

基于机器学习方法建立血清多种肿瘤标志物联合区分胃炎和胃癌的三种模型及评价

郝晓燕, 周磊, 白丛霞, 刘家云 (空军军医大学第一附属医院检验科, 西安 710032)

摘要: 目的 基于三种机器学习方法建立多肿瘤标志物联合区分胃炎和胃癌模型。方法 选取2010~2021年期间来西京医院就诊诊断为胃炎和胃癌的患者13 727例, 收集入组患者基本信息(年龄和性别)、甲胎蛋白(alpha-fetoprotein, AFP)、癌胚抗原(carcinoembryonic antigen, CEA)、糖链抗原19-9(carbohydrate antigen 19-9, CA19-9)及糖链抗原125(carbohydrate antigen 125, CA125)结果。采用随机森林(random forest, RF)、决策树(decision tree, DT)和K最近邻法(K-nearest neighbor, KNN)三种机器学习算法挖掘入组患者6种变量的数据, 建立区分胃炎和胃癌模型。验证各模型对所有入组患者、不同年龄层的入组患者、AFP阴性入组患者的胃炎和胃癌鉴别能力, 并与单肿瘤标志物鉴别能力做对比。结果 利用机器学习算法构建的RF-pv6, DT-pv6和KNN-pv6模型对所有的患者诊断曲线下面积(area under the curve, AUC)均高于0.742, 单肿瘤标志物AUC均低于0.644; 各模型对于小于50岁患者, AUC均高于0.668, 单肿瘤标志物AUC均低于0.641; 各模型对于大于50岁患者, AUC均高于0.734, 单肿瘤标志物AUC均低于0.647; 各模型对于AFP阴性患者, AUC均高于0.731, 单肿瘤标志物AUC均低于0.639。各模型在所有入组患者及其亚组中的AUC高于单肿瘤标志物的AUC。结论 通过利用机器学习算法挖掘入组患者的6种特征数据建立的三种模型效能均优于单肿瘤标志物对胃炎和胃癌的鉴别能力。

关键词: 机器学习; 肿瘤标志物; 胃癌; 分类算法

中图分类号: R735.2; R730.43 文献标识码: A 文章编号: 1671-7414(2023)02-124-05

doi:10.3969/j.issn.1671-7414.2023.02.023

Establishment and Evaluation of Three Models for the Distinguish Gastritis and Gastric Cancer with Multiple Serum Tumor Markers Based on Machine Learning Methods

HAO Xiao-yan, ZHOU Lei, BAI Cong-xia, LIU Jia-yun (Department of Clinical Laboratory, the First Affiliated Hospital of Air Force Military Medical University, Xi'an 710032, China)

Abstract: Objective To establish a multi-tumor marker combined distinguish model of gastritis and gastric cancer based on three machine learning methods. **Methods** A total of 13 727 patients diagnosed with gastritis and gastric cancer in Xijing Hospital from 2010 to 2021 were selected. Collected the basic information (age, sex) of patients in each group and the detection results of alpha-fetoprotein (AFP), carcinoembryonic antigen (CEA), carbohydrate antigen 19-9 (CA19-9) and carbohydrate antigen 125 (CA125). After preprocessing the data, three machine learning algorithms, random forest (RF), decision tree (DT) and K-nearest neighbor (KNN) were used to mine the data of 6 variables, and distinguish gastritis and gastric cancer models were established respectively. The ability of each model to discriminate gastric cancer for all enrolled patients, enrolled patients of different age groups, and AFP-negative enrolled patients was verified, and compared with the ability of single tumor marker to discriminate gastric cancer. **Results** The RF-pv6, DT-pv6 and KNN-pv6 models constructed by machine learning algorithms have AUC higher than 0.742 for all gastric cancer patients, AUC higher than 0.668 for patients younger than 50 years old, AUC higher than 0.734 for patients older than 50 years old, and AUC higher than 0.731 for AFP-negative patients. The AUC of each model in the diagnosis of gastric cancer in all enrolled patients and their subgroups was higher than that of a single tumor marker. **Conclusion** The performance of the 3 models established by mining 6 kinds of characteristic data of the enrolled patients by using machine learning algorithm was better than that of single tumor marker in the distinguish gastritis and gastric cancer.

Keywords: machine learning; tumor markers; gastric cancer; classification algorithms

胃癌在我国是最常见的消化道肿瘤^[1], 且发病率有逐步升高趋势^[2]。但是大多数患者在早期胃癌阶段无明显症状, 极少部分人有恶心、食欲不振、

腹胀等症状, 也难以引起患者足够的重视, 很多人发现病情已是中晚期, 非常不利于病症治疗和身体恢复^[3], 这也是胃癌高死亡率的主要原因。相关数

作者简介: 郝晓燕 (1993-), 女, 硕士, 初级技师, 研究方向: 挖掘检验大数据对疾病诊断的价值, E-mail: 1792850160@qq.com。

通讯作者: 刘家云 (1971-), E-mail: jiayun@fmmu.edu.cn。

据显示,胃癌在癌症相关死亡恶性肿瘤中排名第二^[4]。所以胃癌的早期诊断迫在眉睫,胃镜活检作为确诊胃癌的“金标准”,由于其存在侵入性,患者耐受性差且成本高,很难实现大规模筛查^[5]。因此,寻找一种非侵入性的、简单快捷的大规模筛查早期胃癌的方法具有重要意义。肿瘤标志物检测是临床诊断常见方式^[6],但在胃癌早期诊断中单项标志物检测诊断效能不高^[7],敏感度、曲线下面积(area under the curve, AUC)值不理想。机器学习是实现人工智能的一种技术,此技术的出现为我们处理大量数据并预测结果提供了可能,它可以从大量数据中揭示出隐含的、先前未知的并有潜在价值的信息,最后应用于决策支持。本研究即利用机器学习算法挖掘各肿瘤标志物之间的关系,分析本院近11年的患者数据,构建模型,旨在探讨肿瘤标志物联合检测在胃炎和胃癌诊断中的价值,实现能更好的筛查早期胃癌。

1 材料和方法

1.1 研究对象 收集2010~2021年期间来西京医院就诊的诊断胃炎和胃癌的患者,入组标准:年龄18周岁以上;均检测了甲胎蛋白(alpha-fetoprotein, AFP),癌胚抗原(carcinoembryonic antigen, CEA),糖链抗原199(carbohydrate antigen 19-9, CA19-9)和糖链抗原125(carcinoembryonic antigen 125, CA125)四种肿瘤标志物;删除标本不合格数据;去除术后、放疗后、化疗后的患者。最终,共筛选入组患者13 727例,其中训练和测试队

列分别有12 354例和1 373例参与者。胃癌患者共4 323例,胃炎患者共9 404例,诊断胃癌的平均年龄(59 ± 16 岁)大于胃炎的平均年龄(54 ± 26 岁),说明年龄是胃癌的一个危险因素,此外,胃癌患者中3 216(74.4%)例是男性,表明男性比女性更容易患胃癌。

1.2 方法 本研究流程分为三部分,分别为数据准备、模型建立、模型验证,本研究数据处理过程示意图见图1。最后将各模型诊断效能与用AFP, CEA, CA19-9和CA125单肿瘤标志物诊断的效能做对比,详细描述如下:

1.2.1 数据准备: 经过前期对入组数据的临床特征进行分析,本文将年龄、性别也纳入模型的特征变量,加之四个肿瘤标志物变量AFP, CEA, CA19-9和CA125,模型中共有6个预测变量。首先得到入组患者的年龄、性别、AFP, CEA, CA19-9和CA125的结果数据,然后将不合格的数据过滤后进行归一化处理,得到处理后的特征数据供后续使用。

1.2.2 模型建立: 将第一步得到的90%数据作为训练集输入到模型算法中,分别训练不同的模型,在训练队列中开发了三个具有十倍交叉验证的机器学习分类器,分别为随机森林分类器(RF),决策树分类器(DT)和K最近邻分类器(KNN),本研究在随机森林中构建了10 000颗决策树,应用KNN算法时K取3。通过利用RF, DT和KNN挖掘入组患者的特征数据建立了三种区分胃炎和胃癌的模型,分别为RF-pv6, DT-pv6, KNN-pv6。

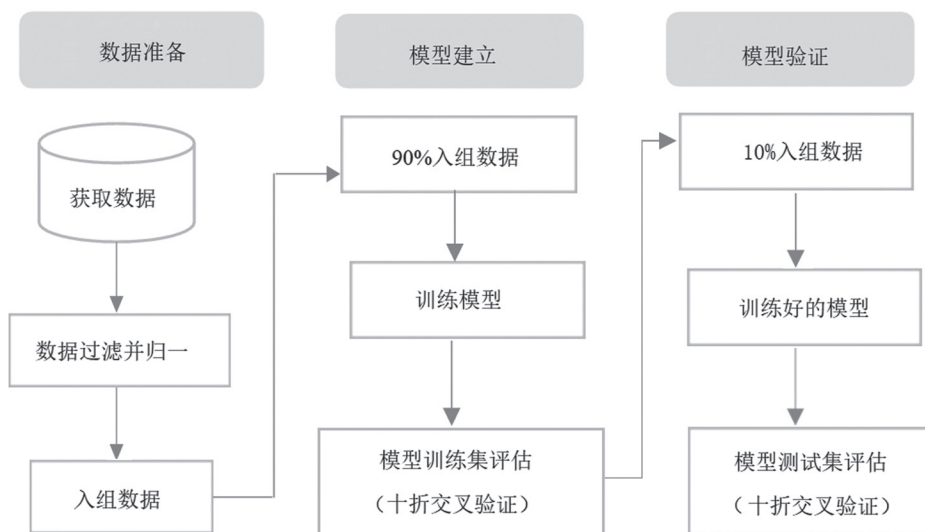


图1 本研究数据处理过程示意图

1.2.3 模型验证: 利用Python3.10编写算法并对算法进行验证,最后以敏感度、特异度、准确度和AUC值综合评价各模型对全数据集、对不同年龄段患者及对AFP阴性患者的鉴别效果,为了保证结

果的稳定性,本文将算法进行十折交叉验证,结果数据是十折交叉验证的平均结果。并将得到的结果与单个肿瘤标志物区分胃炎和胃癌的结果数据进行对比。

2 结果

2.1 机器学习模型对胃炎和胃癌鉴别能力分析 在全数据集中应用机器学习模型,对胃炎和胃癌的诊断效能见表1。其中敏感度代表胃癌患者中被正确预测为胃癌的比例,特异度代表胃炎患者中被正确预测为胃炎的比例,AUC代表ROC曲线下面积,是衡量模型对胃炎和胃癌区分能力的性能指标。从表1中可知,用机器学习模型预测时胃癌患者中被正确预测为胃癌的比例无论在训练集还是测试集均在37%以上,而用单肿瘤标志物预测时胃癌患者中被正确预测为胃癌的比例均在27%以下;对于胃炎患者中被正确预测为胃炎的比例无论用模型还是单肿瘤标志物都比较高,均在88%以上;在训练队列中,RF-pv6,DT-pv6和KNN-pv6模型的AUC分别为0.995,0.777和0.786,在测试队列中,模型AUC分别为0.782,0.762和0.742,均高于AFP,CEA,CA19-9和CA125的AUC(0.535,0.627,0.573和0.644)。

表1 各模型及单肿瘤标志物区分胃炎与胃癌效能分析(%)

项目		敏感度	特异度	准确度	AUC
RF-pv6	训练集	99.36	99.81	99.67	0.995(0.994 ~ 0.996)
	测试集	48.84	88.73	76.16	0.782(0.774 ~ 0.790)
DT-pv6	训练集	43.12	92.32	76.83	0.777(0.769 ~ 0.785)
	测试集	41.43	91.71	75.88	0.762(0.754 ~ 0.770)
KNN-pv6	训练集	39.26	93.30	76.28	0.786(0.778 ~ 0.794)
	测试集	37.52	92.81	75.39	0.742(0.734 ~ 0.750)
AFP		8.74	97.12	69.29	0.535(0.524 ~ 0.546)
CEA		26.90	94.25	73.04	0.627(0.617 ~ 0.638)
CA19-9		24.94	91.93	70.83	0.573(0.562 ~ 0.584)
CA125		19.36	95.23	71.33	0.644(0.634 ~ 0.654)

注:敏感度:所有正例中被分对的比例(此研究中胃癌患者为正例);特异度:所有负例中被分对的比例(此研究中胃炎患者为负例);准确度:分类正确的样本个数占所有样本个数的比例;AUC:ROC曲线下面积。

2.2 在不同年龄段患者中机器学习模型对胃炎和胃癌鉴别能力分析 近年来,得胃癌的病人越来越倾向于年轻化,本研究分别分析了模型对于小于50岁和大于50岁患者的诊断鉴别能力,小于50岁的胃癌患者895例,胃炎患者3177例;大于50岁的胃癌患者3428例,胃炎患者6227例。表2中小于50岁患者用机器学习模型预测时胃癌患者中被正确预测为胃癌的比例无论在训练集还是测试集均在29%以上,而用单肿瘤标志物预测时胃癌患者中被正确预测为胃癌的比例均在25%以下;对于胃炎患者中被正确预测为胃炎的比例无论用模型还

是单肿瘤标志物都比较高,均在95%以上;各模型的AUC值均在0.668以上,单肿瘤标志物诊断的AUC值均在0.641以下。表3中大于50岁患者用机器学习模型预测时胃癌患者中被正确预测为胃癌的比例无论在训练集还是测试集均在39%以上,而用单肿瘤标志物预测时胃癌患者中被正确预测为胃癌的比例均在29%以下;对于胃炎患者中被正确预测为胃炎的比例无论用模型还是单肿瘤标志物都比较高,均在85%以上;各模型的AUC值均在0.734以上,单肿瘤标志物诊断的AUC值均在0.647以下。这些数据表明,无论在哪个年龄层,RF-pv6,DT-pv6和KNN-pv6模型对于区分胃炎和胃癌都有更好的性能。

表2 在小于50岁患者中各模型及单肿瘤标志物区分胃炎和胃癌效能分析(%)

项目		敏感度	特异度	准确度	AUC
RF-pv6	训练集	99.57	99.95	99.86	0.995(0.992 ~ 0.998)
	测试集	37.51	95.50	82.79	0.770(0.750 ~ 0.788)
DT-pv6	训练集	35.86	97.82	84.20	0.712(0.691 ~ 0.732)
	测试集	30.88	96.69	82.29	0.668(0.647 ~ 0.689)
KNN-pv6	训练集	30.74	97.36	82.72	0.768(0.749 ~ 0.787)
	测试集	29.68	97.14	82.32	0.685(0.664 ~ 0.705)
AFP		7.71	97.42	77.70	0.534(0.511 ~ 0.556)
CEA		20.22	96.69	79.89	0.557(0.533 ~ 0.581)
CA19-9		24.80	95.15	79.69	0.576(0.552 ~ 0.600)
CA125		23.02	96.73	80.53	0.641(0.619 ~ 0.663)

表3 在大于50岁患者中各模型及单肿瘤标志物区分胃炎和胃癌效能分析(%)

项目	敏感度	特异度	准确度	AUC	
RF-pv6	训练集	99.34	99.73	99.59	0.995(0.993 ~ 0.996)
	测试集	51.78	85.02	73.21	0.769(0.759 ~ 0.779)
DT-pv6	训练集	43.82	91.70	74.70	0.775(0.766 ~ 0.786)
	测试集	41.79	90.59	73.25	0.755(0.744 ~ 0.765)
KNN-pv6	训练集	40.74	91.45	73.45	0.775(0.765 ~ 0.785)
	测试集	39.07	90.66	72.34	0.734(0.723 ~ 0.745)
AFP		9.01	96.98	65.75	0.538(0.525 ~ 0.550)
CEA		28.65	93.00	70.15	0.634 (0.621 ~ 0.646)
CA19-9		24.97	90.28	67.09	0.564(0.552 ~ 0.577)
CA125		18.41	94.46	67.46	0.647(0.636 ~ 0.659)

2.3 在AFP阴性患者中机器学习模型对胃炎和胃癌鉴别能力分析 鉴于上述分析,基于AFP的诊断敏感度很差,所以本研究从原数据中筛选出AFP阴性的患者,共筛选出13079例,其中胃癌患者

3 945 例, 胃炎患者 9 134 例。表 4 中 AFP 阴性患者用机器学习模型预测时胃癌患者中被正确预测为胃癌的比例无论在训练集还是测试集均在 34% 以上, 而用单肿瘤标志物预测时胃癌患者中被正确预测为胃癌的比例均在 25% 以下; 对于胃炎患者中被正确预测为胃炎的比例无论用模型还是单肿瘤标志物都比较高, 均在 89% 以上; 各模型的 AUC 值均在 0.731 以上, 单肿瘤标志物诊断的 AUC 值均在 0.639 以下。这些数据表明, RF-pv6, DT-pv6 和 KNN-pv6 模型对于诊断 AFP 阴性的胃炎和胃癌表现出更出色的能力。

表 4 在 AFP 阴性患者中各模型及单肿瘤标志物区分胃炎和胃癌效能分析 (%)

项目		敏感度	特异度	准确度	AUC
RF-pv6	训练集	99.31	99.83	99.67	0.995(0.993 ~ 0.996)
	测试集	45.11	89.42	76.05	0.772(0.763 ~ 0.781)
DT-pv6	训练集	38.79	93.75	77.17	0.768(0.758 ~ 0.777)
	测试集	36.90	92.92	76.02	0.756(0.746 ~ 0.766)
KNN-pv6	训练集	35.40	93.65	76.08	0.776(0.767 ~ 0.785)
	测试集	34.10	93.20	75.37	0.731(0.721 ~ 0.741)
CEA		24.26	94.36	73.22	0.612(0.601 ~ 0.623)
CA19-9		23.90	92.38	71.72	0.570(0.559 ~ 0.582)
CA125		18.53	95.45	72.25	0.639(0.629 ~ 0.650)

3 讨论

胃癌是起源于胃黏膜上皮的恶性肿瘤, 由于目前人民饮食结构的不合理, 以及幽门螺杆菌的感染等原因, 使得胃癌呈现年轻化倾向。胃癌可发生于胃的任何部位, 其中半数以上发生于胃窦部, 胃大弯、胃小弯及前后壁均可受累, 影响比较大。但是由于胃炎与早期胃癌从临床症状上难以区分, 导致我国胃癌的早期诊断率仍较低, 无法早期做出准确的临床诊断, 错过治疗的最佳时间, 到了中晚期不仅治疗难度大, 而且预后不良, 相关数据表明, 早期胃癌患者五年内生存率高达 85%, 而晚期胃癌患者 5 年内生存率不足 10%^[8]。因此, 提高胃癌早期诊断率, 让患者得到及早治疗, 可以大大降低胃癌的死亡率, 具有重要意义。

在恶性肿瘤的生长期间, 细胞会合成、分泌多种能够反映肿瘤的标志物, 在体液、组织液中若发现这些已知标志物, 则表明身体内有肿瘤的存在性。AFP 是一种糖蛋白, 在肠胃肿瘤中有不同程度的增高, CEA 是一种具有人类胚胎抗原特性的酸性糖蛋白, 常用于消化道恶性肿瘤诊断^[9], CA19-9 是一种含黏液成分的大分子糖蛋白, 在消化道恶性肿瘤的诊断中具有重要价值^[10], CA125 在肺癌、

肝癌、消化道恶性肿瘤中有较高表达水平^[11], 所以恶性肿瘤疾病的早期诊断中经常使用各种肿瘤标志物检测, 用此种方法不仅无侵入性, 而且成本低, 在疾病的诊断、疾病的预测, 甚至预后跟踪等方面都有一定的作用。

在之前的研究中, 有诸多对肿瘤标志物在胃癌早期诊断中应用价值的探索。孙运涛等^[12-13]探索了单肿瘤标志物对胃癌的诊断效能分析, 但是没有考虑到多肿瘤标志物联合诊断的情况, 陆兴俊等^[14]研究了多肿瘤标志物联合内镜在胃癌诊断中的价值, 但内镜检查具有侵入性, 很难实现大规模筛查, 王有法^[15]研究了联检多肿瘤标志物在胃癌早期诊断中的应用价值, 但在此文中只选择了肿瘤标志物信息, 并没有考虑对胃癌患病影响也较大的年龄、性别等基本信息, 而且没有挖掘各肿瘤标志物之间的关系。综合考虑上述原因, 进行了本研究, 本研究利用机器学习算法挖掘各肿瘤标志物及病人基本信息(年龄、性别)之间的关系, 并构建分类模型, 旨在实现能更好地区分胃炎和胃癌。但是在本研究中, 无论是对所有的患者还是对其亚组进行分析, 单肿瘤标志物的诊断敏感度都较低, 均低于 28.65%, AUC 均低于 0.647, 与孙运涛等^[12]的研究结果基本相符。为了提高胃癌诊断的敏感度, 本研究应用机器学习的分类算法挖掘多肿瘤标志物数据中隐含的、先前未知的并有潜在价值的信息, 最后应用于决策支持。RF 是一个包含多个决策树的分类器^[16], 本文中构建了 10 000 颗决策树, 其输出的类别是由个别树输出的类别的众数而定。DT 是一个机器学习预测模型^[17], 模型是按照各个特征建立的树形结构, 树中每个节点表示某个对象, 而每个分叉路径则代表的某个可能的类别, 其算法的关键是根据“先验数据”构造一棵最佳的决策树, 用以预测未知数据的类别。李惠萍等^[18]算法的核心思想是, 如果一个样本在特征空间中的 K 个最相邻的样本中的大多数属于某一个类别, 则该样本也属于这个类别, 并具有这个类别上样本的特性, 本研究模型 K 取 3。本研究利用上述三种机器学习算法构建的 RF-pv6, DT-pv6 和 KNN-pv6 模型对所有的患者诊断敏感度均高于 37.52% 以上, AUC 均高于 0.742; 本研究也对不同年龄层的患者进行了研究, 对于小于 50 岁患者, 敏感度均高于 29.68%, AUC 均高于 0.668, 对于大于 50 岁患者, 敏感度均高于 39.07%, AUC 均高于 0.734; 对于 AFP 阴性患者, 敏感度均高于 34.1%, AUC 均高于 0.731。从上述数据可看出, 无论是对全入组患者分析还是对其亚组进行分析, 模型效能均高于单肿瘤标志物诊断效能。

综上所述, 应用机器学习算法构建的模型在区

分胃炎及胃癌时,显示出更高的灵敏度和准确度,能够提升胃炎和胃癌的区分效能,从而为疾病的及早诊断、及早治疗提供可靠依据。

参考文献:

- [1] MACHLOWSKA J, BAJ J, SITARZ M, et al. Gastric cancer: epidemiology, risk factors, classification, genomic characteristics and treatment strategies[J]. International Journal of Molecular Sciences, 2020, 21(11): 4012.
- [2] 高梓茗, 徐惠绵. 胃癌精准外科治疗的研究新进展[J]. 中华医学信息导报, 2021, 36(1): 7-8.
GAO Ziming, XU Huimian. Research progress of precision surgical treatment of gastric cancer[J]. China Medical News, 2021, 36(1): 7-8.
- [3] JOHNSTON F M, BECKMAN M. Updates on management of gastric cancer[J]. Current Oncology Reports, 2019, 21(8): 67.
- [4] 张筱东, 谢星星, 李佳, 等. 血清外泌体 miR-221 和 miR-378 水平检测在胃癌诊断中的应用研究[J]. 现代检验医学杂志, 2020, 35(6): 52-55.
ZHANG Xiaodong, XIE Xingxing, LI Jia, et al. Application study of serum exosome miR-221 and miR-378 detection in the diagnosis of gastric cancer[J]. Journal of Modern Laboratory Medicine, 2020, 35(6): 52-55.
- [5] 田敏秀, 沈磊. 早期胃癌的临床诊断进展[J]. 医学综述, 2020, 26(10): 1946-1950, 1955.
TIAN Minxiu, SHEN Lei. Progress in clinical diagnosis of early gastric cancer[J]. Medical Recapitulate, 2020, 26(10): 1946-1950, 1955.
- [6] 刘夏炎, 余安运, 刘益, 等. 血清胃蛋白酶原及相关肿瘤标志物与胃癌的相关性研究[J]. 现代检验医学杂志, 2018, 33(5): 108-110, 114.
LIU Xiayan, YU Anyun, LIU Yi, et al. Relationship between pepsinogen and other tumor markers and gastric cancer[J]. Journal of Modern Laboratory Medicine, 2018, 33(5): 108-110, 114.
- [7] 白晶, 刘海顺, 万鸿飞, 等. 乙型肝炎相关性肝癌血清标志物诊断价值及支持向量机鉴别诊断模型的建立[J]. 中国医学装备, 2019, 16(7): 119-125.
BAI Jing, LIU Haishun, WAN Hongfei, et al. The diagnostic value of serum biomarkers of hepatitis B-related HCC and the establishment of differential diagnosis model of SVM[J]. China Medical Equipment, 2019, 16(7): 119-125.
- [8] YANG Lei, YING Xiangji, LIU Shuo, et al. Gastric cancer: Epidemiology, risk factors and prevention strategies[J]. Chin J Cancer Res, 2020, 32(6): 695-704.
- [9] 王宁, 付立业, 隋承光, 等. 胃癌患者血清中 IGF-1 与 CEA, CA125, CA199, CA724 水平的相关性分析及在胃癌诊断中的意义[J]. 中国实验诊断学, 2021, 25(2): 194-197.
WANG Ning, FU Liye, SUI Chengguang, et al. The correlation analysis of levels of IGF 1 and CEA, CA125, CA199, CA724 in gastric cancer patients serum and significance in the diagnosis of gastric cancer[J]. Chinese Journal of Laboratory Diagnosis, 2021, 25(2): 194-197.
- [10] 胡惠静. 血清肿瘤标志物在结直肠癌诊断中的应用价值[J]. 中国卫生标准管理, 2019, 10(12): 91-93.
HU Huijing. The value of serum tumor markers in the diagnosis of colorectal cancer[J]. China Health Standard Management, 2019, 10(12): 91-93.
- [11] 谢春霞, 张磊, 王淑惠, 等. PG, CEA, CA-199, CK 及 CK-MB 联合检测在胃癌筛查中的应用价值探讨[J]. 浙江临床医学, 2019, 21(10): 1310-1311, 1314.
XIE Chunxia, ZHANG Lei, WANG Shuhui, et al. The application value of combined detection of PG, CEA, CA-199, CK and CK-MB in gastric cancer screening[J]. Zhejiang Clinical Medical Journal, 2019, 21(10): 1310-1311, 1314.
- [12] 孙运涛. 胃蛋白酶原联合肿瘤标志物 CA199, CA125 和 CEA 对胃癌的诊断价值分析[J]. 中国实用医药, 2019, 14(16): 22-23.
SUN Yuntao. Analysis of value of pepsinogen combined with tumor markers CA199, CA125 and CEA in diagnosis of gastric cancer[J]. China Practical Medicine, 2019, 14(16): 22-23.
- [13] 彭咏, 谢永林, 周芳. 口服胃肠超声检查联合血清肿瘤标记物对中老年胃癌的诊断价值[J]. 中国医药科学, 2020, 10(13): 155-158.
PENG Yong, XIE Yonglin, ZHOU Fang. Diagnostic value of oral gastrointestinal ultrasound combined with serum tumor markers in elderly gastric cancer[J]. China Medicine and Pharmacy, 2020, 10(13): 155-158.
- [14] 陆兴俊, 赵太云, 王胤, 等. 血清 CA724, CA19-9 水平联合内镜在胃癌诊断及预后中的价值[J]. 老年学杂志, 2022, 42(15): 3666-3668.
LU Xingjun, ZHAO Taiyun, WANG Yin, et al. The value of serum CA724 and CA19-9 levels combined with endoscopy in the diagnosis and prognosis of gastric cancer[J]. Chinese Journal of Gerontology, 2022, 42(15): 3666-3668.
- [15] 王有法. 肿瘤标志物 CA724, CEA, CA242, CA199 联合检测在胃癌临床诊断中的价值分析[J]. 中国社区医师, 2021, 37(26): 130-131.
WANG Youfa. Value analysis of the combined detection of tumor markers CA724, CEA, CA242, CA199 in the clinical diagnosis of gastric cancer[J]. Chinese Community Doctors, 2021, 37(26): 130-131.
- [16] 董红瑶, 王弈丹, 李丽红. 随机森林优化算法综述[J]. 信息与电脑, 2021, 33(17): 34-37.
DONG Hongyao, WANG Yidan, LI Lihong. A review of random forest optimization algorithms[J]. China Computer & Communication, 2021, 33(17): 34-37.
- [17] 李颖. 基于决策树算法的信息系统数据挖掘研究[J]. 信息技术, 2022, 2: 116-120, 126.
LI Ying. Research on information system data mining based on decision tree algorithm[J]. Information Technology, 2022, 2: 116-120, 126.
- [18] 李惠萍, 胡安民. 基于 KNN 和 RF 算法构建危重患者全因死亡预测模型的研究[J]. 中国卫生统计, 2020, 37(2): 224-227.
LI Huiping, HU Anmin. Study on the construction of all-cause death prediction model for critically ill patients based on KNN and RF algorithms[J]. Chinese Journal of Health Statistics, 2020, 37(2): 224-227.

收稿日期: 2022-06-20

修回日期: 2022-12-06