

基于优化 Apriori 算法的中风病证治规律研究

王倩 金卫 宋欣霞

(山东中医药大学理工学院 济南 250355)

〔摘要〕 在概述关联规则算法及算法优化的基础上,针对中医治疗中风病诊疗方案中的方剂配伍规律展开探索,建立中医电子病历数据库,使用经典关联规则 Apriori 算法对数据进行处理和分析,引入相关性度量参数 Kulc 和 IR 优化挖掘结果,去除伪强关联规则,得到相关性强且有理论意义的药物配置组合,为中医治疗中风病遣方用药提供理论指导和参考。

〔关键词〕 关联规则; Apriori 算法; 相关性度量; 中风病

〔中图分类号〕 R-056 〔文献标识码〕 A 〔DOI〕 10.3969/j.issn.1673-6036.2017.07.015

Research on the Rules of Apoplexy Treatment Based on Optimized Apriori Algorithm WANG Qian, JIN Wei, SONG Xin-xia, College of Science and Engineering, Shandong University of Chinese Medicine, Jinan 250355, China

〔Abstract〕 On the basis of summarizing association rules algorithm and algorithm optimization, the paper explores the rules of prescription compatibility in the scheme for apoplexy diagnosis and treatment through Traditional Chinese Medicine (TCM), establishes the TCM Electronic Medical Records (EMR) database, processes and analyzes the data based on the classical association rule - Apriori algorithm, introduces the parameter optimization mining results of correlated measurement parameters Kulc and IR, eliminates pseudo strong association principle, gets the drug compatibility with strong correlation and theoretical significance, and provides theoretical guidance and reference for apoplexy medication through TCM.

〔Keywords〕 Association rules; Apriori algorithm; Correlation measure; Apoplexy

1 引言

在进入大数据时代的今天,人类社会每时每刻都在以惊人的速度产生各种不同形式、不同领域的的数据。在中医药领域,病案病历作为中医研究学者的第一手资料,其数据具有多态性、不完整性、较强的时间性、复杂性和冗余性等特征,面对数量巨

大而又复杂的中医药数据,需要深入探索病因病机、证候、方剂等其内部和彼此之间的联系,从而得到在中医药典籍及相关教科书中没有但却有意义的潜在知识,以促进中医药的传承和继续发展。知识的需求促进了对数据分析技术和工具的需求,在此情况下,数据挖掘技术应运而生,随着其不断完善而成为数据处理的热门工具。然而在实际应用中传统的数据挖掘技术也逐渐显示出其局限性,尤其是应用广泛的关联规则方法易导致挖掘结果的不准确性。鉴于此,本研究针对中医治疗中风病诊疗方案中的方剂配伍规律展开探索和挖掘,使用经典关联

〔收稿日期〕 2017-03-31

〔作者简介〕 王倩,硕士研究生;通讯作者:金卫。

规则 Apriori 算法对数据进行处理和分析, 引入新参数优化挖掘结果, 去除伪强关联规则, 得到相关性强且有理论意义的药物配伍组合, 为中医治疗中风病提供理论指导和参考; 优化方法也可应用于其他疾病的诊疗规律挖掘, 尤其是用药规律尚未完全明确的疾病诊疗规律研究中, 为中风病临床治疗及新药研发提供数据支持。

2 关联规则算法

2.1 关联规则概述

关联规则最早由 Agrawal、Imielinski 和 Swami 于 1993 年提出, 是现今数据挖掘领域中最活跃的研究方法之一, 其本质是找出隐藏在数据间的相互关系。关联规则与其他数据分析方法不同, 其可以从大量看似没有太大关联的各项数据中, 挖掘出潜在的关联^[1]。关联规则可以表示成下面这样一个公式:

$$A \rightarrow B \text{ [support, confident]}$$

支持度 (Support) 和置信度 (Confident) 是关联规则的两个变量值, 关联规则的产生由这两个度量值决定。支持度和置信度用 0 ~ 100% 之间的数值表示, 并且一般情况下最小支持度阈值表示为 min_sup, 最小信任度阈值表示为 min_conf, 这两个阈值也均在 0 ~ 100% 之间。若有关联规则 $X \rightarrow Y$, 满足 $\text{support}(X \rightarrow Y) \geq \text{min_sup}$ 且 $\text{confidence}(X \rightarrow Y) \geq \text{min_conf}$ 成立, 即规则同时满足两个给定最小阈值, 则称 $X \rightarrow Y$ 为强关联规则。

2.2 关联规则局限

关联规则挖掘方法是要得出所有同时满足最小支持度和最小置信度的强规则^[2], 但基于传统支持度 - 置信度规则的挖掘方法应用于中药方剂配伍规律挖掘时存在一些局限性: 得到的规则是单向关联的, 而不是互相关联的。如挖掘到药对郁金 - 石菖蒲, 其置信度为 79.570%, 即郁金出现时石菖蒲出现的概率为 79.570%, 但是石菖蒲 - 郁金的支持度仅为 35.749%, 石菖蒲出现时郁金出现的概率不及一半, 二者不构成相互关联的关系, 也就不构成药对, 但挖掘出的结果却显示二者是药对, 所以并不

准确; 而且得到的满足给定最小支持度和最小置信度的强规则并不一定是有意义的, 甚至有可能是错误的。

3 算法优化

针对关联规则方法在挖掘准确度上的局限, 本研究引入 Kluc 和不平衡比 (IR) 参数两个相关性度量值, 以过滤掉无意义的伪强关联规则, 形成“支持度 - 置信度 - 相关度”挖掘模式, 进一步探究数据间的相关性和平衡性。相关规则可以表示成如下这样一个公式^[3]:

$$A \rightarrow B \text{ [support, confident, correlation]}$$

Kulc 参数是两个置信度的平均值, 即 $\text{Kulc} = 1/2[P(A|B) + P(B|A)]$, 取值仅受条件概率 $P(A|B)$ 和 $P(B|A)$ 的影响, 而不受事物总个数的影响。度量值取 0 ~ 1, 值越大, 相关性越大, A 和 B 联系越大。IR 表示如下:

$$\text{IR}(A, B) = \frac{|\text{sup}(A) - \text{sup}(B)|}{\text{sup}(A) + \text{sup}(B) - \text{sup}(A \cup B)}$$

IR 为 0, 两方向蕴含相同; 二者之差越大, 不平衡比越大。

由于大型数据库中常常会有许多零事务, 所以零不变性是度量大型数据库中关联规则的重要性^[4]。零不变性是指该度量值不受零事务 (不包含任何考察项集的事务) 影响的性质。Kulc 和 IR 都是零不变度量, 且两个参数配合使用可以相对完整地描述事务之间的相关性。

4 挖掘过程和结果

4.1 数据收集与预处理

选取医院信息系统中医电子病历中病名为“中风病”的数据项, 提取其处方内中药, 共 635 例病历, 包含 303 味中药。由于电子病历大部分是文本记录, 对疾病的描述存在冗余和不一致, 因此根据中医术语标准进行统一规范, 取包含“中风”病名的数据项^[5]; 针对中药的不同表示以及别名等, 统一采用一种称谓, 并且对于炮制前后药效相差不大

或者临床一般都进行炮制使用的药物进行统一，将没有特殊说明的分类中药合并为常用中药，如决明子合并为草决明、小胡麻合并为茺蔚子等^[6]，炮制中药盐杜仲合并为杜仲、制巴戟天合并为巴戟天、制香附合并为香附等，根据挖掘需要只提取处方中药中的药名，药物剂量不加入挖掘数据。

Apriori 算法为布尔型关联规则挖掘频繁项集的原发性算法，所以需要将处方属性进行数据转换以转变成适于挖掘的布尔型变量值，转而以中药品为属性名标，其数值为布尔变量取值 0 或 1。转换后导入 SQL Server 数据库，最终形成针对挖掘关联关系的中风病处方中药数据库，见图 1。

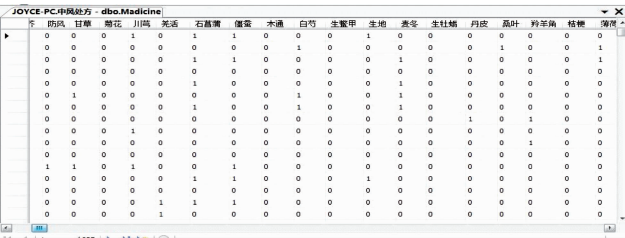


图 1 药物数据库

4.2 挖掘过程

选择数据挖掘工具 SPSS Clementine，利用 Apriori 算法建立挖掘模型，见图 2。设置药对 min_ sup 为 10%，min_ conf 为 60%，得到规则 12 条，见表 1。设置三味药组 min_ sup 为 8%，min_ conf 为 75%，得到规则 14 条，见表 2。设置四味药组 min_ sup 为 6%，min_ conf 为 80%，得到规则 18 条，见表 3。

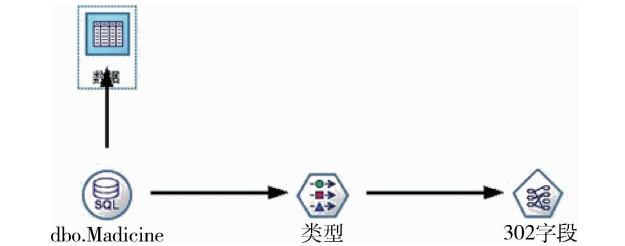


图 2 Apriori 挖掘模型

表 1 药对挖掘		
药对	规则支持度 (%)	置信度 (%)
郁金 - 石菖蒲	11.654	79.57
制远志 - 石菖蒲	11.654	77.083
黄芪 - 当归	15.433	71.533

续表 1		
红花 - 当归	12.126	69.369
川穹 - 当归	17.008	67.5
红花 - 川穹	11.654	66.667
赤芍 - 当归	14.173	65.217
桃仁 - 当归	11.181	65.138
桃仁 - 红花	11.024	64.22
红花 - 桃仁	11.024	63.063
红花 - 赤芍	10.866	62.162
赤芍 - 川穹	13.228	60.87

表 2 三味药组挖掘		
药组	规则支持度 (%)	置信度 (%)
桃仁 - 川穹 - 当归	8.819	87.5
黄芪 - 川穹 - 当归	9.449	83.333
桃仁 - 川穹 - 红花	8.346	82.812
红花 - 赤芍 - 当归	8.819	81.159
红花 - 桃仁 - 当归	8.819	80
红花 - 黄芪 - 当归	8.189	80
红花 - 川穹 - 当归	9.291	79.73
桃仁 - 当归 - 红花	8.819	78.873
桃仁 - 当归 - 川穹	8.819	78.873
红花 - 赤芍 - 川穹	8.504	78.261
赤芍 - 川穹 - 当归	10.236	77.381
红花 - 当归 - 川穹	9.291	76.623
红花 - 桃仁 - 川穹	8.346	75.714
红花 - 赤芍 - 桃仁	8.189	75.362

表 3 四味药组挖掘		
药组	规则支持度 (%)	置信度 (%)
红花 - 桃仁 - 赤芍 - 当归	7.244	88.462
红花 - 桃仁 - 当归 - 赤芍	7.244	82.143
红花 - 赤芍 - 当归 - 桃仁	7.244	82.143
桃仁 - 赤芍 - 当归 - 红花	7.244	86.792
红花 - 赤芍 - 川穹 - 当归	7.087	83.333
红花 - 赤芍 - 当归 - 川穹	7.087	80.357
红花 - 桃仁 - 赤芍 - 川穹	6.929	84.651
红花 - 桃仁 - 川穹 - 赤芍	6.929	83.019
红花 - 赤芍 - 川穹 - 桃仁	6.929	81.481
桃仁 - 赤芍 - 川穹 - 红花	6.929	89.796
桃仁 - 赤芍 - 川穹 - 当归	6.772	87.755
桃仁 - 赤芍 - 当归 - 川穹	6.772	81.132
红花 - 黄芪 - 川穹 - 当归	6.614	85.714
红花 - 黄芪 - 当归 - 川穹	6.614	80.769
黄芪 - 芍药 - 川穹 - 当归	6.614	93.333
黄芪 - 芍药 - 当归 - 川穹	6.614	82.353
红花 - 桃仁 - 黄芪 - 当归	6.457	89.13
桃仁 - 黄芪 - 当归 - 红花	6.457	95.349

4.3 优化后的挖掘结果

使用 SQL Server 2008 R2 建立数据库“挖掘结果”，导入数据库，形成新数据表“挖掘表”，见图 3，作为优化参数的数据来源。使用 Microsoft Visual Studio 2010 编写程序，得到挖掘表中各前后项关联规则的 Kulc 参数和 IR 参数，对结果进行优化分析，实现数据挖掘结果的参数优化。

YCE-PC 挖掘结果 - dbo.挖掘表

ID	后项	前项	前项支持度	后项支持度	规则支持度	置信度
1	石菖蒲	郁金	14.646	32.598	11.654	79.57
2	石菖蒲	制远志	15.118	32.598	11.654	77.083
3	当归	黄芪	21.575	31.339	15.433	71.533
4	当归	红花	17.48	31.339	12.126	69.369
5	当归	川芎	25.197	31.339	17.008	67.5
6	川芎	红花	17.48	25.197	11.654	66.667
7	当归	赤芍	21.732	31.339	14.173	65.217
8	当归	桃仁	17.165	31.339	11.181	65.138
9	红花	桃仁	17.165	17.48	11.024	64.22
10	甘草	防风	10.079	25.984	6.457	64.062
11	桃仁	红花	17.48	17.165	11.024	63.063
12	赤芍	红花	17.48	21.732	10.866	62.162
13	石菖蒲	天竺黄	10.079	32.598	6.142	60.938
14	川芎	赤芍	21.732	25.197	13.228	60.87
15	当归	桃仁 川芎	10.079	31.339	8.819	87.5
16	当归	黄芪 川芎	11.339	31.339	9.449	83.333
17	红花	桃仁 川芎	10.079	17.48	8.346	82.812

图 3 挖掘结果

在程序中可以查询每个前项和后项的支持度、规则支持度和置信度，同时产生此关联规则的 Kulc 参数和 IR 参数。其中的前项、后项无需输入，直接后台绑定挖掘表的前后项对应组合，选中前项即可出现对应后项，可方便快捷查看任意一组关联规则的参数；选择显示全部可以显示全部关联规则的前项支持度、后项支持度和规则支持度，并且计算出每条关联规则的 Kulc 参数和 IR 参数，全部显示在显示框中，见图 4。对于显示框中的数据还可以选择导出数据，能够将数据导出到 Excel 表格中方便查看。得到新的挖掘结果，部分内容，见表 4。

前项		后项		显示		
前项	后项	前项支持度	后项支持度	规则支持度	KuLc参数	IR
郁金	石菖蒲	14.646	32.598	11.654	0.5770	0.504
制远志	石菖蒲	15.118	32.598	11.654	0.5845	0.485
黄芪	当归	21.575	31.339	15.433	0.6035	0.261
红花	当归	17.48	31.339	12.126	0.5405	0.378
川芎	当归	25.197	31.339	17.008	0.6090	0.155
红花	川芎	17.48	25.197	11.654	0.5850	0.249
赤芍	当归	21.732	31.339	14.173	0.5520	0.247
桃仁	当归	17.165	31.339	11.181	0.5040	0.380
桃仁	红花	17.165	17.48	11.024	0.6365	0.013
防风	甘草	10.079	25.984	6.457	0.4445	0.537
显示全部						
导出数据						

图 4 优化页面

表 4 新数据挖掘结果

序号	前项	后项	前项支持度（%）	后项支持度（%）	规则支持度（%）	Kulc 参数	IR
1	桃仁 - 黄芪 - 当归	红花	6.772	17.48	6.457	0.661	0.602
2	桃仁 - 川芎	红花	10.079	17.48	8.346	0.6525	0.385
3	桃仁 - 当归	红花	11.181	17.48	8.819	0.647	0.317
4	桃仁 - 赤芍 - 川芎	红花	7.717	17.48	6.929	0.647	0.534
5	桃仁 - 赤芍 - 当归	红花	8.346	17.48	7.244	0.641	0.492
6	桃仁	红花	17.165	17.48	11.024	0.6365	0.013
7	红花	桃仁	17.48	17.165	11.024	0.6365	0.013
8	红花 - 赤芍 - 当归	桃仁	8.819	17.165	7.244	0.6215	0.445
9	红花 - 当归	桃仁	12.126	17.165	8.819	0.6205	0.246
10	红花 - 赤芍	桃仁	10.866	17.165	8.189	0.6155	0.317
11	红花 - 赤芍 - 川芎	桃仁	8.504	17.165	6.929	0.6095	0.462
12	川芎	当归	25.197	31.339	17.008	0.609	0.155
13	黄芪	当归	21.575	31.339	15.433	0.6035	0.261
14	红花 - 川芎	桃仁	11.654	17.165	8.346	0.601	0.269
15	红花 - 黄芪 - 当归	桃仁	8.189	17.165	6.457	0.582	0.475
16	桃仁 - 川芎	当归	10.079	31.339	8.819	0.578	0.652
...	...	...	...	...	...	...	...

5 数据分析

5.1 Kulc 和 IR 参数分布

Kulc 参数取值范围为 0~1, 值越大表示相关性越大, 即前项和后项的联系越大^[7]。在新的数据结果中, Kulc 参数值基本在 0.5 附近范围波动, 处于中性状态; 而 IR 参数则差距稍大, 数据的相关性平衡倾斜情况较多。Kulc 参数、IR 参数分布情况, 见图 5。

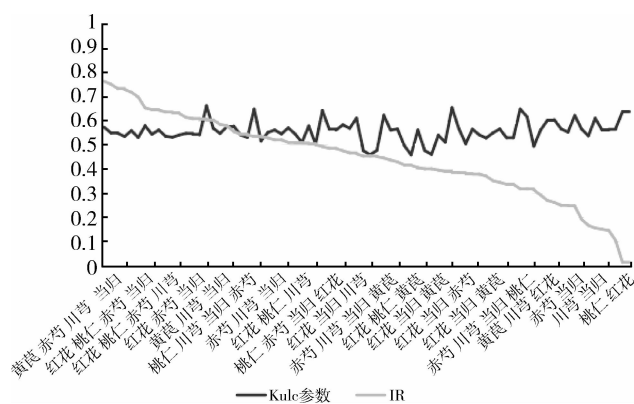


图 5 Kulc 参数与 IR 参数分布情况

5.2 参数分析

Kulc 参数与 IR 参数反映的数据规律具体分析列举如下: (1) 药对红花-赤芍的 Kulc 值只有 0.458, 说明二者相关性低, 但红花-赤芍的支持度为 10.866%, 置信度为 62.162%, 原本的关联规则显示二者是强关联关系, 此时的分析结果显示二者相关性处于中等偏低水平, 不具有关联出现的规律, 故红花-赤芍并不是一对药对。(2) 药组黄芪-赤芍-川芎-当归的规则支持度为 6.614%, 而置信度高达 93.333%, 同样的药组不同的蕴含方向: 黄芪-赤芍-当归-川芎的置信度为 82.353%, 黄芪-川芎-当归-赤芍的置信度为 70.000%, 赤芍-川芎-当归-黄芪的置信度为 64.615%, 四味药组的置信度不同, 差距较大, 无法直接判断是否真正关联出现。而根据新参数可以发现, 四味药组的黄芪-赤芍-川芎-当归方向 Kulc 值为 0.572 0, IR 值为 0.762; 黄芪-赤芍-当归-川芎方向 Kulc 值为 0.543 0, IR 值为 0.645;

黄芪-川芎-当归-赤芍方向 Kulc 值为 0.502 0, IR 值为 0.500; 赤芍-川芎-当归-黄芪方向的 Kulc 值为 0.476 5, IR 值为 0.450。数据显示药组的关联性处于中等水平, 而不平衡程度有较高值出现, 说明此规则不是平衡的倾斜, 黄芪-赤芍-川芎蕴含当归的概率较高, 但当归蕴含黄芪-赤芍-川芎的概率并不高, 所以此关联规则是不平衡的单向关联规则^[8]。其他蕴含方向同理, 故黄芪、赤芍、川芎、当归四味药的组合并不是传统意义的药组。(3) 药对红花-桃仁的规则支持度为 11.024%, 置信度为 63.063%, 而桃仁-红花信度为 64.22%, 二者的置信度并不太高, 但 Kulc 参数值为 0.636 5, IR 为 0.013, 数据显示二者关联度较高, 并且二者的蕴含方向是非常平衡的, 因此得出桃仁-红花是一对药对。其他分析过程不再全部举例。

5.3 数据分析结果

根据已有数据挖掘的结果及引入 Kulc 参数和 IR 参数优化, 对于结果进行分析整合后, 可以得到相关性较紧密、关联度更高的药物组合^[9]。得到的中风处方中常用药物配伍规律如下: (1) 设置 Kulc 参数最低为 0.550 0, IR 参数最高为 0.300, 得到药对: 桃仁-红花, 赤芍-川芎, 红花-赤芍, 川芎-当归, 赤芍-当归, 红花-川芎, 黄芪-当归。药对配伍为活血化瘀、益气养血方药。(2) 设置 Kulc 参数最低为 0.500 0, IR 参数最高为 0.300, 得到三味药组: 赤芍-当归-红花, 川芎-当归-赤芍, 赤芍-川芎-红花, 红花-当归-桃仁, 红花-川芎-桃仁, 黄芪-川芎-红花。药组配伍为活血化瘀、行气补血方药。(3) 设置 Kulc 参数最低为 0.500 0, IR 参数最高为 0.400, 得到四味药组: 赤芍-川芎-当归-桃仁, 赤芍-川芎-当归-红花, 黄芪-川芎-当归-红花。药组配伍为活血祛瘀方药。得到的不平衡度较高而不能形成药物组合的情况有: (1) IR 参数高于 0.350 的药对为郁金-石菖蒲, 致远志-石菖蒲, 桃仁-当归, 红花-当归。(2) IR 参数高于 0.600 的三味药组为桃仁-川芎-当归, 红花-黄芪-当归, 红花-赤芍-当归, 红花-桃仁-当归, 黄芪-川芎-当归。

(3) IR 参数高于 0.700 的四味药组为黄芪 - 赤芍 - 川芎 - 当归, 红花 - 桃仁 - 黄芪 - 当归, 桃仁 - 赤芍 - 川芎 - 当归, 红花 - 桃仁 - 赤芍 - 当归。由于不平衡比较高, 不作为药对出现。其余参数处于中等情况的关联规则仍需具体分析, 不能一概而论, 需要继续结合中医理论进行分析研究。

6 结语

根据中医分析可以得到, 本次挖掘结果中的药对、三味药组、四味药组功效都是活血化瘀、益气补血, 主要针对中风病中的血瘀气滞证候, 说明引入的 Kulc 参数和 IR 参数可以有效衡量数据项之间的相关度, 提高挖掘的准确度, 使挖掘到的规律全部是有意义的。本研究对中风病中医临床数据的开放共享、资源整合和隐含规律的知识发现具有指导意义, 对当前大数据环境下中医药大健康信息化发展具有积极的推动作用; 本研究成果在一定程度上能促进中医药的现代化研究, 对中医药临床与科研具有较高的借鉴价值; 预期的研究成果在“互联网+”时代具有较强的可推广性和实用性。

(上接第 61 页)

- 24 Chen R, Bau C, Huang Y. Development of Anti - diabetic drugs Ontology for Guideline - based Clinical Drugs Recommend System Using OWL and SWRL [C]. Barcelona: International Conference on Fuzzy, 2010.
- 25 Chen S, Huang Y, Chen R, et al. Using Fuzzy Reasoning Techniques and the Domain Ontology for Anti - diabetic Drugs Recommendation [M]. Berlin: Springer, 2012: 125 - 135.
- 26 Sutton D, Aldea A, Martin C. An Ontology of Diabetes Self Management [C]. Glasgow: International Workshop on Managing Interoperability&Complexity in Health Systems, 2011: 83 - 86.
- 27 Hempo B, Arch - Int N, Arch - Int S, et al. Personalized Care Recommendation Approach for Diabetes Patients Using Ontology and Swrl [M]. Berlins: Springer, 2015: 959 - 966.
- 28 Forbes D, Wongthongtham P, Singh J. Development of Patient - practitioner Assistive Communications (PPAC) Ontology for Type 2 Diabetes Management [C]. Sydney: CIHealth, 2012.
- 29 Verma A, Fiasché M, Cuzzola M, et al. Ontology Based Per-

参考文献

- 1 马丽伟. 关联规则算法研究及其在中医药数据挖掘中的应用 [D]. 南京: 南京理工大学, 2009.
- 2 姜晗. 关联规则的精简方法研究 [D]. 杭州: 浙江师范大学, 2007.
- 3 韩家炜, Micheline Kamber, 裴健. 数据挖掘概念与技术 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2012.
- 4 Ethem Alpaydin, 范明, 笱红英, 等. 机器学习导论 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2014.
- 5 刘喜明, 苏风哲, 路洁. 名老中医经验传承的现状和未来发展走向 [J]. 世界中西医结合杂志, 2009, 4 (3): 153 - 155.
- 6 赵国平, 戴慎, 陈仁寿. 中药大辞典 [M]. 上海: 上海科学技术出版社, 2005.
- 7 刘思鸿. 中西医结合治疗脑梗死的用药规律研究 [D]. 北京: 中国中医科学院, 2015.
- 8 孙秀丽, 姜学永, 李明. 关联规则研究及在中风诊治中的应用分析 [J]. 计算机技术与发展, 2011, (9): 145 - 147, 152.
- 9 程丹丹. 关联分析在中医数据挖掘中的应用研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2007.
- sonalized Modeling for Type 2 Diabetes Risk Analysis: An integrated approach [M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2009.
- 30 Ganendran G, Tran Q, Ganguly P, et al. An Ontology - driven Multi - agent Approach for Healthcare [C]. Proceedings of Improving Quality by Lowering Barriers, 2002: 464.
- 31 Swaminathan V, Sivakumar R. A Comparative Study of Recent Ontology Visualization Tools with a Case of Diabetes Data [J]. International Journal of Research in Computer Science, 2012, 2 (3): 31 - 36.
- 32 Welcome to the NCBO BioPortal | NCBO BioPortal [EB/OL]. [2016 - 12 - 01]. <http://bioportal.bioontology.org/>.
- 33 樊春雷. 基于语义分析的糖尿病健康教育系统研究与实现 [D]. 上海: 华东理工大学, 2010.
- 34 唐玉梅, 曾庆文, 李科, 等. 基于关系模型的医学信息领域本体构建 [J]. 医学信息学杂志, 2013, 34 (9): 61 - 64.
- 35 邱旭. 领域本体在糖尿病领域知识服务中的应用 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.