

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.09.015

基于人工神经网络的管道泵进水流道性能优化

裴吉 甘星城 王文杰 袁寿其 唐亚静
(江苏大学国家水泵及系统工程技术研究中心, 镇江 212013)

摘要:立式管道泵是一种具有进口弯管的单级单吸离心泵,常被应用于安装空间受限的地方。由于进口的特殊结构,该泵不可避免地产生了一定程度的能量损失,从而降低了整体的效率。为了提高管道泵的性能,基于人工神经网络进行了肘形进水流道的优化研究。进水流道的形状可由流道中线和各截面的形状控制,选择五阶贝塞尔曲线拟合流道中线,三阶贝塞尔曲线拟合截面控制参数沿流道中线的变化趋势。考虑到泵实际安装需求,选取进水流道的11个参数为优化变量,泵效率为优化目标。采用拉丁方试验设计方法设计了149个进水流道方案,应用人工神经网络建立了泵效率与11个设计变量间的高精度非线性数学表达式,采用粒子群算法对数学表达式进行了优化,得到了肘形进水流道的最优参数组合。研究结果表明:计算结果与试验结果在小流量和设计流量下呈现出很好的一致性;人工神经网络(ANN)能够准确反映泵效率和设计变量之间的关系,优化后预测值与计算值之间的偏差为0.32%;优化后的模型相对于原始模型效率提高了1.17个百分点,扬程提高了0.23 m,高效运行区得到拓宽;相比于原始进口管,优化后进口管内流动得到改善。

关键词:管道泵; 进水弯管; 自动优化; 人工神经网络; 粒子群算法

中图分类号: TH311; O357.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2018)09-0130-08

Hydraulic Optimization on Inlet Pipe of Vertical Inline Pump Based on Artificial Neural Network

PEI Ji GAN Xingcheng WANG Wenjie YUAN Shouqi TANG Yajing
(National Research Center of Pumps, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: Vertical inline pump is a single-stage single suction centrifugal pump with a bent pipe before the impeller, which is usually used in where the constraint is installation space such as pumphouses. But these unavoidable bents before the impeller inlet also result in the hydraulic losses at the entry of the pump and the decrease of efficiency. In order to improve the performance of a vertical inline pump, an optimization on inlet pipe was proposed based on artificial neural network (ANN) and particle swarm optimization (PSO). The profile of inlet pipe was controlled by the mid curve and the shape of cross sections. The shape of mid curve was fitted by using a fifth ordered Bezier curve and the trend of parameters of cross sections along the mid curve were fitted by third ordered Bezier curves. Considering the real installation of the pump, totally 11 design parameters of inlet pipe were set as the design variables and the efficiency of the pump was set as the objective function. In order to build high-precision ANN model between the objective function and the 11 design variables, totally 149 groups of sample data were created by using Latin hypercube sampling. After that, the ANN model was solved for the optimum solution of the design variables of inlet pipe by using particle swarm optimization. The result showed that there was a good agreement between computational results and experimental results; the ANN model could accurately fit the objective function and variables, the deviation between predicted value and actual value was 0.32%; after optimization, the efficiency and head of the pump was increased by 1.17 percentage points and 0.23 m, respectively. The high-efficiency period was also expended. Compared with the original inlet pipe, the flow condition in inlet pipe was improved after optimization.

Key words: vertical inline pump; bent pipe; automatic optimization; artificial neural network; particle swarm optimization

0 引言

管道泵是一种特殊的立式离心泵,具有体积小、占地面积小、安装方便等优点,因此广泛应用于暖通空调及家用热水循环等场合^[1]。然而,由于受安装面积的限制,管道泵采用肘形进水流道与叶轮相连接。肘形进水流道内部流动复杂,产生较大的水力损失,造成运行效率低下^[2]。众多专家学者研究了肘形流道对泵内流的影响^[3-5],并优化了肘形流道几何参数^[6-9]。

常用的近似模型有响应面二次模型、克里金模型、人工神经网络或径向基神经网络模型等。优化研究可借助于相关商业软件 Isight、Optimus 和 modeFRONTIER 等。近似模型的作用是建立优化目标与设计参数之间的近似数学表达式,其数据样本来源于试验设计方法。再采用优化算法对近似数学函数进行寻优求解,获得最优设计目标值和最优设计变量的组合。

在应用人工神经网络优化泵性能研究方面,赵安^[10]应用人工神经网络和多目标优化算法对低比转数离心泵的效率 and 空化进行了优化研究。王文杰等^[11]采用拉丁方试验设计方法对叶轮轴面投影图设计了 4 个参数的 36 组方案设计,以数值模拟得到设计工况的效率为优化目标,采用径向基神经网络与遗传算法相结合优化叶轮轴面投影图。肖若富等^[12]基于三维反问题设计方法,结合数值模拟对混流泵叶片进行优化设计,优化后混流泵模型最优工况下的水力效率提高了 3.2%。郑源等^[13]基于正交试验设计方法对轴流泵的扬程、效率、轴功率和压力脉动进行了多目标优化设计。DERAKHSHAN 等^[14]采用人工神经网络和人工蚁群算法对叶轮轮毂直径、进口直径、出口直径和叶片出口宽度进行了优化设计。NOURBAKHS 等^[15]结合人工神经网络和优化算法(多目标遗传算法和多目标粒子群算法)对离心泵的效率 and 空化性能进行多目标优化。ZHANG 等^[16]应用人工神经网络和多目标遗传算法对螺旋轴流多相流泵叶轮进行优化设计。KIM 等^[17]采用人工神经网络对混流泵导叶建立了数值模拟得到的效率和 4 个导叶几何参数之间的近似数学模型,应用序列二次规划方法求解近似模型。

本文以管道泵为研究对象,搭建基于 Matlab 的泵性能数值模拟优化平台。以肘形进水流道的 11 个几何参数为优化变量,泵效率为优化目标。采用拉丁试验设计方法设计 149 个进水流道方案,采用人工神经网络建立泵效率和进水流道几何参数间的高精度非线性近似数学模型。

1 管道泵模型及数值计算

1.1 泵模型

管道泵为立式单级单吸离心泵,泵性能参数为:设计流量 $Q_n = 50\text{ m}^3/\text{h}$,扬程 $H = 20\text{ m}$,叶轮转速 $n = 2\,910\text{ r/min}$ 。比转数 $n_s = 132$ 。比转数定义为

$$n_s = \frac{3.65n\sqrt{Q_n}}{60H^{0.75}} \tag{1}$$

泵的主要几何参数为:叶轮进口直径 $D_1 = 73\text{ mm}$,叶轮出口直径 $D_2 = 136\text{ mm}$,叶片进口宽度 $b_1 = 34.5\text{ mm}$,叶片出口宽度 $b_2 = 17.8\text{ mm}$,叶片进口安放角 $\beta_1 = 28.6^\circ$,叶片出口安放角 $\beta_2 = 30.3^\circ$,叶片数 $z = 6$ 。

采用 Creo Parameter 4.0 对管道泵进行三维造型,结果如图 1 所示。肘形进水流道采用参数化造型,以便在优化过程中采用 Matlab 对进水流道进行自动调用实现三维模型更新。

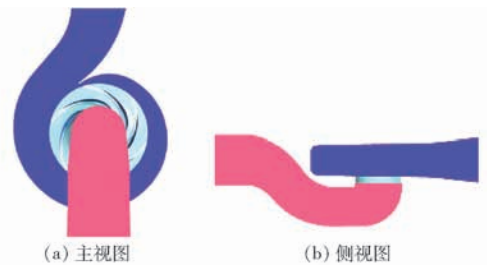


图 1 管道泵三维造型

Fig.1 3D model of in-line pump

1.2 网格划分

结构化网格有利于提高数值模拟精度,并减少计算时间。对叶轮和蜗壳采用 ICEM 进行六面体结构网格划分。采用 Workbench 平台中的 Mesh 功能对肘形进水流道进行六面体网格划分。对计算域进行网格无关性分析,当网格数为 430 万时,扬程趋于稳定,进口域、叶轮、蜗壳和出口管的网格数分别为 136 万、93 万、122 万和 78 万。结构网格如图 2 所示。

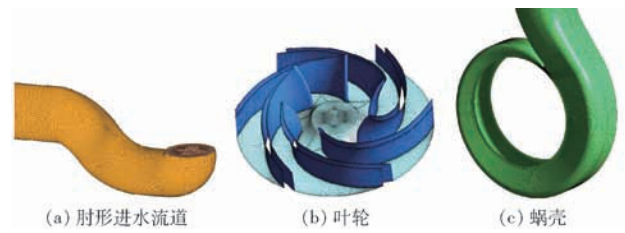


图 2 计算域结构网格

Fig.2 Structural grids of calculation zooms

1.3 数值模拟设置

采用 ANSYS CFX 18 软件对管道泵计算域进行定常数值模拟,获得泵外性能和内流特性。采用 SST 湍流模型求解 N-S 方程。进出口边界条件分

别为总压和质量流量。旋转域和静止域间的交接面设置为“Frozen rotor”，静止域的交接面设置为“None”。采用高阶求解精度,最大迭代数为1 500,收敛残差为 10^{-4} 。

2 优化过程

基于人工神经网络的管道泵肘形进水流道的优化流程如图3所示。以设计工况下泵效率为优化目标,肘形进水流道的11个参数为优化变量,并定义了设计变量的上下限,采用拉丁方试验设计方法在设计范围内随机产生肘形进水流道的设计方案,对所有的设计方案进行定常数值计算得到泵效率。采用人工神经网络建立效率与11个设计变量间的近似数学模型,并进行预测值与真实值的回归分析。应用群智能算法——粒子群算法对近似数学表达式进行全局寻优。获得最优肘形进水流道的设计参数组合和最优的优化目标。

2.1 优化目标

根据定常数值模拟泵内部流动,并得到泵效率计算公式为

$$\eta = \frac{Q_n}{T\omega} (p_{2tot} - p_{1tot}) \times 100\%$$
 (2)

式中 p_{2tot} ——泵出口总压,Pa
 p_{1tot} ——泵进口总压,Pa
 T ——叶轮扭矩,N·m
 ω ——叶轮角速度,rad/s

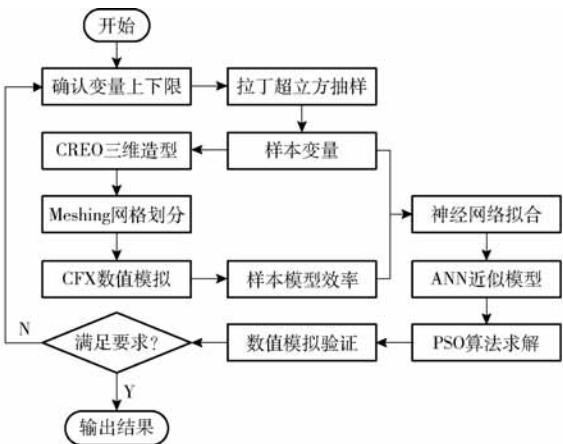


图3 进口管优化流程图

Fig. 3 Flow chart of optimization procedure

2.2 优化变量

选取肘形进水流道的不同截面及控制线的11个变量为设计参数,如图4所示。各设计参数的上下限如表1所示。

进口弯管的流线形状由五阶Bezier曲线表示(图4a),截面A、F分别为进口弯管与进水管路和叶轮的交界面。考虑内流场改善和实际安装需要,令控制点 P_0 和 P_1 竖直方向固定(即 $y_0 = y_1 = 0$ mm为定值,如图4a所示,以 O 点为原点建立直角坐标系,控制点 P_0 的坐标为 (x_0, y_0) ,控制点 P_1 的坐标为 (x_1, y_1) ,以此类推),控制点 P_4 水平方向固定(即 $x_4 = x_5 = 0$ mm,为定值),控制点 P_5 位置固定(即 $x_5 = 0$ mm, $y_5 = -37$ mm,为定值)。

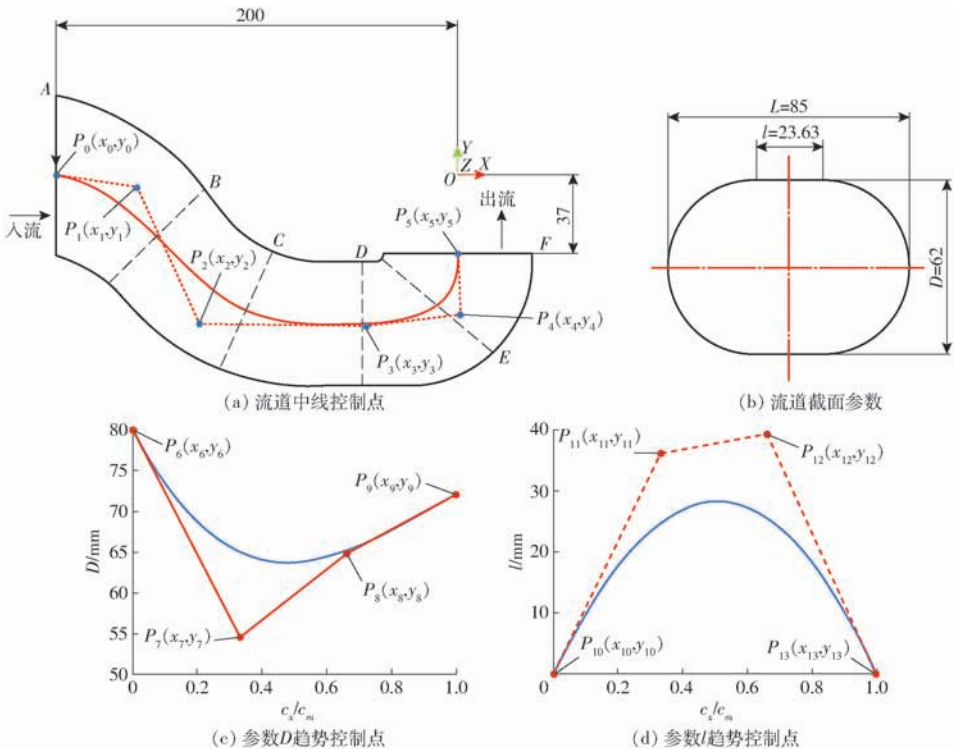


图4 控制变量示意图

Fig. 4 Sketches of variables in optimization

表 1 设计参数上下限

Tab. 1 Boundaries of design parameters

变量	x_0	x_1	x_2	y_2	x_3	y_3	y_4	y_7	y_8	y_{11}	y_{12}
上限	-180	-90	-90	-40	-120	-40	-120	65	65	40	40
下限	-300	-160	-160	-100	-220	-100	-180	50	50	25	25

进口弯管截面的控制参数如图 4b 所示,优化过程中,进口弯管的过流断面面积沿中线线性递减。由于进出口截面分别是直径为 80 mm 和 72 mm 的圆,故各截面面积计算公式为

$$A_x = \frac{\pi}{4} \left[D_{pi}^2 - (D_{pi}^2 - D_{po}^2) \frac{c_x}{c_m} \right] \tag{3}$$

式中 c_x ——进口至截面所在位置中线长度,mm
 c_m ——中线总长,mm
 D_{pi} ——进水弯管进口直径,mm
 D_{po} ——进水弯管出口直径,mm

因此,弯管截面的参数 L 计算公式为

$$L = \frac{1}{\pi} \left[\frac{4A_x}{D} + (\pi - 4)l \right] \tag{4}$$

优化过程中,进口弯管截面参数 D 与 l 沿中线的变化趋势以三阶 Bezier 曲线表示,如图 4c、4d 所示。由于进出口直径为定值(与进口管路和叶轮交接),故控制点 $P_6、P_9、P_{10}、P_{13}$ 固定(即 $x_6 = x_{10} = 0, x_9 = x_{13} = 1, y_6 = 80 \text{ mm}, y_9 = 72 \text{ mm}, y_{10} = y_{13} = 0$)。另外,为了简化优化变量,设曲线上各个控制点在 x 轴上均匀分布(即 $x_7 = x_{11} = 0.33, x_8 = x_{12} = 0.66$)。

综上,优化变量为: $x_0、x_1、x_2、y_2、x_3、y_3、y_4、y_7、y_8、y_{11}、y_{12}$ 共 11 个变量。

2.3 数据样本

拉丁方试验设计方法具有空间填满、次数少等优点,是广泛应用的试验设计方法之一^[18]。将设计变量按行、列排成一个随机矩阵,在同一行或列均无重复。在优化过程中,根据人工神经网络中神经元数量和设计变量的个数,采用拉丁方试验设计方法产生了 149 个设计方案,远大于人工神经网络近似模型的系数数量。

2.4 近似模型

人工神经网络(Artificial neural network, ANN)是模拟人类神经元传递信息的一种运算模型^[19],人工神经网络的优势在于其强大的非线性、全局性、非凸性等,因而较为广泛地应用于生物、医学、经济等领域中的模式识别、智能预测等。人工神经网络主要由输入层、隐含层和输出层组成,其中隐含层可以为一层或多层。其运算逻辑示意图如图 5 所示。

双层前馈人工神经网络如图 5 所示,其中,每一个圆圈代表一个神经元。在输入层中,神经元由输入变量组成(即输出变量等于输入变量);在隐含层

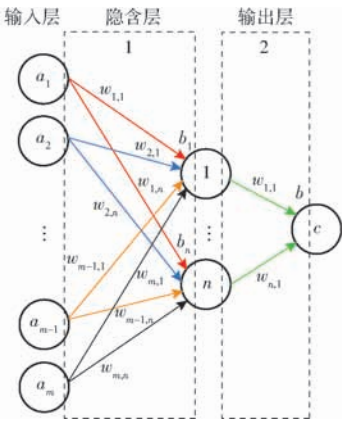


图 5 人工神经网络运算示意图

Fig. 5 Principle sketch of ANN

和输出层中,神经元由输入变量和激励函数构成,其中,输入变量由上一层所有输出变量经过线性变换后加和所得,该变量经激励函数转换后作为输出变量代入下一层计算。其总表达式为

$$c = g \left(\sum_{j=1}^n w_{j,2} f \left(\sum_{k=1}^m w_{k,j,1} a_k + b_{m,1} \right) \right) + b_2 \tag{5}$$

式中 $w_j、w_{k,j}$ ——神经突触的权重
 a_k ——输入变量 $b_m、b$ ——偏置
 f ——sigmoid 激励函数
 g ——线性激励函数

下角标 1、2 表示隐含层、输出层(图 5)。
sigmoid 激励函数

$$f(p) = \frac{2}{1 + e^{-2p}} - 1 \tag{6}$$

线性激励函数

$$g(p) = Wp + b \tag{7}$$

式中 p ——输入值 W ——权重
误差估计

$$E = \sum_{i=1}^N (c_{cal,i} - c_{actual,i})^2 \tag{8}$$

式中 $c_{cal,i}$ ——近似模型预测值
 $c_{actual,i}$ ——真实值 N ——样本总数

本次研究中,使用双层前馈人工神经网络拟合设计变量和目标函数。其中,隐含层中共有 12 个神经元,使用 sigmoid 函数(式(6))作为激励函数;输出层中共一个神经元,使用线性函数(式(7))作为激励函数。为了保证近似模型的精确度,由拉丁超立方抽样产生的 149 组数据被分为两组:70% 的样本(105 组)被用于训练人工神经网络;30% 的样本

(44 组)被用于验证该神经网络的准确性。

2.5 粒子群算法

EBERHART 等^[20-21]提出了一种粒子群算法。算法的基本思想是模仿鸟群、鱼群捕食的行为方式。由于算法的数学模型简单、易改写、全局搜索能力快且强,因而在优化领域广泛应用。

图 6 给出了粒子群算法中粒子在每次迭代过程中更新位置变化示意图,粒子具有速度 v 和位置 s 两个变量。速度由 3 部分组成,第 1 部分是粒子自身运动速度 v_1 ,第 2 部分是自我认知部分,粒子向自身所迭代过程中取得的个体极值(图中 p_{best} 点)运动的自我认识学习速度 v_2 ,第 3 部分是社会经验部分,粒子向迭代过程中种群获得全局极值(图中 g_{best} 点)运动的社会学习速度 v_3 。粒子群算法的基本数学模型为

$$v_{i,t+1} = v_{i,t} + c_1 r_{1i} (p_{best} - s_{i,t}) + c_2 r_{2i} (g_{best} - s_{i,t})$$

(9)

$$s_{i,t+1} = s_{i,t} + v_{i,t+1}$$

(10)

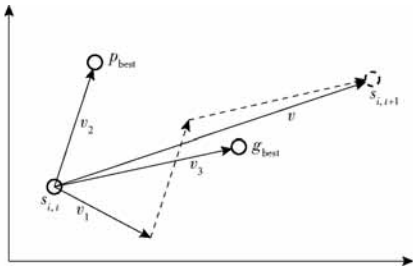


图 6 粒子运动示意图
Fig. 6 Sketch of movement of particle

其中 $s_{i,t}$ 和 v_i 分别表示在迭代时刻 t 第 i 个粒子的位置和速度。 c_1 和 c_2 分别为自身认识学习速度和社会学习速度的学习因子, r_{1i} 和 r_{2i} 是随机因子,在 0 和 1 之间随机取值。

3 结果与讨论

3.1 试验验证

为了验证数值模拟的准确性,对原始模型进行了外特性试验验证,叶轮和蜗壳由山东双轮股份有限公司加工完成,试验用泵如图 7 所示。原始模型的外特性试验在江苏大学流体机械质量技术检验中心的开式试验台上完成。扬程和效率的测量不确定度在 $\pm 0.2\%$ 以内,流量的不确定度在 $\pm 2\%$ 以内。

试验结果与模拟结果对比如图 8 所示。设计工况下,效率计算值和试验值分别为 77.65% 和 72.43%,误差为 5.22%,扬程系数计算值和试验值为 0.904 和 0.892。从图 8 可以看出,计算结果与试验数据拟合度较好,因此数值模拟的结果可信度较高。

图中扬程系数及流量系数定义为



图 7 试验用泵
Fig. 7 Experimental pump

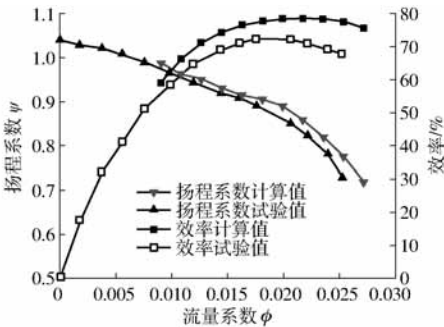


图 8 数值模拟与试验结果对比
Fig. 8 Comparison between computational and experimental results

$$\psi = \frac{2gH}{u_2^2}$$

(11)

$$\phi = \frac{Q}{nD_2^3}$$

(12)

式中 g ——重力加速度, m/s^2
 u_2 ——叶轮出口速度的圆周分量, m/s
 Q ——流量, m^3/s

3.2 优化对比

采用人工神经网络对 11 个优化变量和目标函数(效率)之间建立了近似模型,并采用 R-square 误差分析方法对近似模型的准确性进行评估。从图 9 可以看出,近似模型的预测值与真实值之间具有良好的吻合性,因此 ANN 模型可以准确地建立两者之间的函数关系。

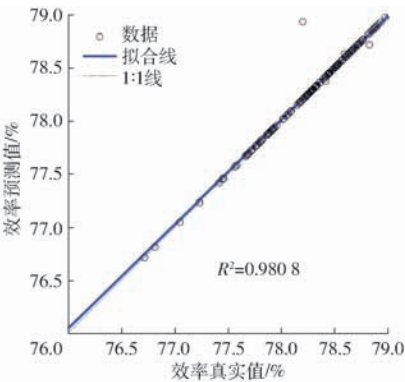


图 9 R-square 误差分析
Fig. 9 R-square analysis

采用粒子群优化 (Particle swarm optimization, PSO) 算法对所得的 ANN 模型进行寻优计算,收敛

后所得的最优模型的效率为 79.14%。数值模拟验证该最优模型,计算效率为 78.82%,扬程为 20.03 m,近似模型预测值与数值模拟结果偏差为 0.32%。相较于原始模型,效率提高了 1.17 个百分点(原始模型计算效率为 77.65%),扬程提高了 0.23 m(原模型的扬程为 19.80 m)。

优化后模型设计参数与原模型设计参数对比如

表 2 设计参数对比
Tab.2 Comparison between original and optimized cases

设计参数	x_0/mm	x_1/mm	x_2/mm	y_2/mm	x_3/mm	y_3/mm	y_4/mm
原始方案	-200	-159.70	-128.70	-74.66	-45.73	-75.38	-69.57
优化方案	-291	-143.30	-119.79	-2.75	-214.00	-27.95	-167.98
设计参数	y_7/mm	y_8/mm	y_{11}/mm	y_{12}/mm	设计工况效率/%	设计工况扬程/m	
原始方案					77.65	19.80	
优化方案	50.72	56.12	25.68	28.19	78.82	20.03	

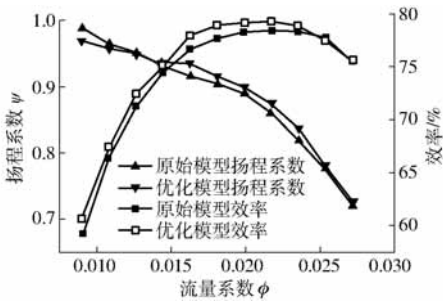


图 10 优化模型与原始模型外特性对比

Fig. 10 Comparison of characteristics between optimized and original models

3.3 内流对比

图 11 对比了原始模型与优化后的模型轴面形状;图 12 是设计工况下原始进口管和优化后的进口管内相对速度分布对比图;进口管出口截面速度分布如图 13 所示。

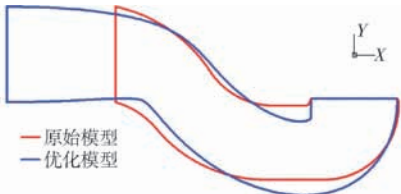


图 11 原始模型与优化模型形状对比

Fig. 11 Shape comparison between original and optimized models

从结构上来看,原进口弯管进口处流线与水平方向不相切,出口处流线与竖直方向不相切,从而导致原管路的第一弯道和第二弯道的外壁面产生了一定程度的冲击损失,在图上表现为低速流动区域。

优化后的进口管路相对于原管路横向长度更长,第一弯道的高度变小,第二弯道提前。由于优化后的弯管与前后过流部件的流线过渡更加光滑,因此相较于原进口弯管的流动分布更加均匀,低速流

表 2 所示,优化后模型与原始模型外特性曲线如图 10 所示。小流量工况下,优化后扬程出现轻微下降,但效率上升明显;设计流量点附近,由于进口流态得到改善,泵的效率 and 扬程都得到了提升;大流量工况下,由于原始模型内部流动状况良好,因此优化后泵外特性参数提升不明显。综合来看,优化后泵的整体效率得到提高,高效运行区得到了拓宽。

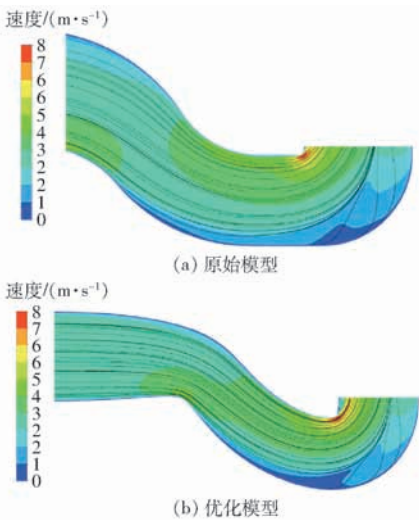


图 12 设计工况下进口管内部相对速度对比

Fig. 12 Comparison of velocity distribution under nominal condition between original and optimized models

动区域减少。

另一方面,原进口弯管的第二弯道曲率很大且与出口间的直管过渡段过短,造成弯管出流具有很大的不均匀度,靠近弯管内侧的流速很大而靠近弯管外侧的流速很小。如图 13a 所示,原始模型出口截面处的流速梯度很大,从而影响了叶轮内的流动状态,降低了整体的效率。

优化后的模型相较于原始模型而言,第二弯道位置提前从而使得该位置和出口之间有更长的直管过渡段。因此,如图 13b 所示,经过直管段的缓冲,进口弯管出口处的速度梯度下降,叶轮入流得到改善,整体效率得到提升。

4 结论

(1) 优化后的进口管路对于大流量工况下的泵

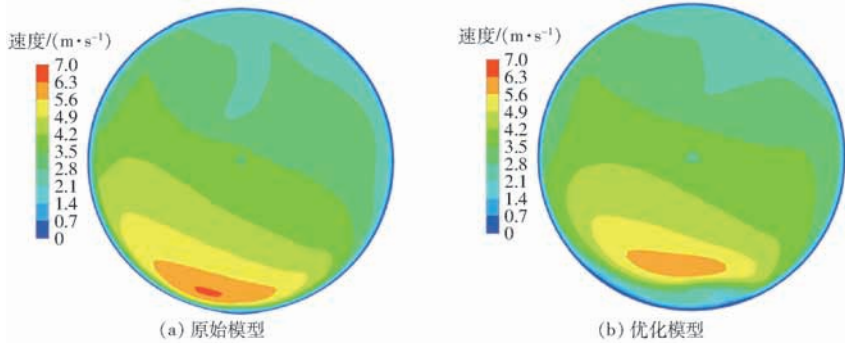


图 13 设计工况下进口管截面 F 速度分布对比

Fig. 13 Comparison of velocity distribution at section F under nominal flow condition between original and optimized models

性能影响较小,对中小流量工况的影响较大。优化后,泵的高效运行区域得到拓宽。

(2)优化后,设计工况下的优化模型效率为 78.82%,扬程为 20.03 m,相较于原始方案,设计工况下的效率提高了 1.17 个百分点,扬程提高了 0.23 m。

(3)通过对比设计工况下进口弯管内部相对速度的分布,优化后进口管内低速流动区域减小,出流速度分布比原始方案更加均匀,叶轮入流得到改善。提出的进口弯管优化方法为进口弯管高效设计提供了有效参考。

参 考 文 献

1 吴登昊. 高效低振动循环泵设计与试验研究[D]. 镇江:江苏大学, 2013.
WU Denghao. Design and experimental study for circulator pump with high efficiency and low vibration[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2013. (in Chinese)

2 STEPHEN C, YUAN S, PEI J. Numerical flow prediction in inlet pipe of vertical inline pump[J]. Journal of Fluids Engineering, 2018, 140(5): 051201:1 – 10.

3 朱红耕, 袁寿其, 刘厚林. 肘形进水流道对立式轴流泵水力性能影响的数值模拟[J]. 农业工程学报, 2006, 22(2): 6 – 9.
ZHU Honggeng, YUAN Shouqi, LIU Houlin. Numerical simulation of the influence of elbow inlet passages on the hydraulic characteristics of vertical axial-flow pumps[J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(2): 6 – 9. (in Chinese)

4 陈晓强, 郑源, 曹婷, 等. 出口段长度及弯肘段半径对肘形进水流道水力特性的影响[J]. 水电能源科学, 2013, 31(12): 217 – 220.
CHEN Xiaoqiang, ZHENG Yuan, CAO Ting, et al. Influence of outlet section length and elbow section's radius on hydraulic characteristics of elbow inlet conduit[J]. Water Resources and Power, 2013, 31(12): 217 – 220. (in Chinese)

5 丁军, 丁庆朋. 胥浦活水泵站肘形进水流道流态分析及优化[J]. 水利水运工程学报, 2015(3): 88 – 94.
DING Jun, DING Qingpeng. Flow pattern analysis and optimization of elbow inlet conduits of Xupu Running Water Pumping Station [J]. Hydro-Science and Engineering, 2015(3): 88 – 94. (in Chinese)

6 施伟, 李彦军, 邓东升, 等. 肘形进水流道优化设计与数值计算[J]. 流体机械, 2009, 37(12): 19 – 22.
SHI Wei, LI Yanjun, DENG Dongsheng, et al. Optimum hydraulic design and model test for elbow inlet passage [J]. Fluid Machinery, 2009, 37(12): 19 – 22. (in Chinese)

7 张驰, 李彦军, 蒋红樱, 等. 肘形进水流道水力优化仿真计算与试验[J]. 排灌机械工程学报, 2016, 34(10): 860 – 866.
ZHANG Chi, LI Yanjun, JIANG Hongying, et al. Numerical simulation and experiment of optimum hydraulic design for elbow inlet passage[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2016, 34(10): 860 – 866. (in Chinese)

8 张驰. 立式混流泵站进水流道优化仿真与过渡过程特性研究[D]. 镇江:江苏大学, 2016.
ZHANG Chi. Optimum simulation of inlet passage and research of hydraulic transient in vertical mixed flow pump station[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2016. (in Chinese)

9 燕浩, 刘梅清, 梁兴, 等. 进水均匀性对大型轴流泵装置空化特性的影响[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2014, 42(10): 108 – 112.
YAN Hao, LIU Meiqing, LIANG Xing, et al. Influence on cavitation characteristics of large axial-flow pumping unit by uniformity of conduit inflow[J]. J. Huazhong Univ. of Sci. & Tech. (Natural Science Edition), 2014, 42(10): 108 – 112. (in Chinese)

10 赵安. 低比转速离心泵的多目标优化与湍流模拟方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2015.
ZHAO An. Multi-objective optimization and turbulence simulation of low specific speed centrifugal pump [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2015. (in Chinese)

11 王文杰, 裴吉, 袁寿其, 等. 基于径向基神经网络的叶轮轴面投影图优化[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(6): 78 – 83. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150612&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j. issn. 1000-1298. 2015. 06. 012.
WANG Wenjie, PEI Ji, YUAN Shouqi, et al. Optimization of impeller meridional shape based on radial basis neural network[J/

- OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(6): 78–83. (in Chinese)
- 12 肖若富,陶然,王维维,等. 混流泵叶轮反问题设计与水力性能优化[J/OL]. 农业机械学报,2014,45(9):84–88. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20140914&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.09.014.
- XIAO Ruofu,TAO Ran,WANG Weiwei, et al. Inverse design and hydraulic optimization of mixed-flow pump impeller[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2014,45(9):84–88. (in Chinese)
- 13 郑源,孙奥冉,杨春霞,等. 轴流泵多目标优化正交试验[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(9):129–136. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170916&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.09.016.
- ZHENG Yuan,SUN Aoran,YANG Chunxia, et al. Multi-objective optimization design and test of axial-flow pump[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2017,48(9):129–136. (in Chinese)
- 14 DERAKHSHAN S, POURMAHDAVI M, ABDOLAHNEJAD E, et al. Numerical shape optimization of a centrifugal pump impeller using artificial bee colony algorithm[J]. Computers & Fluids, 2013, 81: 145–151.
- 15 NOURBAKHS A, SAFIKHANI H, DERAKHSHAN S. The comparison of multi-objective particle swarm optimization and NSGA II algorithm: applications in centrifugal pumps[J]. Engineering Optimization, 2011, 43(10): 1095–1113.
- 16 ZHANG J, ZHU H, YANG C, et al. Multi-objective shape optimization of helico-axial multiphase pump impeller based on NSGA-II and ANN[J]. Energy Conversion and Management, 2011, 52(1): 538–546.
- 17 KIM J H, KIM K Y. Analysis and optimization of a vaned diffuser in a mixed flow pump to improve hydrodynamic performance[J]. Journal of Fluids Engineering, 2012, 134(7):1–10.
- 18 MCKAY M D, BECKMAN R J, CONOVER W J. Comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code[J]. Technometrics, 1979, 21(2): 239–245.
- 19 MEIRELES M R G, ALMEIDA P E M, SIMOES M G. A comprehensive review for industrial applicability of artificial neural networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2003, 50(3):585–601.
- 20 KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C] // Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. IV., 1995:1942–1948.
- 21 SHI Y, EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer[C] // Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation,1998: 69–73.
-

(上接第 165 页)

- 14 刘磊,尹芳,冯敏,等. 基于开源 Hadoop 的栅格数据分布式处理[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2013,41(7):103–108.
- LIU Lei,YIN Fang,FENG Min, et al. Distributed computation of raster data using open source Hadoop[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition),2013,41(7):103–108. (in Chinese)
- 15 吕雪峰,程承旗,龚健雅,等. 海量遥感数据存储管理技术综述[J]. 中国科学:技术科学,2011,41(12):1561–1573.
- LÜ Xuefeng,CHENG Chengqi,GONG Jianya, et al. Massive remote sensing data storage management technology[J]. Science China:Technology Science,2011,41(12):1561–1573. (in Chinese)
- 16 张永瀚,孙瑞志,李林,等. 生态环境遥感评价模型库系统平台构建研究[J/OL]. 农业机械学报,2015,46(增刊):267–273. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2015S043&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.S0.043.
- ZHANG Yonghan,SUN Ruizhi,LI Lin, et al. Research of remote sensing evaluation model library platform of ecological environment[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2015,46(Supp.):267–273. (in Chinese)
- 17 买凯乐,张文辉. 黄土丘陵沟壑区遥感影像信息面向对象分类方法提取[J]. 农业机械学报,2011,42(4):153–158.
- MAI Kaile,ZHANG Wenhui. Object-oriented classification approach for remote sensing imagery information extraction in Loess Hilly-gully region[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2011,42(4):153–158. (in Chinese)
- 18 HONNUTAGI P S. The Hadoop distributed file system[J]. International Journal of Computer Science and Information Technologies,2014,5(5):6238–6243.
- 19 WANG Ke,QIAO Kan,SADOOGHI I, et al. Load-balanced and locality-aware scheduling for data-intensive workloads at extreme scales[J]. Concurrency & Computation Practice & Experience,2016,28(1):70–94.
- 20 MALAKAR R,VYDYANATHAN N. A CUDA-enabled Hadoop cluster for fast distributed image processing[C]. 2013 National Conference on Parallel Computing Technologies, 2013.
- 21 JHUMMARWALA A,POTDAR M B,CHAUHAN P, et al. Parallel and distributed GIS for processing Geo-data: an overview[J]. International Journal of Computer Applications,2014,106(16):9–16.
- 22 LI Jiyuan,MENG Lingkui,WANG F Z, et al. A Map-Reduce-enabled SOLAP cube for large-scale remotely sensed data aggregation[J]. Computers & Geosciences,2014,70(9):110–119.
- 23 中华人民共和国水利部. 中国土壤侵蚀分类分级标准:SL 190—2007[S]. 北京:中国水利水电出版社,2007.