

基于改进 LS-SVM 的来波方位估计

李鹏飞^{1,2}, 张 旻^{1,2}

(1. 解放军电子工程学院 309 研究室, 合肥 230037; 2. 安徽省电子制约技术重点实验室, 合肥 230037)

摘要: 提取已知方位信号的协方差矩阵的上三角部分作为样本特征, 构建方位估计模型。针对最小二乘支持向量机最优参数难以选定的问题, 采用实值编码的启发式遗传算法, 以模型的来波方位估计性能为目标, 实现基于高斯核函数的 SVM 参数优化, 提高了来波方位估计精度。实验结果表明, 该方法估计精度较高、实时性好, 在无线电测向领域具有广阔应用前景。

关键词: 最小二乘支持向量机; 遗传算法; 来波方位; 估计

Incoming Wave Direction Estimation Based on Improved LS-SVM

LI Peng-fei^{1,2}, ZHANG Min^{1,2}

(1. Research Laboratory 309, PLA Electronic Engineering Institute, Hefei 230037;

2. Anhui Province Key Laboratory of Electronic Restricting Technique, Hefei 230037)

【Abstract】 This paper extracts the upper triangular half of the covariance matrix of knowing direction signals to construct the direction estimation model. Aiming at the problem that the best parameter of Least Squares-Support Vector Machine(LS-SVM) is hard to select, it uses real-coded heuristic genetic algorithm. Aiming at the approximate performance estimation of model incoming wave direction, it optimizes the parameters of LS-SVM with Gauss kernel function. The estimation precision is improved. Experimental results show that this method has high precision, high real-time performance and a broad application future in wireless direction finding field.

【Key words】 Least Squares-Support Vector Machine(LS-SVM); genetic algorithm; incoming wave direction; estimation

1 概述

传统的高分辨率测向算法, 如 MUSIC(多重信号分类法) 存在计算量大、难以进行实时处理等问题。因此, 采用智能学习、软建模进行来波方位估计的新方法被广泛关注, 如文献[1-2]利用神经网络进行估计。但神经网络存在以下问题: (1)求解复杂问题时, 必须有很大的网络结构; (2)学习时收敛速度慢, 容易陷入局部最优或出现过学习。

支持向量机建立在统计学习理论和结构风险最小化原则上, 避免了局部极小点, 并能有效解决过学习问题, 具有良好的可扩展性和较好的分类精度^[3]。Suykens J A K 提出最小二乘支持向量机(Least Squares-Support Vector Machine, LS-SVM), 使求解速度相对加快, 但模型的参数对其性能影响较大。本文利用启发式遗传算法对 LS-SVM 中的参数进行优化, 以模型预测的能力为目标函数, 实现优化 LS-SVM 性能、精确估计来波方位的目的。

2 基于 LS-SVM 的来波方位估计

基于 LS-SVM 的来波估计可以看成映射 $F: x^d \rightarrow \theta$ 。即提取包含来波方位信息的特征参数作为模型输入, 通过 LS-SVM 模型的非线性映射得到来波方位角的估计值。本文采用归一化的协方差矩阵上三角元素作为网络输入。

基于高斯核函数的 LS-SVM 非线性回归模型可表示为

$$F(x) = \sum_{i=1}^l w_i \exp(-\|x - x_i\|^2 / 2\delta^2) + b \quad (1)$$

其中, l 为支持向量数; x_i 是作为支持向量的样本因子向量; x 为输入特征; w_i, b 为待定系数, 通过求解下式得到:

$$\begin{cases} \min_{w,b,e} J(w,e) = \frac{1}{2} w^T w + \gamma \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e_k^2 \\ \text{s.t. } y_k = w^T \cdot \phi(x_k) + b + e_k \end{cases} \quad (2)$$

正则化参数 γ 和核宽度 δ 是最小二乘支持向量机必须调整的 2 个参数。参数的取值将决定模型的训练和泛化性能, 直接影响来波方位估计的精度。

3 基于遗传算法的 LS-SVM 模型参数自动选择

遗传算法^[4]在解空间随机产生多个起始点同时开始搜索, 由适应度函数指导搜索方向, 是一种能在复杂搜索空间快速寻求全局最优化的搜索技术, 可以处理最佳核宽度 δ 和正则化参数 γ 这一复杂的连续参数优化问题。

3.1 编码方式及区间选择

采用实值编码策略, 将 γ 和 σ 组成一个染色体(γ, σ)进行编码。宽度系数 σ 反映了各支持向量相互间的激励程度, 实验中可确定 σ 的搜索空间为

$$\left[\min \|x(j) - x(i)\|^2 \times 10^2, \max \|x(j) - x(i)\|^2 \right]$$

正则化参数 γ 是对预测精度和泛化能力进行调整的一个折中参数, 其取值范围为 [1, 1 000]。

3.2 适应度函数

衡量预测值与实测值差别的变量常采用平均相对变动值, 定义为

$$ARV = \frac{\sum_{i=1}^N [\theta(i) - \hat{\theta}(i)]^2}{\sum_{i=1}^N [\theta(i) - \bar{\theta}(i)]^2} \quad (3)$$

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60972161); 安徽省重点实验室基金资助项目

作者简介: 李鹏飞(1983 -), 男, 硕士研究生, 主研方向: 通信信号分析, 智能信息处理; 张 旻, 教授、博士

收稿日期: 2009-10-28 E-mail: ceeli_li@163.com

其中, N 为样本的个数; $\theta(i)$ 为样本实测值; $\bar{\theta}(i)$ 为样本平均值; $\hat{\theta}(i)$ 为样本预测值。将最小化泛化指标转化为最大化的适应度函数, 即

$$f_i = 1/ARV \quad (4)$$

3.3 遗传算子

采用启发式搜索策略, 实现模型参数的寻优。根据种群进化情况, 动态调整遗传算子, 维持种群的多样性, 并克服早熟或加快搜索速度。

(1) 选择算子

设群体大小为 n , 若个体 i 的适应度为 f_i , 则其被选择的概率 p_i 为

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^N f_i} \quad (5)$$

(2) 交叉算子

交叉算子设计为具有数值特点的向量线性组合。如果有 2 个个体 S_a 和 S_b 交叉, 则产生的子代个体为

$$S_a' = \lambda S_a + (1-\lambda)S_b \quad (6)$$

$$S_b' = \lambda S_b + (1-\lambda)S_a \quad (7)$$

其中, λ 为 (0,1) 之间的随机数。

(3) 变异算子

对于子代染色体中的每个位置, 变异算子以概率 P_m 随机选择一个值, 并与该输入位置上的权值相加。本文采用如下自适应变异概率:

$$P_m = \frac{\exp(-1.5 \times t/2)}{\text{pop_size} \times \sqrt{L}} \quad (8)$$

其中, t 是进化代数; L 是染色体长度。

3.4 算法步骤

采用启发式遗传算法优化 LS-SVM 参数进行来波方位估计的算法步骤如下:

(1) 产生训练样本和测试样本;

(2) 产生 γ 和 σ 的初始值, 组成染色体 $\theta=(\gamma, \sigma)$, 进行编码形成初始种群, 本文中初始种群数为 16;

(3) 对每条染色体进行解码, 用解码后的参数和训练样本建立 LS-SVM 方位估计模型, 用测试样本集按式(3)对模型进行评估并得到适应度函数 $f_i = 1/ARV$;

(4) 对父代种群进行遗传操作(选择、交叉、变异), 产生下一代种群;

(5) 判断是否满足遗传算法终止条件, 如果满足, 则转步骤(6), 否则转步骤(3);

(6) 输出适应度函数最大个体对应的参数作为最优参数和相应的 LS-SVM 模型;

(7) 运用模型对未知来波方位信号进行方位估计。

4 仿真实验

实验 1 天线阵列采用均匀的五元圆阵, 半径为 0.75 m。训练样本参数如下: 信噪比为 15 dB; 频率为 100 MHz~200 MHz, 步进 5 MHz; 角度为 0~360°, 步进 5°; 共 1 440 组。选择 123 MHz, 142 MHz, 173 MHz 和 196 MHz 4 个频率点, 在 0~360° 范围内, 随机产生 160 组测试样本(测试样本与训练样本不重合)。按 3.4 节描述的算法对 SVM 模型进行优化, 图 1 是适应度变化曲线, 表 1 给出了不同方法的性能比较, 其中, RBF 为文献[1]方法。实验环境如下: 主频 3.0 GHz 的 P4 PC 机, Matlab7.0 平台。

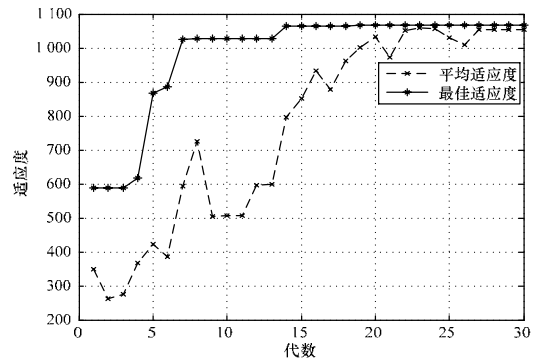


图 1 适应度变化曲线

表 1 4 种方法的性能比较

方法	参数		均方根误差/(°)	测试时间/s
	γ	σ		
LS-SVM	10	10.0	1.84	0.005
改进的 LS-SVM	102	25.6	0.78	0.006
RBF	-	-	1.23	0.008
MUSIC	-	-	2.01	1.300

从图 1 可以看出, 采用启发式的遗传算法经过 15 代遗传操作后, 适应度函数基本趋于稳定, 能得到相对最优的参数。从表 1 可以看出, 优化后 SVM 预测的精度提高了一倍以上, 高于 MUSIC 和 RBF 预测。在测试时间上, MUSIC 算法较慢, SVM 法和 RBF 神经网络法比 MUSIC 法快几百倍, 可以达到毫秒量级, 适用于实时测向。

实验 2 用优化后的参数建立模型, 训练样本与实验 1 相同, 测试样本在 100 MHz~200 MHz 范围内随机选择 10 个频率点, 角度按 15° 的步进产生。来波方位角估计值如图 2 所示。图 3 给出了 3 种算法在不同信噪比下的均方根误差。

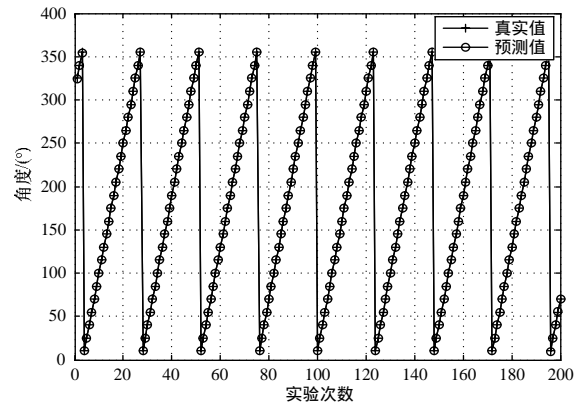


图 2 来波方位角估计值

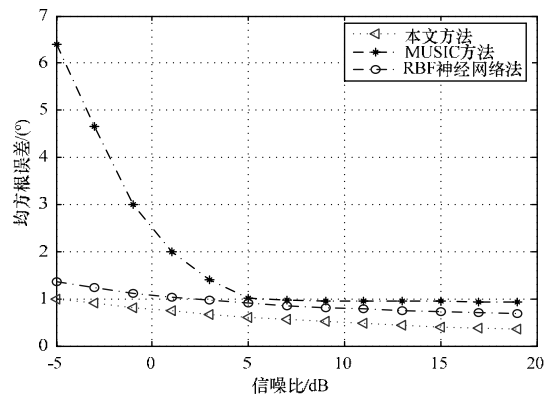


图 3 不同信噪比下的均方根误差

(下转第 209 页)