

轧制

基于 HMM 和 BN 的精轧过程故障传播路径识别

梁卫征¹, 崔凯鑫², 张瑞成¹

(1. 华北理工大学 电气工程学院, 河北 唐山 063210; 2. 天津静海新华新能源有限公司, 天津 301615)

摘要: 针对故障传播路径识别领域中基于数据的方法会造成变量间存在大量冗余连接的问题和基于知识的方法会造成变量间信息丢失的问题, 提出隐马尔科夫模型与贝叶斯网络相结合的故障传播路径识别新方法。首先, 将带钢热连轧过程知识构建为定性贝叶斯网络结构, 通过主成分分析方法对带钢热连轧过程中的数据进行降维处理, 以得到训练模型所需的观测序列; 然后, 根据降维后的正常历史数据及其对数似然值, 建立贝叶斯网络进行传播路径识别所需的条件概率表; 最后, 将故障数据及其对数似然值作为贝叶斯网络进行识别故障传播路径的似然证据。实验结果表明, 该方法能精准定位发生故障的 6 个变量, 没有出现误诊和漏检的现象, 且能准确识别故障的传播路径。

关键词: 数据与知识协同; 带钢热连轧; 故障传播路径识别; 隐马尔科夫模型; 贝叶斯网络

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2023.12.023

中图分类号: TP277

文献标志码: A

文章编号: 1000-3940 (2023) 12-0163-07

Propagation path identification on faults in finishing rolling process based on HMM and BN

Liang Weizheng¹, Cui Kaixin², Zhang Ruicheng¹

(1. College of Electrical Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China;

2. Tianjin Jinghai Xinhua New Energy Co., Ltd., Tianjin 301615, China)

Abstract: For the problems that there were a large number of redundant connections between the variables caused by data-based methods and the information loss between the variables caused by knowledge-based methods in the field of the propagation path identification on faults, a new method for the propagation path identification on faults that combined Hidden Markov Model (HMM) and Bayesian Network (BN) was proposed. First, the knowledge of the hot strip rolling process was constructed as a qualitative BN structure, and the dimensionality of the data in the hot strip rolling process was reduced by the principal component analysis method to obtain the observation sequence required for training model. Then, based on the normal historical data after dimensionality reduction and its log-likelihood value, the conditional probability table was established for BN to identify the propagation path. Finally, the fault data and their log-likelihood values were used as the likelihood evidence for BN to identify the fault propagation path. The experimental results show that this method can accurately locate the six variables where the fault occurs, without any misdiagnosis or missed detection, and can accurately identify the propagation path of faults.

Key words: knowledge and data synergy; strip steel hot strip rolling; propagation path identification of faults; Hidden Markov Model; Bayesian Network

带钢热连轧过程中, 精轧工艺具有较高的故障率和潜在危险性, 需要采用更加准确的方法来进行

故障诊断和识别故障传播路径^[1]。故障诊断领域的方法众多, 经过前人的大量研究将其做了总结和分类, 主要有基于解析模型的故障诊断方法、基于知识的故障诊断方法和基于数据的故障诊断方法^[2]。

基于知识的故障诊断方法是通过已知过程知识, 分析并挖掘复杂工业过程中存在的关联信息, 以此来构建过程拓扑模型, 对工业过程进行故障诊断。在工业过程中, 数据通常被存储为大型历史过程数据档案, 实时和存档的历史数据中包含大量的信息, 在对这些数据进行分析的过程中需要通过统计方法对

收稿日期: 2023-05-01; 修订日期: 2023-08-05

基金项目: 河北省自然科学基金资助项目 (F2018209201); 唐山市科技局科技计划项目 (22130213G); 唐山市人才资助项目 (B202302009)

作者简介: 梁卫征 (1982-), 女, 硕士, 副教授

E-mail: 330892162@qq.com

通信作者: 张瑞成 (1975-), 男, 博士, 教授

E-mail: rchzhang@126.com

信息进行分析^[2]。这些信息可以用于测量过程性能、识别故障条件,并对性能的改进产生指导性作用。

隐马尔科夫模型 (Hidden Markov Model, HMM) 的基本原理是基于数据的,其基本原理中的数学理论非常严谨,且在很多领域中均展现了其优秀的建模能力。该方法在面对未知状态的情况下,能够快速且准确地将其识别出,还适合对信息丰富、非平稳性、重复性和再现性较差的信号进行处理^[3];由于批处理过程中离散系统和平滑连续动态之间的相互作用,传统的 HMM 是为了实现故障类型的检测所提出的随机混合过程模型,将过程变量转化为具有恒定二阶统计量的高斯分布,然后对正常过程的不同阶段进行建模,以实现故障检测^[4]。为了改进滚动轴承故障诊断的效果, Sun Q L 等^[5]提出一种通过小波分解检测指标向量后,再与遗传算法改进 HMM 相结合的新方法,其使用遗传算法改进 HMM 的目的是避免模型收敛到局部最优,以此来提升诊断性能;为了解决陀螺仪发动机信号之间的耦合问题, Dong L 等^[6]提出一种耦合的 HMM 模型与最小类内距离算法相结合的故障分类方法。

贝叶斯网络 (Bayesian Network, BN) 是基于概率的一种故障诊断方法,也是将图论和数据相结合的一种方法。锁斌等^[7]将证据理论引入贝叶斯网络中,并提出了在已知信息存在不确定性的情况下,通过故障树转换为 BN 的转换方法;在旋转机械中,滚动元件轴承很可能由于工作条件复杂且高速旋转而产生故障,因此,造成很大的损失和人员伤亡。因此,针对轴承中故障的不同类型提出了基于改进的完全集合经验模式分解与自适应噪声相结合的故障诊断方法^[8];除了故障诊断领域以外, BN 在其他很多领域均被广泛应用,比如风险分析^[9-11]和安全工程^[12]等方面。

由 HMM 方法本身的特点可知,其在带钢连轧领域中会有很好的故障检测效果。但是,由于数据本身的特性,还是会存在故障检测准确率不高和模型迭代次数过多的问题。因此,通过主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 对数据进行预处理。BN 具有严密的推理过程、灵活的学习机制、图形化的表达能力和可靠的推理结果,同时还能够将历史数据与深入的过程知识结合起来。

目前,带钢热连轧领域混合了时变、动态、大规模等多种复杂特性,越来越难通过单一类型的方法实现高效且高准确率的故障诊断。而数据与知识具体的结合方式逐渐成为当今研究的热点。通过 PHMM-BN (主成分分析-隐马尔科夫模型-贝叶斯网络) 的方法

将数据与知识相结合,来实现带钢热连轧领域中故障根本原因的准确诊断和传播路径的识别。

1 基本理论

1.1 主成分分析

通过 PCA 进行数据预处理的流程如下:

(1) 对精轧过程中的原始数据进行矩阵化构造,用 \mathbf{D} 表示,数据的总数为 m , 变量总数为 n 。

(2) 通过公式 (1) 对数据的均值 μ 进行计算。

$$\mu = \frac{1}{m} \sum_{g=1}^m D_g \quad (1)$$

式中: D_g 为矩阵 \mathbf{D} 的第 g 行; $g=1, 2, 3, \dots, m$ 。

(3) 通过均值 μ 对数据矩阵 \mathbf{D} 进行居中处理,经过处理之后的矩阵用 \mathbf{Z} 表示:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{D} - \mu^T \quad (2)$$

(4) 计算数据矩阵 \mathbf{D} 的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$, 及其对应的特征向量 $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_m$ 。

(5) 通过式 (3) 计算主成分的贡献率 θ_h , 贡献率的数值一般取 85% 以上。

$$\theta_h = \frac{\lambda_h}{\sum_{h=1}^m \lambda_h} \quad (3)$$

式中: λ_h 为第 h 个特征值, $h=1, 2, 3, \dots, m$ 。

(6) 根据贡献率的大小取 k 个特征向量,表示为: $\mathbf{E} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k]$, 然后根据式 (4) 计算降维后的矩阵 \mathbf{O} :

$$\mathbf{O} = \mathbf{E}^T \mathbf{Z} \quad (4)$$

通过 PCA 对数据进行预处理之后,在基本保留原始信息的基础上,计算量得到了很大缩减,以此来确保模型的迭代次数有效减少。

1.2 隐马尔科夫模型

HMM 通常由 L 、 M 、 π 、 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 组成,其中, L 为隐状态数, M 为观测值个数, π 为初始隐状态矩阵, \mathbf{A} 为状态转移矩阵, \mathbf{B} 为状态观测概率矩阵。在训练过程中, L 和 M 并不需要进行训练,因此 HMM 还可以简化为 λ :

$$\lambda = (\mathbf{A}, \mathbf{B}, \pi) \quad (5)$$

对 HMM 的主要组成元素分析如下。

(1) L 。精轧工艺数据中包含 L 个隐状态 ($S_1 \sim S_L$), t 时刻的隐状态 q_t 表示为:

$$q_t \in [S_1, S_2, \dots, S_L] \quad (6)$$

(2) M 。精轧过程中的一种状态会出现 M 个观测值 ($v_1 \sim v_M$)。因此,在时刻 t 可能出现的数据 O_t 为:

$$O_t = (v_1, v_2, \dots, v_M) \quad (7)$$

(3) **A**。若时刻 t 的状态为 S_i ，则时刻 $(t+1)$ 的状态为 S_j 的概率的具体数值记为 a_{ij} ，即：

$$\mathbf{A} = \{a_{ij}\}_{L \times L} \quad (8)$$

(4) **B**。**B** 为状态 S 产生观测序列 v 的概率值，具体数值记为 $b_{j\mu}$ ：

$$\mathbf{B} = (b_{j\mu})_{L \times M} \quad (9)$$

(5) $\boldsymbol{\pi}$ 。 $\boldsymbol{\pi} = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_L)$ ，代表初始状态的概率，记为：

$$\boldsymbol{\pi} = P(q_1 = S_r), \quad 1 \leq r \leq L \quad (10)$$

式中： q_1 为初始状态； S_r 为时刻 r 对应的隐状态。

1.3 贝叶斯网络

BN 能够表示出变量之间关系的强弱，此方法在用来处理具有不确定性信息的问题上具有其自身的优势。BN 的结构是通过专家所确定的各个变量之间的关系来构建的。网络的参数是由贝叶斯公式依据历史数据决定的。

贝叶斯网络包括先验概率、后验概率、条件概率和联合概率。

(1) 先验概率：表示在事件发生前对事件发生可能性的估计，通常根据前人经验和分析进行确认。

(2) 后验概率：在贝叶斯网络中，某一随机变量所对应的节点对其子节点影响的概率。

(3) 条件概率：表示某一事件发生的前提下，另一事件也发生的概率。式 (11) 表示有 C 和 D 两个事件，在事件 D 发生的前提下，事件 C 发生的概率。

$$P(C|D) = \frac{P(CD)}{P(D)} = \frac{P(D|C)P(C)}{P(D)} \quad (11)$$

式中： $P(C)$ 为事件 C 发生的概率； $P(D)$ 为事件 D 发生的概率； $P(CD)$ 为事件 C 和 D 同时发生的概率； $P(D|C)$ 为事件 C 发生的前提下，事件 D 发生的概率； $P(C|D)$ 为事件 D 发生的前提下，事件 C 发生的概率。

(4) 联合概率：表示两个事件共同发生的概率，即事件 C 和事件 D 的联合概率 $P(CD)$ 。

精轧工艺数据的密度函数为：

$$f(\mathbf{O}, \boldsymbol{\mu}, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \cdot e^{-\frac{(v-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (12)$$

式中： σ 为方差； v 为观测值。

则 $\boldsymbol{\mu}$ 和 σ^2 的似然函数为：

$$L(\boldsymbol{\mu}, \sigma) = \prod_{w=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \cdot e^{-\frac{(v_w-\mu)^2}{2\sigma^2}} = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^n \left(\frac{1}{\sigma}\right)^n e^{-\frac{(v_1-\mu)^2 + \dots + (v_n-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (13)$$

式中： v_w 为第 w 个观测值， $w=1, \dots, n$ 。

对数似然函数为：

$$\ln[L(\boldsymbol{\mu}, \sigma)] = n \ln \frac{1}{\sqrt{2\pi}} - \frac{n}{2} \ln \sigma^2 - \frac{(v_1 - \mu)^2 + \dots + (v_n - \mu)^2}{2\sigma^2} \quad (14)$$

2 PHMM-BN 方法的实现

对原始模型进行训练可得到精轧工艺的 PHMM-BN 模型。

(1) 采用 PCA 方法降低原始数据的维度，并对数据进行归一化处理。

(2) 确定 L 和 M 等参数；

(3) 建立 HMM： $\boldsymbol{\lambda} = (\mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\pi})$ ，并确定参数的初始值。

(4) 在建立初始模型时应首先对模型参数进行设置，将处理后的观测序列作为输入，采用期望最大化 (Expectation-Maximization, EM) 算法进行训练，直至观测序列在模型下的似然概率最大时终止训练。

(5) 对数据的对数似然 (Log-Likelihoods, LL) 值进行计算。

(6) 通过专家学者的经验构建定性 BN^[13]。即构造出带钢热连轧过程中精轧工艺流程中的弯辊力、轧制力、辊缝和出口厚度之间的关系，如图 1 所示。

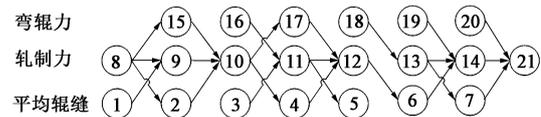


图 1 精轧工艺过程中的变量关系图

Fig. 1 Variable relationship diagram in finish rolling process

(7) 利用精轧工艺的正常历史数据训练 PHMM，并根据 PHMM 的输出和精轧工艺数据填充定性 BN 的网络结构即可获得精轧工艺定量 BN，得到能够识别精轧工艺故障传播路径的 PHMM-BN 模型；训练精轧工艺定量 BN 的流程如图 2 所示。

在训练 PHMM-BN 时，观测序列为有限的离散数值，因此，也需采用离散 PHMM-BN 进行训练，在训练模型之前，设置隐状态数 $L=2$ ，包括正常和故障两种状态。观测值个数设置为 $M=3390$ ，实验采集数据时，每 10 ms 采集一个样本点，共包含 3390 个样本点。初始 $\boldsymbol{\pi} = [0.3898 \quad 0.6102]$ ，训练后得到 $\boldsymbol{\pi} = [1 \quad 0]$ 。状态转移矩阵 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0.1945 & 0.8055 \\ 0.4285 & 0.5715 \end{bmatrix}$ ，训练后 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0.9971 & 0.0029 \\ 0.0038 & 0.9962 \end{bmatrix}$ 。

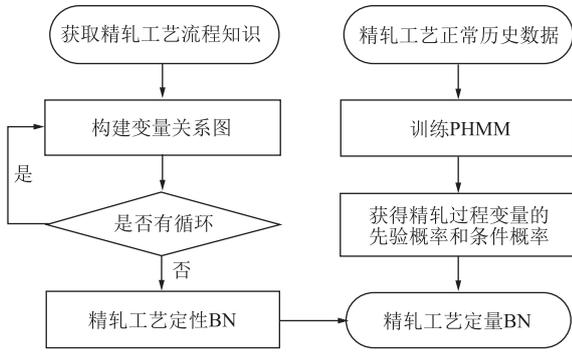


图 2 构建精轧工艺定量 BN 流程图
Fig. 2 Quantitative BN flow chart for finish rolling process construction

3 PHMM-BN 故障传播路径识别

3.1 带钢连轧过程

精轧机组中轧制力检测装置需要安装在下支撑辊下部，用于检测带钢的轧制力。辊缝的作用是确保将带钢的厚度轧制为指定厚度。弯辊力用来改善板型和缩小横向厚度差。精轧机如图 3 所示。精轧工艺的数据具有以下特点：短时间内生成大量数据，并且容易受到环境的影响。此外，精轧工艺中得到的数据一般情况下以多种高斯模型混叠的形式出现，即精轧工艺数据的分布可以被描述为由多个高斯分布组成的混合模型。



图 3 精轧机现场图
Fig. 3 Scene diagram of finishing mill

为验证新方法的有效性，通过 1700 mm 带钢生产线的数据进行实验。测量变量分配表如表 1 所示。

3.2 实验研究

在实验过程中，通过图 4 所示流程对故障进行故障检测实验，并将故障检测结果中的输出作为后续故障溯源的输入。

表 1 过程及质量变量分配

Table 1 Allocation for process and quality variables

变量	类型	描述	单位
1~7	过程变量	第 c 个机架的平均辊缝 ($c=1, 2, 3, \dots, 7$)	mm
8~14	过程变量	第 c 个机架的轧制力 ($c=1, 2, 3, \dots, 7$)	MN
15~20	过程变量	第 c 个机架的弯辊力 ($c=2, 3, 4, \dots, 7$)	MN
21	质量变量	末机架出口厚度	mm

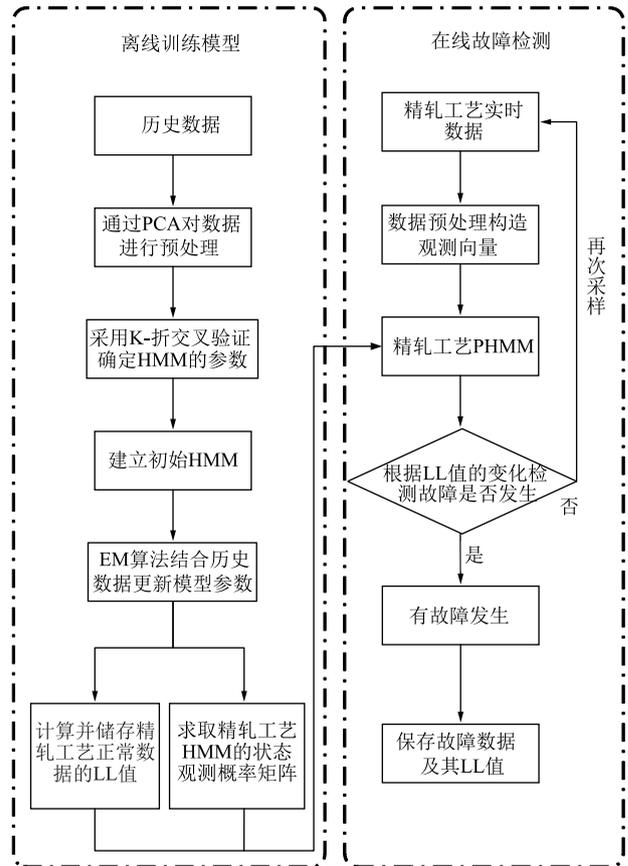


图 4 PHMM 方法故障检测流程图
Fig. 4 Flow chart of fault detection by PHMM method

图 5 展示了通过 PHMM-BN 方法对精轧工艺进行故障检测的效果。图 5 中，折线代表精轧工艺数据中每组数据 LL 值的变化，横线代表每组数据 LL 值的平均值，左边竖线代表故障开始的数据点，右边竖线代表故障结束的数据点。图 5 显示，0~1000 和 2000~3300 之间为正常情况，没有故障发生，1000~2000 之间检测到精轧工艺流程处于故障状态。这表明 PHMM-BN 方法在故障检测中没有出现误检的情况，具有较高的准确性和可靠性，且通过 3 次

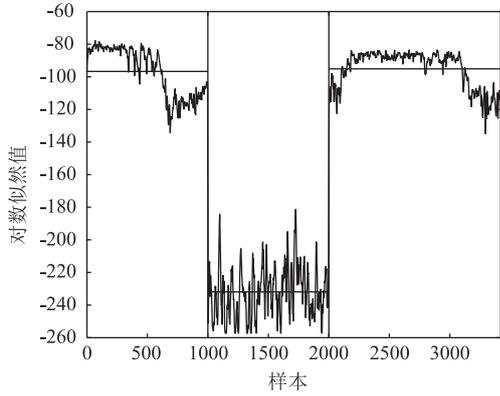


图 5 PHMM 方法故障检测结果

Fig. 5 Fault detection result of PHMM method

实验，每次第 2 机架和第 3 机架之间的冷却水控制阀执行器发生故障时均能够被准确识别。

在识别故障的传播路径时，将检测到故障的数据及其 LL 值作为 PHMM-BN 诊断故障变量的似然证据。故障溯源的具体流程如图 6 所示。

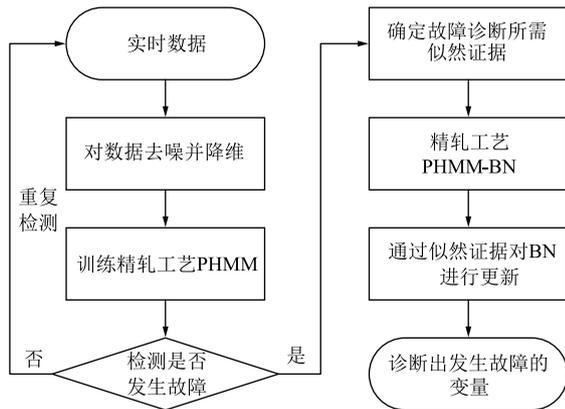


图 6 通过 PHMM-BN 进行故障溯源流程图

Fig. 6 Fault traceability flow chart by PHMM-BN

为体现出新方法与现有模型相比的优势，图 7 展示了通过典型变量分析 (Canonical Variate Analysis) 与独立成分分析 (Independent Component Analysis) 相结合的方法对带钢热连轧工艺 (Hot Strip Mill Process, HSMP) 进行故障检测的结果。图 7 中，折线为平方预测误差 (Squared Prediction Error, SPE) 统计量，横线为控制限，统计量超出控制限则判定有故障发生。若控制限设置不合理，将会对故障检测结果造成很大的影响。图 7 中控制限 1 的故障检测准确率为 99.73%，控制限 2 的故障检测准确率为 98.50%，控制限 3 的故障检测准确率为 76.60%。PHMM-BN 的故障检测方法不需要设置控制限，从而减少了影响故障检测准确率的因素。

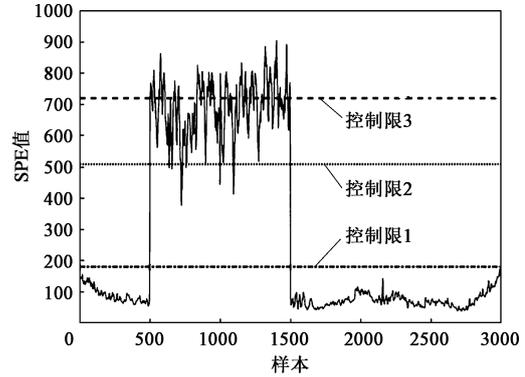


图 7 不同控制限对应的检测效果对比图

Fig. 7 Comparison diagram of detection effect corresponding to different control limits

通过 PHMM-BN 方法，根据图 8 所示传播路径识别流程，针对故障进行传播路径识别实验。

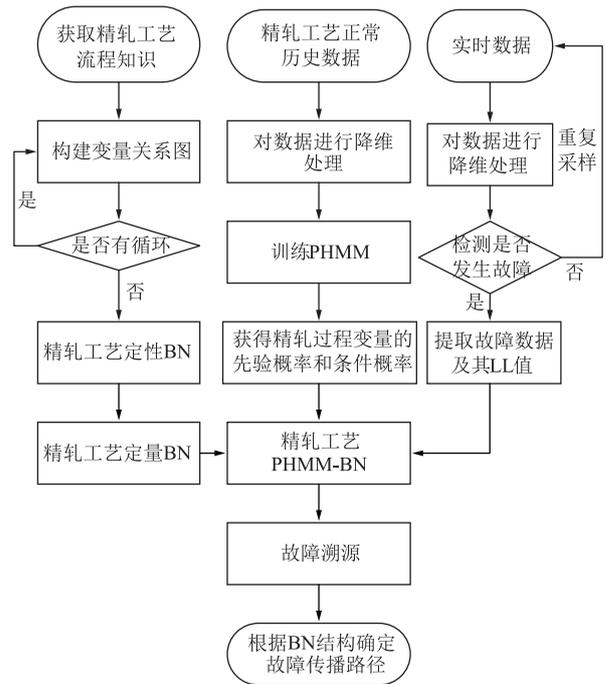


图 8 基于 PHMM-BN 方法确定故障传播路径流程图

Fig. 8 Flow chart of fault propagation path identification based on PHMM-BN method

概率变化值为初始故障概率和最终故障概率的差值，当差值较大时证明发生故障的概率较大，由图 9 可知，变量 3、6、11、12、14、21 被诊断为发生故障的变量。故障溯源实验结果与实际情况相吻合，为后期工程师对故障的检修提供了方便。

图 10 展示了精轧工艺流程中故障的传播路径，其中，“F”表示诊断为存在故障的概率，“N”表示诊断为正常的概率，箭头指向均来自图 1 中变量之

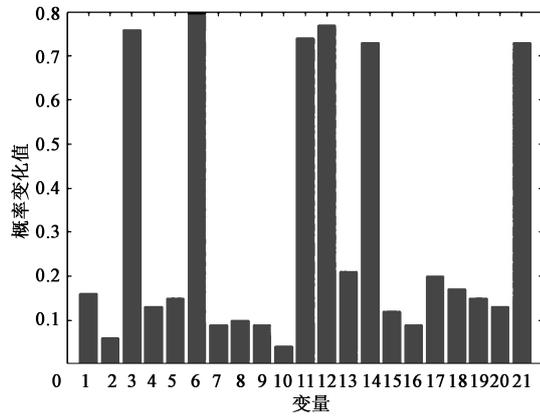


图 9 基于 PHMM-BN 方法的故障溯源结果

Fig. 9 Fault traceability results based on PHMM-BN method

间的关系。

目前,有很多能够识别传播路径的方法,其中 BN 可以将过程知识、专家判断和经验融合到故障诊断领域中,从多方面增强了故障诊断的可解释性,同时也能确保故障诊断的准确性。通过 PHMM-BN 方法,针对第 2 机架和第 3 机架之间冷却水控制阀执行器发生的故障进行了故障的传播路径识别实验。

根据图 10 可得到故障变量的传播路径。在图 11 中给出了通过 PHMM-BN 方法对故障进行传播路径识别的结果。该方法并未出现错误诊断现象,也未出现漏检现象。该方法能够清晰地展示出第 2 机架和第 3 机架之间冷却水控制阀执行器所发生的故障的传播路径,具有很重要的现实意义。

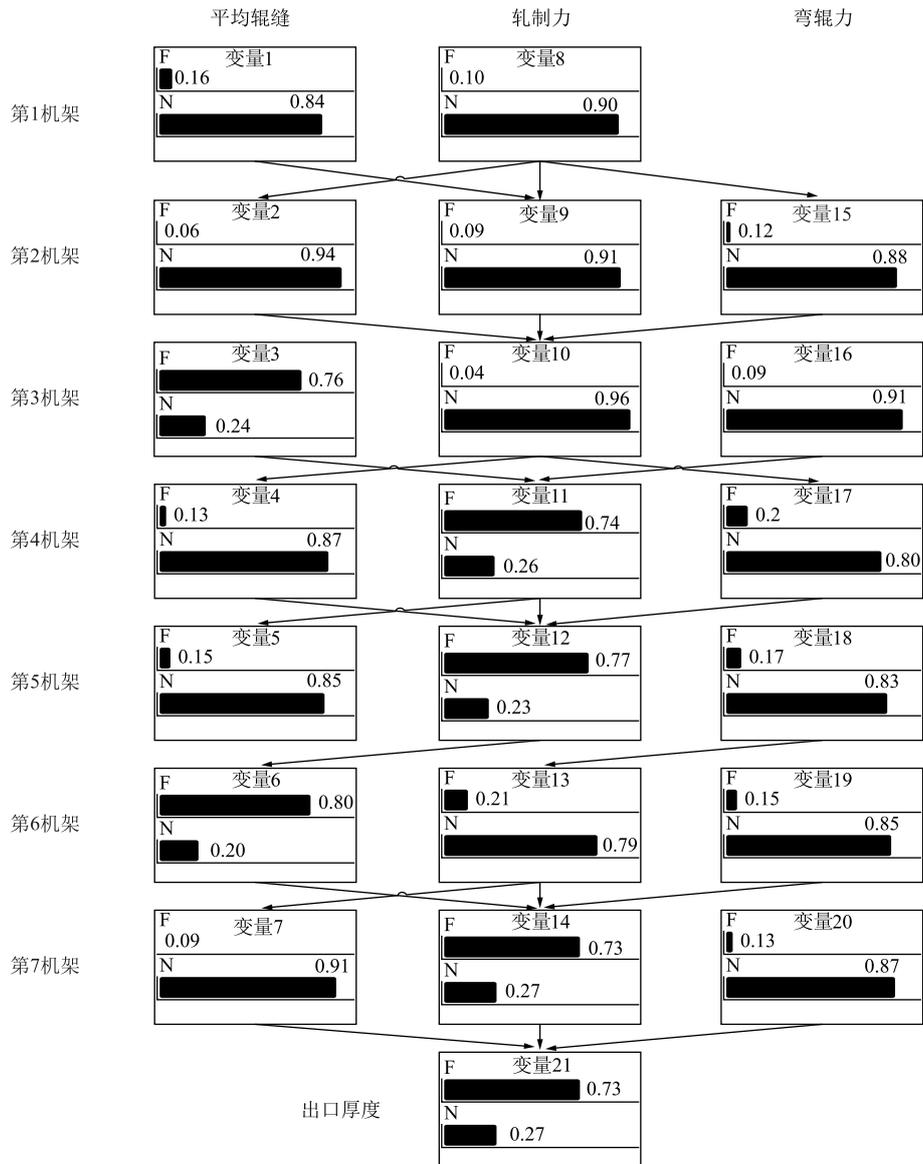


图 10 PHMM-BN 方法故障传播路径示意图

Fig. 10 Schematic diagram of fault propagation path by PHMM-BN method

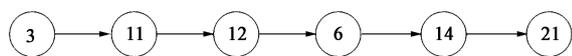


图 11 PHMM-BN 方法故障传播路径识别结果

Fig. 11 Identification result of fault propagation path by PHMM-BN

4 结语

通过正常历史数据训练 PHMM, 定性 BN 的结构根据工艺知识建立。根据正常历史数据及其 LL 值来建立故障诊断所需的条件概率表。PHMM 识别出系统发生故障的时间和 LL 值并将其作为 BN 进行故障诊断所需的似然证据。PHMM-BN 方法解决了工业系统的故障诊断领域中, 基于数据的方法存在的计算难度较大且变量间存在大量冗余连接和基于知识的方法会造成变量间信息丢失的问题。通过实验仿真, PHMM-BN 方法能够准确诊断出所有发生故障的变量, 识别到发生故障变量的具体传播路径, 并且未出现误诊的现象。

参考文献:

- [1] Taqvi S A A, Zabiri H, Tufa L D, et al. A review on data-driven learning approaches for fault detection and diagnosis in chemical processes [J]. *Chembioeng Reviews*, 2021, 8 (3): 239-259.
- [2] Ding S X. *Data-driven Design of Fault Diagnosis and Fault-tolerant Control Systems* [M]. London: Springer, 2014.
- [3] Soleimani M, Campean F, Neagu D. Diagnostics and prognostics for complex systems: A review of methods and challenges [J]. *Quality and Reliability Engineering International*, 2021, 37 (8): 3746-3778.
- [4] Windmann S. Data-driven fault detection in industrial batch processes based on a stochastic hybrid process model [J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering: A Publication of the IEEE Robotics and Automation Society*, 2022, 19

(4): 3888-3902.

- [5] Sun Q L, Zhou Y, Li M D. Bearing operating state evaluation based on improved HMM [J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2020, 34 (6): 2059016. 1-2059016. 16.
- [6] Dong L, Li W M, Wang C H, et al. Gyro motor fault classification model based on a coupled hidden Markov model with a minimum intra-class distance algorithm [J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering*, 2019, 234 (5): 646-661.
- [7] Suo B, Zeng C, Cheng Y S, et al. An evidence theory-based algorithm for system reliability evaluation under mixed aleatory and epistemic uncertainties [J]. *International Journal of Nonlinear Sciences and Numerical Simulation*, 2014, 15 (3/4): 189-196.
- [8] Liu Z K, Lyu K L, Zheng C, et al. A fault diagnosis method for rolling element bearings based on ICEEMDAN and Bayesian network [J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2022, 36 (5): 2201-2212.
- [9] Cai B P, Liu Y H, Liu Z K, et al. Application of bayesian networks in quantitative risk assessment of subsea blowout preventer operations [J]. *Risk Analysis*, 2013, 33 (7): 1293-1311.
- [10] Khakzad N. Application of dynamic Bayesian network to risk analysis of domino effects in chemical infrastructures [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2015, 138: 263-272.
- [11] Wu W S, Yang C F, Chang J C, et al. Risk assessment by integrating interpretive structural modeling and Bayesian network, case of offshore pipeline project [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2015, 142: 515-524.
- [12] Hanninen M, Banda O A V, Kujala P. Bayesian network model of maritime safety management [J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41 (17): 7837-7846.
- [13] 马亮. 复杂工业过程质量相关故障的根源诊断与传播路径辨识 [D]. 北京: 北京科技大学, 2019.
- Ma L. *Root Cause Diagnosis and Propagation Path Identification of Quality-related Faults for Complex Industrial Processes* [D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2019.

(上接第 162 页)

- Zhao Y, Pei J Y, Guo L L, et al. Effect of width-thickness ratio on welding quality of double-rod continuous extrusion 6063 aluminum alloy [J]. *Materials Review*, 2020, 34 (24): 24114-24120.
- [10] 尹小丹, 潘秋红, 安彤舸, 等. 铸轧区长度对 Al-8Si 合金铸轧板显微组织的影响 [J]. *锻压技术*, 2021, 46 (1): 170-174.
- Yin X D, Pan Q H, An T G, et al. Influence of length for cast-rolling area on microstructure of Al-8Si alloy cast-rolling plate [J]. *Forging & Stamping Technology*, 2021, 46 (1): 170-174.
- [11] 戴姣燕, 尹志民, 姜花芬, 等. 形变热处理对 Cu-0.1Fe-0.03P 合金组织与性能的影响 [J]. *稀有金属*, 2007, 31 (3): 289-292.
- Dai J Y, Yin Z M, Lou H F, et al. Effect of deformation heat treatment on microstructure and properties of Cu-0.1Fe-0.03P alloy [J]. *Chinese Journal of Rare Metals*, 2007, 31 (3): 289-292.

- [12] 马莒生, 黄福祥, 黄乐, 等. 铜基引线框架材料的研究与发展 [J]. *功能材料*, 2002, 33 (1): 1-4.
- Ma J S, Huang F X, Huang L, et al. Research and development of copper-based lead frame materials [J]. *Functional Materials*, 2002, 33 (1): 1-4.
- [13] 武安琪, 王松伟, 陈帅峰, 等. 引线框架用铜镍硅合金研究现状及发展趋势 [J]. *铜业工程*, 2021, (4): 14-20.
- Wu A Q, Wang S W, Chen S F, et al. Research status and development trend of copper-nickel-silicon alloys for lead frames [J]. *Copper Engineering*, 2021, (4): 14-20.
- [14] 陈彬, 董企铭, 康布熙, 等. 热轧态 Cu-Fe-P 合金的相变动力学研究 [J]. *热加工工艺*, 2003, (6): 9-10, 13.
- Chen B, Dong Q M, Kang B X, et al. Phase transformation kinetics of hot-rolled Cu-Fe-P alloys [J]. *Hot Working Technology*, 2003, (6): 9-10, 13.