



大流量系数斜流压缩机全工况多学科优化及结果分析

张勇¹, 姬成², 李国豪¹, 席光^{1*}

1. 西安交通大学流体机械与工程系, 西安 710049

2. 沈鼓集团股份有限公司研究中心, 沈阳 110869

* E-mail: xiguang@xjtu.edu.cn

收稿日期: 2025-07-15; 接受日期: 2025-10-27; 网络版发表日期: 2025-12-16

国家自然科学基金项目(批准号: 52130603)和陕西省科学技术厅项目(编号: 2024PT-ZCK-49)资助

摘要 近年来, 随着压缩空气储能领域发展以及大型空分设备市场需求增加, 我国对高性能大流量系数(首级流量系数介于0.16~0.30之间)压缩机技术方面的研究需求迫切. 斜流叶轮作为这一类大流量系数压缩机的首级, 能够兼顾效率、工况范围以及机器紧凑性, 具有很好的应用前景. 大流量系数斜流压缩机鉴于其较为严苛的气动和强度要求带来的复杂多学科特性, 给设计开发造成困难, 采用传统设计方法性能偏差大、容错率低、开发周期长. 为了解决这一问题, 本文发展了适用于离心/斜流叶轮的全工况多学科智能优化体系, 以一经过初步设计的大流量系数斜流叶轮为对象, 采用了多学科组合式智能代理模型, 结合NSGA-II遗传算法及自适应批量采样策略, 完成了具有71个控制参数的大流量系数斜流压缩机全工况多学科优化. 结果表明, 相较于原型叶轮, 优化叶轮的整级设计点多变效率提升4.1%, 最高效率提升1.4%, 同时, 最大应力降低35%, 最大形变量降低50.6%, 最大径向变形量降低46.6%, 优化效果显著. 本研究的创新在于优化过程中, 基于全工况多学科组合式代理模型, 综合考虑了效率、压比、堵塞裕度、失速裕度、最大应力、最大变形量、最大径向变形量、蜗壳性能损失、叶轮外径约束等多种设计目标, 从系统上解决了复杂的设计问题, 使得优化结果直接满足实际工程需要.

关键词 智能优化, 多学科优化, 全工况优化, 组合式代理模型, 大流量系数, 斜流压缩机

1 引言

斜流压缩机也称为混流式压缩机, 是一种叶片式流体机械, 其气流路径介于轴流式和离心式压缩机之间, 子午流动呈现出轴向进气、斜向出气的特点. 这种设计使其在效率、工作范围和结构紧凑性方面具有显著优势, 尤其适用于航空航天、工业气体压缩以及

能源与动力领域.

近年来, 国民经济各领域的结构性变化比较显著, 炼化化工、天然气液化、新能源等领域市场需求持续释放, 给通用机械行业带来新的增量需求, 高端产品需求增加、低端产品产能过剩的矛盾凸显. 据《中国机械工业年鉴2023》数据显示, 2022年国内企业风机、泵、压缩机产量下降约21%~35%, 而大型空分设备产

引用格式: 张勇, 姬成, 李国豪, 等. 大流量系数斜流压缩机全工况多学科优化及结果分析. 中国科学: 技术科学, 2026, 56: 1256–1271
Zhang Y, Ji C, Li G H, et al. Multidisciplinary, full range and multi-objective optimization of large flow coefficient mixed-flow compressor and result analysis (in Chinese). Sci Sin Tech, 2026, 56: 1256–1271, doi: [10.1360/SST-2025-0185](https://doi.org/10.1360/SST-2025-0185)

量增长约18%^[1]。

大型空分装置的市场需求增大, 将导致未来更加激烈的市场竞争, 我国企业相较于国外企业在该领域仍处于竞争劣势, 对开发大型离心/斜流式空压机组技术的需求十分迫切。针对10~12万立方米/小时等级的大型空分压缩机, 国外竞争厂商推出的均是等温型结构方案, 结构紧凑、造价低。而我国在该领域起步较晚, 沈鼓集团于2018年研发了首台(套)10万等级空分, 填补了国内同类产品空白^[2], 采用的是“8级轴流+2级离心”结构, 于2022年成功突破了“6级轴流+1级离心”结构^[1], 进一步提升了市场竞争力, 但总体市场竞争力仍弱于国外产品。其难点主要在于装置前几级叶轮由于其大流量系数(0.16~0.3)的特点, 偏离了常规离心叶轮的高性能设计区间(0.05~0.12)^[3~5], 传统的解决方案是采用具有高通流能力的多级轴流叶轮来代替(即国内当前的方案), 导致机器结构不够紧凑、造价较高。

通过文献调研发现, 斜流叶轮的最佳工作区间(流量系数0.12~0.30)介于离心和轴流之间^[6~8], 可以显著改善大流量系数离心叶轮的性能恶化, 同时兼顾装置紧凑性, 作为大型空分装置的首级叶轮, 具有很好的应用前景。但截至目前, 由于斜流压缩机设计技术尚未建立完善的设计体系, 相关技术仍处于摸索阶段, 市场上还未出现采用大流量系数斜流叶轮的空分压缩机产品, 因此, 研究发展适用于大流量系数斜流模型级的先进设计方法具有重要学术意义和工程应用前景。

大流量系数斜流压缩机开发是一个具有多学科特性的综合难题。首先, 在气动方面, 流道内部流动复杂, 叶轮进口存在大范围激波, 叶尖马赫数可达1.5以上^[9], 同时, 由于出口子午宽度较大且倾斜一定角度, 叶轮与下游静止件的匹配困难, 气流在下游部件内(扩压器、蜗壳或回流器)流动损失大。其次, 在力学方面, 由于设计工况决定了其高马赫数、高周速的运行特点, 加之较大的叶片高度削弱了叶片的刚度, 导致叶轮的应力高、变形大, 常规材料的安全性往往难以满足要求。鉴于其开发的复杂性, 采用传统设计方法性能偏差大、开发周期长、容错率较低, 迫切需要发展先进的智能优化设计手段, 综合考虑气动性能、力学安全性、下游匹配损失等多种设计目标, 来解决这一复杂的设计问题。

在离心/斜流叶轮优化方面, 主要采用的是基于代理模型的优化方法^[10,11]。过去, 受到计算成本的限制,

往往只能进行较小规模的优化, 并需要将独立的几何控制参数限制在几十个左右^[12~15]。这一方面限制了优化上限, 另一方面也使得一套参数化方案难以适用于具有不同造型方案和造型复杂度的基线叶轮。近年来, 为了解决这一问题, 在高性能超级计算机集群的帮助下, 我们进行了一系列的研究, 在增加控制参数的同时, 利用流场信息编码^[16]和自适应批量采样策略^[17]提升样本的信息价值, 同时提出新的代理模型架构实现全工况优化^[18], 最终以可接受的成本构建了全三维离心/斜流叶轮的气动优化系统, 成功突破了上百个控制参数下的离心/斜流叶轮优化方法。

但工程实际应用发现, 对于大流量系数(流量系数大于0.2)斜流叶轮, 其蜗壳匹配难度较大, 且缺乏精确的设计理论指导, 蜗壳内性能损失往往可达10%以上。而当前的智能优化方法为了控制计算资源的消耗, 优化时仅计算“单流道叶轮+进出口无叶段”的性能, 若加入蜗壳计算, 由于网格量增大, 将使优化成本提高近1倍。因此, 还需要进一步发展合适的优化方法来以较低的计算成本在优化阶段考虑下游蜗壳匹配问题。

本文基于以上研究背景, 进一步发展了适用于离心/斜流叶轮的全工况多学科智能优化体系, 以一经过初步设计的大流量系数斜流叶轮为对象, 综合考虑效率、压比、堵塞裕度、失速裕度、最大应力、最大变形量、最大径向变形量、蜗壳性能损失、叶轮外径约束等多种设计目标, 展开了优化工作。

2 基线叶轮及参数化方案

2.1 基线叶轮与性能挑战

本文的基线叶轮是一个经过准三元反命题手段设计并经过人工调整优化得到的大流量系数斜流模型级叶轮, 轮周速度达380 m/s, 采用半开式结构。主要面向压缩空气储能及大型空分装置等应用。

该基线模型级的叶轮几何造型如图1(a)所示, 该模型级的(计算域)子午面结构由图1(b)给出。该模型级的流体域整体呈轴向进气、径向出气, 由进口段、叶轮、无叶扩压器及蜗壳构成。固体计算域为图1(a)所示的斜流叶轮, 包括叶片和与其相连的叶盘。

该基线叶轮的基本设计参数由表1给出。叶轮采用“主叶片+分流叶片”的形式, 叶片数为9+9。从设计目标的角度, 该叶轮要求的设计流量为16.6 kg/s, 对应的流

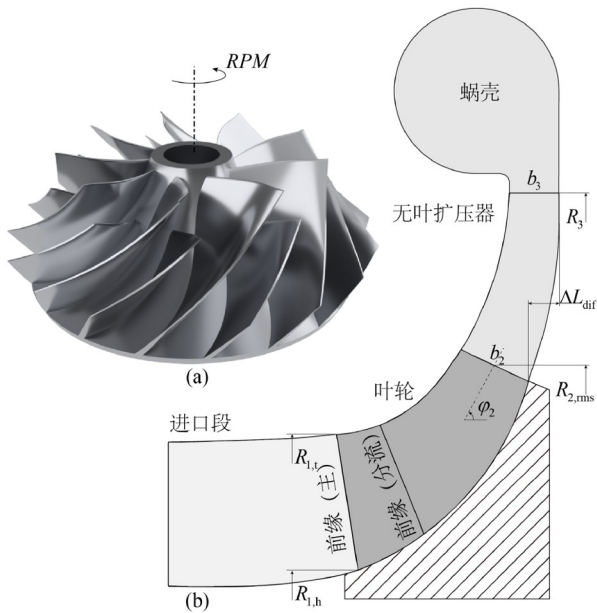


图 1 基线模型级叶轮. (a) 基线叶轮几何; (b) 模型级(计算域)子午面结构
Figure 1 Baseline model stage. (a) Geometry of the baseline impeller; (b) meridional channel of computational domain of the model stage.

量系数要求超过0.225, 同时, 整机设计总压比不低于2.2. 在工况范围方面, 要求堵塞裕度大于10%, 失速裕度大于15%.

图2给出了通过计算流体动力学(computational fluid dynamics, CFD)获得的基线叶轮模型级的气动性能曲线. 可以看到, 虽然基线叶轮的整级最高效率达到87%(蜗壳效率损失约为4%), 且在最高效率处($m = 15.5 \text{ kg/s}$)的压比满足设计目标, 但是整体工况区间(84%~103%)流量偏小, 与目标工况区间(85%~110%)偏差较大, 导致设计点性能难以满足要求. 因此, 在气动方面, 仍需在不降低效率和压比的情况下, 进一步增大堵塞裕度, 拓展工况范围.

进一步地, 对基线叶轮截取单流道进行了固体域的有限元分析. 图3给出了在设计转速下叶轮的静力学性能, 其中叶轮的变形量分布如图3(a)所示, 叶顶附近叶片变形量较大, 最大变形出现在尾缘叶尖处, 达3.50 mm. 叶轮的等效应力分布如图3(b)所示, 最大应力出现在叶片尾缘吸力面侧, 位于20%叶高附近, 且达到1368 MPa, 已经超过了材料的许用应力. 力学分析结果表明, 大流量系数斜流叶轮由于出口叶片宽度(叶高)较大, 叶片刚度下降, 同时叶轮周速较大, 导致了叶

表 1 基线叶轮的基本设计参数

Table 1 Key design parameters of the baseline impeller

设计参数	数值
叶片数 Z	9+9
转速RPM (r/min)	16127
进口总温 T_{t0} (K)	288.15
进口总压 P_{t0} (Pa)	101325
设计流量 m_{design} (kg/s)	16.6
设计流量系数 Φ	≥ 0.225
设计总压比 PR_{tot}	≥ 2.2
进口叶根半径 $R_{1,h}$ (mm)	53.76
进口叶尖半径 $R_{1,t}$ (mm)	167.46
叶轮出口平均半径 $R_{2,rms}$ (mm)	224.89
叶轮出口宽度 b_2 (mm)	62.30
叶轮出口子午倾角 ϕ_2 (°)	65
扩压器出口半径 R_3 (mm)	369.36
扩压器出口宽度 b_2 (mm)	41.62
设计叶顶间隙 TC (mm)	前缘0.6/尾缘0.35
扩压器轴向长度 ΔL_{dif} (mm)	25.52

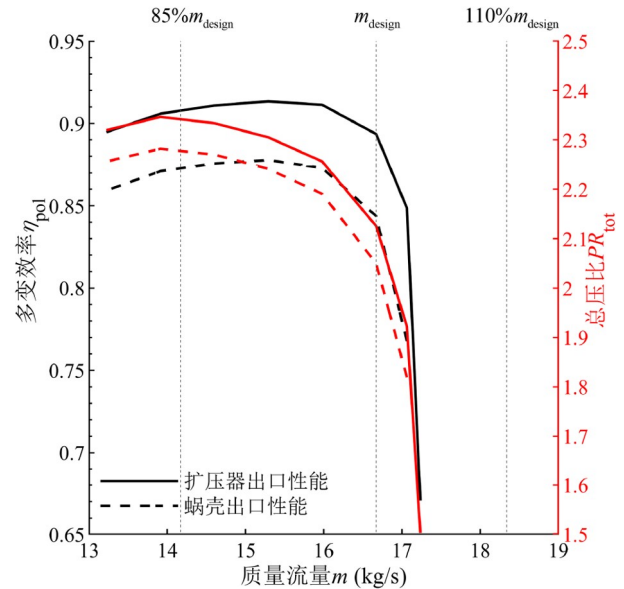


图 2 (网络版彩图)基线叶轮(级)气动性能
Figure 2 (Color online) Aerodynamic (stage) performance of the baseline impeller.

片形变量较大且最大应力难以控制.

综合以上分析结果, 可以发现对于基线叶轮的设计

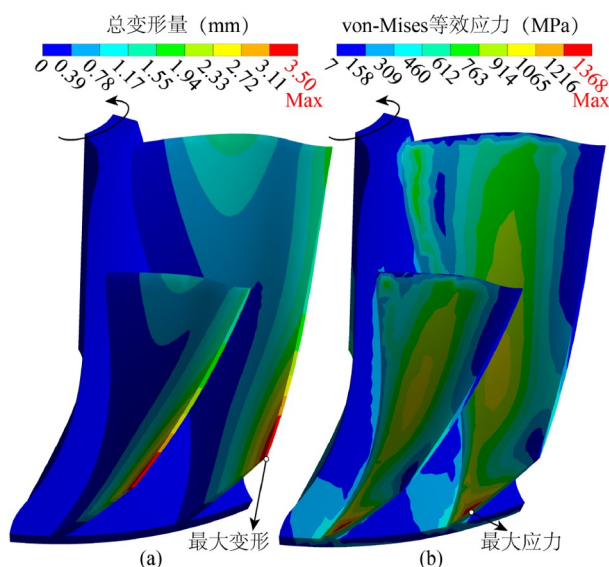


图3 (网络版彩图)基线叶轮力学性能。(a) 总变形量云图;(b) von-Mises等效应力云图

Figure 3 (Color online) Mechanical performance of the baseline impeller. (a) Total deformation contour; (b) von-Mises equivalent stress contour.

计目标, 不论是从气动性能方面还是力学安全性方面, 都对当前的设计水平提出了较大的挑战. 一方面, 该模型级的工况范围需要在不损失效率和压比的情况下向大流量方向调整, 叶轮进口宽度需要进一步增加, 这可能会导致流动的恶化(更大的叶尖马赫数)以及力学安全性的下降(更低的叶片刚度, 更大的叶尖离心力). 另一方面, 由于叶轮出口较宽且倾斜一定角度, 流场的展向不均匀度较大, 修改叶形易对下游扩压器和蜗壳的性能造成较大影响, 造成整机性能的恶化.

传统方法难以同时兼顾气动、力学及上下游部件匹配问题, 本文将在近年来课题组发展的优化方法的基础上, 围绕这一具有挑战性的多学科、多目标设计问题, 建立优化框架, 使基线叶轮的各项气动和力学性能指标满足工程应用要求.

2.2 参数化方案

本文的几何参数化主要依赖非均匀有理B样条(non-uniform rational B-spline, NURBS)方法, 通过控制NURBS曲线/曲面的控制点坐标实现参数化形状控制.

考虑到参数数量及计算成本, 在参数化阶段, 仅对叶轮的子午形状、主叶片叶根/叶顶线的叶片 β 角以及主叶片和分流叶片的厚度分布加以控制. 对于无叶扩

压器, 仅控制轴向长度 ΔL_{dif} 这一参数, 扩压器出口半径 R_3 及出口宽度 b_3 保持不变. 蜗壳在整个优化过程中保持不变, 同时, 依靠造型程序, 使进口段和无叶扩压器段根据叶轮形状平滑衔接叶轮与蜗壳.

该参数化方案的目标主要是期望通过调整主叶片形状及主/分流叶片的厚度分布来改善压缩机的各项性能, 同时尽可能地控制参数数量以降低优化成本及周期.

2.2.1 子午面参数化

子午面控制参数的定义及变化范围由图4给出, 对于子午叶根线和叶顶线, 分别采用7个NURBS控制点进行形状控制. 定义参数 $P_1 \sim P_6$ 用于控制叶根线控制点的 z 坐标变化量, 这里固定叶根线前缘控制点 z 坐标来消除一个整体轴向平移的自由度. 定义参数 $P_7 \sim P_{13}$ 用于控制叶根线控制点的 r 坐标变化量. 同理, 定义 $P_{14} \sim P_{20}$ 为叶顶线控制点的 z 坐标变化量, $P_{21} \sim P_{27}$ 为叶顶线控制点的 r 坐标变化量.

为了防止进出口附近(流动较为敏感)叶轮型线发生较大扭曲, 本文定义了一系列的参数关联, 关联方式为使一个参数在另一个参数的基础上进行变化. 比如: $P_5 \Rightarrow P_6$ 代表将参数 P_5 关联至 P_6 . 在给定 P_5 和 P_6 的具体赋值后, 通过 $P_5 = P_5 + P_6$ 确定 P_5 的最终值, 令 P_5 在 P_6 的基础上变化. 其余参数的关联方式(包括下文的参数化方案)也与此相同.

此外, 在叶轮子午出口边的中点处定义了参数 P_{28} 和 P_{29} 来控制叶轮子午型线的轴向和径向伸缩量, 该伸缩仅改变叶轮出口的位置, 不改变出口宽度和方向. 对于分流叶片前缘, 分别采用参数 P_{46} 和 P_{47} 来控制分流叶片前缘叶根和叶顶在主叶片子午线上的位置. 除了图4所绘制的全部参数外, 还定义了参数 P_{45} 来控制分流叶片在流道中的周向位置偏移, 以及参数 P_{71} 来控制图1所示的扩压器轴向长度 ΔL_{dif} .

2.2.2 叶片角参数化

本文通过控制叶根/叶顶线的叶片角 β_0 来控制叶片中性面的三维弯扭造型, 这里叶片角定义为曲线的切线方向与其子午方向的夹角. 叶片角控制参数的定义及变化范围由图5给出, 在不影响本文内容的前提下, 本文对叶片角的具体数值采用参考角度 β_{ref} 进行无量纲化, 做一定的保护处理.

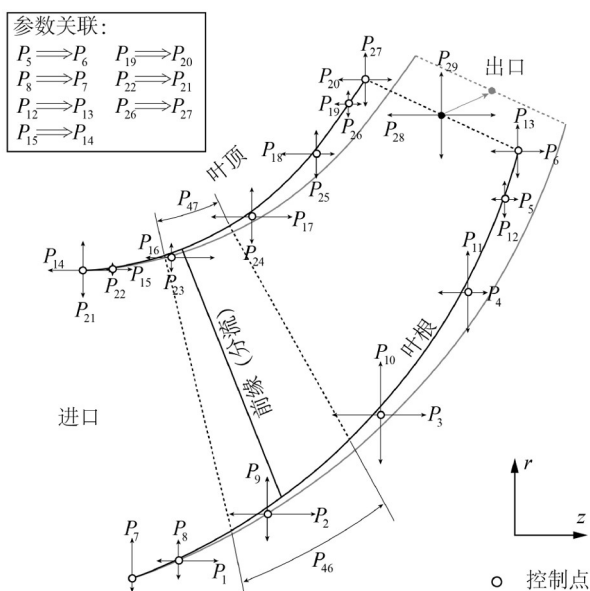


图4 子午控制参数定义

Figure 4 Control parameters of meridional plane.

对于主叶片叶根/叶顶叶片角沿子午百分比坐标的分布曲线, 各采用了7个控制点进行形状控制. 定义控制点的纵坐标作为控制参数, 其中 $P_{30} \sim P_{36}$ 用于控制叶根线的叶片角分布, $P_{38} \sim P_{39}$ 用于控制叶顶线的叶片角分布, 额外定义了参数 P_{37} 用于控制叶顶线相对于叶根线的周向偏移角度, 以及主叶片沿叶高方向的倾角, 类似地, 定义了参数 P_{48} 来控制分流叶片沿叶高方向的倾角. 分流叶片的型面通过从主叶片中性面上截取的方式生成, 为了控制参数数量, 不再对分流叶片的叶片角进行参数化控制.

同样, 在进出口附近定义了4组参数关联来防止型线产生较大扭曲(如图5所示).

2.2.3 叶片厚度参数化

叶片厚度控制参数的定义及变化范围由图6给出, 这里同样使用参考厚度 t_{ref} 对数据做一定的保护处理.

叶片厚度控制主要控制主叶片和分流叶片的叶根和叶顶处的法向厚度 t_n 沿子午百分比坐标 M_p 的分布曲线, 分流叶片厚度独立于主叶片厚度, 中间叶高处的厚度采用线性插值的方式生成. 对于主叶片的叶根和叶顶厚度分布曲线, 分别采用6个控制点进行控制, 定义了控制参数 $P_{49} \sim P_{54}$ 和 $P_{55} \sim P_{60}$. 对于分流叶片叶根和叶顶厚度分布, 采用5个控制点, 分别定义了参数 $P_{61} \sim P_{65}$

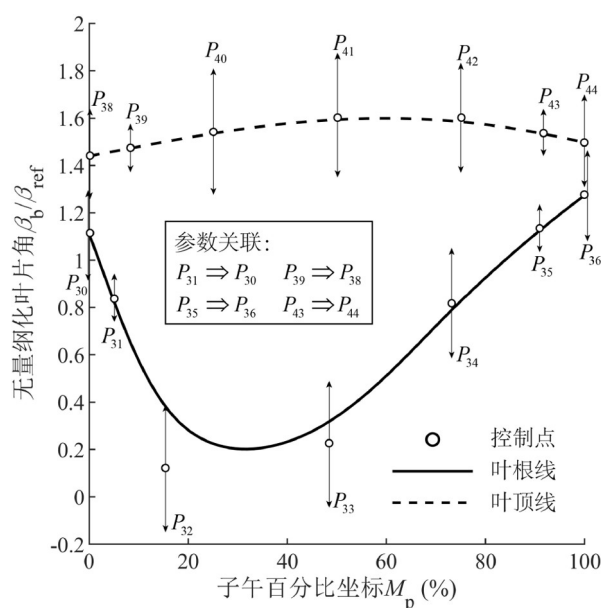


图5 叶片角控制参数定义

Figure 5 Control parameters of blade angle distribution.

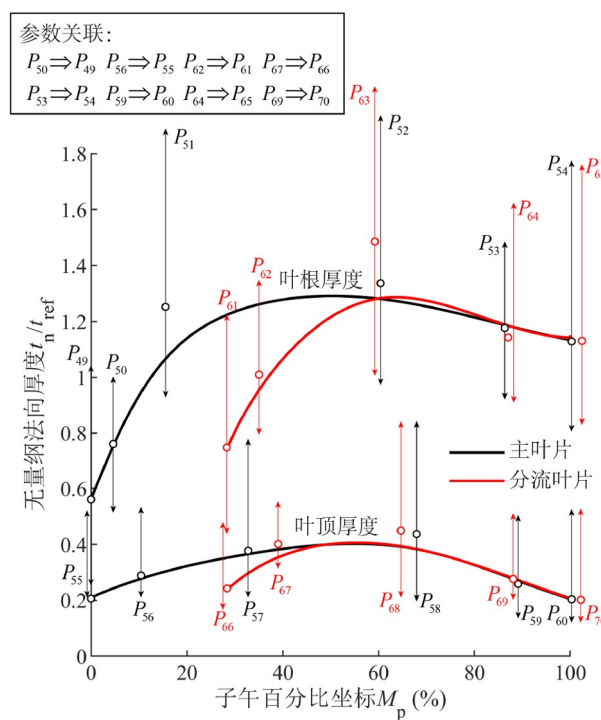


图6 (网络版彩图)叶片厚度控制参数定义

Figure 6 (Color online) Control parameters of blade thickness distribution.

以及 $P_{66} \sim P_{70}$. 此外, 如图5所示, 在叶片前/尾缘处定义了8组参数关联.

总的来说, 本文参数化方案共定义了71个控制参数, 包括33个子午控制参数、16个叶片角控制参数以及22个叶片厚度控制参数, 并规定了对应的变化范围, 主要控制了主叶片形状、分流叶片前缘及周向位置以及叶片厚度分布, 期望在该参数化空间内通过优化手段得到综合多学科性能较优的设计方案。

3 样本库构建

本文采用的是基于代理模型的优化思路, 而代理模型的训练依赖于样本库的构建, 样本库的建立需要进行大量的数值计算, 这往往占据整个优化过程95%以上的计算资源消耗, 因此需要合理平衡计算精度与计算成本。

本文建立的样本库包含气动样本和力学样本, 其中气动样本通过CFD方法获得, 包含堵塞点样本、工作点样本(扩压器出口)以及工作点样本(蜗壳出口)三部分, 主要记录设计转速下全工况范围内的流量、效率、压比等关键性能信息; 力学样本通过有限元分析(finite element analysis, FEA)方法获得, 主要记录叶轮在设计转速下的最大等效应力、最大变形量以及最大径向变形量等关键力学指标。

3.1 数值方法

图7给出了本文数值计算所采用的计算域示意图。其中流体域由图7(a)所示, 包含单流道进口段S1、叶轮R1、无叶扩压器S2以及蜗壳S3。其中S1, R1和S2采用结构化网格, 在充分权衡计算量与计算精度后, 选取网格总节点数约77万; S3采用四面体非结构网格, 同样, 在考虑计算成本与精度后, 控制网格总节点数约为45万。对于全部流体域的壁面, 均设置了边界层网格, 配合采用的 $k-\varepsilon$ 湍流模型, 保证近壁面 y^+ 为30左右。

使用CFX 15.0进行CFD计算, 介质采用理想空气, R1设为旋转域, 轮盖侧壁面为反向旋转。S1, S2和S3为静止域, 各计算域间的交界面信息传递采用混合平面(mixing-plane)法。对于更详细的计算配置及网格无关性验证等, 可参照文献[19], 这里不再赘述。

固体计算域如图7(b)所示, 采用ANSYS 15.0对叶轮1/9周期性计算域进行静力学分析, 对叶轮整体施加因转速引起的离心力场, 叶轮与转轴的接触面施加固定约束。计算采用10节点4面体单元, 网格尺度约为叶

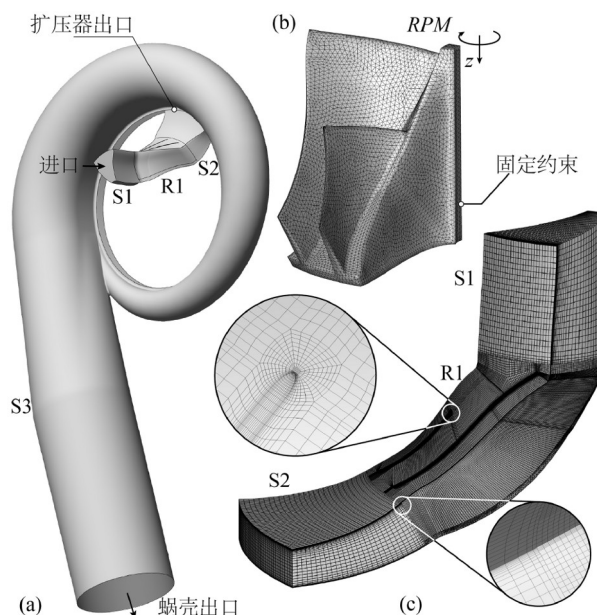


图7 计算域示意图。(a) 流体计算域; (b) 固体计算域; (c) 单通道叶轮网格及边界层局部放大图

Figure 7 Computational domain. (a) Fluid domain; (b) solid domain; (c) computational mesh of single periodic channel and zoomed-in view of near-wall mesh.

轮外径的1/80。根据我们合作企业以往在实际产品上的计算经验, 在固体计算域采用粗网格进行评估, 搭配一定的工艺流程, 可保证材料安全性要求。

3.2 样本计算流程

图8给出了本文的样本计算流程, 对于每组给定的控制参数 $[P_1, P_2, \dots, P_{71}]$, 可生成对应的如图7所示的固体域和流体域。对固体域采用有限元分析可得到设计转速下叶轮的最大应力 $\sigma_{\max}^{\text{ca}}$ 、最大变形量 $D_{\max}$ 以及最大径向变形量 $D_{\max}^r$, 用于训练力学预测模型。

对于流体域, 为了训练全工况气动代理模型, 需要进行约7~10个工况点的性能计算。在计算堵塞点时, 计算域不包含蜗壳部分, 给定S1进口总温总压及S2出口平均静压进行计算, 主要获取堵塞流量 m_{choke} 。在计算工作点时, 以堵塞流量为起点, 逐步减小流量直至到达失速工况(以扩压器出口压比随流量减小而下降为判据)。

考虑到蜗壳在整个优化中不发生变化, 为了节省计算成本, 有约40%的随机工作点在计算时采用图7(a)中的完整计算域, 给定S1进口总温总压及S3出口质量

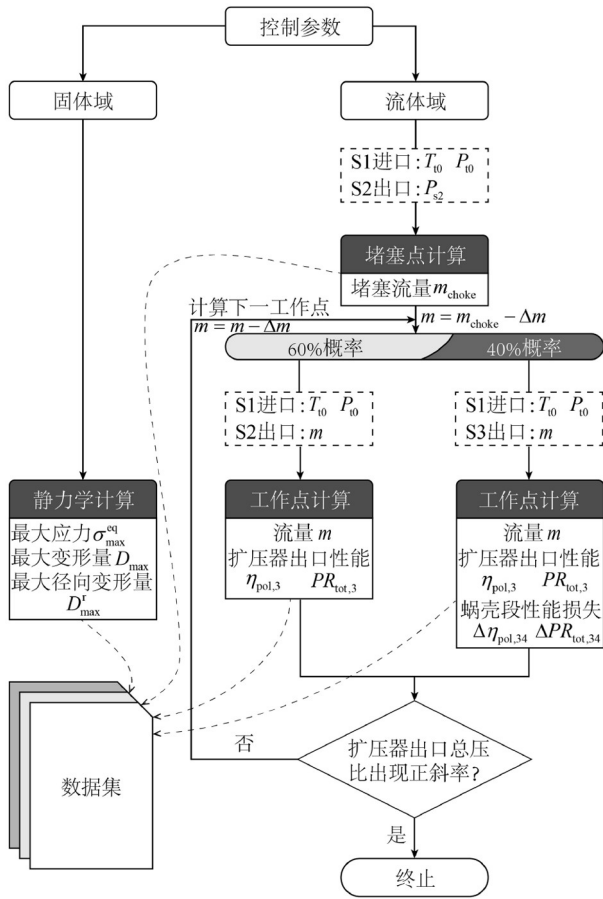


图8 样本计算流程

Figure 8 Sample simulation process.

流量进行计算, 主要获取扩压器出口多变效率 $\eta_{pol,3}$ 和总压比 $PR_{tot,3}$, 以及蜗壳内的多变效率损失 $\Delta\eta_{pol,34}$ 及总压比损失 $\Delta PR_{tot,34}$; 其余60%的工作点不带蜗壳计算, 在S2出口给定质量流量, 通过CFD计算得到 $\eta_{pol,3}$ 和 $PR_{tot,3}$. 经实际测试, 带蜗壳计算的工况点平均消耗机时数较不带蜗壳的工况点增加超过一倍, 该计算方案可降低约30%的计算量。

同时, 经实际计算发现, 对于相同的工况点, 带/不带蜗壳计算对于扩压器出口的性能影响可忽略不计, 即蜗壳内的流动对上游部件的影响较小. 因此, 对于带蜗壳计算的工况点, 其提供的性能数据被拆分为扩压器出口性能和蜗壳内性能损失两部分, 前者可以与不带蜗壳计算的工况点得到的数据一同被用于扩压器出口性能预测, 后者可以被用于蜗壳内性能损失的预测, 实现数据的充分利用。

4 基于自适应批量采样的全工况优化方法

4.1 组合式多学科代理模型

为了综合考虑效率、压比、堵塞裕度、失速裕度、最大应力、最大变形量、最大径向变形量、蜗壳性能损失、叶轮外径约束等多种设计目标, 所采用的代理模型必须具备对这些设计目标的预测能力. 为此, 本文在课题组以往工作的基础上, 提出了如图9所示的组合式多学科智能代理模型架构, 实现了对给定几何参数下整级多学科、全工况性能较为全面的预测。

该组合式代理模型由力学模型、堵塞模型、工作模型以及蜗壳损失模型组成, 这些模型均采用基于人工神经网络(artificial neural network, ANN)的 k -折融合模型进行训练(具体见文献[17]), 以充分利用数据集集中的样本信息。

其中力学模型相对独立, 它通过给定控制参数来预测最大等效应力 σ_{max}^{eq} 、最大变形量 D_{max} 以及最大径向变形量 D_{max}^r . 堵塞模型、工作模型和蜗壳模型相互配合, 基于我们提出的全工况预测模型架构[18], 来提供全工况气动性能预测, 具体实现方式如下: 首先, 确定一组几何控制参数后, 可以由堵塞模型预测得到堵塞流量 m_{choke} , 然后, 从堵塞流量开始减小流量 Δm , 使用工作模型和蜗壳损失模型来预测给定几何参数和流量下的单工况点性能, 其中工作模型输出扩压器出口的多变效率 $\eta_{pol,3}$ 及总压比 $PR_{tot,3}$, 蜗壳损失模型输出蜗壳内的效率损失 $\Delta\eta_{pol,34}$ 和总压比损失 $\Delta PR_{tot,34}$, 对应值相减可得到整机多变效率 $\eta_{pol,4}$ 及总压比 $PR_{tot,4}$. 不断减小流量, 重复这一单工况点性能预测, 以压比出现正斜率作为判断失速的指标, 可实现从堵塞到失速的整机全工况性能的预测。

从计算效率角度, 该模型基于神经网络架构, 充分利用GPU并行加速的优势, 在一张NVIDIA RTX 4070Ti显卡上, 一次推理可评估几十万个工作点, 完全满足后续优化需求。

4.2 基于自适应批量采样的优化流程

代理模型需要足够的训练样本才能达到可用于优化的精度, 然而, 随着设计维度的增长, 采样空间急剧增大, 这为代理模型带来了稀疏采样和大量低精度局部极值的问题. 在这种情况下, 以传统的随机均匀采

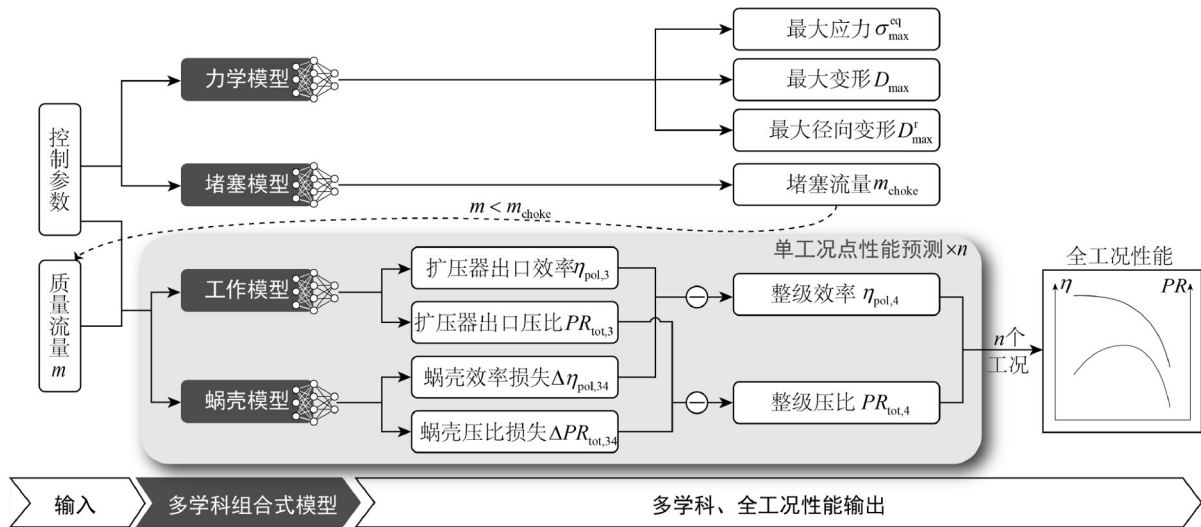


图 9 组合式多学科智能代理模型

Figure 9 Composite multi-disciplinary intelligent agent model.

样的方法,提升代理模型在全设计空间内的预测精度,会造成大量的计算资源浪费.实际上,对于优化问题来说,更关注的是代理模型在性能优于基线叶轮空间上的预测精度,这部分区域远小于整个设计空间的大小.对于其余的区域,代理模型只要能够反映出性能随控制参数变化的大致趋势即可.因此,高维优化问题要求采样算法能够高效地探索设计空间,并且自适应地在成百上千个局部极值附近采样.为了实现这一点,我们提出了自适应批量采样算法(adaptive batch sampling strategy, ABSS)^[17],能够为高维优化的每次模型更新提供大量具有多样性的最优样本,以提高代理模型在数百个局部极值处的预测精度.本文的优化流程基于自适应批量采样算法,对于该方法的完整介绍请参考文献[17].

图10给出了本文的优化流程.首先,当控制参数及其变化范围确定后,设计空间就被确定.在设计空间内,使用Sobol采样^[20]随机且均匀地生成1000~1500个控制向量,作为初始样本集.然后,对于初始样本集中的每个样本,都按照图8的样本计算流程完成力学分析和气动分析,这一过程将调用超算中心的数千个CPU核心对批量样本同时进行并行计算.在计算完成后,通过后处理获得关键的气动数据(比如流量、效率、压比等)以及力学数据(比如最大应力、最大变形量、最大径向变形量等),连同对应的控制参数结构化地存

储在数据库中,用于图9所示的组合式多学科智能代理模型的训练.

利用代理模型的快速性能预测能力,可以开展优化循环和采样循环.在优化循环中,使用多目标遗传算法NSGA-II^[21]寻找当前全局最优的结果.在采样循环中,使用ABSS算法获得当前代理模型预测到的数百个不同的局部最优位置.在由NSGA-II得到的Pareto前沿中挑选6~10个样本,结合ABSS得到的200~400个自适应样本,构成优化样本集.该样本集将经历新一轮的样本计算过程,用于代理模型的迭代更新.这一迭代过程将重复4~10次,直到在可接受的计算成本下得到相对满意的结果.

4.3 面向实际工程应用的综合优化目标

本次优化的目标及约束由表2给出,在构造目标函数时,采用了一个分段线性函数 f_{Basin} :

$$f_{\text{Basin}}(x|lb, ub) = \begin{cases} 0, & lb \leq x \leq ub, \\ x - ub, & x > ub, \\ lb - x, & x < lb. \end{cases} \quad (1)$$

该函数定义了一个下界lb和上界ub,当自变量x的取值在上下界之间时,函数恒为0,当自变量取值在所定义的区间外时,函数值随自变量远离区间而线性增加.使用该函数主要是为了将优化目标控制在一个期

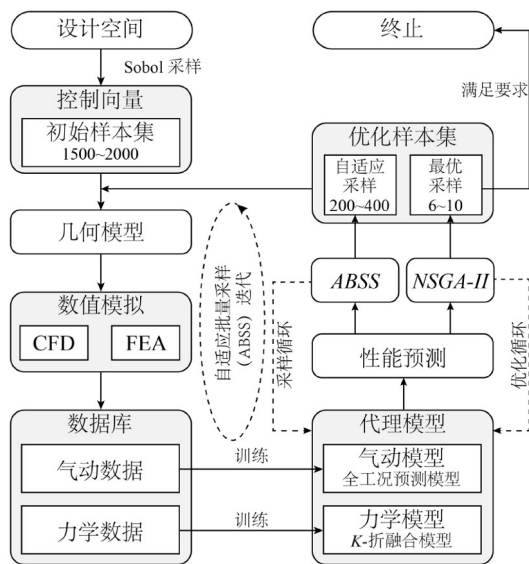


图 10 基于自适应批量采样的优化流程
Figure 10 Optimization process based on adaptive batch sampling strategy.

表 2 优化目标与约束
Table 2 Objectives and constraints of optimization

条件	目标函数	具体形式
	O_1	$-\eta_{\text{pol},4}^{\text{design}}$
	O_2	$f_{\text{Basin}}(PR_{\text{tot},4}^{\text{design}} 2.25, 2.4)$
	O_3 (kg/s)	$f_{\text{Basin}}(m_{\text{choke}}^{\text{design}} 18.4, 19.2)$
	O_4	$f_{\text{Basin}}(\Delta\eta_{\text{pol},34}^{\text{design}} 0, +\infty)$
$m_{\text{choke}} > m_{\text{design}}$	O_5	$f_{\text{Basin}}(\Delta PR_{\text{tot},34}^{\text{design}} 0, +\infty)$
	O_6 (MPa)	$f_{\text{Basin}}(\sigma_{\text{max}}^{\text{eq}} -\infty, 750)$
	O_7 (mm)	$f_{\text{Basin}}(D_{\text{max}} -\infty, 1.5)$
	O_8 (mm)	$f_{\text{Basin}}(D_{\text{max}}^r -\infty, 0.6)$
	O_9	$-\frac{m_{\text{surge}}}{m_{\text{design}}}$
$m_{\text{choke}} < m_{\text{design}}$	$O_1 \sim O_9$	10^6
叶轮平均外径约束		$\frac{P_{13} + P_{27}}{2} + P_{29} \leq 0$

望的区间内,当目标处于该区间内时,对应的损失函数不再为优化提供方向信息,从而使优化目标的维度减小,降低整个问题的复杂度,使算法能够更加专注于

优化少量目标。
在表2中,总计定义了9个目标函数 $O_1 \sim O_9$,本次优化的方向是寻找目标函数极小值。对于随机控制参数,通过组合式多学科智能代理模型的预测结果,可快速计算各目标函数的实际取值。本次优化时,考虑到机器实际高效运行区间,略微增大设计流量 m_{design} 至17 kg/s,对应流量系数达到0.234。计算时,首先调用堵塞模型计算堵塞流量 m_{choke} ,当堵塞流量大于设计流量时,会调用其余模型计算各目标函数的具体取值,反之,将放弃后续计算,直接给所有设计目标赋予一个较大的正值 10^6 ,强迫算法避开堵塞裕度小于0的样本。
目标函数 O_1 旨在寻找整机效率最高的样本;目标函数 O_2 旨在将整机总压比控制在2.25~2.4之间;目标函数 O_3 旨在将堵塞流量控制在18.4~19.2之间;目标函数 O_4 和 O_5 主要是为了在前期模型精度较低时,防止因蜗壳损失模型在局部预测出现反物理的负损失,而对优化方向产生干扰;目标函数 O_6 旨在将叶轮的最大等效应力控制在750 MPa以下;目标函数 O_7 旨在将叶轮的最大变形量控制在1.5 mm以下;目标函数 O_8 旨在将叶轮的最大径向形变量控制在0.6 mm以下;目标函数 O_9 旨在尽可能最大化失速裕度。

为了控制设计点的流量系数,本文通过不等式约束 $(P_{13} + P_{27}) / 2 + P_{29} \leq 0$ 来约束图4中所定义的叶轮子午面出口处的控制参数 P_{13} , P_{27} 和 P_{29} ,使优化后叶轮的平外径不增加。
在本文的组合式多学科智能全工况代理模型支持下,通过以上优化目标函数的定义,能够综合考虑设计点整机效率、总压比、堵塞裕度、失速裕度、蜗壳匹配损失、最大应力、最大变形量、最大径向形变量、流量系数限制等多种设计目标,为解决大流量系数斜流叶轮的实际工程应用难题奠定基础。

5 优化结果及关键参数识别

本次优化共计算有效的气动样本数2871组,其中包括2871个堵塞工况点和15846个工作工况点,其中工作工况点有7196个带蜗壳计算工况点;有效的力学样本数为3071个。气动计算在超算平台上完成,总耗费计算机时约40万核时(折算成本约4万元人民币)。
图11给出了全部样本控制参数分布的热力图,图中的参数取值均归一化到各自定义的取值区间。可以

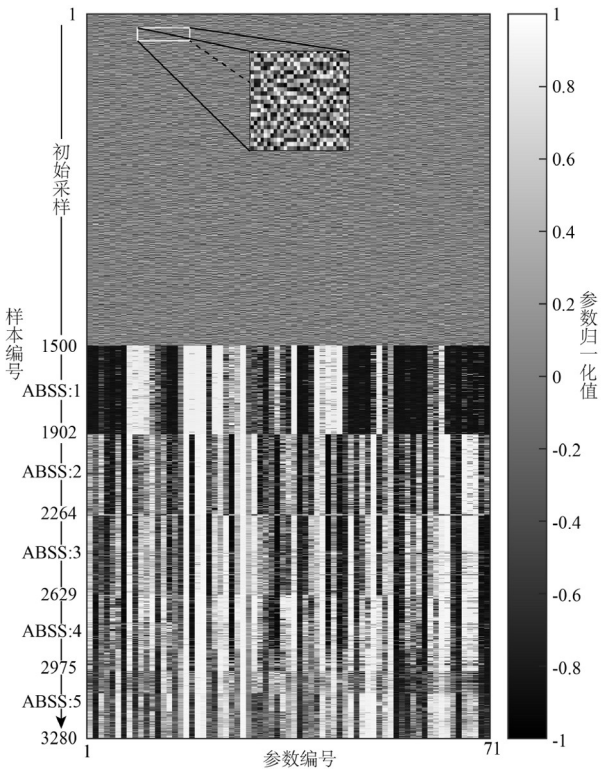


图 11 样本控制参数取值分布热力图
Figure 11 Hot map of control parameters' values distribution of all samples.

看出, 在初始采样阶段, 样本呈随机均匀分布, 用于为代理模型的构建提供全局视野. 后续经历了5轮ABSS

自适应批量采样循环, 每轮采样完成后都对模型进行迭代更新. 从这5轮的样本参数取值分布来看, 呈现出了很强的条带特征分布. 随着采样轮次的增加, 采样算法从初始阶段的倾向于取参数极值、集中分布(条带状特征清晰、黑白分明), 逐渐向取参数区间的合理值、多样化分布(条带特征较模糊、灰色居多)过渡, 说明模型在迭代过程中逐渐探索出了批量具有相同水平竞争力的较优区域, 优化过程逐渐走向收敛. 这也是ABSS主导的大规模多参数优化的典型进程.

在初始采样阶段, 共计算有效气动样本1360组, 耗时5天, 后续共进行了5轮ABSS自适应采样, 每轮耗时3天, 整个优化周期为20天. 在这一过程中, 得到的较优结果与基线叶轮的性能对比如表3所示, 本文的多目标优化在多种性能指标上均获得了明显的优化效果. 本节主要在众多优化结果中挑选综合性能较优且满足工程需要的OPT3234叶轮进行详细分析.

5.1 优化前后性能对比

优化叶轮OPT3234的几何外形如图12所示, 其与基线叶轮的气动性能曲线如图13所示. 可以看出, 基线叶轮在设计点附近发生严重堵塞, 导致气动性能急剧恶化. 而在优化后, OPT3234的堵塞裕度相较于基线叶轮增加了7%, 使设计点处于较为平坦的高性能区, 大大改善了设计工况下的性能, 同时, 失速裕度相较于基线并未下降, 满足15%的设计目标. 从整体上

表 3 优化结果与基线叶轮的性能对比

Table 3 Optimization results and their comparison with the baseline impeller

叶轮编号	整级设计点多变效率 (%)	整级设计点总压比	设计点蜗壳效率损失 (%)	设计点蜗壳压比损失	堵塞裕度 (%)	失速裕度 (%)	最大应力 (MPa)	叶片最大应力 (MPa)	最大形变量 (mm)	最大径向形变量 (mm)	叶轮平均外径 $R_{2,rms}$ (mm)
1(基线)	84.7(设计)/87.7(高效)	2.05	3.80	0.064	3.39	16.56	1367.60	1367.60	3.50	1.33	224.89
2878	88.93	2.33	3.63	0.070	12.02	11.20	853.73	853.73	1.67	0.57	224.54
2897	88.18	2.25	4.06	0.076	12.17	14.02	848.53	848.53	1.31	0.56	224.12
3115	88.76	2.28	3.78	0.070	8.24	16.24	905.19	905.19	1.69	0.59	221.91
3119	88.71	2.33	3.78	0.074	8.69	16.30	909.91	909.91	1.46	0.60	224.60
3126	88.56	2.32	3.81	0.074	8.23	16.23	873.41	852.55	1.40	0.58	224.18
3180	88.47	2.29	3.94	0.075	9.68	16.45	820.18	726.50	1.56	0.59	224.13
3187	88.49	2.29	3.88	0.074	8.94	16.34	975.91	975.91	2.05	0.80	223.62
3234	88.83/89.07	2.27	3.66	0.067	10.45	16.57	889.23	889.23	1.73	0.71	223.61
3238	88.76	2.30	3.70	0.070	8.92	16.34	906.36	906.36	1.66	0.75	222.90
3250	88.64	2.30	3.79	0.073	9.52	16.43	838.27	838.27	1.97	0.85	224.03

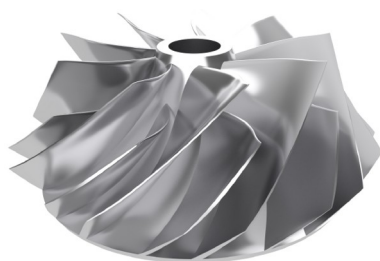


图 12 优化叶轮OPT3234

Figure 12 Optimal impeller OPT3234.

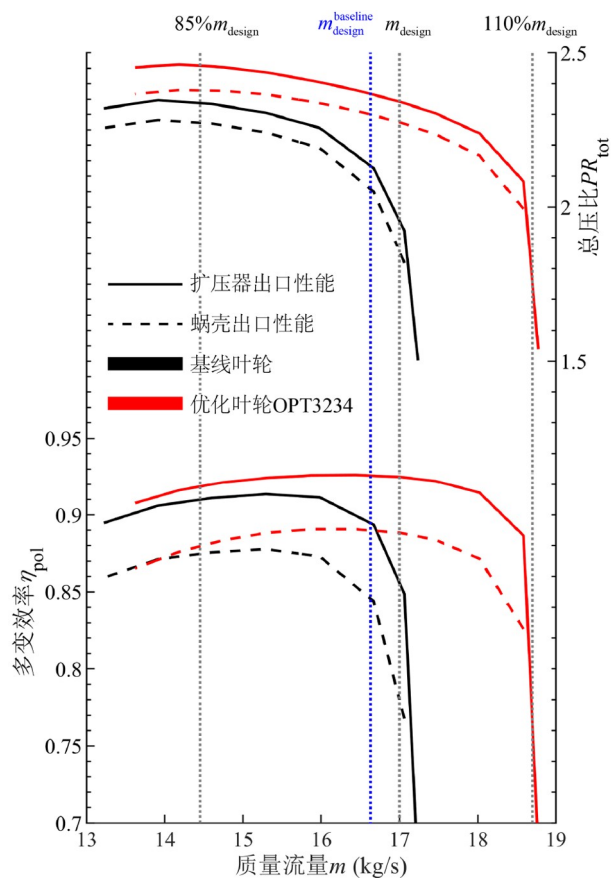


图 13 (网络版彩图)基线叶轮与OPT3234气动性能对比

Figure 13 (Color online) Comparison of aerodynamic performance between baseline and OPT3234.

看, 优化叶轮的工况范围得到了较大提升.

得益于堵塞工况的改善, 优化叶轮整级设计点多变效率提升4.1%, 最高多变效率提升1.4%, 设计点总压比提升10.5%. 同时, 全工况范围内的性能均优于基线叶轮.

对于本文所关注的力学性能, 图14给出了两叶轮

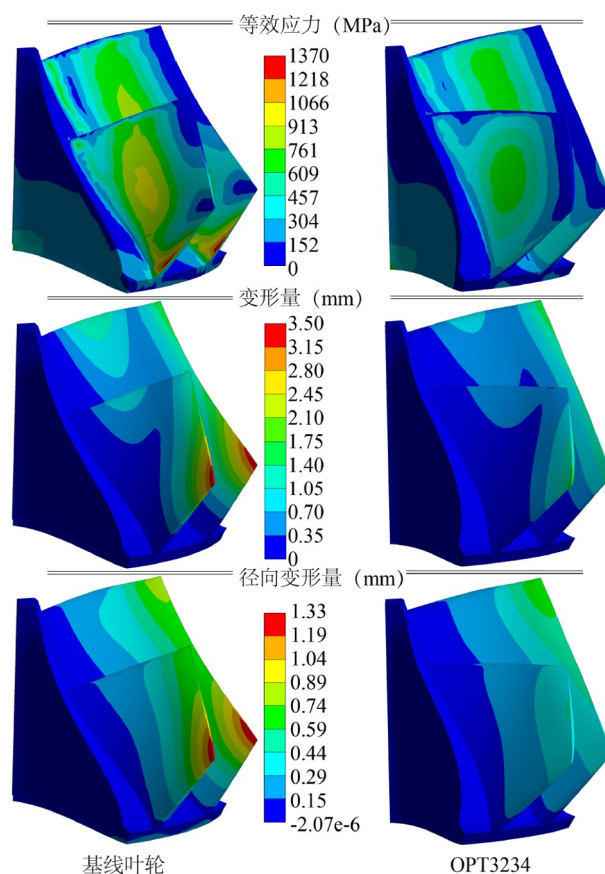


图 14 (网络版彩图)基线叶轮与OPT3234力学性能对比

Figure 14 (Color online) Comparison of mechanical performance between baseline and OPT3234.

的对比. 可以看出, 优化叶轮OPT3234的力学性能相较于基线叶轮得到了显著改善: 叶轮尾缘吸力侧靠近中下部叶高附近的高应力区完全消失, 叶轮的最大等效应力由1367 MPa降低至899 MPa(结合表3), 降幅达35%. 同时, 叶轮尾缘的高变形区也得到了显著改善, 最大变形量由3.50 mm降低至1.73 mm, 最大径向变形量由1.33 mm降低至0.71 mm, 叶顶变形整体下降40%左右, 有利于实际运行过程中的叶顶间隙控制, 使得叶轮即使在低转速下也能保持较小的叶顶间隙, 提升不同工况下的实际运行性能.

总的来说, 相较于基线叶轮, OPT3234的各项气动和力学性能指标均得到了较为显著的提升, 使得原本多项性能指标不满足要求的叶轮在优化后满足实际工程的需要, 且性能较优. 说明本文构建的全工况、多学科智能优化体系能够较为成功地解决大流量系数斜流

叶轮的多学科综合设计难题。

5.2 基于SHAP的关键参数分析

为了进一步量化分析71个控制参数的取值对叶轮OPT3234多项关键性能指标提升所起到的作用, 本节采用机器学习可解释性工具Shapley增量解释(Shapley additive explanation, SHAP)方法, 基于本文样本库训练的组式多学科智能代理模型, 采用数据挖掘的思路, 智能分析各参数的贡献。

SHAP方法是一种基于局部线性近似的增量特征贡献方法, 它用于解释模型 $f(\mathbf{x})$ 在单个输入 $\mathbf{x}$ 上的一个预测。该方法的核心思想是通过对比原输入 $\mathbf{x}$ 中的某一特征 x_i 出现和不出现在原输入中的所有可能情况下的原模型的输出值差异, 来计算该特征对于输出的贡献 ϕ_i 。这里定义 $\mathbf{F}$ 为所有输入特征 x_i 的集合, $\mathbf{S}$ 为 $\mathbf{F}$ 不包括特征 x_i 的任意子集, 表示为 $\mathbf{S} \subseteq \mathbf{F} \setminus \{i\}$ 。若能够计算原模型在输入特征 $\mathbf{S}$ 下的输出值 $f_{\mathbf{S}}(\mathbf{x}_{\mathbf{S}})$ 和输入特征 $\mathbf{S} \cup \{i\}$ 下的输出值 $f_{\mathbf{S} \cup \{i\}}(\mathbf{x}_{\mathbf{S} \cup \{i\}})$, 则 ϕ_i (在该方法中称为Shapley值)可被表示为在所有可能的集合 $\mathbf{S}$ 下两者差值的加权平均和:

$$\phi_i = \sum_{\mathbf{S} \subseteq \mathbf{F} \setminus \{i\}} \frac{|\mathbf{S}|!(|\mathbf{F}| - |\mathbf{S}| - 1)!}{|\mathbf{F}|!} [f_{\mathbf{S} \cup \{i\}}(\mathbf{x}_{\mathbf{S} \cup \{i\}}) - f_{\mathbf{S}}(\mathbf{x}_{\mathbf{S}})], \quad (2)$$

式中 $|\mathbf{S}|$ 表示集合 $\mathbf{S}$ 中的元素数量。

对于一般的预测模型 $f(\mathbf{x})$, 其输入特征的数量通常是固定的。为了计算函数 $f_{\mathbf{S}}(\mathbf{x}_{\mathbf{S}})$, 这里定义了一个参考输入 $\mathbf{x}_r = \{x_{r1}, \dots, x_{rM}\}$, 且有 $f(\mathbf{x}_r) = \phi_0$ 。当特征 x_i 不包含在输入特征中时, x_{ri} 将作为代替。举个例子, 如果原输入为 $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$, 参考输入为 $\mathbf{x}_r = \{x_{r1}, x_{r2}, x_{r3}, x_{r4}\}$, 集合 $\mathbf{S} = \{x_1, x_4\}$, 那么 $f_{\mathbf{S}}(\mathbf{x}_{\mathbf{S}}) = f(x_1, x_{r2}, x_{r3}, x_4)$, 就表示特征 x_2 和 x_3 不包含在输入特征中时模型的预测值。

由于所有可能的集合 $\mathbf{S}$ 的数量为 2^{M-1} 个, 通过式(2)直接计算Shapley值难以实现。因此, 需要采用近似估计的方法, 本文采用了Lundberg等人所提出的Kernel SHAP来实现对Shapley值的快速近似估计, 该方法是模型无关的, 具体请见参考文献[22]。

由于在进行SHAP分析时, 并不是每个样本都包含设计点性能, 为了更加合理地评估控制参数对性能指标的贡献, 这里选取最高效率点的气动性能进行SHAP分析。对应本文的优化目标, 主要对整级最高效

率、最高效率处总压比、高效点处蜗壳内效率损失、蜗壳内总压比损失、堵塞流量、工况范围、最大等效应力、最大变形量、最大径向变形量这9个性能指标进行了SHAP分析, 得到的结果如图15所示, 为了使该图变得清晰直观, 在绘制结果时, 对每种性能指标, 各参数由式(2)计算得到的Shapley值按照绝对值之和进行了归一化处理。同一性能指标下, 不同参数柱状图的长度表示该参数对这一性能指标的贡献大小, 大于0为正贡献, 表示使该性能的数值增加, 小于0为负贡献, 表示使该项性能的数值减小, 不同性能指标间的柱状图的长度比较并无实际意义。

根据图15的结果, 从整体上来说, 大部分控制参数对于OPT3234的性能变化都起到了明显作用。在多学科、多目标优化下, 71个参数的控制效果有两大特点: 一是多目标耦合效应强, 每个参数都与多个性能指标相关, 每个参数对某些性能指标的改善往往会带来另一些性能指标的恶化; 二是多参数耦合效应强, 性能指标的改善或调整往往是多参数正/负贡献相叠加的综合效果。

从性能角度来看, 子午参数以及叶片角参数等与叶片中性面形状有关的参数对气动性能的改善贡献较为显著, 而子午参数、叶片角参数和厚度参数对力学性能的改善均具有较为显著的贡献, 这与传统观点是一致的。

OPT3234与基线叶轮的子午型线对比如图16所示, 在图中, 还根据图15绘制了对性能贡献较大的关键参数的变化方向。从整体上来说, 优化叶轮的轴向长度增加, 叶轮出口子午倾角增加, 子午型线的曲率减小, 叶轮在进口宽度增加的同时, 其斜流特征更加明显。图17对比了两叶轮在高效点95%叶高处的相对马赫数云图, 可以看出, 由于子午叶顶点曲率的减小, OPT3234的叶顶低速分离区较基线叶轮得到了改善。

根据图15的分析结果可知, 在子午控制参数中, $P_7, P_8, P_{18}, P_{20}, P_{28}$ 对整级效率起正贡献作用, 其主要效果是增大叶轮的出口子午倾角并减小子午型线的曲率; P_{21}, P_{24}, P_{28} 对堵塞流量的正贡献作用较为显著, 其主要作用是增大叶轮进口的通流面积, 其中 P_{21} 会减小整级工况范围, 而 P_{28} 有利于工况范围的增加; $P_8, P_{18}, P_{20}, P_{28}$ 均有利于工况范围的增加, 说明适当增大叶轮的子午倾角可能有利于拓展工况范围; P_{20} 和 P_{21} 对力学性能起到了改善, 而 P_{27} 和 P_{28} 则增大了叶轮的最大应力

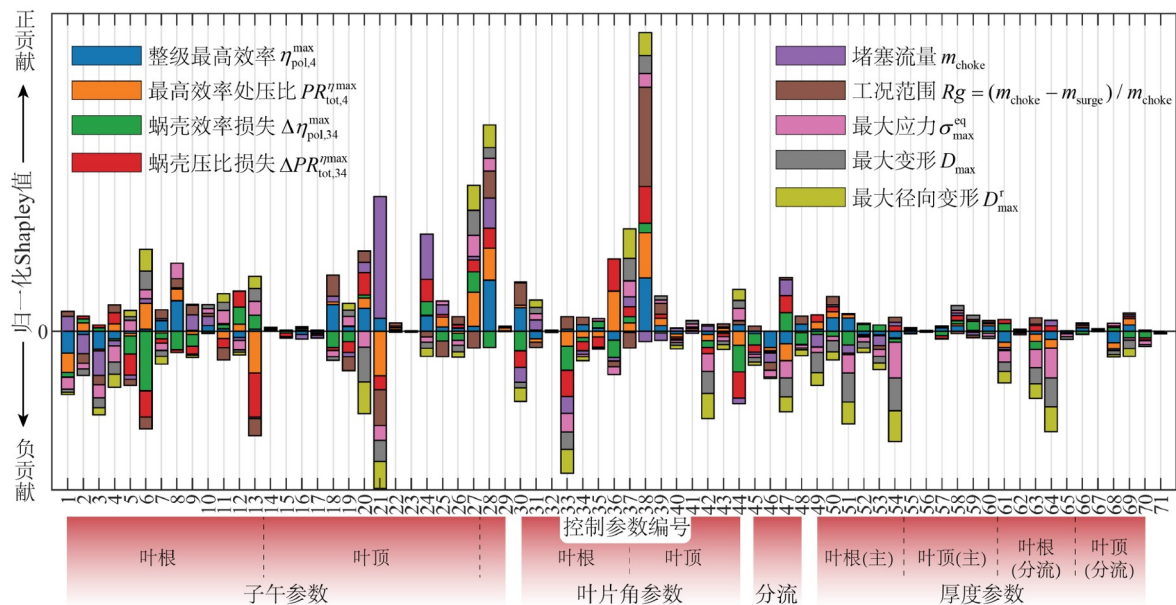


图 15 (网络版彩图) OPT3234中71个控制参数对各项性能指标变化(相较于基线叶轮)的贡献度的SHAP分析
Figure 15 (Color online) SHAP analysis of 71 control parameters' contributions on each performance metric in OPT3234 compared to the baseline.

及形变量。

图18对比了基线叶轮与OPT3234的叶片角分布, 并根据图15确定了6个关键参数。参数 P_{30} 增大了进口叶根的 β 角, 能够改善整级效率、工况范围并降低最

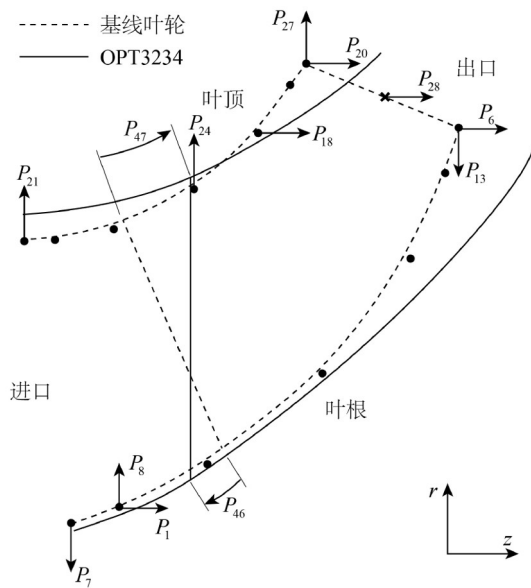


图 16 基线叶轮与OPT3234子午型线对比及关键参数变化方向
Figure 16 Comparison of meridional curves between baseline and OPT3234 with changed directions of key parameters.

大径向变形量; 参数 P_{33} 能够比较显著地控制最大应力、最大变形量及最大径向变形量, 但是会使堵塞流量减小、蜗壳内效率/压比损失增大, 但总体而言, 并未影响整级的多变效率; 参数 P_{36} 主要对总压比有正贡献, 通过减小 β 角来增强叶轮的做功能力, 同时会增加

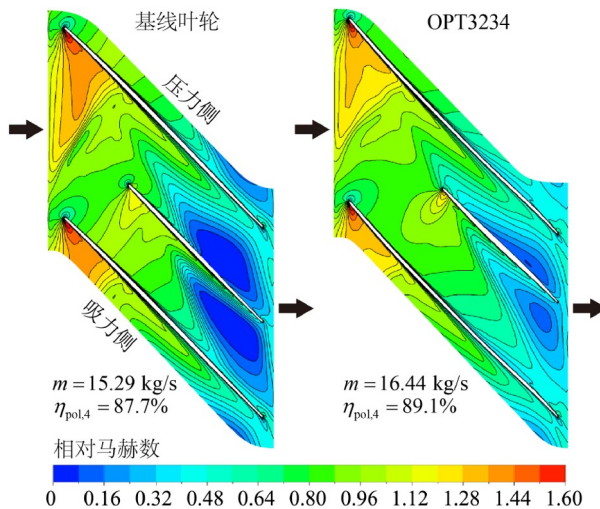


图 17 (网络版彩图)基线叶轮与OPT3234在最高效率点95%叶高处的相对马赫数云图对比
Figure 17 (Color online) Comparison of relative Mach number at 95% span between OPT3234 and baseline.

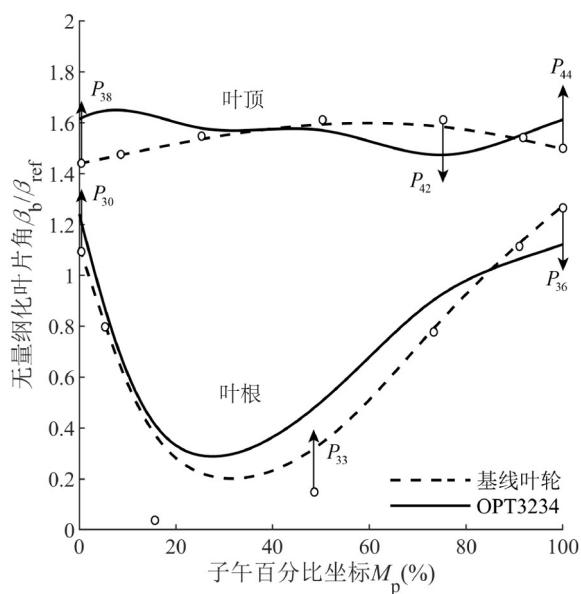


图 18 基线叶轮与OPT3234叶片 β 角分布对比及关键参数变化方向

Figure 18 Comparison of beta distribution curves between baseline and OPT3234 with changed directions of key parameters.

蜗壳内的压比损失并略微降低总效率; 参数 P_{38} 在叶片角控制参数中, 对于气动性能具有最为显著的影响, 通过该参数增大叶顶进口 β 角, 使整机效率、压比和工况范围都得到了明显提升, 这是由于叶轮的进口叶尖马赫数已经超过1.6(见图17), 该处的气流对于叶片角较为敏感, 若设计不合理, 气动性能将显著恶化; 参数 P_{42} 对于力学性能改善的贡献较大; 参数 P_{44} 增大了叶顶出口 β 角, 有效减小了蜗壳内的效率和压比损失, 但是对总的效率和压比影响不大。

图19给出了两叶轮主/分流叶片厚度分布曲线的对比, 其中实线为OPT3234, 虚线为基线叶轮, 黑色代表主叶片, 红色代表分流叶片。可以看到, 除主叶片叶顶厚度外, OPT3234相较于基线叶轮的厚度整体上有较大幅度增加, 其中对力学性能改善贡献较为明显的参数为 P_{49} , P_{51} , P_{54} , P_{60} , P_{64} , 位于主叶片叶根及分流叶片叶根处。参数 P_{54} 和 P_{64} 位于主/分流叶片尾缘附近, 由图15的分析可知, 该处的叶根厚度增加能够有效增加叶轮出口叶片强度和刚度, 改善基线叶轮尾缘吸力侧的高应力区; 参数 P_{49} , P_{51} , P_{60} , P_{61} 可以增加叶片前缘叶根处的厚度, 从而改善叶片前缘叶根附近的力学性能。总体来说, 叶根厚度调整对叶轮气动性能影响较小, 力学性能收益较大。

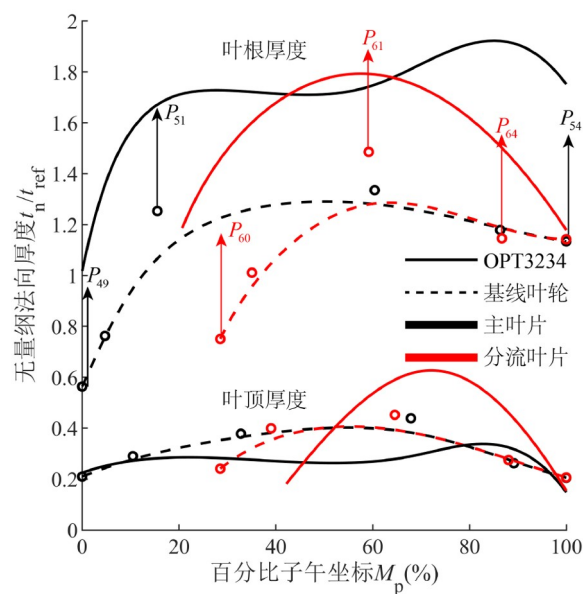


图 19 (网络版彩图)基线叶轮与OPT3234叶片厚度分布对比及关键参数变化方向

Figure 19 (Color online) Comparison of blade thickness distribution curves between baseline and OPT3234 with changed directions of key parameters.

6 结论与讨论

本文针对大流量系数斜流叶轮多学科优化设计这一类采用传统方法较难解决的复杂问题, 发展了参数化、多学科、多目标、全工况的智能优化框架, 以一经过传统设计但难以满足设计要求的叶轮作为基线, 完成了优化工作, 使整级设计点多变效率提升4.1%, 最高效率提升1.4%, 同时, 最大应力降低35%, 最大形变量降低50.6%, 最大径向形变量降低46.6%, 优化效果显著, 性能先进, 能够满足工程需要。本文的主要创新在于:

(1) 在以往“叶轮+扩压器”优化的基础上, 进一步在优化过程中考虑下游蜗壳匹配问题, 并建立了新的样本计算流程, 减小了60%带蜗壳计算的成本;

(2) 在全工况预测模型的基础上, 发展并建立了组合式多学科智能代理模型, 采用力学模型、堵塞模型、工作模型、蜗壳模型组合预测, 在优化过程中综合考虑了效率、压比、堵塞裕度、失速裕度、最大应力、最大形变量、最大径向形变量、蜗壳性能损失、叶轮外径约束等多种设计目标, 使得优化结果能够满足工程实际需要;

(3) 为大流量系数(流量系数达0.225)斜流叶轮的

复杂设计问题提供了较为通用的智能化解决方案, 完成了难以兼具气动和力学良好性能的基线叶轮的优化设计问题, 并采用机器学习可解释性方法SHAP分析了71个参数对9种性能指标的具体贡献, 揭示了复杂

优化下的参数调控机制。

未来, 参照本文的样本计算和组合模型的构建模式, 可进一步发展适用于多级/整机匹配优化的智能优化方法。

参考文献

- 1 Editorial Committee of China Machinery Industry Yearbook. China Machinery Industry Yearbook (2023) (in Chinese). Beijing: China Machinery Industry Yearbook Editorial Department, 2023 [中国机械工业年鉴编辑委员会. 中国机械工业年鉴(2023). 北京: 中国机械工业年鉴编辑部, 2023]
- 2 Editorial Board of China Machinery Industry Yearbook, China General Machinery Industry Association. China General Machinery Industry Yearbook (2019) (in Chinese). Beijing: China Machine Press, 2019 [中国机械工业年鉴编辑委员会, 中国通用机械工业协会. 中国通用机械工业年鉴(2019). 北京: 机械工业出版社, 2019]
- 3 Casey M V, Schlegel M. Estimation of the performance of turbocharger compressors at extremely low pressure ratios. [Proc Institution Mech Engineers Part A-J Power Energy](#), 2010, 224: 239–250
- 4 Casey M, Robinson C. A method to estimate the performance map of a centrifugal compressor stage. [J TurboMach](#), 2013, 135: 021034
- 5 Hagelstein D, Hillewaert K, Van den Braembussche R A, et al. Experimental and numerical investigation of the flow in a centrifugal compressor volute. [J TurboMach](#), 2000, 122: 22–31
- 6 Casey M, Zwysig C, Robinson C. The Cordier line for mixed flow compressors. In: Proceedings of the ASME Turbo Expo 2010: Power for Land, Sea, and Air. 2010. 1859–1869
- 7 Dodge J L, Bush D B, Pechuzal G A, et al. High efficiency transonic mixed-flow compressor method and apparatus. US patent, US4678398A, 1987
- 8 Mönig R, Elmendorf W, Gallus H E. Design and rotor performance of a 5:1 mixed-flow supersonic compressor. [J TurboMach](#), 1993, 115: 565–572
- 9 Hazby H, Casey M, Numakura R, et al. A transonic mixed flow compressor for an extreme duty. [J TurboMach](#), 2015, 137: 051010
- 10 Pierret S, Braembussche R. Turbomachinery blade design using a Navier-Stokes solver and artificial neural network. [J TurboMach](#), 1999, 121: 326–332
- 11 Cosentino R. Expert system for radial impeller optimisation. In: Proceedings of the Turbomachinery: Fluid Dynamics and Thermodynamics. 2001. 481–490
- 12 Braembussche R. Optimization of radial impeller geometry. [Des Anal High Speed Pumps](#), 2006, 143: 1–28
- 13 Bonaiuti D, Arnone A, Ermini M, et al. Analysis and optimization of transonic centrifugal compressor impellers using the design of experiments technique. [J TurboMach](#), 2006, 128: 786–797
- 14 Qin R, Ju Y, Spence S, et al. Metamodel-driven data mining model to support three-dimensional design of centrifugal compressor stage. [J TurboMach](#), 2021, 143: 121013
- 15 Hehn A, Mosdzien M, Grates D, et al. Aerodynamic optimization of a transonic centrifugal compressor by using arbitrary blade surfaces. [J TurboMach](#), 2018, 140: 1–3
- 16 Ji C, Wang Z, Tang Y, et al. A flow information-based prediction model applied to the nonaxisymmetric hub optimization of a centrifugal impeller. [J Mech Des](#), 2021, 143: 103502
- 17 Ji C, Wang Z, Xi G. Computer 3D vision-aided full-3D optimization of a centrifugal impeller. [J TurboMach](#), 2022, 144: 091011
- 18 Ji C, Wang Z, Xi G. Adaptive batch sampling strategy for the hundreds-dimensional aerodynamic optimization of the centrifugal impeller. [J TurboMach](#), 2024, 146: 091003
- 19 Xi G, Zhang Y, Ji C, et al. Multidisciplinary optimization of a mixed-flow impeller with 140 parameters and its Shapley additive explanations. [J TurboMach](#), 2025, 147: 061008
- 20 Sobol' I M. On the distribution of points in a cube and the approximate evaluation of integrals. [USSR Comput Math Math Phys](#), 1967, 7: 86–112

- 21 Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Trans Evol Computat*, 2002, 6: 182–197
- 22 Lundberg S M, Lee S I. A unified approach to interpreting model predictions. *Adv Neural Inf Process Syst*, 2017, 30: 1–10

Multidisciplinary, full range and multi-objective optimization of large flow coefficient mixed-flow compressor and result analysis

ZHANG Yong¹, JI Cheng², LI GuoHao¹ & XI Guang¹

¹ Department of Fluid Machinery and Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China

² Shengu Research Center, Shengu Co., Ltd., Shenyang 110869, China

In recent years, with the advancement of compressed air energy storage and the growing market demand for large-scale air separation equipment, there has been an urgent need in China for research on high-performance, large flow coefficient (with the first-stage flow coefficient ranging from 0.16 to 0.30) compressor technologies. The mixed-flow impeller, as the first stage of such large flow coefficient compressors, offers a promising application prospect by balancing efficiency, operating condition range, and machine compactness. However, the development of large flow coefficient mixed-flow compressors faces significant challenges of the balance between aerodynamic and mechanical performance. Given the complex multidisciplinary characteristics induced by its extreme operating conditions, traditional design methods often lead to large performance deviations, low fault tolerance, and prolonged development cycles. To address these issues, this study develops a multidisciplinary intelligent optimization framework for centrifugal/mixed-flow impellers under full-range conditions. Using a preliminarily designed large flow coefficient mixed-flow impeller as the baseline, a multidisciplinary composite surrogate model was established, incorporating a full-range aerodynamic model and a mechanical model based on a K-fold ensemble approach. Combined with the NSGA-II and adaptive batch sampling strategy (ABSS), a multidisciplinary optimization was performed for a large flow coefficient mixed-flow compressor with 71 control parameters. The results demonstrate that, compared to the baseline impeller, the optimized impeller (flow coefficient of 0.234) achieves a 4.1% improvement in design point polytropic efficiency, a 1.4% increase in peak efficiency, a 35% reduction in maximum stress, a 50.6% reduction in maximum deformation, and a 46.6% reduction in maximum radial deformation, indicating significant optimization effects. The innovation of this study lies in the development of a full-range multidisciplinary composite surrogate model that comprehensively considers multiple design objectives, including efficiency, pressure ratio, choke margin, stall margin, maximum stress, maximum deformation, maximum radial deformation, volute performance loss, and impeller outer diameter constraints. This approach systematically addresses complex design challenges, ensuring that the optimization results directly meet practical engineering requirements.

intelligent optimization, multidisciplinary optimization, full-range optimization, composite surrogate model, large flow coefficient, mixed-flow compressor

doi: [10.1360/SST-2025-0185](https://doi.org/10.1360/SST-2025-0185)