

基于随机加权先验的 P-III 分布参数贝叶斯估计

殷建, 宋松柏

(西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西 杨凌 712100)

摘要:研究随机加权先验法进行 P-III 分布参数贝叶斯估计。应用随机加权法确定分布参数的先验分布, MCMC 自适应采样算法(AM)进行参数的后验分布采样, 并与矩法、极大似然法和概率权重矩法等传统水文频率分析方法进行比较。实例表明, AM 方法估算参数下, 实测样本与对应频率设计值离差平方和最小, 是一种可行的水文频率分析途径。

关键词:贝叶斯方法; 随机加权先验; AM 算法; 参数估计

中图分类号:TV125 **文献标识码:** A **文章编号:**1000-0852(2015)03-0001-07

贝叶斯方法与传统水文频率分析方法的一个重要不同之处在于考虑了参数的先验信息。关于参数先验分布的确定方法有很多^[1], 如主观概率法、边缘分布法和无信息先验等, 参数的先验信息一般是很难准确获取的。目前, 国内外许多水文学者采用无信息先验, 即将参数的先验分布视为均匀分布。贝叶斯理论的优势在于考虑参数的先验信息, 而采用无信息先验会降低这种优势。

虽然贝叶斯方法推导参数后验分布的公式形式简单, 但公式中的一些积分计算复杂, 导致难以求出参数的后验分布。马尔科夫链蒙特卡罗 (Markov Chain Monte Carlo, MCMC) 方法是一种重要的模拟计算方法, 为求解复杂高维积分提供了一种有效的途径。研究表明, 根据 MCMC 理论, 通过编程进行 MCMC 模拟, 可解决许多复杂性问题, 实际应用结果令人满意。

随机加权法^[2-3]是一种非参数统计方法, 其目的是用现有的资料去模仿未知的分布, 通过再生抽样将小样本问题转化为大样本问题, 比较适用于小样本条件下的统计推断。随机加权法被认为是一种很有前途的统计方法, 得到了较为广泛的应用。目前, 这一方法在水文频率参数估计中缺乏研究。

本文以我国常用的 P-III 分布作为水文样本的分布线型, 以陕西省长安、临潼、蓝田站 1959~2008 年共 50 年降雨量资料为试验样本, 应用贝叶斯理论, 结合 MCMC 自适应采样算法 (AM)^[4-8]对分布参数的后验分布进行抽样分析, 计算结果与矩法、极大似然法和概率权重矩法进行对比分析, 以期探索随机加权先验法进行 P-III 分布参数贝叶斯估计的可行性。

1 水文线型参数估计的贝叶斯方法

P- 分布的概率密度函数为:

$$f(x) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} (x-a_0)^{\alpha-1} e^{-\beta(x-a_0)} \quad (x > a_0, \alpha > 0, \beta > 0) \quad (1)$$

式中: α, β, a_0 分别为 P- 分布的形状、尺度和位置参数, 它们与三个常用矩的关系如下:

$$\alpha = \frac{4}{C_s^2}, \beta = \frac{2}{\bar{x} C_V C_s}, a_0 = \bar{x} \left(1 - \frac{2C_V}{C_s}\right) \quad (2)$$

由 P- 型分布的概率分布参数与矩的关系可知, 根据样本和参数估算方法估计出参数均值 \bar{x} , 变差系数 C_V 和偏态系数 C_s , 即可求出 P- 型分布的概率密度函数中的参数。

贝叶斯理论的分布参数后验分布计算公式为:

收稿日期: 2014-06-09

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51179160, 50879070, 51079037); 高等学校博士学科点专项科研基金 (20110204110017)

作者简介: 殷建 (1989-), 男, 江西南昌人, 在读硕士生, 主要从事水文水资源研究。E-mail: yinjian8989@126.com

通讯作者: 宋松柏 (1965-), 男, 陕西咸阳人, 博士, 主要从事水文水资源研究。E-mail: ssb6533@nwsuaf.edu.cn

$$\pi(\theta/x) = \frac{h(x, \theta)}{m(x)} = \frac{p(x/\theta)\pi(\theta)}{\int_0^1 p(x/\theta)\pi(\theta)d\theta} \quad (3)$$

式中: $m(x) = \int_0^1 p(x/\theta)\pi(\theta)d\theta$ 为边缘密度函数; $\theta = \bar{x}$,

C_V, C_S 为待估参数; x 为样本数据; $\pi(\theta)$ 为参数的先验分布; $p(x/\theta)$ 为似然函数; $\pi(\theta/x)$ 为参数的后验分布。

2 随机加权先验

2.1 随机加权法

随机加权法也称为 Bayes Bootstrap 方法, 是一种关于估计误差的统计处理方法。

对于估计误差 T_n 定义下列统计量

$$D_n = \hat{\theta}_v - \hat{\theta}(F_n) \quad (4)$$

式中: $\hat{\theta}_v = \theta(\sum_{i=1}^n v_i f_i(x))$, (v_1, v_2, \dots, v_n) 为服从 Dirichlet 分布的随机变量; $f(x)$ 为样本 x 的某个 Borel 函数; D_n 为 T_n 的随机加权统计量。

随机加权法的具体步骤为:

(1) 计算实测样本的均值 \bar{x} 、离势系数 C_V 和 C_S 偏态系数。

(2) 产生 N 组 Diricklet 随机向量, $V_{(i)} = (V_{i1}, \dots, V_{in})$, $i=1 \dots, N$, 其中, (V_{i1}, \dots, V_{in}) 为参数 $(1, \dots, 1)$ 的 Diricklet 随机向量, 相应的联合分布为: $D_n^{(1)}(1, \dots, 1)$, 可按以下方法进行产生。设 v_1, \dots, v_{n-1} 是 $(0, 1)$ 上均匀分布的随机变量, 按由小到大的次序重新排序记为 $v_{(1)} \leq v_{(2)} \leq \dots \leq v_{(n-1)}$ 。记 $v_{(0)} = 0, v_{(n)} = 1, V_{ij} = v_j - v_{(j-1)}, j=1, \dots, n$, (V_{i1}, \dots, V_{in}) 的联合分布服从 $D_n^{(1)}(1, \dots, 1)$, 则 (V_{i1}, \dots, V_{in}) 为 Diricklet 随机向量。

(3) 计算出 N 组随机加权子样 $D_n^{(1)}(i), D_n^{(2)}(i), D_n^{(3)}(i), i=1 \dots, N$ 。

$$D_n^{(1)}(i) = \sum_{j=1}^n V_{ij} x_j - \bar{x} \quad (5)$$

$$D_n^{(2)}(i) = \sqrt{\frac{n}{n-1} \sum_{j=1}^n V_{ij} \left(\frac{x_j - \bar{x}}{\bar{x}} \right)^2} - C_V \quad (6)$$

$$D_n^{(3)}(i) = \frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\bar{x}} \right)^3}{(n-3) \left(\frac{n}{n-1} \sum_{j=1}^n V_{ij} \left(\frac{x_j - \bar{x}}{\bar{x}} \right)^2 \right)^{\frac{3}{2}}} - C_S \quad (7)$$

式中: N 为 Diricklet 随机向量的组数; n 为实测样本数; x 为实测样本; \bar{x} 为实测样本均值; C_V 为实测样本离势系数; C_S 为实测样本偏态系数; V 为 Diricklet 随机向量。

(4) 分布参数 μ, C_V, C_S 估计

$$\hat{\mu}(i) = \bar{x} - D_n^{(1)}(i), i=1 \dots, N \quad (8)$$

$$\hat{C}_V(i) = C_V - D_n^{(2)}(i), i=1 \dots, N \quad (9)$$

$$\hat{C}_S(i) = C_S - D_n^{(3)}(i), i=1 \dots, N \quad (10)$$

2.2 先验分布的 Edgeworth 级数表示

在贝叶斯推断中, 我们常常需要先验分布的函数表示, 而不是一些具体的数值。根据张湘平^[9]的建议, 当由自助样本得到分布参数 $\theta = [\mu, C_V, C_S]$ 的一组估计值 $\hat{\theta}(i) = [\hat{\mu}(i), \hat{C}_V(i), \hat{C}_S(i)]$, $i=1, 2, \dots, N$ 之后, 可以作出 θ 的各次矩估计, 再用 Edgeworth 级数表示出参数的先验分布。

设 $\xi = \frac{\theta - \mu_\theta}{\sigma_\theta}$, ξ 的分布密度函数为 $\pi(\xi)$ 。由 Edgeworth 级数展开有:

$$\pi(\xi) = \varphi(\xi) + \frac{C_3}{3!} \varphi^{(3)}(\xi) + \frac{C_4}{4!} \varphi^{(4)}(\xi) + \frac{C_5}{5!} \varphi^{(5)}(\xi) + \dots \quad (11)$$

式中: $\varphi(\xi) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\xi^2}{2}}$, 且 $C_3 = -\frac{\mu_3}{\sigma_\theta^3}$, $C_4 = -\frac{\mu_4}{\sigma_\theta^4} - 3$,

$$C_5 = -\frac{\mu_5}{\sigma_\theta^5} + 10\frac{\mu_3\mu_3}{\sigma_\theta^3}, \dots, \mu_k = E[\xi^k]。$$

当获得参数的一组估计值 $\hat{\theta}(i)$ 后, 令:

$$\xi(i) = \frac{\hat{\theta}(i) - \hat{\mu}_\theta}{\hat{\sigma}_\theta} \quad (12)$$

则可得到关于 ξ 的一组自助样本 $\xi(i)$, 由此可算出各阶矩 $\hat{\mu}_k$ ($k=3, 4, \dots$)。至此就可以得到 $\pi(\xi)$ 的 Edgeworth 级数展开表示式。再回到 θ , 则可将 $\pi(\theta)$ 近似表示为:

$$\hat{\pi}(\theta) = \pi(\xi) \cdot \left| \frac{d\xi}{d\theta} \right| = \pi\left(\frac{\theta - \mu_\theta}{\sigma_\theta}\right) \cdot \frac{1}{\sigma_\theta} \quad (13)$$

为求解方便且不失精度, 本文中的 Edgeworth 级数展开式取

$$\pi(\xi) = \varphi(\xi) + \frac{C_3}{3!} \varphi^{(3)}(\xi) + \frac{C_4}{4!} \varphi^{(4)}(\xi) + \frac{C_5}{5!} \varphi^{(5)}(\xi) \quad (14)$$

3 AM 算法

MCMC 方法的基本思想是构造以分布 $\pi(x)$ 为平

稳分布的马尔科夫链,当该链达到平稳后,就可以截取一定长度的序列作为样本进行统计推断。不同的抽样方法形成不同的 MCMC 算法,如随机游走(RWM)算法, Metropolis-Hastings (MH) 算法,自适应抽样(Adaptive Metropolis, AM) 算法,延迟拒绝(Delayed Rejection, DR)算法等。本文采用 AM 算法。

相比传统的 MCMC 算法, AM 算法不再需要事先确定参数的推荐分布,而是由后验参数的协方差矩阵来估算,后验参数的协方差矩阵在每一次迭代后自适应地调整,降低先验的风险性,同时也提高收敛速度。这样,第 i 步参数的建议分布为均值 θ_i 、协方差 C_i 的多元正态分布。协方差计算公式见式(15),在初始 i_0 次迭代中,协方差矩阵 C_i 取固定值 C_0 ,之后自适应更新。

$$C_i = \begin{cases} C_0 & i \leq i_0 \\ S_d \text{Cov}(X_0, \dots, X_{i-1}) + S_d \varepsilon I_d & i > i_0 \end{cases} \quad (15)$$

式中: ε 为一个较小的正数(取 $\varepsilon=10^{-5}$),以确保 C_i 为非奇异矩阵; S_d 为一个比例因子,依赖于参数的空间维度 d ,以确保接受率在一个合适范围内(一般取 $S_d=2.4^2/d$); I_d 为 d 维单位矩阵。

AM 算法的一般步骤如下:

- (1) 给定初始值 X_0, C_0 , 令 $i=0$;
- (2) 利用式(15)计算协方差矩阵 C_i ;
- (3) 由多元正态分布随机数产生候选点;
- (4) 计算接受概率 α

$$\alpha(X_{i-1}, Y) = \min \left\{ 1, \frac{\pi(Y)q(Y, X_{i-1})}{\pi(X_{i-1})q(X_{i-1}, Y)} \right\} \quad (16)$$

(5) 从均匀分布 $(0, 1)$ 中产生随机数 U 与 α 比较,若 $U \leq \alpha$, 接受 $X_{i+1}=Y$; 否则 $X_{i+1}=X_i$;

(6) 令 $i=i+1$, 重复步骤(2)至(5)直到生成足够的状态值为止;

(7) 判断采样结果是否收敛,如果不收敛,则需要增加采样次数直到结果稳定。

第(1)步中初值的选择会影响马尔科夫链的收敛速度和遍历性^[10], 本文先用概率权重矩法估计出参数值,以此作为 AM 算法的参数初值。

4 实例应用

以陕西省长安、临潼和蓝田 3 站 50 年年降雨量资料为例,采用 AM 算法进行分布参数估计,每个测站分布参数的先验分布由随机加权法确定,经计算,3 个测站各个分布参数的先验分布分别为:

长安站:

$$\pi(u) = 5.16 \times 10^{-2} \varphi(x) - 7.66 \times 10^{-8} \varphi^{(3)}(x) - 6.5 \times 10^{-3} \varphi^{(4)}(x) + 1.4 \times 10^{-7} \varphi^{(5)}(x)$$

$$\pi(C_V) = 44.843 \varphi(y) - 2.0314 \times 10^5 \varphi^{(3)}(y) + 2.5299 \times 10^7 \varphi^{(4)}(y) - 3.484 \times 10^8 \varphi^{(5)}(y)$$

$$\pi(C_S) = 8.6806 \varphi(z) - 7.16 \times 10^3 \varphi^{(3)}(z) + 6.4913 \times 10^3 \varphi^{(4)}(z) - 3.39 \times 10^4 \varphi^{(5)}(z)$$

$$\text{其中, } x = \frac{u-650.9783}{19.3734}, y = \frac{C_V-0.2153}{0.0223}, z = \frac{C_S-0.3917}{0.1152}$$

临潼站:

$$\pi(u) = 5.27 \times 10^{-2} \varphi(x) - 1.264 \times 10^{-7} \varphi^{(3)}(x) - 6.6 \times 10^{-3} \varphi^{(4)}(x) + 6.31 \times 10^{-8} \varphi^{(5)}(x)$$

$$\pi(C_V) = 42.1941 \varphi(y) - 2.7878 \times 10^5 \varphi^{(3)}(y) + 1.542 \times 10^7 \varphi^{(4)}(y) - 2.4973 \times 10^8 \varphi^{(5)}(y)$$

$$\pi(C_S) = 4.7778 \varphi(z) - 50.2857 \varphi^{(3)}(z) + 274.3182 \varphi^{(4)}(z) - 509.6555 \varphi^{(5)}(z)$$

$$\text{其中, } x = \frac{u-578.8729}{18.9757}, y = \frac{C_V-0.2230}{0.0237}, z = \frac{C_S-0.6720}{0.2093}$$

蓝田站:

$$\pi(u) = 4.82 \times 10^{-2} \varphi(x) + 1.795 \times 10^{-7} \varphi^{(3)}(x) - 6 \times 10^{-3} \varphi^{(4)}(x) - 8.94 \times 10^{-8} \varphi^{(5)}(x)$$

$$\pi(C_V) = 44.8430 \varphi(y) - 2.5328 \times 10^5 \varphi^{(3)}(y) + 2.9318 \times 10^7 \varphi^{(4)}(y) - 2.2809 \times 10^8 \varphi^{(5)}(y)$$

$$\pi(C_S) = 10.1215 \varphi(z) - 1.9541 \times 10^3 \varphi^{(3)}(z) + 2.5305 \times 10^4 \varphi^{(4)}(z) - 1.5135 \times 10^5 \varphi^{(5)}(z)$$

$$\text{其中, } x = \frac{u-711.8610}{20.7489}, y = \frac{C_V-0.2112}{0.0223}, z = \frac{C_S-0.3034}{0.0988}$$

参数迭代初值取由概率权重矩法得到的参数估计值,初始迭代次数取 $i_0=100$,在参数后验状态空间中抽取 40 000 个样本。以实测样本值和对应频率设计值的离差平方和最小为准则^[11],将得到的结果与矩法、极大似然法和概率权重矩法作对比分析。

4.1 后验参数频率分布

为了直观地查看 AM 算法对后验参数的抽样情况,现给出 3 个测站的后验参数抽样频率直方图和 3 个测站的后验参数抽样绕均值波动图,分别见图 1 和图 2。

从图 1 和图 2 可看出,AM 算法的遍历性较好,能够很好地探索后验参数的状态空间,适应能力较强。

4.2 收敛性判断

判断抽样序列是否收敛到后验分布是 MCMC 方法研究的一个重要任务,本文采用抽样整体均值 EM

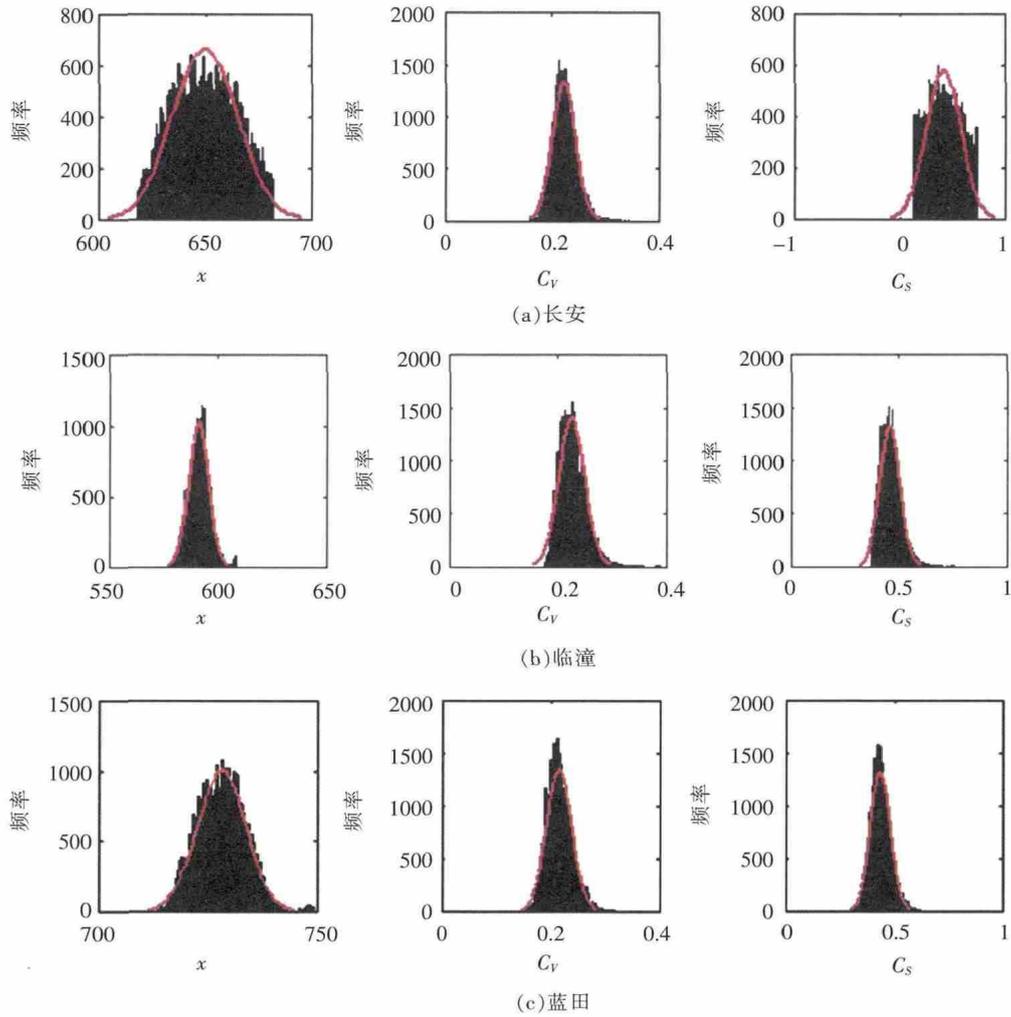
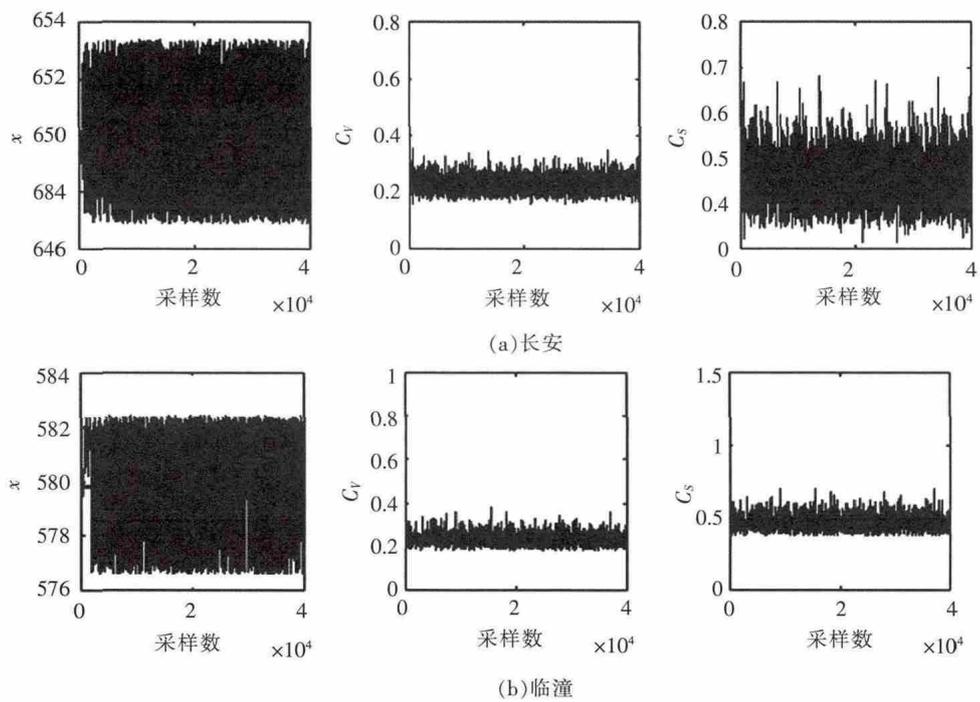
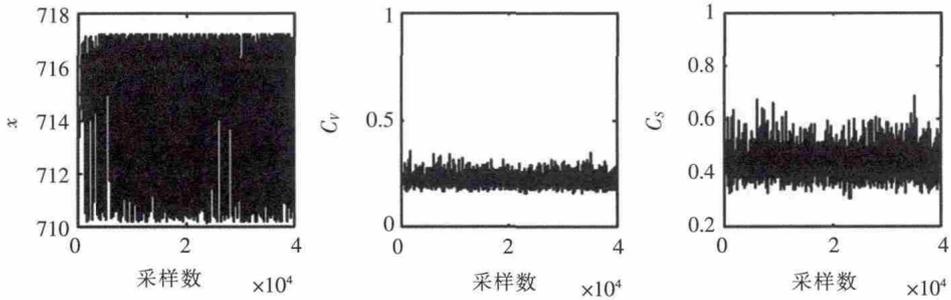


图1 AM 算法后验参数抽样频率直方图
Fig.1 The parameters posterior histograms of AM algorithm





(c) 蓝田

图2 AM算法后验参数抽样绕均值波动图

Fig.2 The parameters posteriors revolved around their means wave pattern of AM algorithm

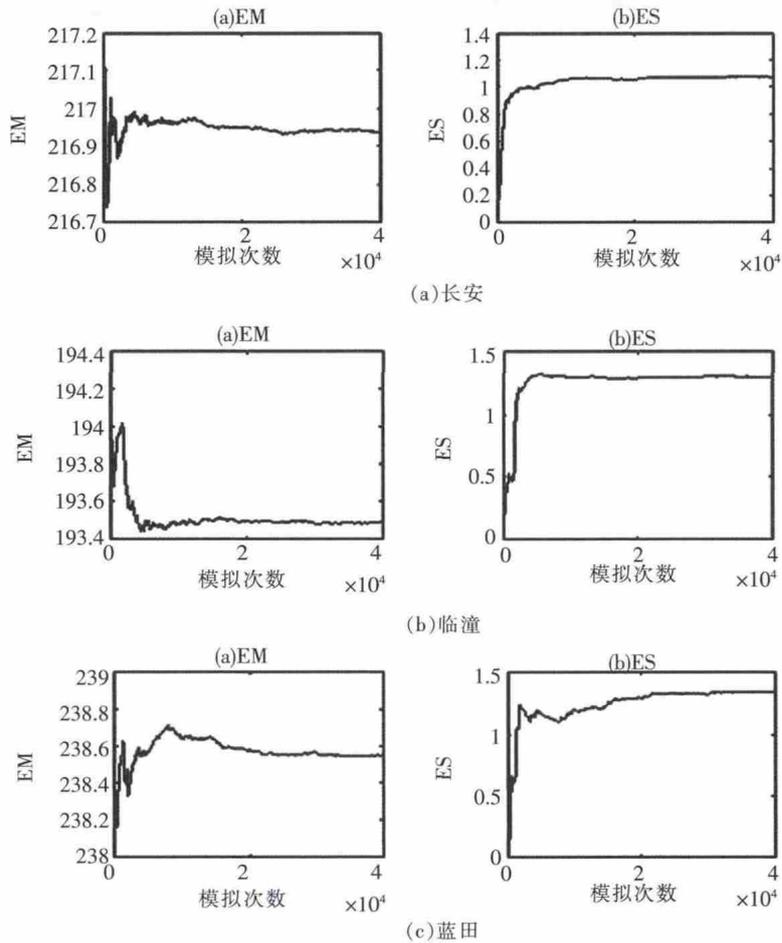
(Ensemble Mean)和整体分布ES (Ensemble Spread)来评价其是否收敛到参数后验分布。EM和ES^[12]的定义如下:

$$EM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n_p} Mean_i \quad (17)$$

$$ES = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n_p} Var_i} \quad (18)$$

式中: n_p 为参数个数; $Mean_i$ 和 Var_i 分别表示第*i*个参数样本序列的均值和方差。

各测站EM和ES变化趋势图见图3。



(a) 长安

(b) 临潼

(c) 蓝田

图3 参数后验分布的整体均值和整体分布变化趋势图

Fig.3 The posterior ensemble mean and ensemble spread traces

从图3可看出3个测站参数后验分布的整体均值和整体分布在经过一段时间后均趋向于一个定值,即稳定地收敛于参数的后验分布。

4.3 试验结果分析

根据AM算法、矩法、极大似然法和概率权重矩法分别求出分布参数 \bar{x} , C_V , C_S 的估计值之后,继而可以得到实测样本值与对应频率设计值之间的离差平方和。表1给出了3个测站应用各种方法求得的分布参数估计值和离差平方和,图4绘制了AM算法的降水序列设计值的拟合曲线图,并与实测样本序列作比较,其中,子图(a)、(b)、(c)分别表示长安、临潼和蓝田站拟合情况。表2给出了频率0.1%、1%、10%下3个测站的设计值。

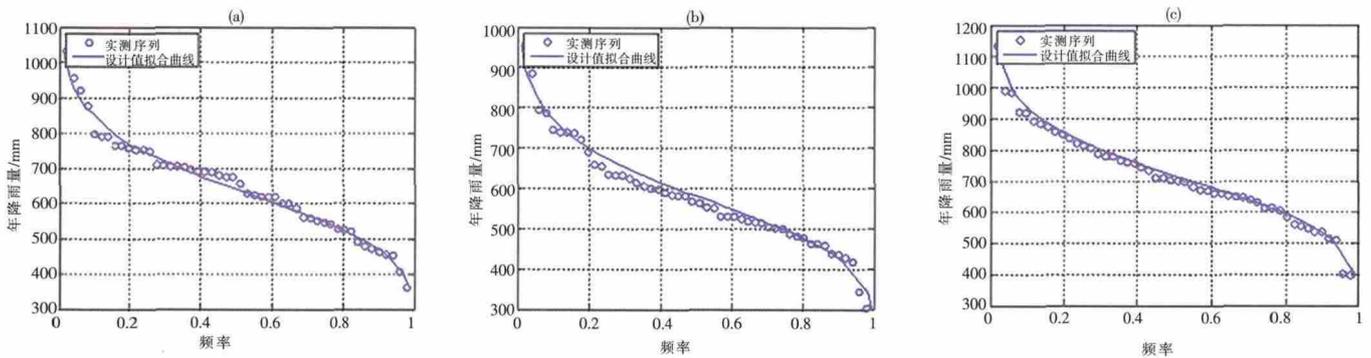


图4 AM算法设计值拟合曲线图

Fig.4 The design value fitting curve of AM algorithm

从表1可以看出,AM算法实测样本值与对应频率设计值之间的离差平方和与矩法、极大似然法、概率权重矩法相比有了明显的降低,说明参数估计的精度有所提升。图4中设计值拟合曲线与实测样本序列拟合程度较好,特别是高尾部和低尾部均拟合良好,具有较强的适用性。表2给出了AM算法和其他3种方法估算的设计值。

5 结论

本文应用基于随机加权先验的贝叶斯方法,并结合AM抽样算法对P-III分布参数的后验分布进行了抽样分析,得到以下结论:

(1)贝叶斯理论由于考虑了参数的先验信息,使得估计出的参数更符合实际。将随机加权法和Edgeworth级数构造的分布参数先验应用在贝叶斯AM方法中,得到的分布参数估计值精度较高,与传统的矩法、极大

表1 测站降水序列分布参数估计值

Table 1 The parameter estimated values of station precipitation series

测站	方法	\bar{x}	C_V	C_S	离差平方和
长安	AM	650.1890	0.2256	0.4507	16696
	矩法	650.1370	0.2160	0.3538	19116
	极大似然法	650.1370	0.2148	0.4297	19670
	概率权重矩法	650.1370	0.2163	0.2475	19663
临潼	AM	579.7727	0.2327	0.5964	15052
	矩法	579.4920	0.2230	0.6109	17287
	极大似然法	579.4920	0.2186	0.4372	21317
	概率权重矩法	579.4920	0.2232	0.7504	16596
蓝田	AM	714.9852	0.2204	0.4410	12578
	矩法	713.6984	0.2103	0.2786	15631
	极大似然法	713.6984	0.2104	0.4208	15686
	概率权重矩法	713.6984	0.2116	0.3135	14875

表2 测站降水设计值

Table 2 The design values of station precipitation

测站	方法	设计值		
		频率 P=0.1%	频率 P=1%	频率 P=10%
长安	AM	1199.6	1039.5	843.8
	矩法	1155.7	1012.9	834.6
	极大似然法	1168.2	1018.4	834.3
	概率权重矩法	1134.7	1002.6	833.7
临潼	AM	1114.0	951.6	758.8
	矩法	1092.6	936.4	751.2
	极大似然法	1050.7	914.1	746.6
	概率权重矩法	1119.3	949.2	752.2
蓝田	AM	1303.0	1132.1	922.9
	矩法	1237.6	1093.3	910
	极大似然法	1268.8	1108.7	911.6
	概率权重矩法	1248.4	1099.3	911.6

似然法和概率权重矩法相比实测样本值与对应频率设计值之间的离差平方和最小。

(2)AM 算法遍历性较好,能够充分地探索参数后验分布的状态空间,产生的马尔科夫链能较好地收敛于参数的后验分布。

参考文献:

- [1] 胡振宇. 贝叶斯学习的先验分布的研究 [D]. 桂林: 广西师范大学, 2001. (HU Zhengyu. Study on Prior distribution in bayesian learning [D]. Guilin:Guangxi Normal University, 2001. (in Chinese))
- [2] 吴建国,黄丽琨. 基于随机加权法的动态 Bayes 精度评估[J]. 经济数学, 2007,24(1):65-68. (WU Jianguo, HUANG Likun. Research of dynamic bayes accuracy assessment based on Bayesian bootstrap [J]. Mathematics in Economics, 2007,24(1):65-68. (in Chinese))
- [3] 郑忠国. 随机加权法[J]. 应用数学学报, 1987,10(2):247-253. (ZHENG Zhongguo. Random weighting method [J]. Acta Mathematicae Applicatae Sinica, 1987,10(2):247-253. (in Chinese))
- [4] 梁忠民,戴荣,雷杨,等. 基于贝叶斯理论的水文频率分析方法研究[J]. 水力发电学报, 2009,28 (4):23-26. (LIANG Zhongmin, DAI Rong, LEI Yang, et al. Hydrological frequency analysis based on Bayesian theory [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2009,28(4):23-26. (in Chinese))
- [5] 梁忠民,丛树铮. 水文频率分析中的一种贝叶斯方法[J]. 河海大学学报,1994,22(1):7-12.(IANG Zhongmin, CHONG Shuzhen. A Bayesian method in hydrological frequency analysis [J]. Journal of Hohai University, 1994,22(1):7-12. (in Chinese))
- [6] 桑燕芳,王栋,吴吉春. 基于贝叶斯理论的水文线型参数不确定性分析[J]. 水电能源科学, 2009,27(6):16-19.(SANG Yanfang,WANG Dong, WU Jichun.Parameter uncertainty analysis on hydrologic frequency models based on Bayesian theory [J]. Water Resources and Power, 2009,27(6):16-19. (in Chinese))
- [7] Gilks, W.R., Roberts, G.O., Sahu, S.K. Adaptive Markov chain Monte Carlo [J]. American Statistical Association, 1998,93:1045-1054.
- [8] Heikki Haario, Eero Saksman, Johanna Tamminen.. An adaptive Metropolis algorithm [J]. Bernoulli, 2001,7(2):223-242.
- [9] 张湘平. 小子样统计推断与融合理论在武器系统评估中的应用研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2003. (ZHANG Xiangping. Researches on the Small Sample Statistical Inference and Fusion Theory and Its application to the Assessment of Weapon System [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2003. (in Chinese))
- [10] Vrugt, J. A., H. V. Gupta, W. Bouten, S. Sorooshian, A shuffled complex evolution metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic model parameters [J]. Water Resources Research, 2003,39(8):1201, doi:10.1029/ 2002WR001642.
- [11] 周爱霞,张行南. 优化适线法在水文频率分析中的应用[J]. 人民长江,2007,28(6):38-39. (ZHOU Aixia, ZHANG Xingnan. The application of optimize optimum line method in the hydrologic frequency analysis [J]. Yangtze River, 2007,28(6):38-39. (in Chinese))
- [12] 陆乐,吴吉春,陈景雅. 基于贝叶斯方法的水文地质参数识别[J]. 水文地质工程地质, 2008,5:58-63. (LU Le, WU Jichun, CHEN Jingya. Identification of hydrogeological parameters based on the Bayesian method [J]. Hydrogeology and Engineering Geology, 2008,5:58-63. (in Chinese))

A Bayesian Method for Estimation Parameters of P-III Distribution Based on Randomly Weighted Prior

YIN Jian, SONG Songbai

(College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A & F University, Yangling, 712100, China)

Abstract: The randomly weighted prior bayesian method was investigated to estimate the parameters of P-III distribution. The parameters prior distribution is determined by randomly weighted method, employing the AM algorithm to sampling analysis for the posteriori distribution of parameters, and compared with the traditional hydrological frequency analysis methods, such as Moments method, Maximum Likelihood method and Probability Weighted Moment method. The examples show that the parameters obtained by the Bayesian AM algorithm has the minimum sum of squares of deviations between the measured samples and design values under their frequencies. The AM algorithm is a feasible hydrological frequency analysis approach.

Key words: Bayesian method; randomly weighted prior; AM algorithm; parameter estimation