

灰色动力模型在天气预报中的应用

涂松柏 李才媛

(武汉中心气象台)

提 要

本文在简述灰色系统理论的基础上,提出天气过程为灰色系统,从而探讨了灰色分析和预测方法在气象中的应用,并给出了灰色动力模型的应用实例。

关键词: 灰色系统理论; 动力模型; 天气预报。

一、引 言

由于大气运动不仅具有确定的流体力学—热力学规律,而且具有随机性特征,因此,70年代以来,许多气象工作者关心动力与统计相结合,提出了模式输出统计预报(简称MOS预报)^[1],另一方面,陈国范、曹鸿兴等将模糊数学应用于气象,为长期天气预报开拓了一条新路^[2-4]。

1982年,华中工学院邓聚龙教授创立了灰色系统理论。不久,冯宛平等^[1]将灰色系统预测方法应用于天气预报,提出“动力—灰色预报”。近年来,灰色系统理论在社会、科技许多领域得到广泛应用、迅速发展和不断完善。我们运用灰色关联度分析的新定义和灰色建模方法,建立了湖北省武汉、襄樊和房县等地区降水的灰色动力模型,还将此方法引入中长期天气预报和农业气象领域。通过试验和实际应用,获得较满意的结果。本文以襄樊地区1986年9月1日至10月9日降水的实际预报为例,加以说明。

二、灰色系统概述

所谓系统是指包含若干相互关联、相互制约的任意种元素组成的具有某种功能的综合体。系统的内部特征用两种特征量描述:(1)系统元素特征量,常称为参数;(2)系统元素间的关系,常称之为系统的结构。灰色系统理论认为,内部特性完全可知的系统为白色系统;完全未知的系统称黑色系统;部分已知、部分不确定的系统称为灰色系统^[5]。

在灰色系统中,系统元素间的关系有些是完全确定并且已知的,而有些关系只知其大概,或者在系统参数中,有一部分参数只知道部分数学性质,而不知道其确切数值。

在实际工作中,气象预报员习惯把天气过程看作一个系统,无论是对短期天气过程,还是长期天气过程,只要把它们当作研究对象,总是这样。

1986年8月8日收到,1987年9月4日收到再改稿。

[1] 冯宛平,张金彬,冯国湘,1984,灰色系统预测在天气预报中的应用,灰色系统与农业论文集。

在一个客观的天气过程中,某种天气现象的出现是众多天气因子综合作用的结果,要精确区分哪个因子起多少作用是十分困难的,但是各天气因子对该天气现象有影响是客观的,并且其影响程度也存在客观差异。另一方面,由于气象观测是非连续的,我们不能确切知道观测时刻以外时段的气象要素值。而实际上,这些要素已输入天气系统,并对天气系统产生影响。对于这些未观测而已输入天气系统中的要素值,我们只能根据观测资料大致确定一个取值区间。换句话说,真实的天气过程,有部分特性(因子贡献大小、某时段要素值)我们不知。即使在将来,气象探测工具及方法改进了,人们也不可能获得大气运动变化的全部信息。因此,我们认为天气过程是灰色系统。从而,我们可运用灰色系统的分析与预测方法来研究天气预报问题。

三、灰色预测模型

令 x_1, x_2, \dots, x_q 为影响天气现象的 q 种因子, k 时刻的预报量可用集合表示为

$$y(k) = \{x_1(k), x_2(k), \dots, x_q(k)\} \quad (k=1, 2, \dots, n)$$

预报量 $y(k)$ 和每一个因子 $x_i(k)$ 为时间序列 $\{y(k)\}$ 和 $\{x_i(k)\}$:

$$\{y(k)\} = \{y(1), y(2), \dots, y(n)\},$$

$$\{x_i(k)\} = \{x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n)\}, \quad (i=1, 2, \dots, q)$$

为了便于比较,将 $\{y(k)\}$ 与 $\{x_i(k)\}$ 标准化,仍记为

$$\{y(k)\} = \left\{ \frac{y(1)}{\bar{y}}, \frac{y(2)}{\bar{y}}, \dots, \frac{y(n)}{\bar{y}} \right\}, \{x_i(k)\} = \left\{ \frac{x_i(1)}{\bar{x}_i}, \frac{x_i(2)}{\bar{x}_i}, \dots, \frac{x_i(n)}{\bar{x}_i} \right\},$$

其中

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y(k), \quad \bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_i(k).$$

根据灰色系统理论, y 与 x_i 在 k 点的关联系数为^[6]

$$\xi_i(k) = \frac{\min_i \min_k |y(k) - x_i(k)| + \alpha \max_i \max_k |y(k) - x_i(k)|}{|y(k) - x_i(k)| + \alpha \max_i \max_k |y(k) - x_i(k)|}, \quad (1)$$

式中 α 为控制变量, $\alpha \in [0, 1]$, 其值根据研究对象及经验来确定。

对序列而言, y 与 x_i 的灰色关联度(简称关联度)为

$$\gamma_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \xi_i(k). \quad (2)$$

运用(1)和(2)式可求得关联度全体 $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_q$ 。

按照 γ_i 值大小进行排列, 得关联序

$$\{\gamma'_i\} = \{\gamma'_1, \gamma'_2, \dots, \gamma'_q\}.$$

(1)式中 α 的值只影响 γ_i 本身大小, 但不影响关联序。

根据关联序, 可得偏序^[7] $\{x'_i\}$:

$$\{x'_i\} = \{x'_{1'}, x'_{2'}, \dots, x'_{q'}\}.$$

在建模中应先考虑与预报量 y 具有较大关联度的因子 x'_i , 即从偏序中顺秩选取前面 h ($h < q$) 个 x'_i ($i=1, 2, \dots, h$) 来建立预测模型。

灰色建模以灰色模块概念为基础. 所谓“模块”实际上是将原始数据列经过一定方式生成后的时间序列^[8].

为方便起见, 仍令 $x_1 = x'_1, x_2 = x'_2, \dots, x_h = x'_h$, 并称 $\{y(k)\}$ 和 $\{x_i(k)\} (i=1, 2, \dots, h; k=1, 2, \dots, n)$ 为原始序列.

对 $\{y(k)\}$ 与 $\{x_i(k)\}$ 作一阶生成, 即令

$$y^{(1)}(k) = \sum_{j=1}^k y(j), x_i^{(1)}(k) = \sum_{j=1}^k x_j(k),$$

得到新的序列 $\{y^{(1)}(k)\}$ 与 $\{x_i^{(1)}(k)\}$. 生成后的序列随机性被弱化(图 1).

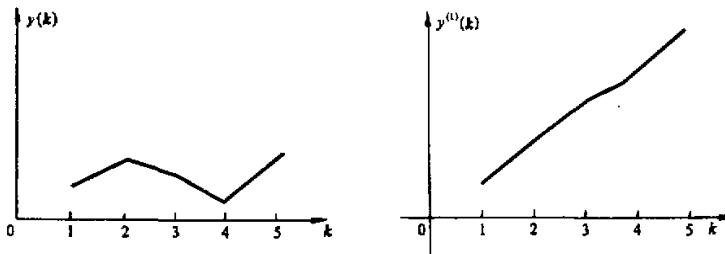


图 1

显然, 对一次累加生成序列值 $y^{(1)}(k)$ 的拟合要比对原序列 $y(k)$ 的拟合容易得多.

设预测模型的结构为

$$\hat{y}^{(1)}(k) = b_1 x_1^{(1)}(k) + b_2 x_2^{(1)}(k) + \dots + b_h x_h^{(1)}(k) + a, \quad (3)$$

式中 b_1, b_2, \dots, b_h, a 为待辨识参数.

令向量 $\hat{a} = [b_1, b_2, \dots, b_h, a]^T$,

其值可用最小二乘法求得:

$$\hat{a} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{U}, \quad (4)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} x_1^{(1)}(2) & x_2^{(1)}(2) & \cdots & x_h^{(1)}(2) \\ x_1^{(1)}(3) & x_2^{(1)}(3) & \cdots & x_h^{(1)}(3) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_1^{(1)}(n) & x_2^{(1)}(n) & \cdots & x_h^{(1)}(n) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{U} = [y^{(1)}(2), y^{(1)}(3), \dots, y^{(1)}(n)]^T,$$

$\hat{y}^{(1)}(k)$ 为生成数, 需作还原处理, 即令

$$\hat{y}(k) = \hat{y}^{(1)}(k) - \hat{y}^{(1)}(k-1),$$

可得预测值序列 $\{\hat{y}(k)\}$.

四、预报实例

在灰色预测模型中, 预报对象与因子在时间上是同步关系. 显然这是一种二次预测方法, 它建立在因子未来值预测上, 我们可运用时间序列分析方法先预测出控制因子未来值, 然后利用灰色预测模型预测系统未来状态. 在实际业务中, 我们每天接收北京气象中

心B模式输出的数值产品,很自然,我们利用数值产品提供的超前信息作为控制因子。

我们从B模式输出的网格点资料选取13个物理量预报场作为基本场,在 $28^{\circ}\text{N}, 108^{\circ}\text{E}$ 范围内的6个格点上读取原始数据。这6个点在B模式网格系统的坐标编码为:D1(30,9)、D2(31,9)、D3(30,10)、D4(31,10)、D5(30,11)、D6(31,11)。

预报对象为襄樊市的6县2市(缺谷城资料)平均面雨量,考虑目前预报的评定方法,预报时段分为三段,第一段(Y_1),当天晚上(0—12小时);第二段(Y_2),次日白天(12—24小时);第三段(Y_3),次日晚上至后天白天(24—48小时)。前两段平均面雨量 $>0.2\text{mm}$ 为15,否则为10,第三段平均面雨量 $>0.4\text{mm}$ 为15,否则为10。

Y_1, Y_2, Y_3 直接从雨量图和省区域小图上读数。

将数值网格点资料和预报对象 $Y_m (m=1,2,3)$ 标准化,利用(1)和(2)式(取 $\alpha=0.5$)进行灰色关联分析,构成13个预报因子:

X_1 : 700hPa θ_{se} 36h 预报, D_3 ; X_2 : $\theta_{se500}-\theta_{se850}$ 36h, 预报, $(D_4+D_6)/2$; X_3 : 700hPa $T-T_d$ 36h 预报, $(D_3+D_4)/2$; X_4 : 500hPa 24 小时变高(12h—36h), D_4 ; X_5 : 500hPa 涡度 36h 预报, $(D_3+D_5)/2$; X_6 : 700hPa 垂直速度 36h 预报, $(D_3+D_4)/2$; X_7 : 700hPa $|\vec{V}|$ 36h 预报, $(D_3+D_4)/2$; X_8 : 700hPa 水汽通量 36h 预报, $(D_1+D_3)/2$; X_9 : 850hPa 水汽通量 36h 预报, $(D_1+D_4)/2$; X_{10} : 500hPa 涡度 48h 预报, $[(D_3+D_4)/2+D_6]/2$; X_{11} : 700hPa 垂直速度 48h 预报, $(D_3+D_4+D_5+D_6)/4$; X_{12} : 700hPa 水汽通量 48h 预报, $(D_3+D_4+D_5+D_6)/4$; X_{13} : 700hPa 水汽通量散度 48h 预报, $(D_3+D_4)/2$ 。

表1

X_i 与 Y 关联度 X_i	Y_m			X_i 与 Y 关联度 X_i	Y_m		
	Y_1 (0—12 ^h)	Y_2 (12—24 ^h)	Y_3 (24—48 ^h)		Y_1 (0—12 ^h)	Y_2 (12—24 ^h)	Y_3 (24—48 ^h)
第一段	第二段	第三段	第一段	第二段	第三段		
X_1	0.913	0.913	0.91	X_9	0.829	0.827	0.839
X_2	0.91	0.914	0.906	X_{10}	0.915	0.913	0.907
X_3	0.822	0.849	0.832	X_{11}	0.908	0.912	0.907
X_4	0.913	0.915	0.91	X_{12}	0.848	0.86	0.872
X_5	0.915	0.912	0.908	X_{13}	0.911	0.912	0.907
X_6	0.907	0.914	0.907	X_{14}	0.899	0.883	0.875
X_7	0.859	0.849	0.849	X_{15}	0.935	0.905	0.933
X_8	0.847	0.854	0.862	X_{16}	0.948	0.899	0.897

另外,我们还选取了几个经验因子: X_{14} : 700hPa 成都—汉口高度差,为消去负数,进行坐标平移,取坐标原点为10; X_{15} : 700hPa 恩施、宜昌、汉口吹偏西南—南风为15,反之为10; X_{16} : 700hPa 兰州至汉口有切变为15,反之为10。

X_{15}, X_{16} 及 Y_1, Y_2, Y_3 的以上记法是为了便于进行标准化处理。

为了消除季节性影响,在资料处理上我们采用了有限记忆法,使序列长度 n 保持为一个定数,在这次试验中我们取 n 为40。

在实际工作中,我们将上述16个预选因子与预报对象再次进行关联分析,从中选取4个与预报对象具有较大关联度的因子来建立灰色预测模型。

以9月1日为例,取资料时段从1986年7月18日至8月29日,其中缺7月25日、7月30日和8月15日资料,共计40天。8月30日、8月31日和9月1日临近三天的资料

由于预报对象的时差,只参与部分运算.

首先将原始数据输入 APPLE-II 机, 经过计算, 分别得出 16 个预选因子相对于三个预报对象 (Y_1, Y_2, Y_3) 的灰色关联度(如表 1 所示).

从中筛选出的预报因子为: 第一段: $X_5, X_{10}, X_{15}, X_{16}$; 第二段: X_1, X_2, X_4, X_6 ; 第三段: X_1, X_4, X_5, X_{15} .

构造出三个预报时段的预报模型为

$$YF_1^{(1)} = -5.28X_5^{(1)} + 5.62X_{10}^{(1)} + 0.31X_{15}^{(1)} + 0.36X_{16}^{(1)} + 0.16,$$

$$YF_2^{(1)} = -0.54X_1^{(1)} + 2.33X_2^{(1)} - 0.13X_4^{(1)} - 0.66X_6^{(1)} + 0.59,$$

$$YF_3^{(1)} = -1.87X_1^{(1)} + 1.96X_4^{(1)} + 0.22X_5^{(1)} + 0.7X_{15}^{(1)} + 0.17.$$

把 $YF_1^{(1)}, YF_2^{(1)}, YF_3^{(1)}$ 经过累减逆过程得出 9 月 1 日预报值分别为 $YF_1 = 0.95$, $YF_2 = 0.98$, $YF_3 = 0.996$.

取判据为 $YC_1 = 1.04$, $YC_2 = 0.99$, $YC_3 = 1.02$, 得出拟合率分别为: 83%, 80%, 85%. 当 $YF_1 > YC_1$, $YF_2 > YC_2$, $YF_3 > YC_3$; 预报有降水; 反之, 预报无降水. 对于 9 月 1 日, 预报值都小于判据, 预报无降水, 与实况相符.

我们用所建立的模型对 1986 年 9 月 1 日至 10 月 9 日(10 月 3 日缺报)襄樊市逐日降水进行了实际预报, 晴雨预报准确率为 $98 / 114 = 0.86$. 分段预报准确率为 $32 / 38 = 0.84$, $33 / 38 = 0.87$, $33 / 38 = 0.87$. 结果表明, 灰色动力模型的预报能力超过了目前的主观-经验预报水平, 与同期试验的 MOS 预报准确率相当.

五、结语

(1) 由于气象观测在时空上受到限制, 人们只能获取大气运动变化的一部分信息, 因而将天气过程视为灰色系统是非常合适的.

(2) 灰色预测不需要很长的时间序列, 具有较强的适应性.

(3) 灰色系统建模是以灰色生成为基础的, 作这种生成处理的目的是为了弱化原始序列的随机性. 但累加生成是对非负序列而言的, 对于含有负值的序列, 可先作预处理, 变原序列为非负序列.

(4) 本文预报实例中采用有限记忆法, 所建立的预测模型在时间上具有通用性.

(5) 本文中的建模方法简便, 且所建模型通过实际预报检验具有一定的精度. 我们认为文中采用的灰色关联分析及建模方法可广泛应用于天气预报中去.

致谢: 本工作得到我台张敬业同志和华中工学院邓聚龙教授的支持与指导, 谨此表示感谢.

参 考 文 献

- [1] 丁士晟, 1985, 中国MOS预报的进展, 气象学报, 第43卷, 第3期, 332—338.
- [2] 陈国范, 1979, 模糊数学与天气预报, 气象, 第6期.
- [3] 曹鸿兴、陈国范, 1980, 天气过程的模糊划分, 科学通报, 第25卷, 第10期, 457—460.
- [4] 曹鸿兴, 1983, 局地天气预报的数据分析方法, 气象出版社.
- [5] Deng Julong, 1982, control problems of grey systems, *Systems and Control letters*, 1, No.5, 288—294.
- [6] 邓聚龙, 1985, 灰色控制系统, 华中工学院出版社.
- [7] 邓聚龙, 1985, 灰色系统理论的关联空间, 模糊数学, 第5卷, 第2期, 1—10.
- [8] 邓聚龙, 1985, 灰色系统(社会、经济), 国防工业出版社, 18—88.