

风电机组变桨系统故障认知诊断模型研究^{*}

陈月平¹, 郭 华¹, 黄凌翔², 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: 由于近年来风电装机数量持续增长, 如何对风电工程技术人员进行认知诊断以及产教融合人才培养成为一大难题. 该文以变桨系统常出现的电机定子匝间故障(STF)和轴承故障(BRG)为背景, 探讨了故障诊断方法. 在此基础上运用贝叶斯理论搭建了工程技术人员的认知诊断模型, 对工程技术人员的故障处理能力以及对应知识的熟练度进行评估. 最终将该项研究成果应用于产教融合人才培养, 重点探讨了高校教师与高校实习生在教、学、考核三个方面的应用, 能有效增加高校毕业生的就业优势, 提高高校就业率.

关键词: 变桨系统; 贝叶斯网络; 认知诊断; 产教融合; 人才培养

中图分类号: TP181

文献标识码: A

文章编号: 1000-5900(2018)06-0054-09

DOI: 10.13715/j.cnki.nsjxu.2018.06.006

Research on Fault Cognitive Diagnosis Model of Wind Turbine Variable Propeller System

CHEN Yue-ping¹, GUO Hua¹, HUANG Ling-xiang², DUAN Bin¹

(1. College of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan 411105;

2. Hunan Power Wind Energy Co., Ltd., Xiangtan 411105 China)

Abstract: Due to the continuous increase of wind power installation in recent years, how to measure the cognition of wind power maintainers and how to train talents for integration of production and education has become a big problem. In this paper, the fault diagnosis method is discussed based on the inter-turn fault (STF) and the bearing fault (BRG) of the motor stator, which often occur in the variable propeller system. On the basis of this, the cognitive measurement model of engineers and technicians is built by using Bayesian theory, and the ability of fault handling and the proficiency of corresponding knowledge of engineers and technicians are evaluated. Finally, the research results are applied to the cultivation of talents in the integration of industry and teaching, and the application of college teachers and interns in teaching, learning and examination is discussed, which can effectively increase the employment advantage of college graduates and increase the employment rate of colleges and universities.

Key words: pitch control system; Bayesian network; cognitive diagnosis; integration of production and teaching; personnel training

随着社会经济的发展, 绿色能源已经成为当今能源发展的主要方向. 风能作为一种清洁的可再生能源, 越来越受到各国的重视. 欧盟的目标是到 2020 年将其 20% 的能源可靠性转移到可再生能源上, 欧洲风能协会估计其中约 16.5% 将通过风能实现. 我国风能资源丰富, 可开发利用的风能储量约 10 亿千瓦, 其中, 陆地上风能储量约 2.53 亿千瓦(陆地上离地 10 m 高度资料计算), 海上可开发和利用的风能储量约 7.5 亿千瓦, 共计 10 亿千瓦^[1]. 风电装机也在不断持续增长. 随着

^{*} 收稿日期: 2018-11-05

基金项目: 产学研协同创新引导基金项目

通信作者: 郭华(1976—), 男, 四川 岳池人, 硕士, 高级实验师. E-mail: 531884530@qq.com

风电行业的发展,对工程技术人员的要求越来越高。高校作为工程技术人员培养的主要阵地常采用产教融合的方式进行人才培养。

何克抗等^[2]分析了当前学术界在创造性思维研究中的五种偏向,提出了创造性思维的六要素结构,讨论了其中各要素的作用以及各要素之间的关系,在此基础上探讨了现代教育技术对培养创造性思维的重要意义及培养途径。何建军等^[3]分析了风电行业的人才需求和培养现状,研究了风电行业人才需求特点和风电人才的知识能力要求。姜玉立等^[4]分析了我国风电人才培养现状、问题及对策。谢源等^[5]重点介绍了中英两所高校风电人才培养模式,为我国风力发电人才培养提供参考价值。国内外对风电行业人才的培养通常通过改变培养制度进行,而忽略对工程技术人员自身进行认知诊断。

本文以变桨系统中常出现的电机定子匝间故障(STF)和轴承故障(BRG)为背景进行分析,同时考虑故障振动信号和电流的特点,采用支持向量机(SVM)的分类方法对故障进行识别和分类。在此基础上运用贝叶斯理论搭建了运维人员的认知诊断模型,对工程技术人员在变桨多故障发生时的故障处理能力进行评估。最终将该项研究成果应用于产教融合人才培养,重点探讨了高校教师与高校实习生在教、学、考核三个方面的应用,能有效增加高校毕业生的就业优势,提高高校就业率。

1 变桨系统故障诊断

1.1 变桨系统综述

变桨系统是风电机组的一大重要组成部分。变桨系统的主要工作任务是:(1)当风速在额定风速之下时,通过调整叶片角度来控制风机的速度和功率;(2)当风机安全链被打开时,叶片可作为空气动力装置使机组安全停机;(3)当风速超过额定风速时,通过控制叶片角度来控制风机的速度和功率^[6]。风力机组的功率特性为

$$P_r = \frac{1}{2} C_p(\beta, \lambda) \rho \pi R^2 v^3, \quad (1)$$

式中: P_r 为风力机吸收的机械能; C_p 为风能利用系数; β 为桨距角; λ 为叶尖速; R 为风轮半径; v 为风轮上游风速。根据变桨距系统所起的作用可分为三种运行状态,即风力发电机组的启动状态(转速控制)、欠功率状态(最佳桨角控制)和额定功率状态(功率控制)。

1.2 变桨故障

变桨系统中常见故障可分为电气故障和机械故障。而各组件间的故障率合并是困难的。在故障研究中,往往是考虑的单个故障发生,这样就会容易故障误诊。因此,这里采用多传感器融合的方法从变桨系统中考虑三相电流的测量方法以及振动频谱信号,用支持向量机的分类方法(SVM)对故障进行准确的分类。风力涡轮机最常见的故障模式表明,定子匝间故障(STF)是引起变桨电机故障的主要因素,轴承故障(BRG)是变桨主变速箱最主要的故障因素。这里以这两个故障为例进行分析。

1.2.1 定子匝间故障(STF) 三相定子绕组短路时的绝缘损耗是造成三相定子绕组不对称的原因之一^[7]。一般正常情况下,感应电动机设计为对称运行,在每个相绕组和每个转子棒上具有相等的电阻和电感,并且具有均匀的气隙。电机的故障导致了转子的不对称,这种不对称性在转子的每一次旋转中都会出现。这种周期性的故障重复表现为电流频谱中的一个特定频率,该频率是通过电机电流特征分析检测到的。针对感应电动机闭环运行中存在频率驱动故障的情况,利用 Park 矢量分析方法对感应电动机故障进行了可靠的诊断。直流电轴电流和正交轴电流(i_d , i_q)以及扩展 Park 的矢量 i_p 描述如下:

$$\begin{aligned}
 i_d &= \sqrt{\frac{2}{3}} i_A - \sqrt{\frac{1}{6}} i_B - \sqrt{\frac{1}{6}} i_C, \\
 i_q &= \sqrt{\frac{1}{2}} i_A - \sqrt{\frac{1}{2}} i_B, \\
 i_p &= |(i_d + j i_q)|.
 \end{aligned} \tag{2}$$

式中: i_A, i_B, i_C 是三相电机电流. STF 的产生是由于三相绕组的短缺, 造成三相电流的不平衡. 这种不平衡表现为

$$f_{\text{STF}} = 2f_s, \tag{3}$$

在 i_p 的频谱中, f_s 是电源频率. i_p 谱中的 $2f_s$ 被认为是 STF 的一个表象特征.

1.2.2 轴承故障(BRG) 轴承由四个主要部件组成: 内圈通常固定在轴上, 外圈固定在壳体中, 滚子(或球)在两个圈之间传递载荷, 保持架保持滚子之间的均匀距离^[8]. 通常情况下, 在滚子表面、内圈和外圈上都有可能出现故障. 早期 BRG 的特点是特征频率(CF)对该故障的脉冲轴承振动增大. 每个 CF 可以根据轴承的几何形状和轴速度计算. 外圈、内圈和滚轮的 CF 由下式给出:

$$\begin{aligned}
 f_o &= \frac{n f_r}{2} (1 - \frac{d}{D} \cos \varphi), \\
 f_i &= \frac{n f_r}{2} (1 + \frac{d}{D} \cos \varphi), \\
 f_r &= \frac{D f_r}{2d} (1 - (\cos \varphi) 2),
 \end{aligned} \tag{4}$$

式中: f_o 为滚子通过外圈的频率, f_i 为滚子通过内圈的频率, f_r 为滚珠自旋频率, n 为滚子数, f_r 为滚轴频率, d 为滚子直径, D 为轴承节径, φ 为接触角. 在实际中, 将轴承故障振动模拟为共振频率振动的幅度调制. 为了获得调制频率, 利用希尔伯特变换对获得的绝对值解析信号进行解调

$$v_{\text{env}} = \sqrt{v^2 + H\{v\}^2}, \tag{5}$$

式中: H 是希尔伯特变换, v 是振动信号. 应用离散傅里叶变换(DFT)返回包络谱.

$$V_{\text{env}} = F\{v_{\text{env}}\}, \tag{6}$$

式中: F 是 DFT 变换. 通过对轴承 CFS 的整数倍(谐波)包络谱幅值的监测, 可以确定轴承的状态. 在故障状态下, 特征频率处的振动能量增加. 因此, 当采集了三相电机电流和振动信号, 频谱中存在偶次谐波 $2f_s$ 和 $4f_s$ 时, 如果对电流传感器进行隔离分析, 则难以与定子早期故障区分, 从而造成故障误诊.

1.3 故障处理

采用支持向量机(SVM)的分类算法, SVM 分类器通过绘制由特征集覆盖的多维超空间中的最优超平面来区分类^[9]. 考虑输入 $x_i \in R^m$, 二进制输出 $y_i \in \{\pm 1\}$ 和二进制输出的训练数据集

$$(x_i, y_i) \in R^m * \{\pm 1\}, \quad i = 1, \dots, N. \tag{7}$$

通过训练, SVM 分类器导出

$$f_{w,b}(x) = \text{sgn}(wx + b), \tag{8}$$

式中: w 是系数向量, b 是超平面的偏置. 其中 sgn 是二进制符号函数. 理想情况下, 分级机的超平面应满足以下条件

$$y_i[wx_i + b] \geq 1, \quad i = 1, 2, \dots, N. \tag{9}$$

SVM 训练的目的是将保证风险范围最小化如下

$$\arg \min J(w, e, b) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^N e_i^2. \tag{10}$$

从而使

$$y_i[wx_i + b] \geq 1, \quad i = 1, 2, \dots, N. \tag{11}$$

式中, $e_i \geq 0$, 它在不可能找到最优解的情况下积累误差。

SVM 的目标分类是通过在区域中绘制最佳的超平面来分隔两个或多个故障类给定标记训练数据的多维特征空间^[9]。对于新的数据集, 训练的最佳超平面可用于识别新数据样本的故障类别。SVM 故障分类模型如图 1 所示。

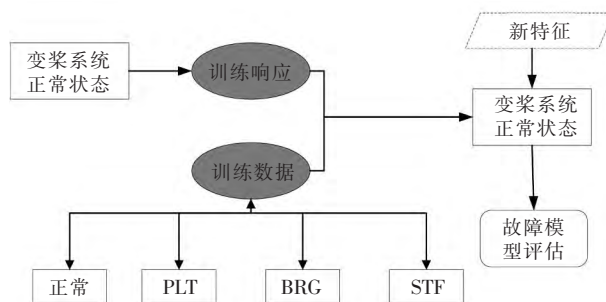


图 1 SVM 分类模型图

Fig.1 SVM classification model diagram

2 工程技术人员故障认知能力评估模型

在诸如变桨系统这样的复杂系统中, 可能会同时出现各种故障, 故障诊断的难度会增加很多, 此时对于工程技术人员的要求会更高。本文基于前面讨论的多故障发生的故障诊断知识对工程技术人员进行能力评估, 采用贝叶斯网络推理方法, 其相对于深度学习更具有可解释性^[11], 有利于提高问题解决效率和人员派遣, 节省风电公司人力和物力。

2.1 贝叶斯网络定义

贝叶斯网络是一个有向无环图(DAG)和一个条件概率表集合。DAG 中每一个节点表示一个随机变量, 可以是可直接观测变量或隐藏变量, 而有向边表示随机变量间的条件依赖; 条件概率表中的每一个元素对应 DAG 中唯一的节点, 存储此节点对于其所有直接前驱节点的联合条件概率。其具体算法如式(12)所示

$$P(A | B) = \frac{P(A)P(B | A)}{P(B)}, \quad (12)$$

其中, $P(A | B)$ 是后验概率, $P(A)$ 是先验概率, $P(B | A)$ 是似然概率, $P(B)$ 是标准化常量。

2.2 变桨系统故障认知测量模型

基于变桨系统中轴承故障(BRG)和定子匝间故障(STF) 并行发生时所采用的 SVM 分类多传感器融合的方法^[7], 以及该方法的处理步骤, 搭建了工程技术人员对于 BRG 和 STF 的认知诊断模型如图 2 所示。可观察变量是“测量各相电流”“信号采集与特征分类”“故障频谱计算”“故障定位与分析”, 且分为高、中、低三个等级, 在设定好先验概率和条件概率之后则可通过贝叶斯网络逆推得到工程技术人员能力值和知识的掌握程度。

2.3 先验概率计算

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 位工程技术人员变桨故障排查工单分数数据, 描绘散点图, 如图 3 所示, 期望值在 65 左右。

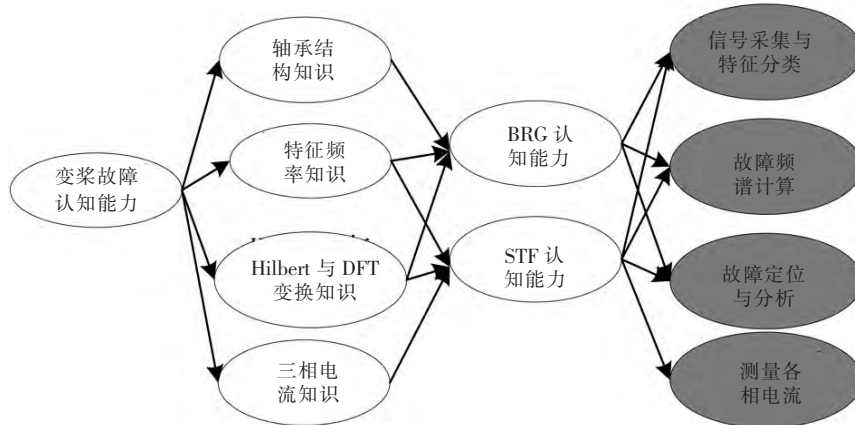


图 2 BRG 和 STF 认知测量模型

Fig.2 BRG and STF cognitive measurement models

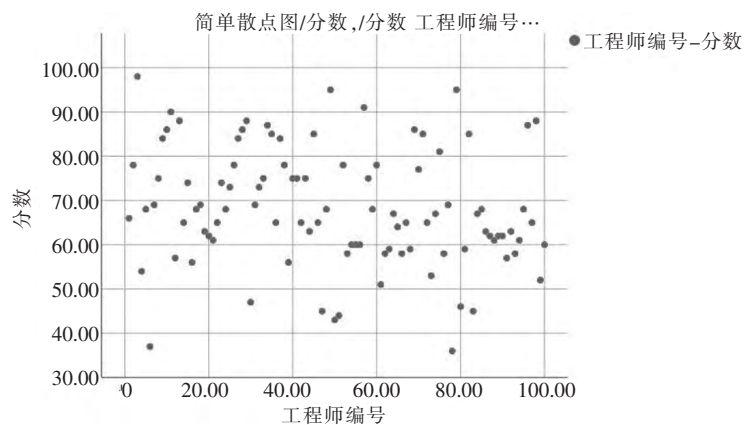


图 3 历史数据散点图

Fig.3 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. 先验概率计算如式(13)所示

$$p(a < x \leq b) = \int_a^b \varphi_{\mu, \sigma}(x) dx, \quad (13)$$

其中,

$$\varphi_{\mu, \sigma}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad (14)$$

式中: σ 为标准差, σ^2 为方差, μ 为期望值, $[a, b]$ 为分数区间.

2.4 条件概率

条件概率首先基于专家经验和知识利用层次分析法获得单专家对工程技术人员的评分概率. 层次分析法(AHP) 原理是确定贝叶斯网络模型中条件概率的有效方法^[10]. 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:

$$\begin{cases} m(\phi) = 0, \\ \sum_{A \in 2^\Theta} m(A) = 1, \end{cases}$$

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^[10]. 专家决策标准如表 1 所示.

专家 E_i 在属性 C_j 下推断的相关度矩阵如表 2 所示.

表 1 专家决策标准

Tab. 1 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 2 专家 E_i 在属性 C_j 下推断的相关度矩阵

Tab. 2 Correlation matrix inferred by experts under attributes

C_j	S_1	S_2	$\cdots$	S_r	Θ
S_1	1	0	$\cdots$	0	a_1
S_2	0	1	$\cdots$	0	a_2
$\cdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
S_r	0	0	$\vdots$	1	a_r
Θ	$1/(a_1)$	$1/(a_2)$	$\cdots$	$1/(a_r)$	1

其中, $a_1, a_2, \cdots, a_r$ 由专家根据决策标准设定的. 则对应的基本概率分配函数(特征值)(Basic Probability Assignment, BPA)^[12] 为 $\hat{m} = (\hat{m}_1, \hat{m}_2, \cdots, \hat{m}_k)$,

$$\hat{m}_n = \begin{cases} \frac{a_n}{a_1 + a_2 + \cdots + a_r + \sqrt{r}}, & n = 1, 2, \cdots, r; \\ \frac{\sqrt{r}}{a_1 + a_2 + \cdots + a_r + \sqrt{r}}, & n = r + 1. \end{cases} \quad (15)$$

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,通过层次分析法(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. 仿真如图 4 所示.

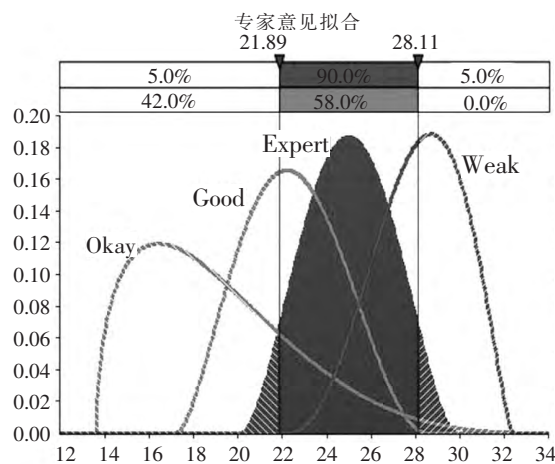


图 4 多专家意见融合

Fig.4 Multi-expert opinion fusion

2.5 贝叶斯模型(BN)数值仿真

在确定节点先验概率和条件概率后,运用 Netica 软件对贝叶斯网络进行仿真. 仿真结果如图 5 所示,通过改变可观察变量的高、中、低的得分,可逆向推理出工程技术人员对于该故障处理过程中具体涉及的步骤和知识熟练度.

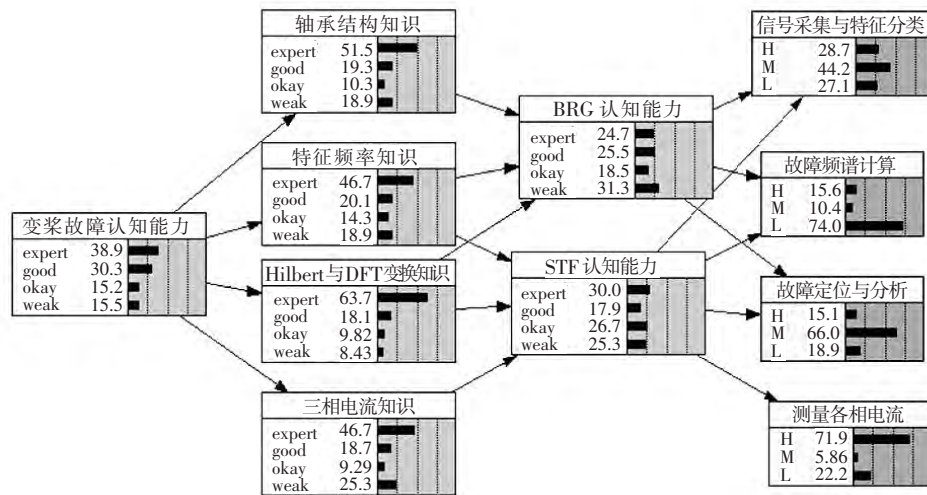


图 5 BN 模型仿真

Fig.5 BN model simulation

3 产教融合人才培养

将该项研究成果应用于高校实习生的产教融合人才培养. 产教融合人才培养是实现校企深度合作,提升人才培养质量的有效途径^[13]. 本文将从教、学、考核三个方面阐述将认知诊断模型应用于产教融合人才培养.

(1) 定制实习生教学课程体系. 教学方面可将风电故障与教学知识点相结合,以电机常见故障定子匝间故障(STF)与轴承故障(BRG)为例,构建风电运维工程师的课程体系图,如图 6 所示. 工作任务可以大致分为故障分析与定位、故障处理. 其中故障分析需要运用到专业基础知识有信号与系统、风力发电基础等课程知识,而故障处理部分则需要运用到模拟电子电路实验等实验课程作为支撑. 对于高校实习生来说,实习是将学生在最后一个学期分派到不同企业,由学校、企业双向管理,管理主体多元化、实习内容多样化^[14]. 依据实际岗位定制高校实习生所需要提高的能力和需要掌握的知识,并进行专项教学,对于学生毕业后就业来说是一大重要优势,有效增加高校就业率.

(2) 针对性学习. 通过搭建贝叶斯网络来评估工程技术人员能力,可以对高校实习生进行实时反馈,通过有针对性的学习^[15],最终达到提高能力的目的. 具体过程如图 7 所示.

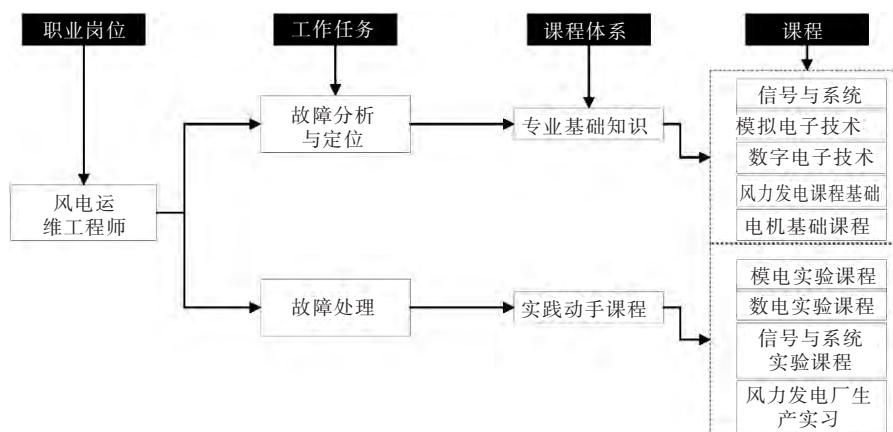


图 6 风电运维工程师培养课程体系图

Fig.6 The training course system of wind power operation and maintenance engineer

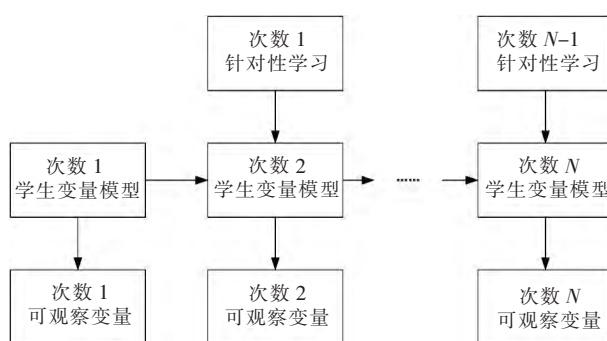


图 7 学生针对性学习

Fig.7 Students' targeted learning

(3) 以产出为导向对高校实习生进行考核。根据认知诊断模型描述的一系列可观察变量体现实习生的具体熟练度水平。实习生可在实习期间,通过运维工单记录运维过程中所上传的图表、方案等,并且记录运维时间以及运维结果,再将这些数据进行综合评定,对应各种可观察变量,作为认知测量模型的输入。经过贝叶斯推理,通过认知测量模型可输出具体能力值。

4 结语

本文首先对风力发电变桨系统以及故障为进行了探讨,并以 STF 和 BRG 为例进行了故障诊断。搭建了工程技术人员对于 STF 和 BRG 的认知诊断模型,进行风电机组工程技术人员能力评估,得出其具体能力值。最终将该项研究成果应用于产教融合人才培养,重点探讨了高校教师与高校实习生在教、学、考核三个方面的应用,能有效增加高校毕业生的就业优势,提高高校就业率。同时也为风电工程技术人员的培养提供了重要途径。从长远来看,该方法还能应用到其他众多领域,例如风电公司故障运维匹配研究等,具有重要实用价值和研究意义。

参 考 文 献

- [1] 闵兵,王梦川,傅小荣,等. 海上风电是风电产业未来的发展方向——全球及中国海上风电发展现状与趋势[J]. 国际石油经济, 2016, 24(4):29-36.
- [2] 何克抗. 现代教育技术与创新人才培养(上)[J]. 电化教育研究, 2000(6):12-18.

- [3] 何建军, 陈荐. 风电人才需求与人才培养模式的研究[J]. 中国电力教育, 2010, 31: 31-33.
- [4] 姜玉立, 何伟军. 我国风电人才培养现状、问题及对策[J]. 中国电力教育, 2012, 24: 36-37.
- [5] 谢源. 中英两所高校风电人才培养模式介绍[J]. 风能, 2013(3): 42-43.
- [6] 李文博, 陈铁军, 蒋仕龙, 等. 风机变桨系统仿真研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(5): 316-320.
- [7] Teja K S, Andreas K, Huynh V K, et al. Fault diagnostics of wind turbine electric pitch systems using sensor fusion approach[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2018, 1037: 032036.
- [8] Link H, Lacava W, Dam J V, et al. Gearbox reliability collaborative project report: findings from phase 1 and phase 2 testing, NREL technical report: NREL/TP-5000-51885[R]. Office of Scientific & Technical Information Technical Reports, 2011.
- [9] Kandukuri S T, Senanayaka J S L, Huynh V K, et al. A two-stage fault detection and classification for electric pitch drives in offshore wind farms using support vector machine[C]// International Conference on Electrical Machines & Systems. 2017.
- [10] Raviv G, Shapira A, Fishbain B. AHP-based analysis of the risk potential of safety incidents: case study of cranes in the construction industry[J]. Safety Science, 2017, 91(c): 298-309.
- [11] 汪一百, 陈实, 叶剑锋. 利用深度学习的文本相似度计算方法[J]. 湘潭大学自然科学学报, 2018(2): 104-107.
- [12] 束束, 梁昌勇. 基于 DS 理论的多源证据融合云安全信任模型[J]. 计算机科学, 2016, 43(8): 105-109.
- [13] 黎永键, 关伟, 简浩钧. 基于“校中店”平台的产教融合人才培养模式实践[J]. 浙江交通职业技术学院学报, 2017, 18(1): 68-73.
- [14] 袁树祥. 对中等职业教育产教结合人才培养模式的思考[J]. 职业技术教育, 2006, 27(23): 21-23.
- [15] 艾小芹. 基于认知诊断评估的个性化英语学习在线诊断模式构建及系统研发[J]. 电子测试, 2014(12): 89-90.