

基于蚁群节点寻优的贝叶斯网络结构算法研究*

刘浩然¹, 孙美婷¹, 李雷², 刘永记¹, 刘彬¹

(1. 燕山大学信息科学与工程学院 秦皇岛 066004; 2. 燕山大学电气工程学院 秦皇岛 066004)

摘要: K2 算法是学习贝叶斯网络结构的经典算法。针对 K2 算法依赖最大父节点数和节点序的不足, 以及蚁群算法搜索空间庞大的问题, 提出了一种新的贝叶斯结构学习算法-MWST-ACO-K2 算法。该算法通过计算互信息建立最大支撑树(MWST), 得到最大父节点数; 然后利用蚁群算法(ACO)搜索最大支撑树, 获得节点顺序; 最后结合 K2 算法得到最优的贝叶斯网络结构。仿真实验结果表明, 该方法不仅解决了 K2 算法依赖先验知识的问题, 而且减少了蚁群算法的搜索空间, 简化了搜索机制, 得到较好的贝叶斯结构。最后将该算法应用到冀东水泥回转窑的实际数据中, 构建水泥回转窑的贝叶斯网络结构, 提高了故障诊断的准确率。

关键词: 互信息; 蚁群优化; K2 算法; 贝叶斯网络结构学习; 水泥回转窑

中图分类号: TH165+.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Study on Bayesian network structure learning algorithm based on ant colony node order optimization

Liu Haoran¹, Sun Meiting¹, Li Lei², Liu Yongji¹, Liu Bin¹

(1. School of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China;

2. School of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: K2 algorithm is the classical learning algorithm of Bayesian network structure. Aiming at the problems that K2 algorithm depends on the maximum number of parent nodes & node order and ant colony optimization algorithm has large search space, this paper proposes a new Bayesian structure learning algorithm - MWST-ACO-K2 algorithm. Firstly, through calculating the mutual information, the algorithm establishes the Most Weight Supported Tree (MWST) and obtain the maximum number of parent nodes. Secondly, ant colony optimization algorithm is adopted to search the Most Weight Supported Tree and obtain the node order. Finally, combining with K2 algorithm, the proposed algorithm can obtain the optimal Bayesian network structure. The simulation experiment results show that the proposed algorithm not only solves the problem that K2 algorithm relies on prior knowledge, but also reduces the search space of ant colony algorithm, simplifies the search mechanism and obtains good Bayesian structure. The proposed algorithm was applied to the operation data of the cement rotary kiln in Jidong Cement Company, established the Bayesian network structure model of the cement rotary kiln and achieved precise and rapid fault diagnosis.

Keywords: mutual information; ant colony optimization (ACD); K2 algorithm; Bayesian network structure; cement rotary kiln

1 引言

贝叶斯网络(Bayesian network, BN)又称因果概率网,是图论与概率论结合的产物^[1],具有强大的知识推理、直观的表达能、清晰的拓扑结构及方便的决策机制等优点,影响力逐年扩大,已经成为人工智能、模式识别、

数据挖掘和软件测试等领域的研究热点。

BN学习由参数学习、结构学习和推理分析三部分组成,其中参数学习是基础,结构学习是核心。一般贝叶斯结构是根据专家知识来确定的,但由此方法得到的结构模型无法保证客观性和准确性。因此,如何从观测数据中学习贝叶斯结构引起了国内外学者的思考。目前,完全从观测数据中学习贝叶斯结构主要有两种方法:1)条

件独立性法,通过测试节点变量间的条件独立性关系来获取最优表达这些关系的结构^[2];2)打分—搜索法,按照一定的搜索策略和评分准则来获取评分最高的网络结构作为最优结构^[3]。

打分-搜索法是构建 BN 结构最常见的方法,而评分函数的选取和搜索方法的选择是该方法的两个关键。目前应用比较多的评分函数包括:K2 度量^[3]、贝叶斯狄利克雷评分(Bayesian Dirichlet, BD)^[4]、贝叶斯信息准则(Bayesian information criterion, BIC)评分^[5]和最短描述长度(minimum description length, MDL)^[6]。搜索算法主要有爬山算法^[7]、遗传算法^[8]、模拟退火法^[9]和蚁群算法等元启发算法。蚁群算法以多种形式被应用于贝叶斯网络结构的学习中,如 De Campos L. M. 等人^[10]提出基于 K2 评分和蚁群算法的 ACOB 算法,该算法有着较好的学习精度和效率;冀俊忠等人^[11]将约束方法与 ACOB 算法进行有效的融合,在算法求解速度和处理大规模数据的能力上有着较大的改进;胡云安等人^[12]将爬山法和模式算法相结合加快了 BN 构造的速度。由上述文献结论可知:蚁群算法具有分布式特性、鲁棒性强及易与其他算法相结合的优点,所以蚁群算法在构建贝叶斯结构方面表现出很大的优越性。

针对 K2 算法依赖最大父节点数和节点序的问题,将最大支撑树(most weight supported tree, MWST)和蚁群算法(ant colony optimization, ACO)进行结合,提出 MWST-ACO-K2 算法。该算法首先利用最大支撑树得到最大父节点数;其次在无环约束条件下,利用蚁群算法对最大支撑树进行搜索获得节点序,从而解决了 K2 算法依赖先验知识的问题。同时,该算法利用最大支撑树限制了蚁群的搜索空间,简化了搜索机制,降低了蚁群算法陷入局部最优的风险,为 BN 结构的构建提供了一种新思路,具有一定的实用价值。

2 MWST-ACO-K2 算法的设计原理

首先利用变量间最大互信息关系建立最大支撑树,得出最大父节点数 μ 。其次,通过蚁群算法搜索最大支撑树得到节点序 ρ 。最后,在 μ 和 ρ 已知的前提下,结合 K2 评分函数获得贝叶斯结构及评分,为 ACO 算法的信息素更新提供依据。经 ACO 算法多次迭代,找到评分最高的 BN 结构。

2.1 最大支撑树

互信息^[13]是表示随机变量间的相互依赖强度。以任意两个随机变量 X 和 Y 来说明,互信息 $I(X;Y)$ 表示为:

$$I(X;Y) = \sum_{X,Y} P(X,Y) \log \frac{P(X,Y)}{P(X)P(Y)} \quad (1)$$

式中: $P(X,Y)$ 为变量 X 和 Y 的联合概率, $P(X)$ 为变量 X 的概率。由于 $I(X;Y) \geq 0$, 因此分为两种情况: $I(X;Y) = 0$

和 $I(X;Y) > 0$ 。当 $I(X;Y) > 0$, 说明随机变量 X 和 Y 间存在弧但不确定方向,故用无向边 $X-Y$ 代替,并且 $I(X;Y)$ 越大,说明变量间的依赖性越强。反之,说明随机变量 X 和 Y 相互独立,不存在相对应的弧。因此互信息值的大小可以作为一种启发性知识来引导蚂蚁对边的选择。

MWST 是利用互信息得到的一种树状网络结构。在最大支撑树的构建过程中,只保留具有最大互信息的无向边,并且遍历所有的随机变量,即可完成最大支撑树的建立^[14]。由于最大支撑树中的无向边表示两随机变量间的紧密程度,转化到贝叶斯结构中即为父节点与子节点之间的关系。故根据最大支撑树中节点的连接关系,可以得到最大父节点数 μ 。

2.2 ACO 节点寻优

BN 结构是一个有向无环图(directed acyclic graph DAG),故准确地判断节点间的父子关系是非常必要的。MWST 中的无向边代表最大互信息关系,因此在 MWST 中出现的边必然存在于最终的 BN 结构中。所以通过 ACO 算法对 MWST 的无向边进行搜索,确定边的方向,进而获得节点的排序。

ACO 算法是一种用来寻找最优解的机率性算法。设 m 为蚂蚁数量, n 为贝叶斯结构中节点的数量。为了满足无环的约束条件,在完成一次循环前不允许蚂蚁选择已经访问过的节点,该过程由禁忌表 $tabu$ 控制。 $tabu_k(s)$ 表示蚂蚁 k 的禁忌表中第 s 个元素,即蚂蚁 k 走过的第 s 个节点。

初始时刻,蚂蚁 $k(k = 1, 2, \dots, m)$ 被随机分配到 MWST 的节点 $i(i = 1, 2, \dots, n)$, 如图 1 所示。

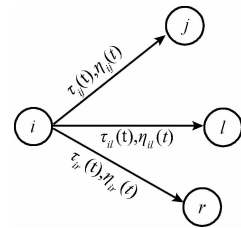


图1 蚂蚁转移图

Fig. 1 The ant transition diagram

在 t 时刻,位于节点 i 的蚂蚁 k 在当前的候选集中选取节点 j 的转移概率公式为:

$$P_{ij}^k(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{r \in allowed_k} [\tau_{ir}(t)]^\alpha [\eta_{ir}(t)]^\beta} \quad (2)$$

式中: α 和 β 分别表示信息素和启发式信息的相对重要程度; $allowed_k = \{1, 2, \dots, n\} - tabu_k$ 表示蚂蚁 k 下一步允许选择的节点; $\tau_{ij}(t)$ 表示 t 时刻在边 a_{ij} 上的信息素。起始时刻,各条边具有相等的信息素 $\tau_{ij}(0) = \tau_0$ (τ_0 为常数); η_{ij} 为启发式信息函数,根据评分函数的可分离性

和互信息的启发性,故启发式信息函数为:

$$\eta_{ij}(t) = \begin{cases} f(x_i; x_j), & j \in DA \\ I(x_i; x_j), & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中:评分函数 f 为 BIC 评分函数, DA 表示与节点 i 直接相连的节点。

蚂蚁 k 选择转移概率最大的节点作为下一个行进节点,并将其列入 $tabu_k$ 中。当所有节点都被蚂蚁 k 访问过,那么蚂蚁 k 便完成了一次周游。此时可从 $tabu_k$ 得到节点排序 ρ 。

2.3 K2 评分及信息素更新

结合最大父节点数 μ 和节点排序 ρ , 利用文献[3]中所提到的 K2 评分函数得到贝叶斯结构及评分。K2 评分函数如式(4)所示。

$$f_{k2}(G; D) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{q_i} \left\{ \log \left[\frac{(r_i - 1)!}{(N_{ij} + r_i - 1)!} \right] + \sum_{k=1}^{r_i} \log(N_{ijk}!) \right\} \quad (4)$$

m 只蚂蚁依次搜索 MWST, 得到 m 个节点序列, 然后按照 K2 算法的评分值, 可以在 m 个可行解中找到一个迄今为止的最优解。在蚁群释放信息素的同时, 贝叶斯结构上的信息素逐渐消失。因此需要对最优贝叶斯结构上的信息素浓度进行实时更新, 即:

$$\tau_{ij}(t+n) = (1-\rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \rho \Delta \tau_{ij} \quad (5)$$

$$\Delta \tau_{ij} = \begin{cases} 1/|f_{k2}(G^+; D)|, & \alpha_{ij} \in G^+ \\ \tau_{ij}, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $0 < \rho \leq 1$ 表示信息素的挥发程度, G^+ 为迄今为止的最优贝叶斯结构, $f_{k2}(G^+; D)$ 为其对应的评分值, τ_{ij} 为常数。随着时间的推移, 评分较高的结构上累积的信息素浓度逐渐增高, 选择该结构的蚂蚁数目也愈来愈多。经过 NC 次迭代后, 整个蚁群系统会在正反馈的作用下集中到最佳的贝叶斯结构上。最佳的贝叶斯结构为:

$$G_{\text{best-all}}^+ = \underset{k \in \{1, 2, \dots, m\}}{\operatorname{argmax}} f(G_{(k)}^+; D) \quad (7)$$

式中: k 为蚂蚁的序号, 其中 $G_{(k)}^+$ 为第 k 只蚂蚁 NC 次迭代后得到的一个最优解。

3 MWST-ACO-K2 算法的实现与仿真

首先以经典 Asia 网络为基础, 介绍了 MWST-ACO-K2 算法构建 BN 结构的过程。然后分别对 Asia 网络、Car 网络和 Alarm 网络进行仿真, 经过多次实验后, 将实验结果与经典 K2 算法、蚁群算法和经典爬山算法进行对比, 分析 MWST-ACO-K2 算法的优劣。

3.1 MWST-ACO-K2 算法的实现研究

Asia 网络^[15] 是一个著名的微型网络, 共有 8 个节点和 8 条边。以 Asia 网络为基础, 利用 MWST-ACO-K2 算法构建贝叶斯网络结构, 具体操作步骤如下。

1) 计算互信息, 根据变量间的最大互信息关系, 确定最大支撑树 MWST。

根据给定的样本数据 D , 计算各节点间的互信息 I , 并通过上文提到的构建最大支撑树的方法, 得到最大支撑树, 如图 2 所示。

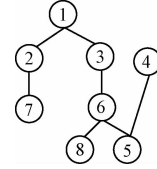


图 2 Asia 网络的最大支撑树

Fig. 2 Most weight supported tree of Asia network

2) 根据最大支撑树中节点连接关系, 得到最大父节点数 μ 。

由图 3 所示, 节点 6 与节点 3、5、8 相连, 为 MWST 中最多的节点连接关系, 得到最大父节点数 $\mu = 3$ 。

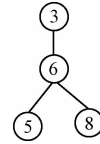


图 3 最多的节点连接

Fig. 3 The most node connection

3) 一只蚂蚁搜索 MWST 的转移规则。

循环体中输入数据集 D , 节点类型 ns , 互信息 I , 最大支撑矩阵 M , 信息素相对重要程度 α , 启发式因子的相对重要程度 β , 初始信息素 $\tau_0 = 1$ 。调用 BIC 评分函数, 确定一只蚂蚁的行进路线。假设图 3 中节点 6 作为起始节点, 则节点 3、5、8 为节点 6 的潜在父节点, 计算图 4 子结构的 BIC 评分, 作为蚁群算法的启发信息。计算转移概率 P_{3-6} 、 P_{5-6} 、 P_{8-6} , 假设 P_{8-6} 为最大值, 则节点 8 作为下一个行进的节点, 同时将节点 6 列入禁忌表中。

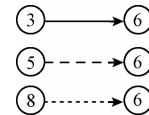


图 4 子结构示意图

Fig. 4 Schematic diagram of substructure

由于唯一与节点 8 相连的节点 6 已列入禁忌表中, 故将节点 8 与其他节点的互信息 I 作为启发信息, 计算转移概率 P 。选择转移概率最大的节点。按以上的方法对 8 个节点都进行巡进, 得到节点顺序 ρ 。

4) m 只蚂蚁分别搜索 MWST。

m 只蚂蚁搜索 MWST 得到 m 个节点顺序 ρ , 利用 K2 算法得到 m 个贝叶斯结构及评分, 通过比较评分值的大

小,得到一次迭代中最高评分及所对应的的贝叶斯结构,如图5所示。

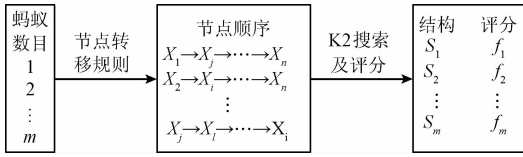


图5 蚁群行进图
Fig.5 The road map of ant group

5)多次迭代后,选取最佳贝叶斯结构。

按上文的方法对贝叶斯结构进行全局更新,并且将禁忌表清零,为下一次蚁群迭代做准备。经过 NC 次迭代,整个蚁群系统在正反馈的作用下得到评分最高的贝叶斯结构。

MWST-ACO-K2 算法实现的流程,如图6所示。

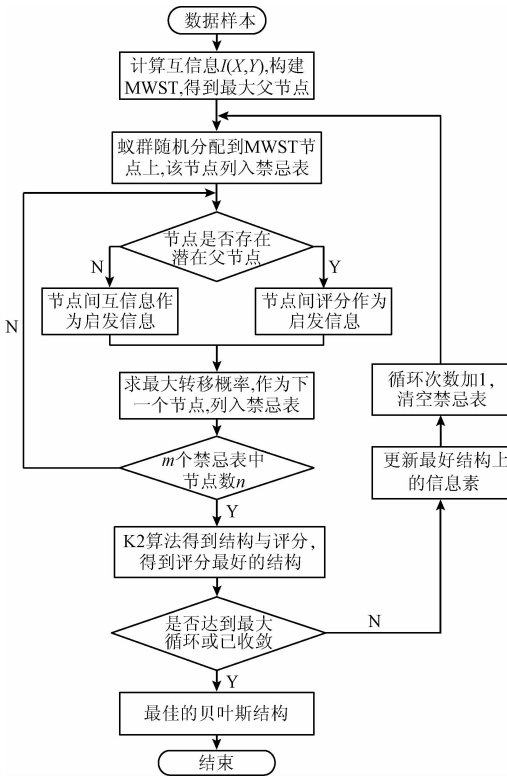


图6 MWST-ACO-K2 算法流程

Fig.6 The flow chart of MWST-ACO-K2 algorithm

3.2 MWST-ACO-K2 算法的仿真研究

分别以小型 Asia、Car 网络和大中型 Alarm 网络作为基础,利用 MATLAB 软件对 MWST-ACO-K2 算法进行仿真实验。多次实验后,将 Asia 网络和 Car 网络的实验结果与爬山法(hill climbing, HC)、K2 算法对比;将 Alarm 网络的实验结果与 K2 算法、蚁群算法和爬山法对比,分析 MWST-ACO-K2 算法的优劣。

利用 Asia 网络和 Car 网络^[16] 分别生成 500、3 000、5 000、10 000 容量的训练样本,分别运行 MWST-ACO-K2 算法、爬山算法(HC)、K2 算法(K2)各 6 次,记录正确边数(correct sides, CS)、错误边数(wrong sides, WS)、运行时间 t ,求得平均值。表 1 和 2 分别为 3 种算法仿真 Asia 网络、Car 网络的准确度及时间对比。

由表 1 和 2 可知,MWST-ACO-K2 算法在不提供任何先验知识的情况下,准确率虽不及 K2 算法,但是却高于爬山法,而且 MWST-ACO-K2 算法随着数据量的增多,准确度逐渐增大。

由运行时间对比可知,K2 算法在已知节点序和最大父节点的前提下,K2 算法的运行时间极短;但是 MWST-ACO-K2 算法的运行时间与爬山法相比得到大幅度的缩短。其原因在于:1) MWST-ACO-K2 算法利用互信息知识构建最大支撑树,有效地压缩了搜索空间;2)利用互信息和评分函数作启发信息来引导蚂蚁的搜索,从而快速地得到最优的节点顺序。

Alarm 网络是一个大中型网络,包含 37 个节点和 46 条边。随机生成多组数据容量为 3 000、4 000、5 000、6 000 的训练数据样本集,将 Alarm 网络在各样本集中分别运行 MWST-ACO-K2 算法、I-ACO-E 算法^[17]、原始 K2 算法、HC 各 5 次,记录 Alarm 网络在 4 种算法中的 CS、丢失边数(missed sides, MS)、翻转边数(reversal, sides, RS)和多加边数(add sides, AS),并求取平均值,如图 7 所示。

由图 7 可知,利用 MWST-ACO-K2 算法学习得到大中型规模的贝叶斯网络模型。在给出最佳节点序的前提下,K2 算法几乎接近于实际的 Alarm 网络。MWST-ACO-K2 算法的准确度虽然低于 K2 算法,但接近于 I-ACO-E 算法,高于爬山算法。总体上,MWST-ACO-K2 算法得到了令人较为满意的学习效果。同时 K2 算法由于已知节点顺序,所以学习结果没有出现反向边。

表 1 Asia 网络仿真对比

Table 1 Aisa network simulation comparison

	CS			WS			t/s		
	MWST-ACO-K2	HC	t/s	MWST-ACO-K2	HC	t/s	MWST-ACO-K2	HC	t/s
500	5	4.5	6.8	7.9	5	2.7	15.429 036	23.386 327	2.745 371
3 000	4.8	4.5	7.2	4.7	5.8	1.5	14.623 478	23.634 970	2.858 084
5 000	4.6	3.7	7	4.7	6	1.5	10.314 974	22.665 935	2.898 342
10 000	5	3.2	7.5	3.8	7	1.3	12.225 175	25.688 966	2.987 148

表 2 Car 网络仿真对比
Table 2 Car network simulation comparison

	CS			WS			t/s		
	MWST-ACO-K2	HC	t/s	MWST-ACO-K2	HC	t/s	MWST-ACO-K2	HC	t/s
500	6	2.4	5	4.4	8.2	45.2	29.550 229	39.499 011	4.081 978
3 000	5.6	5.2	7.8	4.8	5.2	2.2	29.896 599	57.498 521	4.601 856
5 000	5.5	3.4	8.5	3.6	7.2	0.5	25.191 230	59.985 437	4.590 844
10 000	6.2	3.6	8.4	3	7	0.7	30.212 635	85.452 098	4.737 166

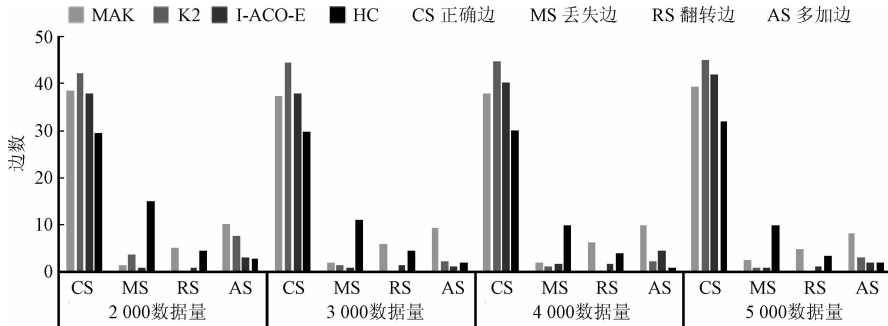


图 7 Alarm 网络仿真对比
Fig. 7 Alarm network simulation comparison

通过对 Asia 网络、Car 网络和 Alarm 网络的仿真, MWST-ACO-K2 算法都实现了较好的效果。故 MWST-ACO-K2 算法在小型网络和大中型网络中都适用。

4 基于 MWST-ACO-K2 算法的水泥回转窑故障诊断模型

水泥回转窑工作状态的好坏直接影响水泥厂的效益和水泥用户的利益。因此,快速准确地找到水泥回转窑故障原因尤为重要。因 BN 具有强大的推理能力和方便的决策机制,所以可利用 BN 对水泥回转窑进行故障诊断^[18]。首先根据水泥回转窑的运行原理,确定贝叶斯网络的节点变量;然后利用 MWST-ACO-K2 算法构建贝叶斯结构,与实际贝叶斯结构进行对比,确定其准确度;最

后对 MWST-ACO-K2 算法构建的结构进行参数学习和诊断推理,实现回转窑的故障诊断。

4.1 水泥回转窑贝叶斯网结构研究

从冀东水泥采集的数据中,选取喂料量 M (偏少 1, 正常 2, 偏多 3)、喂煤量 C (偏少 1, 正常 2, 偏多 3)、窑电流 I (偏小 1, 正常 2, 偏大 3)、氧气浓度 O (偏低 1, 正常 2, 偏高 3)、氮氧化物浓度 NO (未超标 1, 超标 2)、一氧化碳浓度 CO (未超标 1, 超标 2)、窑温度 T (偏低 1, 正常 2, 偏高 3) 和风机挡板开度 B (偏小 1, 正常 2, 偏大 3) 8 个变量的相关数据,从中筛选 $8 \times 10\ 000$ 组数据样本。根据水泥回转窑和生产线的工艺参数及要求,分别将上述 8 个变量量化成相应的状态。表 3 为 8 个变量的实际数据和量化数据 (因为篇幅的限制,仅列 5 组)。

表 3 数据样本举例及量化数据
Table 3 The data sample examples and quantized data

序号变量	1	2	3	4	5
喂料量/($t \cdot h^{-1}$)	302.335 54(2)	320.824 61(2)	223.038 08(1)	343.219 84(2)	221.475 64(1)
喂煤量/($t \cdot h^{-1}$)	12.120 04 (2)	11.661 72(2)	11.483 48(2)	10.415 31(1)	14.725 38(3)
窑电流/A	777.394 95(2)	802.857 23(2)	544.771 42(1)	761.481 01(2)	912.405 57(3)
氧气浓度(%)	1.417 78(1)	3.370 85(2)	4.267 824(2)	5.077 98(2)	8.164 79(3)
NO 浓度/($\times 10^{-6}$)	485.519 16(1)	492.463 52(1)	730.543 85(2)	425.914 33(1)	422.442 23(1)
CO 浓度(%)	0.005 20(1)	0.013 02(1)	0.039 92(2)	0.001 73(1)	0.010 41(1)
窑温度/ $^{\circ}C$	1 002.514 04(1)	956.471 49(1)	962.811 82(1)	1 058.461 06(2)	1 000.468 68(1)
挡板开度(%)	55.67(1)	55.612(1)	55.671(1)	66.673(2)	66.612(2)

分别采用 K2 算法和 MWST-ACO-K2 算法学习得到的回转窑贝叶斯模型,如图 8 和 9 所示。

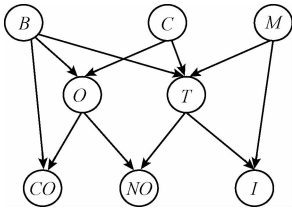


图 8 K2 算法学习回转窑贝叶斯模型

Fig. 8 The rotary kiln Bayesian model learnt with K2 algorithm

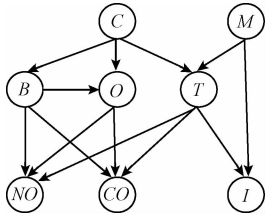


图 9 MWST-ACO-K2 算法学习回转窑贝叶斯模型

Fig. 9 The rotary kiln Bayesian model learnt with MWST-ACO-K2 algorithm

根据仿真实验结果可知,在已知节点序的前提下,由经典 K2 算法得到的贝叶斯网络结构接近于实际网络。因此,K2 算法构建的水泥回转窑结构可以作为真实网络。

对比图 8 和 9 可知,MWST-ACO-K2 算法正确 10 条边,丢失 1 条边,多加 3 条边,正确率为 71.5%,丢边率为 7.1%。与真实结构相比,MWST-ACO-K2 算法在无先验知识的情况下,仅利用实际数据得到了较为完善的贝叶斯结构,故可将其作为水泥回转窑故障诊断模型。

4.2 水泥回转窑故障诊断

利用贝叶斯网络进行故障诊断主要分为参数学习和诊断推理。

4.2.1 参数学习

从 10 000 组实验数据中选取 500 个样本,组成训练样本集。对 MWST-ACO-K2 算法构建的水泥回转窑故障诊断模型进行参数学习,得到模型根节点(即喂煤量 C 和喂料量 M)的概率分布表以及节点 T 的条件概率分布表。表 4 为喂煤量 C 和喂料量 M 的先验概率分布表;表 5 为已知喂煤量和喂料量状态条件下,窑温度 T 的条件概率分布表。

表 4 喂煤量 C 和喂料量 M 的先验概率表

Table 4 The prior probability table for C and M

概率	偏少 1	正常 2	偏多 3
$P(C)$	0.178	0.721	0.101
$P(M)$	0.120	0.784	0.096

表 5 窑温度 T 的条件概率表

Table 5 The conditional probability table for T

喂煤量 C	喂料量 M	窑温度条件概率 $P(T/C, M)$		
		偏低 1	正常 2	偏高 3
偏少 1	偏少 1	0.250	0.535	0.215
正常 2	偏少 1	0.050	0.367	0.583
偏多 3	偏少 1	0	0.115	0.885
偏少 1	正常 2	0.650	0.306	0.044
正常 2	正常 2	0.097	0.853	0.050
偏多 3	正常 2	0.032	0.260	0.708
偏少 1	偏多 3	0.807	0.193	0
正常 2	偏多 3	0.621	0.355	0.024
偏多 3	偏多 3	0.223	0.564	0.213

4.2.2 诊断推理

当 BN 结构和参数确定后,便可以利用 BN 对故障节点进行诊断分析。若故障节点的状态已知,将该节点的状态作为证据输入,通过对相应节点的概率分布进行推理,从而得出故障原因节点的后验概率,选择概率最大的状态作为此次故障诊断的结果。

以窑温度 T 作为故障节点,假设某时刻观测到窑温度偏高(即 $P(T = 3)$),则可能会引起窑尾烟室、上升烟道及旋风筒因温度过高而发生黏结堵塞,导致回转窑出现故障。故需要找出导致窑温度异常的原因,并进行调整,以确保回转窑的正常运行。由图 9 可知,导致窑温度异常的原因为喂煤量或者喂料量异常。利用变量消元法计算喂煤量和喂料量的后验概率,如(8)式所示。

$$P(C, M/T = 3) = \frac{P(C, M, T = 3)}{P(T = 3)} = \frac{P(T = 3/C, M)P(C)P(M)}{P(T = 3)} \quad (8)$$

将表 4、5 中的数据代入式(8),在已知窑温度 T 的前提下,喂煤量 C 和喂料量 M 各状态的后验概率,如表 6 所示。

表 6 喂煤量和喂料量各状态的后验概率表

Table 6 The posterior probability table for C and M

喂煤量 C	喂料量 M	$P(C, M/T = 3)$
偏少 1	偏少 1	0.005
正常 2	偏少 1	0.050
偏多 3	偏少 1	0.011
偏少 1	正常 2	0.006
正常 2	正常 2	0.028
偏多 3	正常 2	0.056
偏少 1	偏多 3	0
正常 2	偏多 3	0.002
偏多 3	偏多 3	0.002

由表 6 可知,当窑温度 T 偏高 ($T=3$) 时, $C=3, M=2$ 的后验概率最大。故窑温度 T 偏高主要是喂煤量偏高, 喂料量正常引起的。因此, 可适当减少喂煤量, 使窑温度达到正常状态。

4.2.3 模型诊断准确率分析

从冀东水泥回转窑的现场数据中分别选取平稳的 100~1 000 组数据作为测试集。将诊断结果与真实情况进行对比, 从而判断推理结果的正确性。推理结果(因篇幅限制, 仅列 5 组)如表 7 所示。

表 7 推理结果表

Table 7 The reasoning result table

序号	T	推理状态		实际数据及状态		推理结果
		C	M	$C/(t \cdot h^{-1})$	$M/(t \cdot h^{-1})$	
1	3	3	2	14.725(3)	343.219(2)	正确
2	2	2	2	12.120(2)	322.517(2)	正确
3	3	1	1	11.617(2)	321.276(2)	错误
4	2	2	2	11.642(2)	330.329(2)	正确
5	1	1	2	10.415(1)	329.940(2)	正确

通过推理结果得到各组样本集中正确诊断故障数 $|D_{true}|$, 如表 8 所示。

表 8 正确诊断故障数

Table 8 Correct number of diagnoses

样本数	100	200	300	400	500
正确数	76	154	235	314	400
样本数	600	700	800	900	1000
正确数	497	591	674	761	850

计算 BN 的故障诊断准确率 H 为:

$$H = \frac{|D_{true}|}{|D_{test}|} \times 100\% \quad (9)$$

式中: $|D_{test}|$ 为样本容量。可以得到模型诊断的准确率曲线图, 如图 10 所示。

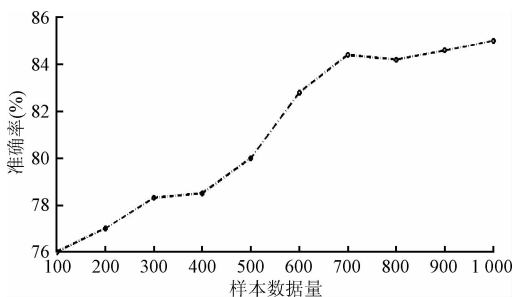


图 10 诊断模型准确率

Fig. 10 The accuracy of the diagnosis model

由图 10 可知, 当选取完整和稳定的水泥回转窑数据时, 随着数据样本容量的增加, 由 MWST-ACO-K2 算法构建的贝叶斯网络的故障诊断准确率逐渐增加。当样本容量达到 1 000 时, 故障诊断准确率 H 基本上达到 85%。故在实验室环境下, 选取完整、平稳的数据, 利用 MWST-ACO-K2 算法所构建的贝叶斯结构理论上满足水泥回转窑的要求。

5 结 论

通过对 K2 算法和蚁群算法作出改进, 提出了一种新的打分-搜索算法, 即 MWST-ACO-K2 算法。MWST-ACO-K2 算法不仅在没有先验知识的情况下, 利用观测数据得到最大父节点数和节点序列, 使得 K2 算法的适用范围更加广泛, 而且通过构建最大支撑树限制蚁群算法的搜索空间。通过仿真实验得到的贝叶斯结构准确率较好, 而且随着数据量的增多, 贝叶斯结构的准确率越高。同时, 在实验室环境条件下, 选取完整、平稳的水泥回转窑数据, 利用 MWST-ACO-K2 算法学习得到水泥回转窑的贝叶斯结构, 提高了水泥故障诊断的准确率。

参考文献

[1] 朱明敏, 刘三阳, 汪春峰. 基于先验节点序学习贝叶斯网络结构的优化方法[J]. 自动化学报, 2011, 37(12): 1514-1519.
 ZHU M M, LIU S Y, WANG CH F. An optimization approach for structural learning Bayesian Networks based on prior node ordering [J]. Acta Automarica Sinica, 2011, 37(12): 1514-1519.

[2] 李百策, 苑森森, 王利民, 等. 贝叶斯网络的简约模式表达[J]. 仪器仪表学报, 2015, 26(10): 1070-1073.
 LI B C, YUAN S M, WANG L M, et al. The simplified expression of Bayesian network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2005, 26(10): 1070-1073.

[3] COOPER G F, HERSKOVITS E. A Bayesian method for the induction of probabilistic networks from data [J]. Machine Learning, 1992, 9(4): 309-347.

[4] 杨有龙, 高晓光. 基于 BD 度量的局部网络结构分析[J]. 模式识别与人工智能, 2003, 16(1): 17-21.
 YANG Y L, GAO X G. The analysis of structure of local network based on the Bayesian dirichlet metric [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2003, 16(1): 17-21.

[5] BOLIND A M. The use of the BIC set in the characterization of used nuclear fuel assemblies by nondestructive assay [J]. Annals of Nuclear Energy, 2014, 66(4): 31-50.

[6] 曾安, 李晓兵, 杨海东, 等. 基于最小描述长度和 K2 的

- 贝叶斯网络结构学习算法[J]. 东北师大学报:自然科学版,2014,46(3):53-58.
- ZENG AN, LI X B, YANG H D, et al. Bayesian network structure learning algorithm based on MDL and K2[J]. Journal of Northeast Normal University: Natural Science Edition,2014,46(3):53-58.
- [7] TSAMARDINOS I, BROWN L E, ALIFERIS C F. The max-min hill-climbing Bayesian network structure learning algorithm[J]. Machine Learning, 2006,65(1):31-78.
- [8] DREZNER Z, MISEVICIUS A. Enhancing the performance of hybrid genetic algorithms by differential improvement[J]. Computers & Operations Research, 2013,40(4):1038-1046.
- [9] BIRING S K, SHARMA R, CHAUDHURY P. A new adaptive mutation simulated annealing algorithm: application to the study of pure and mixed Pt-Pd clusters[J]. Journal of Mathematical Chemistry, 2014, 52(1):368-397.
- [10] DE CAMPOS L M, FERNANDEZ-LUNA J M, GÓMEZ J A, et al. Ant colony optimization for learning Bayesian networks [J]. International Journal of Approximate Reasoning,2002,31(3):291-311.
- [11] 冀俊忠,张鸿勋,胡仁兵,等.一种基于独立性测试和蚁群优化的贝叶斯网结构学习算法[J].自动化学报,2009,35(3):281-288.
- JI J ZH, ZHANG H X, HU R B, et al. A Bayesian network learning algorithm based on independence test and Ant Colony Optimization [J]. Acta Automatica Sinica, 2009,35(3):281-288.
- [12] 胡云安,刘振,宋瑞华,等.爬山法与模式蚁群法混合的贝叶斯优化算法[J].华中科技大学学报:自然科学版,2013,41(5):90-95.
- HU Y AN, LIU ZH, SONG R H, et al. Hill-climbing and pattern ant colony hybrid Bayesian optimization algorithm[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Nature Science Edition, 2013,41(5):90-95.
- [13] 龙英,何怡刚,张镇,等.基于信息熵和 Haar 小波变换的开关电流电路故障诊断新方法[J].仪器仪表学报,2015,36(3):701-711.
- LONG Y, HE Y G, ZHENG ZH, et al. Switched-current circuit fault diagnosis based on entropy and Haar wavelet transform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015,36(3):701-711.
- [14] 刘浩然,吕晓贺,李轩,等.基于 Bayesian 改进算法的回转窑故障诊断模型研究[J].仪器仪表学报,2015, 36(7):1554-1561.
- LIU H R, LV X H, LI X, et al. A study of fault diagnosis model of rotary kiln based on improved algorithm of Bayesian[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2015,36(7):1554-1561.
- [15] 朱明敏,刘三阳,杨有龙.基于最大主子图分解的贝叶斯网络等价类学习算法[J].控制与决策,2012, 27(10):1499-1504.
- ZHU M M, LIU S Y, YANG Y L. Structure learning Bayesian network equivalence classes via maximal prime decomposition[J]. Control and Decision,2012,27(10):1499-1504.
- [16] FRIEDMAN N, KOLLER D. Being Bayesian about network structure. A Bayesian approach to structure discovery in Bayesian networks[J]. Machine Learning, 2003,50(1):95-125.
- [17] 李冰寒.基于蚁群优化的贝叶斯网结构学习算法[D].西安:西安电子科技大学,2011.
- LI B H. Bayesian network structure learning algorithm based on ant colony optimization [D]. Xi'an: Xidian University,2011.
- [18] 王潇一,毛德强,王晓峰.某型导弹自驾仪的故障诊断研究[J].电子测量与仪器学报,2015,29(1):146-153.
- WANG X Y, MAO D Q, WANG X F. Research on fault diagnosis based on a certain type of missile autopilot[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015,29(1):146-153.

作者简介



刘浩然(通讯作者),2009年于法国 INSA 大学获得博士学位,现为燕山大学副教授、硕士生导师,主要研究方向为无线传感器网络、故障检测。

E-mail:liu.haoran@ysu.edu.cn

Liu Haoran (Corresponding author) received his Ph.D. degree from INSA, France in 2009. Now, he is an associate professor and supervisor for master student in Yanshan University. His main research interest include wireless sensor network and fault diagnosis.



孙美婷,2015年于燕山大学获得学士学位,现为燕山大学硕士研究生,主要研究方向为贝叶斯网络故障诊断及预测。

E-mail:18233566153@163.com

Sun Meiting received her B. Sc. degree from Yanshan University in 2015. Now, she is a master student in Yanshan University. Her main research interest includes Bayesian Network fault diagnosis and prediction.