



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 105228508 B

(45)授权公告日 2020.04.03

(21)申请号 201480024174.X

(22)申请日 2014.03.07

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 105228508 A

(43)申请公布日 2016.01.06

(30)优先权数据
13/791,764 2013.03.08 US

(85)PCT国际申请进入国家阶段日
2015.10.29

(86)PCT国际申请的申请数据
PCT/SG2014/000110 2014.03.07

(87)PCT国际申请的公布数据
W02014/137295 EN 2014.09.12

(73)专利权人 新加坡健康服务有限公司
地址 新加坡新加坡市第三医院大道大牌31
鲍尔楼C座门牌3楼3号

(72)发明人 王永福·马克思 刘楠

(74)专利代理机构 北京德琦知识产权代理有限公司 11018
代理人 郭艳芳 王琦

(51)Int.Cl.
A61B 5/00(2006.01)
A61B 5/0205(2006.01)
A61B 5/0452(2006.01)
A61B 5/024(2006.01)
G16H 50/30(2018.01)
G06N 20/00(2019.01)

(56)对比文件
WO 2009005734 A2,2009.01.08,
CN 1038583 A,1990.01.10,
CN 101911083 A,2010.12.08,
US 2004215258 A1,2004.10.28,

审查员 谢楠

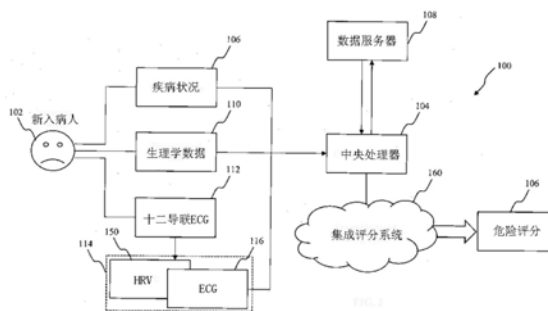
权利要求书2页 说明书26页 附图11页

(54)发明名称

一种测定用于分类的危险评分的系统

(57)摘要

本发明提供了一种测定用于分类的危险评分的系统和方法。更具体地,该系统用于为病人提供心脏事件的危险评估,例如医院急诊部门主诉胸痛的新入病人。本公开中,该系统包括输入设备,用于测量基于病人生理学数据的生命体征参数;十二导联心电图设备,用于根据心电图操作产生的结果创建心电图(ECG),并测定其中获得的心电图参数和心率变异性(HRV)参数。本发明还进一步提供了集成评分系统,并基于以往病人数据的创建了加权分类器,将生命体征参数、心电图参数以及心率变异性参数与相应的加权分类器进行对比,以测定危险评分。本发明还提供了相应的测定用于分类的危险评分的方法。



1. 一种测定用于分类的危险评分的系统,包括:

第一输入设备,用于测量与病人生理学数据相关的第一输入参数,所述第一输入参数包括生命体征参数;

十二导联心电图设备,用于在病人身上执行心电图操作,以及根据所述心电图操作产生的结果创建心电图,所述心电图设备包括心电图提取模块,用于从所述心电图中提取至少一项心电图参数;

心率变异性分析模块,用于从所述心电图测定心率变异性分析,所述心率变异性分析包括至少一项心率变异性参数;以及

集成评分系统,包括:

多个用于提供危险评分计算的加权分类器,所述多个加权分类器基于积累以往病人的数据的数据库中以往病人的数据而建立;

分析模块,用于接收所述第一输入参数、所述至少一项心率变异性参数和所述至少一项心电图参数,所述第一输入参数、所述至少一项心率变异性参数和所述至少一项心电图参数被传送至集成评分系统;

分类模块,用于接收来自积累以往病人数据的数据库中的数据;以及将所述来自积累以往病人的数据的数据库中的数据分为多个数据集,每个数据集对应一个分类器并包括一组不平衡数据集;

采样模块,用于接收所述分类模块传送的对应第一分类器的第一不平衡数据集,所述第一不平衡数据集包括第一多数数据集及第一少数数据集,所述第一多数数据集包括第一数量的数据样本,所述第一少数数据集包括第二数量的数据样本;以及提取所述第一多数数据集以得到第一多数数据子集,所述第一多数数据子集包括第三数量的样本;其中,所述第一多数数据子集中第三数量的样本的数量等于所述第一少数数据集中第二数量的样本的数量;

数据存取模块,用于获取以往病人的数据,以及用于与积累以往病人数据的数据库进行数据通信;以及

分类器生成模块,用于根据所述数据存取模块提供的以往病人的数据创建多个所述加权分类器;所述分类器生成模块进一步包括训练模块,用于接收所述采样模块传送的第一多数数据子集与第一少数数据集;以及建立第一分类模型,以用第一多数数据子集和第一少数数据集表示所述第一分类器;其中所述分析模块通过将所述第一输入参数、所述至少一项心率变异性参数以及所述至少一项心电图参数与相应的所述加权分类器进行对比,以测定危险评分。

2. 如权利要求1所述的测定用于分类的危险评分的系统,其特征在于,所述训练模块接收所述采样模块传送的多个多数数据子集及多个少数数据集,以及建立分类模型,以用所述接收到的多个多数数据子集和少数数据集表示多个分类器。

3. 如权利要求1所述的测定用于分类的危险评分的系统,其特征在于,所述集成评分系统还包括过采样模块,用于:

接收所述采样模块传送的所述第一多数数据子集及所述第一少数数据集;以及

通过对所述第一多数数据子集及所述第一少数数据集执行重置过采样合成处理来创建第一合成数据集。

4. 如权利要求3所述的测定用于分类的危险评分的系统,其特征在于,所述集成评分系统还包括验证模块,用于:

所述训练模块根据所述第一多数数据子集以及与所述第一分类器对应的所述第一少数数据集建立所述第一分类模型;

根据所述第一合成数据集对所述第一分类模型进行验证;以及

获得指示所述第一分类器的重要性的所述第一分类模型产生的预测精度。

5. 如权利要求4所述的测定用于分类的危险评分的系统,其特征在于,所述过采样模块接收所述采样模块传送的多个多数数据子集与多个少数数据集,以及创建多个合成数据集;

所述训练模块建立多个分类模型,以用所述接收到的多个多数数据子集和少数数据集表示多个分类器;

所述验证模块根据所述多个合成数据集对所述多个分类模型进行验证,获得所述多个分类模型产生的多个预测精度,每个分类模型产生的预测精度用于表示所述多个分类器中相应分类器的重要性。

6. 如权利要求5所述的测定用于分类的危险评分的系统,其特征在于,所述分类器生成模块还包括加权模块,用于根据每个分类器的重要性向所述多个分类器中每个分类器分配权重,以获得多个所述加权分类器。

一种测定用于分类的危险评分的系统

技术领域

[0001] 本发明公开主要涉及一种测定用于分类的危险评分的系统和方法。更具体地,本发明公开实施例涉及基于测量与读数的测定心脏危险评分的系统和技术,用于例如医院急诊部门、救护车、诊所、病房、重症治疗监护室(ICU)或家庭。

背景技术

[0002] 医院急诊部门中,表现出胸痛症状的病人在治疗的急性期有不同程度的并发症危险,所述治疗的急性期通常被定义为在疼痛第一次发生的最初72小时内。同样地,在救护车、诊所、病房、重症治疗监护室甚至家庭中通常也会进行心脏危险筛查与监测。在急诊部门,会对病人进行分类以评估新入病人的病情严重程度并分配合适的治疗优先级。早期的危险分层可改进治疗策略,同时也有助于制定适合病人的监测规划。危险分层在急诊部门中是必要的,因为医疗资源,例如医生、护士、监护系统、监护床、复苏设备、重症治疗监护室,对于所有需要及时照料的新入病人来说是远远不够的。例如,在美国,每年大约有六百万胸痛病人去急诊部门就诊,使得急诊就诊中诊断胸痛成为主要诊断原则之一。同样地,早期识别高危病人可有助于管理救护车、诊所、病房、重症治疗监护室甚至家庭监测。胸痛的严重程度范围从自限到危及生命的情况,例如心脏骤停和致死性心率失常。有必要识别高危病人,以可以及时介入可预防和可治疗的并发症。

[0003] 在过去的几十年里,开发了一些评分系统,现在已经广泛应用于重症治疗监护室(ICU),用于预测临床结果和评估疾病的严重程度。一些已开发的系统有:急性心理学与慢性健康状况评估(APACHE)、简化的急性心理评分(SAPS)和死亡率概率模型(MPM)。每种评分系统均有特定的使用目的与自身应用范围。例如,死亡危险、器官功能障碍评估和疾病严重度有可能是其中一些评分系统产生的结果。

[0004] 评分系统的发展依赖于选择与预测结果相关的合适变量或参数。目前,疑似急性冠状动脉综合征(ACS)病人的分类工具和危险分层系统基于传统的临床因素的结合,临床因素可为病人的病史、心脏标志物和急诊部门筛选后得到的新入病人的测量值,例如观察和获取传统的生命体征,如心率、呼吸频率、血压、体温和脉搏血氧饱和度。然而,这些参数与短期或长期临床结果并不高度相关。

[0005] 虽然心肌梗死溶栓(TIMI)危险评分是目前临床上最被接受的ACS病人危险分类,但是其预测的准确性是值得商榷的,或是存在一些争议的。目前针对心血管并发症预测的危险评分同样存在限制,并且临床诊断是主观的,也因医疗资源有限而受到阻碍。

发明内容

[0006] 本发明提供了一种测定危险评分的系统(例如用于分类的危险评分),包括:第一输入设备,用于测量与病人生理学数据相关的第一输入参数,所述第一输入参数包括生命体征参数;十二导联心电图设备,用于在病人身上执行心电图操作,以及根据所述心电图操作产生的结果创建心电图(ECG),所述心电图设备包括心电图提取模块,用于从所述心电图

中提取至少一项心电图参数;心率变异性分析模块,用于从所述心电图测定心率变异性(HRV)分析,所述心率变异性分析包括至少一项心率变异性参数;以及集成评分系统,包括:多个用于提供危险评分计算的加权分类器,所述多个加权分类器基于积累以往病人的数据的数据库中以往病人的数据而建立;以及分析模块,用于接收第一输入参数、所述至少一项心率变异性参数和所述至少一项心电图参数,所述多项参数被传送至集成评分系统,其中所述分析模块通过将所述第一输入参数、所述至少一项心率变异性参数以及所述至少一项心电图参数与相应的加权分类器进行对比,以测定危险评分。

附图说明

[0007] 以下结合附图对本发明实施例进行进一步说明。需要注意的是,附图仅用于解释本发明公开的实施例,不用于限制本发明的范围,本公开可能承认其他同样有效的实施例。

[0008] 图1为病人连接十二导联心电图示意图。

[0009] 图2为本发明一实施方式的分类系统的系统架构图。

[0010] 图3A为本发明一实施方式的分类系统提供的心电图输出样本。

[0011] 图3B所示为图3A心电图心动周期的特写。

[0012] 图3C所示为图3B的心动周期的QRS波群的特写。

[0013] 图4A为基于集成学习的系统的主体结构。

[0014] 图4B所示为应用欠采样方法计算危险评分的第一评分系统。

[0015] 图4C所示为本发明第二实施方式的应用混合采样法的第二评分系统。

[0016] 图5A为基于欠采样方法的评分系统(USS)算法的框图。

[0017] 图5B为基于混合采样方法的评分系统(HSS)算法的框图。

[0018] 图6为本发明一实施方式的分类系统的集成评分系统的模块化布局示意图。

[0019] 图7为本发明第二实施方式的分类系统的集成评分系统的模块化布局示意图。

[0020] 图8A为USS与TIMI和MEWS的性能图。

[0021] 图8B为HSS与TIMI和MEWS的性能图。

[0022] 图9A为采用和不采用十二导联ECG参数的USS性能图。

[0023] 图9B为采用和不采用十二导联ECG参数的HSS性能图。

具体实施方式

[0024] 在下文中,参考了本公开的实施方案。然而,应该理解的是,本公开不限于具体描述的实施例,相反,以下无论是否涉及不同实施例的特征和元素的任意组合可被考虑用来执行和实施本发明。

[0025] 此外,与现有技术相比,本发明的各实施例提供了大量优点。然而,虽然本公开的实施例可能优于其它可能的解决方案和/或现有技术,但给定的实施例是否能实现特定的优点并不对本发明构成限制。因此,下述的各方面、特征、实施例和优点仅用于解释而不是限制本申请所附权利要求,除非在权利要求中有明确记载。同样,任何提及“本发明”不应当被解释为本文公开的任何发明主题的一般化,也不用于限制本申请所附权利要求,除非在权利要求中有明确记载。

[0026] 本发明第一方面提供了测定用于分类或其他环境/条件下的危险评分的系统,所

述系统包括：第一输入设备，用于测量与病人生理学数据相关的第一输入参数，所述第一输入参数包括生命体征参数；十二导联心电图设备，用于在病人身上执行心电图操作，以及根据所述心电图操作产生的结果创建心电图（ECG），所述心电图设备包括心电图提取模块，用于从所述心电图提取至少一项心电图参数；心率变异性分析模块，用于从所述心电图测定心率变异性（HRV）分析，所述心率变异性分析包括至少一项心率变异性参数；以及集成评分系统，包括：多个用于提供危险评分计算的加权分类器，所述多个加权分类器基于积累以往病人的数据的数据库中以往病人的数据而建立；以及分析模块，用于接收第一输入参数、所述至少一项心率变异性参数和所述至少一项心电图参数，所述多项参数被传送到集成评分系统，其中所述分析模块通过将所述第一输入参数、所述至少一项心率变异性参数以及所述至少一项心电图参数与相应的加权分类器进行对比，以测定危险评分。

[0027] 该系统可提供即时观察，根据心脏情况的严重程度对新入病人进行分类，适用于医院急诊部门、救护车、病房、重症治疗监护室或家庭中。本系统可利用生命体征参数、ECG参数和HRV参数的结合，本发明的发明人在经过大量的研究后提出利用这种结合，以可更加清楚地洞察急性冠脉综合症的危险。还提出了使用优于该操作提供的高度的细节和深度的十二导联心电图。

[0028] 此外，本系统提供一种集成评分系统，它本质上是一种智能人工神经网络，能够根据以往的数据进行学习和训练，从而建立分类器，基于影响心脏病的较高发生率和严重程度参数的派生理解对分类器进行加权，并将分类器与当前输入参数进行比较以确定用于分类的危险评分。

[0029] 本发明一实施方式中，至少一项ECG参数为以下任意一种：ST段抬高、T波倒置、Q波、QT间期校正（QTc）、QRS轴、左束支传导阻滞（BBB）、右束支传导阻滞、室内传导延迟（IVCD）、左心房异常（LAA）、左心室肥厚（VH）、右心室肥厚和房颤。

[0030] 本发明一实施方式中，HRV分析模块进一步包括了时域分析模块，用于测定根据提取ECG得到的多个RR间期获得的至少一项HRV参数。

[0031] 本发明一实施方式中，至少一项HRV参数为以下任意一种：所有RR间期的平均长度、所有RR间期的标准偏差、平均心率、所有瞬时心率值的标准偏差、NN50计数，pNN50百分比，连续RR间期的差值的均方的平方根、HRV三角指数和适合RR间期直方图的三角基线宽度。

[0032] 本发明一实施方式中，HRV分析模块进一步包括了频率分析模块，用于测定根据提取ECG得到的多个RR间期获得的至少一项HRV参数。

[0033] 本发明一实施方式中，至少一项HRV参数为以下任意一种：总功率、极低频功率、低频功率（LF）、高频功率（HF）、标准化低频功率、标准化高频功率和低频功率与高频功率的比值（LF/HF）。

[0034] 本发明一实施方式中，第一输入设备为以下任意一种：心率监测器、呼吸频率监测器、血压监测器、血氧计和测痛计。

[0035] 本发明一实施方式中，提供了第二输入设备，用于确立与病人疾病状况相关的第二输入参数，该第二输入参数由分析模块接收，其中该分析模块通过进一步将该第二输入参数与相应的加权分类器比较以测定危险评分。

[0036] 本发明一实施方式中，集成评分系统进一步包括数据存取模块，用于获取以往病

人的数据,并用于与积累以往病人数据的数据库进行数据通信。

[0037] 本发明一实施方式中,集成评分系统进一步包括分类模块,用于接收来自积累以往病人数据的数据库中的数据,并将该些数据分为多个数据集,每个数据集对应一个分类器并包括一组不平衡数据集。

[0038] 本发明一实施方式中,集成评分系统进一步包括采样模块,用于接收分类模块传送的对应第一分类器的第一不平衡数据集,第一不平衡数据集包括第一多数数据集及第一少数数据集,该第一多数数据集包括第一数量的数据样本,该第一少数数据集包括第二数量的数据样本。采样模块还用于提取第一多数数据集以得到第一多数数据子集,第一多数数据子集包括第一多数数据集中第三数量的样本。其中,第一多数数据子集中第三数量的样本的数量等于第一少数数据集中第二数量的样本的数量。

[0039] 本发明一实施方式中,集成评分系统进一步包括分类器生成模块,用于根据数据存取模块提供的以往病人的数据创建多个加权分类器。

[0040] 本发明一实施方式中,分类器生成模块进一步包括训练模块,用于接收采样模块传送的第一多数数据子集与第一少数数据集,以及建立第一分类模型,以用第一多数数据子集和第一少数数据集表示第一分类器。

[0041] 本发明一实施方式中,训练模块接收采样模块传送的多个多数数据子集与多个少数数据集,以及建立分类模型,以用接收到的多个多数数据子集和少数数据集表示多个分类器。

[0042] 本发明一实施方式中,分类器生成模块进一步包括加权模块,用于向多个分类器中的每个分类器分配相同的权重,以获得多个加权分类器。

[0043] 本发明一实施方式中,训练模块包括用于建立分类模型的支持向量机。

[0044] 本发明一实施方式中,集成系统进一步包括过采样模块,用于接收采样模块传送的第一多数数据子集与第一少数数据集,以及通过对第一多数数据子集与第一少数数据集执行重置过采样合成处理来创建第一合成数据集。

[0045] 本发明一实施方式中,过采样模块通过在第一少数数据集中提取一个数据点来进行过采样,并沿着连接该数据点和预定数量的相邻数据点的线段进行数据合成。

[0046] 本发明一实施方式中,集成系统进一步包括验证模块,用于训练模块根据第一多数数据子集以及与第一分类器相对应的第一少数数据集建立第一分类模型,根据第一合成数据集对第一分类模型进行验证;获得指示第一分类器的重要性的第一分类模型产生的预测精度。

[0047] 本发明一实施方式中,过采样模块接收采样模块传送的多个多数数据子集与多个少数数据集,以及创建多个合成数据集。训练模块建立多个分类模型,以用接收到的多个多数数据子集和少数数据集表示多个分类器。验证模块根据多个合成数据集对多个分类模型进行验证,获得多个分类模型产生的多个预测精度,每个分类模型产生的预测精度用于表示多个分类器中相应分类器的重要性。

[0048] 本发明一实施方式中,分类器生成模块进一步包括加权模块,用于根据每个分类器的重要性向多个分类器中每个分类器分配权重,以获得多个加权分类器。

[0049] 本发明一实施方式中,分析模块进一步包括测试模块,用于接收第一输入参数、至少一项HRV参数以及至少一项ECG参数中的任意一项,用相应的加权分类器评估接收到的参

数,以及为每个用于评估的加权分类器生成0或1的二进制预测输出。

[0050] 本发明一实施方式中,分析模块进一步包括评分模块,用于基于所有用于评估的加权分类器的二进制预测输出的标准化总和计算危险评分。

[0051] 本发明第二方面提供了一种测定用于分类的危险评分的方法,包括:测量与病人生理学数据相关的第一输入参数,该第一输入参数包括生命体征参数;在病人身上执行十二导联心电图操作;基于心电图操作结果建立ECG(提供ECG 信息、信号或数据),该ECG包括可提取ECG得到的至少一项ECG参数;从心电图中提取至少一项心电图参数;基于ECG确定心率变异性分析,该心率变异性分析包括至少一项心率变异性参数;向集成评分系统提供第一输入参数、第二输入参数、至少一项HRV参数以及至少一项ECG参数;该集成评分系统包括多个用于提供危险评分计算的加权分类器,所述多个加权分类器基于积累以往病人数据的数据库中的以往病人数据而创建;通过用该集成评分系统,将所述第一输入参数、所述至少一项心率变异性参数以及所述至少一项心电图参数与相应的加权分类器进行对比,以测定危险评分。

[0052] 本发明一实施方式中,至少一项ECG参数为以下任意一种:ST段抬高、T 波倒置、Q波、QT间期校正(QTc)、QRS轴、左束支传导阻滞(BBB)、右束支传导阻滞、室内传导延迟(IVCD)、左心房异常(LAA)、左心室肥厚(VH)、右心室肥厚和房颤。

[0053] 本发明一实施方式中,该方法包括提取ECG得到多个RR间期,以及进行时域分析或频域分析以获取至少一项HRV参数。

[0054] 本发明一实施方式中,至少一项HRV参数为以下任意一种:所有RR间期的平均长度、所有RR间期的标准偏差、平均心率、所有瞬时心率值的标准偏差、NN50计数,pNN50百分比,连续RR间期的差值的均方的平方根、HRV三角指数和适合RR间期直方图的三角基线宽度、总功率、极低频功率、低频功率(LF)、高频功率(HF)、标准化低频功率、标准化高频功率和低频功率与高频功率的比值(LF/HF)。

[0055] 本发明一实施方式中,第一输入参数为以下任意一种:心率、呼吸速率、血压读数、温度读数、格拉斯哥昏迷评分(GCS)、氧气饱和读数以及疼痛分数。

[0056] 本发明一实施方式中,该方法包括以下步骤:建立与病人疾病状况相关的第二输入参数,将第二输入参数传输至集成评分系统,以及将第二输入参数与相应的加权分类器进行比较以测定危险评分。

[0057] 本发明一实施方式中,第二输入参数为以下任意一种:病史、用药史、吸烟史、心脏疾病的家庭史以及过去24小时内发生心绞痛的次数。

[0058] 本发明一实施方式中,该方法包括获得执行十二导联心电图操作至少5分钟后产生的第三组输入参数。

[0059] 本发明一实施方式中,该方法包括数据存取模块获取以往病人的数据,该数据存取模块用于与积累以往病人数据的数据库进行数据通信。

[0060] 本发明一实施方式中,该方法包括以下步骤:接收来自积累以往病人数据的数据库中的数据;将数据分成多个数据集,每组数据集对应于一个分类器,并包括一组不平衡数据集。

[0061] 本发明一实施方式中,该方法包括以下步骤:接收来自分类模块的对应第一分类器的第一不平衡数据集,第一不平衡数据集包括第一多数数据集及第一少数数据集,该第

一多数数据集包括第一数量的数据样本,该第一少数数据集包括第二数量的数据样本;并提取第一多数数据子集,第一多数数据子集包括第一多数数据集中第三数量的样本;其中,在第一多数数据子集中第三数量的样本的数量等于第一少数数据集中第二数量的样本的数量。

[0062] 本发明一实施方式中,该方法包括以下步骤:根据数据存取模块提供的以往病人的数据,用分类器生成模块创建多个加权分类器。

[0063] 本发明一实施方式中,该方法包括以下步骤:用训练模块接收采样模块传送的第一多数数据子集与第一少数数据集;以及建立第一分类模型,以用第一多数数据子集和第一少数数据集表示第一分类器。

[0064] 本发明一实施方式中,该方法包括以下步骤:用训练模块接收采样模块传送的多个多数数据子集与多个少数数据集;以及建立分类模型,以用接收到的多个多数数据子集和少数数据集表示多个分类器。

[0065] 本发明一实施方式中,该方法包括以下步骤:用加权模块向多个分类器中的每个分类器分配相同的权重,以获得多个加权分类器。

[0066] 本发明一实施方式中,该方法包括以下步骤:用支持向量机建立分类模型。

[0067] 本发明一实施方式中,该方法包括以下步骤:用过采样模块接收采样模块传送的第一多数数据子集与第一少数数据集;以及并通过对第一多数数据子集与第一少数数据集执行重置过采样合成处理来创建第一合成数据集。

[0068] 本发明一实施方式中,该方法包括以下步骤:对第一少数数据集进行过采样,通过在第一少数数据集中提取一个数据点来进行过采样,并沿着连接该数据点和预定数量的相邻数据点的线段进行数据合成。

[0069] 本发明一实施方式中,该方法包括以下步骤:训练模块根据第一多数数据子集以及第一分类器相对应的第一少数数据集建立第一分类模型;用验证模块根据第一合成数据集对第一分类模型进行验证;获得指示第一分类器的重要性的第一分类模型产生的预测精度。

[0070] 本发明一实施方式中,该方法包括以下步骤:用过采样模块接收采样模块传送的多个多数数据子集与多个少数数据集,并用过采样模块创建多个合成数据集;用训练模块建立多个分类模型,以用接收到的多个多数数据子集和少数数据集表示多个分类器;用验证模块根据多个合成数据集对多个分类模型进行验证,获得表示多个分类器中每个分类器的重要性的分类模型产生的多个预测精度。

[0071] 本发明一实施方式中,该方法包括以下步骤:用加权模块根据每个分类器的重要性向多个分类器中每个分类器分配权重,以获得多个加权分类器。

[0072] 本发明一实施方式中,该方法包括以下步骤:用测试模块接收第一输入参数、至少一项HRV参数和至少一项ECG参数中的任意一项;用相应的加权分类器评估接收到的参数,以及为每个用于评估的加权分类器生成0或1的二进制预测输出结果。

[0073] 本发明一实施方式中,该方法包括以下步骤:基于所有用于评估的加权分类器的二进制预测输出的标准化总和,用评分模块计算危险评分。

[0074] 本发明的第三方面提供了一种测定危险评分的方法,包括以下步骤:接收与第一分类器对应的第一不平衡数据集,并对数据样本进行采样,以形成第一平衡数据集;通过对

第一平衡数据集执行重置过采样合成处理来创建第一合成数据集；基于与第一分类器相应的第一平衡数据集建立第一分类模型；根据第一合成数据集对第一分类模型进行验证；获得指示第一分类器的重要性的第一分类模型产生的预测精度。

[0075] 本发明一实施方式中，该方法包括以下步骤：获取与多个分类模型有关的多个预测精度；根据每个分类模型的预测精度对多个分类模型进行排序；根据每个分类模型的重要性对多个分类模型中的每个分类模型分配权重以获得多个加权分类器；用相应的加权分类器评估输入参数；每个用于评估的加权分类器生成0或1的二进制预测输出结果；基于所有用于评估的加权分类器的二进制预测输出结果的标准化总和计算危险评分。

[0076] 本发明的第四方面提供了一种用于测定心脏事件的危险评分的系统，包括：集成评分系统，用于接收以下任意一种参数：(a) 生命体征参数；(b) 通过从执行心电图程序建立的心电图中提取的心电图参数；(c) 对心电图进行心率变异性分析测定得到的心率变异性参数，该集成评分系统包括：多个用于提供危险评分计算的加权分类器，所述多个加权分类器基于积累以往病人的数据的数据库中以往病人的数据而建立；以及分析模块，用于接收第一输入参数、所述至少一项心率变异性参数和所述至少一项心电图参数，所述多项参数被传送至集成评分系统，其中所述分析模块通过将所述第一输入参数、所述至少一项心率变异性参数以及所述至少一项心电图参数与相应的加权分类器进行对比，以测定危险评分。

[0077] 在本公开中，特定图中给定元件的描述或特定元件标号的使用或相应描述中的引用可与另一个图中或相关的描述中的元件或元件编号相同或类似。在这里“/”指的是“和/或”，除非特别注明。

[0078] 如本文所用，术语“集成”对应于或定义为元素的非空有限组织，在数学上表现为基数至少为1（即，这里定义的集成可对应于单元素集成，或多个元素集成），根据已知的数学定义（例如，按照数学推理导论：数、集成和函数中描述的方式；第11章：有限集成的属性（例如，第140页），作者彼得·埃克尔斯，剑桥大学出版社（1998））。在一般情况下，一个集成中的一个元素可以包括或者可以是依赖考虑中的集成类型的系统、设备、装置、结构、结构特征、对象、操作、物理参数或值。

[0079] 如本文所用，术语“组”和“群”对应于或定义为两个或更多个元件的组合，例如，一组或一群可以被定义为具有至少两种成分的集合。如本文所用的术语“子群”对应于或被定义为一组或一群的一部分，因此对应于或可以被定义为至少一个元件的组合，例如，一子组可以被定义为具有至少一种成分的集合。

[0080] 分类系统

[0081] 本发明公开实施例中，提供一种用于测定用于医院急诊部门分类的危险评分的系统，尤其测定用于急性冠状动脉综合症分类的危险评分的系统。急性冠状动脉综合症包括冠状动脉阻塞的任何一组症状。除了医院急症部门分类，本发明一实施方式也可在其它环境下测定危险评分，例如救护车、诊所、病房、重症治疗监护室（ICU）、家庭或非医疗工作环境中。

[0082] 被送往医院急诊部门的胸痛病人在治疗急性期内（<72小时）有不同程度的并发症危险。由于医院急诊部门医疗资源有限，尤其是医生和专家，事实上，对于新入病人来说，有必要采用分类方法进行危险分层，以有效地解决病人的问题并对医疗资源进行有效分配。

[0083] 如前所述,目前的评分系统并不能有效地提供观察和危险评估,尤其在ACS 领域。心肌梗死溶栓 (TIMI) 的危险评估是目前临床上最被接受的关于ACS病人的危险分类。然而,其预测精度已被部分学术界提出疑问,例如,在Hess等人的论文《关于急诊部门的胸痛病人和潜在急性冠脉综合征的改进心肌梗死溶栓危险评分的前瞻性验证》中,Hess等人确定了“改进的TIMI分数评估优于原来的关于诊断的准确性……然而,两者均不具有足够的敏感性和特效性,不建议作为急诊部门中胸痛病人的唯一测定手段。”

[0084] 心电图是医疗专家用于获取病人心脏电活动量的无创性操作,通过将电极固定在病人身体的外表面上执行,并通过外部处理系统进行处理。对产生的电气信号的解释被称之为心电图 (ECG),可观察病人心脏的任意异常功能或节律。

[0085] 被固定的电极可提供心脏电活动的检测。总的来说,被固定的电极越多,得到的读数中可获取的信息越多。按照“导联”创建电极的特定结构,其中一个导联指两个电极之间的电压差的追踪。通常情况下,提供可用于3、5或12导联心电图的结构,其中三个电极可获得一个三导联心电图,五个电极可获得一个五导联心电图,十个电极可获得一个十二导联心电图。

[0086] 图1示意了将病人10与十个电极12连接,以获得十二导联ECG14。将多个电极放在病人胸部的不同位置,同样的,在病人的四肢放置电极。在医院,尤其是重症治疗监护室或高依赖监测病床中,十二导联ECG属于常见的工具,因为十二导联ECG输出可提供病人心脏三个区域——前部、侧面和下部更详细的细节观察,而且ECG某些碎片的改变可指示有需要注意的区域。然而,得到十二导联ECG需要经过训练的个人精确地施用10个电极。此外,为了从十二导联ECG中提取更多的病人信息,需要有经验和经过高度训练的临床医生解读十二导联ECG。

[0087] 上述难题限制了十二导联ECG作为分类工具在急诊部门中的使用。对新入患有胸痛的病人需要给予及时的关注与评估,然而通常地,可能没有可用的经过专门培训的既可以施用电极也能解读结果的护士和医生。十二导联ECG用于对病人心脏情况进行深度“快照”查看。不幸的是,在急诊部门,此类精细深度查看可能得不到及时解读,因此三导联ECG在急诊部门更常见。

[0088] 本发明申请人在本发明以前研发过自动危险评估工具,用于鉴定送至急诊部门的病人的心脏危险,其内容通过引用专利W02011/115576结合在本申请中。

[0089] 现有技术文献的讨论

[0090] 本发明一实施方式中,设想存在一种快速、精确的分类工具,用于评估患有胸痛病症的病人,并由临床医生操作,该临床医生可提出危险评分评估,且不具有丰富的经验或未经过高度的专门训练。

[0091] 本发明一实施方式的分类系统的系统架构

[0092] 图2所示为本发明一实施方式的分类系统的系统架构图。分类系统100可用于送至急诊部门的有胸痛症状的新入病人102。该分类系统100是一种用于急诊部门的临床工具,可评估新入病人并输出危险评分。该系统的危险评分与病人ACS危险分层有关,其中,较低分数可能预示着胸痛为自限型的,而较高分数预示着可能会即将发生心脏骤停和/或致死性心律失常。

[0093] 总的看来,分类系统100利用符合疾病状态信息的生理学和心脏数据测量,也在智

能机器学习评分系统中处理此类输入,通过将当前输入与相关的以往病人的诊断进行比较,以提供与病人ACS危险有关的合理的危险评分。

[0094] 本发明一实施方式中,将至少一种与新入病人102有关的疾病状况输入106 提供给分类系统100。在本实施方式中,为急诊部门护士提供一种计算机界面系统,用于注册新入病人102,并登记与病人102的疾病状况输入106有关的相关信息。此后通过病人标识符,通常为姓名或身份登记号码登录分类系统中央处理器104,并将该疾病状况输入106传输至分类系统中央处理器104。

[0095] 该疾病状况106可以为病人病史、用药史、药物过敏、吸烟史、心脏疾病家族史、过去24小时内的心绞痛纪录、小病纪录或病情描述,以及其他可能对于评估或检测病人是否患ACS有用的信息或因素。还可能包括病人年龄、性别和人口信息。

[0096] 这样的疾病状况106通常通过口头询问病人而获取,但病人可能不知何故不能正常谈话或病人不知道这类相关信息,或无行为能力。可以设想有一种中央处理器,能够与存储有病人102的疾病状况输入106的中央数据服务器108 进行通信。因此,中央处理器104可以访问数据服务器108,基于相关的病人标识符在数据服务器108中进行查询,检索所需要的信息,并传输该信息以用于当前分类评估。在本实施例中,中央数据服务器108为医院数据服务器,医院的各个工作站为中央数据服务器108提供并收集信息,其中病人102之前可能会不定期来医院,病人相关的疾病状况和病史就可以获得。可替换地,中央数据服务器108可以是区域或国家数据服务器,在遵守相关的隐私法和隐私规章制度的条件下,医院和医疗护理机构可方便地共享病人信息。

[0097] 生理学测量

[0098] 本发明一实施方式的分类系统100也可用于在危险评估中获取来自病人102 的生理学数据输入110。本实施方式中,生理学数据可指病人102的生命体征数据。生命体征数据可被定义为指示病人身体的必要功能的状况的临床测量。例如,生命体征数据可指心率、呼吸频率、血压读数、体温读数、格拉斯哥昏迷评分(GCS)、外周血氧饱和度(SpO₂) 读数、疼痛评分,或任何其他测量或与从病人身上获得的与ACS评估相关的读数。

[0099] 为了获得此类生理学数据110,可通过如下方式测量上述生命体征标识。例如,可以使用组合的血压测量装置,例如Propaq CS生命体征监视器,测量心率和血压读数中的收缩压和舒张压。可替代地,诸如血压计或水银压力计装置可以用于测量血压。可使用呼吸描记图来测量心率、氧饱和度读数和呼吸频率。个别地,可以用简单的脉搏监测器监测心率,以及可以使用脉搏血氧计来测量氧饱和度。SpO₂的测量也可被称为脉搏血氧饱和度,并被定义为氧合血红蛋白与血液中血红蛋白的总浓度之比。

[0100] 格拉斯哥昏迷评分(GCS)是指响应医学专业指导发出的指令,身体方面(例如四肢、眼睛)及/或语言方面病人可自动进行反应的程度。疼痛评分是指病人对施加在其身上的疼痛的响应度(例如肢体或身体一部分的内收、内旋或延伸;屈伸或撤回)。可以采用(耳)鼓膜温度计记录(耳)鼓膜温度。

[0101] 此外,在分类时记录AVPU(警报、声音、疼痛、反应迟钝)分数,收集过程中根据最佳响应进行评分。早期,在送至急诊部门时,基于收集的数据计算和修改预警评分(MEWS)。基于四项生理学读数(收缩血压、心率、呼吸频率、体温)与一项观察(意识水平,AVPU),MEWS为确定病人的疾病提供简单的指引。

[0102] 进一步地,在本实施方式中,还可通过免疫测试测量送来的病人的心肌钙蛋白T的血清水平,这可用于推断心脏状况,例如心肌梗塞。

[0103] 在本实施方式中,中央处理器104具有充分的信号获取与处理能力,可以直接接收来自任意或所有生理学数据输入110的信号输入。或者,分类系统100 将测量结果与上述获取到的生理学输入110整合至自包含生理学数据处理单元中,然后向中央处理器104提供数字信号以用于分类和下一步处理。

[0104] 并且,同样地,中央处理器104可访问中央数据服务器,以获得先前测量得到并记录的生理学数据110,并与当前的读数进行对比,以绘出病人生理学状态上的任何差异,也可为危险评估提供额外的观察。

[0105] 十二导联ECG-安装

[0106] 在本实施方式中,采用十二导联ECG机器112或ECG传感器执行十二导联ECG操作,以了解病人102心脏的电活动和功能。在本实施方式中,采用Philips PageWriter TC series设备。为了执行该操作,急诊部门的护士需要精准地固定 10个电极(参阅图一的特定位置)以充分地获取病人心脏的电活动读数,然后该数据被解读为ECG。通常,ECG为固定电极检测到的连续的电气信号输出。在本实施方式中,分类时,读取5分钟内的ECG,类似地,也可采用其他时间段,以获得相关读数。

[0107] 在本实施方式中,将获得的ECG信号提供至ECG后处理模块114,该模块作为存储模块中存储的应用程序,被十二导联ECG机器112中的处理器执行。该ECG后处理模块114包括数据获取设备(DAQ),用于接收同类传感器输入。ECG传感器的采样在125Hz下进行。在本实施方式中,该后处理模块114利用嵌入到MATLAB代码中的LABVIEW界面对获得的来自固定的电极的电气信号进行数据处理。ECG被转换为数字信号,以使得对获取到的电气信号读数的操作和解读变得容易。关于术语“模块”,该术语是指特定功能或由相关联的处理单元执行的功能;“模块”可能对应于或可能不对应于实际的电路。

[0108] ECG后处理模块也运行滤波器模块(未示出),该滤波器模块处理来自十二导联ECG机器112的原始ECG数据,以阻止干扰信号,例如噪声、运动、人工运动和工频干扰,并执行其他必要的操作,以确保可对ECG120进行精准地观察和解读。在本实施方式中,采用5-28Hz带通滤波器,但是也可用其他合适的配置。

[0109] 可替换地,十二导联ECG机器112获得的ECG信号被直接提供至中央处理器104,并由在中央处理器104中运行的ECG后处理模块进行处理。

[0110] 在本实施方式中,提供在ECG后处理模块114的框架内运行的ECG提取模块116。该ECG提取模块116将十二导联ECG机器112获得的电活动信号转换为数字流。另外,ECG提取模块116将十二导联ECG机器112获得的电活动信号的数字流进行过滤。

[0111] 在本实施方式中,十二导联ECG机器112也连续地打印输出得到的ECG 信号,因此经过培训的医务工作人员可进一步分析,或将本分类系统110提供的危险评分与ECG结果进行交叉对比。除连续打印输出外,也可根据中央处理器104的请求提供打印输出功能。

[0112] ECG-解读

[0113] 图3A所示为由本实施方式分类系统提供的ECG输出样本120。ECG输出样本120是连续监测的图样,提供了用于监测与分类系统100关联的病人102 的电活动信号的快照。

[0114] 可以从ECG120上收集大量与健康 and 心脏状况的信息。如上所述,并非所有在医院

急诊部门工作的医务工作人员都经过解读和分析此种ECG的培训。本发明公开的分类系统100提供了ECG提取模块116,可分析ECG120并提取可供心脏状况观察的参数。

[0115] ECG120在两个电极之间设置了十二导联或电压差测量。本质上,根据 ECG120的请求监测和展示以下导联的电活动:I,II,III,aVR,aVL,aVF, V1,V2,V3,V4,V5,V6。在本实施方式中,通过三条并行的轨迹线连接十二导联,或者,十二导联为十二条单独的轨迹线。

[0116] 心跳或心动周期的ECG轨迹中,提供了P波、QRS波群、T波和U波。心电图的基线电压121被称为等电位线。通常,等电位线或基线电压121被测量为T波后和下一个P波前的轨迹的一部分。图3A所示为来自ECG120的心动周期122的特写。

[0117] 在医学定义中,P波124描述的是从窦房结(SA结)定向至房室结(AV结)的主电矢量,从右心房传播至左心房。QRS波群126表示导致心脏收缩的左心室和右心室的除极。相比心房,心室有较多的肌肉,因此QRS波群126通常具有远大于P波的振幅。

[0118] 在本实施方式中,采用改进的阈加衍生物的方法来检测QRS波群,并根据欧洲心脏病学会工作组和北美起搏和电生理学学会列出的指导纲要排除所有异位和其他非窦性搏动。

[0119] 图3C所示为图3B的心动周期的QRS波群126的特写。Q波128为QRS波群126的初始负偏转,可能存在或可能不存在于病人的ECG读数中。Q波128的异常可能预示着病人102存在梗塞。然后根据窦性心率计算得到RR间期。

[0120] R波130为ECG120中继Q波128后,QRS波群126的初始向上偏转,表示心室的早期除极。R波130的最大振幅被称为R峰值振幅,并且由R波偏转基线或等电位线的幅度确定。较差的R波的进程可归因于前壁心肌梗死,或由左束支传导阻滞、Wolff-Parkinson-White综合征,或左、右心室肥厚所致。

[0121] 可从ECG120中提取RR间期136,将心电图上R波130和后续的R波之间的间期称为RR间期136。提取ECG,用RR间期136诠释病人心率。

[0122] S波132被定义为ECG中继R波后,QRS波群126的向下偏转,并表示心室的晚期除极。还可从QRS波群126中确定QRS时限134,将Q波128的初始偏转和S波132偏转的端部之间的时间段定义为QRS时限134。延长的QRS时限134可能预示高钾血症或束支传导阻滞。

[0123] 也可以从QRS波群126中得到QRS振幅,其中将正极R波130的振幅减去负Q波128和S波132的振幅得到QRS振幅。振幅的增加可能预示着心脏肥大。心室激活时间(VAT)138被定义为Q波128的起始或初始偏转点与R波130峰之间的持续时间,可能预示着有舒张功能障碍。

[0124] 也可以从QRS波群126中确定QRS轴,其中,QRS轴是心室除极期间电活动的平均方向,或心室除极的净向量。它也可以被定义为平均QRS电流流动的方向。ECG提取模块116能够处理并指示QRS轴是否正常或向左或向右偏离,可充分用于临床解读。如果需要的话,也可以进行特定角度的计算。

[0125] 返回到图3B中,在QRS波群126后出现T波140,代表心室复极化(或回收)。从QRS波群126的开始到T波140的顶点的时间间隔被称为绝对不应期。T波140的后半段被称为相对不应期(或脆弱期)。T波140可以通过它的对称性、偏度、上升和下降四肢的斜率、振幅和子区间如 $T_{\text{peak}}-T_{\text{end}}$ 间期来描述。T波倒置或负T波可能是冠状动脉缺血、伦斯综合征、左心室肥厚或中枢神经系统疾病的一个标志。

[0126] 从QRS波群126的开始测量QT间期142,即从Q波128的初始负偏转,到T波140的末

端。延长的QT间期142是室性心动过速和猝死的危险因素。QT间期142随心率的变化而变化——心率越快,QT间期越短,相关临床中需要对此进行校正,为QT间期校正(QTc)。在本实施例中,采用Bazett公式计算QTc,但其他方法也可以使用。Bazett公式如下:

$$[0127] \quad QT_c = \frac{QT}{\sqrt{RR}} \quad (1)$$

[0128] ST段144表示QRS波群126和T波140的连接。ST段144表示心室除极的时长。通常,ST段144是等电的并与基线匹配。当ST段114异常高于等电基线121时,可定义为ST段抬高。通过测量ST段144与基线121的ECG轨迹间的垂直高度得到ST抬高,其可能对应于心肌的损坏或病变。

[0129] 本实施例中,评估左束支传导阻滞(LBBB)、心脏传导异常。在左束支传导阻滞中,延迟刺激左心室将导致左心室比右心室后收缩。观察或评估LBBB的标准包括任何或所有的以下内容:心脏节律必须是室上性起源;QRS时限必须大于等于120毫秒;应该有V1导联QS或rS波群,应该有V6导联RsR'波;T波140的偏转应与QRS波群126的末端偏转相反。导致LBBB的一些原因可能是主动脉瓣狭窄、扩张型心肌病、急性心肌梗死或广泛的冠状动脉疾病。

[0130] 对右束支传导阻滞(RBBB)也进行了评估,在右束支传导阻滞中,穿过右束支的脉冲不能直接刺激右心室。观察或评估RBBB的标准包括以下内容的任意一种或所有的内容:心脏节律必须源于上述心室(即SA,心房或AN)以在正确的点激活传导系统;QRS时限必须大于100毫秒(不完整阻滞)或大于120毫秒(完整阻滞);导联V中应该有终端R波(例如R,rR',rsR',rSR'或qR);导联I和V6中应该有模糊的S波;T波140的偏转与QRS波群126的末端偏转相反。房间隔缺损可能是导致RBBB的一个原因。

[0131] 在本实施例中,心电图提取模块116试图将室内传导延迟(IVCD)特征化。可以扩大QRS时限134以确定IVCD,其中在消除过程中,如果QRS时限扩大不是由LBBB或RBBB引起的,那QRS时限扩大则是由IVCD引起。IVCD可对应于心肌梗死、心室纤维化或腔室放大的心脏病。

[0132] 也可以在心电图检测出心房异常或心房扩大、心房扩张术或心房肥大。通常,这样的异常可在P波124,以及在导联II、III、aVF或V1中发现。在窦性心律中,右心房除极波先于左心房,合并的除极波为P波124。

[0133] 右心房异常时,右心房除极持续时间大于右心房正常时的除极时间,其波延伸到左心房除极中。虽然右心房除极电流的幅度保持不变,其峰值为左心房除极波的顶部。结果是,合并的P波比正常的P波高,但宽度保持不变。

[0134] 左心房异常时,左心房除极持续时间大于左心房正常时的除极时间,但幅度保持不变。因此,所得到的P波的高度保持在正常范围内,但其持续时间被延长。在P波的峰值处可能出现或可能不会出现陷波(虚线表示)。还可以提供更多的定量分析以获得左心房异常和右心房异常的结果。

[0135] 心室肥大(VH)是心脏的心室壁(下腔)增厚。虽然左心室肥厚(LVH)较为常见,右心室或左右心室也可能发生扩张。有氧运动和力量训练自然地会导致心室肥大,经常被称为心血管疾病的病理反应或高血压。

[0136] 在本实施例中,Sokolow-Lyon指数用于诊断ECG中的LVH,尽管使用多个标准集可

提高诊断的精度。Sokolow-Lyon的诊断标准是V1+R、V5或V6中的 $S \geq 35$ 毫米(无论哪一个更大);和aVL中的 $R \geq 11$ mm。后负荷增加可能会导致左心室肥厚,包括主动脉瓣狭窄、主动脉瓣关闭不全和高血压。导致左心室肥厚的心脏的肌肉的原发疾病被称为肥厚性心肌病,其可能会引起心脏衰竭。作为一种补偿机制,长期的二尖瓣关闭不全也会导致左室肥厚。

[0137] 右心室肥大(RVH)时,降低肺循环的情况会发生,这意味着血液不会很好地从心脏流至肺,从而可对右心室施加额外的压力。右心室肥大时的ECG在 ECG上可能出现或可能不会出现出轴右偏。用于评估的某些标准可包括以下内容中的任意一种或全部:在可导致RVH的疾病存在时的右轴偏差(>90 度);aVR 导联中的 $R > 5$ 毫米;aVR导联中的R大于aVR导联中的Q;V1导联中出现以下内容中的任意一种:R与S之比大于1和负T波;qR模式; $R > 6$ mm,或 $S < 2$ 毫米,或 rSR' 与 $R' > 10$ 毫米。

[0138] 心房纤维性颤动(AF)是最常见的心律失常(不规则的心脏跳动)。在心房纤维性颤动中,由窦房结产生的正常的规律的电脉冲被紊乱的通常起源于肺静脉的根部的电脉冲打乱,从而导致脉冲不规则地传至产生心跳的心室。AF的发作可能从几分钟持续到几天(“阵发性”),或者是永久性的。一些疾病情况会增加房颤的风险,特别是二尖瓣狭窄(心脏的二尖瓣狭窄)。

[0139] 在AF的诊断中,其特征是不存在P波,在它们的位置进行无规则的电活动,以及具有由脉冲不规则地传至心室引起的不规则RR间期。

[0140] 其他特征或参数可有助于危险评分的诊断或评估,为病人确定ACS,可从十二导联ECG中提取这些特征或参数,以用于分析。

[0141] HRV

[0142] 在本实施例中,在ECG后处理模块114中提供了心率变异性(HRV)提取模块150,以从ECG120中提取与HRV有关的参数。

[0143] 如上所述,许多系统和方法试图通过利用多个用于判定的参数提供用于危险分层的输入。除了如上提出的各种临床因素,HRV是潜在的可用的方法,可应用于临床评估。

[0144] HRV是一种生理现象,指心跳的时间间隔的变化,并被定义为逐拍间隔的变化。HRV有时也被称为RR间期136变异性。特定心跳的R波对应于早期收缩相位的心动周期上的点,来自一个信号处理观察点,提供了可靠的时间基准,以用于测量心动周期间隔。

[0145] 逐拍间隔的变化是一种生理现象。心脏的SA结接收几种不同的输入,瞬时心率或RR间期及其变化都是这些输入。HRV受自主神经系统影响,自主神经系统由交感神经系统(SNS)和副交感神经系统(PSNS)组成,并且两种系统也向SA结提供输入。

[0146] 观察到的心率变异被认为是SNS和PNS之间的动态交互与平衡的指标,可测量神经系统的能力。HRV为受自主系统影响的各种状况的诊断和评估的指标,受自主系统影响的状况包括从充血性心脏衰竭到睡眠呼吸暂停。例如,HRV降低有时被认为是心脏死亡和病人心肌梗死后死亡的独立预测因子。在心脏骤停后,或在患有如糖尿病,尿毒症和高血压的病人中,也可以观察到HRV降低。

[0147] HRV参数

[0148] 可以从心电图120中检测到的QRS波群126中得到RR间期136。RR间期 136用于计算下列HRV参数,包括时域和频域分析。

[0149] 时域测量的例子有:

- [0150] 1. RR间期平均长度 (aRR) :所有有序的窦性RR间期 (N-N) 的均值
- [0151] 2. 所有的N-N间期的标准偏差 (SDNN)
- [0152] 3. 平均心率 (平均HR)
- [0153] 4. 所有瞬时心脏率值的标准偏差 (SDHR)
- [0154] 5. NN50 (计数) :连续的RR间期可能会有50ms的差异
- [0155] 6. PNN50 (%) :连续的RR间期的百分比可能会有50ms的差异
- [0156] 7. HRV三角指数:所有NN间期的总数除以所有NN间期组成的直方图的高度。
- [0157] 8. 使用最小方差法得到近似于N-N间期直方图的三角形的基线宽度 (TINN)
- [0158] 9. 连续N-N间期的均方差值的均方根 (RMSSD) :相邻的N-N间期之间的差值的平方和的平均值的平方根。

[0159] 频域量度

[0160] 基于RRI序列的功率谱计算频率测量,采用Lomb-Scargle周期图生成RRI 序列功率谱。然后计算下列参数:

- [0161] 1. 总功率 (TP) (ms^2) :N-N间期在一个区间内的变化直至0.4赫兹
- [0162] 2. VLF (ms^2) :极低频功率 (<0.04赫兹)
- [0163] 3. LF (ms^2) :低频功率。(0.04-0.15赫兹)
- [0164] 4. HF (ms^2) :高频功率。(0.15-0.4赫兹)
- [0165] 5. LF norm (nu) :归一化LF功率:LF norm=LF/(TP-VLF) × 100%
- [0166] 6. HF norm (nu) :归一化HF功率:HF norm=HF/(TP-VLF) × 100%
- [0167] 7. LF/HF:LF与HF之比

[0168] 之后将提取得到的参数提供给中央处理单元104,以用于进一步处理。

[0169] 综上所述,分类系统100利用上述信息和参数来确定相关的加权分类器,通过疾病状态输入106、生理数据输入110、十二导联心电图机器112、ECG提取模块116以及HRV提取模块150获得上述信息和参数,相关的加权分类器与用于测定ACS的信息和/或参数的重要性有关。

[0170] 以往病人的数据的收集

[0171] 还可以通过本实施方式的分系统100访问积累以往病人数据的数据库。该数据库位于中央数据服务器108,分类系统100的中央处理器104可访问该数据库。提供由中央处理器104运行的集成评分系统160,它利用积累的以往的病人的数据训练机器学习结构,通过该结构,可以做出可靠的判定。

[0172] 在本公开中,从送至医院急诊部门的具有未分化的和非创伤性胸痛病人开始对以往的病人的数据进行整理。排除非窦性心律的病人(如心跳停止、室上性和室性心律失常、完整的心脏传导阻滞)、违反医嘱出院的病人或在被送至急诊部门后72小时内被转送至另一医院的病人。经过培训的医务人员对急诊部门的符合条件的胸痛病人进行随机筛选和接收。

[0173] 这项研究的结果为到达急诊部门后72小时内出现严重并发症的汇总,从电子的医院记录中提取该研究结果。如果病人有下列严重并发症中的至少一个,则被视为已满足上述结果:全因死亡、心脏骤停、持续性室性心动过速(VT)、需要正性肌力药物或主动脉内气囊反搏(IABP)插入的低血压、气管插管或机械通风、完整的心脏传导阻滞和需要插入起搏

导线的心动过缓。

[0174] 由本分类系统100记录和提取的数据参数包括上面列出的参数中的任何一个或所有参数,以及任何其他未列出的但可协助ACS评估的参数。此外,过去访问急诊部门的病人的结果也可被利用,为各种数据参数提供参考。

[0175] 随着计算技术的进步,人们已经发现机器学习对评分系统是有用的,可提高预测性能、处理不平衡数据和增强系统的适应性。本公开提供集成评分系统 160,其中一个目的是提供一种智能评分系统,结合HRV、十二导联心电图参数和生命体征,在72小时内为有胸痛症状的危重病人预测急性心脏并发症。本实施例的评分系统160采用了一种独特的机器学习结构,通过该结构,可以作出可靠的判定。

[0176] 对以往病人的数据进行整理和研究,发现结果分布是极度不平衡的。不平衡数据被定义为存在具有正常数据的多数类和异常数据的少数类,在这种情况下,72小时内病人会出现急性心脏并发症。当应用机器学习算法处理不平衡数据集时,该多数类将主导学习的过程,从而推广未知的测试样本的能力较差。处理不平衡数据的常用的解决方案包括欠采样多数类和过采样少数类。然而,从收集的数据中观察到的发病率是相当低的(<5%)。这样一来,不论是现有的分类技术或传统的不平衡处理策略都不能提供令人们满意的预测结果。为了采用HRV参数、十二导联心电图参数和生命体征提供可靠的预测,专门为不平衡数据定制适合的学习框架是非常重要的,并且适合的学习框架将作为控制系统性能的一个主要因素。

[0177] 申请人先前已经提出了一种基于几何距离的评分系统,其输入是连续变量,其适用于各参数,如心率、血压、呼吸频率和其他生理学数据输入,甚至是从 ECG中提取得到的HRV参数。在本公开中,十二导联心电图参数被纳入评分模型;然而,这些测量是以离散的模式存在,即0或1。其结果是,需要新的、能够处理连续和离散变量输入的评分系统。

[0178] 在计算机学习分数前,原来的输入应该通过最小-最大(min-max)归一化被分在 $[-1, 1]$ 区间内。设数据集 $X = [x_1, x_2, \dots, x_k]$,其中每个 x 代表一个病人, \min_A 和 \max_A 表示属性矢量 $A = [x_1(m), \dots, x_k(m)]$ 的最小值和最大值,其中 m 是要素的数量(在本实施例中, m 为十二导联心电图参数、HRV参数和被用作分类器的生命体征的总数), K 是以往病人数据样本的总数。通过计算以下等式,在 $[\min'_A, \max'_A]$ 内,最小-最大归一化将 A 中的 v 映射为 v' :

$$[0179] \quad v' = \frac{v - \min_A}{\max_A - \min_A} (\max'_A - \min'_A) + \min'_A \quad (2)$$

[0180] 值得注意的是,归一化处理能够保持原始数据值之间的关系,因此这有助于集成评分系统160中的基于机器学习的危险评分预测。

[0181] 做出总体决策

[0182] 在医学界,对医疗从业者来说,在做出最终决定之前,寻求第二意见或进一步的意见是一种很好的做法。通过咨询一些有不同背景的专家,医生可以掂量一下自己的决定或选择最明智的建议。例如,资深临床医师给予的建议会比初级医生的更有分量。在病危的情况下,最后的决定可能通过专家委员会的讨论给出结果,甚至由表决决定。鉴于人们对能尽可能地与真实世界紧密联系地进行操作的愿望,智能计算方法努力模拟许多专家的决策过程。这样的智能学习系统有不同的名称,如集成学习系统、混合专家和多元分类系统。

[0183] 这些技术背后的原理是发现一种最佳的方式来结合个别专家的建议,从而实现可

靠的最终决定。图4A示出了集成学习系统的总体结构。在这个结构中,每个独立的专家可被看作为一个分类器164。图4A中,分类器164₁指分类器1,分类器164_t指分类器t,分类器164_T指分类器T。类似功能的类似特点也用类似的数字标识。在本实施例中,每个专家也指向一个参数,它可以为观察病人的 ACS评估。每个集成分类器提供了权重以表示该分类器的重要性。在本公开中,权重由其相应的分类器的贡献来确定,并从训练过程得到,即分类器的权重与特定参数在ACS评估中的关联性相关。

[0184] 常用的集成学习方法通常会输出预测标签而不是分数。然而,正如前面提到的,在做出决策时,对临床医生来说,风险评分比分级标签更有用。在本公开中,简单的集成评分或危险评分168作为系统的预测输出。

[0185] 在本实施例中,从分类系统100和集成评分系统160访问训练数据集162。用L表示训练数据集162,包括K个样本 (x_k, y_k) 其中, $k=1, 2, \dots, K$, y_k 是分级标签。假设将中央处理器104的分类系统100获得的测试数据166中引入的测试样本x应用在新入病人身上,可以通过单一分类器 $\varphi(x, L)$ 预测标签y,其中分级标签是C₀或C₁。在本公开中,标签C₀表示病人是正常的(负的ACS结果),而标签C₁表明在72小时内该病人有急性心脏并发症(正的ACS结果)。如图4A中,从输入参数中获得一组独立的T分类器,以及从样品训练数据集162中确定它们相应的权重。使用如下等式计算样本x的危险评分168:

$$[0186] \quad RS_x = \frac{\sum_{j \in C_1} \varphi_j(x, L) \cdot w_j}{\sum_{j \in C_1} \varphi_j(x, L) \cdot w_j + \sum_{j \in C_0} (1 - \varphi_j(x, L)) \cdot w_j} \times 100 \quad (3)$$

[0187] 其中分类器 $\varphi_j(x, L)$ 的输出为0或1,其对应的预测标记y分别是C₀或 C₁。

[0188] 基于加权的阳性预测和加权阴性预测测定危险评分。加权阳性预测被定义为预测标签C₁的分类器的权重的总和,而加权阴性预测被定义为预测测试样本 x的标签为C₀的分类器的权重的总和。集成评分系统160的学习机器的原理是试图模拟真实世界的决策过程。由于本公开内容解决了上述参数和分类器为二进制类的问题,可以按照下面的等式简化危险评分的计算。

$$[0189] \quad RS_x = \frac{\sum_{i=1}^T \varphi_i(x, L) \cdot w_i}{\sum_{i=1}^T w_i} \times 100 \quad (4)$$

[0190] 此外,在本公开中,期望可以确定如何选择创建集成决策的合适的独立分类,并确定用于组合决定的有用的方法。在大多数医学场景中,解决上述问题是困难的,因为数据库通常是不平衡的,即,阳性样本远远小于阴性样本。例如在预测急性心脏并发症时,以往病人的数据中阳性样本小于5%。在本公开中,提出了两个集成评分系统的实施例——采用欠样本方法的第一系统,用于计算危险评分,以及包括混合采样算法的第二系统。

[0191] 集成评分系统1——USS

[0192] 图4B示出了利用欠采样方法来计算危险评分的第一评分系统。在本实施例中,集成评分系统160是一个基于欠采样的应用欠采样技术的评分系统(USS) 161。USS用于预测不平衡数据集的危险评分。作为一个输入,训练数据集163 (或L)提供了一组少数类样本P

和一组多数类样本N,还有确定数量的独立分类器T。t用作确定分类器165_t的标记,其中t=1, ..., T。

[0193] 在本实施例中,欠采样方法随机地对N进行采样得到子集N_t,其中|N_t| < |N|。在大多数医疗情景中,|P| << |N|使得|N_t| = |P|被选中,其中P表示一组阳性结果的样本,N代表一组阴性结果的样本。将所得样本合并,以提供平衡数据集S,其中S_t = P + N_t。

[0194] 此后,USS随机对T子集进行采样,对于每个分类器S_t,用N_t和P训练T个独立的分类器。随后建立一个分类模型S_t。关于创建合适的分类模型更详细的信息,可参考本发明人的题为“智能评分系统及其在心脏停搏预测中的应用”的文章(刘楠等人,2012年11月,IEEE,信息技术在生物学中的应用),其全部内容通过引用结合在本申请公开中。将这种分类模型S_t应用于在来自测试数据166的新入的测试样本x,以产生0或1的预测输出 $\varphi_t(x, S_t)$ 。

[0195] 在本实施例中,假定所有的T个独立的分类器对决策有相同的贡献,并且分类器 φ_t 的权重值具有w_t值并被设置为1。在其他实施例中,可以评估各分类器 φ_t 的权重值,然后提供一个数值,以反映关于病人的ACS评估的参数或分类器的重要性。

[0196] 其他一些现有的集成学习方法将所有分类器输出合并为一个复合预测。然而,在本公开中,可计算阳性预测和阴性预测的总数,式(4)被用于估算危险评分,即危险评分预测为x:

[0197] $RS_x = (\sum_{i=1}^T \varphi_i(x, S_i) \cdot w_i / \sum_{i=1}^T w_i) \times 100$ 。这种危险评分作为USS161的输出或总体分数169。

[0198] 在本公开中,支持向量机(SVM)作为基于集成学习的评分系统中的一个独立分类器。SVM实现了一个概念上简单的想法,即输入向量非线性地映射到高维特征空间,在其中构建一个线性决定超平面以用最大边距分离输入向量。

[0199] 图5A是USS 161的算法的框图500。在本实施方式的第一处理框502中,用t标记测定的分类器165_t,其中t=1, ..., T。在第二处理框504中,先通过合并P和N_t创建平衡数据集S_t,其中N_t是选自N的随机取样,P和N_t有相同数量的样本。

[0200] 在下一处理框506中,基于S_t建立分类模型 φ_t 。在处理框508中,假定所有的T独立分类器对决策有相同的贡献,并且w_t值被设置为1。

[0201] 重复处理框502至508,以获得所有的分类模型 φ_t ,将各自对应的w_t设定为1。在处理框510中,将分类模型应用于新入的测试样本x,以产生0或1的预测输出 $\varphi_t(x, S_t)$ 。

[0202] 在接下来的处理框512,用式(4)为新入测试数据x预测危险评分:

$RS_x = (\sum_{i=1}^T \varphi_i(x, S_i) \cdot w_i / \sum_{i=1}^T w_i) \times 100$ 。这种危险评分作为USS161的输出或总体分数169。

[0203] 集成评分系统2——HSS

[0204] 图4C所示为本发明另一实施方式的应用混合采样法的第二评分系统。在上述的USS 161中,采用随机欠采样的方法在多数类样本中选择子集。系统USS 161使用的选择方法提供了一个无人监管的策略,探索出一个数据样本的多数类,即,可能不对每个分类器的性能进行测定,即使某些独立分类器对集成决策做出的贡献比较少。因此,在第二个实施方案中,提供了一种监督独立分类器的选择的策略,使得可以构建一个具有很强的鉴别能力

的、稳健的集成决策。

[0205] 在本实施例中,集成评分系统是一种基于混合采样的评分系统(HSS) 260,同时应用了欠采样技术和过采样技术。现有技术中智能机器学习系统一般使用过采样数据,以提高训练。在本实施例中,应用过采样技术来生成用于验证独立分类器的合成数据,以便为选择更相关的分类器提供一个分层结构,以做出集成决策。

[0206] 类似地,提供输入,其中训练数据集262提供一组少数类样本P和一组多数类样本N,其中, $|P| \ll |N|$ 。也有T个独立分类器,和J个用于优化的独立分类器。T和J是独立的变量。T定义了集成数,J定义用于优化的独立分类器的数量。从J个分类器中选择每个分类器,以创建包括T个分类器的集成。

[0207] 图5B是HSS 260的算法的框图550。本实施方式的第一处理框552中,t 用来标识确定的分类器 264_t ,其中 $t=1, \dots, T$ 。J用来标识确定的优化分类器 265_j ,其中 $j=1, \dots, J$ 。在第二处理框554中,先通过合并P和 N_{ij} 创建平衡数据集 S_{ij} ,其中 N_{ij} 是选自N的随机样本,P和 N_{ij} 具有相同数量的样本。

[0208] 接下来处理框556中,通过合并 P' 和 N_{ij}' 创建合成数据集 S_{ij}' ,其中对P应用SMOTE获得 P' ,对 N_{tj} 应用SMOTE获得 N_{ij}' 。SMOTE表示合成少数类过抽样技术,在本领域中用于构建来自不平衡数据集的分类器。

[0209] 在SMOTE中,通过获取每个数据样本及沿着连接任意数量/所有的最相邻的K样本类的线段执行合成操作,对类数据集,通常是少数类,进行过采样,其中k是基于要求的过采样数量而预先设定的一个变量。例如,如果过采样所需的数量为200%,从五个最相邻的样本类中选择2个相邻的样本类,在各自的方向上产生一个样本。在生成合成样本时,在0和1之间选择一个随机数,随后将随机数被增与考虑中的样本矢量相加。如此可以沿着两个特定特征形成的线段选择随机点,通常在讨论少数类与多数类的比较时,这可有效地使得类数据集的判决区域变得更普遍。

[0210] SMOTE可提供合成样本,合成样本促使分类器创建较大的和不大具体的判决区域,而不是较小的和较具体的区域。总的结果是使得决策树更一般化。在本实施例中,将SMOTE应用于包括的样本数量等于少数类集的两个数据集P 和 N_{tj} ,以获得新的合成数据集 S'_{tj} ,其中 $S'_{tj} = P' + N'_{tj}$ 。

[0211] 在接下来的处理框558中,基于 S_{ij} 建立分类模型 Φ_{ij} 。基于 S_{ij}' 验证训练模型 Φ_{ij} 。将分类模型 Φ_{ij} 产生的预测精度存储为 Acc_{tj} 。

[0212] 重复执行处理框552至558,以获得每个分类模型产生的预测精度,直至J 个用于优化的分类器都已被处理。

[0213] 在处理框560中,具有最高预测精度 Acc_{tj} 的数据集 S_{tj} 被选择为第一平衡数据集 S_1 ,它的权重 w_1 被设置为对应的预测准确度 Acc_{tj} 。

[0214] 在接下来的处理框562中,基于 S_1 建立/训练分类模型 Φ_1 ,将受过训练的分类模型 Φ_1 应用于新入测试样本x,以产生0或1的预测输出 $\varphi_1(x, S_1)$ 。在另一实施方式中,先前建立的可产生预测精度的分类模型被重新使用。

[0215] 重复执行处理框552至562,以获得每个经过加权和排序的分类模型 φ_t 产生的预测输出,直至T个分类器都已被处理。特别地,基于早期获得的预测精度,按照下列顺序对平衡

数据集进行排序： $S_1, S_2, \dots, S_t, \dots, S_T$ ，其中每个都具有相应的权重 $w_1, w_2, \dots, w_t, \dots, w_T$ 。基于平衡数据集建立相应的分类模型 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_t, \dots, \varphi_T$ ，然后应用于新入测试样本 x ，以产生0或1的预测输出 $\varphi_t(x, S_t)$ （处理框564）。

[0216] 在处理框566中，用等式（4）预测新入测试数据 x 的危险评分：

$$RS_x = \left(\sum_{t=1}^T \varphi_t(x, S_t) \cdot w_t / \sum_{t=1}^T w_t \right) \times 100$$
。这种危险评分作为HSS 260的输出或总体分数268。

[0217] 为了进一步描述本实施例，创建集成的加权决策，以预测新入测试样本 x 的危险评分。HSS 260的一个优点可独特地选择分类器，这是一个将单独的分类器考虑进去的监管过程。

[0218] 如前所述，有意引入另一种使用过采样数据的方式，即用于验证而非训练。在HSS 260中，使用 S_{tj} 对分类器264_t进行训练，以及使用 S'_{tj} 对分类器264_t进行验证。将验证准确度 Acc_{tj} 记录为指示分类器的重要性的权重。较高的 Acc_{tj} 值表示独立分类器 φ_{tj} 能够对集成决策作出较大的贡献。因此，选择具有最高 Acc_{tj} 的数据集 S_{tj} ，按照以下顺序进行排序， $S_1, S_2, \dots, S_t, \dots, S_T$ ，其中每个都具有相应的权重。创建或训练用于集成创建的分类器 $\varphi_t(x, S_t)$ ，类似地，根据等式（4）推导得到总体分数。

[0219] 使用HSS 260作为本发明公开的集成评分系统的一些优点已经得到证实，描述如下。

[0220] 本发明利用至少或至多来源于十二导联心电图的13项参数，至少或至多16项HRV参数和至少或至多8项用于预测危险评分的生命体征参数。基于以下认识选择这些参数：与基于单一类型特征的评分系统相比，将十二导联ECG参数与HRV参数结合可产生更准确的预测。此外，可灵活地将作为集成评分系统160的HSS 260应用于现实世界。并不限于上述的输入参数。根据临床需要，如果一些参数能够达到所需的预测性能，那么可将任意数量的参数应用到评分系统HSS 260中，以用于危险预测。

[0221] 然而，为了适应不同类型的输入，需要重新训练该系统。在不影响危险评分输出的情况下，可灵活地对本发明的HSS 260进行再训练。基于每个参数/分类器的验证准确度或相关重要性，考虑对每个分类器，包括新的参数/分类器，进行再培训，验证用于每个分类器的分类模型，对每个分类器进行排序。

[0222] 提出的评分系统HSS 260中，可灵活地对模型进行再训练，以处理不同的情况，如输入要素改变和预测目标改变。该评分系统采用机器学习结构，从而包含有效的模型训练策略来应对一个经过训练的模型的潜在的改变。例如，如果一个要素子集在危险预测中是优选的，只要简单地重新运行有这些新要素的所述评分系统，随后将产生一个全新模型。当然，训练的要求是，来自积累的以往病人的数据的训练样本和新入测试样本必须具有相同用于评估的输入参数。由于可灵活地进行再训练，无论何种疾病和何种人，均可容易地执行所提出的系统。只要收集了有临床意义的预测，可以预测任何种类的人的任何疾病。由于该项研究设计良好、所收集的数据准确，因此可获得令人满意的性能。例如，一个用于亚裔人的经过很好训练的预测模型可能不能很好地用在美国人身上。

[0223] 应用于USS 161和HSS 260时，建立用于预测危险评分的分类模型的预评估学习使

所述评分系统160和分类系统100免于承受额外的处理负担,例如,如果评分系统过去需要现场识别相关的输入参数并不断访问以往病人的数据时。在本公开中,分类系统100可以是一个独立的系统,不需要访问中央数据服务器108以获得以往病人的数据。这个特征具有多个优点,例如,提供可在大量伤亡事件中,或者甚至是没有标准急诊资源分配的移动医院操作中使用的分类系统。

[0224] 中央处理——USS

[0225] 图6为本发明一实施方式的分类系统的集成评分系统的模块化布局示意图。在本实施例中,将USS 161作为集成评分系统,并且中央处理器104可如同运行存储模块中的应用程序一样运行USS 161。如上所述,描述的“模块”指的是由相关处理单元执行的特定功能或功能,“模块”可能对应或可能不对应实际的电路。

[0226] 在一般情况下,如同模块布局600所示,USS 161包括三个较大的功能模块—数据采集和处理模块602、分类器生成模块604以及分析模块606。在功能上,数据采集和处理模块602对数据存取模块608请求和接收数据库610中积累的以往病人的数据进行监管,在本实施例中,数据库610设置在中央数据服务器 108中,并且与分类系统100的中央处理器104分开。在一实施方式中,数据存取模块608和数据库610之间的数据通信连接是一种无线通信连接,例如依照 WLAN协议的IEEE 802.11a-ad。在数据存取模块608和数据库610之间提供按需访问,也可以提供永久访问。

[0227] 数据存取模块608从数据库610中获得的与以往病人有关的信息,特别是,根据唯一标识整理排序的数据组,在这种情况下,唯一标识为病人姓名或身份证。重要的是,病人访问急诊部门的结果也包括在数据库610中并可获得。该数据组包括与所述评分系统160的功能性目的相关的,以及与新入病人的ACS 风险相关的危险分数评估相关的各种参数。所获得的参数可以是在上面的描述中列出的参数,即疾病状况、生理数据、心电图参数和HRV参数,或者其他认为必要的参数。

[0228] 数据存取模块608获得以往病人的数据后,分类模块612对该数据进行进一步处理。根据分类系统100的决定,分类模块612将用于评估的各个参数从被唯一标识的数据组中分离,并将它们放入参数化排序的数据集中。分类模块 612进一步用每个病人的唯一标识符标记每个已处理参数,以及标记病人的就诊结果。通常情况下,所得到的参数化排序的数据集是不平衡的数据集,其中存在具有正常数据的多数类,在这种情况下为阴性结果,以及存在具有异常数据的少数类,在这种情况下为阳性结果。

[0229] 排序后,将经过排序的数据提供给采样模块614,其中,所述采样模块614 识别不平衡数据集中的多数类或数据集,多数类包括第一数量的数据样本,和少数类或数据集,少数类或数据集包括小于第一数量的第二数量的数据样本。此后,采样模块614从多数数据集中提取包括第三数量的数据样本的子集,使得多数数据子集中的样本的数量与少数数据集中样本的数量相等,如此了提供与分类器有关的参数的平衡数据集。在本实施例中,提取得到多数数据子集完全是随机的。

[0230] 此后,将平衡数据集提供至训练模块616,其中,由USS 161接收到的数据被训练成分类器,使得经过训练的分类器可接收和评估新入的病人的数据,以提供与病人的健康有关的部分危险评估分数。训练模块616使用平衡数据集建立分类模型,其中所述分类模型或分类器,充当专家的角色,用以观察在ACS 方面,新入病人的诊断结果是否是积极的。

[0231] 在本实施例中,训练模块616建立分类模型后,将模型提供给加权模块618。在本实施例中,假定所有的分类器对决策有相同的贡献,因此所述权重模块618 给所有分类器分配的权重都为1。在其他实施方式中,可以对各分类器的权重值进行评估,然后提供一个可反映关于病人ACS评估的参数或分类器的重要性的数值。权重模块618将该数值提供给分类器。

[0232] 分类器生成模块604的输出经过训练的分类器620,与指示评分系统100产生的风险评分评估的重要性的各参数有关。优选地,根据权重和重要性对分类器620进行排序。然而,在本实施例中,并不执行排序操作,因为各分类器的权重均被设置为1。

[0233] 现在可使用USS 161对新入病人进行评估,并提供危险评分。分析模块606 包括测试模块622,用于接收分类系统100的中央处理器104传输的新入病人的测试数据624。在本实施例中,使用相应的经过训练的分类器620对接收到的新入病人测试数据624中的每个参数进行测试,以预测积极的或消极的结果。通过二进制输出格式,0或1,输出预测结果。

[0234] 测试和评估完所有的参数和分类器后,校对所得的预测输出并将校对后的预测输出传送至评分模块626中。如同所有加权分类器的二进制预测输出的归一化总和一样,评分模块626基于新入病人的新入测量参数624计算新入病人的危险评分。使用分类系统100的医护人员可根据产生的危险评分进行准确的观察,判断病人是否有急性冠脉综合征的危险。

[0235] 中央处理——HSS

[0236] 图7为本发明第二实施方式的分类系统的集成评分系统的模块化布局示意图。在本实施例中,将HSS 260作为集成评分系统,并且中央处理器104可如同运行存储模块中的应用程序一样运行HSS 260。如上所述,描述的“模块”指的是由相关处理单元执行的特定功能或功能,“模块”可能对应或可能不对应实际的电路。

[0237] 在一般情况下,如同模块化布局700所示,HSS 260包括三个的较大的功能模块—数据采集和处理模块702、分类器生成模块704以及分析模块706。在功能上,数据采集和处理模块702对数据存取模块708请求和接收数据库710中积累的以往病人的数据进行监管,在本实施例中,数据库710设置在中央数据服务器108中,并且与分类系统100的中央处理器104分开。在一实施方式中,数据存取模块708和数据库710之间的数据通信连接是一种无线通信连接,例如依照WLAN协议的IEEE 802.11a-ad。

[0238] 数据存取模块708从数据库710中获得的与以往病人有关的信息,特别是,根据唯一标识整理排序的数据组,在这种情况下,唯一标识为病人姓名或身份证。重要的是,病人访问急诊部门的结果也包括在数据库710中并可获得。该数据组包括与所述评分系统160的功能性目的相关的,以及与新入病人的ACS 风险相关的危险分数评估相关的各种参数。所获得的参数可以是在上面的描述中列出的参数,即疾病状况、生理数据、心电图参数和HRV参数,或者其他认为必要的参数。

[0239] 数据存取模块708获得以往病人的数据后,分类模块712对该数据进行进一步处理。根据分类系统100的决定,分类模块712将用于评估的各个参数从被唯一标识的数据组中分离,并将他们放入参数化排序的数据集中。分类模块 712进一步用每个病人的唯一标识符标记每个已处理参数,以及标记病人的就诊结果。通常情况下,所得到的参数化排序的数据集是不平衡的数据集,其中存在具有正常数据的多数类,在这种情况下为阴性结果,以

及存在具有异常数据的少数类,在这种情况下为阳性结果。

[0240] 排序后,将经过排序的数据提供给采样模块714,其中,所述采样模块714 识别不平衡数据集中的多数类或数据集,多数类包括第一数量的数据样本,和少数类或数据集,少数类或数据集包括小于第一数量的第二数量的数据样本。此后,采样模块714从多数数据集中提取包括第三数量的数据样本的子集,使得多数数据子集中的样本的数量与少数数据集中样本的数量相等,如此了提供与分类器有关的参数的平衡数据集。在本实施例中,提取得到多数数据子集完全是随机的。

[0241] 平衡数据集,即多数数据子集和少数数据集,此后被提供到过采样模块716 中,对第一多数数据子集和少数数据集进行重置过采样合成法(SMOTE)处理,以创建合成数据集。在实施SMOTE时,过采样模块716通过在第一少数数据集中提取一个数据点来进行过采样,并沿着连接该数据点和预定数量的相邻数据点的线段进行数据合成。合成数据集根据多数数据子集和少数数据集形成。

[0242] 提供训练模块718,在该模块中由HSS 260接收到的数据被训练成分类器,使得新入的病人数据可根据经训练的分类器进行接收和评估,以提供关于病人健康的危险评估分数的一部分。在训练模块718,平衡数据集用于生成分类模型,其中所述分类模型或分类器,充当专家的角色,用以观察新入病人是否可能具有有关ACS的积极结果。

[0243] 分类模型建立后,所述分类模型被提供给验证模块720。验证模块720对每个分类模型进行验证,通过分类模型运行其对应的合成数据集以获得分类模型的预测精度,它代表分类器的重要程度。因此,在验证模块720使用相应合成数据集对分类模型验证后,每个分类模型都具有一个预测精度。

[0244] 在本实施例中,验证模块720验证分类模型后,该模型被提供给权重模块 722。权重模块722根据各分类模型的验证精度对其进行整理,并按照由高到低的顺序进行排列,即从最重要的到最不重要的。权重模块随后为每个经排序的分类模型分配权重值,设置为其相应的预测精度。在本实施例中,分类模型按照验证精度排序后,用相应的数据集重新建立分类模型。在另一个实施方案中,先前建立的用于获取预测精度的分类模型被重新使用。

[0245] 因此,分类器生成模块704的输出是经过训练、验证、加权的分类器724 的输出,该参数被认为是对危险评分评估具有重要性的。

[0246] HSS 260可供使用或对新入病人进行评估,并提供危险评分。分析模块706 包括测试模块726,该模块用于接收来自本分类系统100的中央处理器104中的新入病人测试数据728。在本实施例中,将每个接收到新入病人测试数据728的参数与相应的经训练的分类器724进行测试,以提供病人阳极或阴极结果的预测输出。该预测输出以二进制输出格式提供,为0或1。

[0247] 测试和评估所有参数和分类器后,将所得的预测输出校核并传递到评分模块730中。评分模块730为新入病人计算危险评分,该计算基于新入测量参数 728,是所有加权分类器的二进制预测输出的归一化总和。由此产生的危险评分为使用分类系统100的医护人员提供了校准的观察,帮助了解病人是否有急性冠脉综合症的危险。

[0248] 临床验证

[0249] 本申请人对本公开的分类系统进行了临床研究,验证本系统用于医院急诊部门中对新入病人生成危险评分并评估ACS的有效性。从2010年3月至2012 年3月对564位未分化

非创伤性胸痛的危重病人进行观察队列研究。病人包括来自新加坡中央医院急诊部门的便利样本,新加坡中央医院是新加坡主要的急性三级医院,每年服务于135000名病人。这项研究获得来自机构审查委员会的伦理委员会批准的病人同意放弃书。在这项研究中,招收的病入是送至急诊部门的主诉非创伤性胸痛的病人,为年满30的成年男性和女性。排除非窦性心律的病人(如心跳停止、室上性和室性心律失常、完整的心脏传导阻滞)、违反医嘱出院的病人或在被送至急诊部门后72小时内被转送至另一医院的病人。经过培训的医务人员对急诊部门的符合条件的胸痛病人进行随机筛选和接收。

[0250] 这项研究的结果为到达急诊部门后72小时内出现严重并发症的汇总,从电子的医院记录中提取该研究结果。如果病人有下列严重并发症中的至少一个,则被视为已满足上述结果:全因死亡、心脏骤停、持续性室性心动过速(VT)、需要正性肌力药物或主动脉内球囊反搏(IABP)插入的低血压、气管插管或机械通风、完整的心脏传导阻滞,和需要插入起搏导线的心动过缓。在已编译的数据库中,564位病人中有19个符合以上结果。

[0251] 对评分系统的评价是基于留一法交叉验证(LOOCV)框架。对于有K个样本的数据集,需使用K次迭代算法评估。一个迭代内,一个样本作为测试样本,而其余样本用于训练。所提出的评分预测处理需要重复K次,使每个样本被单独测试。整个数据集具有危险评分,从而导出一个适当的阈值,以报告灵敏度和特异性。

	预测结果为 72 小时内的急性心脏并发症病人	预测结果为健康的病人
[0252] 实际为 72 小时内的急性心脏并发症病人	TP	FN
实际为健康的病人	FP	TN

[0253] 表1.用于定义真阳性(TP)、假阳性(FP)、真阴性(TN)、假阴性(FN)的混淆矩阵表

[0254] 表1显示了用于定义真阳性(TP)、假阳性(FP)、真阴性(TN)、假阴性(FN)的混淆矩阵表。TP表示正确地预测72小时内的急性心脏并发症病人;FP表示将健康的病人错误地预测为72小时内心脏骤停的病人;TN表示将健康的病人正确地预测为健康的病人;FN表示将72小时内的急性心脏并发症病人错误地预测为健康的病人。然后,提供系统灵敏度和特异性的计算等式如下:

$$[0255] \quad \text{灵敏度} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

$$[0256] \quad \text{特异性} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (6)$$

[0257] 此外,接收器操作特性(ROC)曲线、阳性预测值(PPV)和阴性预测值(NPV)也被用来表示系统的性能,其中的PPV和NPV被定义为:

$$[0258] \quad \text{PPV} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$[0259] \quad NPV = \frac{TN}{TN + FN} \quad (8)$$

[0260] 基于新加坡中央医院急诊部门的564位胸痛病人队列,进行了一项前瞻性、非随机、观察性的研究,以评估合并十二导联心电图、HRV和生命体征作为72小时内急性心脏并发症的预测的实用性。采用十二导联心电图、HRV和生命体征的USS和HSS算法在ROC曲线(AUC)下获得的面积分别为0.799和0.813,优于TIMI评分(0.621AUC)和MEWS评分(0.672AUC)。表2和图6所示为比较结果,该结果表明了所提出的评分系统对于急性心脏并发症预测的有效性。选择一条分数线,以保持灵敏度和特异性都尽可能高。需要注意的是,USS和HSS的分数范围是0-100,而TIMI和MEWS的分数范围是0-6。我们观察到的PPV值较小而NPV值较大,这是由于不平衡数据中的阴性类是多数类。值得注意的是,USS和HSS算法能够滤除99%的没有急性心脏并发症的病人,而这种能力也有助于对危重病人进行分类。此外,USS和HSS均可以挑选出78.9%的符合主要结果的病人,同时保持较高的特异性(>73%)。

评分方法	分数线	AUC (95%CI)	灵敏度 (95%CI)	特异性 (95%CI)	PPV (95%CI)	NPV (95%CI)
[0261] USS	36.7	0.799 (0.677 - 0.920)	78.9% (60.6% - 97.3%)	73.6% (69.9% - 77.3%)	9.4% (4.9% - 14.0%)	99.0% (98.0% - 100.0%)
HSS	50.6	0.813 (0.694 - 0.931)	78.9% (60.6% - 97.3%)	74.1% (70.5% - 77.8%)	9.6% (5.0% - 14.2%)	99.0% (98.1% - 100.0%)
[0262] TIMI	1.0	0.621 (0.484 - 0.757)	78.9% (60.6% - 97.3%)	36.7% (32.7% - 40.7%)	4.2% (2.1% - 6.2%)	98.0% (96.1% - 99.9%)
MEWS	1.0	0.672 (0.537 - 0.808)	42.1% (19.9% - 64.3%)	78.5% (75.1% - 82.0%)	6.4% (2.1% - 10.7%)	97.5% (96.0% - 99.0%)

[0263] 表2. 不同评分方法的预测结果(其中,输入为特征向量,包括十二导联ECG、HRV和生命体征)

[0264] 在ROC分析中,我们将USS和HSS与TIMI评分和MEWS评分分别进行比较,并将比较结果分别记录在图8A和图8B中。图8A为USS与TIMI和MEWS的性能比较图。图8B为HSS与TIMI和MEWS的性能比较图。总的来说,从获得的较高AUC、灵敏度、特异性、PPV和NPV来看,提出的USS和HSS都优于TIMI和MEWS。

[0265] 在本公开中,描述了一种智能分类系统,该系统具有新颖的评分系统,集成了十二导联心电图、心率变异性 and 生命体征用于危险预测。因此,针对确定十二导联心电图如何有助于系统也进行了研究。该研究评估基于采用或不采用12导心电图参数的USS和HSS算法的特征进行,对比的结果列于表3和、图9A和图9B中。图9A为采用和不采用十二导联心电图参数的USS性能图。相比于采用十二导联心电图参数的评分方法,可以观察到不采用十二导联心电图参数的方法获得较低的AUC、特异性、PPV和NPV值。换句话说,十二导联心电图可

以作为急性心脏并发症的显著预测因子。

	评分方法	分数线	AUC (95%CI)	灵敏度 (95%CI)	特异性 (95%CI)	PPV (95%CI)	NPV (95%CI)
[0266]	USS (w/ ECG)	36.7	0.799 (0.677 -0.920)	78.9% (60.6% - 97.3%)	73.6% (69.9% - 77.3%)	9.4% (4.9% - 14.0%)	99.0% (98.0% - 100.0%)
	USS (w/o ECG)	20.0	0.729 (0.598 -0.860)	78.9% (60.6% - 97.3%)	52.3% (48.1% - 56.5%)	5.5% (2.8% - 8.1%)	98.6% (97.3% - 100.0%)
[0267]	HSS (w/ ECG)	50.6	0.813 (0.694 -0.931)	78.9% (60.6% - 97.3%)	74.1% (70.5% - 77.8%)	9.6% (5.0% - 14.2%)	99.0% (98.1% - 100.0%)
	HSS (w/o ECG)	33.4	0.730 (0.599 -0.861)	78.9% (60.6% - 97.3%)	53.8% (49.6% - 57.9%)	5.6% (2.9% - 8.4%)	98.7% (97.3% - 100.0%)

[0268] 表3. 采用和不采用十二导联ECG参数的不同评分方法的结果

[0269] 此外,通过进一步查看表2和表3中的结果,可以发现即使不采用十二导联心电图进行预测,HSS和HSS仍然优于TIMI和MEWS评分,这更好地证明了使用USS和HSS算法预测急性心脏并发症的有效性。

[0270] 虽然以下关于特定系统实施例的描述针对可用于医院急诊部门测定危险评分的分类系统100,但是应当了解的是,本分类系统100可以根据本发明公开的各实施方案进行增加修改、替换,以在其他任何情况下测定病人的危险评分,这些均应包含在本发明的保护范围之内。

[0271] 例如,一设想的实施例,其中将心脏事件评估系统用于家庭或其他场所(例如公司)。家用心脏事件评估系统包括一个总的中央集成评分系统,将其设想为一种便携评估系统,便于在没有经过训练的医务工作人员的情况下,可容易地使用该系统。这样的系统可能会受到限制,如此使得心脏事件的危险分数作为评估输出。危险评分可用于观察目前任何胸痛症状的严重程度,并可用于鼓励家庭用户采取相关的医疗行为。

[0272] 一种设想的系统,该系统包括与互联网连接的数据连接,并随后建立一个与医院以往病人数据数据库连接的安全数据连接。在心脏事件评估系统的评分系统中,为家庭用户预先创建分类器,使得在使用时,可以更方便地获得结果。

[0273] 在家庭使用中,可以采集生命体征,如心率、呼吸频率、血压或血氧饱和度读数,并作为输入提供给心脏事件评估系统。另外,为了提供更准确的诊断,可采用ECG,其结果可用ECG分析模块进行分析,并将ECG参数和/或HRV 参数提供给心脏事件评估系统。因此基于预先创建的分类器可快速进行分析,并为心脏事件提供危险评分。

[0274] 在家庭使用中,可设想另一个实施例,所述心脏事件的评估系统适合于家庭使用。该家用心脏事件评估系统包括紧急报警系统。在危险评分超出心脏事件评估系统可接收的预先设置的风险分数的紧急情况下,紧急报警系统报警,通过互联网连接或3G或4G或WiFi,通过警报将危险评分传送至受过训练的医疗从业人员的可接收危险评分的便携式手持设

备中。然后,该受过训练的医疗从业人员可以立即返回医院,并对病人实施救援。

[0275] 本公开解决了与现有的医院急诊部门的分类系统相关的至少一个方面、问题、限制和/或缺点。与某些特定实施例相关联的特征、方面和/或优点已经在本公开中进行了描述,其他实施例也可展现此类特征、方面和/或优点,并且并非所有实施例都需要必然地表现出这样的特征、方面和/或优点,才落入本公开的范围之内。本领域的普通技术人员可以理解,以上公开的系统、组件、过程或它们的替代物,可根据需要组合成其他不同的系统、组件、过程和/或应用。另外,在本公开的范围和精神内,本领域的普通技术人员可能对本公开的各种实施例进行各种变型、改变和/或改进。凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

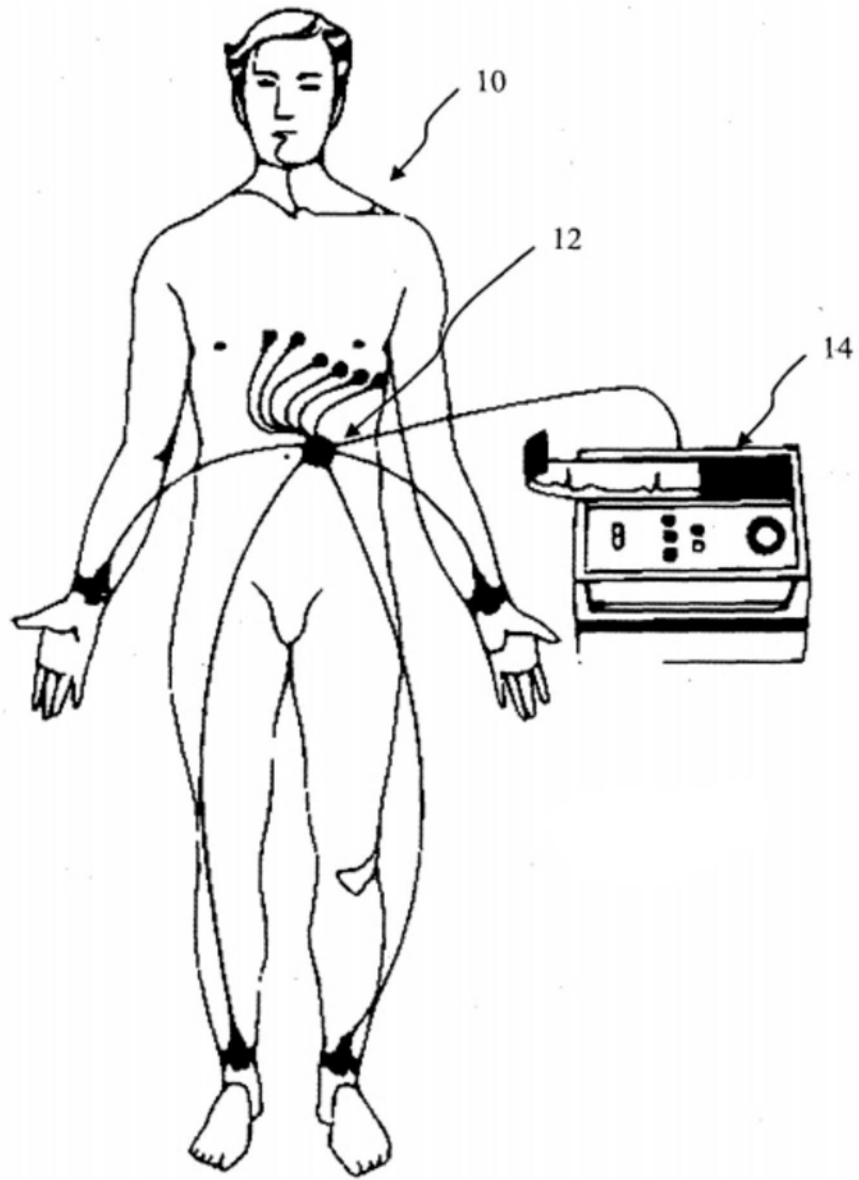


图1

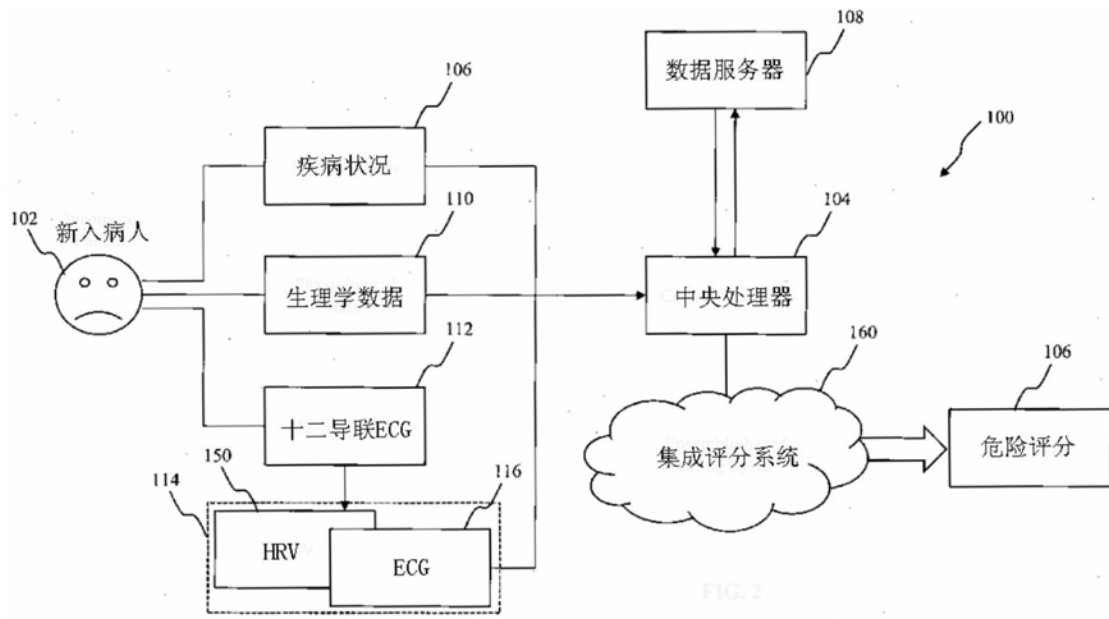


图2

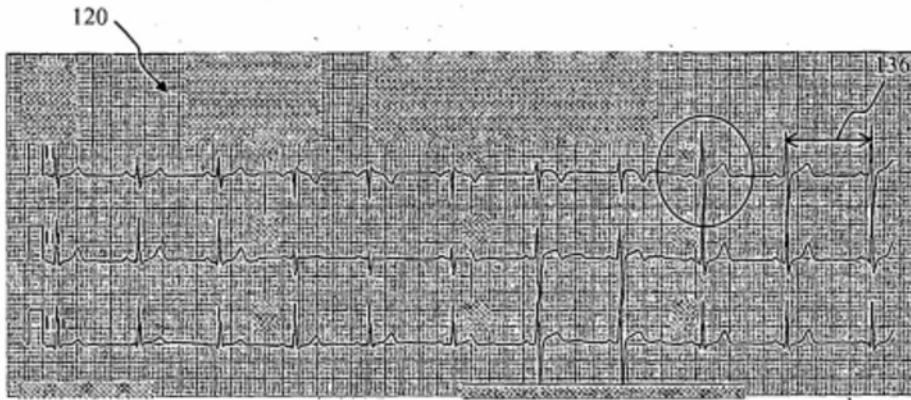


图 3A

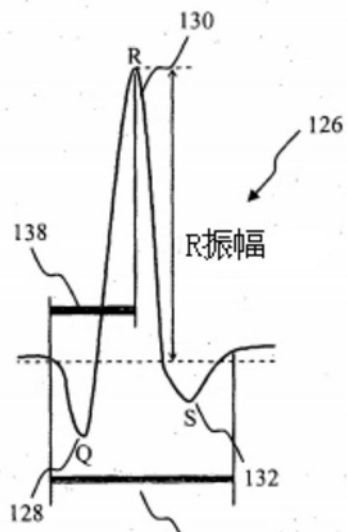


图 3C

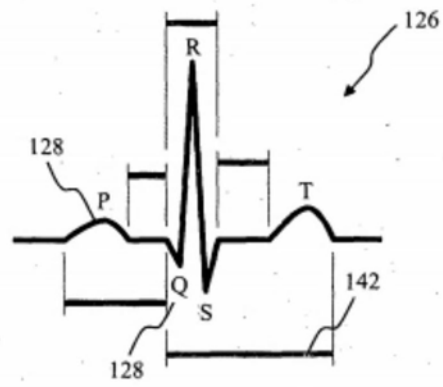


图 3B

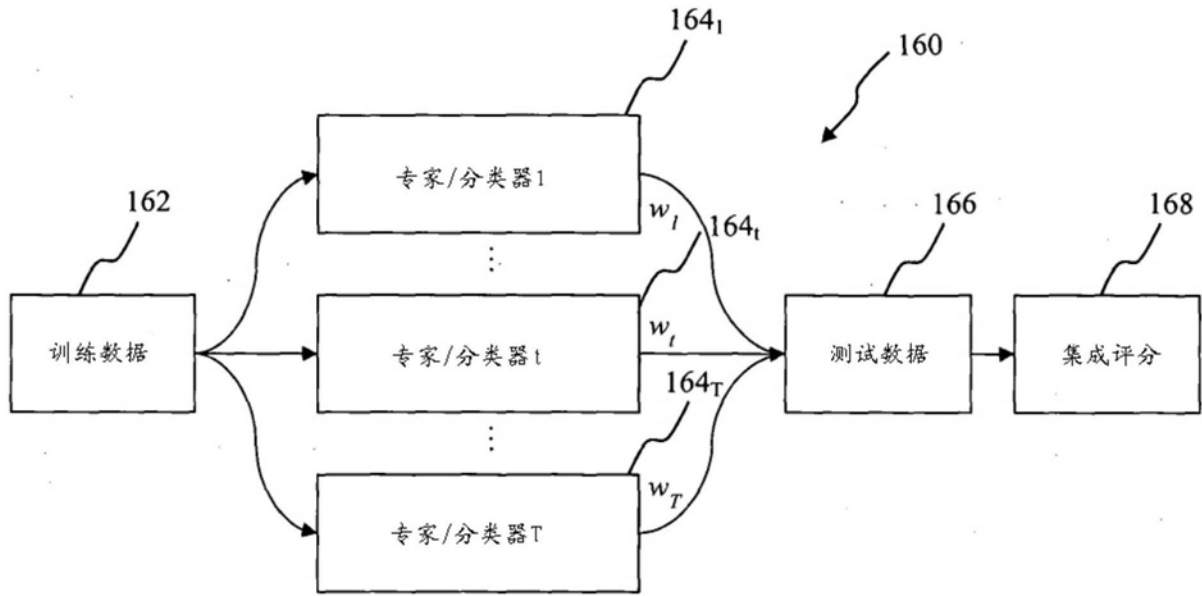


图4A

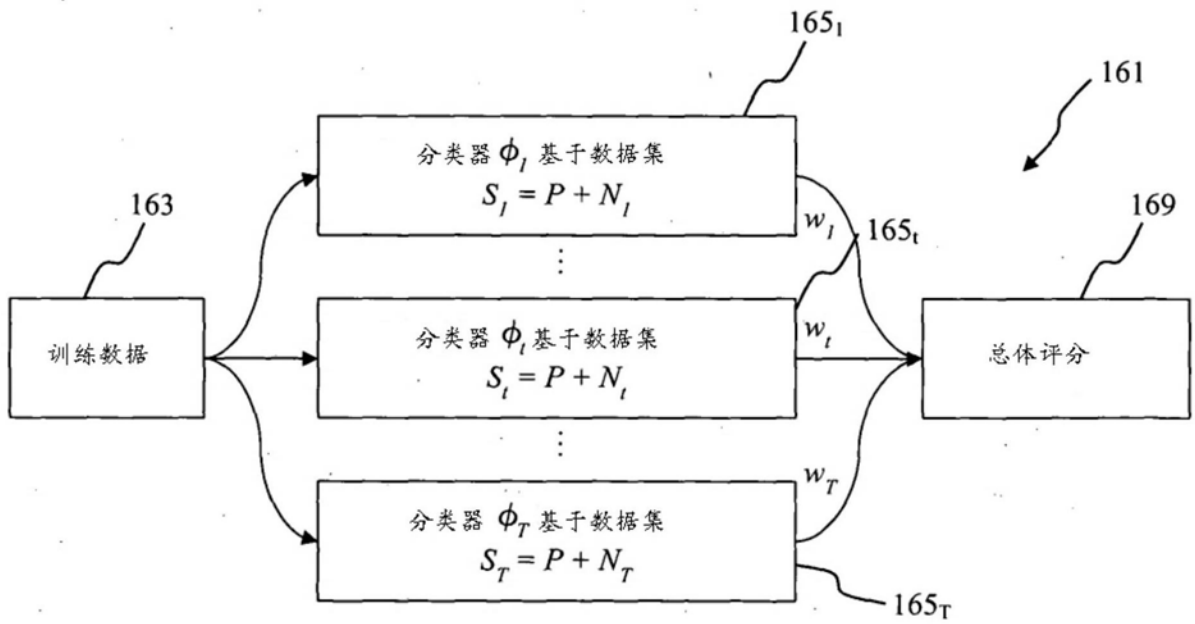


图4B

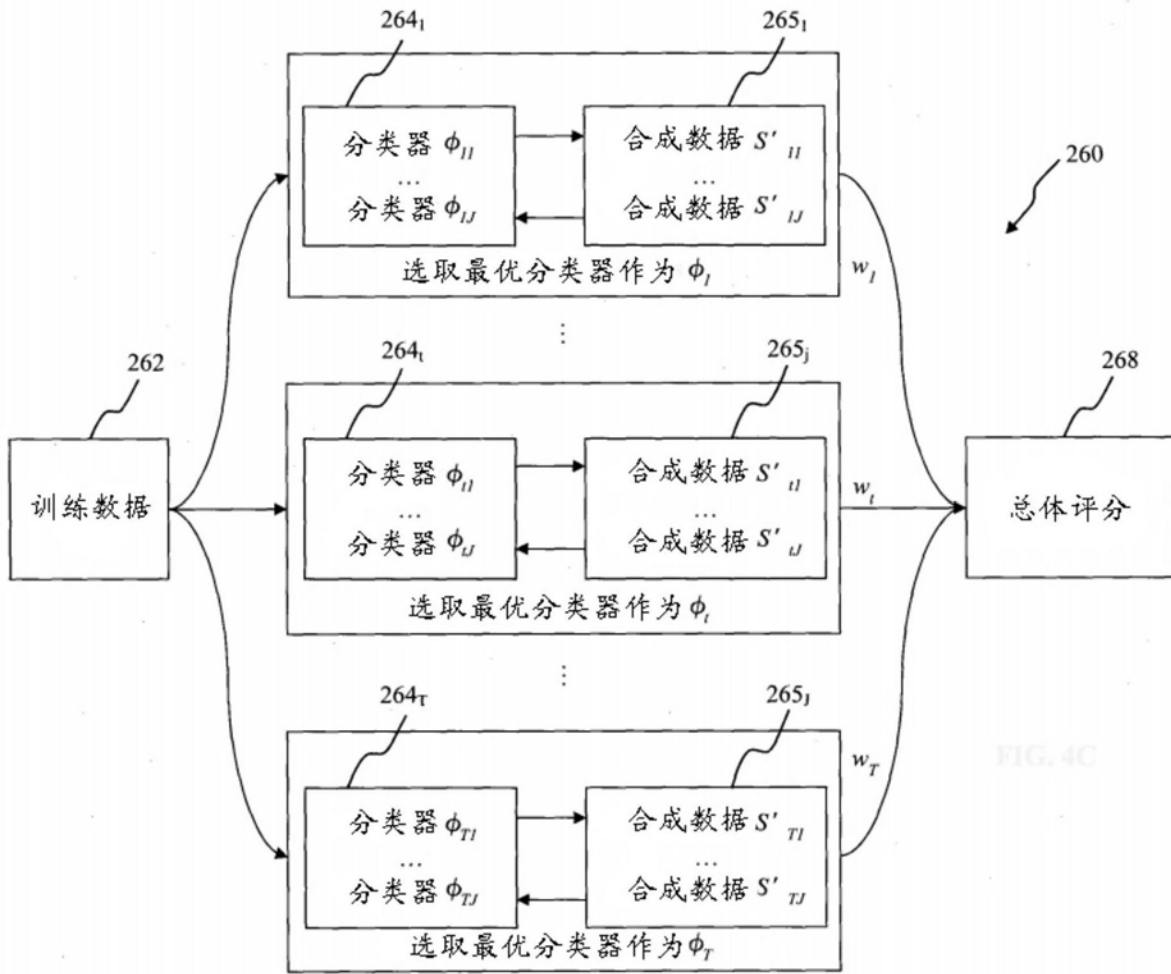


FIG. 4C

图4C

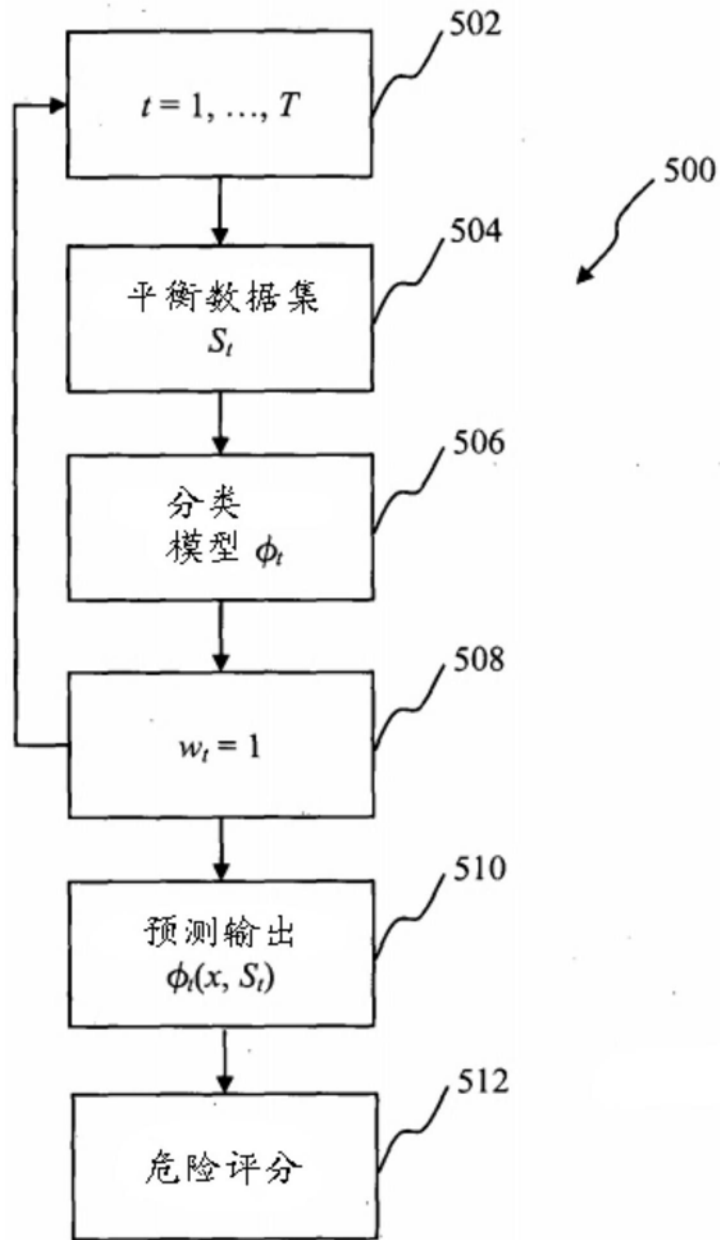


图5A

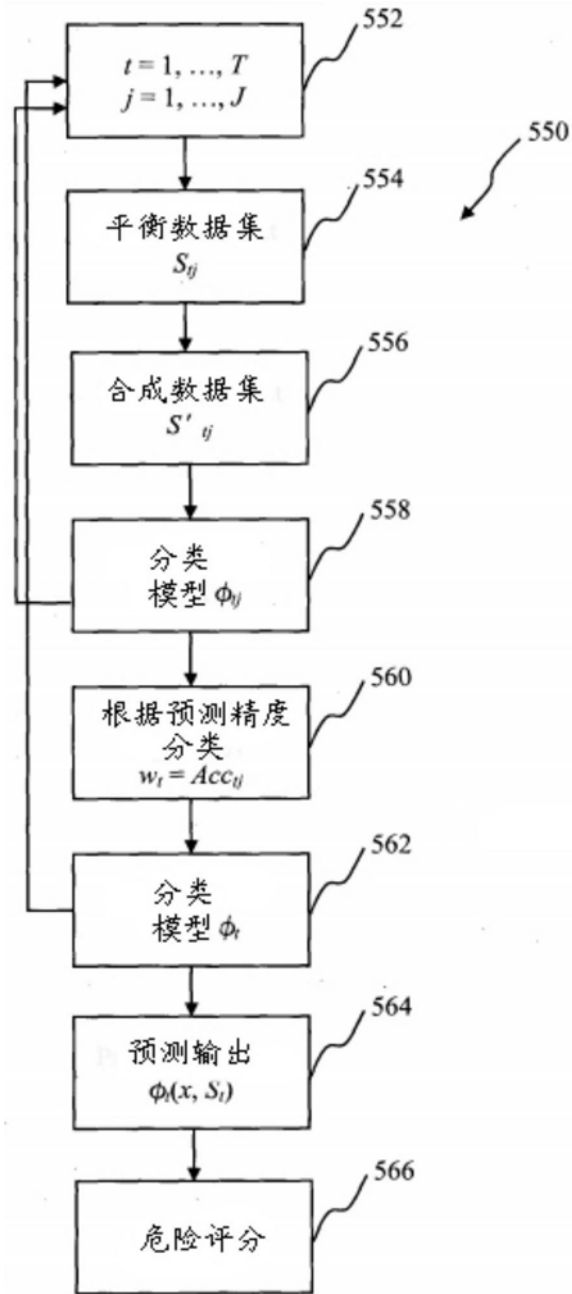


图5B

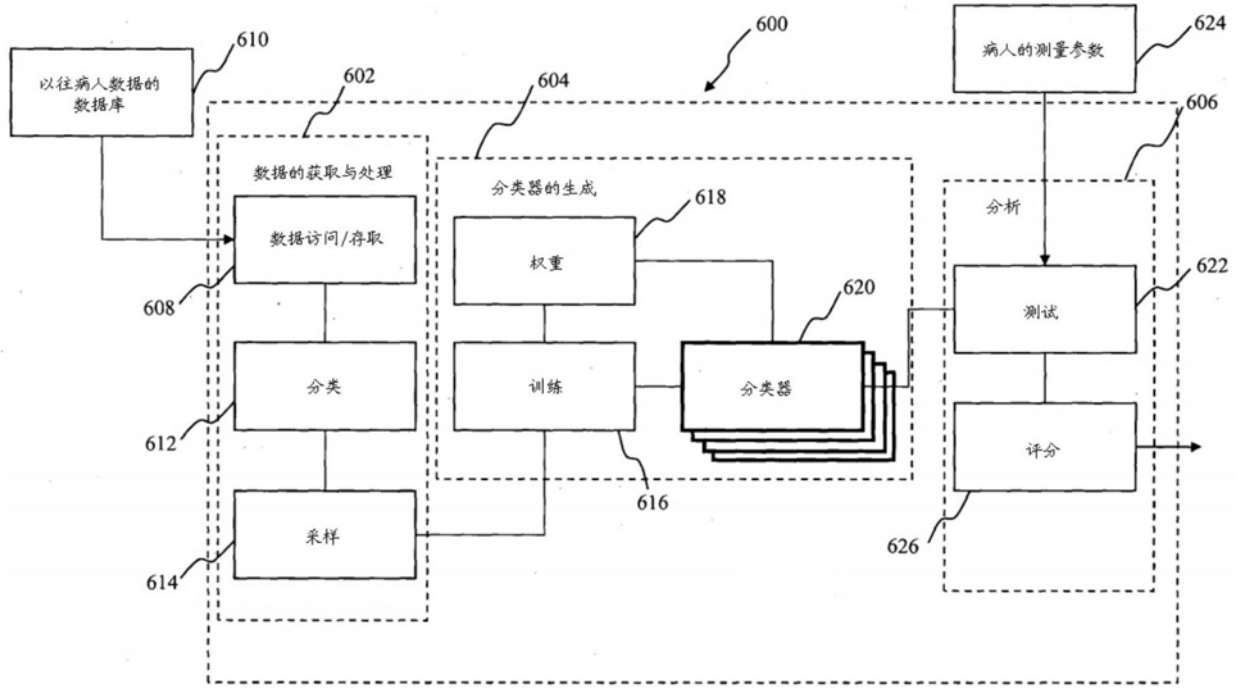


图6

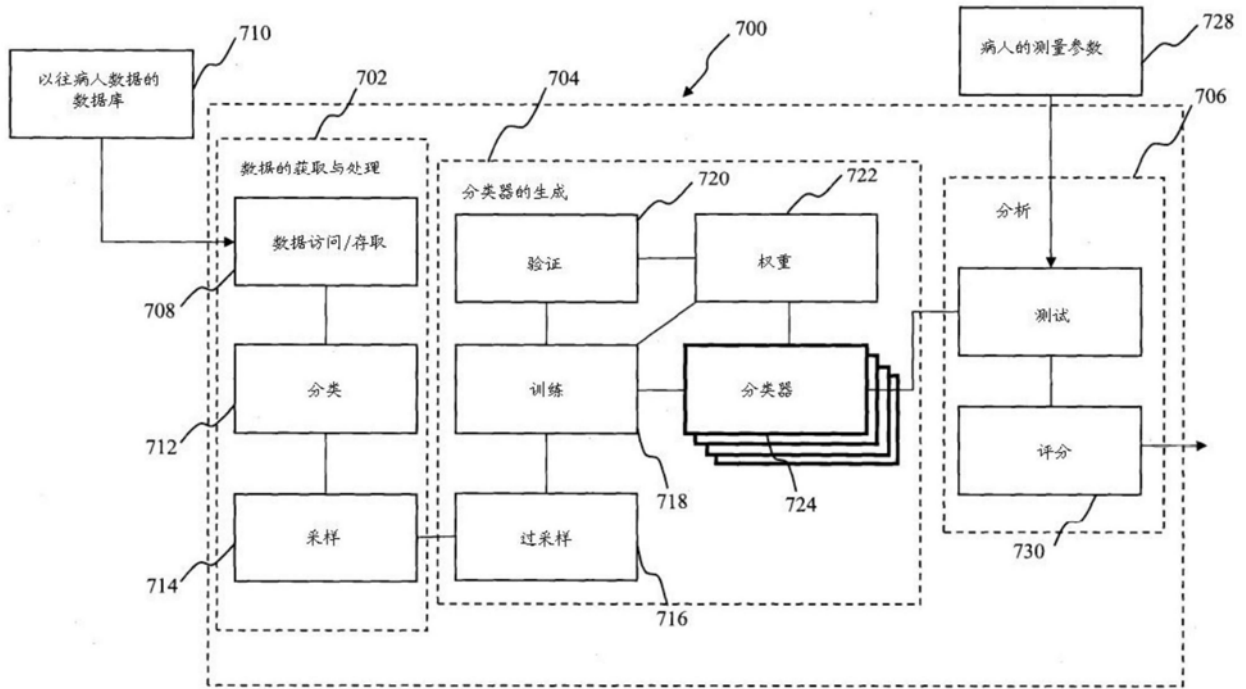


图7

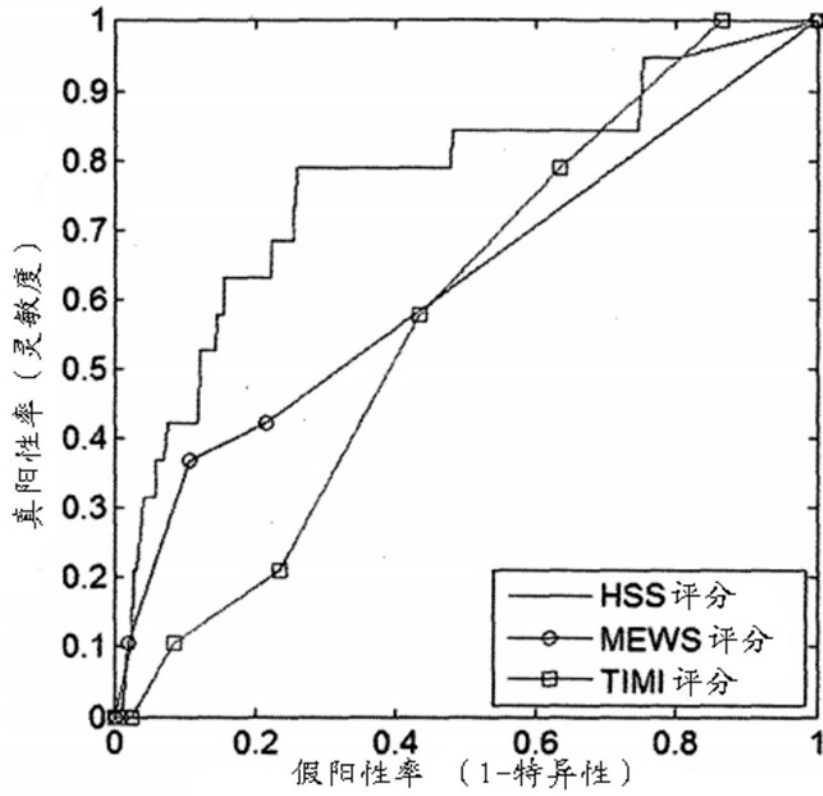


图8A

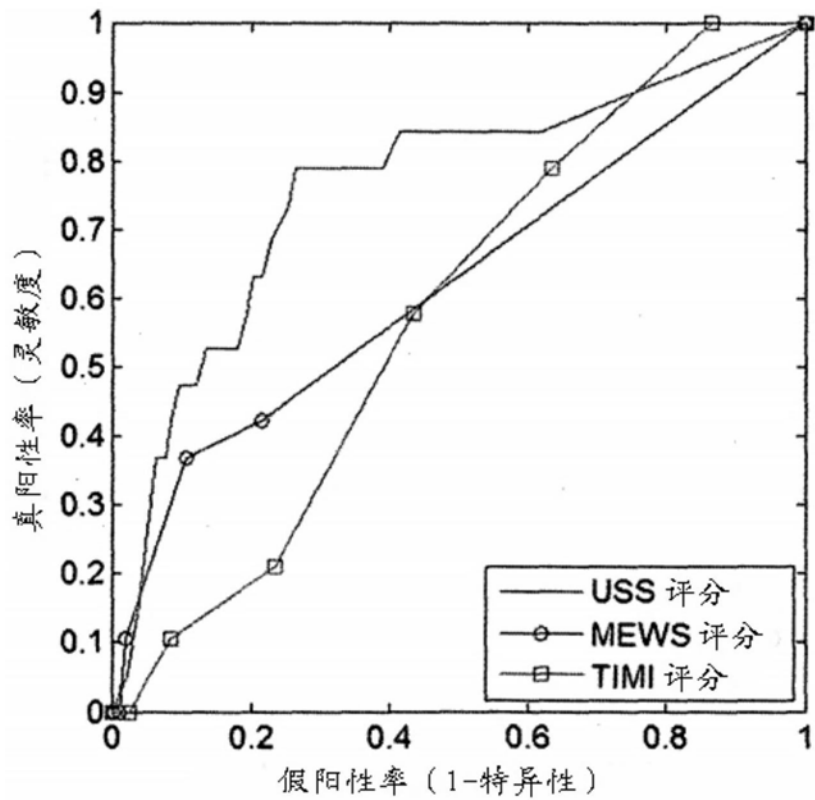


图8B

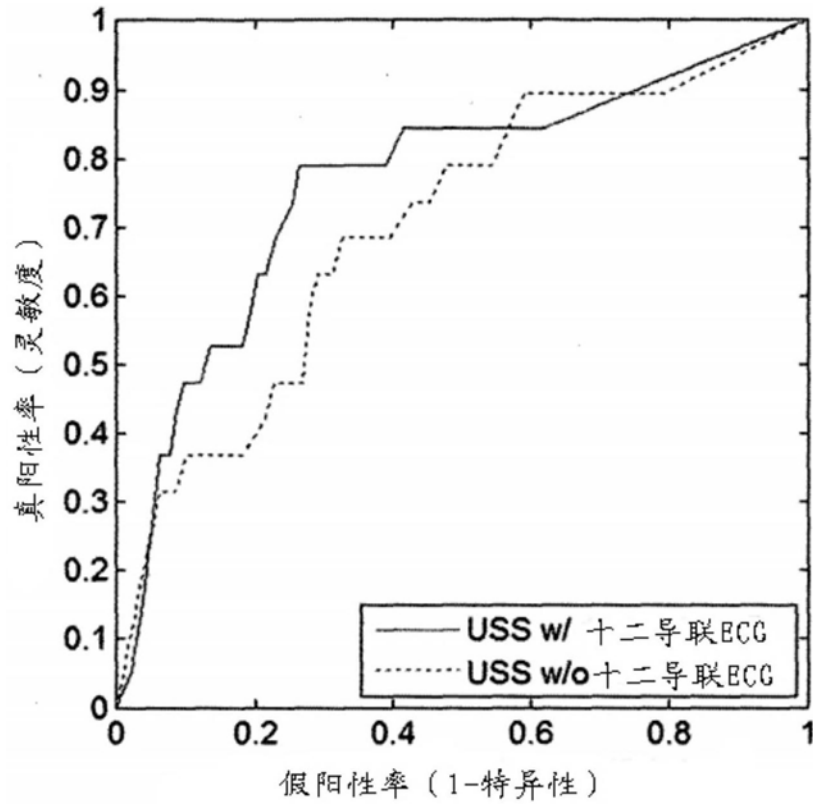


图9A

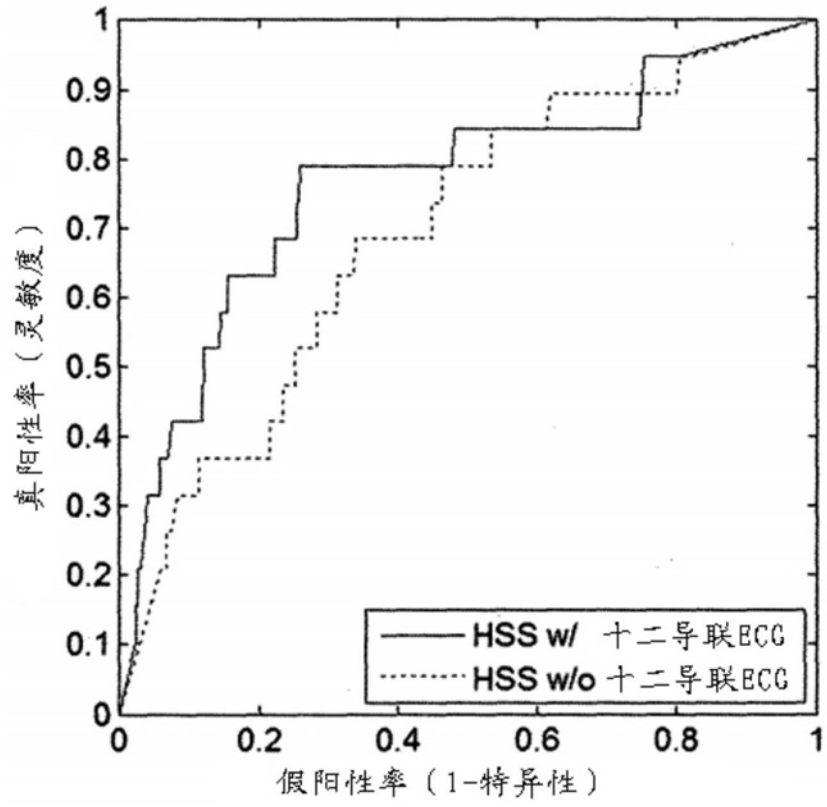


图9B

专利名称(译)	一种测定用于分类的危险评分的系统		
公开(公告)号	CN105228508B	公开(公告)日	2020-04-03
申请号	CN201480024174.X	申请日	2014-03-07
[标]申请(专利权)人(译)	新加坡保健服务集团有限公司		
申请(专利权)人(译)	新加坡健康服务有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	新加坡健康服务有限公司		
[标]发明人	王永福马克思 刘楠		
发明人	王永福·马克思 刘楠		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/0205 A61B5/0452 A61B5/024 G16H50/30 G06N20/00		
CPC分类号	A61B5/0205 A61B5/02405 A61B5/0452 A61B5/7275 A61B2505/03 G16H50/30 A61B5/02055 A61B5/04012 A61B5/0408 A61B5/0456 A61B5/046 A61B5/0468 A61B5/0472 A61B5/14552 A61B5/4824		
代理人(译)	郭艳芳 王琦		
审查员(译)	谢楠		
优先权	13/791764 2013-03-08 US		
其他公开文献	CN105228508A		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提供了一种测定用于分类的危险评分的系统和方法。更具体地，该系统用于为病人提供心脏事件的危险评估，例如医院急诊部门主诉胸痛的新入病人。本公开中，该系统包括输入设备，用于测量基于病人生理学数据的生命体征参数；十二导联心电图设备，用于根据心电图操作产生的结果创建心电图(ECG)，并测定其中获得的心电图参数和心率变异性(HRV)参数。本发明还进一步提供了集成评分系统，并基于以往病人数据的创建了加权分类器，将生命体征参数、心电图参数以及心率变异性参数与相应的加权分类器进行对比，以测定危险评分。本发明还提供了相应的测定用于分类的危险评分的方法。

