

称重雨量数据处理卡尔曼滤波应用

卢勇¹ 卢会国^{1,2} 蒋娟萍^{1,2} 曼世超¹

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

摘要 降雨量的测量, 目前业务上应用较为广泛的是翻斗式雨量计, 它只能测降雨, 对于冰雹、降雪等固态降水的测量采用人工观测为主, 称重式雨量计与翻斗式雨量计相比, 其优势在于能实现所有类型降水的全天候自动化观测。本研究随机选择了一天无降水数据确定了滤波参数 Q 和 R (过程噪声方差和观测噪声方差), 根据确定的滤波参数, 随机选择了无降水(2016 年 4 月 3 日)和有降水(2015 年 7 月 21 日、2015 年 8 月 7 日)日采用卡尔曼滤波, 并结合翻斗雨量传感器数据进行验证, 结果表明, 本研究确定的滤波参数采用卡尔曼滤波后能够有效去除称重雨量中的噪声, 使滤波后的曲线变得平稳光滑, 减小了数据的抖动频率和误差。

关键词 卡尔曼滤波; 称重雨量; 数据处理; 去噪

中图分类号: P412 DOI: 10.19517/j.1671-6345.20160381 文献标识码: A

引言

水是生命之源, 降水与人们的生活息息相关, 它为天气分析、气候研究和气象防灾减灾提供了重要的基础资料和分析依据^[1-3]。目前国内业务上大多使用的是翻斗雨量计, 但它只能测量降雨, 不能对降雪、冰雹等固体降水进行有效观测^[4], 而称重式雨量计能自动监测所有类型的降水^[5], 且精度高、功耗小, 有利于提高观测降水的准确性和及时性^[6]。

卡尔曼滤波在许多领域都取得了成功, 自从应用到气象业务预报领域后, 得到越来越多国家的气象工作者的重视及应用^[7]。1976 年 Cain 等^[8]应用卡尔曼滤波对雨量计标定雷达估计区域降水量进行了分析, 1983 年 Ahnert 等^[9]用卡尔曼滤波对雷达数据定量测量降水进行了研究, 后来, O'Bannon 等^[10]研究了卡尔曼滤波中参数对降雨测量精度的影响, 在这基础之上, Smith 等^[11]和 Dah-Syang 等^[12]进一步改进和完善了卡尔曼滤波测量降水。卡尔曼滤波已被广泛地应用于数据同化, 现在已经成为美国雷达降水处理子系统的一部分^[13], 但还没有见到用于称重雨量数据分析的文献报导。

1 测量原理与方法

称重式降水传感器通过对质量变化的快速响应来测量降水量^[14]。本文使用的是基于电阻应变测量技术的称重式传感器, 它的工作原理是^[4]: 在外力作用下, 载荷元件产生弹性变形, 使粘贴在它表面的电阻应变片也随同变形, 电阻应变片变形后, 它的阻值发生变化, 然后经相应的测量电路把这一电阻变化转换为电信号, 进而得到重量结果, 最终将重量换算为降雨量。称重式雨量计的口径为 20 cm, 自然降水为 0.1 mm 时, 可获得 3.14 g 的降水。在实际应用中, 翻斗雨量计的分辨率为 0.1 mm, 因此只要称重传感器能分辨 1 g 质量即可满足测量降雨的要求。本文选取的称重资料, 输出数据为 1 次/min, 计算某一时段的降雨量时, 选择相邻两组数据的每分钟差值进行累加即可。

2 卡尔曼滤波

2.1 原理

卡尔曼滤波的基本思路是^[15]: 利用 $k-1$ 时刻状态的估计值和 k 时刻状态的观测值来更新对状态变量的估计, 求出 k 时刻的估计值。由于称重雨量数据之间是相互独立的, 不存在任何的关联, 因此选

<http://www.qxkj.net.cn> 气象科技

作者简介: 卢勇, 男, 1989 年生, 硕士, 研究方向为气象探测技术及应用, Email: 122754063@qq.com

收稿日期: 2016 年 7 月 2 日; 定稿日期: 2016 年 11 月 29 日

择卡尔曼滤波模型中的线性离散系统。设随机线性离散的状态方程和观测方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \Phi_{k+1/k} \mathbf{x}_k + \Gamma_k \mathbf{u}_k + \mathbf{G}_k \mathbf{w}_k \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{C}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (1)$$

式中, \mathbf{x}_k 为系统的状态向量, \mathbf{y}_k 为系统的观测序列, \mathbf{w}_k 为系统的过程噪声序列, \mathbf{v}_k 为观测噪声序列, \mathbf{u}_k 为系统控制输入, $\Phi_{k+1/k}$ 为状态转移矩阵, Γ_k, \mathbf{G}_k 为系数矩阵, \mathbf{C}_k 为观测矩阵。

卡尔曼滤波器是一个最优化自回归数据处理算法,它以最小均方误差为估计最佳准则,通过递推估计来更新状态的变化^[16],递推公式如下所示:

状态一步预测方程:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} = \Phi_{k/k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \Gamma_{k-1} \mathbf{u}_{k-1} \quad (2)$$

均方误差的一步预测:

$$\mathbf{P}_{k/k-1} = \Phi_{k/k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k/k-1}^T + \mathbf{G}_{k-1} \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{G}_{k-1}^T \quad (3)$$

滤波增益方程:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{C}_k^T (\mathbf{C}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{C}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (4)$$

滤波估计方程(k 时刻的最优值):

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \mathbf{C}_k \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}) \quad (5)$$

均方误差更新矩阵(k 时刻的最优均方误差):

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{C}_k) \mathbf{P}_{k/k-1} \quad (6)$$

2.2 参数处理

在称重雨量数据中,分为降水和无降水两种情况,从简单的角度出发,选择在没有降水时确定各个参数。无降水时,没有控制量,则 $\mathbf{u}_k = 0$; k 时刻与 $k-1$ 时刻的重量是相同的,则 $\Phi = 1$; 称重传感器的值和重量直接对应,则 $\mathbf{C} = 1$; x 为一维变量重量, \mathbf{w}_k 和 \mathbf{v}_k 的方差分别为 Q 和 R 。

R 为观测噪声方差,也叫测量噪声方差,它是一个统计意义上的参数,可以理解为:对传感器测量的数据经过长期的概率统计,得出它的测量方差,它和传感器的精度息息相关。本文中采用的称重传感器是 NA1-10Kg 铝合金称重传感器,精度等级为 OIML R60 C3,即 0.03%,也就是 ± 3 g,那么此时 R 的最大取值为 9。

Q 为过程噪声方差,要准确获取 Q 是比较困难的,可以通过对比试验获得。

在确定 Q 之前,需要给定协方差 P 一个初始值,为了确定 P 初始值的大小,以 2016 年 5 月 1 日 10:00—12:00 这两个小时的称重雨量数据为例,这两个小时内没有降水,假设 $Q = 0.01, R = 9$,通过卡

尔曼滤波后发现,不管 P 取何值,滤波后 1 min 差值都在 $-1 \sim 1$ 之间,完全满足了业务要求,且通过递推后, P 的最终值大致相同,具体数据如表 1 所示。从表 1 中可以看出,无论 P 取多少,最后的滤波结果基本都一样,且通过实验得出,最终 P 的值大约为 0.3,因此可以得出结论:只要观测数据样本足够大,滤波次数足够多,运算过程中对协方差 P 的初始值没有严格要求,只要不等于零即可,本文中,如需用到 P 的初始值,设 $P_0 = 1$ 。

表 1 P 取不同值的 1 min 差值

P 初始值	P 最终值	1 min 差值/g	
		最大值	最小值
10	0.2952	0.422	-0.222
5	0.2952	0.379	-0.222
1	0.2952	0.246	-0.223
0.1	0.2949	0.084	-0.224
0.01	0.2949	0.050	-0.224

同样以 2016 年 5 月 1 日 10:00—12:00 这 2 h 的称重雨量数据来分析确定 Q 的值。分别取 Q 为 4、1、0.1、0.01 进行滤波,滤波结果如图 1 所示,具体数据如表 2 所示。因为这 2 h 内没有降水,理论上称重雨量数据应该是不变的,但正是由于温度、风等因素的干扰造成了数据的波动。在滤波前后,对相邻数据的 1 min 差值进行统计,如果差值越小,表示误差越小,测量值就越精确。从表 2 中可以看出,当 $Q = 0.1$ 和 0.01 时,1 min 差值都在 1 g 以下,满足测量降雨的要求,但是从 1d 中可以看出,滤波曲线和测量曲线偏离比较大,综合分析考虑,当 $Q = 0.1$ 时,更适合称重雨量数据的除噪过程。

表 2 Q 取不同值的 1 min 差值

Q	1 min 差值 最大值/g	降雨量	1 min 差值 最小值/g
		mm	
未滤波	3.7	0.118	-2.81
4	1.937	0.062	-1.831
1	1.087	0.035	-1.033
0.1	0.409	0.013	-0.460
0.01	0.246	0.008	-0.223

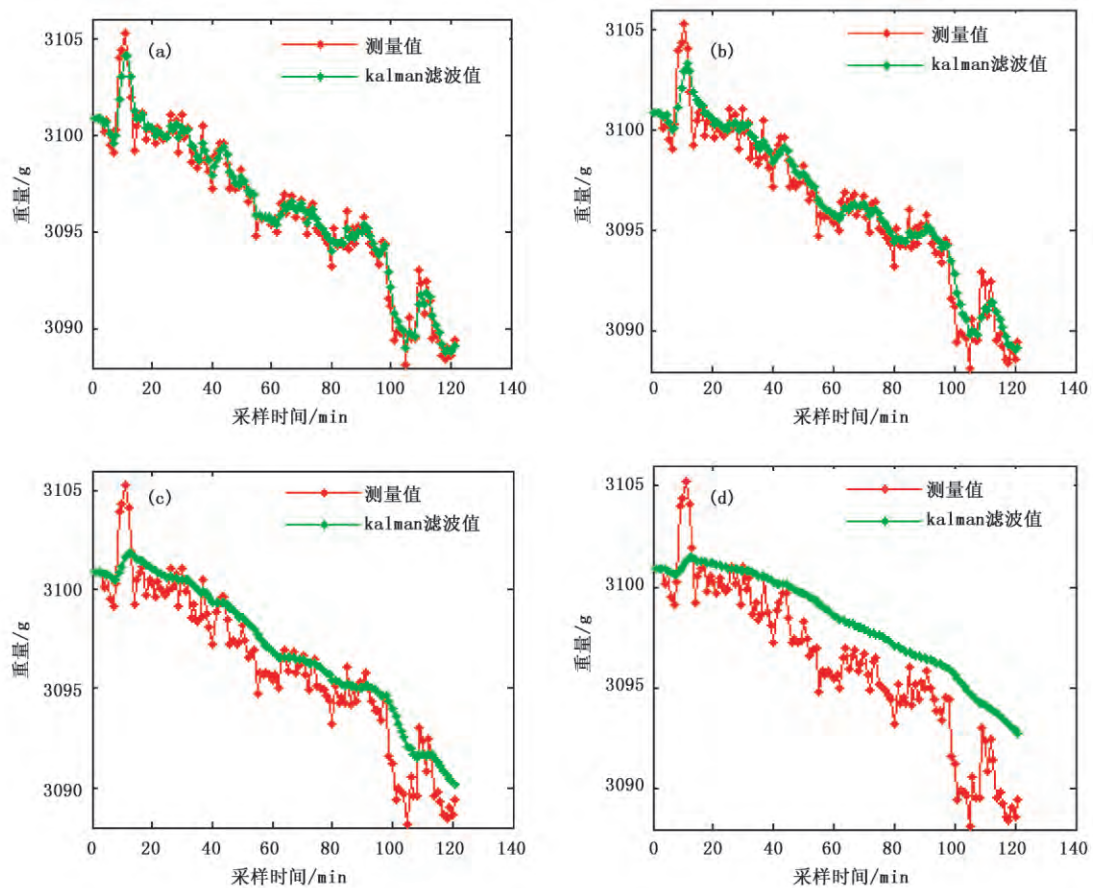


图 1 Q 取不同值时滤波前后信号对比:(a)Q=4,(b)Q=1,(c)Q=0.1,(d)Q=0.01

3 滤波结果分析

3.1 无降水称重雨量数据滤波分析

无降水时,状态方程中的控制量 $u_k=0$,通过卡尔曼滤波除去噪声后,应满足 $x_{k+1}=x_k$,即当前时刻的重量值和前一时刻的重量值相等。选取 2016 年 4 月 3 日 00:00—05:00 这 5 个小时的无降水称重雨量数据进行分析。表 3 为未经滤波处理的一部分原始数据,表 4 为滤波前后的 1 min 差值具体数据,图 2a 和图 2b 分别表示滤波前后的信号和 1 min 差值。从图 2a 中可以看出,在没有滤波之前,受噪声的影响,原始数据波动很大,经过卡尔曼滤波后,噪声被滤除掉,曲线变得相对平稳光滑。原始数据的 1 min 差值在 $-4.47\sim3.07\text{ g}$ 之间波动,最大为 3.07 g ,也就是说 1 min 的最大误差为 3.07 g ,累计这 5 h 的误差达到 105.67 g ,即 3.4 mm ;滤波过后 1 min 差值在 $-0.3\sim0.3\text{ g}$ 之间波动,最大为 0.118 g ,累计 5 h 的误差为 10.43 g ,即 0.3 mm 。

从 1 min 差值图 2b 中可以看出,滤波后数据的抖动频率和幅值减小,基本成了一条直线,说明 $x_{k+1}=x_k$,即当前时刻的重量值和前一时刻的重量值相等。

表 3 2016 年 4 月 3 日称重式雨量数据

时间	重量(g)	1 min 差值(g)
00:00:02	3318.07	0
00:01:02	3317.15	-0.92
00:02:02	3316.25	-0.9
00:03:02	3316.25	0
00:04:02	3317.15	0.9

表 4 2016 年 4 月 3 日滤波前后 1 min 差值

	1 min 差值/g		1 min 差值 大于 0 的 累计值/g	降雨量 mm
	最大值	最小值		
原始数据	3.07	-4.47	105.67	3.4
卡尔曼滤波后	0.30	-0.30	10.43	0.3

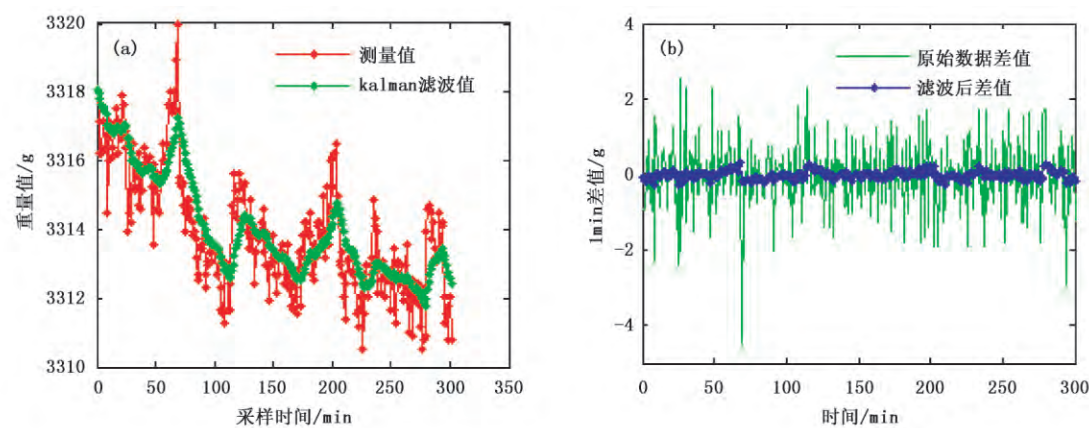


图 2 2016 年 4 月 3 日滤波前后对比:(a)信号,(b)1 min 差值

在对无降水的数据处理中,很好的滤除了噪声,提高了数据的准确度和精度。

3. 2 有降水称重雨量数据滤波分析

有降水时,状态方程中的控制量 $u_k \neq 0$,通过卡尔曼滤波除去噪声后,应满足 $x_{k+1} = x_k + u_k$,即当前时刻的重量值等于前时刻的重量值加上当前时刻的降雨量,此时控制量 u_k 可以认为是当前时刻的降雨量。选取 2015 年 8 月 7 日的称重雨量数据,这一天自动站雨量数据见表 5,其累计降水量是 10.8 mm。从表 5 中可以看出,降雨时间段主要集中在 11:21—15:32 之间,为了探究称重式雨量数据的准确性,也选取这个时间段的数据进行分析。表 6 为 11:21—15:32 这段时间内未经滤波处理的一部分原始数据,表 7 为滤波前后的 1 min 差值具体数据,图 3a 和图 3b 分别表示滤波前后的信号图和 1 min 差值图。

表 5 2015 年 8 月 7 日自动站雨量数据(翻斗式) mm

时间	雨量	时间	雨量	时间	雨量	时间	雨量
11:21	0.1	12:50	0.1	13:06	0.1	13:26	0.1
11:30	0.1	12:52	0.1	13:09	0.1	13:27	0.1
11:39	0.1	12:54	0.2	13:10	0.1	13:28	0.1
11:52	0.1	12:55	0.1	13:12	0.1	13:29	0.1
12:18	0.1	12:56	0.2	13:13	0.1	13:30	0.1
12:19	0.1	12:57	0.2	13:14	0.1	13:31	0.1
12:20	0.1	12:58	0.2	13:15	0.1		
12:22	0.1	12:59	0.2	13:17	0.1	:	:
12:27	0.1	13:00	0.2	13:18	0.1		
12:34	0.1	13:01	0.2	13:19	0.1	15:18	0.1
12:39	0.2	13:02	0.1	13:20	0.1	15:32	0.1
12:42	0.1	13:03	0.1	13:22	0.1		
12:46	0.1	13:04	0.1	13:23	0.1		
12:48	0.1	13:05	0.1	13:25	0.1	累计	10.8

表 6 2015 年 8 月 7 日称重式雨量数据 g

时间	重量	1 min 差值
11:21:02	2930.11	0.64
11:22:02	2930.75	2.04
11:23:02	2932.79	0.13
11:24:02	2932.92	0.13
11:25:02	2933.05	0.76
11:26:02	2933.81	1.15

表 7 2015 年 8 月 7 日滤波前后 1 min 差值

	1 min 差值 最大值	1 min 差值 大于 0 的累计	降雨量 mm	误差
	g	值/g		
原始数据	7.92	384.4	12.2	13%
Kalman 滤波后	3.82	331.4	10.6	2%

从表 7 中可以看出,滤波之前,对大于 0 的 1 min 差值进行统计,累计得到 384.4 g,即 12.2 mm 降水,误差为 13%;通过卡尔曼滤波后,用同样的方法得到累计重量 331.4g,即 10.6 mm 降水,误差为 2%。显然,滤波后的数据更加接近于自动站的数据,提高了数据的准确度;且从图 3 中可以看出,由于受到噪声的干扰,原始数据波动很大,通过卡尔曼滤波后,曲线变得光滑,相比于原数据误差变小,基本可以满足业务需求。

为了更进一步验证卡尔曼滤波去除称重雨量数据噪声的有效性,现选取 2015 年 7 月 21 日这一天的数据分析。从自动站上的数据看,这一天的降雨主要集中在 4 个时间段,01:00—03:00 降水 5.4 mm、11:00—12:00 降水 0.2 mm、14:00—15:00 降水

0.1 mm,16:00—19:00 降水 0.9 mm,累计降水 6.6 mm。表 8 为 01:00—19:00 滤波前后的 1 min 差值具体数据,图 4a 和 4b 分别表示 01:00—19:00 滤波前后的信号图和 1 min 差值图。

表 8 2015 年 7 月 21 日滤波前后 1 min 差值

	1 min 差值		降雨量 mm	误差
	最大值	大于 0 的累计		
	g	值/g		
原始数据	13.79	643.27	20.5	211%
卡尔曼滤波后	4.46	228.09	7.3	11%

前面单独分析了无降水 and 有降水的某一个时间段,卡尔曼滤波取得了较好的效果,为进一步验证其有效性,选取一天内包含 4 个降水时间段的降水过程进行分析。2015 年 7 月 21 日 01:00—19:00 有 4 个时间段的降水,累计降水 6.6 mm,从表 8 中可以看出,滤波之前,累计为 643.27 g,即 20.5 mm 降水,误差达 211%;滤波之后,累计得到 228.09 g,即 7.3 mm,误差为 11%。相比于原始数据,滤波后的数据误差大幅度减小,且从图 4b 中可以看出,有降水时,曲线有明显的波动,如果降雨越大,则波动幅度越大;无降水时,曲线变得相对平滑。

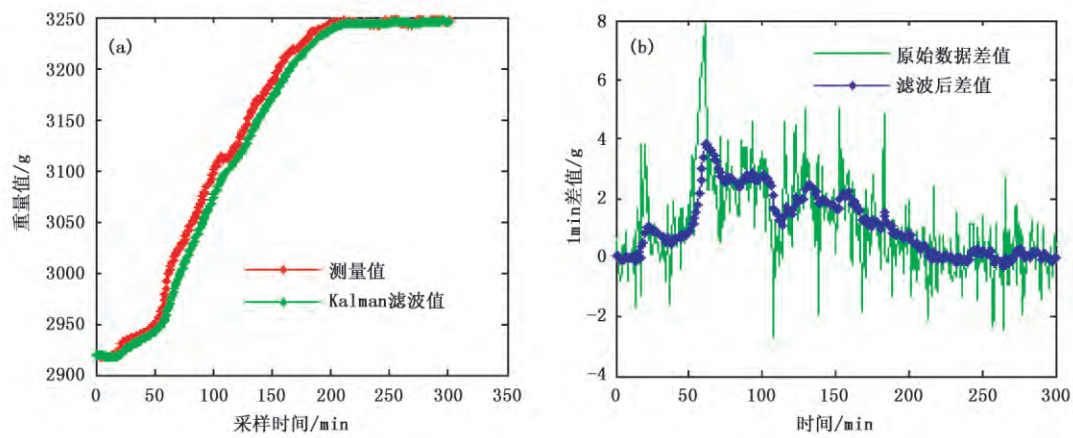


图 3 2015 年 8 月 7 日滤波前后对比:(a)信号,(b)1 min 差值

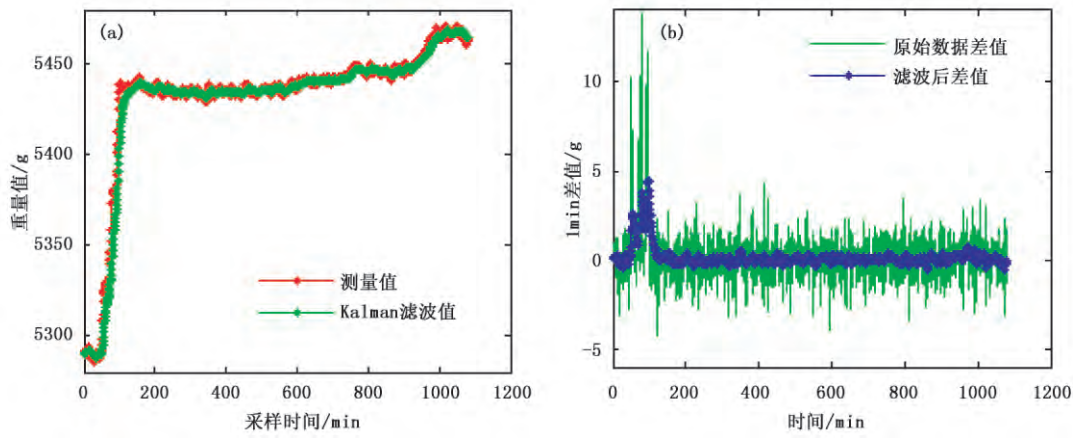


图 4 2015 年 7 月 21 日滤波前后对比:(a)信号,(b)1 min 差值

4 结论与讨论

本文实现了卡尔曼滤波在称重雨量数据处理中的应用,对卡尔曼滤波中各个参数的确定做了详尽说明,通过卡尔曼滤波方法对 2016 年 4 月 3 日无降

水和 2015 年 8 月 7 日、2015 年 7 月 21 日有降水的称重雨量数据进行处理,并与翻斗式雨量数据进行对比,得出如下结论:

(1)本文确定的滤波参数采用卡尔曼滤波后能够有效去除称重雨量中的噪声,使滤波后的曲线变

得平稳光滑,减小了数据的抖动频率和误差,某一时间段的累计降水量和自动站的值相比,基本一致。

(2)通过2015年8月7日一个时间段和2015年7月21日4个时间段的降水过程对比,可以看出,单独对某一个时间段的数据进行滤波,得到的数据更准确,误差更小;如果以某一天的数据为整体进行滤波,相对来说,误差会变大,但远远小于滤波之前的误差。

卡尔曼滤波能够有效去除称重雨量数据中的噪声,但是本文只是随机选取了这一地区的某几个小时或某一天的数据进行了分析,结果适用的普遍性和广泛性还需要进行大量的数据实验和分析,所得上述结论有一定的局限性,有待进一步的验证和完善。

参考文献

- [1] 王自英,王仔刚,赵梅珠.自动站雨量站资料在地质灾害监测中的应用[J].气象科技,2009,37(5):627-631.
- [2] 彭贵芬,段旭,舒康宁,等.应用KDD技术分析气象地质灾害与降水的关系[J].气象科技,2007,35(2):252-257.
- [3] 宋薇,靳瑞军,孟辉,等.2009年天津地区首场降雪过程分析[J].气象科技,2012,40(6):996-1001.
- [4] 刘冬冬,王海龙,马晓璐.DSC1型称重式降水传感器工作原理及维护维修[J].山东气象,2014,34(139):83-86.
- [5] 中国气象局.气象仪器和观测方法指南[M].6版.北京:气象出版社,2005:101-103.
- [6] 牛永红,卢会国,蒋娟萍.称重式雨量计几种不同滤波方法的效果对比分析[J].气象水文海洋仪器,2013(4):21-26.
- [7] 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.
- [8] Cain D E, Smith P L. Operational adjustment of radar estimated rainfall with Gage Data [C]// A Statistical Evaluation Preprints of 17th Radar Meteor Conf. Boston: A MS, 1976, 533-538.
- [9] Ahnert P, Hudlow M, Johnson E, et al Proposed "on-site" precipitation processing system for NEXRAD [C]// Preprints of 21st Radar Meteor Conf. Boston: AMS, 1976, 533-538.
- [10] O'Bannon T, Ahnert P. A study of the precipitation processing system on a winter-type Oklahoma rainstorm [C]// Preprints of 23rd Radar Meteorology Conf Boston: AMS, 1986, JP99-JP102.
- [11] Smith J A, Krajewski W F. Estimation of the mean field bias of radar rainfall estimates [J]. J Appl Meteor, 1991, 30: 397-412.
- [12] Dah-Syang Lin, Krajewski W F. Recursive methods of estimating radar-rainfall field bias [C]// Preprints of 24th Radar Meteor Conf. Boston: AMS, 1987, 648-651.
- [13] 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.
- [14] 巩宏亚,谢万军,马良,等.浅谈称重式降水传感器[J].甘肃科技,2013,29(1):60-62.
- [15] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problem [J]. Transactions of ASME, Journal of Basic Engineering, 1960, 82(D): 35-46.
- [16] 赵琳.非线性系统滤波理论[M].北京:国防工业出版社,2012.

Application of Kalman Filter in Processing Weighing Rain Data

Lu Yong¹ Lu Huiguo^{1,2} Jiang Juanping^{1,2} Man Shichao¹

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

Abstract: The tipping-bucket rain-gauge is widely used in meteorological services at present to measure rainfall, which can only measure rainfall. For measuring hail, snow and other solid precipitation, the manual method is used mainly. Comparing with the tipping-bucket rain gauge, the advantage of the weighing rain gauge is to achieve the automatic observation of various types of precipitation. The study randomly selected a day without precipitation data to determine the filter function Q and R values, based on the determined filter parameters, randomly selected a non-precipitation day (3 April 2016) and two precipitation days (21 July 2015, 7 August 2015) using the Kalman filter, combined with tipping-bucket sensor data validation, the result shows that the filter parameters determined by using the Kalman filter can effectively remove the weighing rain noise, so that the filtered curve becomes smooth and steady, and reduce the data frequency jitters and errors.

Keywords: Kalman filter; weighing rainfall; data processing; denoise