

文章编号: 2096-1618(2017)04-0381-05

# 无迹卡尔曼滤波在电线积冰观测数据处理中的应用

曼世超<sup>1</sup>, 卢会国<sup>1,2</sup>, 蒋娟萍<sup>1,2</sup>, 赵锦阳<sup>1</sup>

(1. 成都信息工程大学电子工程学院, 四川 成都 610225; 2. 中国气象局大气探测重点开放实验室, 四川 成都 610225)

**摘要:** 电线积冰是一种普遍的自然现象, 输电线路覆冰后可能会引起线路断裂、冰闪跳闸等电力灾害从而影响到正常的生产生活, 准确及时观测并发布电线积冰情况对保障电网正常运行具有重要意义。基于称重法原理设计的电线积冰自动观测系统, 使用无迹卡尔曼滤波方法对系统观测数据进行滤波处理并与扩展卡尔曼滤波方法进行滤波效果对比评估。结果表明, 无迹卡尔曼滤波算法在原始称重数据降噪中有着良好效果, 其滤波效果优于扩展卡尔曼滤波方法。

**关键词:** 信号处理; 电线积冰; 称重数据; 扩展卡尔曼滤波; 无迹卡尔曼滤波

**中图分类号:** TN98

**文献标志码:** A

**doi:** 10. 16836/j. cnki. jcuit. 2017. 04. 007

## 0 引言

雨淞、雾淞凝附在导线上或湿雪冻结在导线上的现象称之为电线积冰<sup>[1]</sup>。积冰导线会引起倒杆倒塔等电力事故。为减少导线覆冰引起的电力灾害, 国内外加大了对导线覆冰物理成因、模型预测及自动化观测系统等方面的研究并取得一系列成果<sup>[2-8]</sup>。由于电线积冰自动观测装置在观测过程中存在系统噪声以及观测噪声, 因而在进行覆冰观测数据再分析之前, 对于观测系统得到的原始数据须进行滤波预处理。

卡尔曼滤波是一种时域滤波方法, 采用状态空间方法描述系统<sup>[9]</sup>。卡尔曼滤波器采用递推算法进行运算, 不需要大量数据样本即可对平稳过程或多维非平稳过程进行处理<sup>[10-11]</sup>。卡尔曼滤波算法一经问世, 就成为世界上诸多科学家的研究热点, 并最终发展完善为一种重要的最优估计理论, 在惯性导航、制导系统、目标跟踪系统、天气预报等领域得到广泛应用<sup>[12-16]</sup>。由于实际应用中大部分工程系统均为非线性系统, 扩展卡尔曼滤波(EKF)算法和无迹卡尔曼滤波(UKF)算法应运而生。EKF在一般线性卡尔曼滤波器的基础上利用线性技巧将非线性系统局部线性化, 近似作为线性系统处理, 当系统具有强非线性时EKF估计精度会大幅降低甚至发散<sup>[10]</sup>。无迹卡尔曼滤波(UKF)在卡尔曼滤波框架下通过无迹变换(un-scented transform, UT)处理均值和协方差的非线性传递问题。UKF对非线性函数的概率密度分布进行近似而非非线性函数本身, 不需要计算雅可比行列式。

此外, UKF没有忽略高阶项, 具有高计算精度等优点, 优于估算精度低、稳定性差的EKF<sup>[9]</sup>。使用UKF对称重式电线积冰自动观测系统观测数据进行分析。

称重式电线积冰观测装置依《地面气象观测规范》设计, 能对观测站点导线重量、环境温度、风速风向及气压进行实时观测。设计包括东西、南北2个方向的积冰架, 每个积冰架两端有2个称重传感器, 2个传感器上安装一根长1 m, 直径26.8 mm的导线。称重传感器测量引起导线形变的力并将其转换为重量值。系统采样间隔60 s, 测量精度为 $\pm 0.1\%$ , 系统除了称重装置, 还装有风速风向传感器、温度传感器和气压传感器, 并且每分钟输出一组气象要素数据。



图1 川西南观冰站分布

系统分别安装在四川省阿坝羌族自治州茂县九顶山、雅安市汉源县泥巴山及雅安市与甘孜藏族自治州交界二郎山隧道附近, 依次记为泥巴山站(29°38'N, 102°36'E, 海拔约2450 m)、二郎山站(29°84'N, 102°29'E, 海拔约2878 m)和龙王庙站(31°31'N, 103°43'E, 海拔约2670 m)。3个观冰站于2017年1月20日全部安装

完毕。选择2017年2月4-5日一次短的覆冰过程称重数据作为样本进行分析。

## 1 无迹卡尔曼滤波

### 1.1 无迹变换

无迹卡尔曼滤波是 S. Julier 等提出的一种基于最小方差估计准则的非线性滤波方法,利用无迹变换在估计点附近确定采样点,根据这些样本点表示的高斯密度确定近似状态的概率密度<sup>[10]</sup>。给定  $n$  维随机向量  $x$  及其非线性函数—— $m$  维随机向量  $z$ , 其关系为

$$z = f(x)$$

其中  $x$  统计特性为  $(\bar{x}, P_x)$ ,  $z$  统计特性为  $(\bar{z}, P_z)$ 。

UT 变换基于加权统计线性回归计算随机变量的后验分布。该变换首先根据随机变量先验统计  $(\bar{x}, P_x)$  在合适采样策略下设计一系列 *Sigma* 点  $\xi_i (i = 0, 1, 2, \dots, n)$ , 计算这些点经过函数  $f(\cdot)$  后的结果  $\gamma_i (i = 0, 1, 2, \dots, n)$ , 最终根据  $\gamma_i$  计算出  $(\bar{z}, P_z)$ 。

在 UT 变换中, *Sigma* 点的采样策略选择十分重要,选择使用广泛的对称采样来确定 *Sigma* 点的个数、位置及相应权重。

基于对称采样策略的 UT 变换<sup>[9]</sup>过程如下:

(1) 取  $L = 2n$ , 其中  $n$  为状态维数, *Sigma* 点的个数为  $2n + 1$ 。计算  $2n + 1$  个采样点

$$\begin{cases} \xi_0 = \bar{x}, i = 0 \\ \xi_i = \bar{x} + (\sqrt{(n + \lambda)P_x})_i, i = 1, 2, \dots, n \\ \xi_{i+n} = \bar{x} - (\sqrt{(n + \lambda)P_x})_i, i = n + 1, n + 2, \dots, 2n \end{cases}$$

其中  $(\sqrt{P})_i$  表示矩阵方根的第  $i$  列。

(2) 计算采样点权重

$$\begin{cases} \omega_m^0 = \frac{\lambda}{n + \lambda} \\ \omega_c^0 = \frac{\lambda}{n + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) \\ \omega_c^i = \omega_m^i = \frac{\lambda}{2(n + \lambda)}, i = 1, 2, \dots, 2n \end{cases}$$

其中  $m$  为均值,  $c$  为协方差。参数  $\lambda = \alpha^2(n + k) - n$  为用于降低总的预测误差的缩放比例系数,参数  $\alpha$  一般取  $[0, 1]$ ,  $\beta \geq 0$ 。对高斯分布而言,当为单状态变量时,取  $k = 2$ ;多状态变量时,取  $k = 3 - n$ 。

### 1.2 无迹卡尔曼滤波步骤

在任意观测时刻  $k$ , 带有加性高斯白噪声的随机变量  $X(k)$  及观测变量  $Z(k)$  可构成如下非线性系统:

$$\begin{cases} X(k + 1) = f(x(k), W(k)) \\ Z(k) = h(x(k), V(k)) \end{cases}$$

其中,  $f$  为非线性状态方程函数,  $h$  为非线性观测

方程函数。 $W(k)$  及  $V(k)$  为协方差矩阵  $Q$  和  $R$  的高斯白噪声。

**步骤 1** 根据 UT 变换获得一组采样点并计算权重。

$$X^{(i)}(k|k) = [\hat{X}(k|k)\hat{X}(k|k) + \sqrt{(n + \lambda)P(k|k)}\hat{X}(k|k) - \sqrt{(n + \lambda)P(k|k)}]$$

**步骤 2** 计算  $2n + 1$  个 *Sigma* 点的一步预测值。

$$X^{(i)}(k + 1|k) = f[k, X^{(i)}(k|k)]$$

其中  $i = 1, 2, \dots, 2n + 1$ 。

**步骤 3** 计算状态量的一步预测及其协方差矩阵。

$$\begin{cases} \hat{X}(k + 1|k) = \sum_{i=0}^{2n} \omega^{(i)} X^{(i)}(k + 1|k) \\ P(k + 1|k) = \sum_{i=0}^{2n} \omega^{(i)} [\hat{X}(k + 1|k) - X^{(i)}(k + 1|k)] \\ [\hat{X}(k + 1|k) - X^{(i)}(k + 1|k)]^T + Q \end{cases}$$

**步骤 4** 根据一步预测值再次使用 UT 变换, 得到新的采样点。

$$X^{(i)}(k + 1|k) = [\hat{X}(k + 1|k)\hat{X}(k + 1|k) + \sqrt{(n + \lambda)P(k + 1|k)}\hat{X}(k + 1|k) - \sqrt{(n + \lambda)P(k + 1|k)}]$$

**步骤 5** 将步骤 4 中得到的采样点数值代入观测方程便可得到预测的观测量。

$$Z^{(i)}(k + 1|k) = h[X^{(i)}(k + 1|k)] \quad i = 1, 2, \dots, 2n + 1$$

**步骤 6** 根据步骤 5 计算得到的观测量预测值, 通过加权求和得到系统预测均值和协方差。

$$\begin{cases} \bar{Z}(k + 1|k) = \sum_{i=0}^{2n} \omega^{(i)} Z^{(i)}(k + 1|k) \\ P_{z|k^2k} = \sum_{i=0}^{2n} \omega^{(i)} [Z^{(i)}(k + 1|k) - \bar{Z}(k + 1|k)] \cdot [Z^{(i)}(k + 1|k) - \bar{Z}(k + 1|k)]^T + R \\ P_{x|k^2k} = \sum_{i=0}^{2n} \omega^{(i)} [X^{(i)}(k + 1|k) - \bar{Z}(k + 1|k)] \cdot [Z^{(i)}(k + 1|k) - \bar{Z}(k + 1|k)]^T \end{cases}$$

**步骤 7** 计算 UKF 增益矩阵。

$$K(k + 1) = P_{x|k^2k} P_{z|k^2k}^{-1}$$

**步骤 8** 计算系统状态更新和协方差更新。

$$\begin{cases} \hat{X}(k + 1|k + 1) = \hat{X}(k + 1|k) + K(k + 1)[Z(k + 1) - \hat{Z}(k + 1|k)] \\ P(k + 1|k + 1) = P(k + 1|k) - K(k + 1)P_{z|k^2k}K^T(k + 1) \end{cases}$$

## 2 UKF 处理电线积冰观测数据

### 2.1 观测模型的选取

UKF 虽然是针对非线性系统提出的滤波方法, 但其对线性系统同样有着极好的滤波和预测能力<sup>[16]</sup>。电线积冰成因复杂, 地形和微气象条件对其影响较大,

在野外观测过程中受到干扰因素较多,为更好得到可信度较高的覆冰数据,使用 UKF 追踪估计观测值的变化以达到抑制噪声的目的。

电线积冰称重观测数据的状态方程可以表达为

$$X(k)=AX(k-1)+\Gamma W(k-1)$$

观测方程  $Z(k)=HX(k)+V(k)$

在系统中,称重数据是一维的,取  $A=\Gamma=H=1$ ,  $W(k)$  和  $V(k)$  为过程噪声和观测噪声,其方差分别为  $Q$  和  $R$ 。在模型中,已经得到一系列观测值  $Z(k)$ ,需要通过 UKF 方法得到想要的真实状态值的估计量  $\hat{X}_{ukf}$ 。根据所使用的电线积冰观测系统实际情况,选择  $Q=0.01,R=1$  可得到较处理好效果。

2.2 UKF 处理称重数据

3 个观冰站点自安装以来,已观测到多次积冰过程。其中 2017 年 2 月 4 日-2 月 5 日 2 天内 3 个站点导线称重数据均有较明显波动变化。选择 3 站点 4~5 日 2 天称重数据进行 UKF 处理。

电线积冰成因复杂,与地形、微气象条件等均有很大关联。研究发现,温度在电线积冰过程中起重要作用。一般情况下,温度在 0℃ 及以下时有利于积冰的形成,而温度升高后则会使积冰融化、脱落。

文中选择与电线积冰关联较大的温度数据进行日变化对比。根据 UKF 计算方法对分别对 3 站点东西和南北 2 个方向上样本数据进行 UKF 滤波处理并与各测站温度日变化进行对比。

根据图 2 中各站点不同方向滤波前后称重数据变化曲线,在滤波前原始数据中有较大部分的杂波信号,波形有较多“毛刺”,而在经过 UKF 处理后,称重数据变化曲线更加平滑,消除了冗余的波动。为更好地衡量 UKF 在电线积冰观测数据处理中的效果,另外使用扩展卡尔曼滤波方法(EKF)对样本数据进行处理,并与 UKF 滤波效果进行对比分析。

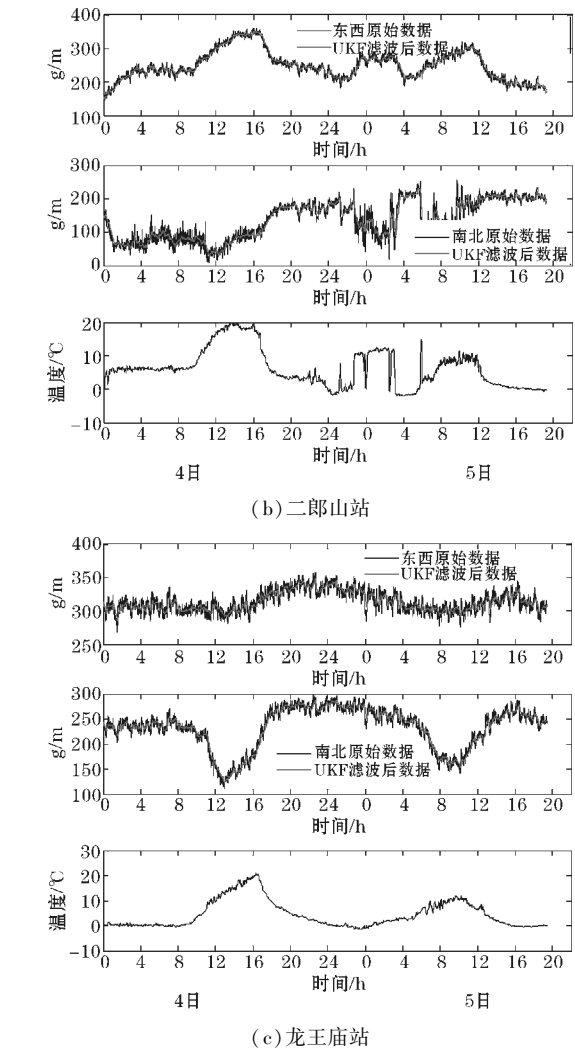
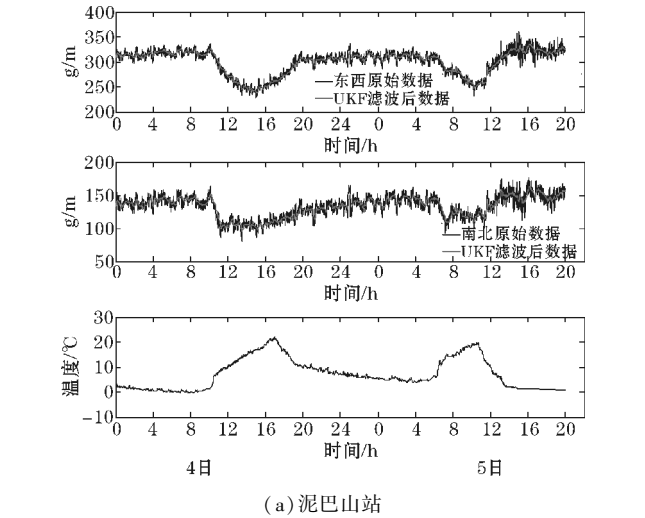


图 2 3 站点 2 个方向称重数据 UKF 处理前后对比

3 UKF 与 EKF 处理电线积冰观测数据对比

通过对 3 个站点样本数据的对比分析,利用信噪比、均方根误差和平滑度指标对 EKF 和 UKF 滤波效果进行评估。两种滤波方法对比评估指标见表 1~表 3。

表 1 泥巴山站 EKF、UKF 滤波效果评估				
	EKF		UKF	
泥巴山站	东西	南北	东西	南北
SNR	30.9856	25.4031	33.1512	25.8439
RMSE	8.4979	7.1952	6.6227	6.8392
r	0.0013	0.0074	0.0123	0.0127

表 2 二郎山站 EKF、UKF 滤波效果评估				
	EKF		UKF	
二郎山站	东西	南北	东西	南北
SNR	26.829	19.4314	30.0855	20.9346
RMSE	11.5377	20.669	7.9304	17.3843
r	0.0019	0.0041	0.013	0.0129

表 3 龙王庙站 EKF、UKF 滤波效果评估

龙王庙站	EKF		UKF	
	东西	南北	东西	南北
SNR	30.8822	27.0676	32.3548	29.0879
RMSE	8.9662	10.4725	7.568	8.2991
r	0.0011	0.0025	0.0129	0.0131

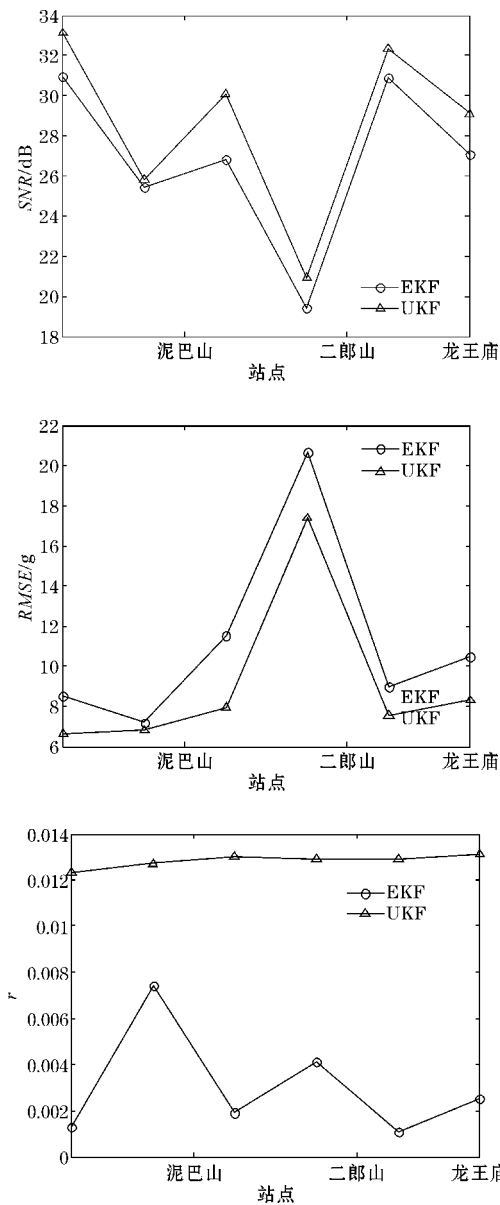


图 3 EKF、UKF 3 种评价指标对比

根据图 3 中 3 种评价指标的变化曲线可以得知,同等条件下,UKF 的信噪比大于 EKF,均方根误差小于 EKF,说明 UKF 对原始数据的处理过程中保留了原始数据更多的有效信息而抑制了更多噪声;从平滑度指标变化曲线来看,UKF 滤波后 3 站点之间平滑度均大于 EKF,说明 UKF 处理后的数据波形不如 EKF 平滑,这也从侧面说明经过 UKF 处理过的数据相比 EKF 处理过的数据而言更逼近原始数据。

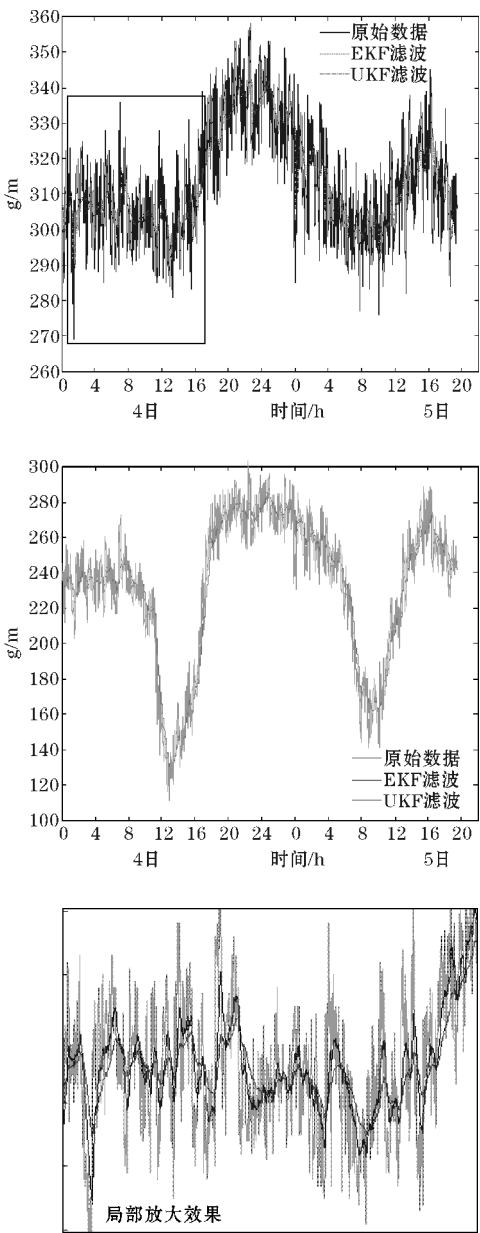


图 4 龙王庙站称重数据 EKF、UKF 滤波效果对比

使用 2 种不同的卡尔曼滤波器分别对 3 个站点 2 月 4-5 日称重观测数据进行滤波处理,滤波效果对比(以龙王庙站为例)见图 4。

结合 2 种滤波方法的评价指标及图 4,UKF 和 EKF 2 种滤波方法都能很好抑制原始数据中的噪声,滤波后数据都较为平滑。从拟合曲线及局部放大图来看,UKF 滤波后数据平滑度不如 EKF,但其更逼近原始观测值,比 EKF 滤波后数据保留了更多原始数据的细节信息,这些原始特征信息可能对应电线积冰的某一物理过程,对研究该站点电线积冰物理成因等具有重要意义。

4 结论

根据所使用的电线积冰观测装置建立相应的积冰



数据观测系统模型,并使用 UKF、EKF 2 种卡尔曼滤波方法对称重数据进行处理。使用均方根误差、信噪比和平滑度指标对 2 种方法滤波效果进行评估,结果表明,无迹卡尔曼滤波方法在处理电线积冰观测数据时有良好效果,能够很好地抑制原始数据中得噪声并最大程度保留原始数据特征信息,相比扩展卡尔曼滤波方法更能够体现原始数据的特性。经过滤波预处理后的称重观测数据为后续覆冰预测、覆冰-气象要素相关性分析等研究具有重要意义。

## 参考文献:

- [1] 中国气象局. 地面气象规范[M]. 北京:气象出版社,2003:92-95.
- [2] 李登文,杨静,吴兴. 2008 年低温冰冻雨雪灾害天气过程中贵州电线积冰气象条件分析[J]. 气象,2011,37(2):161-169.
- [3] 温华洋,田红,唐为安,等. 安徽省电线积冰标准冰厚的气象估算模型[J]. 应用气象学报,2011,22(6):747-752.
- [4] N Davis, AN Hahmann, NE Clausen, et al. Forecast of Icing Events at a Wind Farm in Sweden [J]. Journal of Applied Meteorology & Climatology, 2014, 53(2):262-281.
- [5] 郑利兵,陈林,林云生,等. 基于气象规范的电线积冰自动监测系统研究[J]. 气象,2010,36(10):97-101.
- [6] AT Degaetano, BN Belcher, PL Spier. Short-Term Ice Accretion Forecasts for Electric Utilities Using the Weather Research and Forecasting Model and a Modified Precipitation-Type Algorithm[J]. Weather & Forecasting, 2008, 23(5):838-853.
- [7] 占子飞. 输电线路覆冰在线监测系统的设计[D]. 太原:太原理工大学,2010.
- [8] Savadjiev K, Farzaneh M. Modeling of icing and ice shedding on overhead power lines based on statistical analysis of meteorological data[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2004, 19(2):715-721.
- [9] 黄小平,王岩. 卡尔曼滤波原理及应用[M]. 北京:电子工业出版社,2015.
- [10] 赵琳. 非线性系统滤波理论[M]. 北京:国防工业出版社,2012.
- [11] 占荣辉,张军. 非线性滤波理论与目标跟踪应用[M]. 北京:国防工业出版社,2013.
- [12] 付梦印,邓志红,闫莉萍. Kalman 滤波理论及其在导航系统中的应用[M]. 北京:科学出版社,2010.
- [13] 南亚翔,李红利,修春波,等. 基于卡尔曼滤波的空气质量指数预测方法[J]. 环境科学导刊, 2016, 35(3):80-84.
- [14] 尹忠海,张沛源. 利用卡尔曼滤波校准方法估算区域降水量[J]. 应用气象学报, 2005, 16(2):213-219.
- [15] 刘家学,林松岩. 高阶无迹卡尔曼滤波算法在飞机定位中的应用[J]. 计算机应用与软件, 2016, 33(5):256-264.
- [16] 袁军,刘荣忠,郭锐. 无迹卡尔曼滤波在末敏弹信号处理中的应用[J]. 弹箭与制导学报, 2016, 36(1):59-62.

## Application of UKF in Processing of Wire Icing Observed Data

MAN Shi-chao<sup>1</sup>, LU Hui-guo<sup>1,2</sup>, JIANG Juan-ping<sup>1,2</sup>, ZHAO Jin-yang<sup>1</sup>

(1. College of Electronic Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China; 2. Key Laboratory of Atmospheric Sounding of CMA, Chengdu 610225, China)

**Abstract:** Wire icing is a common natural phenomenon, and ice-covered conductors may cause power system calamity such as rupture of electricity lines, ice flashover trip et. al which can affect the normal production and life. Thus, observing the wire icing condition accurately and timely attaches great importance to guarantee normal operation of power grid. Based on the weighing type wire icing automatic observation system, it processed the observed data with UKF and evaluated the filtering effect compared with that of EKF. The results show that UKF algorithm has a good effect on the noise reduction of the original data, and its filtering effect is better than that of EKF.

**Keywords:** signal processing; wire icing; weighing data; UKF; EKF