引文格式：边奇海,张莎薇,雷荣智,等. 基于CEEMDAN-IPSO-KELM模型的BDS卫星钟差预报[J]. 地理空间信息, 2025, 23(3): 13-17. doi:10.3969/j.issn. 1672-4623.2025.03.004

基于CEEMDAN-IPSO-KELM模型的BDS卫星钟差预报

边奇海[1]，张莎薇[1]，雷荣智[2]，刘子巍[3]，刘　敏[3]
（1. 浙江省国土勘测规划有限公司，浙江 杭州 310030；2. 浙江水利水电学院，浙江 杭州 310018；
3. 浙江省测绘科学技术研究院，浙江 杭州 310030）

摘　要：针对BDS卫星钟差数据呈非线性特征、难以准确预报的问题，结合自适应噪声完备集合经验模态分解（CEEMDAN）算法和核极限学习机（KELM）算法的优势，构建了组合钟差预报模型。首先充分利用CEEMDAN算法的信号分解能力自适应分解非平稳性钟差序列，并重构分解结果得到新的钟差序列；再利用改进粒子群优化（IPSO）算法优化KELM的核参数与正则化参数；最后重构不同钟差序列的预报结果，得到最终钟差预报结果。利用iGMAS提供的BDS钟差数据进行短期预报实验，结果表明该组合预报模型的单天和多天钟差预报精度均明显优于对比模型，丰富了现有BDS卫星钟差预报模型。

关键词：BDS；钟差预报；CEEMDAN；IPSO算法；KELM
中图分类号：P228.4　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）03-0013-05

BDS Satellite Clock Bias Prediction Based on CEEMDAN-IPSO-KELM Model

BIAN Qihai[1], ZHANG Shawei[1], LEI Rongzhi[2], LIU Ziwei[3], LIU Min[3]
(1. Zhejiang Provincial Land Survey and Planning Co., Ltd., Hangzhou 310030, China;
2. Zhejiang University of Water Resources and Hydropower, Hangzhou 310018, China;
3. Zhejiang Academy of Surveying and Mapping, Hangzhou 310030, China)

Abstract: Aiming at the nonlinear characteristics of BDS satellite clock bias data and the difficulty of accurate prediction, combining the complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN) algorithm and kernel extreme learning machine (KELM) algorithm, we constructed a new combined clock bias prediction model. Firstly, we used the signal decomposition ability of CEEMDAN algorithm to adaptively decompose the nonstationary clock bias sequence, and reconstructed the decomposition results to obtain new clock bias sequences. Then, we used the improved particle swarm optimization (IPSO) algorithm to optimize the kernel parameters and regularization parameters of KELM. Finally, we reconstructed the prediction results of different clock bias sequences to obtain the final clock bias prediction results. We used BDS clock bias data provided by the iGMAS to carry out short-term prediction experiments. The experimental results show that the prediction accuracy of model proposed in this paper is significantly better than that of the contrast models, whether it is single-day or multi-day clock bias prediction, which can enrich the existing BDS satellite clock bias prediction model.

Key words: BDS, clock bias prediction, CEEMDAN, IPSO algorithm, KELM

在全球导航卫星系统卫星导航与授时中，钟差参数质量与原子钟的稳定性存在直接关系，对于导航中的位置更新尤为重要[1]。星载原子钟在轨运行过程中，因受自身和外部环境影响，钟差数据呈现非线性、非稳定性特征，难以描述细致变化规律，限制了卫星钟差的精确预报[2]。为提升卫星钟差预报精度，专家学者进行了大量研究，早期的钟差预报模型包括周期项与多项式模型，周期项模型对显著周期的要求较高、适应性低，而多项式模型的预报误差会随时间的增加而显著增加，这两种模型很难描述钟差时间序列的非线性特征[3-4]；随后将最小二乘支持向量机、BP神经网络[5-6]等人工智能方法引入卫星钟差预报，性能得到一定提升，但仍存在不足；又提出了极限学习机神经网络，通过调节输出权值矩阵提升网络的训练速度与泛化性，但在隐含层节点数量设置方面具有局限性，在此基础上又衍生出核极限学习机（KELM）模型，以核函数映射替代隐含层节点映射，其中的关键参数为核参数与正则化系数[7]，将直接影响KELM性能。因此，本文提出了一种改进粒子群优化（IPSO）算法用于核参数与正则化系数的寻优；并针对卫星钟差序列存在的复杂非线性特征，引入自适应噪声完备集合经验模态分解（CEEMDAN）进行钟差序列分

项目来源：浙江省测绘科学技术研究院科研基金资助项目（DFP2021D0605）。
第一作者简介：边奇海（1996—），本科，工程师，从事测绘地理信息工作，E-mail：smismsh@sina.com。

解，降低钟差序列的复杂性，构建新的组合钟差预报模型，进行钟差预报实验。

1 预测模型

1.1 CEEMDAN原理

CEEMDAN由经验模态分解改进而来，能有效解决模态混叠、端点效应等问题，在缩短分解时间的同时提高数据质量。CEEMDAN进行信号分解的步骤为[8-9]：

1）将信号 $X(t)$ 中添加自适应白噪声 $e(t)$，即

$$X^i(t)=X(t)+\omega_0\varepsilon^i(t),\ i=1,2,\cdots,m \tag{1}$$

式中，$X^i(t)$ 加噪后信号；ω_0 为白噪声权值系数；m 为集成次数。

2）采用经验模态分解对 m 进行分解，得到第一个本征模态函数（IMF），即

$$\mathrm{IMF}_1(t)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{m}\mathrm{IMF}_1^i(t) \tag{2}$$

式中，n 为第一阶IMF分量的数量；$\mathrm{IMF}_1^i(t)$ 为第一阶IMF分量。

3）剔除第一个IMF分量，得到余量信号 $R_1(t)$。

4）向 $R_1(t)$ 中添加自适应白噪声，得到第二个IMF分量 $\mathrm{IMF}_2(t)$。

5）其余IMF分量的更新方式为：

$$R_k(t)=R_{k-1}(t)-\mathrm{IMF}_k(t) \tag{3}$$

$$\mathrm{IMF}_{k+1}(t)=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}E_k(R_k(t)+\omega_k\varepsilon^i(t)) \tag{4}$$

6）重复上述步骤，当 $R_k(t)$ 为单调信号时，停止分解。

1.2 排列熵算法

排列熵算法的具体步骤为[10]：

1）采用相空间对钟差序列 $\{X(t),t=1,2,\cdots,M\}$ 进行重构，则有：

$$\begin{bmatrix} X(1) & X(1+\lambda) & \cdots & X(1+(\alpha-1)\lambda) \\ \cdots & \cdots & & \cdots \\ X(j) & X(j+\lambda) & \cdots & X(j+(\alpha-1)\lambda) \\ \cdots & \cdots & & \cdots \\ X(J) & X(J+\lambda) & \cdots & X(J+(\alpha-1)\lambda) \end{bmatrix} \tag{5}$$

式中，λ 为延迟时间；α 为嵌入维数；$j=1,2,\cdots,J$，$1\leqslant J\leqslant M-(\alpha-1)\lambda$。

2）若重构矩阵中存在两个及以上的值相同，则从索引1开始，从小到大排序。

3）在矩阵中重构钟差序列的每一行获得一组符号集 $Z(g)=\{l_1,l_2,\cdots,l_\alpha\}$，$g=1,2,\cdots,G$，$G\leqslant\alpha!$，其中 $Z(g)$ 为排列方式，G 为矩阵行向量可能存在的符号序列类型。

4）计算 $Z(g)$ 发生的概率 P_g，再根据Shannon熵确定IMF的排列熵值，即

$$PE_k(\alpha)=-\sum_{g=1}^{G}P_g\ln P_g \tag{6}$$

1.3 KELM算法

假设训练样本为 $(x_i,t_i)\in\boldsymbol{R}^n\times\boldsymbol{R}^n,i=1,2,\cdots,N$，其中 x_i 为样本输入，网络节点输出为[11-12]：

$$t(x_i)=\sum_{j=1}^{L}\beta_j g\left(w_j x_i+b_j\right),\ i=1,2,\cdots,N \tag{7}$$

式中，w_j、β_j 分别为输入节点与隐含层节点以及隐含层节点与输出层节点的连接权值；b_j 为隐含层偏置。

可将式（7）写成矩阵形式：

$$\boldsymbol{T}=\boldsymbol{H}\times\boldsymbol{\beta} \tag{8}$$

$$\boldsymbol{H}=\begin{bmatrix} h(x_1) \\ \cdots \\ h(x_N) \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} g(w_1x_1+b_1) & \cdots & g(w_Lx_1+b_L) \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ g(w_1x_N+b_1) & \cdots & g(w_Lx_N+b_L) \end{bmatrix}_{N\times L},$$

$$\boldsymbol{\beta}=\begin{bmatrix} \beta_1^{\mathrm{T}} \\ \cdots \\ \beta_L^{\mathrm{T}} \end{bmatrix}_{L\times m},\ \boldsymbol{T}=\begin{bmatrix} t_1^{\mathrm{T}} \\ \cdots \\ t_N^{\mathrm{T}} \end{bmatrix}_{N\times m} \tag{9}$$

ELM网络学习的具体过程为：①随机输入 w 和 b；②计算隐含层节点输出矩阵 $\boldsymbol{H}$；③计算输出层权重矩阵 $\boldsymbol{\beta}$；④引入正则化系数 η，得到 $\boldsymbol{H}^+=\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{H}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}+\eta\boldsymbol{I})^{-1}$，以解决系数矩阵病态的问题。

ELM网络的输出函数为：

$$\boldsymbol{t}(x)=\boldsymbol{h}(x)\hat{\boldsymbol{\beta}} \tag{10}$$

定义核函数矩阵为 $\boldsymbol{\Omega}_{\mathrm{ELM}}=\boldsymbol{H}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}$，则网络输出函数变为：

$$\boldsymbol{t}(x)=\boldsymbol{h}(x)\hat{\boldsymbol{\beta}}=\boldsymbol{h}(x)\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}(\eta\boldsymbol{I}+\boldsymbol{\Omega}_{\mathrm{ELM}})^{-1}\boldsymbol{T}=\begin{bmatrix} K(x,x_1) \\ \cdots \\ K(x,x_N) \end{bmatrix}(\eta\boldsymbol{I}+\boldsymbol{\Omega}_{\mathrm{ELM}})^{-1} \tag{11}$$

通常将多项式核函数作为核函数，即

$$K(x_j,y_i)=\left(x_j^{\mathrm{T}}x_i+p\right)^q,\ p\geqslant 0 \tag{12}$$

式中，p、q 为多项式核函数参数。

1.4 IPSO算法

PSO算法是一种全局寻优算法，具备较高的非线性问题处理能力。粒子在飞行过程中，通过调整速度与位置获取最优位置[13]，但在参数寻优过程中存在收敛慢、易陷入局部最优的问题[14-15]，因此，本文通过加权系数、自学系数与社会学习系数优化PSO算法。

1）加权系数优化。算法中权值决定了其性能，因此本文通过优化调节权值来提升后期搜索能力：

$$w=\lambda\frac{\left|\mathrm{pbest}_i(t)-\mathrm{gbest}\right|}{\frac{1}{N}\times\sum_{i=1}^{N}\left(\mathrm{pbest}_i(t)-\mathrm{gbest}\right)} \tag{13}$$

式中，λ 为权重因子；t 为当前迭代次数；N 为粒子数量；pbest为个体最优值；gbest为整体最优值。

2）c_1、c_2 学习因子改善。根据学习因子迭代循环改进，提升全局解的精度：

$$c_1(t+1)=c_{1\max}-\left(c_{1\max}-c_{1\min}\right)\frac{t}{t_m} \tag{14}$$

$$c_2(t+1)=c_{2\max}-\left(c_{2\max}-c_{2\min}\right)\frac{t}{t_m} \tag{15}$$

式中，t_m 为最大迭代次数。

1.5　CEEMDAN–IPSO–KELM模型

卫星运行过程中，受到多种因素影响，钟差序列呈非线性、非稳定性的趋势[16]。鉴于CEEMDAN在序列数据分解中的优势以及KELM模型在时间序列预测中的良好性能，本文提出了CEEMD–IPSO–KELM组合卫星钟差预报模型，充分发挥了单独算法的优势，针对钟差序列特征，提升卫星钟差预报效果。CEEMDAN–IPSO–KELM模型卫星钟差预报主要包括原始序列分解、分量序列优化与预报、预报结果集成3个内容，具体流程为：①钟差序列预处理，剔除粗差，解决跳跃等现象[17]；②对预处理后的钟差序列进行CEEMDAN分解，得到不同尺度的IMF分量，计算不同IMF分量的 *PE* 值，根据 *PE* 值重构IMF分量；③初始化粒子对应KELM的核参数与正则化系数，训练KELM模型；④计算粒子适应度值，同步更新个体极值、全局极值以及粒子速度与位置；⑤当更新步骤达到最大值或适应度值最优时，停止参数优化，否则返回步骤④；⑥映射全局最优粒子为KELM核参数与正则化系数，构建钟差预报模型；⑦利用钟差预报模型对重构序列进行预报，对IMF分量预报值求和，得到最终预报结果。

2　算例分析

2.1　实验数据

本文选取BDS超快速钟差产品进行实验，钟差产品包括观测部分（ISU–O）、预报部分（ISU–P）和最终精密钟差（ISC）[18–19]，卫星型号为C01~C14、C37~C38、C59，数据采集时间为2020年6月17—27日。受轨道周期与外界因素干扰，钟差解算结果产生周期性变化[20–21]。因此，本文采用模型进行钟差预报时，加入主显著周期项，MEO卫星的主显著周期项为6 h、12 h，GEO与IGSO卫星的主显著周期项为12 h、24 h[22]。

2.2　单天预报算例

单天卫星钟差预报实验选取2020年6月17日的BDS钟差数据，开展6 h钟差预报，以C01为例进行说明。首先对钟差序列进行CEEMDAN分解（图1），得到10个具有不同频段信息的IMF分量；计算得到IMF分量的 *PE* 值分别为1.890 3、1.728 0、1.578 0、1.290 1、1.010 8、0.941 1、0.877 8、0.839 5、0.597 4、0.536 2；对比相邻IMF分量熵值的相似性与接近度，将差值在0.3以内的分量重新组合[23]；最终得到IMF1与IMF2，IMF3与IMF4，IMF5、IMF6、IMF7、IMF8组合，IMF9与IMF10四个组合，重组后序列见图2。

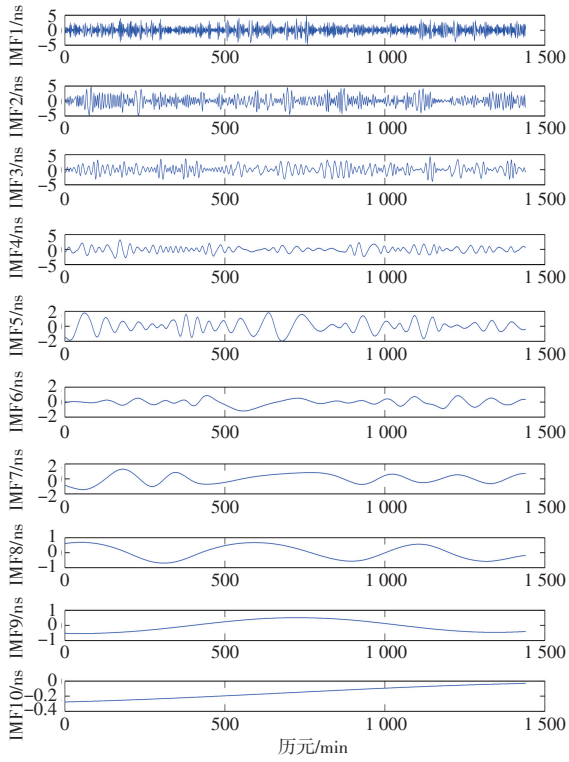


图1　CEEMDAN钟差序列分解结果

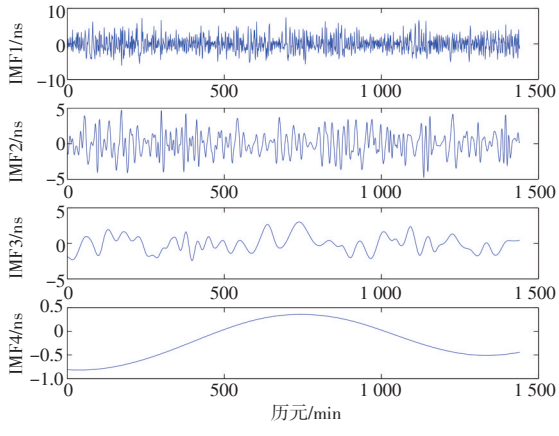


图2　根据PE值重构的IMF分量

经多次试验，本文将IPSO算法的规模设置为40，迭代次数达到800或收敛精度达到1×10^{-12}时终止算法。将IPSO算法寻优得到的核参数与正则化系数代入KELM算法构建钟差预报模型，重构不同分量预报结果，得到超快速钟差预报值。利用QP、KELM模型进行对比实验，ISU-P钟差与3种预报模型的预报结果精度见表1，可以看出，ISU-P钟差精度与QP模型接近，KELM模型在序列预测中的性能更优；本文模型的预报精度优于其他3种模型，且残差发散程度明显减小，预报结果中有12颗卫星的均方根误差达到亚纳秒级，表明其在非线性钟差序列处理中具有巨大的优势。

表1 单天钟差预报精度统计

PRN	ISU-P	QP	KELM	本文模型	较ISU-P改进率/%	较QP改进率/%	较KELM改进率/%
C01	3.62	2.71	1.97	1.29	64.36	52.40	34.52
C02	1.31	1.11	1.06	0.23	82.44	79.28	78.30
C03	1.81	2.35	1.93	0.69	61.88	70.64	64.25
C04	5.70	6.01	4.29	0.61	89.30	89.85	85.78
C05	3.42	2.64	2.33	0.17	95.03	93.56	92.70
C06	0.76	0.96	0.89	0.39	48.68	59.38	56.18
C07	1.09	1.58	1.14	0.43	60.55	72.78	62.28
C08	0.97	0.95	0.46	0.35	63.92	63.16	23.91
C09	0.51	0.67	0.38	0.22	56.86	67.16	42.11
C10	2.64	2.02	1.76	0.37	85.98	81.68	78.98
C11	1.48	1.11	0.86	0.28	81.08	74.77	67.44
C12	1.67	0.42	0.39	0.18	89.22	57.14	53.85
C13	1.82	1.37	0.97	1.07	52.20	36.50	10.31
C14	0.70	0.45	0.51	0.38	45.71	15.56	25.49
C37	1.56	0.76	0.57	0.22	85.90	71.05	61.40
C38	1.77	0.86	0.69	0.47	73.45	45.35	31.88
C59	1.23	0.82	0.71	0.49	60.16	40.24	30.99

2.3 多天预报算例

多天卫星钟差预报实验采用2020年6月17—27日的BDS超快速钟差数据，开展6 h钟差预报，精度结果见表2，可以看出，ISU-P钟差精度普遍偏低，大部分预报精度达不到3 ns，其原因在于ISU-P为单一预报模型所得，限制了钟差预报精度；本文模型较其他3种模型均有较大提升（30%以上），优势明显。

本文通过统计不同轨道类型的钟差预报精度，研究超快速钟差预报结果与卫星原子钟轨道类型的关系，结果见表3，可以看出，GEO卫星的ISU-P钟差精度最低，主要是由于该类卫星的发射时间较早；本文模型对BDS卫星钟差预报精度优于其他3种模型，其中对GEO卫星的钟差预报精度改进最大。

表2 多天钟差预报精度统计

PRN	ISU-P	QP	KELM	本文模型	较ISU-P改进率/%	较QP改进率/%	较KELM改进率/%
C01	2.91	3.11	2.47	1.24	57.39	60.13	49.80
C02	5.16	5.52	3.28	2.85	44.77	48.37	13.11
C03	5.29	5.21	4.76	2.48	53.12	52.40	47.90
C04	5.17	5.29	3.17	2.77	46.42	47.64	12.62
C05	6.09	5.63	4.23	2.01	67.00	64.30	52.48
C06	3.61	3.41	2.77	1.51	58.17	55.72	45.49
C07	4.53	4.33	4.02	1.67	63.13	61.43	58.46
C08	2.87	2.91	1.98	1.76	38.68	39.52	11.11
C09	4.01	3.78	2.45	2.02	49.63	46.56	17.55
C10	4.42	3.42	2.62	1.87	57.69	45.32	28.63
C11	4.33	4.72	4.16	2.11	51.27	55.30	49.28
C12	3.75	4.68	3.36	1.93	48.53	58.76	42.56
C13	4.35	3.47	2.09	1.77	59.31	48.99	15.31
C14	3.21	3.43	3.07	1.89	41.12	44.90	38.44
C37	4.02	4.55	3.67	2.01	50.00	55.82	45.23
C38	4.11	4.03	2.58	1.82	55.72	54.84	29.46
C59	3.75	3.56	2.63	1.79	52.27	49.72	31.94

表3 不同类型BDS卫星钟差预报多天平均精度

PRN	ISU-P	QP	KELM	本文模型	较ISU-P改进率/%	较QP改进率/%	较KELM改进率/%
GEO	4.95	4.82	3.17	1.77	67.27	66.39	44.16
IGSO	3.75	3.63	2.39	1.53	59.20	57.85	35.98
MEO	3.97	3.95	2.86	1.68	55.16	54.94	42.02

3 结 语

本文提出了一种基于CEEMD-IPSO-KELM的卫星钟差预报模型，采用CEEMDAN对预处理后的钟差序列进行分解，得到能反映钟差序列不同频段信息的IMF分量，计算IMF分量*PE*值并重构IMF分量得到新的序列，从而减少后续预报模型的运算时间；将重构后的钟差序列作为基于IPSO的KELM的输入数据，从而实现BDS卫星钟差的快速精确预报。选取iGMAS提供的BDS超快速钟差产品进行钟差预报实验，结果表明，本文模型得到的BDS超快速钟差预报产品精度明显优于对比模型，其中较GEO卫星钟差预报精度提升最多；分别比ISU-P、QP、KELM模型精度提升了67.27%、66.39%和44.16%；组合钟差预报模型的稳定性和适应性更高，可为BDS卫星钟差预报模型研究提供一种新思路。

参考文献

[1] 杨旭,何祥祥,程茂原,等. 基于偏最小二乘算法的BDS-2/BDS-3卫星钟差短期预报[J]. 测绘工程,2022,31(5):1-8

[2] 陈嘉琦,陈亮,林巍. GNSS钟差估计中的两种测站选取策

略分析[J]. 地理空间信息,2022,20(11):64-69
[3] 王润,王井利,吕栋. 导航卫星钟差预报的Elman神经网络算法研究[J]. 大地测量与地球动力学,2021,41(3):285-289
[4] 吉长东,朱锦帅,黎虎,等. BDS卫星钟差短期预报的LSTM算法[J]. 导航定位学报,2021,9(1):44-52
[5] 雷雨,赵丹宁,李变,等. 基于小波变换和最小二乘支持向量机的卫星钟差预报[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2014,39(7):815-819
[6] 孟彩霞,吴迪,雷雨. 基于麻雀搜索算法优化的BP神经网络卫星钟差预报[J]. 大地测量与地球动力学,2022,42(2):125-131
[7] 李军,李大超. 基于优化核极限学习机的风电功率时间序列预测[J]. 物理学报,2016,65(13):39-48
[8] 熊思亦,熊永良. 基于CEEMDAN-LSTM组合方法的海平面变化预测分析[J]. 大地测量与地球动力学,2023,43(9):899-903
[9] 李爱国,平书哑,郭敏. CEEMDAN和3σ组合的GNSS坐标时间序列粗差探测[J]. 测绘科学,2023,48(4):60-67
[10] 王旭,柴洪洲,石明琛,等. 卫星钟差预报模型的分析与比较[J]. 测绘科学技术学报,2021,38(4):350-354
[11] 朱其新,刘梦园. 基于VMD和KELM的空调超短期负荷预测[J]. 计算机仿真,2023,40(8):518-523
[12] 王利福,魏玉琪,刘屹江泽. 基于KPCA与IPFA-KELM的变压器故障识别方法[J]. 控制工程,2023,30(7):1 180-1 189
[13] 林位衡,黄文骞,李广会,等. 基于粒子群优化神经网络的水深反演模型[J]. 海洋测绘,2020,40(5):26-29
[14] 李昂,徐梓敬,徐凯宏,等. 基于PSO-LSTM-Attention算法的液压管路压力预测[J]. 中国电子科学研究院学报,2023,18(12):1 094-1 099
[15] 刘路瑶,韩培胜,李伟群,等. 面向融合度量的PSO-RBF软件缺陷数量预测模型[J]. 信息工程大学学报,2023,24(6):691-698
[16] 王井利,佟晓宇,张梅. 基于PSO-Elman神经网络BDS导航卫星钟差预报[J]. 全球定位系统,2023,48(2):120-126
[17] 刘笃学,贺凯飞,杨金权,等. BDS-3钟差改正数实时预报方法[J]. 测绘通报,2023(1):88-94
[18] 王德盛,崔太岷,胡燕,等. 多核相关向量机的BDS卫星钟差预报算法[J]. 测绘科学,2022,47(1):40-48
[19] 吕栋,欧吉坤,于胜文. 基于MEA-BP神经网络的卫星钟差预报[J]. 测绘学报,2020,49(8):993-1 003
[20] 刘永辉,任彪,徐景田. 基于遗传神经网络模型的超快速卫星钟差预报[J]. 测绘地理信息,2020,45(6):35-39
[21] 孙德贤,欧同庚. 结合CEEMDAN的改进小波阈值地下水温观测数据去噪方法[J]. 大地测量与地球动力学,2023,43(4):435-440
[22] 王威,胡彩波,赵鹤,等. 一种LSTM神经网络在卫星钟频率快速变化期间钟差预报的应用[J]. 大地测量与地球动力学,2023,43(4):369-373
[23] 王旭,张文,柴洪洲. 基于粒子群优化神经网络模型的BDS-3卫星钟差预报[J]. 中国惯性技术学报,2023,31(1):33-39

（上接第12页）

[13] 张珊,张卡,赵立科,等. 结合网状描述符和单应约束的近景影像直线匹配[J]. 地球信息科学学报,2022,24(11):2 186-2 197
[14] Li K, Yao J, Lu X H, et al. Hierarchical Line Matching Based on Line-junction-line Structure Descriptor and Local Homography Estimation[J]. Neurocomputing,2016,184:207-220
[15] 程飞,张子文,丛日盛,等. 近景影像的直线分层匹配[J]. 测绘通报,2023(3):16-21
[16] Wang Z H, Wu F C, Hu Z Y. MSLD:A Robust Descriptor for Line Matching[J]. Pattern Recognition,2009,42(5):941-953
[17] Lowe D G. Distinctive Image Features from Scale-invariant Keypoints[J]. International Journal of Computer Vision,2004,60(2):91-110
[18] Bay H, Tuytelaars T, Gool L V. SURF:Speeded up Robust Features[C]//Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision-Volume Part I. Springer-Verlag,2006
[19] Morel J M, Yu G A. SIFT: A New Framework for Fully Affine Invariant Image Comparison[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences,2009,2(2):438-469
[20] 张占平,武凤英,包鹏章. 改进SIFT的倾斜无人机影像匹配方法[J]. 地理空间信息,2021,19(8):106-109
[21] Fischler M A, Bolles R C. Random Sample Consensus:A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography[J]. Readings in Computer Vision,1987(6):726-740
[22] Wang J X, Zhang N, Wu X, et al. Hierarchical Point Matching Method Based on Triangulation Constraint and Propagation[J]. International Journal of Geo-information,2020,9(6):347-352