

水电机组故障诊断中不同算法的对比

邱文丰

(福建棉花滩水电开发有限公司,福建 龙岩 364000)

摘要 水电机组故障诊断方法较多,神经网络、支持向量机等方法应用广泛。分别利用神经网络和支持向量机建立小样本下的水电机组故障诊断模型;并通过10个样本训练、30个样本用于识别的方法,对比2种诊断方法的准确性。研究表明,两者在大样本下诊断准确度均较高,但支持向量机故障诊断模型在样本数量较小时,故障诊断准确性要高于神经网络模型。

关键词 神经网络;支持向量机;水电机组;故障诊断

中图分类号:TM312 **文献标识码:**A **文章编号:**1672-4801(2020)05-052-03

DOI:10.19508/j.cnki.1672-4801.2020.05.017

水电机组运行条件复杂,安全要求又高,对机组故障诊断提出了较高要求。但是,由于水电机组运行涉及水力、电气、机械、控制等多方面因素,故障原因与故障表征之间的联系晦涩而复杂,属于典型的多因素非线性归类问题。而传统的专家经验法、模糊判断法等逐渐难以满足水电站监控运行高精度、高自动化要求。因此,以神经网络、支持向量机、粗糙集等智能识别方法应用日渐广泛,特别是神经网络、支持向量机在模式识别领域的成功应用,更是增加了水电研究人员借鉴应用此类方法的积极性。譬如,王博维等^[1]利用神经网络识别了水电机组振动信号,并模拟了劣化曲线,给出了设备故障及检修建议;杜义等^[2]利用神经网络对水电机组空化信号进行了识别,特别是分析了信号的时域和频域特征,获得了准确的诊断结果;秦正飞等^[3]通过对支持向量机参数的优化,提出了改进的SVM水电机组故障诊断模型;张勋康等^[4]利用遗传算法提升了支持向量机的识别能力,提高了水电机组故障诊断准确性。

但是,由于水电机组稳定运行直接影响到电网安全,乃至对地区经济发展都有重大影响;因此,水电机组的安全性要求极高,直接造成了机组尚未出现故障,或仅出现故障征兆时就会定期检修,使得水电机组故障样本较少,导致上述算法的诊断准确性值得商榷。为此,本文分别建立神经网络故障诊断模型和支持向量机故障诊断模型,对转子不对中和转子不平衡2种故障,采用10个样本训练、30个样本测试,分析小样本工况下2种

方法的优劣性。

1 神经网络

神经网络是人脑仿生发展出来的一种智能性学习方法,它通过对人脑的抽象、简化和模拟而建立了一种分布式信息处理方式。其中,BP型神经网络是最常用、最经典的方法之一。它由输入层、输出层和隐藏层等组成,相邻神经元之间互相联系,并通过调整激励函数参数逼近实际现象^[5]。

与传统识别方法相比,BP神经网络具有如下优势:可在线运行;可对实测的时域信号直接利用;自学习能力强,通过网络映射,可以轻松完成网络逼近,特别适用于难以建立准确数学模型的复杂非线性问题。

2 支持向量机

支持向量机在模式识别中应用也较为广泛,其首先通过非线性映射 φ 把有限样本从原空间 R^m 映射到一个高维特征空间 R^n ;然后在 R^n 中通过对比各点空间距离求出最优分类面,从而实现样本中类似性能的点的相对集中^[6,7]。支持向量机具体算法如下:

对于确定样本集 $(x_i, y_i), i=1, \dots, N, x_i \in R^m$ 是第 i 个输入模式类, $y_i \in \{+1, -1\}$ 是对应的期望输出。在特征空间中构造最优分类的超平面与非线性非线性映射 $\varphi(x)=[\varphi_1(x), \varphi_2(x), \dots, \varphi_n(x)]^T$ 有关:

$$\sum_{i=1}^N w_i \varphi_i(x) + b = 0 \quad (1)$$

式中 w 是非线性映射的权重, b 是阈值。由于输入量在 R^n 中存在分类误差,算法特别引入松弛变量

作者简介:邱文丰(1972—),男,工程师,主要从事水电运行、检修与管理工作。

$\xi \geq 0$, 将式(1)转化为满足条件(2)时的最小化问题。

$$y_j \left| \sum_{i=1}^N w_i \varphi_i(x) + b \right| \geq 1 - \xi_j \quad (2)$$

可以通过 Lagrange 乘子法求解这一优化问题^[6], 并可表示为 φ 的线性组合, 即:

$$w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i \varphi_i(x) \quad (3)$$

式中 α_i 是 Lagrange 乘子, 进而式(1)可进一步转换求取 α 最大值。 α_i 可由下式求解:

$$\text{Max} Q(\alpha) \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j [\varphi(x_i) - \varphi(x_j)] \quad (4)$$

$$\text{S.t.} \quad \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad \alpha_i \geq 0$$

显然, SVM 并不直接求解 R^n 中的点积 $\varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$, 该内积 $\varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$ 可以通过在输入空间寻找满足 Mercer 条件的核函数 $K(x_i, y_i) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$, 从而简化了多元非线性建模, 避免了求解时可能存在的维数灾。

3 水电机组振动故障诊断实例分析

大量旋转机械故障问题分析表明, 机械振动蕴含了大量故障信息, 通过频谱分析可以获得 70% 以上的故障特征^[8,9]。为此, 通过监测和分析水电机组旋转部件的摆度及固定部件的振动值, 可以获得有效的故障信息。

为此, 本文根据水电机组转频, 将采集到的故障信息按照频率分为 (0.4~0.5) 倍、1 倍、2 倍、3 倍、>3 倍等 5 个频段, 并将各频段上对应能量作为故障征兆属性。故针对实测的电站试验数据, 并利用 FFT 进行频谱分析后, 对水电机组的 2 种典型故障 (不对中、不平衡), 组成故障诊断数据见表 1。采用 2 种测试分析方法: 少样本情况取 2 种故障的前 6 组作为训练样本、后 30 组作为测试样本, 进行故障诊断成功率对比; 大样本情况取 2 种故障的前 30 组作为训练样本、后 6 组作为测试样本。由于数据量较大, 表 1 仅截取其中一部分数据。

3.1 利用神经网络进行故障诊断分析

此处, 建立 3 层 BP 神经网络故障诊断模型。输入层向量节点为 5 个, 输出层节点为 2 个, 其中转子不平衡期望输出 [1 0]、转子不对中期望输出 [0 1]; 输出项比期望值低 10%, 即认为其判断错误。隐含层节点个数取 10 个。少样本情况神经

表 1 故障诊断数据

类型	特征				
	0.4~0.5 倍	1 倍	2 倍	3 倍	4 倍
F2 不平衡	0.04	0.88	0.09	0.02	0.02
	0.02	0.91	0.06	0.01	0.02
	0.05	0.93	0.10	0.05	0.05

	0.02	0.92	0.10	0.04	0.03
	0.01	0.98	0.10	0.03	0.02
F3 不对中	0.03	0.92	0.11	0.05	0.01
	0.02	0.41	0.43	0.30	0.15
	0.02	0.55	0.41	0.28	0.10
	0.01	0.43	0.17	0.32	0.18

	0.02	0.43	0.47	0.30	0.09
	0.01	0.47	0.46	0.35	0.12
	0.01	0.43	0.45	0.31	0.11

网络识别结果如图 1 所示, 识别成功率仅 46.67%; 多样本情况下, 故障识别成功率达到 100%。

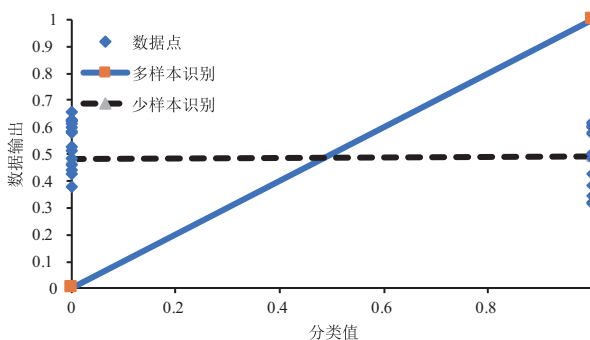


图 1 神经网络下的不平衡和不对中故障识别图

3.2 利用 SVM 进行故障诊断分析

针对表 1 所搜集的故障数据, 本文只对转子不平衡和转子不对中进行研究, 因此选用一个支持向量机分类器, 设定转子不平衡为 1、转子不对中-1, 即输出向量为 [1, -1]。少样本情况下试验结果如图 2 所示, 共计 10 个未取得正确结果, 正确率为 66.67%; 多样本情况下, 故障识别成功率达到 100%。

综上, 两种模型识别结果汇总如表 2 所示。

对比图 1、图 2 及表 2 可知, 在大样本情况下, 2 种识别模型准确率均为 100%, 显示了较好的故障诊断性能。在小样本情况下, BP 神经网络故障诊断模型识别成功率只有 46.67%, SVM 故障诊断模

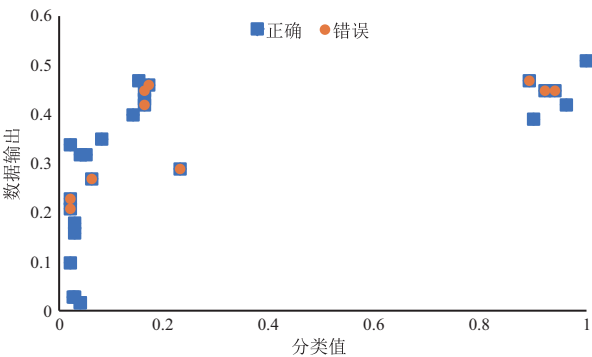


图2 SVM下的不平衡和不对中故障

表2 两种模型识别结果对比		
故障诊断 识别模型	少样本情况下 识别率/%	大样本情况下 识别率/%
BP神经网络	46.67	100
SVM	66.67	100

型识别成功率为66.67%:两种方法识别成功率均较低,但SVM识别结果相对较好。

4 结论

通过利用神经网络和支持向量机对水电机组转子不对中和转子不平衡2种故障进行诊断识别,结果表明:

- 1)神经网络和支持向量机方法在大样本情况下都能很好对水电机组单故障进行诊断;
- 2)在小样本情况下,支持向量机比神经网络识别正确率更高,更适用于故障诊断。

参考文献:

[1] 王博维,刘爱莲,杜景琦. 基于并行神经网络的水电机组振动状态劣化研究[J]. 电力科学与工程,2018(9):59-66.

[2] 杜义,周建中,单亚辉,等. 基于EMD-BPNN的水电机组空蚀故障诊断[J]. 水电能源科学,2018(3):157-160.

[3] 秦正飞,高磊,王军现,等. 基于优化支持向量机多分类器的水电机组故障诊断[J]. 水电与抽水蓄能,2018(3):51-55.

[4] 张勋康,陈文献,杨洋,等. 基于VMD分解和支持向量机的水电机组振动故障诊断[J]. 电网与清洁能源,2017(10):134-138.

[5] 冯志鹏,宋希庚,薛冬新. 基于粗糙集与神经网络集成的内燃机故障诊断[J]. 内燃机学报,2003,21 (1):75-80.

[6] CHIH W H,CHIH J L. A comparison of methodsfor multi-class support vector machines[C]//IEEE Trans. on Neural Networks, 2002,13(2):415-425.

[7] SAMANTA B,AI-BALUSHI K R,AI-ARAIMI S A. Artificialneural networks and support vector machines with geneticalgo-rithm for bearing fault detection[J]. EngineeringApplications of Artificial Intelligence,2003,16(7):657-665.

[8] CHIANG L H,KOTANCHEK M,KORDON A. Fault diagnosis based on Fisher discriminant analysis and support vector ma-chines[J]. Computers & ChemicalEngineering,2004,28 (8):1389-1401.

[9] 尉询楷,陆波,汪诚,等. 支持向量机在航空发动机故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报,2004,19(6):844-848.

(上接第38页)

profile error wavelength[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology ,2016,82(9-12):2065-2073.

[3] 陈燕生. 液体静压支撑原理及设计[M]. 北京:国防工业出版社,1980.

[4] 王赵宇,杜军,王维轩. 卸荷静压导轨在立式磨床上的应用[J]. 液压与气动,2011(7):57-58.

[5] 杨尧. 滚滑复合导轨结构及其动态特性研究[D]. 南京:南京理工大学,2014.

[6] 李琦. 重型卧式铣床复合导轨研究及应用[J]. 机械,2016,43(1):20-23.

[7] 喻鹏,金辉,佟琨. 立式车铣中心滑枕静压滚动复合导轨的设计与制造[J]. 机床与液压,2017,45(16):11-13,31.