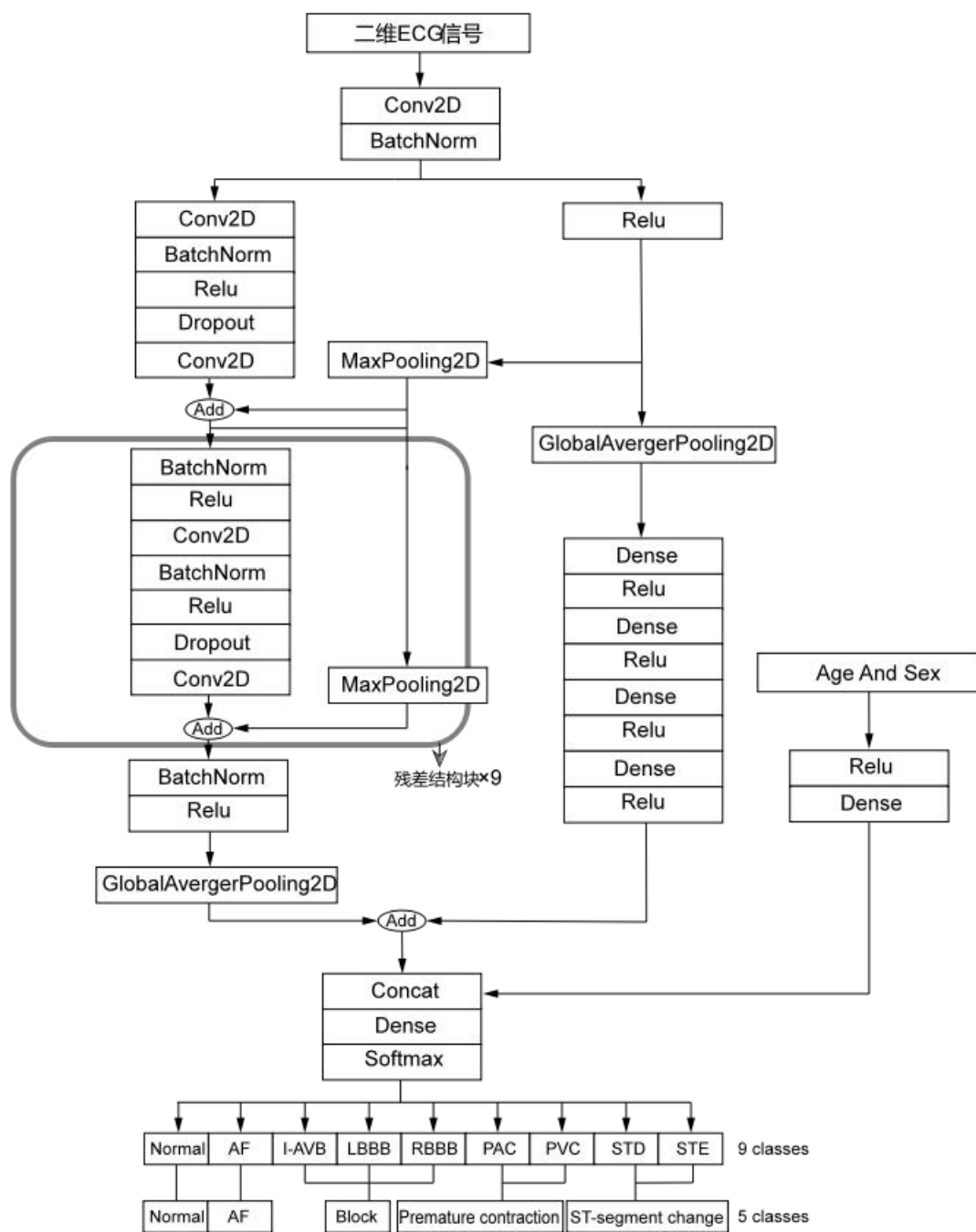


图 1

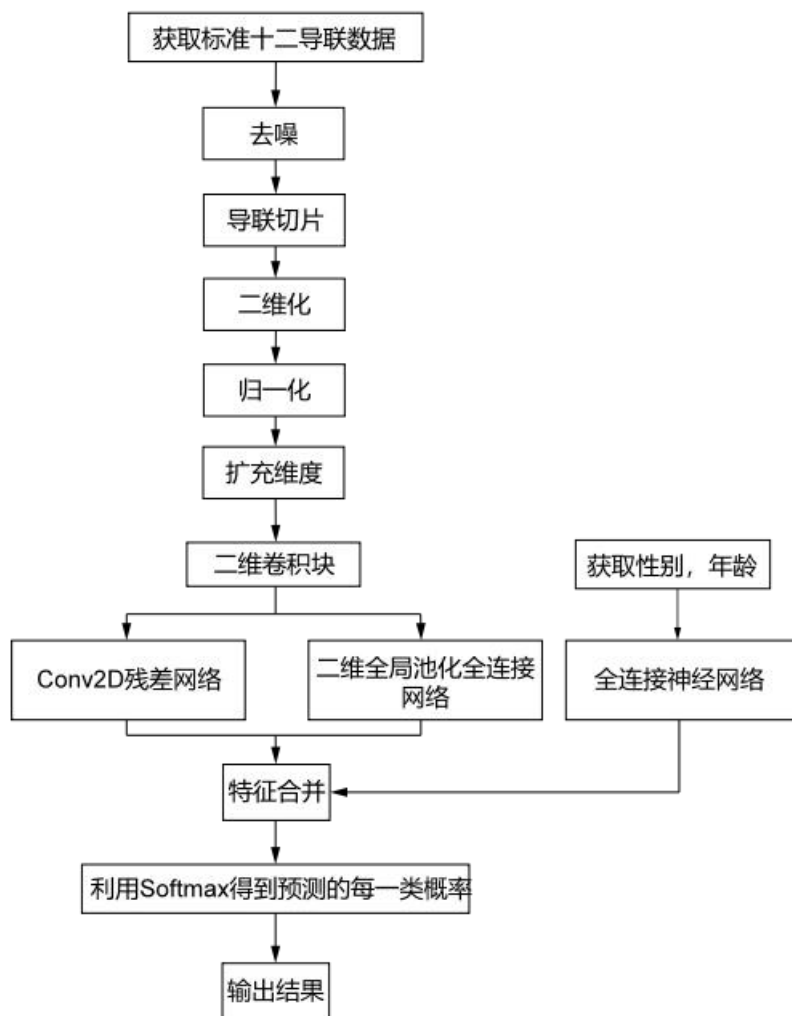


图 2

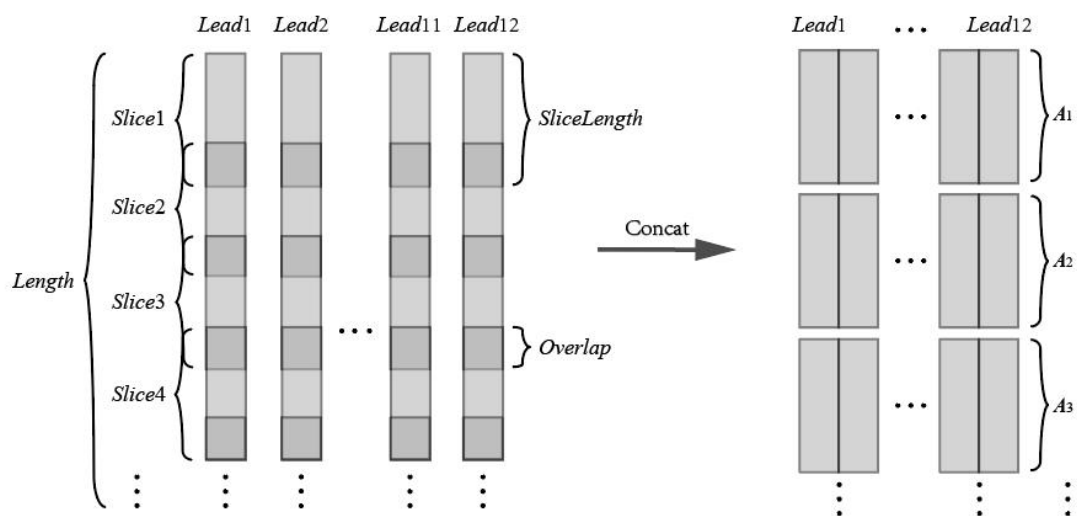


图 3

专利代理委托书

请按照“注意事项”正确填写本表各栏

根据专利法第 19 条的规定

委 托 _____ 济南立木专利代理事务所（特殊普通合伙） _____ 机构代码（ _____ 37281 _____ ）

1. 代为办理名称为 _____ 一种基于十二导联心电图数据二维化的多输入残差神经网络的ECG信号分类方法的发明创造
申请或专利（申请号或专利号为 _____ ）以及在专利权有效期内的全部专利事务。

2. 代为办理名称为 _____

专利号为 _____ 的专利权评价报告或实用新型专利检索报告。

3. 其他 _____

专利代理机构接受上述委托并指定专利代理人 _____ 杜亚男 _____ 办理此项委托。

委托人（单位或个人）

山东省计算中心（国家超级计算济南中心）（盖章或签字）

被委托人（专利代理机构）

济南立木专利代理事务所（特殊普通 _____ （盖章）
合伙） _____

2021 年 7 月 2 日