风电机组脱网故障认知诊断模型研究*

李 涛[1]， 邓 栋[2]， 姚子力[1]， 苏永新[1]， 段 斌[1]

(1.湘潭大学 信息工程学院，湖南 湘潭 411105；
2.湘电风能有限公司，湖南 湘潭 411105)

摘 要：面对风力发电产教融合人才培养，构建了风电运维专业知识、实践操作认知图谱，分析了风电运维专业知识、故障解决策略、解决过程能力熟练度等潜在变量关系．以低电压穿越(low voltage ride through，LVRT)等任务特征为例，建立贝叶斯网络和心理测量模型，利用工单系统记录的运维过程和运维结果等观测数据，以证据为中心对工程技术人员实施熟练度评价．最后，研究了认知诊断模型对工程技术人员的实际应用价值．

关键词：脱网故障；LVRT；贝叶斯网络；认知诊断；先验概率；条件概率

中图分类号：O152.1 **文献标识码**：A **文章编号**：1000-5900(2018)06-0072-10

DOI:10.13715/j.cnki.nsjxu.2018.06.008

Research on Cognitive Measurement Model of Decoupling Fault Diagnosis for Wind Turbine

LI Tao[1]， *DENG Dong*[2]， *YAO Zi-li*[1]， *SU Yong-xin*[1]， *DUAN Bin*[1]

(1. School of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan 411105;
2. Hunan Power Wind Energy Co., Ltd., Xiangtan 411105 China)

Abstract: In this paper, the author constructs the knowledge of wind power operation and maintenance, and analyzes the relationship of potential variables, such as specialized knowledge of wind power operation and maintenance, trouble shooting strategy, ability of solving process, etc. Taking tasks such as low voltage ride through(LVRT), Bayesian network and psychological measurement model are established. The operation and maintenance process and the results of operation and maintenance are recorded by a worksheet system, to evaluate the proficiency of engineers and technicians with evidence as the center. Finally, the practical application value of cognitive diagnosis model to engineers and technicians is studied.

Key words: off-network fault; LVRT; Bayesian network; cognitive diagnosis; pre-test probability; conditional probabilit

风力发电具有清洁、可再生、环境友好、基建周期短、装机规模灵活等特点，现已成为清洁能源的典型代表，正在迅猛发展．但是风场一般位于环境恶劣的偏远地区，机舱一般在50 m以上，给风电机组的运维工作带来了一定的困难，加大了风电机组的运维成本．据统计风电机组的运维成本占风场收入的10%～15%[1]，所以选派合适的维护人员，及时发现和解决故障，减少运维成本，提高经济效益，成为目前急需解决的问题．

传统风电机组工程技术人员培训存在缺乏整体规划，无系统性，目标不明确；培训前缺乏调研分析，培训需求把握不到位；“填鸭式”培训事倍功半；培训之后知识没有跟进辅导，缺乏有效监管，知识不能内化等弊端．张聿强等[2]根据风电企业员工培训不足的现状，分析改进培训的方法．Tavakoli等[3]采用严肃游戏的办法对风电机组工程技术人员进行培训．独亚军等[4]根据投运培训

* 收稿日期：2018-11-05
基金项目：湖南省普通高等学校教学改革研究项目
通信作者：姚子力(1979—)，男，湖南 邵东人，实验师．E-mail：yaozili@xtu.edu.cn

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

的定义和内涵，分析当下电力工程技术人员培训的现状，提出电力工程技术人员投运培训的有效途径和举措．El-Thalji 等[5]回顾风电应用中的操作和维护实践，并澄清研究人员和实践者的实际需要，进行工程技术人员培训．国内外的研究大都通过改变培训方式提高培训效率，对工程技术人员进行能力评估，往往忽略了对工程技术人员认知进行评估，从而对于人员派遣、工程技术人员培训没有针对性，导致运维成本提高，运维效率低下．

本文面对风力发电产教融合人才培养，以能力为导向，基于贝叶斯网络搭建了风电机组工程技术人员能力评估框架，以 LVRT 为例具体分析了贝叶斯网络的搭建，先验概率、条件概率的确立，贝叶斯网络的仿真．本文成果可用于：(1) 工程技术人员根据工单测试，不断改变自身能力；(2) 风电工程技术人员可以根据自己熟练度图谱进行有针对性的学习，提高运维能力；(3) 风电公司根据认知诊断模型反映的工程技术人员能力进行人员派遣，提高运维效率．

1　风电机组故障认知诊断系统框架

风电机组故障认知诊断系统框架如图 1 所示．风电公司通过对单个风场级监控[6]，锁定故障风机．单个风机及部件监控提供风电场从风机到电站并网点的全链路设备的实时监控数据．风电机组状态标准化显示，综合各个监控系统信息，映射成 IEC 状态．风电公司监测实时参数信息，一旦发现参数异常则进行报警，并自动生成故障代码，记录于检修智能 APP(基于 Android 和 Ios 的智能 APP)．不同等级的管理人员和工程技术人员具有不同的权限等级，根据不同的权限可以解决不同难度的故障．故障代码自动匹配故障树，故障树中包括故障类型、故障现象、影响因素、知识库等．参考故障树[7]所涉及的知识网络搭建对应故障对工程技术人员的认知测量的贝叶斯网络．根据故障树中故障影响因素、参数设定以及实际操作等因素确定贝叶斯网络的先验概率和条件概率．

工程技术人员接受待处理故障任务后进行实际操作，并记录解决过程、完成情况，上传数据图片等信息．这些信息是可观察变量，作为输入变量进入贝叶斯网络[8-10]，贝叶斯网络输出能力值．同时可观察变量上传至故障树中，通过故障树的自学习功能自我完善[11]．

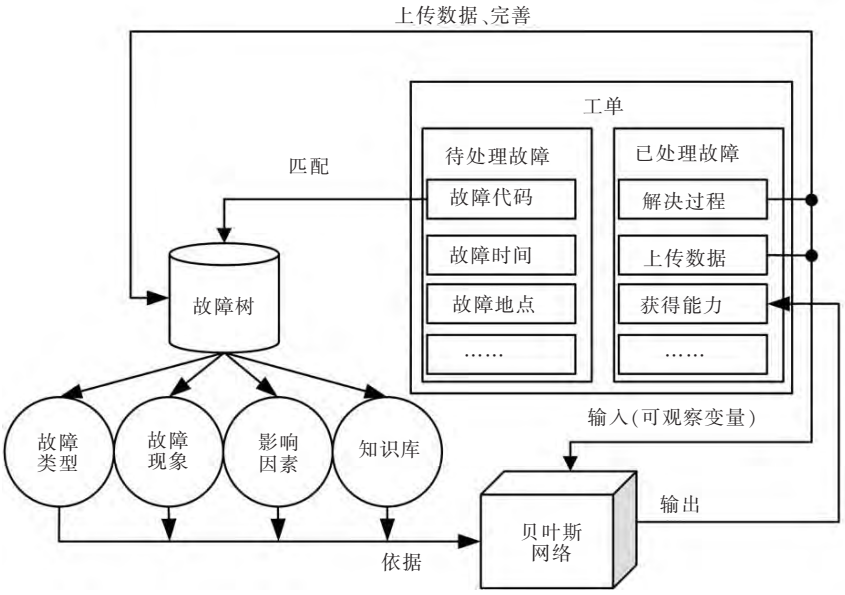

图 1　风电机组故障认知诊断系统框架

Fig.1　Frame of fault cognitive diagnosis system for wind turbine

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

2 贝叶斯网络

贝叶斯网络评估方法用在可靠性评估中由来已久[12]，贝叶斯理论是通过有效整合不同形式的先验信息，从而得到完整的后验信息，该方法的特点在于不需要大量的样本数据却能得到较准确的概率分布模型．本文以风电机组脱网故障为例，搭建贝叶斯网络．

2.1 风电机组脱网故障分析

随着风电机组大规模并网，脱网故障日益明显，脱网故障对电网的安全稳定运行产生了较大的威胁[13-16]．通过对风电机组脱网故障的分析，搭建认知诊断模型，使工程技术人员对脱网故障的认知起到重要参考作用．同时该模型能够训练工程技术人员解决具体复杂工程问题的能力．脱网的主要原因如表 1 所示．

表 1 风电机组脱网的主要原因[22]

Tab. 1 The mains reason of wind turbine disconnection

脱网原因	注释
低压穿越	不具备低压穿越能力的风电机组，当系统电压降至额定电压的 70％以下，将导致大量风机脱网
无功调节	(a) 无功补偿装置容量及调节速率不满足电网运行需求；(b) 磁抗电抗器(MCR)型动态无功补偿装置的动态调节速率在 100 ms 以上，不满足快速调压的要求；(c) 无功补偿装置感性容量配置不足，不能实现快速连续的无功调节
电网适应	(a) 风电机组涉网保护配置及定值整定不满足正常运行需要，风电机组、变流器等设备性能参差不齐；(b) 风电机场升压变压器与箱式变压器分接头位置不尽合理，不能相互匹配
单相故障	风电机场 35 kV 系统单相故障不能快速切除，导致事故扩大，风电机组脱网容量增加
运行管理与操作	风电机组工程技术人员运行管理与操作不规范出现“操作事故”，导致风电机组脱网

2.2 风电机组脱网故障贝叶斯网络

通过风电机组脱网故障分析构建贝叶斯网络，能够大概判断出某能力能够解决对应问题的概率，从而对风电机组工程技术人员的调配起到重要的参考作用．同时，在每次作业或者测试中，通过风电机组工程技术人员的完成情况，以及可观察变量对其进行测评，得出的能力概率称为似然概率．通过先验概率和似然概率我们能够计算出风电机组工程技术人员能力的后验概率．具体算法如下：

$$p(A \mid B) = \frac{p(A)p(B \mid A)}{p(B)}, \tag{1}$$

式中：$p(A \mid B)$ 是后验概率，$p(A)$ 是先验概率，$p(B \mid A)$ 是似然度，$p(B)$ 是标准化常量．把对各个知识点掌握的能力的好坏分为“专家”“优秀”“一般”“较差”四个等级．

以“低电压穿越(LVRT)能力检测”[17-19]为案例进行具体分析．LVRT 是风电机组并网的关键影响因素，具体原理如图 2 所示(具体描述在下段案例中给出)．根据 LVRT 测试所依据的标准以及具体故障判断为考核点划分成设备操作、波形测试与分析以及故障排查与处理三个可观察量，对工程技术人员在 LVRT 方面的知识点掌握情况以及能力进行考核．根据表 1 所搭建的脱网贝叶斯结构我们可以搭建 LVRT 检测证据模型，如图 3 所示．

其中，利用阻抗分压式低压检测装置能够对风电机组的对称跌落(三相短路)以及不对称跌落(两相短路)时的 LVRT 能力进行检测．按照要求，在风电机组的并网点产生对称或不对称的电压跌落，测量并记录风电机组的相应情况．根据所测得的风电机组状态波形能够对 LVRT 能力进行具体分析．例如：如图 2 所示，并网电压跌落到 20％的标准电压，此时需要观测风电机组能否不脱网并持续运行 0.625 s，并且通过波形观测跌落后的 2 s 内是否能够恢复到标准电压的 90％．如果

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

观察结果符合上述要求则可以判断该风机的 LVRT 能力正常．如果观测的结果不符合上述要求则可以判定该风机 LVRT 不正常，此时需要进行“故障排查与处理”. LVRT 的影响因素有四种：(1) 变流器；(2) 主控系统；(3) 变桨系统；(4) 其他部件[20]．此时可以通过“空间分割”的战略进行故障排除，对 LVRT 故障分为四个主空间，依次改变部分电气量状态(改变状态排查)，当一个空间检测为正常时，将其排除，对其他空间进行检测与排查．通过搭建贝叶斯网络仿真，应先确定先验概率以及条件概率．

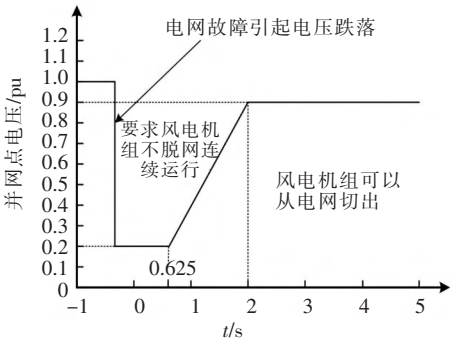

图 2　LVRT 原理图

Fig.2　LVRT schematic

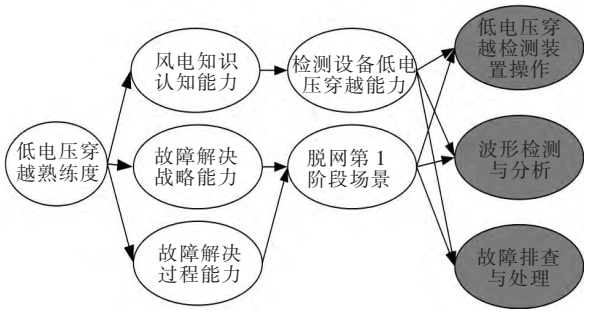

图 3　LVRT 检测证据模型

Fig.3　LVRT test evidence model

2.3　先验概率

先验概率是根据历史数据给出的，一般情况下，历史数据都符合正态分布．湘电风能公司风电系统运维大数据平台正在建设之中，建成后将很容易获得工程技术人员的故障排查工单数据．为了方便描述仿真原理，本文依据部分实际工单数据，结合正态分布数学模型，生成 100 位工程技术人员的 LVRT 故障排查工单分数数据，描绘散点图，如图 4 所示．

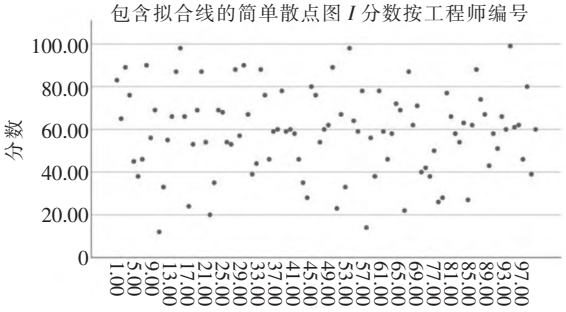

图 4　历史数据散点图

Fig.4　Historical data scatter plot

将分数区间为 90～100 范围设为优秀级别；70～90 设为良好级别；50～70 设为一般级别；0～50设为较差级别．先验概率计算如下所示：

$$p(a < x \ll b) = \int_a^b \varphi_{\mu,\sigma}(x)\,\mathrm{d}x\ , \tag{2}$$

其中，

$$\varphi_{\mu,\sigma}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\mathrm{e}^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}\ , \tag{3}$$

式中：σ 为标准差，σ^2 为方差，μ 为期望值，$[a,b]$为等级分数区间．将其化成标准正态分布：

$$p_{(a,b)} = \int_{\frac{a-\mu}{\sigma}}^{\frac{b-\mu}{\sigma}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}}\mathrm{e}^{-\frac{Y^2}{2}}\,\mathrm{d}Y\ . \tag{4}$$

最终得出先验概率：

$$\begin{cases} p_{(90 < x \ll 100)} = 4.5\%, \\ p_{(70 < x \ll 90)} = 23.5\%, \\ p_{(50 < x \ll 70)} = 39\%, \\ p_{(0 < x \ll 50)} = 33\%. \end{cases}$$

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

2.4 条件概率

专业知识和专家经验的引入是公认的降低模型内不确定性的最佳解决方案，所以被认为是确定 CPT(条件概率) 的一种重要手段．尤其是在近几年，专家的知识经验被越来越多地引进到贝叶斯网络的训练过程中来增强学习效果的可靠性[21].

层次分析法(analytic hierarchy process，AHP)为从专家知识经验中训练条件概率信息的贝叶斯网络建模方法.

定义识别框架 Θ 表示节点 N_r 的所有可能状态概率取值的一个集合，且 Θ 内的各种状态互不相容．分配函数、焦元. 定义 $m:2^{\Theta}\rightarrow[0,1]$ 若满足如下条件：$\begin{cases} m(\phi)=0 \\ \sum\limits_{A\in 2^{\Theta}} m(A)=1 \end{cases}$，称 $m(A)$ 为 Θ 上的基本概率分配函数，若 $m(A)>0$，则称 A 为 m 的焦元．专家决策标准如表 2 所示.

专家 E_i 在属性 C_j 下推断的相关度矩阵如表 3 所示.

其中 a_1，a_2，…，a_r 由专家根据决策标准设定．则对应的基本概率分配函数(特征值)(basic probability assignment，BPA)为 $\hat{m}=(\hat{m}_1,\hat{m}_2,\cdots,\hat{m}_k)$，其中：

$$\hat{m}_n=\begin{cases}\dfrac{a_n}{a_1+a_2+\cdots a_r+\sqrt{r}}, & n=1,2\cdots r;\\ \dfrac{\sqrt{r}}{a_1+a_2+\cdots a_r+\sqrt{r}}, & n=r+1.\end{cases} \tag{5}$$

专家根据对应事件对识别框架的关联程度来给出决策标准．影响专家决策条件概率的因素：

(1) 相邻节点的关联度强弱：电气量的关联度、电气量与具体操作的关联度、能力与电气量的关联度等.

(2) 工程技术人员具体执行能力：例如，解决具体问题的关键操作，专家给出的相关度会相对较高，因为熟练掌握该操作，对解决具体问题至关重要；与解决具体问题关联度不大的复杂操作，专家给出的关联度相对较低，因为掌握该操作对具体问题解决关联度不大，而且需要花费大量时间精力.

表 2 专家决策标准

Tab. 2 Expert decision criteria

相关度	数值
极度相关	6
强烈相关	5
一般相关	4
弱相关	3
基本不相关	2

表 3 专家 E_i 在属性 C_j 下推断的相关度矩阵

Tab. 3 Correlation matrix inferred by experts E_i under attributes C_j

C_j	S_1	S_2	…	S_r	Θ
S_1	1	0	…	0	a_1
S_2	0	1	…	0	a_2
…	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
S_r	0	0	…	1	a_r
Θ	$1/(a_1)$	$1/(a_2)$	…	$1/(a_r)$	1

(3) 工单出现频率：工单出现频率较高的故障类型，专家给出的关联度相对较高，因为熟练掌握解决常见的故障类型对提高具体问题的解决效率，减少运维时间，降低运维成本以及提高发电量影响大.

3 案例分析

3.1 专家意见给出

LVRT 知识的掌握与 LVRT 问题解决关联度很大，当 LVRT 知识认知能力为专家级别时，与获得专家级别的 LVRT 能力检测关联度较高(专家一般给出 5、6)，而与获得较差级别的 LVRT 能力检测关联度不高(专家一般给出 2、3).

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

表 4　专家 A、B、C 在 LVRT 知识认知能力 expert 下的相关度矩阵

Tab. 4　Correlation matrix of expert A,B,C under LVRT knowledge cognitive ability expert

LVRT 知识认知能力 expert		LVRT 能力检测（专家 A 意见）					LVRT 能力检测（专家 B 意见）					LVRT 能力检测（专家 C 意见）				
		E	G	O	W	Θ	E	G	O	W	Θ	E	G	O	W	Θ
LVRT 能力检测	E	1	0	0	0	6	1	0	0	0	6	1	0	0	0	5
	G	0	1	0	0	4	0	1	0	0	5	0	1	0	0	5
	O	0	0	1	0	3	0	0	1	0	3	0	0	1	0	2
	W	0	0	0	1	2	0	0	0	1	2	0	0	0	1	2
	Θ	1/6	1/4	1/3	1/2	1	1/6	1/5	1/3	1/2	1	1/5	1/5	1/2	1/2	1

表 5　专家 A、B、C 的 BPA 分布

Tab. 5　BAP distribution of experts A,B,C

评价	Expert	Good	Okay	Weak	Θ
PBA(A)	35.3%	23.5%	17.6%	11.8%	11.8%
PBA(B)	33.3%	27.8%	16.7%	11.1%	11.1%
PBA(C)	31.3%	31.3%	12.5%	12.5%	12.4%

根据 BPA 值为专家给出的最可能值,专家给出的最大值、最小值为

$$\mathrm{BPA}_{\mathrm{E,G,O,W}} \pm \mathrm{BPA}_{\mathrm{E,G,O,W}} \times \mathrm{BPA}_{\Theta}, \tag{6}$$

其中$\mathrm{BPA}_{\mathrm{E,G,O,W}}$分别为 Expert、Good、Okay、Weak 的 BPA 值,所求结果使用泊松分布(Pert)对多个专家进行意见综合.

3.2　多位专家意见综合

传统的条件概率值估计方法假设所有专家都具有按照给定信息需求直接确定条件概率的能力,而忽略了各个专家在知识背景、研究领域、认知结构等方面的差异,从而使得个人推断信息存在片面性问题,综合推断结果不具有科学性.

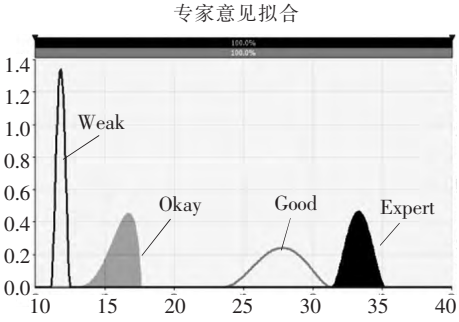

图 5　多专家意见合并

Fig.5　Multi-expert opinion consolidation

利用 Pert 分布来模拟专家意见,专家根据工程技术人员工单的情况,通过 AHP 得出 Expert、Good、Okay、Weak 四个状态的条件概率,估算出 Pert 分布最低概率值,最可能概率值,最高概率值.得到 Pert 分布后,在@RISK 软件中调用函数 Risk Discrete,结合权重,对多位专家意见进行合并处理.

表 6　专家 A、B、C 最终评估出的条件概率

Tab. 6 Conditional probabilities finally assessed by experts A,B,C

	Expert	Good	Okay	Weak
条件概率	33.3%	27.7%	16.2%	11.8%

3.3　LVRT 贝叶斯仿真与具体应用

3.3.1 贝叶斯网络仿真

LVRT 认知诊断贝叶斯仿真如图 6 所示 . 通过认知诊断模型,可进行产教融合人才培养.

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

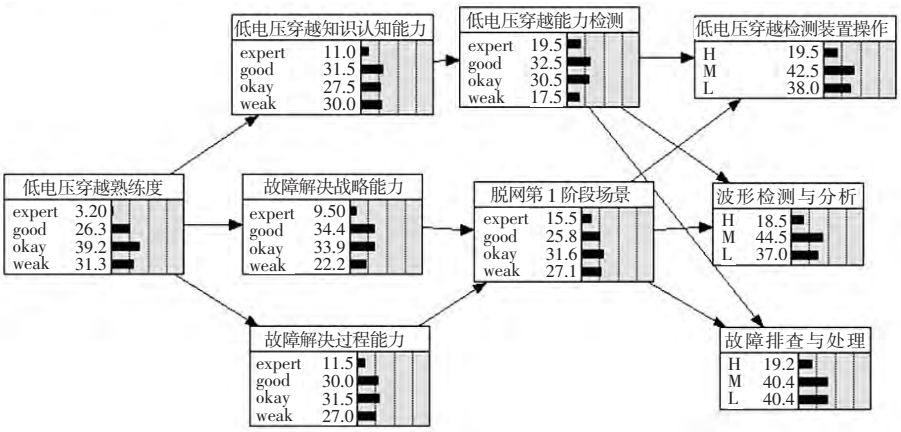

图 6 LVRT 贝叶斯仿真

Fig.6 LVRT Bayesian simulation

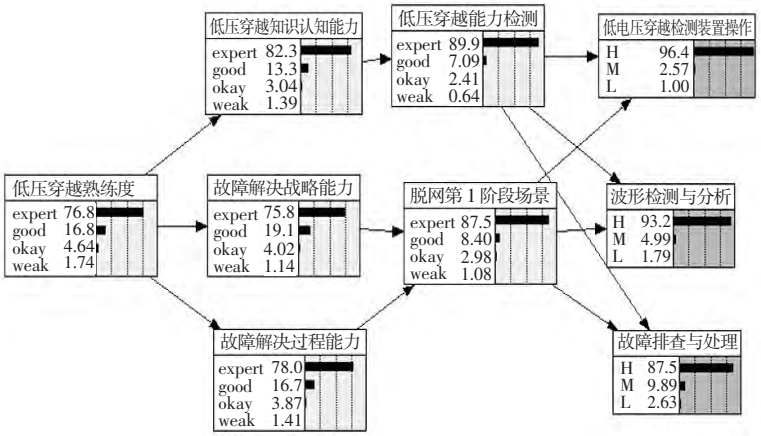

图 7 一个能力较高的工程技术人员通过测试后能力变化

Fig.7 Change of capability after passing the test of a more competent engineer

3.3.2 从解决问题的能力评测熟练度 当一个能力较高的工程技术人员参与测试时，各项可观察变量完成较好，得到评分较高，测试结果如图 7 所示.

从图 7 中可以看出，通过测试，该工程技术人员各项指标完成度较好，各方面能力评估结果都有所提高，其中越靠近可观察变量的节点变化幅度越大．例如“LVRT 能力检测”依次通过“LVRT 装置操作”“波形测试与分析”“故障排查与处理”与其直接相关，所以可观察变量的变化与“LVRT 能力”关联较大．同时，通过不断地学习与测试，工程技术人员的各项能力都是在改变的.

实验表明，工程技术人员熟练度变量结果随着贝叶斯网络推理测试次数的增加趋于收敛．我们对一组工程技术人员进行 LVRT 能力测试，其中分别抽取能力较强和能力较弱的工程技术人员进行 5 次测试，通过贝叶斯网络预测其熟练度，这两位工程技术人员的 LVRT 熟练度如图 8 和图 9 所示.

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

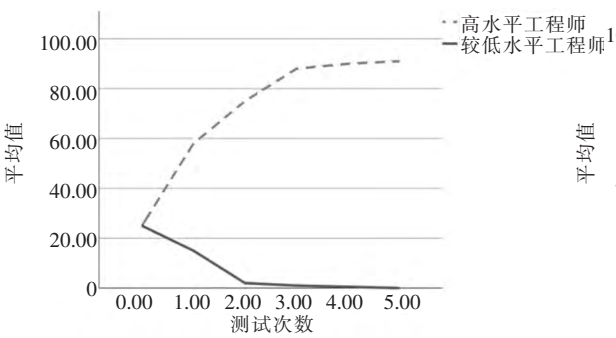

图 8　两位工程技术人员专家水平 LVRT 熟练度

Fig.8　Two engineers expert level LVRT proficiency chart

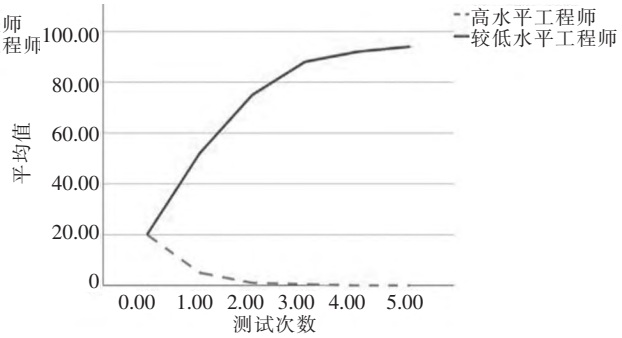

图 9　两位工程技术人员较差水平 LVRT 熟练度

Fig.9　Two engineers with poor level and LVRT proficiency

从图 8 和图 9 中可以看出,高水平的工程技术人员通过 5 次测试,在 LVRT 变量“Expert”分量的测试结果越来越高,LVRT 变量“Weak”分量越来越低,在第 5 次的时候基本趋于收敛．低水平工程技术人员在 LVRT 变量“Expert”分量测试结果越来越低,在 LVRT 变量“Weak”分量越来越高,也是在第 5 次的时候基本趋于收敛．换言之,水平高的工程技术人员经过多次测试后,熟练度整体水平趋近于“Expert”,而水平较低的人员熟练度整体水平趋近于“Weak”．测试结果与实际情况相吻合．

3.3.3　从掌握的知识看解决问题的能力　　通过对一个对 LVRT 知识掌握度不高的工程技术人员与一个对 LVRT 知识掌握度较高的工程技术人员进行测试,可以获得他解决具体问题的情况,如图 10 和图 11 所示．

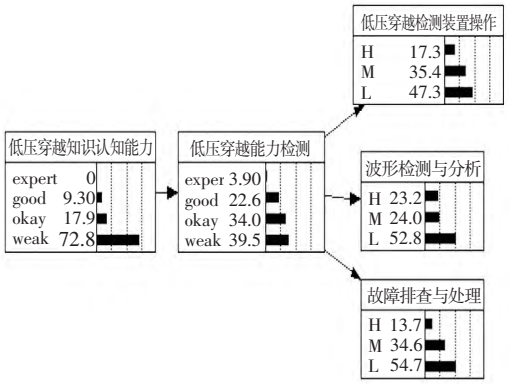

图 10　LVRT 知识点掌握较低

Fig.10　LVRT knowledge points with lower mastery

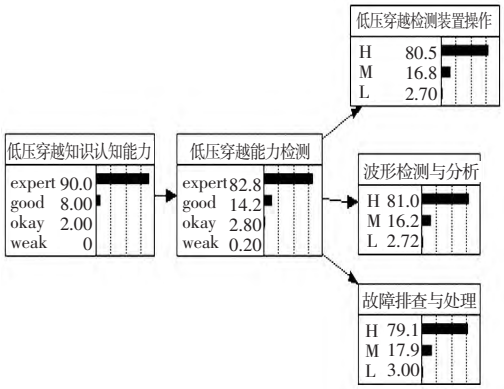

图 11　LVRT 知识点掌握较高

Fig.11　High mastery of LVRT knowledge points

可看出对具体知识掌握程度越高,用于解决对应问题的能力越强．对于高校实习生,可以将所学的知识与具体风电机组故障结合,增强知识点的应用价值．

3.3.4　针对性学习与能力持续改进　　通过搭建贝叶斯网络来评估工程技术人员能力,可以对工程技术人员进行实时反馈,通过有针对性的学习,最终达到提高能力的目的．具体过程如图 12 所示．

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

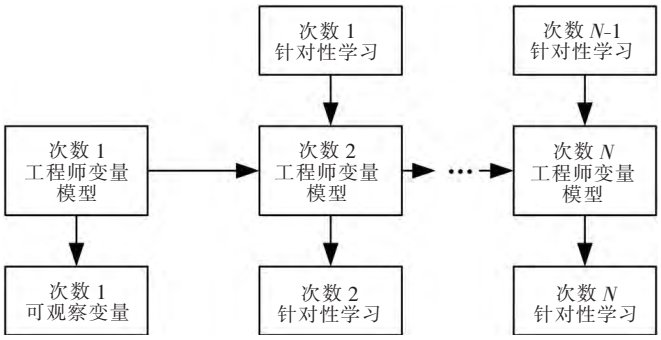

图 12 工程技术人员能力的持续改进

Fig.12 Continuous improvement of engineer capacity

综上所述，针对风电机组技术人员对脱网故障的认知能力进行贝叶斯网络仿真，其结果如图 13 所示．各项可观察量趋于优秀时，相关的知识和能力值也因可观察量的改变趋于优秀；但仿真结果仍然不是很理想，例如没有设定相关阈值评价学生的各项达成度，该认知诊断模型的结构与参数需要进一步精炼，这些将在后续工作中改进．

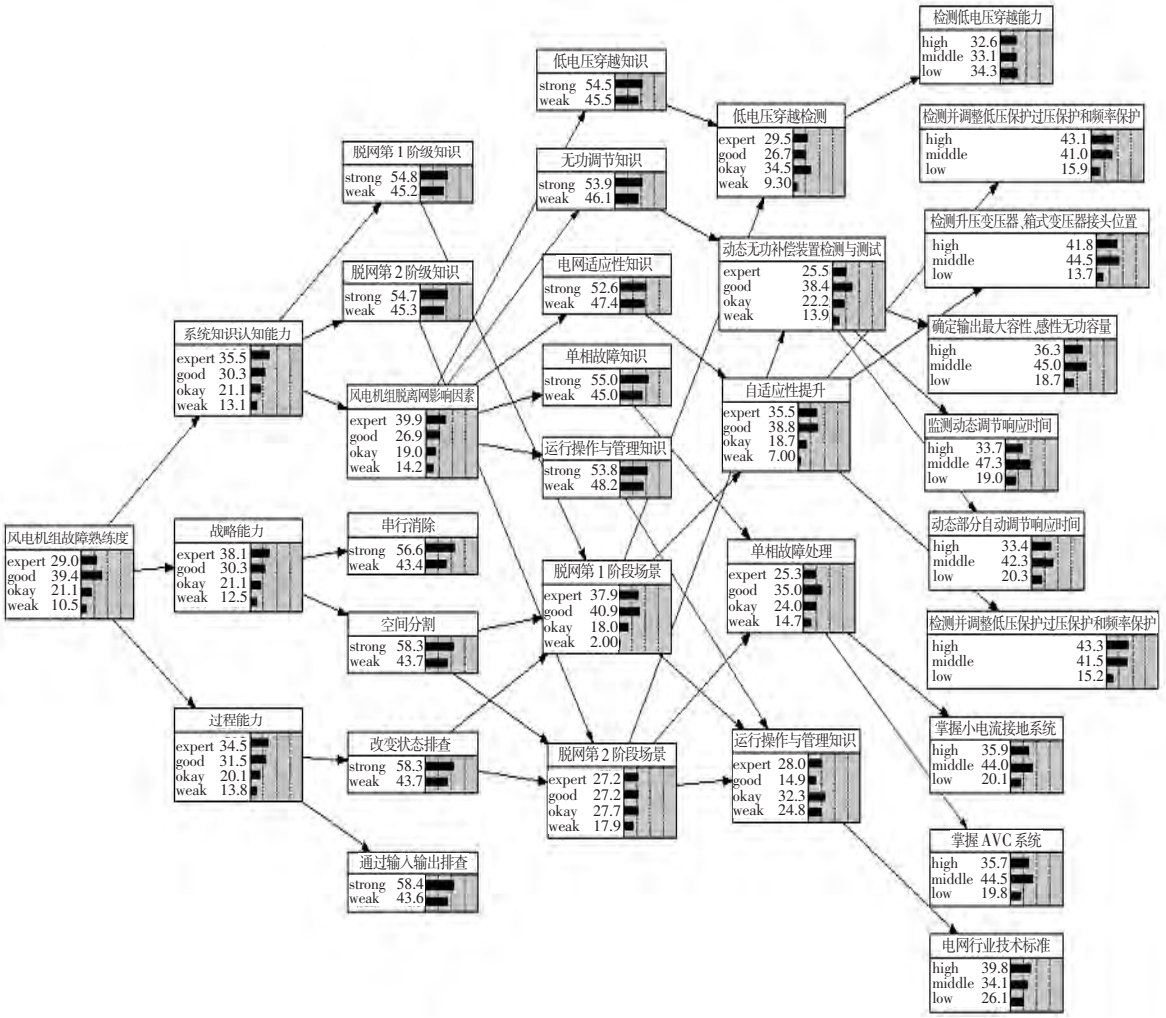

图 13 脱网故障贝叶斯仿真

Fig.13 Bayesian simulation of off-grid faults

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

4　总结

本文通过贝叶斯网络对风电机组工程技术人员进行能力评价，在产教融合人才培养方面具有良好的实用性．风电工程技术人员可以根据自己熟练度图谱进行有针对性的学习，提高运维能力．风电公司也可根据认知诊断模型反映的工程技术人员能力进行人员派遣，提高运维效率．

参　考　文　献

[1] Lu B, Li Y Y, Wu X, el a1. A review of recent advances in wind turbine condition monitoring and faul diagnosis [Y]. PEMWA 2009, IEEE, 2009, 6: 1-7.

[2] 张聿强. 风电企业员工培训方法探析[J]. 科技资讯, 2014, 12(19): 143-143.

[3] Alghassi A, Perinpanayagam S, Samie M, et al. Computationally efficient, real-time, and embeddable prognostic techniques for power electronics[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2015, 30(5): 2623-2634.

[4] 独亚军. 关于提升电力运维人员投运培训水平的探讨[J]. 电子测试, 2017(13): 118.

[5] El-Thalji, Idriss, Liyanage J P. On the operation and maintenance practices of wind power asset[J]. Journal of Quality in Maintenance Engineering, 2012, 18(3): 232-266.

[6] 杨文华. 风电场监控系统现状和发展趋势综述[J]. 宁夏电力, 2011(4): 51-56.

[7] 朱继洲. 故障树原理和应用[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1989.

[8] 王广彦, 马志军, 胡起伟. 基于贝叶斯网络的故障树分析[J]. 系统工程理论与实践, 2004, 24(6): 78-83.

[9] 霍利民, 朱永利, 范高锋, 等. 一种基于贝叶斯网络的电力系统可靠性评估新方法[J]. 电力系统自动化, 2003, 27(5): 36-40.

[10] 吴欣, 郭创新, 曹一家. 基于贝叶斯网络及信息时序属性的电力系统故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(13): 14-18.

[11] 葛朝强, 唐国庆, 王磊, 等. 综合智能式的故障恢复专家系统——与故障恢复算法集相结合的自学习模糊专家系统[J]. 电力系统自动化, 2000, 24(2): 17-38.

[12] 林士敏, 田凤占. 贝叶斯学习, 贝叶斯网络与数据采掘[J]. 计算机科学, 2000, 27(10): 69-72.

[13] 李丹, 贾琳, 许晓菲, 等. 风电机组脱网原因及对策分析[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(22): 41-44.

[14] 汪宁渤, 马彦宏, 丁坤, 等. 酒泉风电基地脱网事故频发的原因分析[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(19): 42-46.

[15] 叶希, 鲁宗相, 乔颖, 等. 大规模风电机组连锁脱网事故机理初探[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(8): 11-17.

[16] 穆钢, 王健, 郑太一, 等. 双馈风电机组超速脱网机理分析及实例[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(22): 113-117.

[17] 张兴, 张龙云, 杨淑英, 等. 风力发电 LVRT 技术综述[J]. 电力系统及其自动化学报, 2008, 20(2): 1-8.

[18] 王松, 李庚银, 周明. 双馈风力发电机组无功调节机理及无功控制策略[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(16): 2714-2720.

[19] 杨兰, 张艳平, 杨庭芳, 等. 高压电网自适应接地距离保护研究[J]. 高电压技术, 2008, 34(1): 134-137.

[20] 杨伟新, 宋鹏, 白恺, 等. 风电机组 LVRT 能力影响因素分析与实例[J]. 可再生能源, 2016, 34(2): 220-225.

[21] Roy L, Robert J Mislevy. Specifying and refining a measurement model for a computer-based interactive assessment[J]. International Journal of Testing, 2004, 4(4): 333-369.

[22] 何世恩, 董新洲. 大规模风电机组脱网原因分析及对策[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(1): 131-137.

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net