

基于神经网络-遗传算法的液力透平叶片 型线优化

苗森春, 杨军虎, 王晓晖, 李吉成, 李泰龙
(兰州理工大学 能源与动力工程学院, 兰州 730050)

摘 要: 提出了一种叶片型线的多工况优化设计方法,该方法包括叶片型线参数化、优化的拉丁超立方试验设计、CFD技术、GA-BP(genetic algorithm-back propagation)神经网络与遗传算法。具体采用三次非均匀B样条曲线参数化叶片型线,优化的拉丁超立方试验设计方法在设计空间内获取训练GA-BP神经网络的样本点,各个样本点性能分析由CFD技术完成,随后开展GA-BP神经网络的学习训练,最后采用GA-BP神经网络和遗传算法相结合的优化技术求解液力透平叶片型线的多工况优化问题。基于上述优化方法对一液力透平进行了叶片型线的优化改进,结果表明,在保证扬程不小于相应初始扬程的约束条件下,优化后的液力透平效率在3个指定工况下分别提高了3.91%、3.59%和3.09%,证明采用此方法优化叶片型线具有一定的可行性。

关 键 词: 液力透平; 叶片型线; 参数化; 神经网络; 遗传算法

中图分类号: V21; TH311

文献标志码: A

Blade pattern optimization of the hydraulic turbine based on neural network and genetic algorithm

MIAO Sen-chun, YANG Jun-hu, WANG Xiao-hui,
LI Ji-cheng, LI Tai-long

(School of Energy and Power Engineering,
Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: A multi-condition optimization method, including the parameterization of blade pattern, the optimization of Latin hypercube experimental design, the CFD techniques, the genetic algorithm-back propagation (GA-BP) neural network and genetic algorithm, was presented for the blade pattern. Specifically, the non-uniform cubic B-spline curve was used to parameterize the blade pattern, and the optimized Latin hypercube experimental design method was employed for the acquirement of the sample points of GA-BP neural network. The performance analysis of each sample point was accomplished by the CFD techniques. Then, the learning and training of the GA-BP neural network was carried out. Finally, the optimization techniques combining the GA-BP neural network and genetic algorithm were used to solve the multi-condition optimization problems of the blade pattern. Based on the above method, the blade pattern of a hydraulic turbine was optimized and improved. The results show that the efficiency of the optimized hydraulic turbine specified in three conditions is increased by 3.91%, 3.59% and 3.09%, respectively, ensuring the constraints of the

收稿日期: 2014-10-24

基金项目: “十二五”国家科技支撑计划(2012BAA08B05); 国家自然科学基金(51169010);

甘肃省青年科技基金计划(145RJYA312)

作者简介: 苗森春(1988—),男,甘肃庆阳人,博士生,主要从事流体机械叶轮优化设计。

通讯作者: 杨军虎(1962—),男,陕西蒲城人,教授、博士生导师,研究方向:流体机械理论与设计。

head are not less than initial head of the hydraulic turbine. This proves that using the above method to optimize the blade pattern is feasible.

Key words: hydraulic turbine; blade pattern; parameterization; neural network; genetic algorithm

在石油、化工、海水淡化等许多工艺流程中均存在着大量的高压流体,而这些高压流体均需要减压以适用于后续流程.通常,减压阀是用来降低其压力的,这样压差内所具有的能量最终以热能的形式被直接浪费掉.然而,液力透平能将这部分过剩的能量加以回收利用,降低整个工艺流程的成本^[1-3].目前,大多数能量回收透平是将离心泵反转运行,由于离心泵反转作透平(pump as turbine,简称 PAT)具有结构简单、体积小、造价低、运行可靠、维修方便等特点,因此离心泵被用作液力透平的应用越来越广泛^[4].尽管如此,液力透平的效率并不是很高,并且其最高效率通常低于离心泵在最优点的效率,能量回收能力欠佳;另外,透平在小流量工况下,效率会随着流量的减小而迅速下降.

Yang 等^[5]研究发现液力透平在运行时叶轮中的水力损失占总的水力损失中的 50% 以上,说明液力透平水力性能的欠佳直接体现在其叶轮上,这主要是由于泵的部分几何参数(如:进出口角、包角、叶轮宽度和叶片型线等)并不是很好地适合在透平工况下运行,因为这些几何参数都是按有利于其正转设计的,并没有考虑其反转情况,因此,当离心泵反转作透平时需要对其部分几何参数作适当的优化,使其在透平工况有较好的性能.

离心叶轮的傳統優化設計需要多次試驗、不斷修改,直到滿足要求的性能,這種優化設計方法耗時耗力,而且與設計者的經驗密切相關.但隨著性能良好的優化算法的出現以及計算流體動力學(CFD)在近些年來取得的巨大進步,極大的方便了葉輪的優化設計.從文獻[4,6-7]中可以看出液力透平的數值計算結果與試驗結果趨勢吻合較好,可以用數值計算的方法較準確的預測透平的性能.因此,本文採用 CFD 技術代替試驗來獲得在優化過程中所需的性能值.

對於葉片型線的優化在離心泵、壓縮機、翼型和風機等旋轉機械中比較普遍^[8-17],但在液力透平上鮮有報道. Derakhshan 等^[18]基於不完全敏感性的梯度優化算法對一液力透平進行了優化,優化後透平的扭矩、揚程和效率比初始情況下分

別增加了 4.25%, 1.97% 和 2.2%. 雖然在這個研究上取得了可喜的成果,但此優化設計方法還存在可以改進的地方. 因為梯度優化算法對目標函數的凸性和可微性依賴較大^[19],且其無法保證所得到的解為全局最优解^[20],但液力透平內液體的流動是由非線性 Navier-Stokes (N-S) 方程決定,所以液力透平的性能函數具有非凸函數、多峰值的特點,因此採用梯度優化方法易陷入局部最优. 然而,遺傳算法^[21]是通過模仿自然界的選擇與遺傳機理來尋求目標函數的最優解,它能非常有效地以概率形式進行全局尋優,對所求優化問題沒有過多的數學要求,但在尋優時,液力透平水力性能的 CFD 計算無疑是非常的耗時,因此本文引入非線性映射能力較強的 GA-BP 神經網絡(用遺傳算法(GA)優化 BP 網絡初始權值和閾值的神经网络)^[22]去代替在尋優過程中用來獲得液力透平性能的 CFD 計算,這樣形成一種以 GA-BP 神经网络和遺傳算法相結合的液力透平葉片型線的優化設計方法,並將其成功地應用於文中所述模型的葉片型線優化中.

1 液力透平的主要設計參數

本文選擇一單級單吸離心泵反轉作為液力透平,其中泵工況的設計參數為:體積流量(下文簡稱流量) $q_v = 12.5 \text{ m}^3/\text{h}$,揚程 $H = 30.7 \text{ m}$,轉速 $n = 2900 \text{ r/min}$,比轉速 $n_s = 48$,葉輪旋轉為順時針方向. 圖 1 為所選模型的葉輪投影圖,表 1 為主要的幾何參數.

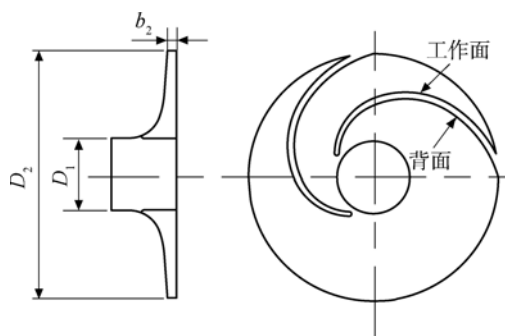


圖 1 葉輪投影圖

Fig. 1 Impeller projection

表 1 离心泵主要几何参数

Table 1 Main geometric parameters of centrifugal pump

部件	参数	数值
叶轮	叶轮进口直径 D_2/mm	165
	进口安放角 $\beta_2/(\circ)$	14
	出口安放角 $\beta_1/(\circ)$	32.5
	叶轮进口宽度 b_2/mm	6
	叶片数 z	4
	叶轮出口直径 D_1/mm	48
蜗壳	叶片形状	圆柱形
	蜗壳基圆直径/mm	170
	蜗壳出口宽度/mm	16
	蜗壳进口直径/mm	32
	蜗壳断面形状	马蹄形

2 叶片型线的参数化表达

目前, B 样条曲线被广泛的应用于型线的参数化领域^[8,19], 这主要是因为 B 样条曲线不仅保留了贝塞尔曲线良好的端点性质、保凸性、几何不变性等特点, 而且还具有局部支撑性, 克服了贝塞尔曲线由于整体表示所不具有的局部性缺点. K 次 B 样条曲线方程为

$$P(t) = \sum_{i=0}^n P_i N_{i,K}(t) \quad (1)$$

式中 $P(t)$ 为 B 样条曲线上任意一点; $t \in [0, 1]$ 为权系数; $P_i (i=0, 1, \dots, n)$ 是控制多边形的顶点; $N_{i,K}(t) (i=0, 1, \dots, n)$ 称为 K 阶 ($K-1$ 次) B 样条基函数.

本文采用非均匀 B 样条曲线对液力透平的叶片型线进行参数化, 其关键在于通过叶片型线上的型值点反求出非均匀 B 样条曲线的控制点, 具体过程如下: 首先, 从图 1(b) 所示的叶片背面型线上提取一组数据; 其次, 对这组数据进行 3 次非均匀 B 样条插值, 所得曲线如图 2 中红色曲线所示, 其中图 2 中黑色的圆点是初始叶型上的型值点, 从红色的曲线和黑色的圆点对比可以看出, 3 次非均匀 B 样条能够较好的拟合叶片的型线; 最后, 通过位于拟合曲线上一些型值点, 反算出该曲线的控制点^[23].

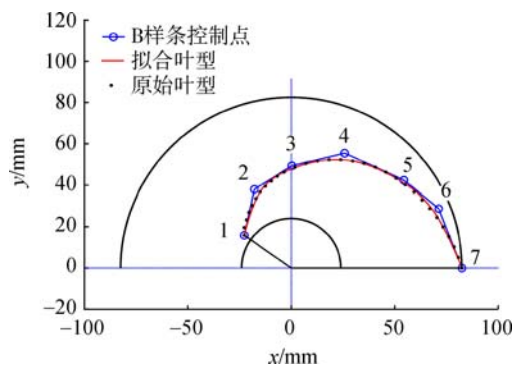


图 2 叶片型线参数化

Fig. 2 Blade pattern parameterization

3 叶片型线优化模型的建立

对液力透平型线开展流体动力学优化的目的是使其在两个小流量 ($20, 22.5 \text{ m}^3/\text{h}$) 以及最优工况 ($25 \text{ m}^3/\text{h}$) 下有更好的性能, 且其在小流量工况效率下降幅度减缓, 从而提高其能量回收能力. 本文选取图 2 所示控制点 3、控制点 4、控制点 5 的纵坐标 (y_3, y_4, y_5) 作为优化设计变量, 它们的横坐标和两个端点处控制点 1、控制点 7 坐标保持不变, 控制点 2、控制点 6 随节点矢量在端点切线方向变化, 这样确保进出口角不变, 变量为 y_2, y_6 , 其中 x_2, x_6 根据两端点处切线方程求出. 为了获得设计变量尽可能大的搜寻空间, 本研究最终确定设计变量的取值范围如表 2 所示.

表 2 设计变量的变化范围

Table 2 Variation range of design variable

设计变量	几何意义	取值范围/mm
y_2	控制点的 2 纵坐标	16~40
y_3	控制点的 3 纵坐标	20~50
y_4	控制点的 4 纵坐标	30~55
y_5	控制点的 5 纵坐标	10~50
y_6	控制点的 6 纵坐标	3~40

此外, 为了能尽可能大的回收较高压差下的能量, 约束 3 个流量下的扬程不小于相应的初始值, 因此本次对液力透平叶片型线优化的目标函数表述如下:

$$F_{\text{obj}}(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) = \text{Min} \left[\sum_{i=1}^3 C_i (\eta_i^{\text{ini}} - \eta_i) + \sum_{i=1}^2 \sum_{j=i+1}^3 |(\eta_j - \eta_i)| + N \sum_{i=1}^3 |\text{Min}(0, H_i - H_i^{\text{ini}})| \right] \quad (2)$$

式中 $F_{\text{obj}}(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$ 是优化设计的目标函

数; x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 为设计变量, 即 y_2, y_3, y_4, y_5 和 y_6 ; $i=1, 2, 3$ 代表在优化过程中指定的工况点; C_i 为权重系数; η 是液力透平的效率; H 是液力透平的扬程; N 是罚因子; 上标 ini 表示初始叶型对应的性能参数. 方程(2)中右边第 1 项的目的是极大化透平在 3 个工况下的效率, 第 2 项是为了消除透平在 3 个工况下效率过大的差别, 这样就会使透平在小流量时效率下降的稍微缓慢; 第 3 项为惩罚项, 对不满足约束的情况进行惩罚.

4 数值计算

4.1 计算域选取与网格划分

在 MATLAB 中编写代码生成叶片型线, 结合三维造型软件 Pro/E 能识别的曲线文件, 把生成的叶片型线成功的导入到 Pro/E 中, 随后生成叶片, 进一步生成数值计算的整体模型(叶轮、蜗壳、进口延伸、出口延伸、前腔体和后腔体). 计算域生成后采用 ICEM 软件对其进行结构网格划分. 图 3 所示为离心叶轮的网格和全流场网格组装图.



图 3 叶轮网格和全流场网格装配图

Fig. 3 Mesh of impeller and assembly

对初始模型的网格无关性进行了研究, 研究发现: 当网格数量在 80 万以上时, 效率的变化幅度在 0.6% 以内, 因此用于研究的模型网格数应不小于 80 万, 通过对本文模型的 Block 划分与网格参数的设置, 最终得到计算模型的网格数为 1 062 240 个, 优化时生成的其他模型与初始模型相似, 因此网格数相当. 另外, 在优化时, 为了节省网格划分的时间, 调用初始模型的 Block 以及网格设置参数对其他模型进行网格的划分.

4.2 参数设置

采用 ANSYS-FLUENT 软件对模型进行数值计算, 参数设置如下: 采用雷诺时均不可压的 Navier-Stokes(N-S) 方程描述内部流动, 流动状态的分析类型为稳态, 选用标准 $k-\epsilon$ 湍流模型, 工作介质是常温下的清水, 进口的边界条件设置为速度进口, 出口设置为压力出口, 叶轮与蜗壳间的耦合面设置为 interface 边界条件, 标准的壁面函数定义靠近壁面区域的流动, 计算收敛标准设置为 10^{-4} .

5 优化方法

5.1 遗传算法

遗传算法^[20]属于进化算法中的一种, 它通过模仿自然界的选择与遗传机理来寻求各种简单以及复杂目标函数的最优解, 它不需要如求导等太多的数学要求, 只需要引导搜寻方向的目标函数和适应度函数. 遗传算法有 3 个基本的算子: 选择, 交叉和变异, 这 3 个算子在每一代进化中的历经性, 使得遗传算法能够以概率方式进行全局搜索.

鉴于本文目标函数的非线性性、多峰值性等特点, 以遗传算法作为优化算法无疑是一个不错的选择.

5.2 GA-BP 神经网络及试验设计方法

采用遗传算法策略进行寻优时, 需要对种群中的每个体进行适应度评估, 这样就需要得到每个个体的效率和扬程数据, 如果采用 CFD 数值计算方法进行逐一计算, 无疑是计算成本很高, 主要是三维 Navier-Stokes 方程求解很费时, 因此本文引入了近似模型, 该近似模型为 GA-BP 神经网络, 采用它在优化过程中替代 CFD 计算来提供优化个体中的效率(η)和扬程数据.

BP 神经网络是 Rumelhart 等提出并推广的一种按误差逆向传播的算法, 由于 BP 神经网络具有高度非线性映射能力、泛化能力、自学习和自适应能力和容错能力等优点, 因此, 它的应用是比较广泛的. BP 神经网络结构确定后, 初始权值和阈值随机生成, 但初始权值和阈值对网络的收敛速度和预测精度有很大的影响而又无法准确获得, 针对于此, 采用遗传算法以预测的误差最小为目的, 初始权值和阈值为设计变量, 找出最优的权值和阈值, 以其作为 BP 神经网络的权值和阈值, 这样让性能更好的网络用于优化流程中. 图 4 为

GA-BP 的流程图。

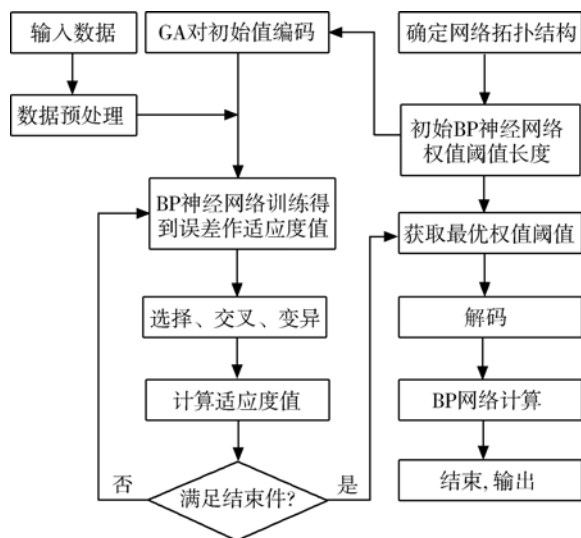


图4 遗传算法优化BP神经网络的流程

Fig. 4 Process of genetic algorithm optimizing BP network

为了使得 GA-BP 神经网络在寻优空间内有良好的目标函数响应特性,采用优化的拉丁超立方试验设计方法选择尽量多的样本点训练 GA-BP 神经网络。

随机拉丁超立方设计是由 McKay 等提出,其原理是:在 n 个设计变量构成的 n 维空间中选取 m 个样本点,将每个设计变量的变化范围均分为 m 个水平(区间),然后随机选取 m 个样本点,在选取的过程中保证每个设计变量的水平只被研究一次,即构成了 n 维空间(n 个设计变量),样本数为 m 的拉丁方设计,记为 $m \times n$ 拉丁超立方,其有两个显著的优点:有效的设计空间填充能力和拟合非线性响应。与常用的正交试验相比,在同样多的样本点数下它可研究更多的组合,并且对水平的分级没有严格的控制,这样试验次数可自由控制。优化的拉丁超立方设计(optimal Latin hypercube design)方法^[24]是通过改进随机拉丁超立方设计的均匀性,使得因子和响应的拟合更加精确。本文以设计变量数为 5、样本数为 500 进行了优化的拉丁超立方设计,生成试验样本后,为了保证有每个样本所形成的叶型不发生畸变且叶片是后弯型叶片,这样就要求由控制点构成的控制多变形内角小于 180° 或叶片型线的二阶导数恒小于 0。根据这个条件,编写代码,从这 500 个样本中选出符合这一要求的所有样本,得到符合要求的样本后,对每个样本点所对应的透平进行

CFD 数值计算,获得其性能参数。整个 CFD 数值计算过程如下:首先,对叶型进行参数化,生成叶片型线,接下来生成等厚度的单曲率叶片,最后 Pro/E 中生成透平整体模型(叶轮、蜗壳、进口延伸和出口延伸);其次,对透平的模型进行网格的划分;最后,采用 CFD 数值计算方法获取每个样本点的性能值,流程如图 5 所示。在此过程中用到了各个软件快速处理相似模型的批处理文件,极大的缩短了优化的时间。

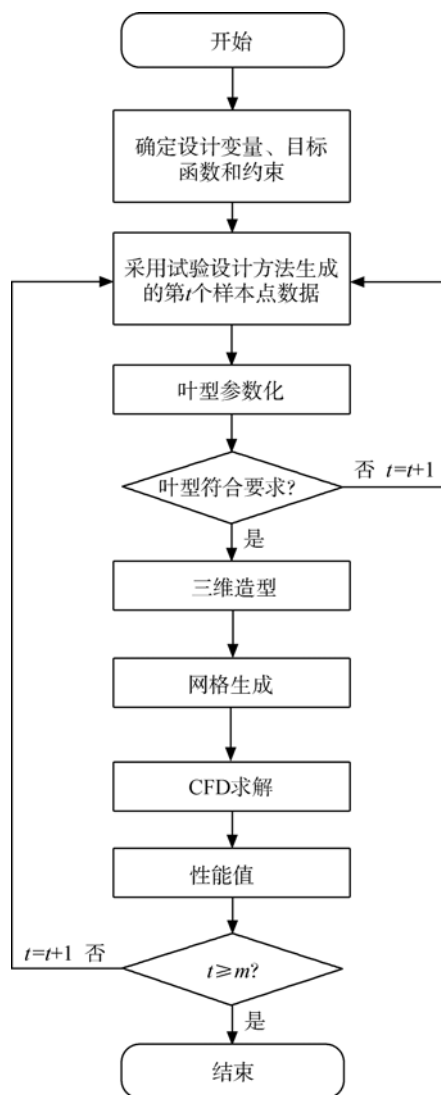


图5 试验样本性能计算流程

Fig. 5 Performance calculation process of experiment sample's

5.3 优化流程

GA-BP 神经网络训练完成并输出后,即可开展叶片型线的性能优化,其整个优化的流程如图 6 所示。

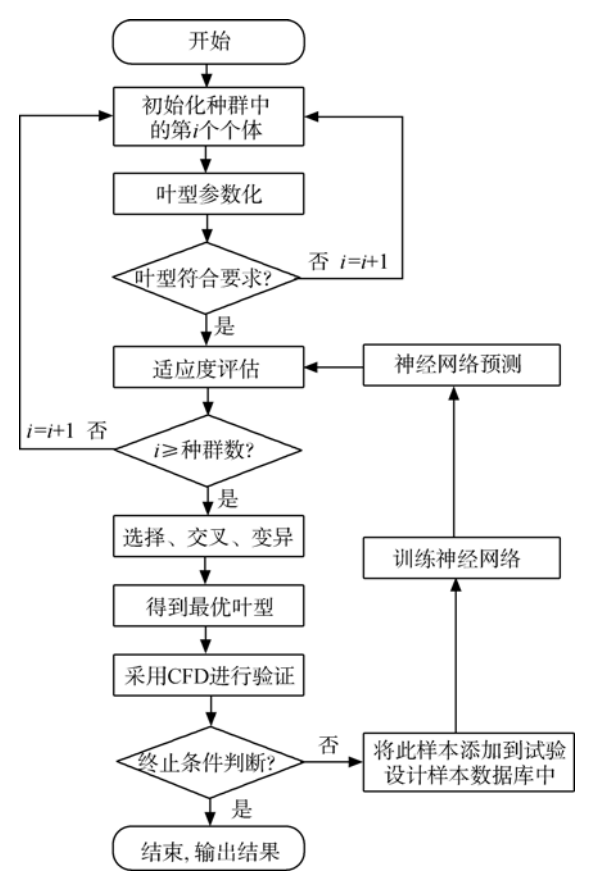


图 6 优化流程图

Fig. 6 Flowchart of optimization method

6 优化结果及分析

6.1 优化叶片型线与原始叶片型线的几何比较

根据上述的优化流程,对文中所选液力透平的叶片型线进行了优化,优化时遗传算法参数设置如下:种群规模为 100,进化代数 为 60,交叉概率设定为 0.8,变异概率设为 0.2.优化后所得的参数与初始参数对比如表 3 所示.

表 3 优化前后叶片型线参数对比

Table 3 Comparison of blade pattern's parameter between initial and optimal

控制点	变量名称	原始叶片型线/mm	优化叶片型线/mm
2	x_2, y_2	-17.91, 37.97	-19.79, 28.67
3	y_3	46.25	35.42
4	y_4	51.89	41.83
5	y_5	43.38	26.80
6	x_6, y_6	71.32, 28.77	79.62, 9.331

原始叶片型线与优化叶片型线的几何形状对比如图 7 所示.

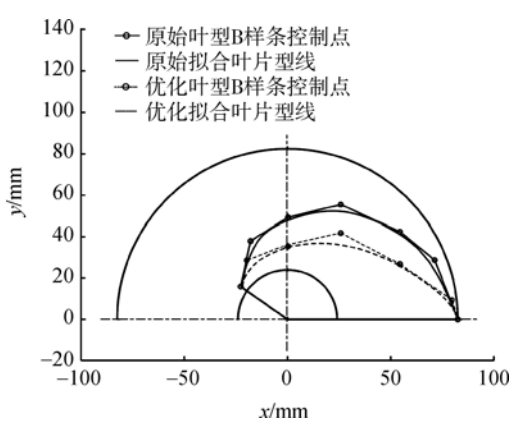


图 7 优化前后叶片型线的几何比较

Fig. 7 Comparison of blade pattern's geometry between initial and optimal

6.2 优化叶片型线与原始叶片型线的性能对比

为了比较原始叶片型线和优化后叶片型线的性能差异,采用 CFD 数值计算的方法对初始模型和优化后模型进行了详细的数值计算,表 4 为优化前后 3 个指定工况下的效率值与扬程值.

表 4 优化前后原始模型与优化模型性能对比

Table 4 Comparison of performance between initial model and optimal model

$q_v /$ (m^3/h)	$\eta / \%$		H / m	
	原始	优化后	原始	优化后
20	53.80	57.71	44.20	47.54
22.5	57.54	61.13	47.10	53.14
25	59.86	62.95	53.46	59.76

从表 4 可以看出,优化后的模型的在 3 个指定的工况下效率都比初始模型的效率高,分别提高了 3.91%,3.59%和 3.09%,且扬程都不小于相应的初始值.

为了进一步了解优化后其他工况下透平的性能,除优化时 3 个指定的工况外又增设了 9 个工况点对其进行 CFD 数值计算,结果如图 8 所示.

从图 8 中的 $\eta-q_v$ 和 $H-q_v$ 曲线可以看出,优化后的液力透平不仅在 3 个指定的工况上效率有所提升,而且在其他各工况上均有所提升.因此可采用本文所用的优化方法来优化液力透平,使其有更好的能量回收能力.

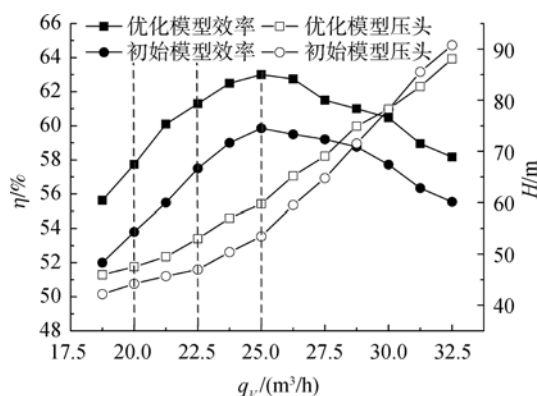


图8 优化前后液力透平的性能曲线

Fig. 8 Performance curves of pump as turbine before and after optimization

7 结论

1) 采用非均匀 B 样条曲线对单曲率液力透平的叶片型线进行了参数化拟合,通过与原始叶型的对比发现拟合精度较高,可应用于工程优化;采用 GA-BP 神经网络替代优化过程中 CFD 数值计算,缩短优化计算的时间,提高优化效率。

2) 在 3 个指定工况下,优化后透平比初始透平的效率分别提升了 3.91%, 3.59% 和 3.09%,且同时保证了扬程不小于相应的初始扬程值的约束,证明了本文采用的优化方法对于液力透平叶片型线的优化有一定的价值。

参考文献:

- [1] Raja W A, Piazza R W. Reverse running centrifugal pumps as hydraulic power recovery turbines for seawater reverse osmosis systems[J]. Desalination, 1981, 38(8): 123-134.
- [2] Orchard B, Klos S. Pumps as turbines for water industry[J]. World Pumps, 2009, 2009(8): 22-23.
- [3] Bansal P, Marshall N. Feasibility of hydraulic power recovery from waste energy in bio-gas scrubbing processes[J]. Applied Energy, 2010, 87(3): 1048-1053.
- [4] Derakhshan S, Nourbakhsh A. Theoretical, numerical and experimental investigation of centrifugal pumps in reverse operation[J]. Experimental Thermal and Fluid Science, 2008, 32(8): 1620-1627.
- [5] YANG Sunsheng, KONG Fanyu, CHEN Hao, et al. Effects of blade wrap angle influencing a pump as turbine[J]. Journal of Fluids Engineering, 2012, 134(6): 1021-1028.
- [6] YANG Sunsheng, KONG Fanyu, JIANG Wanming, et al. Effects of impeller trimming influencing pump as turbine[J]. Computers & Fluids, 2012, 67(7): 72-78.
- [7] Yang S S, Derakhshan S, Kong F Y. Theoretical, numerical and experimental prediction of pump as turbine performance[J]. Renewable Energy, 2012, 48(6): 507-513.
- [8] 田辉, 孙秀玲, 郭涛, 等. 基于遗传算法的离心泵叶片水力性能优化[J]. 农业机械学报, 2010, 41(5): 64-67.
TIAN Hui, SUN Xiuling, GUO Tao, et al. Optimization for the hydraulic performance of centrifugal blade based on the genetic algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(5): 64-67. (in Chinese)
- [9] 潘鹏飞, 李秋红, 任冰涛, 等. 基于遗传算法的航空发动机部件特性修正[J]. 北京航空航天大学学报, 2014, 40(5): 690-694.
PAN Pengfei, LI QiuHong, REN Bingtao, et al. Component map correction of aero-engine based on genetic algorithm[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2014, 40(5): 690-694. (in Chinese)
- [10] Derakhshan S, Mohammadi B, Nourbakhsh A. Incomplete sensitivities for 3D radial turbomachinery blade optimization[J]. Computers & Fluids, 2008, 37(10): 1354-1363.
- [11] 舒信伟, 谷传纲, 肖军, 等. 基于均匀设计和遗传算法的离心压缩机叶片优化设计[J]. 动力工程, 2007, 27(5): 1-4.
SHU Xinwei, GU Chuangang, XIAO Jun, et al. Optimization design of centrifugal compressor blades based on the uniform design method and genetic algorithm[J]. Journal of Power Engineering, 2007, 27(5): 1-4. (in Chinese)
- [12] 朱国俊, 冯建军, 郭鹏程, 等. 基于径向基神经网络-遗传算法的海流能水轮机叶片翼型优化[J]. 农业工程学报, 2014, 30(8): 65-73.
ZHU Guojun, FENG Jianjun, GUO Pengcheng, et al. Optimization of hydrofoil for marine current turbine based on radial basis function neural network and genetic algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(8): 65-73. (in Chinese)
- [13] 杨小东, 刘波, 张国臣, 等. 基于人工蜂群算法与 NURBS 的吸附式叶型优化设计[J]. 航空动力学报, 2014, 29(8): 1855-1862.
YANG Xiaodong, LIU Bo, ZHANG Guochen, et al. Optimization of aspirated airfoil based on artificial bee colony algorithm and NURBS[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(8): 1855-1862. (in Chinese)
- [14] 石丽建, 汤方平, 雷翠翠, 等. 轴流泵叶片设计协同优化算法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(17): 93-100.
SHI Lijian, TANG Fangping, LEI Cuicui, et al. Collaborative optimization algorithm on axial-flow pump blade design[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(17): 93-100. (in Chinese)
- [15] 钟伯文, 乔志德. 跨音速翼型多参数多约束优化设计方法[J]. 航空动力学报, 1994, 9(1): 43-46.
ZHONG Bowen, QIAO Zhide. Optimization design method of transonic airfoil of multi-parameters and multi-constraint[J]. Journal of Aerospace Power, 1994, 9(1): 43-46. (in Chinese)
- [16] 舒信伟, 谷传纲, 王彤, 等. 小流量高压头离心鼓风机叶型优化设计[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(8): 77-81.

- SHU Xinwei, GU Chuangang, WANG Tong, et al. Blade optimization design for a centrifugal blower with low flow-rate and high pressure head[J]. Proceedings of China Society for Electrical Engineering, 2008, 28(8): 77-81. (in Chinese)
- [17] 秦何军, 曾友兵. 大型水陆两栖飞机翼型优化设计[J]. 航空动力学报, 2012, 27(6): 1368-1374.
- QIN Hejun, ZENG Youbin. Optimum airfoil design on an heavy amphibious aircraft[J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27(6): 1368-1374. (in Chinese)
- [18] Derakhshan S, Mohammadi B, Nourbakhsh A. Efficiency improvement of centrifugal reverse pumps[J]. Journal of Fluids Engineering, 2009, 131(2): 021103-021111.
- [19] 田辉. 离心泵内部流动数值计算及叶片型线优化设计[D]. 西安: 西安交通大学, 2008.
- TIAN Hui. Numerical simulation of the flow in centrifugal pump and the blade profile optimization[D]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University, 2008. (in Chinese)
- [20] 陈宝林. 最优化理论与算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [21] 王小平, 曹立明. 遗传算法: 理论, 应用及软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.
- [22] 施彦, 韩力群, 廉小亲. 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.
- [23] 施法中. 计算机辅助几何图形设计与非均匀有理 B 样条 (CAGD & NURBS)[M]. 北京: 高等教育出版社, 1994.
- [24] 赖宇阳, 姜欣, 方立桥. Isight 参数优化理论与实例详解[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2012.

(编辑: 叶 青)