

文章编号 1004-924X(2006)05-0870-06

基于 SVM 和遗传算法的新型直线电机结构参数优化

赵吉文^{1,2}, 刘永斌², 孔凡让², 张平², 孙丙宇²

(1. 安徽大学电子科学与技术学院, 安徽 合肥 230029;

2. 中国科学技术大学 精密机械与精密仪器系, 安徽 合肥 230027)

摘要:建立了一种新型圆筒直线电机的有限元模型,并验证了有限元模型的正确性。基于正交和随机方法安排了有限元仿真试验,获得了用于非线性电磁建模的样本空间。进一步采用支持向量机回归建模方法,建立了直线电机的非线性数学模型,而后采用遗传算法进行了直线电机结构参数多目标优化,得出最优结构参数组合。有限元仿真验证表明,基于支持向量机和遗传算法的优化方法用于研究该种新型直线电机电磁结构参数优化是可行的。

关键词:直线电机;有限元法;支持向量机;遗传算法

中图分类号:TM359.4 **文献标识码:**A

Parameter optimization of novel cylinder type linear motor based on SVM and genetic algorithm

ZHAO Ji-wen^{1,2}, LIU Yong-bin², KONG Fan-rang², ZHANG Ping², SUN Bing-yu²

(1. School of Electronic Science and Technology, Anhui University, Hefei 230039, China;

2. Department of Precision Mechanical and Precision Instrumentation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

Abstract: The FEM (Finite Element Method) model of a novel linear motor was established, and then its correction was proofed. To obtain sample space used to establish the nonlinear regression model, the FEM simulation tests were arranged with the methods of orthogonal and random experimental design. Moreover, the nonlinear mathematical model of a novel linear motor was established using nonlinear regression method of the Support Vector Machine (SVM). Then the optimum structure parameters was obtained by optimizing the structure parameters with Genetic Algorithms(GA). At last, the FEM simulating results show that the parameter optimization method based on SVM and GA is feasible for researching the new cylinder type linear motor.

Key words: linear motor; Finite Element Method(FEM); Support Vector Machine(SVM); Genetic Algorithm(GA)

1 引言

直线电机是一种将电能直接转化为直线运动

的新型驱动部件,它无需中间传动机构,结构演化多样,可以实现大位移、大功率的无摩擦驱动及微位移高频驱动等,同时具有启动推力大、传动刚度高,动态响应快,行程不受限制等优点,近年来已

收稿日期:2005-11-22;修订日期:2006-08-18.

基金项目:全国高校博士点基金项目(No. 20020358063)。

成为该领域的研究热点^[1]。本文以一种新型直线电机为研究对象,开展了直线电机的优化设计方法研究。由于直线电机用途非常广泛,种类繁多,缩短设计周期成为迫切解决的问题,这也对直线电机设计计算提出了更高的要求。在直线电机设计中,结构参数的优化对电机性能有很大的影响,各个参数的优化组合,会大大提高电机的效率,改善电机的启动运行性能。为此,本文开展了直线电机结构参数优化设计方法的研究。

直线电机结构参数优化设计方法是建立在直线电机快速计算模型的基础上的。关于直线电机快速计算模型,作者在文献[2]中已经有所研究。由于直线电机电磁优化问题的目标函数是高度非线性、多极值、不可微、多参数的,而且其计算量比较大,所以高效的优化算法选择至关重要。遗传算法是一种高度并行的、随机的、自适应全局优化算法,尤其适用于解决传统方法解决不了的复杂的非线性问题,非常适合处理直线电机电磁优化问题。

本文结合所提出的新型直线电机结构特点,在直线电机的有限元模型的基础上,通过仿真试验设计,建立了直线电机性能参数的样本空间,采用支持向量机回归建模方法,建立了直线电机的非线性数学模型。进一步利用所建立的 SVM 计算模型,采用遗传算法作为寻优手段,针对直线电机优化设计的客观条件,建立适合遗传算法寻优的适应度函数和约束条件,对电机参数进行多目标优化,得出最优参数组合,为直线电机参数优化提供了一套有效的方法。

2 新型直线电机模型

圆筒型直线步进电机磁场在圆周方向是封闭的,磁路对称性好,没有单边磁拉力,露磁少,铁心和线圈的利用率高,受边端效应的影响较小,是较为理想的驱动元件^[1],在一些领域得到了较广泛的应用。开展对圆筒直线电机的设计方法和性能研究具有重要的意义。

本文给出了一种新型的圆筒型直线电机结构,如图 1。该圆筒直线电机的初级套在次级的里面,利用初级的外围磁场驱动次级,电机采用定圈式,因此运动部件不用拖着电缆,驱动行程不受限制,同时也不用电刷,使得初级和次级的结构更

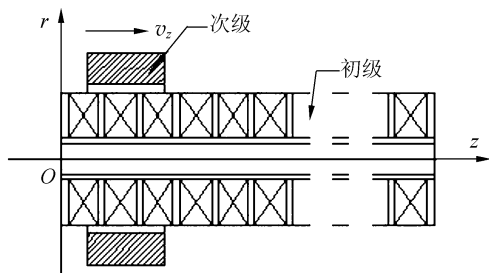


图 1 新型圆筒型直线电机结构

Fig. 1 Construction of a novel cylinder linear motor

简洁。在一些要求曲线运动的场合下,还可以根据曲线的回转半径,将次级做成多个导体环柔性连接的结构,非常适合大行程驱动的要求。

3 样本数据的获得

参数优化的第一步工作就是产生用于非线性电磁建模的输入输出样本数据。这里采用有限元技术获得样本数据。输入为影响电机性能的主要结构参数,输出为电机的启动推力和电流。

3.1 有限元计算模型

圆筒型直线电机是一种典型的轴对称结构,其磁场的特点是在任何一个对称轴的平面上,磁场都是相同的。采用圆柱坐标系,令对称轴落在 Z 坐标轴上,则所观察到的是一个与 θ 坐标无关的 $Z-r$ 平面场(如图 2),基于该平面场建立数学模型。

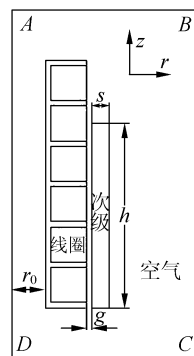


图 2 新型圆筒型直线电机轴对称模型

Fig. 2 Axisymmetric model of a novel linear motor

基于麦克斯韦方程,通过引入矢量磁位,结合轴对称场的特征,得出圆筒直线电机的复数轴对称电磁方程,

$$\frac{\partial}{\partial r} \left(\frac{1}{r\mu} \frac{\partial(rA_a)}{\partial r} \right) + \frac{1}{\mu} \frac{\partial^2 A_a}{\partial z^2} = j\omega\sigma(rA_a) - J_{1a} \quad (1)$$

式中 A_a ——沿圆周方向的矢量磁位

J_{1a} ——沿圆周方向的外加电流密度

μ ——磁导率

σ ——电导率

考虑模型的边界条件,根据变分原理,构造泛函^[3],则该电机涡流场问题的等价变分表达为:

$$\begin{cases} F(r, A_a) = \frac{1}{2\mu} \int_{\Omega} \left[\frac{1}{r} \left(\frac{\partial(rA_a)}{\partial r} \right)^2 + \frac{1}{r} \left(\frac{\partial(rA_a)}{\partial z} \right)^2 \right] dr dz - \\ \int_{\Omega} [\mu J_{1a} - j\omega\mu\sigma(rA_a)] dr dz = \min \\ A_a|_{AD} = 0 \\ \left. \frac{\partial A_a}{\partial n} \right|_{ABCD} = 0 \end{cases} \quad (2)$$

采用三角形剖分和线性插值,得到直线电机求解场域内的有限元方程的矩阵表达式^[1]:

$$[K][A_a] + [T][A_a] - [P] = 0, \quad (3)$$

式中 $[K]$ 、 $[T]$ 、 $[P]$ 为方程组的系数矩阵。

通过强加边界条件即可对方程组进行处理。对于本文研究的二维轴对称问题,可以选用 frontal 法求解有限元方程^[4,5]。解得场域内各点的 A_a 之后,获得场域内的磁场分布 B 。进而由虚功方法可以求得虚功力,通过计算电机启动时的最大电流密度获得启动电流。

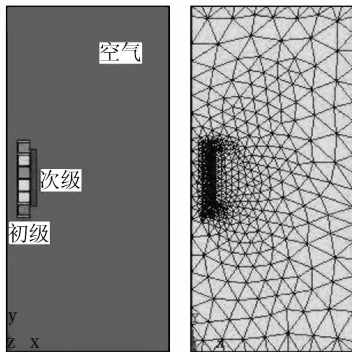


图 3 新型圆筒直线电机有限元模型

Fig. 3 Geometric model and FEM of a novel linear motor

3.2 仿真计算及试验验证

基于上述有限元模型,以三相六极新型圆筒型直线电机为对象,建立用于仿真计算的轴对称几何模型和轴对称有限元模型如图 3,初级线圈每极初值为 1500 匝,磁导率为 1,电导率为 $1.7e-$

$8 \Omega/m$;周围空气的导磁率为 1;次级采用铝环;由于建模时充分考虑了周围空气的影响,故在模型周围施加磁力线平行约束;线圈输入电压为 220V 交流电,电机采用星形接法,沿次级前进方向相邻线圈相位相差 60° 。为了计算动子推力,在动子上施加了力求解标识,计算完成后用于提取推力值。提取仿真计算结果,得电机启动推力和启动电流分别为 64.76 N 和 4.973 A。

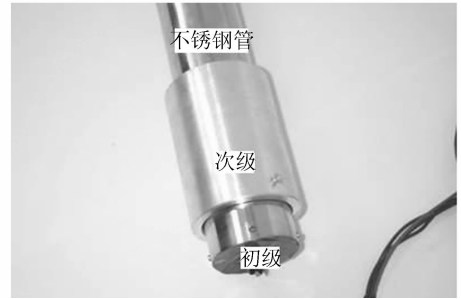


图 4 新型直线电机样机

Fig. 4 Model of a novel linear motor

按照参数优化结果制作直线电机样机如图 4,为了使次级能够在初级上滑动,将初级装入不锈钢管内,用钢管作为次级滑动的导轨,钢管外涂上润滑油。由于样机为试验模型,故没有安装次级导向轴承。实际工程中采用在次级两端安装导向直线轴承来保证运动过程中初级与次级之间的间隙。实验结果表明电机运行正常。测得电机的启动推力为 62.5 N 左右,每相启动电流均在 4.7~5 A 范围内。排除摩擦和三相不平衡因素的影响,计算结果和实验结果基本是一致的,说明所建立的有限元模型用于研究该新型直线电机是可行的。

3.3 仿真试验设计

为了尽可能多的获得电机参数变量空间中具有代表性的样本数据点,仿真试验设计是一个关键的环节。常用试验设计方法有:正交试验设计,随机组合试验设计等。正交试验设计利用设计变量各水平之间的互相均匀搭配,设计方案产生的数据点在设计变量空间均匀分布,从而能够较全面地代表和反映设计变量对研究系统性能特征的影响规律的数据点。随机组合试验设计就是在各个因素取值的上下限范围内随机地抽取一批试验取样点。它的特点是可以获得很大数量的样本,但是由于取样过程随机性很大,可能会使得获得

的数据代表性不是很好。所以这里采用正交试验设计方法与随机组合方法相结合的混和试验设计方法,不但能获得具有很强代表性的样本数据点,而且样本总量上也满足了电机回归建模的需要。直线电机考察因素和取值空间点如表1。

表1 直线电机结构参数因素水平表

Tab.1 Factor level of structure parameters of the linear motor

考察因素	水平1	水平2	水平3	水平4
线圈匝数 n	500	1 000	1 500	2 000
线圈内径 r_0	8	10	15	20
气隙 g	1.5	2	2.5	3
次级厚度 s	10	15	20	25
次级高度 h_2	60	75	85	105

样本空间样本点数为 4^5 个,从中随机抽取200个数据点用于样本模型回归,其中包括16个正交空间的数据点。

4 直线电机参数的优化

有限元方法计算精度很高,通用性较好,但是计算效率低,不适于优化过程中在线计算,为此,建立直线电机参数与推力和电流传递关系的计算模型是必要的,如式(5),

$$(y_1, y_2) = f(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5), \quad (5)$$

其中: x_1 为线圈匝数, x_2 为线圈内径, x_3 为气隙, x_4 为次级厚度, x_5 为次级高度, y_1 为电机提供的推力, y_2 为电机的电流。

直线电机参数优化的目的是通过选择合适的电机参数 x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 ,使电机在较小的电流时可以有较大的推力。实际上,电机函数的具体表达式很难获得,只能通过仿真或试验获得在不同电机参数下电机的电流和推力的值。为了对电机参数进行优化,首先根据得到的数据,用支持向量机建立一个数学模型对电机函数的实际表达式进行逼近,然后再用遗传算法进行参数优化。

4.1 基于支持向量机的电机模型的建立

对于公式(5)这一复杂的非线性函数,其具体表达式很难获得,只能用非参估计的方法来进行逼近。本文通过仿真试验获得在不同结构参数下电机的电流和推力值,根据得到的样本数据空间,用支持向量机(SVM)建立一个非参数数学模型

对电机函数的实际表达式进行逼近。支持向量机作为一种具有较强鲁棒性的非参数估计方法,可以逼近任意函数^[6-7]。在实际问题中,可以通过交叉验证法来检验逼近的精度。

公式(5)表达的为五输入两输出的一个数学模型。由于支持向量机只能实现多输入单输出,为此,可以对两个输出分别建立一个数学模型,即:

$$y_1 = f_1(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5), \quad (6)$$

$$y_2 = f_2(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5). \quad (7)$$

支持向量机回归建模包括这样几个方面:核函数的选择,容量误差的选择,损失函数的选择以及与核有关的参数的选择等。一般核函数采用径向基核函数(RBF),相关参数包括核的宽度 σ 和容量误差 C 等。直线电机回归模型核函数选择径向基核函数(RBF),核函数相关参数的确定采用交叉验证法^[8-10]。将样本数据分为三个部分,一部分用于训练,一部分用于确认,剩下的用于测试采用交叉验证法得到核函数的参数。

直线电机参数优化的约束条件是在满足推力较大的同时满足电流最小,为此将考察问题转化为求解使电机的推力与电流之比最大的结构参数,则优化问题转化为:

$$\begin{cases} y = \frac{y_1}{y_2} = \text{obj}(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) \\ \text{s. t. } y_1 > aN, y_2 < bA \end{cases}, \quad (8)$$

式中, $y = \text{obj}(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$ 为目标函数表达式, y_1 为推力的表达式, y_2 为电流的表达式, a, b 为实际约束值。

4.2 电机参数的遗传算法优化

由于采用支持向量机建立的电机模型是一复杂的非线性函数,很难满足可微、连续等严格的数学条件,从而不能采用传统的最优化方法来解决^[11]。而遗传算法在这方面却没有严格的限制,它只要求待求解问题具有可比性就可以了,因此本文采用遗传算法进行电机参数优化。

(1)染色体编码。如前面所述,需要优化的电机参数为 x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 。由于各参数取值都有各自明确的取值范围,因此本文采用二进制编码。

(2)适应度函数构造。适应度函数是遗传算法指导搜索的唯一信息,它的好坏是衡量算法优劣的关键。本文的目标在于通过合理选择电机的

参数,使电机在较小的电流情况下获得较大的推力。所以本文的适应度函数定义如下:

$$f(X_i) = \frac{y_1}{y_2} \cdot s, \quad (13)$$

其中 X_i 表示当前个体, s 为判别当前个体是否满足给定要求的开关量。结合实际要求,将电机的推力限制在一定值之上,而将电流限制在一定值之下。设要求推力的最小值为 a , 电流的最大值为 b , 则 s 的值可以表示为:

$$\begin{aligned} \text{if } (y_1 > a) \text{ and } (y_2 < b) \text{ then } s &= 1 \\ \text{else } s &= 0 \end{aligned}$$

(3) 选择策略。采用基于适应度比例选择及最佳个体保持 (elitist strategy) 的选择 (繁殖) 策略。假定个体 X_i 的适应度为 f_i , 则其被选择的概率 P_{si} 为:

$$P_{si} = \frac{f_i}{\sum f_i} \quad (15)$$

其中, $\sum f_i$ 为群体中的个体适应度的总和。

这里采用赌轮选择方式来实现按照概率 P_{si} 选择个体 X_i 。

(4) 遗传算子的设计。遗传算子主要包括交叉和变异两个算子。常见的交叉方式有单点 (随机) 交叉、两点 (随机) 交叉、多点 (随机) 交叉及均匀交叉等。文中采用多点 (随机) 交叉方式。对于变异算子, 由于采用二进制编码, 因此以变异概率对每个基因位进行逻辑取反操作。其中变异概率在 $[0.001, 0.01]$ 之间取值^[12]。

(5) 选取控制参数。控制参数主要包括群体规模、算法执行的最大迭代数、交叉概率以及变异概率等。群体规模直接影响遗传算法的性能, 规模太小, 会使种群缺乏多样性, 易使算法陷入局部最小; 网络规模太大时则大大增加了算法的计算复杂度。一般来说, 种群规模在 50~200 之间时, 能够很好地实现种群多样性与算法复杂度之间的折中。

由于遗传算法不包含目标函数的梯度等启发信息, 当然也就无法确定个体在整个解空间的位置分布, 更没有办法使用传统方法来判定算法的收敛与否, 所以一般使用最大迭代数来终止算法, 也就是初始种群的最大进化代数^[13-14]。

交叉概率及变异概率是统计意义上个体参与交叉与变异操作的度量标准, 在参数取值上, 也能

充分反映交叉算子与变异算子对遗传算法的贡献。交叉及变异概率可以是固定取值, 也可以自适应取值。本文使用固定的概率。

4.3 优化结果分析

采用遗传算法对该型直线电机的结构参数进行优化, 同时将优化结果与传统的正交试验优化方法所得结果相比较, 并将优化结果进行有限元分析计算, 如表 2。表中 A 表示正交优化, B 表示遗传算法优化, 表中推力单位为 N, 电流单位为 A。 r_0, g, s, h_2 单位为 mm。“比值”为推力和电流的比。

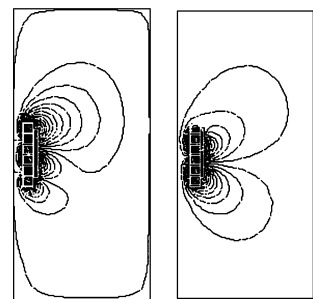
表 2 优化结果

Tab. 2 optimum results of the linear motor

结果	n	r_0	g	s	h_2	推力	电流	比值
A	2000	20	1.5	10	105	41.15	2.83	14.54
B	2130.1	17.14	1.51	8.61	104.3	43.15	2.71	15.93

比较表中数据可知: 两者宏观上的一致说明遗传算法搜索获得的结果是可靠的。从电机推力与电机体积的比值情况看, 遗传算法优化参数取值不局限于各因素的水平点, 而是在参数的取值范围内寻找最优值, 且遗传算法优化的结果优于正交优化。

由于 3.2 部分已经证实了有限元方法用于该型直线电机的仿真计算模型是正确有效的。并且, 有限元方法可以得到实际样机测试所不能得到的更为直观的结果 (如图 5 中的磁力线分布情况等), 故这里依然采用有限元方法来验证优化结果, 而不必再用“4.3”中的“A”“B”两组参数, 分别制作两只样机。比较有限元法仿真结果的磁力线分布情况如图 5, 正交优化磁力线分布在整个求



正交优化结果 遗传算法优化结果

图 5 优化结果磁力线分布比较

Fig. 5 comparison of optimization results of magnetic field line distribution

解场域较分散,而遗传算法优化结果磁力线主要集中在电机气隙附近,漏磁较少,电磁能转化为动能的效率较高。

5 结 论

本文以有限元法为基础,采用支持向量机方法对新型直线电机进行回归建模,结合遗传算法对该型电机结构参数进行多目标优化,得到一组

相对最优的直线电机结构参数。将数据做必要的调整,得电机的线圈匝数、线圈内径、气隙次级厚度和次级高度分别为:2130匝、17.14 mm、1.51 mm、8.61 mm、104.3 mm。从优化结果的有限元分析可以看出,该电机可以在较小的启动电流下产生较大的推力。

综上,试验和仿真计算证明了优化结果的可靠性,为该种直线电机设计计算探索出了一种有效的方法。

参考文献:

- [1] 叶云岳. 直线电机原理与应用[M]. 北京:机械工业出版社,2000.
YE Y Y. *Application and theory of linear motor* [M]. Beijing:Publishing Company of Machinery Industry, 2000.
- [2] 赵吉文. 新型直线电机支持向量机非线性建模研究[J]. 光学精密工程,2006,14(3):450-455.
ZHAO J W. Research for the SVM model of a novel cylinder linear motor[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2006,14(3):450-455. (in Chinese)
- [3] TADA Y. Reviewing the forces of electret motors by applying Maxwell stress tensor and delta function, Japanese journal of applied physics[J]. *Regular Papers & Short Notes & Review Papers*, 1995,34(3):1595-1600.
- [4] 王延凤,卢志山,何惠阳,等. 磁悬浮精密定位工作台设计与有限元综合分析[J]. 光学精密工程,2004,12(4):217-222.
WANG Y F, LU ZH S, HE H Y, *et al.* Design and finite element analysis of magnetic levitation precision stage[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2004,12(4):217-222. (in Chinese)
- [5] TAKEFUMI K, UEDA Y S. Electromagnetic force calculation model[J]. *COMPEL-The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering*, 1990,9(Suppl A):314-315.
- [6] BOSER B E, GUYON I M, VAPNIK V N. A training algorithm for optimal margin classifiers[C]. *5th Annual ACM Workshop on COLT. Pittsburgh, PA: CM Press*, 1992: 144-152.
- [7] STEVE G. Support vector machines classification and regression[C]. *ISIS Technical Report. Image Speech & Intelligent Systems Group, University of Southampton. May 10, 1998.*
- [8] KWOK T J. Support vector mixture for classification and regression problems[J]. *Proceedings of Fourteenth International Conference on Pattern Recognition*, 1998. (1): 255-258.
- [9] CAMPBELL C. Algorithmic approaches to training support vector machines: A survey[J]. *In Proceedings of ES-ANN2000. Belgium: D-Facto Publications*, 2000:27-36.
- [10] SCHOELKOPF B, SMOLA A. *Learning with kernels*[M]. MIT Press, Cambridge, MA. 2002.
- [11] CORDA J, OUHAB B. Electromagnetic design optimization of a linear-cylindrical variable-reluctance motor[C]. *IEE Conference Publication*, 1999, (468)276-280.
- [12] MÜLLER K R, MIKA S, RÖTSCH G, *et al.* An introduction to kernel-based learning algorithms[J]. *IEEE Trans. Neural Network*, 2001,12:181-201.
- [13] CHAI K S, POLLOCK C. Using genetic algorithms in design optimization of the flux switching motor[J]. *IEE Conference Publication*, 2002,487:540-545.
- [14] MIRZAEIAN B, MOALLEM M, TAHANI V, *et al.* Multiobjective optimization method based on a genetic algorithm for switched reluctance motor design[J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2002,38(3):1524-1527.