

# 基于非线性滤波的风廓线雷达数据处理

陈兴鹏<sup>1</sup> 周杰<sup>2</sup> 李家强<sup>2</sup> 郭磊<sup>3</sup>

## 摘要

针对实际工程中风廓线雷达风向、风速随高度分布取值的非线性特性以及非气象干扰因素,基于非线性化方法——扩展卡尔曼滤波法,对风廓线雷达探测数据进行滤波处理.先利用泰勒展开式的一次项对非线性方程作线性化处理,再结合经典的卡尔曼滤波进行滤波估计,将非线性滤波问题转化为一个近似的线性滤波问题.仿真实验结果表明,该方法可以有效去除风场数据中掺杂的噪声干扰,很好地发挥了其非线性特性,滤波效果优于传统的卡尔曼滤波,具有一定的工程应用前景.

## 关键词

风廓线雷达;数据质量控制;卡尔曼滤波;一阶扩展卡尔曼滤波

中图分类号 P413.2

文献标志码 A

收稿日期 2012-03-20

资助项目 公益性行业科研专项(GYHY200906053);江苏省气象探测与信息处理重点实验室开放基金(KDXS1101)

## 作者简介

陈兴鹏,女,硕士,助理工程师,主要从事雷达数据质量控制、遥感应用等方面的研究.  
c2006xj@163.com

1 江西省气象科学研究所,南昌,330046

2 南京信息工程大学 电子与信息工程学院,南京,210044

3 江西省气象服务中心,南昌,330046

## 0 引言

风廓线雷达是一种新型的多普勒测风雷达,主要以晴空大气作为探测对象<sup>[1]</sup>.在探测的过程中,它往往受到地物杂波、降水、无线电信号等各种非气象因素的干扰,从而影响探测数据的精度,因此对数据进行质量控制是十分必要的.目前比较成熟的风廓线雷达数据质量控制方法主要有—致性平均法、最优插值法、WW算法、中值滤波法和滑动平均滤波法等<sup>[2]</sup>.此外,已经有人尝试将传统的线性卡尔曼滤波方法应用到风廓线雷达数据处理中,并有效地去除了部分高频干扰,达到了一定的滤波效果,为风廓线雷达数据处理开拓了新的思路.然而,在风廓线雷达测风活动中,风向和风速随高度的分布是一个随机过程,在每个高度上的取值都是随机的,各时间点和各个高度上的取值之间相互影响,很难保证线性关系,因此,在实际应用中,需要处理的问题常是非线性的.运用传统的卡尔曼滤波技术对风廓线雷达数据进行处理,由于其是线性化处理方法,对于非线性问题显现出了局限性.本文采用了基于扩展卡尔曼滤波的非线性风廓线雷达数据质量控制方法.首先利用泰勒展开式的一次项对非线性方程作线性化处理,再结合经典的卡尔曼滤波进行滤波估计,将非线性滤波问题转化为一个近似的线性滤波问题,得到一阶扩展卡尔曼滤波,从而解决了雷达数据质量控制中的非线性问题.本文选取2010年2月的对流性降水天气下的风场数据进行滤波处理,验证了扩展卡尔曼滤波方法的有效性.

## 1 风廓线雷达扩展卡尔曼滤波基本原理

### 1.1 经典卡尔曼滤波原理

卡尔曼滤波是从被提取信号有关的观测量中通过算法估计出所需信号的一种滤波算法<sup>[3-4]</sup>.它不需要保留用过的观测数据,当测得新的观测数据后,可推算出新的估计量,不必重新计算.此外它还打破了对平稳过程的限制,可用于对时变随机信号的滤波.目前,卡尔曼滤波技术已应用于气象预报中,对于风廓线雷达数据处理方面也有了初步的研究,并取得了一定的滤波效果.图1为卡尔曼滤波估计的阶段(其中将 $k$ 作为当前时刻).卡尔曼滤波过程包含2个阶段:2个采样周期之间的状态转移阶段叫做TU(Time Update)阶段;过程状态更新阶段叫做MU(Measurement Update)阶段.结合对当前时刻 $k$

的状态的预测结果  $\hat{\mathbf{X}}(k|k-1)$  和现在状态的测量值  $\mathbf{z}(k)$ , 可以得到现在状态  $k$  的最优化估算值  $\hat{\mathbf{X}}(k|k)$ .

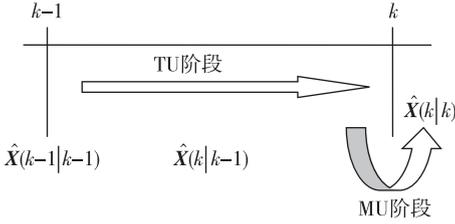


图1 滤波估计阶段

Fig. 1 Diagram of KF estimation stages

## 1.2 风廓线雷达扩展卡尔曼滤波应用原理

扩展卡尔曼滤波是在卡尔曼滤波的基础上针对非线性系统提出的一种改进方式, 比较适合处理风廓线雷达数据质量控制中风场的非线性问题. 该方法将非线性观测方程在预测值处进行泰勒级数展开并取一阶(或二阶)分量进行线性化, 再结合经典的卡尔曼滤波进行滤波估计. 在估计过程中利用系统的状态方程和观测方程的统计特性形成滤波算法, 更多地利用了系统前后的状态信息, 实际上是一种最优估计方法. 本文以风廓线雷达风速数据的处理为例, 分析扩展卡尔曼滤波技术在雷达数据处理中的应用. 针对风速数据的非线性特性, 建立风廓线雷达系统的非线性状态方程为(设当前时刻为  $k+1$ )

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{f}(k, \mathbf{X}(k)) + \mathbf{V}(k) = \mathbf{A}\mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k), \quad (1)$$

式(1)中,  $\mathbf{X}(k)$  为  $k$  时刻的系统状态输入量,  $\mathbf{V}(k)$  表示过程噪声,  $\mathbf{A}$  为状态转移矩阵 ( $\mathbf{A} = [0, 1, 0; 0, 0, 1; 0, 1, 0, 1, 5]$ ). 在对风廓线雷达风速数据进行处理的过程中, 假定没有控制输入, 并假定过程噪声  $\mathbf{V}(k)$  是加性零均值白噪声, 其方差为

$$E[\mathbf{V}(k)\mathbf{V}'(j)] = \mathbf{Q}(k)\delta_{kj}, \quad (2)$$

量测方程为

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{h}(k, \mathbf{X}(k)) + \mathbf{W}(k), \quad (3)$$

其中, 量测噪声  $\mathbf{W}(k)$  也假定是加性零均值白噪声, 其方差为

$$E[\mathbf{W}(k)\mathbf{W}'(j)] = \mathbf{R}(k)\delta_{kj}, \quad (4)$$

其中  $\delta_{kj}$  为克罗内克  $\delta$  函数.

假定过程噪声和量测噪声序列是彼此不相关的(如果风场分布均匀, 而实际风场中的随机波动即反映了随机噪声的影响, 可用整个风场的风速/风向方差作为噪声方差特征进行估计, 但一般的风场不可能是均匀的, 必须选择一块较为平稳均匀的风场来

估算随机噪声方差. 本文采用局域标准差法, 把受噪音污染的风场分割成许多小块, 并计算出所有这些子风场方差, 从中统计出噪声估计值), 并具有初始状态估计  $\hat{\mathbf{X}}(0|0)$  和协方差矩阵  $\mathbf{P}(0|0)$ . 和线性情况一样, 假定  $k$  时刻的估计为

$$\hat{\mathbf{X}}(k|k) \approx E[\mathbf{X}(k)|\mathbf{Z}^k], \quad (5)$$

它是一个近似的条件均值, 其相伴协方差矩阵为  $\mathbf{P}(k|k)$ . 其中,  $\mathbf{Z}^k = \{\mathbf{z}(j), j = 1, 2, \dots, k\}$ . 由于  $\hat{\mathbf{X}}(k|k)$  不是精确的条件均值, 所以, 严格地说,  $\mathbf{P}(k|k)$  是近似的均方误差, 而不是协方差.

为了达到预测的状态  $\hat{\mathbf{X}}(k+1|k)$ , 对式(1)中的非线性函数在  $\hat{\mathbf{X}}(k|k)$  附近进行泰勒级数展开, 取其一阶项, 以产生一阶扩展卡尔曼滤波(EKF), 一阶泰勒级数展开式为

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{f}(k, \hat{\mathbf{X}}(k|k)) + \mathbf{f}_x(k) [\mathbf{X}(k) - \hat{\mathbf{X}}(k|k)] + (\text{高阶项}) + \mathbf{V}(k), \quad (6)$$

其中:

$$\begin{aligned} \mathbf{f}_x(k) &= [\nabla_{\mathbf{X}} \mathbf{f}'(k, \mathbf{X})]'_{\mathbf{X}=\hat{\mathbf{X}}(k|k)} = \\ & \begin{bmatrix} \partial/\partial x_1 \\ \vdots \\ \partial/\partial x_2 \end{bmatrix} [f_1(\mathbf{X}) \cdots f_n(\mathbf{X})]_{\mathbf{X}=\hat{\mathbf{X}}(k|k)} = \\ & \begin{bmatrix} \partial f_1(\mathbf{X})/\partial x_1 \cdots \partial f_n(\mathbf{X})/\partial x_1 \\ \vdots \\ \partial f_1(\mathbf{X})/\partial x_n \cdots \partial f_n(\mathbf{X})/\partial x_n \end{bmatrix}_{\mathbf{X}=\hat{\mathbf{X}}(k|k)} \end{aligned} \quad (7)$$

是向量  $\mathbf{f}$  的雅克比矩阵, 在状态的最近估计上取值, 其中  $x_1, x_2, \dots, x_n$  为  $n$  维状态向量  $\mathbf{X}(k)$  的元素, 在风廓线雷达风速数据处理中, 分别代表各观测时间点、每个高度上的风速观测值.

如果泰勒级数展开式中保留到二阶或三阶, 则可得二阶和三阶扩展卡尔曼滤波. 二阶扩展卡尔曼滤波的性能比一阶的要好, 而二阶以上的扩展卡尔曼滤波性能与二阶相比并没有明显的提高, 所以超过二阶以上的扩展卡尔曼滤波一般都不被采用. 二阶扩展卡尔曼滤波的性能虽然要优于一阶的, 但二阶的计算量很大, 所以一般情况下只采用一阶扩展卡尔曼滤波. 本文采用一阶扩展卡尔曼滤波对数据进行处理<sup>[5]</sup>.

一阶扩展卡尔曼滤波的公式系包括<sup>[6-7]</sup>: 状态的一步预测:

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1|k) = \mathbf{f}(k, \hat{\mathbf{X}}(k|k)), \quad (8)$$

协方差的一步预测:

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \mathbf{f}_x(k)\mathbf{P}(k|k)\mathbf{f}_x'(k) + \mathbf{Q}(k), \quad (9)$$

量测预测值:

$$\hat{\mathbf{z}}(k+1|k) = \mathbf{h}(k+1, \hat{\mathbf{X}}(k+1|k)), \quad (10)$$

与之相伴的协方差:

$$\mathbf{S}(k+1) = \mathbf{h}_x(k+1)\mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{h}_x'(k+1) + \mathbf{R}(k+1), \quad (11)$$

增益:

$$\mathbf{K}(k+1) = \mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{h}_x'(k+1)\mathbf{S}^{-1}(k+1), \quad (12)$$

状态更新方程:

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{X}}(k+1|k) + k(k+1)[\mathbf{z}(k+1) - \hat{\mathbf{z}}(k+1|k)], \quad (13)$$

协方差更新方程:

$$\mathbf{P}(k+1|k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k+1)\mathbf{h}_x'(k+1)]\mathbf{P}(k+1|k)[\mathbf{I} + \mathbf{K}(k+1)\mathbf{h}_x'(k+1)] + \mathbf{K}(k+1)\mathbf{R}(k+1)\mathbf{K}'(k+1), \quad (14)$$

其中,  $\mathbf{I}$  为与协方差同维的单位矩阵.

一阶扩展卡尔曼滤波的协方差预测公式与线性滤波中的类似, 不过这里雅克比矩阵  $\mathbf{f}_x(k)$  类似于系统转移矩阵  $\mathbf{F}(k)$ .

利用上述算法, 就可以根据当前观测值  $\mathbf{z}(k+1)$  和前一个估计值  $\hat{\mathbf{X}}(k|k)$  给出当前风速数据真值的估计  $\hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1)$ .

## 2 实测数据处理及分析

选取日本京都大学所设风廓线雷达在印度尼西亚坤甸地区测取的风速数据, 对上述扩展卡尔曼滤波方法进行仿真验证. 印尼地处低纬度地区, 受热带雨林气候影响, 终年高温多雨, 风廓线雷达探测工作受对流性降水影响较大, 剧烈的上升和下沉气流使雷达探测回波呈现非线性. 观测参数如表 1 所示.

为了获取风廓线雷达上空三维风速信息, 至少需要 3 个不共面的波束. 为了提高探测精度, 本文所取探测数据利用的风廓线雷达采用 5 波束形式, 波束方向如表 1 所示. 其中, 1 波束为垂直方向, 其他 4 个波束是在方位上均匀分布的倾斜波束, 分别指向东、南、西、北 4 个方向.

在直角坐标系下, 将风速分解为  $u$ 、 $v$ 、 $w$  3 个分量. 将东、西 2 个方向测得的数据进行合成, 得到  $u$  分量; 将南、北 2 个方向测得的数据进行合成, 得到  $v$  分量; 垂直波束测得的数据作为  $w$  分量. 在运用扩展卡尔曼滤波进行数据处理的过程中, 选取的距离库范

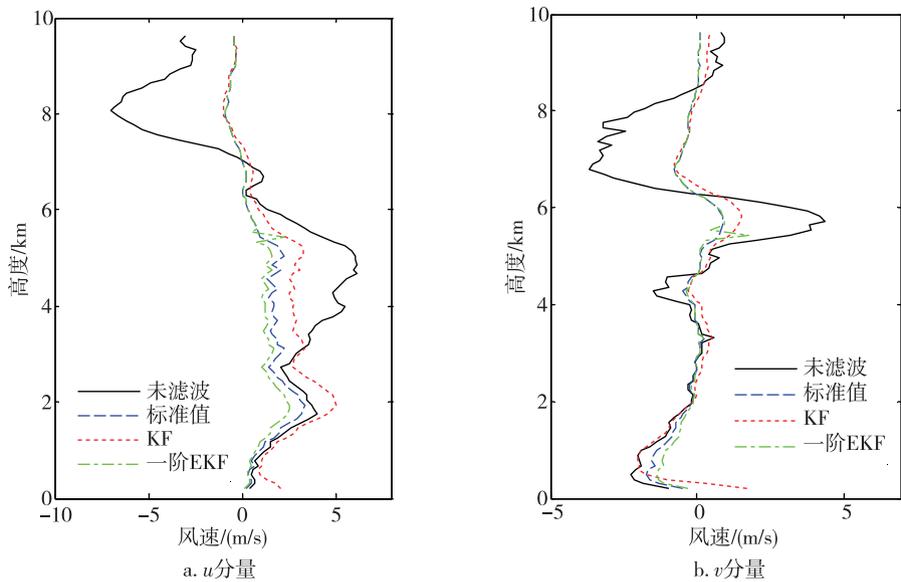
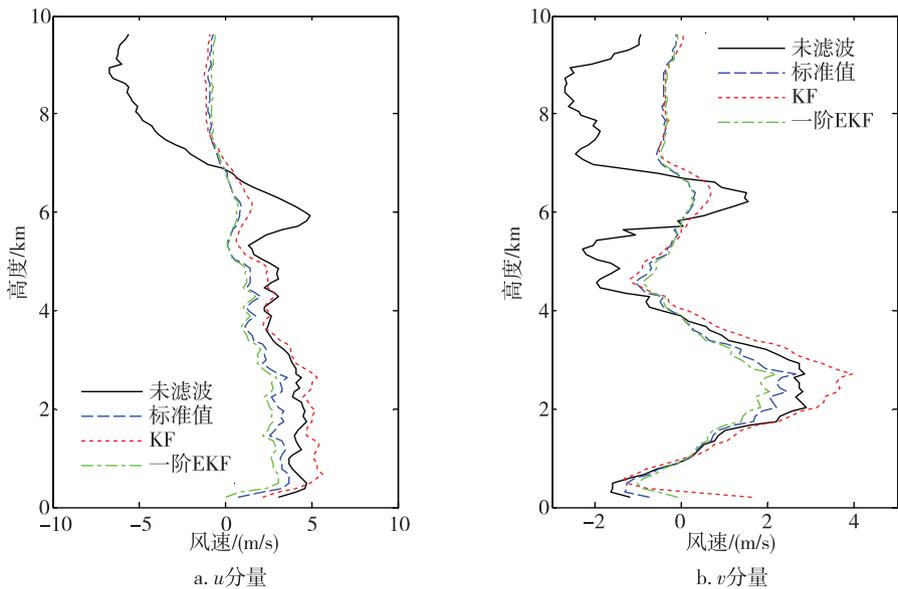
表 1 风廓线雷达部分技术参数

Table 1 Technical parameters of WPR

参数名称	数值
脉冲长度/ms	0.67
抽样检验间隔/ms	0.67
内部脉冲周期/ms	100
相干积分值	64
非相干积分值	14
FFT 点值	128
脉冲压缩值/bits	16
1 波束(方位角, 天顶角)	(0°, 0°)
2 波束(方位角, 天顶角)	(0°, 14°)
3 波束(方位角, 天顶角)	(90°, 14°)
4 波束(方位角, 天顶角)	(180°, 14°)
5 波束(方位角, 天顶角)	(270°, 14°)

围为 0 ~ 10 km, 分别将每个距离库的  $u$ 、 $v$  分量(数据已解耦)作为系统当前观测值  $\mathbf{z}(k+1)$  进行运算, 可以计算得出滤波后的风速最优化估算值  $\hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1)$ . 为了让滤波器开始工作, 需要给定 2 个零时刻的初始值:  $\mathbf{X}(0|0)$  和  $\mathbf{P}(0|0)$ . 因为随着卡尔曼滤波器的工作,  $\mathbf{X}$  会逐渐收敛, 所以这 2 个初始值可任意给取, 但是对于  $\mathbf{P}$ , 一般不要取 0, 因为这样可能会使滤波器完全相信给定的  $\mathbf{X}(0|0)$  是系统最优的, 从而使算法不能收敛. 本文选取  $\mathbf{X}(0|0) = 1 \text{ m/s}$ ,  $\mathbf{P}(0|0) = 10$ . 图 2—5 分别给出了 2010 年 2 月 1、2、3、5 日印尼坤甸地区上空  $u$ 、 $v$  2 个分量上的风速实测及滤波对比. 其中“未滤波”指的是风廓线雷达探测原始值; “标准值”是日本风廓线雷达控制中心使用数据质量控制系统 NAPS (Numerical Analysis and Prediction System) 进行一系列信号和数据处理后的平均值, 本文将其作为各滤波方法的标准对比值; “KF”代表经过线性卡尔曼滤波处理后的数值; “一阶 EKF”代表经过一阶扩展卡尔曼滤波处理后的数值.

风廓线雷达的探测数据, 大多是所需的真实信号与各种各样的干扰与误差成分相迭加的结果, 随机噪声在时域上是全局性分布, 即在整個观测时间内处处存在, 而且在频域主要表现为高频特性<sup>[8]</sup>. 分析图 2—5 可以看出, 在未滤波的情况下, 受印尼地区对流性降水天气的影响, 原始探测数据中掺杂了包括降水干扰在内的噪声干扰, 进行传统的线性卡尔曼滤波处理后, 数据明显去除了包括间歇性干扰和高频噪声干扰在内的高频成分, 但是这种方法在局部表现出一定的震荡, 有发生滤波发散的趋势, 而

图2 2010年2月1日  $u, v$  分量风速滤波对比Fig. 2 Comparison of filtered  $u, v$  components of wind speed on February 1, 2010图3 2010年2月2日  $u, v$  分量风速滤波对比Fig. 3 Comparison of filtered  $u, v$  components of wind speed on February 2, 2010

采用一阶扩展卡尔曼滤波后, 滤波平稳度明显加强. 由于扩展卡尔曼滤波法采用的是非线性化处理方法, 因此, 既对数据起到了平滑作用, 同时也提高了滤波后的平稳度, 很好地发挥了其非线性特性, 滤波后数据更接近标准值, 得到了比线性卡尔曼滤波更好的滤波效果.

### 3 小结

本文针对实际风廓线雷达数据质量控制过程中

遇到的风场非线性问题, 提出了基于扩展卡尔曼滤波的风廓线雷达数据处理方法. 通过实测数据处理, 表明该方法在处理雷达数据的过程中能够有效去除噪声干扰, 滤波平稳度高. 与线性卡尔曼滤波方法风速处理曲线进行比较, 扩展卡尔曼滤波显示出自身的非线性特性, 仿真实验结果表明了此方法的可行性. 需要指出的是: 扩展卡尔曼滤波结果的好坏与状态噪声和观测噪声的统计特性有关, 在扩展卡尔曼滤波的递推滤波过程中, 状态噪声和观测噪声的协

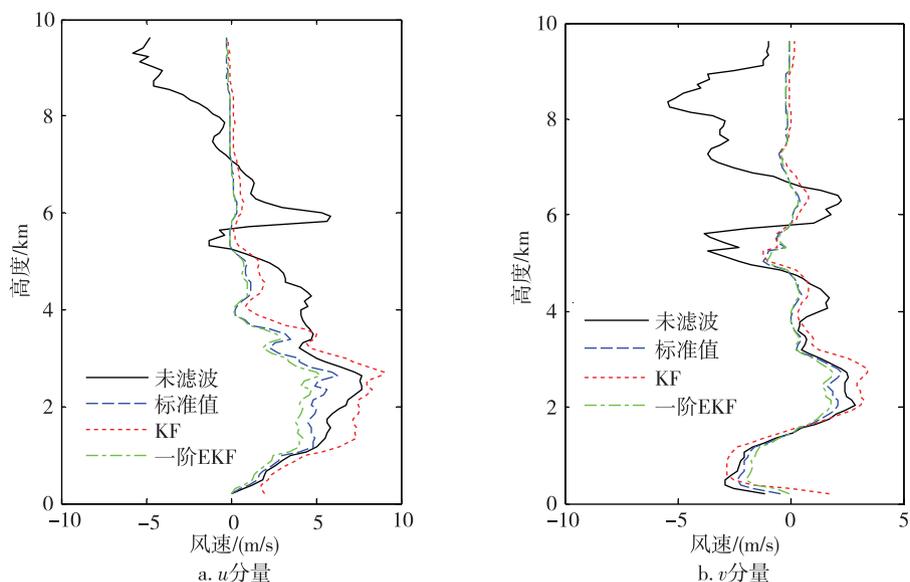


图4 2010年2月3日  $u, v$  分量风速滤波对比

Fig. 4 Comparison of filtered  $u, v$  components of wind speed on February 3, 2010

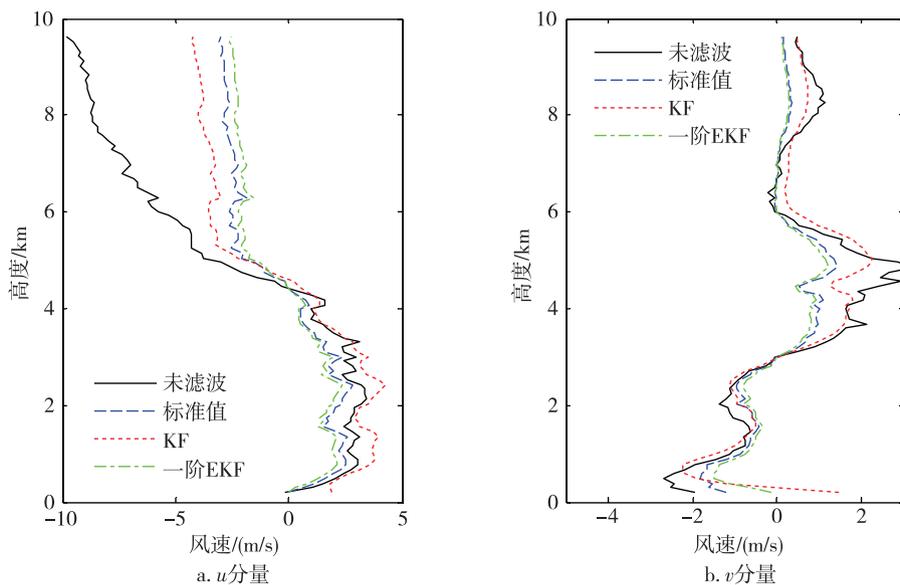


图5 2010年2月5日  $u, v$  分量风速滤波对比

Fig. 5 Comparison of filtered  $u, v$  components of wind speed on February 5, 2010

方差矩阵保持不变,如果这2个噪声协方差矩阵估计不够准确,则容易产生误差累积,导致滤波发散。

### 参考文献

#### References

[1] 何平. 相控阵风廓线雷达[M]. 北京:气象出版社, 2006:13-15  
HE Ping. Phased-array wind profile radar[M]. Beijing: China Meteorological Press, 2006:13-15  
[2] 杨馨蕊. 风廓线雷达数据质量控制方法探讨及其应用

[D]. 北京:中国气象科学研究院, 2009:50-58  
YANG Xinrui. The discussion and application on data quality control of WPR[D]. Beijing: Chinese Academy of Meteorological Sciences, 2009:50-58  
[3] Simon D. Kalman filtering with state constraints: A survey of linear and nonlinear algorithms[J]. Control Theory and Application, IET, 2010, 4(8): 1303-1318  
[4] 卢秀和, 魏坤, 谢新月. 卡尔曼滤波器在球杆系统噪声抑制中的应用[J]. 南京信息工程大学学报:自然科学版, 2009, 1(1): 93-96  
LU Xiuhue, WEI Kun, XIE Xinyue. Research on applica-

- tion of Kalman filters to noise suppression in ball-beam system[J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology: Natural Science Edition, 2009, 1(1):93-96
- [ 5 ] 陆如华,徐传玉,张玲,等. 卡尔曼滤波的初值计算方法及其应用[J]. 应用气象学报,1997,8(1):34-43  
LU Ruhua, XU Chuanyu, ZHANG Ling, et al. Calculation method for initial value of Kalman filter and its application[J]. Quarterly Journal of Applied Meteorology, 1997, 8(1):34-43
- [ 6 ] 万莉,刘焰春,皮亦鸣. EKF、UKF、PF 目标跟踪性能的比较[J]. 雷达科学与技术,2007,5(1):13-16
- WAN Li, LIU Yanchun, PI Yiming. Comparing of target-tracking performances of EKF, UKF and PF[J]. Radar Science and Technology, 2007, 5(1):13-16
- [ 7 ] Farina A, Ristic B, Benvenuti D. Tracking a ballistic target: Comparison of several nonlinear filters[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(3):854-867
- [ 8 ] 胡上序,陈德钊. 观测数据的分析与处理[M]. 杭州:浙江大学出版社,1996  
HU Shangxu, CHEN Dezhaoh. The analysis and processing on observed data[M]. Hangzhou: Zhejiang University Press, 1996

## Data processing of wind profiler radar based on nonlinear filtering

CHEN Xingjuan<sup>1</sup> ZHOU Jie<sup>2</sup> LI Jiaqiang<sup>2</sup> GUO Lei<sup>3</sup>

1 Meteorological Research Institute of Jiangxi Province, Nanchang 330046

2 School of Electronic & Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044

3 Meteorological Service Center of Jiangxi Province, Nanchang 330046

**Abstract** In view of nonlinear distribution characteristics of wind direction and wind speed with increase of height, as well as non-meteorological interference factors of wind profiler radar in engineering practices, a nonlinear method, namely Extended Kalman Filter (EKF) is proposed in this paper for data filtering of wind profiler radar. Using first-order Taylor expansion and combining with the classic Kalman Filter (KF), EKF method linearizes the nonlinear equations and changes the nonlinear filter into an approximately linear filter. The experimental results indicate that this method can effectively remove the noise of wind data and well reflects its nonlinear characteristics. EKF is better for data processing of wind profiler radar than traditional KF and has some engineering application prospects.

**Key words** wind profiler radar; data quality control; Kalman filter; first-order extended Kalman filter