

基于AR模型的置信规则库结构识别算法

陈婷婷 王应明

(福州大学经济与管理学院 福州 350116)

摘要 针对以信规则推理作为系统控制器的应用,传统的置信K均值聚类算法往往不能充分利用数据中时间上的动态关联信息。因此,在模糊聚类算法的基础上引入自回归(AR)模型,将集约生产计划中的需求数据作为一组时间序列进行动态的聚类分析。该算法不仅可以充分利用集约生产计划中的需求数据的内部自相关性,而且可以进一步利用隶属度函数对AR模型的预测过程进行模糊化调整,从而得到更为理想的置信规则库结构,提高推理与决策的精度。

关键词 置信规则推理,证据推理,结构识别,聚类算法,集约生产计划,AR模型

中图分类号 TP18.02 **文献标识码** A

Structure Identification of Belief-rule-base Based on Autoregressive Model

CHEN Ting-ting WANG Ying-ming

(Department of Economics and Management, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China)

Abstract According to the application of the belief-rule based reasoning in system control, the traditional belief K-means clustering algorithm can not make full use of the dynamic correlation information of time in data. Therefore, based on the fuzzy clustering algorithm, the autoregressive (AR) model was introduced to dynamically cluster the uncertain demand in the aggregate production planning as a set of time series. Compared with traditional algorithm, the new algorithm has the following characteristics. It can not only make full use of the aggregate demand data within the correlation of the production plan, but also further use the membership functions of the AR model to predict process fuzzy adjustment, so as to get more ideal belief rule base structure and improve the accuracy of reasoning and decision-making.

Keywords Belief-rule-based reasoning, Evidential reasoning, Structure identification, Clustering algorithm, Aggregate production planning, Autoregressive model

置信规则推理(RIMER)是在证据推理、决策理论和产生式规则推理的基础上被提出的不确定信息下的一种专家系统^[1-2]。置信规则能够处理模糊不确定性、不完整性等多种类型的信息,在解决不确定多属性决策问题中具有明显的优势。相对于现存的人工神经网络和模糊逻辑推理等推理方法,置信规则推理的特点是能够在系统结构或输入数据含有未知或不完全信息的情况下进行明确的建模和推理。数据或信息的不完全或丢失^[3],以及专家和相关决策者受有限知识的影响而无法进行判断^[4-5],均会导致未知信息。由于现实中决策问题具有复杂以及不确定的特征,利用传统方法建立解析式模型无法满足应用需求,因此提出在已知历史数据的基础上通过专家经验进行分析决策的方法^[6]。证据推理和置信规则推理方法作为一种新的产生式专家系统,为解决未知或不完全信息下的复杂决策和非线性系统问题提供了有利的工具。置信规则推理已成功应用于预测(工程系统安全评估^[7]、石墨成分检测^[1]、管线检漏^[8]、涡轮增压器可靠性预测^[9]、非线性复杂系统故障预测^[10]和惯性平台健康状态估计^[11]、诊断(如临床诊疗指导^[12])、设计(如新产品设计中的顾客认知风险分析^[13])和监视(如核安全保障评估^[14])等领域。随着

BRB系统应用领域的不断拓宽,学者们发现通过遍历全部前提属性的所有候选值的方式初始化BRB,容易因为前提属性的个数或候选值的个数过多而出现组合爆炸问题,并且初始给定的前提属性和候选值也不一定最优^[15],在大规模的置信规则库以及急剧变化模式的情况下,利用初始的BRB系统进行决策往往不能取得理想的结果,规则权重和属性权重的微小差异都会引起置信规则的表现不一致。为此, Yang等人构建了通过求解最优化问题调整BRB系统参数的优化模型(OMTBRBS),并将其应用到石墨成分检测中^[2]。通过对不完全或模糊、数字式或判断式、混合的输入输出信息建模以弥补通过专家领域知识给出的初始置信规则库所带来的局限性,置信规则库被扩展到更加广阔的信息表示框架下的应用中,使得构造各种不同类型的置信规则库系统更加便利。常瑞等提出基于梯度法和二分法的联合算法对置信规则库的参数进行训练,取得了比使用FMINCON或FMINIMAX等函数更好的训练结果^[15]。Liu等在RIMER的基础上提出基于模糊规则的证据推理方法(FURBER),给出训练置信规则库参数的学习算法^[7],并将其应用到工程系统安全评估领域。Liu等定义了置信规则库的一致性测度,并提出了产生一致

到稿日期:2017-07-31 返修日期:2017-10-20 本文受国家自然科学基金项目(71501047)资助。

陈婷婷(1993—),女,硕士生,主要研究方向为规则推理, E-mail: 13003829396@139.com(通信作者);王应明(1964—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为决策理论与方法、数据包络分析等。

性置信规则库的优化方法^[16]。Tang 等将置信规则推理应用于新产品设计中的顾客认知风险分析过程,并利用贝叶斯网络来产生置信规则库^[13]。Zhou 等在径向基网络学习算法的基础上提出基于统计效用的结构学习方法,通过计算置信规则的统计效用值来实现对置信规则的自动增加或删除操作,并将置信规则推理应用到管线检漏和系统功效预测中^[8]。以上工作都是首先由专家知识或其他现存模型确定置信规则库的结构,然后利用相关模型和算法来产生和训练置信规则库的参数。但是在很多复杂的决策和工程问题中,置信规则库的结构与参数一样,不能从有限的专家知识或已有模型中准确产生。过多和过少的规则会相应造成过拟合和欠拟合。Yang 等提出了一般形式的置信规则库结构,考虑了规则前项之间的“与”“或”逻辑关系及层次化的置信规则库推理框架,并给出了规则前项分解为只含“或”逻辑的规和只含“与”逻辑的基本规则形式的方法^[1]。Zhou 等在给出置信规则随机效用定义的基础上,提出调节置信规则库结构的增加规则或删除规则的序贯方法^[17]。但是该方法只适用于将置信规则库作为系统逼近器的情况,即未知系统能够给出输入-输出形式的采样数据对;而不适用于作为控制器的情况,如在本文实例中集约生产计划中的应用。李彬等在 K 均值和模糊 C 均值的基础上提出置信 K 均值聚类算法,来对应用于系统控制的置信规则库的结构进行动态识别^[18]。该算法的最优聚类与任何两个相邻的评价等级间的距离成正比,同时保证历史数据与最近的评价等级的距离最短。但是该算法忽略了变量历史数据为时间序列数据,由于时间序列(确定时间序列和不确定时间序列)很长,并且不确定时间序列在每个观察点的观察值具有不确定性,从而导致维度灾难和庞大的可能世界,使得原始数据难以直接进行运算。

本文在文献^[18]的基础上,提出时间序列变化趋势的置信规则库结构识别方法,在模糊聚类算法的基础上引入自回归(AR)模型,将输入变量作为一组时间序列进行动态的聚类分析。该方法不仅可以充分利用输入变量的内部自相关性,而且可以进一步利用隶属度函数对 AR 模型的预测过程进行模糊化调整,从而得到更为理想的聚类效果。

针对输入变量为历史数据的置信规则推理问题,由于输入变量作为规则前项变量时具有波动性和非平稳性,因此利用从历史数据中挖掘出的信息对置信规则库进行结构识别是必须的。李彬在 K 均值和模糊 C 均值的基础上提出置信 K 均值聚类算法,以对应用于系统控制的置信规则库的结构进行动态识别。本文在其基础上,结合自回归(AR)模型^[24],对历史数据进行动态聚类,提取出每个规则前项变量的评价等级,得到更为合理的置信规则库结构。本文提供了置信规则推理在集约生产计划中的应用案例分析,验证了该算法的合理性和有效性。

1 置信规则推理

1.1 置信规则库的表达形式

一般地,知识库 $R = \langle U, A, D, F \rangle$ 。其中, $U = \{U_i, i = 1, 2, \dots, T\}$ 为前驱属性集; $A = \{A_i, A_2, \dots, A_r\}$, $A_i = \{A_{ij}, j = 1, 2, \dots, J_i = |A_i|\}$ 为 U_i 的值; $D = \{D_n, n = 1, 2, \dots, N\}$ 为结果属性集; F 为逻辑函数。定义规则 R_k : if $A_1^k \wedge A_2^k \wedge \dots \wedge A_{T_k}^k$ then $\{(D_1, \beta_{k1}), (D_2, \beta_{k2}), \dots, (D_N, \beta_{kN})\}$, $\sum_{n=1}^N \beta_{kn} \leq 1$ 。

其中,规则权重为 θ_k ;属性权重为 $\sigma_{k1}, \sigma_{k2}, \dots, \sigma_{kT_k}, k \in \{1,$

$2, \dots, L\}$; β_{kn} 表示结果属性为 D_j 的置信度, $\sum_{n=1}^N \beta_{kn} = 1$ 表示信息完全, $\sum_{n=1}^N \beta_{kn} < 1$ 表示信息不完全。置信规则推理理论假设置信规则库中的 L 条规则相互独立,也就是 L 个评价等级集合 $A^k (A^k = \{A_1^k, \dots, A_{T_k}^k\}; k = 1, \dots, L)$ 相互独立。

1.2 基于证据推理的置信规则推理算法

任意一个待评价的方案可表示为: $S(A_i^*, \epsilon_i) = \{(A_{ij}, \alpha_{ij}); j = 1, 2, \dots, J_i\}, i = 1, 2, \dots, T$ 。方案由 T 个属性 A_i^* ($i = 1, 2, \dots, T$) 确定, ϵ_i 为属性信度的值域,属性 A_i^* 有 J_i 个取值 $A_{ij} (j = 1, 2, \dots, J_i)$, α_{ij} 表示 A_i^* 的取值为 A_{ij} 的信度, $\sum_{j=1}^{J_i} \alpha_{ij} \leq 1$ 。

对于第 k 个规则,假定其输入为: $(A_1^k, \alpha_1^k) \wedge (A_2^k, \alpha_2^k) \wedge \dots \wedge (A_{T_k}^k, \alpha_{T_k}^k)$ 。其中, $A_j^k \in \{A_{ij}; j = 1, 2, \dots, J_i\}$, $\alpha_j^k \in \{\alpha_{ij}; j = 1, 2, \dots, J_i\}$ 。

置信规则推理的输入与输出的函数映射及推理输出的分布形式为:

$$S(A_i^*, \epsilon_i) = \{(D_n, U_n); j = 1, 2, \dots, N\}$$

其中 $\{U_n\}$:

$$U_n = \frac{Z \prod_{k=1}^L (K_k U_{n,k} + 1 - K_k \sum_{n=1}^N U_{n,k}) - \prod_{k=1}^L (1 - K_k \sum_{n=1}^N U_{n,k})}{1 - Z \prod_{k=1}^L (1 - K_k)}$$

$$Z = \left[\sum_{n=1}^N \prod_{k=1}^L (K_k U_{n,k} + 1 - K_k \sum_{n=1}^N U_{n,k}) - (N-1) \prod_{k=1}^L (1 - K_k \sum_{n=1}^N U_{n,k}) \right]^{-1} \quad (1)$$

$$\sum_{n=1}^N U_n + U_D = 1 \quad (2)$$

其中, K_k 为每条置信规则库相应的激发权重, $U_{n,k}$ 是考虑输入的不完备性对 $\bar{U}_{n,k}$ 进行更新后的置信度。

1.3 置信规则库的结构识别

本文中的结构识别是指在确定了规则库前项变量间的“与”“或”逻辑关系和置信规则库的级联层次化框架^[1]情况下,从输入变量历史数据中挖掘信息以确定每个规则前项变量的评价等级及其效用。置信规则库的结构及其规则数目取决于评价等级在输入变量定义域上的位置及其数目。寻找最优的置信规则库结构即为寻找最合适数目和位置的评价等级集合,这样的评价等级集合能够保证置信规则库对采样数据和系统模式形成最好的拟合。在决策者给定每个前项变量评价等级的数目的情况下,从历史数据中挖掘出合理的评价等级效用的位置,如图 1 所示。其中, * 表示某前项变量的历史采样数据, $\{H_1, H_2, H_3\}$ 表示该前项变量的评价等级, $\mu(H_i)$ ($i = 1, 2, 3$) 表示 H_i 的效用。

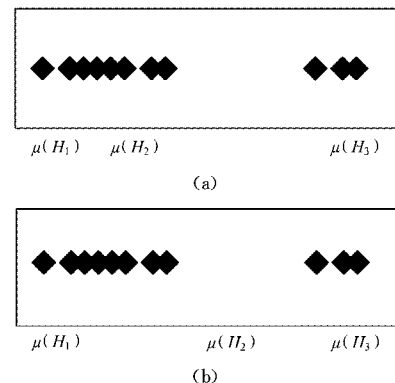


图 1 置信规则前项变量评价等级效用在不同位置的比较

通过图 1 可看出,规则前项评价等级效用的位置直接决

定对应置信规则在输入变量定义域中的位置。图 1(a)中的评价等级效用的定义显然比图 1(b)的定义更有效。本文结合需求的时间趋势特性,提出了基于 AR 模型的置信 K 均值聚类算法,通过对输入变量历史数据进行挖掘,并调节前项变量评价等级效用的位置,得到了更加合理的置信规则库结构。

2 AR 模型

Z_t 为一个服从零均值同方差的随机序列,因此 $Z_t \in L$, L 表示平稳且可逆的 ARMA 模型集合。Box Jenkins 定义 AR-MA(p, q) 模型为:

$$\Phi(B)Z_t = \Theta(B)\epsilon_t \quad (3)$$

ϵ_t 服从均值为 0、方差为 σ_ϵ^2 的单因素白噪声序列。其中:

$$\Phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \quad (4)$$

$$\Theta(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q \quad (5)$$

因 $\Phi(B)$ 和 $\Theta(B)Z_t$ 条件分布服从平稳性和可逆性,其根可表达为一个无限自回归 AR(∞) 模型,即可表示为:

$$\Pi(B)Z_t = \epsilon_t \quad (6)$$

其中, $\Pi(B) = \Theta^{-1}(B)\Phi(B) = 1 - \pi_1 B - \pi_2 B^2 - \dots$, 因此 $Z_t = \sum_{r=1}^{\infty} \pi_r Z_{t-r} + \epsilon_t$ 。

π_r 表示第 r 个自回归因子,在实际应用中,该模型用有限数量的 AR 系数截断。通过表达式表示 z_t 的一个泛型零均值单变量时间序列,并结合它的 AR 表示来对一组 K 单变量时间序列进行聚类。即假设每一个单变量时间序列是一个有限的实现零均值的单变量随机过程,可将其视为集合 L 中具有平稳性和可逆性的 ARMA 模型和 AR(∞) 模型。

基于此,可将 K 单变量时间序列表示为:

$$Z = \{z_k; t=1, \dots, T; k=1, \dots, k\} \quad (7)$$

其中, z_k 表示第 k 个均值为 0 的时间序列。对于这样的时间序列,我们定义一个合适的基于 AR 距离的测度方法来计算时间序列数据的相似性。根据 Akaike 信息准则(AIC)或 Schwartz 贝叶斯信息准则(BIC),选择 AR(∞) 模型的截断阶数,选择合适的 R_K 以适应于 z_k 。

通过利用自回归系数测度每对单变量时间序列的相似性/非相似性,扩展 AR(∞) 的两个广义时间序列 z_k 和 $z_{k'}$,得到如下平方 AR 距离^[21]:

$$\delta_{kk'}^2 = \sum_{r=1}^{\infty} (\pi_{rk} - \pi_{rk'})^2 \quad (8)$$

其中, π_{rk} 和 $\pi_{rk'}$ 为 AR(∞) 表达式中 z_k 和 $z_{k'}$ 的权重。

定义 AR 扩展式中的参数估计向量,如 AR(R_k) 和 AR($R_{k'}$),每对时间序列 z_k 和 $z_{k'}$ 分别对应的系数向量为 $(\pi_{1k}, \dots, \pi_{R_k k})'$ 和 $(\pi_{1k'}, \dots, \pi_{R_{k'} k'})'$,相应地,得如下平方欧氏距离公式^[21]:

$$d_{kk'}^2 = d^2(z_k, z_{k'}) = \sum_{r=1}^R (\pi_{rk} - \pi_{rk'})^2 \quad (9)$$

其中, $R = \max(R_K, R_{K'})$, R_K 和 $R_{K'}$ 为 AR 模型的回归阶数。因为 $R = \max_K(R_K)$,若 $R = R_K$,则

$$\pi_{r1} = 0 \text{ for } r = R_1 + 1, R_1 + 2, \dots, R;$$

$$\pi_{r2} = 0 \text{ for } r = R_2 + 1, R_2 + 2, \dots, R;$$

...

$$\pi_{rk-1} = 0 \text{ for } r = R_{k-1} + 1, R_{k-1} + 2, \dots, R;$$

$$\pi_{rk+1} = 0 \text{ for } r = R_{k+1} + 1, R_{k+1} + 2, \dots, R;$$

...

$$\pi_{rk} = 0 \text{ for } r = R_k + 1, R_k + 2, \dots, R.$$

因此,针对代表每个时间序列的 AR 系数列向量的行数不同的问题,可以采用补零的解决方案。这个问题常见于模式识别和信号处理文学^[22],扩展短 AR 系数向量可通过添加 0 的方法,得到一个新的基于“增大化现实”技术的矢量长度。

如上所述,可以根据时间序列的自回归表示来对时间序列进行平方距离即 $d_{kk'}$ 的测度,从而对时间序列进行分类。

3 基于 AR 模型的置信 K 均值聚类算法(AR-BRB)

自回归模型(Autoregressive Model, AR)是一种适用于等时间间隔时间序列数据的简单线性模型。令 $Z = \{z_{t1}, \dots, z_{tk}, \dots, z_{tK}\} (\forall t=1, \dots, T)$ 是 K 个时间序列的集合,且 $\tilde{Z} = \{\tilde{z}_{t1}, \dots, \tilde{z}_{tk}, \dots, \tilde{z}_{tC}\} (\forall t=1, \dots, T)$ 为集合 Z 第 C 个划分的一个子集。相对应地, K 个时间序列的自回归因子分别为

$\Pi = \{\pi_{r1}, \dots, \pi_{rk}, \dots, \pi_{rK}\} (\forall r=1, \dots, R)$ 和 $\tilde{\Pi} = \{\tilde{\pi}_{r1}, \dots, \tilde{\pi}_{rk}, \dots, \tilde{\pi}_{rC}\} (\forall r=1, \dots, R)$, 则基于 AR 模型的模糊 C 均值聚类模型(AR-FCMdc 模型)可表示为:

$$\min J(\pi_{rc} | c=1, \dots, C) = \sum_{k=1}^K (u_{k,p} \sum_{r=1}^R (\pi_{rk} - \pi_{rp})^2 + u_{k,q} \sum_{r=1}^R (\pi_{rk} - \pi_{rq})^2) \quad (10)$$

$$\text{s. t. } \pi_{rp} = \max_{c=1}^C \{\pi_{rc} | \pi_{rc} \leq \pi_{rk}\} \quad (11)$$

$$\pi_{rq} = \min_{c=1}^C \{\pi_{rc} | \pi_{rc} \geq \pi_{rk}\} \quad (12)$$

$$u_{k,p} = \frac{\sum_{r=1}^R \|\pi_{rk} - \pi_{rp}\|}{\sum_{r=1}^R \|\pi_{rk} - \pi_{rp}\| + \sum_{r=1}^R \|\pi_{rk} - \pi_{rq}\|} \quad (13)$$

$$u_{k,q} = \frac{\sum_{r=1}^R \|\pi_{rk} - \pi_{rq}\|}{\sum_{r=1}^R \|\pi_{rk} - \pi_{rp}\| + \sum_{r=1}^R \|\pi_{rk} - \pi_{rq}\|} \quad (14)$$

$$\pi_{rm} \neq \pi_{rn}, m, n=1, \dots, C; m \neq n \quad (15)$$

$$\pi_r \leq \pi_{rm} \leq \pi_r, m=1, \dots, C \quad (16)$$

$$L_{1r}^S \leq \pi_{rm} - \pi_{r,m+1} \leq L_{1r}^G, m=1, \dots, C-1 \quad (17)$$

其中, π_{rp} 和 π_{rq} 是距离 π_{rk} 最近的两个相邻评价等级, $u_{k,p}$ 和 $u_{k,q}$ 是分别分配到 π_{rp} 和 π_{rq} 上的置信度, π_r 和 π_r 分别是 π_r 的下限和上限, L_{1r}^S 和 L_{1r}^G 分别是两个相邻评价等级间的最小识别距离和最大识别距离, C 是聚类数目, $\|*\|$ 是欧几里得距离。在目标函数中, $u_{k,p}$ 和 $u_{k,q}$ 分别代表 π_{rk} 相对于 π_{rp} 和 π_{rq} 的置信度特征函数, $\sum_{r=1}^R (\pi_{rk} - \pi_{rp})^2$ 和 $\sum_{r=1}^R (\pi_{rk} - \pi_{rq})^2$

$\hat{\pi}_{rk}$ 分别代表 k 阶时间序列观测值 $\hat{\pi}_{rk}$ 相对于第 p 个和第 q 个划分中时间序列自回归预测值 $\hat{\pi}_{rp}$ 和 $\hat{\pi}_{rq}$ 的欧几里得距离。 $\hat{\pi}_{rk}$ 分配到其他非相邻聚类中心上的置信度 $u_{k,c} = 0$ ($c \neq p, q$)。从式(1)、式(4)和式(5)得到 $J(\|\hat{\pi}_{rk} | c=1, \dots, C) = 2 \sum_{k=1}^K \frac{(\sum_{r=1}^R \|\hat{\pi}_{rk} - \hat{\pi}_{rp}\|) \cdot (\sum_{r=1}^R \|\hat{\pi}_{rk} - \hat{\pi}_{rq}\|)}{\sum_{r=1}^R \|\hat{\pi}_{rk} - \hat{\pi}_{rp}\|}$ 。由此公式

可得:1)考虑需求的时间趋势,可充分利用集约生产计划中的需求数据的内部自相关性;2)利用隶属度函数对 AR 模型的预测过程进行模糊化调整,从而得到更为理想的置信规则库结构,提高推理与决策的精度。

4 实例分析

为验证算法的有效性,以置信规则库在集约生产计划中的应用为例,证明本算法相对于传统置信 K 均值算法及依靠专家知识确定置信规则库结构方法的优越性。集约生产规划的任务是决定一段有限的时期内(通常是 6 个月至两年)的劳动力、生产力和库存水平,以应对需求的不确定性和波动性。库存水平可以通过库存方程由生产力水平得出。案例及数据来源于 HMMS(Holt Modigliani, Muth and Simon)匹兹堡油漆厂 1949—1954 年的实际运营数据^[20],其中,需求数据如图 2 所示,成本函数详见文献[20]。其中 W_t, P_t, I_t 和 D_t 分别表示第 t 个周期的劳动力水平、生产力水平、库存水平和销售量。

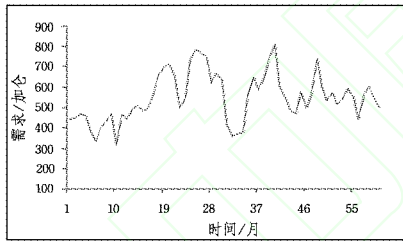


图 2 匹兹堡油漆厂 1949—1954 年的实际运营数据

库存方程为:

$$I_t = I_{t-1} + P_t - D_t \quad (18)$$

T 个周期的总成本目标函数为:

$$TC_T = \sum_{n=T+1}^T (C'(t) + C^c(t) + C^o(t) + C^i(t)) \quad (19)$$

决策变量的边界与容量约束如下:

$$P_t \leq \bar{P}_t \quad (20)$$

$$W_t \leq \bar{W}_t \quad (21)$$

$$-\bar{VP}_t \leq P_t - P_{t-1} \leq \bar{VP}_t \quad (22)$$

$$-\bar{VW}_t \leq W_t - W_{t-1} \leq \bar{VW}_t \quad (23)$$

$$P_t, W_t, \bar{P}_t, \bar{W}_t, \bar{VP}_t, \bar{VW}_t, \bar{VP}_t, \bar{VW}_t \geq 0 \quad (24)$$

其中,置信 \bar{P}_t 和 \bar{W}_t 为生产力和劳动力水平的能力约束, \bar{VP}_t 和 \bar{VW}_t 为生产力允许增加和减少的变化量, \bar{VW}_t 和 \bar{VW}_t 为劳动力允许增加和减少的变化量。所有变量不小于零。

置信规则库由生产力水平子规则库和劳动力水平子规则库组成,其层次化框架如图 3 所示。前者的规则前项为需求

预测 D_t^f 、库存水平 I_{t-1} 、劳动力水平 W_{t-1} 和生产力水平 P_{t-1} ,规则后项为生产力水平 P_t 。后者的规则前项为生产力水平 P_t 和劳动力水平 W_{t-1} ,规则后项为 W_t 。两个子规则库的置信规则分别表示如下:

If D_t^f is H_{1,j_1} , I_{t-1} is H_{2,j_2} , W_{t-1} is H_{3,j_3} , and P_{t-1} is H_{4,j_4}

Then P_t is $\{(H_{4,1}, U_{r_1,1}^1), (H_{4,2}, U_{r_1,2}^1), \dots, (H_{4,J_4}, U_{r_1,J_4}^1)\}$ (25)

其中 $j_k = 1, \dots, J_k$ ($k=1, \dots, 4$), $r_1 = 1, \dots, R_1$, θ_{r_1} 是第 $r_1^{\theta_1}$ 个置信规则的规则权重。

If P_t is H_{4,j_4} and W_{t-1} is H_{3,j_3}

Then W_t is $\{(H_{3,1}, U_{r_2,1}^2), (H_{3,2}, U_{r_2,2}^2), \dots, (H_{3,J_3}, U_{r_2,J_3}^2)\}$ (26)

其中, $j_k = 1, \dots, J_k$ ($k=4, 3$), $r_2 = 1, \dots, R_2$, θ_{r_2} 是第 $r_2^{\theta_2}$ 个置信规则的规则权重。

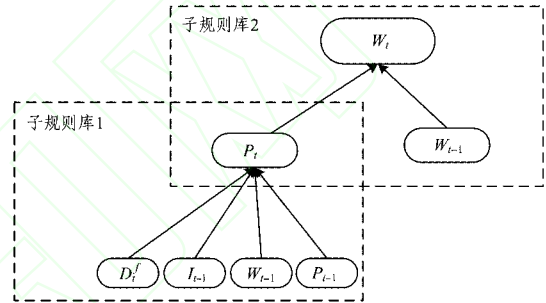


图 3 集约生产计划的层次化置信规则推理框架

基于置信规则推理的集约生产计划方法提供了一种动态的决策方法,即在每个月初对下个决策周期(本文中 $T=12$)进行规划,再在下月初根据新的态势重新规划。由于 1955 年的需求数据没有被记录,影响了 1954 年的动态规划,以 1949 年的数据作为历史数据来初始化和训练 1950 年年初的置信规则库,给出 1950—1953 年的仿真结果。设定每个决策变量有 3 个评价等级,由此子规则库的置信规则数目分别为 $3^4=81$ 条和 $3^2=9$ 条。3 个评价等级的两端分别由边界条件决定,因此问题转化为识别出中间的评价等级。需求、库存水平、劳动力水平和生产力水平的两端的评价等级的效用分别为:

$$\mu(H_{1,1})=100\mu(H_{1,3})=900$$

$$\mu(H_{2,1})=100\mu(H_{2,3})=600$$

$$\mu(H_{3,1})=60\mu(H_{3,3})=120$$

$$\mu(H_{4,1})=300\mu(H_{4,3})=800$$

因为没有考虑到历史数据所蕴含的潜在模式,由专家知识直接确定的中间评价等级的效用不能根据实际情况作出相应变化。而传统方法和基于 AR 模型的置信 K 均值聚类算法从每个变量的历史数据中挖掘得到相应的中间评价等级的效用,能敏感地反映数据中所蕴含的潜在信息和模式。表 2 列出了利用 3 种方法所得到的成本要素。基于 AR 模型的置信 K 均值聚类算法由于能够从历史数据中挖掘出更合适的置信规则结构,使得输入数据与置信规则的匹配更加合理,从而得到更加准确的推理输出。因此,相比利用传统的两种方法,利用基于 AR 模型的置信 K 均值聚类算法可以得到更小的总成本。

表 1 利用两种方法训练后的置信规则库

N	BRB_IC			AR_BRB			N	BRB_IC			AR_BRB		
	H_1	H_2	H_3	H_1	H_2	H_3		H_1	H_2	H_3	H_1	H_2	H_3
	β_{r1}	β_{r2}	β_{r3}	β_{r1}	β_{r2}	β_{r3}		β_{r1}	β_{r2}	β_{r3}	β_{r1}	β_{r2}	β_{r3}
1	0.000	0.086	0.914	0.000	0.093	0.907	31	0.878	0.122	0.000	0.956	0.044	0.000
2	0.000	0.073	0.927	0.000	0.157	0.843	32	0.000	0.537	0.463	0.000	0.549	0.451
3	0.000	0.073	0.927	0.000	0.085	0.915	33	0.000	0.519	0.481	0.000	0.509	0.491
4	0.000	0.055	0.945	0.000	0.498	0.502	34	0.000	0.549	0.451	0.000	0.548	0.452
5	0.000	0.074	0.926	0.000	0.154	0.846	35	0.000	0.587	0.413	0.000	0.534	0.466
6	0.000	0.141	0.859	0.000	0.040	0.960	36	0.527	0.473	0.000	0.468	0.532	0.000
7	0.000	0.042	0.958	0.000	0.056	0.944	37	0.756	0.244	0.000	0.474	0.526	0.000
8	0.000	0.012	0.988	0.000	0.045	0.955	38	0.486	0.514	0.000	0.688	0.312	0.000
9	0.000	0.016	0.984	0.000	0.038	0.962	39	0.662	0.338	0.000	0.657	0.343	0.000
10	0.000	0.169	0.831	0.000	0.017	0.983	40	0.755	0.245	0.000	0.563	0.437	0.000
11	0.000	0.012	0.988	0.000	0.024	0.976	41	0.687	0.313	0.000	0.693	0.307	0.000
12	0.000	0.003	0.997	0.000	0.011	0.989	42	0.340	0.660	0.000	0.668	0.332	0.000
13	0.000	0.082	0.918	0.000	0.293	0.707	43	0.142	0.858	0.000	0.157	0.843	0.000
14	0.000	0.133	0.867	0.000	0.050	0.950	44	0.157	0.843	0.000	0.137	0.863	0.000
15	0.000	0.081	0.919	0.000	0.075	0.925	45	0.177	0.823	0.000	0.104	0.896	0.000
16	0.000	0.127	0.873	0.000	0.157	0.843	46	0.091	0.909	0.000	0.178	0.822	0.000
17	0.000	0.542	0.458	0.000	1.000	0.447	47	0.069	0.931	0.000	0.072	0.928	0.000
18	0.806	0.194	0.000	0.719	0.281	0.000	48	0.035	0.965	0.000	0.099	0.901	0.000
19	0.877	0.123	0.000	0.873	0.127	0.000	49	0.501	0.499	0.000	0.516	0.484	0.000
20	0.897	0.103	0.000	0.879	0.121	0.000	50	0.100	0.900	0.000	0.321	0.679	0.000
21	0.862	0.138	0.000	0.900	0.100	0.000	51	0.002	0.998	0.000	0.176	0.824	0.000
22	0.000	0.356	0.644	0.000	0.119	0.881	52	0.024	0.976	0.000	0.059	0.941	0.000
23	0.000	0.586	0.414	0.271	0.442	0.558	53	0.026	0.974	0.000	0.047	0.953	0.000
24	0.933	0.067	0.000	0.595	0.405	0.000	54	0.020	0.980	0.000	0.048	0.952	0.000
25	0.855	0.145	0.000	0.982	0.018	0.000	55	0.081	0.919	0.000	0.079	0.921	0.000
26	0.888	0.112	0.000	0.808	0.192	0.000	56	0.043	0.957	0.000	0.057	0.943	0.000
27	0.922	0.078	0.000	0.984	0.016	0.000	57	0.171	0.829	0.000	0.071	0.929	0.000
28	0.828	0.172	0.000	0.955	0.045	0.000	58	0.081	0.919	0.000	0.145	0.855	0.000
29	0.981	0.019	0.000	0.960	0.040	0.000	59	0.140	0.860	0.000	0.108	0.892	0.000
30	0.878	0.122	0.000	0.956	0.044	0.000	60	0.096	0.904	0.000	0.203	0.797	0.000

表 2 利用专家知识、传统方法及基于 AR 的置信 K 均值所得到的成本要素比较

成本要素	专家知识	传统方法	基于 AR 的置信 K 均值
正常雇佣成本	1652108	1599245	1486378
聘用与解雇成本	13387	14193	13793
加班与减班成本	144016	121548	11835
库存相关成本	25641	23923	21849
总成本	1835152	1758919	1533855

结束语 针对以置信规则库作为系统控制器的应用,本文在 AR 模型的基础上提出置信规则库结构识别的基于 AR 模型的置信 K 均值聚类算法。该算法的特点是:1)考虑了需求的时间趋势,充分利用了集约生产计划中的需求数据的内部自相关性;2)利用隶属度函数对 AR 模型的预测过程进行模糊化调整,从而得到更为理想的置信规则库结构,提高了推理与决策的精度。该算法同样适用于以置信规则库作为系统逼近器的应用。本文置信规则库中评价等级的数目通过算法得出,并且可以动态地确定和调节评价等级效用的位置。

参 考 文 献

- [1] YANG J B, LIU J, XU D L, et al. Optimization Models for Training Belief-Rule-Based Systems [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans, 2007, 37(4): 569-585.
- [2] 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.
- [3] 梁昌勇, 张恩桥, 戚筱雯, 等. 不完全信息下基于证据推理的竞争对手分析[J]. 系统工程, 2010(2): 44-48.
- [4] 朱卫东, 周光中, 杨善林. 基于二维语言评价信息的群体决策方法[J]. 系统工程, 2009(2): 113-118.
- [5] 张洪涛, 朱卫东. 不完全信息下一种信度判断矩阵及其集结方法[J]. 系统工程, 2010(7): 107-110.
- [6] 王红卫, 祁超, 魏永长, 等. 基于数据的决策方法综述[J]. 自动化学报, 2009, 35(6): 820-833.
- [7] LIU J, et al. Self-tuning of fuzzy belief rule bases for engineering system safety analysis [J]. Annals of Operations Research, 2008, 163(1): 143-168.
- [8] ZHOU Z J, et al. Online updating belief-rule-based system for pipeline leak detection under expert intervention [J]. Expert Systems With Applications, 2009, 36(4): 7700-7709.
- [9] HU C H, et al. Dynamic evidential reasoning algorithm for systems reliability prediction [J]. International Journal of Systems Science, 2010, 41(7): 783-796.
- [10] 司小胜, 胡昌华, 周志杰. 基于证据推理的故障预报模型[J]. 中国科学: 信息科学, 2010, 40(7): 954-967.
- [11] 胡昌华, 司小胜. 基于信度规则库的惯性平台健康状态参数在线估计[J]. 航空学报, 2010, 31(7): 1454-1465.
- [12] KONG G L, et al. Applying a belief rule-base inference methodology to a guideline-based clinical decision support system [J]. Expert Systems, 2009, 26(5): 391-408.
- [13] TANG D, et al. A methodology to generate a belief rule base for customer perception risk analysis in new product development [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(5): 5373-5383.
- [14] LIU J, et al. Improving nuclear safeguards evaluation th rough

- enhanced belief rule-based inference methodology [J]. International Journal of Nuclear Knowledge Management, 2009, 3(3): 312-339.
- [15] 常瑞, 王红卫, 杨剑波. 基于梯度法和二分法的置信规则库参数训练方法[J]. 系统工程, 2007, 25(增刊): 287-291.
- [16] LIU J, et al. Optimization algorithm for learning consistent belief rule base from examples [J]. Journal of Global Optimization, 2011, 51(2): 255-270.
- [17] ZHOU Z J, et al. A sequential learning algorithm for online constructing belief rule based systems [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(2): 1790-1799.
- [18] 李彬, 王红卫, 杨剑波, 等. 置信规则库结构识别的置信 K 均值聚类算法[J]. 系统工程, 2011(5): 85-91.
- [19] BEZDEK J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms [M]. New York: Plenum Press, 1981.
- [20] HOLT C C, et al. A linear decision rule for production and employment scheduling [J]. Management Science, 1955, 2(1): 1-30.
- [21] PICCOLO D. A distance measure for classifying ARIMA models [J]. Journal of Time, 1990, 11(2): 153-164.
- [22] WANG N, BLOSTEIN S. Adaptive zero-padding OFDM over frequency-selective multipath channels [J]. Eurasip Journal on Advances in Signal Processing, 2004, 2004(10): 1478-1488.
- [23] D'URSO P, GIOVANNI L D, MASSARI R. Time series clustering by a robust autoregressive metric with application to air pollution [J]. Chemometrics & Intelligent Laboratory Systems, 2015, 141: 107-124.
- [24] D'URSO P, LALLO D D, MAHARAJ E A. Autoregressive model-based fuzzy clustering and its application for detecting information redundancy in air pollution monitoring networks [J]. Soft Computing, 2013, 17(1): 83-131.
- [25] 刘宇宏, 王士同, 徐红林. 基于 AR 模型的动态模糊聚类算法 [J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(1): 144-147, 159.
- [26] 吕志军, 王照飞, 谢福鼎, 等. 基于 FCM 聚类的时间序列模糊关联规则挖掘 [J]. 大连理工大学学报, 2010, 50(5): 806-810.
- [27] 罗艺, 张韬, 李晓松. 基于模糊 C 均值聚类算法的模糊时间序列分析在戊肝发病率预测中的应用初探 [J]. 四川大学学报(医学版), 2016, 47(3): 406-410.
- [28] 肖瑞, 刘国华. 基于趋势的时间序列相似性度量和聚类研究 [J]. 计算机应用研究, 2014, 31(9): 2600-2605.
- [29] 邵丹, 陈平雁. 模糊 C 均值聚类在时间序列分析中的应用 [J]. 中国卫生统计, 2009, 26(2): 166-167, 170.
- [30] 杨隆浩, 傅仰耿, 吴英杰. 面向最佳决策结构的置信规则库结构学习方法 [J]. 计算机科学与探索, 2014, 8(10): 1216-1230.