

文章编号: 1001-0920(2013)01-0157-04

基于贝叶斯粗糙集和混合专家模型的CBR系统

韩敏¹, 王心哲¹, 李洋¹, 童年²

(1. 大连理工大学 电子信息与电气工程学部, 辽宁 大连 116023;

2. 辽宁金自天正智能控制股份有限公司, 沈阳 110010)

摘要: 建立一个完整的案例推理系统, 提出一种高效的案例检索方法和一种案例调整策略. 在案例检索过程中, 提出一种基于贝叶斯粗糙集的属性权重确定算法, 在此基础上利用最邻近法检索出与当前案例最相似的一组案例作为参考. 使用检索出的相似案例训练分层混合专家模型, 并用微粒群算法优化模型参数, 实现了对案例的调整. 采用实际转炉生产数据进行仿真, 结果表明了该案例推理系统的有效性.

关键词: 案例推理; 粗糙集; 分层混合专家模型; 微粒群算法

中图分类号: TP18

文献标志码: A

Bayesian rough set and mixture experts model based CBR system

HAN Min¹, WANG Xin-zhe¹, LI Yang¹, TONG Nian²

(1. Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116023, China; 2. Liaoning AriTime Intelligent Control Co Ltd, Shenyang 110010, China. Correspondent: HAN Min, E-mail: minhan@dlut.edu.cn)

Abstract: An integrated case-based reasoning system is built, and an efficient case retrieval method and a case adjust method are proposed in the system. In the case retrieval process, an algorithm to compute attributes weight is presented based on improved Bayesian rough set model. Then, the most nearest neighbor method is used to retrieve a group of similar cases as the reference of current furnace. In case adjust process, a hierarchical mixture of experts model is trained with this group of similar cases, then particle swarm optimization algorithm is adopted to optimize the parameters. A simulation experiment is implement with practical data from a steel plant. The results show the effectiveness of the proposed case-based reasoning system.

Key words: case-based reasoning; rough set; hierarchical mixture of experts model; particle swarm optimization algorithm

0 引言

案例推理(CBR)通过与先前知识的比较解决新问题^[1], 它需要研究以往的案例库, 如果无法在案例库中找到与当前案例相匹配的案例, 则需要找到一个或多个与当前情况最相似的案例. 案例推理方法是人工智能和机器学习领域的热门课题与前沿方向, 它能模拟人类推理和思维方式进行问题求解和决策, 具有获取知识方便、易于理解、启发思维等特点, 因此, 在处理复杂问题和多属性决策时, 案例的推理往往是优选方法, 而案例检索和案例调整是案例推理的两个重要过程.

案例检索过程需要确定影响因素的权重, 通常是

根据人工经验设定各影响因素的权重, 从而引入了许多主观因素^[2-3]. 为此, 本文提出一种基于贝叶斯粗糙集的属性权重确定算法. 该算法完全基于数据本身的性质, 有利于提高案例检索的精度. 在案例调整过程中, 通过分层混合专家模型将多个模型进行有效的结合, 以提高模型的精度. 最后, 将所建立的案例推理系统用于转炉炼钢生产过程中的吹氧量计算, 验证了该系统的有效性.

1 基于贝叶斯粗糙集和混合专家模型的案例推理系统(BH-CBR)

案例检索和案例调整是案例推理过程中的重要环节, 在案例检索过程中, 引入贝叶斯粗糙集确定各

收稿日期: 2011-06-28; 修回日期: 2011-09-04.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60674073); 国家863计划项目(2007AA04Z158).

作者简介: 韩敏(1959—), 女, 教授, 博士生导师, 从事复杂工业系统建模与控制、智能技术及优化算法等研究; 王心哲(1982—), 男, 博士, 从事复杂工业系统建模与控制的研究.

影响因素的权重以提高案例检索的准确性;在案例调整过程中,使用分层混合专家模型,并引入微粒群算法优化分层混合专家模型的参数,以提高模型的精度.

1.1 基于贝叶斯粗糙集的案例检索

案例检索是在案例库中寻找与当前案例最相似案例的过程,常用的方法是最近邻算法.最近邻算法相似度计算过程如下.

Step 1: 计算当前案例与案例库中案例各条件属性的相似度

$$\text{sim}(L_k, X_k) = 1 - |L_k - X_k| / \max(L_k, X_k). \quad (1)$$

其中: X_k 为当前案例 X 的第 k 个条件属性值, L_k 为历史案例库中第 L 个案例的第 k 个属性值, $\max(L_k, X_k)$ 为 L_k 和 X_k 中的最大值.

Step 2: 通过对各条件属性的相似度进行加权求和后得到案例间的整体相似度

$$\text{Sim}(L, X) = \frac{\sum_{k=1}^n (w_k \text{sim}(L_k, X_k))}{\sum_{k=1}^n w_k}. \quad (2)$$

其中: w_k 为案例中第 k 个属性的权重, n 为属性数目.

在计算整体相似度时,由于案例的各条件属性对于决策属性的重要程度不同,为每一个条件属性分配一个适当的权值,以反应条件属性间重要程度的差异.条件属性权值通常由专家人为设定,这样的权值分配受主观因素影响较大,而粗糙集在确定属性权值时完全基于数据本身的信息,避免了主观因素的引入^[4-6].

基于贝叶斯粗糙集的权值确定过程如下所示.

Step 1: 案例连续属性的离散化.当用于描述案例的属性为连续时,采用模糊 C 均值算法对各连续属性进行聚类,算法运行只需选定类别数的范围,并将不同类别数下的聚类结果代入衡量算法有效性的评价函数^[7]中,将使评价函数最小的类别数选为离散值的数目.评价函数如下所示:

$$V_{XB} = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^2 \|x_j - v_i\|^2}{N(\min_{i \neq k} \|v_i - v_k\|^2)}. \quad (3)$$

其中: c 为类别数, N 为用于离散化的数据数量, x_j 为第 j 个数据记录, v_i 为第 i 个类别的聚类中心, μ_{ij} 为第 j 条数据隶属于第 i 类的程度.

Step 2: 计算依赖度 D/C 用于表示决策属性 D 对于整个条件属性集合 C 的依赖程度 $\gamma(D|C)$, 然后计算缺失某一属性 c_i 后 D 对 C 的依赖度 $\gamma(D|C - \{c_i\})$. 关于依赖度函数和计算过程可参见文献^[6].

Step 3: 计算各条件属性 c_i 对于决策属性 D 的重要度

$$\text{SIG}(c_i) = \gamma(D|C) - \gamma(D|C - \{c_i\}). \quad (4)$$

Step 4: 利用各条件属性的重要度构造各条件属

性的权值

$$w(c_i) = \text{SIG}(c_i) / \sum_{j=1}^s \text{SIG}(c_j). \quad (5)$$

1.2 基于分层混合专家模型案例调整

案例调整是在检索出相似案例的基础上进行调整来解决当前问题,采用分层混合专家模型将多个模型进行有效组合来计算吹氧量.因为分层混合专家模型较为复杂,模型参数较多,传统的训练方法如梯度法、EM 算法等训练速度较慢,所以采用微粒群算法优化模型的参数.

1.2.1 分层混合专家模型

分层混合专家(HME)通常由若干专家和门网构成.分层混合专家模型将输入空间分成一个嵌套的子空间集,在多个以分层方式调整的门网控制下,信息在专家之间被整合或者重新分配^[8-9].图1是由4个专家组成的一个两层HME模型.

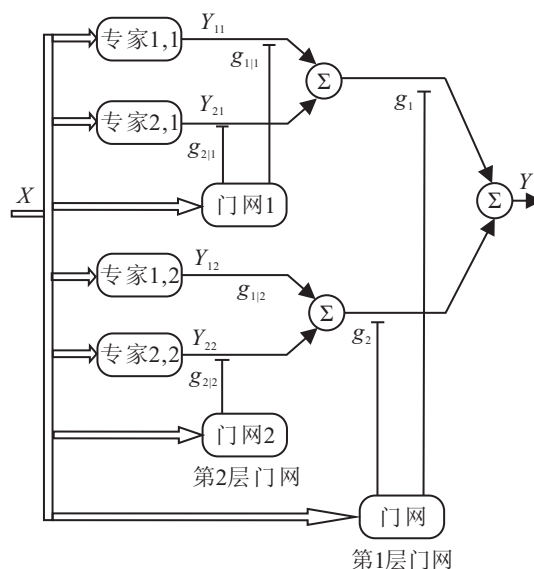


图 1 两层 HME 模型示意图

设输入向量 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, 每个专家模块包含一个线性模型, 表示为

$$Y_l = w_l^T X + b_l. \quad (6)$$

门网由 m 个输入 2 个输出构成, 输出 u_1, u_2 通过软最大化函数进行变换, 得到的权重 g_1, g_2 分别分配到每个专家的输出. 软最大函数的具体形式为

$$g_k = \exp(u_k) / \sum_{j=1}^K \exp(u_j). \quad (7)$$

其中: K 为输出个数, u_k 为输入向量 X 的一个线性加权输出.

令 Y_{jk} 代表专家 (j, k) 的输出, 可以将 HME 模型的整体输出表示为

$$Y = \sum_{k=1}^2 g_k \sum_{j=1}^2 g_{j|k} Y_{jk}. \quad (8)$$

1.2.2 微粒群算法优化 HME 模型参数

建立分层混合专家模型的过程实际上是选择最优模型参数的过程, 当混合专家模型具有复杂的模型结构时, 其参数很难用 EM 算法给出具体形式, 因此使用微粒群算法确定模型参数. 微粒群对分层混合专家模型的优化过程如图 2 所示.

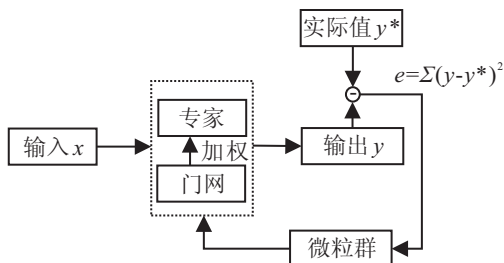


图 2 分层混合专家模型的案例调整过程

选择误差平和作为微粒群算法优化分层混合专家模型时的目标函数, 即

$$fun = \sum_{i=1}^N (y_i^* - y_i)^2. \quad (9)$$

其中: y_i 为第 i 个数据的计算值, y_i^* 为第 i 个数据的实际值. 以种群的位置存储 HME 的模型参数, 用训练数据训练 HME 模型, 使目标函数 (13) 最小, 最终得到的一组种群位置即为 HME 模型的最优参数.

微粒群算法优化 HME 模型参数的过程如下.

Step 1: 标准化输入 x 和输出 y 到 (0.1~0.9) 范围内;

Step 2: 初始化一规模为 40 的微粒群, 种群中各微粒的随机初始位置为 (-1, 1), 赋予每个微粒随机的初始速度 (-0.01, 0.01), 种群中各微粒的位置即为 HME 模型中所需确定的参数;

Step 3: 使用各微粒的当前值计算模型的输出, 以式 (13) 为目标函数, 分别更新每个微粒的最佳位置和种群的最佳位置;

Step 4: 调整微粒的速度和位置;

Step 5: 算法停止后 (满足迭代步数条件) 得到的一组最优位置即为 HME 模型参数的最优值.

2 仿真实例

选择某钢厂转炉炼钢生产的 500 组实际数据作为研究对象, 吹氧量作为因变量, 吹氧量的影响因素包括熔池终点碳含量、铁水温度、熔池终点温度、铁水碳元素含量、铁水硅元素含量、铁水锰元素含量、铁水磷元素含量、铁水重量和废钢重量.

2.1 模型参数确定

采用贝叶斯粗糙集计算吹氧量各影响因素的权重, 根据式 (5) 计算各属性权重, 结果如表 1 所示. 在表 1 计算出的吹氧量各影响因素权重的基础上, 采

用最邻近算法从案例库中检索出最相似的 50 组案例作为参考, 然后采用分层混合专家模型对案例进行调整. HME 模型参数包括各子专家模型参数 40 个, 门网参数 60 个, 此 100 个参数使用第 2.2.2 节中介绍的微粒群确定. 其中微粒群方法所涉及的参数有 $c_1 = 1.5$, $c_2 = 1.5$, $w = 0.73$, 训练步数为 2000, 输入输出数据标准化到 (0.1~0.9) 范围, 种群的位置初始为 (-1, 1) 的随机数, 微粒的速度初始为 (-0.01, 0.01) 的随机数.

表 1 吹氧量各影响因素的权重

吹氧量影响因素	权重
终点 C 含量	0.2527
铁水温度	0.012
终点温度	0.0925
铁水 C 含量	0.1851
铁水 Si 含量	0.0925
铁水 Mn 含量	0.0763
铁水 P 含量	0.1561
铁水量	0.0403
废钢量	0.0925

2.2 仿真结果

采用同样的生产数据, 前 400 组数据作为原始的案例库, 后 100 组作为测试数据. 每次根据新案例的情况, 计算出新案例时的吹氧量, 测试结果如图 3 和图 4 所示. 测试结果为吹氧量误差小于 500 m³ 的占 87%, 均方误差为 356 m³.

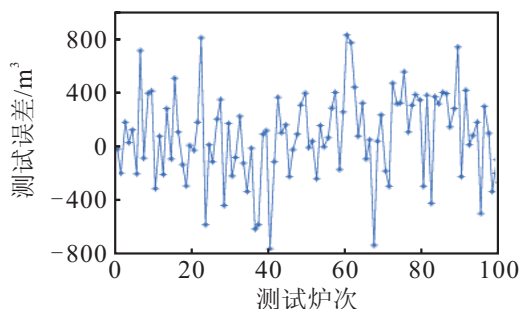


图 3 吹氧量的测试误差分布

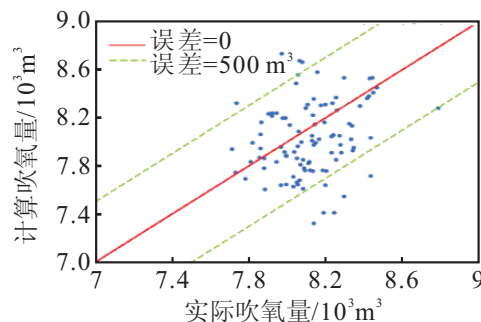


图 4 实际吹氧量与计算吹氧量的关系

研究主要针对案例推理过程中的案例检索和案例调整过程进行改进, 因此仿真中将其与常规案例推理方法进行比较. 常规案例推理方法是指属性权重采

用人工经验确定, 案例重用过程使用加权求和方式时的案例推理系统. 与常规案例推理方法的比较结果如表 2 所示. 由表 2 可以看出, 通过对案例检索和案例调整过程的改进, 使得计算精度得到了提高.

表 2 与常规案例推理方法的比较

方法	准确率/% (<500 m ³)	均方根误差/m ³
CBR	80	415
BH-CBR	87	356

2.3 与现有方法的比较

将使用基于贝叶斯粗糙集和混合专家模型的案例推理方法建立的吹氧量模型的计算结果与已有的方法进行比较. 文献[10]对 120t 转炉使用增量回归方法建模; 文献[11]对 250t 转炉使用遗传算法结合径向神经网络方法计算, 比较结果如表 3 所示.

表 3 吹氧量的比较

方法	准确率/% (<500 m ³)	均方根误差/m ³
增量模型 ^[10]	75	445
GA-RBF ^[11]	80	429
BH-CBR	87	356

由表 3 可见, 所提方法在计算的准确率和均方根误差方面明显优于以往文献方法. 因为案例推理过程需要对案例库进行检索, 在对实际数据进行计算时, 速度慢于文献中方法, 但对于转炉炼钢的实际生产完全能够适用. 而且, BH-CBR 方法与常规 CBR 相比, 计算速度相当, 因此在保证计算速度的同时提高了常规 CBR 方法的计算精度.

3 结 论

鉴于转炉炼钢过程中影响吹氧量的因素众多, 情况复杂多变, 本文应用案例推理的思想计算转炉炼钢的吹氧量. 从案例库中检索出与当前案例相似的一组案例作为参考, 然后对检索出的案例进行适当的调整, 确定出最终的吹氧量. 在案例的检索过程中, 通过引入贝叶斯粗糙集, 确定影响吹氧量各因素的权重, 提高了案例检索的效率. 在案例的调整过程中, 利用检索出的相似案例建立分层混合专家模型, 并用微粒群算法优化模型的参数, 提高了吹氧量的计算精度.

参考文献(References)

[1] 杨善林, 倪志伟. 机器学习与智能决策支持系统[M]. 北京: 科学出版社, 2004.

- (Yang S L, Ni Z W. Machine learning and intelligent decision support system[M]. Beijing: Science Press, 2004.)
- [2] Yang C H, Zhu H Q, Gui W H. Permeability prediction model for imperial smelting furnace based on improved case-based reasoning[C]. Proc of the 7th World Congress on Intelligent Control and Automation. Chongqing, 2008: 1967-1970.
- [3] Stephane N, Marc L L J. Case-based reasoning for chemical engineering design[J]. Chemical Engineering Research and Design, 2008, 8(6): 648-658.
- [4] Slezak D, Ziarko W. The investigation of the Bayesian rough set model[J]. Int J of Approximate Reasoning, 2005, 40(1): 81-91.
- [5] Ziarko W. Probabilistic approach to rough sets[J]. Int J of Approximate Reasoning, 2008, 49(2): 272-284.
- [6] 韩敏, 张俊杰, 彭飞, 等. 一种基于多决策类的贝叶斯粗糙集模型[J]. 控制与决策, 2009, 24(11): 1615-1619.
(Han M, Zhang J J, Peng F, et al. Bayesian rough set model based on multiple decision classes[J]. Control and Decision, 2009, 24(11): 1615-1619.)
- [7] Xie X L, Beng G. A validity measure for fuzzy clustering[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(8): 841-847.
- [8] 徐新卫, 曹永忠, 谢强, 等. 基于分层混合专家神经网络的 Web 服务失效检测机制[J]. 信息与控制, 2007, 36(6): 684-689.
(Xu X W, Cao Y Z, Xie Q, et al. Inspection mechanism for web services unavailability based on hierarchical mixtures of expert neural network[J]. Information and Control, 2007, 36(6): 684-689.)
- [9] Jordan M I, Jacobs R A. Hierarchical mixtures of experts and the EM algorithm[J]. Neural Computation, 1994, 6(2): 181-214.
- [10] 孟祥宁, 张海鹰, 朱苗勇. 转炉炼钢过程静态控制模型的改进[J]. 材料与冶金学报, 2004, 3(4): 246-249.
(Meng X N, Zhang H Y, Zhu M Y. A modified regression prediction model for BOF steel-making process[J]. J of Materials and Metallurgy, 2004, 3(4): 246-249.)
- [11] 王建辉, 徐林, 方晓柯, 等. 基于一类 GA-RBF 神经网络的转炉炼钢静态模型控制[J]. 东南大学学报, 2005, 35(增2): 90-94.
(Wang J H, Xu L, Fang X K, et al. A class of GA-RBF neural network control for the BOF steelmaking static model[J]. J of Southeast University, 2005, 35(S2): 90-94.)