

基于人工鱼群优化 LS-SVM 的卫星钟差预报

刘继业, 陈西宏, 刘强, 孙际哲

(空军工程大学防空反导学院,陕西西安,710051)

摘要 针对导航卫星短期钟差预报精度不高的问题,提出了一种基于人工鱼群(AFSA)优化最小二乘支持向量机(LS-SVM)的卫星钟差预报方法。利用人工鱼群算法较强的全局寻优能力优化 LS-SVM 模型的惩罚参数和核宽度参数,避免人为选择参数的盲目性,提高了 LS-SVM 的泛化能力和预报精度。选取 IGS 产品中 4 颗典型卫星的钟差数据,分别采用人工鱼群优化 LS-SVM 模型、神经网络模型和灰色系统模型进行短期钟差预报,计算结果表明:人工鱼群优化 LS-SVM 模型的预报精度优于其它 2 种模型,尤其是在铷钟方面,预报误差在 0.5 ns 内,运行时间在 5 min 内。

关键词 卫星钟差;人工鱼群算法;最小二乘支持向量机

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2013.05.009

中图分类号 P228 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2013)05-0036-04

Satellite Clock Error Forecast Based on AFSA Optimization LS-SVM

LIU Ji-ye, CHEN Xi-hong, LIU Qiang, SUN Ji-zhe

(1. Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: Aimed at the poor performance of short term prediction of navigation satellite clock error, a method is proposed for prediction of satellite clock error based on the least square support vector machine (LS-SVM) and artificial fish-swarm algorithm (AFSA). To avoid the man-made blindness and enhance the efficiency of online forecasting, penalty parameter and kernel bandwidth parameter of LS-SVM are optimized by artificial fish-swarm algorithm with a rather good ability of global optimization based on AFSA model. The clock data of four typical GPS satellites are chosen and respectively used in three models to forecast short term clock error. The results show that the accuracy of LS-SVM based on model is superior to the other models, especially in the field of rubidium clock; the error is less than 0.5 ns, and running time is in 5 minutes. The work provides a new way for short term prediction of satellite clock error.

Key words: satellite clock error; AFSA; LS-SVM

在卫星导航定位系统中,时间同步是关键技术之一,时频的测量精度直接影响系统的导航、定位和授时精度^[1]。精密单点定位(Precise Point Positioning, PPP)中通常采用国际 GPS 服务组织(International GPS Service, IGS)或其数据分析中心提供

的精密钟差数据,最终星历产品的卫星钟差最高精度优于 0.1 ns,但是 13 d 后才能获取,不能满足实时单点定位要求。目前 IGS 还不能提供实时外推的精密卫星钟差,因此,必须对卫星钟差进行高精度预报。

收稿日期: 2013-03-13

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61172169)

作者简介: 刘继业(1989—),男,山东菏泽人,硕士生,主要从事高精度时间同步技术研究。

E-mail: liujiye899@163.com

人们提出了许多卫星钟差预报方法,主要分为统计分析法和机器学习法2大类。统计分析法多基于统计学多元线性回归或时间序列分析方法,对短期趋势性因素的模拟较精确,而原子钟对环境因素较敏感,很难用统计方法进行长期高精度的预报。而机器学习法通过模拟人类的思维过程建立历史和未来数据的非线性关系,在非线形预报领域显示出强大的优势。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是一种基于结构风险最小化准则的机器学习方法,最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machine, LS-SVM)是对标准支持向量机的一种深化,降低了算法的计算复杂度,提高了求解速度^[2-4]。基于SVM的钟差预报有效地解决了传统统计分析方法中样本数目多、非线性预报精度低等问题,具有较高的预报精度。

文献[3]指出在LS-SVM算法中惩罚参数 c 与核宽度参数 σ 的选择与确定对预报结果有较大的影响。人工鱼群算法(Artificial Fish-swarm Algorithm, AFSA)是一种模拟鱼类觅食、聚群、追尾行为的优化算法,具有较好的泛化能力、较强的鲁棒性,并且对初值要求不高,可用于寻找全局最优解^[4-7]。本文提出一种基于人工鱼群优化LS-SVM的卫星钟差预报模型,为卫星钟差预报提供了一种简便和精度更高的方法。

1 基于人工鱼群优化 LS-SVM 模型

1.1 LS-SVM 回归模型

设训练数据为 $(x_i, y_i) (i=1, 2, \dots, l)$, $x_i \in \mathbf{R}^n$ 为输入样本, $y_i \in \mathbf{R}^n$ 为输出样本。LS-SVM优化目标为:

$$\min_{\omega, b, \xi} \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{c}{2} \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \quad (1)$$

$$\text{s.t. } y_i - \omega^T \phi(x_i) - b = \xi_i$$

式中: $\phi(x_i)$ 为映射函数; ξ_i 为松弛变量; ω 为权向量; b 为偏差。引入拉格朗日函数对其进行求解,可得LS-SVM回归模型为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha \phi^T(x_i) \phi(x_i) + b \quad (2)$$

式中, α 为拉格朗日乘子,令 $K = \phi^T(x_i) \phi(x_i) = K(x, x_i)$, K 为核函数。于是:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha K(x, x_i) + b \quad (3)$$

本文采用径向基函数: $K(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / 2\sigma^2)$ 。

寻找合适的 c 和 σ 是整个优化问题的关键, c 决定了训练误差的大小和泛化能力的强弱; σ 反映了训练样本数据在高维特征空间分布的复杂程度。目前还没有统一的方法获取LS-SVM参数的最佳取值,常用的方法是网格搜索法,通过不断实验来得到满意的结果^[8]。本文采用人工鱼群算法,优化选择LS-SVM回归模型中的2个重要参数,以提高模型的泛化性能。

1.2 人工鱼群优化 LS-SVM 钟差预报方法

设人工鱼个体状态 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$,其中 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为各寻优变量;人工鱼个体当前所在位置的食物浓度 $Y = f(X)$; d_{ij} 为各人工鱼个体间的距离;Visual为人工鱼个体的视野范围;Step为人工鱼个体的移动步长; δ 为拥挤度因子。人工鱼个体行为数学描述见文献[6]。

为提高数据利用率,LS-SVM模型采用滚动训练方式,设有 m 个训练样本,首先建立过去 p 个时刻的钟差值 (x_1, x_2, \dots, x_p) 与 (x_{p+1}) 之间的映射关系,然后将训练窗口后移,直到 $(x_{m-p}, x_{m-p+1}, \dots, x_{m-1})$ 与预报的目标值 (x_m) 之间的映射关系。

得到训练样本之后,利用人工鱼群算法求解出 c 和 σ ,然后进行钟差预报,具体步骤如下:

STEP 1 对钟差数据进行分析,确定训练样本和测试样本,构造输入和输出矩阵。

STEP 2 人工鱼群算法初始化。初始化算法参数,包括设置群体规模 N 、最大迭代次数 M 、Visual、Step、 δ 。设置初始迭代次数 $m=0$,在控制变量可行域内随机生成人工鱼个体,形成初始鱼群。人工鱼的个体状态对应支持向量机的 c 和 σ 。

STEP 3 用训练样本训练LS-SVM,计算每个人工鱼个体周围的 Y_i ;

$$Y_i = 1 / \sum_{j=1}^l (y_j - y_i)^2 \quad (4)$$

式中: y_i 为第 i 个样本的实际值; y_i 为第 i 个样本的预测值; l 为测试样本个数。

STEP 4 比较各人工鱼个体当前位置的食物浓度值,取食物浓度为最大值者进入公告板,将此人鱼个体位置食物浓度及各个 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ 赋值给公告板。

STEP 5 各人工鱼分别模拟追尾和聚群行为,选择行动后食物浓度值较大的行为执行,缺省行为方式为觅食行为。

STEP 6 中止条件判断,即判断迭代次数是否已达到预置的最大次数,如果满足条件,将全局最优人工鱼状态映射为优化的LS-SVM模型的参数,如果不满足则返回STEP 3。

STEP 7 利用训练样本数据和 **STEP 6** 得出的参数对 LS-SVM 进行求解, 所得到的参数 α 和 b 代入式(5), 预报出 x_{m+1} 的估计值 x_{m+1}^* 。

STEP 8 由 $(x_{m-p+2}, x_{m-p+3}, \dots, x_{m+1}^*)$ 预报出 x_{m+2}^* 。

STEP 9 依次向前类推, 得到钟差数据的 L 步预报值 x_{m+L}^* 。

2 算例分析

以 2012 年 6 月 10 日事后精密钟差数据作为训练样本, 采样周期 $\tau=15 \text{ min}$, 共有 96 个数据。以 2012 年 6 月 11 日 0 时至 6 时的精密钟差数据作为检验样本, 共有 24 个数据。目前 GPS 共有 4 种类型卫星钟, 为便于比较, 各取一颗代表性卫星钟, 采用编号为 PRN01、PRN10、PRN15 和 PRN28 的 4 颗卫星。

首先对人工鱼群参数进行初始化, 设定鱼群规模为 40, $\text{Visual}=0.5$, $\text{Step}=0.005$, $\delta=1.5$ 。算法达到停止条件为最大迭代次数 500 或达到收敛精度 10^{-12} , 初始化模型参数 (c, σ) 的范围: $c=[0, 1\ 000]$, $\sigma=[0, 10]$, 以避免盲目搜索。

用同样的数据样本分别采用 BP 神经网络模型和灰色系统模型进行同样时长的钟差预报, 为了定量评价各种模型的预报精度, 采用平均误差 (ME) 和均方根误差 (RMSE) 作为评估依据, 计算公式分别为:

$$\text{ME} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

$$\text{RMSE} = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \right]^{1/2} \quad (5)$$

式中: n 为预测点个数; y_i 为实际值; \hat{y}_i 为预测值。各种模型的预报误差结果见表 1 和图 1。

表 1 3 种模型的卫星钟差预报误差统计结果及运行时间

Tab.1 Statistics for satellite clock error prediction and running time of three models

卫星编号	AFSA 优化 LS-SVM 模型			神经网络模型			灰色系统模型		
	ME/ns	RMSE/ns	运行时间/s	ME/ns	RMSE/ns	运行时间/s	ME/ns	RMSE/ns	运行时间/s
PRN01	0.237 3	0.240 8	278	0.632 9	0.653 1	175	0.566 6	0.575 6	53
PRN10	4.975 0	5.119 6	261	12.457 3	12.544 7	188	11.378 1	11.423 1	51
PRN15	0.367 9	0.425 7	265	1.304 3	1.343 0	172	1.317 7	1.336 6	52
PRN28	0.823 3	0.885 3	243	2.358 1	2.421 1	169	1.772 3	1.792 6	51

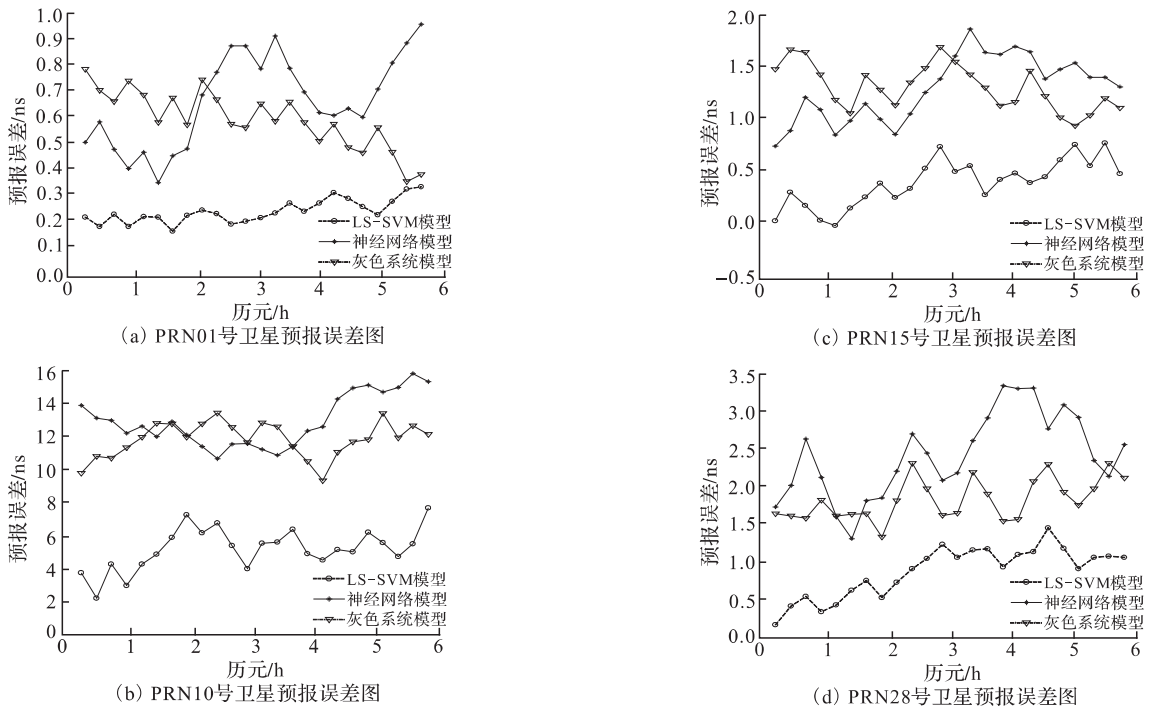


图 1 4 种卫星钟差预报误差图

Fig.1 Prediction error of 4 GPS satellites

分析并比较结果,可以得出以下结论:

1)3种方法预报的误差均在 ns 级别。由于卫星原子钟的特性不同,不同类型卫星钟差预报精度差别较大,不论采用哪一种方法,卫星 PRN01 和卫星 PRN15 预报精度比较高,预报误差在 2 ns 内,卫星 PRN10 精度最差,预报误差最大可达到 15 ns。

2)采用人工鱼群优化 LS-SVM 模型的预报精度最高,预报误差仅为神经网络模型和灰色系统模型的 30%~50%,尤其是在铷钟方面,预报误差在 0.5 ns 内,说明人工鱼群算法比较准确地寻找到了 LS-SVM 模型的最优参数,人工鱼群优化 LS-SVM 模型较神经网络模型有更强的泛化能力和预测能力,验证了该模型的有效性。

3)人工鱼群优化的 LS-SVM 模型预报精度比神经网络模型和灰色系统模型有明显提高,运行时间也随之提高,但均在 5 min 内运行完毕。由于预报时间为 6 h,5 min 的运行时间完全满足实时导航需要。

3 结语

本文建立了基于 LS-SVM 的卫星钟差预报模型,运用人工鱼群算法对模型的 c 和 σ 进行了优化,克服了 LS-SVM 参数选择的盲目性。通过实例进行了计算分析,结果表明:基于人工鱼群优化的 LS-SVM 模型提高了卫星短期钟差预报精度,在铷钟方面,预报误差在 0.5 ns 内。

参考文献(References):

- [1] 唐升,刘娅,李孝辉.星载原子钟自主完好性监测方法研究[J].宇航学报,2013,34(1):39-45.
TANG Sheng, LIU Ya, LI Xiaohui. A study on on-board satellite atomic clock autonomous integrity monitoring [J]. Journal of astronautics, 2013, 34(1):39-45. (in Chinese)
- [2] 张展羽,陈子平,王斌,等.基于自由搜索的 LS-SVM 在墒情预测中的应用[J].系统工程理论与实践,2010,30(2):201-206.

- ZHANG Zhanyu, CHEN Ziping, WANG Bin, et al. Soil moisture content series prediction based on LS-SVM within free search[J]. Systems engineering theory & practice, 2010, 30(2): 201-206. (in Chinese)
- [3] 张鹏,倪世宏,谢川.支持向量机增量学习中模型参数选择问题研究[J].空军工程大学学报:自然科学版,2011,12(5):5-9.
ZHANG Peng, NI Shihong, XIE Chuan. Parameter selection of support vector machine based incremental learning method[J]. Journal of air force engineering university: natural science edition, 2011, 12(5):5-9. (in Chinese)
- [4] 何萌.基于 LS-SVM 的无人机费用预测[J].空军工程大学学报:自然科学版,2008,9(1):22-25.
HE Meng. Cost prediction of UAV using least squares support vector machines [J]. Journal of air force engineering university: natural science edition, 2008, 9(1):22-25. (in Chinese)
- [5] 李晓磊.一种新型的智能优化方法——人工鱼群算法[D].杭州:浙江大学,2003.
LI Xiaolei. A new intelligent optimization method-artificial fish school algorithm [D]. Hangzhou: Zhejiang university, 2003. (in Chinese)
- [6] 陈安华,周博,张会福,等.基于改进人工鱼群算法的机械故障聚类诊断方法[J].振动与冲击,2012,31(17):145-158.
CHEN Anhua, ZHOU Bo, ZHANG Huifu, et al. A clustering method for mechanical fault diagnosis based on improved fish-swarm algorithm [J]. Journal of vibration and shock, 2012, 31(17):145-158. (in Chinese)
- [7] Ban Xiaojuan, Yang Yunmei, Ning Shurong, et al. A self-adaptive control algorithm of the artificial fish formation [C]//IEEE international conference on fuzzy systems. Korea: IEEE press, 2009:1903-1908.
- [8] Lau K W, Wu Q H. Local prediction of non-linear time series using support vector regression[J]. Pattern recognition, 2008, 41(5):1539-1547.

(编辑:田新华)