



西安电子科技大学学报  
*Journal of Xidian University*  
ISSN 1001-2400,CN 61-1076/TN

## 《西安电子科技大学学报》网络首发论文

题目: 哈希索引的扩展置信规则库推理方法  
作者: 刘莞玲, 肖承志, 傅仰耿  
收稿日期: 2018-10-23  
网络首发日期: 2018-12-13  
引用格式: 刘莞玲, 肖承志, 傅仰耿. 哈希索引的扩展置信规则库推理方法[J/OL]. 西安电子科技大学学报.  
<http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1076.TN.20181212.1644.008.html>



**网络首发:** 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认:** 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 哈希索引的扩展置信规则库推理方法

刘莞玲, 肖承志, 傅仰耿

(福州大学 数学与计算机科学学院, 福建 福州 350116)

**摘要:** 由于扩展置信规则库在推理过程中需要遍历规则库中所有的无序规则, 所以当规则库很大时, 扩展置信规则库系统的推理效率不高。鉴于此, 提出使用局部敏感哈希算法构建置信规则索引的优化方法。首先用局部敏感哈希算法为规则库中的所有规则生成特殊的局部敏感哈希值, 该哈希值能尽量保持原始规则之间的相似度, 因此相似的规则有较大的概率得到相同的索引值; 然后通过对输入数据的处理, 在索引表中找到与输入数据邻近的规则, 并有选择地激活这些规则, 从而提高该系统的组合推理效率; 最后通过选用非线性函数拟合实验和输油管道的泄漏检测仿真实验, 对基于局部敏感哈希索引的扩展置信规则库系统进行检测和验证。实验结果表明, 局部敏感哈希算法能够有效地优化扩展置信规则库系统的推理效率, 并能够提高输出结果的准确率。

**关键词:** 扩展置信规则库; 局部敏感哈希; 索引优化; 证据推理

**中图分类号:** TP18

**文献标识码:** A

## Extended belief rule base inference method based on the Hash index

LIU Wanling, XIAO Chengzhi, FU Yanggeng

(Fuzhou University, Fuzhou 350116, China)

**Abstract:** Since the extended belief rule base needs to iterate by all the unordered rules in the inference process, it will result in a low efficiency of the belief rule base in system inference with a large number of rules. Therefore, this paper proposes to use the Locality Sensitive Hashing algorithm to index the confidence rule. First, Locality Sensitive Hashing is used to generate special locality sensitive hash value for all the rules in the Extended belief rule base and the hash value can keep the similarity between the original rules, so that similar rules have a greater probability of obtaining the same index value. Then, by processing the input data, we find the rules that are adjacent to the input data in the index table, and selectively activate these rules, thus improving the system's inference efficiency. Finally, by choosing a nonlinear function fitting experiment and a simulation experiment on oil pipeline leak to the detection Extended belief rule base system based on the Locality Sensitive Hashing index, experimental results show that the Locality Sensitive Hashing algorithms can effectively optimize the Extended belief rule base system inference efficiency and improve the accuracy of the output results.

**Key Words:** extended belief rule base; locality sensitive Hashing; index optimization; evidential reasoning.

专家系统是人工智能领域最活跃和最广泛的应用领域之一<sup>[1]</sup>。置信规则库专家系统 (Belief Rule Base, BRB) 的理论依据是杨剑波教授等人在 2006 年以 D-S 证据理论<sup>[2-3]</sup>、决策理论<sup>[4]</sup>、模糊理论<sup>[5]</sup>和传统 IF-THEN 规则库<sup>[6]</sup>为基础而提出的基于证据推理算法的置信规则库推理方法<sup>[7]</sup> (Belief Rule Base inference methodology using the evidential reasoning approach, RIMER)。置信规则库推理的过程是通过证据推理 (Evidential

收稿日期: 2018-10-23

网络出版时间:

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (71501047, 61773123)

作者简介: 刘莞玲 (1991-), 女, 福州大学硕士研究生, E-mail: 380509981@qq.com.

通信作者: 傅仰耿 (1981-), 男, 副教授, E-mail: ygfu@qq.com.

网络出版地址:

Reasoning, ER) 算法实现<sup>[8-9]</sup>, 相比于神经网络算法和支持向量机等“黑箱”方法, RIMER 方法的推理过程具有更好的解释性和透明性<sup>[10]</sup>。置信规则库专家系统的一系列参数以及规则相关的概率设置需要通过参数学习来获得<sup>[11]</sup>。参数训练可以使用 Matlab 中的 FMINCON 函数<sup>[12]</sup>, 或者用 Yang 等人<sup>[13,14]</sup>提出的基于群智能算法的方法。

为了便于在更一般和更高级的应用场景里, 在不同类型的输入数据格式下, 能同时处理不精准、不完整、和具有不确定性的数据, Liu 等人提出了扩展置信规则库 (Extended belief rule base, EBRB) 专家系统<sup>[15]</sup>。扩展置信规则库系统优化了系统构建的过程, 但推理过程的效率仍有提高的空间<sup>[16]</sup>。局部敏感哈希 (Locality Sensitive Hashing, LSH) 算法是一种可以处理海量高维数据, 并且尽量不损失数据之间相似性的一种哈希算法<sup>[17]</sup>。因此, 本文提出基于局部敏感哈希算法对扩展置信规则库建立局部敏感索引来查找最近邻规则的优化框架, 从而达到提高效率的目的。

## 1 扩展置信规则库系统

### 1.1 扩展置信规则库的组成与推理

扩展置信规则库主要由一组无序的置信规则组成, 每条规则包括前提属性和结果两个部分, 这两个部分都嵌入了置信度的概念, 规则的前后两部分都以分布式的结构表示。

扩展置信规则库可以表示为  $\mathbf{R} = \{R_1, R_2, \dots, R_L\}$ ,  $L$  表示扩展置信规则库中规则的数量, 第  $k$  条规则可以表示为:

$$IF \{A, \alpha^k\}, THEN \{(D_1, \beta_{1,k}), (D_2, \beta_{2,k}), \dots, (D_N, \beta_{N,k})\} \quad (1)$$

上述规则中,  $(A, \alpha^k)$  是嵌入了置信度的分布式前提条件, 规则分布式前提条件也可以表示为  $\{(A_{i,j}, \alpha_{i,j}^k), j=1, 2, \dots, J_i\} | i=1, 2, \dots, T\}$ ,  $k=1, 2, \dots, L$ ,  $A_{i,j}$  表示第  $i$  个前提属性的第  $j$  个参考值,  $\alpha_{i,j}^k$  表示第  $k$  条规则中第  $i$  个前提属性相对于第  $j$  个参考值的匹配程度,  $J_i$  表示第  $i$  个前提属性的参考值的数量,  $T$  表示第  $k$  条规则的前提属性的数量。而规则的后半部分  $\{(D_1, \beta_{1,k}), (D_2, \beta_{2,k}), \dots, (D_N, \beta_{N,k})\}$  是规则评价等级的分布式模型,  $\beta_{j,k}$  ( $j=1, 2, \dots, N, k=1, 2, \dots, L$ ) 表示第  $k$  条规则中第  $j$  个评价等级的匹配程度。并且如果  $\sum_{j=1}^N \beta_{j,k} = 1$ , 则称第  $k$  条规则是完整的, 否则称第  $k$  条规则是不完整的<sup>[16]</sup>。 $N$  表示第  $k$  条规则的评价等级的数量。 $\theta_k$  表示第  $k$  条规则的规则权重, 体现了第  $k$  条规则在扩展置信规则库中的重要程度,  $\delta_i$  表示规则中第  $i$  个前提属性的权重, 体现了规则中第  $i$  个前提属性相对于其他前提属性的重要程度。

在进行系统推理之前, 需要构建扩展置信规则库系统。Liu 等人提出了一种数据驱动的构建扩展置信规则库系统的方法<sup>[16]</sup>。根据输入数据构建出置信规则后, 需要设置每一条置信规则相对应的规则权重  $\theta_k$ , 以及规则中每一个前提属性的权重  $\delta_i$ <sup>[1]</sup>。由于规则之间可能存在不一致性<sup>[18]</sup>, 所以需要规则进行相似性度量后, 再得出每条规则的权重值。

扩展置信规则库系统的推理基础为证据推理算法, 通过证据推理算法对置信规则的分析来获得最终的评价等级。在执行证据推理算法前, 需要计算出规则相对于输入信息的激活权重, 并将结果置信度转化为基本可信值<sup>[1]</sup>, 再利用证据推理算法的相关公式<sup>[8-9]</sup>, 即可获得推理评价等级的分布式置信度。

### 1.2 问题提出

相比于置信规则库专家系统, 扩展置信规则库系统可直接将输入信息转化为有效的置信规则, 避免了置信规则库专家系统预设规则存在的维数灾难问题<sup>[19]</sup>。然而当输入信息过多而使得规则数量增大时, 由于规则是无序存储于扩展置信规则库中, 仍然需要遍历所有的规则来计算规则的激活权重, 这就使得推理的准确率和效率有所下降。为了解决这一问题, 本文引入了局部敏感哈希算法对置信规则建立哈希索引, 从而提高效率。

## 2 基于 E2LSH 索引的扩展置信规则库系统

### 2.1 欧式局部敏感哈希算法

欧式局部敏感哈希算法(Exact Euclidean locality sensitive Hashing, E2LSH)是基于 P-稳定分布(P-Stable)的位置敏感哈希算法, E2LSH 是利用了 P-Stable 在  $p = 2$  情况下的正态分布来实现的, 其函数族可以表示为:

$$h_{a,b} = \left\lfloor \frac{a \cdot v + b}{r} \right\rfloor \quad (2)$$

其中,  $r$  是映射空间的分段长度,  $b \in (0, r)$  是一个随机数,  $v$  为置信规则分布式模型转化而得的欧式空间数值向量,  $a$  为正态分布随机向量。函数族中的不同哈希函数是由不同的  $a, b$  值决定的。利用 E2LSH, 可以对扩展置信规则库中的每一条规则生成相对应的哈希值, 同时, 将具有相同的哈希值的规则放入同一个哈希桶中, 从而构造局部敏感哈希索引。

在一般情况下, 可以只选用一个 E2LSH 哈希函数构造局部敏感索引。为了进一步提高准确率, 可以选用  $y$  组, 每组  $x$  个 E2LSH 哈希函数。对于两条置信规则, 只要某一组中的所有 E2LSH 对这两条规则生成的哈希值完全相同时, 就可以判定这两条规则为相似规则。

假设一个 E2LSH 将两条规则判定为相似规则的概率为  $P$ , 则最终得出的概率公式为:

$$P_i = 1 - (1 - P^x)^y \quad (3)$$

### 2.2 基于 E2LSH 索引的扩展置信规则库系统的构建步骤

为方便叙述, 下文将基于 E2LSH 的扩展置信规则库系统称为 E2LSH-EBRB 系统。由于该系统只对已生成的规则建立 E2LSH 索引, 所以到规则生成这一步之前的所有步骤与扩展置信规则库系统相同。

构建基于 E2LSH 的局部敏感哈希表的步骤如下:

**步骤1** 选取  $y$  组, 每组  $x$  个 E2LSH 哈希函数, 然后在正态分布中选取  $x \times y$  组随机变量, 构造出  $x \times y$  个  $a$  向量, 同时选取合适的  $r$  值, 并生成  $x \times y$  个  $b$  值。这样即可构造出 E2LSH 函数族。

**步骤2** 对于每一组 E2LSH 函数, 分别根据置信规则数值向量生成一组哈希值, 对于这组哈希值相同的置信规则放入同一个哈希桶中, 并构造该组哈希表, 最后生成多组互相独立的哈希表。

完成局部敏感的哈希索引的构建。

### 2.3 基于 E2LSH 索引的扩展置信规则库系统的规则搜索

E2LSH-EBEB 系统的搜索策略为: 利用构造的哈希表索引, 筛选规则并计算输入信息的哈希值, 将满足与输入信息的其中一份哈希值相同的规则筛选出来, 用于激活推理。具体步骤如下:

**步骤1** 用生成 E2LSH 哈希函数族对输入信息生成对应于每个哈希表的哈希值

**步骤2** 对每个哈希表, 将该哈希表中与输入信息对应于该表的哈希值相同的所有规则取出。

**步骤3** 对取出的多组规则进行去重合并, 这些规则即是通过哈希表获得的输入数据的近邻规则, 如果最终获得的规则列表为空, 此时的策略为单独为这组输入遍历所有的规则。

### 2.4 E2LSH-EBRB 与扩展置信规则库系统的效率分析比较

E2LSH-EBRB 系统在构建过程中, 需要额外保存哈希表和哈希函数, 因此构建过程会增加一些时间和空间上的额外开销。但在推理过程中, 本文方法在规则搜索上的时间开销显著减少。

## 3 实验验证与分析

### 3.1 非线性函数拟合实验

本实验过程中将通过对一个数学函数的拟合来检验 E2LSH-EBRB 系统。在拟合非线性数学函数时, 将比较扩展置信规则库系统和 E2LSH-EBRB 系统的效率和推理准确性。

选用的非线性数学函数为:

$$f(x) = x \cos(x^2) - \sin(x^2), 0.0 \leq x \leq 3.0 \quad (4)$$

在构建扩展置信规则库时, 函数的输入值  $x$  为前提属性, 并且对  $x$  设定了 7 个均匀分布的参考值



$\{0.0, 0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0\}$ ，同时为系统设定了 5 个评价等级，对应的评价等级效用值依次为  $\{-3.5, -2.0, -0.5, 1.0, 3.0\}$ 。设定好初始等级参数后，在  $x$  的取值范围内均匀地选择 1000 个数值，并根据数学函数(5.1)分别计算得出的真实函数值，然后将这 1000 份数据作为系统的初始构造数据，用前文所述的算法构建出 E2LSH-EBRB 系统。构建的系统中，哈希函数的组数为 22 组，每组含有 5 个 E2LSH 哈希函数，根据实验情况，参数  $r$  的取值为 0.01。测试数据为在  $x$  的取值范围内均匀地选择 1500 个数值。在构造和测试过程中，将以平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 作为评价指标之一。

图 1 为扩展置信规则库系统对非线性数学函数的拟合图，可以发现扩展置信规则库的模拟输出与函数的标准输出有较大的差距，拟合效果不理想这是由于遍历规则的策略对推理结果的干扰造成的。而图 2 为 E2LSH-EBRB 系统的函数拟合图，显然拟合效果有所提高，且拟合图像的曲线与标准输出图像的曲线基本重合。

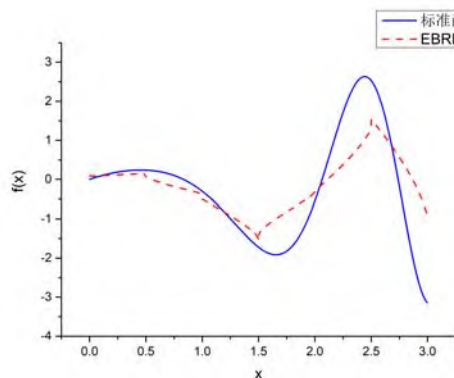


图 1 EBRB 系统的函数拟合图

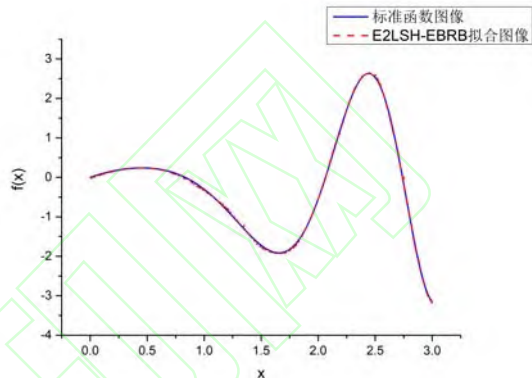


图 2 E2LSH-EBRB 系统的函数拟合图

表 1 中比较了扩展置信规则库和 E2LSH-EBRB 对非线性数学函数拟合的实验结果以及运行时间。由表 1 可知，扩展置信规则库系统在函数拟合过程中搜索规则的次数较多，从而使得系统推理过程的效率不高。而由于规则库中存在许多与输入数据无关联的规则，遍历时也会激活这些规则，从而对测试结果造成干扰，增大 MAE (平均绝对误差) 值。而 E2LSH-EBRB 筛选出了近邻规则参与推理，提高了系统推理的效率的同时也提高了系统的准确率。在不同的  $r$  参数下，E2LSH-EBRB 系统的表现也不同，所以需要根据系统的情况来确定参数  $r$  的取值，否则或大或小都会影响推理的效率和准确率。在拟合公式(4)数学函数的实验中，参数  $r$  的最佳取值为 0.01。

表 1 函数拟合效率与准确率

系统类型	参数 $r$	MAE	搜索数	时间/s
EBRB		0.581884	665417	0.476
E2LSH-EBEB	0.005	0.165328	210752	0.183
<b>E2LSH-EBEB</b>	<b>0.01</b>	<b>0.020261</b>	<b>2333</b>	<b>0.052</b>
E2LSH-EBEB	0.05	0.044291	15512	0.079

### 3.2 输油管道泄漏仿真实验

为了进一步验证 E2LSH-EBRB 方法解决实际问题的有效性，选择英国的一条 100 多公里长的输油管道 (Oil pipeline) 作为研究对象<sup>[20]</sup>，使用该输油管道的真实泄漏数据对本文提出的 E2LSH 优化模型进行验证。在输油管道泄漏的问题中，由于管道泄漏将会使管道中油液的流量和压力发生变化，因此我们可以根据油管中输入输出的油液流量差 (Flow diff, FD) 和油液对管道产生的平均压力差 (Pressure diff, PD) 来估计油管泄漏 (Leak size, LS) 的大小。

对于本次输油管道泄漏的仿真实验，根据真实输油管道从正常状态到发生管道泄漏 25% 的事故，选取了 2007 组数据作为本次测试的数据。FD 和 PD 作为扩展置信规则库系统的输入，通过输入这两个数值，推理出输油管道的泄漏情况，则 LS 即为规则的评价等级部分。构建的系统中，哈希函数的组数为 5 组，每组含有 3 个 E2LSH 哈希函数，根据实验情况，参数  $r$  的取值为 0.005。根据专家经验可以得出，FD 的 8

个前提属性参考值分别为  $\{-11,-6,-3,-1,0,1,2,3\}$ ，PD 的 7 个前提属性参考值分别为  $\{-0.061,-0.005,-0.002,0.000,0.005,0.010,0.060\}$ ，输出评价等级 LS 的 5 个评价等级参考值分别为  $\{0,2,4,6,8\}$ 。构建扩展置信规则库 (EBRB)、BK-EBRB 和 E2LSH-EBRB 的初始构造数据是按一定比例从 2007 组测试数据中选取出的 1500 组数据。在构造和测试过程中，将以 MAE 作为评价指标之一。

图 3、图 4 和图 5 分别为 EBRB 系统、BK-EBRB 系统和 E2LSH-EBRB 系统的推理输出与真实数据的比较。从图中可以发现，扩展置信规则库系统的输出与真实数据的差异性是最大的，这是由于无关联规则造成的干扰。如图 4 所示，BK-EBRB 系统在规则查找上引入了基于 BK 树的树形索引优化，因而获得的推理输出与真实输出比较接近。

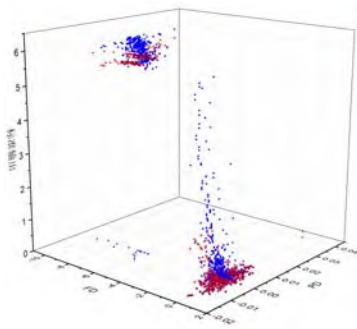


图 3 EBRB 系统输出和测试数据

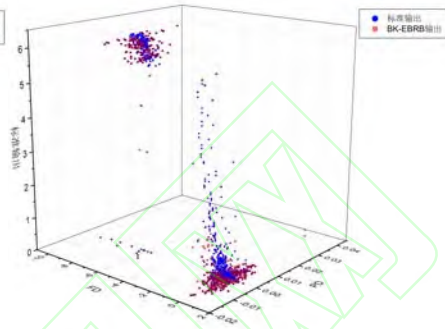


图 4 BK-EBRB 系统输出和测试数据

而本文提出的 E2LSH 局部敏感哈希优化模型在规则查找上引入了局部敏感索引哈希桶，从而筛选出了与输入信息近邻的规则参与计算激活权重，减少查找的规则数的同时，也避免了无关联规则的干扰，所以在图 5 中，E2LSH-EBRB 系统的输出与真实数据的输出能够很好的拟合。综合分析可得到，E2LSH-EBRB 系统在准确率上相比于扩展置信规则库系统有很大的提高。

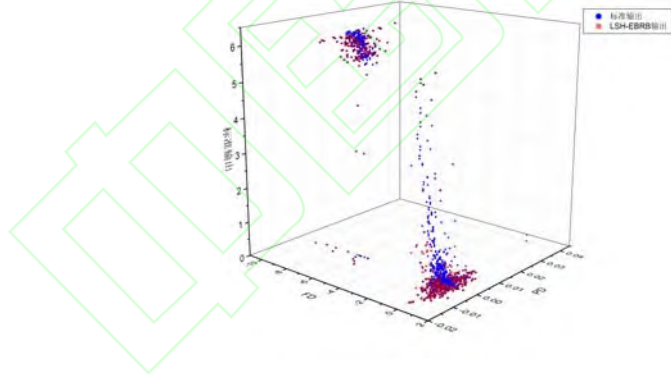


图 5 E2LSH-EBRB 系统输出和测试数据

表 2 中列出了 EBRB、BK-EBRB 和不同  $r$  参数下的 E2LSH-EBRB 产生的模拟输出的实验结果和各项评价指标。由表 2 可知，EBRB 系统的效率和准确率明显低于 BK-EBRB 和 E2LSH-EBRB。比较和分析不同  $r$  参数下的 E2LSH-EBRB 可以发现，当  $r = 0.005$  时，E2LSH-EBRB 系统推理的效率最优。在这一参数

表 2 油管泄漏测试效率与准确率

系统类型	参数 $r$	MAE	搜索数	时间/s
EBRB		0.236659	1395748	2.159
BK-EBRB		0.130538	98849	0.195
E2LSH-EBRB	0.001	0.125886	101530	0.215
<b>E2LSH-EBRB</b>	<b>0.005</b>	<b>0.132593</b>	<b>98988</b>	<b>0.206</b>
E2LSH-EBRB	0.01	0.140714	99845	0.207

下, 对比于 BK-EBRB 组合系统, 效率和准确率的差距并不是很大。

表 3 中给出了当 E2LSH 哈希函数的组数和每组的函数数量不同的情况下, E2LSH-EBRB 系统的各项测试指标。由表 3 可以发现, 当哈希函数的组数和每组的函数数量增加时, 由于产生了更多的相互独立的哈希表, 则每次搜索哈希表时所用的时间会有所增加。但随着数量的增加, 系统推理的准确率呈上升趋势, 影响因素有两个方面, 一方面是多个相互独立的哈希表互相影响, 减小了各自漏判近邻规则的概率, 在另一方面由于单个哈希表中采取了 AND 优化, 哈希函数数量的增加可以减少对近邻规则误判的概率, 两个因素相互影响, 从而提高了系统准确率。

表 3 不同参数下的 E2LSH-EBRB 测试效率与准确率

每组的函数数量-函数组数	MAE	搜索数	时间/s
01 - 01	0.143809	88521	0.138
03 - 05	0.132593	98988	0.206
05 - 22	0.128522	98913	0.392

因此, 在实际应用中, 需要根据应用情况对推理精度和推理效率的要求来选取哈希函数的组数和每组的函数数量, 并且对于碰撞概率为 0.5 的情况, 在选取哈希函数的组数和每组的函数数量后, 应满足转化后的碰撞概率保持为 0.5 不变。

## 4 总结

本文针对扩展置信规则库系统在推理过程中由于规则是无序的, 且计算规则的激活权重时须遍历所有规则, 导致系统的推理效率不高的问题, 引入了基于正态分布的局部敏感哈希算法 (E2LSH)。该算法为扩展置信规则库系统的所有规则建立局部敏感的哈希索引表, 通过查找索引哈希桶筛选出较少的近邻规则来计算激活权重。相比于遍历所有规则的扩展置信规则库系统, E2LSH-EBRB 系统在推理效率上有了很大的提升; 同时, 也去除了无关联规则对推理结果的干扰, 提高算法的推理准确率。在实验部分, 选用非线性函数的拟合实验和输油管道的泄漏检测仿真实验证明了 E2LSH 索引优化算法的有效性, 并且说明了不同的参数选取对 E2LSH 索引优化模型的影响。本文提出的方法在选取单一 E2LSH 函数时会对推理结果的准确率造成较小的影响, 但在采用多组 E2LSH 情况下, 会大大减少碰撞概率, 提高系统的稳定性。未来将进一步了解各参数的最优选取方式, 对比其他局部敏感哈希算法的优劣, 并对建立局部敏感索引的模型进行更深层次优化, 提出更准确高效的推理方法。

### 参考文献:

- [1] 周志杰, 杨剑波, 胡昌华. 置信规则库专家系统与复杂系统建模[M]. 北京: 科学出版社, 2011.  
ZHOU Zhijie, YANG Jianbo, HU Changhua. Confidence Expert System Rule Base and Complex System Modeling[M]. Beijing: Science Press, 2011.
- [2] DEMPSTER AP. A Generalization of Bayesian Inference[J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B Methodological, 1968, 30(2): 205-247.
- [3] SHAFER G A Mathematical Theory of Evidence[M]. Princeton, USA: Princeton university press, 1976.
- [4] HWANG CL, YOON K. Multiple Attribute Decision Making[M]. Berlin: Springer-Verlag, 1981.
- [5] ZADEH L A. Fuzzy Sets[J]. Information and Control, 1965, 8(3): 338-353.
- [6] SUN R. Robust Reasoning: Integrating Rule-based and Similarity Based Reasoning[J]. Artificial Intelligence, 1995, 75(2): 241-295.
- [7] YANG J B, LIU J, WANG J, et al. Belief Rule-base Inference Methodology Using the Evidential Reasoning Approach-RIMER[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics: Part A Systems and Humans, 2006, 36(2): 266-285.
- [8] YANG J B. Rule and Utility Based Evidential Reasoning Approach for Multiattribute Decision Analysis under Uncertainties[J]. European Journal of Operational Research, 2001, 131(1): 31-61.

- [9] YANG J B, XU D L. On the Evidential Reasoning Algorithm for Multiple Attribute Decision Analysis under Uncertainty[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics: Part A Systems and Humans, 2002, 32(3): 289-304.
- [10] ABUDAHAB K, XU D L, CHEN Y W. A New Belief Rule Base Knowledge Representation Scheme and Inference Methodology Using the Evidential Reasoning Rule for Evidence Combination[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 51(C):218-230.
- [11] LIU W, WANG H, FU Y G, et al. Belief Rule Based Inference Methodology for Classification Based on Differential Evolution Algorithm[J]. Journal of University of Science & Technology of China, 2016.
- [12] YANG J B, LIU J, XU D L, et al. Optimization Models for Training Belief-rule-based Systems[J]. Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, IEEE Transactions on, 2007, 37(4): 569-585.
- [13] 杨慧, 吴沛泽, 倪继良, 等. 基于改进粒子群置信规则库参数训练算法[J]. 计算机工程与设计, 2017(2): 400-404.
- YANG Hui, WU Peize, NI Jiliang, et al. Belief Rule Base Parameter Training Approach Based on Improved Particle Swarm Optimization[J]. Computer Engineering and Design, 2017(2):400-404.
- [14] QIAN B, WANG Q Q, HU R, et al. An Effective Soft Computing Technology Based on Belief-rule-base and Particle Swarm Optimization for Tipping Paper Permeability Measurement[J]. Journal of Ambient Intelligence & Humanized Computing, 2017(15):1-10.
- [15] LIU J, MARTINEZ L, CALZADA A, et al. A Novel Belief Rule Base Representation, Generation and Its Inference Methodology[J]. Knowledge-Based Systems, 2013, 53: 129-141.
- [16] 苏群, 杨隆浩, 傅仰耿, 等. 基于BK 树的扩展置信规则库结构优化框架[J]. 计算机科学与探索, 2016, 10(2): 257-267.
- SU Qun, YANG Longhao, FU Yanggeng, et al. Structure Optimization Framework of Extended Belief Rule Base Based on BK-Tree [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2016, 10(2): 257-267.
- [17] DATAR M, IMMORLICA N, INDYK P, et al. Locality-Sensitive Hashing Scheme Based on p-Stable Distributions[J]. Twentieth Symposium on Computational Geometry, 2004, 34(2): 253-262.
- [18] LI J W, LIU X X. Evidence Combination Rule Based on Vector Conflict Representation Method[J]. Computer Science, 2016.
- [19] CHEN Y W, YANG J B, XU D L, et al. On the Inference and Approximation Properties of Belief rule Based Systems[J]. Information Sciences, 2013, 234: 121-135.
- [20] DU Y W, WANG Y M. Evidence Combination Rule with Contrary Support in the Evidential Reasoning Approach[J]. Expert Systems with Applications, 2017, 88.