

文章编号: 1672-2892(2010)06-0697-05

基于 GA-LSSVM 的多信息融合算法

梁雨林¹, 吴萍², 刘毅³

(1.重庆电网建设有限公司, 重庆 400039; 2.重庆大学 电气工程学院, 重庆 400044; 3.贵阳供电局, 贵州 贵阳 550081)

摘要: 由于在多传感器测控系统中被测系数与相关参数之间存在着非线性关系, 提出了一种基于遗传和最小二乘支持向量机(GA-LSSVM)的多信息融合模型及算法, 借助其优越的全局最优搜索能力进行参数的优化。这种方法为小样本、非线性、高维数的多传感器信息融合问题的建模提供了一种有效途径。通过对一个简单的低压负荷电路系统进行算例分析表明, 基于最小二乘支持向量机的多传感器信息融合模型及算法在测量准确度和推广性能上都具有一定的优越性。

关键词: 多传感器信息融合; 最小二乘支持向量机; 遗传算法; 模型

中图分类号: TN911; TP274.5

文献标识码: A

An algorithm of multiple information fusion based on GA-LSSVM

LIANG Yu-lin¹, WU Ping², LIU Yi³

(1.Chongqing Grid Construction Co., LTD, Chongqing 400039, China; 2.Electrical Engineering College, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 3.Guiyang Power Supply Bureau, Guiyang Guizhou 550081, China)

Abstract: In multiple sensor measurement and control system, there exists nonlinearity relationship between the tested coefficients and relevant parameters. A kind of model and algorithm of multiple sensor information fusion based on Genetic Algorithm and Least Squares Support Vector Machine(GA-LSSVM) are proposed in this paper. For improving accuracy of the model, genetic algorithm is recommended for parameter optimization because of its excellent global optimization ability. It is an effective way for modeling multiple sensor system of small sample, nonlinearity and high dimension. To verify the effectiveness of this method, a simple low-voltage load circuit system is adopted as an example, and the result shows that the model and algorithm have certain superiority in measuring precision and are easy to be promoted.

Key words: multiple sensor information fusion; Least Squares Support Vector Machine; genetic algorithm; model

多传感器信息融合(Multiple Sensor Information Fusion, MSIF)作为一种信息综合和处理技术, 将来自多传感器或多源的信息进行综合处理, 从而得到更准确、可靠的结论, 以达到更好地了解对象的目的。它是将传统学科和新技术相结合的一个新兴研究方向, 包括了信号处理、模式识别、估计理论、人工智能等众多学科领域的内容, 是一门实践性较强的应用技术。近年来神经网络广泛应用于信息融合技术中, 但是神经网络算法自身存在过学习问题、不能全局寻优等缺陷。

现代工业生产采用了大量的传感器来监测和控制生产过程, 各传感器提供的信息的时间、表达等均不同, 在传统的信息处理方式中, 传感器采集的信息都是独立地进行加工处理, 这导致了工作量的增加, 也孤立了各传感器信息之间的联系, 丢失了信息的有机组合所蕴含的信息特征。因此信息融合技术的出现得到了广泛关注。目前研究信息融合技术的方法主要分为基于统计理论的融合、基于最小二乘原理的融合和智能融合3类, 近年来, 模糊逻辑系统、人工神经网络等软计算方法的迅速发展为信息智能融合提供了坚实的理论基础^[1]。

二十世纪六七十年代 Vapnik 创立了专门研究小样本情况下机器学习规律的统计学习理论^[2], 并发展了一种新的学习方法——支持向量机(Support Vector Machine, SVM)。相对于神经网络本身存在的网络过学习问题、不能

全局寻优、实现过程中带有很大的经验成分等局限性^[3]，支持向量机具有严格的数学基础，它建立在统计学习理论的 VC 维和结构风险最小化原理的基础上，根据有限样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折中，较好地解决了过学习和欠学习问题，可以克服神经网络难以避免的缺陷，有泛化能力强、不过分依赖样本的数量和质量、收敛到全局最优等优点^[4]。而最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machine, LS-SVM)是在支持向量机的基础上发展而来的，能快速得到模型参数的解析解。因此本文将最小二乘支持向量机引入到信息融合方法研究中，提出了一种基于 GA-LSSVM 的多传感器信息融合方法，并通过具体的算例表明该方法的有效性。

1 基于 GA-LSSVM 的多信息算法

在工业测控系统中,多传感器信息融合系统结构如图 1 所示,对于此检测系统,有 n 个传感器提供对象信息,并有 m 个融合节点对这些信息进行融合。传感器 1 和 2 的输出信息 S_1 和 S_2 在融合节点 1 融合成新的信息 S_{12} ,它再与 S_3 在节点 2 融合成 S_{123} 。最终 n 个信息被融合成一个结果信息 S 送入到融合数据库中。常用的信息融合算法主要有最小二乘法、卡尔曼滤波、贝叶斯估计法、D-S 证据决策理论、聚类分析、模糊逻辑、神经网络、遗传算法等^[5],它们中有的依赖于概率分布,有的依赖于信度函数以及模糊隶属度等。

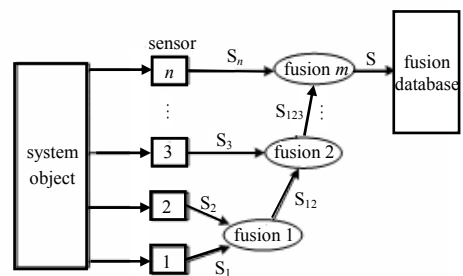


Fig.1 Structure of multi-sensor information fusion system
图 1 多传感器信息融合系统结构

最小二乘支持向量机是在支持向量机基础上提出的一种改进算法,最初由 Suykens 等人提出并应用于分类问题^[6],后来推广到回归问题^[7],它用训练误差的平方代替了松弛变量,并把解二次规划问题转化为求解线性方程组问题,从而提高了求解问题的速度和收敛精密度^[8]。

对于图 1 中的融合过程,用最小二乘支持向量机可以表示成:对于一个有 n 维输入的参数 x 以及一维输出的 y ,根据 m 个独立分布的观测样本 $\{(x_i, y_i) | i=1, 2, \dots, m\}$,求一个最优函数 $f(x)$ 来表示 x, y 之间的关系,其结构如图 2 所示。

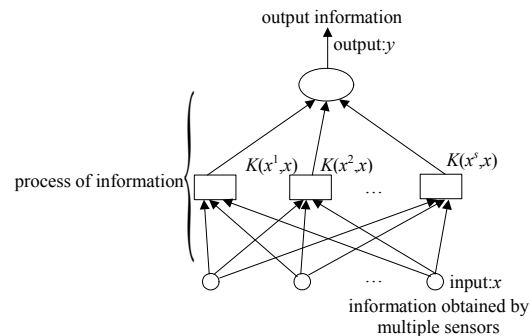


Fig.2 Multi-sensor information fusion model based on least squares support vector machine
图 2 最小二乘支持向量机算法的多传感器信息融合模型

为了求解 $f(x)$,首先用一个非线性映射 $\varphi(x)$ 把样本从原空间映射到高维特征空间,并构造最优决策函数,将非线性估计函数转换为高维特征空间的线性估计函数,从而取得原空间非线性回归的效果。这样最优函数 $f(x)$ 可以表示为:

$$f(x) = \mathbf{w}^T \varphi(x) + b \tag{1}$$

因此,这个问题就变成了根据已知的 m 个样本,确定向量 \mathbf{w} 和标量 b 。对于这样的一个回归问题求解,最小二乘支持向量机在支持向量机的基础上,把问题转化为求解如下的一个约束优化问题:

$$\begin{cases} \min J(\mathbf{w}, e) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^m e_i^2 \\ \text{s.t. } y_i = \mathbf{w}^T \varphi(x_i) + b + e_i \quad i=1, 2, \dots, m \end{cases} \tag{2}$$

式中: \mathbf{w} 为权值向量; e_i 为误差变量(相当于 SVM 的松弛因子 ξ); γ 是调整参数因子。引入拉格朗日乘子求解该优化问题, Lagrange 函数为:

$$L(\mathbf{w}, b, e, a) = J(\mathbf{w}, e) - \sum_{i=1}^m \alpha_i \{ \mathbf{w}^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i \} \tag{3}$$

式中 α_i 为 Lagrange 乘子,对函数的各变量求偏导,并令偏导数为 0,得到如下方程组:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}}=0 \rightarrow \mathbf{w}=\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b}=0 \rightarrow \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i=0 \\ \frac{\partial L}{\partial e}=0 \rightarrow \alpha_i=\gamma e_i, i=1,2,\dots,m \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha}=0 \rightarrow \mathbf{w}^T \varphi(x_i)+b+e_i-y_i=0, i=1,2,\dots,m \end{cases} \quad (4)$$

在消去变量 \mathbf{w} 和 e 后得到对偶问题的一个线性 Karush-Kuhn-Tucker(KKT)系统:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}_m^T \\ \mathbf{1}_m & \Omega + I/\gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{1}_m^T = [1; \dots; 1]$; $y = [y_1; \dots; y_m]$; $\alpha = [\alpha_1; \dots; \alpha_m]$; $e = [e_1; \dots; e_m]$; $\Omega_{jk} = K(x_j, x_k)$, $j, k=1, \dots, m$, $K(x_j, x_k) = \varphi(x_j)\varphi(x_k)$ 为满足 Mercer 条件的核函数。

通过求解式(5)就可以得到 LS-SVM 的函数估计表达式:

$$f(x) = \sum_{i=1}^m \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (6)$$

这样,通过对 $f(x)$ 的求解,基于最小二乘支持向量机的多传感器信息融合模型就建立起来了。该模型的主要特点:

1) 最小二乘支持向量机建模过程与一般信息融合过程完全等效,将被测参数与相关参数之间模糊非线性关系转变为模型中的映射关系;

2) 模型的求解过程避免了解二次规划问题,使得计算速度加快,适用于解决大规模数据的计算问题;

3) 模型核函数以及参数的确定非常重要,优秀的参数组合能提高系统的融合测试精密度。

在模型的建立过程中尤为重要是核函数的选择以及最优参数的选取。目前常用的核函数有多项式核函数、线性核函数、径向基函数、多层感知机函数、样条函数以及傅里叶级数等。不论函数中的参数如何选择,除了多层感知机函数以外的核函数都满足 Mercer 条件^[9],这些核函数各有特点,要根据实际的问题来进行分析、选择,但是一般来说,最为常用的是径向基核函数,它可以使得最小二乘支持向量机获得一个非常平滑的估计,而且其核值范围为(0,1),使得计算过程相对简单一些。

对于最优参数的选择,现在主要有 2 种方法:一种是根据经验的“试凑”法,这对于理解建模的过程以及参数对模型精密度的影响有一定的益处,但是其经验性强,在较大的寻优范围内得到最优参数的效率低;另外一种是利用编程来实现自动寻优,这类方法常用的是基于交叉验证的网格搜索法、留一法、遗传算法、蚁群算法等。其中遗传算法(Genetic Algorithm, GA)搜索能表现出智能化搜索的优势,在复杂问题上具有很好的性能,可以在较短时间内找到满意的模型参数,从而为提高模型精密度做出贡献^[10]。因此本文将利用遗传算法实现参数寻优,从而建立最小二乘支持向量机模型,简称其为 GA-LSSVM 模型,其通过遗传算法在模型参数空间中寻找获得最佳性能的模型参数值,目的在于进一步提高学习能力和速度。

利用图 2 的模型,进行实际参数的多传感器信息融合时的主要步骤如下:

1) 根据实际系统要求确定输入传感器 x 的个数,并将传感器信息作为模型的输入;

2) 采集各传感器数据,生成训练样本以及测试样本;

3) 选择合适的核函数,对将要寻优的参数选用适当的编码方式并编写适应度函数用于评价群体中个体的优劣程度;产生初始化种群,调用最小二乘支持向量机算法计算其适应度,若满足收敛条件就输出群体中的最佳个体作为最优参数值,若不满足则进行遗传算法操作(选择、交叉、变异)产生新的种群,并再次计算适应度,直到满足收敛条件为止;

4) 将用遗传算法寻优得到的最优参数组合,利用最小二乘支持向量机算法建立输入、输出间的非线性映射关系 $f(x)$;用测试样本进行测试,若满足系统精密度要求,则 $f(x)$ 即为多传感器信息融合应用系统模型,实现了对被测参数的检测。否则,重新选择核函数或者改变遗传算法过程中的相关算法,重复步骤 3),4),直到满足系统精密度要求为止。

2 算法的应用实例

随着电力电子技术的飞速发展,各种电力电子装置在电力系统、工业及家庭中的应用日益广泛,谐波所造成的危害日趋严重,在对谐波的分析 and 治理过程中,谐波源产生的谐波电流含量非常重要。因此,基于上述的信息融合模型及算法,本文针对民用负荷中常见的电容滤波二极管桥式整流单相负荷进行研究,其电路结构如图3所示。缓冲电路由电阻和电容串联组成,与二极管并联连接,当直流侧接 $R=20\ \Omega$ 的电阻时该负荷满载运行, MATLAB 仿真得到的交流侧各次谐波电流含量与实测的 SONY 29 英寸彩色电视机的谐波电流含量相同^[11],因此本文利用仿真来获取训练样本和测试样本。

经过分析,发现该电路的交流侧谐波含量主要与供电端基波电压、滤波电容、负载3个参数有关,谐波电流中,3次谐波电流含量最大,因此选择维数为3的输入参数 x 来进行信息融合,用以测量交流侧产生的3次谐波电流大小。在正常的工作范围内,利用 MATLAB 仿真获取了600组学习数据,以其中550组作为训练样本,50组作为测试样本,为了提高模型精密度,应该对训练数据进行归一化处理,因此本文将采用最大最小规格化方法,利用式(7)归一化学习数据集,使其取值范围为 $[-1,1]$,并以平均相对误差 ε_{MRE} 和平均绝对误差 ε_{MAE} 来衡量模型的精密度。

$$v' = 2 \frac{v - \min A}{\max A - \min A} - 1 \quad (7)$$

$$\varepsilon_{\text{MRE}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{y(x_i) - y_i}{y_i} \right| \quad (8)$$

$$\varepsilon_{\text{MAE}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y(x_i) - y_i| \quad (9)$$

对该系统进行径向神经网络建模,其中径向基的扩展常数 spread 设为 0.28,误差目标值 goal 设为 0,最大神经元数为 300。

对上述算例在利用基于遗传算法的最小二乘向量机算法建模的过程中,选择径向基函数作为核函数,则模型需要确定的是正则化参数 γ 和核函数参数 σ^2 ,在此模型中用遗传算法寻优得到的最优参数是 $\gamma=137\ 542.117\ 7$, $\sigma^2=15.354\ 559\ 85$ 。

利用径向神经网络以及 GA-LSSVM 两种算法建立的模型的精密度如表1所示,图4为2个模型的50个测试数据的实际值和模型输出值的绝对误差。从表1中可以看出利用基于遗传算法的最小二乘向量机建立的模型比径向神经网络建立的模型精密度高。

综上所述可以看出在该 GA-LSSVM 模型中,3次谐波电流含量与供电侧基波电压、负荷等特征参数的关系通过最小二乘支持向量机进行非线性映射,其中参数的自动寻优采用了遗传算法,最终建立了基于 GA-LSSVM 的信息融合评估模型,利用最小二乘支持向量机实现了信息融合,取得了良好的效果。

3 结论

本文提出了基于最小二乘支持向量机的多传感器信息融合算法,为了验证该算法的准确性,针对一个能模拟电视机的电容滤波二极管桥式整流电路,利用径向神经网络以及基于遗传算法的最小二乘支持向量机实现信息融合,建立了2个信息融合模型,通过模型的精密度对比,发现 GA-LSSVM 模型的精密度高,得到的主要结论如下:

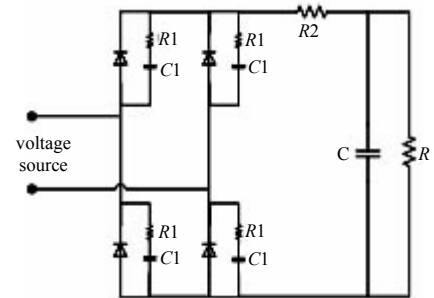


图3 二极管桥式整流电路
Fig.3 Diode bridge rectifier

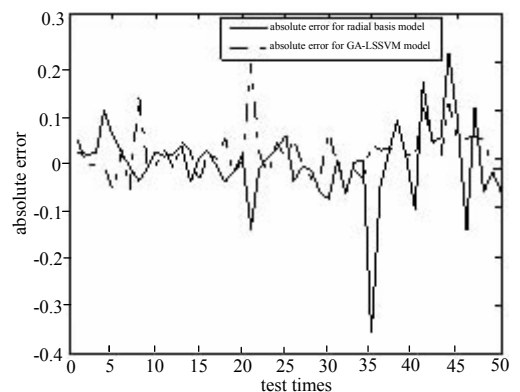


Fig.4 Absolute error of test data for models
图4 模型测试数据的绝对误差

表1 两种模型的精密度对比
Table1 Comparison of accuracy between two models

algorithm	ε_{MRE}	ε_{MAE}
radial basis function neural network	0.002 9	0.052 6
GA-LSSVM	0.001 8	0.035 9

1) 采用最小支持向量机的学习算法进行多传感器信息融合是可行的,可有效解决小样本、非线性、参数之间存在模糊关系的信息融合建模问题。

2) 该模型结构灵活,无需人工经验,能克服神经网络的局限性,可从实测数据集中直接建立模型,模型精密度高,具有一定的推广性。

3) 核函数的类型及相关参数的选择对融合精密度影响较大,采用遗传算法进行模型的参数寻优是一种有效而快速的方法。但是标准的遗传算法并不一定保证全局最优收敛,在一定的约束条件下才能收敛到全局最优值,在信息融合技术中这也是一个需要研究解决的问题。

参考文献:

- [1] ZADEH L A. Fuzzy logic,neural networks,and soft computing[J]. Communications of ACM, 1994,37(3):77-84.
- [2] Vapnik V N. 统计学习理论的本质[M]. 张学工,译. 北京:清华大学出版社,2000.
- [3] 周开利,康耀红. 神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计[M]. 北京:清华大学出版社,2004.
- [4] Nello Cristianini,John Shawer-Taylor. 支持向量机导论[M]. 北京:电子工业出版社,2004.
- [5] 袁南儿,杨东勇,林毅. 多传感器信息融合及其在工业控制中的应用[J]. 浙江工业大学学报,1999,27(4):281-286.
- [6] SUYKENS JAK,VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999(9): 293-300.
- [7] SUYKENS JAK. Nonlinear modeling and support vector machines[C]// IEEE Instrumentation and measurement technology conference.Budapest,Hungary:Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. 2001:287-295.
- [8] 张浩然,汪晓东. 回归最小二乘支持向量机的增量和在线式学习算法[J]. 计算机学报,2006,29(3):400-406.
- [9] 荣海娜,张葛祥,金伟东. 系统辨识中支持向量机核函数及其参数的研究[J]. 系统仿真学报,2006,18(11):3204-3208.
- [10] 雷英杰,张善文. MATLAB 遗传算法工具箱及应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2005.
- [11] 李建超. 配电网谐波调查及谐波网损计算[D]. 山东:山东大学,2008.

作者简介:



梁雨林(1970-),男,工程师,研究方向为电力系统自动化与应用.email:Lqzheng64@cqu.edu.cn.

关于举办富士通半导体两岸三地 MCU 电子设计竞赛的通知

各省、市、自治区相关高校:

为了进一步推动两岸三地电子设计教育领域的沟通以及创新型人才培养的发展,切实加快 MCU 产业研发应用进程,提升高校电子设计相关专业建设水平,推动高校人才培养模式和实践教学的改革,加强大学实践能力、创新能力、团队精神的培养,展示当代大学生风采,经研究决定,于2010年11月15日启动富士通半导体两岸三地 MCU 电子设计竞赛,请各地有关高校积极参赛、认真准备、精心安排,以期通过本次大赛激发学生的钻研精神和创新热情,带动两岸三地学生学习交流,为我国电子信息产业发展输送优秀人才。

本次大赛由中国电子学会主办,富士通半导体(上海)有限公司承办,组委会设在富士通半导体(上海)有限公司,大赛章程及有关竞赛组织、时间安排、竞赛要求等具体工作及大赛相关注意事项均请登陆大赛官方网站<http://cn.fujitsu.com/fss/mcucontest/>或致组委会。

电子学会联系人:王新霞 010-68229381-815

大赛组委会联系人:张佳佳

联系电话:021-61464393; 传真:021-63351610

邮箱:2010_mcucontest@cn.fujitsu.com

2010年11月10日