



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110448273 A

(43)申请公布日 2019.11.15

(21)申请号 201910808552.8

(22)申请日 2019.08.29

(71)申请人 江南大学

地址 214000 江苏省无锡市滨湖区蠡湖大道1800号

(72)发明人 顾晓峰 田青 虞致国

(74)专利代理机构 哈尔滨市阳光惠远知识产权代理有限公司 23211

代理人 彭素琴

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0476(2006.01)

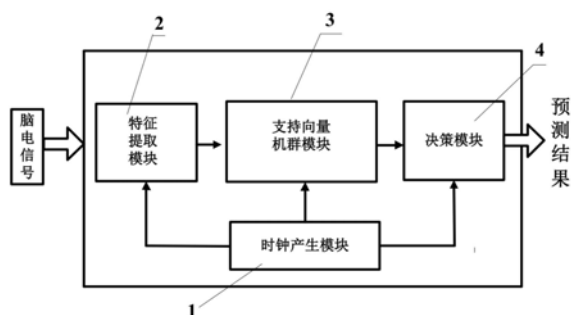
权利要求书2页 说明书9页 附图3页

(54)发明名称

一种基于支持向量机的低功耗癫痫预测电路

(57)摘要

本发明公开了一种基于支持向量机的低功耗癫痫预测电路,属于智能医疗应用领域。所述电路在该预测电路中采用线型SVM群模型对脑电特征空间建立超平面并进行分割预测,取代了传统采用高斯核函数SVM,最后通过加权投票机制和阈值判定策略提高线型预测的准确率,发出警报标志,本发明提供的基于支持向量机的癫痫预测电路通过硬件电路实现线性SVM,在保证预测准确率的基础上大大降低了功耗,相对于传统采用高斯核函数实现SVM的方法大大降低了功耗,能够更好的适应智能医疗应用的要求。



1. 一种基于支持向量机的低功耗癫痫预测电路,其特征在于,所述电路包括:时钟生成模块、特征提取模块、支持向量机群模块以及决策模块,所述时钟生成模块分别与特征提取模块、支持向量机群模块及决策模块连接;特征提取模块、支持向量机群模块、决策模块依次连接;

在所述特征提取模块的输入端输入脑电信号,以便所述特征提取模块对输入的脑电信号进行特征提取,并将提取到的特征传输至支持向量机群模块;所述支持向量机群模块包括K个线型支持向量机,所述K个线型支持向量机同时根据提取到的特征进行预测,将预测结果传输至决策模块;所述决策模块依次采用加权投票机制和阈值判定策略对K个线型支持向量机的预测结果进行决策得出最终预测结果。

2. 根据权利要求1所述的电路,其特征不在于,所述K个线型支持向量机的超平面具有互补性,每个线性支持向量机采用下述公式进行预测:

$$y_u = \text{sig} \left(\sum_{i=1}^{N_{sv}} y_i \alpha_i L(\overrightarrow{sv_i}, \vec{u}_k) + b \right)$$

其中, α_i 、 $\overrightarrow{sv_i}$ 和b分别对应支持向量系数、支持向量和超平面平移系数; N_{sv} 为支持向量机训练完成后支持向量的个数; y_i 表示每组支持向量的标签-1或1; $\vec{u}_k$ 表示脑电提取的小波系数能量子特征向量; $L(\overrightarrow{sv_i}, \vec{u}_k)$ 表示支持向量机的核函数;

y_u 取值为-1或1,分别表示癫痫不发作和发作。

3. 根据权利要求1所述的电路,其特征不在于,所述支持向量机群模块中的每个线型支持向量机包括支持向量和测试向量存储器、乘加运算单元、加法器、寄存器和控制模块;

预测过程中,测试向量存储器中的特征向量 $\vec{u}_k$ 通过乘加运算单元与支持向量完成内积运算,内积运算结果复用乘加运算单元与支持向量系数 α_i 再次完成内积运算,其结果通过加法器加上超平面平移系数b,然后经过符号函数判断得出最终预测结果 y_u 放在寄存器中,整个过程中,控制模块控制支持向量和测试向量存储器、乘加运算单元、加法器、寄存器的打开和闭合。

4. 根据权利要求1所述的电路,其特征不在于,所述时钟生成模块生成频率为 f_{samp} 及2分频时钟 f_2 、4分频时钟 f_4 、8分频时钟 f_8 、16分频时钟 f_{16} 和32分频时钟 f_{32} 、预测时钟 f_p 、决策时钟 f_d ;所述时钟生成模块将频率 f_{samp} 及2分频时钟 f_2 、4分频时钟 f_4 、8分频时钟 f_8 、16分频时钟 f_{16} 和32分频时钟 f_{32} 输入特征提取模块中,将预测时钟 f_p 的时钟接入支持向量机群模块中,将决策时钟 f_d 接入决策模块中。

5. 根据权利要求4所述的电路,其特征不在于,所述特征提取模块用于提取脑电信号的频域特征;频域特征为小波分解系数能量子 R_2 、 R_3 、 R_4 ;所述特征提取模块提取到的频域特征为由小波分解系数能量子组成的3维特征向量 $Z = (R_2, R_3, R_4)$,所述特征提取模块提取到上述3维特征向量Z后将其传输到支持向量机群模块。

6. 根据权利要求5所述的电路,其特征不在于,所述支持向量机群模块在接收到所述特征提取模块传输过来的3维特征向量Z后,利用已训练好的预测模型进行预测计算,预测计算过程中采用并行计算方式,在预测时钟 f_p 的时钟下,利用K个线型支持向量机同时预测。

7. 根据权利要求6所述的电路,其特征不在于,所述决策模块包括一个存储单元,用于存

储 K 个线型支持向量机的权重 β_k ;在决策时钟 f_d 下,来自支持向量机群模块各个线型支持向量机的预测结果与其对应的权重 β_k 进行乘加运算,从而得出支持向量机群模块的预测结果。

8.根据权利要求7所述的电路,其特征在于,所述决策模块在得出支持向量机群模块的预测结果后,采取阈值判定策略,当连续给出 M 个预发作状态,则认定脑电信号的癫痫即将发作并发出警报;否则,忽略本次预测结果。

9.根据权利要求8所述的电路,其特征在于,所述已训练好的预测模型由计算机软件MATLAB训练得出,支持向量机群模块实现初步决策;训练过程中导出训练模型,包括支持向量系数、支持向量和超平面平移系数,通过训练模型系数构建预测超平面,实现初步决策功能。

10.根据权利要求9所述的电路,其特征在于,所述输入的脑电信号为 $N \times 1$ 维癫痫患者脑电数据。

一种基于支持向量机的低功耗癫痫预测电路

技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于支持向量机的低功耗癫痫预测电路,属于智能医疗应用领域。

背景技术

[0002] 针对癫痫发作预测,大量的实验表明,其发作会经历一个过程,它的发作存在很大的预测性。脑电信号作为生理信号的一种,研究者发现可以根据脑电信号的分析实现对癫痫发作的预测,研究者把脑电信号(Electroencephalogram, EEG)分为4个阶段,发作间期、发作前期、发作期和发作后期。癫痫预测的关键在于尽可能早的识别出发作前期的脑电信号。

[0003] 随着物联网技术和智能医疗技术的发展,目前对生理信号的通用处理方式是:

[0004] 1) 利用传感器将人体生理信号转化为电信号;

[0005] 2) 利用模数转换器将模拟电信号转化为数字信号;

[0006] 3) 利用射频模块将数字信号无线发射至智能终端等监控设备;

[0007] 4) 采用大数据信号处理算法对数字信号进行实时处理。

[0008] 这种处理方式优点在于,终端可存储着大量生理信号,后期可进行多种算法分析,但是功耗较大。

[0009] 另一方面,EEG特征和诊断结果之间的关系难以描述,因此早期传统的脑电处理器仅负责采集EEG并上传至云端。近年来,机器学习蓬勃发展,利用机器学习算法模型可以从海量数据中学习出输入到输出的对应关系,从而进行识别和诊断。在关于脑电处理的机器学习算法中,一般使用准确率较高的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)作为算法模型。SVM能够同时最小化经验误差与最大化几何边缘区,其模型依赖于无法观测的隐藏变量。使用SVM算法进行癫痫发作预测,前人已做过相关研究。2009年,Netoff等人将6导联颅内EEG的9个不同频段的功率谱作为特征,使用高斯核CSVM(cost-sensitive SVM)识别癫痫发作前期和间期的状态,达到了77.8%的敏感度。2014年,Teixeira等人使用多种特征提取如Hjorth统计指数、功率谱、边沿指数等方法提取6导联的头皮EEG特征,将多种特征相结合,用人工神经网络和高斯核SVM进行分类,分类的平均敏感度为73.55%,误警率为0.28/h。2016年,Parvez等人利用6导联EEG的相关相位作为特征向量,使用SVM进行分类,该方法达到了91.95%预测准确度和较低的误警率。2016年,明尼苏达大学张自胜提出一种患者定制的癫痫预测算法模型。模型提取16导联的功率谱特征和交叉相关系数特征,结果显示AdaBoost和SVM的曲线下面积(Area Under Curve, AUC)分别为0.7603和0.8472。

[0010] 但是上述基于支持向量机的癫痫预测因为采用高斯核函数,所以存在着运算量复杂,功耗大的问题。

发明内容

[0011] 为了解决目前存在对于癫痫预测存在的运算量复杂、功耗大的问题,本发明提供

了一种基于支持向量机的低功耗癫痫预测电路。

[0012] 一种基于支持向量机的低功耗癫痫预测电路,所述电路包括:时钟生成模块、特征提取模块、支持向量机群模块以及决策模块,所述时钟生成模块分别与特征提取模块、支持向量机群模块及决策模块连接;特征提取模块、支持向量机群模块、决策模块依次连接;

[0013] 在所述特征提取模块的输入端输入脑电信号,以便所述特征提取模块对输入的脑电信号进行特征提取,并将提取到的特征传输至支持向量机群模块;所述支持向量机群模块包括K个线型支持向量机,所述K个线型支持向量机同时根据提取到的特征进行预测,将预测结果传输至决策模块;所述决策模块依次采用加权投票机制和阈值判定策略对K个线型支持向量机的预测结果进行决策得出最终预测结果。

[0014] 可选的,所述K个线型支持向量机的超平面具有互补性,每个线性支持向量机采用下述公式进行预测:

$$[0015] \quad y_u = \text{sig} \left(\sum_{i=1}^{N_{SV}} y_i \alpha_i L(\overrightarrow{sv}_i, \vec{u}_k) + b \right)$$

[0016] 其中, α_i 、 $\overrightarrow{sv}_i$ 和b分别对应支持向量系数、支持向量和超平面平移系数; N_{sv} 为支持向量机训练完成后支持向量的个数; y_i 表示每组支持向量的标签0或1; $\vec{u}_k$ 表示脑电提取的小波系数能量子特征向量; $L(\overrightarrow{sv}_i, \vec{u}_k)$ 表示支持向量机的核函数; y_u 取值为-1或1,分别表示癫痫不发作和发作;sig代表的是符号函数。

[0017] 可选的,所述支持向量机群模块中的每个线型支持向量机包括支持向量和测试向量存储器、乘加运算单元、加法器、寄存器和控制模块;预测过程中,测试向量存储器中的特征向量 $\vec{u}_k$ 通过乘加运算单元与支持向量完成线性内积运算,内积运算结果复用乘加运算单元与支持向量系数 α_i 再次完成内积运算,其结果通过加法器加上超平面平移系数b,然后经过符号判断得出最终预测结果 y_u 放在寄存器中,整个过程中,控制模块控制支持向量和测试向量存储器、乘加运算单元、加法器、寄存器的打开和闭合。

[0018] 可选的,所述时钟生成模块生成频率为 f_{samp} 及2分频时钟 f_2 、4分频时钟 f_4 、8分频时钟 f_8 、16分频时钟 f_{16} 和32分频时钟 f_{32} 、预测时钟 f_p 、决策时钟 f_d ;所述时钟生成模块将频率 f_{samp} 及2分频时钟 f_2 、4分频时钟 f_4 、8分频时钟 f_8 、16分频时钟 f_{16} 和32分频时钟 f_{32} 输入特征提取模块中,将预测时钟 f_p 的时钟接入支持向量机群模块中,将决策时钟 f_d 接入决策模块中。

[0019] 可选的,所述特征提取模块用于提取脑电信号的频域特征;频域特征为小波分解系数能量子 R_2 、 R_3 、 R_4 ;所述特征提取模块提取到的频域特征为由小波分解系数能量子组成的3维特征向量 $Z = (R_2, R_3, R_4)$,所述特征提取模块提取到上述3维特征向量Z后将其传输到支持向量机群模块。

[0020] 可选的,所述支持向量机群模块在接收到所述特征提取模块传输过来的3维特征向量Z后,利用已训练好的预测模型进行预测计算,预测计算过程中采用并行计算方式,在预测时钟 f_p 的时钟下,利用K个线型支持向量机同时预测。

[0021] 可选的,所述决策模块包括一个存储单元,用于存储K个线型支持向量机的权重 β_k ;在决策时钟 f_d 下,来自支持向量机群模块各个线型支持向量机的预测结果与其对应的权重 β_k 进行乘加运算,从而得出支持向量机群模块的预测结果。

[0022] 可选的,所述决策模块得出支持向量机群模块的预测结果后,采取阈值判定策略,当连续给出M个预发作状态,则认定脑电信号的癫痫即将发作并发出警报;否则,忽略本次预测结果。

[0023] 可选的,所述已训练好的预测模型由计算机软件Matlab训练得出,支持向量机群模块实现初步决策;训练过程中导出训练模型,包括支持向量系数、支持向量和超平面平移系数,通过训练模型系数构建预测超平面,实现初步决策功能。

[0024] 可选的,所述输入的脑电信号为 $N \times 1$ 维癫痫患者脑电数据。

[0025] 本发明有益效果是:

[0026] 通过提供一种基于支持向量机的低功耗癫痫预测电路,并在该预测电路中采用线型SVM群模型对脑电特征空间建立超平面并进行分割预测,取代了传统采用高斯核函数SVM,最后通过加权投票机制和阈值判定策略提高线型预测的准确率,发出警报标志,本发明提供的基于支持向量机的癫痫预测电路互补线性核SVM的线性组合,在保证预测准确率的基础上大大降低了功耗。

附图说明

[0027] 为了更清楚地说明本发明实施例中的技术方案,下面将对实施例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。

[0028] 图1是本发明提供的一种基于SVM的低功耗癫痫预测电路及其方法的模块图。

[0029] 图2是本发明特征提取模块的电路结构图。

[0030] 图3是本发明特征提取模块的小波分解运算电路结构图。

[0031] 图4是本发明中SVM群模块的结构图。

[0032] 图5是本发明中决策模块的结构图。

[0033] 图6是本发明中单个线型SVM的结构图。

具体实施方式

[0034] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合附图对本发明实施方式作进一步地详细描述。

[0035] 实施例一:

[0036] 本实施例提供一种基于SVM的低功耗癫痫预测电路,参见图1,所述预测电路包括:时钟生成模块(1)、特征提取模块(2)、SVM群模块(3)以及决策模块(4)。

[0037] 所述时钟生成模块(1)分别与特征提取模块(2)、SVM群模块(3)及决策模块(4)连接,特征提取模块(2)、SVM群模块(3)、决策模块(4)依次连接;

[0038] 使用该基于SVM的低功耗癫痫预测电路进行癫痫发作预测时,将患者脑电信号输入到特征提取模块的输入端,特征提取模块对输入的脑电信号进行特征提取,特征提取模块的输出端与SVM群模块连接,并将处理结果传输到决策模块,决策模块计算最终的预测结果,其中,输入的患者脑电信号为 $N \times 1$ 维脑电数据。

[0039] 预测过程中,时钟生成模块生成频率为 f_{samp} 及其2分频时钟 f_2 、4分频时钟 f_4 、8分频

时钟 f_8 、16分频时钟 f_{16} 和32分频时钟 f_{32} 、预测时钟 f_p 、决策时钟 f_d 。

[0040] 由于特征提取模块内部包含4层小波变换,需要多次降采样获取小波系数,时钟生成模块将频率 f_{samp} 的采样时钟及其分频时钟接入特征提取模块中;将预测时钟 $f_p=f_2$ 接入SVM群模块中,将决策时钟 $f_d=f_2$ 接入决策模块中。

[0041] 本申请提出的预测电路中的支持向量机群模块包括K个线型支持向量机,K个线型支持向量机同时根据提取到的特征进行预测,故在决策模块中,会出现K个决策结果,其中有K次乘法运算和(K-1)次加法运算。

[0042] 在每一个线型SVM中,有 $3 \times N_{sv}$ 个内积运算,其中 N_{sv} 为支持向量的个数,因此选取频率较高的二分频时钟 f_2 。

[0043] 图2为特征提取模块的结构图,根据图2可知,特征提取模块包括4层小波变换和能量量子计算。

[0044] 特征提取模块对输入的 $N \times 1$ 维脑电数据进行特征提取,生成特征向量: $Z = (R_2, R_3, R_4)$,分别表示小波变换的第二、三和四层的小波系数能量量子。

[0045] 常见癫痫脑电数据采样数据为256Hz,对其进行4层小波分解,由小波分解原理可得ca4、cd4、cd3、cd2分别对应0-8Hz、8-16Hz、16-32Hz、32-64Hz,这与脑电信号的节律:delta ‘ δ ’ (5-4Hz),theta ‘ θ ’ (4-8Hz),alpha ‘ α ’ (8-15Hz),Beta ‘ β ’ (15-30Hz),gamma ‘ γ ’ (30Hz以上)基本相吻合。

[0046] 特征提取过程中,小波分解的过程可以看作是脑电信号和小波滤波器系数的卷积过程。本申请使用的是db2小波,可得出:

[0047] 低通滤波器系数LD = (-0.1294, 0.2241, 0.8364, 0.4830);

[0048] 高通滤波器系数HD = (-0.4830, 0.8364, -0.2241, -0.1294)。

[0049] 其中第二层、第三层、第四层只需要对上层分解结果的低频结果作为下层的输入,重复第一层的过程即可。

[0050] 具体实现过程中,本申请将脑电信号小波分解过程转换为如图3所示的实际运算过程。图3的乘法器_1、乘法器_2、乘法器_3、乘法器_4对应低频滤波系数(-132、229、856、494)以完成低频部分卷积运算,乘法器_5、乘法器_6、乘法器_7、乘法器_8对应高频滤波系数(-494、856、-229、-132)以完成高频部分卷积运算。

[0051] (-132、229、856、494)是定点后(2^{10})Db2小波分解低通滤波器系数,(-494、856、-229、-132)是定点后(2^{10})Db2小波分解高通滤波器系数。输入脑电数据分别与低通和高通滤波器系数进行滑动窗口相乘累加运算,通过分频时钟计算偶数位置的数据,然后对数据进行位数转换,舍弃数据的后10位,得到第一层小波变换的结果。

[0052] 得到第一层小波变换的结果后,将低频系数再次输入,重复以上过程依次得到第二、第三和第四层结果,此过程复用8个乘法器。

[0053] 需要注意的是,一方面,EEG信号的指定频率带宽在0.5-100Hz,因此第一层小波变换的细节系数d1(64-128Hz)不作为本申请提取的特征,只需要得到近似系数a1作为下一层的输入即可;另一方面,在第四层小波变换中,只需要提取细节系数d1。因此,可以省去一部分运算,符合低功耗的特点。

[0054] 在得到小波分解系数d2、d3、d4后,需要计算小波系数能量量子;小波能量是将信号进行小波分解后计算出的细节参量的能量值,如果小波基函数是一组正交基函数,那么小

波变换具有能量守恒的性质。由于癫痫发作前后的脑电能量变化相应的也会在频谱中有所变换。定义尺度j(即分解层数)下的小波能量为该尺度下细节系数d(k)可由以下公式表示:

$$[0055] \quad E_j = \sum_k |d_j(k)|^2 \quad (1)$$

[0056] 小波系数总能量 E_j 为所有尺度的小波系数能量的和:

$$[0057] \quad E_t = \sum_j \sum_k |d_j(k)|^2 \quad (2)$$

[0058] 小波系数能量子:

$$[0059] \quad R^* = \frac{\sum_j \sum_k |d_j(k)|^2}{\sum_k |d_j(k)|^2} \quad (3)$$

[0060] 为了保证提取足够多的脑电信号特征,且满足低功耗设计的特点,将公式中所有的平方运算转化成取正运算,并不丢失特征信息,即小波系数能量子:

$$[0061] \quad R = \frac{\sum_j \sum_k |d_j(k)|}{\sum_k |d_j(k)|} \quad (4)$$

[0062] 因此,特征提取模块可得出一段脑电数据的 $Z = (R2, R3, R4)$ 小波系数能量子的三维向量。

[0063] 图4为SVM群模块的结构图,根据图4可知,所述SVM群模块包括K个线型SVM,所述SVM群模块利用已训练好的预测模型将输入的特征向量进行预测计算,采用并行计算方式,在频率 f_2 的时钟下,利用K个线型SVM同时预测。

[0064] 由于使用的是线型核计算方式,避免了高斯核的e指数运算和乘方运算,极大的降低运算复杂度,因此降低了功耗。

[0065] 图5为决策模块的结构图,根据图5可知,决策模块包括一个存储模块,用于存储K个线型SVM的权重 β_i ,在 f_2 的时钟频率下,来自SVM群模块(3)的结果与权重 β_i 进行乘加运算,结果存放在寄存器D中。

[0066] 另外,本申请为消除错误警报采取阈值判定策略,当连续出现M个预测结果,确定患者癫痫将要发作。

[0067] SVM群模块前期通过计算机软件仿真,确定K个特异的SVM,所谓模型特异是指SVM的超平面具有互补性。本申请的机器学习算法以低功耗为目标,一方面,线型核运算复杂度最低,因此选取线型SVM。另一方面,机器学习训练部分由计算机软件执行,大幅度地降低了硬件开销。

[0068] 所述SVM群模块中SVM是最小单元,以一个SVM为例。通过计算机软件导出训练模型参数,包括支持向量系数、支持向量和超平面平移系数。

[0069] 预测模型公式如下:

$$[0070] \quad y_u = \text{sig}(\sum_{i=0}^N y_i \alpha_i L(\overrightarrow{sv_i}, \vec{u}_k) + b) \quad (4)$$

[0071] 其中 y_i 、 α_i 、 $\overrightarrow{sv_i}$ 和b分别对应支持向量便签、支持向量系数、支持向量和超平面平移系数。sig代表的是符号函数。

[0072] 因此本申请根据预测的数学模型实现SVM,实现方法如下所述:

[0073] ①、在硬件实现之前,首先对SVM进行训练并进行数据处理。

[0074] 支持向量系数、支持向量和超平面平移系数都是浮点数,需要对数据进行放大取整采取定点方式,在取整过程中会丢失有效位数。因此选取合适的放大倍数对SVM的准确率

至关重要。通过多次仿真,在保证准确率的同时,可得出最小放大倍数。

[0075] ②、图6为本发明中单个SVM模块的结构图,根据图6可知,单个SVM模块包括支持向量和测试向量存储器、乘加运算单元、加法器、寄存器和控制模块,其中支持向量和测试向量存储器可采用rom IP核直接例化实现;乘加运算单元、加法器、寄存器、控制模块可采用硬件描述语言verilog综合实现。

[0076] 单个SVM模块对于从特征提取模块传输来的 1×3 的特征向量,首先进行的是特征向量和支​​持向量的内积运算,由于训练生成的支持向量是一个 $N_{sv} \times 3$ 的稀疏矩阵,其中 N_{sv} 是训练阶段得到的支持向量的个数。

[0077] 因此在时钟频率 f_2 下,共进行 $N_{sv} \times 3$ 个乘法运算;接下来对该结果进行 $N_{sv} \times 2$ 个加法运算。采用串行计算的方式,以复用运算单元,从而减小了电路的面积,使得该结构更适用于低功耗设备。对于矩阵乘法运算可以写成如式(5):

$$[0078] \quad [Z_1 \ Z_2 \ Z_3] \times \begin{bmatrix} SVS(1)_1 & \cdots & SVS(N)_1 \\ SVS(1)_2 & \ddots & SVS(N)_2 \\ SVS(1)_3 & \cdots & SVS(N)_3 \end{bmatrix} = [D_1 \cdots D_{N-1} \ D_N] \quad (5)$$

[0079] 在时钟频率 f_2 下,当接收到特征向量后,将计算 $Z_1 \times SVS(1)_1 + Z_2 \times SVS(1)_2 + Z_3 \times SVS(1)_3$,在第一个时钟沿到来时,首先进行乘法运算 $Z_1 \times SVS(1)_1$,运算结果存储到寄存器 MEM_1 ,在第二个时钟沿到来时,计算 $Z_2 \times SVS(1)_2 + MEM_1$,以此类推并复用一个乘法单元,在第三个时钟沿计算后,将结果存储到模块4中的 MEM_1 寄存器中,当第六个时钟后计算 $Z_1 \times SVS(2)_1 + Z_2 \times SVS(2)_2 + Z_3 \times SVS(2)_3$,并将结果分别存储到模块4中的 MEM_2 。

[0080] 以此类推,最终 $N_{sv} \times 3$ 个时钟上升沿之后, MEM_1 、 $MEM_2 \cdots MEM_N$ 寄存器中存放计算结果,完成本次所有的特征向量的矩阵运算。另外由于支持向量是一个稀疏矩阵,存在大量0元素,因此也进一步减少计算量。

[0081] ③、对于上述的结果再次进行矩阵运算:

$$[0082] \quad [D_1 \cdots D_{N-1} \ D_N] \times \begin{bmatrix} COE_1 \\ \vdots \\ COE_N \end{bmatrix} = T \quad (6)$$

[0083] 在步骤②完成后,在时钟频率 f_2 下,复用乘法单元。

[0084] 在第一个时钟沿到来时,计算 $D_1 \times COE_1$,运算结果存储到寄存器T中,在第二个时钟沿到来时,计算 $D_2 \times COE_2 + T$,以此类推并复用乘法单元,在第N个时钟沿计算后,将结果存储到模块4中的寄存器T中。

[0085] ④、最后实现符号函数sig,判断T+b和0的大小。

[0086] 如果大于0,标志位Y为-1,反之,标志位Y为1。由于SVM群模块有K个SVM,因此最后传出K个SVM结果。

[0087] 在使用本申请提供的基于支持向量机的低功耗癫痫预测电路对脑电信号进行分析处理时,包括如下步骤:

[0088] 步骤一、通过时钟生成模块(1)生成频率为 f_{smp} 及其2分频时钟 f_2 、4分频时钟 f_4 、8分频时钟 f_8 、16分频时钟 f_{16} 和32分频时钟 f_{32} ;

[0089] 步骤二、在 f_{smp} 及其分频时钟频率下,患者脑电信号输入特征提取模块(2)中,特征提取模块(2)生成3维小波系数能量子特征向量Z并传输到SVM机模块(3);

[0090] 步骤三、通过时钟生成模块,在频率 f_2 的时钟下,所述SVM群模块将输入的特征向量 Z 利用已建立模型进行预测。所述SVM群模块得出 K 个结果,再将结果并串转换传输到决策模块中。

[0091] 步骤四、接收来自SVM群模块(3)的处理结果,采取加权投票机制。由于所训练的SVM是特异的,因此存在互补性。在时钟 f_2 下,读出的每一个SVM的结果都和权重缓存里对应的权重进行相乘,此处权重即是SVM的准确度,最终 K 个结果相加得出最后结果,如下所示:

$$[0092] \quad [Y_1 \cdots Y_{K-1} \quad Y_K] \times \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_K \end{bmatrix} = \text{Flag} \quad (7)$$

[0093] 将最终结果Flag和0比较大小:如果大于0,则单个窗口预测结果将有癫痫发作,反之无癫痫发作。但脑电有时会伴随着噪声,噪声往往只持续几秒钟,因此本申请采取阈值判定策略,当连续给出 M 个预发作状态,则认定原始脑电信号的癫痫即将发作并发出警报。

[0094] 为验证本申请提供的基于支持向量机的低功耗癫痫预测电路对脑电信号分析处理的准确性,特实验如下:

[0095] 使用波士顿儿童医院与麻省理工大学的头皮脑电开源数据库(CHB-MIT Scalp EEG Database),采样频率为256Hz,选取1号病人的癫痫数据库,并采用C3-P3单导联,连续截取4s无重叠数据作为一组窗口,即每次输入数据为 1024×1 维。发作前期定义为距离专家标记发作前35分钟,发作间期定义为距离专家标记发作前至少1小时和发作后至少一小时。预测发作有效范围即为发作前35分钟之内。在训练阶段,发作前期数据来自距离多次专家标记发作前不连续7分钟数据,共取100组。发作间期数据来自距离多次专家标记发作1小时以外的不连续7分钟数据,共取100组。

[0096] 训练组数据和预测组数据比例为2:1。特征提取模块中 f_{samp} 选用20kHz,因为 $256 \times 4 = 1024$, $20k \gg 1024$ 。在SVM群模块中,本申请经过大量仿真,采用3个线型SVM,即 $K=3$,3个线型SVM分别计为SVM1、SVM2和SVM3,在决策模块中,通过仿真和比对噪声一般不超过15s,因此使用4个窗口可滤除大部分误报并不影响真实情况,即阈值判断策略中 M 选为4。

[0097] 为了验证实用性,选取该患者某天从1:44:44到19:24:46连续的脑电信号,该时间段内存在着4次间断的发作,对应数据库中15-21组的数据。

[0098] 结果显示,电路输入端接入连续的脑电信号后,均能在接下来5个癫痫发作之前发出警报,去噪后平均误警率为0.105/h,预测准确度为100%,详细结果如下表1所示:

[0099] 表1 患者1:44:44-19:24:46癫痫预测结果

[0100]

时间	发作次数	单窗口准确率	预测准确率	误报次数/h	去噪后误报次数/h
1:44:44-2:44:44	1	80.60%	100%	0	0
2:44:51-3:44:51	1	86.40%	100%	1	0
3:44:59-4:44:59	0	98.20%	100%	0	0
4:45:06-5:45:06	1	86.80%	100%	1	0
5:45:13-6:45:13	0	95.20%	100%	2	0
6:45:20-7:29:43	0	99.20%	100%	0	0
7:33:46-8:33:46	0	94.80%	100%	0	0
8:33:49-9:33:49	0	85.30%	100%	0	0
9:33:58-10:33:58	0	85.60%	100%	2	0
10:34:06-11:34:06	0	85.50%	100%	2	0
11:34:14-12:34:14	0	87.80%	100%	5	1
12:34:22-13:13:07	1	96.40%	100%	1	0
13:13:21-13:23:21	0	84.60%	100%	2	0
13:24:08-14:24:08	0	96.40%	100%	0	0
14:24:15-15:24:15	0	88.10%	100%	0	0
15:24:24-16:24:24	0	86.10%	100%	0	0
16:24:32-17:24:32	0	97.80%	100%	5	1
17:24:39-18:24:39	0	95.50%	100%	0	0
18:24:46-19:24:46	0	84.70%	100%	0	0

[0101] 为验证本申请提供的基于支持向量机的低功耗癫痫预测电路对脑电信号分析处理时的功耗低于现有采用高斯核函数的方法,使用Synopsys综合软件DC计算本申请所实现的电路功耗,对比结果如下表2所示:

[0102] 表2 本申请预测电路与传统高斯核支持向量机电路功耗对比结果

[0103]

参数	传统高斯核支持向量机电路	本申请
工艺	65nm	
供电电压	1.2V	
主频	400kHz	
EEG	C3-P3	
Channel	1	
乘法器数目	33	13
加法器数目	52	43
特征提取模块	0.356 μ W	
分类模块	18.978 μ W	3.362 μ W
总功耗	19.334 μ W	3.718 μ W

[0104] 相比于现有方法,本申请具有如下改进:精简优化癫痫特征提取算法,使用运算度

较小的小波系数能量子作为特征。其次,利用多个线型SVM加权机制和阈值判定策略,使得确保本发明所述的电路的预测准确性的前提下,大幅度的减少运算复杂度,符合了低功耗的要求。综上,本发明能更好的适应智能医疗应用的要求。

[0105] 本发明实施例中的部分步骤,可以利用软件实现,相应的软件程序可以存储在可读取的存储介质中,如光盘或硬盘等。

[0106] 以上所述仅为本发明的较佳实施例,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。

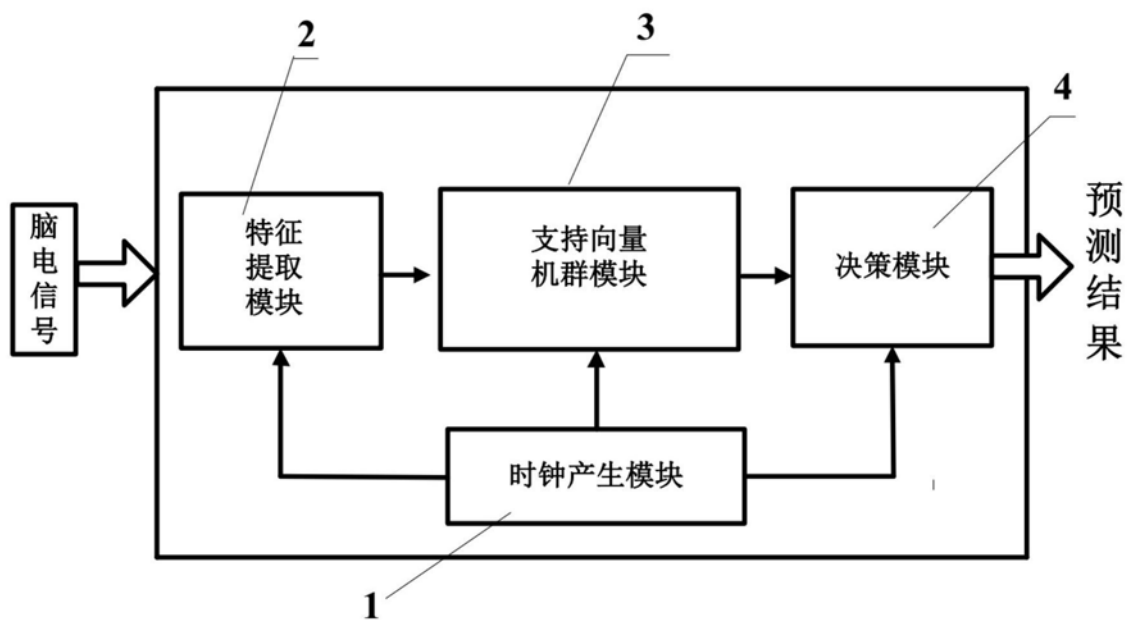


图1

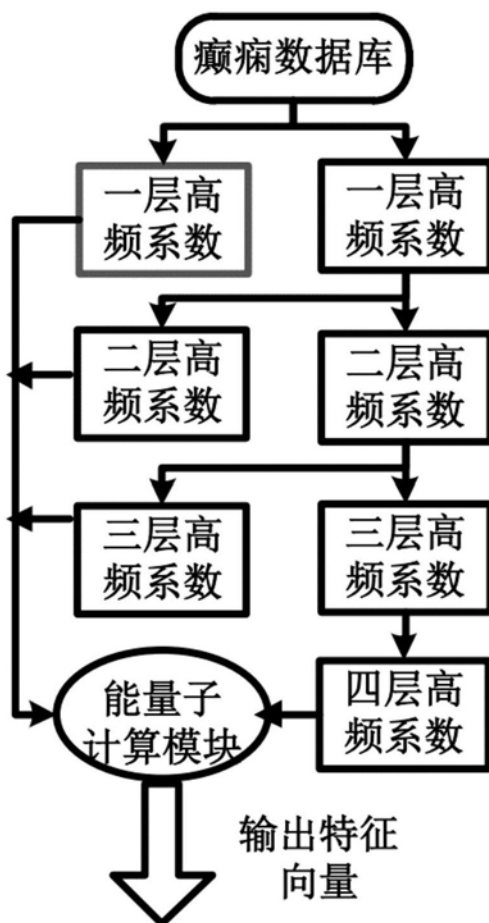


图2

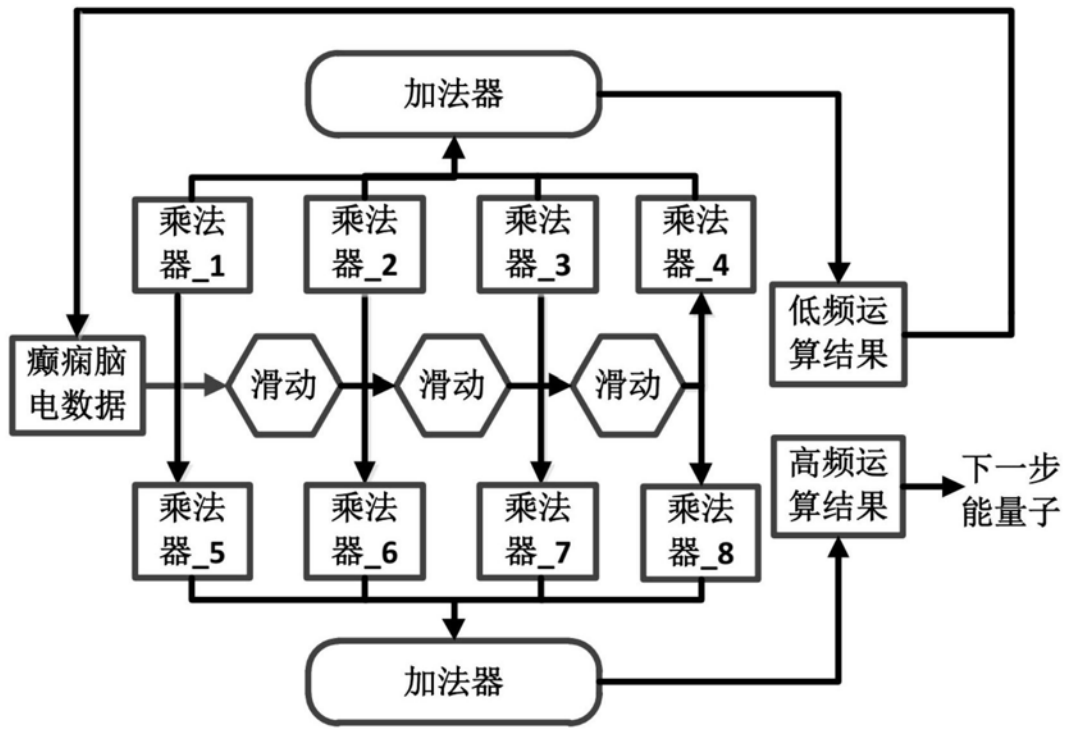


图3

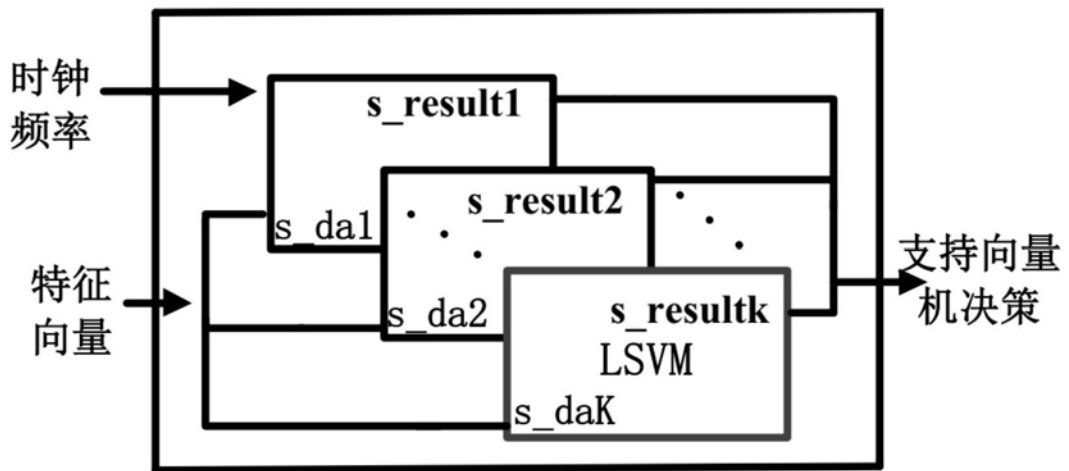


图4

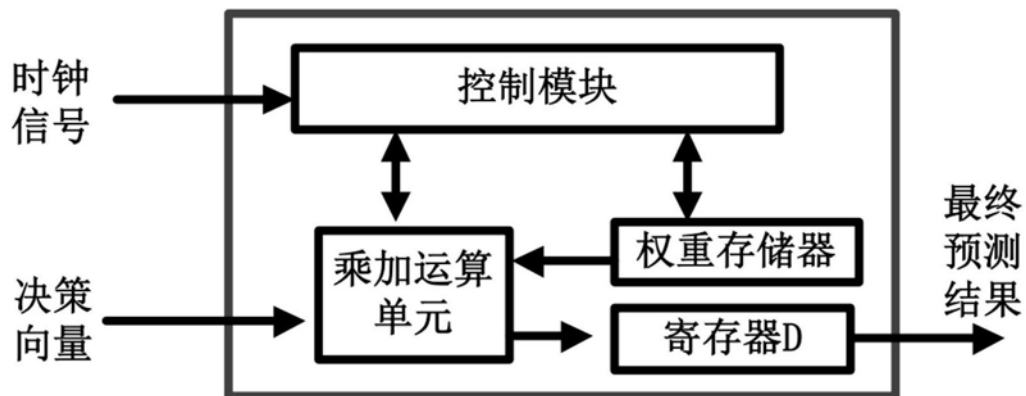


图5

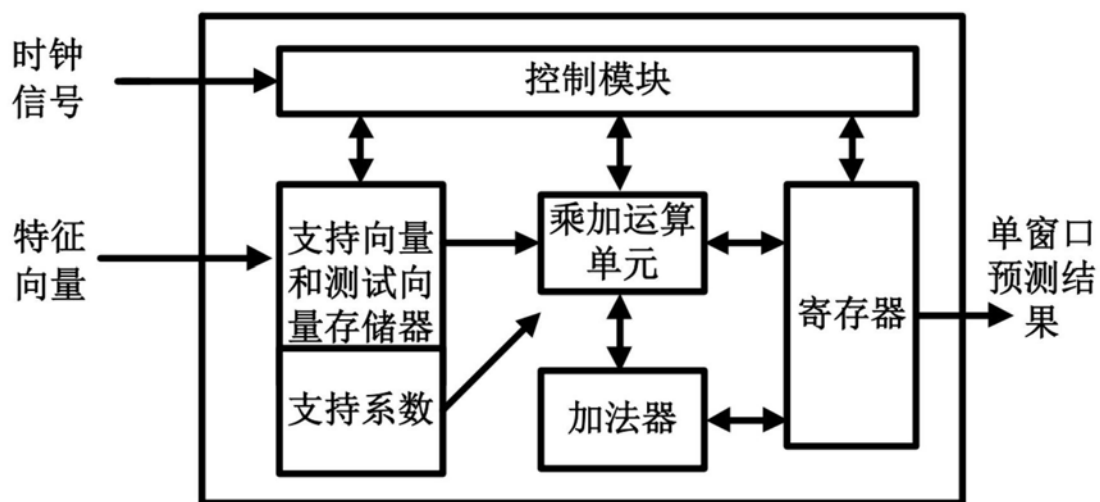


图6

专利名称(译)	一种基于支持向量机的低功耗癫痫预测电路		
公开(公告)号	CN110448273A	公开(公告)日	2019-11-15
申请号	CN201910808552.8	申请日	2019-08-29
[标]申请(专利权)人(译)	江南大学		
申请(专利权)人(译)	江南大学		
当前申请(专利权)人(译)	江南大学		
[标]发明人	顾晓峰 田青 虞致国		
发明人	顾晓峰 田青 虞致国		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/0476		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/4094 A61B5/7282 A61B5/746		
代理人(译)	彭素琴		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于支持向量机的低功耗癫痫预测电路，属于智能医疗应用领域。所述电路在该预测电路中采用线型SVM群模型对脑电特征空间建立超平面并进行分割预测，取代了传统采用高斯核函数SVM，最后通过加权投票机制和阈值判定策略提高线型预测的准确率，发出警报标志，本发明提供的基于支持向量机的癫痫预测电路通过硬件电路实现线性SVM，在保证预测准确率的基础上大大降低了功耗，相对于传统采用高斯核函数实现SVM的方法大大降低了功耗，能够更好的适应智能医疗应用的要求。

