



电网企业财务健康诊断知识推理技术

万齐鸣¹, 王英军¹, 李有华²

(1. 北京中电普华信息技术有限公司, 北京 100192;

2. 国网能源研究院有限公司, 北京 102209)

摘要: 研究了电网企业财务健康诊断知识推理技术, 将专家系统与神经网络相结合, 采用专家系统框架, 利用神经网络完成部分知识的存储与表示, 克服了传统诊断方法的局限性, 将领域专家的知识与神经网络的自学习能力有机融合在一起, 实现对电网企业财务更健康、更准确的实时状态检测与智能诊断。

关键词: 财务健康; 检测诊断; 知识推理; 专家系统; 神经网络

中图分类号: TP391.5

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2018148

Knowledge inference techniques for financial health diagnosis of power grid enterprises

WAN Qiming¹, WANG Yingjun¹, LI Youhua²

1. Beijing China-Power Information Technology Co., Ltd., Beijing 100192, China

2. State Grid Energy Research Institute Co., Ltd., Beijing 102209, China

Abstract: The knowledge inference techniques for financial health diagnosis of power grid enterprises was studied. Combining experts system with neural network, expert system framework was used, finishing storage and representation of partial knowledge with neural network, thus overcoming the limitations of traditional diagnosis methods, organically integrating experts' knowledge in the field with self-learning abilities of neutral network. More accurate real-time status detection and intelligent diagnosis for financial health of power grid enterprise were realized.

Key words: financial health, detection and diagnosis, knowledge inference, expert system, neural network

1 引言

国家电网公司业务规模的扩大化、经营地点的分散化、组织人员的多元化、信息沟通的复杂化等, 导致企业决策难度增加。国家电网公司对

决策支持所需数据的准确性和时效性都有非常强烈的需求, 要求财务部门更加快速地为决策提供更充分、及时、准确的信息以及适当的决策方法和决策建议, 要求财务部门将更多的精力和资源投向战略和业务支持。

收稿日期: 2018-01-23; 修回日期: 2018-04-10

基金项目: 国家电网公司科技基金资助项目“电网集团公司管理会计关键技术及财务健康状态检测诊断研究”(No.5202011600U9)

Foundation Item: National Company Science and Technology “Research on Key Technologies and Financial Health Status Detection and Diagnosis of the Management Accounting of Power Grid Group Corporation” (No.5202011600U9)

电网企业财务健康诊断针对新形势下的财务管理变革和业财一体化决策需求,基于财务数据集中的业务背景,应用大数据和智能计算技术,以财务为视角,基于企业真实的业务财务数据流转,对于企业财务健康状态进行实时检测、计算和诊断,为企业业务科学决策和企业健康运行提供支持。

电网企业财务健康诊断可以有效帮助企业管理层及时了解企业财务的质量,有利于企业及其财务进行实时监控,实时把握企业生产、经营、管理现状,及时发现问题并采取处置措施,从而实现企业财务的健康运行。

2 电网企业财务健康诊断模型

电网企业财务健康诊断基于企业当前财务状态,利用智能计算技术,实时计算当前企业财务健康指数,对于异常指标进行对标分析和异常预警,利用知识推理技术,给出问题诊断及处置方案建议,并利用大数据分析挖掘技术,对于发现的问题进行问题成因分析,利用机器学习技术,对于诊断结果进行跟踪验证,并不断进行模型优化和知识库进化,从而达到检测诊断企业财务健康状态、实现业务优化提升的目的。

电网企业财务健康诊断模型如图1所示。

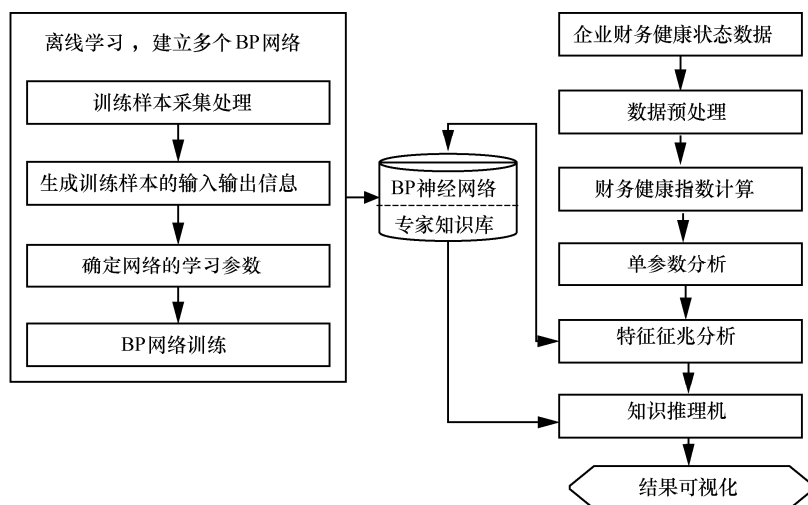


图1 电网企业财务健康诊断模型

3 电网企业财务健康诊断技术的比较与选择

电网企业财务健康诊断可以参考和借鉴故障诊断技术。由于故障诊断原理不同,故障诊断方法也有不同。基于解析模型和基于信号处理的方法,由于知识表达能力的局限性,一般适用于故障监测和简单场合的故障诊断。而基于知识的方法,除了依赖数学模型以外,还具有较为丰富和灵活的知识表达能力以及问题求解能力,除进行离线诊断外,还可用于在线的故障诊断及故障处理。因此,采取基于知识的方法进行此项研究。

基于知识的方法主要包括灰色诊断方法、模糊诊断方法、神经网络诊断方法、专家系统诊断方法以及信息融合方法。其中,信息融合方法就是将多种方法融合在一起,包括专家系统与神经网络的融合、模糊系统与神经网络的融合以及遗传算法与神经网络的融合。

由于专家系统依赖于知识获取,在现实中存在知识获取困难、控制策略不灵活等缺点,难以保证实时诊断的实现。而人工神经网络采用神经元及其之间的连接权重来隐含处理问题的知识,能够处理复杂问题。此外,由于神经网络具有自学习能力,在故障诊断领域被广泛地应用。但神经网络诊断方法在训练样本的获取上存在一定的



困难,此外,神经网络方法往往忽视了相关专家多年的经验积累,网络权值的表达也不易理解。专家系统适合逻辑,神经网络长于思维,将它们进行有效的集成能起到优势互补的作用,使得建立的检测诊断系统同时具有很强的学习能力、解释能力和推理能力。

电网企业财务健康诊断模型将专家系统与神经网络相结合,利用专家系统作为框架,在其知识的存储和表示上,将神经网络融入其中。在进行财务健康检测诊断时,利用信息融合方法建立一个智能计算诊断系统,使神经网络与专家系统相辅相成。通过构建智能计算诊断知识库、神经网络知识学习以及专家系统推理,完成对企业财务健康状态的检测与诊断。

4 基于专家系统与知识推理的财务健康诊断

专家系统是一个具有大量专门知识与经验的程序系统,它应用人工智能和计算机技术,根据某领域一个或多个专家提供的知识和经验进行推理和判断,模拟人类专家的决策过程,以便解决那些需要人类专家处理的复杂问题。专家系统通常由人机交互界面、知识库、推理机、解释器、综合数据库、知识获取 6 个部分构成。以下重点从知识库构建、知识表示、知识推理机阐述电网企业财务健康诊断的知识推理机制。

4.1 知识库的构建

由于电网企业财务健康状态的多样性和异常状态表示的差异性,专家系统的知识库采用多层次模式,分类建立数据库、事实库、规则库。数据库用于存储电网企业财务状态,包括历史数据和当前状态数据;事实库存储专家知识与专家经验;规则库包括诊断规则库和元知识规则库。诊断规则库又包括用于异常状态诊断的知识、用于异常状态原因分析的知识 and 用于消除异常状态的处置措施的知识。

专家系统知识库构建的层级模型如图 2 所示。

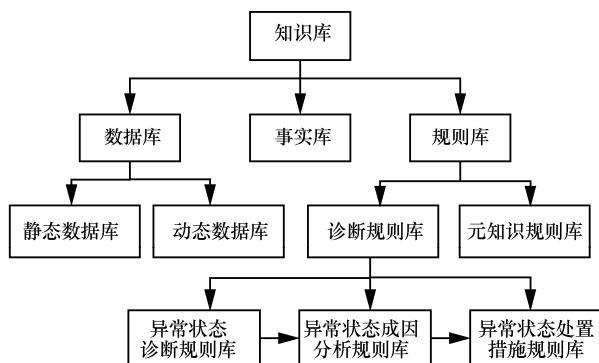


图 2 专家系统知识库层级模型

4.2 知识的表示

专家系统的知识表示主要采用谓词结构、产生式规则两种表达方式,根据知识的特点辅以框架表示方法。由于专家的经验知识主观因素较大,因此以其为依据产生的规则并非完全可信。为了得到更加客观的结果,可在产生式规则中增加可信度因子。

(1) 财务健康状态指标数据用谓词逻辑表示

在谓词逻辑中,事实由一个关系和一些有关系的个体组成。用 $P(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 表示 n 元谓词计算式,其中, P 为 n 元谓词, $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为客体变量或变元。

假设有命题:企业财务状况=average(一般),要求短期偿债能力=good(好)且长期偿债能力=average且经营能力=good且获利能力=average。

用 $I(x)$ 表示“企业财务状况=average”, $L(x)$ 表示“短期偿债能力=good”, $H(x)$ 表示“长期偿债能力=average”, $P(x)$ 表示“经营能力=good”, $Q(x)$ 表示“获利能力=average”。上述命题用谓词计算式可以表示为:

$$(x) (I(x)) \rightarrow (L(x) \wedge H(x) \wedge P(x) \wedge Q(x)) \quad (1)$$

(2) 检测型的知识采用产生式规则表示

基于规则的产生式系统是一种很适合于表达因果关系的表示模式,是目前专家系统中最为普遍的一种表达方法。产生式的规则:其“if-then”结构接近人类思维和会话的自然形式,易于人们

在特定情况下的行为知识的表达和编码。企业财务健康检测诊断的检测型知识可以采用产生式规则表示。实际情况中,如果企业状态检测知识比较模糊,可增加可信度因子 CF 表征这些事实的经验可信度值。

在产生式系统中,论域的知识分为两种:一是事实知识,另外一种是用产生式规则表示的推理性知识。产生式规则是一个“如果满足某条件,就采取某些操作”的语句。即:

if 条件/条件组
then 结果。

假设“短期偿债能力=unsatisfactory(差)”的原因集合:

$F_{\text{短期偿债能力差}} = \{ (\text{流动比率} = \text{unsatisfactory}, 0.5), (\text{存货周转率} = \text{acceptable}(\text{尚可}), 0.2), (\text{应收账款周转率} = \text{unsatisfactory}, 0.3) \}$ 。

可以用产生式规则表示为:

if (流动比率=unsatisfactory, 0.5) and (存货周转率=acceptable, 0.2) and (应收账款周转率=unsatisfactory, 0.3)

then 短期偿债能力=unsatisfactory。

4.3 知识推理机

专家系统的知识推理过程是通过推理机完成的,推理机就是智能系统中用来实现推理的程序,是知识系统的主要部分。推理机的基本任务就是在一定控制策略指导下,搜索知识库中可用的知识,与数据库匹配,产生或论证新的事实。搜索和匹配是推理机的两大基本任务。

专家系统的知识推理包括两个基本问题:一是推理方法,二是推理的控制策略。推理方法研究的是前提与结论之间的种种逻辑关系及其信度传递规律等,控制策略是推理机的核心部分,它的主要任务是解决知识的选择与应用的顺序,也就是确定搜索方式和搜索方法,目的是限制和缩小搜索的空间,使原来的指数型困难问题在多项式时间内求解。从问题求解角度来看,控制策略

亦称为求解策略,它包括推理策略和搜索策略两大类。

作为专家系统的组织控制机构,推理机能通过运用由用户提供的初始数据,从知识库中选取相关的知识,并按照一定的推理策略进行推理,直到得出相应的结论。在设计推理机时应考虑推理方法、推理方向和搜索策略。

(1) 推理方法

在现实中,事物的特征并不总是表现出明显的是与非,同时还可能存在着其他原因,如概念模糊、知识本身存在着可信度问题等。专家系统的问题求解不像经典数学、物理等学科那样具有严密性和精确性,领域专家的知识 and 人们要处理的信息往往是不确定的。因此为了把这些不确定的知识表示在专家系统中,并且能用这些形式化、不确定的知识进行判断、推理和决策,在专家系统中往往要使用不精确推理方法。

在不精确推理模型中,财务健康检测诊断使用模糊推理,其理论基础是模糊集理论以及在此基础上发展起来的模糊逻辑。

(2) 推理方向

推理方向有 3 种:正向推理、反向推理、正反向混合推理。

正向推理,即从已知的事实出发,向结论方向进行推导,直到推出正确的结论。它的大体过程是:系统根据用户提供的原始信息与知识库中规则的前提条件进行匹配,若匹配成功,则将该知识块的结论部分作为中间结果,利用这个中间结果继续与知识库中的规则进行匹配,直到得出最后的结论。

如果说正向推理是自下而上的方式,那么反向推理与之相反。反向推理是以自上而下的方式,以反向验证的方式进行推理。反向推理从目标出发,沿着推理路径追溯到事实。与正向推理相比,反向推理具有很强的目的性。

正反向混合推理是指先根据给定的不充分的



原始数据或证据向前推理, 得出可能成立的诊断结论, 然后, 以这些结论为假设, 进行反向推理, 寻找支持这些假设的事实或证据。

企业财务健康检测诊断平台在检测到数据异常状态时, 先采取正向推理的方法根据目前异常状态(现象)初步推理出可能的原因, 然后通过反向验证(反向推理)进一步求证目标, 排除多个原因中的一部分内容, 然后再进行正向推理。采用正、反向推理相结合的混合方式, 既可以避免正向推理的盲目性, 也可避免反向推理中初始目标选择的盲目性, 是一种有益的互补方式。

(3) 搜索策略

知识推理机的搜索策略中, 宽度优先搜索、深度优先搜索两种算法的应用非常广泛。

宽度优先搜索方法按照一层一层的步骤搜索, 即首先搜索与起始节点直接相连的下一层节点, 再搜索所有与下层节点直接相连的更下层节点, 依次类推。

与宽度优先搜索的机制不同, 在深度优先搜索中, 深度越大的节点越先得到扩展。深度优先搜索方法主要存在两个缺点: 有可能出现无穷递归的情况, 从而搜索不到需要的解; 即使搜索到也可能不是最短路径。

对于电网企业财务健康检测知识推理, 在知识库的规则查找路径方式上, 正向推理可采取深度优先搜索策略, 以找到问题原因, 而反向推理可采用宽度优先策略。

4.4 实证研究

假设电网企业财务健康所有要检测的对象可能发生的状态组成的空间为 S , 检测过程中可测量数据的参数特征组成的空间为 Q , 某个状态 s 与其对应的特征 q 之间的关系用映射 g 表示, $g: S \rightarrow Q$ 。反之, 某一特征 q 也对应于企业财务健康的确定状态 s , 即存在映射 $f, f: Q \rightarrow S$ 。电网企业财务健康诊断的目的是根据测量到的特征向量判断当前企业财务所处的状态, 即映射 f 。

假设与参数有关的企业财务健康可能发生状态是有限的, 为 n , 正常的状态为 s_0 , 财务指标有 m 个, 则状态空间可以表示为 $S = \{s_0, s_1, \dots, s_n\}$ 。企业财务健康状态 s_i 对应的参数特征值为 $Q_i = \{q_{[i,1]}, q_{[i,2]}, \dots, q_{[i,m]}\}$ 。企业财务健康状态的检测通常是由实时数据、历史数据联合进行判断完成, 因此特征参数的取值大多数情况下为集合 $\{Q_i\}$ 。

当企业财务状态检测不健康时, 首先依据当前的异常状态利用专家系统进行正向推理, 得到问题发生的可能原因, 再利用反向推理的方法进行验证, 排除一部分可能的原因后, 再进行正向推理。通过正向推理和反向推理二者结合的方法, 避免了两种推理过程中的盲目性, 得到最佳推理诊断结果。

电网企业财务健康状态的检测诊断, 实际上就是根据得到的 i 个特征参数对状态进行分类, 或称为对状态进行模式识别。这个过程包括 3 个步骤: 检测企业财务监控指标状态值; 异常特征或征兆提取; 由异常特征及其他知识确定企业财务健康的状态, 完成异常诊断和预警。其原理如图 3 所示。

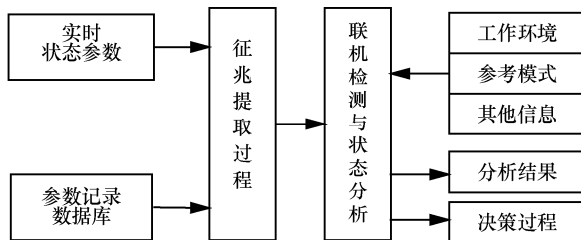


图3 异常状态监测诊断预警原理

5 基于神经网络与知识学习的模型优化

在电网企业财务健康诊断模型中, 核心知识推理机用到的诊断规则库可以考虑通过 BP (back propagation) 神经网络进行知识的存储与知识表示。

由于企业财务健康异常状态的多样性、复杂性, 包括异常状态特征、异常状态成因、异常状

态处置措施等相关的信息,依据异常状态层级、异常状态类别划分,可以建立多个神经网络。

以图4中的典型异常状态与特征征兆之间的知识图为例,说明1个子神经网络的建立过程。假设成本费用异常模块包括购电成本异常、科技研发成本异常、基建维修成本异常3个子网络。购电成本异常子网络包括4个输入神经元(火电、风电、水电、太阳能发电),1个输出神经元,由于输入、输出层神经元较少,可以采用三层神经网络,隐含层神经元可以取为3个,其拓扑结构如图4所示。

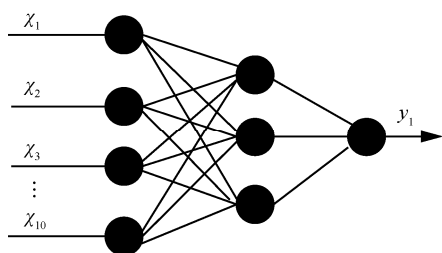


图4 神经网络拓扑结构

神经网络不仅可以用于知识存储与知识表示,其结构特征也可作为知识推理机的推理规则,进行异常检测、诊断,并给出处置建议。

神经网络同时还具有自学习能力,可以对于模型进行优化提升。神经网络的学习属于Delta算法,是一种有监督的学习算法,根据网络的实际输出与期望输出之间的差别调整各个连接权值,直至误差在可接受的取值范围之内。其学习算法可以采用改进的最小梯度法,改善标准学习算法中局部极小、收敛速度慢的缺点。神经网络算法要求激活函数处处可导,另外学习速率根据误差函数序列的增益情况进行适应性调整,减少迭代次数、避免震荡甚至发散情况的发生。

通过神经网络与机器学习,结合财务健康实际的检测、诊断、处置、效果跟踪的实际数据作为样本,可以不断完善知识库的知识表示与知识推理规则,使其更接近于企业实际的应用场景,从而使得检测诊断结果更为准确,处置建议更为

恰当,可以更好地发挥企业财务健康诊断的应用效果。

6 结束语

电网企业财务健康诊断基于企业当前生产、经营、管理状态,利用智能计算技术,实时计算当前企业财务健康指数,利用知识推理技术,给出诊断解决方案,从而达到监控企业财务健康状态、实现规避企业财务风险的目的。

电网企业财务健康诊断理论研究成果目前正由北京中电普华信息技术有限公司进行成果转化,设计和开发电网企业财务健康检测诊断系统,并结合国网信息通信产业集团公司实际案例,构建企业财务健康监控指标体系,设计财务健康指数,进行数据采集和数据清洗、模型构建,以满足企业财务健康检测诊断的应用需求。实际应用效果由于系统正在建设中,尚有待验证。

本文研究电网企业财务健康诊断知识推理技术,将专家系统与神经网络相结合,采用专家系统框架,利用神经网络完成部分知识的存储与表示,克服了传统检测诊断方法的局限性,将领域专家知识与神经网络的自学习能力有机融合在一起,实现对电网企业财务更健康、更准确的实时状态检测与智能诊断。

参考文献:

- [1] 梁烂英. 企业财务健康评价指标体系研究-来自信息技术类上市公司的实证分析[D]. 杭州: 浙江大学, 2011.
LIANG L Y. Research on index system of corporate financial health evaluation-empirical analysis from information technology listed companies[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2011.
- [2] 曹旭, 曹瑞彤. 基于大数据分析的网络异常检测方法[J]. 电信科学, 2014, 30(6): 152-156.
CAO X, CAO R T. Network anomaly prediction method based on big data [J]. Telecommunications Science, 2014, 30(6): 152-156.
- [3] 杨慕涵. 电力行业上市公司财务预警研究[D]. 西安: 西安工业大学, 2013.
YANG M H. Research on financial early-warning of listed companies in electric power industry[D]. Xi'an: Xi'an Techno-



- logical University, 2013.
- [4] 李传煌, 孙正君, 袁小雍, 等. 基于深度学习的实时DDoS攻击检测[J]. 电信科学, 2017, 33(7): 53-65.
LI C H, SUN Z J, YUAN X Y, et al. Real-time DDoS attack detection based on deep learning[J]. Telecommunications Science, 2017, 33(7): 53-65.
- [5] 任庆霜, 司景萍. 基于神经网络的汽车电喷发动机故障诊断[J]. 内燃机与配件, 2010(4): 33-35.
REN Q S, SI J P. Fault diagnosis of automotive EFI engine based on neural network[J]. Internal Combustion Engine & Parts, 2010(4): 33-35.
- [6] 姜红红, 张涛, 赵新建, 等. 基于大数据的电力信息网络流量异常检测机制[J]. 电信科学, 2017, 33(3): 134-141.
JIANG H H, ZHANG T, ZHAO X J, et al. A big data based flow anomaly detection mechanism of electric power information network[J]. Telecommunications Science, 2017, 33(3): 134-141.
- [7] 李长河, 曹广传. 一种通用型模糊环境智能故障诊断系统的实现[J]. 西安理工大学学报, 2006, 22(3): 323-326.
LI C H, CAO G C. Implementation of a general fault diagnosis system based on fuzzy ambient intelligence[J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2006, 22(3): 323-326.
- [8] 张国伟, 徐宏, 毛红奎. 铝铸件缺陷专家系统知识推理策略研究[J]. 铸造技术, 2011, 32(12): 1690-1693.
ZHANG G W, XU H, MAO H K. Study on expert system inference analysis control strategy of casting defects in aluminum castings[J]. Foundry Technology, 2011, 32(12): 1690-1693.
- [9] 章伟聪. 基于神经网络的汽油发动机的故障诊断专家系统初探[J]. 浙江万里学院学报, 2005, 18(2): 27-31.

ZHANG W C. Fault diagnosis expert system of auto engines based on artificial neural networks and expert system [J]. Journal of Zhejiang Wanli University, 2005, 18(2): 27-31.

[作者简介]



万齐鸣 (1971-), 男, 北京中电普华信息技术有限公司发展研究中心高级技术专家, 主要研究方向为大数据、智能计算、知识管理、搜索引擎。



王英军 (1974-), 男, 北京中电普华信息技术有限公司发展研究中心主任、工程师, 主要研究方向为企业信息化咨询、财务信息化、项目管理。



李有华 (1974-), 男, 国网能源研究院有限公司财务与审计研究室主任、高级审计师, 主要研究方向为财务与审计。