基于矩阵奇异值分解约束型无迹粒子滤波的滑坡位移预测模型研究

李丽敏，温宗周，董勋凯，王 真，张阳阳，李 璐
（西安工程大学 电子信息学院，陕西 西安 710048）

摘 要：[目的] 通过对滑坡位移预测模型进行研究，为政府部门实施更加可靠的灾害防治决策提供科学依据。[方法] 提出了一种矩阵奇异值分解(SVD)约束型无迹粒子滤波(IUPF)方法，建立基于位移参数的滑坡位移预报模型。[结果] 利用改进的 SVD 方法有效提升了无迹粒子滤波方法中 Sigma 点计算的鲁棒性，从而提升了算法的预测精度，对滑坡的稳定趋势能够做出更准确的预报。将该算法在镇江市跑马山滑坡体监测工程、京港澳高速公路雨花互通南侧护坡体滑坡监测工程相关数据进行了应用和分析验证。[结论] 实例验证结果表明，加入 SVD 约束后的无迹粒子滤波算法，能够使得滑坡位移预测更加准确，预测的数据更加准确地反映了滑坡的变形趋势。

关键词：SVD 约束；UPF 算法；滑坡位移预测；鲁棒性
文献标识码：B **文章编号**：1000-288X(2019)01-0132-05 **中图分类号**：X43，O241.6

文献参数：李丽敏，温宗周，董勋凯，等. 基于矩阵奇异值分解约束型无迹粒子滤波的滑坡位移预测模型研究[J]. 水土保持通报，2019，39(1)：132-136. DOI：10.13961/j.cnki.stbctb.2019.01.021；Li Limin，Wen Zongzhou，Dong Xunkai，et al. Landslide displacement prediction model based on singular value decomposition constrained unscented particle filter[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation，2019，39(1)：132-136.

Landslide Displacement Prediction Model Based on Singular Value Decomposition Constrained Unscented Particle Filter

Li Limin，Wen Zongzhou，Dong Xunkai，Wang Zhen，Zhang Yangyang，Li Lu
(*College of Electronics and Information，Xi'an Polytechnic University，Xi'an，Shaanxi* 710048，*China*)

Abstract：[Objective] To study the landslide displacement prediction model，in order to provide a scientific basis for government departments to implement more reliable disaster prevention and control decisions. [Methods] An iterative unscented particle filter (IUPF) method based on singular value decomposition (SVD) constrain was proposed to establish a landslide displacement prediction model based on displacement parameters. [Results] The SVD method was effectively improved the robustness of Sigma point calculation in the unscented particle filtering method，thereby improving the prediction accuracy of the algorithm and making a more accurate prediction of the landslide stability trend. The algorithm was applied to the application and analysis of the data related to the monitoring project of the Paomashan landslide in Zhenjiang City and the landslide monitoring project on the south side of the Yuhua Interchange in Beijing-Hong Kong-Macao Expressway. [Conclusion] The prediction in landslide displacement with the unscented particle filtering algorithm with SVD constraint can be more accurate，and the predicted data can reflect the deformation trend of the landslide more accurately.

Keywords：**singular value decomposition (SVD) constraint；unscented particle filter (UPF) algorithm；landslide displacement prediction；robustness**

开展滑坡灾害预测预报研究是当今国际滑坡灾害研究和环境地质研究领域的前沿课题，是最大化减少和降低地质灾害发生对人民生命财产造成危害的有效途径之一，具有重要的理论意义和实际意义[1]。《全国地质灾害防治“十三五”规划》明确提出进一步完善调查评价、监测预警、综合治理、应急防治四大体系，充分

收稿日期：2018-07-18 **修回日期**：2018-10-18
资助项目：陕西省教育厅科学研究项目“陕西地区降雨型滑坡形成机理与监测预警系统研究”(17JK0346)；西安工程大学博士科研启动项目“基于深度学习的轴承故障诊断方法研究”(BS1506)
第一作者：李丽敏(1985—)，女(汉族)，内蒙古自治区赤峰市人，博士，讲师，主要从事模式识别、智能方法在故障诊断、地质灾害预报方面的研究与应用。E-mail：2364225096@qq.com。

依靠科技进步和管理创新,加强统筹协调,提高防治效率,全面提升基层地质灾害防治能力,最大限度地避免和减少地质灾害造成的人员伤亡和财产损失[2]。

在众多滑坡监测参数中,位移是最直观、变化趋势最容易观测的一个参数,对其进行有效监测和趋势分析,能够提升地质灾害预报的准确性[3]。位移预测方法隶属于时序预测方法,目前时序预测方法主要分为两类,一类是基于模型的方法,该类方法的应用前提是已知对象模型,一旦模型已知,便能精确预测,但问题是很多非线性系统的模型建立困难,则比较难实施该种方法[4-8];另外一类是基于数据驱动的方法,原理是从数据中总结出规律然后再进行预测,事实证明该类方法鲁棒性比较差[9-12]。粒子滤波方法属于后者,粒子滤波是基于蒙特卡洛方法产生的,优点是它考虑了对于状态的后验分布的完全表示,使得任何的统计估计都能够被计算,因此它可以拟合任何的非线性或非高斯分布数据[13]。但由于粒子滤波依赖于重要性采样,因此首先需要设计出能够很贴切的近似状态后验分布的先验分布。最常用的方法是从状态演化的概率模型中采样,但是如果新的观测出现在这个先验的末尾处,或者如果这个似然值与先验值比较起来差别很大,方法就会失效。

为改善粒子滤波用于位移预测时的性能,de Freitas[14],付杰[15],刘超云等[16]提出将扩展卡尔曼滤波(EKF)方法融入到粒子滤波方法中,将 EKF 替代原来粒子滤波中的先验分布;Merwe 等[17]将无迹卡尔曼滤波(UKF)方法与粒子滤波方法进行结合,结果表明该方法比上述方法精度更高,将其称为无迹粒子滤波(UPF)方法;但无迹粒子滤波算法在实际应用中,当矩阵是奇异值时,用一般的 UT 变换计算会有求解困难,会导致预测结果不准确。为了改善该算法,本文提出将 SVD 方法引入到无迹粒子滤波算法中,解决上述问题[18]。

1　SVD 约束型 UPF 算法

1.1　UPF 算法

无迹粒子滤波算法步骤如下:

(1) 初始化。令时刻 $t=0$,设粒子滤波的粒子数为 N,对于 $i=1,\cdots,N$,从先验分布 $p(x_0)$ 中选择出粒子 $x_0^{(i)}$ 并使其满足公式(1)—(4)。

$$\bar{x}_0^{(i)}=E[x_0^{(i)}] \tag{1}$$

$$P_0^{(i)}=E[(x_0^{(i)}-\bar{x}_0^{(i)})\cdot(x_0^{(i)}-\bar{x}_0^{(i)})^T] \tag{2}$$

$$\bar{x}_0^{(i)a}=E[x^{(i)a}]=[(\bar{x}_0^{(i)a})\quad 0\quad 0]^T \tag{3}$$

$$P_0^{(i)a}=E[(x_0^{(i)a}-\bar{x}_0^{(i)a})\cdot(x_0^{(i)a}-\bar{x}_0^{(i)a})^T]=\begin{bmatrix}P_0^{(i)} & 0 & 0\\ 0 & \boldsymbol{Q} & 0\\ 0 & 0 & R\end{bmatrix} \tag{4}$$

(2) 在时刻 $t=1,2,\cdots$ 时的计算。

①重要性采样

对于 $i=1,\cdots,N$,用 UPF 方法更新粒子:

a 计算 sigma 点。

$$x_{t-1}^{(i)a}=[\bar{x}_{t-1}^{(i)a}\quad \bar{x}_{t-1}^{(i)a}\pm\sqrt{(n_a+\lambda)P_{t-1}^{(i)a}}] \tag{5}$$

式中:$\lambda=\alpha^2(n_x+\kappa)-n_x$,$\alpha$——正的尺度参数,它越小则可以更大程度的降低高阶效应;κ——尺度参数;x_i^a 表示 sigma 矩阵;t 为——矩阵的行;a——矩阵的列。

b 时间更新。

c 测量更新。

②选择步骤:促进具有高权值 $\widetilde{w}_t^{(i)}$ 粒子的生成,抑制具有较小权值粒子的生成,获得 N 个随机粒子 $(x_{0:t}^{(i)},P_{0:}^{(i)}t)$。

③MCMC 优化:将符合不变分布 $p(x_{0:t}^{(i)}\mid y_{1:t})$ 的马尔科夫转移核应用于上步获得的随机粒子上,得 $(x_{0:t}^{(i)},P_{0:t}^{(i)})$。

④输出结果同一般算法。

1.2　SVD 约束下的 UPF 算法

UPF 算法在实际应用中,当公式(5)中矩阵 P_{t-1} 是奇异值时,用一般的 UT 变换计算公式(5)会出现鲁棒性不强的缺陷。奇异值分解(SVD)是一种可以将耦合变量进行分解方法,本文中将它作为无迹粒子滤波方法的约束条件,使输入的 P_{t-1} 首先被分解,从分解后的结果中提取特征值,这些特征值即能够代表原始数据,而且它的特点是具有很强的鲁棒性,因此用这些特征值来代替 P_{t-1},使得所有数据经过公式(5)都能够被有效开平方。具体步骤为:

(1) 计算特征协方差矩阵的奇异值分解结果,获得对应的特征值:

$$P_{t-1}^a=U_{t-1}S_{t-1}V_{t-1}^T \tag{6}$$

式中:U——左奇异向量,其中包含向量之间的关系是正交的;S——奇异值矩阵,其中的元素除了对角线之外都为零;V——右奇异向量。如果公式(6)中的协方差矩阵 P 的维数是 $m\times n$,则 U 是 $m\times m$ 的,S 是 $m\times n$ 的,V 是 $n\times n$ 的。这 3 个矩阵的计算过程如下:

①计算 P 的转置:P^T;②计算 P^TP 的特征值:$(P^TP)V_i=\lambda_iV_i$;③$S_i=\sqrt{\lambda_i}$,$U_i=\frac{1}{S_i}PV_i$。

(2) 利用上述结果,重新求解 sigma 点:

$$x_{0,t-1}^{(i)a}=\bar{x}_{t-1}^{(i)a} \tag{7}$$

$$x_{j,t-1}^{(i)a}=[x_{t-1}^{-(i)a}\quad x_{t-1}^{-(i)a}\pm\sigma U_{j,t-1}\sqrt{S_{j,t-1}}] \tag{8}$$

式中:$U_{j,t-1}$ 和 $S_{j,t-1}$——第 j 个样本的特征向量和特征值;σ——尺度参数。

(3) 其他步骤与无迹粒子滤波算法一致,计算得

到重要性权值 w_t^i。改进无迹粒子滤波算法的基本动机是协方差矩阵可以被其对应的特征向量代表，因此在计算上面比无迹粒子滤波中基于 Cholesky 分解的 UT 变换具有更强的鲁棒性。

2 仿真分析与比较

测试数据来源于镇江市跑马山滑坡体监测工程[19]以及京港澳高速公路雨花互通南侧护坡体滑坡监测工程[16]。选择这两组测试数据的原因在于，其都是针对滑坡位移进行监测的，有利于本文算法的有效验证；而且这两组测试数据的位移变化趋势都比较明显，有利于并列比较本文算法。

2.1 基于镇江市跑马山滑坡体监测工程数据的滑坡位移预测仿真

镇江市由于周边属于特殊的丘陵、岗地地貌，所以时常会遭遇到滑坡的危害，调查结果表明，目前镇江市滑坡灾害点 200 多处，其中较大面积的 72 处，灾害面积约 5.00×10^4 m^2，影响范围约 1.50×10^5 m^2[19]。跑马山滑坡的失稳模式属于滑移—拉裂式，对于这种失稳模式的边坡，一般选择其后缘主拉裂缝附近的位移监测点的监测数据进行预报，本文选取监测点 7 的监测数据进行预测预报研究(图 1)。

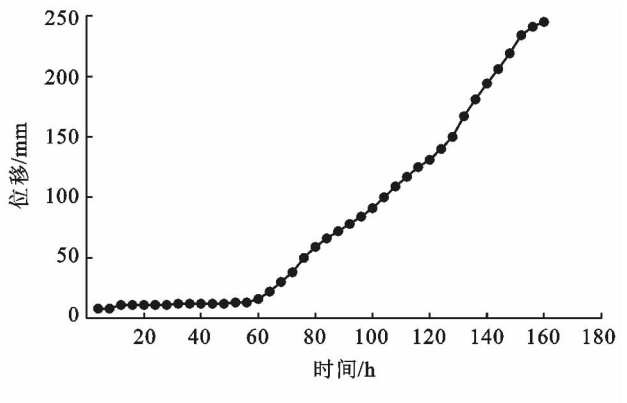


图 1 镇江市跑马山滑坡体 7 号监测点的位移特征

从 2016 年 6 月 29 日 0 时到 2016 年 7 月 5 日 16 时，每隔 4 h 监测 1 次 7 号监测点的位移，共获得了位移演化过程数据 40 个。如图 1 所示为镇江跑马山滑坡体 7 号监测点的位移数据，从曲线趋势可以看出，山体位移在逐渐增加，如果能够提前 1 步或者多步预测出位移的变化，则可以有效对滑坡进行预报。分别采用 UPF 方法和本文方法对相同的原始数据进行位移预测，预测结果如图 2 所示。

为量化其性能对比结果，通过选择预测评价指标中的 3 个指标，来测试算法性能，计算结果详见表 1。通过表 1 的结果分析可知，本方法能有效提示 UPF 算法的鲁棒性，并降低预测误差。

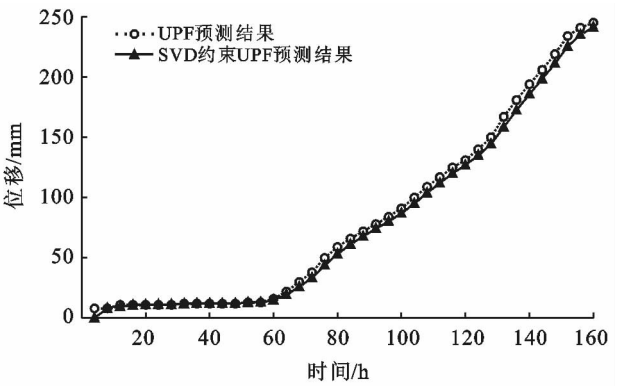


图 2 UPF 方法和 SVD 约束 UPF 算法预测结果对比

表 1 SVD 约束 UPF 与 UPF 方法在滑坡位移预测的性能比较

预测评价指标	方法 1 (UPF)	方法 2 (SVD 约束 UPF)
估计误差	−2.736 0	−2.731 1
均方根误差均值	5.606 5 e+03	5.606 3 e+03
均方根误差方差	4.143 4 e+07	4.143 1 e+07

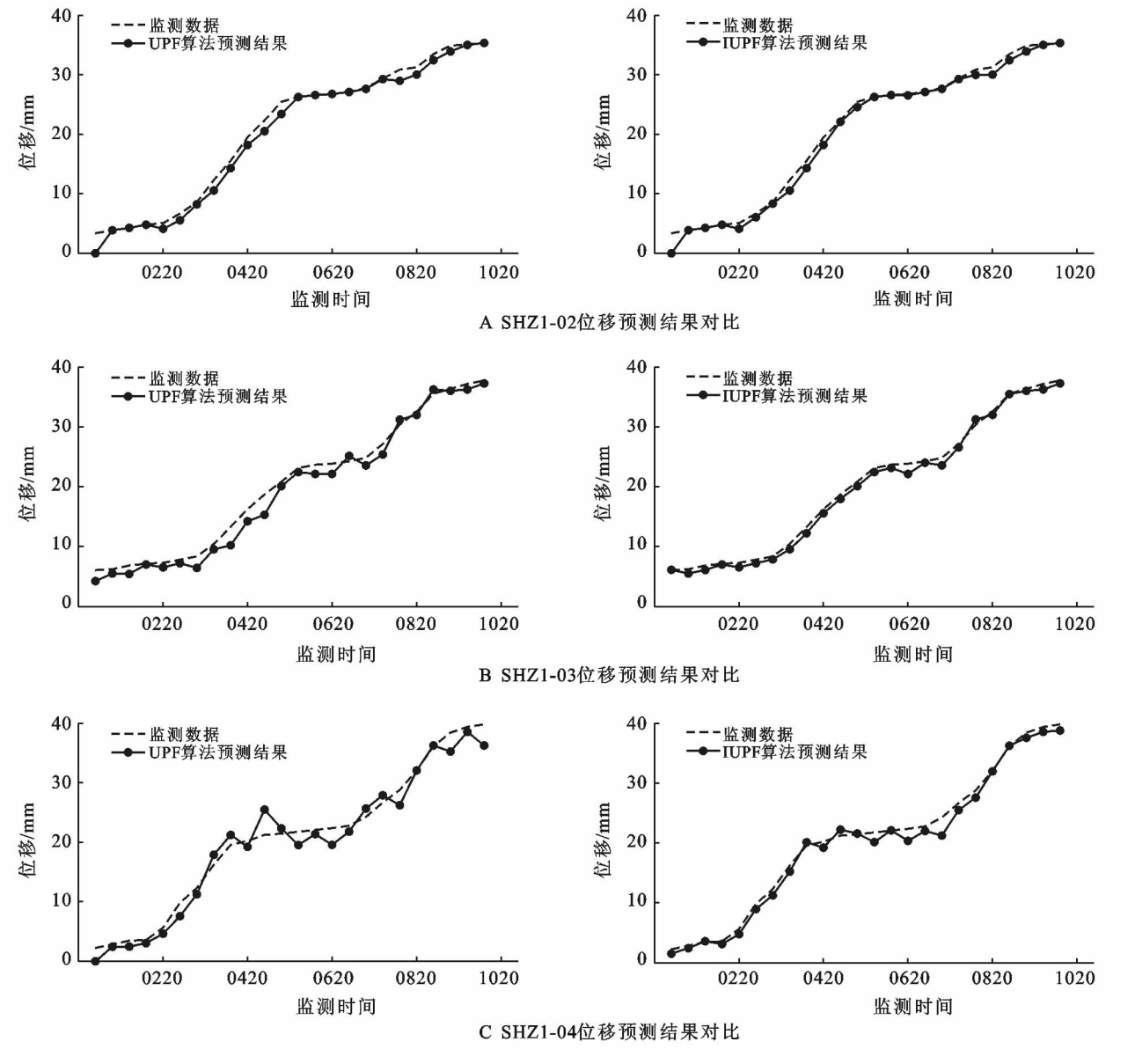
2.2 京港澳高速公路雨花互通南侧护坡体滑坡监测工程的滑坡位移预测仿真

京港澳高速公路雨花互通南侧护坡体滑坡监测工程共布设 4 组位移传感器[16]。测试数据选取在 2012 年 1 月 5 日至 2012 年 12 月 20 日间 3 个位移传感器数据，即 SHZ1-02—SHZ1-04(如表 2 所示)。

表 2 京港澳高速某滑坡体路段位移监测原始数据[16]

SHZ1-02	SHZ1-03	SHZ1-04
3.38	6.08	2.23
3.87	6.24	2.87
4.28	6.87	3.46
4.79	7.15	3.58
5.06	7.32	5.65
6.67	7.83	9.83
8.57	8.37	12.32
12.31	10.45	16.23
15.56	13.32	19.55
19.46	16.25	20.21
22.33	18.72	21.23
25.45	20.85	21.45
26.26	23.14	21.76
26.58	23.67	22.06
26.76	23.85	22.37
27.09	24.25	22.78
27.78	24.84	24.25
29.34	27.15	26.67
30.86	30.39	28.79
31.24	32.53	32.05
33.46	35.53	36.13
34.89	36.33	38.42
35.06	37.18	39.36
35.34	37.74	39.79

利用本文方法进行滑坡位移的预测,预测结果如图 3 所示。通过图 3 可以看出,本方法能够有效预测滑坡位移变化趋势,并通过与 UPF 算法性能进行比较,发现本文方法具有更强的鲁棒性。为比较预测结果的量化性能,利用公式(16)—(19)对上述 3 组预测结果进行仿真对比,两种算法仿真误差比较结果如表 3 所示。



注:IUPF 为在 SVD 约束下的 UPF 算法。

图 3　SHZ1-02-SHZ1-04 位移预测结果对比

表 3　SVD 约束 UPF 与 UPF 方法在滑坡位移预测的性能比较

传感器	预测评价指标	UPF	IUPF
SHZ1-02	估计误差	2.506 2	1.235 4
	均方根误差均值	4.214 8 e+03	3.587 6 e+03
	均方根误差方差	5.231 7 e+07	2.314 8 e+07
SHZ1-03	估计误差	−2.325 8	−1.254 6
	均方根误差均值	5.654 5 e+03	2.312 8 e+03
	均方根误差方差	3.269 8 e+07	1.369 7 e+07
SHZ1-04	估计误差	3.232 5	2.254 8
	均方根误差均值	2.322 1 e+03	1.225 6 e+03
	均方根误差方差	5.369 7 e+07	4.258 7 e+07

注:针对京港澳高速某滑坡体路段位移监测数据。

从表 3 可以看出,SVD 约束型 UPF 算法(IUPF)在预报滑坡位移时比一般的 UPF 算法误差更小,鲁棒性更强,对于进一步预报模型的建立起到非常重要的辅助作用。

3　讨论与结论

(1) 对镇江市跑马镇滑坡监测工程中获得的 7 号监测点的 40 个位移数据,应用 UPF 算法和 IUPF 算法进行 1 步预测,采用绝对误差、均方根误差平均值和均方根误差方差 3 个指标衡量 2 种算法的鲁棒

性,从指标比较可以得到 IUPF 算法优于 UPF 算法,提升了 UPF 算法应用于滑坡预报时的准确率。

(2) 为验证算法的适用性,将该算法应用于京港澳高速公路雨花互通南侧护坡体滑坡监测工程的位移预测,对 3 个传感器采集到的不同位置的位移进行 1 步预测,同样采用绝对误差、均方根误差平均值和均方根误差方差 3 个指标衡量 2 种算法的鲁棒性,从指标比较可以得到 IUPF 算法优于 UPF 算法,说明 IUPF 算法不但可以提升 UPF 算法的鲁棒性,对于不同数据也具有适用性。

(3) 本文首次将无迹粒子滤波算法应用于滑坡灾害的预报中,为准确的滑坡预测奠定了一定的理论基础,在位移能够准备预报的基础上,可以开展关于滑坡发生时间准确预报的相关研究。

[参 考 文 献]

[1] 黄润秋. 20 世纪以来中国的大型滑坡及其发生机制[J]. 岩石力学与工程学报,2007,26(3):433-454.

[2] 国土资源部. 全国地质灾害防治"十三五"规划[R]. 北京:国土资源部,2016.

[3] 杜娟,殷坤龙,柴波. 基于诱发因素响应分析的滑坡位移预测模型研究[J]. 岩石力学与工程学报,2009,28(9):1783-1789.

[4] 周超,殷坤龙,曹颖,等. 基于诱发因素响应与支持向量机的阶跃式滑坡位移预测[J]. 岩石力学与工程学报,2015(S2):4132-4139.

[5] 彭令,牛瑞卿,吴婷. 时间序列分析与支持向量机的滑坡位移预测[J]. 浙江大学学报:工学版,2013,47(9):1672-1679.

[6] 王珊珊. 滑坡位移预测中的时序数据挖掘研究[D]. 湖北宜昌:三峡大学,2015.

[7] 陈卫兵,王德厚. 相空间局域预测法在滑坡位移预测中的应用[J]. 长江科学院院报,2005,22(6):6-9.

[8] 许春青. 滑坡预测预报模型比较分析[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2011.

[9] 徐峰,汪洋,杜娟,等. 基于时间序列分析的滑坡位移预测模型研究[J]. 岩石力学与工程学报,2011,30(4):746-751.

[10] 曾耀,李春峰. 基于 RBF 多变量时间序列的滑坡位移预测研究[J]. 长江科学院院报,2012,29(4):30-34.

[11] 张俊,殷坤龙,王佳佳,等. 基于时间序列与 PSO-SVR 耦合模型的白水河滑坡位移预测研究[J]. 岩石力学与工程学报,2015,34(2):382-391.

[12] 刘勇,余宏明,刘烽博,等. 滑坡位移非线性时间序列预测模型研究[J]. 地质科技情报,2016(5):203-207.

[13] 姜娇娇,郭俊,杨淑莹. 基于粒子滤波的混沌时间序列局域多步预测[J]. 现代电子技术,2018(1):43-46.

[14] de Freitas J F G. Bayesian methods for neural networks [D]. Cambridge, UK: Department of engineering, Cambridge University, 1999.

[15] 付杰. 卡尔曼滤波在滑坡变形预测中的应用研究[D]. 武汉:中国地质大学,2013.

[16] 刘超云,尹小波,张彬. 基于 Kalman 滤波数据融合技术的滑坡变形分析与预测[J]. 中国地质灾害与防治学报,2015,26(4):30-35.

[17] Merwe R V D, Doucet A, Freitas N D, et al. The unscented particle filter[C]// International Conference on Neural Information Processing Systems. MIT Press, 2000:563-569.

[18] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. SVD: An Algorithm for Designing Overcomplete Dictionaries for Sparse Representation[M]. New York: IEEE Press, 2006.

[19] 郑杨. 镇江市跑马山滑坡监测及预警预报技术研究[D]. 南京:南京大学,2017.