

乙烯装置裂解气压缩机性能预测模型研究

马芳芳¹, 熊 达¹, 孙铁栋², 欧阳福生¹

(1. 华东理工大学石油加工研究所, 上海 200237; 2. 石化盈科信息技术有限责任公司, 北京 100007)

摘要:以乙烯装置裂解气压缩机的设计信息为基础, 通过修正设计数据建立了压缩机性能模型; 提出了一种改进 BP 算法(LR-GA-BP)进行压缩机性能预测; 用模型对某乙烯装置四级压缩系统进行了模拟计算, 压缩机第四段出口气体主要组分的预测值与实测值的相对误差均小于 2%, 压缩机各段出口温度和压力的预测值与实测值的相对误差均小于 1%, 说明裂解气压缩机性能预测模型是可靠的。分析了压缩机第四段出口温度较高的影响因素并提出了降温措施, 对减缓压缩系统结焦、进一步优化压缩机操作具有重要参考价值。

关键词:裂解气压缩机; 性能预测模型; 模拟计算; 改进 BP 算法(LR-GA-BP)

中图分类号:TQ 052

文献标志码:A

作为乙烯装置的关键设备, 裂解气压缩机多采用**多级**离心式压缩机。在压缩机运转过程中, 其性能信息的完备性至关重要。通常压缩机在设计工况下的性能信息由制造商提供, 而根据实际生产需要, 压缩机常在偏离设计工况的条件下运行。由于实际工况下的工艺参数不可避免地发生变化, 所以需要经常对压缩机进行手动或自动调节。为保证压缩机在变工况条件下安全、平稳运行, 研究其变工况性能是十分有必要的。

为获取压缩机在各种工况下的性能信息, Sieros 等^[1]提出了压缩机和涡轮机性能图的解析表示法, 该方法的有效性已在发动机试验中得到验证。但为达到高的精度要求, 该方法通常需要引入大量的过程参数, 导致模型较为复杂; 褚菲等^[2]利用热力学定理和压缩机能量损失机理建立了机理模型, 并通过 BP 神经网络修正机理模型, 虽然该模型的精度较高, 但由于离心机操作条件复杂, 机理模型中的一些重要参数如冲击损失系数等难以准确获取。这两种模型较为复杂, 工业应用较难实现。Gholamrezaei 等^[3]提出了广义旋转回归神经网络算法用于压缩机性能预测, 目前该算法仅限于插值应用, 外推性即能够准确预测设计工况之外的参数的

性能较差; 张轩等^[4]通过假设一种线性化的压缩机特性曲线关系, 采用偏最小二乘法回归, 得出压缩机特性曲线模型, 但该模型仅适用于正常工况下的压缩机性能预测; 刘超^[5]提出了一种新的模糊神经网络的多级离心压缩机性能预测方法, 但其仅对在设计工况下的压缩机性能进行了验证。这 3 种模型外推性能较差, 工业化的推广价值不大; 刘航铭等^[6]建立了基于 BP 神经网络算法的压缩机组运行模型, 但由于传统神经网络存在学习速率低、易于陷入局部最优等缺点致使模型本身存在较大误差; 该方法因存在较大的预测误差, 工程应用效果并不理想。此外, 上述研究皆专注于模型本身的研究, 且建模所用数据多是直接采用设计数据或由实验获取。然而设计数据对应于一定的温度、压力等条件, 在各实际工况下直接采用时存在较大的误差; 实验数据的获取耗时较长、成本偏高且数据处理量较大, 模型的外推性较差。

针对上述问题, 本研究以压缩机的设计信息为基础, 依据相似理论^[7]修正设计数据并建立压缩机压比与多变效率性能模型, 基于学习速率自适应误差变化(Learning Rate Self-Adapts Error Change)思想并结合遗传算法(GA)的全局寻优特性提出一种改进

收稿日期: 2019-12-26

作者简介: 马芳芳(1992—), 女, 山东省烟台市人, 硕士生, 主要研究方向为裂解气压缩机的模拟与优化。E-mail: mff157@163.com

通信联系人: 欧阳福生, E-mail: ouyfish@ecust.edu.cn

BP 算法(LR-GA-BP)用于压缩机性能预测;进而将性能预测模型引入 ROMeo (Rigorous On-line Modeling with Equation-based Optimization)^[8-10] 中进行乙烯装置压缩系统的模拟计算,以期对压缩机在各类实际工况下的平稳运行提供指导。

1 数据的校正与建模

通常用压比 ε 、转速 n 、效率(多变效率) η 和流量(体积流量) Ω 四个参数描述压缩机性能,它们之间的关系曲线称为压缩机性能曲线^[11]。在一定的温度、压力下,已知任意两个性能参数即可确定压缩机的运行状态^[12]。因流量 Ω 和转速 n 可直接测量,故将压比 ε 和效率 η 表示 Ω 与 n 的函数,即建立压缩机压比与效率性能模型,如式(1)和式(2)所示。

$$\varepsilon = f(\Omega, n) \quad (1)$$

$$\eta = g(\Omega, n) \quad (2)$$

设计数据是在一定的实验条件下测得的值,为获取压缩机在其它工况下的性能数据,必须对设计数据进行修正。马鹏飞等^[13] 忽略流体在压缩机出入口之间的密度变化,依据相似理论对流体的质量流率和压缩机转速进行了修正,如(3)和(4)所示。

$$G' = G(\sqrt{T_{in}'/P_{in}}) \quad (3)$$

$$n' = n/\sqrt{T_{in}} \quad (4)$$

其中: T_{in} 和 P_{in} 分别是压缩机在设计工况下的入口温度和压力。本研究以上述修正公式为基础,对流体体积流量、质量和压缩机转速进行如下修正:

$$\Omega' = \Omega \sqrt{T_{in}'/T_{in}} \quad (5)$$

$$m' = m(P_{in}/P_{in}') \sqrt{T_{in}'/T_{in}} \quad (6)$$

$$n' = n \sqrt{(T_{in}'/T_{in})} \quad (7)$$

其中: T_{in} 与 P_{in} 、 T_{in}' 与 P_{in}' 分别是压缩机在设计和实际工况下的入口温度与压力。进行数据修正后的压比 η' 与效率模型可表示为:

$$\varepsilon' = f(\Omega', n') \quad (8)$$

$$\eta' = g(\Omega', n') \quad (9)$$

2 改进的 BP 算法

2.1 改进 BP 算法(LR-GA-BP)的提出

人工神经网络(ANN)是一种旨在模仿人脑结构及其功能的智能信息处理系统。作为一种多层次前馈型神经网络, BP 神经网络是目前应用最为广泛的

网络模型之一^[14]。

BP 神经网络的核心是“误差反向传播”学习算法,通过对可变权值的动态调整系统地解决了网络中连接权值的学习问题,但仍存在收敛速度慢、学习速率低和局部最优等缺点。为提高 BP 算法精确度和收敛性能,通常是在学习过程中添加动量^[15],即:

$$\Delta\omega(\kappa+1) = -\lambda \frac{\partial E}{\partial \omega(\kappa)} + \alpha \Delta\omega(\kappa) \quad (10)$$

其中: $\Delta\omega$ 表示权重, λ 表示学习速率, E 表示计算误差, α 表示动量因子($0 < \alpha < 1$, 通常取值为 0.1~0.8), κ 表示计算次数。即若当前梯度方向与前一步的梯度方向一致,就增加这一步的权值更新,否则就减小。该法能显著提高收敛速度,但在学习速率的选择上较为困难。本研究基于学习速率 λ 自适应误差变化(Learning Rate Self-Adapts Error Change)的思想,引入学习速率的迭代公式,如式(11)所示。

$$\lambda(\kappa+1) = \begin{cases} (1+\alpha)\lambda(\kappa), & E_{\kappa+1} < E_{\kappa} \\ (1-\alpha)\lambda(\kappa), & E_{\kappa+1} > (1+\xi)E_{\kappa} \\ \lambda(\kappa), & E_{\kappa} < E_{\kappa+1} \leq E_{\kappa}(1+\xi) \end{cases} \quad (11)$$

其中: ξ 表示相邻两次计算中较小误差与较大误差的比值,因此有 $0 < \xi < 1$ 。式(11)将前后两次计算误差进行比较:若误差减小,则增加学习速率,反之则减小学习速率。为克服传统 BP 算法易陷入局部最优的缺点,将遗传算法(GA)与 BP 算法进行耦合,采用概率化寻优方式,在全局范围内自动获取网络权值的优化区间,提高网络模型的准确性。耦合过程如下:

(1)利用遗传算法(GA)随机产生初始二进制字符串结构数据,通过编码及初始化处理得到 BP 网络的权值集合。

(2)确定适应度函数。本文选取的遗传算法适应度函数如下式所示:

$$f = 1/(1+S_E) \quad (12)$$

其中: S_E 是神经网络预测值与实际输出值之间的误差平方和。

(3)选择权值个体。权值个体 i 被选择的概率按下式计算。

$$P_i = f_i / \sum_{i=1}^l f_i \quad (13)$$

其中: f_i 是权值个体 i 的适应度值, l 是总的权值数目。权值个体 i 被选择的概率为 P_i 。

(4)交叉和变异

最优权值个体直接进入下一代,其他权值将在

网络被选择以后以最初设定的交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 进行交叉和变异操作, 产生下一代网络。

(5) 重复(2)~(4)操作, 直至训练结果满足精度要求。

由此得到一种改进 BP 算法, 即 LR-GA-BP 算法。

2.2 实验分析

针对异或问题(XOR), 选择典型的三层前馈网络结构, 输入层、隐含层及输出层的神经元个数分别是 2, 2, 1。传统 BP 算法与改进 BP 算法(LR-GA-BP)的学习结果如表 1 和表 2 所示。

表 1 迭代次数与标准差

Item	Iterations times	Standard deviation
BP algorithm	198	0.164 4
LR-GA-BP algorithm	20	0.011 5

表 2 两种算法学习结果比较

Sample	Expected value	BP output value	LR-GA-BP output value
0,0	0	0.164 3	0.015 2
0,1	1	0.947 7	0.999 6
1,0	1	0.985 9	0.999 2
1,1	0	0.225 8	0.013 2

由表 1 和表 2 可知, 本文提出的改进 BP 算法(LR-GA-BP)性能优势明显。与传统 BP 算法相比, 它能以更少的迭代步数靠近目标值且误差更小。

3 压缩机的性能预测及应用

3.1 压缩机性能预测

以国内某石化企业乙烯装置四级压缩机的设计数据进行校正后作为神经网络的训练样本, 利用改进 BP 算法(LR-GA-BP)对该压缩机性能进行预测。鉴于压缩机输入和输出参数之间的高度非线性关系, 建立两个三层的 BP 神经网络, 通过 log-sigmoid 函数^[16]生成压缩机输出变量与模式映射关系。具体操作步骤如下:

(1) 读取设计数据并进行修正处理。

(2) 选择样本数据。以较为典型的第四段设计数据进行说明, 压比与多变效率模型分别选择 280 组和 320 组数据作为训练样本。

(3) 利用式(14)对样本数据进行归一化处理, 第四段压比 (ϵ') 和多变效率 (η') 性能模型各示出 10 组

数据进行说明(表 3)。

$$\begin{cases} \bar{X} = \frac{(X - X_{\min})}{(X_{\max} - X_{\min})} \\ \bar{Y} = \frac{(Y - Y_{\min})}{(Y_{\max} - Y_{\min})} \end{cases} \quad (14)$$

表 3 归一化样本数据

Normalized flow	ϵ'	Normalized flow	η'
0	0	0	0.510 6
0.067 9	0.133 3	0.047 2	0.587 2
0.071 7	0.177 8	0.098 7	0.668 1
0.154 7	0.255 6	0.158 8	0.744 7
0.166 0	0.322 2	0.231 8	0.838 3
0.267 9	0.411 1	0.309 0	0.914 9
0.290 6	0.444 4	0.390 6	0.974 5
0.381 1	0.555 6	0.442 1	0.995 7
0.422 6	0.577 8	0.510 7	1.000 0
0.494 3	0.644 4	0.588 0	0.987 2
0.535 9	0.722 2	0.652 4	0.957 4
0.600 0	0.733 3	0.703 9	0.910 6
0.649 1	0.766 7	0.746 8	0.846 8
0.698 1	0.788 9	0.789 7	0.770 2
0.762 3	0.788 9	0.828 3	0.676 6
0.792 5	0.844 5	0.858 4	0.587 2
0.864 2	0.911 1	0.884 1	0.489 4
0.875 5	0.966 7	0.909 9	0.400 0
0.947 2	1.000 0	0.931 3	0.314 9
1.000 0	1.000 0	0.9485	0.251 1

(4) 训练模型并计算各层输出值。压比 ϵ' 和多变效率 η' 模型各表示为一个三层的神经网络。相应输入层、隐含层和输出层的神经元个数分别是 2、15、1 和 2、16、1。其中, 训练误差随隐含层神经元个数的变化关系见图 1。

(6) 结合式(11)、式(12)和式(13)调整学习速率与权重; 检查网络均方误差(MSE)是否达到精度要求。经过足够的训练, 压缩机第四段压比 ϵ' 和多变效率 η' 模型的均方误差分别是 1.75×10^{-5} 和 1.5×10^{-5} , 符合精度要求。期望值与实际输出值之间的均方误差由式(15)计算:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [Y(k) - Y'(k)]^2 \quad (15)$$

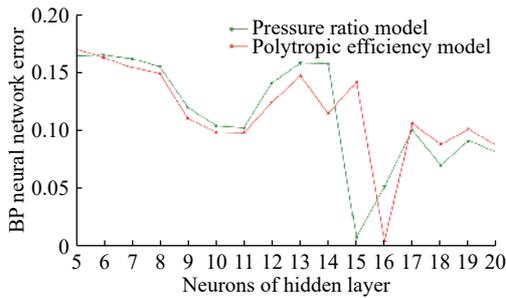


图 1 BP 神经网络训练误差

Fig. 1 Training error of BP neural network

(7) 泛化处理: 输入新样本, 依据模式映射关系输出预测结果。将非设计转速下的数据 ($n/n_0 = 0.853, 0.952, 1.01$) 带入模型计算, 可得压缩机的压比 ε' 与多变效率 η' 随修正后的体积流量与相对转速的变化关系见图 2 和图 3。

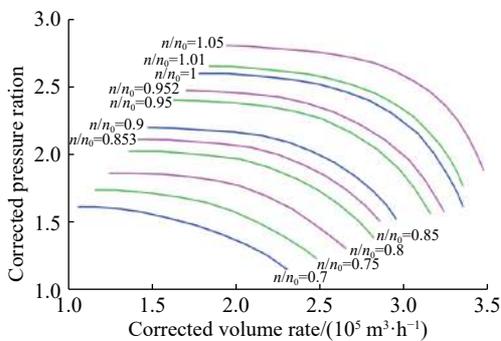


图 2 压缩机第四段压比

Fig. 2 Pressure ratio of the fourth section of the compressor

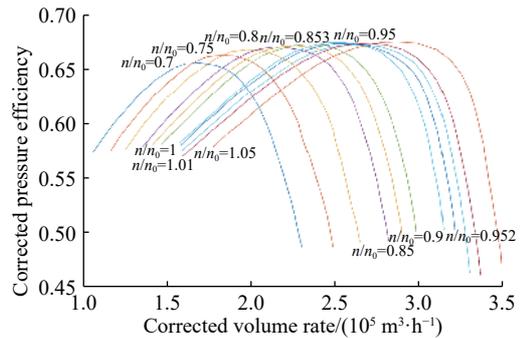


图 3 压缩机第四段多变效率

Fig. 3 Polytropic efficiency of the fourth section of the compressor

3.2 预测结果与模型的应用

以某乙烯装置的裂解气压缩系统(图 4)为例, 该系统由一个四级压缩机(C100-1ST、C100-2ND、C100-3RD、C100-4TH)、八个换热器(E101~106、E110、E111)、八个闪蒸罐(V101~103、V105、V106~109)和一个碱洗塔(T104)组成, 碱洗塔处于三段和四段压缩之间。自急冷水塔塔顶的裂解气(CG)进入罐 V101 中闪蒸分离, 底部分出的水返回到急冷水塔中, 顶部出口裂解气经过压缩、冷却、闪蒸分离、干燥等过程后进入分离单元。WO1~4 代表洗油流股, 用于降低压缩机入口温度。在 ROMeo 中进行压缩系统的模拟计算, 建立 8 个三层的 BP 神经网络(四段分开建模, 每段各建立压比与多变效率两个性能模型), 模拟计算时采用的物性方法是 SRK, 压缩机的

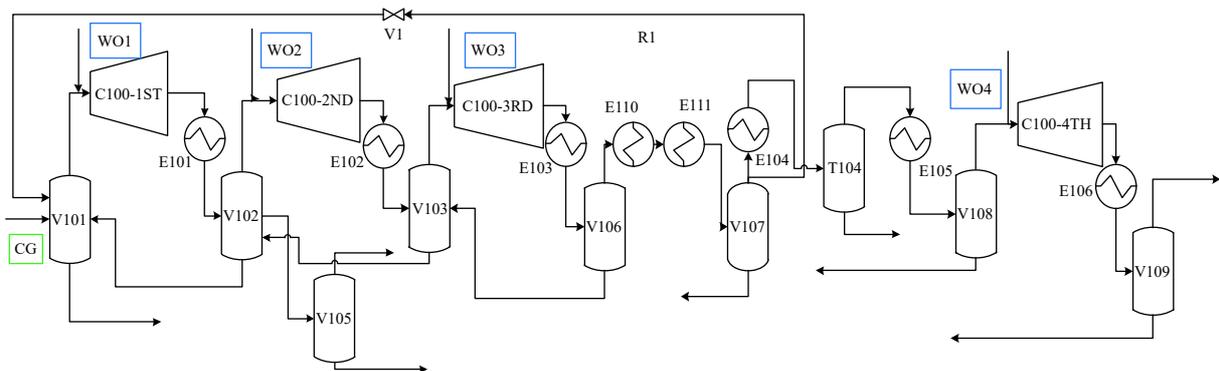


图 4 裂解气四级压缩系统

Fig. 4 Cracking gas four-stage compression system

相对转速取为 0.95。第四段出口主要组份及各段出口温度/压力模拟值与实测值的对比结果如表 4 和表 5 所示。

由表 4 和表 5 可知, 压缩机第四段出口主要组份及各段出口温度/压力的模拟值与实测值相吻合, 说明所建立的压缩机性能预测模型可靠良好。

由表 5 可知, 该系统前三段的出口温度在 80~

85 °C 之间, 第四段的出口温度超过 100 °C。根据工程经验, 裂解气中的不饱和烃类在 100 °C 以上易于发生大量聚合反应^[13], 造成烯烃产品损失严重并导致压缩机叶片大面积结焦, 影响整个压缩机组的正常运行。经热力学分析可知^[17], 裂解气的压缩过程可视为绝热压缩, 各段出口温度由式(16)计算:

$$T_{\text{out}} = T_{\text{in}} \varepsilon^{\frac{m-1}{m}} = T_{\text{in}} \varepsilon^{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon}} \eta \quad (16)$$

表 4 压缩机第四段出口气体主要组分预测值与实测值比较
Table 4 Comparison between predicted values and actual values of main components in cracking gas from the fourth-stage outlet of the compressor

Component	Predicted value/%	Actual value/%	Relative error/%
H ₂	7.061	6.973	1.26
CH ₄	32.462	32.503	-0.13
C ₂ H ₄	40.559	40.476	0.21
C ₂ H ₆	5.611	5.706	-1.66
C ₃ H ₆	12.256	12.320	-0.52
C ₃ H ₈	1.057	1.066	-0.84

表 5 压缩机各段出口温度/压力预测值与实测值比较

Table 5 Comparison between the predicted temperatures /pressures and actual values of each stage outlet of compressor

Compressor	Outlet temperature/°C		Relative error/%	Outlet pressure/MPa		Relative error/%
	Predicted value	Actual value		Predicted value	Actual value	
C100-1ST	82.5	82.5	0	0.271	0.269	0.74
C100-2ND	82.9	83.4	-0.60	0.493	0.494	-0.20
C100-3RD	84.3	84.2	0.12	0.947	0.951	-0.42
C100-4TH	101.1	101.3	-0.20	2.415	2.411	0.17

控制压缩机转速一定, 对不同 R1 流量下的四级压缩系统进行了模拟计算。图 5 给出了压缩机功耗 P_s 、第四段多变效率 η 和出口温度 T_{out} 随 R1 流量的变化关系。

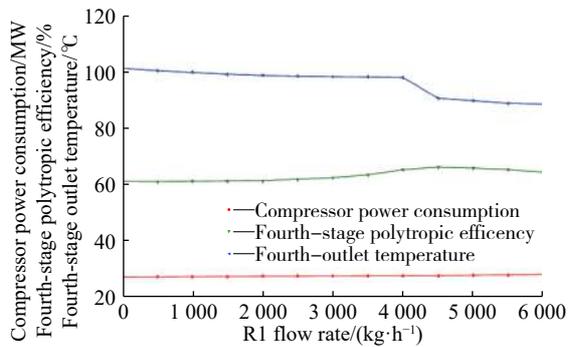


图 5 压缩机功耗、第四段多变效率与出口温度的关系

Fig. 5 Relationship among power consumption, the fourth polytropic efficiency and the outlet temperature of compressor

由图 5 可以看出, R1 流量由 0 增加至 6 000 kg/h 的过程中, 第四段出口温度 T_{out} 逐渐降低, 尤其是当 R1 流量由 4 000 kg/h 增加至 4 500 kg/h 时, 温度下降了 7.3 °C; 压缩机功耗 P_s 在 R1 流量增加的过程中基本不变; 第四段多变效率 η 随 R1 流量的增加呈现先增加后降低的趋势, 在 4 500 kg/h 处取得多变效率 η 的最大值 66.24%。因此, R1 的最适宜流量为

其中: m 表示压缩级数, κ 表示绝热指数。由式(16)可以看出, 裂解气压缩机出口温度 T_{out} 与压缩机入口温度 T_{in} 、压比 ε 、效率 η 及绝热指数 κ 有关。当气体组份一定时, 绝热指数 κ 为常数, 降低压缩机入口温度 T_{in} 和压比 ε 、提高多变效率 η 可降低出口温度 T_{out} 。工程上常采用级间注水或冲洗油的方法降低压缩机入口温度 T_{in} 。由图 4 可知, 为提高压缩机操作裕量, V107 顶部出口设置了返回物流线 R1, 当 R1 流量改变时, 压缩机第四段的压比 ε 和多变效率 η 会因入口流量的改变而发生变化。因此可通过调整 R1 的流量对压缩机第四段出口温度 T_{out} 进行控制。

4 500 kg/h。

由此说明, 控制压缩机转速一定, 在一定范围内增加返回裂解气量可有效降低压缩系统出口温度, 减缓结焦。

4 结 论

(1) 以压缩机出厂时的性能数据为基础, 依据相似理论修正设计数据并建立了压比与多变效率性能模型。

(2) 提出的基于学习速率自适应误差变化思想并结合遗传算法全局寻优特性的改进 BP 算法(LR-GA-BP)能以更少的迭代步数和更高的精度靠近目标值。

(3) 利用改进 BP 算法(LR-GA-BP)对某乙烯装置四级压缩系统进行模拟计算结果表明, 模型可靠性良好。

(4) 通过压缩机性能模型分析了压缩机第四段出口温度较高的影响因素, 并提出了降温措施, 对减缓压缩系统结焦、优化压缩机操作具有重要的参考作用。

参考文献:

[1] SIEROS G, STAMATIS A, MATHIOUDAKIS K. Jet en-

- gine component maps for performance modeling and diagnosis[J]. Propulsion & Power, 1997, 13(5): 665-674.
- [2] GHORBARRIAN K, GHOLAMREZAEI M. An artificial neural network approach to compressor performance prediction[J]. Applied Energy, 2009, 86(7/8): 1210-1221.
- [3] 张轩, 姜进田, 王华青, 等. 基于回归分析法的离心式压缩机性能模型[J]. 投产与运行, 2018, 37(2): 197-203.
- [4] 褚菲, 王福利, 王小刚, 等. 基于径向基函数神经网络的多级离心压缩机混合模型[J]. 控制理论与应用, 2012, 29(9): 1205-1210.
- [5] 刘航铭, 易先中, 刘欢, 等. 基于BP神经网络算法的压缩机组运行优化模型[J]. 投产与运行, 2017, 36(9): 1053-1058.
- [6] 刘超. 一种新的模糊神经网络的多级离心压缩机性能预测方法[J]. 自动化测试技术, 2013, 21(9): 2422-2424.
- [7] 陈元基. 相似理论及其应用[J]. 工程机械, 1990, 3(11): 41-45.
- [8] 魏旭东. 基于实时优化乙烯裂解和急冷区的模拟研究[D]. 辽宁大连: 大连理工大学, 2014.
- [9] 魏奇业, 魏毓良. 基于ROMEof的压缩机性能检测[J]. 化工自动化及仪表, 2012, 39(11): 1500-1503.
- [10] 赵毅, 李超, 田健辉. 实时优化技术在乙烯装置在线优化中的应用[J]. 化工进展, 2016, 35(3): 679-684.
- [11] 张立奎, 曾胜学. 离心风机的无因次性能曲线[J]. 南昌大学学报, 2013, 35(3): 241-246.
- [12] 朱晓飞. 离心压缩机性能曲线及喘振现象分析[J]. 化工技术, 2014, 4(11): 151-157.
- [13] 马鹏飞, 吴成斌, 李复员. 裂解气压缩机结焦原因分析及改造[J]. 化工机械, 2009, 36(2): 150-153.
- [14] 胡伍生, 迪达尔, 王昭斌. 神经网络BP改进算法及其性能分析[J]. 现代测绘, 2016, 39(6): 1-4.
- [15] 刘翔. BP算法的改进及其应用[D]. 太原: 太原理工大学, 2012.
- [16] 孙帆, 施学勤. 基于MATLAB的BP神经网络设计[J]. 计算机与数字工程, 2007, 35(8): 124-126, 202.
- [17] 周苗. 乙烯装置急冷和压缩系统的模拟与优化[D]. 上海: 华东理工大学, 2012.

Performance Prediction Model for Cracking Gas Compressor in Ethene Unit

MA Fangfang¹, XIONG Da¹, SUN Tiedong², OUYANG Fusheng¹

(1. Research center of Petroleum Processing, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China; 2. Petro-Cyber Works Information Technology Co. Ltd, Beijing 100007, China)

Abstract: Based on the design information of a cracking gas compressor in some ethylene unit, the compressor performance prediction model is established by modifying the design data. An improved BP algorithm (LR-GA-BP) is proposed for compressor performance prediction. The simulation calculation of a four-stage compressor system in the ethylene unit is carried out, and the relative errors between the calculation values and actual values of main components in cracking gas from the fourth-stage outlet of the compressor are less than 2%, and the relative errors between the calculation values and actual values of the outlet temperature and pressure of the compressor are less than 1%. It indicates the reliability of the model. The effect factors of the higher outlet temperature at the fourth-stage of the compressor were analyzed and the corresponding cooling measures were put forward, which is of good guiding significance to slow down the coking of compression system and further optimize its operation.

Key words: cracking gas compressor; performance prediction model; simulating calculation; an improved BP algorithm (LR-GA-BP)