

# 电机额定转矩 $T_n$ 和齿槽转矩 $T_{cog}$ 的预测模型研究

中国汽车工程学会在《节能与新能源汽车技术路线图 2.0》报告中提出，至 2035 年，我国汽车行业开始向电动化方向转型，新能源汽车年销售量将占汽车市场的 50%，其中作为新能源汽车代表的纯电动汽车将占其 95% 的份额。当前对纯电动汽车的研究主要有两个方向，一方面是针对电池及其充电技术的研究，而另一方面是针对纯电动汽车驱动系统各部件进行优化研究。

目前，许多学者对传动系统的传动参数进行了优化设计来实现动力性及经济性的提升。现有新能源电机的设计往往只是针对电机本身性能（齿槽转矩、振动噪声等）对电机结构参数做优化设计，而通过将电动汽车传动系统优化与电机结构优化集成一体化设计，以提高整车驱动效率为目标来优化电机结构参数的研究并不多见，其主要原因是无法建立电机结构参数与电机效率之间的函数关系，进而无法用电机结构参数作为优化变量来优化整车的能耗。

针对该问题，本着从提高整车动力性、经济性和降低电机齿槽转矩的优化角度出发，做出以下研究技术路线：首先，以电机结构参数为输入，额定转矩与齿槽转矩为输出，开展了基于电机多参数仿真和不同机器学习预测模型精度的研究，并建立永磁同步电机额定转矩和齿槽转矩的高精度机器学习预测模型；其次，利用电机基本设计参数（额定转矩、峰值扭矩、额定转速、峰值转速）以及峰值效率构建永磁同步电机效率 map 图的快速预估数学模型；再次，基于电机齿槽转矩预测模型以及电机效率 map 图的快速预估数学模型，建立电机结构参数与效率特性的映射关系；最后，以电机结构参数和传动比为优化变量，整车动力性、经济性以及电机齿槽转矩为优化目标，运用遗传算法进行多目标优化。

## 一、基于机器学习的电机预测模型

### 1.1 整车参数及电机性能参数

以某款纯电动汽车为例，表 1 为整车基本参数及性能指标设计要求，表 2 为参数匹配后的永磁同步电机设计参数。

表 1 整车基本参数及性能指标设计要求

参数	参数值
满载质量 $m / kg$	1200
滚动阻力系数 $f$	0.018
空气阻力系数 $C_D$	0.32
迎风面积 $A / m^2$	1.89
车轮滚动半径 $r / m^2$	0.287
主减速器传动比 $i$	5
旋转质量换算系数 $\delta$	1.05
地面附着系数 $\varphi$	0.7
传动系机械效率 $\eta_t$	0.92
最高车速 $u_{\max} / (km \cdot h^{-1})$	$\geq 132$
0-100km/h加速时间 $t_{100} / s$	$\leq 20$
15km/h爬坡度 $i_{\max} / \%$	$\geq 20$
WLTC工况整车能耗 $E / (kw \cdot h)$	$\leq 3.5$

表 2 驱动电机设计参数

电机参数	参数值
峰值功率 $P_{\max} / kw$	44
额定功率 $P_e / kw$	22
最高转速 $u_{\max} / (r \cdot \min^{-1})$	6200
额定转速 $u_e / (r \cdot \min^{-1})$	2500
峰值扭矩 $T_{\max} / (N \cdot m)$	168
额定转矩 $T_{\max} / (N \cdot m)$	84

1.2 数据获取

为了获取用于机器学习的数据集，需要利用有限元软件对电机进行多参数仿真计算。

根据表 2 的驱动电机参数，对该电机进行电磁设计，建立初始的电磁设计方案，部分数据见表 3，结构图如图 1 所示。

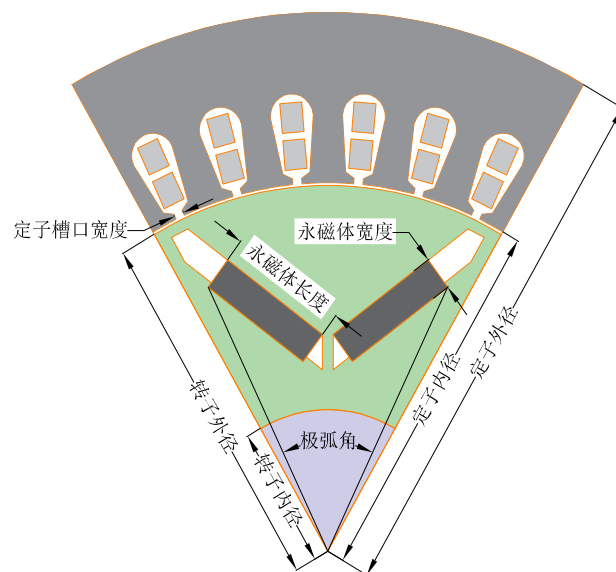


图 1 电机结构图

表 3 电机部分结构参数

参数	数值	参数	数值
定子槽数	36	定子槽口宽度/mm	1.7
极对数	6	轴向长度 /mm	80
定子外径 /mm	190	永磁体宽度/mm	6
定子内径 /mm	150	永磁体长度/mm	22
转子外径 /mm	149	极弧系数	0.65

根据计算出来的电机结构参数，将电机结构参数输入到电机电磁有限元仿真软件 ANSYS Electronics Desktop 中的 Rmxprt 模块，再利用 Rmxprt 模块生成 Maxwell 二维模型，设置好边界条件、电机的激励源、对网格进行剖分等等，电机的 Maxwell 二维模型如图 2 所示。

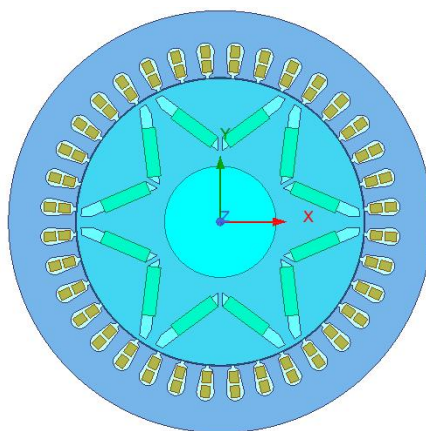


图 2 电机 Maxwell 二维模型

将定子槽口宽度  $\alpha_s$ 、电机轴向长度  $l_r$ 、永磁体宽度  $h_m$ 、永磁体长度  $l_m$  和极弧

系数  $\alpha_p$  作为电机预测模型的输入，电机的额定转矩  $T_n$  ( $N \cdot m$ ) 和齿槽转矩  $T_{cog}$  ( $mN \cdot m$ ) 作为电机预测模型的输出。在机器学习模型的训练中，数据太少会导致精度不够，而数据量太多会影响建模的效率，因此为了保证精度与建模效率，对每个输入数据设定有三个水平的数值，如表 4 所示，再利用 Maxwell 的参数化功能对  $3^5$  个数据进行电磁仿真，如表 5 所示，可得到 243 组数据，并以此作为机器学习的数据集，其中 80%用做训练集，20%用做测试集。

表 4 输入参数及水平数值

输入参数	$\alpha_s$	$l_r$	$h_m$	$l_m$	$\alpha_p$
水平1	1.5	70	5.5	20	0.5
水平2	1.7	80	6	22	0.65
水平3	1.9	90	6.5	24	0.8

表 5 数据集

序号	$\alpha_s$	$l_r$	$h_m$	$l_m$	$\alpha_p$	$T_n$	$T_{cog}$
1	1.5	70	5.5	20	0.5	67.2	32.5
2	1.5	70	6	20	0.65	70.4	44.3
3	1.7	70	6	22	0.65	79.8	45.4
4	1.9	70	5.5	20	0.8	69.4	59.3
..	..	..	..	..	..	..	...
243	1.9	90	6.5	24	0.8	93.0	58.0

### 1.3 模型评价指标

为了评估电机预测模型的预测效果，选择常用的两种回归算法评价指标：相关系数  $R^2$  和平均绝对误差 MAE。其中，相关系数  $R^2$  表示预测模型与真实值之间的拟合程度，当  $R^2$  数值越接近 1 时，表明其模型的拟合程度越好。MAE 表示预测值与真实值之间的绝对差值，当 MAE 数值越小时，表明模型的预测精度越高。两个评价指标的公式如下：

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

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (2)$$

式中  $N$  为样本数量， $y_i$  为真实值， $\hat{y}_i$  为模型预测值， $\bar{y}_i$  为平均值。

## 1.4 机器学习模型对比

为了找到最合适的机器学习模型，构建了 11 种常用的机器学习模型，如表 6 所示。基于这些常用的机器学习模型，对设计的永磁同步电机的额定转矩  $T_n$  和齿槽转矩  $T_{cog}$  进行预测。

表 6 机器学习模型及简称

简称	模型
RF	随机森林
GBR	梯度提升回归
KNN	K-近邻
LR	线性回归
LASSO	拉索回归
AdaBoost	自适应提升
BPNN	误差反向传播神经网络
RR	岭回归
SVR-RBF	径向基支持向量回归
GPR	高斯过程回归
BO-SVR	贝叶斯优化支持向量回归

(1) 额定转矩  $T_n$ ：11 种不同的机器学习模型对电机额定转矩  $T_n$  预测结果的评价指标如表 7 所示，图 3 和图 4 则显示了这 11 种模型预测结果的评价指标的分布情况。从表 7 的数据中可以看出，大部分机器学习模型的  $R^2$  都在 0.99 以上，如梯度提升回归模型 GBR、误差反向传播神经网络 BPNN、高斯过程回归 GPR 等等，且 MAE 数据也相当小，这表明大部分的机器学习模型对于电机额定转矩  $T_n$  都有很好的预测效果。其中，预测效果最好的梯度提升回归模型 GBR 的  $R^2=0.9987$ ，MAE=0.0144，而预测效果最差的随机森林模型 RF 的  $R^2=0.6068$ ，MAE=4.1286。

表 7 额定转矩-不同机器学习模型评价指标

模型	$R^2$	MAE
RF	0.6068	4.1286
GBR	0.9987	0.0144
KNN	0.9238	1.0436
LR	0.9952	0.3829
LASSO	0.9952	0.3829
AdaBoost	0.9963	0.5472
BPNN	0.9968	0.0485
RR	0.9956	0.3827

SVR-RBF	0.9973	0.0278
GPR	0.9970	0.0424
BO-SVR	0.9976	0.0253

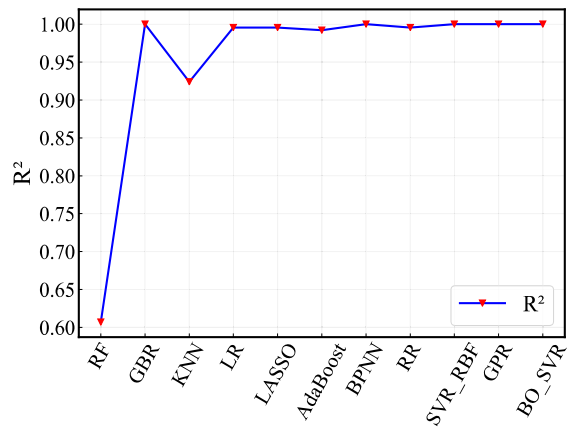


图 3 额定转矩-预测模型的结果对比:11 个模型的 R²

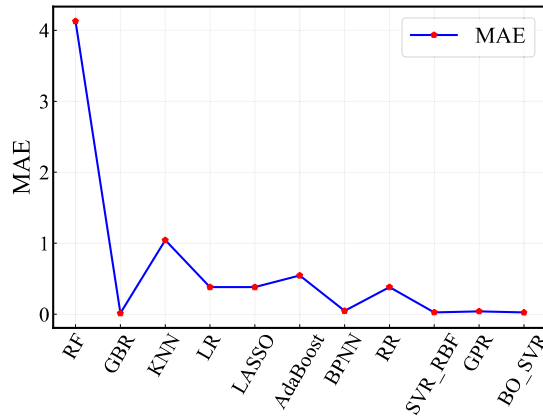


图 4 额定转矩-预测模型的结果对比:11 个模型的 MAE

(2) 齿槽转矩  $T_{cog}$ : 11 种不同的机器学习模型对电机齿槽转矩  $T_{cog}$  预测结果的评价指标如表 8 所示, 图 4 和图 5 则显示了这 11 种模型预测结果的评价指标的分布情况。从表 8 的数据中可以看出, 梯度提升回归模型 GBR、误差反向传播神经网络模型 BPNN、高斯过程回归模型 GPR、径向基支持向量回归模型 SVR-RBF 和贝叶斯优化支持向量回归模型 BO-SVR 的  $R^2$  都在 0.99 以上, 且 MAE 数据都处于 1 以下, 其中预测效果最好的梯度提升回归模型 GBR 的  $R^2=0.9999$ ,  $MAE=0.1277$ , 而预测效果最差的随机森林模型 RF 的  $R^2=0.5822$ ,  $MAE=8.8342$ 。

表 8 齿槽转矩-不同机器学习模型评价指标

模型	$R^2$	MAE
RF	0.5822	8.8341
GBR	0.9999	0.1277
KNN	0.9605	2.7148

LR	0.9143	3.9989
LASSO	0.9143	3.9989
AdaBoost	0.9652	2.5483
BPNN	0.9998	0.1391
RR	0.9143	4.0256
SVR-RBF	0.9948	0.9823
GPR	0.9959	0.8670
BO-SVR	0.9993	0.3559

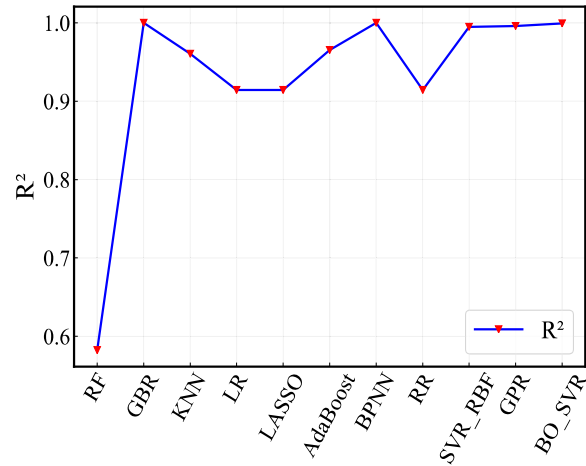


图5 齿槽转矩-预测模型的结果对比:11个模型的R²

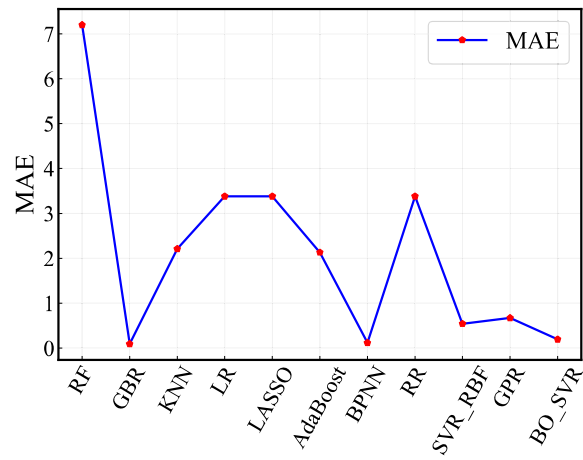


图6 齿槽转矩-预测模型的结果对比:11个模型的MAE

综上所述，最后选择采用梯度提升回归模型 GBR 作为电机额定转矩  $T_n$  和齿槽转矩  $T_{cog}$  的预测模型。另外，本次预测模型训练，从评价指标上看，误差反向传播神经网络模型 BPNN、高斯过程回归模型 GPR 表现都十分优异，尽管预测效果不是最佳，但电机额定转矩  $T_n$ 、齿槽转矩  $T_{cog}$  预测结果的评价指标  $R^2$  都在 0.99 以上，且 MAE 数据都处于 1 以下，相比其他模型，预测效果较好。