基于深度学习模型的高速永磁同步电机结构参数优化

高永新　李宏生　李泽奇

（辽宁工程技术大学机械工程学院，阜新 123000）

【摘要】针对高速电机运行过程中转矩脉动较大的问题，从电机结构优化角度出发，以定子槽宽、永磁体厚度、护套厚度及极弧系数等关键几何参数为优化变量，以转矩脉动最小化和平均转矩最大化为优化目标，建立结构参数与电机性能之间的高精度映射模型。首先，采用Hodrick-Prescott分解方法对转矩数据进行趋势与周期成分分离，以提取关键特征；其次，构建融合交叉注意力机制的BiLSTM深度学习模型，以表征电机非线性特性；在此基础上，引入改进蝴蝶优化算法对模型超参数进行寻优，并提出HP-BiLSTM-CA-IBOA组合预测模型选取电机参数，从而获得最优结构参数组合。最后，通过仿真与试验验证所提方法的有效性。结果表明，该方法可显著降低电机转矩脉动，提高高速电机运行的平稳性与可靠性。

主题词：永磁同步电机　深度学习　改进蝴蝶算法　转矩脉动

中图分类号：TM351；TP183　　**文献标志码：**A　　**DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20250501

Structural Parameters Optimization of High-Speed Permanent Magnet Synchronous Motors Based on Deep Learning Models

Gao Yongxin, Li Hongsheng, Li Zeqi

（School of Mechanical Engineering, Liaoning University of Engineering and Technology, Fuxin 123000）

【Abstract】Aiming at the problem of large torque ripple during the operation of high-speed motors, this paper starts from the perspective of motor structure optimization, takes key geometric parameters such as stator slot width, permanent magnet thickness, sheath thickness and pole arc coefficient as optimization variables, and aims to minimize torque ripple and maximize average torque as optimization goals, establishing a high-precision mapping model between structural parameters and motor performance. Firstly, the Hodrick-Prescott decomposition method is adopted to separate the trend and periodic components of the torque data in order to extract the key features; Secondly, a BiLSTM deep learning model integrating the cross-attention mechanism is constructed to characterize the nonlinear characteristics of the motor. On this basis, the improved butterfly optimization algorithm is introduced to optimize the model hyperparameters and obtain the optimal combination of structural parameters. Finally, the effectiveness of the proposed method is verified through simulation and experiments. The results show that this method can significantly reduce the torque pulsation of the motor and improve the smoothness and reliability of high-speed motor operation.

Key words: Permanent Magnet Synchronous Motor (PMSM), Deep learning, Improvement of the butterfly algorithm, Torque pulsation

【引用格式】高永新，李宏生，李泽奇．基于深度学习模型的高速永磁同步电机结构参数优化[J]．汽车技术，2026(4)：42-53.

GAO Y X, LI H H, LI Z Q. Structural Parameters Optimization of High-Speed Permanent Magnet Synchronous Motors Based on Deep Learning Models[J]. Automobile Technology, 2026(4): 42-53.

1　前言

高速永同步电机（High Speed Permanent Magnet Synchronous Motor，HSPMSM）因结构紧凑、效率高和噪声低等特点，广泛应用于电动汽车、高速机床和无人机等领域[1]。其转速可达每分钟数万转甚至数十万转，极端工况下，转子承受较大的离心载荷，对系统动力学特性提出了严苛的要求。为保障系统运行平稳及降低噪声振动，必须将转矩脉动控制在更低水平[2]。

随着电机向高功率密度、高效率及高可靠性发展，其电磁、热与机械等多物理场行为呈现出显著的非线性和强耦合特征。借助高精度性能预测模型，可在设计阶段评估转矩、效率及动态响应等关键指标，从而减少样机试验并实现参数的快速迭代与优化。

早期研究多采用自回归滑动平均模型（AutoRegressive Integrated Moving Average model，ARIMA）等统计模型，其在平稳或弱非平稳时间序列中具有一定建模优势，但难以刻画电机运行数据中长期趋势与高频扰动之间的复杂关系[3]。为提升预测能力，研究者引入了响应面模型（Response Surface Methodology，RSM）、克里金模型（Kriging model）及支持向量机（Support Vector Machine，SVM）等代理模型，在有限样本条件下降低计算与试验成本，但在高维参数空间或强耦合场景下易出现欠拟合或过度平滑问题，且难以反映系统的动态时序特性[4-5]。

近年来，深度学习方法逐渐应用于电机性能预测领域。双向长短期记忆（Bidirectional Long Short-Term Memory，BiLSTM）网络通过融合前、后向时序信息，提高了对动态信号的建模能力，在短期波动预测方面优于传统模型[6]。但当输入序列包含多时间尺度特征时，其仍受限于单一时间分辨率，并存在训练效率低和超参数敏感问题[7]。

总体而言，现有方法在高维度、强非线性耦合及多尺度动态特征的统一建模方面仍存在不足，往往依赖大量样本且易陷入局部最优，难以兼顾长期趋势与短期扰动的预测精度[8]。针对上述问题，本文提出霍德里克-普雷斯科特分解-双向长短期记忆网络-交叉注意力机制-改进蝴蝶优化算法（Hodrick-Prescott-Bidirectional Long Short-Term Memory-Cross Attention-Improved Butterfly Optimization Algorithm，HP-BiLSTM-CA-IBOA）组合预测模型与优化框架，通过HP分解降低序列复杂度，利用BiLSTM刻画双向时序依赖，引入交叉注意力机制增强不同尺度分量之间的信息交互，利用改进蝴蝶优化算法对模型超参数进行全局寻优。试验结果表明，该方法在均方误差、平均绝对误差及决定系数等指标上均显著优于对比模型，验证了其在电机性能预测中的有效性与优越性。

2 基于深度学习的电机预测模型

2.1 BiLSTM模型结构

BiLSTM由多个双向LSTM单元组成，通过同时处理输入序列的正向和反向信息，能有效捕捉序列中的长期依赖关系，因此可以通过双向信息流在多个领域中提高模型的性能[9]。

BiLSTM结构可分为输入门、遗忘门、输出门，各神经门通过神经元连接，各神经元之间的信息传递通过前向传播和反向传播调整参数，能够有效捕捉序列的前后依赖关系[10]。在BiLSTM网络中，输入数据通过两个并行的LSTM层进行处理，这两个层以相反的方向运行，如图1所示。当数据进入输入层时，它们同时被反馈到正向和反向的LSTM中，LSTM单元门控机制的计算过程如下：

$$\begin{cases} i_t = \sigma(\boldsymbol{W}_i \cdot [\boldsymbol{h}_{t-1}, \boldsymbol{x}_t] + \boldsymbol{b}_i) \\ f_t = \sigma(\boldsymbol{W}_f \cdot [\boldsymbol{h}_{t-1}, \boldsymbol{x}_t] + \boldsymbol{b}_f) \\ C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t \\ o_t = \sigma(\boldsymbol{W}_o \cdot [\boldsymbol{h}_{t-1}, \boldsymbol{x}_t] + \boldsymbol{b}_o) \\ h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \end{cases} \tag{1}$$

式中：i_t、f_t、C_t、o_t、h_t分别为输入门、遗忘门、输出门、细胞更新节点和隐藏层输出，$\boldsymbol{W}_i$、$\boldsymbol{W}_f$、$\boldsymbol{W}_o$分别为3类门的矩阵系数，b_i、b_f、b_o为其相应的偏置，σ和tanh为激活函数，$\boldsymbol{h}_{t-1}$为t的上一时刻的隐藏状态，$\boldsymbol{x}_t$为t时刻的输入向量。

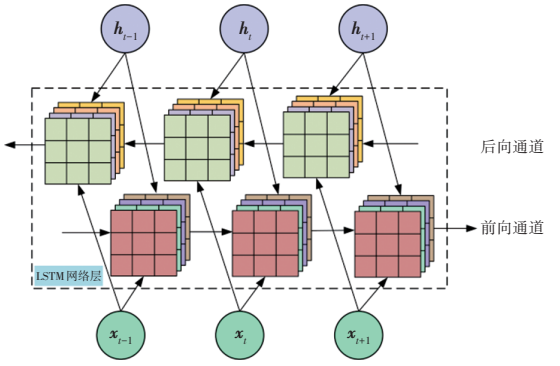


图1 BiLSTM网络结构

2.2 交叉注意力机制

为提升BiLSTM在电机转矩预测中的特征表达与时序扩展能力，本文引入交叉注意力（Cross Attention）机制。该机制通过加强不同特征分量之间的信息交互，有效刻画多尺度、非平稳特征间的耦合关系，从而提升模型对电机运行动态特性的表达能力[11]。

其数学表达如下：

$$\boldsymbol{O} = \boldsymbol{W}_o\left(\mathrm{softmax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}}\right)\boldsymbol{V}\right) + \boldsymbol{b}_o \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{O}$为注意力权重的输出；查询空间$\boldsymbol{Q}$与键空间$\boldsymbol{K}$之间的点积$\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}$用于衡量查询向量与键向量之间的相关性；值空间$\boldsymbol{V}$用于计算最终输出时被加权求和，以提取与查询$\boldsymbol{Q}$最相关的信息；$\boldsymbol{W}_o$和$\boldsymbol{b}_o$分别为可学习的权重矩阵和偏置向量；$1/\sqrt{d_k}$用于缩小点积的范围，确保softmax函数在反向传播时梯度的稳定性；softmax函数对每个查询位置生成一组归一化的权重分布，用于指示注意力聚焦程度。

该机制在稳态条件下强化长期趋势建模，在突变或高频扰动阶段突出周期特征，有效提升峰值预测精度与

相位一致性，并增强模型的多工况鲁棒性。引入交叉注意力机制后，模型对电机转矩多尺度耦合特征的表征能力得到了明显提升，预测精度与稳定性均显著改善，该机制结构如图2所示。

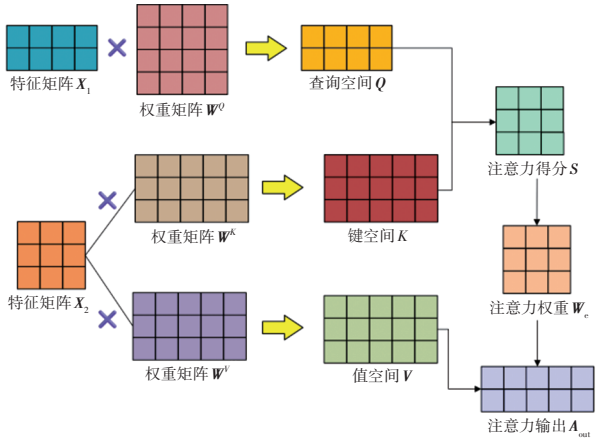


图2　交叉注意力机制结构

交叉注意力机制的运行方式如下：

a. 输入特征。

电机转矩特征可表示为：矩阵 $\boldsymbol{X}_1 \in \mathbf{R}^{n \times d_1}$ 和 $\boldsymbol{X}_2 \in \mathbf{R}^{m \times d_2}$。

b. 线性变换。

将得到的 $\boldsymbol{X}_1$ 和 $\boldsymbol{X}_2$ 矩阵映射到查询空间 $\boldsymbol{Q}$、键空间 $\boldsymbol{K}$ 和值空间 $\boldsymbol{V}$：

$$\begin{cases} \boldsymbol{Q} = \boldsymbol{X}_1 \boldsymbol{W}_Q \\ \boldsymbol{K} = \boldsymbol{X}_2 \boldsymbol{W}_K \\ \boldsymbol{V} = \boldsymbol{X}_2 \boldsymbol{W}_V \end{cases} \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{W}_Q \in \mathbf{R}^{d_1 \times d_k}$、$\boldsymbol{W}_K \in \mathbf{R}^{d_2 \times d_k}$、$\boldsymbol{W}_V \in \mathbf{R}^{d_2 \times d_v}$ 均为可学习的权重矩阵。

c. 注意力得分 $\boldsymbol{S}$。

得分矩阵计算每个 $\boldsymbol{Q}$ 和 $\boldsymbol{K}$ 的点积值，并除以 $\sqrt{d_k}$ 防止点积过大导致梯度消失：

$$\boldsymbol{S} = \frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}} \tag{4}$$

d. 注意力权重 $\boldsymbol{W}_e$。

由得分矩阵 $\boldsymbol{S}$ 经 softmax 函数归一化得到：

$$\boldsymbol{W}_e = \mathrm{Softmax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}}\right) \tag{5}$$

e. 交叉注意力输出 $\boldsymbol{A}_{out}$。

输出矩阵是 Value 矩阵的加权和，权重由 $\boldsymbol{Q}$ 与 $\boldsymbol{K}$ 矩阵的相似度动态决定：

$$\boldsymbol{A}_{out} = \boldsymbol{W}_e \times \boldsymbol{V} \tag{6}$$

2.3　霍德里克-普雷斯科特分解

霍德里克-普雷斯科特（Hodrick-Prescott，HP）分解是一种广泛应用于时间序列分析的数据处理方法。该方法通过引入单一平滑参数 λ，将原始序列解析为趋势成分（Trend Component）与周期性波动成分（Cyclical Component）。相较于依赖多重参数的复杂分解技术，HP分解凭借其参数设定的简约性，在跨学科研究中展现出显著的适用性[12]。它的核心优势在于高效分离数据的长期发展趋势与短期循环波动。

给定长度为 L 的原始时间序列数据 Z：

$$Z = [z_1, z_2, \cdots, z_L] \tag{7}$$

Z 可用趋势分量 T 和周期分量 C（扰动项）的组合来表示：

$$Z = T + C \tag{8}$$

式中：T 为潜在趋势，C 反映与趋势偏离的短期波动。

HP分解通过最小化目标函数来估计趋势分量，目标函数为：

$$\min_{t_i} \left\{ \sum_{i=1}^{L} (z_i - t_i)^2 + \lambda \sum_{i=2}^{L-1} [(t_{i+1} - t_i) - (t_i - t_{i-1})]^2 \right\} \tag{9}$$

该目标函数由两部分组成：第一部分通过最小化原始数据和平滑数据之间的差距来识别周期变化，从而有效地捕获短期变化；第二部分利用平滑参数 λ 来控制趋势的增长率揭示潜在的长期轨迹。处理数据时可以通过微调 λ 来实现趋势分量和周期分量之间的最佳平衡，这种良好的分解特性与其较高的计算效率，使得HP分解在时间序列分析与预测领域中成为一种重要的工具。

2.4　改进蝴蝶算法及优化

2.4.1　Fuch混沌映射初始化

传统的蝴蝶算法（Butterfly Optimization Algorithm，BOA）初始化方式主要通过随机生成初始种群来实现，这种方式虽然简单易行，但会产生低质量的初始种群，从而使得在后续迭代中需要更多的计算来逼近最优解，容易陷入局部最优，增加计算成本[13]。

为克服上述问题，本文在初始化部分引入Fuch混沌映射来改进蝴蝶算法，Fuch混沌映射具有高度的不确定性和敏感性的初始条件依赖性，这使得其能够生成具有较好的遍历性和分布均匀性的初始种群，进一步提高搜索空间的覆盖率，并加快后期迭代速度。

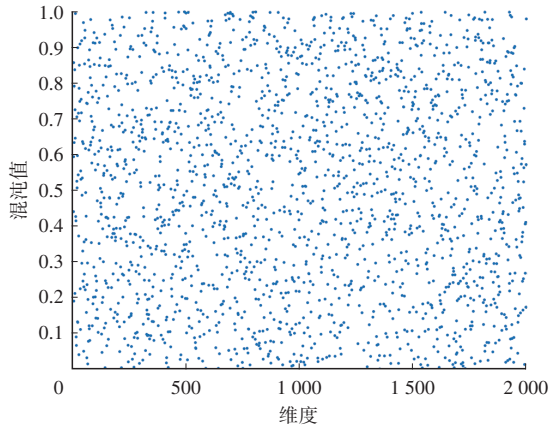
引入的Fuch混沌映射公式如下：

$$c_{xi+1} = \cos(1/c_{xi}^2) \tag{10}$$

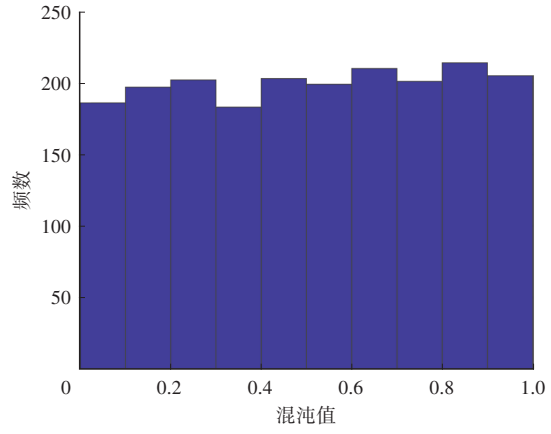
式中：x_i 为当前种群个体，x_{i+1} 为混沌序列产生个体。

为充分体现本文混沌映射在种群初始化分布的直观性，对引入Fuch混沌映射的种群分布状况进行验证，

如图3所示。



（a）种群分布图



（b）映射区间柱状图

图3　改进后的蝴蝶算法种群分布

为体现该策略的优越性，将圆混沌映射（Circle Mapping）、正弦混沌映射（Sine Mapping）、立方混沌映射（Cubic Mapping）、帐篷混沌映射（Tent Mapping）、分段混沌映射（Piecewise Mapping）和无限折叠混沌映射（Fuch Mapping）引入蝴蝶算法并进行对比，如图4所示。

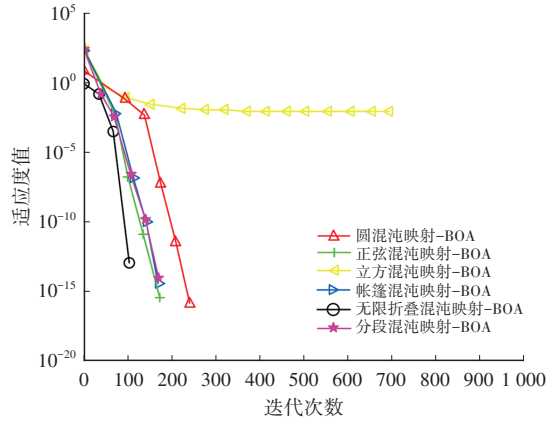


图4　混沌映射对比曲线

通过图4可知，本文引入的Fuch混沌映射相较于其他映射算法性能提升，证明了该策略在种群初始化方面的有效性。

2.4.2　动态高斯随机游走策略

改进后的初始化策略虽能提升种群多样性并缓解迭代后期陷入局部最优的问题，但未能根本改善全局搜索能力不足的缺陷。

因此，为解决这一典型问题，本文在以上初始化改进的基础上引入高斯随机游走机制，通过在蝴蝶个体的更新过程中加入高斯分布的随机扰动来增强其全局搜索能力，具体来说，假设在t次迭代中，第i个蝴蝶的位置为x_i^t，其更新公式为：

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \alpha \cdot \mathrm{N}(0,\sigma) \tag{11}$$

式中：x_i^t为第i个蝴蝶在第t次迭代时的当前位置；α为步长因子，根据参数敏感性试验结果，具体如表1所示，α取0.7时算法性能最优；N(0,σ)表示正态分布的随机扰动项，均值为0，方差为σ^2。

表1　参数敏感度试验结果

数值	秩平均值	排名
α=0.5	5.19	2
α=0.6	5.34	3
α=0.7	4.73	1
α=0.8	5.54	4
α=0.9	5.67	5

为进一步提升搜索效率，对蝴蝶的运动规则进行调整，传统的蝴蝶算法中，个体的位置更新主要依赖个体当前状态和局部邻域的信息，但是这种局部信息会导致优化的局限性，为增加跳跃性，在式（11）中的步长因子调整为动态步长因子，其具体公式为：

$$\alpha_t = \frac{\alpha_{\max} - \alpha_{\min}}{1 + \beta \cdot t} + \alpha_{\min} \tag{12}$$

式中：$\alpha_{\max} = 1.5$和$\alpha_{\min} = 0.01$分别为步长因子的最大值和最小值，$\beta = 0.01$为步长因子的调整速率，t为当前的迭代次数。

为增加种群的多样性，对式（11）的扰动因子进一步调整，扰动的方差σ会随着迭代次数的增加而逐渐减小，以有效避免算法早期产生过大的扰动导致搜索过于分散，后期则可以通过减小扰动保持解的精度，其动态扰动因子为：

$$\sigma_t = \frac{\sigma_{\max}}{1 + \gamma \cdot t} \tag{13}$$

式中：$\sigma_{\max}$为初始的扰动方差，取值为2.0；γ为扰动衰减因子，控制扰动衰减的速率，取值为0.02。

经过以上动态步长因子和动态扰动因子改进的位置更新公式为：

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \alpha_t \cdot \mathrm{N}(0,\sigma_t) \tag{14}$$

在传统蝴蝶算法中引入动态高斯随机游走策略，通过动态调整步长和扰动大小，该策略能够在初期加速搜索，在后期提高精度，加快算法的收敛速度。该算法流程如图5所示。

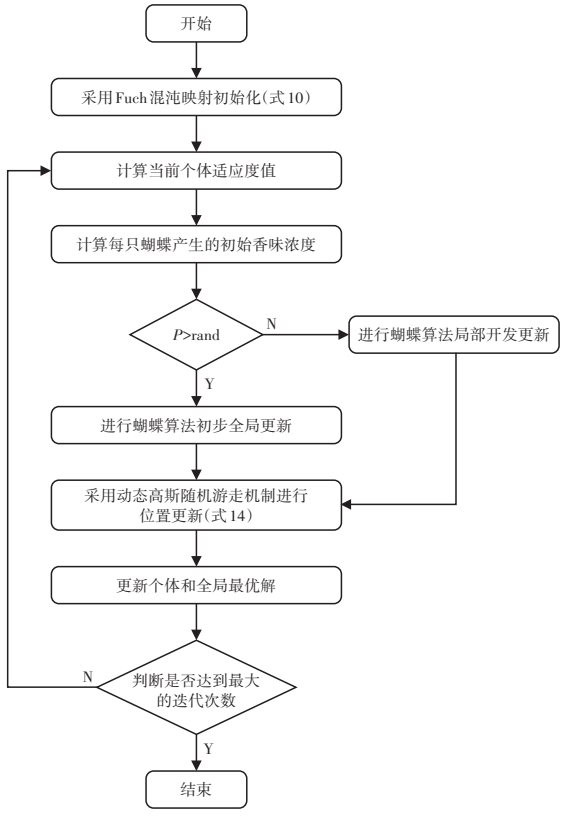


图5　IBOA算法流程

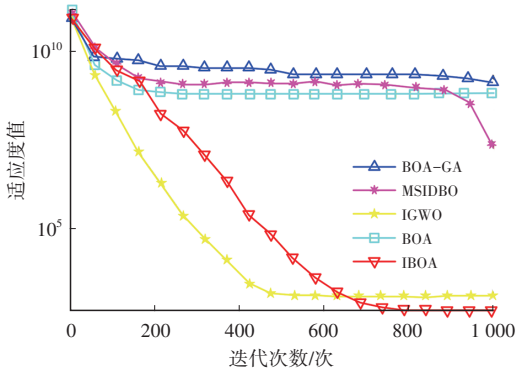
2.5　IBOA优化算法对比

本文的运行环境参数如表2所示。

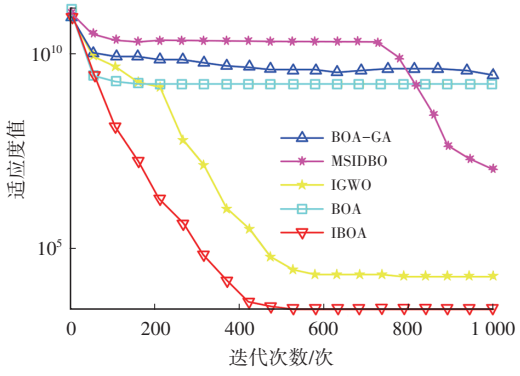
表2　运行环境参数表

名称	参数型号
操作系统	Windows11 64bit
CPU型号	13th Gen Intel(R)Core(TM) i7-13700H@2.4 GHz
GPU型号	NIVIDA RTX 4060
运行软件版本	MATLAB R2022b
运行内存/GB	8

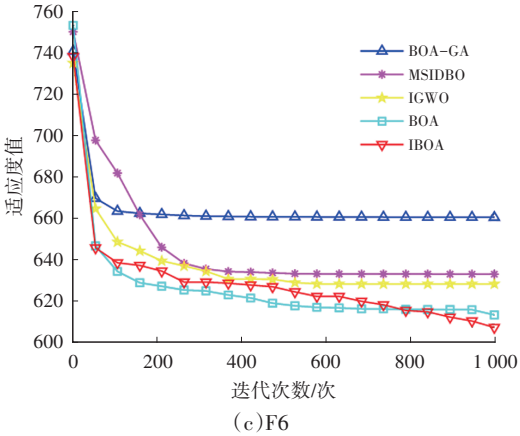
为体现本文改进算法在解决基准测试问题上的优越性，选取最新的CEC2017测试函数中F1、F3、F6、F9、F14、F22、F26等8个测试函数进行测试，采用CEC2017基准函数集，通过包含多模态、非线性及高维特性，对算法的优化性能与鲁棒性进行综合评估。其中选取文献[14]中的蝴蝶-遗传改进算法(Butterfly Optimization Algorithm-Genetic Algorithm，BOA-GA)、文献[15]中的多策略蜣螂算法(Multi-Strategy Improved Dung Beetle Optimization Algorithm，MSIDBOA)、文献[16]的改进灰狼算法(Improved Grey Wolf Optimization Algorithm，IGWOA)、常规蝴蝶算法(Butterfly Optimization Algorithm，BOA)4种算法与本文的改进蝴蝶算法进行对比，其中算法的种群数目统一为100，最大迭代次数为1 000，其迭代曲线具体如图6所示。



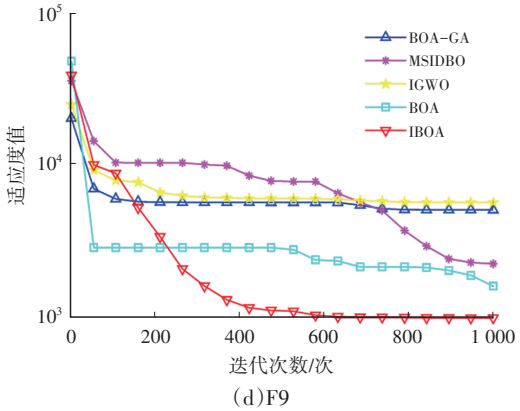
(a)F1



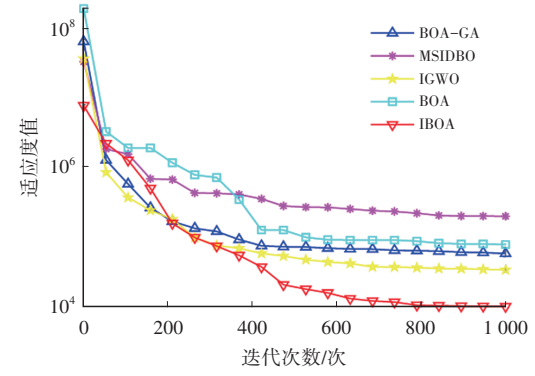
(b)F3



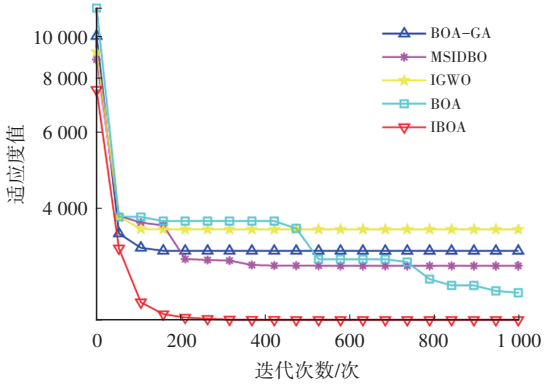
(c)F6



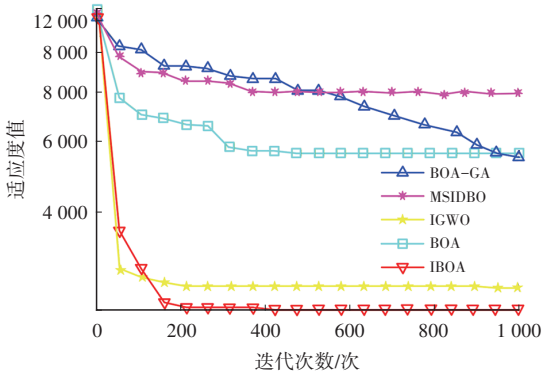
(d)F9



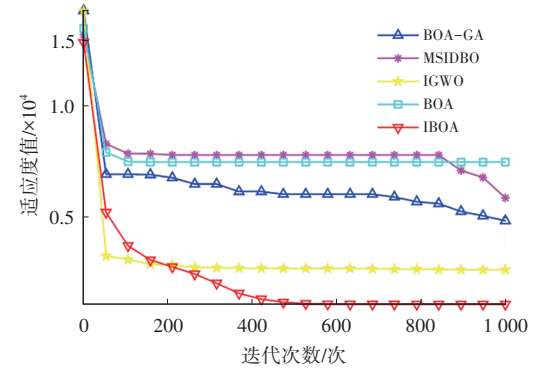
(e)F14



(f)F16



(g)F22



(h)F26

图6　基准测试函数算法对比

上述基准测试函数的代号及其最优值如表3所示。

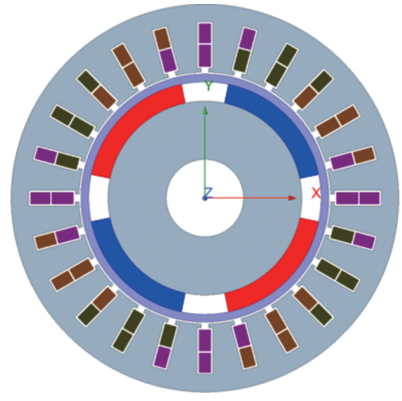
表3　测试函数表

函数代号	函数名	最优值
F1	Shifted and Rotated Bent Cigar Function	100
F3	Shifted and Rotated Rosenbrock's Funtion	300
F6	Shifted and Rotated Lunacek Bi_Rastrigin Function	600
F9	Shifted and Rotated Schwefel's Function	900
F14	Hybrid Function 5 (N=4)	1 400
F16	Hybrid Function 6 (N=5)	1 600
F22	Composition Function 3 (N=4)	2 200
F26	Composition Function 7 (N=6)	2 600

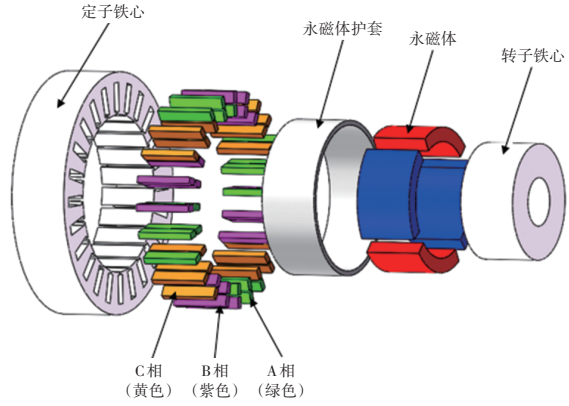
3　建立电机转矩预测模型

3.1　电机模型建立

本文以一台30 kW的4极24槽表贴式内转子永磁同步电机进行研究，其电机拓扑图如图7所示。



(a)电机截面



(b)电机分解

图7　电机拓扑结构

定子位于外侧，共24槽，绕组采用双层分数槽集中绕组，永磁体位于内侧，采用径向充磁方式，电机额定转速为21 000 r/min，电机定子外径为194 mm，内径为50 mm，轴向长度为60 mm。电机额定参数如表4所示。

表4　电机额定参数

参数	数值	参数	数值
额定功率/kW	30	极数	4
极槽配合	4极/24槽	额定转速/r·min^{-1}	21 000
轴向长度/mm	60	额定转矩/N·m	1.2

3.2　优化目标与参数

为了优化表贴式永磁同步电机转矩的输出特性，本文选取平均转矩和转矩脉动为优化指标。其中，由于转矩脉动主要来源于齿槽转矩的不均匀变化，因此，通过分析齿槽转矩的影响因素可以确定优化变量，削弱齿槽转矩能够有效降低转矩脉动[17]。

电机的电磁转矩表达式为：

$$T_e = \frac{3}{2} p(\psi_d i_q - \psi_q i_d) \tag{15}$$

式中：p为电机的极对数，ψ_d、ψ_q分别为d轴、q轴的磁链，i_d、i_q分别为d轴和q轴的电流分量。

其中磁链方程为：

$$\begin{cases} \psi_d = L_d i_d + \psi_f \\ \psi_q = L_q i_q \end{cases} \tag{16}$$

式中：L_d、L_q分别为d轴和q轴的电感（对于表贴式永磁同步电机，L_d=L_q）；ψ_f为永磁体产生的磁链。

齿槽转矩是当定子绕组中不通电时由转子永磁体与定子齿相互作用产生的，齿槽转矩会使电机产生振动和噪声，增加电机的转矩脉动[18]。

电机齿槽转矩表达式为[19]：

$$T_{cog} = \frac{\partial W}{\partial \alpha} \tag{17}$$

式中：W为磁场能量，α为定转子相对位置角。

假设电枢铁心相对磁导率μ_r=∞，而永磁材料的磁导率同空气一样均为μ_0，铁心叠压系数为1，则在无外部激励时，电机内储存的磁能量近似等于永磁体磁能和气隙中磁能之和，即

$$W \approx W_{pm} + W_{gap} = \frac{1}{2\mu_0}\int_v B^2 \mathrm{d}V \tag{18}$$

式中：W_{pm}为永磁体中的磁能，W_{gap}为气隙中的磁能。

分布在电枢表面气隙磁密可表示为：

$$B(\theta,\alpha) = B_r(\theta)\frac{h_1(\theta)}{h_1(\theta) + d_1(\theta,\alpha)} \tag{19}$$

式中：θ为位置角，$B_r(\theta)$为永磁体剩磁，$h_1(\theta)$为沿圆周方向的永磁体厚度，$d_1(\theta)$为有效气隙长度。

于是有：

$$W = \frac{1}{2\mu_0}\int_v B_r^2(\theta)\left[\frac{h_1(\theta)}{h_1(\theta) + d_1(\theta,\alpha)}\right]^2 \mathrm{d}V \tag{20}$$

对$B_r^2(\theta)$和$\left[\frac{h_1(\theta)}{h_1(\theta) + d_1(\theta,\alpha)}\right]^2$进行傅里叶分解，得到：

$$B_r^2(\theta) = B_{r0} + \sum_{n=1}^{\infty} B_{rn}\cos 2np\theta \tag{21}$$

$$\left[\frac{h_1(\theta)}{h_1(\theta) + d_1(\theta,\alpha)}\right]^2 = H_0 + \sum_{n=1}^{\infty} H_n \cos nz(\theta + \alpha) \tag{22}$$

式中：$B_{r0} = \alpha_p B_r^2$，$B_{rn} = \frac{2}{n\pi} B_r^2 \sin n\alpha_p \pi$，$\alpha_p$为永磁体的极弧系数。

将式（20）、式（21）和式（22）代入式（17）中，得到齿槽转矩的表达式：

$$T_{cog}(\alpha) = \frac{\pi z L_a}{4\mu_0}(R_2^2 - R_1^2)\sum_{n=1}^{\infty} nH_n B_{r(nz/2p)} \sin(nz\alpha) \tag{23}$$

式中：L_a为铁心长度；R_1为转子外半径；R_2为定子内半径；H_n为槽导谐波与永磁体磁密谐波的耦合系数；n为谐波次数，且需满足$nz/2p$为整数；$B_{r(nz/2p)}$为$(nz/2p)$阶次的永磁体剩磁。

由式（23）可以看出电机多个结构参数都会影响电机运行的平稳性，所以将电机定子槽口宽度b_{01}、永磁体厚度h_1、转子半径r_2、气隙长度d_1、极弧系数α_p等5个结构参数作为优化变量，即

$$X = [b_{01} \quad h_1 \quad r_2 \quad d_1 \quad \alpha_p] \tag{24}$$

考虑到汽车发动机空间结构及尺寸外形的限制，为使优化设计更加合理，电机设计参数取值范围见表5。在此基础上，进行下一步的优化。

表5　电机设计参数取值范围

设计变量	最小值	最大值
气隙长度d_1/mm	1	3
永磁体厚度h_1/mm	10	12
定子槽口宽b_{01}/mm	3	5
极弧系数α_p	0.7	0.9
转子半径r_2/mm	33	35

综合上述分析可知，待优化的结构参数共包含5个变量，每个变量包括多个水平值，参数数量较多，可能在后续多目标优化过程中导致复杂度上升，从而影响优化效率与结果精度。因此，需要进行灵敏度分析以筛选出主优化变量，并将敏感度较大的变量赋予较大的注意力权重，减小后续的计算量并缩短计算时间[20]。

设置平均转矩T_{avg}和转矩脉动T_{ri}的约束条件如下：

$$\begin{aligned} \max f_1(x) &= T_{avg} \\ \min f_2(x) &= T_{ri} \end{aligned} \tag{25}$$

$$T_{avg} > 0.88\ \mathrm{N\cdot m},\ T_{ri} < 10\% \tag{26}$$

采用全局敏感度分析法中的方差分析法，可以准确

识别出优化模型中各个参数对于优化目标的敏感度值，优化变量 a 的敏感度 S_a 的计算公式为：

$$S_a = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left(\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}H_{ij} - \frac{1}{mn}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}H_{ij}\right)^2 \tag{27}$$

式中：m 为 a 的水平数量，共3个水平；n 表示在每一水平下重复试验次数，本试验设为5次；H_{ij} 代表对应条件下的优化目标值。

计算出各个变量的敏感度值后，再对其进行归一化处理，得到各优化变量的敏感度系数。计算公式为[10]：

$$S'_a = \frac{S_a}{S_a + S_b + \cdots + S_e} \tag{28}$$

式中：S_a~S_e 为5个优化变量对应的绝对敏感度值。

由表6可知：上述3个优化目标对于 r_2 的敏感度均相对较低。因此，为了减小计算量，在后续的计算中将该参数作为次要优化变量。

表6　灵敏度分析结果

敏感度系数 S'	T_{avg}	T_{ri}
b_{01}	0.205	0.086
α_p	0.130	0.333
h_1	0.474	0.453
r_2	0.043	0.045
d_1	0.147	0.082

3.3　霍德里克-普雷斯科特-双向长短期记忆网络-交叉注意力机制-改进蝴蝶算法组合预测模型

在前文的3个模型基础上，集成各模型的优点，通过对模型的有效组合，提出了预测效果更好的HP-BiLSTM-CA-IBOA电机转矩预测模型。模型的具体组成如图8所示。

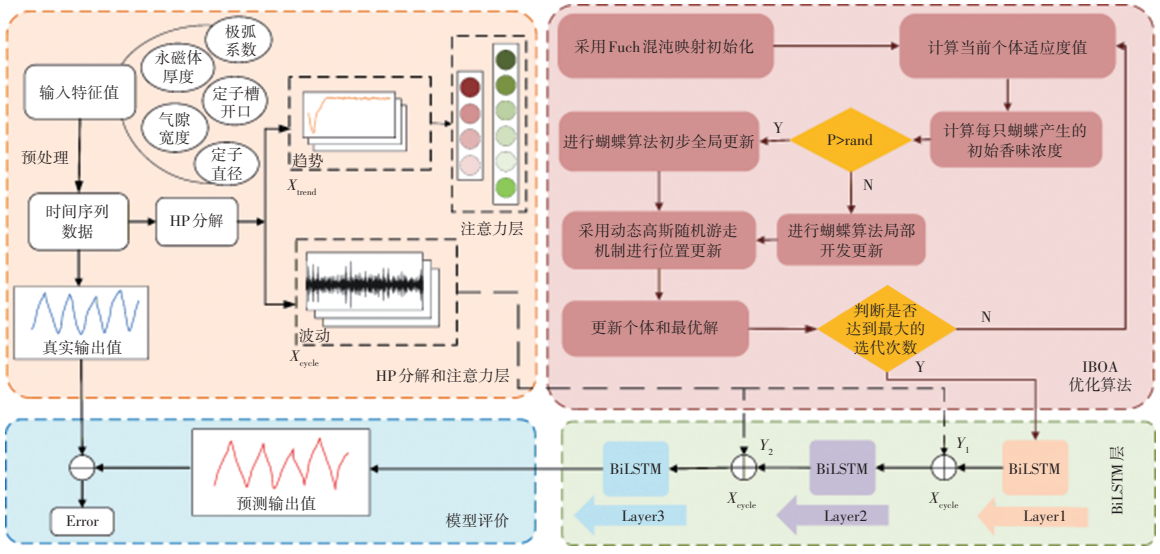


图8　优化整体框架

HP-BiLSTM-CA-IBOA模型的创新点体现在其输入结构与层级连接机制的协同设计。具体而言，本文研究的BiLSTM架构由3个BiLSTM层组成，每层的单元数分别为64、32和16，丢弃率设置为0.2防止过拟合，学习率为0.001，最大训练数为50，将电机转矩数据经HP分解后的趋势分量输入至底层BiLSTM网络模型，以提取系列中的长期演化特征；而周期波动成分则作为辅助向量嵌入至BiLSTM模型中的各个隐藏层中。再利用IBOA算法对BiLSTM模块的关键超参数进行全局优化。为提升模型对扰动分量中短期波动的感知能力，优化重点聚焦于时间步长、隐藏层规模和学习率维度，实现参数自动寻优，避免人工调参和陷入局部最优陷阱，提高模型的泛化能力与收敛效率，最后利用注意力机制赋予预测模型关键时间步的更高权重，提高模型的关注度与解释性，加快模型的运行时间。通过该机制，模型可以在深层次上传递并学习时间序列中的多尺度信息，从而在捕捉长期依赖的同时，保持对短期扰动变化的敏感性，实现更加精细化的动态预测性能。

4　模型预测能力分析

4.1　数据预处理

为验证本文构建的电机转矩性能预测模型的有效性，采用仿真获得的1 035组数据作为本文的数据集。首先对数据集进行划分，将80%（828组）的数据集训练模型，20%（207组）作为测试集。为了防止不同参数的数据量值差异过大，提升模型的收敛速度和预测精度，本文采用线性函数归一化方法，将动力学参数转换到[0,1]范围内，归一化方法如下[11]：

$$x^* = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \tag{29}$$

式中：x^*为归一化后的值，x为待处理的数据值，x_{min}为最小值，x_{max}为最大值。

4.2 模型有效性验证

在完成数据集预处理后，采用训练集对模型进行训练，其余样本则用于模型性能的验证。在实际工程应用中，模型参数对训练效果具有显著影响。为提升样本代表性并增强模型泛化能力，本节中源域与目标域数据均采用均匀试验设计方法进行抽样，分别选取500组和50组作为基础样本。两组数据在抽样过程中相互独立，且在样本空间中均匀分布，未进行额外加点操作，从而更全面地评估模型在不同数据条件下的学习与预测能力。

首先，验证该模型的有效性。对上述目标数据库中的50组数据进行留一验证，即采用49组数据建立预测模型，一组数据进行比较，验证50次，可见，在50组数据维度的样本空间下，此时模型的精度比较高，可以验证预测的有效性。

图9展示了随着目标数据维度逐渐增加，HP-BiLSTM-CA-IBOA预测模型的拟合效果。从图中可以看出，在长时间尺度下，模型预测曲线与仿真数据曲线高度吻合，整体呈现较强的一致性，未出现明显波动或系统性偏差。该结果表明所构建模型在捕捉数据变化趋势与波动特性方面具有良好的准确性，整体预测误差较小。

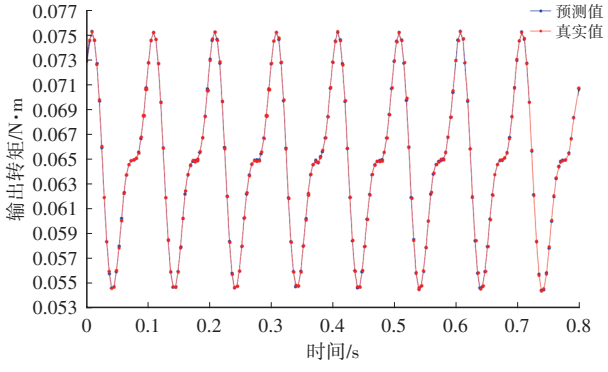


图9 HP-BiLSTM-CA-IBOA预测模型仿真结果

4.3 评价指标

为评估电机预测模型的预测效果，本文选取准确率A_C、均方误差M_{SE}、平均绝对误差M_{AE}、决定系数R^2来衡量模型拟合精度和检验结果的优劣[21]。其中：A_C越接近1，表明模型的整体预测正确率越高；M_{SE}的数值越接近0时，表明模型的预测精度越高；M_{AE}表示预测值与真实值之间的决定差值，M_{AE}数值越小，表明模型的预测精度越高；相关系数R^2数值越接近1时，表明其模型拟合度越好。评价指标的公式为：

$$A_C = \frac{T_P + T_N}{T_P + T_N + F_P + F_N} \tag{30}$$

$$M_{SE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{31}$$

$$M_{AE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i| \tag{32}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2} \tag{33}$$

式中：T_P为被模型正确预测为正类的样本数量，T_N为被模型正确预测为负类的样本数量，F_P为被模型错误预测为正类的样本数量，F_N为被模型错误预测为负类的样本数量，n为样本数量，y_i为真实值，$\hat{y}_i$为预测值，$\bar{y}_i$为平均值。

4.4 预测模型结果分析

为了检验HP-BiLSTM-CA-IBOA模型在电机转矩性能预测的准确性、稳定性，将本文模型与LSTM-ATT、PSO-LSTM、IBOA-GRU等深度学习模型进行横向对比。为避免预测结果随机性过大，将每个模型独立运行5次，将最优情况进行整合，结果如表7和图10所示。

表7 不同模型预测性能对比

方法	A_C/%	M_{SE}	M_{AE}	R^2
PSO-LSTM	87.56	0.18	0.26	0.835 6
LSTM-ATT	92.11	0.12	0.22	0.897 4
BOA-GRU	91.23	0.09	0.18	0.932 2
HP-BiLSTM-CA-IBOA	98.67	0.04	0.12	0.982 4

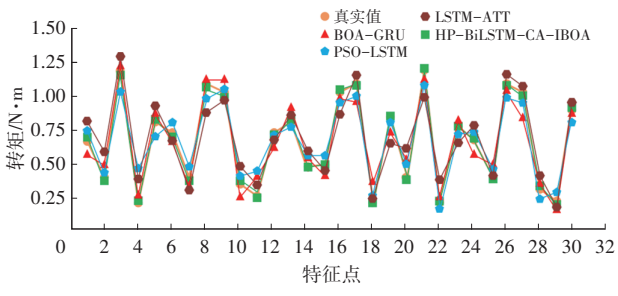


图10 不同模型预测曲线

本文取最优情况进行对比，表中HP-BiLSTM-CA-IBOA模型的准确率为98.67%，具有较好的泛化能力，在所有模型中表现出显著优势，各模型的预测性能评测值（取5次结果平均值）如表7所示。

本文提出的HP-BiLSTM-CA-IBOA模型在电机转矩性能预测方面有明显优势，可以为电机性能预测与提升提供可靠支持。参数等设置与上述设置保持一致，结果如图10所示。从图10中可以看出电机在2个周期内的转矩波动情况，其中HP-BiLSTM-CA-IBOA的预测结果与真实值拟合程度最高，对于边缘值预测结果最为准确，长时序预测结果最为稳定，误差控制能力最好，在训练过程中表现出了较快的收敛速度。

相比之下，BOA-GRU在长时序预测中稳定性较差，PSO-LSTM、LSTM-ATT在预测值上偏差较大，对边缘值预测效果不佳，收敛速度较慢，需要更多的迭代才能达到相似的精度。

4.5 优化结果分析

通过上述模型预测得到了电机平均转矩、转矩脉动和齿槽转矩值，采取加权法构建评价函数，对3个优化目标进行加权计算。鉴于转矩脉动是本文的主要优化对象，赋予其最高的优化权重，据此构建的综合目标函数为：

$$H(T_a,T_{ri},T_{cog})=0.3\frac{T_a}{T_{a0}}+0.5\frac{T_{ri}}{T_{ri0}}+0.2\frac{T_{cog}}{T_{cog0}} \tag{34}$$

式中：T_{a0}为优化前平均转矩值，T_{ri0}为优化前转矩脉动，T_{cog0}为优化前齿槽转矩。

根据上述加权法得出的目标函数，并兼顾3个优化目标的优化幅度，从预测结果中挑选出最优解，并对其结果进行仿真验证，结果对比如表8所示。

表8 预测与有限元结果对比

优化目标	预测结果	仿真结果
T_a/N·m^{-1}	13.818	13.856
T_{ri}/%	4.921 1	4.932 9
T_{cog}/N·m^{-1}	0.069 50	0.069 11

如表8所示，预测值与有限元仿真结果存在一定误差，这是由于HP-BiLSTM-ATT-IBOA作为一个深度学习模型，一旦训练完成，它的预测速度相对较快，这也意味着它无法对电机的细节进行深入模拟，预测时可能忽略微小的、复杂的物理效应。经过仿真验证，3个优化目标的误差分别为0.27%、0.24%、0.56%，均在可接受范围内。优化前、后电机参数对比如表9所示。

表9 优化前、后目标数值对比

变量	h_1/mm	b_{01}/mm	α	d_1/mm	r_2/mm	T_a	T_{ri}/%
优化前	10	3	0.7	1	33	1.04	15.23
优化后	11.12	4.18	0.83	1.21	34.28	1.13	4.93

由表9可知，优化后电机的平均转矩略有提升，但是电机的转矩脉动大幅下降，从15.23%降到4.93%，经过优化后，电机的平稳性有很大提升。优化前后的电机仿真数据如图11、图12所示。

从图11中可以看出，电机在优化后转矩波动幅度明显减小、曲线趋于平稳，表明转矩脉动得到了有效抑制。同时，平均转矩有所提升，进一步提升了电机在高速运行条件下的稳定性与连续输出能力。

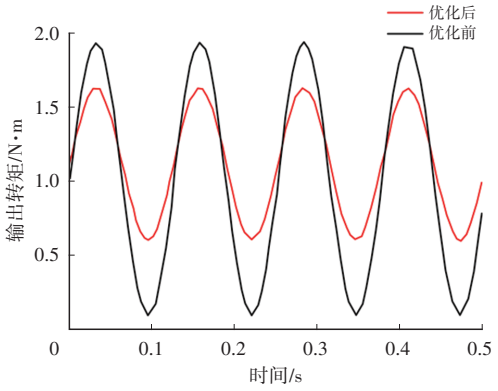


图11 优化前、后转矩对比

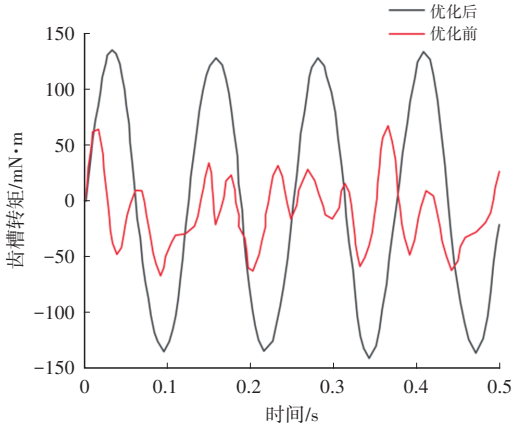


图12 优化前、后转矩脉动对比

5 实物试验

5.1 试验平台搭建

为验证本文理论分析的正确性和优化设计的有效性，根据优化设计结果搭建了样机试验平台。永磁电机空载特性测试平台包含伺服电机驱动器、伺服电机交流电源、联轴器、试验样机、动态扭矩传感器、控制器和上位机，如图13所示。

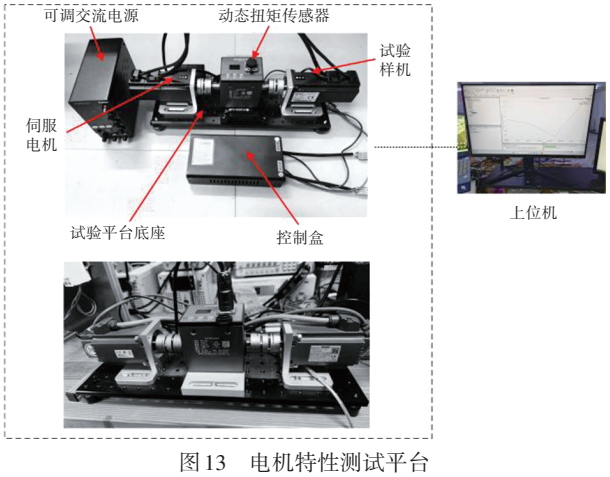


图13 电机特性测试平台

测试时，通过联轴器将测试样机与动态扭矩传感器相连，动态扭矩传感器再与伺服电机相连，控制伺服电机拖动样机同速旋转，使样机处于空载发电状态，利用

电压差分探头将样机中性点与三相引出线接入上位机，进而测量样机的反电动势波形。具体操作步骤如下：首先确保伺服电机驱动器与伺服电机稳定连接，并将转矩传感器校准至零点；设置伺服电机驱动器的转速参数，使其拖动样机以目标转速21 000 r/min稳定旋转；在旋转过程中，观察并记录上位机显示的反电动势波形，同时利用傅里叶变换对测得的波形进行分析，以评估电机的电磁性能。

5.2 试验结果分析

当伺服电机拖动测试样机旋转至21 000 r/min时，测得样机的输出转矩与二维有限元仿真结果对比如图14所示。由图14可知，两组数据在整体趋势上具有较高的一致性，转矩变化曲线基本重合，仅在极值点存在微小偏差，最大误差不超过5%。该结果验证了仿真模型的有效性，表明本文建立的电磁仿真模型能够较为准确地预测电机实际运行中的转矩输出特性。

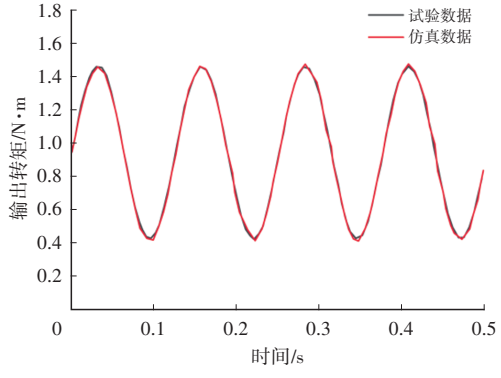


图14 仿真与试验样机的输出转矩对比

样机的齿槽转矩与二维有限元仿真结果对比如图15所示。

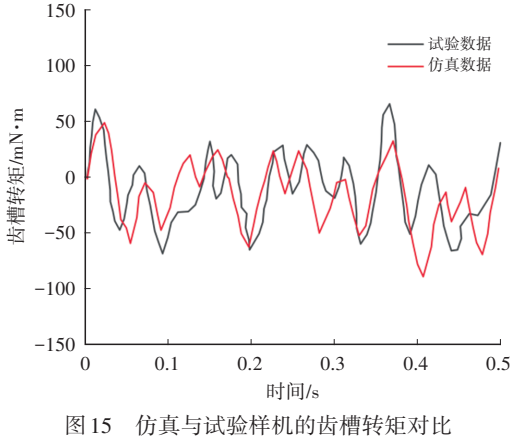


图15 仿真与试验样机的齿槽转矩对比

6 结束语

本文基于BiLSTM深度学习方法对电机的结构参数进行优化，在保证额定转矩的同时降低转矩脉动现象。本文内容主要体现在以下几个方面：

a. 对BOA算法的优化：在初始阶段，引入Fuch混沌映射代替传统随机初始化方式；在搜索过程中，在蝴蝶位置更新中引入高斯扰动，并对扰动幅度极搜索步长实施动态调节，综合改进策略的结果表明，IBOA算法在初始化质量、全局搜索能力、收敛速度与解的精度方面均优于原始BOA算法。

b. 通过BiLSTM模型的双向处理获得子序列的特征输出，然后引入注意力层依据各特征的重要程度对其进行加权，再结合IBOA算法寻找最优超参数组合，提高模型对短期波动和非线性扰动的响应能力。

c. 在预测模型评价上，本文依据A_C、M_{SE}、M_{AE}和R^2对比分析了HP-BiLSTM-CA-IBOA模型是否能准确对电机的转矩数据进行精确预测。结果显示，HP-BiLSTM-CA-IBOA模型的4个误差评价指标上均为最优。

d. 优化后的结果表明：参数优化后的电机平均转矩提升，转矩脉动降低。通过有限元分析实测方法对电机结构参数优化设计的有效性和先进性。

e. 搭建试验样机平台，电机转矩预测结果与仿真结果相近，证明了预测模型的合理性。

参 考 文 献

[1] 赵文良, 王笔谈, 刁成武, 等. 永磁电机电磁振动分析与削弱方法综述[J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(8): 3214-3236.
ZHAO W L, WANG B T, DIAO C W, et al. A Review of Electromagnetic Vibration Analysis and Weakening Methods for Permanent Magnet Motors[J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering, 2025, 45(8): 3214-3236.

[2] 江善林. 高速永磁同步电机的损耗分析与温度场计算[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010.
JIANG S L. Loss Analysis and Temperature Field Calculation of High-Speed Permanent Magnet Synchronous Motors[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2010.

[3] AYDIN Ö, AKIN E. Identification and Diagnosis of Asynchronous Motor Faults Using Surrogate Models and Deep Learning Approaches[J]. Dergipark Journal of Electrical Engineering, 2022, 14(2): 111-123.

[4] RAZAVI S, TOLIYAT H A. A Kriging-Based Surrogate Model for Electromagnetic Design Optimization of Permanent Magnet Machines[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2016, 52(3): 1-4.

[5] WANG Y, ZHAO L, LIU H. Performance Comparison of Response Surface and Deep Learning Models for Motor Parameter Optimization[J]. Applied Energy, 2023, 348: 121392.

[6] SIAMI-NAMINI, N. TAVAKOLI, NAMIN A S. The Performance of LSTM and BiLSTM in Forecasting Time

Series[C]. 2019 IEEE International Conference on Big Data. Los Angeles: IEEE, 2019: 3285-3292.

[7] FAN Y, TANG Q, GUO Y. BiLSTM-MLAM: A Multi-Scale Time Prediction Model for Sensor Data Based on BI-LSTM and Local Attention Mechanism[J]. Sensors, 2024, 24(12): 3962.

[8] CHENG M, ZHAO X, DHIMISH M. A Review of Data-Driven Surrogate Models for Design Optimization of Electric Motor[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2024, 10(4): 8413-8431.

[9] PRATEEKSHA V, RAMESH M V. Enhancing Temperature and Torque Prediction in Permanent Magnet Synchronous Motors Using Deep Learning Neural Networks and BiLSTM RNNs[J]. AIP Advances, 2024, 14(4).

[10] CHU Z, HUI X M, LEI H, et al. An Evolutionary Deep Learning Model Based on TVFEMD, Improved Sine Cosine Algorithm, CNN and BiLSTM for Wind Speed Prediction[J]. Energy, 2022.

[11] 王丹，张峰，张辉，等. 基于信息互补与交叉注意力的跨模态检索方法[J]. 计算机应用研究，2025，43(7)：2032-2038.
WANG D, ZHANG F, ZHANG H, et al. Cross-Modal Retrieval Method Based on Information Complementarity and Cross-Attention[J]. Application Research of Computers, 2025, 43(7): 2032-2038.

[12] WANG Y, SASAMURA T, MUSTAFA A, et al. Real-Time Torque Prediction for Ultrasonic Motors Using an Attention-Based BiLSTM Model and Improved Differential Evolution Algorithm[J]. Measurement, 2025.

[13] 丁元明，夏清雨，张然，等. 蝴蝶优化算法研究综述[J]. 科学技术与工程，2023，23(7)：2705-2716.
DING Y M, XIA Q Y, ZHANG R, et al. A Review of Butterfly Optimization Algorithm Research[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(7): 2705-2716.

[14] 魏博，汤荣杰，郑英豪，等. 基于改进蝴蝶优化算法的移动机器人路径规划[J]. 北京工业大学学报，2025，51(3)：295-307.
WEI B, TANG R J, ZHENG Y H, et al. Path Planning for Mobile Robots Based on the Improved Butterfly Optimization Algorithm[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2025, 51(3): 295-307.

[15] 朱国庆，韩东颖，米振涛，等. 多策略改进蜣螂优化算法及其工程实例应用[J]. 电子测量技术，2024，47(21)：82-99.
ZHU G Q, HAN D Y, MI Z T, et al. Multi-Strategy Improvement of Dung Beetle Optimization Algorithm and Its Application[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(21): 82-99.

[16] 张运鑫，郭邦，王恰恰，等. 基于改进灰狼算法优化BP模型的滨州市用水量预测[J]. 中国农村水利水电，2025(6)：95-101.
ZHANG Y X, GUO B, WANG Q Q, et al. Water Consumption Prediction of Binzhou City Based on the Improved Grey Wolf Algorithm Optimized BP Model[J]. China Rural Water and Hydropower, 2025(6): 95-101.

[17] 刘国海，王艳阳，陈前. 非对称V型内置式永磁同步电机的多目标优化设计[J]. 电工技术学报，2018，33(增刊2)：385-393.
LIU G H, WANG Y Y, CHEN Q. Multi-Objective Optimization Design of Asymmetric V-Shaped Bulit-In Permanent Magnet Synchronous Motor[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(S2): 385-393.

[18] 杨志坚，张雨国，吴兆乾，等. PMSM齿槽转矩引起的转速谐波数学模型与最小化方法[J]. 电机与控制学报，2023，27(3)：30-41.
YANG Z J, ZHANG Y G, WU Z Q, et al. Mathematical Model and Minimization Method of Speed Harmonics Caused by Cogging Torque of PMSM[J]. Electric Machines and Control, 2023, 27(3): 30-41.

[19] 杨玉波，王秀和，朱常青. 基于分块永磁磁极的永磁电机齿槽转矩削弱方法[J]. 电工技术学报，2012，27(3)：73-78.
YANG Y B, WANG X H, ZHU C Q. A Method for Weaking the Cogging Torque of Permanent Magnet Motors Based on Block-Shaped Permanent Magnet Poles[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012, 27(3): 73-78.

[20] 罗玉涛，卢若皓. 基于结构参数分级优化的电机电磁噪声抑制[J]. 电工技术学报，2021，36(14)：2957-2970.
LUO Y T, LU R H. Motor Electromagnetic Noise Suppression Based on Hierarchical Optimization of Structural Parameters[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(14): 2957-2970.

[21] YASSEN A M, KENAWY E M S E, FATTAH A G M, et al. Explainable Artificial Intelligence for Wind Power Forecasting Model Based on Long Short-Term Memory[J]. Neural Computing and Applications, 2025, 37(19): 1-23.

（责任编辑　王　一）

修改稿收到日期为2025年10月25日。