**重庆医科大学**

**本科生毕业论文**

论文题目 机器学习模型在2010-2016年美国五个州的阿片类药物使用量预测应用

作者姓名 杜兴兴

指导老师姓名（职称、单位名称） 曾庆（教授、卫生统计与信息管理教研室）

专业年级名称 2016级应用统计学

论文答辩年月 2020年5月

正文目录

[摘要 4](#_Toc40776250)

[Abstract 5](#_Toc40776251)

[1. 前言 6](#_Toc40776252)

[1.1. 研究背景和意义 6](#_Toc40776253)

[1.1.1. 研究背景 6](#_Toc40776254)

[1.1.2. 研究意义 7](#_Toc40776255)

[1.2. 国内外研究现状 7](#_Toc40776256)

[1.3. 主要研究思路 8](#_Toc40776257)

[1.4. 数据说明 9](#_Toc40776258)

[1.4.1. 数据来源 9](#_Toc40776259)

[1.4.2. 分析说明 9](#_Toc40776260)

[2. 方法 9](#_Toc40776261)

[2.1. K最近邻法 9](#_Toc40776262)

[2.2. 决策树 10](#_Toc40776263)

[2.3. 随机森林 10](#_Toc40776264)

[2.4. 支持向量机 10](#_Toc40776265)

[2.5. 神经网络 11](#_Toc40776266)

[2.6. Logistic回归 11](#_Toc40776267)

[2.7. K折交叉验证法 12](#_Toc40776268)

[3. 结果 12](#_Toc40776269)

[3.1. 建模准备 12](#_Toc40776270)

[3.1.1. 数据预处理 12](#_Toc40776271)

[3.1.2. 现状分析 14](#_Toc40776272)

[3.1.3. 划分类别 16](#_Toc40776273)

[3.2. 应用模型 17](#_Toc40776274)

[3.2.1. K近邻模型 17](#_Toc40776275)

[3.2.2. 决策树模型 18](#_Toc40776276)

[3.2.3. 随机森林模型 19](#_Toc40776277)

[3.2.4. 支持向量机模型 20](#_Toc40776278)

[3.2.5. 神经网络模型 21](#_Toc40776279)

[3.2.6. Logistic回归模型 22](#_Toc40776280)

[3.3. 模型评估 23](#_Toc40776281)

[结论 26](#_Toc40776282)

[附录 29](#_Toc40776283)

[参考文献 32](#_Toc40776284)

[致谢 33](#_Toc40776285)

机器学习模型在2010-2016年美国五个州的阿片类药物

使用量预测应用

摘要

目的：评估不同机器学习算法预测阿片类药物使用量的预测效果；研究社会、经济因素对阿片类药物使用影响，探索阿片类药物成瘾的成因。

方法：对2010-2016年美国俄亥俄州、肯塔基州、西弗吉尼亚州、弗吉尼亚州和宾夕法尼亚州的阿片类药物进行描述性分析，提取社会、经济属性，通过K最近邻、决策树、随机森林、支持向量机、人工神经网络和Logistics回归6种机器学习算法建立模型，最后评价和比较不同算法的优劣。

结果：在2010-2016年，五个州的总体上而言，半合成阿片类药物呈现一个先增后减的趋势，而合成类阿片药为先减后增的趋势，非合成类阿片药变化趋势相对不明显。而6种机器学习模型对于阿片类药物报告量的预测效能最优的是支持向量机模型，其次为神经网络和Logistics模型，最差的是决策树模型。

结论：可视化的描述统计结果对了解阿片类药物报告量的分布现状，制定科学合理的防治策略提供了基线资料和依据，具有重要意义。本文的6种机器学习算法中支持向量机模型的预测效果最佳。婚姻状况、受教育程度、家庭类型、非制度化平民的残疾状况、入学率、出生地等属性可作为阿片类药物使用管理的重要参考指标。

关键词：阿片类药物 可视化 机器学习 预测模型

**Evaluation of the application of machine learning model in the prediction of opioid usage**

**Abstract**

Objectives：To evaluate the predictive power of different machine learning algorithms in predicting opioid use. To study the influence of socioeconomic factors on opioid use in order to find a method for the vicious circle of opioid addiction.

Methods：From 2010 to 2016, Kentucky, West Virginia, Virginia, Ohio and Pennsylvania descriptive analysis of opioids, extract the social and economic attributes, by K Nearest Neighbor, Decision Tree, and Random Forest, Support Vector Machine, Artificial Neural Network and Logistics 6 kinds of machine learning algorithms to establish regression model, the final evaluation and comparison of different algorithms.

Results：Overall, from 2010 to 2016, semi-synthetic opioids in five states showed a trend of first increase and then decrease, while synthetic opioids showed a trend of first decrease and then increase, while non-synthetic opioids showed a relatively insignificant trend. Among the six machine learning models, the support vector machine model was the best, followed by the neural network and Logistics model, and the decision tree model was the worst.

Conclusion：The visual descriptive statistical results are of great significance for understanding the current situation of the distribution of the reported amount of opioids and formulating scientific and reasonable prevention and treatment strategies. Among the six machine learning algorithms in this paper, the support vector machine model has the best prediction effect. Such attributes as marital status, education level, family type, disability status of non-institutionalized civilians, school enrollment rate and place of birth can be used as important reference indicators for the management of opioid use.

Key words: Opioids; Visualization; Machine learning; Prediction model

1. 前言
   1. 研究背景和意义
      1. 研究背景

研究表明，全球超过1/5的人正在遭受疼痛的折磨，其中半数患者的疼痛程度达到中度或重度水平，65岁以上的老年人慢性疼痛的发生率更是超过50%。在疼痛折磨着人类的同时，也产生了各种各样的疼痛缓解药物。其中作为有效缓解中、重度疼痛的阿片类药物，虽然许多人需要阿片类药物来控制他们的慢性和严重的疼痛，但这些治疗的一个常见后果是滥用、成瘾和升级到更恶劣的药物[1]。阿片类药物是一种麻醉性止痛药，包括非法毒品海洛因，他们从罂粟花中提取，或人工合成，结构与其他阿片类药物相似[2]。一些阿片类处方药的例子是吗啡、氢考酮、双氢吗啡酮和芬太尼。虽然这类药物中几乎每一种都可以用来治疗慢性疼痛，但阿片类药物的使用已经远远超出了处方药的范围，而且已经成为一种流行病[3]。

据统计，仅2013年全球就有2800万~3800万人非法使用阿片类药物（占15~65岁之间全球人口的0.6%~0.8%）。根据美国疾病控制和预防中心的数据显示，阿片类药物的滥用已经导致美国历史上最为严重的药物过量使用，并于2014年将该问题列入五大公共卫生挑战之一[4]。阿片类药物大体可以为三大类：非合成阿片类药物:可待因、吗啡、鸦片；半合成阿片类药物:氢可酮、羟可酮、丁丙诺啡、海洛因；合成阿片类药物:芬太尼、布托啡诺、美沙酮、丙氧芬。2013 年以来芬太尼等合成阿片类药物相关的死亡人数增加，其中2016 年芬太尼及相关药物死亡人数就超过2 万人。1999~2017 年统计数据显示，非法使用阿片类药物的群体中，男性比女性占有更大的人数比例，18~25 岁的年龄群体且更容易接触到阿片类药品[5]。

在过去几十年里，阿片类药物滥用不仅仅是美国存在的问题，包括我国、欧洲在内的世界大部分国家和地区都存在该问题。因此，应对阿片类药物滥用是一个全球性的公共卫生问题。这种药物成瘾对社会的核心稳定发展构成了严重的威胁[6]。

* + 1. 研究意义
  1. 国内外研究现状

国内外研究表明，阿片类药物的滥用是一个多影响因素且影响因素见关系复杂的公共卫生事件。目前关于此类问题预测的方法主要以传统的logistic回归模型（logistic regression）为主。但传统模型在使用条件上较为苛刻，需要考虑数据分布是否合适、变量之间的共线性和交互作用等多种问题，特别是对多变量的问题尤为明显。因此，应用传统回归模型进行预测阿片类药物使用情况具有一定的局限性[7]。

而作为最近几十年才兴起的机器学习算法在人工智能、生物医学、遗传基因等领域大放异彩。相比于传统的统计方法而言，机器学习算法能够有效克服共线性、多变量、交互作用、数据分布未知等众多问题。利用机器学习算法进行预测研究的思路是通过研究历史数据抓取事务的本质特征，以模型或算法为代表的呈现方式，实现分类、预测、回归拟合等分析行为[8]。

目前在结合机器学习算法的研究中，韦可等学者使用多项式回归的统计方法，借助SVM算法确定了多项式各项参数，以此预测了阿片类药物的滥用率。他们所提出的模型虽然具有一定的普适性并能用于预测多个县的药物使用总量，但只是使用了机器学习中一种比较常见和普遍性比较高的算法，并不能比较除不同机器学习算法中的差异优劣[10]；李军通过Seq2Seq与滑动叉窗口机制的SVR两种方法分析，通过实验结果对比二者的优劣，对不同城市的受影响程度进行预测，并建立了预测效果较优的学习模型[11]；彭巧娟学者通过灰色关联度得到阿片类药物使用与社会因素之间的关联性，然后利用神经网络进行修正验证[12]。

机器学习可以分为有监督学习、无监督学习、半监督学习三种类别。有监督学习是有结果变量的一种监督学习方法，通过已有的一部分输入数据与输出数据之间的关系，生成一个函数，将输入映射到合适的输出。由训练资料建立一个模式，并依此推测新的实例。训练资料是由输入物件（通常是向量）和预期输出组成，函数的输出可以是一个连续的值（回归分析），或者是一个标签（分类）。常见的有指导学习包括：人工神经网络、支持向量机、最近邻居法、高斯混合模型、朴素贝叶斯方法、决策树和径向基函数分类等。无监督学习在学习时并不知道其分类结果是否正确，亦即没有受到监督式增强(告诉它何种学习是正确的)。其特点是仅对此种网络提供输入范例，而它会自动从这些范例中找出其潜在类别规则。当学习完毕并经测试后，也可以将之应用到新的案例上。例如聚类分析、关联规则分析等。半监督学习是近年来机器学习中一个备受关注的内容，其基本思想是利用数据分布上的模型假设，建立学习器对未标签样本进行标签。也就是在样本集上寻找最优的学习器。如何综合利用已标签样例和未标签样例,是半监督学习需要解决的问题。但现在半指导学习方法的性能通常不太稳定，而且半指导学习技术在什么样的条件下能够有效地改善学习性能也不够明确。

目前广泛应用的机器学习算法包括神经网络、K近邻法、支持向量机、决策树算法、随机森林等，这些算法已经广泛应用与工程学、建筑学等领域，却很少有研究将这些算法应用在公共卫生领域，为了更好地评估这些算法是否能够有效地预测阿片类药物使用量以及寻找具有最好分类效果的分类算法，本研究比较了6种机器学习算法在阿片类药物使用量的分类预测效能。

本研究通过多种机器学习算法预测阿片类药物使用量来评价和比较不同的机器学习算法，最终确定最佳的模型。

* 1. 主要研究思路

对不同地区、不同类型的阿片类药物进行描述性分析。通过数据可视化来描述药物使用情况，包括阿片类药物使用的数量和地域趋势。

提取强相关性的社会、经济属性。由于所分析的与阿片类药物使用相关的各种社会经济属性太多，且考虑到过拟合问题和简化模型，因此不适合简单的将所有社会、经济因素加入模型中。通过计算所有变量在各个年份与阿片类药物的相关系数，将2010-2016年相关系数均大于0.5的变量纳入模型中。

将整理后的数据按照7:3的比例划分为训练集和测试集，通过机器学习算法建立模型，利用多种机器学习算法来预测阿片类药物使用量。将强相关性的社会、经济属性纳入到不同的机器学习算法中，具体包括如下算法：K-临近算法、支持向量机、决策树、神经网络、随机森林、Logistic回归。

评价和比较不同算法的优劣。通过不用方法的机器学习模型的预测结果的错误率、F1评分、支持度、K折训练集等性能指标评价和比较不同模型的优劣，以期进一步完善机器学习方法在阿片类药物使用量预测分析的统计学模型。

* 1. 数据说明
     1. 数据来源

数据来源于美国国家法医实验室信息系统（[https://www.nflis.deadiversion.usdoj.gov](https://www.nflis.deadiversion.usdoj.gov/)）与美国人口统计局（[https://www.commerce.gov](https://www.commerce.gov/taxonomy/term/4)）。数据包括美国7年(2010-2016年)462个县的麻醉性镇痛药和海洛因的药物鉴定计数，以及各年份各县的一系类常见的社会经济因素。这462个县主要来自于这五个州：俄亥俄州、肯塔基州、西弗吉尼亚州、弗吉尼亚州和宾夕法尼亚州。

* + 1. 分析说明

采用Office Excel2016整理数据，通过Python3.6软件对数据进行进一步分析，使用到的程序包有os、zipfile、numpy、pandas、seaborn、matplotlib、sklearn。主要使用到的统计分析方法有数据可视化、K近邻算法、决策树算法、支持向量机算法、随机森林算法、神经网络算法、逻辑回归算法。

1. 方法
   1. K最近邻法

K最近邻法（KNN，K-Nearest Neighbor）是数据挖掘分类技术中最简单的方法之一[19]。根据合适的距离函数计算测试集样本中的每一个观测数据和所有的训练集样本的距离，选择与训练集样本距离最小的K个样本作为测试集样本的K个最近邻，最后根据测试集样本的K个最近邻判断测试集样本的类别，通常K是不大于20的整数。依赖于训练数据集和K的取值，输出结果可能会有不同[20]。

本文使用的是sklearn包中的KNeighborsClassifier方法实现K最近邻算法分类，对三种阿片类药物报告量预测做KNN分类。

* 1. 决策树

决策树（DT，Decision Tree）的算法核心体现着特征变量与结果变量之间的某种映射关系，是一个常见的预测模型。决策树中的节点代表对象，分叉路径代表属性值，叶节点表示从根节点到该节点所经历的路径所表示的对象的值。但是决策树拟合的过程容易出现过拟合现象，目前常用处理过拟合的主要手段便是通过剪枝。虽然通过决策树的剪枝可以降低模型过拟合问题，但是同时也可能会发生模型欠拟合问题。所以必须通过合适的剪枝才能得到效果最优的决策树模型。

本文使用的是sklearn包中的DecisionTreeClassifier方法实现决策树分类，对三种阿片类药物报告量预测建立决策树模型。

* 1. 随机森林

随机森林（RF，Random Forest）是集成学习中的一种较为常用的算法。一个随机森林模型由多颗决策树模型构成，且模型的最终输出结果由每一颗决策树共同决定（常见为个别树输出的类别的众数而定）。如果树的深度越深则更容易学到规则复杂的模型[22]。随机森林本质上是一种较为特殊的bagging方法，它将决策树用作bagging中的基模型，实际上相当于对于样本和特征都进行了采样，所以随机森林可以很好的避免过拟合问题。同时随机森林由于综合了若干个决策树的基模型，所以在预测效果上由于单个的决策树模型。

在Python中本文使用的是sklearn包中的RandomForestClassifier方法实现随机森林分类，对不同类的阿片类药物报告量预测做随机森林分类模型。

* 1. 支持向量机

支持向量机（SVM，Support Vector Machine）是一种二分类的监督学习算法，即可用于分类问题也可以用于回归问题。基本思想是通过求解能够正确划分训练集样本的最佳超平面，以便在不同类的数据点之间进行正确的分类。SVM算法中有许多不同类型的内核可用于创建这种更高维的空间，例如线性，多项式，Sigmoid和径向基函数。SVM的主要优势有如下几点：在高维空间的情况下SVM算法处理任然有效；如果维度高于采样数量的情况一下依然有效。SVM主要有以下缺点：如果特征的数量大大多于采样的数量，为了避免过拟合，合理的正则化变得至关重要；除此之外SVM算法并不能直接提供概率估计结果[23]。

在Python中本文使用的是sklearn包中的SVM方法实现支持向量机分类，对不同类的阿片类药物报告量预测做支持向量机模型分类。

* 1. 神经网络

人工神经网络（ANNs，Artificial Neural Networks）起源于1940-1950年，使通过模仿生物神经的行为特征，形成一种具有学习、联想、记忆和模式识别的人工系统，称为人工神经网络[24]。人工神经网络具有自学习和自适应的能力，可以通过预先提供的一批相互对应的输入输出数据，分析两者的内在关系和规律，最终通过这些规律形成一个复杂的非线性系统函数，这种学习分析过程被称作“训练”。神经元的每一个输入连接都有突触连接强度，用一个连接权值来表示，即将产生的信号通过连接强度放大，每一个输入量都对应有一个相关联的权重[25]。激活函数具有如下性质：可微性，非线性、单调性、输出值于输入值相差不会很大。

在Python中本文使用的是sklearn包中的MLPClassifier方法实现支持人工神经网络分类，对不同类的阿片类药物报告量预测做人工神经网络模型分类。

* 1. Logistic回归

Logistic回归（LR，Logistic Regression）模型是一种对数概率回归的机器学习算法[26]。作为一种流行病学多元分析方法，被广泛应用于探索二元应变量于影响因素之间关系的研究，例如，疾病诊断、经济预测等[27]。LR是一种广义的线性模型，因此，需要假设应变量服从伯努利分布，因变量服从高斯分布。Logistic回归进行预测的步骤如下：首先划分原始数据集为训练集和测试集；然后基于训练集建立逻辑LR模型；通过建立的模型计算测试集的预测输出结果；计算损失函数，对比预测结果和实测结果，获得最佳参数模型。

在Python中本文使用的是sklearn包中的LogisticClassifier方法实现支持逻辑回归分类，对不同类的阿片类药物报告量预测做逻辑回归模型分类。

* 1. K折交叉验证法

K折交叉验证（K-fold cross-validation），将训练集分割为K个样本，随机选择其中k-1个样本作为训练集来训练模型，将剩余的1个样本作为测试集来验证模型的效果。将这个过程重复k次，每个子样本验证一次，将k次的结果通过平均的方式综合为一个单一指标进行评估。其中当k=10时较为常用，称为10次交叉验证。

在python中本文使用的是sklearn包中的model\_selection方法实现k折交叉验证，对本文所使用得模型进行10折交叉验证各个模型的优劣。

1. 结果
   1. 建模准备
      1. 数据预处理

收集到的原始数据包括2010年-2016年共24062条观测数据。其中在2010年、2011年、2012年均为600个特征变量；在2013年为612个特征变量；2014年、2015年、2016年均为612个特征变量。由于数据的复杂性已经部分数据存在缺失等情况，且不同年份的特征变量可能存在不同，不便于直接对数据进行统计分析，因此分析前对数据进行了一定的整理，具体如下：

（1）无效数据处理。删除只在特定年份测量的因素，因为多年的趋势将较少出现，更容易受到潜在的异常值影响；删除所有县数据不完整的因素，由于可能存在由于数据缺失而不明显的隐藏趋势而使模型的效果产生一定程度的误差。 处理之后还剩19646条观测数据，704个特征变量。

（2）缺失值处理。收集到得数据某些字段值为空得情况很多，一般有三种处理方法：删除记录、数据填补、空值处理。填补缺失值方法有：人工填补、均数填补、中位数或众数填补、多重填补、使用最接近的样本值填补等。不同情况变量的缺失值本研究采用了不同的处理方式[14]。当某一条观测数据缺失项大于总项的65%时，由于缺失信息较大，故选择删除记录；考虑到不偏离原数据的总体分布，故在删除记录之后用列均值对缺失数据进行填补。处理之后还剩9395条观测数据，704个特征变量。

（3）离散化处理。变量的离散化就是将连续变量的值域划分成为若干个离散的区间，然后用不同符合代表观测值落在每个区间的属性值[15]。由于阿片类数据报告量的极差较大，且为了得到更好的分类预测结果，本次实证研究将各县的“阿片类药物使用报告量”离散化成6个水平：0例、1-9例、10-99例、100-499例、500-999例、1000-4999例、5000例以上。

（4）变量选取处理。由于社会经济属性较多，所以选择与应变量有较强的关联性的变量有助于模型的可解释性和精简性。因此通过计算各个自变量与应变量的相关系数来选择强相关属性。考虑到模型的广泛性，选择了2010年-2016年各个年份的社会经济属性与阿片类药物报告量的相关系数均大于0.5的所有变量，共有38个变量入选。

（5）归一化处理。不同的变量有不同的量纲，比如人口、家庭户数、收入等，数值间的差别比较大，归一化就是为了消除变量之间量纲的影响[17]。归一化就是将数据映射到某一固定区间，一般为（0,1）或（-1,1）。主要是为了数据处理方便提出来的，把有量纲表达式变成无量纲表达式[18]。归一化公式：

考虑到量纲不同问题，故本文对除结局变量外的所有变量均用归一化方法进行处理。处理之后共计还剩9395条有效观测数据，38个特征变量。

（6）数据集划分处理。按照合成类阿片药、非合成类阿片药、半合成阿片药分层（具体药物类别划分方式见3.1.3节），将上述处理之后数据按照7:3的比例划分为训练集和测试集。得到合成类阿片药的训练集共2242条观测，测试集共961条观测；非合成类阿片药的训练集共2092条观测，测试集共897条观测；半合成类阿片药的训练集共2242条观测，测试集共961条观测。

* + 1. 现状分析

（1）总体阿片类药物的使用情况。为了观察总体数据的分布情况，通过对所有数据的描述性分析得到图 1 和 图 2。从图中可以看出，报告的阿片类药物共有56种，各类阿片类的分布主要集中在海洛因、氢考酮、氢可酮这三类，分别占比为53.24%、19.79%、8.57%，海洛因的报告量达到25000多例，氢考酮的报告量为10000多例，氢可酮的报告量为4000多例；大部分类型的阿片类药物都小于0.01%；而较为常见的可卡因、吗啡等占比并没有想象中的那么高，比例分别为0.73%、1.88%。

图片包含 游戏机

描述已自动生成

图 1 各类阿片类药物报告比例饼图

手机屏幕截图

描述已自动生成

图 2 各类阿片类药物报告量分布直方图

（2）不同地区阿片类药物的使用情况。在得到总体药物使用的分布情况后，进一步分析不同地区的药物使用情况。根据2010-2016年不同州的不同种类报告量绘制了热力图，见图 3。可以发现，虽然不同年份的报告量有一定的差异，但是在类别上展出来的差异更加明显，肯塔基州主要为氢考酮、海洛因、氢可酮阿片药，俄亥俄州主要为海洛因、氢考酮、丁丙诺啡阿片药，宾夕法尼亚州主要为海洛因、氢考酮、丁丙诺啡阿片药，弗吉尼亚州主要为氢可酮、氢考酮、海洛因阿片药，西弗吉尼亚州主要为氢考酮、氢可酮、海洛因阿片药。可以从图上发现图形模式大致呈现3个板块，第一个板块主要以海洛因阿片药为主；第二板块主要以氢考酮为主，第三板块主要以丁丙诺啡为主。基于这三大板块类别便可以将原本56种阿片类药物重新划分为三大类，且在不同州不同年份的报告量的相关程度更高。

图片包含 游戏机, 床

描述已自动生成

图 3 各个州各种阿片类药物报告量的热力图

* + 1. 划分类别

根据阿片类药物是否为合成药物将其划分为三大类：合成类阿片药、非合成类阿片药、半合成类阿片药。基于此对2010-2016年各个州的报告量绘制折线图，从图 4可以看出不同州的不同类的阿片药报告量在2010-2016年呈现不同趋势，肯塔基州合成阿片药在2010年报告量为峰值6208例，半合成类阿片药在2014年达到峰值7151例；俄亥俄州半合成阿片药在2015年达到峰值26674例，而合成阿片药报告量在2013年最低为5060例，2016年最高为17347例；宾夕法尼亚州的半合成阿片药的报告量大致也呈现一个先增后减的趋势，在2015年达到峰值20799例；弗吉尼亚州的半合成阿片药在2011年和2013年分别出现一个波谷和波峰；西弗吉尼亚州的半合成阿片药在2013年出现一个波峰，合成类阿片药在整体上呈现一个递减趋势；非合成阿片药变化趋势不明显；而这五个州的总体上而言，半合成阿片类药物呈现一个先增后减的趋势，而合成类阿片药为先减后增的趋势，非合成类阿片药变化趋势相对不明显。

可以发现，五个州阿片药物使用量趋势近似相同，合成类阿片类药物的变化趋势与半合成类阿片类药物的变化趋势相反，非合成类阿片药变化趋势不大。白色的地图

描述已自动生成

图 4 2010-2016年五大州的3类阿片类药物报告量折线图

* 1. 应用模型

由探索性分析可知，五个州在不同的阿片类药物有着近似相同的变化趋势，半合成阿片类药物呈现一个先增后减的趋势，而合成类阿片药为先减后增的趋势，非合成类阿片药变化趋势相对不明显。因此，为了简化模型和提升模型的泛化能力，将本研究所使用到的机器学习模型应用到总体的不同类别阿片类药物使用量预测，通过不同模型的预测结果评估模型优劣。

* + 1. K近邻模型

表 1为K近邻算法在测试集样本的预测结果，在合成阿片类药物的精确度为0.61、召回率为0.60、F1-评分为0.60、支持度为961；在非合成阿片类药物的精确度为0.64、召回率为0.61、F1-评分为0.62、支持度为897；在半合成阿片类药物的精确度为0.62、召回率为0.61、F1-评分为0.61、支持度为961。KNN模型在预测三类阿片类药物的使用量方面的预测性能都一般（0.5<精确度<0.7）。

**表 1 各类阿片类药物的最近邻法模型结果**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **类别** | | **精确率** | **召回率** | **F1-评分** | **支持度** |
| 最近邻法合成阿片类 |  |  |  |  |  |
|  | 0人 | 0.31 | 0.36 | 0.33 | 87 |
|  | 1-9人 | 0.50 | 0.52 | 0.51 | 290 |
|  | 10-99人 | 0.75 | 0.69 | 0.72 | 512 |
|  | 100-499人 | 0.45 | 0.52 | 0.48 | 71 |
|  | 500-999人 | 0.50 | 1.00 | 0.67 | 1 |
|  | 1000-4999人 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0 |
|  | 总体 | 0.61 | 0.60 | 0.60 | 961 |
| 最近邻法非合成阿片类 |  |  |  |  |  |
|  | 0人 | 0.46 | 0.53 | 0.49 | 251 |
|  | 1-9人 | 0.74 | 0.65 | 0.69 | 579 |
|  | 10-99人 | 0.40 | 0.60 | 0.48 | 67 |
|  | 100-499人 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0 |
|  | 总体 | 0.64 | 0.61 | 0.62 | 897 |
| 最近邻法半合成阿片类 |  |  |  |  |  |
|  | 0人 | 0.30 | 0.40 | 0.34 | 55 |
|  | 1-9人 | 0.52 | 0.53 | 0.52 | 241 |
|  | 10-99人 | 0.74 | 0.67 | 0.70 | 491 |
|  | 100-499人 | 0.58 | 0.59 | 0.59 | 153 |
|  | 500-999人 | 0.25 | 0.42 | 0.31 | 12 |
|  | 1000-4999人 | 0.56 | 1.00 | 0.72 | 9 |
|  | 总体 | 0.62 | 0.61 | 0.61 | 961 |

* + 1. 决策树模型

表 2为决策树算法在测试集样本的预测结果，在合成阿片类药物的精确度为0.56、召回率为0.56、F1-评分为0.56、支持度为961；在非合成阿片类药物的精确度为0.54、召回率为0.54、F1-评分为0.64、支持度为897；在半合成阿片类药物的精确度为0.57、召回率为0.57、F1-评分为0.57、支持度为961。决策树模型在预测三类阿片类药物的使用量方面的预测性能都一般（0.5<精确度<0.7）。

**表 2** **各类阿片类药物的决策树模型结果**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **类别** | | **精确率** | **召回率** | **F1-评分** | **支持度** |
| 决策树合成阿片类 |  |  |  |  |  |
|  | 0人 | 0.41 | 0.41 | 0.41 | 101 |
|  | 1-9人 | 0.47 | 0.48 | 0.47 | 291 |
|  | 10-99人 | 0.66 | 0.66 | 0.66 | 470 |
|  | 100-499人 | 0.52 | 0.46 | 0.49 | 94 |
|  | 500-999人 | 1.00 | 0.40 | 0.57 | 5 |
|  | 1000-4999人 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0 |
|  | 总体 | 0.56 | 0.56 | 0.56 | 961 |
| 决策树非合成阿片类 |  |  |  |  |  |
|  | 0人 | 0.48 | 0.45 | 0.47 | 302 |
|  | 1-9人 | 0.59 | 0.62 | 0.61 | 480 |
|  | 10-99人 | 0.47 | 0.42 | 0.44 | 113 |
|  | 100-499人 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 2 |
|  | 总体 | 0.54 | 0.54 | 0.54 | 897 |
| 决策树半合成阿片类 |  |  |  |  |  |
|  | 0人 | 0.23 | 0.23 | 0.23 | 73 |
|  | 1-9人 | 0.49 | 0.48 | 0.48 | 250 |
|  | 10-99人 | 0.66 | 0.67 | 0.66 | 442 |
|  | 100-499人 | 0.63 | 0.60 | 0.62 | 164 |
|  | 500-999人 | 0.45 | 0.47 | 0.46 | 19 |
|  | 1000-4999人 | 0.75 | 0.92 | 0.83 | 13 |
|  | 总体 | 0.57 | 0.57 | 0.57 | 961 |

* + 1. 随机森林模型

表 3为决策树算法在测试集样本的预测结果，合成阿片类药物的精确度为0.63，召回率为0.62，F1-评分为0.62，支持度为961；非合成阿片类药物的效果次之，精确度为0.64，召回率为0.62，F1-评分为0.63，支持度为897；半合成类阿片药的效果最优，精确度为0.64，召回率为0.62，F1-评分为0.63，支持度为961。随机森林模型在预测三类阿片类药物的使用量方面的预测性能都一般（0.5<精确度<0.7）。

**表 3 各类阿片类药物的随机森林模型结果**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **类别** | | **精确率** | **召回率** | **F1-评分** | **支持度** |
| 随机森林合成阿片类 |  |  |  |  |  |
|  | 0人 | 0.32 | 0.49 | 0.39 | 65 |
|  | 1-9人 | 0.57 | 0.52 | 0.54 | 332 |
|  | 10-99人 | 0.73 | 0.70 | 0.72 | 499 |
|  | 100-499人 | 0.52 | 0.70 | 0.60 | 61 |
|  | 500-999人 | 0.50 | 0.25 | 0.33 | 4 |
|  | 1000-4999人 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0 |
|  | 总体 | 0.63 | 0.62 | 0.62 | 961 |
| 随机森林非合成阿片类 |  |  |  |  |  |
|  | 0人 | 0.49 | 0.52 | 0.51 | 271 |
|  | 1-9人 | 0.73 | 0.66 | 0.69 | 561 |
|  | 10-99人 | 0.44 | 0.70 | 0.54 | 63 |
|  | 100-499人 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 2 |
|  | 总体 | 0.64 | 0.62 | 0.63 | 897 |
| 随机森林半合成阿片类 |  |  |  |  |  |
|  | 0人 | 0.26 | 0.32 | 0.28 | 60 |
|  | 1-9人 | 0.54 | 0.54 | 0.54 | 248 |
|  | 10-99人 | 0.75 | 0.68 | 0.72 | 494 |
|  | 100-499人 | 0.58 | 0.67 | 0.62 | 134 |
|  | 500-999人 | 0.20 | 0.33 | 0.25 | 12 |
|  | 1000-4999人 | 0.81 | 1.00 | 0.90 | 13 |
|  | 总体 | 0.64 | 0.62 | 0.63 | 961 |

* + 1. 支持向量机模型

表 4为支持向量机算法在测试集样本的预测结果，合成阿片类药物的精确度为0.67，召回率为0.60，F1-评分为0.64，支持度为961；合成阿片类药物的效果次之，精确度为0.72，召回率为0.61，F1-评分为0.66，支持度为961；半合成类阿片药的效果最优，精确度为0.84，召回率为0.64，F1-评分为0.69，支持度为897。支持向量机模型在预测半合成阿片类药物的结果上一般（0.5<精确度<0.7），在预测合成阿片类药物的结果上良好（0.7<精确度<0.8），在预测非合成阿片类药物的结果上较优（0.8<精确度<0.9）。

**表 4 各类阿片类药物的支持向量机模型结果**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **类别** | | **精确率** | **召回率** | **F1-评分** | **支持度** |
| 支持向量机合成阿片类 |  |  |  |  |  |
|  | 0人 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0 |
|  | 1-9人 | 0.59 | 0.53 | 0.56 | 333 |
|  | 10-99人 | 0.82 | 0.65 | 0.72 | 598 |
|  | 100-499人 | 0.24 | 0.69 | 0.36 | 29 |
|  | 500-999人 | 0.50 | 1.00 | 0.67 | 1 |
|  | 1000-4999人 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0 |
|  | 总体 | 0.72 | 0.61 | 0.66 | 961 |
| 支持向量机非合成阿片类 |  |  |  |  |  |
|  | 0人 | 0.23 | 0.68 | 0.34 | 96 |
|  | 1-9人 | 0.94 | 0.62 | 0.75 | 768 |
|  | 10-99人 | 0.31 | 0.97 | 0.47 | 32 |
|  | 100-499人 | 0.50 | 1.00 | 0.67 | 1 |
|  | 总体 | 0.84 | 0.64 | 0.69 | 897 |
| 支持向量机半合成阿片类 |  |  |  |  |  |
|  | 0人 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0 |
|  | 1-9人 | 0.61 | 0.53 | 0.57 | 285 |
|  | 10-99人 | 0.75 | 0.65 | 0.70 | 520 |
|  | 100-499人 | 0.51 | 0.57 | 0.54 | 141 |
|  | 500-999人 | 0.05 | 0.33 | 0.09 | 3 |
|  | 1000-4999人 | 0.69 | 0.92 | 0.79 | 12 |
|  | 总体 | 0.67 | 0.60 | 0.64 | 961 |

* + 1. 神经网络模型

表 5为人工神经网络算法在测试集样本的预测结果，合成阿片类报告量的预测效果最差，合成阿片类药物的精确度为0.67，召回率为0.62，F1-评分为0.64，支持度为961；半合成阿片类药物的效果次之，精确度为0.65，召回率为0.59，F1-评分为0.62，支持度为961；非合成类阿片药的效果最优，精确度为0.72，召回率为0.65，F1-评分为0.67，支持度为897。神经网络模型在预测合成阿片类药物和半合成阿片类药物的结果上一般（0.5<精确度<0.7），在预测非合成阿片类药物的结果上良好（0.7<精确度<0.8）。

**表 5 各类阿片类药物的神经网络模型结果**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **类别** | | **精确率** | **召回率** | **F1-评分** | **支持度** |
| 神经网络合成阿片类 |  |  |  |  |  |
|  | 0人 | 0.22 | 0.48 | 0.30 | 46 |
|  | 1-9人 | 0.53 | 0.56 | 0.55 | 284 |
|  | 10-99人 | 0.80 | 0.68 | 0.73 | 560 |
|  | 100-499人 | 0.46 | 0.54 | 0.50 | 71 |
|  | 500-999人 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0 |
|  | 1000-4999人 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0 |
|  | 总体 | 0.67 | 0.62 | 0.64 | 961 |
| 神经网络非合成阿片类 |  |  |  |  |  |
|  | 0人 | 0.46 | 0.60 | 0.52 | 218 |
|  | 1-9人 | 0.83 | 0.66 | 0.73 | 639 |
|  | 10-99人 | 0.34 | 0.89 | 0.49 | 38 |
|  | 100-499人 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 2 |
|  | 总体 | 0.72 | 0.65 | 0.67 | 897 |
| 神经网络半合成阿片类 |  |  |  |  |  |
|  | 0人 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 7 |
|  | 1-9人 | 0.58 | 0.51 | 0.54 | 281 |
|  | 10-99人 | 0.71 | 0.65 | 0.68 | 492 |
|  | 100-499人 | 0.61 | 0.57 | 0.59 | 166 |
|  | 500-999人 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0 |
|  | 1000-4999人 | 0.62 | 0.67 | 0.65 | 15 |
|  | 总体 | 0.65 | 0.59 | 0.62 | 961 |

* + 1. Logistic回归模型

表 6为Logistic回归算法在测试集样本的预测结果，半合成阿片类报告量的预测效果最差，合成阿片类药物的精确度为0.72，召回率为0.58，F1-评分为0.63，支持度为961；合成阿片类药物的效果次之，精确度为0.73，召回率为0.62，F1-评分为0.67，支持度为961；半合成类阿片药的效果最优，精确度为0.78，召回率为0.66，F1-评分为0.69，支持度为897。模型在预测三类阿片类药物的结果上都表现良好（0.7<精确度<0.8）。

**表 6 各类阿片类药物的线性回归模型结果**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **类别** | | **精确率** | **召回率** | **F1-评分** | **支持度** |
| 线性回归合成阿片类 |  |  |  |  |  |
|  | 0人 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1 |
|  | 1-9人 | 0.57 | 0.56 | 0.57 | 307 |
|  | 10-99人 | 0.84 | 0.65 | 0.73 | 616 |
|  | 100-499人 | 0.29 | 0.69 | 0.41 | 35 |
|  | 500-999人 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 2 |
|  | 1000-4999人 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0 |
|  | 总体 | 0.73 | 0.62 | 0.67 | 961 |
| 线性回归非合成阿片类 |  |  |  |  |  |
|  | 0人 | 0.36 | 0.68 | 0.47 | 154 |
|  | 1-9人 | 0.89 | 0.65 | 0.75 | 696 |
|  | 10-99人 | 0.37 | 0.82 | 0.51 | 45 |
|  | 100-499人 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 2 |
|  | 总体 | 0.78 | 0.66 | 0.69 | 897 |
| 线性回归半合成阿片类 |  |  |  |  |  |
|  | 0人 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0 |
|  | 1-9人 | 0.37 | 0.53 | 0.43 | 169 |
|  | 10-99人 | 0.86 | 0.59 | 0.70 | 656 |
|  | 100-499人 | 0.43 | 0.55 | 0.48 | 122 |
|  | 500-999人 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 1 |
|  | 1000-4999人 | 0.75 | 0.92 | 0.83 | 13 |
|  | 总体 | 0.72 | 0.58 | 0.63 | 961 |

* 1. 模型评估

本研究使用了KNN、决策树、随机森林、支持向量机、神经网络、逻辑回归6个机器学习模型对阿片类药物报告量进行预测。并用K折交叉验证法作为参考对模型效果进行评估，具体数据结果见表 7。

**表 7 6种机器学习算法的K折交叉验证结果**

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **类别** | **次数** | **KNN** | **决策树** | **随机森林** | **支持向量机** | **神经网络** | **线性回归** |
| 合成类 |  |  |  |  |  |  |  |
|  | 1 | 0.542 | 0.471 | 0.551 | 0.588 | 0.622 | 0.613 |
|  | 2 | 0.472 | 0.404 | 0.469 | 0.469 | 0.497 | 0.512 |
|  | 3 | 0.547 | 0.469 | 0.528 | 0.658 | 0.658 | 0.658 |
|  | 4 | 0.543 | 0.419 | 0.525 | 0.615 | 0.612 | 0.587 |
|  | 5 | 0.489 | 0.408 | 0.467 | 0.523 | 0.514 | 0.526 |
|  | 6 | 0.520 | 0.374 | 0.452 | 0.579 | 0.551 | 0.576 |
|  | 7 | 0.502 | 0.361 | 0.448 | 0.636 | 0.586 | 0.577 |
|  | 8 | 0.535 | 0.440 | 0.500 | 0.629 | 0.601 | 0.607 |
|  | 9 | 0.393 | 0.352 | 0.390 | 0.509 | 0.431 | 0.547 |
|  | 10 | 0.517 | 0.388 | 0.492 | 0.568 | 0.568 | 0.543 |
| 非合成类 |  |  |  |  |  |  |  |
|  | 1 | 0.567 | 0.510 | 0.557 | 0.590 | 0.577 | 0.597 |
|  | 2 | 0.570 | 0.523 | 0.537 | 0.620 | 0.603 | 0.620 |
|  | 3 | 0.537 | 0.540 | 0.550 | 0.697 | 0.617 | 0.687 |
|  | 4 | 0.617 | 0.543 | 0.597 | 0.633 | 0.650 | 0.650 |
|  | 5 | 0.528 | 0.485 | 0.532 | 0.629 | 0.599 | 0.635 |
|  | 6 | 0.535 | 0.365 | 0.368 | 0.589 | 0.575 | 0.609 |
|  | 7 | 0.378 | 0.405 | 0.378 | 0.559 | 0.492 | 0.542 |
|  | 8 | 0.406 | 0.369 | 0.339 | 0.517 | 0.530 | 0.540 |
|  | 9 | 0.384 | 0.354 | 0.377 | 0.586 | 0.492 | 0.542 |
|  | 10 | 0.441 | 0.384 | 0.404 | 0.545 | 0.424 | 0.519 |
| 半合成类 |  |  |  |  |  |  |  |
|  | 1 | 0.497 | 0.423 | 0.478 | 0.559 | 0.549 | 0.583 |
|  | 2 | 0.500 | 0.407 | 0.485 | 0.590 | 0.611 | 0.630 |
|  | 3 | 0.498 | 0.455 | 0.498 | 0.604 | 0.573 | 0.589 |
|  | 4 | 0.542 | 0.424 | 0.558 | 0.692 | 0.664 | 0.614 |
|  | 5 | 0.511 | 0.467 | 0.489 | 0.601 | 0.579 | 0.614 |
|  | 6 | 0.552 | 0.439 | 0.517 | 0.636 | 0.608 | 0.536 |
|  | 7 | 0.549 | 0.433 | 0.527 | 0.665 | 0.683 | 0.586 |
|  | 8 | 0.520 | 0.429 | 0.495 | 0.599 | 0.602 | 0.639 |
|  | 9 | 0.390 | 0.318 | 0.365 | 0.547 | 0.506 | 0.541 |
|  | 10 | 0.467 | 0.442 | 0.464 | 0.549 | 0.568 | 0.543 |

为了便于观察对数据结果绘制箱式图，结果如图 5所示。

对于合成阿片类药物的预测模型而言，SVM模型的预测精确度从均值和变异程度而言效果最佳，其次是逻辑模型，虽然在精确度均值上神经网络模型略微由于逻辑回归模型，但是总体的变异而言逻辑回归表现更好。由于决策树模型在过拟合和欠拟合问题上的不稳定性，其预测效果表现最差，而集成了多个决策树基模型的随机森林模型的预测精确度明显优于决策树。KNN算法作为最简单的机器学习模型，预测效果表现也算中规中矩，优于决策树和随机森林但劣与ANNs。

对于半合成阿片类药物的预测模型而言，SVM模型的预测精确度无论是从均值和变异程度而言效果依然表现最佳，且变异程度相比于合成类更低。其次是逻辑模型和神经网络模型。决策树、随机森林、KNN模型相比于合成类的变异程度明显大幅度增大。说明模型预测效果并不稳定。

对于非合成阿片类药物的预测模型而言，任然是SVM、逻辑回归、神经网络模型的预测精确度综合表现最佳。而6种模型的变异程度相对于另外两类阿片类药物都明显更低，说明各个模型对于非合成类药物的预测效果最具有稳定性，预测结果最可靠。

综上而言， KNN、决策树、随机森林这三个机器学习模型在于传统逻辑回归模型对比不占明显优势，支持向量机、神经网络和逻辑回归模型的预测效果表现了相当高的一致性，说明模型的稳健性很好。因此本文以10折交叉验证方法为评估指标得出最优的模型为支持向量机模型，其次会逻辑回归和神经网络模型，最差为决策树模型。

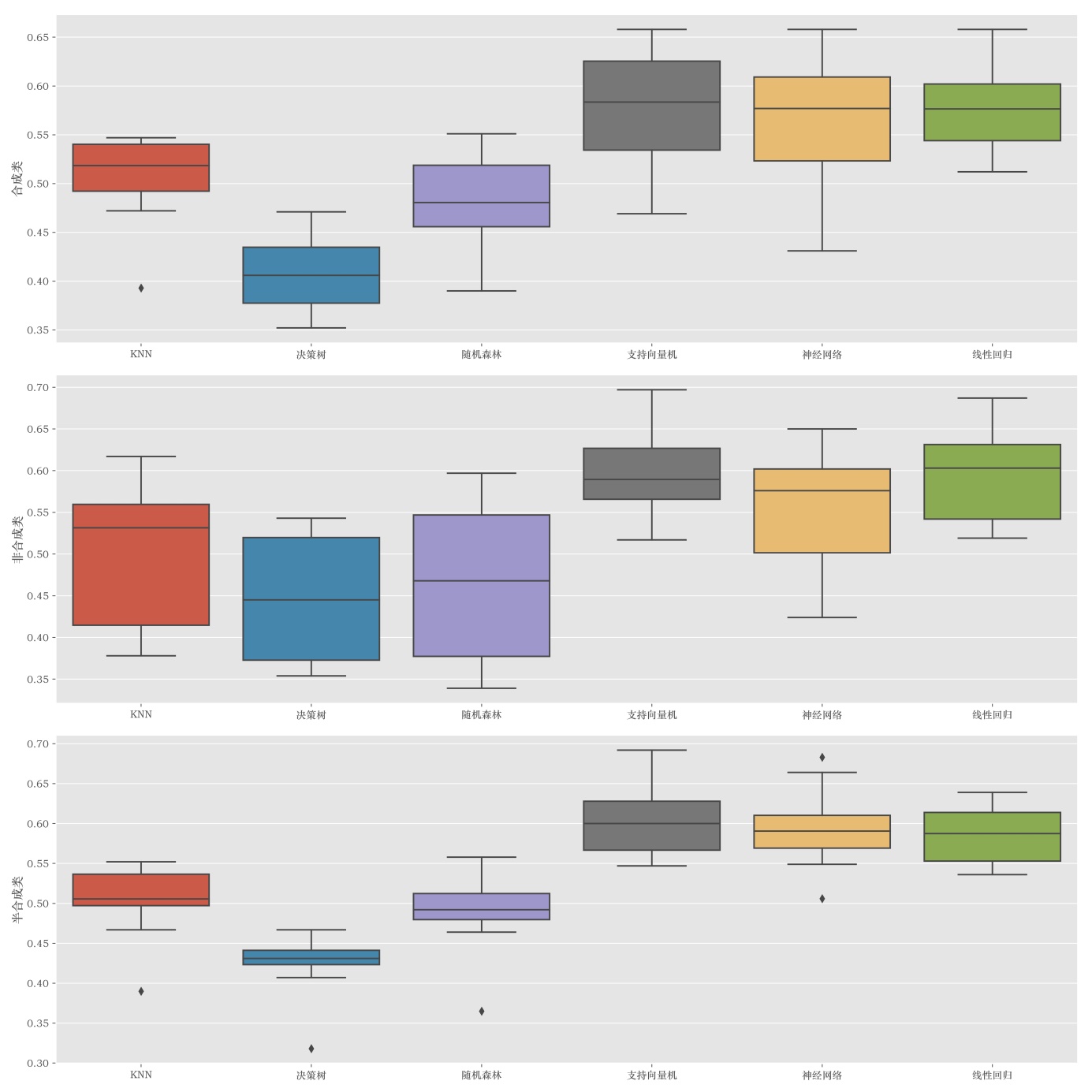


图 5 **6种机器学习算法的K折验证结果箱式图**

结论

机器学习模型对于克服传统预测模型的多重共线性效应、变量交互作用和数据分布要求有良好的作用。支持向量机模型和人工神经网络模型在预测效果中的性能都比较理想。支持向量机模型的精确度>0.8，而人工神经网络模型的精确度>0.7。对比与传统的预测模型而言，支持向量机和神经网络模型容易调整参数，能够生成预测效能更好的模型。

对于决策树和随机森林模型，由于随机森林模型本质上是在以决策树为基学习器构建Bagging集成的基础上，进一步决策树训练过程中引入了随机属性选择。所以本文也证实其理论性，发现随机森林模型的预测效能要明显优于决策树模型。随机森林模型能够集成多颗决策树进行预测，客服了单颗决策树泛化能力不足的缺点，有助于模型的外推。同时，集成学习模型也容易调整参数，可以生成预测效能更好的模型，为类似研究提供新思路和方法。

KNN模型作为最简单的机器学习模型之一，在方法思路上具有简洁的优点，但是其实现过程所需计算机空间内存较大，且本文的实证研究发现其预测效能一般。但是相比于传统的统计预测模型而言，容易调整参数和思路简洁是一个明显的优势。

传统的logistics回归在本实证研究中的预测效能表现虽然不是最佳，但是明显优于决策树和随机森林等模型。但是传统的logistics模型的多重共线性和变量间相互关系作用的缺点。

本文从各类阿片类药物使用情况的研究背景出发，分析了不同年份和不同地区阿片类药物报告量的现状，在公共卫生事业越来越重要的情况下，成瘾性药物的研究更应该引起学者们的注意。对阿片类药物使用情况的预测不仅可以让卫生管理人员直观看到社会情况，还可以帮助相关政府部门制定必要的卫生政策。本文利用统计方法和机器学习技术，对不同类的阿片类药物做精准预测。主要工作如下：

不同地区阿片类药物报告量、相关社会经济指标数据的采集和清洗；利用数据可视化对阿片类药物报告量的描述性统计分析；相关社会经济指标数据的特征选择；不同类型的阿片类药物报告量的机器学习建模。

总结来说，本文能将多种机器学习算法运用到阿片类药物报告量的预测中，更具机器学习模型在阿片类药物报告量数据上的表现，做到分类处理的精准预测。

虽然本文对不同类的阿片类药物报告量预测做到了不错的效果，但是本文的工作还有很多的不足之处，其中包括以下几个方面：

虽然收集到2017年阿片类药物的报告量，但并没有收集到当年分的社会经济指标数据，导致大量数据失效。且在数据清洗过程中清洗掉大量数据，最终使用到的有效数据只有9000多条，相对于机器学习模型而言数据量偏少。

社会经济指标未能构造多维，本文可以通过已有变量构造其他变量。

使用的算法模型不够新。本文使用到的机器学习算法都是比较传统的机器学习算法，这些算法在一定程度上还有可以优化的空间。比如梯度提升回归树算法、CART决策树和C4.5决策树算法。

附录

附录 1 2010-2016年各属性的相关系数

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **变量名** | **2010年相关系数** | **2011年相关系数** | **2012年相关系数** | **2013年相关系数** | **2014年相关系数** | **2015年相关系数** | **2016年相关系数** | **合计相关系数** | **均值** |
| HC01\_VC11 | 0.605 | 0.623 | 0.616 | 0.593 | 0.585 | 0.621 | 0.663 | 0.550 | 0.615 |
| HC01\_VC70 | 0.615 | 0.628 | 0.624 | 0.589 | 0.580 | 0.608 | 0.641 | 0.606 | 0.612 |
| HC01\_VC12 | 0.591 | 0.609 | 0.608 | 0.587 | 0.591 | 0.615 | 0.656 | 0.558 | 0.608 |
| HC01\_VC13 | 0.584 | 0.604 | 0.601 | 0.590 | 0.595 | 0.619 | 0.661 | 0.591 | 0.608 |
| HC01\_VC10 | 0.571 | 0.598 | 0.587 | 0.595 | 0.588 | 0.623 | 0.663 | 0.545 | 0.603 |
| HC01\_VC71 | 0.572 | 0.588 | 0.590 | 0.596 | 0.582 | 0.617 | 0.648 | 0.596 | 0.599 |
| HC01\_VC66 | 0.609 | 0.598 | 0.604 | 0.580 | 0.572 | 0.595 | 0.618 | 0.592 | 0.597 |
| HC01\_VC67 | 0.589 | 0.610 | 0.610 | 0.575 | 0.570 | 0.583 | 0.634 | 0.503 | 0.596 |
| HC01\_VC43 | 0.611 | 0.628 | 0.609 | 0.553 | 0.563 | 0.578 | 0.612 | 0.552 | 0.594 |
| HC01\_VC65 | 0.600 | 0.611 | 0.607 | 0.568 | 0.558 | 0.582 | 0.622 | 0.570 | 0.593 |
| HC01\_VC09 | 0.581 | 0.609 | 0.596 | 0.566 | 0.567 | 0.583 | 0.617 | 0.506 | 0.589 |
| HC01\_VC39 | 0.588 | 0.607 | 0.593 | 0.572 | 0.554 | 0.585 | 0.617 | 0.553 | 0.588 |
| HC01\_VC62 | 0.603 | 0.616 | 0.614 | 0.549 | 0.543 | 0.572 | 0.597 | 0.553 | 0.585 |
| HC01\_VC36 | 0.595 | 0.614 | 0.598 | 0.545 | 0.556 | 0.569 | 0.602 | 0.550 | 0.583 |
| HC01\_VC131 | 0.567 | 0.591 | 0.584 | 0.556 | 0.569 | 0.583 | 0.618 | 0.581 | 0.581 |
| HC01\_VC29 | 0.603 | 0.619 | 0.587 | 0.540 | 0.549 | 0.565 | 0.596 | 0.516 | 0.580 |
| HC01\_VC52 | 0.611 | 0.633 | 0.617 | 0.531 | 0.522 | 0.553 | 0.588 | 0.549 | 0.579 |
| HC01\_VC47 | 0.527 | 0.559 | 0.565 | 0.570 | 0.584 | 0.595 | 0.632 | 0.560 | 0.576 |
| HC01\_VC03 | 0.550 | 0.575 | 0.571 | 0.558 | 0.570 | 0.584 | 0.621 | 0.571 | 0.576 |
| HC03\_VC03 | 0.550 | 0.575 | 0.571 | 0.558 | 0.570 | 0.584 | 0.621 | 0.571 | 0.576 |
| HC01\_VC18 | 0.554 | 0.574 | 0.572 | 0.554 | 0.572 | 0.579 | 0.616 | 0.572 | 0.574 |
| HC01\_VC31 | 0.553 | 0.586 | 0.579 | 0.557 | 0.546 | 0.576 | 0.607 | 0.549 | 0.572 |
| HC01\_VC130 | 0.552 | 0.577 | 0.571 | 0.547 | 0.557 | 0.572 | 0.606 | 0.567 | 0.569 |
| HC01\_VC88 | 0.524 | 0.554 | 0.560 | 0.555 | 0.573 | 0.590 | 0.622 | 0.571 | 0.568 |
| HC01\_VC26 | 0.550 | 0.575 | 0.571 | 0.546 | 0.556 | 0.571 | 0.605 | 0.549 | 0.568 |
| HC01\_VC30 | 0.563 | 0.585 | 0.569 | 0.547 | 0.529 | 0.569 | 0.596 | 0.564 | 0.565 |
| HC01\_VC80 | 0.564 | 0.584 | 0.568 | 0.535 | 0.546 | 0.559 | 0.593 | 0.520 | 0.564 |
| HC01\_VC89 | 0.527 | 0.548 | 0.545 | 0.555 | 0.566 | 0.578 | 0.619 | 0.547 | 0.563 |
| HC01\_VC119 | 0.527 | 0.552 | 0.557 | 0.547 | 0.557 | 0.572 | 0.606 | 0.502 | 0.560 |
| HC01\_VC79 | 0.544 | 0.565 | 0.559 | 0.530 | 0.541 | 0.556 | 0.589 | 0.549 | 0.555 |
| HC01\_VC77 | 0.521 | 0.555 | 0.549 | 0.532 | 0.542 | 0.562 | 0.592 | 0.552 | 0.550 |
| HC01\_VC04 | 0.521 | 0.548 | 0.544 | 0.530 | 0.546 | 0.554 | 0.588 | 0.542 | 0.547 |
| HC01\_VC17 | 0.522 | 0.549 | 0.543 | 0.529 | 0.540 | 0.552 | 0.586 | 0.539 | 0.546 |
| HC02\_VC03 | 0.504 | 0.525 | 0.534 | 0.519 | 0.526 | 0.519 | 0.583 | 0.516 | 0.530 |
| HC02\_VC29 | 0.523 | 0.532 | 0.513 | 0.517 | 0.510 | 0.534 | 0.567 | 0.523 | 0.528 |
| HC02\_VC13 | 0.506 | 0.535 | 0.515 | 0.529 | 0.520 | 0.511 | 0.561 | 0.514 | 0.525 |
| HC02\_VC04 | 0.509 | 0.531 | 0.515 | 0.512 | 0.509 | 0.516 | 0.560 | 0.513 | 0.522 |
| HC02\_VC17 | 0.509 | 0.536 | 0.514 | 0.503 | 0.502 | 0.522 | 0.558 | 0.512 | 0.521 |

附录 2 变量标签解释

|  |  |
| --- | --- |
| **变量** | **标签** |
| HC01\_VC03 | 按类型划分的住户总数 |
| HC01\_VC04 | 按类型划分的住户---家庭住户(家庭) |
| HC01\_VC09 | 家庭类型---家庭(家庭)---男性户主，无妻子，家庭 |
| HC01\_VC10 | 按类型划分的家庭---家庭(家庭)---男户主，无妻子，家庭---有18岁以下的子女 |
| HC01\_VC11 | 按类型划分的住户---家庭住户(家庭)---女户主，无丈夫，家庭 |
| HC01\_VC119 | 居住一年前---不同的房子在美国 |
| HC01\_VC12 | 按类型划分的住户---家庭住户(家庭)---女户主，没有丈夫在场，家庭---子女不足18岁 |
| HC01\_VC13 | 按类型划分的家庭---非家庭家庭 |
| HC01\_VC130 | 出生地点---本地---出生在美国 |
| HC01\_VC131 | 出生地点---在美国本土出生---居住状态 |
| HC01\_VC17 | 按类型划分的住户---名或多于一名十八岁以下的住户 |
| HC01\_VC18 | 按类型划分的住户---65岁或以上的一名或多名住户 |
| HC01\_VC26 | 关系---户主 |
| HC01\_VC29 | 关系---其他亲属 |
| HC01\_VC30 | 关系---邻居竞争 |
| HC01\_VC31 | 关系---非亲属---未婚伴侣 |
| HC01\_VC36 | 婚姻状况---未婚 |
| HC01\_VC39 | 婚姻状况---丧偶 |
| HC01\_VC43 | 婚姻状况---未婚 |
| HC01\_VC47 | 婚姻状况---离婚 |
| HC01\_VC52 | 生育能力---未婚女性(丧偶、离婚、未婚) |
| HC01\_VC62 | 祖父母---对孙子孙女负责 |
| HC01\_VC65 | 祖父母---负责孙辈---年负责孙辈---1年或2年 |
| HC01\_VC66 | 祖父母---负责孙子---年负责孙子---3或4年 |
| HC01\_VC67 | 祖父母---负责孙子---年负责孙子---5年或以上 |
| HC01\_VC70 | 祖父母---他们是女性 |
| HC01\_VC71 | 祖父母---已婚 |
| HC01\_VC77 | 入学---幼稚园 |
| HC01\_VC79 | 入学---高中(9---12年级) |
| HC01\_VC80 | 入学---大学或研究生院 |
| HC01\_VC88 | 教育程度---有些大学，没有学位 |
| HC01\_VC89 | 教育程度---副学士学位 |
| HC02\_VC03 | 按类型划分的住户总数 |
| HC02\_VC04 | 按类型划分的住户---家庭住户(家庭) |
| HC02\_VC13 | 按类型划分的家庭---非家庭家庭 |
| HC02\_VC17 | 按类型划分的住户---名或多于一名十八岁以下的住户 |
| HC02\_VC29 | 关系---其他亲属 |
| HC03\_VC03 | 按类型划分的住户总数 |
| HC03\_VC03 | 按类型划分的住户总数 |

参考文献

[1]. 林景怀, 杨明娜与韩凤, 医院住院患者阿片类药物的应用情况. 中国药物经济学, 2019. 14(11): 第32-34+41页.

[2]. 传植, 揭开阿片类药物成瘾之谜. 世界科学, 2019(11): 第13-14页.

[3]. 田野等, 我国2014-2016年阿片类药物使用情况分析. 中国药房, 2019. 30(09): 第1153-1157页.

[4]. 袁莎, 美国阿片类药物危机及中美禁毒合作. 和平与发展, 2019(01): 第101-115+135-136页.

[5]. D, L.等, 家庭医生对自身管理阿片类药物危机的看法. 中国全科医学, 2019. 22(31): 第3804页.

[6]. 邓硕曾北京中医药大学东方医院麻醉科教授, 阿片类药物“双刃”作用能否解, in 健康报. 第 008页.

[7]. 张景奇, 史文宝与纪秀娟, 机器学习在医疗和公共卫生中应用. 中国公共卫生, 2019. 35(10): 第1449-1452页.

[8]. 何巍, 基于机器学习的犯罪预测综述. 科学技术与工程, 2019. 19(36): 第37-43页.

[9]. 利国, 机器学习模型在晚期血吸虫病预后预测中的应用研究, 2018, 华中科技大学.

[10]. 孔欣然, 机器学习综述. 电子制作, 2019(24): 第82-84+38页.

[11]. 李军, 赵佳与赵宸, 基于随机森林和SVR的阿片类药物危机分析. 阜阳师范学院学报(自然科学版), 2019. 36(04): 第9-13页.

[12]. 乔郑磊等, 基于时间序列模型预测上海某三甲综合医院血制品使用量. 中国临床医学, 2016. 23(05): 第640-643页.

[13]. 程豪, 大数据背景下缺失数据问题及对策. 中国统计, 2019(10): 第72-74页.

[14]. 刘春亚, 基于粗集理论的数据预处理及应用研究, 2003, 重庆大学.

[15]. 尚绍环, 不同批样本归一化处理方法. 电子产品可靠性与环境试验, 2005(04): 第34-35页.

[16]. 高军. 性能退化数据的归一化处理方法. in 中国电子学会可靠性分会第十四届学术年会. 2008. 中国海南海口.

[17]. 窦小凡, KNN算法综述. 通讯世界, 2018(10): 第273-274页.

[18]. 邵珊珊, 基于KNN的分类方法及其应用研究, 2019, 燕山大学.

[19]. 孙明喆, 毕瑶家与孙驰, 改进随机森林算法综述. 现代信息科技, 2019. 3(20): 第28-30页.

[20]. 朱悦, 吴建华与方颖, SVM在冠心病分类预测中的应用研究. 生物医学工程学杂志, 2013. 30(06): 第1180-1185页.

[21]. 许兴阳, 基于BP人工神经网络的医院药库管理系统药品预测模型研究. 科技创新导报, 2008(20): 第169-170页.

[22]. 周济民, 基于神经网络改进的元胞自动机分析——美国阿片类药物滥用情况. 信息系统工程, 2019(11): 第144-145+147页.

[23]. 王凤竹, 稳健的Logistic回归及其应用, 2014, 华北电力大学.

[24]. 黄锦联, 二分类Logistic回归模型的Lq似然估计, 2013, 广西师范大学.

致谢

弹指一挥间，大学四年的时光即将结束。在重医的四年学习生活是我人生生涯中最美好的记忆。四年的艰苦跋涉，五个月的精心准备，毕业论文终于到了画句号的时候，心头照理该如释重负，但写作过程中常常出现的辗转反侧和力不从心之感挥之不去。论文写作的过程并不轻松。敲完最后一个字符，重新从头细细阅读早已不陌生的文字，我感触颇多。虽然没有什么值得显耀的成果，但对我而言已是宝贵的财富，是无数教诲、关爱和帮助的结果。

我要感谢我的指导老师曾庆老师。曾老师虽然身负教学、科学重任，任抽出时间，指导我们的论文撰写，耳提面命。同时，我要感谢公共卫生与管理学院所有给我授过课的老师，是他们传授给我方方面面的知识，拓宽了我的知识面，培养了我的专业功底，对论文的完成不无裨益。

除此之外感谢我的同学们，从五湖四海来到这个陌生的城市里，是你们和我共同组成一个集体维系着班级体的一个融洽关系。

在论文完成之际，我的心情无法平静，从开始进入课题到论文的顺利完成有多少可敬的师长、同学、朋友给了我无言的帮助，在这里接受我诚挚的谢意！