

一种应用于故障诊断中的高效推理算法

刘浩然^{a,b}, 马明^b, 李世昭^b, 李轩^b

(燕山大学 a. 河北省特种光纤与光纤传感重点实验室, b. 信息科学与工程学院, 河北秦皇岛 066004)

摘要: 针对经典联合树推理算法的信息传播共享和推理时间等问题, 提出一种高效联合树推理算法. 该算法基于获得的证据信息和查询节点对原始的网络结构简化, 然后在化简后的网络结构上进行联合树推理. 在信息传递过程中, 该算法可以实现不同证据下的信息共享. 经仿真验证, 高效联合树算法能够在保证准确率的同时, 以更短的时间作出诊断推理. 基于现场收集的数据, 建立水泥回转窑故障诊断系统模型并应用改进的算法实现了精准且快的故障诊断.

关键词: 故障诊断; 高效联合树算法; 信息共享; 贝叶斯网络

中图分类号: TP277

文献标志码: A

An effective inference algorithm for fault diagnosis

LIU Hao-ran^{a,b}, MA Ming^b, LI Shi-zhao^b, LI Xuan^b

(a. Hebei Province Key Laboratory of Special Optical Fiber and Optical Fiber Sensing, b. Information Science and Engineering College, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China. Correspondent: LI Shi-zhao, E-mail: 125796357@qq.com)

Abstract: Aiming at information propagation shared, inference time and other issues in classic junction tree inference algorithm, an effective junction tree algorithm is presented. Based on evidence information obtained and query nodes, the original structure of a Bayesian network is simplified, and then the junction tree algorithm is used for inference on the simplified structure. During the information propagation, the effective junction tree algorithm can achieve information shared between different evidence variables. The result of simulations shows that the improved algorithm can guarantee high precision at the same time, and do the diagnosis and reasoning in a short period of time. Based on data collected in the field, a fault diagnosis model is built for the cement rotary kiln, and the effective junction tree algorithm is applied to the fault diagnosis of cement rotary, achieving a faster and accurate fault diagnosis.

Keywords: fault diagnosis; effective junction tree algorithm; information shared; Bayesian network

0 引言

目前, 在国内水泥回转窑处于人工或半自动控制现状, 操作人员采用事后调节控制方式, 系统运行不稳定, 无法快速高效地完成回转窑的诊断, 导致产品质量很差^[1-2]. 王兰军等^[3]提出了基于案例推理与模糊推理相结合的水泥回转窑故障诊断方法. 该方法虽然具有较高的准确率和实时性, 但是建模难度大, 模型不够简洁直观, 需要大量的先验知识, 导致其实际应用存在困难. 因此, 迫切需要寻求一种令人满意的普遍适用的诊断方法. 基于概率推理的贝叶斯网络算法^[4-5]在处理不确定性、不完整性问题方面很有优势, 而且可以实时更新信息; 成熟的贝叶斯网络开发软件, 加速了基于贝叶斯网络的故障诊断系统^[6]的

发速度.

目前, 北京交通大学的城轨车辆空气制动故障诊断系统^[7], 香港理工大学的旋转挠性转子智能故障诊断^[8], 国外的重型卡车刹车系统的故障检测与维修和智能手机的移动上下文诊断推理^[9-10], 都是基于贝叶斯网络算法做成的. 贝叶斯网络推理是指在给定贝叶斯网络结构及其条件概率表(CPT)后, 利用已知的证据计算某些节点取值的概率. 概率推理和最大后验概率解释是贝叶斯网络推理的两个基本任务.

厉海涛等^[11]综述了近30年来关于贝叶斯网络精确推理和近似推理的算法, 比较了各个算法的优势和不足之处, 通过比较指出联合树算法(JTA)是目前计算速度最快、应用最广的贝叶斯网络精确推理算法,

收稿日期: 2014-07-01; 修回日期: 2014-12-28.

作者简介: 刘浩然(1980—), 男, 副教授, 从事无线传感器网络、工业故障检测等研究; 马明(1988—), 男, 硕士生, 从事工业故障检测的研究.

适用于单连通和多连通网络的推理. 目前, 已经有许多学者对联合树算法进行了改进, 吴丹等^[12-13]提出了基于全条件独立结构的最大主子图联合树的构造算法, 该算法直接构造联合树, 减少了算法的复杂运算步骤, 具有很好的时间性能. 胡春玲等^[14]针对联合树算法的 Hugin 信息传播方案在推理分析时存在的某些局限性, 提出一种改进算法的 R-Hugin 联合树算法, 该改进联合树算法具有很好的推理及分析能力.

联合树算法中还存在着一些不足, 有待进一步改进: 1) 再次获得的证据信息不变时已经实现了信息传播的信息共享, 可以直接获取后验概率; 但在新证据加入时^[15], 导致联合树全局状态不一致, 需要新的证据信息重新达到一致时, 才能再次查询非证据变量的后验. 2) 建立联合树用时约占整个联合树推理过程用时的一半.

本文分析了经典联合树推理算法的以上不足, 作出了相应的改进, 并将其应用于水泥回转窑诊断系统中, 可以精准快速地进行推理, 进而分析故障来源和出现的征兆, 拓宽贝叶斯网络算法的应用范围.

1 高效联合树算法

图 1 是高效联合树算法 (EJTA) 的大致流程, 具体改进分为结构简化改进和信息传播的改进.

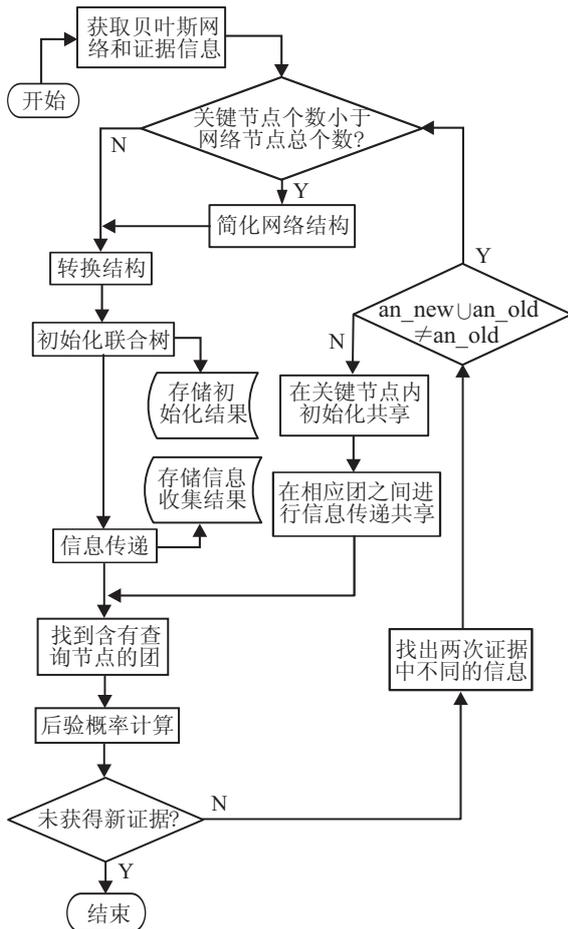


图 1 EJTA 流程

1.1 结构简化

结构简化步骤: 在给定证据信息和查询节点后, 根据贝叶斯网络存在的独立性找到一些关键节点 (关键节点个数须小于原始网络节点个数), 代替网络的所有节点, 找到网络中的非关键节点, 去掉对应的边; 然后在保证正确率的前提下查找出相应的后验概率.

给定一个贝叶斯网络 n , 设 $P(Q|E = e)$ 是需要计算的后验概率, 令 n' 为从 n 中除去在 $an(Q \cup E)$ 之外的所有节点后所得到的贝叶斯网络, 则后验概率的查询不会受到影响, 即

$$P_n(Q|E = e) = P_{n'}(Q|E = e). \quad (1)$$

其中: $P_n(Q|E = e)$ 表示在给定证据信息 $E = e$ 时事件 Q 的条件概率, P 的下标 n 表示的是对应的网络, 在能区分是哪个网络时可以忽略; 假设 X 为一节点集合, 也可以是单个节点, $an(X)$ 表示包含 X 的最小祖先闭集.

下面以经典的 8 节点 asia 网络为例加以说明, 其中 A, S, T, L, B, R, X, D 表示相应网络中的节点 A , 用以表示事件 visit, smoking, tuberculosis, lung, bronchitis, ou, Xray, dyspnoea.

假设逐个分别加入证据节点 $S \sim D$ 来查询节点 A 的后验. 基于 Matlab 7.0 进行仿真实现了相应的化简结构步骤, 采取多次运行取平均统计了推理所需要的时间 (统计时间方式下同), 并对比了改进前后的精度.

在图 2 和图 3 中, 纵坐标表示的是每一个横坐标对应的事件发生时相应的后验和时间. 由图 3 可知, 对于收到的不同证据信息而言, 简化结构 JTA 耗时不同, 但是经典 JTA 耗时基本是一样的也是最多

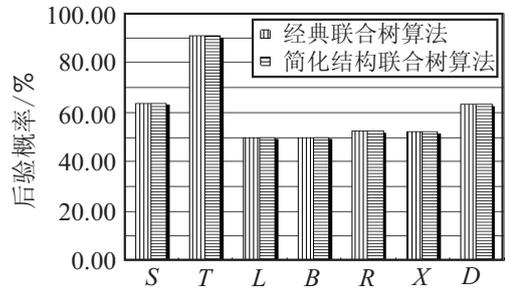


图 2 简化结构改进前后精度对比

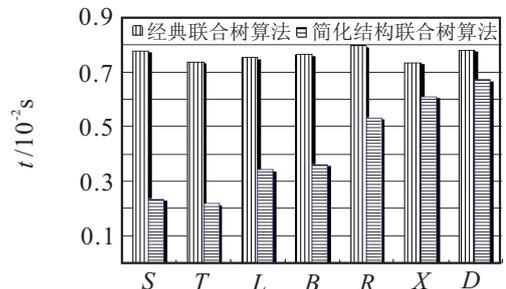


图 3 简化结构改进的前后的时间对比

的. 原因是不同证据信息对应的简化结构 JTA 关键节点数目不同(均小于 8), 导致推理耗时也不同; 而经典 JTA 中处理的节点一直没有改变.

假设加入证据信息 bronchitis 事件发生, 即 B 取 1 状态, $an(\{B\}) = [B, S]$, 采用简化结构 JTA 仅仅涉及两个节点, B 和 S 满足简化条件. 从图 2 中横坐标 B 对应的纵坐标可以知道, 结构化简前后 JTA 查询 A 的后验概率是一致的; 并且从图 3 中可以明显看出相应的时间缩短了. 其他情况分析类似.

在不影响后验查询精度的前提下简化结构 JTA, 可以实现构造联合树之前的结构化简, 减少后续构造联合树的时间消耗.

1.2 联合树消息传播改进

联合树建立完成之后, 加入证据信息并初始化联合树; 然后进行信息传递, 证据信息传入每一个团中, 达到全局一致. 其中初始化、信息收集、信息分发分别占运行时间的 43%、24%、33%.

1.2.1 初始化共享

在获得两个不同证据信息下, 对应的新旧 CPT 中有相同部分, 相同的部分直接作为初始化步骤的中间结果, 实现在证据不同时的初始化联合树中间结果的共享, 即初始化共享.

初始化是把贝叶斯网络的 CPT 分配到对应的联合树的团节点中加以储存. 具体操作: 对于网络 N 中的每一节点 X , 在联合树 T 中找到它的家族覆盖团, 然后将 $P(X|pa(X))$ 或者 $P(X)$ 储存在该团处. 分配过程结束后, 若存在没有存储任何概率分布的团, 则将单位函数 = 1 存入. 假设节点 X 有 n 种取值状态, 则用 $X = n$ 来表示它的第 n 种状态发生, $pa(X)$ 表示节点 X 的父节点.

加入证据信息是指在相应 CPT 中, 证据节点只能取到证据指定的取值状态. 例如, 给定证据信息 bronchitis 事件不发生, 即 $B=2$ 时, $CPT\{B\} = P(\{B\}|\{S\})$ 是 $CPT\{B\} = P(\{B\} = 2|\{S\})$, 表明加入证据信息 $B = 2$. 表 1 为加入证据 $B = 2$ 前后的 CPT.

B	加入证据前		加入证据后	
	1	2	1	2
1	0.6	0.4	—	0.4
2	0.3	0.7	—	0.7

图 4 是在经典 asia 网络上进行的信息传播. 在初始化阶段, 假设证据 $ev_old: B = 2, X = 1, D = 2$ 时, 相应 CPT_old 是 $CPT\{B\} = P(\{B\}=2|\{S\})$, $CPT\{X\} = P(\{X\}=1|\{R\})$ 和 $CPT\{D\} = P(\{D\}=2|\{B\} = 2)$,

其他节点的概率表类似; 新证据 $ev_new: B = 1, X = 1, D = 2$, 对应的 CPT_new 是 $CPT\{B\} = P(\{B\} = 1|\{S\})$, $CPT\{D\} = P(\{D\} = 2|\{B\} = 1)$, 其他节点概率表与 CPT_old 中的相同.

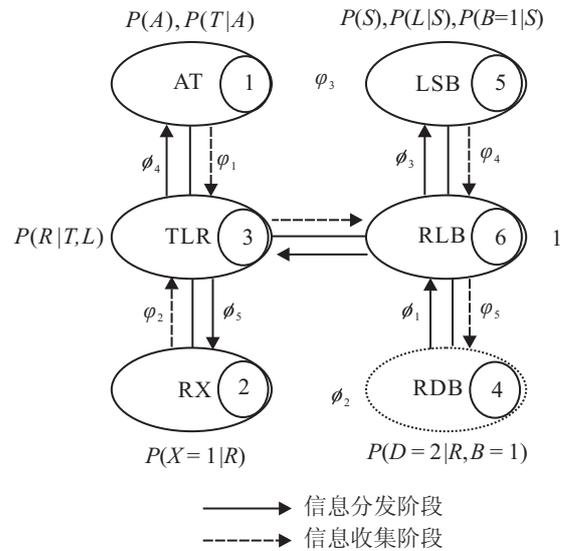


图 4 联合树推理算法示意图

比较此时的 CPT_old 和 CPT_new , 可知证据节点取值不同导致两次 CPT 有不一样的部分, 因此可以将两次 CPT 相同的部分共享, 直接用于新证据 ev_new 的初始化联合树中. 比较可知, 在两个证据对应的 CPT 中, 不能共享的信息是节点 B 和它的子节点 $Child(\{B\}) = \{D\}$.

由 Matlab 仿真得出的时间对比图(图 5)可知, 横坐标为初始化时, 通过对应的纵坐标比较可以明显地看出初始化改进 JTA 要快于经典 JTA. 对比其他横坐标对应的纵坐标可知, 初始化改进 JTA 耗时主要在初始化阶段减少. 由于共享了初始化的中间结果, 新证据对应的初始化的结果不会改变, 后验概率查询不会受到影响. 本节的改进不仅减少了初始化中间步骤、降低运算量、缩减时间, 而且为下一节传递信息阶段的共享做准备.

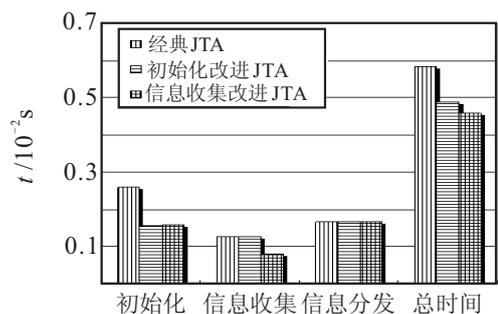


图 5 改进消息传播前后时间对比

1.2.2 传递信息阶段的改进

新证据信息的加入打破了原有联合树的全局一致性, 在重新初始化联合树时, 上一节已经实现了可

以共享旧证据初始化联合树的部分中间结果,实现初始化共享的同时,对应的有些团节点中所包含的信息并没有变化.因此,团与团之间的传递新信息也可以共享一部分结果.

信息收集改进 JTA 是在初始化改进的前提下进一步地改进,共享了上一次信息传递的部分中间结果,实现了在信息收集阶段的部分共享,即传递信息阶段的共享.

经典联合树算法传递信息分为两个阶段:收集和分发阶段.在图 6 中,团 C_r 有子节团 C_1, C_2, \dots, C_n 和父节团 C_j .

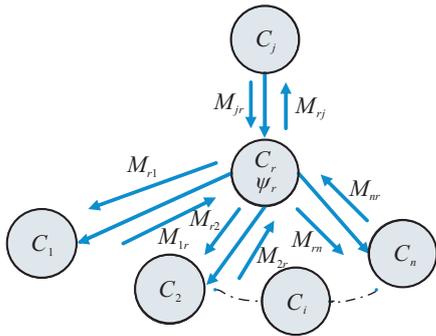


图 6 传递信息中间过程

下面以图 6 为例来说明信息传递的详细过程.信息传递规则:只要一个团(假设相邻团节点数目为 n)收到了来自 $n-1$ 个相邻团节点的信息,它就会向剩下的一个相邻团节点发送信息.

1) 信息收集.

信息收集是从联合树的叶节团(无子节团的团节点)沿着到达根节团(无父节团的团节点)的方向进行传递.在收集过程中,叶节团直接传给其父节团信息:联合树中的非叶节团在收到其所有子节团传过来的信息并更新自身的势函数(团节点中存储的 CPT 的乘积)后,向其父节团传递信息,同时根据传递的信息即时更新父节点的势函数. $S_{ij} = C_i \cap C_j$ 是两个团节点之间的分割集, M 是团之间传递的信息, ψ 是团的势函数, φ 是分配到团节点里的 CPT.

图 6 中, C_r 的子节团向其传递的信息 M_{ir} 的计算公式为

$$M_{ir} = \sum_{C_i \setminus S_{ir}} \psi_i, \quad (2)$$

其中 $\psi_i = \prod_m \varphi_{im}$ 为分配到团 C_i 的 CPT(已经加入证据的)乘积.

更新 C_r 团势函数

$$\psi_r = \psi_r \prod_{k \neq j} M_{kr}. \quad (3)$$

其中:等式右边 $\psi_r = \prod_m \varphi_{rm}$ 为团 C_r 的势函数, M_{kr}

为 C_r 的邻居节团 $C_k(k \neq j)$ 传递给 C_r 的信息.

同理,可以得到团 C_r 向其父节团 C_j 的信息收集过程,即

$$M_{rj} = \sum_{C_r \setminus S_{rj}} \psi_r. \quad (4)$$

其中: ψ_r 是团 C_r 上次更新后的团势函数,即式(3)左边部分.更新 C_j 团势函数

$$\psi_j = \psi_j M_{rj}. \quad (5)$$

2) 信息分发.

信息沿着联合树的根节团向叶节团的方向进行传播,根节团直接向其子节团传递信息;非根节团在收到其父节团传递来信息的同时更新自身的势函数后,向其所有的子节团传递信息并且更新子节团的势函数.

图 6 中团 C_j 传播给其子节团 C_r 的信息 M_{jr} 的计算公式为

$$M_{jr} = \sum_{C_j \setminus S_{jr}} \psi_j. \quad (6)$$

其中 ψ_j 为团 C_j 在收集信息阶段更新后的团势函数,即式(5)左边的结果.

更新 C_r 团势函数

$$\psi_r = \psi_r \frac{M_{jr}}{M_{rj}}. \quad (7)$$

其中:等式右边 ψ_r 是团 C_r 上次更新后的团势函数,即式(3)中左边的结果; M_{jr} 是团 C_j 向其子节团 C_r 传递的信息, M_{rj} 为在信息收集阶段团 C_r 传递给团 C_j 的信息,即式(4)左边.

同理可知团 C_r 向其子节团 $C_i(i = 1, 2, \dots, n)$ 传递的中间信息为

$$M_{ri} = \sum_{C_r \setminus S_{ri}} \psi_r. \quad (8)$$

在式(7)中, ψ_r 是上次更新的团势函数,即式(7)等式左边;更新 C_i 团势函数

$$\psi_i = \psi_i \frac{M_{ri}}{M_{ir}}. \quad (9)$$

按照图 4 中的团节点枢纽 [RDB] 进行信息传递,即把它作为根节团.加入 ev_new 后,初始化时不能直接共享 CPT 的节点有 B 和 D ,所涉及需要修正信息的团节点包含团 4,团 5,团 6.由于团 1,团 2 和团 3 包含的初始化后的信息没有变化,并且它们离叶节团最近,按照传递规则,在收集新信息阶段可以省去团 1 到团 3,团 2 到团 3,团 3 到团 6 的信息传递步骤,共享上次相应的中间结果,则可以直接从团 5 开始传递,从而实现信息消息的中间结果共享,即收集信息共享.

在信息分发阶段,此时的根节团 4 已经收到了团

6 传过来的包含新证据信息的消息, 所以按照传递规则, 分发阶段不能共享 ev_old 信息传递的中间结果.

由 Matlab 仿真得出的时间对比图 (图 5) 可知, 当横坐标为初始化和信息收集时, 通过纵坐标的比较可以明显地看出信息收集改进 JTA 要快于经典 JTA. 对比其他横坐标对应的纵坐标, 可知信息收集改进 JTA 减少耗时主要在初始化和收集信息阶段. 在图 7 中, 对比了分别使用信息传递改进 JTA 和经典 JTA 查询的每一个非证据节点的后验, 能明显地看到改进前后基本一致.

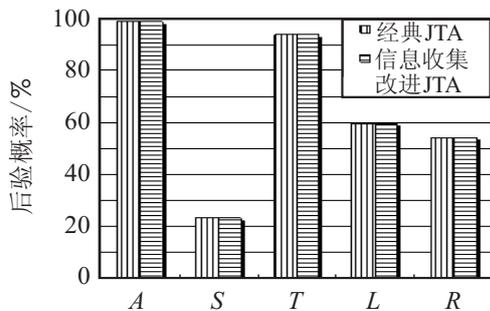


图 7 改进消息传递前后的精度对比

信息传播的改进, 通过比较找出前后两次证据所包含信息的相同部分, 共享上一次传播的中间结果, 省略了中间部分步骤, 减少了运算量, 降低了时间消耗, 同时后验概率的查询不会受到影响.

1.3 高效联合树算法 (EJTA)

在给定新证据信息 (假设一般查询节点是固定的) 时, 找到相应的新关键节点来简化结构. 假设 an_old 对应旧的关键节点, an_new 对应新的关键节点. 应用 EJTA 时, 若有 an_new 是 an_old 的子集, 则结构简化后可以实现信息传播的共享. 此时 EJTA 的查询后验概率任务, 变成了在简化的结构中的关键节点 (即 $an(X)$) 范围内进行非证据节点的后验查询. 换句话说, 简化结构后的信息传播共享必须在 an_old 关键节点范围内 (即 an_new 是 an_old 的子集) 进行: 如果 an_new 中有节点不在 an_old 中则不能共享, 必须重新进行新的信息传播, 当获得下一个新证据时才有可能进行信息传播共享.

若此时的 an_new 是包含所有网络节点的集合, 则此时的 EJTA 和经典 JTA 是等价的. 当再次获得新证据时 (此时上一次的新证据关键节点就是现在的 an_old), 只要满足信息共享条件, 同样可以实现信息传播的共享, 即 EJTA 替代经典 JTA 实现在不同证据信息下的信息传播共享任务, 进而查询后验. 可以说, EJTA 可以完成所有经典 JTA 能完成的任务, 也可以完成一些经典 JTA 完不成的推理任务, 即 EJTA 是经典 JTA 的升级. 但为了实现信息传播的共享, EJTA

需要存储每次信息传播的中间结果.

2 仿真实验

下面以标准的 37 节点 alarm 网络来验证 EJTA 的可行性和有效性.

对 alarm 网络设置初始证据 $ev_old: 8 = 2, 7 = 2, 26 = 1, 24 = 2$; 新证据 $ev_new: 8 = 1, 7 = 2, 26 = 2, 24 = 2$; 假设查询变量 $q_0 = [1, 2]$. 此时结构化简的关键节点 an_old 和 an_new 剩下 23 个节点 (小于 37, 可以简化结构):

{1, 2, 3, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26}

在加入新证据 ev_new 时, 满足信息传播共享条件, 则共享的步骤类似在图 4 的经典 asia 网络上的信息共享过程, 这里不再赘述.

图 8 是在 Matlab 软件上进行仿真并统计的时间对比图. 由图 8 可知, 在每一步耗时上, EJTA 比经典 JTA 都有所减少. 经典 JTA 在结构处理时仅仅转换成联合树, 而 EJTA 先是去掉非关键节点来化简结构; 然后转换成联合树, 从而降低运算量, 缩短时间, 并且在关键节点构成的联合树上进行信息传播, 实现了不同证据条件下的信息共享, 再次降低时间消耗. 信息分发阶段的时间减少, 是因为特定条件下网络的关键节点个数少于原始网络节点总个数, 相应的步骤会减少. 从总时间来看, EJTA 可以降低近一半的时间. 在后验概率的精度上, EJTA 和经典 JTA 的节点后验查询精度基本一致, 查询后验的精度并未受到算法改进的影响.

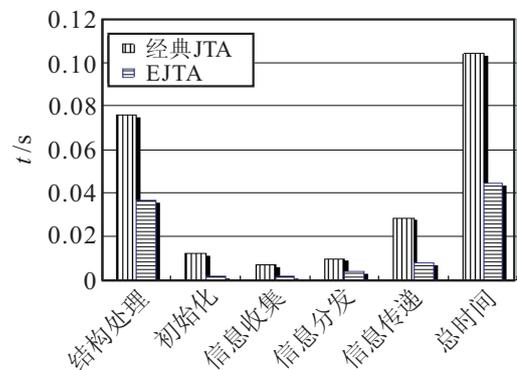


图 8 对应各阶段消耗的时间对比

综合前面所有改进的 EJTA 在前后两个证据不同情况下, 基于包含相应关键节点的简化结构, 实现了信息传播的共享, 可以更快地进行非证据变量的后验查询, 同时保证了后验概率的精度.

3 基于贝叶斯网络的水泥回转窑故障诊断系统

应用贝叶斯网络算法进行故障诊断大体分为

3步:

- 1) 确定故障变量及其解释;
- 2) 利用结构学习和参数学习算法对网络进行学习(建立网络);

3) 利用推理算法来查询后验概率,进行故障诊断并加以分析.

3.1 模型建立及参数学习

在确定网络结构和参数后,贝叶斯网络推理分析才能进行.学习水泥回转窑的工艺及机理并结合领域专家知识,选取了8个变量.在贝叶斯网络结构中,这些变量对应的节点及其相应的取值状态分别是:喂煤量 A (过量,正常,不足),窑高温风机挡板开度 B (过大,正常),过喂料量 M (过量,正常),氧气 K (过量,正常,不足),温度 T (过高,正常,低温),一氧化碳 CO (超标,正常),氮氧化物 NO_x (超标,正常,少量)和窑电流 E (偏大,正常,偏小).

从现场数据中筛选出 $8 \times 10\,000$ 组有用的变量数据并且量化成相应的状态值,采用经典的 $K2$ 结构学习算法得到如图9所示的贝叶斯网络结构^[16].在结构

图中,节点之间的连线表明变量之间的相互影响,如喂煤量、窑高温风机挡板开度和喂料量共同影响回转窑的温度;窑温度影响尾气氮氧化合物的产生和窑电流的大小等等.

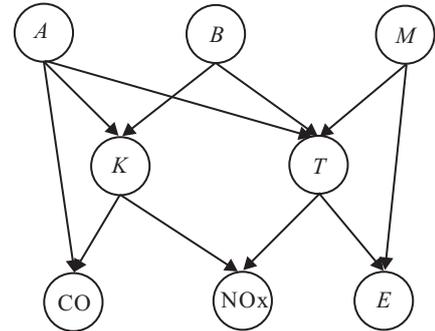


图9 水泥回转窑故障诊断模型

考虑到现场收集的数据量较大,选择经典最大似然估计(MLE)学习方法来获取参数比较合适.经过参数学习并利用采集到的 $8 \times 2\,000$ 组新数据,采用加权平均的方式更新CPT,得到参数学习的结果.表2~表5列出了一些现场收集到的实际数据节点 B 和 E 的学习结果.

表2 现场收集到的实际数据

数据组号	$A/(t/h)$	$B/\%$	$M/(t/h)$	$K/\%$	$T/^\circ C$	$CO/\%$	NO_x/ppm	E/A
4033	12.954	55.67	358.19	5.638 9	1 121.6	0.009 548	649.29	835.48
4034	12.979	55.612	361.58	5.823 9	1 119.7	0.017 361	672.44	914.25
4035	12.998	55.67	364.44	5.678 4	1 118.7	0.008 681	671.28	874.47
4036	12.998	55.671	364.79	5.389 3	1 118.3	0.005 721	678.22	874.47
4037	12.998	55.612	363.48	5.352 9	1 117.4	0.003 129	674.17	831.53
4038	13.018	55.673	361.97	5.577 1	1 117.5	0.005 208	698.48	904.71
4039	12.998	55.671	362.62	5.620 5	1 116.2	0.009 548	715.26	816.38
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

表3 窑高温风机挡板开度的概率表

挡板	过大	正常	过小
P	0.23	0.65	0.12

表4 喂料量的条件概率表

料量	过多	正常	过少
P	0.18	0.69	0.13

表5 窑电流的条件概率表

M	T	窑电流		
		偏大	正常	偏小
1	1	0.84	0.16	0
2	1	0.82	0.18	0
1	2	0.05	0.94	0.01
2	2	0.02	0.97	0.01
1	3	0.01	0.2 1	0.78
2	3	0	0.19	0.81

3.2 EJTA 在实际中的应用

在已建立水泥回转窑模型(如图9所示)基础上,应用EJTA进行水泥回转窑生产水泥过程中因素相互影响的分析.

3.2.1 喂煤量,挡板开度及 CO 和 O_2

假设已知证据 $A = 2, B = 2$ 的传播信息的中间结果,当获得新证据 $A = 1, B = 2$ 时,满足简化结构和信息传播共享条件.分别运用经典JTA和EJTA进行查询 CO 和 O_2 的后验并得出仿真结果.经过与经典JTA计算的后验概率对比,EJTA的精度没有变化.在获得新证据,即喂煤量过多和窑高温风机挡板开度正常时,EJTA能准确地预测出 CO 浓度过高.

由图10可以看出,在整个推理过程中,EJTA的每一步都比经典JTA所用时间少,因为每一步相应的

运算量少,总时间比经典 JTA 耗时降低近一半。

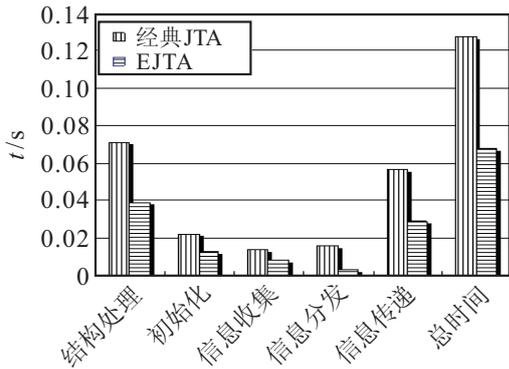


图 10 对应的时间对比

3.2.2 NOx 和 T

查看 NOx 受温度变化的影响,如图 11 所示。

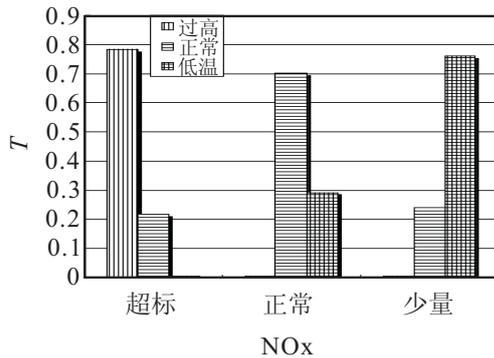


图 11 NOx 气体浓度对窑温度的影响

分析图 11 中结果可知:在回转窑产生 NOx 气体浓度超标时,可以看出窑温度过高;NOx 浓度正常时,窑温度正常。NOx 气体浓度可以比较真实地反映出回转窑烧成带的温度大小。其中 NOx 浓度被测出少量时,分别运用经典 JTA 和 EJTA 来推测窑温度的变化,使用时间的对比如图 12 所示。图 12 的分析与图 10 类似,可以明显地看出 EJTA 的优势。

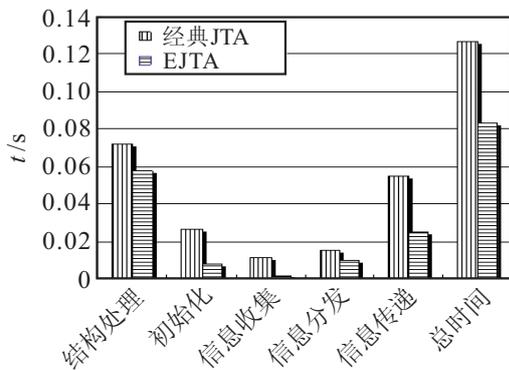


图 12 时间对比图

使用采集到的 8×200 组新数据对 EJTA 查询后验的精度进行验证。通常命中率能达到 80% 以上,便可以认为结果非常好。已知窑内 NOx 浓度来查询回转窑温度大小情况,对诊断的结果进行统计命中率(诊断出的故障数/实际故障总数)为 91%。表 6 列出了其

中的 10 组数据的诊断分析。EJTA 能成功地应用于水泥回转窑的故障诊断系统中。

表 6 实际数据验证

D 数据	NOx/ppm	温度/℃	温度状态	预测温度	正确与否(T/F)
1	739.22	1444.6	2	2	T
2	746.32	1453.4	1	1	T
3	740.65	1445.1	2	2	T
4	605.89	1410.8	2	2	T
5	445.01	1392.5	2	2	T
6	390.18	1381.6	2	2	T
7	378.12	1380.7	2	2	T
8	370.37	1375.2	3	2	F
9	400.11	1382.9	2	2	T
10	395.42	1380.3	2	2	T
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

4 结 论

本文对经典 JTA 进行了论述,指出了其在结构转化耗时和信息传播共享上的不足,然后进行了相应的改进。经过在标准 alarm 网络上的验证,本文提出的对经典 JTA 改进的算法 EJTA,综合了简化结构改进和在不同证据下信息传播共享改进,在不影响精度的同时,可以在很短的时间内进行准确推理,具有普遍的适用性。

基于水泥回转窑煅烧运转过程收集到的数据,筛选出收集到的有用数据,参考专家建议,采用经典的 K2 结构学习算法建模,用 MLE 算法进行参数学习。应用 EJTA,定量地分析了 NOx 和温度,CO 与 O₂ 和喂煤量、窑高温风机挡板开度之间的影响程度。EJTA 可以在更短的时间内定位故障部位,精准地预测故障的表征现象,同时保证了推理的高准确性,为水泥生产行业对水泥回转窑的故障诊断的分析提供依据,减少了回转窑故障发生时造成的不必要损失。

参考文献(References)

[1] 袁铸钢,李永亮,于宏亮. 水泥回转窑检测参数的分类与识别[C]. 第 27 届中国控制会议. 昆明, 2008: 430-435. (Yuan Z G, Li Y L, Yu H L. Classification and recognition of detecting parameters for cement rotary kiln[C]. Proc of the 27th Chinese Control Conf. Kunming, 2008: 430-435.)

[2] 王卓,王天然,苑明哲,等. 基于多重分形的水泥回转窑工况识别研究[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(4): 711-716. (Wang Z, Wang T R, Yuan M Z, et al. Research on working condition recognition in cement rotary kiln using multifractal method[J]. Chinese J of Scientific Instrument, 2009, 30(4): 711-716.)

- [3] 王兰军, 侯春, 沈锦林. 水泥回转窑故障诊断方法初探[J]. 材料科学与工程学报, 2003, 21(8): 711-713.
(Wang L J, Hou C, Shen J L. Study of fault diagnosis methods to cement rotary kiln[J]. J of Materials Science & Engineering, 2003, 21(5): 711-713.)
- [4] 杨帆, 萧德云. 概率SDG模型及故障分析推理方法[J]. 控制与决策, 2006, 21(5): 487-496.
(Yang F, Xiao D Y. Probabilistic SDG model and approach to inference for fault analysis[J]. Control and Decision, 2006, 21(5): 487-496.)
- [5] 邓歆, 孟洛明. 基于贝叶斯网络的通信网告警相关性和故障诊断模型[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(5): 1182-1186.
(Deng X, Meng L M. Bayesian networks based alarm correlation and fault diagnosis in communication networks[J]. J of Electronics & Information Technology, 2007, 29(5): 1182-1186.)
- [6] 李俭川, 胡葛庆, 秦国军, 等. 基于贝叶斯网络的故障诊断策略优化方法[J]. 控制与决策, 2003, 18(5): 568-572.
(Li J C, Hu N Q, Qin G J, et al. Optimizing method for fault diagnosis strategy based on bayesian networks[J]. Control and Decision, 2003, 18(5): 568-572.)
- [7] 张秀洁. 城轨车辆空气制动系统仿真模拟及故障诊断研究[D]. 北京: 北京交通大学交通运输学院, 2012.
(Zhang X J. Research on the simulation of urban rail vehicle air brake systems and its fault diagnosis[D]. Beijing: Portage College of Beijing Jiaotong University, 2012.)
- [8] Bingang Xu. Intelligent fault inference for rotating flexible rotors using bayesian belief network[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(1): 816-822.
- [9] Anna Pernestal, MattiasNyberg, Hakan Warnquist. Modeling and inference for troubleshooting with interventions applied to a heavy truck auxiliary braking system[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2012, 25(4): 705-719.
- [10] Young-Seol, Lee, Sung-Bae Cho. Mobile context inference using two-layered bayesian networks for smartphones[J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(11): 4333-4345.
- [11] 厉海涛, 金光, 周经伦, 等. 贝叶斯网络推理算法综述[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(5): 935-939.
(Li H T, Jin G, Zhou J L, et al. Survey of Bayesian network inference algorithms[J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(5): 935-939.)
- [12] Dan Wu. Maximal prime subgraph decomposition of bayesian networks: A relational database perspective[J]. Int J of Approximate Reasoning, 2007, 46(2): 334-345.
- [13] 朱明敏, 刘蔚, 杨有龙. 基于全条件独立的贝叶斯网络MPD-JT构造算法[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(6): 1325-1328.
(Zhu M M, Liu W, Yang Y L. Construction algorithm of MPD-JT for Bayesian networks based on full conditional independence[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(6): 1325-1328.)
- [14] 胡春玲, 胡学钢, 姚宏亮. 改进的基于邻接树的贝叶斯网络推理算法[J]. 模式识别与人工智能, 2011, 24(6): 846-855.
(Hu C L, Hu X G, Yao H L. Refined junction-tree-based algorithm for reasoning in bayesian network[J]. Pattern Recognition and Aitificial Intelligence, 2011, 24(6): 846-855.)
- [15] Lepar V, Shenoy P P. A comparison of lauritzen and spiegelhalter, hugin and shafer and shenoy architectures for computing marginals of probability distributions[J]. Uncertainty in Artificial Intelligence, 1998, 14: 328-337.
- [16] Cooper G F, Herskovits E. A Bayesian method for the induction of probabilistic networks from data[J]. Machine Learning, 1992, 9(4): 309-347.

(责任编辑: 孙艺红)