

## 利用最小二乘支持向量机求解潜艇内外磁场映射模型\*

刘胜道,何保委,赵文春,周国华

(海军工程大学电气工程学院,湖北武汉 430033)

**摘要:**为提高潜艇磁隐身能力,应对潜艇固定磁场进行实时监测,提出利用最小二乘支持向量机的潜艇内外磁场映射方法。结合内外映射法和最小二乘支持向量机原理,通过交叉验证优化模型参数,建立由内到外的潜艇磁场映射模型。以潜艇外部垂向固定磁场变化量为分析对象,仿真和实验结果均与标准值吻合良好。与径向神经网络算法相比,该方法的泛化能力和推算精度有明显提高,且更符合工程实际,对闭环消磁技术的研究具有指导意义。

**关键词:**固定磁场;最小二乘支持向量机;内外映射法;闭环消磁

**中图分类号:**TM153.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2020)06-077-05

## Least squares support vector machine for solving reflection model of submarine's internal and external magnetic field

LIU Shengdao, HE Baowei, ZHAO Wenchun, ZHOU Guohua

(College of Electrical Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

**Abstract:** For the promotion of submarine's magnetic silencing ability, it is necessary to monitor the submarine's permanent magnetic field immediately, and a reflection method of submarine's internal and external magnetic field based on LS-SVM (least squares support vector machine) was proposed. Combined with internal and external reflection method and LS-SVM theory, an inside-out reflection model of submarine's magnetic field was established by optimizing the model parameter with CV (cross validation). With the variation in the vertical component of the submarine's external permanent magnetic field as an object of analysis, the extrapolation answers of simulation and hull experiment agreed well with the standard value. Compared to the RBFNN (radius basis function neural network), the proposed method has better generalization ability and extrapolation accuracy apparently, fits more in engineering facts, and can provide useful guidance in the research for closed-loop degaussing technology.

**Keywords:** permanent magnetic field; least squares support vector machine; internal and external reflection method; closed-loop degaussing

磁隐身技术是保障潜艇生命力的重要手段,主要方法是潜艇定期前往消磁站进行消磁处理,以降低大部分固定磁场;其次,消磁系统能够有效地补偿感应磁场和部分剩余固定磁场。由于地球磁场、海浪冲击、铁磁设备运行等因素影响,潜艇的固定磁场会逐渐积累,最终超出控制指标,而目前的消磁系统不能实时监测和补偿固定磁场的变化<sup>[1-2]</sup>。为实现对潜艇生命力的最佳保护,提高消磁保障效率,应对潜艇的固定磁场进行实时跟踪和补偿。

由内部磁场来推算外部磁场是其中一种有效的监测手段,即在潜艇内部特征位置安装多个磁传感器,通过测量潜艇内部磁场来实时推算其在某一深度或高度的磁场值。文献[3-5]推导了基于虚拟磁源法的磁场推算模型,文献[6]在此

基础上进行了空心圆筒实验;文献[7-8]采用了径向神经网络算法,并提高了推算精度。上述实验中,内部磁传感器悬吊在船模内部的方式并不符合实际。从安全性出发,内部磁传感器一般布置在两层壳体之间,此时传感器距离壳体和铁磁设备非常接近,其测量值所受影响也相当大,而且固定磁场的变化具有不确定性,因此其外推方法一直制约着闭环消磁技术的发展。

在舰艇消磁勤务中,通常十数次通电即可完成消磁任务,而神经网络算法一般需要大量数据用于训练模型,传统的深度换算更不可能进行外部磁场推算。本文提出了基于最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machine, LS-SVM)的潜艇内外磁场映射方法,采用双壳体潜艇模型作为实验平台,将内部磁传感器布置在夹

\* 收稿日期:2019-05-12

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51377165)

作者简介:刘胜道(1973—),男,湖北天门人,副教授,博士,硕士生导师,E-mail:18986151073@189.cn

层之间,以潜艇外部垂向固定磁场为研究对象,进行了仿真分析和艇模实验。

## 1 基于 LS-SVM 的磁场映射原理

### 1.1 内外映射法原理

磁场的变化来源于磁矩的变化<sup>[5]</sup>。对于同一个磁源来说,测量点的磁场变化量与磁矩变化量的关系式为:

$$\Delta H = C \cdot \Delta M \quad (1)$$

式中: $\Delta H$  是磁场变化量, $C$  是测量点磁场和磁源的关系矩阵, $\Delta M$  是磁矩变化量。

对于同一艘潜艇,可以分别得到其内外磁场与磁源的关系。

$$\begin{cases} \Delta H_n = C_n \cdot [\Delta M_1 \ \Delta M_2 \ \cdots \ \Delta M_k] \\ \Delta H_w = C_w \cdot [\Delta M_1 \ \Delta M_2 \ \cdots \ \Delta M_k] \end{cases} \quad (2)$$

其中: $\Delta H_n$  和  $\Delta H_w$  分别是潜艇内外磁场变化量, $C_n$  和  $C_w$  分别是内外磁场和磁源的关系矩阵, $[\Delta M_1 \ \Delta M_2 \ \cdots \ \Delta M_k]$  是每一个磁矩的变化量。

式(2)最终可化为:

$$\Delta H_w = K \cdot \Delta H_n \quad (3)$$

式中, $K$  是由内到外的磁场映射矩阵。测量点一旦固定, $K$  即为常数。这表明只需得到多组潜艇内外磁场值用于求解  $K$ ,即可通过内部磁场直接推算出外部磁场。

### 1.2 LS-SVM 原理

潜艇内部结构复杂,铁磁设备繁多,固定磁场在航行过程中不断积累和变化,具有不确定性,直接求解  $K$  十分困难。

最小二乘支持向量机是基于支持向量机的改进算法,它区别于神经网络中依赖样本数量的经验风险最小化原理,采用了结构风险最小化准则<sup>[9]</sup>,不单纯追求损失函数最小化,有效避免了在小样本条件下的过拟合现象。

LS-SVM 用于回归预测的基本思想是将样本映射至高维空间,通过构建决策函数,把非线性问题转化为线性问题。LS-SVM 能够解决具有小样本、特征点多、局部变化等特点的分类与回归问题,非常适用于解决固定磁场推算这类应用。其基本原理如下:

给定样本  $D = \{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, k, x_i \in \mathbf{R}^m, y_i \in \mathbf{R}^n\}$ ,  $x_i$  和  $y_i$  分别为输入和输出矩阵,通过映射函数  $\varphi(x)$  将样本映射至高维空间。

$$y = \omega^T \varphi(x) + b \quad (4)$$

式中: $\omega$  为权值矩阵, $b$  为偏置量。

基于结构风险最小化原理,该模型需要解决

以下规划问题:

$$\min J(\omega, e) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^n e_i^2 \quad (5)$$

$$y_i = \omega^T \varphi(x_i) + b + e_i, i = 1, 2, \dots, k \quad (6)$$

其中: $J$  为惩罚函数, $e$  为输出误差, $\gamma$  为惩罚参数。

此时对式(5)和式(6)引入拉格朗日函数,则有:

$$L(\omega, b, e, \vartheta) = J(\omega, e) - \sum_{i=1}^k \vartheta_i \{\omega^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i\} \quad (7)$$

式中, $\vartheta_i$  为拉格朗日系数。

分别对参数  $\omega, b, e, \vartheta$  求偏导,根据 KKT 条件<sup>[10]</sup> 消除变量  $\omega$  和  $e$ ,式(4)的最终回归函数为:

$$y(x) = \sum_{i=1}^k \vartheta_i K(x, x_i) + b \quad (8)$$

式中, $K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x\|^2}{2\sigma^2}\right)$  为径向基核函数。

### 1.3 交叉验证法优化 LS-SVM 参数

LS-SVM 模型参数的选取对训练效果影响巨大,其中最主要的是样本惩罚参数  $\gamma$  和核函数参数  $\sigma$ ,常用的寻优方法有交叉验证法、粒子群算法、网格搜索法和遗传算法<sup>[11]</sup> 等。采用网格搜索法结合 10 折交叉验证法来寻找最佳参数,优化映射模型,既能保证训练精度也能满足训练效率。交叉验证法基本流程如下:

**步骤 1:** 不重复抽样将原始数据随机分成 10 份。

**步骤 2:** 每一次挑选其中 1 份作为测试集,剩余 9 份作为训练集。

**步骤 3:** 多次重复步骤 2,使得每个子集都有一次机会作为测试集。

**步骤 4:** 每次训练得到一个模型,用这个模型在测试集上测试,保存模型的参数指标。

**步骤 5:** 计算 10 组测试结果的误差平均值作为该模型的最终性能指标。

## 2 仿真分析

### 2.1 建模准备

仿真分析采用双壳体潜艇简易模型,其参数见表 1。

表 1 潜艇模型参数

Tab. 1 Parameters of submarine model

	长度/m	宽度/m
内壳体	2.856	0.306
外壳体	3.182	0.362

表 1 中,艇模的磁导率为 200,内部含有若干小立方体壳模拟铁磁设备。27 个内部磁传感器环绕内壳沿艇模纵向分布,15 个外部磁传感器沿龙骨正下方放置于标准测量平面,如图 1 所示。

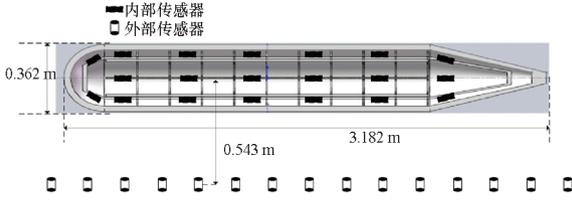


图 1 艇模内部示意图

Fig. 1 Sketch map of submarine model

将艇模剖分成若干单元,每个单元的磁化强度可认为是常数。由积分方程法<sup>[12]</sup>反演得到磁矩,通过改变固定磁矩大小,同时得到若干组内外固定磁场用于后续数值计算。值得注意的是,任何物体的磁矩都不是独立的,相邻的磁矩间存在连续性,即单个磁矩不能发生过强的突变。因此,在给定磁矩变化量时,相邻磁矩的变化量必定是连续变化的。积分方程法流程如图 2 所示。

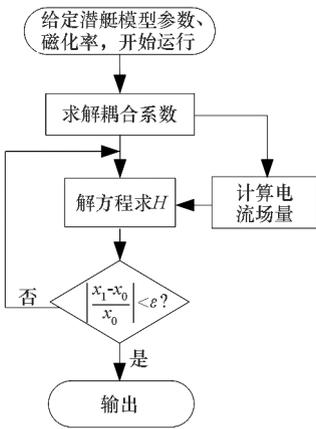


图 2 积分方程法流程图

Fig. 2 Diagram of integral equation method

## 2.2 仿真结果

仿真共获取 100 组内外磁场值,将第一组作为测试样本,其余组作为训练样本,研究在样本数目不同的情况下,对外部磁场推算结果的影响。定义误差计算公式为:

$$Err = \frac{\|\Delta H'_w - \Delta H_w\|_2}{\sqrt{n} \cdot |\Delta H_w|_{\max}} \times 100\% \quad (9)$$

式中: $\Delta H'_w$  为推算值, $\Delta H_w$  为仿真值, $n$  为外部测量点数。

将外部垂向磁场仿真值作为标准值,分别计算 LS-SVM 算法和径向基神经网络(Radius Basis Function Neural Network, RBFNN)算法推算值的

误差,结果见表 2。

表 2 训练样本不同时 LS-SVM 和 RBFNN 推算误差比较  
Tab. 2 Extrapolation error comparison of LS-SVM and RBFNN under different training sample

训练样本/组	LS-SVM 误差/%	RBFNN 误差/%
99	0.93	3.47
80	0.84	3.47
60	0.61	14.44
40	0.66	14.44
20	0.67	14.44

由表 2 可知,随着训练样本的减少,LS-SVM 算法的误差相差不大,而 RBFNN 算法因为失去了部分有效数据,误差有所增大。

因此,将每一组数据作为测试样本,其余 99 组作为训练样本,得到每一组测试样本所对应的外部磁场推算值,推算误差如图 3 所示。

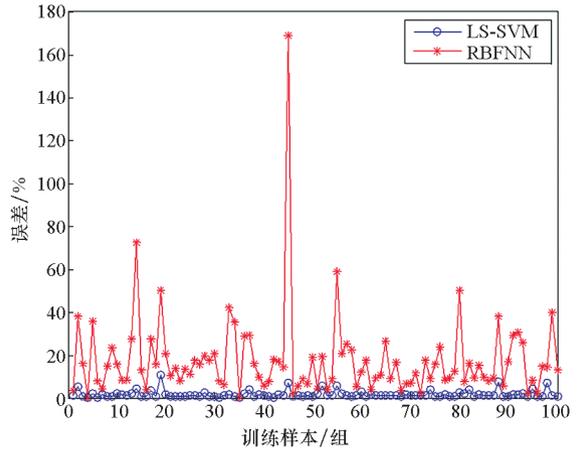


图 3 仿真分析下 LS-SVM 和 RBFNN 推算误差比较

Fig. 3 Extrapolation error comparison of LS-SVM and RBFNN of simulated analysis

最小二乘支持向量机的推算精度明显优于径向基神经网络算法,其误差一般在 4% 以下,最大误差为 10.02%。由于固定磁场变化复杂,训练样本过少,造成 RBFNN 推算结果误差很大甚至失真。相比之下,LS-SVM 能够降低因上述问题所带来的误差。

## 3 艇模实验

### 3.1 实验设计

在潜艇的两层壳体之间布置 27 个三分量磁传感器作为内部测量点,潜艇模型外壳封装完毕后,将其放在测量平台上,在龙骨正下方标准测量

深度平面放置 15 个磁传感器作为外部测量点。实验过程如下:

**步骤 1:**测量艇模原始磁场。

**步骤 2:**随机改变纵向、横向或垂向补偿线圈电流,同时给工作线圈施加交变衰减的电流,从而改变艇模的固定磁场。

**步骤 3:**每次通电完毕后,断开所有电流,记录此时的内外磁场值,再进行下一次通电。

**步骤 4:**将所有磁场值汇总处理。

### 3.2 实验结果

实验共获取 100 组磁场值,取其中 1 组作为测试样本,其余 99 组作为训练样本,得到每一组测试样本所对应的外部磁场推算值。将外部垂向磁场测量值作为标准值,分别计算 LS-SVM 算法和 RBFNN 算法推算值的误差,结果如图 4 所示。

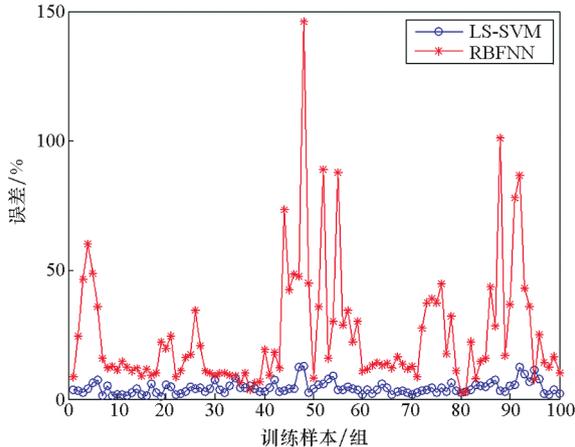


图 4 实验分析下 LS-SVM 与 RBFNN 推算误差比较  
Fig. 4 Extrapolation error comparison of LS-SVM and RBFNN of experimental analysis

在艇模实验中,最小二乘支持向量机的推算精度同样明显优于径向基神经网络算法,其误差一般在 6% 以下,最大误差为 12.76%。

### 3.3 误差分析

仿真和实验结果都证明了基于 LS-SVM 的内外映射法能够准确得到潜艇外部固定磁场的变化量。其中实验结果产生误差的原因主要有以下两个方面:

- 1) 实验过程中,磁传感器受外界环境干扰而发生变化;
- 2) 传感器存在测量误差以及算法本身的计算误差。

## 4 结论

本文采用基于 LS-SVM 的内外磁场映射方法

来推算潜艇外部垂向固定磁场,仿真和实验结果吻合较好,在误差范围内能够满足技术要求。与 RBFNN 算法相比,LS-SVM 有着更好的泛化能力和推算精度,且不需要大量的样本用于训练模型,符合舰艇消磁勤务工作实际,具有较强的实用性。下一步研究考虑在该方法的基础上,对内部磁传感器的安装位置及数目进行优化,不断提高推算精度。

## 参考文献 (References)

- [1] 刘大明. 舰艇消磁理论与方法[M]. 北京:国防工业出版社, 2011: 130-159.  
LIU Daming. Vessels' degaussing theory and methods [M]. Beijing: National Defense Industrial Press, 2011: 130-159. (in Chinese)
- [2] 刘大明, 刘胜道, 肖昌汉, 等. 舰艇闭环消磁技术国内外研究现状[J]. 船电技术, 2011, 31(10): 6-9.  
LIU Daming, LIU Shengdao, XIAO Changhan, et al. Analysis on ship's closed-loop degaussing technology in China and abroad[J]. Marine Electric, 2011, 31(10): 6-9. (in Chinese)
- [3] Richard M M. Ship degaussing system and algorithm; US6965506 [P]. 2005-11-15.
- [4] Carl S. Closed-loop multi-sensor control system and method; 5189590 [P]. 1993-02-23.
- [5] 刘胜道, 肖昌汉, 周国华, 等. 潜艇闭环消磁中外外部空间的磁场推算[J]. 海军工程大学学报, 2012, 24(1): 31-34.  
LIU Shengdao, XIAO Changhan, ZHOU Guohua, et al. Extrapolation of magnetic field outside submarine in closed-loop degaussing system [J]. Journal of Naval University of Engineering, 2012, 24(1): 31-34. (in Chinese)
- [6] 王鲸, 刘胜道, 苏广东. 一种潜艇内外磁场推算算法的实验验证[J]. 海军工程大学学报, 2010, 22(1): 83-86.  
WANG Jing, LIU Shengdao, SU Guangdong. An experimental verification of conversation of magnetic field inside and outside submarine [J]. Journal of Naval University of Engineering, 2010, 22(1): 83-86. (in Chinese)
- [7] 连丽婷, 肖昌汉, 杨明明, 等. 基于粒子群改进神经网络的舰艇磁场推算模型[J]. 上海交通大学学报, 2011, 45(6): 809-813.  
LIAN Liting, XIAO Changhan, YANG Mingming, et al. The model of ship's magnetic field extrapolation based on neural network improved by particle swarm optimization [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2011, 45(6): 809-813. (in Chinese)
- [8] 连丽婷, 杨明明. 基于径向基神经网络的舰艇磁场推算模型[J]. 舰船电子工程, 2013, 33(5): 161-162, 171.  
LIAN Liting, YANG Mingming. Model of ship's magnetic field extrapolation based on radical basis function neutral network [J]. Ship Electronic Engineering, 2013, 33(5): 161-162, 171. (in Chinese)
- [9] 王国胜, 钟义信. 支持向量机的若干新进展[J]. 电子学

- 报, 2001, 29(10): 1397 - 1400.
- WANG Guosheng, ZHONG Yixin. Some new developments on support vector machine [J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(10): 1397 - 1400. (in Chinese)
- [10] 白焱, 甘旭升, 董鑫, 等. 集对分析和 LS-SVM 相结合的装备研制风险综合评价法[J]. 国防科技大学学报, 2016, 38(6): 173 - 179.
- BAI Yan, GAN Xusheng, DONG Xin, et al. Weapon system development risk comprehensive assessment method with set pair analysis and LS-SVM[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2016, 38(6): 173 - 179. (in Chinese)
- [11] 万鹏. 基于流形学习的主轴系统故障诊断方法研究[D]. 北京: 北京信息科技大学, 2012: 43 - 51.
- WAN Peng. Method research of fault diagnosis in spindle system based on manifold learning [D]. Beijing: Beijing University of Information Technology, 2012: 43 - 51. (in Chinese)
- [12] 周耀忠, 张国友. 舰船磁场分析计算[M]. 北京: 国防工业出版社, 2004: 187 - 208.
- ZHOU Yaozhong, ZHANG Guoyou. Vessels' magnetic field analysis and calculations [M]. Beijing: National Defense Industrial Press, 2004: 187 - 208. (in Chinese)