



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108095716 A

(43)申请公布日 2018.06.01

(21)申请号 201711162364.X

(22)申请日 2017.11.21

(71)申请人 郑州鼎创智能科技有限公司

地址 450001 河南省郑州市高新技术产业
开发区冬青街7号A2座16楼1602号

申请人 河南工业大学

(72)发明人 文成林 吴兰

(74)专利代理机构 郑州优盾知识产权代理有限
公司 41125

代理人 孙诗雨 栗改

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/0452(2006.01)

A61B 5/04(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

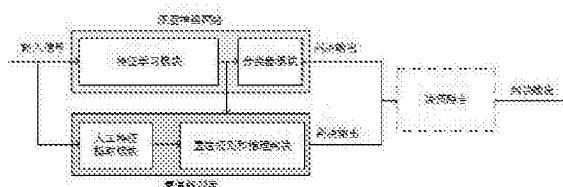
权利要求书2页 说明书4页 附图1页

(54)发明名称

一种基于置信规则库和深度神经网络的心电信号检测方法

(57)摘要

本发明提出了一种基于置信规则库和深度神经网络的心电信号检测方法,步骤为:根据输入信号构建深度神经网络模型,选择网络损失函数,利用网络损失函数驱动深度神经网络根据输入数据进行训练;根据输入信号利用专家知识提取人工特征;结合人工特征深度神经网络学习到的特征作为共同输入构建置信规则库,采用改进的协方差矩阵自适应进化策略优化置信规则库的参数,并对置信规则库中的规则进行约减;采用融合方法对深度神经网络模型和置信规则库的判决输出进行决策融合。本发明充分发挥基于专家经验知识的建模和基于深度网络学习从大量数据中发现复杂模式的优势,根据测试者心电信号对其可能存在的潜在病症进行自动判决,得到更鲁棒准确的判决。



1. 一种基于置信规则库和深度神经网络的心电信号检测方法,其特征在于,其步骤如下:

步骤一:根据输入信号构建深度神经网络模型,选择网络损失函数,利用网络损失函数驱动深度神经网络根据输入数据进行训练;

步骤二:根据输入信号利用专家知识提取人工特征;

步骤三:结合人工特征深度神经网络学习到的特征作为共同输入构建置信规则库,采用改进的CMA-ES算法优化置信规则库的参数,并对置信规则库中的规则进行约减;

步骤四:采用融合方法对深度神经网络模型和置信规则库的判决输出进行决策融合,得到更为鲁棒、准确的判决结果。

2. 根据权利要求1所述的基于置信规则库和深度神经网络的心电信号检测方法,其特征在于,所述深度神经网络模型的网络结构为卷积神经网络、循环神经网络、全连接结构或生成式对抗网络;所述网络损失函数为选择交叉熵损失函数或对抗损失函数;所述融合方法包括加权融合方法或分层融合方法。

3. 根据权利要求1或2所述的基于置信规则库和深度神经网络的心电信号检测方法,其特征在于,所述改进的CMA-ES算法中,置信规则库的优化模型为:

$$\{\theta_b^* \{f_{ik}^d(x_i, \theta_d)\}^*\} = \arg \min_{\theta_b, f_{ik}^d(x_i, \theta_d)} \frac{1}{N} \sum_i \xi_b(g_b(f_{ik}^a, \{f_{ik}^d(x_i, \theta_d)\}, \theta_b), y_i)$$

其中, ξ_b 为损失函数; $\{x_i\}$ 为输入样本, $\{f_{ij}^a\}$ 为人工特征, $\{f_{ik}^d\}$ 为深度学习特征, $\{y_i\}$ 为样本标签, i 为样本索引, j 和 k 分别为人工特征和深度学习特征的向量索引, N 代表样本个数;置信规则库的输出为 $g_b(f_{ik}^a, f_{ik}^d, \theta_b)$, θ_b 是置信规则库的参数;

深度神经网络模型为:

$$\theta_d^* = \arg \min_{\theta_d} \frac{1}{N} \sum_i \xi_d(g_d(x_i, \theta_d), y_i)$$

深度神经网络的预测输出为 $g_d(x_i, \theta_d)$, θ_d 是深度神经网络的参数,深度学习特征 $\{f_{ik}^d\}$ 表示为 $\{f_{ik}^d(x_i, \theta_d)\}$, ξ_d 为损失函数;

置信规则库的优化模型在每一步迭代时给出深度学习特征的更新量 Δf_{ik}^d 。

4. 根据权利要求3所述的基于置信规则库和深度神经网络的心电信号检测方法,其特征在于,所述损失函数 ξ_b 和损失函数 ξ_d , 对于回归问题取为平方函数,对于分类问题取为交叉熵函数。

5. 根据权利要求3所述的基于置信规则库和深度神经网络的心电信号检测方法,其特征在于,结合置信规则库和深度神经网络的端到端优化训练的模型为:

$$\{\theta_d^*, \theta_b^*\} = \arg \min_{\theta_d, \theta_b} \frac{1}{N} \sum_i \left(w_b \xi_b(g_b(f_{ik}^a, \{f_{ik}^d(x_i, \theta_d)\}, \theta_b), y_i) + w_d \xi_d(g_d(x_i, \theta_d), y_i) \right),$$

其中, w_b 是置信规则库的损失权重, w_d 是深度神经网络的损失权重;

结合随机梯度下降方法和改进的CMA-ES算法对进行结合置信规则库和深度神经网络的端到端优化训练的模型进行迭代求解。

6. 根据权利要求5所述的基于置信规则库和深度神经网络的心电信号检测方法,其特

征在于,所述损失权重 w_b 和 w_g 根据开发集寻优的方法确定,或采用特征对损失函数的重要性分析和损失函数对特征的敏感度分析的方式确定。

7.根据权利要求2所述的基于置信规则库和深度神经网络的心电信号检测方法,其特征在于,所述决策融合的实现方法为:记样本类别为 $\Lambda = \{1, \dots, K\}$, K 表示样本类别总数,深度神经网络的预测概率输出为 $\{P_{ik}^d, k \in \Lambda\}$,置信规则库的预测概率输出为 $\{P_{ik}^b, k \in \Lambda\}$, P_w^d 和 P_w^b 为融合权重记,则有融合结果如下:

$$P_{fusion,k} = P_{ik}^d P_w^d + P_{ik}^b P_w^b$$

最终的融合分类结果为:

$$k = \arg \max_{k \in \Lambda} P_{fusion,k} \circ$$

一种基于置信规则库和深度神经网络的心电信号检测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及智慧医疗的技术领域,尤其涉及一种基于置信规则库和深度神经网络的心电信号检测方法。

背景技术

[0002] 现有的心电诊断方法大多是有经验的医生根据测试者心电信号进行判断。医生的医学知识和病例经验对于检测准确性非常重要。近年来,自动化检测的方法也开始出现,主要可以分为两类:基于专家系统的方法和基于数据驱动的方法。前者以置信规则库方法为典型代表,首先提取心电信号的特征表示,然后根据专家经验知识设计规则并构建置信规则库,然后进行参数寻优和规则约减,最后应用所建立的置信规则库对输入测试样本进行推理判决;后者以机器学习方法为典型代表,首先从原始数据中提取有用的、紧致的特征表示,然后设计并训练分类器,最后利用训练的分类器对输入心电信号进行分类判决。

[0003] 现有的两种方法都存在各自的问题。置信规则库的方法虽然可以利用专家经验知识对输入特征进行建模,但专家经验知识也存在难量化、难表示等问题,而且置信规则库的复杂度随着输入特征维数的增加呈指数级增加,实际中需要对规则库进行有效约减。机器学习算法完全是数据驱动,专家知识对于最终决策影响很少,容易受到样本采集偏好误差等因素影响导致分类器泛化能力差。

发明内容

[0004] 针对现有心电诊断方法复杂度随着输入特征维数的增加呈指数级增加,分类器泛化能力差的技术问题,本发明提出一种基于置信规则库和深度神经网络的心电信号检测方法,针对医学检测中的心电信号进行自动检测、分类并判决进行辅助诊断,充分发挥基于专家经验知识的建模和基于深度学习从大量数据中发现复杂模式的优势,实现更好的检测效果。

[0005] 为了达到上述目的,本发明的技术方案是这样实现的:一种基于置信规则库和深度神经网络的心电信号检测方法,其步骤如下:

[0006] 步骤一:根据输入信号构建深度神经网络模型,选择网络损失函数,利用网络损失函数驱动深度神经网络根据输入数据进行训练;

[0007] 步骤二:根据输入信号利用专家知识提取人工特征;

[0008] 步骤三:结合人工特征深度神经网络学习到的特征作为共同输入构建置信规则库,采用改进的CMA-ES算法优化置信规则库的参数,并对置信规则库中的规则进行约减;

[0009] 步骤四:采用融合方法对深度神经网络模型和置信规则库的判决输出进行决策融合,得到更为鲁棒、准确的判决结果。

[0010] 所述深度神经网络模型的网络结构为卷积神经网络、循环神经网络、全连接结构或生成式对抗网络;所述网络损失函数为选择交叉熵损失函数或对抗损失函数;所述融合方法包括加权融合方法或分层融合方法。

[0011] 所述改进的CMA-ES算法中,置信规则库的优化模型为:

$$[0012] \quad \left\{ \theta_b^* \left\{ f_{ik}^d(x_i, \theta_d) \right\}^* \right\} = \arg \min_{\theta_b, f_{ik}^d(x_i, \theta_d)} \frac{1}{N} \sum_i \xi_b \left(g_b \left(f_{ik}^a, \left\{ f_{ik}^d(x_i, \theta_d) \right\}, \theta_b \right), y_i \right)$$

[0013] 其中, ξ_b 为损失函数; $\{x_i\}$ 为输入样本, $\{f_{ij}^a\}$ 为人工特征, $\{f_{ik}^d\}$ 为深度学习特征, $\{y_i\}$ 为样本标签, i 为样本索引, j 和 k 分别为人工特征和深度学习特征的向量索引, N 代表样本个数;置信规则库的输出为 $g_b(f_{ik}^a, f_{ik}^d, \theta_b)$, θ_b 是置信规则库的参数;

[0014] 深度神经网络模型为:

$$[0015] \quad \theta_d^* = \arg \min_{\theta_d} \frac{1}{N} \sum_i \xi_d(g_d(x_i, \theta_d), y_i)$$

[0016] 深度神经网络的预测输出为 $g_d(x_i, \theta_d)$, θ_d 是深度神经网络的参数,深度学习特征 $\{f_{ik}^d\}$ 表示为 $\{f_{ik}^d(x_i, \theta_d)\}$, ξ_d 为损失函数;

[0017] 置信规则库的优化模型在每一步迭代时给出深度学习特征的更新量 Δf_{ik}^d 。

[0018] 所述损失函数 ξ_b 和损失函数 ξ_d , 对于回归问题取为平方函数, 对于分类问题取为交叉熵函数。

[0019] 结合置信规则库和深度神经网络的端到端优化训练的模型为:

$$[0020] \quad \left\{ \theta_d^*, \theta_b^* \right\} = \arg \min_{\theta_d, \theta_b} \frac{1}{N} \sum_i \left(w_b \xi_b \left(g_b \left(f_{ik}^a, \left\{ f_{ik}^d(x_i, \theta_d) \right\}, \theta_b \right), y_i \right) + w_d \xi_d \left(g_d(x_i, \theta_d), y_i \right) \right),$$

[0021] 其中, w_b 是置信规则库的损失权重, w_d 是深度神经网络的损失权重;

[0022] 结合随机梯度下降方法和改进的CMA-ES算法对进行结合置信规则库和深度神经网络的端到端优化训练的模型进行迭代求解。

[0023] 所述损失权重 w_b 和 w_d 根据开发集寻优的方法确定, 或采用特征对损失函数的重要性分析和损失函数对特征的敏感度分析的方式确定。

[0024] 所述决策融合的实现方法为: 记样本类别为 $\Lambda = \{1, \dots, K\}$, K 表示样本类别总数, 深度神经网络的预测概率输出为 $\{P_{ik}^d, k \in \Lambda\}$, 置信规则库的预测概率输出为 $\{P_{ik}^b, k \in \Lambda\}$, P_w^d 和 P_w^b 为融合权重记, 则有融合结果如下:

$$[0025] \quad P_{fusion,k} = P_{ik}^d P_w^d + P_{ik}^b P_w^b$$

[0026] 最终的融合分类结果为:

$$[0027] \quad k = \arg \max_{k \in \Lambda} P_{fusion,k}$$

[0028] 本发明的有益效果: 结合专家知识的置信规则库和数据驱动固定深度神经网络联合建模, 实现一种端到端的检测方法, 能够根据测试者心电信号对其可能存在的潜在病症进行自动判决; 充分发挥基于专家经验知识的建模和基于深度学习从大量数据中发现复杂模式的优势, 实现了更好的检测效果。本发明可以集成在便携式自动诊断装置或医疗场所固定诊断装置中, 一方面方便测试者本人及时发现病情征兆; 另一方面可以为医生提供诊断参考, 降低其工作量和诊断误差。

附图说明

[0029] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0030] 图1为本发明的流程图。

具体实施方式

[0031] 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,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,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付出创造性劳动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。

[0032] 如图1所示,一种基于置信规则库和深度神经网络的心电信号检测方法,其步骤如下:

[0033] 步骤一:根据输入信号构建深度神经网络模型,选择网络损失函数,利用网络损失函数驱动深度神经网络根据输入数据进行训练。

[0034] 本发明包括深度神经网络和置信规则库两个主要部分,以及一个可选的决策融合。深度神经网络模型的网络结构为卷积神经网络、循环神经网络、全连接结构或生成式对抗网络等网络结构;网络损失函数为选择交叉熵损失函数或对抗损失函数等。

[0035] 步骤二:根据输入信号利用专家知识提取人工特征。

[0036] 步骤三:结合人工特征深度神经网络学习到的特征作为共同输入构建置信规则库,采用改进的CMA-ES算法优化置信规则库的参数,并对置信规则库中的规则进行约减。

[0037] 输入到置信规则库的特征有两类:一是根据专家知识提取的人工特征;一类是神经网络从数据中学习到的特征。专家知识通常比较稳定,因此提取特征的方法比较固定,一般不需要进行修改。但是,深度神经网络模型学习到的特征好坏是由损失函数驱动的。因此,提出了一种改进的协方差矩阵自适应进化策略(CMA-ES算法),可以使得置信规则库在优化的构成中,计算所输入的深度学习特征的更新量,从而提供监督信号,回传给深度神经网络驱动其学习到更好的特征表示。首先,给出基于置信规则库和深度神经网络单独优化的方法,然后在此基础上给出端到端优化训练方法。

[0038] 记输入样本为 $\{x_i\}$,人工特征为 $\{f_{ij}^a\}$,深度学习特征为 $\{f_{ik}^d\}$,样本标签为 $\{y_i\}$,其中, i 为样本索引, j,k 分别为人工特征和深度学习特征的向量索引, N 为样本个数。记置信规则库的输出为 $g_b(f_{ik}^a, f_{ik}^d, \theta_b)$,其中, θ_b 是置信规则库的参数,则经典的置信规则库优化可以写为:

$$[0039] \quad \theta_b^* = \arg \min_{\theta_b} \frac{1}{N} \sum_i \xi_b(g_b(f_{ik}^a, f_{ik}^d, \theta_b), y_i) \quad (1)$$

[0040] 其中, ξ_b 为损失函数,对于回归问题通常取成平方函数,对于分类问题可以取成交叉熵函数。

[0041] 记深度神经网络的预测输出为 $g_d(x_i, \theta_d)$, 其中, θ_d 是深度神经网络的参数, 深度学习特征 $\{f_{ik}^d\}$ 可以表示成 $\{f_{ik}^d(x_i, \theta_d)\}$, 则深度神经网络的优化可以写为:

$$[0042] \quad \theta_d^* = \arg \min_{\theta_d} \frac{1}{N} \sum_i \xi_d(g_d(x_i, \theta_d), y_i) \quad (2)$$

[0043] 这里, 损失函数 ξ_d 可以和上述置信规则库中的取法相同, 也可以不同。

[0044] 如上文所述, 单独训练置信规则库和深度神经网络忽略了二者之间的联系, 也不能充分发挥专家知识和数据驱动联合优化建模的优势。因此, 对式(1)进行修改如下:

$$[0045] \quad \{\theta_b^*, \theta_d^*\} = \arg \min_{\theta_b, \theta_d} \frac{1}{N} \sum_i \xi_b(g_b(f_{ik}^a, \{f_{ik}^d(x_i, \theta_d)\}), \theta_b, y_i)。$$

[0046] 针对性的修改CMA-ES算法, 使其在每一步迭代时能够给出深度学习特征的更新量 Δf_{ik}^d , 从而为深度神经网络提供监督信号, 实现联合优化训练的目的。基于上述修改形式, 结合置信规则库和深度神经网络的端到端优化训练可以写为:

$$[0047] \quad \{\theta_b^*, \theta_d^*\} = \arg \min_{\theta_b, \theta_d} \frac{1}{N} \sum_i \left(w_b \xi_b(g_b(f_{ik}^a, \{f_{ik}^d(x_i, \theta_d)\}), \theta_b, y_i) + w_d \xi_d(g_d(x_i, \theta_d), y_i) \right)。$$

[0048] 其中, w_b 和 w_d 分别是置信规则库和深度神经网络的损失权重。求解上述优化问题可以采用结合随机梯度下降(SGD)和上述修改的CMA-ES算法进行迭代实现。具体的, CMA-ES迭代计算的更新量 Δf_{ik}^d 和SGD迭代计算的更新量可以一起监督深度学习特征 f_{ik}^d 的更新, 进而对网路权重进行更新。需要指出的是, 上述优化目标中的损失权重 w_b 和 w_d 可以根据开发集寻优的方法确定, 也可以采用特征对损失函数的重要性分析和损失函数对特征的敏感度分析的方式确定。

[0049] 步骤四: 采用融合方法对深度神经网络模型和置信规则库的判决输出进行决策融合, 得到更为鲁棒、准确的判决结果。

[0050] 融合方法包括加权融合方法或分层融合方法。给出图1中的可选模块决策融合的实现方法。简单起见, 本发明只给出分类问题的实施例。记样本类别为 $\Lambda = \{1, \dots, K\}$, 深度神经网络的预测概率输出为 $\{P_{ik}^d, k \in \Lambda\}$, 置信规则库的预测概率为 $\{P_{ik}^b, k \in \Lambda\}$, 融合权重记作 P_w^d 和 P_w^b , P_w^b 为先验置信概率, 则有融合结果如下:

$$[0051] \quad P_{fusion,k} = P_{ik}^d P_w^d + P_{ik}^b P_w^b,$$

[0052] 据此, 最终的融合分类结果为:

$$[0053] \quad k = \arg \max_{k \in \Lambda} P_{fusion,k}。$$

[0054] 以上所述仅为本发明的较佳实施例而已, 并不用以限制本发明, 凡在本发明的精神和原则之内, 所作的任何修改、等同替换、改进等, 均应包含在本发明的保护范围之内。

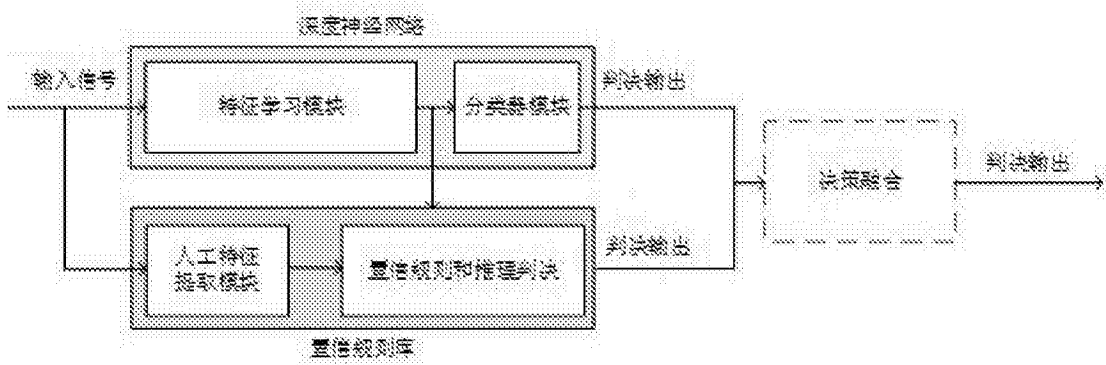


图1

专利名称(译)	一种基于置信规则库和深度神经网络的心电信号检测方法		
公开(公告)号	CN108095716A	公开(公告)日	2018-06-01
申请号	CN201711162364.X	申请日	2017-11-21
[标]申请(专利权)人(译)	河南工业大学		
申请(专利权)人(译)	河南工业大学		
当前申请(专利权)人(译)	河南工业大学		
[标]发明人	文成林 吴兰		
发明人	文成林 吴兰		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/0452 A61B5/04 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/0452 A61B5/7235 A61B5/7246 A61B5/7267		
代理人(译)	孙诗雨		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提出了一种基于置信规则库和深度神经网络的心电信号检测方法，步骤为：根据输入信号构建深度神经网络模型，选择网络损失函数，利用网络损失函数驱动深度神经网络根据输入数据进行训练；根据输入信号利用专家知识提取人工特征；结合人工特征深度神经网络学习到的特征作为共同输入构建置信规则库，采用改进的协方差矩阵自适应进化策略优化置信规则库的参数，并对置信规则库中的规则进行约减；采用融合方法对深度神经网络模型和置信规则库的判决输出进行决策融合。本发明充分发挥基于专家经验知识的建模和基于深度网络学习从大量数据中发现复杂模式的优势，根据测试者心电信号对其可能存在的潜在病症进行自动判决，得到更鲁棒准确的判决。

