

一种横磁通风力发电机的建模及参数优化设计

包广清¹, 郑文鹏², 江建中², 毛开富¹

(1. 兰州理工大学电气与信息工程学院, 兰州 730050; 2. 上海大学机电工程及自动化学院, 上海 200072)

摘要: 在横磁通风力发电机的设计与测试研究中, 高质量的输出电压对风电机组背靠背变频器的可靠运行具有重要的影响作用。该文将正交设计、支持向量机非线性回归分析以及粒子群智能优化算法相结合, 提出了一种以输出电压谐波最小为优化目标的横磁通风力发电机优化设计方法。首先, 在基于标量磁位求解的三维有限元模型基础上, 确定对发电机空载反电势敏感度较高的设计参数作为优化变量; 其次, 通过正交试验建立参数样本空间, 并运用最小二乘支持向量机实现电机电磁模型的非线性回归建模, 为电机优化所需的大规模迭代运算提供高效的计算模型; 最后利用粒子群算法良好的全局优化特性进行寻优操作。通过一台 1.5 kW 聚磁式横磁通永磁同步发电机设计, 优化方案的空载输出电压谐波含量为 14.36%, 比初始方案有所降低, 证明了建模和优化方案的正确性和工程实用价值。

关键词: 发电机, 优化设计, 支持向量机, 正交设计, 粒子群算法

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2012.03.014

中图分类号: TM301

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2012)-03-0074-07

包广清, 郑文鹏, 江建中, 等. 一种横磁通风力发电机的建模及参数优化设计[J]. 农业工程学报, 2012, 28(3): 74-80.

Bao Guangqing, Zheng Wenpeng, Jiang Jianzhong, et al. Modeling and optimization of transverse flux permanent magnet generator[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(3): 74-80. (in Chinese with English abstract)

0 引言

发电机是风力发电系统的核心部件, 对整个风电机组的性能和装置结构具有重要的影响作用。近年来, 新的电机拓扑结构与控制方式层出不穷, 尤其是横磁通永磁发电机 (transverse flux permanent magnet generator, TFPMG) 的出现彻底打破了传统电机的拓扑结构和设计方式, 为电力驱动提供了全新的解决方案, 并成为国内外研究热点。德、英、美等国率先在电动车、全电舰船等低速、大转矩直驱领域取得初步成功^[1-3]。近年来, 在海洋波能发电、风力发电等可再生能源发电方面的应用也引起了广泛关注^[4-6]。

TFPMG 具有良好的低速发电性能, 然而结构、工艺上的复杂性导致其端部效应显著, 漏磁分布复杂。同时, 该电机在小型化时不具备传统电机的尺寸优势, 更适宜采用多极多相结构形式, 在直驱或半直驱风电系统应用^[7-8]。然而多极结构造成的较大漏磁通及空载电势波形畸变是阻碍此类电机性能提高的主要因素。因此深入分析 TFPMG 的电磁特性, 通过参数优化降低发电机输出电压的波形畸变, 较好的满足风力发电等实际应用需要具有重要意义。

TFPMG 优化设计需要解决两方面的问题: 首先是电机的优化建模。该电机是同时具有径向、周向和轴向磁通的典型三维磁场电机, 基于三维有限元分析的电磁模型虽然精度高, 但是需要多次调整设计参数才能得到优化方案, 计算时间长; 基于等效磁路法的电机优化模型误差较大, 优化结果不可靠。其次是优化算法的选择。电机的优化目标与参数之间是典型的非线性函数关系, 通常是具有多极值点的多峰函数, 且多峰的分布也难以确定, 从而给寻优计算带来困难, 因此选择恰当的寻优算法已成为优化能否成功的主要因素之一。

针对上述问题, 本文将正交设计^[9]、最小二乘支持向量机 (least squares support vector machines, LSSVM)^[10]和粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO)^[11]相结合, 建立了一种新型的 TFPMG 建模与优化方法。在 TFPMG 主要结构参数对输出电压谐波系数的影响分析基础上, 通过正交设计确定参数样本点的几何信息与谐波系数之间的样本数据库; 再借助 LSSVM 对样本进行回归分析, 从而建立 TFPMG 主要结构参数与谐波系数之间的输入输出非线性映射模型, 为优化设计提供高效的计算手段; 最后引入 PSO 对 TFPMG 优化模型进行寻优计算, 实现输出电压谐波含量最小的尺寸优化设计方案, 该方法可以对其他磁路复杂且难以准确建模的特种电机、电器的优化设计提供参考。

1 横磁通发电机有限元分析

1.1 拓扑结构

从最初德国 H.Weib 教授的原型机 U 形定子铁心到英国劳莱斯公司改进的 C 形铁心, 横磁通电机演变出多

收稿日期: 2011-06-28 修订日期: 2011-08-30

基金项目: 国家自然科学基金项目 (50877034), 甘肃省科技支撑计划项目 (1011JKCA173)

作者简介: 包广清 (1972-) 女, 兰州理工大学电气与信息工程学院教授, 博士, 2007 年赴英国曼彻斯特大学研修, 主要研究方向为特种电机设计与控制。兰州 兰州理工大学电气与信息工程学院, 730050。

Email: Baogq03@163.com

种拓扑结构^[7]。为进一步降低铁心制造和整机装配难度，这里采用图 1 所示组合式定子铁心设计，即铁心外臂和过渡铁心沿周向错开一个极距排列；转子采用聚磁式结构，相邻磁钢极性相反，在转子铁心中形成聚磁式磁极，获得较高气隙磁密；电枢绕组的内外线圈均为环形结构；电机磁通路径如箭头线指示。

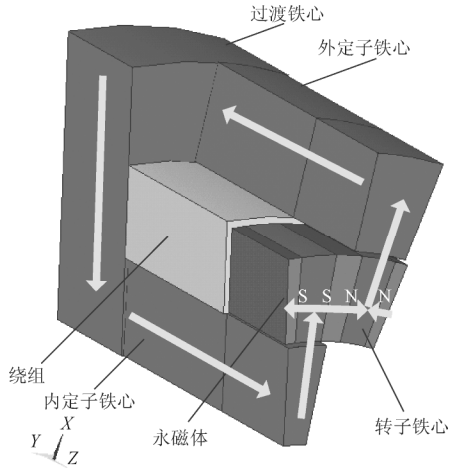


图 1 具有 C 形定子铁心的横磁通电机结构示意图(一对极)
Fig.1 Configuration of transverse flux machine with C cores

1.2 有限元分析模型

横磁通电机各相之间结构上相互独立，也不存在电磁耦合关系，因此只需对单相模型进行分析，再根据相位关系叠加便得到整个电机特性。电机每对极之间均符合周期性边界条件，图 2 是一对极下的有限元模型，其中图 2a、b 分别是径向和轴向剖面图。由于该电机内部没有齿槽结构，其剖较传统电机简单得多，图 2c 是基于六面体单元的三维有限元剖分图。

由电机电磁场理论可知，电机线圈内的磁场为有旋场，用矢量磁位来描述，它在空间有 3 个分量，占计算机内存大，运算非常耗时。永磁体内的磁场为无旋场，可以采用标量磁位求解，计算效率高^[12]。为了节省计算时间，下面对横磁通电机的电流区域进行等效处理，以实现电流区域的标量磁位求解。参考图 3，由于电机矩形线圈各个表面的面磁荷 ρ_s 具有如下特点：

$$\text{上表面 } BC: \rho_{BC} = \mu H_1 \cos \alpha = \mu H_1;$$

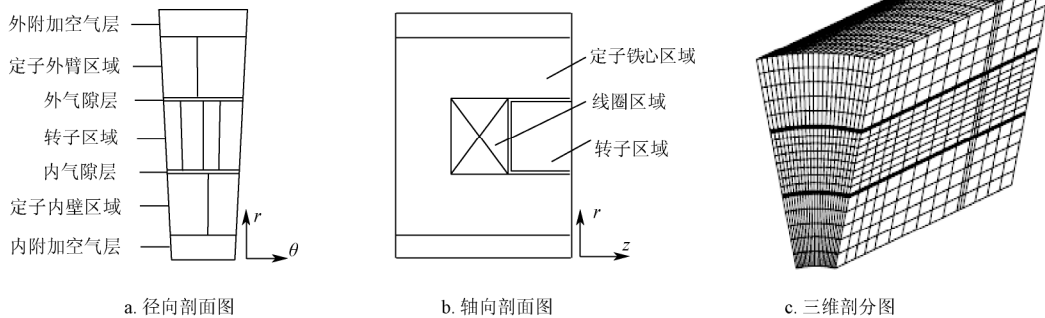
$$\text{下表面 } OA: \rho_{OA} = \mu H_1 \cos \alpha = -\mu H_1;$$

其中， H_1 表示磁场强度，A/m； μ 表示磁导率，Wb/A·m。

左侧面 OC 不存在面磁荷，即

$$\rho_{OC} = \mu H_1 \cos \alpha = \mu \cos(-\pi/2) = 0;$$

右侧面 AB : $\rho_{AB} = \mu H_1 \cos \alpha = \mu \cos(\pi/2) = 0$ ，也不存在面磁荷。因此对各个表面面电流密度 J_s 进行如下处理：



注：r, θ , z 分别表示径向、周向、轴向坐标。

图 2 TFPMG 有限元计算模型
Fig.2 Finite element model of TFPMG

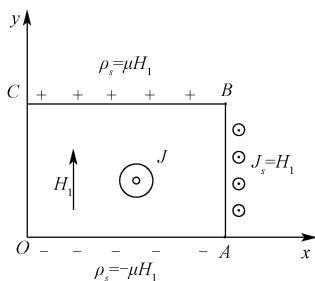


图 3 直角坐标系下矩形截面电流区域
Fig.3 Rectangular current-carrying region in Cartesian coordinates

上表面 BC : $J_{BC} = H_1 \sin \alpha = 0$ ，不存在面电流；
下表面 OA : $J_{OA} = H_1 \sin(\pi - \alpha) = 0$ ，不存在面电流；

左侧面 OC : $J_{OC} = H_1 \sin \alpha = 0$ ，不存在面电流；

右侧面 AB : $J_{AB} = H_1 \sin \alpha = H_1$ 。

综上所述，磁位差沿 $O \rightarrow A \rightarrow B \rightarrow C$ 增加，到达 C 点达到最大，即线圈全电流，沿线圈右侧面磁位差为

$$\Delta \varphi = \int_l J_s dl = J_s \cdot \int_0^y dy = H_1 \cdot y \quad (1)$$

1.3 反电势分析

TFPMG 的空载反电势同磁链的变化率有关，每极磁通 φ_0 可以通过磁场计算获得，因此每相绕组的磁链为

$$\lambda = W_a \times p \times \varphi_0 \quad (2)$$

式中， λ 为每相绕组的磁链，Wb； W_a 为每相绕组的串联匝数， p 是极对数； φ_0 为每极磁通，Wb。则空载电势为

$$E_0 = \frac{d\lambda}{dt} = \frac{d\lambda}{d\theta} \frac{d\theta}{dt} = \frac{d\lambda}{d\theta} \omega = \frac{W_a(\varphi_2 - \varphi_1)}{\theta_2 - \theta_1} \omega \quad (3)$$

式中, E_0 为空载电势, V; φ_1, φ_2 为电机在不同转角位置时的磁通, Wb; θ_1, θ_2 为电机转子转过的 2 个角度, rad; ω 为电机转速, rad/s。

对一台 1.5 kW 样机初始方案进行有限元分析, 得到图 4 单相空载反电势波形, 由于气隙磁密中存在谐波, 电枢绕组的感应电动势中也含有一定谐波分量。图 5 是反电势频谱分析, 结果显示 3 次谐波约占 4.38%, 5 次谐波约占 8.07%, 7 次谐波约占 2.63%, 9 次谐波约占 1.31%。忽略 9 次以上的高次谐波影响, 本文对 TFPMG 的优化目标是通过电机结构参数优化, 使空载输出电压谐波含量 H 最小

$$H = \sqrt{\sum_{i=3,5,7,9} E_{0i}} / E_{01} \quad (4)$$

式中, E_{01} 是基波有效值, V; E_{0i} 是 3, 5, 7, 9 次谐波有效值, V。

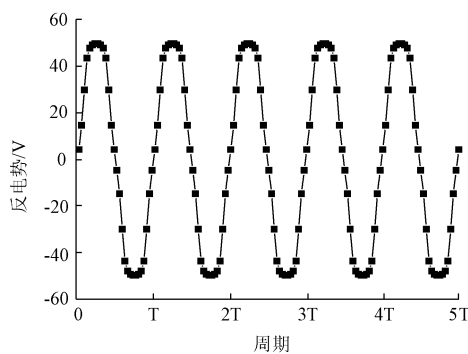


图 4 单相空载反电势
Fig.4 Waveform of EMF

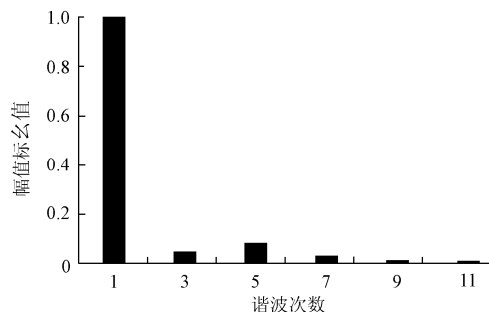


图 5 反电势谐波频谱分析
Fig.5 Harmonic analysis of EMF

2 横磁通电机非参数建模

2.1 最小二乘支持向量机

Vapnik 等提出的支持向量机 (squares support vector machines, SVM) 在解决非线性及高维模式识别问题中具有独特优势, 它不同于以训练误差最小化为目标的神经网络等传统方法, 而是以置信范围值最小为优化目标, 把训练误差作为优化问题的约束条件, 在小样本学习过程中具有较强的泛化能力^[13]。SVM 在高维特征空间的运算仍然有较低的 VC 维, 从而限制了过拟合。由于 SVM 的求解最终转化成了二次规划问题, 因此确保它的解是全局最优, 并且在工程实践中取得成功^[14-15]。

最小二乘支持向量机 LSSVM 是 SVM 在二次损失函

数下的一种扩展形式

$$y(x) = \omega^T \varphi(x) + b \quad (5)$$

式中, $x \in R^n$, $y \in R$, 对样本点 $\{x_k, y_k\}_{k=1}^N$, 非线性函数 $\phi(\cdot): R^n \rightarrow R^m$ 把输入空间映射到高维特征空间。

LSSVM 在优化目标中的损失函数是误差的二次项 e_k^2 , 在权 ω 空间中的函数估计可描述下式极值问题

$$\min_{\omega, b, e} J(\omega, e) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 \quad (6)$$

$$\text{s.t. } y_k = \omega^T \varphi(x_k) + b + e_k \quad (k=1, \dots, N)$$

式中权值 $\omega \in R^m$, 误差 $e_k \in R$, b 是偏差量, γ 是可调常数。根据式 (6), 定义拉格朗日函数

$$L(\omega, b, e; \alpha) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 - \sum_{k=1}^N \alpha_k (\omega^T \varphi(x_k) + b + e_k - y_k) \quad (7)$$

式中 $\alpha_k \in R$ 是拉格朗日乘子, 对式 (7) 求偏导, 得到式 (8)。

根据 Mercer 理论, 正定核函数 $K: K(x_k, x_j) = \varphi(x_k)^T \varphi(x_j)$, 从原始空间中抽取特征

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \rightarrow \omega = \sum_{j=1}^N \alpha_j \varphi(x_j) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{k=1}^N \alpha_k = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_j} = 0 \rightarrow \alpha_j = \gamma e_j \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_j} = 0 \rightarrow y_j = \omega^T \varphi(x_j) + b + e_j \end{cases} \quad (8)$$

将原始空间中的样本映射为二重空间中的一个向量, 因此 LSSVM 相当于在二重空间中求解线性系统问题, 极大地简化了计算。这样就把解二次规划问题转化为求解线性方程组问题, 提高了求解问题的速度和精度, 最终得到 LSSVM 的函数估计为

$$y(x) = \sum_{k=1}^N \alpha_k K(x_k, x) + b \quad (9)$$

2.2 正交设计与回归建模

正交设计以概率论、数理统计和实践经验为基础, 利用标准化正交表安排试验方案, 是一种高效处理多因素优化问题的科学计算方法, 已经在工程实践中得到广泛应用^[16-18]。

设 TFPMG 输出空载电势与优化变量间的函数关系为

$$E_0 = f(x_1, x_2, x_3, x_4) \quad (10)$$

式中, x_1 为气隙, mm; x_2 为过渡铁心径向长度, mm; x_3 为转子磁钢厚度, mm; x_4 为定子齿部铁心厚度, mm。由于变量间的复杂非线性映射关系, 无法得到函数 f 的准确解析表达式, 因此通过以上介绍的 LSSVM 进行非线性回归建模。

LSSVM 非线性回归建模的数据样本通过 2 种途径获得：一部分由正交试验产生；另一部分由随机组合试验产生，2 部分数据共同构成回归建模的样本空间，这样既能获得具有较强代表性的样本数据，又从样本总量上满足回归建模的需要。TFPMG 的空载电势随着转子位置的变化而变化，为减少计算量，只分析电机旋转一个极的位置即半个周期的反电势波形，根据对称性即可获得反电势的整周期波形。如表 1 所示，本文采用 4 因素 4 水平 L16(4⁴)正交表进行正交试验，对表 1 中 16 个试验号的每一组设计参数，让转子旋转 15 步，通过三维有限元计算，分别求取转子 15 个不同位置时的反电势，然后，对正交试验结果进行各因素极差分析，从而判断各因素作用的主次顺序。首先计算各因素水平之和 \bar{D}_i 值，进而求出各因素同一水平的平均值 \bar{D}_i ；再根据式 (11) 计算极差 R_i ， R_i 反映各因素在其取值范围内试验指标变化的幅度， R_i 越大，表示该因素的水平变化对试验指标的影响越大，该因素就越重要。

$$R_i = \max(\bar{D}_i) - \min(\bar{D}_i) \quad (11)$$

根据表 1 中 16 组因素水平计算的电势峰值进行极差分析，结果如表 2 所示，从中看出各因素的影响主次顺序为 $x_1 \rightarrow x_4 \rightarrow x_3 \rightarrow x_2$ ，即气隙对反电势的影响最大，为主要因素，其次是定子齿部铁心厚度和转子磁钢厚度，过渡铁心径向长度对反电势的影响最小。

表 1 横磁通发电机结构参数因素水平表
Table 1 Level codes of structural parameters
mm

试验编号	因素				试验编号	因素			
	x_1	x_2	x_3	x_4		x_1	x_2	x_3	x_4
1	1(0.5)	2(12)	3(8)	1(8)	9	1	4	2	4
2	2(1.0)	1(9)	2(6)	3(12)	10	2	3	3	2
3	3(1.5)	3(15)	1(4)	4(14)	11	3	1	4	1
4	4(2.0)	4(18)	4(10)	2(10)	12	4	2	1	3
5	1	3	4	3	13	1	1	1	2
6	2	4	1	1	14	2	2	4	4
7	3	2	2	2	15	3	4	3	3
8	4	1	3	4	16	4	3	2	1

注： x_1 为气隙厚度； x_2 为过渡铁心径向长度； x_3 为转子磁钢厚度； x_4 为定子齿部铁心厚度。

表 2 水平与指标关系
Table 2 Relations of levels and indices

试验编号	因素			
	x_1	x_2	x_3	x_4
D_1	46.844	46.262	46.313	46.277
D_2	45.281	46.343	46.367	46.377
D_3	46.277	46.373	46.388	46.283
D_4	43.565	46.379	46.299	45.995
\bar{D}_1	11.711	11.566	11.578	11.569
\bar{D}_2	11.320	11.586	11.592	11.594
\bar{D}_3	11.569	11.593	11.597	11.571
\bar{D}_4	10.891	11.595	11.557	11.499
R	0.820	0.029	0.040	0.095

注： D_1 、 D_4 分别是各因素水平之和； $\bar{D}_1 \sim \bar{D}_4$ 分别是各因素水平平均值。

2.3 模型的测试与验证

为了验证模型的可靠性，通过有限元法得到一组新样本进行检验。图 6 结果表明 LSSVM 模型与 FEM 计算的电势最大偏差量是 4V，说明 2 种模型的计算结果并无显著差异。同时，回归模型比三维有限元计算时间显著缩短，说明 LSSVM 模型适用于优化设计的在线计算。

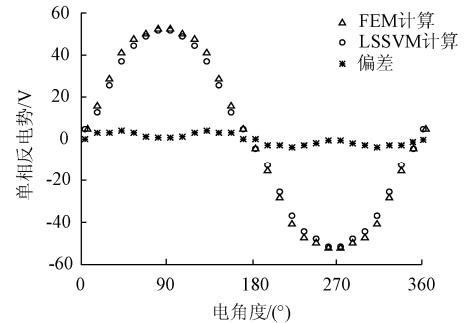


图 6 LSSVM 模型和 FEM 模型的反电势计算结果比较
Fig.6 EMF comparison between models of FEM and LSSVM

3 基于粒子群算法的参数优化

3.1 粒子群算法

粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 是一种以群体智能为核心的进化计算技术，它通过模拟生物群体的某些行为如鸟群、鱼群等的捕食过程解决实际问题，其优势在于简单易行且没有过多的参数调节，只要求待求解问题具有可比性，尤其适宜处理传统搜索方法难以解决的复杂、非线性优化问题，目前已经在神经网络训练、模糊控制器设计、电力系统优化和组合逻辑电路设计等方面均有应用实例^[19-20]。本文研究的 TFPMG 参数与输出性能之间的关系采用基于 LSSVM 建立的模型进行计算，该计算模型是很难满足连续、可微等严格数学条件的复杂非线性函数，传统的优化方法难以适用，因此采用 PSO 算法进行优化设计。

参考图 7 优化流程，PSO 目标函数的适应值实时计算由 LSSVM 回归模型完成，PSO 按照式 (12)、(13) 的速度-位移模型进行寻优操作。

$$V_i^{k+1} = \omega_i V_i^k + c_1 r_1 (Pbest_i^k - U_i^k) + c_2 r_2 (Gbest^k - U_i^k) \quad (12)$$

$$U_i^{k+1} = U_i^k + V_i^{k+1} \quad (13)$$

优化目标函数为

$$\min H = \min f(x_1, x_2, x_3, x_4) \quad (14)$$

式中， H 为电机的空载输出电压谐波含量。

根据设计经验及结构参数对电机气隙磁密的影响，在满足横磁通电机输出转矩不小于额定转矩的条件下，确定式 (15) 优化变量约束范围。

$$\begin{cases} 8 \leq x_1 \leq 14 \\ 9 \leq x_2 \leq 18 \\ 4 \leq x_3 \leq 10 \\ 0.5 \leq x_4 \leq 2.0 \end{cases} \quad (15)$$

在优化过程中，目标函数的每个解 i 都是 n 维搜索空间

$S \subset R^n$ 中的一个粒子, 每个粒子由位置和速度 2 个特征矢量描述: $U_i = (u_1, u_2, \dots, u_n) \in S$, $V_i = (v_1, v_2, \dots, v_n) \in S$ 。设粒子 i 在第 k 次叠代中最优解 $Pbest_i^k = (p_1^k, p_2^k, \dots, p_n^k)$, 若 $f(U_i) < f(Pbest_i^k)$, 则 $Pbest_i^k = U_i$; 整体粒子群在第 k 次迭代所找到的最优解为: $Gbest^k = (g_1^k, g_2^k, \dots, g_n^k)$ 。若迭代条件满足, 且 $f(U_i) < f(Gbest^k)$, 则 $Gbest^k = U_i$ 即为全局极值。参数 r_1 和 r_2 是(0,1)之间均匀分布的随机数, 用于模拟自然界生物群体行为的不可预知性; c_1 和 c_2 是学习因子, 分别反映粒子学习“自身经验”和“社会经验”的能力; ω_i 是惯性权重, 可以均衡粒子进行大范围搜索和局部探索。通过式(12)、(13)的迭代计算, 粒子在当前自身最优解和种群最优解的共同影响下, 找到满足约束条件的最优解。

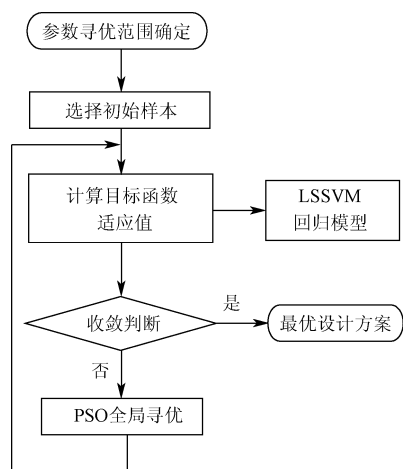


图7 参数优化流程

Fig.7 Flow chart of TFPMG optimization

3.2 优化结果分析

TFPMG 的最终优化结果如表 3 所示, PSO 优化及最终的取整结果对应的空载输出电压谐波含量 H 均有降低。图 8 是对应的反电势波形比较, 正交试验得到的最好结果与 PSO 优化结果在数值上较为接近, 说明粒子群算法获得的结果是有效、可信的。按照电机设计规范, 将粒子群优化结果进行取整处理, 作为最终设计方案。与根据经验得到的初始设计相比, 电机的空载输出电压谐波含量 H 由 16.39%降低到 14.36%, 对应的电机空载漏磁系数为 1.437, 有效磁通约占 68.2%, 而文献[21]中提出的 C 型横磁通永磁电机空载漏磁系数为 1.818, 说明本电机结构和尺寸设计更为合理。值得注意的是, 与传统电机相比, 横磁通电机的漏磁仍然偏高, 这也是此类电

表3 优化结果比较

Table 3 Comparison of optimization results

结果	x_1	x_2	x_3	x_4	$H/\%$
正交优化	1.0	15	8	10	16.29
PSO 优化	0.763	13.545	7.981	10.782	14.53
最终结果	0.8	14	8	11	14.36

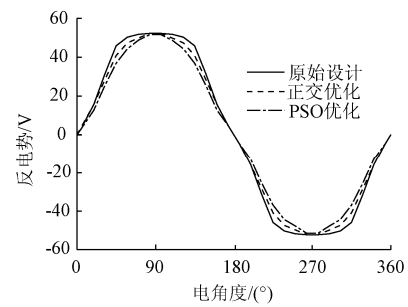


图8 基于不同设计方案的空载反电势波形比较

Fig.8 No-load EMF waveform comparison with different design methods

机的主要缺陷。图 9 是按照优化参数制作的 1.5 kW 样机试验系统照片, 图 10 是样机在转速为 120 r/min 时测量的反电势波形, 纵坐标 20 V/div, 横坐标 20 ms/div, 测量结果与计算值基本吻合。

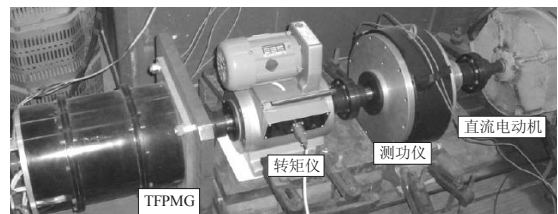
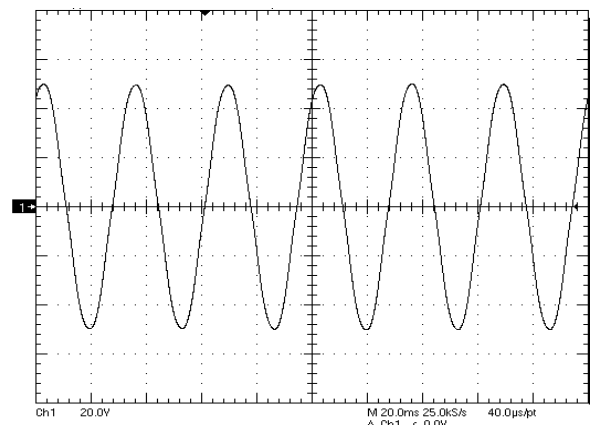


图9 横磁通发电机样机

Fig.9 Test rig of machine prototype



注: 横轴表示时间, 每格为 20 ms; 纵轴表示反电势, 每格为 20V。

图10 样机空载反电势测量波形 (120 r/min)

Fig.10 Measured waveform of no-load EMF

4 结论

对风电机组而言, 高质量的发电机输出电压是风机变流器可靠工作的重要保证。本文利用正交设计的分散性和整齐可比性、支持向量机的非线性映射和预测功能以及粒子群算法的全局寻优能力, 得到 TFPMG 优化设计方案, 有效减少了横磁通风力发电机输出电压的波形畸变, 解决了传统优化方法中等效磁路优化模型计算精度低和电磁场优化模型计算效率低的弊端。该方法可为复杂磁路且难以准确建模的新型电机优化设计提供参考。

[参 考 文 献]

- [1] Weh H, May H. Achievable force densities for permanent magnet excited synchronous machine with new configurations[C]// Proceedings of ICEM, 1986.
- [2] Mitcham A J. Transverse flux motor for electric propulsion of ships[C]// Proceedings of IEE, London UK, 1997: 1-6.
- [3] Masmoudi. The Sizing of TFPM machines for bus and truck hybrid vehicle applications[C]//16th Electric Vehicle symposium, Beijing, 1999.
- [4] Mueller M A. Electrical generators for direct drive wave energy converters[J]. IEE Proc. Gener. Transm. Distrib, 2002(4): 446-455.
- [5] Grauers A. Design of Direct-driven Permanent-magnet Generators for wind Turbines[D]. Chalmers University of Technology, Sweden, 1996.
- [6] Polinder H, Mecrow B C, Jack A G, et al. Conventional and TFPM linear generators for direct-drive wave energy conversion[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2005, 20(2): 260-267.
- [7] 包广清. 大功率聚磁式横磁通永磁电机设计及其优化技术研究[D]. 上海: 上海大学, 2006: 50-67.
Bao Guangqing. Analysis and Optimization of Large Transverse Flux Permanent Magnet Machine with Flux-concentrated Design[D]. Shanghai: Shanghai University, China, 2006: 50-67. (in Chinese with English abstract)
- [8] 郑文鹏. 基于标量磁位三维有限元法新型横向磁场电机设计与研究[D]. 上海: 上海大学, 2006: 36-45.
Zheng Wenpeng. Design and Research on a Novel Transverse Flux Machine Based on Scalar Potential 3DFEM[D]. Shanghai: Shanghai University, China, 2006: 36-45. (in Chinese with English abstract)
- [9] 方开泰, 马长兴. 正交与均匀试验设计[M]. 北京: 科学出版社, 2001: 35-77.
- [10] Suykens J A K, Gestel T, Moor J, et al. Least Squares Support Vector Machines[M]. Singapore: World Scientific Publishing, 2002: 98-110, 178-185.
- [11] Kennedy J, Eberhart, R. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, IV, 1995: 1942-1948.
- [12] 唐任远. 现代永磁电机理论与设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 1997.
- [13] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. New York: Springer-Verlag, 2000: 16-22.
- [14] 刘春城, 刘佼, 李宏男. 基于支持向量机的大型输电铁塔损伤识别方法研究[J]. 应用基础与工程科学学报, 2010, 18(4): 616-625.
- Liu Chuncheng, Liu Jiao, Li Hongnan. Damage identification for transmission tower based on support vector machines[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2010, 18(4): 616-625. (in Chinese with English abstract)
- [15] 鲍晓华, 王群京, 倪有源, 等. 爪极发电机建模及参数优化设计[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(21): 138-142.
Bao Xiaohua, Wang Qunjing, Ni Youyuan, et al. Modeling and parameters optimal design of claw-pole alternator[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(21): 138-142. (in Chinese with English abstract)
- [16] 周先军, 陈国明, 仇性启, 等. 大口径法兰瞬态工况正交试验[J]. 中国石油大学学报: 自然科学版, 2009, 33(2): 109-111.
Zhou Xianjun, Chen Guoming, Qiu Xingqi, et al. Orthogonal test of large diameter flange at transient condition[J]. Journal of China University of Petroleum: Edition of Natural Science, 2009, 33(2): 109-111. (in Chinese with English abstract)
- [17] 王洪亮, 施卫东, 陆伟刚, 等. 基于正交试验的深井泵优化设计[J]. 农业机械学报, 2010, 41(5): 56-63.
Wang Hongliang, Shi Weidong, Lu Weigang, et al. Optimization design of deep well pump based on latin square test[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(5): 56-63. (in Chinese with English abstract)
- [18] 赵吉文, 孔凡让, 孙丙宇. 基于支持向量量化与混沌搜索的新型直线电机参数优化[J]. 中国机械工程, 2005, 16(19): 1697-1701.
Zhao Jiwen, Kong Fanrang, Sun Bingyu. Parametric optimization of novel cylinder linear motor based on SVM and chaotic search[J]. China Mechanical Engineering, 2005, 16(19): 1697-1701. (in Chinese with English abstract)
- [19] Gabriela Ciuprina, Daniel Ioan and Irina Munteanu. Use of intelligent-particle swarm optimization in electromagnetics[J]. IEEE Trans, 2002, 38(2): 1037-1040.
- [20] Efen Mezura-Montes, Carlos A. Coello Coello. Engineering optimization using a simple evolutionary algorithm[C]// Proceedings of the International Conference on Tools with Artificial Intelligence, 2003: 149-156.
- [21] Harris M R, Pajooman G H, Abu Sharkh S M. The problem of power factor in vrpm (transverse-flux) machines[C]// Eighth International Conference on Electrical Machines and Drives, 1997: 386-390.

Modeling and optimization of transverse flux permanent magnet generator

Bao Guangqing¹, Zheng Wenpeng², Jiang Jianzhong², Mao Kaifu¹

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;

2. School of Mechatronics Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

Abstract: Transverse Flux Permanent Magnet Generator (TFPMG) is a new but appears to be interesting candidate in direct-driven wind turbines for high electromotive force (EMF) density in air-gap and high efficiency at low speed. However, the output voltage of TFPMG with high quality is the crucial issue for back to back converter. To lower harmonic contents of EMF, a novel modeling and optimization method which incorporates Least Squares Support Vector Machines (LSSVM), Orthogonal Design Method (ODM), and Particle Swarm Optimization (PSO) in generator design procedure was presented. Based on the three-dimensional finite element method with scalar potential, the relationships between the machine parameters with leakages were investigated. The ODM was used to generate geometric information of trial samples. Function approximation of sample information performed by the LSSVM regression analysis provides an efficient way for parameters optimization with large-scale iterative computation. With the global search ability as well as the independence on original solution characteristics, PSO algorithm was employed to find the optimal design, which can guarantee the harmonic coefficients of non-load output voltage up to 14.36%, lower than original design. The measured result obtained from a 1.5 kW prototype test rig evaluates the effectiveness of the nonparametric modeling and the optimization method.

Key words: electric generators, optimal design, support vector machines, orthogonal design, particle swarm algorithm