2000-09

September, 2000

贝叶斯统计方法在海浪方向谱研究中的应用*

赵栋梁

黄

娟

(青岛海洋大学物理海洋研究所,青岛 266003)

(国家海洋局北海分局,青岛 266033)

摘 要 较详细介绍了贝叶斯统计方法在海浪方向谱估计中的应用,指出先验分布 的不同对估计结果没有影响,由于均匀分布与最大熵原则相对应,使其具有某种特殊 性.数值模拟表明贝叶斯方法对双峰方向分布估计的有效性,将其应用于黑海实测 资料,证明双峰方向分布的出现依赖于估计方法分辨力的大小,而用最大似然法得到 的双峰方向分布值得怀疑.最后给出出现双峰方向分布的一种可能物理解释.

关键词 贝叶斯统计方法 海浪方向谱 先验分布 双峰方向分布 非线性波-波 相互作用

中图分类号: Q212.8; P731.33

1 引言

海浪方向诸一直是海浪理论、海浪预报、海洋工程以及海洋遥感的中心问题之一.多年来,人们一直试图通过直接观测方法来获取海浪方向谱,并取得了一定的进展,特别是对有限风区情形,以Mitsuyasu等^[1]为代表的一系列工作阐明了海浪方向谱的基本性质^[2~4],即方向分布一般呈与风向对称的单峰分布,峰频附近方向分布最窄,随频率的增大或减小方向分布逐渐变宽.然而,Young等^[5]用最大似然法(MLM)分析 George 湖的仪器阵列观测数据后认为,当频率大于2倍峰频时,方向分布呈双峰分布;Ewans^[6]利用在新西兰西海岸 32 km 处 Maui 观测平台的纵摇 - 横摇浮标资料,以 MLM 和最大熵方法(MEM)进行了分析,进一步认为海浪方向分布一般呈双峰性,且频率越高,双峰间隔越大,还给出了双峰方向分布的定量表达式,显然,这是对单峰方向分布的挑战.

贝叶斯统计方法不同于经典统计方法,在很多方面比经典统计方法具有明显的优越性. 本文首先较详细地介绍了如何将贝叶斯统计方法引入海浪方向谱估计问题,分析了先验分布 (初始分布)对估计结果的影响;最后对有限风区情形下双峰方向分布问题作了进一步讨论.

第一作者简介:赵栋梁, 男, 36 岁, 讲师, 博士, 从事近岸海浪运动研究.

本文于 1999-07-23 收到,修改稿于 1999-10-14 收到.

^{*} 山东省自然科学基金资助项目(编号:Q98E04141);教育部博士点基金资助项目(编号:98042302).

2 贝叶斯统计方法

贝叶斯统计方法^[7]是以 Bayes T R 的奠基性论文为基础, 历经 200 a 左右的时间, 由以 Robbins H 为代表的一批数学家于 20 世纪 50 年代完成的不同于经典学派的一种统计方法. 贝叶斯学派的理论基础为贝叶斯公式和贝叶斯假设.

假定 x_1, \dots, x_k 是互不相容的事件,它们之和 $\bigcup_{i=1}^{k} x_i$ 为一必然事件,每一事件发生的概率 $\int P(x_i) > 0(i = 1, 2, \dots, k),$ 则对任一事件 γ 有

$$P(y|x) = \frac{P(x|y)P(y)}{P(x)},$$
 (1)

式中, P(x|y)称为条件概率, 代表在事件 y发生的条件下事件 x 发生的概率.如果 x 已知,则 可利用上式来推断 y, P(x|y) 又称为样本分布. P(y)、P(y|x) 分别为先验分布和后验分布, 前者反映了事前对该问题的认识程度, 后者则反映了先前的知识加上信息 x 之后所得到的知 识.式(1)即为贝叶斯公式.利用贝叶斯方法处理问题的步骤为:(1)将未知参数 y 看成随机 变量, 当 y已知时, 样本 x_1, \dots, x_n 的联合概率分布密度 $p(x_1, x_2, \dots, x_n; y)$ 可看成 x_1, x_2, \dots, x_n 对y 的条件概率密度, 简记为 P(x|y). (2) 设法确定先验分布 P(y). (3)利用式(1), 在已 知 P(y)和 P(x|y)时可得到后验分布 P(y|x). (4)利用 P(y|x)作出对 y 的估计.在步骤 (2)中, Bayes 认为如果没有任何以往的知识来帮助我们确定先验分布 P(y), 可采用均匀分布 来代替 P(y),称之为贝叶斯假设.

贝叶斯方法有其独特的优点,例如某人打靶,打1次命中1次和打100次命中100次,其 命中率显然是不一样的,用经典统计方法得到的命中率相同,用贝叶斯方法得到的命中率分别 为0.67,0.99. 对贝叶斯学派的批判主要集中于两点,一是参数 y 被看成随机变量是否妥当, 二是先验分布是否存在以及如何选取.从下面的讨论中我们可以看到,对于海浪方向分布估 计,上述问题的回答是肯定的.

3 贝叶斯模型

Akaike^[8]将贝叶斯统计方法引入数据分析, 假定 \vec{x} , \vec{y} 为两组相关数据, 可得线性回归模型 $\vec{y} = \alpha \vec{x} + \varepsilon$, (2) 式中, α 为未知数; ε 遵从均值为0, 方差为 σ^2 的高斯分布. α 的取值应使 $|\vec{y} - \vec{x} \alpha|^2$ 最小, 假定

$$|\vec{y} - \vec{x} \alpha|^2 + u^2 |\alpha - \alpha_0|^2$$
 (3)

最小. 这里引入的所谓超参数 u 需要确定,可由赤池贝叶斯信息量标准 ABIC 最小而定:

$$ABIC = -2\ln \int e^{-\frac{1}{2\sigma^2} [|\vec{y} - \vec{x}_{\alpha}|^2 + u^2 |\alpha - \alpha_0|^2]} d\vec{x}.$$
 (4)

4 应用贝叶斯统计方法估计海浪方向分布

 α 的真值为 α_0 ,应使 α 尽量接近 α_0 ,即使

作为大气 - 海洋相互作用过程的海浪,由于受到大气扰动、流体湍流以及破碎等随机过程的作用,海浪的随机性是显而易见的,这就回答了对贝叶斯统计方法批判的第一点.目前在海 浪研究中,一般将方向谱 S(ω,θ) 写成频谱 S(ω) 和方向分布函数 G(ω,θ) 的乘积形式:

 $S(\omega, \theta) = S(\omega)G(\omega, \theta).$ 式中, $\omega = 2\pi f$, 为圆频率, f 为频率. $G(\omega, \theta)$ 遵从归一化条件: $\int_{-\pi}^{\pi} G(\omega,\theta) d\theta = 1.$

由直接观测得到的交叉谱 $\Phi_{mn}(\omega)$ 与方向谱之间的关系为

$$\Phi_{mn}(\omega) = \int_{-\pi}^{\pi} H_m(\omega,\theta) H_n^*(\omega,\theta) e^{-i\vec{k}\cdot(\vec{x}_n-\vec{x}_m)} S(\omega,\theta) d\theta, \qquad (5)$$

式中, δ 为波矢量; $H_m(\omega, \theta)$, $H_n^*(\omega, \theta)$ 分别为相对于水面高度起伏的波动量 m, n 的传递函 数,当测量量为波面起伏时, $H_m(\omega, \theta) = H_n^*(\omega, \theta) = 1$.

为与前述讨论相对比,将上式重新编号,写成一维形式[9].

$$\varphi_i(\omega) = \int_{-\pi}^{\pi} H_i(\omega, \theta) G(\omega, \theta) d\theta, \qquad i = 1, 2, \cdots$$
(6)

式中,

$$H_{i}(\omega,\theta) = H_{m}(\omega,\theta)H_{n}^{*}(\omega,\theta)e^{-i\vec{k}\cdot(\vec{x}_{n}-\vec{x}_{m})};$$

$$\varphi_{i}^{*}(\omega) = \Phi_{mn}(\omega)/S(\omega).$$

考虑到 $G(\omega, \theta) > 0$,将其以如下方式离散化:

$$\ln G(\omega, \theta_k) = x_k(\omega), \qquad k = 1, 2, \cdots, K, \tag{7}$$

故

$$G(\omega, \theta) \approx \sum_{k=1}^{K} \exp\{x_{k}(\omega)\} I_{k}(\theta),$$
$$I_{k}(\theta) = \begin{cases} 1 & (k-1)\Delta\theta \leq \theta < k\Delta\theta, \\ 0 & \ddagger \&, \end{cases}$$

代入式(6)得

$$\varphi_{i} = \sum_{k=1}^{K} \exp \{x_{k}(\omega)\} \cdot \int_{-\pi}^{\pi} H_{i}(\omega, \theta) I_{k}(\theta) d\theta$$
$$\approx \sum_{k=1}^{K} \exp \{x_{k}(\omega)\} \cdot H_{i}(\omega, \theta_{k}) \Delta \theta \qquad \text{if } K \, \hat{\Sigma} \hat{D} \, t \text{ for } i$$

ş

$$\alpha_{ik} = H_i(\omega, \theta_k) \Delta \theta,$$

$$\varphi_i = \sum_{k=1}^{K} \alpha_{ik} \exp(x_k).$$
(8)

显然上式与式(2)相对应. 另外,从物理角度考虑,方向分布函数的取值应是光滑连续的,这意 味着估计值的二阶差分应接近于 0. 即

$$x_k - 2x_{k-1} + x_{k-2} \approx 0.$$

因此,由贝叶斯统计方法,方向分布函数的估计归结为使下式最小:

$$\sum_{i} \left[\varphi_{i} - \sum_{k=1}^{K} \alpha_{ik} \exp(x_{k})\right]^{2} + u^{2} \sum_{k} (x_{k} - 2x_{k-1} + x_{k-2})^{2}.$$
(9)

超参数 u 的选取应使 ABIC 最小:

(10)

ABIC =
$$-2\ln\int L(\vec{x},\sigma^2)p(\vec{x}+u^2,\sigma^2)d\vec{x},$$

式中,

$$L(\vec{x},\sigma^2) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^N} \exp\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^{K} [\varphi_i - \sum_{k=1}^{K} \alpha_{ik} \exp(x_k)]\}^2,$$

$$p(\vec{x} + u^2,\sigma^2) = (\frac{u}{\sqrt{2\pi\sigma}})^K \exp\{-\frac{u^2}{2\sigma^2} \sum_{k=1}^{K} (x_k - 2x_{k-1} + x_{k-2})^2\}.$$

计算时任意假定初始分布 $\vec{x}_0 = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ 和超参数 u,代入式(9),由最小二乘法得到一 组新的 \vec{x}_1 ,同时计算 ABIC,以此进行迭代计算,对应于 ABIC 最小值的解 \vec{x} 为最终结果.

5 先验分布对贝叶斯方向分布估计方法(BDM)结果的影响

对贝叶斯统计方法争论的焦点之一是该方法所依赖的先验分布是否存在以及如何选取. 显然,对海浪方向分布估计问题,其先验分布的存在性是勿庸置疑的.问题在于如何选取先验 分布,不同的选择对估计结果影响如何.贝叶斯假设认为在对研究对象一无所知的情况下,可 取为均匀分布.这里取包括均匀分布在内的6种先验分布以数值模拟方式来检验其对估计结 果的影响,6种先验分布分别为:①均匀分布,②递增直线,③递减直线,④余弦分布,峰值位 置与输入分布相同,⑤余弦分布,峰值位置与输入分布相差 90°,⑥负余弦分布,峰谷对应于 输入分布的峰值.输入方向分布为

$$G(\theta, f) = A\cos^{2s}\theta/2, \qquad (11)$$

式中, A 为归一化常数; s 代表方向分布集中度大小, s 越大, 代表能量的方向集中程度越高, 越接 近单向分布. 分别取 s = 10, 15, 20, 25 和频率 f = 0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0 Hz 进行数值模拟. 所用阵列为由 4 个波高计组成的星形阵列, 最小间隔 D = 20 cm, 计算结果如表 1 和图 1 所示.

c	S								
f	10		15		20		25		
	0	4	0	4		4	1	4	
0.5	16, -277.8	16, -280.6	16, -273.8	16, -276.2	16, -268.6	16, -270.9	16, -263.3	16, -265.9	
	B > I	B > I	B > I	B > I	B > I	B > I	B > I	B>I	
	2	5	2	5	2	5	2	5	
	16, -280.6	16, -280.6	16, -276.2	16, -276.2	16, -270.9	16, -270.9	16, -265.9	16, -265.9	
	B > I	B > I	B > I	B > I	B > I	B > I	.B>I	B>I	
	3	6	3	6	3	6	3	6	
	16, -280.6	16, -280.6	16, -276.2	16, -276.2	16, -270.9	16, -270.9	16, -265.9	16, -265.9	
	B > I	B > I	B > I	B > I	B > I	B>I	B > I	B>I	
	0	4	1	4	1	4	Ð	۹ ·	
1.0	15, -206.0	15, -210.3	15, -203.3	15, -206.7	16, -210.0	16, -213.9	16, -212.1	16, -215.0	
	B < I	B <i< th=""><th>B < I</th><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B < I</th></i<></th></i<></th></i<></th></i<></th></i<>	B < I	B <i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B < I</th></i<></th></i<></th></i<></th></i<>	B <i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B < I</th></i<></th></i<></th></i<>	B <i< th=""><th>B<i< th=""><th>B < I</th></i<></th></i<>	B <i< th=""><th>B < I</th></i<>	B < I	
	œ`	5	2	5	0	5	② ·	5	
	15, -210.3	15, -210.3	15, -206.7	15, -206.7	16, -214.0	16, -214.0	16, -215.0	16, -215.0	
	B <i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""></i<></th></i<></th></i<></th></i<></th></i<></th></i<></th></i<></th></i<>	B <i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""></i<></th></i<></th></i<></th></i<></th></i<></th></i<></th></i<>	B <i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""></i<></th></i<></th></i<></th></i<></th></i<></th></i<>	B <i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""></i<></th></i<></th></i<></th></i<></th></i<>	B <i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""></i<></th></i<></th></i<></th></i<>	B <i< th=""><th>B<i< th=""><th>B<i< th=""></i<></th></i<></th></i<>	B <i< th=""><th>B<i< th=""></i<></th></i<>	B <i< th=""></i<>	

表 1 先验分布对 BDM 结果的影响

续表

35

f	10							
			15		20			
1.0	③	6)	③	©	③	©	③	©
	15, −210.3	15, -210.3	15, -206.7	15, −206.7	16, −213.9	16, −214.0	16, -215.0	16, −215.0
1.5				$ \begin{array}{c} $				
	②	⑤	②	(5)	②	⑤	②	(5)
	13, -165.5	13, - 165.5	14, - 169.4	14, - 169.4	10, -130.9	10, -130.9	10, - 127.9	10, - 127.9
	B≥I	B≥I	B = I	B = I	<i>B</i> ≤ <i>I</i>	<i>B</i> ≤ <i>I</i>	<i>B</i> = <i>I</i>	<i>B</i> = <i>I</i>
	③	©	③	6)	③	©	③	6)
	13, -165.5	13, - 165.5	15, -169.4	14, - 169.4	10, −130.9	10, ~130.9	10, - 127.9	10, - 127.9
	B≥I	B≥I	B = I	<i>B</i> = <i>I</i>	<i>B</i> ≤ <i>I</i>	B≤I	B = I	B = I
2.0	①	④	(1)	(4)	①	④	①	④
	12, -148.2	11, -146.3	12, -153.0	12, -153.1	13, -150.3	11, -147.5	13, -149.2	11, - 143.7
	B≤I	<i>B</i> = <i>I</i>	B = I	B = I	B≥I	<i>B</i> ≤ <i>I</i>	<i>B</i> = <i>I</i>	<i>B</i> ≤ <i>I</i>
	②	5)	②	5)	②	⑤	②	5)
	11, -146.3	11, - 146.3	12, -153.1	12, -153.1	11, −147.5	11, −147.5	11, −143.8	11, −143.8
	<i>B</i> = <i>I</i>	<i>B</i> = <i>I</i>	B = I	<i>B</i> = <i>I</i>	<i>B</i> ≤ <i>I</i>	<i>B</i> ≤ <i>I</i>	<i>B</i> ≤ <i>I</i>	<i>B</i> ≤ <i>I</i>
	③	©	③	6)	③	6)	③	©
	11, - 146.3	10, -146.3	12, -153.1	12, -153.1	11, -147.5	11, −147.5	11, -143.8	11, -143.8
	<i>B</i> = <i>I</i>	<i>B</i> = <i>I</i>	<i>B</i> = <i>I</i>	B = I	<i>B</i> ≤ <i>I</i>	<i>B</i> ≤ <i>I</i>	<i>B</i> ≤ <i>I</i>	<i>B</i> ≤ <i>I</i>
2.5	① 21, - 191.7 <i>B</i> ≤ <i>I</i>	④ 20, -187.6 B≤I	① 21, - 199.0 <i>B</i> ≤ <i>I</i>	④ 21, - 193.8 B≤I	① 11, −132.7 <i>B</i> ≥ <i>I</i>	(4) 11, -132.7 B = I	① 11, -129.0 B≥I	
	© 20, -187.6 B≤I	(5) 21, −188.0 $B \le I$		⑤ 20, - 191.9 <i>B</i> ≤ <i>I</i>	② 11, −132.7 B≥I	5) 11, -132.7 <i>B</i> = <i>I</i>	② 11, -129.0 B≥I	⑤ 11, - 129.0 B≥I
	③	©	③	©	③	6)	③	©
	20, -187.7	20, - 188.2	20, - 191.5	21, - 193.1	11, -132.7	11, - 132.7	11, -129.0	11, - 129.0
	B≤I	B≤I	B≤I	B≤I	B≥I	B = I	B≥I	<i>B≥I</i>
3.0	① 22, -229.4 B≤I				① 23, -226.4 B≤I	④ 22, -219.5 B≤I	① 23, -229.9 B≤I	④ 23, -225.4 B≤I
	②	©	②	⑤	②	⑤	②	©
	21, -225.8	21, -226.9	23, - 222.2	22, -222.9	23, -227.4	23, -220.3	23, - 226.2	23, -225.4
	B≤I	B≤I	B≤I	B≤I	B≤I	B≤I	B≤I	B≤I
	③ 21, -226.7 <i>B</i> ≤ <i>I</i>	6) 22, - 229.4 B≤I	③ 22, - 220.2 B≤I	6) 21, -220.2 <i>B</i> ≤ <i>I</i>		6) 22, -219.1 <i>B</i> ≤ <i>I</i>	$ \begin{array}{c} (3) \\ 23, -231.5 \\ B \leqslant I \end{array} $	6) 22, -223.3 <i>B</i> ≤ <i>I</i>

表中①~⑥代表文中所述的6种先验分布.整数为迭代次数,实数为相应的 ABIC 值. I 代表输入分布, B 代表 BDM 模拟结果.大于、小于或等于号表示 BDM 和输入峰值大小比较.



图 1 先验分布对 BDM 结果的影响 a. 输入分布 s=15, f=1.0 Hz; b. 输入分布 s=15, f=2.5 Hz 实线为输入分布,实三角为 BDM 模拟结果, 虚线为先验分布

结果表明,选择不同的先验分布对估计结果几乎没有影响,计算时间即迭代的次数也大致 相同.同时还注意到,除 f = 3.0 Hz 情形外,其他 5 种先验分布对应的 ABIC 值几乎相等,而均 匀分布具有特殊的 ABIC 值,说明均匀分布与其他 5 种分布之间存在本质的不同.事实上,由 Shannon 信息熵的定义:设随机变量 x 是离散的,最少取 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k, \dots$ 可列值,且取每个值 的概率 $P(x = \alpha_i) = P_i$,则

$$H(x) = -\sum_{i} P_{i} \ln P_{i}$$
(12)

称为 x 的信息熵. 使 H(x) 最大的充要条件为

$$P_1 = P_2 = \dots = P_n = \frac{1}{n},$$
 (13)

显然,均匀分布相应的信息熵最大,即贝叶斯假设与最大熵原则一致.

结果同时表明,BDM 的精确程度依赖于频率大小,频率越高,再现的结果越好. 当频率 f = 3.0 Hz 时,对应的波长(深水波)L~17 cm,故 D/L~1.2,此时估计值与输入值几乎完全相同. 这与 Barber 提出的设计阵列配置的三原则之一,即波高计间的最小距离应小于所测对象 最小波长的一半(D/L << 0.5)明显不同,按照该原则,若 D = 20 cm,则所测频率不能大于 2 Hz,在阵列设置一定的条件下,所测波浪频率越低,波长越长,阵列的分辨力越高,再现的结果 越好,与我们上述的结论相反. 应当指出,上述原则是针对直接傅里叶变换法(DFT)而提出 的,由于 DFT 存在明显的缺陷,目前已很少有人使用.

综上所述, BDM 有很强的适应性, 尤其适合估计高频方向谱. 另外, 对 BDM 估计海浪方 向谱的有效性和优越性, 俞聿修和柳淑学^[10~13]曾作了比较深入的研究.

6 估计方法与双峰方向分布

MLM 在当今的海浪方向谱估计问题中因其计算简单并具有相当的精确性而得到最广泛的应用. MLM 源于经典统计方法,这种方法的基础就是重复试验,而实际观测一般仅为一次性的,因此造成 MLM 计算的不稳定性^[14],其表现之一为将一个单峰方向分布再现为双峰或 **多峰方向分布**. Young 等和 Ewans 在指出双峰方向分布的存在性时均使用了 MLM,显然其可 **靠性值得怀疑**. 这里仍采用上述同样的星形阵列,双峰方向分布取为

 $G(\theta, f) = A_1 \cos^{2s_1}(\theta/2 - \Delta \theta/2) + A_2 \cos^{2s_2}(\theta/2 + \Delta \theta/2),$ (14) 式中, $\Delta \theta$ 为两峰间隔. 取各种不同的组合分别用 BDM 和 MLM 进行数值模拟, 图 2 所示为 $s_1 = s_2 = 15$, 两峰间隔 $\Delta \theta = 90^\circ$, f = 1.5, 2.5, 3.0 Hz 的情形.

正如所预料的那样, BDM 明显优于 MLM, 特别在高频时, BDM 的结果与输入值几乎完全 相同, 而 MLM 表现出明显的多峰性, 或其结果非常不规则, 与输入分布没有任何相似之处, 因此, 很难相信 MLM 在估计双峰方向分布时的可靠性.

应当指出,这里所讨论的是有限风区的理想情形,即从某时刻开始,空间均匀风速恒定且 方向不变的风作用于平静的海面,海水深度被视为无限.当然,实际浪场千变万化,方向分布 也十分复杂,实际过程只能是理想情形的一种近似.用 Babanin 等^[15]在黑海的观测资料,所用 阵列亦为星形阵列,最小间隔 *D* = 60 cm,风速在 9.3~9.7 m/s 之间,取样间隔为 0.1 s. 首先 用快速傅里叶变换得到交叉谱,然后分别用 MLM 和 BDM 估计方向分布.结果表明,在我们



所计算的范围内,无论频率高低,BDM 均给出单峰方向分布,在峰频 fp 附近,MLM 一般给出 单峰分布,而不是 Ewans 认为的双峰方向分布,最窄的方向分布出现在 0.95 fp 附近,说明能 量在此处最为集中,这一点与 Donelan 等的结果相同. 在某些频率, MLM 给出双峰方向分布, 但 BDM 仍给出单峰方向分布(图 3),说明双峰方向分布的出现依赖于估计方法.另外,与 Young 等的结果不同, MLM 给出的双峰方向分布并不仅局限于高频.



讨论和结论 7

与其他方法相比,BDM 具有非常高的分辨力和稳定性,但因其计算复杂,尚未得到广泛的 应用.本文用6种不同的先验分布讨论了贝叶斯统计方法对估计结果的影响,表明先验分布 的不同并不影响估计结果,在实际计算中可以任意给定.由于均匀分布与最大熵原则相对应, 因此在对研究对象一无所知时,选择均匀分布具有某种潜在的优越性.

用数值模拟方法证明了即使对双峰方向分布估计, BDM 依然明显优于 MLM. 将它们分 别用于黑海实测资料,发现在峰频附近,方向分布一般呈单峰性,而不是 Ewans 所认为的双峰 分布, MLM 在某些频率处给出双峰方向分布, 而 BDM 仍给出单峰方向分布, 说明双峰方向分 布的出现依赖于估计方法。Ewans 用最大熵方法给出比 MLM 更多的双峰方向分布, 也说明 了这一问题, 因此, 双峰方向分布的真实性值得怀疑.即使承认双峰方向分布的存在, 其物理 解释也值得商榷. Young 等和 Ewans 均认为是非线性波 – 波相互作用太强的结果, 频率愈高, 这种作用愈强, 因而双峰方向分布愈明显, 然而这种解释是无法让人接受的.所谓非线性波 – 波相互作用是组成波能量在不同频率和方向上的交换, 频率愈高, 这种作用愈强, 能量交换的 速度愈快, 其结果只能使一个能量本不均匀的分布逐渐趋于均匀分布, 或者说将一个双峰方向 分布转变为单峰方向分布, 很难设想存在两个特殊的方向, 在非线性波 – 波相互作用下, 能量 向这两个特殊方向集中.事实上, 由 Phillips 共振机制可知在风的作用下, 各方向均有给定频 率的组成波随时间成长, 但只有满足共振条件的方向, 组成波的谱值才为极大, 此方向包含与

风向对称的两个方向 $\alpha = \pm \cos^{-1}(\frac{c}{u})$,其中 c 为相速,u 为风速,可见风的作用可能形成双峰 方向分布,频率越大, α 的绝对值愈大,但同时非线性波 – 波相互作用亦愈强,故一般仍能保持 单峰方向分布.若出现双峰方向分布,则应是非线性波 – 波相互作用太弱的结果.依此推断, 双峰方向分布应出现在非线性波 – 波相互作用较弱的低频域,而不是高频域.

参考文献

- 1 Mitsuyasu H, Tasai F, Suhara T, et al. Observations of the directional spectrum of ocean waves using a cloverleaf buoy. J Phys Oceanogr, 1975, 5: 750~760
- 2 Hasselmann D E, Dunkel M, Ewing J A. Directional wave spectra observed during JONSWAP 1973. J Phys Oceanogr, 1980, 10:1 264~1 280
- 3 Donelan M A, Hamilton J, Hui W H. Directional spectra of wind-generated waves. Philos Trans Roy Soc London, 1985, A315: 509~562
- 4 Zhao Dongliang, Masuda Akira, Wen Shenchang, et al. A laboratory study of directional spectra with maximum likelihood method—I. Developing wind wave. Acta Oceanologica Sinica, 1999, 18(1): 59~74
- 5 Young I R, Verhagen L A, Banner M L. A note on the bimodal directional spreading of fetch-limited wind waves. J Geophys Res, 1995, 100(Cl): 773~778
- 6 Ewans K C. Observations of the directional spectrum of fetch-limited waves. J Phys Oceanogr, 1998, 28: 495~512
- 7 张尧庭,陈汉峰. 贝叶斯统计推断. 北京:科学出版社, 1994. 234
- 8 Akaike H. Likelihood and Bayes procedure. Bayesian Statitics. Valencia: University Press, 1980. 143~166
- 9 Hashimoto N. Estimation of directional spectra from a Bayesian approach. Rep Port Harb Res Inst (in Japanese), 1987, 26 (2): 97~125
- 10 俞聿修,柳淑学.海浪方向谱的现场观测与分析.海洋工程,1994,11(2):1~11
- 11 柳淑学, 俞聿修. 方向谱的分析方法. 港口工程, 1994, (1): 25~32
- 12 Liu Shuxue, Xu Yuxiu. Observations and estimations of directional spectrum of sea waves. China Ocean Engineering, 1995, (2): 19~34
- 13 柳淑学, 俞聿修. 入、反射波浪场中方向谱和反射系数的确定. 水动力学研究与进展, A 辑, 1998, 13(3): 301~311
- 14 赵栋梁,管长龙,吴克俭,等.海浪方向诸估计方法的比较.海洋学报,1999,21(3):119~125
- 15 Babanin A V, Soloveev Y P. Parameterization of angular distribution of wind wave at limited fetches. Phys Atmosphere and Ocean (in Russian), 1987, 23: 868~876

Application of Bayesian statistical method on the study of directional spectrum of wind waves

Zhao Dongliang, ¹Huang Juan²

1. Institute of Physical Oceanography, Ocean University of Qingdao, Qingdao 266003

2. North China Sea Branch, State Oceanic Administration, Qingdao 266033

Abstract—Application of Bayesian statistical method to the analysis of directional spectrum of wind waves is presented in detail. It is pointed out that the difference of prior distributions has no influence on the estimated results, and there is some speciality for even distribution due to its corresponding to maximum entropy principle. The effectivity of Bayesian statistical method on the estimation of bimodal distribution is shown by numerical simulation. Through the analysis of Black Sea data, it is demonstrated that whether or not a bimodal distribution depends strongly on the estimating methods and the truthfulness of bimodal distribution obtained by the maximum likelihood method is doubted. A possible physical explaination for emergence of bimodal distribution is presented finally. **Key words** Bayesian statistical method, directional spectrum, prior distribution, bimodal distribution, nonlinear wave – wave interaction