

应用自激励门限自回归模式对旱涝 游程序列的模拟和预报*

李翠华 么枕生

(南京大学大气科学系)

提 要

在用AR、ARMA等线性模式对气候序列进行拟合和预报时,由于气候序列中存在着非线性变化,所以拟合和预报效果往往不太理想。本文首次用非线性自激励门限自回归模式(SETAR)对由北京511年(1470—1980年)历史旱涝记录变换的湿涝(干旱)游程记录进行了模拟和预报,解决了长期以来预报方程不能随转折点变更的问题。拟合和预报结果表明:门限自回归模式的拟合和预报效果比线性AR模式有明显提高。AR模式只能预报出2年长度以下的游程转折点,而SETAR模式能较准确地预报出3年长度以上的游程转折点。这可能是因为在预报过程中SETAR模式能按游程转折点更新模式,而且模式建立时不要求序列具有平稳性的缘故。

一、引 言

统计预报在气候预报中充当一个主要角色。近年来,时间序列分析理论及应用发展迅速,AR、ARMA等线性模式在气候分析和预报中的应用日趋广泛,取得了一定的成绩^[1-5]。但是,大气中的物理过程实际上是非线性的,用这些线性模式就难以很好刻画大气的演变特性。特别是线性模式中假定时间序列是平稳的,而实际情况又往往并非如此,因此拟合结果和预报效果往往不太好,有时甚至导致很大错误的预报^[6-8]。为了改进预报效果,迫切需要建立非线性模式。汤家豪1977年提出的非线性门限自回归模式^[9]较好地克服了这些缺点,且在应用方面颇具成效^[10]。

本文旨在利用汤家豪自激励门限自回归模式来研究由历史旱涝级别资料变换成的北京旱涝游程序列。选择北京游程序列作为研究对象而不用原始资料,其原因有两个,一是因为实际观测资料比较短,较长的记录只能用历史旱涝级别资料,以便模拟对比;二是因为年降水量自相关性很小,而旱涝游程长度却有较大自相关,且气候预报的关键问题是游程转折点的预报。么枕生^[5]曾用AR模式对北京505年(1407—1974年)历史旱涝记录变换的湿涝(干旱)游程记录进行了拟合和预报。其结果认为:用AR模式建立的游程预报方程用于预报2年长度以下的游程转折点,在适当情况下是相当精确的,对于3年长度以上的游程,预报精确度较差。因此,本文用非线性门限自回归模式来对北京的旱涝游程记录建立游程预报方程,试图更精确地预报出3年长度以上的游程转折点。能准确报

* 本文于1988年11月1日收到,1989年3月24日收到修改稿。

出3年以上的旱涝转折变化,这对气候预报技术是一次提高,也是进一步满足了国民经济方面的要求。

二、自激励门限自回归的建模和预报

门限自回归的基本思想是利用逐段线性化手段来处理非线性系统,由于门限的控制作用,保证了递推的稳定性。事实上,常用的门限自回归模式有三种,即自激励门限自回归模式、开环门限自回归模式和闭环门限自回归模式。我们这里选用的是自激励门限自回归模式。

1. 自激励门限自回归模式的定义

令 $\{r_0, r_1, \dots, r_l\}$ 表示实数有序集, $r_0 < r_1 < \dots < r_l, r_0 = -\infty, r_l = \infty$,确定了实轴 R 上的一种区间划分:

$$R = R_1 \cup R_2 \cup \dots \cup R_l, R_j = (r_{j-1}, r_j].$$

则自激励门限自回归模式的形式为:

$$x_t = a_0^{(j)} + \sum_{i=1}^{k_j} a_i^{(j)} x_{t-i} + e_t^{(j)}, x_{t-d} \in R_j (j=1, \dots, l) \quad (1)$$

式中 $\{x_t\}$ 是非平稳随机序列, $\{e_t^{(j)}\}, j=1, \dots, l$,是 l 个相互独立的正态白噪声列, d 为时滞(非负整数),由 x_{t-d} 所属的区域 R_j 来确定自回归模式的形式。 r_1, r_2, \dots, r_{l-1} 称为门限值。模式呈分段自回归模式,阶数分别为 k_1, k_2, \dots, k_l 。由于模式左右两端除残量外仅表示同一序列 $\{x_t\}$ 的自身关系,因此(1)式称作自激励门限自回归模式,简记为SETAR($l; k_1, k_2, \dots, k_l$)。这种模式对于描述非线性振动现象、具有复杂周期和极限环的序列具有独特的功能。

2. 自激励门限自回归的建模

因为门限模式是非线性模式的逐段线性化,所以用非线性序列建立门限模式时,可以逐段运用线性序列建模的方法和手段。下面我们对非平稳序列 $\{x_t\}, 1 \leq t \leq N$ 建立SETAR($2; k_1, k_2$)模式。

对于SETAR($2; k_1, k_2$)模式,需要估计的参数有时滞 d 、门限 r 以及各分模式的阶数和系数。识别和估计的主要方法是,对于自回归系数仍用线性自回归的最小二乘法来估计^[11]。对于阶数 k_1, k_2 ,门限 r 和时滞 d ,是根据线性估计中的最小信息量准则(AIC准则)来识别。具体步骤如下:

1) 首先规定时滞值和自回归阶数的最大上限,其值分别记作 D 和 L 。 D 和 L 的大小是主观规定的,依赖于样本大小、门限值的不同以及计算机容量。一般不必取得过大,例如取 $D=5, L=10$ 。

然后确定门限值 r 的候选值。选取方法有好几种,比如可以通过经验分布确定,也可采用最优化方法中的0.618法。我们这里选用的是文献[9]中的选取方法。这种方法方便而且效果很好。其具体做法如下:把数据从小到大依次排列,将位于30%,40%,50%,60%,70%这五个分点处的 x_t 值作为门限候选值,分别记为 $t_{0.3}, t_{0.4}, t_{0.5}, t_{0.6}, t_{0.7}$ 。假如后面根据AIC准则由这些候选值定出的 r 精度不够,可以改变候选值。对于 r 的每一个候选

值 t_q ,把数据序列分成两个子序列,第一子序列满足 $x_{t-q} \leq t_q$,其它属于第二子序列。对两个子序列分别建立AR模式。

让 $n_0 = \max\{D, L\}$ 。设 $x_{n_0-d+1}, x_{n_0-d+4}, x_{n_0-d+5}, \dots$ 小于或等于 t_q ,其余则大于 t_q ,那么两个分模式的系统分别为:

$$\begin{bmatrix} x_{n_0+1} \\ x_{n_0+4} \\ x_{n_0+5} \\ \dots \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{n_0} & x_{n_0-1} & \dots \\ 1 & x_{n_0+3} & x_{n_0+2} & \dots \\ 1 & x_{n_0+4} & x_{n_0+3} & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0^{(1)} \\ a_1^{(1)} \\ a_2^{(1)} \\ \dots \end{bmatrix} \quad \text{即 } \mathbf{x}_1 = A_1 \mathbf{a}^{(1)} \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} x_{n_0+2} \\ x_{n_0+3} \\ x_{n_0+6} \\ \dots \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{n_0+1} & x_{n_0} & \dots \\ 1 & x_{n_0+2} & x_{n_0+1} & \dots \\ 1 & x_{n_0+5} & x_{n_0+4} & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0^{(2)} \\ a_1^{(2)} \\ a_2^{(2)} \\ \dots \end{bmatrix} \quad \text{即 } \mathbf{x}_2 = A_2 \mathbf{a}^{(2)} \quad (3)$$

由线性最小二乘法可以得到 $\mathbf{a}^{(1)}$ 和 $\mathbf{a}^{(2)}$ 的估计值:

$$\hat{\mathbf{a}}^{(1)} = (A_1^T A_1)^{-1} A_1^T \mathbf{x}_1 \quad (4)$$

$$\hat{\mathbf{a}}^{(2)} = (A_2^T A_2)^{-1} A_2^T \mathbf{x}_2 \quad (5)$$

2) 对于每一固定的 d 和 t_q ,由AIC准则确定的各个分线性模式阶数 k_1, k_2 的估计值 \hat{k}_1, \hat{k}_2 为:

$$\text{AIC}(\hat{k}_1) = \min_{1 < k_1 < L} \{N_1 \ln(\text{RSS}_1(k_1)/N_1) + 2(k_1 + 1)\} \quad (6)$$

$$\text{AIC}(\hat{k}_2) = \min_{1 < k_2 < L} \{N_2 \ln(\text{RSS}_2(k_2)/N_2) + 2(k_2 + 1)\} \quad (7)$$

其中 N_1, N_2 为各分序列的长度。 $\text{RSS}(k_i)$ 表示各分系统的残差平方和值。

(3) 由于 $\varepsilon_t^{(1)}$ 和 $\varepsilon_t^{(2)}$ 是两个相互独立的白噪声序列,因此对于固定的 d ,有

$$\text{AIC}(t_q) = \text{AIC}(\hat{k}_1) + \text{AIC}(\hat{k}_2) \quad (8)$$

从而选出 d 固定时相应的门限值 r_d

$$\text{AIC}(\hat{r}_d) = \min_{0.3 \leq q \leq 0.7} \text{AIC}(t_q) \quad (9)$$

4) 由AIC准则确定 \hat{d} :

$$\text{AIC}(\hat{d}) = \min_{1 < d < D} \{\text{AIC}(\hat{r}_d)/(N - n_0)\} \quad (10)$$

其中 $N - n_0$ 是建模时的有效数据个数,并非实际序列长度 N 。

至此,我们确定出了 $d, r, k_i, \mathbf{a}^{(i)}$,建立了SETAR(2; k_1, k_2)模式,白噪声方差为 $\text{Var}\varepsilon_t^{(i)}$ ($\text{Var}\varepsilon_t^{(i)} = \text{RSS}_i(k_i)/N_i, i=1,2$),所以还可计算出各自回归系数的置信区间。

3. 自激励门限自回归模式的预报

由实际观测序列建立了SETAR(2; k_1, k_2)模式后,我们就可以用来对未来值进行预报。对于AR(k_i)模式的预报,可按以下公式来递推:

$$\hat{x}_N(l) = a_0^{(i)} + a_1^{(i)} \hat{x}_N(l-1) + \dots + a_{i-1}^{(i)} \hat{x}_N(1) + a_i^{(i)} x_N + \dots + a_{k_i}^{(i)} x_{N+l-k_i} \quad j=1,2 \quad (11)$$

其中 $\hat{x}_N(l)$ 为 x_{N+l} 的最小方差预报, l 为预报步长。

由于门限自回归模式是由若干个自回归模式联合构成,因此门限自回归预报的实质就是用各分模式实现分段外推。由长为 N 的样本建立了SETAR模式, x_{N+l} 的预报值

$\hat{x}_N(l)$ 采用哪一个分模式实现外推,应由 $x_{N+l-d}(l \leq d)$ 属于哪一个门限区域来决定。当 $l > d$ 时, x_{N+l-d} 的样本值尚未观测到,无法判断它属于哪一个区间,这时以估计值 \hat{x}_{N+l-d} 来代替 x_{N+l-d} 。把各步预报值 $\hat{x}_N(l), l=1, 2, \dots$ 用折线连接起来的曲线称为最终预报曲线,记为 $\text{Eff}(d)$ 。

不过值得指出,当预报步长 l 较大时,累积预报误差将愈来愈大,因此预报步长不宜选得过大,最好 $l \leq d$ 。因为一步预报不存在累积预报误差,所以后面我们对游程序列作的是一步向前预报。一步预报曲线是由一系列一步预报值 $\hat{x}_N(1), \hat{x}_{N+1}(1), \dots$ 连接而成,与最终预报曲线有本质的区别。

三、用SETAR模式对旱涝游程序列的模拟和预报

本文所用的北京旱涝游程序列资料是由文献[12]表1中的历史旱涝分级资料变换得到的。历史记录被分成五级,1,2,3,4,5分别表示涝、偏涝、正常、偏旱和旱。我们这里将1,2,3级作为湿涝,4,5级看作干旱,这样划分的原则是假定年降水量大于或等于累年平均降水量时为湿涝,年降水量小于累年平均值时为干旱,湿涝游程给以正号,干旱游程给以负号。如1代表一年湿涝,2代表连续两年湿涝,等等,-1代表一年干旱,-2代表两年连续干旱,等等。这样我们由511年(1470—1980年)的历史旱涝记录就得到了长度为218的旱涝游程序列 $\{x_i\}$ 。图1就表示了 this 游程序列的情况。

从图中我们可以看到序列中存在着复杂的振动周期。因此我们这里选用SETAR(2; k_1, k_2)模式来进行拟合。从图1中我们还可看到,1636年以后游程序列由几个极大值区与极小值区组成,振荡比较有规律,而1636年以前游程序列的振荡规律与后面不同,也未出现很长游程。因此,我们特意选取几种不同长度、不同振荡规律的序列分别进行了讨论。

首先,我们对前190个(1470—1926年)游程记录进行了拟合,建立的模式为SETAR(2; 3, 1):

$$x_i = \begin{cases} 3.1249 - 0.1788x_{i-1} + 0.1397x_{i-2} + 0.4209x_{i-3} + \varepsilon_i^{(1)}, & x_{i-5} \leq -1 \\ -1.8633 + 0.0524x_{i-1} + \varepsilon_i^{(2)}, & x_{i-5} > -1 \end{cases} \quad (12)$$

其中 $\text{Var}\varepsilon_i^{(1)} = 9.3058, \text{Var}\varepsilon_i^{(2)} = 1.4312$ 。

图2表示(12)式对原序列的拟合情况和 $\text{Eff}(d)$, (12)式与后面的(13)式一步预报情况差不多,见图3。原序列和拟合序列的均值、方差及二者的相关系数列于表1。

由图2可见,总的振动趋势已基本模拟出来了,几个高峰区也能看出来(见图中A, B, C, D处),但是振动幅度最高和最低的地方(最长的湿涝和干旱游程)拟合不太好,比原序列小得多。从表1中知道原序列和拟合序列的方差相差较大,不过从均值和相关系数来看,拟合效果还可以。图2还表明了最终预报函数 $\text{Eff}(d)$ 是一个周期为5年(湿涝3年,干旱2年)的非对称周期函数,即模式(12)有一个周期为5年的极限环。这说明北京的旱涝情况存在着湿涝3年,干旱2年的准5年振荡周期。

其次,我们对1636—1929年的118个游程序列作了模拟,并对1930—1980年的25个游程记录作了一个预报。建立的模式为SETAR(2; 1, 2):

$$x_i = \begin{cases} -1.8805 + 0.0589x_{i-1} + \varepsilon_i^{(1)} & , x_{i-4} \leq -1 \\ 2.8190 + 0.2761x_{i-1} + 0.2160x_{i-2} + \varepsilon_i^{(2)} & , x_{i-4} > -1 \end{cases} \quad (13)$$

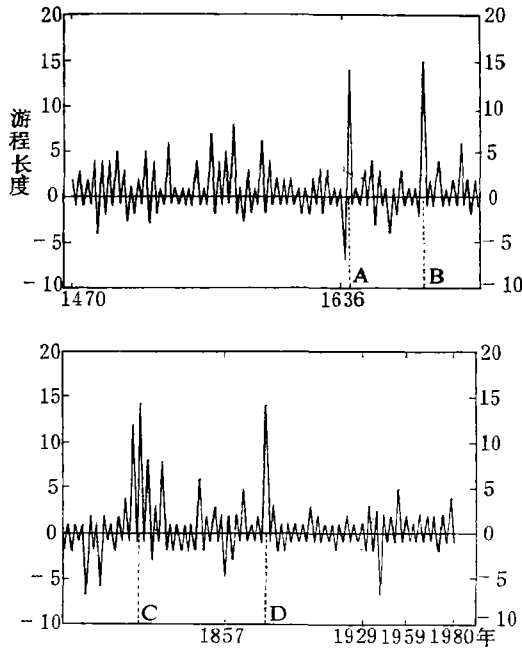


图 1 北京1470—1980年的旱涝游程序列
(横坐标是游程序号)

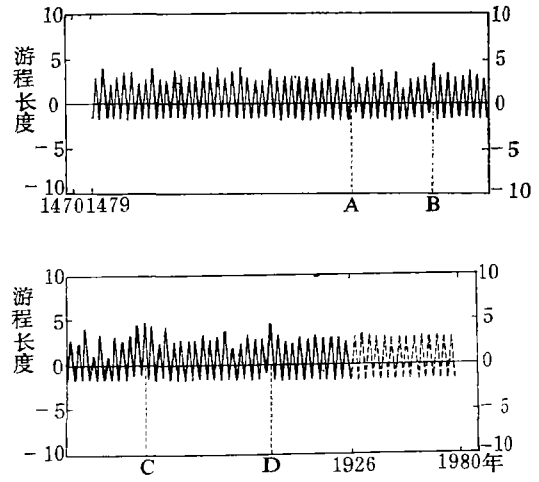


图 2 1470—1926年旱涝游程序列的SETAR 模式
[实线:拟合,虚线:预报(Eff(d))]

表 1 原序列与模式(12)拟合的均值、方差及模拟序列与原序列二者的相关系数*

	\bar{x}	\bar{x}_p	σ_x^2	$\sigma_{x_p}^2$	ρ
$N=190$	0.7135	0.7118	11.4693	6.1134	0.7306
$N=118$	0.6667	0.6667	12.0818	6.0208	0.7059
$N=50$	0.45	0.5087	8.8975	7.4231	0.9205

* \bar{x}_p 和 $\sigma_{x_p}^2$ 为拟合序列的均值和方差, N 是样本长度

其中 $Var_{e_1}^{(1)}=1.4679, Var_{e_1}^{(2)}=10.6543$ 。

图 3 表示拟合状况和一步预报情况(1930—1980年)。原始记录和拟合序列的均值、方差及二者的相关系数已列于表 1。由图 3 我们可以看出,模式(13)对长游程的拟合比模式(12)稍好(见图中所标 B, C, D 处)。这可能是因为 1636 年以前游程序列的振荡情况与 1636 年以后的振荡规律不同,因而对 1636 年以后序列中长游程的拟合产生了影响。至于这种前后振荡规律不同的原因是否由于年代越早文献记载准确性越差所造成,有待考证。模式(13)的最终预报曲线 Eff(d) 与模式(12)一样,也是一个周期为 5 年的极限环。

另外值得注意的,对于 1930—1980 年 25 个游程记录的预报效果很好,预报准确性比 AR 模式建立的游程预报方程有明显提高。用 AR 模式只能预报 2 年长度以下的游程转折点,而用 SETAR 模式还能较准确地预报出 3 年长度以上的游程转折点。3 年长度以上的游程转折点的预报情况见表 2。

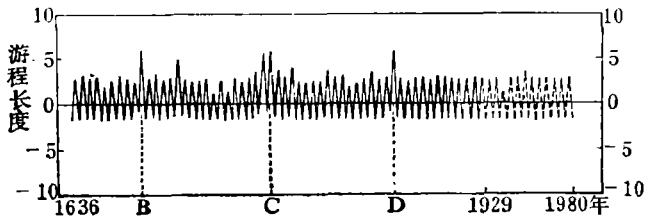


图 3 北京1636—1929年旱游程序列的SETAR模式
(实线:拟合,虚线:预报)

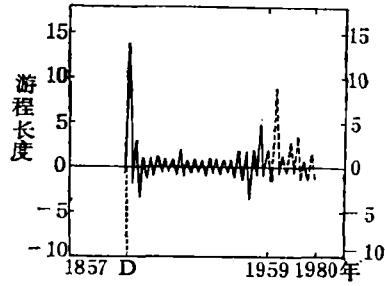


图 4 北京1857—1959年游程序列的SETAR模式
(实线:拟合,虚线:预报)

表 2 用模式(13)对三年以上长度游程记录所作的一步预报

原 记 录	3	4	5	- 7
预 报 值	2.5	2.9	3.0	-1.8
预报相对误差	16.7%	27.5%	40%	74.3%

表2表明,3,4,5年湿涝游程预报的相对误差分别为16.7%,27.5%,40%,也就是说其预报精确度分别为83.3%,72.5%,60%。但是7年干旱游程预报的相对误差达74.3%,这可能是由于7年干旱游程出现的概率小(在218个游程记录中只出现3次),信息量小,而随机性很大,以致不易预报的缘故。

最后,对短游程序列进行了讨论。我们模拟了1857—1959年的50个游程记录,并对最后13个游程记录(1960—1980年)作了一步预报。建立的模式为SETAR(2;3,10),

$$x_t = \begin{cases} 0.2091 - 0.0982x_{t-1} + 0.4720x_{t-2} - 0.1923x_{t-3} + e_t^{(1)} & x_{t-2} \leq 1 \\ -1.4072 - 0.3256x_{t-1} - 0.2020x_{t-2} + 0.5881x_{t-3} - 0.1829x_{t-4} & \\ + 0.2116x_{t-5} + 2.5043x_{t-6} + 0.4517x_{t-7} + 1.0987x_{t-8} & \\ -0.8362x_{t-9} - 0.1541x_{t-10} & x_{t-2} > 1 \end{cases} \quad (14)$$

其中 $Var e_t^{(1)} = 1.6162$, $Var e_t^{(2)} = 2.3815 \times 10^{-11}$ 。

图4显示了模式(14)的拟合和一步预报情况。拟合的均值、方差以及二者的相关系数已列于表1。

由图4及表1中可以看出,拟合得相当好,特别是拟合方差很接近原序列,也就是说对长游程的拟合较好。这可能是因为记录短,其振荡规律不象长记录那样复杂的缘故(见图1)。

对最后13个游程记录所作的一步预报表明其预报效果不如模式(13),模式(14)对1年湿涝的预报偏高很多,而对4年湿涝的预报偏低,相对误差为56.5%。这说明,用门限自回归模式作预报时,样本长度不能取得太少,阶数不便太高。不过,如果以拟合为目的做气候分析时,可以根据记录的实际振荡情况,分段来拟合。

最后我们还注意到一个事实,即在模式(12)和(13)中,门限值为-1(即1年干旱),这说明门限自回归模式在预报过程中按游程转折点更新模式,这正符合长期预报的基本原

则。这也充分体现了非线性门限自回归模式比线性模式具有的优越性。在模式(14)中,门限值为1(即1年湿涝),其预报结果是否意味着在最近一百多年里,北京1年湿涝和干旱情况遵循一种变化规律,2年以上的湿涝遵循另一种变化规律,还是由于记录短,而阶数又高所造成的现象。这有待于进一步研究。

四、总结和结论

以上我们通过用自激励门限自回归模式对北京1470—1980年旱涝游程序列的讨论,得到如下结果:

SETAR(2; k_1, k_2)模式对北京旱涝游程序列的拟合效果比较好,原序列与拟合序列(由拟合模式计算的序列)的相关系数为0.7—0.9左右。这说明北京旱涝游程序列中确实存在着非线性变化,而且具有准5年(湿涝3年,干旱2年)振荡周期。

对1930—1980年的25个游程记录所作的一步预报表明,门限自回归模式的预报准确性比线性自回归模式有明显提高。用AR模式只能预报2年长度以下的游程转折点,而SETAR模式还能较准确地预报出3年长度以上的游程转折点。如SETAR模式对3年、4年和5年湿涝游程的预报。

当记录太少时,虽然拟合效果很好,但预报效果并不好,因此用门限自回归模式做预报时序列长度不能取得太小,从理论上来说,越长越好,模式阶数更不便太大。

本文建立的门限预报模式在预报过程中能按游程转折点更新预报方程,解决了长期以来一直未能解决的问题。

虽然我们用非线性门限自回归模式提高了序列的拟合和预报效果,但是我们还应该注意拟合和预报值与实际记录并不完全吻合。这除了因为古文献中的叙述记载模糊度大,更因种种原因具有扩大或缩小外,模式本身也还存在着一定的缺陷。用线性模式对非线性模式逐段线性化,一定存在着误差,正如用折线来逼近曲线,不管二者多么近似,但永远不会完全吻合一样。还有一个造成预报误差的原因就是时间序列中的非线性变化形式在拟合时段内和预报时段内不能完全一致。因此下一步的工作就是要进一步改进门限模式。尽管自激励门限自回归模式还存在着一定的缺陷,但用门限模式来建立游程预报方程进行旱涝预报是一种很有效的预报方法。

致谢:本文承项静恬同志提供有关参考资料,在此表示谢意。

参 考 文 献

- [1] Chu, P. S., and R. W. Katz, Modeling and forecasting the southern oscillation: A time-domain approach, *Mon. Wea. Rev.*, 113, 1876—1888, 1985.
- [2] Katz, R. W., and R. H. Skaggs, On the use of autoregressive moving average processes to model meteorological time series, *Mon. Wea. Rev.*, 109, 479—484, 1981.
- [3] Rao, A. R., and Rao, S. G., Stochastic intervention analysis of rainfall, *Theor. Appl. Climatol.*, 38, 127—139, 1987.
- [4] Yao, C. S., Fitting a linear autoregressive model for longrange forecasting, *Mon. Wea. Rev.*, 111, 692—700, 1983.
- [5] 么枕生, 应用转折点与游程的气候分析与预报, *地理研究*, 5, 3, 1—11, 1986.
- [6] Hasselman, K., and T. P. Barnett, Techniques of linear prediction for system with periodic statistics, *J. Atmos. Sci.*, 38, 2275—2283, 1981.

- [7] Davis, R. E., Predictability of sea surface temperature and sea level pressure anomalies over the North Pacific Ocean, *J. Phys. Ocean.*, **6**, 249—266, 1976.
- [8] Davis, R. E., Predictability of sea level pressure anomalies over the North Pacific Ocean, *J. Phys. Ocean.*, **8**, 233—246, 1978.
- [9] Tong, H., and K. S. Lim, Threshold autoregression, limit cycles and cyclical data, *J. R. Statist. Soc.*, **B**, **42**, 3, 245—292, 1980.
- [10] Shi, J., Q. Zhou and J. Xiang, An application of the threshold autoregression Procedure to climate analysis and forecasting, *Adv. Atmos. Sci.*, **3**, 1, 134—138, 1986.
- [11] Box, G. E. P., and G. M. Jenkins, Time series analysis: forecasting and control (rev.), 575 pp, Holden-Day, 1976.
- [12] Yao, C. S., A statistical approach to historical records of flood and drought, *J. Appl. Meteor.*, **21**, 588—594, 1982.

MODELING AND PREDICTION CONCERNING TIME SERIES OF FLOOD/DROUGHT RUNS BY MEANS OF THE SELF-EXCITING THRESHOLD AUTOREGRESSIVE MODEL

Li Cuihua Yao Zhensheng

(Department of Atmospheric Sciences, Nanjing University)

Abstract

Using linear regressive models (e. g. AR, ARMA model) to fit and predict the climatic time series, the results are not sufficiently good because there exist nonlinear variations in the time series. In this paper, a nonlinear self-exciting threshold autoregressive (SETAR) model is applied to modeling and predicting of the time series of flood/drought runs in Beijing, this time series being derived from the graded historical flood/drought records of the last 511 years (1470-1980). The results show that the modeling and predicting effects of the SETAR model are much better than that of the AR model. The AR model can predict the flood/drought runs, the lengths of which are only below two years, while the SETAR model can predict run-lengths over three years. This may be due to the effects that the SETAR model can renew the model according to the run-turning points in the process of prediction, though the time series is nonstationary.