

痛因子研究[J]. 中国内镜杂志, 2022, 28(4): 19-24.

[5] 胡茂, 夏天, 李腾腾, 等. 局部进展期近端胃癌新辅助化疗后腹腔镜与开腹手术安全性与近期疗效研究[J]. 中国肿瘤临床, 2022, 49(5): 231-236.

[6] 冯伟静, 曾伟, 周雪涛, 等. 腹腔镜下远端早期胃癌根治术治疗效果及其血清肿瘤标志物的变化[J]. 临床和实验医学杂志, 2022, 21(5): 501-505.

[7] 王锐, 李军, 王欣成. 腹腔镜根治术联合三角吻合术治疗早期胃癌的安全性[J]. 癌症进展, 2022, 20(5): 475-478.

[8] 中华医学会肿瘤学分会, 中华医学会杂志社. 中华医学会胃癌临床诊疗指南(2021 版)[J]. 中华医学杂志, 2022, 102(16): 1169-1189.

[9] 张小然, 尚培中, 李晓武, 等. 进展期胃癌腹腔镜手术与开腹手术疗效分析[J]. 中国现代普通外科进展, 2022, 25(1): 68-70.

[10] 伍德福, 方心安, 鲁修明, 等. 腹腔镜辅助胃癌D2根治术治疗老年进展期胃癌患者近期效果及远期预后观察[J]. 临床误诊误治, 2022, 35(5): 45-47.

[11] 刘栋, 胡德升, 高磊. 进展期远端胃癌患者腹腔镜根治术后吻合口

狭窄发生的影响因素[J]. 实用癌症杂志, 2022, 37(2): 300-304.

[12] 张燕, 南宁. 腹腔镜下胃癌根治术引入零缺陷理念的护理效果及对手术治疗效果的影响[J]. 贵州医药, 2022, 46(1): 157-158.

[13] 胡荣, 王鑫成, 王媛媛, 等. 罗哌卡因复合芬太尼用于腹腔镜下胃癌根治术后硬膜外自控镇痛效果观察[J]. 临床误诊误治, 2022, 35(2): 30-33.

[14] 罗忆泓, 叶博天, 汪学非, 等. 胃癌非根治性ESD切除对追加腹腔镜胃癌根治术围手术期并发症的影响[J]. 中国临床医学, 2022, 29(1): 47-52.

[15] 孙江华, 李东辉, 刘世浩, 等. 全腹腔镜远端胃癌根治术与腹腔镜辅助远端胃癌根治术在消化道重建中的临床效果对比[J]. 临床和实验医学杂志, 2022, 21(5): 497-501.

[16] 丁战伟, 李志彬, 崔广飞, 等. 三种不同术式在腹腔镜胃癌根治术消化道重建中的应用[J]. 中国肿瘤临床与康复, 2022, 29(1): 60-64.

[17] 张国军, 王国兴, 梅刚. 单孔加一孔腹腔镜对胃癌根治术患者应激反应及术后恢复的影响[J]. 癌症进展, 2021, 19(9): 935-938.

基于心电动力学离散特征与SVM模型的AMI早期筛查研究

胡伟^{1,2} 刘赵阳^{1,2} 罗显元^{1,2*}

(1. 苏州大学附属常州老年病医院心内科, 江苏 常州, 213000;
2. 常州市第七人民医院心内科, 江苏 常州, 213000)

摘要:目的 以急性心肌梗死(AMI)患者和健康人的心电动力学(CDG)数据为基础,研究一种新早期筛查模型用以评估健康人群和AMI患者。方法 训练集包括1500例AMI患者和1500名健康个体。在2000人中验证了SVM模型。测试无或有轻度症状的AMI患者的心电(ECG)信号,获取ECG信号的CDG数据,分析CDG数据的离散度特征,并基于支持向量机(SVM)建立早期筛查模型以评估健康人群和AMI患者。结果 AMI患者CDG数据的离散度特征的定量值与健康个体存在显著差异,AMI患者的CDG数据比正常人的CDG数据混乱,支持向量机模型用于AMI诊断的准确性较高。结论 基于心电动力学离散特征与SVM模型的AMI早期筛查方法的应用可以有效区分AMI患者和健康个体,该方法为AMI的早期筛查提供了辅助方法。

关键词:急性心肌梗死;心电动力学数据;离散特征;支持向量机模型;早期筛查算法

中图分类号: R446.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-8011(2023)-07-0004-06

Study on Early Screening of AMI Based on Discrete Characteristics of ECG Dynamics and SVM Model

HU Wei^{1,2} LIU Zhao-yang^{1,2} LUO Xian-yuan^{1,2*}

(1. Department of Cardiology, Changzhou Geriatric Hospital Affiliated to Soochow University, Changzhou Jiangsu, 213000, China; 2. Department of Cardiology, Changzhou No.7 People's Hospital, Changzhou Jiangsu, 213000, China)

Abstract: Objective Based on the cardiodynamicsgram (CDG) data of acute myocardial infarct (AMI) patients and healthy people, a new early screening model was proposed to evaluate healthy people and AMI patients. **Methods** The training set included 1500 patients with AMI and 1500 healthy individuals. The SVM models were validated in 2000 individuals. ECG signal of AMI patients without or with mild symptoms was tested to obtain the CDG data of the ECG signal. The dispersion characteristics of CDG data from patients with AMI without or with mild symptoms were extracted, and then support vector

machines (SVM) were used to construct an early screening model to screen and evaluate ECG signals in healthy population and patients with AMI. **Results** The quantitative values of the dispersion characteristics of patients with AMI were significantly different from those of healthy individuals. The CDG data of patients with AMI was more disordered than that of normal individuals. The accuracy of SVM model for AMI diagnosis was 84.05%. The average time consumed to analyze a patient by this model was 2 minutes. **Conclusion** The application of AMI early screening method based on the dispersion characteristics of CDG data and SVM model can effectively distinguish between patients with AMI and healthy individuals. This method provide an ancillary method of early screening of AMI.

Keywords: acute myocardial infarction; cardiodynamicsgram data; dispersion characteristics; support vector machine model; early screening algorith

在出现心肌缺血症状的患者中,ST 抬高型心肌梗死(ST-segment elevation myocardial infarction, STEMI)被定义为持续性 ST 抬高和随后释放的心肌坏死生物标志物的组合^[1]。其他类型的急性冠状动脉综合征(acute coronary syndrome, ACS)包括非 ST 抬高型心肌梗死(non-ST-segment elevation myocardial infarction, NSTEMI)和不稳定型心绞痛(unstable angina, UA)。心肌坏死的存在将 NSTEMI 与 UA 区别开来^[2-3]。STEMI 最常见的原因是动脉粥样硬化形成的斑块破裂而导致冠状动脉形成血栓^[4-5]。全世界每年因急性心肌梗死导致死亡的人占总死亡人口的 15%^[6-7]。冠状动脉疾病(coronary artery disease, CAD)的常见危险因素包括吸烟、血脂异常、高血压、糖尿病和 CAD 家族史^[1]。

目前,基于 ECG 信号的急性心肌梗死(acute myocardial infarct, AMI)诊断方法主要包括时频分析^[8]、神经网络^[9]和主成分分析^[10](primary component analysis, PCA)。提取心肌缺血患者的心电信号参数,通过 PCA 降维,然后用神经网络算法来分类,对识别缺血性心跳具有较高的敏感性和特异性^[10]。使用机器学习算法(例如神经网络和概率模型)来进行心脏病的自动诊断,具有很高的准确性^[11]。尽管 AMI 的 ECG 诊断已经取得了一些进展,但是在未发作或存在轻度早期症状的情况下,仍然难以诊断 AMI^[12]。此外,目前用于检测 AMI 的心脏动态病理信息对 AMI 的早期筛查无效。因此,需要新的方法来改善 AMI 的早期检测,尤其是在没有发作或有轻度早期症状的情况下。

心电动力学图(cardiodynamicsgram, CDG)作为一种诊断工具出现,以补充传统的 ECG^[9]。它是从标准 12 导联心电图的 ST-T 段提取的心电动力学信息的三维可视化^[10]。它与常规 ECG 一样简单,但 CDG 的敏感性和特异性均高于常规 12 导联 ECG 和运动 ECG。CDG 可用于 AMI 的早期诊断^[9-11]。

本研究提出了一种新的 AMI 检测方法。测试无或有轻度症状的 AMI 患者的 ECG 信号,获取 ECG 信号的 CDG 数据并提取 CDG 数据的离散特征。支持向量机(support vector machines, SVM)作为一项机器算法可用于研究结果变量与可能潜在影响结果的多个特征之间的关系,因其准确性及实用

性目前已广泛应用于临床工作及科学研究,并在预测具有某些临床特征的人群患病的可能性中展现出优势性。因此,本研究主要应用 SVM 构建早期筛查模型,以筛查和评估健康人群和 AMI 患者的 ECG 信号。

1 方法

1.1 样本集选择

这项回顾性研究收集了 2016 年 6 月—2020 年 10 月苏州科技城医院和常州市第七人民医院心内科收治的 AMI 患者的数据,用于训练 SVM 模型的样本集数据。通过定期体检诊断出的临床上已知的健康个体和临床上已知的 AMI 患者。在冠状动脉造影前一天通过心电图机收集患者的 ECG 信号,随后的冠状动脉造影结果被用作判断 AMI 的金标准。从 3000 名个体(1500 名临床上已知的心脏健康个体和 1500 名临床上已知的 AMI 患者)中收集的 ECG 信号数据作为训练集,并选择其他 2000 名个体(1000 名临床上已知的心脏健康个体和 1000 名临床上已知的 AMI 患者)作为验证集。本研究经常州市第七人民医院医学伦理委员会批准(IRB2019001R1)。由于本研究为回顾性研究,因此无需个人同意。

1.2 纳入与排除标准

纳入标准:①确诊为 AMI 的患者或健康个体;②年龄 18~70 岁。

排除标准:根据心电图数据,排除充血性心力衰竭、瓣膜性心脏病、肺动脉高压、左心室肥大、房颤、频繁的早搏和房室传导阻滞等患者。

1.3 样品数据预处理

获得样本集后,通过滤波或批处理归一化对数据进行预处理^[13]。从符合 FDA XML 格式的标准 12 导联 ECG 获得的带有明确诊断标记的 ECG 信号数据作为满足要求的样本数据。

1.4 CDG 数据特征提取与分析

CDG 数据是一种动态信息,描述了心脏复极过程的电活动。它主要是通过对 ECG 矢量数据的 ST-T 循环进行确定学习来反映 ECG 信号的 ST-T 段的状态信息和动态特性而获得的^[13]。

离散特性是一组观察变量之间不同程度的特性指标。CDG 数据的离散特性包括时间离散和空间离散,主要描述了 CDG 数据的时间周期性规律以及空间差异的变化趋势^[14-15]。

通过建立收集到的 ECG 数据的学习动力学模型来获得 CDG 数据。原始 ECG 数据 $[e(t), e \in R^{12}, t=1,2,\dots,T]$ 被转换

基金项目:苏州高新区医疗卫生科技计划项目(2018Z005)。

作者简介:胡伟(1977—),男,汉族,籍贯:吉林省延边朝鲜族自治州,本科,副主任医师,研究方向:冠心病的介入治疗。

通讯作者:罗显元, E-mail: azyy410@163.com。

为 CDG 信息 $[x(t), x \in \mathbb{R}^3, t=1,2,\dots,T]$, 其中 T 代表时间 T , \mathbb{R}^3 代表 3D 实数空间。快速傅里叶变换方法用于将每个维度 $[x_i(t), x_i \in \mathbb{R}^1, t=1,2,\dots,T, i=1,2,3]$ 的 CDG 数据转换为相应的频域数据 $[f_i(n), f \in \mathbb{R}^3, n=1,2,\dots,N, i=1,2,3]$, 其中 N 是采样频率。该过程还涉及在零频率点 $f_i(1)=0, i=1,2,3$ 处归零。然后, 对频域数据进行 $\lambda_i, f_{i,\lambda}(n), i=1,2,3$ 的函数组合, 并基于深度学习结果从相对较高相似性的参数中获取用于拟合的最佳特征参数, 作为每个维度的时间离散特性。最后, 合成了不同维

度的时间离散特性, $\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^3 \lambda_i^2}{3}}$ 其中, λ_i 是第 i 维的时间离散特性。

为了提取 CDG 数据的空间离散特性, 通过在空间上标记最接近当前第 k 个 ECG 信号点的 α_1 个点, 根据每个数据点的时间序列, 获得 CDG 数据的指数变化率。并将该点设置为相邻点集, $i=1,2, \dots, I_k, I_k$ 是步骤 k 中一组相邻点的元素总数, 并且 $I_k \leq \alpha_1$ 。将点集与当前轨迹点 x_k 之间的距离集记录为初始距离集 $d1_{k_i} = |x_k - x_{k_i}|_2, i=1,2,\dots, I_k$ 逐步增加当前轨迹点 x_k 和相邻点集的时间间隔点数 Δ , 以计算出结束距离集 $d2_{k_i} = |x_{k+\Delta} - x_{k_i+\Delta}|_2, i=1,2,\dots, I_k, \Delta \in N$ 初始距离集和结束距离集的每个对应项的对数表示为 $\delta_{k_i}, i=1,2,\dots, I_k$, 获得的指数变化率就是指数增长系数集 δ_{k_i} 。通过非负平均方法将所有数据点的指数变化率集成到定量指标中, 以表征空间离散度。当前步骤 k 的一组非负增长数据集记为 $\delta_{k_i}, j \in \{i | \delta_{k_i} > 0, i=1,2,\dots, I_k\}$, 最大值 j 记为 J_k 。计算当前的空

间离散系数, 并表示为 $\varnothing_k = \frac{\sum_{j=1}^{J_k} \delta_{k_j}}{J_k}$ 。最后, 将所有步骤的平均运算作为空间离散的平均运算。记为离散特征 $\frac{\sum_{t=1}^T \varnothing_t}{T}$, 其中 \varnothing_t 代表空间离散系数, $t=1,2,\dots,T$ 。

1.5 CDG 数据识别算法

为了对数据特征量的量化值进行标准化处理, 对于输入向量 $x, x^1, \dots, x^n, x_i \in \mathbb{R}^n (n=3)$, 计算对应的时间离散和空间离散的量化值。对于输入向量 x , 按照以下公式进行归一化处理:

$$x^* = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}, \text{ 其中 } x_{max} \text{ 是样本集的最大值, } x_{min} \text{ 是样本集的最小值, } x_i \text{ 是第 } i \text{ 个样本集的输入向量。}$$

SVM 最初是由 Corinna Cortes 和 Vapnik 1995 年提出的, 它在解决小样本量, 非线性和高维模式识别方面具有多个独特优势, 并且可以扩展到其他机器学习问题, 例如函数拟合^[16]。在机器学习中, SVM 是一种与相关学习算法有关的监督学习模型, 可以分析数据, 识别模式并用于分类和回归分析^[17-20]。

对于 SVM 模型的构建, 输入向量为 $x=(x^1, \dots, x^n)$, 决策规则为 $y = \text{sgn}(\sum_{i=1}^N y_i a_i K(x_i, x))$, 权重值为 $y_1 a_1, \dots, y_N a_N$ 。通过预定的非线性映射 ϕ 将其映射到高维特征空间中, 然后在高维空

间中构造最优超平面。根据收集的样本集 $\{(x_i, y_i) | i=1,2, \dots, k\}$, 其中 k 是样本数据的数量, 发现最优函数关系 $y=f(x)$ 反映了样本数据。训练后, 获得了机器学习分类模型 $f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^k y_i a_i K(x_i, x) + b_0)$ 。其中 a_i 是拉格朗日, b_0 是偏移量, $x_i \in \mathbb{R}^n, n=3, x_i$ 对应于时间, 空间和模型特征之一。 y_i 是预期输出, $y_i \in \{+1, -1\}$, 与受试者 (即 AMI 患者或健康个体) 的分类结果相对应。如果受试者是健康个体, 则 $y_i=+1$; 如果受试者是 AMI 患者, 则 $y_i=-1$ 。这里, 我们选择了径向基核函数, $K(x_i, x) = \exp(-x_i - x^2 / 2\sigma^2)$ 。其中, σ 代表径向基核中尺度参数, 核函数 σ^2 反映训练样本数据的分布或范围特征。它确定了局部域的宽度, 较大的核函数 σ^2 意味着较低的方差。

1.6 算法分析

采用 Matlab 2019b 数值计算软件用于数据分析。Matlab 是一种常用的数值计算软件, 可以直接调用很多复杂的函数用于计算。

2 结果

2.1 AMI 的早期筛查模型

从 3000 个样本 (1500 例 AMI 患者和 1500 例健康个体) 的 CDG 数据中提取了相应的时间和空间离散的量化值。如图 1 所示, 使用线性拟合方法构建了急性心肌梗死的早期筛查模型 A。早期筛查模型 A 诊断 AMI 的准确率高于 65%。为了进一步提高识别精度, 使用上述 3000 人的数据作为训练数据, 构建了以下支持向量机 (SVM) 模型。

2.2 AMI 的早期筛选 SVM 模型

从 3000 人的 CDG 数据中提取相应的时间和空间离散特征的量化值, 并据此构建 AMI 早期筛查的 SVM 模型。使用 SVM 模型, 对 2000 名个体 (1000 名临床上已知的心脏健康个体和 1000 名临床上已知的 AMI 患者) 的数据进行了实验验证。见表 1。该 SVM 模型用于疾病诊断的准确性为 84.05%。使用此 SVM 模型, 分析患者所花费的平均时间为 2 min。

2.3 结果分析

本研究共纳入 3000 个样本, 其中男性 1579 人, 女性 1421 人, 平均年龄 (60.37 ± 11.95) 岁, 其中包含 1500 例 AMI 患者和 1500 个健康个体, 两组群体在年龄、性别、吸烟史、家族史等基本临床资料间差异无统计学意义 ($P>0.05$)。根据图 1, 发现空间离散的量化值越大, CDG 数据的空间混乱越强, CDG 数据的空间特征趋于发散。时间离散的量化值越大, CDG 数据的时间周期性越强, 并且 CDG 数据的时间特性往往越规则。通过沿划界线绘制 CDG 数据的时间离散和空间离散分布的量化值来提示疾病信息, 该划分分为三个区域 (阴性区域, 可疑阳性区域和阳性区域)。根据时间离散和空间离散分布的量化值, 如果 CDG 数据的动态特性更好 (即规则的环形结构), 则时间离散的量化值越大, 空间离散的量化值越小。见图 2A 和 2B。如果 CDG 数据的动态特性比健康个体

差(即分散的空间结构),则时间离散的量化值越小,空间离散的量化值越大。见图 3A 和 3B。

如表 1 所示,与图 1 中的早筛模型 A 相比,SVM 对急性心肌梗死患者的筛查准确性更高,为 84.05%。此外,用于分析患者的时间大约为 2 min,这与心脏病专家所花费的时间接近。人工智能识别方法使医生摆脱了手动识别心电图的繁琐工作,并且可以节省医生的时间来做更紧急的事情。因此,将 CDG 数据模型特征的定量值与 SVM 结合可以提高检测效率和减少所花费的时间。

3 讨论

新方法对于改善 AMI 的早期检测是必要的,尤其是在未发作或有轻度早期症状的情况下。因此,本研究以 AMI 患者和健康人的心电动力学(CDG)数据为基础,研究一种新早期筛查模型用以评估健康人群和 AMI 患者。通过测试无或有轻度症状的 AMI 患者的 ECG 信号,获取 ECG 信号的心电动力学(CDG)数据,分析 CDG 数据的离散度特征,并基于支持向量机(SVM)建立早期筛查模型以评估健康人群和 AMI 患者。结果表明,CDG 数据的离散特征的应用可以有效地区分 AMI 患者和健康个体。基于心电动力学离散特征与 SVM 模型的算法为 AMI 的早期筛查提供了辅助方法。

本研究中,从离散度特征的量化方面研究了健康人和 AMI 患者的 CDG 数据。分别通过图 1 中的早筛模型和 SVM 模型对 AMI 患者进行了测试和验证。SVM 模型可以在一定程度上识别健康人和急性心肌梗死患者,耗时短、检测效率高,为 AMI 的早期筛查提供了重要的参考价值。CAD 患者的 CDG 数据三维显示,支持了本研究^[11]。

CAD 和 AMI 会引起心脏电生理变化,从而影响心脏的复极^[21-22]。CDG 是一种新颖的基于 ECG 的方法,具有 AMI 诊断的重要前景,它是无创且快速的。CDG 与单光子发射计算机断层扫描心肌灌注成像对 AMI 的诊断显示出良好的一致性^[19]。DENG M 等^[23]研究表明,CDG 对于冠脉病变的诊断

准确率为 84.6%,敏感性为 84.7%,特异性为 83.7%。因此,CDG 是一项值得探索以改善 AMI 和 CAD 诊断的技术,但是数据分析算法需要改进。本研究提供了新的信息,以改善对这些数据的分析。在一般人群中,多数轻症患者将无法及时就诊,而其症状较轻,加之会诊延迟,可能会导致假阴性结果。在此情况下,采用上述诊断手段可提高诊断率。

因本研究存在局限性,CDG 数据受 CDG 数据量的限制。在今后的研究中,应结合大量 CDG 数据来训练和提高 SVM 模型的准确性并优化参数,以更好地提高支持向量机模型在急性心肌梗死早期筛查中的适用性。

综上所述,本研究表明,CDG 数据离散特征的应用可以有效地区分 AMI 患者和健康个体。基于 CDG 数据的离散特征与 SVM 模型的算法为 AMI 的早期筛查提供了一种辅助方法。该方法是 ECG 检测的一种,而冠脉造影是成像检查。在临床应用中,结合几种方法综合判断,可以进一步准确评估心肌梗塞的状况。

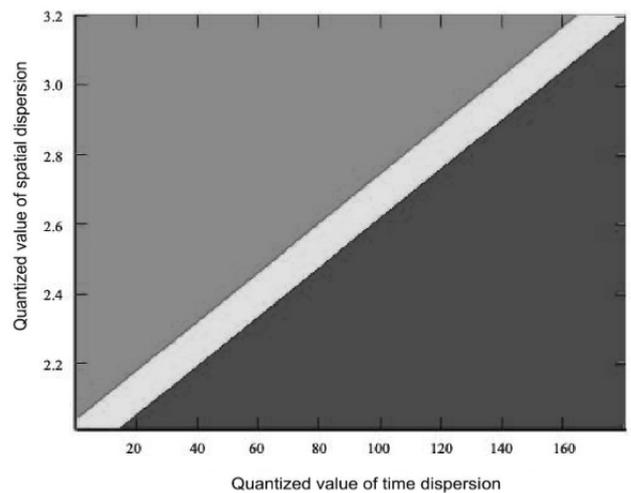


图 1 急性心肌梗死早期筛查的逻辑回归模型
注:红色区域代表急性心肌梗死区域,绿色区域代表可疑疾病区域,

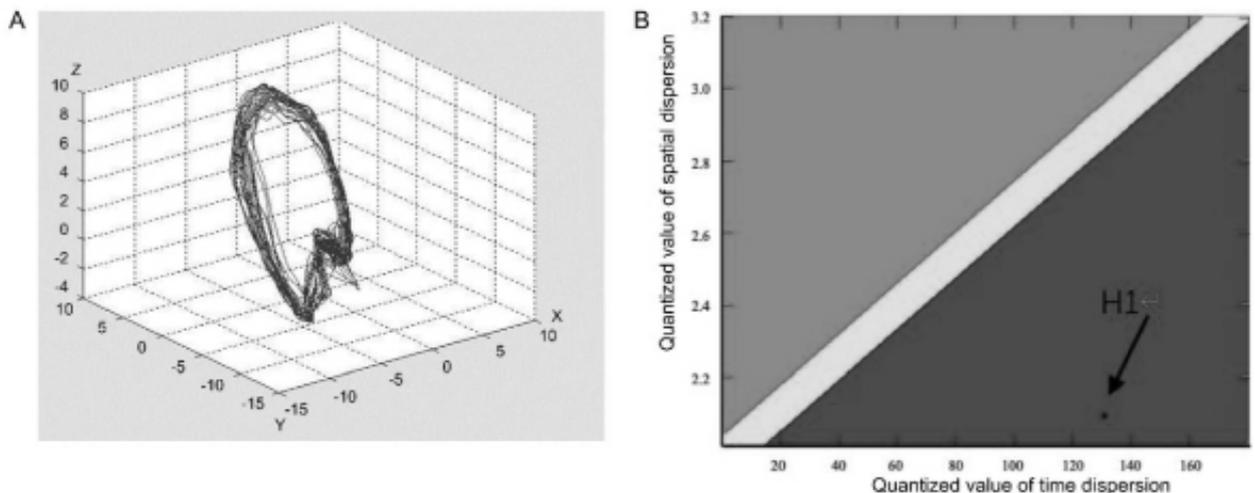


图 2 健康人的急性心肌梗死早筛模型
(A)健康人的 CDG, X, Y 和 Z 代表健康人的不同维度信息。
(B)被测者的 H1 的时间离散的量化值为 131.4773, 被测者的 H1 的空间离散的量化值为 0.8792

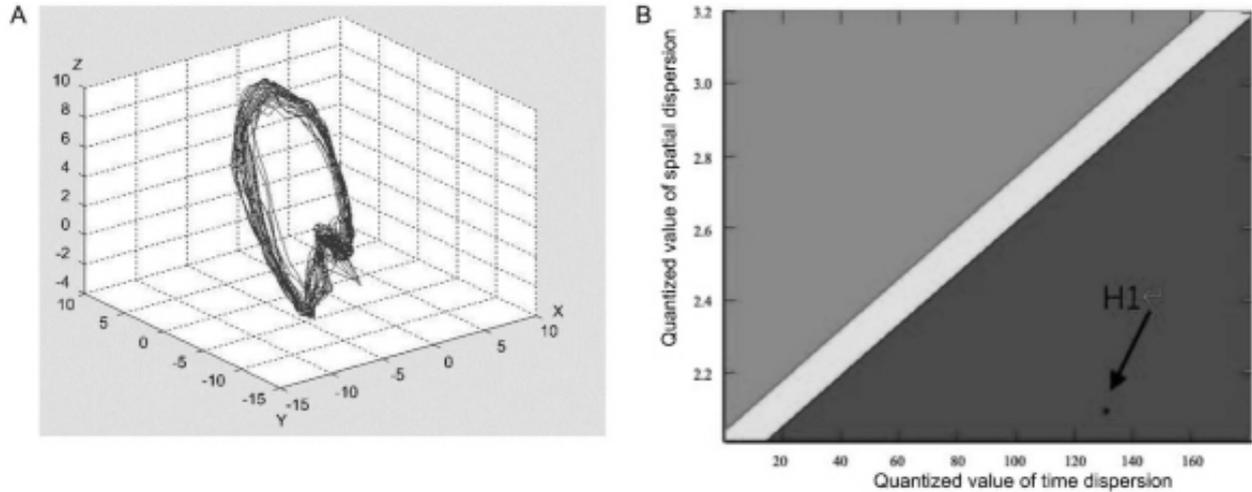


图 3 急性心肌梗死患者的急性心肌梗死的早期筛查模型

(A) 急性心肌梗死患者的 CDG, 其中, X, Y 和 Z 代表急性心肌梗死患者在不同维度信息。
(B) 被测者 P1 的时间离散的量化值为 54.2916, P1 的空间离散的量化值为 2.6714。

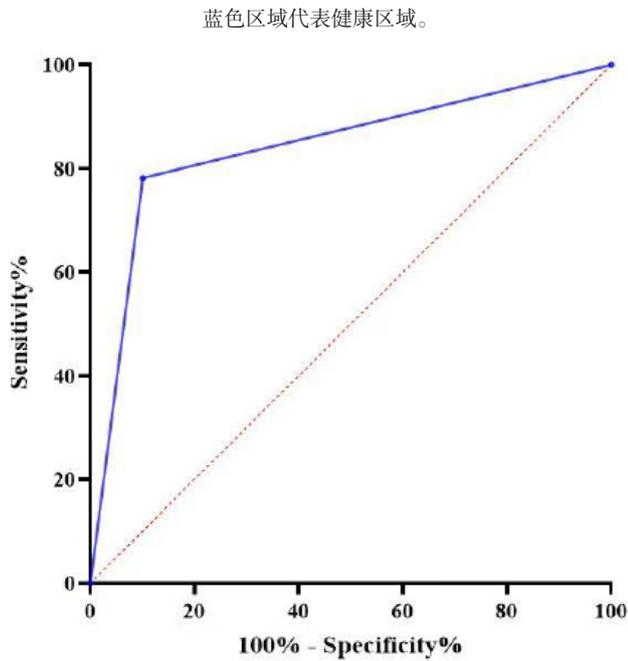


图 4 SVM 评估急性心肌梗死患者的早期筛查模型的 ROC 曲线
注: 灵敏度为 89.5%, 特异度为 42.1%。

表 1 SVM 分类

内核功能类型	真阳性	假阳性	真阴性	假阴性	敏感度	特异度	准确率
径向基函数	782	101	899	218	78.2%	89.9%	84.05%

参考文献

[1]JUNG C, ELSÄSSER A. Update ESC-Leitlinie 2017-Akuter Myokardinfarkt (STEMI)[J]. Dtsch Med Wochenschr.2018,143(11):797-801.
[2]HEDAYATI T, YADAV N, KHANAGAVI J. Non-ST-Segment Acute Coronary Syndromes[J]. Cardiol Clin,2018,36(1):37-52.

[3]LEVINE G N, BATES E R, BITTL J A, et al. 2016 ACC/AHA Guideline Focused Update on Duration of Dual Antiplatelet Therapy in Patients With Coronary Artery Disease: A Report of the American College of Cardiology/ American Heart Association Task Force on Clinical Practice Guidelines[J]. Journal of the American College of Cardiology,2016,68(10):1082-1115.
[4]TROST J C, LANGE R A. Treatment of acute coronary syndrome: part 2: ST-segment elevation myocardial infarction[J]. Crit Care Med, 2012,40(6):1939-1945.
[5]VOGEL B, CLAESSEN B E, ARNOLD S V, et al. ST-segment elevation myocardial infarction[J]. Nat Rev Dis Primers,2019,5(1):39.
[6]JAYARAJ J C, DAVATYAN K, SUBRAMANIAN S S, et al. Epidemiology of Myocardial Infarction[M]. Intechopen,2019.
[7]HAHN J, FU Y P, BROWN M R, et al. Genetic loci associated with prevalent and incident myocardial infarction and coronary heart disease in the Cohorts for Heart and Aging Research in Genomic Epidemiology (CHARGE) Consortium[J]. PLoS One,2020,15(11):e0230035.
[8]MYERS P D, SCIRICA B M, STULTZ C M. Machine Learning Improves Risk Stratification After Acute Coronary Syndrome. Sci Rep[J]. 2017,7(1):12692.
[9]TAKASHI T. Coherent mode decomposition using mixed Wigner functions of Hermite - Gaussian beams[J]. Optics Letters,2017,42(8):1576.
[10]WEI Z A, JIAN Y A, CY B, et al. Classification of myocardial infarction based on hybrid feature extraction and artificial intelligence tools by adopting tunable-Q wavelet transform (TQWT), variational mode decomposition (VMD) and neural networks[J]. Artificial Intelligence in Medicine,2020:106.
[11]NARULA S, SHAMEER K, SALEM OMAR A M, et al. Machine-Learning Algorithms to Automate Morphological and Functional Assessments in 2D Echocardiography. J Am Coll Cardiol[J]. 2016,68(21):2287-2295.
[12]宿燕岗, 梁义秀. 慢性心衰心脏性猝死的一级预防及其策略[J]. 南京医科大学学报(自然科学版),2016,36(4):402-405,410.
[13]VALEJO A, FALEIROS T, OLIVEIRA M, et al. A coarsening method for bipartite networks via weight-constrained label propagation[J].

Knowledge-Based Systems,2020,195:105678.

[14] CONG W, XUNDE D, SHANXING O U, et al. A new method for early detection of myocardial ischemia:cardiodynamicsgram(CDG)[J]. Science China(Information Sciences),2016,59(1):95-105.

[15] 文斯民. 基于确定学习的心肌缺血早期诊断系统的配套信息管理系统的开发[D]. 广州: 华南理工大学, 2016.

[16] JIANG H, ZOU B, XU C, et al. SVM-Boosting based on Markov resampling: Theory and algorithm[J]. Neural Networks,2020,131:276-290.

[17] 易力, 李祥, 何俊德, 等. 心电动力学信号数据特征提取与模式识别的研究进展[J]. 实用心电学杂志, 2019, 28(2): 136-40.

[18] LUO C, JIANG Z, ZHENG Y. A novel reconstructed training-set SVM with roulette cooperative coevolution for financial time series classification[J]. Expert Systems with Application, 2019, 123(6): 283-298.

[19] UTKIN L V. An imprecise extension of SVM-based machine learning

models[J]. Neurocomputing, 2018, 331: 18-32.

[20] XIA W Y. GA-SVM based feature selection and parameter optimization in hospitalization expense modeling[J]. Applied Soft Computing, 2019, 75: 323-332.

[21] MONTRIEF T, DAVIS W T, KOYFMAN A, et al. Mechanical, inflammatory, and embolic complications of myocardial infarction: An emergency medicine review[J]. Am J Emerg Med, 2019, 37(6): 1175-1183.

[22] SUN H, LI J, WANG Y, et al. Effect of Mobile Internet on Attitude and Self-Efficacy of Patients with Coronary Heart Disease Diagnosed by 12-Lead Holter ECG[J]. J Healthc Eng, 2022, 13: 3414178.

[23] DENG M, TANG M, WANG C, et al. Cardiodynamicsgram as a New Diagnostic Tool in Coronary Artery Disease Patients With Nondiagnostic Electrocardiograms[J]. Am J Cardiol, 2017, 119(5): 698-704.

芳香中药枕联合五音疗法对慢性肾衰竭失眠患者焦虑的影响

黄文霞 汤翠银*

(南京中医药大学附属苏州市中医医院护理部, 江苏 苏州, 215000)

摘要:目的 观察芳香中药枕联合五音疗法对慢性肾衰竭失眠患者焦虑情绪的影响。方法 选取 2020 年 6 月—2021 年 6 月苏州市中医医院肾内科收治的 90 例肾不交型慢性肾衰竭失眠患者为研究对象,按随机数表法分为观察组和对照组,每组 45 例。对照组予常规治疗及护理,观察组在对照组基础上予芳香中药枕联合五音疗法。两组均干预 4 周,观察干预前后两组患者焦虑自评量表(SAS)评分、匹兹堡睡眠质量指数量表(PSQI)评分。结果 干预前,两组患者 SAS 评分、PSQI 评分比较,差异无统计学意义($P>0.05$);干预 4 周后,两组患者 SAS 评分、PSQI 评分均降低,差异均具有统计学意义($P<0.05$),且观察组优于对照组,差异有统计学意义($P<0.05$)。结论 芳香中药枕联合五音疗法能够缓解慢性肾衰竭失眠患者的焦虑情绪及提高患者的睡眠质量,值得临床应用。

关键词: 芳香中药枕; 五音疗法; 慢性肾衰竭; 失眠; 焦虑

中图分类号: R 473 文献标识码: A 文章编号: 1009-8011(2023)-07-0009-04

Effect of Aromatic Traditional Chinese Medicine Pillow Combined with Five-tone Therapy on Anxiety in Patients with Chronic Renal Failure and Insomnia

HUANG Wen-xia TANG Cui-ying*

(Department of Nursing, Suzhou Hospital of Traditional Chinese Medicine Affiliated to Nanjing University of Chinese Medicine, Suzhou Jiangsu 215000, China)

Abstract: Objective Observe the effect of aromatic traditional Chinese medicine pillow combined with five-tone therapy on anxiety in patients with chronic renal failure and insomnia. **Methods** A total of 90 patients with chronic renal failure insomnia who were hospitalized in the Department of Nephrology, Suzhou Hospital of Traditional Chinese Medicine from June 2020 to June 2021 were selected as the research objects, and randomly divided into observation group and control group according to random number table sampling, 45 cases each. The control group received conventional treatment, and the observation group received aromatic medicine pillow combined with five-tone therapy. Both groups were treated for 4 weeks, and the scores of self-rating anxiety scale (SAS) and Pittsburgh Sleep Quality Index (PSQI) were observed before and after treatment. **Results** There was no difference in SAS score and PSQI score between the two groups before the intervention ($P>0.05$), but 4 weeks after the intervention, the SAS score and PSQI score decreased ($P<0.05$), and the observation group was better than the control group, the difference was statistically significant ($P<0.05$). **Conclusion** Aromatic medicine pillow combined with five-tone