

基于BP神经网络的天然气脱硫装置 异常诊断模型

诸林*, 陈倬

(西南石油大学化学化工学院, 四川 成都 610500)

摘要:利用BP神经网络对天然气脱硫装置进行模拟研究。以某天然气净化厂实际运行数据及Hysys模拟数据作为网络训练数据集,利用Matlab建立脱硫单元异常情况诊断模型,用以评价装置运行异常情况下偏离正常工况的程度,并判断产生异常的原因。测试结果表明,训练后的神经网络模型对模拟数据预测准确度较好。诊断模型具有简捷性和准确性,可用于脱硫装置运行状况的分析和优化指导。

关键词:BP神经网络;天然气;脱硫;异常诊断;Hysys

中图分类号:TE644

文献标志码:A

文章编号:0253-4320(2016)03-0173-05

DOI:10.16606/j.cnki.issn0253-4320.2016.03.044

Abnormity diagnosis using BP neural network models in natural gas desulfurization plant

ZHU Lin*, CHEN Zhuo

(College of Chemistry and Chemical Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China)

Abstract: The simulation study on natural gas desulfurization process is performed by using Back Propagation (BP) artificial neural network model. Taking the actual running data from a natural gas purification plant and simulation data from chemical simulation software Hysys as a network data set, a prediction model for abnormity diagnosis of desulfurization unit is established with Matlab software to evaluate the level deviating from the normal condition and determine the corresponding causes. The results show that the acceptable accuracy of the prediction data can be achieved through the trained BP neural network model. This prediction model is simple and accurate, which makes it convenient and practical for analysis and optimization of the natural gas desulfurization in field operation.

Key words: back propagation (BP) network; natural gas; desulfurization; abnormity diagnosis; Hysys

脱硫单元是含硫天然气净化装置主体部分,对脱硫单元运行状况实现有效监测和调整十分重要。净化厂中常规的DCS控制系统具有数据采集、控制运算、控制输出、设备和状态监视、报警监视等功能,但系统智能化程度不高^[1],不能从脱硫过程出发对运行情况做评价,不利于发现并解决运行过程中的潜在问题。脱硫效率受到原料气量、吸收温度、溶液循环量等参数共同作用而具有非线性的特点。传统化工软件模型在反复调用脱硫工艺物性数据的基础上通过迭代进行计算^[2],过程复杂,不易收敛。神经网络是一种应用拓扑结构进行信息处理的数学模型,将脱硫过程物性数据及非线性映射规律以输入向量与连接权向量内积的拓扑结构储存于神经网络进行建模计算,可不考虑复杂的反应机理、反应平衡等^[3],避免了物性数据反复调用及迭代过程。

近年来,利用神经网络进行化工过程模拟与诊断的研究受到国内外学者的关注。张晓彬^[3]将神

神经网络用于循环流化床烟气脱硫建模,预测了脱硫效率;Darwish等^[4]利用神经网络建立天然气脱水再生塔扰动诊断模型,预测了扰动程度;谷雷^[5]将神经网络用于TE化工过程故障检测、诊断的仿真实验,证明了诊断方法有效性。然而,神经网络用于天然气脱硫诊断方面的研究较少。

本文中利用某天然气净化厂的实际运行数据和Hysys模拟结果建立BP神经网络模型,对脱硫装置运行异常情况下产品气含硫量偏离正常值的程度进行诊断,同时对产生异常原因进行判断。

1 脱硫工艺模型

1.1 装置介绍

川渝地区某处理量为200万m³/d的天然气脱硫装置流程如图1所示,经过滤分离器初步处理的原料气从吸收塔下部入塔,与自塔顶流下的MDEA溶液逆流接触,脱除酸气后由顶部排出。富液从塔

底流出经节流、闪蒸和升温后进入再生塔,解吸出 H₂S 和 CO₂,实现醇胺溶液的再生。酸气由塔顶排出,塔底流出的贫胺液经降温、加压后,一部分贫液进入闪蒸罐脱除闪蒸气中的酸性气体,剩余贫液则返回吸收塔,完成溶液的循环^[6]。

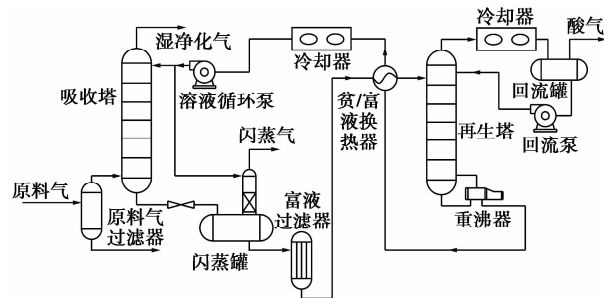


图 1 某天然气脱硫装置流程示意图

1.2 天然气脱硫模型参数设置

该天然气净化厂原料气组成如表 1^[7]所示。

表 1 某天然气净化厂原料气成分 %

组分	H ₂ S	CO ₂	CH ₄	H ₂ O	C ₂ H ₆	C ₃ H ₈	N ₂
摩尔分数	1.271	2.221	95.724	0.062	0.230	0.010	0.482

针对表 1 所述原料气,利用 Hysys 模拟流程,选择 Amine 物性包中 K-E 模型计算物系的平衡特性^[8]。模拟数据与工厂数据对比如表 2 所示。

表 2 现场及模拟工艺数据

工艺参数	工厂数据 ^[7]	模拟数据
原料气处理量/(万 m ³ ·d ⁻¹)	201.51	201.51
原料气入口温度/℃	25	25
原料气含硫量/(g·m ⁻³)	19.554	19.554
吸收塔顶压力/MPa	4.71	4.71
贫液胺质量分数/%	45	45
贫液入塔温度/℃	≤40	40
吸收塔塔板数/块	16	16
溶液循环量/(t·h ⁻¹)	54	54
净化气含硫量/(mg·m ⁻³)	8.36	8.51

由表 2 可知,模拟数据与工厂数据的产品气含硫量误差 1.8%,吻合度较好,所建 Hysys 模型可靠性良好。

2 BP 神经网络模型的建立

BP 神经网络由输入层、隐层、输出层及各层之间的节点连接构成,如图 2 所示,其信号向前传递,并根据预测误差调整网络权值和阈值,从而使网络预测输出不断逼近期望输出。三层 BP 网络可以在任意精度内逼近任意函数^[9]。

(上接第 172 页)

参考文献

[1] Edward A Lee. Cyber-physical systems-are computing foundations adequate[C]. Position Paper for NSF Workshop on Cyber-Physical System; Research Motivation, Techniques and Roadmap, 2006: 6-14.

[2] 王培良,夏春江. PCA-PDBNs 的故障检测与自学习辨识[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(5): 1148-1154.

[3] 田学民,蔡连芳. 一种基于 KICA-GMM 的过程故障检测方法[J]. 化工学报, 2015, 63(9): 2859-2863.

[4] 宋欣,黄道. 改进的 ANNFIS 方法在化工过程故障诊断中的应用[J]. 华东理工大学学报: 自然科学版, 2006, 32(8): 985-988.

[5] 王鲜芳,王岁花,杜昊泽,等. 基于模糊粗糙集和支持向量机的化工过程故障诊断[J]. 控制与决策, 2015, 30(2): 353-356.

[6] 李秀喜,吉世明. 基于半定量 SDG 模型的化工过程故障诊断[J]. 清华大学学报, 2012, 52(8): 1112-1115.

[7] Qian Yu, Xu Liang, Li Xiuxi, et al. LUBRES: An expert system development and implementation for real-time fault diagnosis of a lubricating oil refining process[J]. Expert System With Application, 2008, 35(3): 1252-1266.

[8] 刘明星,马武彬,邓苏,等. 面向服务的信息物理融合系统建模

与验证[J]. 计算机应用, 2014, 34(6): 1770-1773.

[9] 王中杰,谢璐璐. 信息物理融合系统研究综述[J]. 自动化学报, 2011, 37(10): 1157-1166.

[10] 丘威. 一种基于 LHPN 的信息物理融合系统模型验证方法[J]. 计算机科学, 2014, 41(6A): 64-66.

[11] 陈志辉. 基于时间自动机的信息物理融合系统建模与验证[J]. 计算机与现代化, 2012, (10): 125-130.

[12] Dong-Hoon Shin, Shibo He, Junshan Zhang. Robust, secure, and cost-effective design for cyber-physical systems[J]. Proc IEEE, 2014, 29(1): 66-69.

[13] 谭朋柳,舒坚,吴振华. 一种信息-物理融合系统体系结构[J]. 计算机研究与发展, 2010, 47(s2): 312-316.

[14] Li Ke-wei, Liu Qing-wei, Wang Fu-rong, et al. Joint optimal congestion control and channel assignment for multi-radio multi channel wireless networks in cyber-physical systems[C]//UICAT2009-Symposia and Workshops on Ubiquitous, Autonomic Trusted Computing in Conjunction with the UIC'09 and ATC'09 Conference, 2009: 456-460.

[15] 威廉·鲍威尔. 感知控制论[M]. 张华夏,译. 广州: 广东高等教育出版, 2004.

[16] 王兴. 环己烷无催化氧化反应过程模拟与关键参数分析[D]. 广州: 华南理工大学, 2013: 5-72. ■

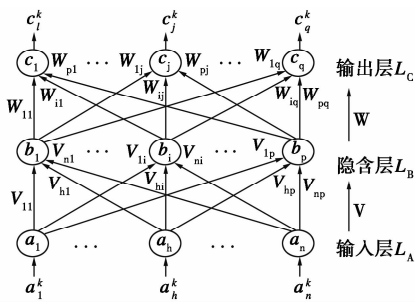


图2 BP神经网络结构示意图

采用三层BP神经网络结构,基于Matlab软件建立并行的2个网络,一个用于脱硫装置异常情况下产品气含硫量偏离正常值程度预测,另一个用于异常原因诊断。

2.1 输入层参数的选取

脱硫过程可视为从参数输入空间到输出空间的非线性映射,厂内所有仪表测量点状态值都可以作为神经网络的输入层子矩阵。但根据现场实际经验,这些矩阵中大部分属于吸收过程的弱相关子矩阵或非相关子矩阵,对脱硫过程影响较小,因此需要减少冗余输入参数,确定独立变量,提高神经网络模型的可靠性和鲁棒性^[10]。

脱硫单元的核心为MDEA对酸性气体的吸收,在设备及操作条件确定的情况下,原料气和入塔贫液2股输入物流的状态决定了吸收塔出口物流的状态,因此,将这2股物流的流量、组成、温度共6个参数纳入网络输入层。同时,为判断脱硫运行异常时的偏离程度,对产品气含硫量设置一定量的偏差,输入网络中以计算偏离正常值的程度。

脱硫装置运行异常会造成产品气 H_2S 含量超过厂控指标并有上升趋势,具体原因^[11]通常为:①原料气气质波动较大;②原料气气量波动较大;③溶液再生质量恶化;④贫富液换热器管壳程串漏;⑤溶液发泡;⑥贫液入塔温度过高。其中,气质和气量由上游增压站决定,净化厂界区内一般不做调整,本文中仅考虑净化厂界区内原因导致装置运行异常,因此设定气质、气量为某天然气净化厂正常生产时的运行值。除物流温度影响外,装置溶液发泡会造成吸收塔内一定程度的拦液堵塞,从而塔内压差升高;溶液再生质量恶化、贫富液换热器管壳程串漏会导致酸气解吸异常,从而造成酸气波动,再生塔顶温度偏离正常范围。因此,设定输入的检测参数为原料气进塔温度、贫液入塔温度、吸收塔压差及再生塔顶温度。

综上,神经网络输入层参数共9个,分别为原料

气流量、温度及含硫量、MDEA贫液循环量、入塔温度及胺浓度、异常情况下产品气含硫量、吸收塔压差及再生塔顶温度。

2.2 输出层的设定

利用化工模拟软件Hysys可对天然气脱硫过程进行准确模拟^[12],以不同工况下的Hysys模拟结果作为脱硫装置运行正常时的数据。装置运行异常,产品气含硫将升高,偏离正常运行下的含硫量。偏离度(Y)计算公式如式(1):

$$Y = (\varphi_{H_2S_a} - \varphi_{H_2S_n}) / \varphi_{H_2S_n} \quad (1)$$

式中, $\varphi_{H_2S_a}$ 为运行异常时产品气含硫量; $\varphi_{H_2S_n}$ 为运行正常时产品气含硫量。

在天然气净化中,为保证吸收效果,原料气入口温度不应超过 $38^\circ C$;入塔贫液温度亦不宜过高,一般控制在 $40^\circ C$ 左右;吸收塔压差作为塔堵塞度的表征参数,实际运行过程中一般控制在 30 kPa 以内;再生塔顶温度通常控制在 $98 \sim 102^\circ C$,以监测酸气波动情况^[13]。基于以上阈值,设置用于原因诊断的编码如表3所示。

表3 异常情况编码对应表

异常诊断指标	阈值范围	运行情况	对应编码
原料气温度/ $^\circ C$	≤ 38	原料气正常	0
	38	原料气超温	1
贫液入塔温度/ $^\circ C$	$\leq 40^\circ C$	入塔贫液正常	0
	$40^\circ C$	入塔贫液超温	1
吸收塔压差/ kPa	≤ 30	吸收塔通畅	0
	30	吸收塔堵塞	1
再生塔顶温度/ $^\circ C$	$\geq 98^\circ C$ 且 $\leq 102^\circ C$	酸气平稳	0
	$98^\circ C$ 或 $102^\circ C$	酸气波动	1

2.3 隐含层神经元个数的选取

隐含层节点的作用是从样本中提取并存储其内在规律。隐含层节点数的设置取决于训练样本数的多少以及样本蕴含规律的复杂程度等多种因素。隐含层节点数太少,网络从样本中获取信息的能力较差,不足以概括和体现样本规律;隐含层节点数太多,可能把样本中非规律性的内容如噪声等学会记住,出现“过度拟合”,反而降低泛化能力^[14]。目前常用确定隐含层节点数法为试凑法^[3],用同一个样本集对采用不同隐节点数的网络进行训练,选择网络平均误差最小时对应的节点数值。

初始隐节点数(L)的确定常采用经验公式^[15]: $L = (n + m)^{0.5} + a$,其中 n 为输入层节点, m 为输出

层节点, a 为 1 ~ 10 之间的常数。本文中用于评价偏离程度的神经网络: 输入层 $n = 9$, 输出层 $m = 1$, $L_1 = 4 \sim 14$; 用于异常原因诊断的神经网络: 输入层 $n = 9$, 输出层 $m = 4$, $L_2 = 4 \sim 14$ 。

本文中利用 525 组脱硫异常数据, 选取不同隐层节点个数进行训练, 对比其误差, 以得出合理的节点数。网络预测误差与隐层节点数关系如图 3 和图 4 所示。从预测误差与隐层节点数关系趋势图来看, 随着隐层节点数目增加, 2 个神经网络输出误差均呈现下降趋势。

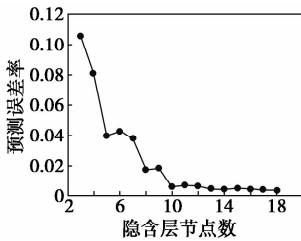


图 3 偏离程度网络预测误差与隐层节点数关系

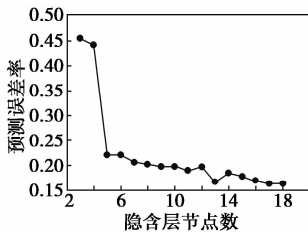


图 4 原因诊断网络预测误差与隐层节点数关系

用于偏离程度评价的神经网络在隐层节点数超过 10 后误差下降缓慢, 当隐层节点数为 14 时, 预测误差较小, 增加节点个数不再必要, 因此采用 9-14-1 结构。

用于原因诊断的神经网络, 在隐层节点数超过 5 后误差下降缓慢, 在隐层节点数为 13 时, 预测误差取得 16 个测试点中的误差极小值, 因此采用 9-13-4 结构。

3 结果与分析

设置网络迭代次数为 1 000, 学习效率 0.05, 其他网络参数为默认值^[16], 对神经网络进行训练。将训练好的网络用于脱硫装置运行异常情况下偏离正常程度值的预测及异常原因诊断, 仿真测试数据输入参数如表 4 所示。

表 5 反映了用于偏离程度预测的神经网络计算准确度。测试数据分别设置了 10% ~ 30% 的偏离度, 偏离度越大, 说明装置异常情况越严重, 运行存在问题可能性越大。由表 5 可知, 偏离程度预测模

表 4 仿真测试工况的输入参数值

测试序号	$F_{\text{feed}} / (\text{万 m}^3 \cdot \text{d}^{-1})$	$w_{\text{MDEA}} / \%$	$F_{\text{H}_2\text{S}} / (\text{g} \cdot \text{m}^{-3})$	$T_{\text{feed}} / T_{\text{MDEA}} / \text{℃}$	$R / (\text{t} \cdot \text{h}^{-1})$	$\varphi_{\text{H}_2\text{S}a} / (\text{mg} \cdot \text{m}^{-3})$	P / kPa	$T_{\text{top}} / \text{℃}$	
1	201.51	45	19.554	45	40	55	22.08909	27	104
2	201.51	45	19.554	30	37	50	21.43773	23	96
3	201.51	45	19.554	30	35	50	19.22958	34	102
4	201.51	45	19.554	35	45	55	22.66237	32	99
5	201.51	45	19.554	35	43	55	15.79146	21	100
6	201.51	45	19.554	36	43	54	23.35704	28	105
7	201.51	45	19.554	43	37	53	26.58130	34	104
8	201.51	45	19.554	36	37	52	22.65699	34	96
9	201.51	45	19.554	41	36	53	20.97810	26	95
10	201.51	45	19.554	36	39	53	19.23600	34	96

表 5 偏离程度预测值与设定值的对比

测试序号	设定偏离度/%	预测偏离度/%	误差率/%
1	10	10.2812	2.812
2	10	10.4937	4.937
3	30	29.2884	2.372
4	20	20.4208	2.104
5	20	19.6543	1.729
6	10	10.2592	2.592
7	10	10.3740	3.740
8	30	30.2474	0.825
9	30	29.9059	0.314
10	20	20.0775	0.388

型得到的 10 组结果其偏离程度预测值与根据 Hysys 模拟数据设定的偏离程度值对比误差均小于 5%, 预测效果良好, 说明模型对天然气脱硫过程具有较高的预测精度。

表 6 反映了用于异常原因诊断的神经网络对预设异常条件的判断情况。对装置运行参数设定一系列阈值, 满足这些限制(阈值)的点构成的参数空间为装置正常运行可行域, 超过阈值范围则判断为运行异常。预测编码值越接近 0, 则表示装置处于运行正常程度越大; 预测编码值越接近 1, 则表示装置处于运行异常可能性越大。

由表 6 可知, 异常原因诊断模型所得 10 组预测输出值中, 判断为运行异常的编码值均超过 0.75, 接近装置异常设定编码值 1; 判断为运行正常的编码值均小于 0.25, 接近装置正常设定编码值 0。运

表6 装置状态预测值与实际值的对比

测试 序号	原料气温度 状态		入塔贫液温度 状况		吸收塔通畅 情况		酸气解吸 情况	
	实际 值	预测 值	实际 值	预测 值	实际 值	预测 值	实际 值	预测 值
1	1	0.8524	0	0.1718	0	-0.0010	1	1.0009
2	0	0.1399	0	0.1366	0	-0.0016	1	1.0034
3	0	-0.1520	0	0.0571	1	1.0002	0	0.0026
4	0	0.0276	1	0.9145	1	1.0002	0	-0.0023
5	0	0.2361	1	0.8410	0	-0.0009	0	-0.0004
6	0	0.1604	1	0.7983	0	-0.0041	1	1.0004
7	1	0.8573	0	-0.1135	1	1.0022	1	1.0006
8	0	-0.0088	0	-0.0436	1	1.0051	1	1.0011
9	1	0.7959	0	0.0806	0	0.0035	1	1.0002
10	0	-0.1523	0	0.0501	1	1.0085	1	1.0007

行正常与运行异常的编码值分界明显,可确定需要调节的装置参数。原料气或贫液温度升高,醇胺体系酸气平衡溶解度降低,酸气负荷第一平衡程度系数增大,酸气负荷增大,出现净化度异常,可适当提高贫液冷却器循环水量,降低塔内物流温度,促进吸收反应进行;溶液中杂质引起的发泡会使吸收塔通畅度欠佳,塔内气液出现反向流动和不均匀流动,影响正常气液传质吸收,脱硫效果异常,应加强过滤,并适当加入阻泡剂;溶液再生质量恶化,贫液含硫量上升,浓度差主导的吸收推动力减弱且溶液酸气负载能力下降,产品气含硫量升高,应调节再生塔参数,调整重沸器蒸汽量并检查贫富液换热器管程是否串漏。除装置内因素的影响外,上游原料气量或酸性组分增加,也会增加酸气负荷,使净化度异常。增加检测参数将对装置运行情况做更详细的评价。

4 结论

基于某天然气净化厂实际运行数据及Hysys的模拟数据,利用Matlab软件建立了脱硫单元运行情况诊断模型,用于评价装置运行异常情况下偏离正常工况的程度,并反映产生异常的原因。

(1)采用525组数据对BP神经网络进行训练。根据平均误差最小原则分别确定,用于偏离程度评价的神经网络采用9-14-1结构,用于原因诊断的神经网络采用9-13-4结构。

(2)将训练好的网络用于预测,10组仿真测试

结果表明,训练后的神经网络模型对模拟数据预测准确度较好,预测误差均小于5%,表明理论上神经网络可以对天然气脱硫运行异常程度进行诊断;预测所得运行状况编码值能较好地判断装置运行状态。

(3)所建诊断模型具有建模简单的特点,与控制系统的进一步集成有利于提高系统智能、推理性,指导操作人员发现、解决潜在问题,保证装置高效、平稳运行。

参考文献

- [1] 潘世永,郑萍,李英.集散控制系统(DCS)的发展及展望[J].自动化与仪器仪表,2003,(4):4-6.
- [2] 王建红,冯树波,杜增智.化工系统工程[M].北京:化学工业出版社,2009.
- [3] 张晓彬.基于神经网络的循环流化床烟气脱硫过程的智能集成建模研究[D].沈阳:东北大学,2005.
- [4] Darwish N A, Hilal N. Sensitivity analysis and faults diagnosis using artificial neural networks in natural gas TEG-dehydration plants [J]. Chemical Engineering Journal, 2008, 137(2): 189-197.
- [5] 谷雷.基于人工神经网络的化工过程的故障诊断[D].沈阳:沈阳理工大学,2008.
- [6] 裴爱霞,张立胜,于艳秋,等.高含硫天然气脱硫脱碳工艺技术在普光气田的应用研究[J].石油与天然气化工,2012,41(1):17-23.
- [7] 郭子龙,黄朝齐.大竹天然气净化厂建设优化及存在问题分析[J].天然气与石油,2009,27(6):33-37.
- [8] Patil P, Malik Z, Jobson M. Prediction of CO₂ and H₂S solubility in aqueous MDEA solutions using an extended Kent and Eisenberg model [J]. Institution of Chemical Engineers Symposium Series, 2006, (152): 498-510.
- [9] Cartwright H, Curteanu S. Neural networks applied in chemistry. II. Neuro-evolutionary techniques in process modeling and optimization [J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2013, 52(36): 12673-12688.
- [10] 姚立忠,李太福,易军,等.神经网络模型的透明化及输入变量约简[J].计算机科学,2012,39(9):247-251.
- [11] 王开岳.天然气净化工艺-脱硫脱碳、脱水、硫磺回收及尾气处理[M].北京:石油工业出版社,2005.
- [12] 宗子轩.天然气脱硫装置工艺模拟及优化方案研究[D].成都:西南石油大学,2015.
- [13] 诸林.天然气加工工程[M].北京:石油工业出版社,2008.
- [14] 施彦.神经网络设计方法与实例分析[M].北京:北京邮电大学出版社,2009:25-26.
- [15] 陈磊,李长俊,冷明,等.基于遗传BP神经网络预测硫在高含硫气体中溶解度[J].现代化工,2014,34(9):142-147.
- [16] 殷震.基于BP神经网络的电力变压器内部故障诊断方法研究[D].天津:天津大学,2007. ■