

文章编号: 1000-5862(2019)03-0282-05

基于大焦元的子焦元的信任函数逼近方法

徐洪富, 吴根秀*, 许 才

(江西师范大学数学与信息科学学院, 江西 南昌 330022)

摘要: 对于证据合成过程中焦元数目过多导致计算量较大的问题, 该文给出了一种综合考虑焦元的基数大小和信任值大小的信任函数逼近方法, 该方法可以控制焦元数目、加快运算速度, 通过算例分析验证了结论的有效性.

关键词: 证据理论; 概率理论; 信任函数

中图分类号: O 236; TP 18 文献标志码: A DOI: 10.16357/j.cnki.issn1000-5862.2019.03.11

0 引言

D-S 证据理论^[1]是目前在表示和推理不确定性信息方面应用最广泛、最灵活丰富的框架. 信任函数的概念把可能性测度包含在内, 使理论更加完整. 该理论在知识薄弱和知识信息不均匀的情况下更容易建模, 使它适用于许多应用领域, 比如医疗诊断、传感器融合和模式识别.

现在被广泛接受的一个事实是, 用古典概率框架不能较好地表现许多包含不确定性的情况. 在一些情况下, 由于缺乏时间和较小的样本量等原因, 使获得信任的点概率困难. 笔者认为在一般情况下, 在全集上使用古典概率仅是线性的, 而与古典概率理论相比使用不确定性原理会有指数复杂度. 这就是各种各样的不确定性概率理论很少被用来解决实际问题的原因.

一个信任函数或者基本概率分配函数, 在识别框架 Θ ($|\Theta| = n$) 的 2^n 个子集上各分配一个数字, 有 $2^n - 1$ 个自由度, 这远远大于满足可能性测度所需要的数量. 尽管通过专家或统计数据推导出来的信任函数通常被限制为简单模式, 但是几个信任函数通过 Dempster 原则融合后不可避免的会增加焦元 (Θ 中带有正 m 值的子集) 的个数, 从而导致对于大规模问题, 产生高存储和高计算复杂度的需求. 该问题的一个可能解决方案是使用一个具有足够表达能力的不精确概率的子集, 同时这个子集中的很多结论在计算上是容易处理的.

信任函数和贝叶斯函数的相互作用在证据理论中已经引起了极大兴趣. 尤其是, 许多人致力于通过概率或可能性测度来逼近给定的信任函数^[2]. 关于该问题, 已经有许多研究成果^[3-4], 主要是为了找到有效的组合规则来减少焦元的个数. 如 B. Tessem^[5] 考虑了在 m_{klx} 逼近下只包含最高值的焦元. J. D. Lowrance 等^[6] 构想了一种类似于受启发产生的方法. 信任函数和概率的关系是证据理论常用方法的基础. 如在 P. Smets^[7] 的可转换信任模型中, 由信任函数表示信度, 而做决定是通过 Pignistic 函数^[8] 的贝叶斯信任函数. B. Cobb 等^[9-11] 分析了单点集似真度的相对合理的性质, 讨论了等价于原始信任函数的概率函数的本质. F. Cuzzolin^[12-13] 用几何方法提供的工具研究了在信任空间识别框架中信任函数和贝叶斯函数的相互作用. 近年来, 程子成等^[14] 在 Pignistic 概率转换方法基础上融合信息熵性质, 提出了信任函数概率逼近的新算法. 对于大多数包含信任函数(或各种变换)的算法都具有多项式的计算复杂度. 原始信任函数本身可能具有比规定限制更多的焦元. 为了解决这个问题, 需要一种方法. 对于一个给定的一般信任函数, 它能有效地产生一个理想最好的或者至少是一个较好的逼近. 如黄梅等^[15] 提出了一种大焦元分解的信任函数逼近方法, 按照改进的能量函数来删减焦元, 结果表明优化了证据合成的计算复杂度. 同样地, 在控制焦元的基数大小和焦元的 m 值大小的情况下, 本文提出了一种基于大焦元的子焦元的信任函数分配方法.

收稿日期: 2018-12-20

基金项目: 国家自然科学基金(61462045)和江西省学位与研究生教育教学改革研究(JXYJG-2015-034)资助项目.

通信作者: 吴根秀(1965-), 女, 江西南丰人, 教授, 主要从事不确定性推理与信息融合的研究. E-mail: wgx_nc@sina.com

1 证据理论基础知识

证据理论^[1]是 G. Shafer 在 20 世纪 70 年代作为一种不确定性推理的方法而引入的,这是受到 A. P. Dempster 的一系列开创性工作的启发.在这套理论体系中,习惯用信任函数表示可能性而不用贝叶斯分布.信任函数是把可能性值分配到集合上而不是分配到单个事件上.

定义 1 设 Θ 为一识别框架,函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 满足

$$m(\emptyset) = 0, \sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1, m(A) \geq 0, \forall A \subseteq \Theta,$$

称 m 为 Θ 上的基本概率分配函数(basic probability assignment, 简称 BPA 函数),若 $\forall A \subseteq \Theta, m(A) > 0$, 则称 A 为焦元,所有焦元的并被称为核. $m(A)$ 反映了证据对识别框架中命题 A 的支持程度.

定义 2 函数 $bel: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 满足 $bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B)$, 则称 bel 为与 m 相关的信任函数.相反地,对于给定的信任函数 bel 可以通过莫比乌斯逆变换公式得到唯一的基本概率分配函数 m_b :

$$m_b(A) = \sum_{B \subseteq A} (-1)^{|A-B|} bel(B).$$

因此,在 2 个集合函数中有一一对应关系,即 $m_b \leftrightarrow bel$.在证据理论中,概率函数或者说贝叶斯信任函数是一种仅分配到单点集上的特殊信任函数,即 $m_b(A) = 0, |A| > 1$.

定义 3 函数 $pl_b: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 满足

$$pl_b(A) = 1 - bel(A^c) = 1 - \sum_{B \subseteq A^c} m_b(B) =$$

$$\sum_{B \cap A \neq \emptyset} m_b(B) \geq bel(A),$$

称 pl_b 为与信任函数 bel 相关的似真度函数,其中 A^c 表示集合 A 在 Θ 中的补集.对于每个事件 A , $pl_b(A)$ 表示证据对命题 A 可能为真的支持程度.

在相同的识别框架 Θ 下,对于来自 2 个不同的证据生成的基本概率分配函数 m_1 和 m_2 ,可以用合取或析取规则^[14]的方法来融合它们,即对所有的 $A \subseteq \Theta$,有

$$(m_1 \cap m_2)(A) = \sum_{B \cap C = A} m_1(B) m_2(C),$$

$$(m_1 \cup m_2)(A) = \sum_{B \cup C = A} m_1(B) m_2(C).$$

对于上述 2 种融合方法的选取原则与证据来源的可靠程度有关.若所有的信息来源都是完全可靠的,则相应的基本概率分配函数应该采用合取规则进行融合;若 2 个证据源之间至少有 1 个是可靠的,则一般用析取规则进行融合.

2 信任函数的逼近

2.1 已有信任函数的逼近方法

J. D. Lowrance 等^[6]提出了一种信任函数的概括逼近法, D. Harmaec^[16]受此启发,提出 5 种新的信任函数的逼近方法:双逼近、单逼近、比率逼近、块逼近和迭代逼近.单逼近方法是通过每一步选取 m 的一个焦元和 Θ 合并,并且使 $D_{bel_1}(bel_2)$ 达到最小值,依此进行下去,直到剩下 k 个焦元为止.比率逼近方法是通过每一步选取一个焦元 A ,将 A 和 $B = A \cup \{\alpha\}$ 进行合并,并且使 $D_{bel_1}(bel_2)$ 达到最小值,依此规律直到剩下 k 个焦元为止.由于单逼近方法或比率逼近方法计算速度令人不是很满意,因此利用类似于概括逼近方法的思想,合并所有基数为 $|\Theta| + 1 - k$ 的焦元,用来减少计算的复杂度,于是称这个方法为块逼近方法.迭代逼近方法是首先将 s 个焦元随机地分成 k 个划分,然后合并每个划分中的焦元为新焦元,查看相邻部分,不断地通过迭代方法来提高自己目前的逼近程度,直到不可能再提高逼近程度、或超出时间、或超出迭代次数为止.

F. Voorbraak^[17]提出了一种信任函数的 Bayes 逼近,但是因为在一一般的情形下, Bayes 逼近与原来的信任函数是不相容的,不满足基本要求,于是 J. D. Lowrance 等^[6]提出了一种比较普遍的方法,其被称为概括逼近法.

定理 1^[6] 假设 m 是识别框架 Θ 上的基本概率分配函数,存在 s 个焦元 A_1, A_2, \dots, A_s , 且满足 $m(A_i) \geq m(A_{i+1}), \forall i \in \{1, 2, \dots, s-1\}$, 则 m 的概括逼近 m' 为

$$m'(A) = \begin{cases} m(A), & A = A_i, i \in \{1, 2, \dots, k-1\}, \\ \sum_{j=k}^s m(A_j), & A = \bigcup_{j=k}^s A_j, \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

可证明它与原来的信任函数是强相容的.

双逼近方法^[16]是通过每一步结合 2 个焦元来减少当前基本概率分配函数的焦元数,直到剩下 k 个焦元为止.由定义 2 和概括逼近方法可知通过双逼近方法得到的信任函数与原来的信任函数是强相容的.

定理 2^[16] 假设 m 是识别框架 Θ 上的基本概率分配函数, A, B 为 m 的 2 个不同焦元, m' 是 m 合并焦元 A, B 而得到的新基本概率分配函数,即

$$m'(C) = \begin{cases} 0, & C \in \{A, B\}, \\ m(A) + m(B), & C = A \cup B, \\ m(C), & \text{其他} \end{cases}$$

则 $D_{bel}(bel') = 2^{|\Theta-A|} m(A) + 2^{|\Theta-B|} m(B) - 2^{|\Theta-A \cup B|} \cdot (m(A) + m(B))$, 其中 bel 和 bel' 分别为 m 和 m' 对

应的信任函数.

要想得到 bel 的最佳强 k -双逼近,只需要通过每一步选取 2 个不同的焦元 A, B , 使上式达到最小,直到剩下 k 个焦元为止.

2.2 信任函数的逼近方法

文献 [15] 提出了一种基于大焦元分解的信任函数逼近方法,减少了焦元的个数,控制了焦元基数,优化了在证据合成时的计算复杂度,但是在分解焦元时没有考虑到焦元的信任值大小,从而降低了其减少计算复杂度的有效性.本文在此基础上,充分考虑了焦元的基数大小和信任值大小 2 方面的问题,提出了 2 种分配方法,通过实验结果表明了该方法的有效性.方法如下:

当 $m(A) > 0$ 时,称 A 为焦元, $|A|$ 表示 A 的势(元素的个数);焦元 A 与 B 如果满足 $|A| < |B|$, 称焦元 B 比 A 大.当 $A \subseteq B$ 时,称 A 为 B 的子焦元.

Step 1 对于所给的 BPA 函数按照焦元由小到大进行排序,相同大小的焦元按照 m 值由大到小进行排序;

Step 2 从右往左开始分配 m 值.假设焦元按照上述方法排序为 $A_1, A_2, A_3, \dots, A_n$, 将焦元所对应的 m 值按照如下 2 种方法分别进行分配:

(i) 平均分配法.将 $m(A_n)$ 平均分配给 A_n 的所有子焦元,即

$$\begin{cases} m'(A_i) = m(A_i), & A_i \not\subseteq A_n, \\ m'(A_i) = m(A_i) + m(A_n)/s, & A_i \subseteq A_n. \end{cases}$$

$$\text{其中 } s = \sum_{i=1}^{n-1} f(A_i) \quad f(A) = \begin{cases} 1 & A \cap A_n = A, \\ 0 & A \cap A_n \neq A. \end{cases}$$

(ii) 权重分配法.将 $m(A_n)$ 按照不同的权重分配给 A_n 的所有子焦元,即

$$\begin{cases} m'(A_i) = m(A_i), & A_i \not\subseteq A_n, \\ m'(A_i) = m(A_i) + \frac{s_{A_n}(A_i)}{\sum_{A_j \subseteq A_n} s_{A_n}(A_j)} m(A_n), & A_i \subseteq A_n. \end{cases}$$

其中 $n_{A_n}(x) = \#\{A_j: A_j \subseteq A_n, x \in A_j\}$ 表示元素 x 在 A_n 的所有子焦元中出现的次数, $s_{A_n}(A_i) = \sum_{x \in A_i} n_{A_n}(x) / |A_i|$ ($A_i \subseteq A_n$) 表示 A_n 的子焦元 A_i 对 A_n 的相对重要性.

Step 3 重复第 2 步直到所有焦元的个数 $\leq k$ 为止,其中 k 的取值一般满足 $k \geq |\Theta|$.

2.3 信任函数逼近方法的性质

性质 1 当分配的焦元的所有子焦元都存在时,将焦元的 m 值进行分配直到单点集为止,本文的平均分配法和权重分配法均为 Pignistic 逼近.

性质 2 当分配的焦元的某个子焦元不存在时,本文的分配方法更加聚焦.

3 评价函数

本文选取的评价函数来自文献 [18] 定义的合格标准 E_C (Eligibility Criterion), 该评价函数可以测量所有焦元的总信息量, E_C 越大说明所含有的信息量越多.

首先引入一个函数 $\varphi(A, m(A)) = \log_2(|A| / m(A))$, $\forall A \subseteq \Theta, A \neq \emptyset, m(A) > 0$, 该函数被称为 BPA 函数的局部不确定性因子,容易看出该函数满足 6 条公理:

(i) 非负性 $\varphi(A, m(A)) \geq 0$;

(ii) 单调性,当 $|A| > |B|$ 时 $\varphi(A, m(A)) > \varphi(B, m(B))$; 当 $m(A) < m(B)$ 时 $\varphi(A, m(A)) > \varphi(B, m(B))$;

(iii) 可加性,若 $m(A \times B) = m_1(A) m_2(B)$, 则 $\varphi(A \times B, m(A \times B)) = \varphi(A, m_1(A)) + \varphi(B, m_2(B))$;

(iv) 连续性 $\varphi(A, m(A))$ 关于 $m(A)$ 是连续函数;

(v) 标准化,若 $m(A) = 1, |A| = 2$, 则 $\varphi(A, m(A)) = 1$;

(vi) 最小值,若 $m(A) = 1, |A| = 1$, 则 $\varphi(A, m(A)) = 0$.

由此局部不确定性因子导出的合格标准为

$$E_C(A, m(A)) = m(A) / [1 + \log_2(|A| / m(A))], \quad \forall A \subseteq \Theta, A \neq \emptyset, m(A) > 0.$$

该合格标准 E_C 可以测出焦元 A 的总信息量,容易证明它满足 3 条性质:

(i) 规范性 $E_C(A, m(A)) > 0$;

(ii) 单调性,当 $m(A) > m(B)$ 时 $E_C(A, m(A)) > E_C(B, m(B))$; 当 $\varphi(A, m(A)) < \varphi(B, m(B))$ 时 $E_C(A, m(A)) > E_C(B, m(B))$;

(iii) 标准化,若 $\varphi(A, m(A)) = 0$, 则 $E_C(A, m(A)) = 1$.

因此,可用所有焦元的总信息量的和 T_{EC} 来作为评价逼近效果的指标,其计算公式为

$$T_{EC}(m) = \sum_{A_i \subseteq \Theta, A_i \neq \emptyset, m(A_i) > 0} E_C(A_i, m(A_i)) = \sum_{A_i \subseteq \Theta, A_i \neq \emptyset, m(A_i) > 0} m(A_i) / [1 + \log_2(|A_i| / m(A_i))],$$

该指标充分考虑了焦元的大小和 m 值的大小对逼近的影响,可以看出 T_{EC} 越大说明信任函数的逼近效果越好.

4 算例分析

例 1 设识别框架 $\Theta = \{\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3 \ \theta_4\}$,其中基本概率分配值如下:

$m(\{\theta_1\}) = 0.16 \ m(\{\theta_2\}) = 0.14 \ m(\{\theta_3\}) = 0.01 \ m(\{\theta_4\}) = 0.02 \ m(\{\theta_1 \ \theta_2\}) = 0.20 \ m(\{\theta_1 \ , \theta_3\}) = 0.09 \ m(\{\theta_1 \ \theta_4\}) = 0.04 \ m(\{\theta_2 \ \theta_3\}) = 0.04 \ m(\{\theta_2 \ \theta_4\}) = 0.02 \ m(\{\theta_3 \ \theta_4\}) = 0.01 \ ,$
 $m(\{\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3\}) = 0.10 \ m(\{\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_4\}) = 0.03 \ ,$
 $m(\{\theta_1 \ \theta_3 \ \theta_4\}) = 0.03 \ m(\{\theta_2 \ \theta_3 \ \theta_4\}) = 0.03 \ ,$
 $m(\{\Theta\}) = 0.08 \ ,$

从表 1 可以看出 ,在识别框架的所有子集都为焦元时 ,本文所提出的平均分配法和权重分配法在逼近效果上与 Pignistic 逼近效果一致.

表 1 信任函数概率逼近结果

逼近方法	$m(\theta_1)$	$m(\theta_2)$	$m(\theta_3)$	$m(\theta_4)$
Pignistic	0.398 3	0.343 3	0.153 3	0.105 0
平均分配法	0.398 3	0.343 3	0.153 3	0.105 0
权重分配法	0.398 3	0.343 3	0.153 3	0.105 0

例 2 设识别框架 $\Theta = \{\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3 \ \theta_4\}$,其中基本概率分配值如下:

$m(\{\theta_1\}) = 0.32 \ m(\{\theta_2\}) = 0.14 \ m(\{\theta_1 \ \theta_2\}) = 0.26 \ m(\{\theta_1 \ \theta_3\}) = 0.12 \ m(\{\theta_1 \ \theta_3 \ \theta_4\}) = 0.16 \ ,$

从表 2 可以看出 ,在相同的概率分配情况下 ,本文的 2 种方法比概括逼近法、 $k \setminus x$ -逼近方法和 RL 逼近方法所求得的总合格标准 T_{EC} 都更大 ,这表明本文的 2 种方法在焦元的某些子焦元不存在时 ,更加聚焦 ,信任函数逼近效果更好.

表 2 信任函数概率逼近结果及总合格标准 T_{EC} 的值

基本概率分配	平均分配法	权重分配法	概括逼近分配方法	$k \setminus x$ -逼近方法	RL 逼近方法
$m(\{\theta_1\})$	0.400 0	0.410 0	0.320 0	0.363 6	0.363 6
$m(\{\theta_2\})$	0.140 0	0.140 0	0.260 0	0.159 0	0.590 0
$m(\{\theta_1 \ \theta_2\})$	0.260 0	0.260 0	0.260 0	0.295 5	0.295 5
$m(\{\theta_1 \ \theta_3\})$	0.200 0	0.190 0	0.160 0	0.181 8	0.181 8
T_{EC}	0.321 0	0.325 0	0.275 0	0.306 0	0.306 0

例 3 在 Matlab 环境下 ,分别随机生成 $|\Theta|$ 的 5 个焦元和 6 个焦元的 m 值 ,通过 4 种方法进行逼近 ,分别做了 100 次试验 ,观察比较 4 种方法相对应的总合格标准 T_{EC} , T_{EC} 越大说明信任函数逼近的效

果越好. 通过图 1 和图 2 的分析可知 ,无论是本文的平均分配法还是权重分配法在焦元的逼近过程中获得的 T_{EC} 大部分要比其他 3 种逼近方法获得的总合格标准 T_{EC} 更大 ,这说明本文方法逼近的效果更好.

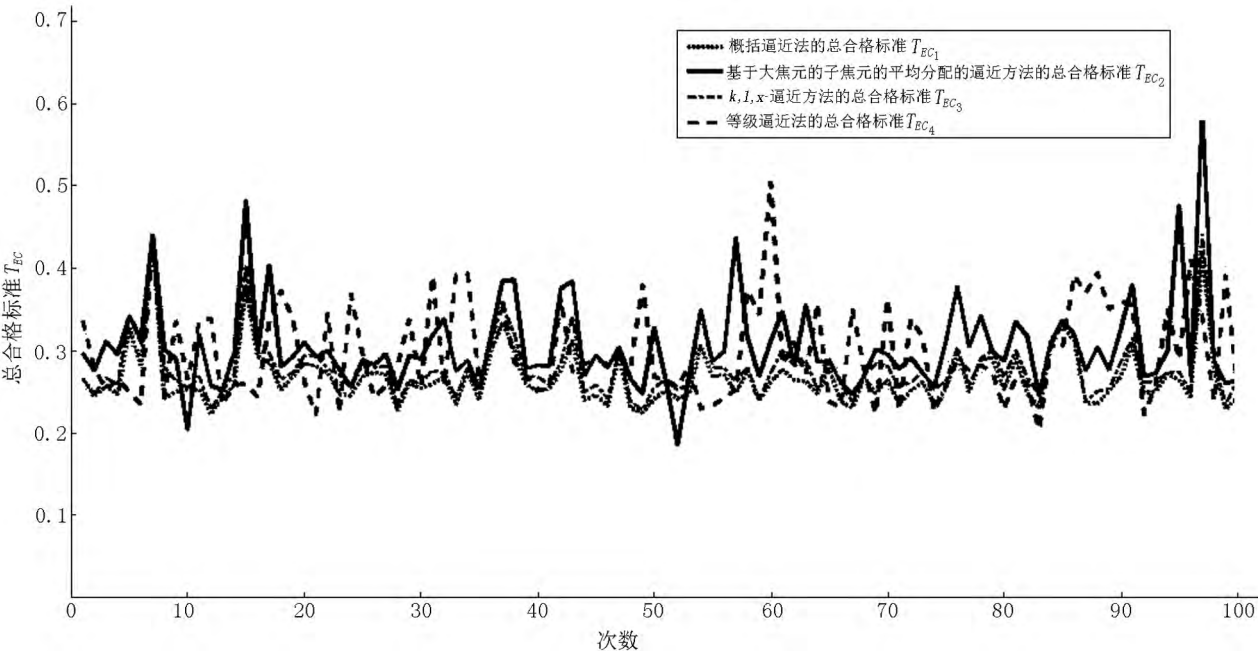


图 1 5 个焦元通过 2 种方法逼近到 4 个焦元的信息熵

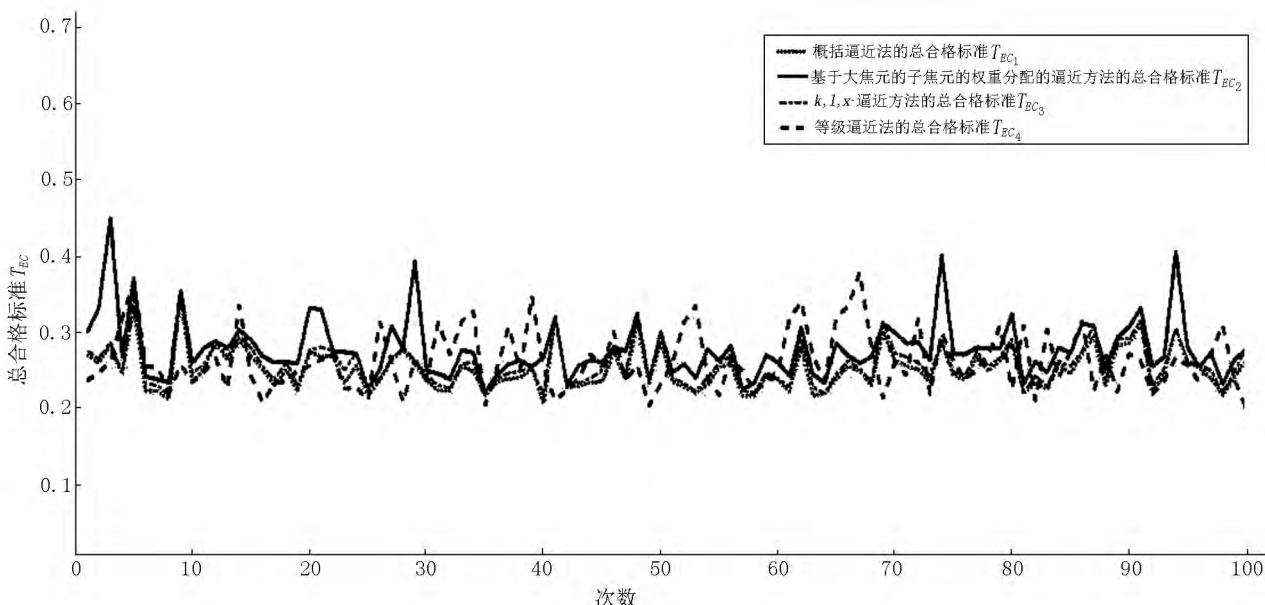


图2 6个焦元通过2种方法逼近到5个焦元的信息熵

5 结论

信任函数概率逼近可以认为是对信任函数的概率近似,以此得到更好的决策效果.本文充分考虑了焦元的基数大小和 m 值的大小,给出了在总合格标准 T_{EC} 的基础上逼近效果比较好的2种方法.从上述的实验可以看出,当识别框架的所有子集都为焦元时,本文所提出的平均分配法和权重分配法在逼近效果上与Pignistic方法一致;当识别框架中有的子集不是焦元时,本文的2种方法在大部分的情况下获得的总合格标准 T_{EC} 比其他已有的3种逼近方法更大,这说明本文方法逼近的效果更好.

6 参考文献

- [1] Shafer G. A mathematical theory of evidence [M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.
- [2] Dubois D, Prade H. Consonant approximations of belief functions [J]. International Journal of Approximate Reasoning, 1990, 4(5): 419-449.
- [3] Bauer M. Approximation algorithms and decision making in the Dempster-Shafer theory of evidence: an empirical study [J]. International Journal of Approximate Reasoning, 1997, 17(2): 217-237.
- [4] Bauer M. Approximations for decision making in the Dempster-Shafer theory of evidence [C]//In Proceedings of the Twelfth International Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 1996: 73-80.
- [5] Tessem B. Approximations for efficient computation in the theory of evidence [J]. Artificial Intelligence, 1993, 61(2): 315-329.
- [6] Lowrance J D, Garvey T D, Strat T M. A framework for evidential-reasoning systems [C]//Proceedings of the Fifth National Conference on Artificial Intelligence, Haarlem: Elsevier-North Holland Publishers, 1986: 896-903.
- [7] Smets P. Belief functions versus probability functions [M]//Saitta L, Bouchon B, Yager R, ed. Berlin: Springer-Verlag, 1988: 17-24.
- [8] Smets P. Decision making in the TBM: the necessity of the pignistic transformation [J]. Approximate Reasoning, 2005, 38(2): 133-147.
- [9] Cobb B R, Shenoy P P. On transforming belief function models to probability models [R]. Working Paper 293, University of Kansas School of Business, 2003.
- [10] Cobb B R, Shenoy P P. A comparison of Bayesian and belief function reasoning [J]. Information Systems Frontiers, 2003, 5(4): 345-358.
- [11] Cobb B R, Shenoy P P. A comparison of methods for transforming belief function models to probability models [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2003, 2711: 255-266.
- [12] Cuzzolin F. Two new Bayesian approximations of belief functions based on convex geometry [J]. Transactions on Systems, Man and Cybernetics (B): Cybernetics, 2007, 37(4): 993-1008.
- [13] Cuzzolin F. Lp consonant approximations of belief functions [J]. Transactions on Fuzzy Systems, 2014, 22(2): 420-436.
- [14] 程子成, 吴根秀, 宋姝婷. 基于融合信息熵性质的信任函数概率逼近 [J]. 江西师范大学学报: 自然科学版, 2014, 38(5): 534-538. (下转第308页)

The Research on a Complex Network Analysis Method for Constructing Waveform Modes

PENG Yali ,YANG Yuxin ,ZENG Xinyi ,DENG Jiangang

(College of Software ,Jiangxi Normal University ,Nanchang Jiangxi 330000 , China)

Abstract: Based on the actual data of public bicycles ,the stock time series data of the distribution points is transformed into finite modal sequences to further analyze the time series volatility and extract the key features of the sequence ,and the complex network of the fluctuating modal group is constructed. Based on the analysis of sliding window and modal parameters ,the stock collection of public bicycle is taken to provide the basis for system optimization. The empirical study shows that the network characteristics are related to the size of the sliding window ,the degree of the network ,and the weighted clustering coefficient. By choosing the optimal parameters ,a feasible and efficient solution for optimizing the scheduling time of the common bicycle system is proposed.

Key words: complex network; time series; stock fluctuation; modal; dynamic scheduling

(责任编辑: 冉小晓)

(上接第 286 页)

[15] 黄梅 吴根秀 ,刘邱云 ,等. 一种基于大焦元分解的信任函数逼近方法 [J]. 江西师范大学学报: 自然科学版 2016 40(3) : 285-289.

[16] Harmanec D. Faithful approximations of belief functions [C]//UAI'99 Proceedings of the Fifteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence ,San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers ,1999: 271-278.

[17] Voorbraak F. A computationally efficient approximation of Dempster-Shafer theory [J]. International Journal of Man-Machine Studies ,1989 30(5) : 525-536.

[18] Sarabi-Jamab A ,Araabi B N. Information-based evaluation of approximation methods in Dempster-Shafer theory [J]. International Journal of Uncertainty Fuzziness and Knowledge-Based Systems 2016 24(4) : 503-535.

The Approximation Method of the Belief Function Based on the Sub Focal Elements of the Large Focal Elements

XU Hongfu ,WU Genxiu* ,XU Cai

(College of Mathematics and Information Science ,Jiangxi Normal University ,Nanchang Jiangxi 330022 ,China)

Abstract: For the problem that the number of focal elements is too much in the process of evidence synthesis so as to have large computational complexity ,a belief function approximation method considering the size of the cardinal number and the belief value of focal elements is presented. This method can control the number of focal elements and speed up the calculation. The validity of the conclusion is verified by the analysis of examples.

Key words: evidence theory; probability theory; belief function

(责任编辑: 曾剑锋)