

采用机器学习方法建立 I 类切口手术患者使用抗菌药物合理性的评价模型

朱立强^{1*}, 王勇敢², 李卫华², 苏庆军², 白桂花², 石德光², 崔丽华^{3#}(1.解放军第三二二医院质量管理科, 山西大同 037006; 2.解放军第三二二医院药剂科, 山西大同 037006; 3.解放军第二五六临床部门门诊部, 河北正定 050800)

中图分类号 R969.3 文献标志码 A 文章编号 1001-0408(2019)09-1260-06

DOI 10.6039/j.issn.1001-0408.2019.09.22

摘要 目的:建立 I 类切口手术患者使用抗菌药物合理性的评价模型,为临床药师进行处方点评提供依据。方法:以某院 2017 年 1 月 1 日—2017 年 12 月 31 日住院的 432 例 I 类切口手术患者作为研究对象,提取患者年龄、院内感染、使用抗菌药物的种类数等多项诊疗信息;结合临床药师对患者预防及治疗使用抗菌药物合理性的点评结果,以抗菌药物类别(预防或治疗使用)为因变量、患者诊疗信息为自变量,分别利用机器学习方法中的非条件 Logistic 回归法和支持向量机法,将药师点评结果转化为机器学习模型可识别的客观指标,建立 I 类切口手术患者使用抗菌药物合理性的分类判别模型,并以灵敏度、特异度、约登指数等为指标,另采用 61 例 I 类切口手术患者样本对建立的模型进行验证;收集使用模型前(人工点评,2017 年 1—12 月)、后(2018 年 1—10 月) I 类切口手术患者使用抗菌药物处方合理性点评情况,对模型效果进行应用评价。结果:以非条件 Logistic 回归法建立的模型的灵敏度为 65.63%、特异度为 75.00%、约登指数为 40.63%;以支持向量机法建立的模型主要参数 γ 为 0.01、cost 为 10,其灵敏度为 92.19%、特异度为 87.50%、约登指数为 79.69%,支持向量机法建立的模型优于非条件 Logistic 回归法;对采用支持向量机法建立的模型进行验证,结果灵敏度为 100%、特异度为 88.57%、约登指数为 88.57%;与使用模型前比较,使用模型后处方点评比例由 69.44% 升高到 100%,抗菌药物预防使用率由 23.84% 下降到 16.43%,品种选用合理率由 37.86% 升高到 54.39%,使用疗程由 5.01 d 缩短到 3.26 d。结论:应用机器学习方法中的支持向量机法建立 I 类切口手术患者使用抗菌药物的评价模型,可实现处方点评全覆盖,提高 I 类切口手术患者使用抗菌药物的合理水平,同时为药师的处方点评工作提供了新思路。

关键词 机器学习方法;非条件 Logistic 回归法;支持向量机法;评价模型;I 类切口手术患者;抗菌药物;处方点评;合理用药

Establishment of Antibiotics Use Rationality Evaluation Model in Patients Underwent Type I Incision Surgery by Means of Machine Learning Method

ZHU Liqiang¹, WANG Yonggan², LI Weihua², SU Qingjun², BAI Guihua², SHI Deguang², CUI Lihua³(1.Dept. of Quality Management, No. 322 Hospital of PLA, Shanxi Datong 037006, China; 2.Dept. of Pharmacy, No. 322 Hospital of PLA, Shanxi Datong 037006, China; 3.Outpatient Department, No. 256 Hospital of PLA, Hebei Zhengding 050800, China)

ABSTRACT **OBJECTIVE:** To establish antibiotics use rationality evaluation model in type I incision surgery patients, and to provide reference for prescription review of clinical pharmacists. **METHODS:** Totally 432 inpatients underwent type I surgical incision in a hospital from Jan. 1st- Dec. 31st, 2017 were selected as the research objects. The information of diagnosis and treatment including age, nosocomial infection, the number of kinds of antibiotics used were extracted. Based on the results of clinical pharmacists' comments on the antibiotics use rationality in patients' prevention and treatment, non-conditional Logistic regression and support vector machine (SVM) in machine learning method were used to convert clinical pharmacists' comments into objective index that can be recognized by the machine learning model, using categories of antibiotics (preventive or therapeutic use) as dependent variables and the patient's diagnosis and treatment information as independent variables. Classification

本栏目协办

重庆希尔安药业有限公司

地址:重庆市合川工业园区希尔安路 168 号
电话:023-67893732 邮编:401520

* 主管技师,博士。研究方向:临床合理用药数据挖掘。E-mail: zhuliqiang9923@sina.com.cn

通信作者:副主任医师。研究方向:合理用药管理。E-mail: 865401552@qq.com

and identification model was established for antibiotics use rationality in type I incision surgery patients. Using sensitivity, specificity and Youden index as indexes, established mode was validated on the other 61 samples of type I incision surgery patients. The rationality of antibiotics prescriptions in type I incision surgery patients before (by manual review, Jan.-Dec. 2017) and after (Jan.-Oct. 2018) using the model were collected, and the effects of the model were evaluated. RESULTS: The sensitivity, specificity and Youden index of non-conditional Logistic regression model were 65.63%, 75.00% and 40.63%, respectively. Main parameters of the model established by SVM included gamma 0.01, cost 10, sensitivity 92.19%, specificity 87.50%, Youden index 79.69%. The model established by SVM was better than non-conditional Logistic regression. SVM was used to validate established mode, and sensitivity, specificity and Youden index were 100%, 88.57% and 88.57%, respectively. Compared with before using the model, the evaluation ratio increased from 69.44% to 100%, the rate of prophylactic use of antibiotics decreased from 23.84% to 16.43%, the rate of rational drug type selection increased from 37.86% to 54.39%, and treatment course shortened from 5.01 days to 3.26 days after using the model. CONCLUSIONS: Established antibiotics use rationality evaluation model in type I incision surgery patients by SVM in machine learning method fully covers all the patients, promotes rational use of antibiotics in type I incision surgery patients, and provides a new idea for pharmacist prescription comment. **KEYWORDS** Machine learning method; Non-conditional Logistic regression; Support vector machine; Evaluation model; Type I incision surgery patients; Antibiotics; Prescription evaluation; Rational drug use

当前, I类切口手术患者使用抗菌药物的合理性已成为各个医疗机构关注的重点,正确使用抗菌药物可降低感染的发生率,不合理使用则容易产生耐药,引发二重感染及药物不良反应,影响患者健康,加重患者的经济负担^[1],如何提高手术患者抗菌药物的合理使用水平是亟待解决的问题,而药师对合理用药的点评工作可在其中发挥关键作用。

但目前,在国内很多中小医院,临床药师人数普遍不足,还需承担很多临床合理用药服务之外的日常工作,且因缺乏有效的信息工具,大多药师采用查阅病历点评的方式评价 I类切口手术患者使用抗菌药物的合理性。同时,临床药师水平参差不齐,点评时很难做到统一标准,且由于实践经验与医院信息系统未能有效地结合起来,不仅使点评工作耗时、耗力,工作量巨大,而且工作也很难达到及时、准确的要求,监督作用并不理想。尽管很多医院会定期根据自己单位的实际情况随机抽取病历进行点评,但也只能覆盖一部分样本,抽样的科学性也值得商榷,整体代表性不足^[2-3]。目前,已有合理用药软件在嵌入药品说明书和临床用药指南后,对药物使用的合理性进行系统审核,由此提高临床药师的工作效率和临床合理用药水平,但也存在药物信息更新滞后、智能化程度偏低的不足,且这些智能化系统具有只单独从药品内容方面判断使用合理性,未能综合考虑患者的临床特征等不足,在综合分析用药是否合理方面还存在一定局限,不能做出更符合临床实际的判断结果^[4-7]。

机器学习是人工智能(AI)的一个分支,其通过对训练数据的学习获得对新数据的识别和预测能力,目前在临床诊断和基础科学研究中广泛应用^[8-10]。虽有研究使用机器学习方法对医院合理用药进行分析^[11-12],但目前

尚未见到机器学习方法在 I类切口手术抗菌药物使用分析中的文献报道。在机器学习方法中,非条件 Logistic回归和支持向量机都是常用的方法,通过分析临床药师对 I类切口手术使用抗菌药物的点评意见,将点评意见转化为机器学习模型可识别的客观指标,应用机器学习方法建立 I类切口手术合理使用抗菌药物的分类模型,对 I类切口手术患者的抗菌药使用情况进行判定,不但可做到对手术患者用药点评的全覆盖,解决随机抽样点评代表性不足的问题,而且可显著提高临床药师的工作效率,使其将工作重点放在合理用药的专业综合评价上,更利于提高手术患者抗菌药物使用的合理性。在本文中,笔者利用某院2017年全年 I类切口手术抗菌药物的使用数据建立分类模型,并利用2018年1-10月数据进行外部验证,为机器学习方法在处方点评中的应用提供参考。

1 资料与方法

1.1 资料来源

以2017年在某院住院的432例 I类切口手术患者作为研究对象,提取患者以下信息:患者的ID号、住院次数、住院科室、性别、年龄、入院时间、出院时间、住院日、入院病情(危重、一般)、危重天数、入院诊断个数、出院诊断个数、院内感染、是否存在外伤、出血量、治疗结果、血常规结果(白细胞和中性粒细胞计数及百分比结果)、体温(术前最后一次体温)、药费、总费用、药占比、麻醉方式、手术医师、手术名称、手术等级、术前住院时间、手术开始时间、手术结束时间、手术时长、使用抗菌药物名称、抗菌药物种类数、抗菌药物类别、抗菌药物等级(按使用最高等级品种计)、抗菌药物使用疗程、开始使用抗菌药物时间、入院与开始使用抗菌药物时间间隔、抗菌药物开始使用时间与手术时间间隔、抗菌药物费用、日

均抗菌药物费用等指标。因该院眼科主要开展白内障和准分子激光手术,基本以局部用药为主,比较规范,故本研究未纳入眼科 I 类切口手术数据。

1.2 数据标准化

化学药名称统一修改为药品通用名称,使用标准化后的数据进行分析。抗菌药物使用合理性评价由两名资深临床药师根据《抗菌药物临床应用指导原则(2015年版)》^[13]进行,标准包括,(1)给药情况:手术部位无污染,一般不需预防用抗菌药物,除外以下情况:手术范围大、手术时间长、污染机会增加;手术涉及重要脏器如头颅、心脏等;异物植入手术;存在感染高危因素如高龄、患有糖尿病、免疫功能低下(特别是接受器官移植)、营养不良等。(2)给药时机:静脉输注应在皮肤、黏膜切开前 0.5~1 h 内或麻醉开始时给药。(3)预防用药维持时间:手术时间较短(<2 h)的清洁手术于术前给药 1 次即可;如手术时间≥3 h 或超过药物半衰期 2 倍以上,或成人出血量超过 1 500 mL,术中应追加 1 次。清洁手术预防用药时间不超过 24 h,心脏手术可视情况延长至 48 h。评价时取两名临床药师意见一致后的结果,如意见不一致,由临床药学室 3 名临床药师讨论后决定。根据 I 类切口手术患者使用抗菌药物的具体情况,将患者分为以下 5 种类型:(1)预防使用品种及疗程不合理;(2)治疗性使用(包括合理和不合理情况);(3)品种选用得当(使用指南推荐的注射用头孢唑啉钠和注射用头孢呋辛钠),但疗程过长;(4)合理预防性使用;(5)未使用抗菌药物。上述的(3)~(5)类可根据《抗菌药物临床应用指导原则》通过数据筛选相关指标直接确定,不需建立模型分类,故本文只采用模型对预防使用品种及疗程不合理和治疗性使用两种情况,即上述(1)(2)类进行分类。

1.3 指标确定

全面分析临床药师对所有 I 类切口手术患者使用抗菌药物的点评意见,使用抗菌药物的原因多为患者年龄大、入院时存在外伤、合并多种疾病、病情危重、血常规检查结果异常。除此之外,通过查阅文献和临床药师讨论,纳入其他可能对抗菌药物使用类型有影响的因素。因体温高导致使用抗菌药物的患者只有 2 人,故体温项没有纳入研究。预防和治疗使用抗菌药物的品种多有重叠,所以抗菌药物种类未纳入研究。

综上所述,最终纳入分析的指标为:年龄、住院日、入院病情(危重、一般)、危重天数、出院诊断个数、院内感染、是否损伤(是否有外部损伤)、是否输血、血常规结果(白细胞和中性粒细胞计数及百分比)、药费、总费用、药占比、麻醉方式、术前住院时间、手术时长、抗菌药物种类数、抗菌药物使用疗程、入院与开始使用抗菌药物时间间隔、抗菌药物开始使用时间与手术时间间隔、抗

菌药物费用、日均抗菌药物费用等指标。

1.4 分析及统计学方法

患者诊疗信息中的符合正态分布的计量资料使用独立样本 t 检验分析,不符合正态分布的资料采用非参数统计中的 Mann-Whitney U 检验;计数资料使用 χ^2 检验。以使用抗菌药物类别(预防或治疗使用)为因变量、患者诊疗信息为自变量,应用非条件 Logistic 逐步回归(stats 中的 glm 函数)和支持向量机(e1071 包)在 R 软件中建立分类模型,非条件 Logistic 逐步回归采用似然比检验衡量模型拟合效果;支持向量机核函数分别采用线性核函数(linear)、多项式核函数(polynomial)、高斯核函数(radial basis)和神经网络核函数(sigmoid)对原始特征进行变换,使用 tuing 函数确定 gamma 和 cost 最优参数取值,通过回代验证和外部数据(2018 年 1—10 月数据)验证,得到判别指标。根据非条件 Logistic 逐步回归和支持向量机模型预测的分类结果和真实分类,以灵敏度作为纵坐标、1-特异度作为横坐标,绘制 ROC 曲线(灵敏度是模型判断为预防使用抗菌药物的患者数占临床药师判断的预防使用患者数的比例,特异度是模型判断为治疗使用抗菌药物的患者数占临床药师判断的治疗使用患者数的比例)。约登指数又称正确率,计算公式为灵敏度+特异度-1,该值可反映模型的正确分类能力。通过比较曲线下面积(AUC)评价两模型的预测能力^[14]。

在 R 语言中利用 ROCR 包绘制 ROC 曲线(Receiver operating characteristic curve),根据 AUC 判定分类效果:0.5~0.7,诊断力较低;0.7~0.9,诊断力中等;0.9~1.0,诊断力最高。在 MedCalc 软件中,根据 AUC、面积的方差和面积间的协方差,通过计算 Z 统计量,比较非条件 Logistic 回归和支持向量机模型对 I 类切口手术患者抗菌药物使用分类结果的 ROC AUC。Z 值服从或近似服从标准正态分布, A_1 、 A_2 为两诊断试验的 ROC AUC, $\text{Var}(A_1)$ 、 $\text{Var}(A_2)$ 为两个 AUC 的方差, $\text{Cov}(A_1, A_2)$ 为两个 AUC 的协方差。Z 值的计算公式如下:

$$Z = \frac{A_1 - A_2}{\sqrt{\text{Var}(A_1) + \text{Var}(A_2) - 2\text{Cov}(A_1, A_2)}}$$

采用的软件为 R 3.4 统计分析语言和 MedCalc 15.2。

2 结果

2.1 患者一般资料

在 432 例 I 类切口手术患者中,男性 306 例、占 70.83%,女性 126 例、占 29.17%;年龄最小 5 岁,最大 92 岁,平均(52±18)岁。平均住院天数 14.17 d[中位数(M)为 12.53 d,四分位数间距(IQR)为 9.92 d],住院天数最长的一例为 120 d。平均住院费用 39 514 元(M 为 27 850 元, IQR 为 39 587 元),住院费最低的一例为 1 705 元、最高的一例为 377 541 元。

使用抗菌药物的有 191 人,抗菌药物使用率为 44.21%。临床药师判定抗菌药物分类使用情况如下:(1)预防使用品种及疗程不合理 64 人,占比为 14.81%;(2)治疗性使用 88 人,占比为 20.37%;(3)品种选用得当,但疗程过长 19 人,占比为 4.40%;(4)合理预防使用 20 人,占比为 4.63%;(5)未使用抗菌药物 241 人,占比为 55.79%。

2.2 预防与治疗使用抗菌药物患者特征

以 64 例预防性使用抗菌药物不合理的患者作为预防使用组,88 例治疗性使用抗菌药物的患者作为治疗使用组。结果,两组患者年龄、抗菌药物使用疗程、抗菌药物费用、药费、总费用、药占比、入院病情、出院诊断个数、麻醉方式、抗菌药物种类数、入院与开始使用抗菌药物时间间隔和术前住院时间、血常规结果等指标差异具有统计学意义($P < 0.05$),详见表 1。

2.3 模型结果

2.3.1 非条件 Logistic 回归

回归结果显示,住院次数、住院日、入院病情、是否损伤、出院诊断个数、麻醉方式和血常规结果等变量可纳入模型中。根据模型和临床药师对患者的分类结果评价模型诊断效能,灵敏度(真阳性率): $42/64 \times 100\% = 65.63\%$,特异度(真阴性率): $66/88 \times 100\% = 75.00\%$,约登指数(灵敏度+特异度-1)=40.63%,见表 2。

为实现因变量的期望与自变量的非线性拟合,Logistic 回归对 0-1 因变量的期望做 Logit 变换(连接函数),即预防与治疗概率比值 $[P/(1-P)]$ 取对数,经过转换,然后与自变量做线性回归,参数估计采用极大似然估计,显著性检验采用似然比检验。模型: $\text{Logit}(P) = \ln[P/(1-P)]$ [P 是因变量取 1(预防使用抗菌药物)的概率,在 0-1 变量情形下,这个概率等于因变量的期望值], $\text{Logit}(P) = 2.974 - 0.994 \times \text{住院次数} + 0.109 \times \text{住院日} - 3.302 \times \text{入院病情} - 1.177 \times \text{是否损伤} - 0.819 \times \text{出院诊断个数} - 0.892 \times \text{麻醉方式} - 0.075 \times \text{抗菌药物使用疗程} + 1.323 \times \text{血常规结果}$ 。对模型进行似然比检验,似然比统计量无统计学意义($\chi^2 = 2.523, P = 0.285$)。

2.3.2 支持向量机

以患者使用抗菌药物的类别作为自变量,以患者特征作为自变量,使用 R 软件中的 e1071 包进行分类,分别实验线性核函数、多项式核函数、高斯核函数、神经网络核函数对 I 类切口手术患者预防使用抗菌药物原始特征进行变化,提高原始特征维度,解决线性不可分问题。结果发现,核函数采用高斯核函数,此条件下分类效果最好(灵敏度、特异度、约登指数和 ROC AUC 均最优),应用 tuing 函数确定支持向量机的最优参数为 $\text{gamma} = 0.01, \text{cost} = 10$ 。模型灵敏度: $59/64 \times 100\% = 92.19\%$,特异度: $77/88 \times 100\% = 87.50\%$,约登指数:79.69%,见表 3。

表 1 预防与治疗使用抗菌药物的 I 类切口手术患者的诊疗信息

Tab 1 Diagnosis and treatment information of type I incision surgery patients using antibiotics for prevention and treatment

指标	类别	例数	$\bar{x} \pm s/n(\%) / M(IQR)$	统计量	P
住院次数	预防	64	1.15 ± 0.36	$t = -1.538$	0.126
	治疗	88	1.29 ± 0.78		
年龄,岁	预防	64	46.61 ± 17.46	$t = -2.814$	0.006
	治疗	88	54.47 ± 16.66		
住院日,d	预防	64	14.92 ± 13.06	$t = 1.129$	0.261
	治疗	88	12.97 ± 8.3		
抗菌药物使用时长,d	预防	64	6.6 ± 3.13	$t = -2.775$	0.006
	治疗	88	10.77 ± 9.17		
抗菌药物费用,元	预防	64	1 413.29 ± 801.05	$t = -2.049$	0.042
	治疗	88	2 566.26 ± 624.41		
日均抗菌药物费用,元	预防	64	179.29 ± 143.26	$t = -1.764$	0.080
	治疗	88	223.89 ± 161.09		
药费,元	预防	64	2 495.61(5 596.66) [△]	$U = 1 574.50$	0.000
	治疗	88	8 847.18(11 218.54) [△]		
总费用,元	预防	64	13 705.72(35 653) [△]	$U = 1 731.50$	0.000
	治疗	88	37 333.91(33 106) [△]		
药占比,%	预防	64	19.89 ± 11.25	$t = -2.40$	0.018
	治疗	88	24.65 ± 12.67		
入院病情(一般:0,危重:1)	预防	64	1(1.56) ^{*▲}	$\chi^2 = 25.625$	0.000
	治疗	88	44(48.44) ^{*▲}		
入院诊断个数(疾病种类数)	预防	64	1.36 ± 0.75	$t = 0.659$	0.511
	治疗	88	1.29 ± 0.67		
是否损伤(外伤,否:0,是:1)	预防	64	23(35.94) ^{*▲}	$\chi^2 = 0.809$	0.368
	治疗	88	38(59.38) ^{*▲}		
出院诊断个数(疾病种类数)	预防	64	1.97 ± 0.95	$t = -3.930$	0.000
	治疗	88	2.52 ± 0.76		
麻醉方式(局麻:0,全麻:1)	预防	64	18(28.13) ^{*▲}	$\chi^2 = 11.415$	0.000
	治疗	88	49(76.56) ^{*▲}		
是否输血(否:0,是:1)	预防	64	11(17.19) ^{*▲}	$\chi^2 = 2.581$	0.108
	治疗	88	25(39.06) ^{*▲}		
抗菌药物种类数	预防	64	1.38 ± 0.85	$t = -2.358$	0.028
	治疗	88	1.79 ± 1.30		
手术时长,h	预防	64	2.31 ± 1.15	$t = -0.509$	0.611
	治疗	88	2.41 ± 1.12		
入院与开始使用抗菌药物时间间隔,h	预防	64	44.06(55.59) [△]	$U = 1 530.50$	0.000
	治疗	88	5.34(5.77) [△]		
抗菌药物开始使用时间与手术时间间隔,h	预防	64	-2.22(12.00) [△]	$U = 2 549.50$	0.320
	治疗	88	-2.88(14.00) [△]		
术前住院时间,h	预防	64	46.42(49.70) [△]	$U = 1 641.50$	0.000
	治疗	88	2.36(53.80) [△]		
血常规结果(正常:0,偏高:1)	预防	64	37(57.8) ^{*▲}	$\chi^2 = 19.115$	0.000
	治疗	88	78(88.6) ^{*▲}		

注: * 赋值值为 1 的患者所占比例(%); △. M(IQR); ▲. n(%)

Note: * .means the proportion of patients assigned a value of 1 (%); △. M(IQR); ▲. n(%)

2.3.3 模型分类能力比较

将非条件 Logistic 回归模型和支持向量机模型分类结果输入到 R 软件中的 pROC 包中,得到两模型的 AUC 分别为 0.703[95% CI(0.617, 0.789)]和 0.898[95% CI(0.843, 0.954)]。通过 Z 检验比较两个模型的 ROC AUC 以评价模型诊断效能, $Z =$

表2 采用非条件 Logistic 回归法建立的模型分类效果[n, (%)]

Tab 2 Classification effect of the model established by non-conditional Logistic regression[n, (%)]

模型分类	临床药师分类		合计
	预防	治疗	
预防	42(65.63)	22(25.00)	64
治疗	22(34.37)	66(75.00)	88
合计	64	88	152

表3 采用支持向量机法建立的模型分类效果[n (%)]

Tab 3 Classification effect of the model established by SVM[n (%)]

模型分类	临床药师分类		合计
	预防	治疗	
预防	59(92.19)	11(12.50)	70
治疗	5(7.81)	77(87.50)	82
合计	64	88	152

-3.739, $P=0.0002$, 表明差异有统计学意义。其中, 支持向量机分类效果优于非条件 Logistic 回归模型 ($AUC=0.898 > 0.703$)。在评价手术切口抗菌药物使用时, 应优先考虑使用支持向量机模型进行分类, 其分类效果更好。

以2018年1-10月该院61例患者预防和治疗使用抗菌药物的I类切口手术患者的数据, 对建立的支持向量机模型分类效果进行外部数据验证, 参数取值为 $\gamma=0.01$, $\text{cost}=10$, 结果见表4。

表4 61例样本采用支持向量机模型后的分类效果[n (%)]

Tab 4 Classification effect of 61 samples after using SVM[n (%)]

模型分类	临床药师分类		合计
	预防	治疗	
预防	26(100)	4(11.43)	30
治疗	0(0.00)	31(88.57)	31
合计	26	35	61

由表4可见, 灵敏度 $26/26 \times 100\% = 100\%$, 特异度 $31/35 \times 100\% = 88.57\%$, 约登指数 88.57% , 表明分类效果较好。

2.3.4 应用该模型前后相关指标的变化情况 2018年1月16日起, 该院使用分类模型对I类切口手术使用抗菌药物情况进行点评, 通过对比2018年1-10月(应用后)与2017年全年数据(应用前), 总点评比例由2017年平均值69.44%提高到100%(全部点评), 实现了点评全覆盖; 模型可在短时间内(仅需准备好I类切口手术使用抗菌药物数据, 输入到R语言中模型中很快会得出结果, 大概2s左右)对I类切口手术使用抗菌药物进行点评, 减轻了药师的工作压力, 真正可将药师更多的时间

用于临床。同时, 应用模型进行点评后, 抗菌药物预防使用率由23.84%下降到16.43%, 品种选用合理率由37.86%提高到54.39%, 疗程由5.01d缩短到3.26d。2017年1-12月I类切口手术台次及点评比例见表5; 应用模型前、后I类切口手术患者使用抗菌药物相关指标变化见表6。

表5 2017年1-12月I类切口手术台次及点评比例

Tab 5 The number of type I incision surgery and comment proportion from Jan. to Dec. in 2017

月份	1月	2月	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月
手术台次	32	29	45	31	33	45	38	36	30	42	41	30
点评数	24	19	28	21	22	30	23	25	23	36	26	23
点评比例, %	75.00	65.52	62.22	67.74	66.67	66.67	60.53	69.44	76.67	85.71	63.41	76.67

表6 应用模型前、后I类切口手术患者使用抗菌药物相关指标变化

Tab 6 Changes of antibiotics use indexes in type I incision surgery patients before and after using the model

分组	患者数量	使用类别[n(%)]			预防品种选择合理情况, n(%)	预防使用疗程($\bar{x} \pm s$), d
		治疗	预防	未使用		
应用前(2017年1-12月)	432	88(20.37)	103(23.84)	241(55.79)	39(37.86)	5.01 ± 3.18
应用后(2018年1-10月)	390	35(8.97)	57(16.43)	298(76.41)	31(54.39)	3.26 ± 2.09
统计量			$\chi^2=11.132$ $P=0.001$		$\chi^2=4.07$ $P=0.044$	$t=-3.72$ $P=0.000$

3 讨论

目前, 国内临床药师缺口较大, 中小医院普遍面临临床药师人数不足的问题, I类切口手术使用抗菌药物情况点评只能采用随机抽取部分病历逐份查阅病历方法进行^[15-16], 不仅耗时、耗力, 得出的结论也不能反映医院合理用药的总体情况。使用机器学习方法建立的分类模型对I类切口抗菌药物合理使用进行判断, 具有效率高和覆盖面全等特点。2018年1月样本医院开始试用模型辅助临床药师进行点评后, 起到了比较好的效果, 原因为建立的模型可快速对I类切口抗菌药物合理性进行判断, 临床药师仅需对危险因素较高的病例进行审查和填写专家意见即可, 使临床药师的工作重点放在临床药学服务上, 使其有更多的时间对科室用药进行指导, 在对科室情况进行充分了解的基础上, 做到工作更有针对性。当然, 建立的模型只是一种辅助点评手段, 重点还是在临床药师的针对性干预上。

采用支持向量机法处理数据时, 对样本类型无要求, 特别适合非线性、小样本、高维数据, 且其建立模型时只与样本数量有关, 计算复杂性不随数据的维数增加而增加, 能有效处理高维复杂资料, 与Logistic回归模型比较, 在医学分类模型建模中表现出一定优势^[17]。本研究结果表明, 采用该法时以高斯核函数的效果较好, 使用tuning函数对参数选择, 当 $\gamma=0.01$ 、 $\text{cost}=10$

时,支持向量机法得到的分类效果最佳,说明支持向量机法对 I 类切口手术使用抗菌药物合理性预测有效。

因各医疗机构 I 类切口手术使用抗菌药物的情况有所不同,所以在使用模型对使用抗菌药物的类别进行判断之前,首先要对本单位 I 类切口手术使用抗菌药物情况进行详细分析,根据分析结果纳入相关指标,也就是需要将临床药师的点评意见转化为机器学习模型能学习指标这一过程。如今后抗菌药物的使用特征发生了变化,也应及时对模型进行调整,以保证模型的预测精度。

临床药师掌握的数据挖掘方法有限,将经验转变为知识规律存在一定困难,因此需要数据分析师的深入参与,将临床药师的工作经验转变为能被机器识别的模型,实现临床药师、机器学习模型与医院信息系统有机结合,逐步将事后点评转变为事前预防或事中管理,充分发挥药师的作用。年轻的临床药师也可以通过此模型学习处方点评的相关知识,快速成长。同时,以本法为例的数据挖掘方法也为药师对抗菌药物进行处方点评提供了新思路^[18-19]。

参考文献

[1] 宋攀,黄垂国,李云龙,等.抗菌药物在外科的不合理应用及对策[J].中华医院感染学杂志,2017,27(3):717-720.

[2] 程模,杨培洪,何霖.专项处方点评模式对我院清洁手术围术期抗菌药物预防使用的干预效果评价[J].中国药房,2018,29(3):293-297.

[3] 陈猛,舒志兵,周月红.某“三甲”综合性医院腹腔镜手术围术期抗菌药物预防使用情况调查及合理性评价[J].中国药房,2018,29(8):1065-1068.

[4] 廖丽娜,李鑫,黄菲,等.处方前置审核系统在保障患者用药安全中的作用[J].中国医院管理,2018,38(10):23-25.

[5] 高燕灵,扶玲,钟秀娟,等.合理用药监测系统存在的问题及对策探讨[J].中国药房,2015,26(22):3159-3161.

[6] 徐芳琴,郭超,陆杨,等.合理用药决策系统对我院妇产科抗菌药物使用的干预效果分析[J].中国药房,2016,27

(8):1133-1135.

[7] 朱芳芳,沈怡,廖丽娜,等.我院《临床合理用药智能化管理解决方案》的应用与实践[J].中国药房,2016,27(25):3528-3531.

[8] 曾小辉,彭涛,高月琴.基于前列腺影响报告和数据系统第2版的机器学习模型诊断高级别前列腺癌[J].中国医学影像技术,2018,34(12):1852-1856.

[9] 傅裕,鲍迎秋,谢沂伯,等.人工智能技术在皮肤病辅助诊断的应用研究[J].中国数字医学,2018,13(10):29-31,38.

[10] 杜明伦,黄君君,马香,等.大肠杆菌基因组中重叠基因注释的机器学习优化方法[J].中国生物化学与分子生物学报,2018,34(8):861-867.

[11] 唐佑萍,卓绮雯,叶霁莹,等.数据挖掘技术在我院合理用药管理中的应用[J].中国数字医学,2013,8(9):110-112.

[12] 韩蓉,吴俊.基于数据挖掘技术的门诊合理用药分析[J].中国数字医学,2014,9(2):18-20.

[13] 国家卫生和计划生育委员会.抗菌药物临床应用指导原则(2015年版)[S].2015-07-24.

[14] 宋花玲,贺佳,黄品贤,等.ROC曲线下面积估计的参数法与非参数法的应用研究[J].第二军医大学学报,2006,27(7):726-728.

[15] 田锋奇,于卫江,胡伟.我院2014-2015年住院患者用药医嘱点评与分析[J].中国药房,2016,27(17):2315-2317.

[16] 邱晓春,韦灵玉,张琼.我院2012-2014年抗菌药物医嘱点评分析[J].中国药房,2015,26(35):4919-4922.

[17] 刘方园,王水花,张煜东.支持向量机模型与应用综述[J].计算机系统应用,2018,27(4):1-9.

[18] 傅翔,杨樟卫,陈盛新.数据挖掘在合理用药信息分析中的应用[J].药学实践杂志,2009,27(6):411-413,433.

[19] 黎颖然,郭少青,杜生,等.Pnoder数据挖掘系统下临床药学工作的实践应用[J].中国数字医学,2015,10(4):75-76,103.

(收稿日期:2018-10-19 修回日期:2019-01-24)

(编辑:刘萍)

《中国药房》杂志——中国科技论文统计源期刊,欢迎投稿、订阅