



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109907753 A

(43)申请公布日 2019. 06. 21

(21)申请号 201910329005.1

(22)申请日 2019.04.23

(71)申请人 杭州电子科技大学

地址 310018 浙江省杭州市经济技术开发区
白杨街道2号大街1158号

(72)发明人 阁兰花 唐继斐

(74)专利代理机构 杭州千克知识产权代理有限公司 33246

代理人 周希良

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

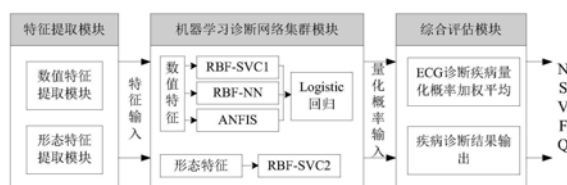
权利要求书1页 说明书5页 附图4页

(54)发明名称

一种多维度ECG信号智能诊断系统

(57)摘要

本发明提出一种多维度ECG信号智能诊断系统,包括特征提取模块、机器学习诊断网络集群模块和综合评估模块。所述特征提取模块用于提取ECG信号包括数值特征与形态特征在内的多维度特征;所述机器学习诊断网络集群模块用于对ECG信号的多维度特征进行智能诊断,并获得每一类疾病所对应的分类量化概率;所述综合评估模块用于根据每一类疾病的分类量化概率进行加权平均,综合评估得出最终的ECG诊断结果。本发明所述智能诊断系统融合互补集成经验模态分解(CEEMD)与机器学习诊断网络集群,对ECG信号进行多维度特征提取与人工智能辅助分类量化概率计算,提高了ECG信号人工智能辅助诊断的准确率,具有泛化性高、临床实用性强的特点。



1. 一种多维度ECG信号智能诊断系统,其特征在于,包括特征提取模块、机器学习诊断网络集群模块和综合评估模块,

所述特征提取模块用于提取ECG信号包括数值特征与形态特征在内的多维度特征;所述机器学习诊断网络集群模块用于对ECG信号的多维度特征进行智能诊断,并获得每一类疾病所对应的分类量化概率;所述综合评估模块用于根据每一类疾病的分类量化概率进行加权平均,综合评估得出最终的ECG诊断结果。

2. 根据权利要求1所述的多维度ECG信号智能诊断系统,其特征在于,

所述特征提取模块包括数值特征提取模块和形态特征提取模块,

所述数值特征提取模块包括CEEMD信号分解模块和信息熵计算模块,其中,信号分解模块用于将降噪预处理后的ECG信号通过CEEMD算法分解为多个IMF分量;信息熵计算模块则用于计算分解后的各IMF分量的信息熵;

所述形态特征提取模块包括二维ECG图像建立与2-D CNN网络分析模块,其中,二维ECG图像建立模块用于对预处理后的ECG信号按正常平均心率周期进行分割,并建立“归一化幅度—时间”二维ECG图像;

2-D CNN网络分析模块用于对“归一化幅度—时间”二维ECG图像进行特征提取,模块内的2-D CNN网络包括3个卷积—池化层、Dropout层以及全连接特征输出层,其中池化层选择Max-pooling方式,全连接特征输出层之前的各层均使用ReLU作为激活函数。

3. 根据权利要求2所述的多维度ECG信号智能诊断系统,其特征在于,

所述机器学习诊断网络集群模块包括形态特征诊断模块以及数值特征集成学习诊断模块:

数值特征集成学习诊断模块以CEEMD分解后的各IMF分量信息熵计算结果作为输入特征向量,调用模块内的机器学习诊断网络对ECG信号进行诊断与分类;

所述数值特征集成学习诊断模块由子学习器网络集群与集成学习器两部分组成:子学习器网络集群由径向基函数为核函数的支持向量机分类器RBF-SVC1、径向基函数神经网络RBF-NN以及自适应模糊神经推理系统ANFIS组成,负责对输入特征向量进行独立的诊断与分类,并以信号分类量化概率作为其各自的网络输出,集成学习器由Logistic回归网络组成,以子学习器网络集群输出的量化概率结果作为输入特征向量,在对其进行二次学习的基础上,输出ECG信号的分类量化概率结果;

形态特征诊断模块将所建立2-D CNN网络所提取的二维ECG“归一化幅度—时间”图像特征作为输入向量,建立RBF-SVC2分类器对其进行诊断与分类,同样以ECG信号的分类量化概率作为网络输出,

其中,上述各网络对ECG信号分类模型基于AAMI标准,将ECG信号分为“N、S、V、F、Q”五类。

4. 根据权利要求3所述的多维度ECG信号智能诊断系统,其特征在于,

所述综合评估模块以机器学习诊断网络集群模块中的RBF-SVC2分类器和Logistic回归网络所获得的每一类疾病的分类量化概率为输入,针对二者在测试数据集中对于不同类型ECG信号分类准确率为依据,为其设置权重,权重之和为1,进而对当前诊断输出患病概率值进行加权平均计算,加权平均计算输出概率最高的ECG信号分类作为最终的系统分类结果。

一种多维度ECG信号智能诊断系统

技术领域

[0001] 本发明涉及人工智能技术以及智慧医疗技术领域,尤其涉及一种多维度ECG信号智能诊断系统。

背景技术

[0002] 心电图信号的监测与分析是降低心血管疾病的死亡率的主要手段,据世界卫生组织2017报告,心血管类疾病(CVD)仍然是全球的第一位死亡病因。在我国现患病人数高达2.9亿,其死亡率占居民疾病死亡原因的40%以上,远高于肿瘤及其他疾病。

[0003] 心电图信号的诊断与分类对于临床医生的诊断经验要求较高,CVD疾病所展现出的ECG信号特征纷繁复杂,信号的每一个细节的微小变化都有可能提示心血管发生了很严重的临床病变,需要临床医生大量经验的日积月累才能做出较为快速准确的判断。例如ECG信号中的P波常提示心律不齐、心室或心房肥大,QRS波群常提示左、右束支阻滞、前壁心肌梗死,T波常提示肺栓塞、后壁心肌梗死等方面临床症状。

[0004] ECG信号的人工智能辅助诊断与分类对提高CVD疾病的诊断效率有着重要意义,人工智能辅助诊断可以帮助临床医生节约诊断时间,从而在更短的时间内做出更加高效的医疗决策,为患者的治疗争取宝贵的时间。同时,人工智能辅助ECG诊断建立在临床大数据分析的基础上,可以更加全面的评估由患者ECG信号微小改变所提示的临床病变,从而提供更为准确的辅助诊断与信号分类结果,降低误诊风险,这一点对于医疗手段落后的基层医疗系统以及偏远地区尤为重要。最后,人工智能ECG辅助诊断使医护人员得以从长时间繁琐的日常监控过程中解放,专注于患者的治疗,进而缓解临床医疗资源不足的情况。

[0005] 然而现有ECG智能诊断与信号分类系统由于其提取的ECG信号特征有限,且系统AI辅助诊断网络较为简单等多方面的原因,对于ECG信号的分类与智能诊断准确率难以完全满足临床使用需求。

发明内容

[0006] 为解决上述技术问题,本发明提供了一种多维度ECG信号智能诊断系统,融合CEEMD及机器学习诊断网络集群,能够对ECG信号进行多维度特征提取,并对所提取的多维度ECG信号特征完成准确的信号分类与智能诊断分析。

[0007] 本发明中所述一种多维度ECG信号智能诊断系统,包括特征提取模块、机器学习诊断网络集群模块以及综合评估模块。所述特征提取模块用于提取ECG信号的多维度特征;所述机器学习诊断网络集群用于对ECG信号的多维度特征进行智能诊断与分类,并获得信号的分类量化概率;所述综合评估模块用于对ECG信号分类量化概率进行加权平均,综合评估得出最终的ECG信号诊断分类结果。

[0008] 作为本发明的优选方案之一,所述特征提取模块包括数值特征提取模块和形态特征提取模块,所述数值特征提取模块包括CEEMD信号分解模块和信息熵计算模块,其中,CEEMD信号分解模块用于将预处理后的ECG信号通过CEEMD算法分解为多个IMF分量;信息熵

计算模块用于计算分解后的各IMF分量的信息熵;所述形态特征提取模块包括二维ECG图像建立模块和2-D CNN网络分析模块。其中,二维ECG图像建立模块用于对预处理后的ECG信号按平均心率周期进行分割,并建立“归一化幅度-时间”二维ECG图像;2-D CNN网络分析模块用于对“归一化幅度-时间”二维ECG图像进行特征提取。所建立2-D CNN网络包括3个卷积-池化层、Dropout层、全连接层以及RBF-SVC分类层,其中池化层选择Max-pooling方式,全连接层之前的各层均使用ReLU作为激活函数。

[0009] 作为本发明的优选方案之一,所述机器学习诊断网络集群模块包括形态特征诊断模块以及数值特征集成学习诊断模块。数值特征集成学习诊断模块以CEEMD分解后的各IMF分量信息熵计算结果作为输入特征向量,调用模块内的机器学习诊断网络对ECG信号进行诊断与分类。数值特征集成学习诊断模块由子学习器网络集群与集成学习器两部分组成。子学习器网络集群由径向基函数为核函数的支持向量机分类器(RBF-SVC1)、径向基函数神经网络(RBF-NN)以及自适应模糊神经推理系统ANFIS组成,负责对输入特征向量进行独立的诊断与分类,并以信号分类量化概率作为其各自的网络输出,送至集成学习器进行进一步分析。集成学习器由Logistic回归网络组成,以子学习器网络集群输出的量化概率结果作为输入特征向量,在对其进行二次学习的基础上,输出ECG信号的分类量化概率结果。

[0010] 形态特征诊断模块负责将2-D CNN网络所提取的二维ECG“归一化幅度-时间”图像特征作为输入向量,调用模块内RBF-SVC2网络对其进行诊断与分类,同样以ECG信号的分类量化概率作为网络输出。

[0011] 其中,上述各网络对ECG信号分类模型基于AAMI标准,将ECG信号分为“N、S、V、F、Q”五类。

[0012] 作为本发明的优选方案之一,所述综合评估模块以机器学习诊断网络集群模块中RBF-SVC2分类器和Logistic回归网络所获得的每一类疾病的分类量化概率为输入,针对二者在测试数据集中对于不同类型ECG信号分类准确率为依据,为其设置权重,权重之和为1,对形态特征诊断模块与数值特征集成学习诊断模块输出的信号分类量化概率值进行加权平均计算,将输出概率最高的ECG信号分类作为最终的系统诊断与分类结果。

[0013] 本发明提供的一种多维度ECG信号智能诊断系统,融合CEEMD及机器学习诊断网络集群,对经过预处理的ECG信号提取多维度信号特征,以对每一类疾病的分类与患病风险概率计算为基础,准确完成ECG信号的智能诊断,提高了ECG信号人工智能辅助诊断的准确率。在测试数据集中的验证结果表明,本发明具有临床泛化性强,分类准确率高的特点。

附图说明

[0014] 图1为多维度ECG信号智能诊断系统组成框图;

[0015] 图2为本系统在ECG信号诊断分类过程中的信号处理流程图;

[0016] 图3a为本系统在N类ECG信号测试数据中的智能诊断结果直方图;

[0017] 图3b为本系统在S类ECG信号测试数据中的智能诊断结果直方图;

[0018] 图3c为本系统在V类ECG信号测试数据中的智能诊断结果直方图;

[0019] 图3d为本系统在F类ECG信号测试数据中的智能诊断结果直方图;

[0020] 图3e为本系统在Q类ECG信号测试数据中的智能诊断结果直方图。

具体实施方式

[0021] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是本发明的一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动的前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0022] 如图1所示,本发明提供一种多维度ECG信号智能诊断系统,包括特征提取模块、机器学习诊断网络集群模块和综合评估模块。所述特征提取模块用于提取ECG信号包括数值特征与形态特征在内的多维度特征;所述机器学习诊断网络集群模块用于对ECG信号的多维度特征进行智能诊断,并获得每一类疾病所对应的分类量化概率;所述综合评估模块用于根据每一类ECG信号的分类量化概率进行加权平均,综合评估得出最终的ECG信号诊断结果。

[0023] 在系统实际ECG信号的诊断与分类过程中,信号处理流程图如图2所示,结合图2对系统ECG信号处理过程进行说明;

[0024] 为了对经过预处理的ECG信号进行智能诊断分析,首先通过系统特征提取模块对ECG信号进行多维度特征提取。本发明所述特征提取模块包括数值特征提取模块和形态特征提取模块。

[0025] 针对ECG信号的数值特征提取模块,包括CEEMD信号分解模块和信息熵计算模块。在ECG信号数值特征提取过程中,首先由CEEMD信号分解模块对其进行分解,CEEMD分解过程如下:

[0026] ①在ECG信号原始采集数据 $x(n)$ 中加入 k 组辅助白噪声序列 $N^k(n)$,其标准差为 ε ,于是当前信号可以表示为

$$[0027] \quad x^k(n) = x(n) + N^k(n) \quad (1)$$

[0028] ②对于加入白噪声的 k 组信号序列 $x(n) + \varepsilon_0 N^k(n)$ 进行CEEMD分解,对分解后的多组IMF1分量进行平均计算,获得第一组IMF1分量,即:

$$[0029] \quad \overline{IMF_1}(n) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K IMF_1^k(n) \quad (2)$$

[0030] ③计算CEEMD信号分解的残余量

$$[0031] \quad r_1(n) = x(n) - \overline{IMF_1}(n) \quad (3)$$

[0032] ④对残余量 $r_1(n)$ 再次加入白噪声,将生成的 $r_1(n) + \varepsilon_1 N^k(n)$ 作为新信号进行CEEMD分解,经过一次EMD分解后,获取原信号第二组IMF2分量,其中 E_1 表示进行一次EMD分解计算,

$$[0033] \quad \overline{IMF_2}(n) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K E_1(r_1(n) + \varepsilon_1 N^k(n)) \quad (4)$$

[0034] ⑤以此类推,不断将信号分解后的残余信号作为新的信号,重复步骤④的计算,将信号一步步分解为多个信号分量,即:

$$[0035] \quad \overline{IMF_{i+1}}(n) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K E(r_i(n) + \varepsilon_i N^k(n)) \quad (5)$$

[0036] 其中, E 表示对本阶段残余信号组成的新信号序列进行EMD分解计算。第 i 次分解过后的信号残余量可以表示为:

$$[0037] \quad r_i(n) = r_{(i-1)}(n) - \overline{IMF_i}(n) \quad (6)$$

[0038] ⑥为每一层分解获得的信号分量序列 $IMF_i(n)$ 计算幅度绝对值以及过零检测计数。

[0039] ⑦重复上述计算步骤,直至本次分解获得的信号分量幅度绝对值以及过零检测计数均小于设定阈值。

[0040] 信号信息熵特征提取过程如下:

[0041] 对于分解后的各个IMF分量,由信息熵计算模块对其进行特征提取;

[0042] 信息熵计算公式为:

[0043] 设 $E = \{E_1, E_2, \dots, E_n\}$ 为信号经过CEEMD分解后的 n 个分量的能量,则 $p_i = \frac{E_i}{E}$ 为第 i 个分量在整个信号中所占的能量比值。每个IMF分量的信息熵计算如下:

[0044] $H(IMF_i) = -P_i * \ln(P_i)$ (7)

[0045] 针对-ECG信号形态特征提取过程,本发明所述形态特征提取模块包括二维ECG图像建立模块与2-D CNN网络分析模块。

[0046] 首先,在二维ECG图像建立模块中,对预处理后的ECG信号按照正常平均心率进行分割(75次/min),并对缺失的数据进行拟合与补全。在此基础上建立“归一化幅度-时间”二维ECG图像,为了兼顾处理速度与精度,模块中的二维ECG图像分辨率选择为144*108。

[0047] 其次,由2-D CNN网络分析模块负责对建立的二维ECG图像进行形态特征提取:

[0048] 该模块中的2-D CNN网络具有以下结构:2-D CNN网络包括3个卷积——池化层、Dropout层、全连接层以及RBF-SVC分类层,其中池化层选择Max-pooling方式,全连接层之前的各层均使用ReLU作为激活函数;

[0049] 在ECG信号经由系统特征提取模块进行形态特征提取与数值特征提取处理后,将由机器学习诊断网络集群模块对其进行信号分类与智能诊断。

[0050] 所述系统机器学习诊断网络集群模块包括形态特征诊断模块以及数值特征集成学习诊断模块。集成学习诊断模块由子学习器网络集群与集成学习器两部分组成。在系统数值特征集成学习诊断模块处理过程中,由信号各分量信息熵计算结果组成的输入特征向量,输入模块内以径向基函数为核函数的RBF-SVC1、RBF-NN、ANFIS子学习器网络集群。子学习器网络集群根据输入特征向量分别对ECG信号完成独立的智能诊断与疾病分类,并获得针对“N、S、V、F、Q”的五类ECG信号的分类量化概率结果。模块内的集成学习器由Logistic回归网络组成,以子学习器RBF-SVC1、RBF-NN、ANFIS网络集群输出的量化概率结果作为输入特征向量,在对其进行二次学习的基础上,输出ECG信号的分类量化概率结果。

[0051] 由于ECG诊断结果“N、S、V、F、Q”五类划分为本领域技术人员所公知,在本发明中不做赘述。

[0052] 在系统形态特征诊断模块中,与2-D CNN网络分析模块相连接的RBF-SVC2分类器将2-D CNN网络提取的信号形态特征作为输入特征向量,完成独立的ECG信号智能诊断与疾病分类,同样获得针对“N、S、V、F、Q”的五类ECG信号分类概率结果。所建立的RBF-SVC2网络亦使用径向基函数作为核函数。

[0053] 在系统综合评估模块中,针对RBF-SVC2、Logistic回归网络所获得的每一类ECG信号分类量化概率结果,基于二者在测试数据集中的诊断分类准确率设置权重,并对当前RBF-SVC2、Logistic回归网络所获得的分类量化概率值进行加权平均计算,二者权重之和为1。加权平均计算后概率最高的ECG信号分类结果作为系统最终的ECG诊断结果输出。

[0054] 在本发明数据测试中,所选指标参数及其含义如表1所述。本系统在由15200份样本组成的ECG测试数据集中的整体诊断准确率为

[0055]
$$OA = \frac{\text{分类正确样本个数}}{\text{总样本数}} = 98.03\%$$

[0056] 表1系统测试过程中的各项性能指标及其计算方式

[0057]	技术指标名称	技术指标含义	计算方式
	总体准确率(OA)	表征系统对于 ECG 信号诊断结果与真实结果符合度	系统诊断正确样本总数/总样本数
	敏感性(SE)	评价系统对于 ECG 信号分类的检出能力	系统诊断属于该类样本数/实际属于该类样本数
	特异性(SP)	评价系统鉴别非本类 ECG 疾病的能力	系统诊断非本类疾病样本数/实际非本类疾病样本数

[0058] 结合图3a-3e以及表1可知,在15200个样本测试数据集的实验验证中,其中N类ECG信号诊断结果敏感性为99.12%,特异性为95.97%,总体准确率为98.93%,S类ECG信号诊断结果敏感性为98.59%,特异性为97.38%,总体准确率为98.44%,V类ECG信号诊断结果敏感性为97.31%,特异性为96.75%,总体准确率为96.97%,F类ECG信号诊断结果敏感性为92.86%,特异性为99.82%,总体准确率为97.98%,Q类ECG信号诊断结果敏感性为98.01%,特异性为92.67%,总体准确率为94.95%。

[0059] 因此,本发明所公布的一种多维度ECG信号智能诊断系统,具有临床泛化性强,分类准确率高的特点。

[0060] 以上所述仅为本发明的较佳实施方式,本发明的保护范围并不以上述实施方式为限,但凡本领域普通技术人员根据本发明所揭示内容所作的等效修饰或变化,皆应纳入权利要求书中记载的保护范围内。

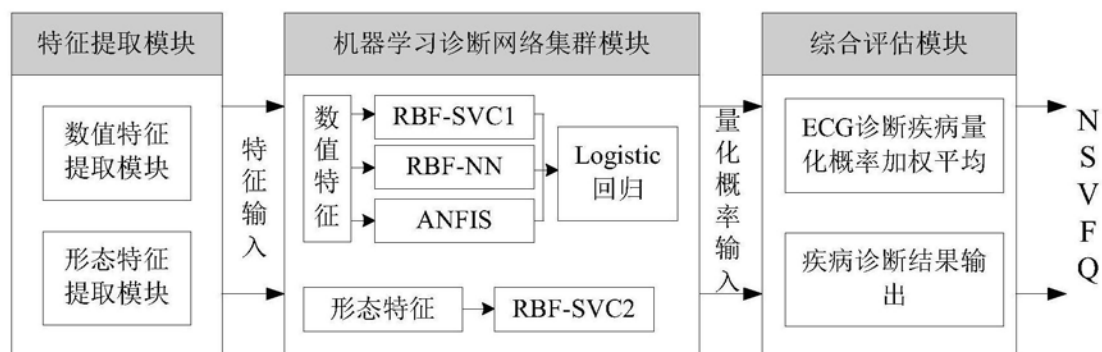


图1

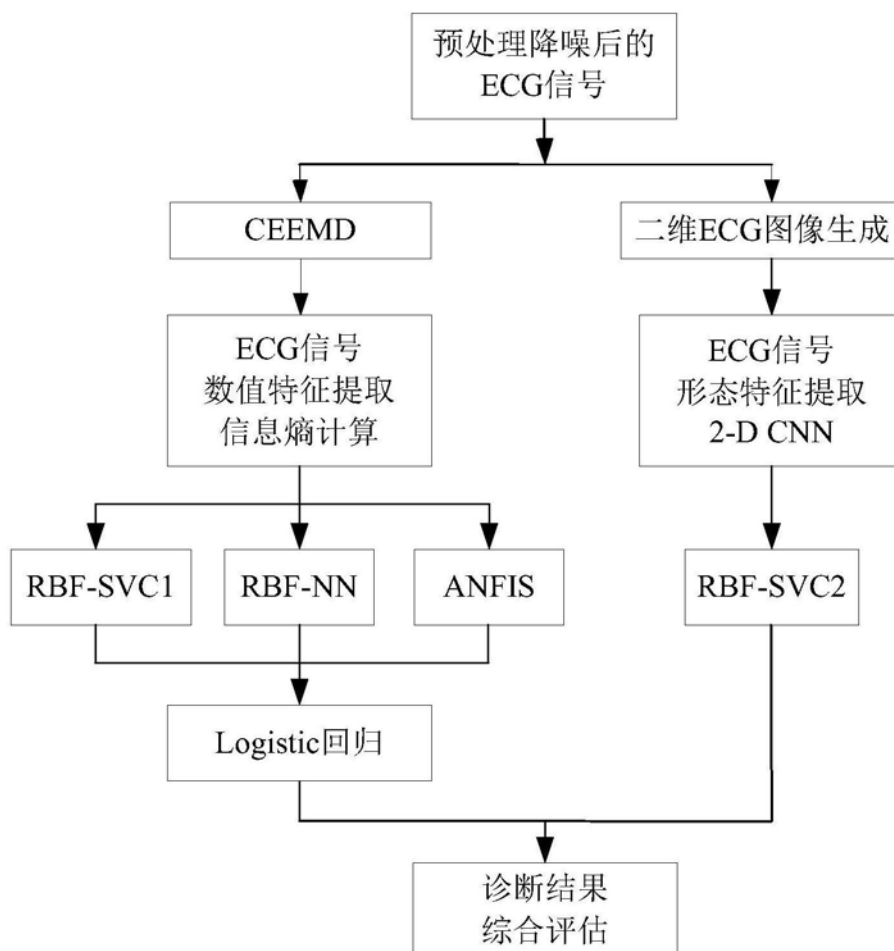


图2

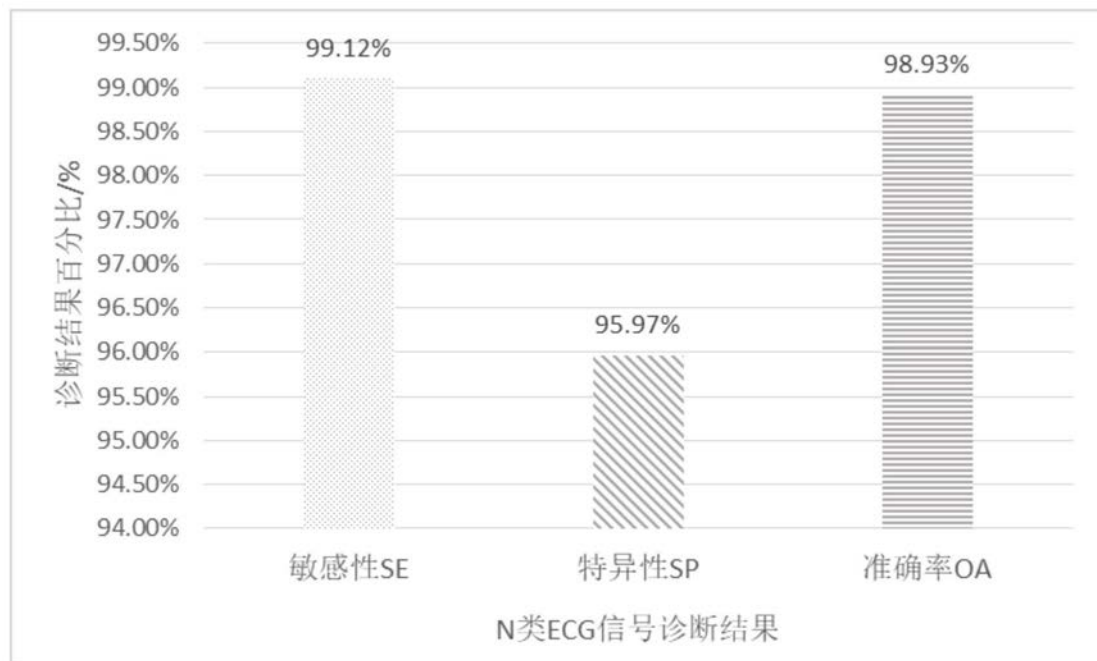


图3a

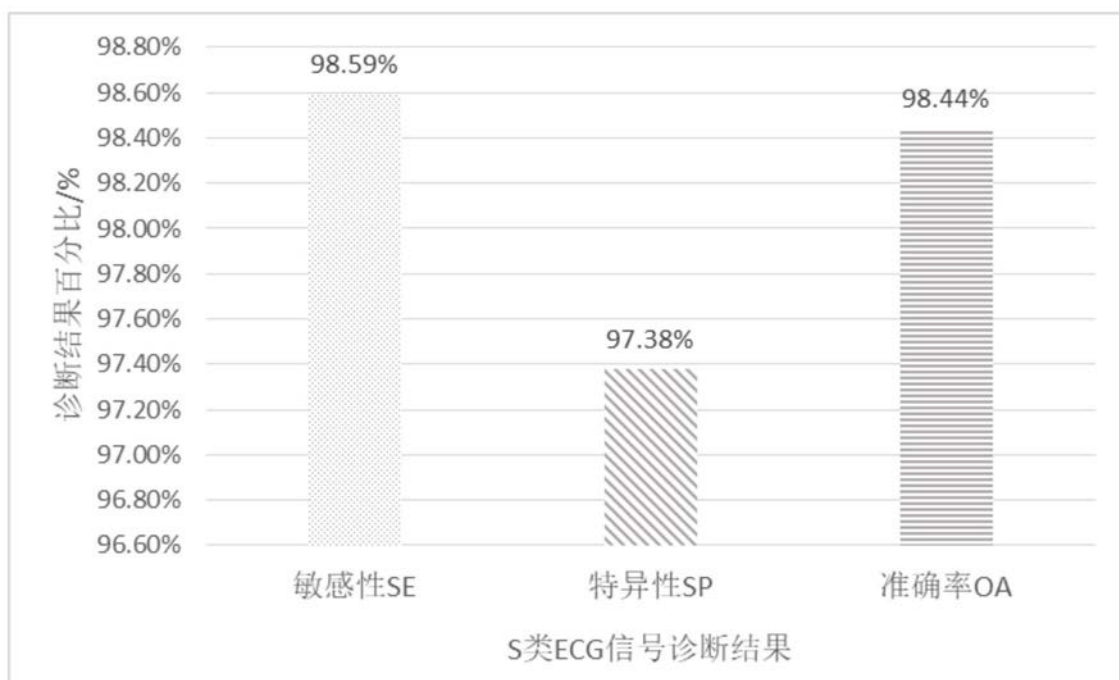


图3b

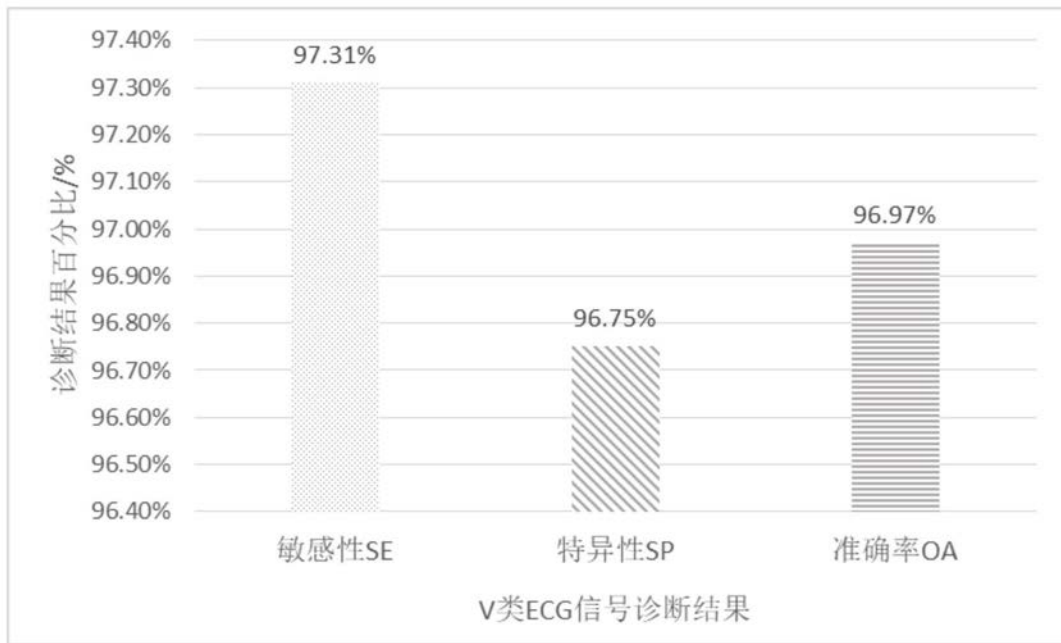


图3c

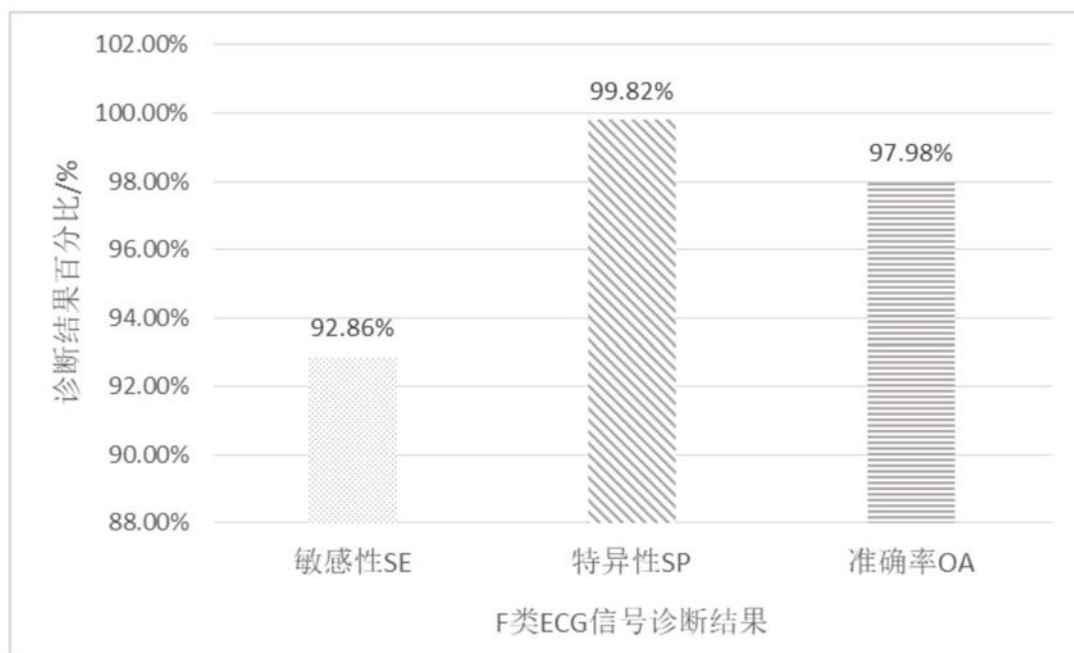


图3d

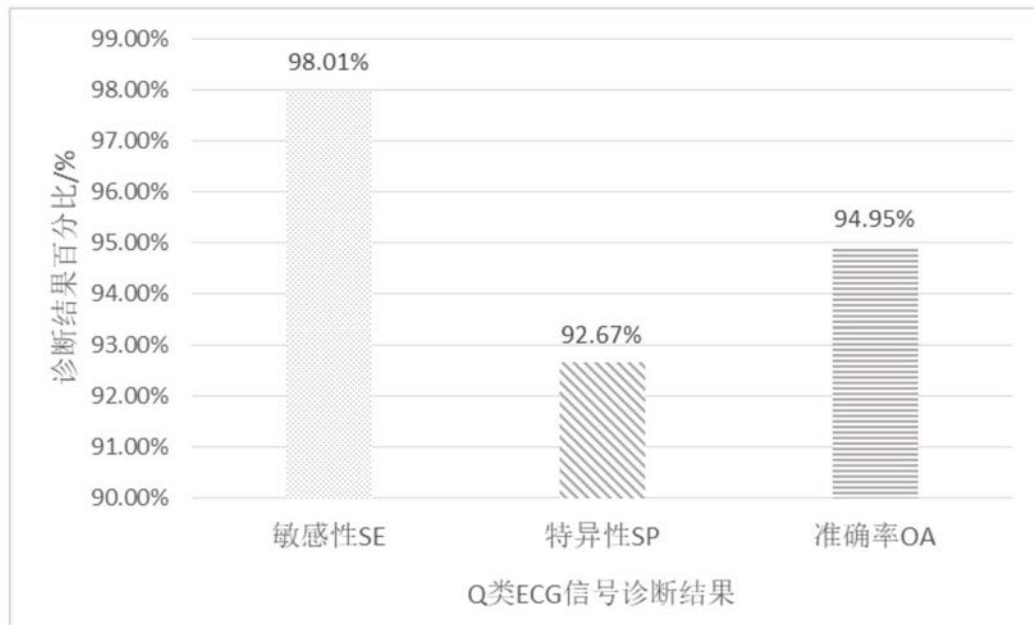


图3e

专利名称(译)	一种多维度ECG信号智能诊断系统		
公开(公告)号	CN109907753A	公开(公告)日	2019-06-21
申请号	CN201910329005.1	申请日	2019-04-23
[标]申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
当前申请(专利权)人(译)	杭州电子科技大学		
[标]发明人	閻兰花		
发明人	閻兰花 唐继斐		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00		
代理人(译)	周希良		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提出一种多维度ECG信号智能诊断系统，包括特征提取模块、机器学习诊断网络集群模块和综合评估模块。所述特征提取模块用于提取ECG信号包括数值特征与形态特征在内的多维度特征；所述机器学习诊断网络集群模块用于对ECG信号的多维度特征进行智能诊断，并获得每一类疾病所对应的分类量化概率；所述综合评估模块用于根据每一类疾病的分类量化概率进行加权平均，综合评估得出最终的ECG诊断结果。本发明所述智能诊断系统融合互补集成经验模态分解(CEEMD)与机器学习诊断网络集群，对ECG信号进行多维度特征提取与人工智能辅助分类量化概率计算，提高了ECG信号人工智能辅助诊断的准确率，具有泛化性高、临床实用性强的特点。

