

基于径向基函数神经网络的多级离心压缩机混合模型

褚菲¹, 王福利¹, 王小刚^{1,2}, 张淑宁¹

(1. 东北大学 流程工业综合自动化国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110819; 2. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘要: 大型离心压缩机作为多影响因素和强非线性的复杂系统, 其性能的准确预测难以实现. 针对这一问题, 结合径向基函数(RBF)神经网络, 本文建立了多级离心压缩机性能预测的混合模型. 首先基于热力学第一定律和压缩机能量损失机理建立了多级离心压缩机性能预测的机理模型. 该模型无需任何实验确定的性能曲线, 完全由压缩机的几何结构参数预测出压缩机在设计工况和非设计工况下的性能. 然后利用RBF神经网络修正机理模型的误差, 并通过对RBF神经网络的不断更新, 进一步提高了模型的预测精度和适用性. 将所建立的混合模型应用于实际的离心压缩机, 结果表明该方法具有良好的预测性能.

关键词: 离心压缩机; 性能预测; 混合模型; 径向基函数神经网络; 非线性; 能量损失机理

中图分类号: TP452 **文献标识码:** A

Hybrid model for multi-stage centrifugal compressor based on radial basis function neural network

CHU Fei¹, WANG Fu-li¹, WANG Xiao-gang^{1,2}, ZHANG Shu-ning¹

(1. State Key Laboratory of Integrated Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110819, China;
2. College of Information and Engineering, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110819, China)

Abstract: The large centrifugal compressor is a complex system with many factors and strong nonlinearities; the performance of which cannot be predicted accurately. To deal with this problem, we propose a hybrid model for predicting the performance of a multistage centrifugal compressor by employing the radial basis function (RBF) neural network. First, according to the structural parameters of the compressor instead of the experimental characteristic, we deduce a theoretical prediction model based on the first law of thermodynamics and the energy loss mechanism. This model is used to predict the design performance and the off-design performance of the compressor. Then, a RBF neural network, which is updated in time, is applied to the theoretical model to form a hybrid model, in which the error of the theoretical model is continuously corrected to raise its accuracy in the process of performance prediction. This hybrid model has been used to predict the performance of practical multistage centrifugal compressors in industrial applications; the results of performance prediction are satisfactory.

Key words: centrifugal compressor; performance prediction; hybrid model; radial basis function neural network; nonlinearities; loss mechanism

1 引言(Introduction)

离心压缩机性能的准确预测对于离心压缩机的防喘振自动控制和运行优化都具有十分重要的意义^[1]. 然而原设计时提供的少量特性曲线往往集中在设计工况附近, 变工况使用时误差较大, 而且随着压缩机特性的漂移也会逐渐失去其有效性^[2]. 因此, 如何建立准确的离心压缩机性能预测模型是目前亟待解决的问题.

文献[2]提出了一种离心压缩机模糊模型, 并利用神经网络对模糊模型进行修正. 但是由于压缩机的实际运行数据比较集中, 容易出现相互矛盾的模糊规则, 再加上训练数据中噪声的存在, 可能出现

坏规则, 从而导致规则库的非鲁棒性. 文献[3]提出了一种离心压缩机的混合模型, 但该模型只是建立了输出功率和入口流量之间的关系, 而离心压缩机是多影响因素、多输出、强非线性、强耦合的复杂系统, 需要综合考虑各种影响因素, 建立能够细致描述压缩机运行机理的性能预测模型.

离心压缩机作为一种压力提升装置, 其流道内部的气体流动情况非常复杂. 近年来各国学者针对离心压缩机叶轮和扩压器上的能量传递和气流损失进行了深入的研究^[4-14]. 例如文献[4-5]建立了叶轮能量传递和气体压力升高之间的关系; 文献[10-14]详细讨论了叶轮和扩压器上气流损失的计算方法; 文

献[6-8]对压缩机内部的气流损失进行了分类,并讨论了间隙、涡流等微小损失的近似计算方法等等。然而目前还没有能够完整描述多级离心压缩机性能的机理模型。

本文在以上理论成果的基础上,基于热力学第一定律和压缩机能量损失机理,并借鉴轴流式压缩机逐级叠加计算的建模思想^[15],尝试建立多级离心压缩机出口压力和温度与压缩机各级能量传递以及气流损失之间的函数关系。基于此关系的机理模型无需任何实验确定的性能曲线,完全从压缩机的几何参数预测出压缩机在设计工况和非设计工况下的性能。该模型还可用于分析几何结构参数的变化对压缩机性能的影响,实现压缩机的最优设计和优化运行。

然而由于理论假设的存在和模型重要参数,例如冲击损失系数、滑差系数等难以准确获得,机理模型与实际对象之间存在一定的偏差。基于压缩机的实际运行数据,本文利用径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络对机理模型的误差进行修正,并通过对RBF神经网络的不断更新,进一步提高模型的预测精度和适用性。将该方法应用于实际生产过程中,取得了满意的效果。

2 多级离心压缩机工作原理(Operating principle of multistage centrifugal compressor)

离心压缩机作为一种高速旋转叶轮机械,能够满足多种流体工质压缩的需求。单级离心压缩机的压力提升能力较低,难以满足工业生产的要求。因而实际生产中的大型离心压缩机一般采用多级压缩的方式。图1所示为多级离心压缩机的等效结构图。该离心压缩机有 N 级,气体由初级前端的吸气室吸入,经压缩机各级压缩后,高压气体经蜗室和出气管道输出。虽然压缩机各级的几何尺寸和结构略有不同,但是基本工作原理相同,以离心压缩机中间某级为例进行分析。

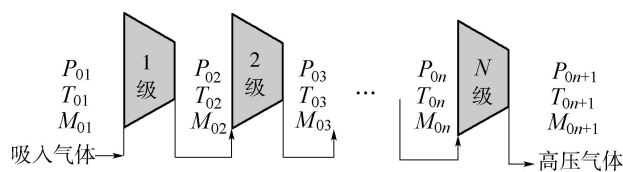


图1 离心压缩机等效结构图

Fig. 1 Schematic diagram of multistage compression process of large centrifugal compressor

为了最大程度地提升气体的压力并实现多级压缩的目的,离心压缩机的各级均由叶轮、扩压器、弯道和回流器等组成。高速旋转的叶轮对气体连续做功,源源不断地将机械能转化成气体的动能和势能。

气体流出叶轮时具有很高的速度,为了将这部分动能充分地转变为势能,气体流入扩压器,速度降低,压力提升。从扩压器流出的气体,经弯道和回流器的引导,均匀流入下一级叶轮入口,从而实现多级压缩。

离心压缩机这种灵活的工艺结构,使得它具有小流量、高压比和低噪音等特点,能够满足很多工业、农业以及军事等领域的应用要求,而且在某些应用领域是其他类型的压缩机所不能替代的。此外,离心压缩机也有其自身难以克服的缺点,例如深度喘振等问题。

3 机理模型(Principle model)

为方便理论分析,将压缩机各级的多变压缩过程(该过程前后气体的状态标记为 $01 \rightarrow 02$)分解为等熵压缩(同上标记为 $01 \rightarrow 02s$)和等压升温(同上标记为 $02s \rightarrow 02$)两个连续的子过程。在等熵压缩过程 $01 \rightarrow 02s$ 中,气体焓值 h 与温度 T ;气体压力 p 与温度 T 分别满足以下两个关系式^[4],

$$\frac{T_{02s}}{T_{01}} = \frac{h_{02s}}{h_{01}} = 1 + \frac{\Delta h_{02s}}{c_p T_{01}}, \quad (1)$$

$$\frac{p_{02}}{p_{01}} = \frac{p_{02s}}{p_{01}} = \left(1 + \frac{h_{02s}}{c_p T_{01}}\right)^{\frac{\gamma}{\gamma-1}}, \quad (2)$$

式中: h_{01} 是整个多变压缩过程起点处气体的焓值, h_{02s} 是等熵压缩过程结束时气体的焓值, Δh_{02s} 是等熵压缩过程中气体焓值的变化量, c_p 是气体的定压比热, γ 是气体的比热比。

联立式(1)-(2)可得等熵过程压比 ε 表达式

$$\varepsilon = \frac{p_{02}}{p_{01}} = \frac{p_{02s}}{p_{01}} = \left(1 + \frac{\Delta T_{02s}}{T_{01}}\right)^{\frac{\gamma}{\gamma-1}}. \quad (3)$$

由于等压升温过程($02s \rightarrow 02$)中气体压力保持不变,式(3)即为整个多变压缩过程($01 \rightarrow 02$)的压比表达式。而整个多变压缩过程($01 \rightarrow 02$)的温比 τ 则由整个多变压缩过程结束时的气体焓值 h_{02} 决定,其表达式为

$$\tau = \frac{T_{02}}{T_{01}} = \frac{h_{02}}{h_{01}} = \frac{h_{01} + \Delta h_{02}}{h_{01}} = 1 + \frac{\Delta h_{02}}{c_p T_{01}}, \quad (4)$$

式中 Δh_{02} 为整个多变压缩过程中气体焓值的变化量,即叶轮传递给气体的总比焓。

从式(3)-(4)可以看出,各级压比和温比的预测关键在于比焓变化量 Δh_{02} 和 Δh_{02s} 的准确计算,下面通过分析气体在各级叶轮和扩压器上的能量损失和等熵效率的定义给出压比和温比的计算式。

首先,对多级离心压缩机的压缩过程作以下两个假设^[5]:

假设 1 叶轮入口处气体无预旋,即 $C_{\theta 1} = 0$ 。

假设 2 叶轮叶片无弯曲。

离心压缩机各级叶轮施加的力矩等于气体角动量的变化量 τ_c :

$$\tau_c = mr_2 C_{\theta 2} - mr_1 C_{\theta 1}, \quad (5)$$

式中: m 是气体质量流量, r_1/r_2 分别是叶轮入/出口半径, $C_{\theta 1}/C_{\theta 2}$ 分别是气体在叶轮入/出口速度的切向分量. 在上述假设的条件下, 气体获得的总比焓 Δh_{02} 可以表示为

$$\Delta h_{02} = \frac{m(U_2 C_{\theta 2} - U_1 C_{\theta 1})}{m} = \sigma U_2^2, \quad (6)$$

式中: U_1/U_2 是气体在叶轮入/出口处的圆周速度, σ 是滑差系数, 与压缩机的叶片数 n_b 有关^[6],

$$\sigma_c \approx 1 - \frac{2}{n_b}. \quad (7)$$

离心压缩机流道内的气流损失可分为5类: 间隙损失、冲击损失、涡流损失、摩擦损失和蜗壳上的气流损失^[6-8]. 其中冲击损失和摩擦损失(叶轮和扩压器上)对压缩机性能的影响较大, 它们共同决定了压缩机的安全运行区域^[9]. 冲击损失取决于气体进入叶轮和扩压器时的速度损失,

$$\Delta h_{cy} = \frac{W_{\theta 1}^2}{2}, \quad (8)$$

$$\Delta h_{ck} = \frac{C_{2i}^2}{2}, \quad (9)$$

式中: $W_{\theta 1}$ 是气体在叶轮入口切向相对分速度, C_{2i} 是气体在扩压器入口切向绝对分速度. 通过叶轮和扩压器入口气体速度三角形分解, 可以推导出叶轮和扩压器上冲击损失的计算式

$$\Delta h_{cy} = \frac{\zeta_{sh}}{2} \left(U_1 - \frac{\cot \beta_{1b} m}{\rho_1 A_1} \right), \quad (10)$$

$$\Delta h_{ck} = \frac{\zeta_{sh}}{2} \left(\frac{\sigma D_2 U_1}{D_1} - \frac{\cot \alpha_{2b} m}{\rho_1 A_1} \right), \quad (11)$$

式中: ρ_1 是气体密度, A_1 是叶轮入口参考面积, β_{1b} 和 α_{2b} 分别是叶轮和扩压器叶片安装角, D_1 和 D_2 分别是叶轮入/出口平均直径, ζ_{sh} 是冲击损失系数, 文献[10]指出 ζ_{sh} 的取值与气体流量大小有关. 由NASA定律^[7]可知气体流量在设计流量时冲击损失为零, 可以推出设计流量 m_0 的表达式

$$m_0 = \frac{A_1 \rho U_1}{\cot \beta_{1b}}. \quad (12)$$

ζ_{sh} 的取值为

$$\zeta_{sh} = \begin{cases} 1 \leq \zeta_{sh} \leq 6, & m < m_0, \\ \zeta_{sh} = 1, & m \geq m_0. \end{cases} \quad (13)$$

文献[7-8]中提到摩擦损失与气体速度、叶轮以及扩压器流道的摩擦系数, 平均长度和水力直径有关,

$$\Delta h_{my} = \frac{2fl_y W_{1b}^2}{d_y}, \quad (14)$$

$$\Delta h_{mk} = \frac{2fl_k C_{2b}^2}{d_y}, \quad (15)$$

式中: l_y 和 l_k 分别是叶轮和扩压器叶道中间流线长度, d_y 和 d_k 分别是叶轮和扩压器的水力直径, W_{1b} 是气体叶轮处轴向相对分速度, C_{2b} 是气体扩压器处轴向绝对分速度, f 与叶轮和扩压器流道的雷若数 Re 有关^[11],

$$f = 0.3164(Re)^{-0.25}. \quad (16)$$

类似分析, 可以推导出叶轮和扩压器上摩擦损失的计算式,

$$\Delta h_{my} = \frac{2fl_y m^2}{d_y \rho_1^2 A_1^2 \sin^2 \beta_{1b}}, \quad (17)$$

$$\Delta h_{mk} = \frac{2fl_k m^2}{d_k \rho_1^2 A_1^2 \sin^2 \alpha_{2b}}. \quad (18)$$

其他影响较小的气流损失, 例如间隙损失、涡流损失^[7, 12-14]等, 将在等熵效率的定义中以效率修正系数的形式予以考虑.

有了气流损失的计算方法, 就可以给出离心压缩机各级压缩过程等熵效率的定义式

$$\eta(m, U_1) = \frac{\Delta h_{02}}{\Delta h_{02} + \Delta h_{Loss}} - \Delta \eta_c - \frac{\Delta \eta_{bf} - \Delta \eta_v - \Delta \eta_d}{\Delta \eta_{bf} - \Delta \eta_v - \Delta \eta_d}, \quad (19)$$

式中: Δh_{Loss} 是叶轮和扩压器上冲击损失和摩擦损失之和, $\Delta \eta_c$ ^[9]是间隙损失; $\Delta \eta_{bf} = 0.03$ 是涡流损失^[9], $0.02 \leq \Delta \eta_v \leq 0.05$ 是蜗壳损失^[14]; $0.02 \leq \Delta \eta_d \leq 0.05$ 是扩散损失^[9]. 再结合式(3)就可以得到离心压缩机各级压比的计算式

$$\varepsilon = \frac{P_{02}}{P_{01}} = \left(1 + \frac{\eta(m, U_1) \Delta h_{02}}{T_{01} c_p} \right)^{\frac{\gamma}{\gamma-1}}. \quad (20)$$

同样可以给出温比的计算公式:

$$\tau_1 = \frac{T_{02}}{T_{01}} = 1 + \frac{\sigma U_2^2}{T_{01} c_p \eta_0}, \quad (21)$$

式中: η_0 是机械效率, 取值在97%~99%之间.

以各级性能模型为基础, 采用逐级叠加法^[15], 前级模型的出口条件作为下级模型的入口条件, 逐个计算, 可以得到多级离心压缩机的性能模型, 其压比和温比的计算式如下:

$$\varepsilon = \frac{P_{0n+1}}{P_{01}} = \prod_{i=1}^n \varepsilon_i, \quad (22)$$

$$\tau = \frac{T_{0n+1}}{T_{01}} = \prod_{i=1}^n \tau_i, \quad (23)$$

式中 ε_i 和 τ_i ($i = 1, 2, 3, \dots$)分别为各级的压比和温比.

4 混合模型(Hybrid model)

4.1 混合模型的结构(Schematic of hybrid model)

混合模型的结构如图2所示. 该模型以机理模型为主模型, 用它来预测多级离心压缩机的压比和温比. 然而由于理论假设的存在和模型重要参数, 例如冲击损失系数、滑差系数等难以准确获得, 机理模型与实际对象之间存在较大的偏差. 因此, 本文采用RBF^[16-21]神经网络对机理模型压比和温比预测值的误差进行修正.

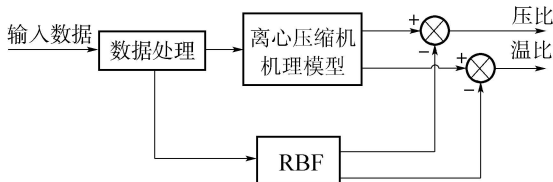


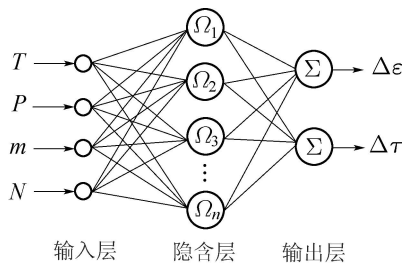
图2 混合模型结构

Fig. 2 Schematic diagram of the hybrid model

该混合模型的输入有: 初级入口温度、压力、质量流量以及压缩机的工作转速; 混合模型的输出是多级离心压缩机总压比 ε 和总温比 τ 的预测值.

4.2 RBF网络的设计(Design of RBF neural network)

利用RBF神经网络对机理模型压比/温比的误差进行修正, 网络的输入分别是离心压缩机入口气体温度 T 、压力 P 和流量 m 以及转速 N . 网络的输出是机理模型压比/温比的误差修正值. 若隐含层节点数为 n , 那么RBF的网络结构如图3所示.



输入层 隐含层 输出层

图3 RBF网络的结构

Fig. 3 Architecture of RBF neural network

网络的输出可以表示为

$$\Delta\varepsilon = \omega_0^1 + \sum_{j=1}^n \omega_j^1 \Omega_j(\|Z - C_j\|), \quad (24)$$

$$\Delta\tau = \omega_0^2 + \sum_{j=1}^n \omega_j^2 \Omega_j(\|Z - C_j\|), \quad (25)$$

其中:

$$Z = [T \ P \ m \ N]^T, \quad (26)$$

$\|\cdot\|$ 是距离的式; ω_j 是输出层和隐含层之间的连接权值; $\Omega(\cdot)$ 是径向基函数, 本文实验中选择高斯

函数; C_j 是隐含层节点的中心, 其中包含有宽度系数 $\xi_j(j = 1, 2, \dots)$.

网络隐含层节点的中心和隐含层与输出层之间的连接权值通过PLS^[16, 22]训练获取. 该方法的步骤简要总结如下:

步骤1 对训练数据进行归一化;

步骤2 将网络隐含层节点的中心与训练数据一一对应;

步骤3 计算训练数据与隐含层节点中心之间的距离;

步骤4 根据经验, 选择合适的宽度系数, 并计算活化矩阵;

步骤5 建立回归模型, 并利用PLSR求解^[21], 获得RBF网络的权值.

5 模型更新与应用实例(Model correction and application)

5.1 模型更新(Model correction)

实际运行中, 压缩机的叶片由于受到气体的腐蚀, 其性能不断下降, 加上工况的不断变化, 压缩机的特性逐渐发生漂移. 为了使所建立的混合模型能够描述压缩机的这种动态时变特性, 实际应用中采用在线监测和离线校正相结合的方法提高模型的预测精度. 可以根据经验和实际应用要求设置一个误差上限, 在线监测模型的预测精度, 当模型误差大于上限时, 重新从数据库中选取最新一段时间的历史运行数据, 对RBF神经网络进行更新, 以提高模型的预测精度和适用性.

5.2 应用实例(Application)

某钢厂采用离心压缩机对炼钢/铁过程的富余煤气进行压缩, 并送往后续的燃气-蒸汽联合循环发电机组进行燃烧发电. 该离心压缩机采取3级压缩的方式. 利用MATLAB构建上述混合模型. 压缩机的几何参数由厂方提供的设计图纸估算获得; 煤气的热力性质由离线采集分析结果获取. 神经网络的训练数据样本来自现场的集散控制系统(distributed control system, DCS), 为了验证本文所提模型更新策略的有效性, 分别从2010年9月到11月和2011年1月到3月的压缩机稳态历史运行数据中选取250组和266组数据样本用于RBF网络的训练, 另外从2011年4月选出96组数据样本用于模型的验证.

将不同时期历史数据样本训练得到的混合模型的预测结果与机理模型的预测结果以及实测数据进行比较. 由图4(a)和(b)可见, 相比机理模型, 混合模型能够较好的预测压缩机的输出压比和输出温比, 与实测数据吻合程度较好. 各模型的预测均方根误差(RMSE)和最大绝对误差(MAE)列于表1中进行比较, 可以看出, 模型更新策略能提高模型的预测精

度,一定程度上体现了离心压缩机的动态时变特性。

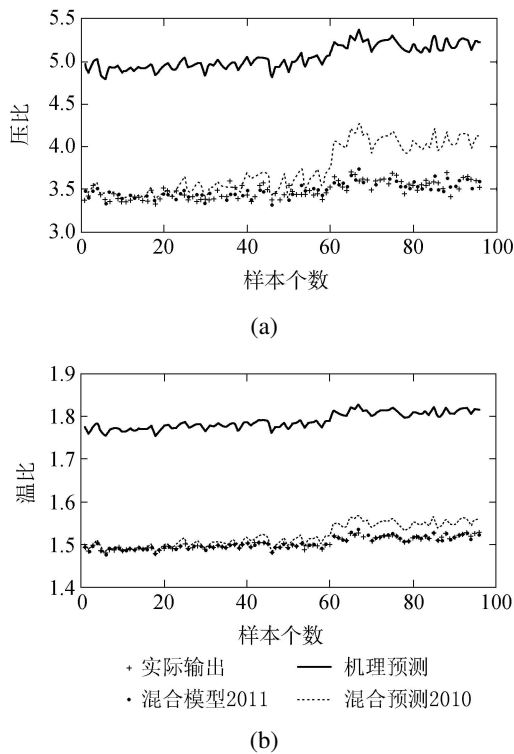


图 4 多级离心压缩机的压比和温比

Fig. 4 Pressure ratio and temperature ratio of multistage centrifugal compressor

表 1 各模型的RMSE与MAE比较

Table 1 RMSE and MAE of models

	压比 RMSE	温比 RMSE	压比 MAE	温比 MAE
机理模型	0.4476	0.1904	1.7075	0.2867
混合模型2010	0.0711	0.0110	0.6056	0.028
混合模型2011	0.0142	0.0014	0.0767	0.0058

6 结论(Conclusion)

本文建立了多级离心压缩机性能预测的混合模型。该模型由描述离心压缩机多级压缩过程的机理模型与作为机理模型误差校正器的RBF神经网络并联组合而成。这种并联混合结构不但能体现压缩机的机理特性,而且很好的解决了由于理论假设难以满足和模型重要参数难以准确获取等原因造成的机理模型误差较大的问题,大大提高了模型的预测精度。该方法同样适用于其他类型压缩机的性能预测,并为压缩机的自动控制奠定了基础。此外,本文还通过对RBF神经网络的更新,进一步提高了混合模型的预测精度和适用性。

参考文献(References):

[1] 翼春俊, 王雅君, 王学军, 等. 离心压缩机排气蜗壳内部流动分析与优化 [J]. 机械工程学报, 2009, 45(5): 311 – 316.

(JI Chunjun, WANG Yajun, WANG Xuejun, et al. Analysis and optimization of the internal flow in centrifugal compressor volute [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2009, 45(5): 311 – 316.)

[2] 厉勇, 王丽荣, 李斌. 基于修正的离心压缩机性能的模糊建模方法 [J]. 化工自动化及仪表, 2010, 37(6): 32 – 34. (LI Yong, WANG Lirong, LI Bin. Modeling method for performance of refrigeration compressor based on fuzzy-neural network corrected fuzzy control [J]. *Control and Instruments in Chemical Industry*, 2010, 37(6): 32 – 34.)

[3] 丁国良, 张春路, 詹涛. 制冷压缩机热力性能的模糊建模方法 [J]. 上海交通大学学报, 2000, 34(9): 1298 – 1300. (DING Guoliang, ZHANG Chunlu, ZHAN Tao. Fuzzy modeling method of thermodynamic performance of refrigeration compressor [J]. *Journal of Shanghaijiaotong University*, 2009, 34(9): 1298 – 1300.)

[4] GRADVDAHL J T, WILLEMS F, DE JAGER B, et al. Modeling for surge control of centrifugal compressors comparison with experiment [C] // *Proceedings of the 39th IEEE Conference on Decision and Control*. Sydney: Sydney Convention and Exhibition Centre, 2000, 8: 1341 – 1346.

[5] JIANG W, KHAN J, DOUGAL R A. Dynamic centrifugal compressor model for system simulation [J]. *Journal of Power Sources*, 2006, 158(2): 1333 – 1343.

[6] COHEN H, ROGERS G F C, SARAVANAMUTTOO H I H. *Gas Turbine Theory* [M]. 4th ed. Essex, UK: Longman, 1996.

[7] WATSON N, JANOTA M S. *Turbocharging the Internal Combustion engine* [M]. New York: MacMillan, 1982.

[8] WILSON D G. *The Design of High-Efficiency Turbomachinery and Gas Turbines* [M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1984.

[9] WATSON N, JANOTA M S. *Turbocharging the Internal Combustion Engine* [M]. New York: MacMillan, 1982.

[10] FERGUSON T B. *The Centrifugal Compressors Stage* [M]. London: Butterworths, 1963.

[11] WHITE F M. *Fluid Mechanics* [M]. 2nd ed. New York: McGraw-Hill, 1986.

[12] CUMPSTY N A. *Compressor Aerodynamics* [M]. Essex, UK: Longman, 1989.

[13] LORETT J A, GOPALAKRISHMAN S. Interaction between impeller and volute of pumps at off-design conditions [J]. *Journal of Fluids Engineering*, 1986, 108(3): 12 – 18.

[14] PAMPREEN R C. Small turbomachinery compressor and fan aerodynamics [J]. *Journal of Power Engineering*, 1973, 95(7): 251 – 256.

[15] SONG T W, KIM T S, KIM J H, et al. Performance prediction of axial-flow compressors using stage characteristics and simultaneous calculation of inter-stage parameters [J]. *Journal of Power and Energy*, 2001, 215(6): 89 – 98.

[16] WALCZAK B, MASSART D L. The radial basis function partial least squares approach as a flexible nonlinear regression technique [J]. *Analytical Chimica Acta*, 1996, 33(3): 177 – 185.

[17] FORMBERG B, LEHTO E. Stabilization of RBF-generated finite difference methods for convective PDEs [J]. *Journal of Computational Physics*, 2011, 230(6): 2270 – 2285.

[18] GAO Q, YAN W W, SHAO H H. Regularized RBF network based inferential sensor and its application in product quality prediction [J]. *Acta Simulata Systematica Sinica*, 2005, 17(7): 1609 – 1612.

[19] CHEN S, COWAN F N, GRANT P M. Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1991, 2(2): 302 – 309.

- [20] HAN H G, CHEN Q L, QIAO J F. An efficient self-organizing RBF neural network for water quality prediction [J]. *Neural Networks*, 2011, 24(7): 717 – 725.
- [21] WOLD S, SJOSTROM M, ERIKSSON L. PLS-regression: A basic tool of chemometrics [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory System*, 2001, 58(2): 109 – 119.
- [22] 贾润达, 毛志忠, 常玉清, 等. 基于投影寻踪的非线性鲁棒偏最小二乘法及应用 [J]. 控制理论与应用, 2010, 27(3): 391 – 394. (JIA Runda, MAO Zhizhong, CHANG Yuqing, et al. Nonlinear robust partial least squares based on projection pursuit and its application [J] *Control Theory & Applications*, 2010, 27(3): 391 – 394.)

附录 变量单位(Appendix Units of the variables)

A_2 : 叶轮入口参考面积(m^2);
 C_θ : 气体绝对速度的切向分速度(m/s);
 C_b : 气体绝对速度的轴向分速度(m/s);
 D : 叶轮的直径(m);
 d : 水力直径(m);
 h : 气体的焓值(J/kg);
 l : 叶道中间流线长度(m);
 m : 质量流量(kg/s);
 p : 气体压力(Pa);

r : 叶轮平均半径(m);
 T : 热力学温度(K);
 U : 气体的圆周速度(m/s);
 W_θ : 气体相对速度的切向分速度(m/s);
 W_b : 气体相对速度的轴向分速度(m/s);
 Δh : 焓值损失(J/kg);
 c_p : 气体的定压比热(J/(kg · K));
 τ_c : 叶轮施加的力矩(N · m);
 ρ : 气体的密度(kg/m³);
 β_{1b} : 叶轮叶片安装角(°);
 α_{2b} : 扩压器叶片安装角(°).

作者简介:

褚菲 (1984–), 男, 博士研究生, 目前研究方向为复杂工业过程建模、控制与优化, E-mail: chufeizhufei@sina.com;

王福利 (1957–), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为复杂工业过程建模、控制与优化、故障诊断等, E-mail: wangfuli@ise.edu.cn;

王小刚 (1960–), 男, 副教授, 研究方向为复杂工业过程建模、控制与优化等, E-mail: wangxiaogang@ise.edu.cn;

张淑宁 (1983–), 男, 博士研究生, 目前研究方向为复杂工业过程建模、控制与优化, E-mail: zhangshn0221@163.com.