

## 【论著】

基于医保大数据挖掘门诊特殊疾病患者异常  
就医行为的实证研究

刘江,潘杰,吴奎,刘一彬,吴刚,蔡江瑶

【摘要】目的 分析门诊特殊疾病就诊结算数据,找出患者的异常就医行为,为医保欺诈检测提供数据支撑。方法 运用大数据挖掘算法—FP-growth 算法,挖掘出频繁在相同时间和相同医院看病并发生过同时转院的异常就医行为,从中找出可能存在欺诈行为的医疗机构和参保人信息。结果 在 2016-01-01/2017-06-30 共 1 771 081 条门诊特殊疾病结算数据中发现 49 例异常就诊记录,涉及 30 多家基层医院,Ⅱ型糖尿病和原发性高血压 2 个病种,最终查实违规异常就诊记录 16 例,追回金额 45 406 元,剩余 5 例未反馈结果,28 例为正常。结论 门诊患者异常就医存在于基层医院和常见病种,大数据技术可以精准高效地查找分析异常就医信息,提高医保基金的监管能力。

【关键词】门诊患者;异常就医行为检测;FP-growth 算法

【中图分类号】R197.3 【文献标识码】A 【文章编号】1006-4028(2018)11-1446-06

作者单位:1 四川大学华西公共卫生学院 (成都 610000)

2 成都市人力资源和社会保障局 (成都 610000)

作者简介:刘江(1983-),男,本科,预防医学,E-mail:3069018@qq.com

通信作者:潘杰(1983-),男,博士,副教授,卫生政策与经济、卫生统计,E-mail:panjie.jay@scu.edu.cn

要,还应研制开发敏感性和特异性更高、且适于大规模人群筛查的血吸虫病诊断检测方法<sup>[7-8]</sup>。当前钉螺主要分布在一些丘陵、大山区的复杂环境,探索开发山丘地区的灭螺适宜技术,是巩固防治成果和推进消除血吸虫病的重要手段<sup>[9-11]</sup>。

综上所述,四川省血吸虫病疫情处于低水平状态,落实全国“十三五”血防规划,实施精准血防,根据四川省的实际情况,还要进一步加强钉螺控制措施,防止钉螺回升反弹;加强流动人口的监测管理,防止传染源的输入;加强耕牛等家畜的监测管理,推进以机代牛;加强农林水部门的综合治理,彻底改造钉螺环境<sup>[12]</sup>。

## 参考文献

- [1] 吴子松,杨莉.四川省血吸虫病防治工作进展及展望[J].寄生虫病与感染性疾病,2016,14(1):1-7.
- [2] 曹淳力,陈琳,万学祥,等.山区流动人口流动规律及血吸虫感染调查[J].中国血吸虫病防治杂志,2011,23(2):145-147.
- [3] 吴子松,依火伍力,张晓胜,等.以控制传染源为主的血吸虫病综合措施实施效果[J].寄生虫病与感染性疾病杂志,2009,7(3):

126-130.

- [4] 古熙,吴子松,徐亮,等.四川省血吸虫病防治难点及策略分析[J].寄生虫病与感染性疾病,2014,12(4):169-174.
- [5] 吴子松,许发森,邱东川.四川省血吸虫病流行特征和防治策略[J].寄生虫病与感染性疾病,2008,6(1):1-4.
- [6] 万佳嘉,徐亮,徐佳,等.2010-2014 年四川省血吸虫病监测点疫情分析[J].寄生虫病与感染性疾病,2015,13(4):192-197.
- [7] 秦志强,许静,冯婷,等.中国血吸虫病诊断网络平台建设及思考[J].中国血吸虫病防治杂志,2013,24(4):329-332.
- [8] 吴子松,唐猛,李汉刚,等.山丘型血吸虫病流行区人群血吸虫抗体消长监测[J].中国血吸虫病防治杂志,2013,25(2):133-136.
- [9] 唐猛,熊瑛,贾特武,等.灭螺过程中螺威与氯硝柳胺毒鱼对照试验分析[J].寄生虫病与感染性疾病,2015,13(1):12-15.
- [10] 洪青标,闻礼永,钟波,等.适宜技术:消除血吸虫病进程中的推进器-2015 年首届中国血吸虫病防治论坛述评[J].中国血吸虫病防治杂志,2015,27(5):447-448.
- [11] 吴子松,王天贵,张晓胜,等.氯硝柳胺泥敷灭螺研究报告[J].中华预防医学杂志,2008,42(8):569-573.
- [12] 周晓农.开展精准防治实现消除血吸虫病的目标[J].中国血吸虫病防治杂志,2016,28(1):1-4.

(收稿日期:2018-01-25)

## An Empirical Study on Mining the Abnormal Healthcare Seeking Behavior of Special Disease Outpatient Based on the Big Data of Medical Insurance

LIU Jiang , PAN Jie , WU Kui , LIU Yibin , WU Gang , CAI Jiangyao

West China School of Public Health , Sichuan University , Chengdu 610000 , Sichuan Province , China.

Chengdu Human Resources and Social Security Bureau , Chengdu 610000 , Sichuan Province , China.

**Abstract Objective** To analyze the abnormal information in the special disease outpatients' settlement database , find out the outpatient's abnormal healthcare seeking behavior , and support the detection of medical insurance fraud. **Methods** By using the big data mining algorithm FP-growth , the paper attempted to find the abnormal healthcare seeking behavior that patients frequently went to the same hospital to seek healthcare at the same time and were transferred to other hospitals at the same time and to find the information of the hospital and patients which probable were involved in the medical insurance fraud. **Results** There were 41 abnormal medical records found in 1 771 081 medical records in the special disease outpatients' settlement database from January 1 , 2016 to June 30 , 2017. The abnormal medical records involved 30 grassroots level hospitals and two kinds of disease , which were type 2 diabetes and essential hypertension , 16 abnormal medical records were verified finally and 45 406 yuan was recovered , and the rest 5 abnormal medical records had no feedback and 28 abnormal medical records were normal. **Conclusion** The special disease outpatients' abnormal healthcare seeking behavior was common in the grassroots level hospitals and common diseases. Big data technology could accurately and efficiently analyze the abnormal medical records and improve the supervision of the medical healthcare insurance fund.

**Key words** mental patients; abnormal medical behavior detection; FP-growth

随着医保制度改革进一步推进 , 参保覆盖面迅速扩大、定点医疗机构大量增加 , 给医保基金运营管理带来严峻挑战。受利益驱使 , 部分参保人及定点医疗机构通过虚构就诊信息、违规开大处方、过度诊疗、冒名就医、虚假住院等医保欺诈骗行为获取高额利润 , 且呈越演越烈之趋势。这些医保欺诈骗行为严重损害了广大参保人的利益 , 造成医保基金损失 , 制约着医疗保险公平、可持续发展。如何利用海量医保数据自动、精准、高效地检测医保欺诈骗行为已成为医疗保险监管领域的研究重点<sup>[1]</sup>。机器学习、模式识别等技术的快速发展 , 使医保欺诈骗检测技术研究有了重大突破<sup>[2-3]</sup>。将数据挖掘技术应用于医疗数据 , 能够快速、准确地检测出数据中的异常行为记录<sup>[4]</sup> , 显著提升判别异常就医行为的准确率 , 对维护医保基金安全有重要研究意义。

根据成都市医保服务中心提供的成都市医保结算数据 , 对近年来成都市门特费用及医保拨付款进

行了统计和计算 , 发现其相关金额不断上升趋势 , 2016 年门特费用总额已达 38 亿元 , 年均增速达 38% , 医保基金监管压力不断增大。

门诊特殊疾病(以下简称门特)是指病情相对稳定 , 需要长期在门诊治疗且纳入成都市医疗保险统筹基金支付范围的慢性重症疾病 , 如高血压、糖尿病等在内的 22 种疾病 , 研究发现该类数据中存在超过 1 个以上的参保人多次同时去相同的医院看病情况 ,

实际中这属于小概率事件 , 因此将其判定为异常的情况。为此 , 本课题通过对成都市医保中心数据进行分析 , 将问题聚焦为挖掘门诊特殊疾病就医行为异常数据 , 采用频繁模式挖掘的经典算法—FP-growth 算法 , 分析多个参保人频繁地在相同时间和相同医院看病并发生过同时转院的异常就医行为 , 为医保欺诈骗检测提供数据支撑 , 降低医保基金运营风险 , 形成科学化、精准化医保基金管理模式。

## 1 对象与方法

**1.1 对象数据**来源于 2016-01-01/2017-06-30 成都市医疗保险信息中心的数据库,主要涉及门诊特殊疾病结算信息表,包括职工基本医疗保险(简称城镇职工)门特结算数据(共 1 574 548 条)和城镇居民基本医疗保险(简称城乡居民)门特结算数据(共 196 533 条)。

**1.2 方法** 在进行数据建模前,对所有数据进行了评估。针对 FP-growth 算法的事务数据集中要求每条项集不能重复出现相同的元素,发现部分数据不满足本次建模的数据要求,同时增大了挖掘搜索过程的难度,延长模型运行的时间,甚至误导搜索过程,不利于迅速得到有效的信息,因此对所有数据进行了清理,具体采用了以下两步操作:①过滤门特就诊次数小于 6 次的参保人,因为就诊次数小于频繁度的参保人不可能满足频繁模式,所以提前删除会大大缩短后面 FP-tree 的构建时间和搜索树的时间;②将同一参保人在相同医院同一天的多次就诊记录去重,仅保留一条,因为后期在模型构建中需要将相同医院 ID 和入院日期的参保人放在同一组中,不能存在相同的参保人出现多次的情况。

本研究运用的大数据挖掘技术主要为频繁项集挖掘算法:FP-growth 算法。2000 年 Han Jiawei 等人针对 Apriori 算法的缺点,提出将数据库数据压缩到频繁模式树(FP-tree)中,再进行频繁项集的挖掘<sup>[5]</sup>,即 FP-growth 算法。FP-growth 算法的核心在于使用 FP-tree 的紧凑数据结构组织数据,之后挖掘频繁模式可直接遍历 FP-tree,而不必重复的扫描全量的事务记录,从而提高处理效率。

FP-growth 算法主要分为以下 2 个步骤。

### 1.2.1 构造频繁模式树 FP-tree

输入:事务数据库 D 和最小支持度 min\_sup

输出:对应的频繁模式树 FP-Tree

过程:①扫描事务数据库 D,根据最小支持度 min\_sup 得到频繁项列表 L1(频繁 1 项集 F 和支持度)。

②重新扫描事务数据库 D,根据频繁项列表 L1 对 D 中的每个事务提取其中的频繁项,并按照支持度排序调整得到频繁项表 [p|P](p 指支持度最大的首元素,P 指剩余的元素),原始的数据库 D 变成频繁项表数据库 B。

③扫描频繁项表数据库 B,将每条项集按照元素顺序添加到分支,构建 FP-tree,FP-tree 根节点为空。即调用 insert\_tree([p|P],T),如果 T(父节点)有孩子 N 使得 N.item\_name=p.item\_name,则 N 的计数+1;否则生成一个新节点 N,初始计数为 1,链接到它的父节点 T。如果 P 非空,递归调用 insert\_tree(P,N)。

### 1.2.2 从 FP-tree 中挖掘频繁模式

输入:生成的 FP-tree 和最小支持度 min\_sup

输出:频繁模式完全集

过程:①选定叶节点  $\alpha$ (满足最小支持度的元素),收集所有包含叶节点的前缀路径。

②根据叶节点的支持度,修正所有前缀路径的支持度,生成条件模式基。

③把每一个产生的条件模式基再看成一个数据库,再为新的数据库建 fp-tree,删除不满足支持度的节点。

④根据 fp-tree,产生频繁模式完全集。

**1.3 统计分析** 通过对医保信息系统数据的初步分析,得出:每个参保人会被分配到一个唯一的标识 ID 即“参保人身份证”,每次就诊同样会被分配到一个唯一的标识 ID 即“就诊登记号”,各业务信息系统之间可以通过唯一的标识 ID 进行关联。本次实验直接应用需要的数据字段包括“参保人身份证”、“入院时间”、“医院编码”,间接需要的字段包括“就诊登记号”、“医院名称”、“参保人姓名”、“参保人年龄”、“参保人性别”、“参保人工作单位”、“出院时间”、“病种名称”、“医疗总费用”、“报销金额”,通过间接的字段的数据信息,可以进一步判别模型结果的准确性,也便于辅助核查人员的稽核工作。

本次实验主要是对参保人的就医行为进行分析,首先利用 FP-growth 算法,识别出频繁在相同时间和相同医院看病的参保人群。主要涉及的参数为最小支持度的确定,利用穷举搜索的方法,根据模型结果的异常情况,不断的调整判别的阈值,最终将最小支持度设为 7,即认为多个参保人发生 7 次及以上同一时间在相同医院就医属于异常情况。

其次,结合实际的业务场景,考虑到门特住院属于周期性结账治疗,存在部分参保人频繁同时入院的可能,但如果每次转换医院的路径也完全相同,就属于小概率事件,认定出现存在欺诈骗保的可能。因此从上步中找到的频繁异常就医参保人群中过滤

出那部分还存在医院转换的参保人。

具体的建模步骤如下: ①从门诊特殊疾病结算数据中提取医院编码、入院时间和参保人身份证; ②将相同医院编码和入院时间的参保人放在同一组中, 形成数量巨大的数据组; ③运用 FP-growth 算法对数据组进行频繁模式挖掘, 找到多个患者同时出现在一家医院的频繁项集合; ④将频繁度大于规定阈值(支持度)的频繁项作为异常聚集行为模式的频繁项组; ⑤删除频繁项组中的子集, 只保留超集, 例如(A, B, C) 频繁度为 7, (A, B) 频繁度为 7, 仅保留前者。⑥根据求到的异常频繁项组(参保人群身份证), 关联原始数据, 过滤出同时去过超过 1 家以上医院的频繁项, 即发生同时转院行为的参保人。

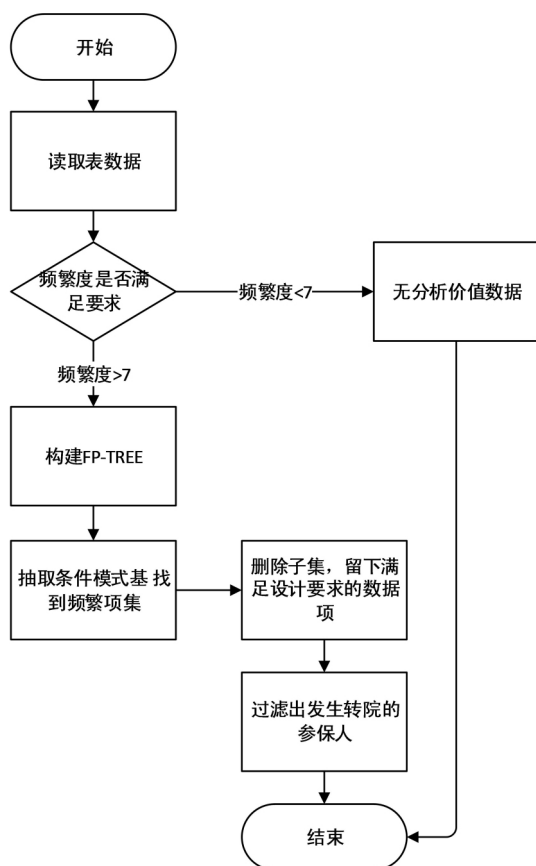


图 1 数据分析步骤

1.4 程序编写本文实验的算法程序采用 python 编写。

1.5 异常行为复核 通过稽核任务书发至其所属

医保经办机构进行实际情况验证。

## 2 结果

2.1 异常就医行为结果 城镇职工和城乡门诊特殊疾病结算数据中共发现 49 例可能存在欺诈的异常就医行为, 涉及医院 30 多家, 其中频繁二项集 42 例, 频繁三项集 6 例, 频繁四项集 1 例。下面列举了部分频繁三项和频繁二项集进行分析。

表 1 异常就医行为结果

异常就诊数	频繁项集的数量			时间/s
	L2	L3	L4	
49	42	6	1	1 334

由表 2 可知, 向某某、刘某某和粟某某连续 7 次, 同一时间在同一医院就医, 并且每次转换的医院也相同(在某某同仁医院、四川某某医院、成都某某医院、某某某医院这 4 家医院进行就医), 转换医院之间都无间隔, 直接从一家医院换到另一家医院, 存在极大的欺诈嫌疑。

由表 3 可知, 柳某某和贾某某连续 7 次, 同一时间在同一医院就医, 并且每次转换的医院也相同(在成都某某医院、成都某某中医院进行就医), 转换医院之间都无间隔, 直接从一家医院换到另一家医院, 存在极大的欺诈嫌疑。

2.2 结果验证 针对以上分析结果中涉及的医院和就诊记录, 通过成都市医保监控系统生成稽核任务书并下发至其所属医保经办机构, 以此验证该算法在实际应用中的有效性。根据反馈结果, 49 例异常就诊记录中, 5 例未反馈结果, 28 例为正常情况, 查实 16 例欺诈就诊, 追回金额 4 万余元, 算法准确率为 33%, 表明该算法具有一定的实际应用价值。根据调查结果, 产生异常就医行为的主要原因是患者虚假报销, 住院时间与医嘱不一致, 参与的医疗机构基本是一级医院, 涉及的病种主要为 2 型糖尿病和原发性高血压。未发生异常的就医行为主要反馈原因包括由于办理门特的医疗机构关闭导致患者同时转院、属于夫妻关系且长期在院卧床治疗导致同时办理转院。

表 2 异常就医行为案例 1

医院名称	医院等级	患者姓名	入院时间	出院时间	病种名称	医疗总费用/元	报销金额/元
某某同仁医院	一级医院	向某某	2015-10-15	2016-1-15	Ⅱ型糖尿病,原发性高血压	2 472.32	2 326.62
某某同仁医院	一级医院	刘某某	2015-10-15	2016-1-15	Ⅱ型糖尿病,原发性高血压	2 378.36	2 236.42
某某同仁医院	一级医院	粟某某	2015-10-15	2016-1-15	Ⅱ型糖尿病	1 879.56	1 841.97
四川某某医院	二级医院	向某某	2016-1-15	2016-4-15	Ⅱ型糖尿病,原发性高血压	2 488.74	1 918.58
四川某某医院	二级医院	刘某某	2016-1-15	2016-4-15	Ⅱ型糖尿病,原发性高血压	2 530.75	1 958.06
四川某某医院	二级医院	粟某某	2016-1-15	2016-4-15	Ⅱ型糖尿病	1 842.24	1 384.54
成都某某医院	一级医院	向某某	2016-4-15	2016-7-15	Ⅱ型糖尿病,原发性高血压	2 427.92	2094.29
成都某某医院	一级医院	刘某某	2016-4-15	2016-7-15	Ⅱ型糖尿病,原发性高血压	2 763.18	2 416.14
成都某某医院	一级医院	粟某某	2016-4-15	2016-7-15	Ⅱ型糖尿病	1 824.31	1 591.82
成都某某医院	一级医院	向某某	2016-7-15	2016-10-15	Ⅱ型糖尿病,原发性高血压	2 464.29	2 319.86
成都某某医院	一级医院	刘某某	2016-7-15	2016-10-15	Ⅱ型糖尿病,原发性高血压	2 767.12	2 611.57
成都某某医院	一级医院	粟某某	2016-7-15	2016-10-15	Ⅱ型糖尿病	1 824.56	1 788.07
成都某某医院	一级医院	向某某	2016-10-15	2017-1-15	Ⅱ型糖尿病,原发性高血压	2 479.25	2 334.21
成都某某医院	一级医院	刘某某	2016-10-15	2017-1-15	Ⅱ型糖尿病,原发性高血压	2 828.39	2 669.40
成都某某医院	一级医院	粟某某	2016-10-15	2017-1-15	Ⅱ型糖尿病	1 864.87	1 827.57
某某同仁医院	一级医院	向某某	2017-1-15	2017-2-27	Ⅱ型糖尿病,原发性高血压	1 659.23	1 329.02
某某同仁医院	一级医院	刘某某	2017-1-15	2017-2-27	Ⅱ型糖尿病,原发性高血压	1 397.79	1 127.44
某某同仁医院	一级医院	粟某某	2017-1-15	2017-2-27	Ⅱ型糖尿病	961.72	746.49
某某某医院	一级医院	向某某	2017-3-10	2017-6-10	Ⅱ型糖尿病,原发性高血压	3 375.41	2 905.99
某某某医院	一级医院	刘某某	2017-3-10	2017-6-10	Ⅱ型糖尿病,原发性高血压	2 776.17	2 478.50
某某某医院	一级医院	粟某某	2017-3-10	2017-6-10	Ⅱ型糖尿病	1 842.45	1 609.60

注:数据来源:成都市医保结算信息系统,下同。

表 3 异常就医行为案例 2

医院名称	医院等级	患者姓名	入院时间	出院时间	病种名称	医疗总费用/元	报销金额/元
成都某某医院	一级医院	柳某某	2 015/10/9	2 016/1/9	Ⅱ型糖尿病,原发性高血压	2 194.06	2 106.30
成都某某医院	一级医院	贾某某	2 015/10/9	2 016/1/9	原发性高血压	1 445.00	1 416.10
成都某某医院	一级医院	柳某某	2 016/1/9	2 016/4/9	Ⅱ型糖尿病,原发性高血压	2 343.98	2 058.22
成都某某医院	一级医院	贾某某	2 016/1/9	2 016/4/9	原发性高血压	1 427.86	1 203.30
成都某某医院	一级医院	柳某某	2 016/4/9	2 016/7/9	Ⅱ型糖尿病,原发性高血压	2 578.94	2 280.13
成都某某医院	一级医院	贾某某	2 016/4/9	2 016/7/9	原发性高血压	1 408.07	1 183.91
成都某某医院	一级医院	柳某某	2 016/7/9	2 016/10/9	Ⅱ型糖尿病,原发性高血压	2 174.22	2 087.25
成都某某医院	一级医院	贾某某	2 016/7/9	2 016/10/9	原发性高血压	1 406.69	1 378.56

续表 3 异常就医行为案例 2

医院名称	医院等级	患者姓名	入院时间	出院时间	病种名称	医疗总费用/元	报销金额/元
成都某某医院	一级医院	柳某某	2 016/10/9	2 016/10/12	Ⅱ型糖尿病 ,原发性高血压	350. 73	144. 70
成都某某医院	一级医院	贾某某	2 016/10/9	2 016/10/12	原发性高血压	234. 45	33. 76
成都某某中医医院	一级医院	柳某某	2 016/10/14	2 017/1/14	Ⅱ型糖尿病 ,原发性高血压	2 193. 05	2 103. 79
成都某某中医医院	一级医院	贾某某	2 016/10/14	2 017/1/14	原发性高血压	1 384. 78	1 357. 08
成都某某医院	一级医院	柳某某	2 017/1/18	2 017/4/18	Ⅱ型糖尿病 ,原发性高血压	2 104. 38	1 828. 20
成都某某医院	一级医院	贾某某	2 017/1/18	2 017/4/18	原发性高血压	1 361. 36	1 138. 13

### 3 讨论

**3.1 开发更多与医保业务场景相结合的大数据反欺诈模型** 随着医保基金风险防控需求的不断更新 ,医保欺诈场景的不断变化 ,可以开发更多的大数据挖掘应用场景<sup>[6]</sup> ,将大数据挖掘技术更广泛地应用到医保领域中。例如 ,医保风险防控中可以对参保人、医疗机构、医生建立信用评分机制<sup>[7]</sup>、对医保基金的使用根据不同违规行为建立违规筛选模型<sup>[8]</sup>、对参保人的用药及诊疗明细进行分析挖掘挂床的患者异常的诊疗模式、对参保人检验报告单的血型和检验指标数据进行分析挖掘找出伪造病例的欺诈行为等。不断将大数据挖掘技术和医保领域知识的结合<sup>[9]</sup> ,设计自动化、高可靠的大数据反欺诈模型<sup>[10]</sup> ,是未来遏制医保欺诈的重要手段。

**3.2 加强医疗服务监控系统建设集成大数据算法模型** 不断升级医疗服务监控系统 ,通过集成大数据挖掘算法 ,对海量多源异构的医保数据进行深度挖掘<sup>[11]</sup> ,构建出针对各类医疗违规行为的自学习算法模型和指标阈值相结合的大数据监控体系<sup>[12]</sup> ,实现对参保人每笔医疗报销费用的实时监控 ,实现所有定点医院、药店、参保人员在门诊、门诊特殊疾病、住院等医疗行为<sup>[13]</sup> 的数据“全透明” ,确保医保基金的安全。在业务经办系统中 ,对接医疗服务监控系统 ,实现计算机系统监控与人工辅助审批相结合 ,集中监管资源 ,降低人力成本 ,实现保障基金安全和提高基金使用效率的目标。

### 参考文献

- [1] He H , Wang J , Graco W , et al. Application of neural networks to detection of medical fraud [J]. Expert Systems with Applications , 1997 , 13( 4) : 329-336.
- [2] M. Petrovskiy. Outlier detection algorithms in data mining systems [J]. Programming & Computer Software , 2003 , 29( 4) : 228-237.
- [3] Markou M , Singh S. Novelty detection: a review—part 2: neural network based approaches [J]. Signal processing , 2003 , 83( 12) : 2499-2521.
- [4] Tang J , Chen Z , Fu AW , et al. Capabilities of outlier detection schemes in large datasets , framework and methodologies [J]. Knowledge & Information Systems , 2007 , 11( 1) : 45-84.
- [5] Han JW , Pei J , Yin YW. Mining frequent patterns without candidate generation [C]. ACM SIGMOD Record , 2000 , 29( 2) : 1-12.
- [6] 李冉冉 , 卢仿先. 决策树算法在基本医疗保险中的应用研究 [J]. 企业技术开发: 学术版 , 2008 , 27( 5) : 40-42.
- [7] 陈亚琳 , 王旭明. 基于数据挖掘的医保欺诈预警模型研究 [J]. 电脑知识与技术 , 2016 , 12( 11) : 1-4.
- [8] 王超 , 韩可欣 , 黄登一. 基于神经网络的医保欺诈主动发现模型 [J]. 数字技术与应用 , 2016( 5) : 75-76.
- [9] 楼磊磊. 医疗保险数据异常行为检测算法和系统 [D]. 杭州: 浙江大学 , 2015.
- [10] 赵连朋. 基于关联规则的医疗处方智能监督方法的研究 [J]. 计算机工程与应用 , 2006 , 42( 32) : 223-225.
- [11] 陶惠. 数据挖掘技术在医保中的应用 [D]. 合肥: 中国科学技术大学 , 2015.
- [12] 刘江超. 数据挖掘算法在医保数据上的应用研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学 , 2009.
- [13] 邱瑞. 基于频繁模式挖掘算法的医保欺诈预警研究 [J]. 产业与科技论坛 , 2017 , 16( 17) : 62-64.

( 收稿日期: 2018-02-26)