[19] 中华人民共和国国家知识产权局

[51] Int. Cl[7]
G06F 19/00
//G06F159：00,A61B5/00,
G06N3/02

[12] 发明专利申请公开说明书

[21] 申请号 03132141.0

[43] 公开日 2004 年 2 月 25 日

[11] 公开号 CN 1477581A

[22] 申请日 2003.7.1 [21] 申请号 03132141.0
[71] 申请人 南京大学
地址 210093 江苏省南京市汉口路 22 号
[72] 发明人 周志华

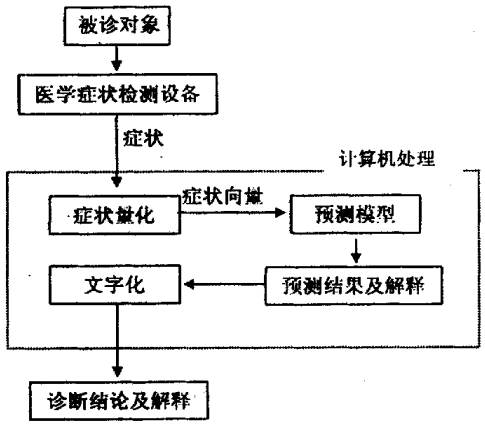
[74] 专利代理机构 南京苏高专利事务所
代理人 柏尚春

权利要求书 1 页 说明书 3 页 附图 3 页

[54] 发明名称 一种适用于计算机辅助医疗诊断的预测建模方法

[57] 摘要

本发明公开了一种适用于计算机辅助医疗诊断的预测建模方法，包括通过医学症状检测设备获取待诊对象的症状形成症状向量，经预测模型处理，即可得到预测结果，该方法包括以下步骤：(1)若预测模型未训练好，则执行步骤(2)，否则转到步骤(6)；(2)利用历史病例产生初始训练数据集；(3)利用初始训练数据集训练出一个神经网络集成；(4)利用神经网络集成对初始训练数据集进行处理以产生规则训练数据集；(5)利用规则学习技术从规则训练数据集中产生规则模型；(6)利用规则模型进行预测并给出结果及解释。本发明的优点是为计算机辅助医疗诊断装置提供了一种高精度、高可理解性的预测建模方法。



ISSN1008-4274

1、一种适用于计算机辅助医疗诊断的预测建模方法，包括通过医学症状检测设备获取待诊对象的症状，然后将症状进行量化得到症状向量[t_1, t_2, …, t_n]，其中 t_n 表示第 n 个症状值，症状向量交给预测模型处理，即可得到预测结果及解释的数字化表示形式，其特征是该方法包括以下步骤：

（1）若预测模型未训练好，则执行步骤（2），否则转到步骤（6）；

（2）利用历史病例产生初始训练数据集；

（3）利用初始训练数据集训练出一个神经网络集成；

（4）利用神经网络集成对初始训练数据集进行处理以产生规则训练数据集；

（5）利用规则学习技术从规则训练数据集中产生规则模型；

（6）利用规则模型进行预测并给出结果及解释；

（7）结束。

2、根据权利要求 1 所述的适用于计算机辅助医疗诊断的预测建模方法，其特征是：

在（4）中，利用神经网络集成产生用于建立规则模型的规则训练数据集 L_l 的步骤是：

（1）将 L_1 置为空集；

（2）从初始训练数据集 L_0 中获取一个症状向量及其类别；

（3）为每个类别分别设置一个计数器，用来记录神经网络给出的同类别预测结果的数目；

（4）将所有计数器清零；

（5）将控制参数 k 置为 1，k 是一个大于等于 1 但小于等于神经网络集成中神经网络的个数 N；

（6）取得神经网络集成中第 k 个神经网络对待诊症状向量给出的预测结果 F_k；

（7）将 F_k 所对应的类别的计数器加 1；

（8）将 k 加 1；

（9）判断 k 是否小于等于神经网络集成中神经网络的个数 N，如果是则表明还有其他神经网络尚未考察，转到步骤（6）；否则执行步骤（10）；

（10）对所有计数器中的值进行比较，找出值最大的计数器，并将其对应的类别作为当前症状向量的新类别；如果有多个计数器中的值均为最大值，则以这些计数器对应的类别中出现机会最大的疾病种类作为当前症状向量的新类别；

（11）将当前症状向量及其新类别加入 L_1；

（12）判断 L_0 中是否还有未考察的症状向量，如果有则转到步骤（2）；否则进入步骤（13）；

（13）结束。

一种适用于计算机辅助医疗诊断的预测建模方法

一、技术领域

本发明涉及一种计算机辅助医疗诊断装置，特别涉及一种利用神经网络集成技术和规则学习技术的高精度、高可理解性预测建模方法。

二、背景技术

随着计算机技术的发展，计算机辅助医疗诊断装置由于不受疲劳、情绪等因素的影响，已成为重要的辅助诊断手段。计算机辅助医疗诊断装置通常是利用一些预测建模方法对历史病例进行分析，从而建立预测模型，然后再用该预测模型来对新病例进行诊断，其结果提交给医学专家进行进一步的分析确诊，从而在一定程度上减轻医学专家的工作负担。因此，预测建模方法是计算机辅助医疗诊断装置的关键。一方面，由于医疗诊断务求精确，因此适用的预测建模方法必须具有很高的精度；另一方面，由于医疗诊断事关被诊者的身体健康和生命安全，因此适用的预测建模方法必须具有很高的可理解性，即在作出诊断结论之后还需要能提供对诊断的解释，这不仅是被诊者及其家属的需要，还是医学专家检查诊断过程的需要。然而，现有技术如神经网络等虽然具有高精度，但不具有高可理解性；而规则学习等虽然具有高可理解性，但却不具有高精度，这就对计算机辅助医疗诊断装置的性能造成了不利影响。

三、发明内容

本发明的目的是针对现有技术难以产生适用于计算机辅助医疗诊断装置的高精度、高可理解性预测模型的问题，提供一种高精度、高可理解性的预测建模方法，以辅助提高计算机辅助医疗诊断装置的性能。

为实现本发明所述目的，本发明提供一种利用机器学习中的神经网络集成技术和规则学习技术进行预测建模的方法，该方法包括以下步骤：（1）若预测模型未训练好，则执行步骤 2，否则转到步骤 6；（2）利用历史病例产生初始训练数据集；（3）利用初始训练数据集训练出一个神经网络集成；（4）利用神经网络集成对初始训练数据集进行处理以产生规则训练数据集；（5）利用规则学习技术从规则训练数据集中产生规则模型；（6）利用规则模型进行预测并给出结果及解释；（7）结束。

本发明的优点是为计算机辅助医疗诊断装置提供了一种高精度、高可理解性的预测建模方法，以辅助提高计算机辅助医疗诊断装置的性能。

下面将结合附图对最佳实施例进行详细说明。

四、附图说明

图 1 是计算机辅助医疗诊断装置的工作流程图。

图 2 是本发明方法的流程图。

图 3 是用神经网络集成产生规则训练数据集的流程图。

五、具体实施方式

如图 1 所示，计算机辅助医疗诊断装置利用医学症状检测设备例如体温、血压测量设备等获取待诊对象的症状例如体温、血压等，然后将症状进行量化以得到症状向量，例如[t_1, t_2, …, t_n]，其中 t_1表示第一个症状值，t_2表示第二个症状值，依此类推。症状向量交给预测模型处理，即可得到预测结果及解释的数字化表示形式，经过文字化处理后，就产生了最后提交给用户的诊断结论及解释。

本发明的方法如图 2 所示。步骤 10 是初始动作。步骤 11 判断预测模型是否已经训练好，若已训练好则可处理诊断任务，执行步骤 16；否则需进行训练，执行步骤 12。步骤 12 利用历史病例产生初始训练数据集，为叙述方便，称初始训练数据集为 L_0。L_0中包含了每一历史病例所对应的症状向量及其类别，即诊断出的具体疾病类别（“没有疾病”也作为一种类别）。步骤 13 利用统计学中常用的可重复取样技术从 L_0中产生 N个数据集，并用这 N个数据集中的每一个训练出一个神经网络，这些神经网络就组成了神经网络集成。N是一个用户预设的整数值例如 9，它确定了神经网络集成所包含的神经网络个数。这里使用的神经网络可以是任何类型的神经网络，只要可以执行预测任务即可，例如可以使用神经网络教科书中介绍的多层前馈 BP 网络。步骤 14 利用神经网络集成产生用于建立规则模型的规则训练数据集 L_1，该步骤将在后面的部分结合图 3 进行具体介绍。

图 2 的步骤 15 利用 L_1训练出规则模型。规则模型是一个由很多条 IF-Then 或类似形式的规则组成的预测模型，它由某种规则学习方法从某个训练数据集（这里就是 L_1）中训练出来。这里可以使用任何类型的规则学习方法，只要其产生的模型可以执行预测任务即可，例如可以使用机器学习教科书中介绍的 RIPPER、C4.5 Rule 等。步骤 16 接收待诊断的症状向量。步骤 17 将症状向量提交给训练好的规则模型进行预测。步骤 18 给出规则模型产生的预测结果及预测过程中使用的规则，这些规则就组成了对该预测结果的解释。步骤 19 是结束状态。

由于本发明的方法建立的预测模型是规则模型，因此其具有高理解性；又由于该方法利用了具有高精度的神经网络集成来产生建立规则模型的训练数据集，这可以视为对初始数据集进行了去噪、增强等良性处理，因此建立的规则模型也具有高精度。

图 3 详细说明了图 2 的步骤 14，其作用是利用神经网络集成来产生用于建立规则模型的规则训练数据集 L_1。图 3 的步骤 140 是起始状态。步骤 141 将 L_1置为空集。步骤 142 从图 2 的步骤 12 产生的初始训练数据集 L_0中获取一个症状向量及其类别。步骤 143 为每个类别分别设置一个计数器，这些计数器用来记录有多少个神经网络给出的预测结果是该类别，这里的各类别分别对应了诊断出的具体疾病类别(“没有疾病”也作为一种类别)。

步骤 144 将所有计数器清零。步骤 145 将控制参数 k 置为 1，k 是一个大于等于 1 但小于等于图 2 中步骤 13 的 N 的一个整数值，它用来指示当前考察的神经网络的序号。步骤 146 取得神经网络集成中第 k 个神经网络对待诊症状向量给出的预测结果，为叙述方便，称该结果为 F_k。步骤 147 将 F_k 所对应的类别的计数器加一。步骤 148 将 k 加一。步骤 149 判断 k 是否小于等于神经网络集成中神经网络的个数，即图 2 中步骤 13 的 N，如果是则表明还有其他神经网络尚未考察，转到步骤 146；否则就执行步骤 150。

图 3 的步骤 150 对所有计数器中的值进行比较，找出值最大的计数器，并将其对应的类别作为当前症状向量的新类别；如果有多个计数器中的值均为最大值，则以这些计数器对应的类别中出现机会最大的疾病种类作为当前症状向量的新类别。步骤 151 将当前症状向量及其新类别加入 L_1。步骤 152 判断 L0 中是否还有未考察的症状向量，如果有则转到步骤 142；否则就进入步骤 153，即图 3 的结束状态。

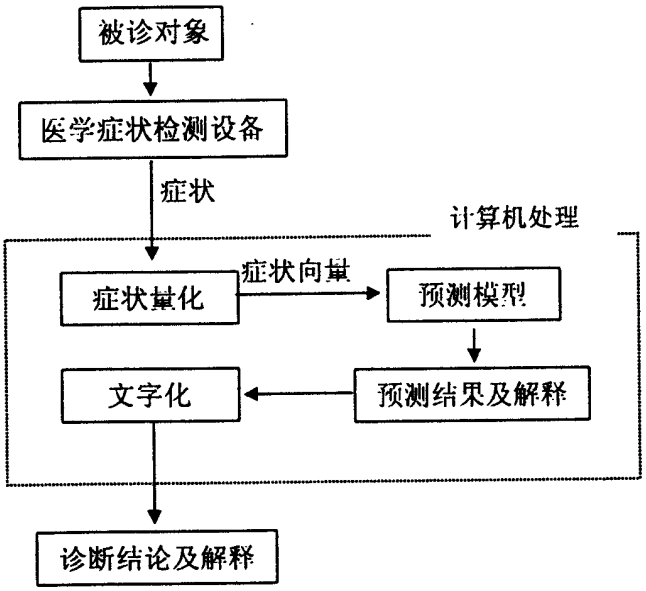


图 1

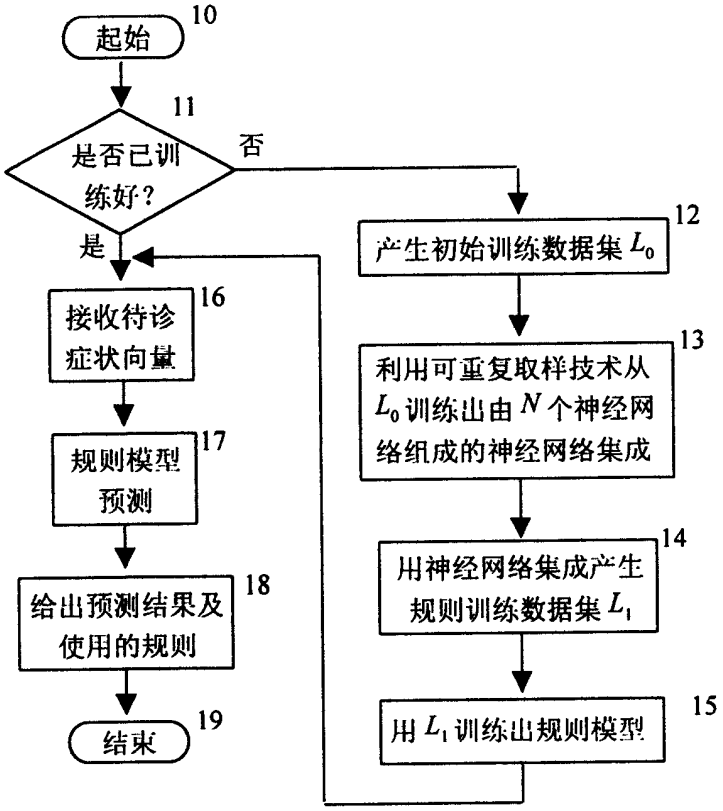

起始
10
是否已训练好？
11
否
是
产生初始训练数据集 L_0
12
利用可重复取样技术从 L_0 训练出由 N 个神经网络组成的神经网络集成
13
用神经网络集成产生规则训练数据集 L_1
14
用 L_1 训练出规则模型
15
接收待诊症状向量
16
规则模型预测
17
给出预测结果及使用的规则
18
结束
19

图 2

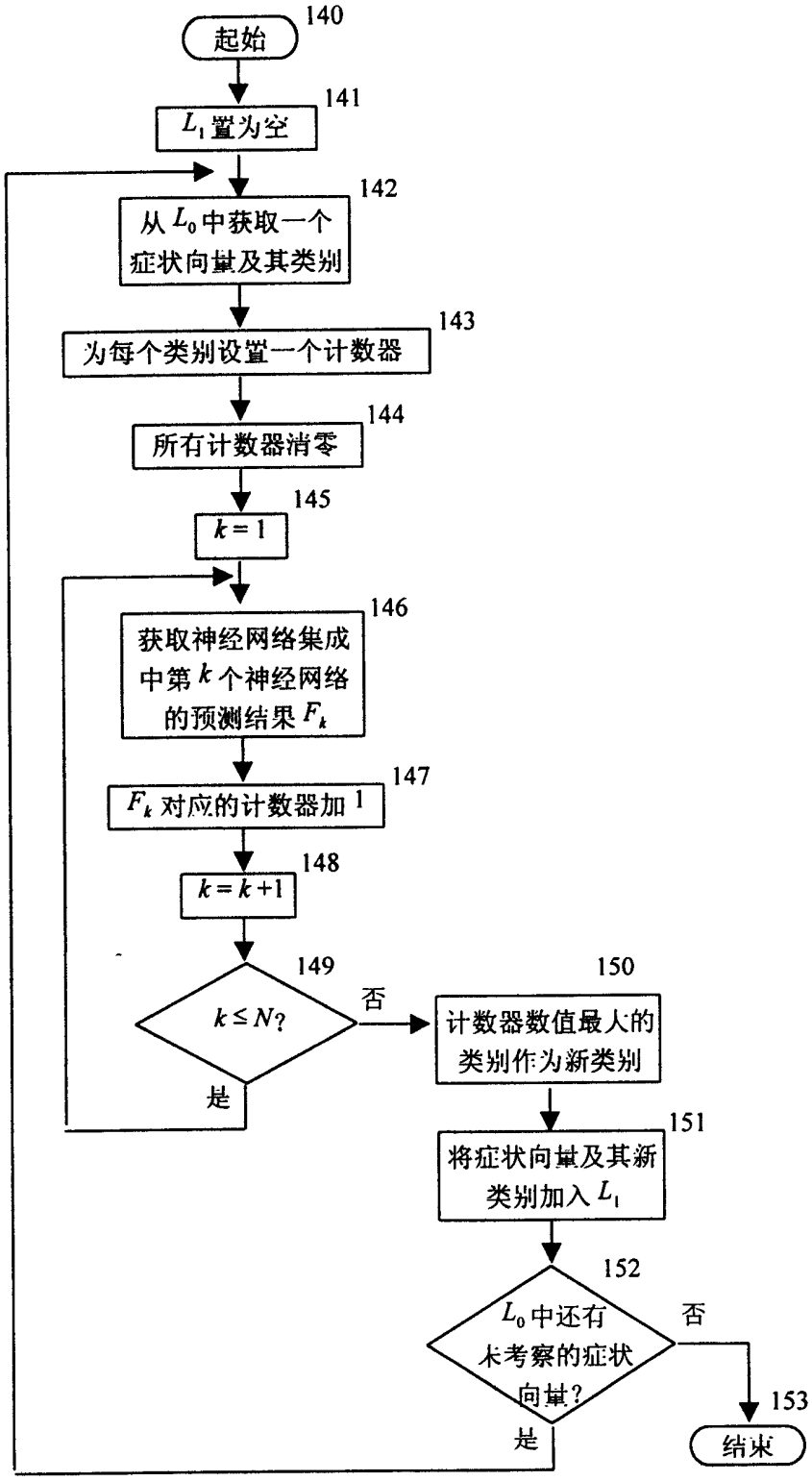

140
起始
141
L_1置为空
142
从L_0中获取一个症状向量及其类别
143
为每个类别设置一个计数器
144
所有计数器清零
145
$k=1$
146
获取神经网络集成中第k个神经网络的预测结果F_k
147
F_k对应的计数器加1
148
$k=k+1$
149
$k \le N$?
否
是
150
计数器数值最大的类别作为新类别
151
将症状向量及其新类别加入L_1
152
L_0中还有未考察的症状向量?
否
是
153
结束

图 3