

采用代理模型的液力变矩器性能优化设计

王安麟, 赵一鸣, 李晓田, 曹国祥

(同济大学机械与能源工程学院, 201804, 上海)

摘要: 为解决液力变矩器性能与叶片形态变量间的复杂映射问题, 提高设计效率与精度, 提出了采用代理模型取代三维流体计算方法, 并结合寻优算法对液力变矩器的性能进行优化设计的方案。首先, 在标定基于CFD仿真的液力变矩器性能响应结果前提下, 利用正交设计方法, 获得液力变矩器性能的大自由度仿真试验数据; 然后, 分别设计响应面以及神经网络2种代理模型, 获取变矩器叶片角变量与其性能的映射关系, 比较分析其建模效率和精度; 最后, 以某型号双涡轮液力变矩器启动变矩比及低速比区最高效率最大化为设计目标, 分别通过2种代理模型应用NSGA-II算法获取优化方案。仿真结果表明: 在同一试验数据下, 响应面模型的建模效率较高, 神经网络模型的变量设计空间外延性较好; 采用神经网络模型优化得到的液力变矩器模型与依照出厂参数设计的液力变矩器模型相比, 其启动变矩比及低速比区最高效率分别提高了14.27%和10.24%, 与采用响应面模型优化得到的液力变矩器模型相比分别提高了4.36%和1.53%。

关键词: 液力变矩器; 神经网络; 响应面; 优化设计

中图分类号: TP249 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202010001 **文章编号:** 0253-987X(2020)10-0001-08



OSID 码

An Optimization Design for Performance of Hydraulic Torque Converters Based on Surrogate Model

WANG Anlin, ZHAO Yiming, LI Xiaotian, CAO Guoxiang

(School of Mechanical Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: An optimization design for the performance of hydraulic torque converter (HTC) by using a surrogate model to replace the numerical calculation of 3D fluid field method and to combine with optimization algorithm is carried out to solve the complex mapping problem between the performance of HTC and the morphological variable of blade, and to improve the design efficiency and accuracy. Firstly, it bases on the premise of calibrating the performance response of the HTC based on CFD simulation that an orthogonal design method is used to obtain simulation test data with large-degree-of-freedom for the performance of the HTC. Then, a response surface model and a neural network model are designed to construct the mapping relationship between the HTC's blade angles and their performance, and the modeling efficiency and accuracy are compared and analyzed. Finally, a certain type of dual turbine torque converter is taken as a research object and its starting torque ratio and the maximum efficiency of its low speed ratio area are used as design goals. Pareto optimal solutions are obtained through two kinds of surrogate models using the NSGA-II algorithm and their optimization effects are analyzed.

收稿日期: 2020-01-02。 作者简介: 王安麟(1954—), 男, 教授, 博士生导师。 基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2018YFC0810203)。

网络出版时间: 2020-06-05

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20200604.1600.002.html>

Simulation results show that with the same test data, the response surface model has higher modeling efficiency, while the variable design space of the neural network model shows better extension. Compared with the model designed according to factory parameters, the starting torque ratio and the maximum efficiency in low speed ratio area of the HTC model obtained by the neural network model optimization method improves by 14.27% and 10.24%, respectively, which is 4.36% and 1.53% higher than that of the HTC model optimized by the response surface model.

Keywords: hydraulic torque converter; neural network; response surface; optimal design

液力变矩器是一种复杂的液力传动部件,因其良好的自适应变矩、缓冲以及过载保护等性能在工程机械中得到了广泛应用。液力变矩器的传动效率、变矩比等系统特性的优劣直接影响整机的工作效率,准确地获取其性能与各设计参数的映射关系是提升液力变矩器性能的前提。

早期的学者主要通过一元束流理论实现液力变矩器性能与叶片变量之间的映射表达,国内陈凯等基于一元束流理论和能量方程,使用遗传算法以泵轮出口角和导轮进出口角为变量优化了液力变矩器和发动机的匹配性能^[1]。然而,一元束流理论为了简化液力变矩器内部复杂的三维黏性流动,作了很多假设,降低了其设计及优化结果的准确性。目前一些研究主要采用三维流场数值计算方法模拟变矩器的流场,对比分析不同参数下的变矩器的内部流场和外部特性以实现优化设计。Dong 等通过调整导轮的轮廓以及改变导轮叶片数探究其对液力变矩器性能的影响并对变矩比等性能进行了优化^[2]; Kim 等研究了液力变矩器的性能与导轮叶片的几何形态之间的关联并优化了变矩器的经济性能^[3]。然而,由于液力变矩器各工作轮参数较多,轮系间强流固耦合,因此上述方案通过三维流场数值计算方法验证液力变矩器性能与叶片参数的关系会引起工作量大、耗时长的问题,难以满足数字化设计的要求。为此有部分学者通过建立代理模型的方式构建液力变矩器叶片参数与性能的映射关系,提高优化设计的效率。刘城等结合拉丁方实验设计方法以及响应面方法建立了液力变矩器性能与叶片数之间的函数关系并进行了优化设计^[4];李兴泉等建立了变矩器性能对叶片角参数的响应面并以此提高了变矩器的性能^[5]。

为实现液力变矩器的优化设计,针对其内部复杂的流固耦合性能响应,构建精确的参数化性能模型是十分必要的。本文在台架试验验证仿真可靠性的基础上,以叶片角参数作为输入变量设计正交试

验并通过三维流体仿真获得目标性能的大自由度试验数据,构建响应面模型以及神经网络模型,同时对对比分析 2 种模型的建模效率、精度;在 2 种模型中应用 NSGA-II 算法来优化各叶轮叶片角以提高变矩器的启动变矩比及低速比区最高效率;采取部分优化解中叶片角参数作为设计方案用于建模仿真并结合各性能评价指标分析其优化效果。仿真结果表明:通过 2 种代理模型可以快速实现液力变矩器的优化设计;相对原始设计方案,通过 2 种模型优化后的设计方案得到的液力变矩器物理模型均拥有更佳的性能,其中响应面模型的建模效率较高,而神经网络模型的设计空间外延性好。

1 叶片角对液力变矩器性能的影响

本文的研究对象为某型双涡轮液力变矩器。液力变矩器的性能由其叶栅系统直接决定,叶栅系统的形态主要由循环圆形状及尺寸、叶片数、叶片厚度和叶片角等参数决定,其中叶片角对变矩器性能的影响非常显著^[6-7]。然而,由于叶片角设计参数多、参数间耦合度强,使得叶片角参数与变矩器性能的映射关系很难确定,为其优化设计带来了困难。

目前,叶片角主要通过经验设计或是一元束流理论计算所得。经验设计是在液力变矩器设计时,根据某项性能的要求利用统计试验图表来确定某一叶片的角度^[8]。然后,根据在变矩器工况和偶合器工况下都具有最佳性能的条件,利用速度三角形确定其他叶片角度。另一种设计叶片角的方式则是根据一元束流理论中建立的液力变矩器叶片角与性能之间的函数关系,采用液力计算的方法计算得出,但由于一元束流理论不能完善的表达复杂的三维黏性流动,因此以该理论为基础的设计及优化方法降低了准确性。

代理模型是在不降低精度的情况下构造的一种计算结果与数值分析或物理试验结果相近的近似模型,具有计算量小、计算周期短的优点。相对于传统

设计方法,代理模型设计方法精度更高且可以更快地收敛到优化问题的真实最优解。随着设计问题的高阶复杂化,代理预测模型技术已经应用于工程上的各种预测优化设计问题中^[9-13]。

代理模型在液力变矩器优化设计中的应用也较为广泛。韩克非等通过设计正交试验的方式研究了单涡轮液力变矩器中泵轮进出口角对其性能的影响^[6];王安麟等以变矩器性能与设计参数空间的主效应图为基础结合拉丁超立方试验设计分析了双涡轮液力变矩器中各叶片角对变矩器性能的影响^[14-15]。

以上研究从提高设计效率的角度出发,通过仿真实验的方式确定了对液力变矩器性能影响较大的叶片角设计参数并做出相应的优化设计,但优化时涉及到的叶片变量较少。随着市场对液力变矩器性能的要求越来越高,为了进一步提高性能,有必要将更多的叶片角参数纳入优化范围,需要建立在大变量条件下能准确体现液力变矩器叶片角参数与其性能之间映射关系的模型。

多项式响应面模型是研究较早、工程上应用较为广泛的一种模型,具有良好的连续性与可导性,适宜拟合优化目标和试验因素之间复杂的非线性响应关系,而人工神经网络模型作为一种智能代理模型于预测优化设计方面的应用研究也较为广泛^[16]。因此,本文分别采用这两种代理模型构建变矩器叶片角参数与其性能之间的映射关系。

2 液力变矩器性能的响应面模型

2.1 试验设计及数据获取

样本的选取是构造代理模型的前提。样本若通过物理试验方式获取,会引起工作量大、成本高及设计周期长等问题。另外,样本的选择对代理模型的响应结果也有较为重要的影响。样本不足会使模型忽略一部分因素及其交互作用对系统响应的影响;样本过多又会造成模型过拟合、泛化能力降低等问题。针对以上问题,本文采用三维流场解析仿真的方式近似试验,以降低成本,并通过正交试验设计方法安排合理的试验组合,获取足够体现此非线性系统特征的训练样本。

仿真主要通过 CFD 软件进行,对液力变矩器的全流道划分网格,采用 Shear Stress Transport 模型和固定转子模型作为湍流模型和各叶轮交界面模型,并按其精度要求进行相关设置和求解。利用某制造精度较高且产品化的样件台架试验数据对设置的 CFD 仿真进行精度验证,结果如图 1 所示。由图

1 可以看出:在变矩比以及效率方面的仿真误差较小,绝对误差大多数在 5% 之内;而在传动比小于 0.5 时,对泵轮容量的仿真误差较大。

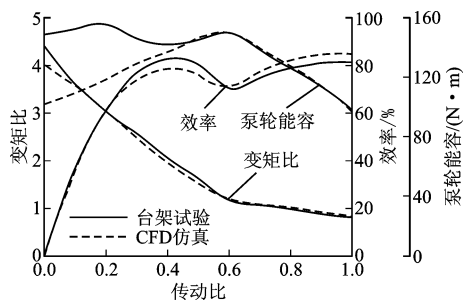


图 1 标定前 CFD 仿真计算结果与台架试验数据对比

误差原因在于实际工作时,变矩器的泵轮与泵轮壳刚性相连,泵轮壳体与涡轮外壁之间存在间隙,其中充满液压油。当泵轮与涡轮转速不同时,泵轮壳体与涡轮外壁之间通过液压油传递扭矩,造成扭矩损失。低速比区泵轮与涡轮转速差大,扭矩损失更加严重。故以台架试验为基础对输入、输出轴的扭矩进行标定,标定后的仿真误差明显减小,如图 2 所示。图 2 中曲线表明,经试验数据标定后的三维流体仿真结果精度较高,可以通过此方式获取数据作为构建模型的样本。

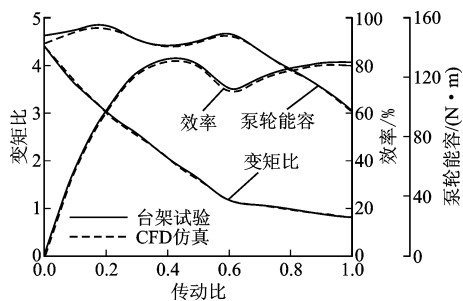


图 2 标定后 CFD 仿真计算结果与台架试验数据对比

本文参考已产业化的某型液力变矩器,为获取有效样本,选取能保证叶片形态且性能较好的叶片角区间作为各叶片角的变化范围。分别选取泵轮进、出口角 β_{B1} 、 β_{B2} ,第一涡轮进、出口角 β_{T11} 、 β_{T12} ,第二涡轮进、出口角 β_{T21} 、 β_{T22} ,导轮的进、出口角 β_{D1} 、 β_{D2} 的取值区间如表 1 所示。

液力变矩器的叶片角设计属于大组合问题,各因素间交互作用的自由度大,且仿真对计算机性能要求高、计算耗时长,若对整个区间通过仿真进行全面试验获得数据是很难实现的。故本文采用正交试验法挑选出具备“均匀分散、齐整可比”特点的组合进行试验。本文先通过此方法分别以泵轮、第一涡轮

表 1 叶片角取值区间

叶片角	取值区间/(°)	叶片角	取值区间/(°)
β_{B1}	110~130	β_{B2}	55~75
β_{T11}	72~96	β_{T12}	135~162
β_{T111}	20~40	β_{T112}	140~160
β_{D1}	76~100	β_{D2}	20~40

轮、第二涡轮、导轮的进出口角作为变量,安排能体现各叶片角对液力变矩器性能的影响关系的试验组合,后又安排 8 个叶片角共同作为变量的试验组合以体现各参数之间的耦合关系。

本文依赖的工程项目中 5 T 装载机通常工作在低速重载工况,因此着重于优化变矩器低速比区的综合性能。考虑到动力性、经济性是装载机作业的重要参考指标,本文以液力变矩器的启动变矩比 K_0 以及在低速比区的最高效率 η_{lm} 为目标变量,以 8 个叶片角作为输入变量,安排上述正交试验通过三维流体仿真求解得到数据共计 148 组作为样本。

2.2 液力变矩器性能的响应面模型

响应面模型若多项式阶数较高会出现过拟合现象。故本文采用三阶响应面构建模型,其形式如下

$$y_m = b_0 + \sum_{i=1}^k b_i^1 \beta_i + \sum_{i=1}^k \sum_{j=i+1}^k b_{ij}^2 \beta_i \beta_j + \sum_{i=1}^k b_i^2 \beta_i^2 + \sum_{i=1}^k b_i^3 \beta_i^3 + \epsilon \tag{1}$$

式中: $m=1,2$,分别代表低速比区最高效率和启动变矩比; $k=8$; $b_0, b_i^1, b_{ij}^2, b_i^2, b_i^3$ 为各项系数; ϵ 为拟合误差。为了测试响应面的拟合精度,将 2.1 节所得样本的 85% 共计 126 组数据用于响应面模型的构建,并将剩余的 22 组样本用作测试。令 $\bar{\delta}_\eta$ 及 $\bar{\delta}_K$ 分别为测试后的低速比区的最高效率及启动变矩比的平均相对误差, R^2 为利用此多项式拟合得到的响应面模型的拟合度, δ_η^m 及 δ_K^m 为低速比区的最高效率及启动变矩比的最大相对误差。

检验响应面模型拟合精度的常用准则为相对均方根误差^[17],该误差值越小表示响应面的拟合精度越高。测试结果如表 2 和表 3 所示,可见本文构建的响应面精度较高,可以表达液力变矩器叶片角参数与性能的映射关系并用于后续的优化设计。

表 2 响应面模型对 η_{lm} 的拟合结果

$\bar{\delta}_\eta / \%$	R^2	$\delta_\eta^m / \%$	相对均方根误差
1.069	0.942	8.392	0.011

表 3 响应面模型对 K_0 的拟合结果

$\bar{\delta}_K / \%$	R^2	$\delta_K^m / \%$	相对均方根误差
1.485	0.910	2.857	0.015

3 液力变矩器性能的神经网络模型

3.1 神经网络模型结构

用于预测优化设计的神经网络大部分为前馈神经网络,而其中按误差反向传播的多层前馈神经网络(BP)理论和性能都比较成熟。BP 神经网络由输入层、隐含层与输出层构成。BP 神经网络具有很强的非线性映射能力,理论上可以通过 3 层或以上的网络结构及足够多的隐含层神经元,以任意精度逼近一个非线性函数^[18],而且可自动调节控制参数,提高控制性能和可靠性。故针对液力变矩器内部复杂的三维黏性流动,本文采用经典的 3 层网络结构建立变矩器性能对叶片角响应的神经网络模型,结构如图 3 所示。

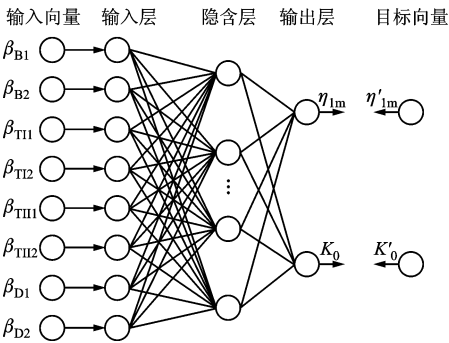


图 3 叶片角 BP 神经网络模型结构

本文将上文所述的 8 个叶片角,即 $\beta_{B1}, \beta_{B2}, \beta_{T11}, \beta_{T12}, \beta_{T111}, \beta_{T112}, \beta_{D1}, \beta_{D2}$ 作为输入变量,输出变量为变矩器的启动变矩比 K_0 以及变矩器在低速比区的最高效率 η_{lm} 的预测值,目标变量为三维仿真所得的变矩器的启动变矩比 K'_0 以及在低速比区的最高效率 η'_{lm} 。故设置输入层节点数为 8,输出层节点数为 2。隐含层节点数对网络收敛的精度以及泛化能力有着较大的影响,然而目前对于隐含层的节点数还没有明确的理论计算方法,多是基于经验公式经过反复验证确定。根据 Kolmogorov 定理(映射神经网络存在定理)^[19],给定任何连续函数 $f: [0, 1]^n \rightarrow R^m$, $y=f(x)$,则 $f(x)$ 能够被一个 3 层前向神经网络所实现,其中网络的隐含层神经元数为 $2n+1$,故本文可以取隐含层节点数为 17。为保证能建立满足需求的 BP 网络,本文设置隐含层节点数为 10~30,经

过多次试验确定了本文神经网络模型的隐含层节点数为 15,整个神经网络模型采用 8-15-2 的结构。

3.2 基于遗传算法的 BP 网络优化

由于液力变矩器的叶片角参数与性能之间的函数关系较为复杂,同时 BP 神经网络的性能易受到初始权重及阈值的影响,很可能得不到最优解,故为了提高学习模型的准确性及收敛速度,本文在 BP 神经网络模型的基础上,采用遗传算法并行地对网络初始权重进行优化,防止网络陷入局部极值点而令迭代提前终止。整体的优化流程如图 4 所示。

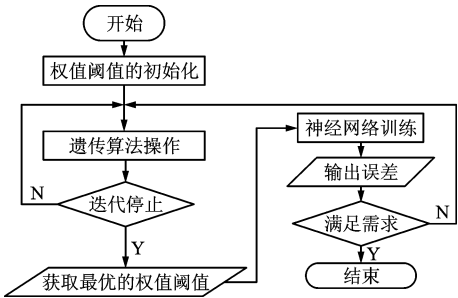


图 4 遗传算法优化 BP 网络流程图

通过上节确定的神经网络模型结构,可知从输入层到隐含层的权值数为 120,隐含层阈值数为 15,从隐含层到输出层的权值数为 15,输出层阈值数为 2,权重总数为 152。此优化过程可以在 MATLAB 中编程实现,采用实数编码方式,每一组权重为一个染色体,因此基因数为 152,设置适应度函数为网络预测的总误差,选择操作为轮盘赌法,设置种群规模为 100,进化代数为 50,交叉概率及变异概率分别为 0.8、0.01。

为了验证神经网络优化前后的准确度,将 2.1 节中安排的试验样本共 148 组中的 126 组样本用于训练网络,另外的 22 组样本用作测试网络的预测精度及泛化性能。分别将神经网络优化前后的测试结果列出,如表 4、表 5 所示。其中 $\bar{\delta}_{lm}$ 、 $\bar{\delta}_K$ 为响应的平均相对误差, δ_{lm}^m 、 δ_K^m 为最大相对误差。

表 4 优化前后神经网络对 η_{lm} 的响应误差

状态	$\bar{\delta}_{lm} / \%$	$\delta_{lm}^m / \%$	相对均方根误差
优化前	3.835	8.205	0.0420
优化后	1.257	2.893	0.0149

表 5 优化前后神经网络对 K_0 的响应误差

状态	$\bar{\delta}_K / \%$	$\delta_K^m / \%$	相对均方根误差
优化前	3.749	11.889	0.0484
优化后	1.568	3.693	0.0191

由表 4、表 5 可知,采用遗传算法优化后的神经网络对变矩器性能响应的相对误差都在 4% 以内,且平均相对误差都在 2% 以内,同时相对均方根误差也有相对降低,网络的预测精度有所改善,说明优化后构建的神经网络模型拥有较好的泛化能力,能对非训练样本集合的变矩器性能做出准确响应。

4 变矩器的性能优化

4.1 叶片参数优化设计方案

本文以液力变矩器的启动变矩比 K_0 以及在低速比区的最高效率 η_{lm} 为目标变量,而 2 个性能指标的优化具有矛盾关系。一个目标的改善会造成另一个目标的恶化,使得各目标不能同时达到各自的最优值,属于多目标优化问题。

多目标进化算法从 20 世纪 90 年代开始迅速发展,Deb 等提出第二代带精英保留策略的快速非支配排序 NSGA-II 算法^[20]。NSGA-II 算法采用快速非支配排序方法,基于拥挤距离的分布性方法和精英保留策略,凭借简单及高效等优点,广泛应用于科学计算和工程设计等领域。本文分别应用第 2 节以及第 3 节所建的响应面模型以及 BP 神经网络模型,结合 NSGA-II 算法,获得 Pareto 最优解集各 50 组解。挑选 K_0 最优以及 η_{lm} 最优的解,以其中的叶片角参数作为设计方案。分别得到 BP 设计方案、响应面设计方案各 2 种、共 4 种方案的参数优化结果,如表 6 所示。

以 K_0 、 η_{lm} 、最高效率工况下的泵轮转矩系数 λ_B^* 及高效区范围 G (液力变矩器效率 η 不低于 75% 的区域最大和最小转速比的比值^[8])作为性能评价指标,将根据各方案建好的液力变矩器模型在三维流体软件中设置速比间隔 0.1,以 0~0.6 为速比变化范围仿真,并从仿真数据中提取出各变矩器模型的低速比区效率特性曲线。图 5 为采用 2 种 η_{lm} 最优方案设计的模型与未优化的液力变矩器原始模型的效率特性对比,各性能指标优化结果如表 7 所示。

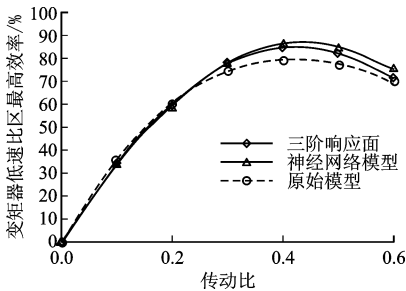


图 5 原始模型与优化结果效率对比

表 6 原始模型叶片角与 2 种 BP 方案及 2 种响应面方案的叶片角优化结果对比

方案	$\beta_{B1}/(^{\circ})$	$\beta_{B2}/(^{\circ})$	$\beta_{T11}/(^{\circ})$	$\beta_{T12}/(^{\circ})$	$\beta_{T11}/(^{\circ})$	$\beta_{T112}/(^{\circ})$	$\beta_{d1}/(^{\circ})$	$\beta_{d2}/(^{\circ})$
原始模型	130.000	55.000	92.000	150.000	33.400	160.000	80.000	29.100
BP 方案 1	110.000	74.015	78.397	146.343	40.000	140.000	100.000	20.000
BP 方案 2	118.815	55.000	72.013	159.116	39.998	155.846	76.000	20.461
响应面方案 1	119.375	55.801	72.000	149.681	40.000	159.998	93.307	20.141
响应面方案 2	110.000	75.000	82.248	158.158	30.135	159.998	100.000	20.092

表 7 4 种方案的参数优化结果对比

方案	K_0			$\eta_m/\%$			$\lambda_B^*/10^{-6}$		G	
	优化前	预测	优化后	优化前	预测	优化后	优化前	优化后	优化前	优化后
BP 方案 1	4.008	4.388	4.580	78.566	75.413	78.535	3.170	2.018	1.815	1.608
BP 方案 2	4.008	4.087	4.100	78.566	85.712	86.613	3.170	1.722	1.815	2.101
响应面方案 1	4.008	4.967	4.405	78.566	74.315	80.015	3.170	2.222	1.815	1.882
响应面方案 2	4.008	3.953	4.033	78.566	94.753	85.085	3.170	1.614	1.815	2.085

由图 5 及表 7 可以得知:对于低速比区的变矩器最高效率 η_m ,根据 BP 方案 2 及响应面方案 2 所构建的变矩器模型相比原始模型的性能均有所提升,其中通过 BP 方案得到的液力变矩器模型优化效果最佳,最高效率达到 86.613%,相比原始模型有了显著提升,增幅达 10.24%;通过响应面方案也获得了良好的优化效果,优化后效率达到 85.085%,增幅为 8.3%;BP 方案对目标的优化效果相对响应面方案提高了 1.528%。

对于启动变矩比 K_0 ,通过 BP 方案 1 及响应面方案 1 建立的变矩器模型均可获得比原始模型更优的性能。优化后, K_0 相比原始模型提高了 14.27%、9.91%。BP 方案对目标的优化效果相对响应面方案提高了 4.36%。

对于最高效率工况下的泵轮转矩系数 λ_B^* ,由表 7 与原始模型对比可知,通过各方案优化后,相对原始模型的 λ_B^* 有所下降。分析可知由于液力变矩器各性能参数间存在相互制约的关系,当 K_0 相对增大时, λ_B^* 有所下降,在最高效率工况时液力变矩器所能传递的功率下降。

对于高效区范围 G ,目标为优化 η_m 的 BP 方案 2 及响应面方案 2,其高效区范围显著扩大,具有良好的经济性能。相比原始模型,通过 BP 方案优化, G 扩大了 15.76%,通过响应面方案优化, G 扩大了 14.88%。

综上所述,BP 方案 1 及响应面方案 1 这 2 种优化方案有效地提高了启动变矩比 K_0 ,提高了变矩器

的变矩性能;而 BP 方案 2 及响应面方案 2 这 2 种优化方案则提升了低速比区的最高效率 η_m 并扩大了高效区范围 G ,提高了变矩器的经济性能。泵轮转矩系数 λ_B^* 有所下降,但意义不及变矩性能及经济性能重要,可通过改变变矩器的有效直径提高传递的功率和转矩^[8]。

4.2 比较分析与讨论

通过上述优化结果结合表 2 至表 5 可知:针对液力变矩器的性能与叶片角变量之间复杂的映射关系,本文构建的响应面模型和 BP 神经网络模型均有良好的预测精度,可用于变矩器的优化设计;相比于 BP 神经网络复杂的构建流程,响应面模型有着更好的建模效率。这是因为在多变量时最小二乘法只需求解线性方程即可得到参数估计,而 BP 神经网络需要对隐含层的节点数进行反复调试且神经网络的学习速度较慢^[17]。分析表 7 可知,相对响应面,经过优化后的 BP 神经网络具备更好的预测精度以及泛化能力,对于样本以外的输入参数可以获得更精确的预测值。

通过对优化结果的分析可知,有部分叶片角参数优化后的结果处于确定的变化范围边界之上,可以推测在边界之外存在使变矩器性能更优的参数组合。另外,神经网络有着较好的泛化能力,对变量在样本范围以外的取值可以实现较为准确的预测^[16]。故在此基础上,为了能获得更好的优化结果,以优化低速比区最高效率 η_m 为例。由表 6 中 BP 方案 2 可以看出,导轮的叶片参数均处于边界之上,由于改变

导轮参数对 η_{lm} 的优化作用较为明显^[15],因此在保证叶片形态前提下适当扩展了导轮叶片角的变化范围,将表 1 中 β_{D1} 范围下限设为 65° , β_{D2} 范围下限设为 15° 。根据新的叶片角范围按 4.1 节所示流程进行优化,所得结果如表 8 所示。

表 8 新范围内 η_{lm} 优化结果对比

方案	η_{lm} 预测值/%	η_{lm} 仿真值/%	G
原始模型	78.566	78.566	
响应面方案	97.639	84.218	1.9370
BP 方案	85.743	86.569	2.0250

分析表 8 优化结果可知:通过神经网络模型扩展设计变量空间后,仍可获得相对准确的优化结果,且经济性能较好;叶片角参数范围变化前后对 η_{lm} 所得优化结果基本一致,而经响应面建立的模型泛化能力较神经网络模型弱,不能对样本范围以外的取值实现准确预测,以致优化效果明显降低。

4.3 总结

通过对 2 次优化结果的对比可以发现,对于液力变矩器的叶片角参数与性能之间复杂的函数关系,通过响应面模型可以更有效率地建立参数化模型并实现优化设计,但调试后的 BP 神经网络具有更高的预测精度和泛化能力,变量设计空间外延性好,可以合理地扩展变量设计空间寻找最优解,液力变矩器性能优化效果较为显著。

5 结 论

为了解决基于一元束流理论构造的变矩器性能与叶片角的函数关系复杂且不准确的问题,本文采用代理模型代替三维流体计算方法实现了液力变矩器的优化设计。首先,通过台架试验标定 CFD 仿真计算结果,利用正交试验法安排仿真试验获取液力变矩器性能的大自由度仿真试验数据;然后,建立对应的响应面模型以及神经网络模型并取部分样本测试,验证其建模效率及精度;最后,分别以响应面模型和神经网络模型,结合 NSGA-II 算法分别对液力变矩器低速比区的最高效率以及其启动变矩比进行优化得到 Pareto 最优解集,并将其中部分优化结果作为设计方案建模分析优化后的性能参数。仿真结果表明:针对复杂的流固耦合性能响应,通过响应面模型和神经网络模型可以有效地构建参数化性能模型,快速实现优化设计;通过神经网络模型的设计方案优化得到的液力变矩器模型性能提升显著,启动变矩比以及低速比区最高效率的优化效果较响应面

设计方案分别提高了 4.36%、1.53%。本文所提的优化设计方案对复杂多变量系统的优化设计有一定的参考意义。

参考文献:

[1] 陈凯, 吴光强. 基于遗传算法的液力变矩器与发动机匹配的多目标优化 [J]. 汽车工程, 2014, 36(5): 532-536.
CHEN Kai, WU Guangqiang. Multi-objective optimization of matching hydraulic torque converter and engine based on genetic algorithm [J]. Automotive Engineering, 2014, 36(5): 532-536.

[2] DONG Yu, KORIVI V, ATTIBELE P, et al. Torque converter CFD engineering: part I torque ratio and K factor improvement through stator modifications [C]//SAE 2002 World Congress. New York, USA: SAE International, 2002: 20122815243456.

[3] KIM G, JANG J. Effects of stator shapes on hydraulic performances of an automotive torque converter with a squashed torus [C]//SAE 2002 World Congress. New York, USA: SAE International, 2002: 20122815243459.

[4] 刘城, 潘鑫, 闫清东, 等. 基于 DOE 及 RSM 的液力变矩器叶片数对性能的影响及优化 [J]. 北京理工大学学报, 2012, 32(7): 689-693.
LIU Cheng, PAN Xin, YAN Qingdong, et al. Effect of blade number on performance of torque converter and its optimization based on DOE and response surface methodology [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2012, 32(7): 689-693.

[5] 李兴泉, 邓兆祥, 章竟成, 等. 基于响应面的液力变矩器叶片优化设计 [J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2011, 39(11): 149-154.
LI Xingquan, DENG Zhaoxiang, ZHANG Jingcheng, et al. Optimized design of blade of hydraulic torque converter based on response surface method [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2011, 39(11): 149-154.

[6] 韩克非, 吴光强, 王立军. 基于正交设计的泵轮叶栅关键参数对液力变矩器的性能影响优化分析 [J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(35): 65-70.
HAN Kefei, WU Guangqiang, WANG Lijun. Performance optimization analysis of the effects of pump cascade key parameters on torque converter based on orthogonal design [J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(35): 65-70.

[7] 王安麟, 孟庆华, 曹岩, 等. 液力变矩器的叶片数神经网络模型 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(7):

- 11-16.
- WANG Anlin, MENG Qinghua, CAO Yan, et al. Blade number neural networks model of hydraulic torque converter [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(7): 11-16.
- [8] 马文星. 液力传动理论与设计 [M]. 北京: 化学工业出版社, 2004: 41-105.
- [9] 喻伯平, 李高华, 谢亮, 等. 基于代理模型的旋翼翼型动态失速优化设计 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2020, 54(4): 833-842.
- YU Boping, LI Gaohua, XIE Liang, et al. Dynamic stall optimization design of rotor airfoil based on surrogate model [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2020, 54(4): 833-842.
- [10] 王钊, 俞建阳, 陈浮. 基于 Kriging 代理模型的 DBD 等离子体控制叶顶泄漏流动研究 [J]. 工程热物理学报, 2020, 41(3): 573-580.
- WANG Zhao, YU Jianyang, CHEN Fu. Numerical investigation based on kriging surrogate model of tip leakage flow controlled by DBD plasma [J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2020, 41(3): 573-580.
- [11] 王艾伦, 刘乐, 刘庆亚. 基于 Kriging 代理模型的拉杆组合转子强度可靠性研究 [J]. 工程设计学报, 2019, 26(4): 433-440.
- WANG Ailun, LIU Le, LIU Qingya. Research on strength reliability of pull rod combined rotor based on Kriging surrogate model [J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2019, 26(4): 433-440.
- [12] 郭广强, 张人会, 陈学炳, 等. 低比转速离心叶轮的 POD 代理模型优化方法 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2019, 47(7): 50-55.
- GUO Guangqiang, ZHANG Renhui, CHEN Xuebing, et al. Optimization method for low specific speed centrifugal impeller based on POD surrogate model [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2019, 47(7): 50-55.
- [13] 张泽斌, 张鹏飞, 郭红, 等. Kriging 序贯设计方法在滑动轴承优化中的应用 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2019, 51(7): 178-183.
- ZHANG Zebin, ZHANG Pengfei, GUO Hong, et al. Implementation of Kriging model based sequential design on the optimization of sliding bearing [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2019, 51(7): 178-183.
- [14] 王安麟, 孟庆华, 韩继斌. 基于拉丁超立仿真试验设计的双涡轮变矩器性能分析 [J]. 中国工程机械学报, 2015, 13(4): 295-298.
- WANG Anlin, MENG Qinghua, HAN Jibin. Dual-turbine torque converter performance analysis based on Latin hypercube simulation experiment design [J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2015, 13(4): 293-298.
- [15] 王安麟, 杨智雄, 李文嘉. 基于主效应分析的变矩器叶片角变量空间优化 [J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2018, 46(2): 14-21.
- WANG Anlin, YANG Zhixiong, LI Wenjia. Optimization research for variable space of torque converter based on main effect analysis of blade angles [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2018, 46(2): 14-21.
- [16] 李飞. 代理模型预测研究及其在叶轮机械中的应用 [D]. 辽宁大连: 大连理工大学, 2014: 46-50.
- [17] 窦毅芳, 刘飞, 张为华. 响应面建模方法的比较分析 [J]. 工程设计学报, 2007(5): 359-363.
- DOU Yifang, LIU Fei, ZHANG Weihua. Comparative analysis of response surface modeling methods [J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2007(5): 359-363.
- [18] 李明军, 王均星, 王亚洲. 基于改进粒子群优化算法和极限学习机的混凝土坝变形预测 [J]. 天津大学学报, 2019, 52(11): 1136-1144.
- LI Mingjun, WANG Junxing, WANG Yazhou. Deformation prediction of concrete dam based on improved particle swarm optimization algorithm and extreme learning machine [J]. Journal of Tianjin University, 2019, 52(11): 1136-1144.
- [19] 王志明. Kolmogorov 定理的一个变形 [J]. 数学杂志, 2008, 28(4): 393-398.
- WANG Zhiming. A transformation to the Kolmogorov theorem [J]. Journal of Mathematics, 2008, 28(4): 393-398.
- [20] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.

(编辑 刘杨)