

(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 101785670 A

(43) 申请公布日 2010.07.28

(21) 申请号 200910037012.0

(22) 申请日 2009.01.22

(71) 申请人 陈跃军

地址 518038 广东省深圳市福田区益田村
106 栋 17C

(72) 发明人 陈跃军

(74) 专利代理机构 广东国欣律师事务所 44221
代理人 李瑛

(51) Int. Cl.

A61B 5/0452 (2006.01)

A61B 5/02 (2006.01)

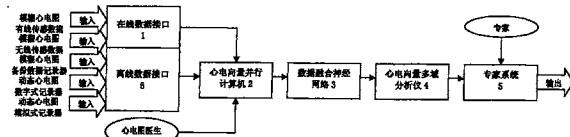
权利要求书 1 页 说明书 13 页 附图 6 页

(54) 发明名称

模糊心电图智能在线分析仪系统

(57) 摘要

本发明公开了一种模糊心电图智能在线分析仪系统，由在线数据接口、心电向量并行计算机、数据融合神经网络、心电间期向量多域分析仪、专家系统、应用软件包和离线数据接口组成。本发明采用了MIMD并行计算机，通过对12导联心电向量进行多元神经网络分析、多传感器时间序列数据融合和心电向量多域分析，并把模糊心电图主图自动分析结论，以及包括血压、脉搏、血氧、呼吸、活动范围和活动内容等信息在内的模糊心电图附图信息综合形成包括12导联心电图在内的生命体征信号的时域分析、频域分析、各种心电间期离散度时域分析和各种心电间期变异性的小波分析的诊断报告。



1. 一种模糊心电图智能在线分析仪系统,其特征在于:包括用于在线接收从模糊心电图全图数据的模糊心电图在线数据接收器(1)、用于同时对多维心电向量分量进行实时分析的模糊心电图并行计算机系统(2)、用于对12导联心电向量进行多传感器时间序列数据融合的数据融合神经网络(3)、用于对生命体征信号进行时域分析和频域分析、对各种心电间期(包括R-R间期、P波、PR间期、QRS间期、ST段和T波)进行离散度时域分析和变异性的小波分析的心电间期向量多域分析仪(4)、由人工智能和人脑智能复合形成的专家系统(5)和用于离线接收模糊心电图全图数据和兼容接收各类动态心电图数据的离线数据接口(6);所述的模糊心电图并行计算机系统(2)使用了MIMD并行计算机,并且可以接收从在线心电图医生传递过来的知识流,用于各导联心电向量的分布式计算。

2. 根据权利要求1所述的模糊心电图智能在线分析仪系统,其特征在于,所述模糊心电图并行计算机系统(2)可以将从在线数据接收器(1)所接收的模糊心电图有线传感数据和无线传感数据进行动态在线融合,形成完整的模糊心电图全图资料。

3. 根据权利要求1所述的模糊心电图智能在线分析仪系统,其特征在于,所述模糊心电图并行计算机系统(2)中包括有MIMD并行计算机(10),其结点包括有单元计算机P/C、本地存储器LM和网络接口NIC,可以有结点卡和结点芯片两种应用形式。

4. 根据权利要求1所述的模糊心电图智能在线分析仪系统,其特征在于,所述数据融合神经网络(3)是实现了ART-2算法和BP网络算法相结合、其输入向量传感器数目等于心电导联数目且其输出向量维度等于心搏信号中间期(或波、段)数目的多传感器时间序列心电信息融合机。

5. 根据权利要求1所述的模糊心电图智能在线分析仪系统,其特征在于,所述心电间期向量多域分析仪(4),包括心律正常间期离散度分析器(15)、心律正常间期变异性小波分析器(16)、心律失常时域分析器(17)、心律失常频域分析器(18)在内的组合阵列。

6. 根据权利要求1所述的模糊心电图智能在线分析仪系统,其特征在于,所述专家系统(5)由计算机专家系统(7)和医学专家远程会诊系统(8)组成。

7. 根据权利要求1所述的模糊心电图智能在线分析仪系统,其特征在于,所述离线数据接口(6)还包括有一个用于从模糊心电图智能计测传感器读取离线数据的接口。

8. 根据权利要求1所述的模糊心电图智能在线分析仪系统,其特征在于,所述的在线数据接口(6)还可以兼容数字式/模拟式记录器数据资料。

9. 根据权利要求3所述的模糊心电图智能在线分析仪系统,其特征在于,所述MIMD并行计算机(10)的结点上组合加载了心搏信号软检波器(11)、聚类分析软件模块(12)、模式识别软件模块(13)和特征值软测量器(14)。

10. 根据权利要求6所述的模糊心电图智能在线分析仪系统,其特征在于,所述医学专家远程会诊系统(8)是基于Web的远程决策知识系统。

模糊心电图智能在线分析仪系统

技术领域

[0001] 本发明涉及医疗器械领域,特别是一种模糊心电图智能在线分析仪系统。

背景技术

[0002] 长时程的心电图分析源于 1957 年,美国实验物理学家 Norman J. Holter 博士首创了连续记录生物电技术(即 Holter 技术),可达 24h 以上的长时程型的动态心电图(简称 DCG,惯称为 Holter);1961 年推出了具有临床实用价值的动态心电图仪,当时的动态心电图仪只有 1 个监测导联(一通道);20 世纪 60~70 年代监测导联增加到了 2 个,描记出二通道动态心电图;1987 年监测导联增加到了 3 个(三通道),描记出三通道动态心电图;1992 年美国 Mortara 设备公司制造出世界第一台 12 导联(十二通道)同步 AECG(ambulatory electrocardiogram,简称 AECG),但这种 12 导联 AECG 仪实际上连各种室早、束支阻滞、心肌梗死定位都无法打印出来确切的图形和报告;继之美国 Mortara 设备公司于 1997 年~2001 年间先后推出第二代 12 导联 AECG 仪和遥测 12 导联 AECG 仪;之后,各国有雄厚高新技术研制能力的大公司不断推出了新的同步 12 导联 AECG。显然,采用同步 12 导联最大的优点是能够提高对心律失常时 P 波的识别率和对基线漂移和干扰时对 R 波的识别率。因为在多导联体系中,P 波、PR 间期、ST 段和 T 波等微小信号在某些导联是清晰的,振幅较大的,12 导联显然比 3 导联选择余地大;同理,在存在基线漂移和干扰波形时,在 12 导联中找出一两个导联的 R 波波形是较平稳的心电图也相对容易些,因为 R 波在 12 导联消失或者同时出现某些干扰的概率也较 3 导联小得多。正像 3 导联 AECG 淘汰 2 导联 AECG 那样,不久的将来,12 导联 AECG 将代替 3 导联 AECG,这是势不可挡的趋势。但这种长时程装置始终为失真大、精度差、不能全自动分析等一系列问题所困扰,临床应用上表现有很大的局限性。例如,由于 P 波波幅低小,远不如 R 波高大清楚,这就造成了计算机自动识别困难,也无法真实地观察 P 波切迹,测定 P 波离散度,P 波最大时限(Pmax)尚有一定难度或误差,因此其仅仅在心电条图上将 P 波起始点、QRS 波群起始点、J 点位置和 T 波起始点用四条竖线标识出来,除此之外,并不对大样本的心搏信号再作进一步的分析和诊断;又如,目前的所谓“同步 12 导联分析”,主要是由个人计算机(PC)或单指令流单数据流(SISD)服务器对某一个主导导联进行半自动分析,其余导联只是单纯的回放,以供心电图医生辅助诊断之用;再如,迄今为止的 AECG 的分析报告都是由心电图医生一人完成的,显然并无集体智慧的作用。

[0003] 中国发明专利号 ZL94112295.6《心电和脉搏信号自适应分析法及其装置》,由检测电极、传感器、信号采集、微机系统和应用软件包组成。其在传统的数字信号处理技术的基础上,采用了自适应神经网络技术和子波技术。该发明的后半部分(微机系统和应用软件包)虽可实现在线分析,但其构造的输入向量的节点为 150 个,隐层节点为 50 个,输出节点为 6 个,相当于输入量为 150 个心搏信号,其输出可分为 6 个聚类,这样推算其分析时间不足 3 分钟,是一个典型的短时程心电分析仪器,显然难以承载一天近 10 万个心搏信号的在线分析负荷量。

[0004] 陈士良和本申请的发明人经过多年的研究,曾发明了心电频谱图检测仪(发明专

利号为 ZL01129553.8)。该发明虽然在高保真技术方面进行较大的探索和创新,不仅可以高保真地检测到 P 波、T 波等微小心电信号,当然也可以保真地描记和复制包括 QRS 波群在内的整个心搏周期的时域信号,并且依靠存储技术的进步也可以解决好长时程的记录和分析问题,但心电频谱图检测仪是基于微型计算机的,并且只能进行事后的离线分析,无法进行实时的在线分析,因而仍有一定的局限性。

[0005] 纵观以往,同时具有精密测量、长时程和实时智能分析的功能,一直是各种形形色色心电图仪的发展瓶颈,这也就是模糊心电图智能在线分析仪系统的发明背景。

发明内容

[0006] 本发明的目的在于提供一种模糊心电图智能在线分析仪系统。它可以在线进行模糊心电图(即包括有 12 导联心电图、血压、脉搏、血氧、呼吸、活动范围和活动内容等信息在内的生命体征信号)的时域分析和频域分析,以及各种心电间期(包括 R-R 间期、P 波、PR 间期、QRS 间期、ST 段和 T 波)离散度时域分析和变异性小波分析。

[0007] 本发明的上述目的是由如下技术方案来实现的:

[0008] 一种模糊心电图智能在线分析仪系统,包括有在线数据接口 1、心电向量并行计算机系统 2、数据融合神经网络 3、心电间期向量多域分析仪 4、专家系统 5 和离线数据接口 6 六大部件。其中,在线数据接口 1 所接收的输入信息包括受检者模糊心电图全图传感数据;离线数据接口 6 所接收的输入信息包括模糊心电图主图备份数据、Holter 数字式记录器数据和 Holter 模拟式记录器数据;在线数据接口 1 和离线数据接口 6 分别与心电向量并行计算机系统 2 相连;心电向量并行计算机系统 2 与数据融合神经网络 3、心电间期向量多域分析仪 4、专家系统 5 顺序相连;专家系统 5 所发送的输出信息为包括 12 导联心电图、血压、脉搏、血氧、呼吸、活动范围和活动内容等信息在内的生命体征信号的时域分析、频域分析、各种心电间期(包括 R-R 间期、P 波、PR 间期、QRS 间期、ST 段和 T 波)离散度时域分析和各种心电间期(包括 R-R 间期、P 波、PR 间期、QRS 间期、ST 段和 T 波)变异性的小波分析的报告。

[0009] 本发明的输入信息包括受检者模糊心电图全图传感数据、模糊心电图主图备份数据、Holter 模拟式记录器数据和 Holter 模拟式记录器数据,输出信息为包括 12 导联心电图、血压、脉搏、血氧、呼吸、活动范围和活动内容等信息在内的生命体征信号的时域分析、频域分析、各种心电间期(包括 R-R 间期、P 波、PR 间期、QRS 间期、ST 段和 T 波)离散度时域分析和各种心电间期(包括 R-R 间期、P 波、PR 间期、QRS 间期、ST 段和 T 波)变异性的小波分析的报告。

附图说明

[0010] 图 1 为本发明模糊心电图智能在线分析仪系统的结构框图。

[0011] 图 2 为本发明模糊心电图智能在线分析仪系统的一实施例的结构框图。

[0012] 图 3 为本发明模糊心电图智能在线分析仪系统中输入系统结构框图。

[0013] 图 4 为本发明模糊心电图智能在线分析仪系统中心电向量并行计算机的结构框图。

[0014] 图 5 为本发明模糊心电图智能在线分析仪系统中聚类分析算法的技术原理图。

[0015] 图 6 为本发明模糊心电图智能在线分析仪系统中模式识别算法的技术原理图。其中,图 6(a) 为模式识别示意图,图 6(b) 为三层 Back P 神经网络结构图,图 6(c) 为神经网络模型。

[0016] 图 7 为本发明模糊心电图智能在线分析仪系统中多传感器时间序列信息融合机的技术原理图。其中,图 7(a) 为多传感器时间序列的分布式融合结构,图 7(b) 聚类融合的神经网络实现。

具体实施方式

[0017] 下面结合附图对本发明实施作进一步阐述:

[0018] 图 1 所示为本发明的模糊心电图智能在线分析仪的结构框图。

[0019] 本发明提供的模糊心电图智能在线分析仪系统,包括:用于在线接收模糊心电图全图数据的模糊心电图在线数据接收器 1、用于同时对多维心电向量分量进行实时分析的模糊心电图并行计算机系统 2、用于对 12 导联心电向量进行多传感器时间序列数据融合的数据融合神经网络 3、用于对生命体征信号进行时域分析和频域分析、对各种心电间期(包括 R-R 间期、P 波、PR 间期、QRS 间期、ST 段和 T 波)进行离散度时域分析和变异性的小波分析的心电间期向量多域分析仪 4、由人工智能和人脑智能复合形成的专家系统 5 和用于离线接收模糊心电图全图数据和兼容接收各类动态心电图数据的离线数据接口 6;所述的模糊心电图并行计算机系统 2 使用了 MIMD 并行计算机,并且可以接收从在线心电图医生传递过来的知识流,用于各导联心电向量的分布式计算。

[0020] 其工作原理是:

[0021] 首先,由在线数据接口(1)或和离线数据接口 6 共同采集长达 24h 甚至更长时程的 12 导联心电分析数据,并送至模糊心电图并行计算机系统 2。模糊心电图并行计算机系统 2 通过分别负责各个心电向量分析的 MIMD 并行计算机和运行加载在其上的心搏信号软检波器软件包、心搏信号聚类分析软件包、心搏信号模式识别软件包和心搏信号特征值软测量软件包,对 12 个导联并且每个导联每天近 10 个左右的心搏信号进行在线分析,分别得出各自导联每个心搏信号的为数不足 100 个的心律类别(例如窦性心搏、室上性心搏、室性心搏和伪差等)及其相关心电间期向量(例如 R-R 间期、P 波、PR 间期、QRS 间期、ST 段和 T 波等)的特征值,并送至数据融合神经网络 3;

[0022] 然后,数据融合神经网络 3 将 12 个导联的心电向量进行多传感器时间序列数据融合,将其综合成 1 个综合的时间序列心搏信号,并对每个心搏信号给出确诊的心律类别医学标识和相关心电间期特征值;

[0023] 再后,心电向量多域分析仪 4,根据心搏电信号的医学标识,对室上性心律失常和室性心律失常(包括房性早搏、房颤、传导阻滞、预激综合征、室性早搏、室上性早搏)以及由此组合而成的成串的异位搏动事件(如成对室早、二联律、三联律、室速等)进行全面的时域分析和频域分析;而对“剔除坏点”后的窦性心搏信号进行各种心电间期(包括 R-R 间期、P 波、PR 间期、QRS 间期、ST 段和 T 波)离散度时域分析和各种心电间期(包括 R-R 间期、P 波、PR 间期、QRS 间期、ST 段和 T 波)变异性的小波分析;并将心电向量多域分析结论报送给专家系统 5。

[0024] 最后,专家系统 5 根据心电向量多域分析仪 4 报送来的心电向量多域分析结论、包

括血压、脉搏、血氧、呼吸、活动范围和活动内容等信息在内的模糊心电图附图和医学专家远程会诊知识,经过知识获取机构、知识库、解释机构、全局数据库和推理机的反复推理,得出模糊心电图分析报告。

[0025] 需要时,心电图医生可以通过离线数据接口 6 提取模糊心电图主图备份数据或各种类型动态心电图记录器数据,以供后续的神经网络和专家系统作智能分析之用。

[0026] 图 2 所示为本发明的模糊心电图智能在线分析仪的一实施例的结构框图。该实施例中包括:

[0027] 1. 心电向量并行计算机 2,由心电分析宿主计算机 HOST9、MIMD 并行计算机 10、心搏信号软检波器软件 11、心搏信号聚类分析软件 12、心搏信号模式识别软件 13 和心搏信号特征值软测量软件 14 六个功能单元组成。

[0028] 1.1 心电向量并行计算机构建方法参见图 4。

[0029] 1.2 心搏信号软检波器软件 11,包括心电信号的一维数集分割算法、心电信号的波形辨识算法和心搏周期信号的划类算法三个程序包。

[0030] (1) 心电信号的一维数集分割算法

[0031] ●对滤波后的信号计算每一点的一阶差分或二阶差分;

[0032] ●再根据一阶或二阶差分得出单调升、单调减或平坦段的时间坐标;

[0033] ●使用微分阈值相结合的方法以确定该波的上升支(下降支)或水平支的位置、性质及形态。

[0034] (2) 心电信号的波形辨识算法

[0035] ●将两个相邻的一维数集区间合并成一个波形;

[0036] ●通过人机对话确认人工合成的波形的合理性;

[0037] ●再利用窗口和幅度阈值法定位该波的拐点(波顶或波谷)、起点和终点。

[0038] ●提取该波的特征值,将每个模式的特征参数用一组符号表示。

[0039] (3) 心搏周期信号的划类算法

[0040] ●利用窗口+幅度阈值法定位前后相邻的两个 R 波峰(或 S 波谷);

[0041] ●根据 QRS 波斜率变化快速的特征,计算机首先初步确定 QRS 波的起点,随后判断 QRS 的终点。

[0042] ●利用模板匹配法、曲线拟合(零面积对称变换)、优化计算和联想记忆的方法,确定 QRS 波群的形态、性质和分界点位置;

[0043] ●确定了 QRS 波群后,计算机按照国际上公认的波形定义再进一步判别 QRS 波群内各成分(Q、R、S、R'、S' 等波)的分界点位置。

[0044] ●再在上述测量的基础上,测定该 R-R 间期中的 ST-T 的形态、性质和分界点位置;

[0045] ●使用阈值法检查检查本 R-R 间期中除去已知波形(QRS 波群和 ST-T 波)之外的中小波(波、段和等电位线)的个数;

[0046] ●确定上一心搏信号的 Ta 波、U 波和本心搏信号的 P 波、I 等电位线的分界点位置及特征参数;

[0047] ●根据本心搏信号的所有波、段、间期的特征参数,用模糊 C-means 分类和分级 Bp 模型进行智能推断,并做相应的医学标识;

[0048] ●如果是现有心搏信号信号库没有的心电信号,应通过人机对话对新模板予以确认,并补充记录在库中。

[0049] 1.3 心搏信号聚类分析算法参见图 5。

[0050] 1.4 心搏信号模式识别算法参见图 6。

[0051] 1.5 心搏信号特征值包括心率、P 波、Ta 波、P-R 间期、PR 段、QRS 波群、ST 段、T 波、Q-T 间期、U 波、J 点、L 点、I 段、K 段、平均心电轴等完整参数(可多达数百项),其指标定义及测量原理为公知。这些参数被专家系统的诊断分类程序(模板)用来对心电图进行解释。

[0052] 2. 数据融合神经网络 3,由 ART-2 网络、二进制编码网络和 BP 网络所级联形成。多导联心搏信号数据融合方法参见图 5。

[0053] 3. 心电向量多域分析仪 4,由窦性心律间期离散度分析器 15,窦性心律间期变异性小波分析器 16、心律失常时域分析器 17 和心律失常频域分析器 18 四个功能单元组成。

[0054] 3.1 窦性心律间期离散度分析器 15,对心搏信号特征值包括心率、P 波、Ta 波、P-R 间期、PR 段、QRS 波群、ST 段、T 波、Q-T 间期、U 波、J 点、L 点、I 段、K 段、平均心电轴等完整参数进行离散度分析。这些参数被专家系统的诊断分类程序(模板)用来对心电图进行解释。

[0055] 3.2 窦性心律间期变异性小波分析器 16,是基于 Matlab 小波工具箱(小波包变换)实现信号的降噪、信号的压缩、样本的估计等信号处理;小波变换(CWT)是一种能根据非平稳信号主频的变化而“自适应”改变窗函数的数学变换。是一种窗口大小(即窗口面积)固定但其形状可变的时频局部化“自适应”分析方法:在低频部分有较高的频率分辨力和较低的时间分辨力,而在高频部分具有较高的时间分辨力和较低的频率分辨力。因此,小波变换被誉为“数学显微镜”。包括以下三个步骤:

[0056] (1) 将信号分解到小波域;

[0057] (2) 对小波系数作用阈值或掩码;

[0058] (3) 重建小波系数,得到处理后的信号。

[0059] 3.3 心律失常时域分析器 17,对观测信号在时间域和幅值域里进行分析,简称波形分析。通过波形分析,可以得出观测信号的各种特性或关系(例如,信号的起始时间与持续时间、波形的时间滞后、波形的畸变以及波形与波形之间的相似程度等时域特征)。

[0060] 3.4 心律失常频域分析器 18,观测信号在频率域内进行分析(即频谱分析),分析的结果可以得到幅值谱、相位谱、功率谱和互谱密度等。谱分析是以傅立叶技术和傅立叶积分为数学基础的。频谱分析以及与之有关的相关分析、滤波分析和信号识别问题,是数据处理中的一个十分重要的环节。为了从波形或时间序列中提取有用的信息,抑制和滤除噪声,首先应分析有用信号(信息)和干扰的频率成份;然后,根据信息的物理性质或动力学特征、频谱关系和相关函数,修正观察到的数据和波形,从而取得反映客观规律的信息。

[0061] 4. 专家系统 5,由计算机专家系统 7 和医学专家远程会诊系统 8 两个功能单元组成。

[0062] 4.1 计算机专家系统 7,包括过程接口 19、知识获取机构 20、知识库 21、解释机构 22、全局数据库 23、推理机 24 和人机接口 25 七个模块;

[0063] (1) 过程接口 19,包括与过程的输入接口和与被控对象的输出接口。它完成专家

系统与实时过程间的双向信息变换,增删数据库和知识库的内容,将推理的结果以控制策略的形式送到被控过程中。

[0064] (2) 知识获取机构 20,负责建立、修改与扩充知识库,以及对知识库的一致性、完整性等进行维护。其具有知识变换手段,能够把与专家的对话内容变换为知识库中的内部知识,或用以修改知识库中已有的知识。

[0065] (3) 知识库 21,用于存取和管理问题求解需要的专家知识和经验,包括事实、可行操作与规则等。知识库具有知识存储、检索、编辑、增删、修改和扩充等功能。

[0066] (4) 解释机构 22,负责对求解过程作出说明和解释,回答用户提出的问题,对用户输出推理的结果。解释机构的工作通常要用到数据库中推理过程的中间结果、中间假设和记录,以及知识库中的知识。系统的透明性主要决定于解释机构的性能。

[0067] (5) 推理机 23,是专家系统的组织控制机构,在它的控制和管理下,使整个专家系统能够以逻辑方式协调地工作。它在一定的推理策略下,根据数据库的当前状态,按照类似专家水平的问题求解方法,调用知识库中与当前问题有关的知识进行分析、判断和决策,推出新的事实或结论,或者执行某个操作。

[0068] (6) 全局数据库 24,它是问题求解过程中符号或数据的集合,有时也统称为事实。它用于存放所需的原始数据和推理过程中产生的中间信息(数据),包括原始信息、推理的中间假设和中间结果、推理过程的记录等。过程中的实时信息通过过程接口装置(包括硬件和软件)送入数据库,实时地增加和删改数据库的内容。黑板是沟通系统中各个部件的全局工作区。它以全局性的数据结构形式,组织问题求解数据,处理知识源之间的通信。

[0069] (7) 人机接口 25,是用户与系统的信息传递纽带,负责用户到专家系统、专家系统到用户的双向信息转换,即信息的计算机内部形式和人可以接受的形式之间的转换。

[0070] 4.2 医学专家远程会诊系统 8,包括 Web Browser26、Web Server27 和专家会诊决策软件 28 三个模块。本发明所述的 Web Browser26 和 Web Server27 的原理为公知;本发明所述的专家会诊远程决策方法是基于 Internet 的。专家系统 ES 的人机接口与 Web Server 相接,实现 ES 与医学专家群之间的大量交互;浏览器与服务器的交互主要通过表单(Form)来进行,表单本身有相当强的交互性,可以提供若干种主要的图形交互方式,如文本框、单选按钮、复选按钮、下拉列表等,医学专家群可以据此交互知识。医学专家群向 ES 所传授的知识是有专家会诊决策软件通过恰当的决策模型完成的。

[0071] 5. 模糊心电图在线数据接口 1 和离线数据接口 6 的工作原理参见图 3。

[0072] 图 3 所示为本发明的模糊心电图智能在线分析仪的输入系统的结构框图,输入系统包括有在线数据接口 1 和离线数据接口 6 两个部分。

[0073] 在线数据接口 1,由有线调制解调器 35、MTK 多媒体移动通信芯片 36 和模糊心电图双工器 37 三个功能单元组成,有线调制解调器 35 和 MTK 多媒体移动通信芯片 36 分别与模糊心电图双工器 37 相连;有线传感的模糊心电图调制信号由有线 MODEM 负责解调,而无线传感的模糊心电图调制信号由 MTK 多媒体移动通信芯片负责解调;由于二者在同一时间点上只有一个可能有信号,那么以单片机制成的模糊心电图双工器就只需对其作一个简单的数据融合就可以合成一幅完整的模糊心电图全图,并送至心电分析宿主计算机。

[0074] 离线数据接口 6,由模糊心电图离线数据接口 29、数字式记录器转换电路 30、模拟式记录器转换电路 31、A/D 变换器 32、单片计算机 33 和 12 导联扩展软件 34 六个功能单元组

成。其中,模糊心电图离线数据接口 29 是一个 USB 接口,与单片计算机 33 直接相连,单片计算机 33 将其接收的备份模糊心电图不需作任何转换直接发给心电分析宿主计算机 HOST7;数字式记录器转换电路 30 由 D/A 转换器和放大器组成,将数字式记录器所记录的心电数据转换成恰当电平的心电信号后,送至 A/D 放大器;而模拟式记录器转换电路 31 则是由放大器和有源滤波器组成,将模拟式记录器所记录的心电信号进行调理后,送至 A/D 变换器;A/D 变换器重新对经过 D/A 转换或信号调理后的心电信号重新进行 A/D 变换,并送至单片计算机 33;单片计算机 33 再运行加载在其上的 12 导联扩展软件 34 将 3 导联心电数据扩展为 12 导联心电数据后,将“规范化”的 Holter 数字式 / 模拟式记录器的心电信号发给心电分析宿主计算机 HOST9。

[0075] 图 4 所示为本发明的心电向量并行计算机的结构框图。

[0076] 现有的 MIMD(多指令流多数据流)并行计算机分为 5 种类型:向量并行处理机(PVP)、对称所处理机(SMP)、大规模并行处理机(MPP)、分布共享存储器多处理机(DSM)和工作站集群(COW),其原理为公知。

[0077] 具体到图 4 中,本发明所述的心电向量并行计算机的结点有结点卡和结点芯片两种单元形式。结点卡单元主要是用通用的单片计算机(P/C)、本地存储器(LM)和网络接口(NIC)所组成;而结点芯片单元是商品化的专用芯片(MB)。这两种被组合应用可以同时满足 12 个心电导联信号的并行计算要求。

[0078] 图 5 所示为本发明的聚类分析算法的技术原理图。

[0079] 聚类分析的基本原理是在没有先验知识的情况下(即所采用的样本并不知其所属类别),基于“物以类聚,人以群分”的观点,根据模式间的相似性测度(如模式间向量的距离、模式向量间的夹角等)来划分类别。自适应谐振理论(Adaptive Resonance Theory,简称 ART)网络的聚类功能的原理如下:

[0080] ART 网络由输入层 F₁(底层)、输出层 F₂(顶层)、两层之间的连接权值以及自稳学习机构组成。设 F₁ 层含有 N 个神经元。F₂ 含有 M 个。

[0081] 设输入观察向量是一个 N 维向量 X:X=[x₁, x₂, ..., x_N]^T(它的每一个分量 x_i 作用在对应的第 i 个神经元上),网络的输出是一个 M 维向量:Y=[y₁, y₂, ..., y_M]^T。本发明中, N 对应着一天以上逾 10 万个心搏信号,而 M 对应着一天心搏信号可能被划分成的数百个聚合类(聚类)。

[0082] 步骤 1 输入向量归一化过程

[0083] F1 层在观察向量 X 作用下,输出是 N 维向量:S=[s₁, s₂, ..., s_N]^T

[0084] S 的各个分量 s_i 可用下列公式计算:

$$s_i = \frac{x_i}{\left[\sum_{i=1}^N x_i^2 \right]^{1/2}}$$

[0086] F1 层的作用是使任何观察输入向量归一化,而且 F1 层属短期记忆层(short time memory, STM)。

[0087] 步骤 2 在 F1 和 F2 之间,由向量 S 计算出一个 M 维向量 T:T=[t₁, t₂, ..., t_M]^T

[0088] T 的各个分量按下式计算:

$$t_j = \sum_{i=1}^N w_{ji} s_i, j = 1, 2, \dots, M$$

[0090] 虽然在每输入一次观察向量时,各权重系数 w_{ji} 会有微调,但其变化相对于 F1、F2 而言缓慢得多,所以可以认定它们保存的是系统长期记忆 (long time memory, LTM) 内容。

[0091] 步骤 3 对各权重系数 w_{ji} 进行学习与训练

[0092] 在竞争学习开始以前,首先对 LTM 中的各个权重系数置随机初值 $w_{ji}(0)$,然后依次送入观察向量 $X(k)$, $k = 1, 2, \dots$,其中变量 k 表示观察向量送入神经网络的时序编号。每送进一个输入观察向量,就可以算出相应的输出向量 $Y(k)$,随即按下列公式将各个权重系数调整成一组新的数值:

$$[0093] \omega_{ji}(k+1) = \omega_{ji}(k) + \alpha \{s_i(k) - \omega_{ji}(k)\} y_j(k),$$

$$[0094] i = 1 \sim N, j = 1 \sim M$$

[0095] 式中, α 是步长,通常为一个小正数值。

[0096] 步骤 4 竞争学习机制过程

[0097] F2 层的作用是由向量 T 计算出向量 Y 其计算遵循“竞争选择运算”规则,即

[0098] 若 $t_L = \max\{t_j, j = 1 \sim M\}$

$$[0099] \text{则 } y_L = \begin{cases} 1, & \text{当 } j = L \\ 0, & \text{当 } j \neq L \end{cases}$$

[0100] 在 $t_1 \sim t_M$ 中,有一个最大的分量 t_L ,它对应的输出端 L 为竞争获胜端口,只有获胜端口输出 y_L 定为 1,而所有其余端口的输出皆定为 0。可见,只有竞争获胜者才有机会进行学习,所以称之为竞争学习机制。

[0101] 设竞争获胜者的编号为 L (输出端 L 为竞争获胜端口),与它有关的各权重系数的调整策略是使得各 $w_{Li}, i = 1 \sim N$,与规一化输入向量 $S(k)$ 的各分量 $s_i(k)$ 趋于一致。我们记获胜端的连接权值向量为:

$$[0102] W_L = [w_{L1}, w_{L2}, \dots, w_{LN}]^T$$

[0103] 在 F2 层的竞争选择运算中,由于 $y_1(k) \sim y_M(k)$ 之中只有一项等于 1,而其他各项均为 0,因而只有与该非零项相应的权重系数才作调整。也就是说,只改变与竞争得胜者有关的各个权重系数,而其他所有的权重系数皆维持不变。竞争学习对权值的调整就是使得向量 W_L 趋向于向量 $S(k)$ 。由于 $|S(k)| = 1$,所以调整的结果最后也是使得 $|W_L|$ 趋向于 1。

[0104] 步骤 5 由输出向量 $Y(k)$ 产生一个由顶向底的 N 维向量 $Z(k)$:

$$[0105] Z(k) = [z_1, z_2, \dots, z_N]^T$$

[0106] 式中,各分量 $z_i(k)$ 按下式计算:

$$[0107] z_i(k) = \sum_{j=1}^M w_{ij}^*(k) y_j(k), i = 1 \sim N$$

[0108] 式中, w_{ij}^* 是由顶向底的权重系数。

[0109] 由于只有一个端口(编号为 L)获胜,故式 (2.73) 诸 $y_j(k)$ 中只有 $y_L(k)$ 为 1,其他均为 0,故该式可写成:

$$[0110] z_i(k) = w_{iL}^*(k), i = 1 \sim N$$

[0111] 式中各个由顶向底的权重系数 $w_{iL}^*(k)$ 是在时序 k 以前的各次学习中“记忆”下来的,在进行调整时也只作微小的变化,故它是属于 LTM。这样,对于获胜端 L ,有 N 个由顶向底的权重系数,它们构成了第 L 号由顶向底的权重向量:

$$[0112] W_L^*(k) = [w_{1L}^*, w_{2L}^*, \dots, w_{NL}^*]^T$$

[0113] 由上式知,

[0114] $Z(k) = W_L^*(k)$

[0115] 步骤 6 比较相似度

[0116] 聚类准则是度量同一类模式间的相似性和不同模式的差异性的方法。聚类准则决定了聚类尺寸大小。为了判断本次(即第 k 次)输入规一化向量 S(k) 与过去 L 输出端获胜时的归一化输入向量 S 是否相似,需要比较向量 S(k) 与 Z(k) 的相似度。两个向量的相似度可以用它们之间的夹角来衡量,而此夹角又由 S(k) 与 Z(k) 的归一化点积 η 来决定, η 的计算公式是:

$$[0117] \eta = \frac{S(k) \cdot Z(k)}{|S(k)| |Z(k)|}$$

[0118] η 越接近于 1,则两个向量的相似度越高。

[0119] 步骤 7 根据 S(k) 与 Z(k) 的相似度量值 η 的不同,神经网络可以采取不同的运行策略:

[0120] ① η 接近于 1(或高于某个阈值),表明两个向量的相似度很高,这时可以调整权重系数。

[0121] ② η 低于某个阈值(表明两个向量的相似度不够高),并且在过去的学习中 F2 层的 M 个输出端只有 P 个被占用 ($P < M$),这时应摒弃第一次选择的优胜输出 y_L ,再由所余的各个 y_i 中选出一个优胜者,并回到前面进行新一轮的竞争选择运算(搜索优胜者的竞争显然只能在这 P 个被占用的输出端中进行,而且被摒弃的前优胜者 L 应被排除在外)。一旦在这些输出端中找到了一个优胜者(即它的由顶向底向量 S(k) 与 Z(k) 足够相似),或是已将 P 个端口都搜遍了,仍找不到足够相似者,则新开辟一个输出端口作为新的一类。类别数从 P 加至 (P+1),则都可以调整权重系数。

[0122] 步骤 8 调整权重系数

[0123] 设优胜的或新开辟的输出端的编号为 L,那么被调整的权重系数是:由底向顶的 $\omega_{Li}(k)$ 和由顶向底的 $w_{il}^*(k)$, $i = 1 \sim N$,系数调整的计算公式为:

$$[0124] \begin{cases} w_{li}(k+1) = w_{li}(k) + a(s_i(k) - w_{li}(k)) \\ w_{il}^*(k+1) = w_{il}^*(k) + a(s_i(k) - w_{il}^*(k)) \end{cases} \quad i = 1 \sim N$$

[0125] 式中, a 是步长,其值通常为一个很小的正整数。

[0126] 由上述算法可以看出,只有当新的输入向量与已有存入记忆中的某个老的向量足够相似时,两者才能互相融合,即对有关的权重系数进行调整,从而使长期记忆得以改变。

[0127] 由上述过程可以看出,通过竞争学习和自稳学习,不同客体的观察向量都能找到各自相应的获胜输出分量,因而根据获胜者的编号 L 就能自然地对它们进行分类。这种通过学习来完成分类的过程就是一种聚类。

[0128] 图 6 所示为模式识别算法的技术原理图。

[0129] 模式是人们认识外部事物的基本单元。模式 X 定义为具有某些特性或属性而彼此又不完全相同的 x_i 的全体所描述的客体,写成集合的形式为:

[0130] $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_d\}$

[0131] 所有可能的模式 X 组成了模式空间 $x, X \in x$ 。集合 x 可以是有限的,也可以是无限的。

[0132] 模式类是具有某些共同特性的模式的集合。所有可能的模式类 b_j 的集合构成了类别空间 B :

[0133] $B = \{b_1, b_2, \dots, b_j, \dots, b_p\}$

[0134] 类别空间也称为分类空间或结果输出空间,它是有限集合。显然,它的维数小于模式空间的维数。

[0135] 模式识别是对某些事物(统称模式)的特征、特性,进行分析、分类及判别的过程,是使用机器(计算机)自动地(或人尽量少地干预)把待识模式分配到各自的模式类中去,形成从模式空间到类别空间的映射 Θ :

[0136] $\Theta : x \rightarrow B, X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_d\} \rightarrow b_j$

[0137] 式中的前半部分 $\Theta : x \rightarrow B$ 表示从 x 到 B 的映射 Θ ;后半部分 $X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_d\} \rightarrow b_j$ 补充说明该映射对应的规则。

[0138] 图 6(a) 概略地表示了模式识别的示意图。实际上,模式识别过程中还包含许多步骤,例如对采集的模式进行预处理、特征提取 / 选择、分类判决等,视采用不同的模式识别方法而定,这里均概括在映射 θ 中。

[0139] 本发明的人工神经网络采用较为成熟的误差反向传播前馈网络,即 Back P 网络(简称 BP 网络)。一个三层 Back P 神经网络如图 6(b) 所示。神经元基本模型如图 6(c) 所示,是一个多输入单输出的非线性阈值器件。

[0140] 假定 x_1, x_2, \dots, x_n 表示某一神经元的 n 个输入, W_{ij} 表示第 j 个神经元与第 i 个神经元之间的连接强度,其值称为权值; A_i 表示第 i 个神经元的输入总和,称激活函数; y_i 表示第 i 个神经元的输出; θ_i 表示第 i 个神经元的阈值。这样,第 i 个神经元的输出可描述为

[0141] $y_i = f(A_i)$

[0142] $A_i = \sum_{j=1}^n W_{ji} x_j - \theta_i$

[0143] 式中: $f(A_i)$ 表示神经元输入输出关系的函数。常用的作用函数可归结为三种形式: 阈值型、S 型和伪线型。由于 BP 网络的基本处理单元(输入层除外)为非线性输入输出关系,通常选 S 型作用函数。

[0144] BP 网络学习算法描述为如下步骤:

[0145] (1) 初始化网络及给定理想学习样本。如设置网络的初始权值、学习因子 η 和修正参数 α 以及理想输出模式 d 等。

[0146] (2) 由传感器阵列提供网络的输入模式,按下列权值修正公式训练网络,直到满足误差要求为止。

[0147] BP 算法的权值修正公式表示如下:

[0148] $W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \eta \delta_{pj} O_{pj}$

[0149]

$$\delta_{pj} = \begin{cases} f'(a_{pj})(d_{pj} - O_{pj}) & \text{对于输出层} \\ f'(a_{pj})(\sum \delta_{pk} W_{kj}) & \end{cases}$$

[0150] 式中: W_{ji} ——第 j 个神经元到第 i 个神经元之间的连接强度,称为权值;

[0151] $W_{ji}(t+1)$ ——第 $(t+1)$ 次权值修正值;

[0152] $w_{ji}(t)$ ——第 t 次权值修正值；

[0153] d_{pj} ——单元 j 的理想输出；

[0154] O_{pj} ——单元 j 的输出总和；

[0155] a_{pj} ——单元 j 的输入总和；

[0156] δ_{pj} ——单元 j 权值修正量；

[0157] $f'(a_{pi})$ ——作用函数 $f(a_{pi})$ 的导数。

[0158] (3) 对于给定的训练模式输入,由下列公式计算网络的输出模式,并与理想输出比较,即求 $(d_{pj}-O_{pj})$ 。

$$O_{pi} = \frac{1}{1 + e^{-a_{pi}}}$$

[0160] 式中 : O_{pi} ——第 p 个训练样本,单元 i 的输出总和;

[0161] a_{pi} ——第 p 个训练样本,单元 i 的输入总和。

[0162] 若误差不满足要求,则执行步骤(4)修正后向误差传播权值和阈值,否则返回步骤(2)修正权值。

[0163] (4) 后向误差传播过程 :

[0164] ①计算同一层单元的误差 δ_{pj} ;

[0165] ②修正权值 w_{ji} 和阈值 θ_{pj} 。

[0166] (5) 网络的均方根 (RMS) 误差

[0167] 通常,用网络的均方根 (RMS) 误差来定量地反映学习的性能。其定义为

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{\sum \sum (d_{pj} - y_{pj})^2}{mn}}$$

[0169] 式中 : y_{pj} ——第 j 个单元的实际输出;

[0170] d_{pj} ——第 j 个单元的理想输出;

[0171] m ——表示训练集内模式对的个数;

[0172] n ——表示网络输出层单元个数。

[0173] 一般地,当网络的均方根 ERMS 低于 0.1 时,则表明对给定训练集的学习已满足要求了。也就是说,此时已经完成了将维数大的模式空间识别并归纳为类别空间的过程(映射 $\Theta : x \rightarrow B$)。

[0174] 图 7 所示为多传感器时间序列信息融合机的技术原理图。给出了一个 ART-2 网络、二进制编码网络和 BP 网络结合的多传感器时间序列信息融合方案。

[0175] 步骤 1:采用一个 ART-2 网络对输入向量 X 进行一次融合

[0176] 设有 a 个信息源,每个信息源提供 N 组数据,ART-2 的输入节点数应为一个 $a \times N$ 维向量,它包含了每一个心搏信号的所有信息。各传感器信息组成一个总的输入模式:

$$X = [x_1^{(1)}, \dots, x_a^{(1)}, x_1^{(2)}, \dots, x_a^{(2)}, \dots, x_1^{(N)}, \dots, x_a^{(N)}]^T$$

[0178] 式中输入向量 X 表示了一个模式窗口中某一传感器输出的数值及其变化形态,且较符合人对仪表的观察方式。

[0179] 而该 ART-2 的输出节点数应为:

$$M = \prod_{i=1}^a M_i$$

[0181] 相应的 ART-2 由底至顶和由顶至底的权值矩阵 W 和 W' 的维数分别为:

$$[0182] (\alpha \times N) \times M = (\alpha \times N) \times \prod_{i=1}^{\alpha} M_i$$

[0183] 这样,一次融合结果得到了每一个心搏信号的特征信息,即每一个 ART-2 的输出端口表示了传感器模式窗口时间序列的一个类别(该类别数即为 M_i)。

[0184] 步骤 2 :采用二进制编码网络对一次融合的结果进行编码

[0185] 用二进制网络对全部 α 个 ART-2 的输出原型编码时,二进制网络的输入、输出数分别为 :

$$[0186] M = \sum_{i=1}^{\alpha} M_i$$

$$[0187] L = \sum_{i=1}^{\alpha} L_i = \sum_{i=1}^{\alpha} \text{IntMax}(\log_2 M_i)$$

[0188] 在分布式融合中,用二进制表示 M_i 时,二进制的位数为 :

$$[0189] L_i = \text{IntMax}(\log_2 M_i)$$

[0190] 式中 : $\text{IntMax}(\cdot)$ 为向大取整函数。

[0191] 可见,当采用二进制对一次融合的结果进行编码时,二次融合中神经网络的输入、输出节点数(它们决定了权值矩阵的维数)都将大大降低,网络结构和融合过程可以得到进一步简化。

[0192] 步骤 3 :采用 BP 网络进行二次融合

[0193] 一次融合结果提炼出了每一个心搏信号的特征信息,再将这些特征信息进行二次融合就可得到心搏信号的类别,因而得到整个系统的全貌。

[0194] 由于自组织分类及无教师监督实时学习的要求已在一次融合中完成,故二次融合可以采用更为简单一些的神经网络(如 BP 网络)。BP 网络输入节点数即为 L ,而输出数应能表示出系统的运行行为类别数 S ,其值视具体系统而定。在用二进制编码表示时,BP 网络的输出端口数为 :

$$[0195] P = \text{IntMax}(\log_2 S)$$

发明优点

[0197] 本发明科技意义较大,具有如下有益效果 :

[0198] 1. 实时性 :本发明可以对通过精密测量所获得的模糊心电图进行长达 24h 甚至以上时程的自适应在线分析,而既不再是对长时程心电信号的离线分析,也不是短时程心电信号的在线分析。

[0199] 2. 全面性 :本发明不仅可以在同步进行 12 导联心电图的动态分析,而且分析内容还包括有血压、脉搏、血氧、呼吸、活动范围和活动内容等信息在内的生命体征信号的时域分析和频域分析,以及各种心电间期(包括 R-R 间期、P 波、PR 间期、QRS 间期、ST 段和 T 波)离散度时域分析和变异性小波分析,这是迄今为止的所有心电图仪和动态血压仪都无法企及的。

[0200] 3. 并行性 :本发明使用 MISD 并行计算机对 12 个导联分量同时进行心搏信号的软检波、聚类分析、模式识别和特征值测量,根本改变目前的所谓“同步 12 导联分析”由个人计算机(PC)或单指令流单数据流(SISD)服务器对某一个主导导联进行半自动分析,其余导联只是单纯的回放的应用现状。

[0201] 4. 智能性 :本发明提高 P 波分析功能、切换功能、增益功能,以及多元神经网络系

统等,以模拟人脑的机制,采用多元化并存方式建立自适应系统,结合模式识别方法,对输入的心电信息进行特征性提取和分析,能提高对复杂性心律失常的判定,对微小心电信息,如 P 波,ST 段测量更为灵敏、可信。本发明还实现人工智能与人的智能的有机结合,其对模糊心电图主图数据是计算机专家根据神经网络和小波分析的结构“自己”进行思考并进行全自动分析,而在出具模糊心电图分析报告时又巧妙地嵌入人的经验和智能,能够方便、早期、准确地进行心血管疾病的自适应分析和诊断。

[0202] 5. 兼容性 :本发明一是可以在线融合模糊心电图无线传感数据和有线传感数据,二是可以模糊心电图备份数据可以补充因实时接收而可能缺失的心电数据,三是可以向下兼容各种类型三通道 Holter 记录器数据,对其进行恢复后并重新采样,并扩展成 12 导联心电图分析数据。

[0203] 以上所述为本发明及其和较佳实例的具体阐述,然其并非用以限定本发明精神与发明实体仅止于上述说明内容和实施例,对于本行的技术人员在此基础上可以做出各种改进和变换。是以,在不脱离本发明精神与范围内所作的修改,均应包括在本发明的权利要求范围内。

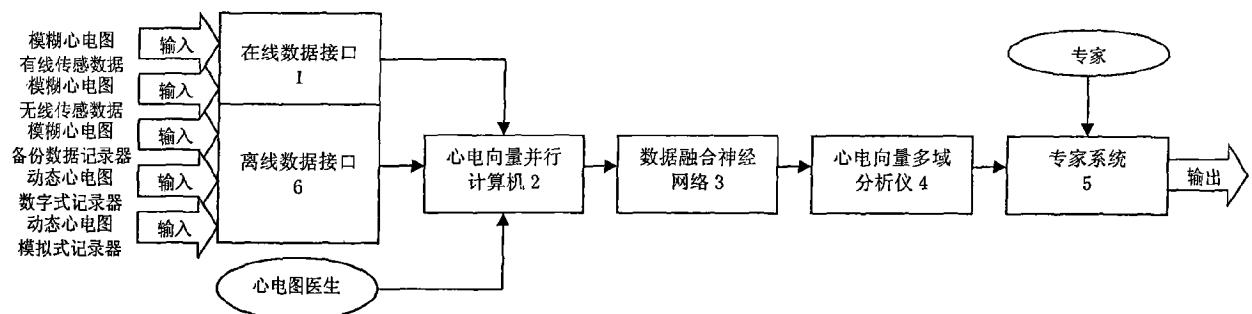


图 1

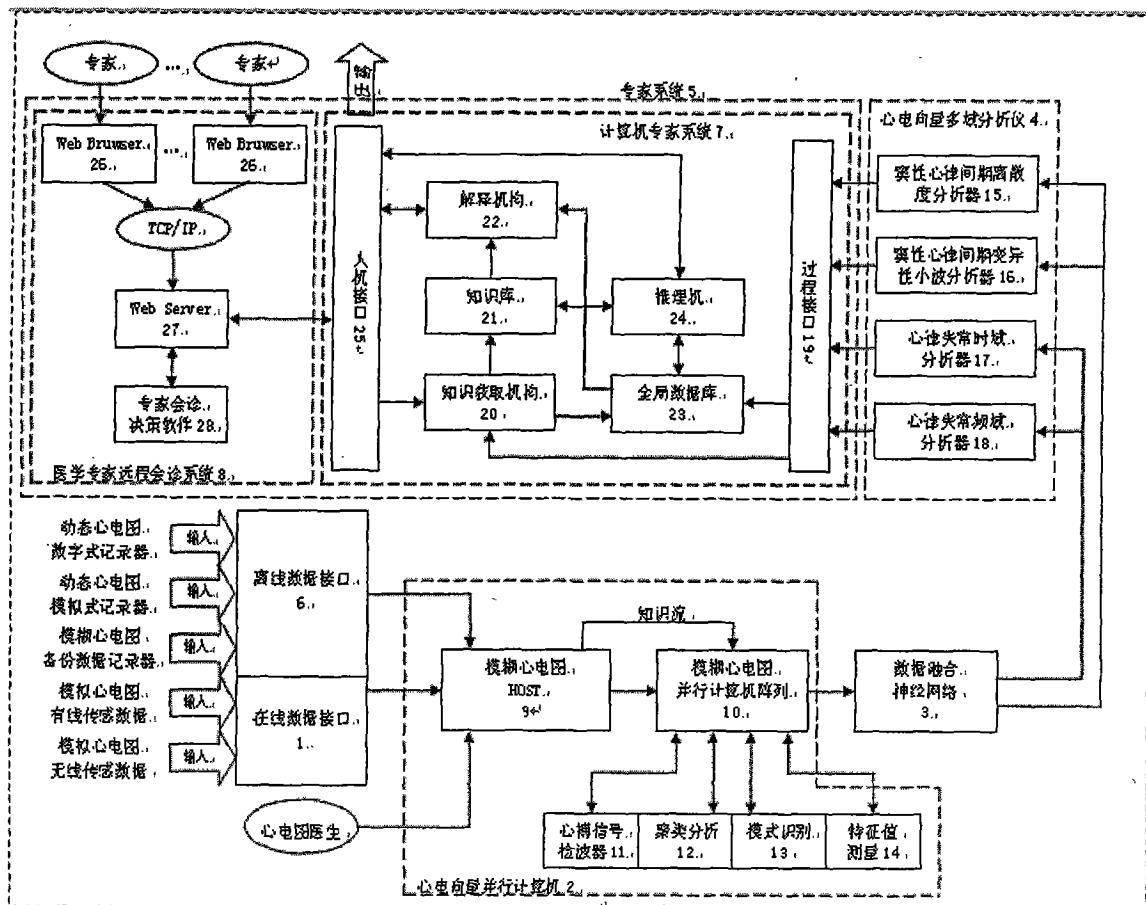


图 2

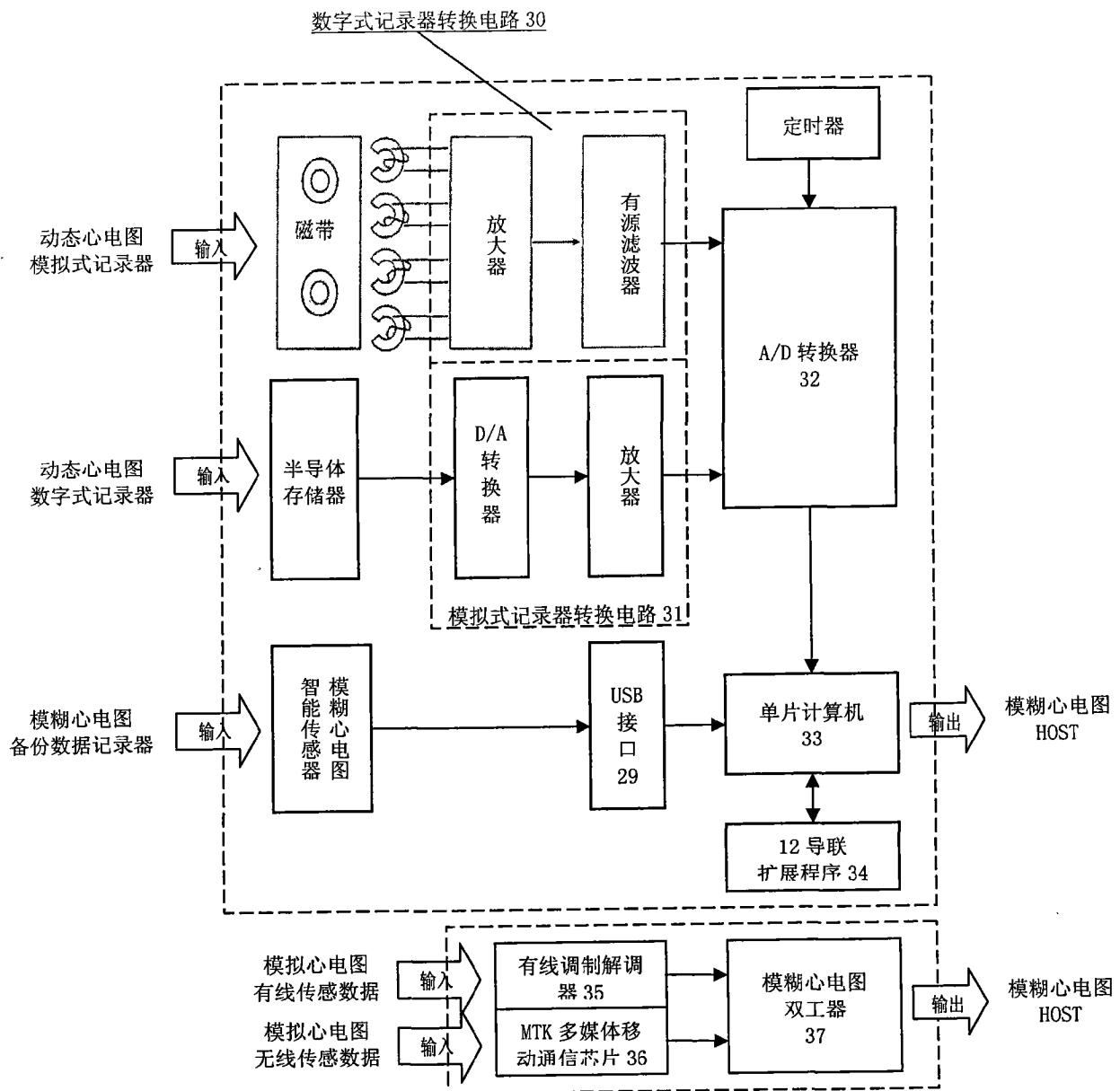


图 3

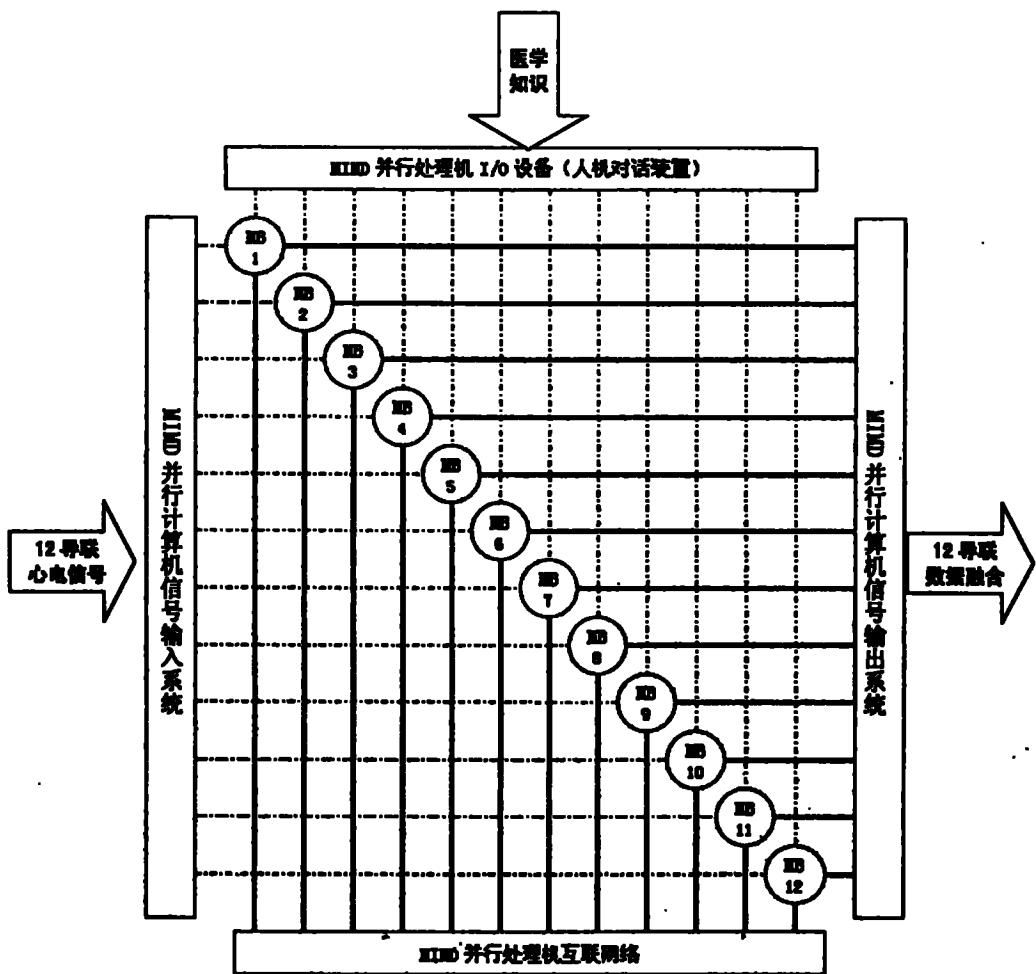


图 4

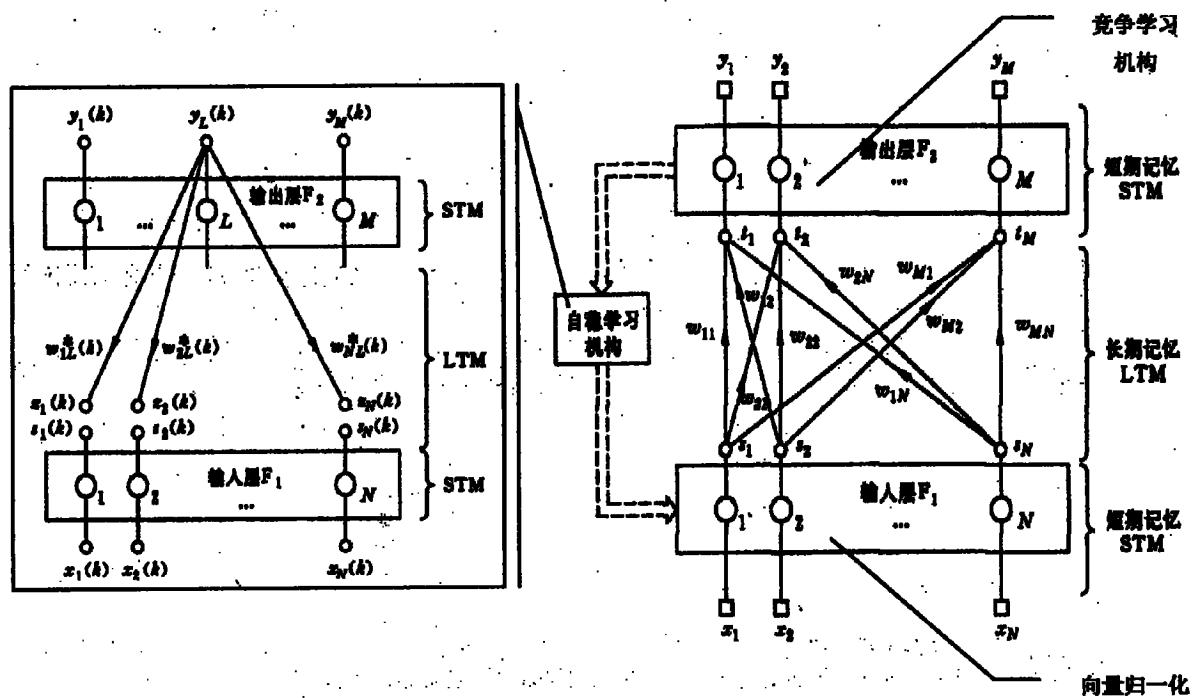
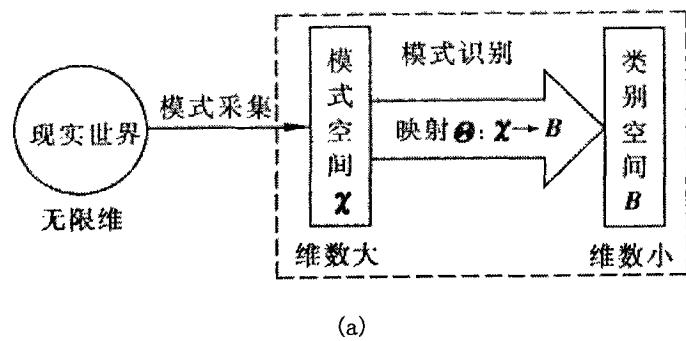
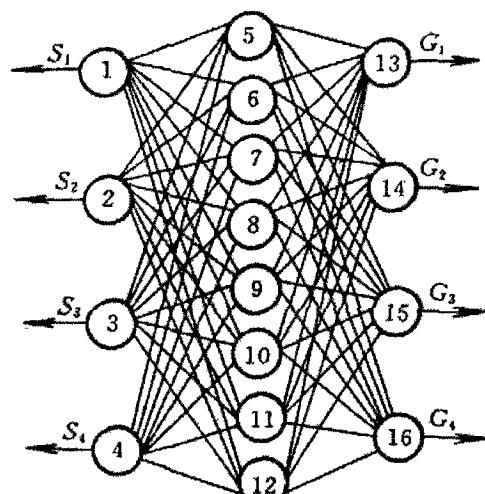


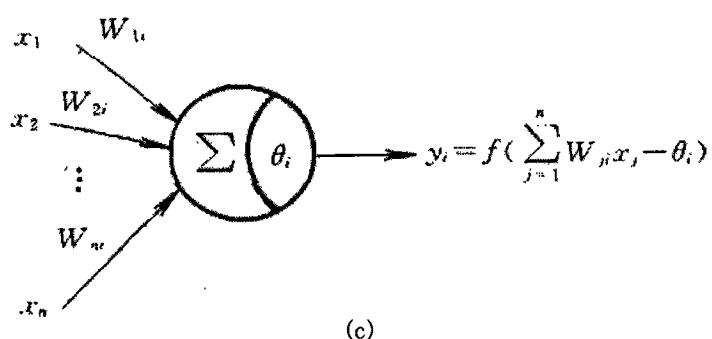
图 5



(a)



(b)



(c)

图 6

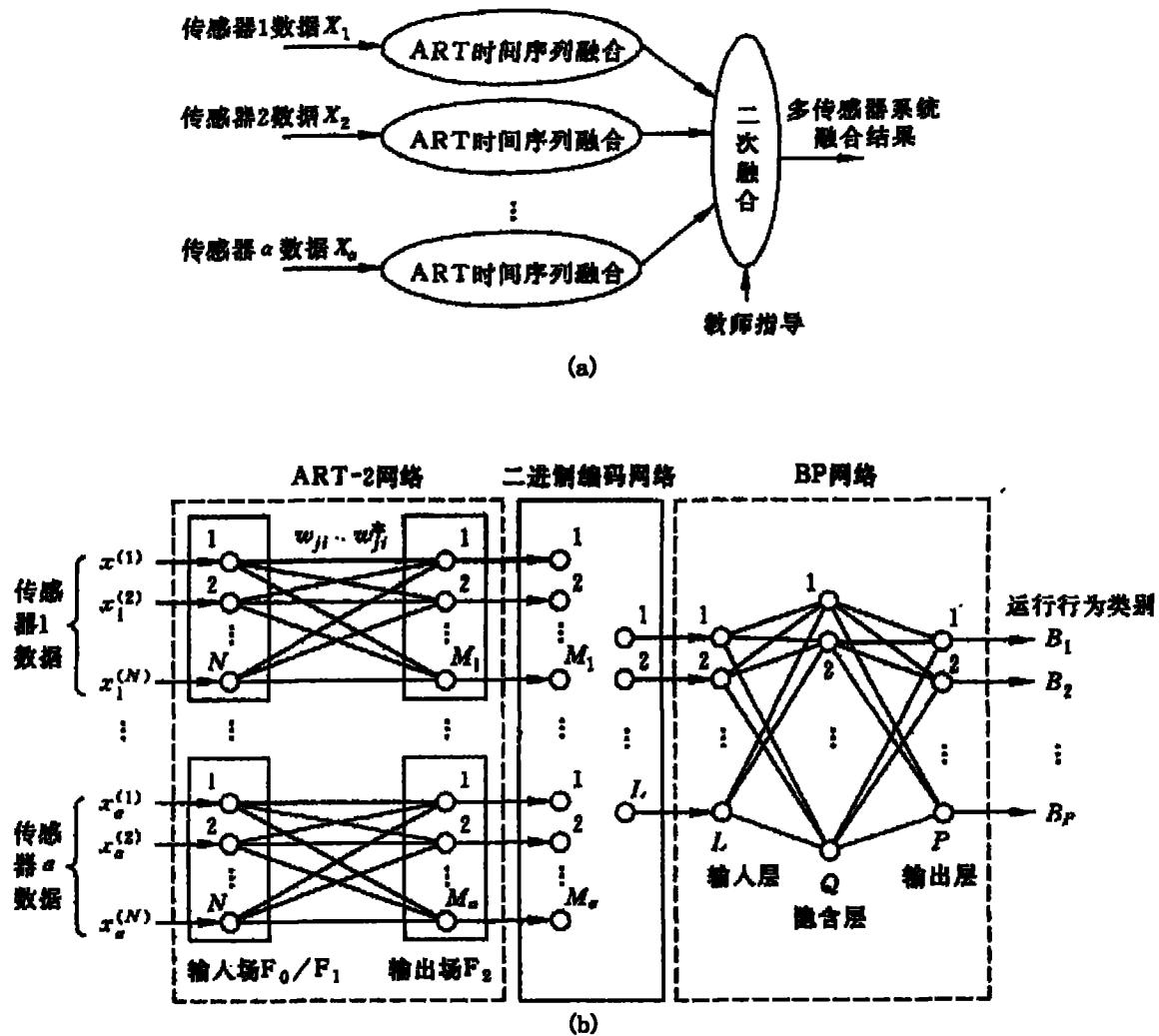


图 7