文章编号:1674-7070(2013)03-0284-05

累加阶层线性模型的长三角地区年降雨量预测

周伟灿[1,2] 朱利亚[1]

摘要

将灰色系统模型与阶层线性模型的思想和方法结合起来,拓展了模型的适用范围,给出了累加阶层线性 AMM(1,1)模型,并在结合长三角年降雨量的具体实例时进行了模型改进.对原模型与改进后的 AMM(1,1)进行比较,验证了模型的实用性,为降雨量的预测提供了一种新途径.

关键词

阶层线性模型;灰色系统;累加阶层统计模型;降雨量预测

中图分类号 O213.9

文献标志码 A

收稿日期 2012-03-10

作者简介

周伟灿,男,教授,研究方向为微分方程和大气动力.zhwnim@nuist.edu.cn

1 南京信息工程大学 数学与统计学院,南京,210044

2 无锡城市职业技术学院,无锡,214153

0 引言

目前,国内外有关降雨量的预测方法有很多.一类是时间序列法,如时间序列分析中的自回归、滑动平均自回归、非线性门限自回归模型等.在做多步预测时,预测值趋向平均值,但往往在对极值的拟合上不够准确.一类是概率统计法,如灰色预测模型、马尔可夫链模型、指数平滑模型等,这些模型虽能做到多步预测,但只能表示一种指数增长.另一类是人工神经网络预测法,如基于 BP 神经网络、基于改进遗传算法的 BP 网络,但人工神经网络自身也存在着一些缺陷,比如过拟合、局部收敛等问题.

由于降雨量的变化是随时间推移的非平稳的过程,受到多种随机因素影响并且围绕某种趋势产生偏差、跳跃、摇摆,所以这些方法并不能完全反映降雨量变化的特点,预测结果不是很准确.因此,有必要建立一个新的预测模型来提高降雨量的预测准确度.贾海峰等[1]利用灰色时序组合模型对年降雨量进行了预测,但 GM(1,1)模型在实际应用中还存在着一个问题:对于具有层结构的数据没有考虑层结构.然而许多类型的数据,不管是人类观察到的还是生物科学中收集到的数据,都具有层结构.阶层统计模型正是为了处理这种含有嵌套结构的数据而提出的.

本文把灰色系统模型与阶层统计模型的思想和方法结合起来,给出了改进的累加阶层统计模型,并在结合长三角年降雨量的具体实例时进行了模型改进,使得新模型在实际预测中精度更高.

1 累加阶层线性模型 AMM(1,1)的建立

累加阶层模型(Accumulated Multilevel Model),简称为 AMM(1,1)模型.对具有层结构的降雨量数据,设 j 代表第 j 个地区,n 代表第 n 年,则原始时间序列数据为

$$x_j^{(0)} = \left(x_j^{(0)}(1), x_j^{(0)}(2), \cdots, x_j^{(0)}(n)\right),$$

作一次累加后得生成数列为

$$x_j^{(1)} = \left(x_j^{(1)}(1), x_j^{(1)}(2), \cdots, x_j^{(1)}(n)\right),$$

其中:

$$\begin{cases} x_j^{(1)}(1) = x_j^{(0)}(1), \\ x_j^{(1)}(i) = \sum\limits_{k=1}^{i} x_j^{(0)}(k) = x_j^{(1)}(i-1) + x_j^{(0)}(i), \quad i = 2,3,\cdots,n. \end{cases}$$

根据灰色系统理论,由 GM(1,1) 的建模机理可知:$x_j^{(0)}(k)$ 与背景值序列 $Z^{(1)}$ 之间呈线性关系,其中

$$z^{(1)}(k)=\frac{1}{2}[x_j^{(1)}(k-1)+x_j^{(1)}(k)],$$
$$k=1,2,\cdots,n,\quad j=1,2,\cdots,N,$$

则 $x_j^{(1)}$ 的预测模型为一阶常微分方程:

$$\frac{\mathrm{d}x_j^{(1)}(k)}{\mathrm{d}k}=\beta_{0j}+\beta_{1j}x_j^{(1)}(k). \tag{1}$$

满足上述建模条件的原始数据列 $x_j^{(0)}(i)$ 为光滑序列.对多层数据而言,基本每一个层二内的层一数据都满足上述条件.

根据最小二乘法,解方程(1)得式(2)、(3),其中 $k=2,3,\cdots,i;j=1,2,\cdots,n.$

$$x_j^{(1)}(k+1)=\left[x_j^{(0)}(1)+\frac{\beta_{0j}}{\beta_{1j}}\right]\mathrm{e}^{k\beta_{1j}}-\frac{\beta_{0j}}{\beta_{1j}}, \tag{2}$$

$$x_j^{(0)}(k)=\beta_{0j}+\beta_{1j}\left\{\frac{1}{2}[x_j^{(1)}(k-1)+x_j^{(1)}(k)]\right\}+\varepsilon_{kj}. \tag{3}$$

令

$$Y_{kj}=x_j^{(0)}(k),$$
$$X_{kj}=z^{(1)}(k)=\frac{1}{2}[x_j^{(1)}(k-1)+x_j^{(1)}(k)], \tag{4}$$

则有

$$Y_{kj}=\beta_{0j}+\beta_{1j}X_{kj}+\varepsilon_{kj}. \tag{5}$$

根据阶层线性模型的原理,再考虑下层的因素,β_{0j},β_{1j} 为随机变量,设:

$$\begin{cases}\beta_{0j}=\gamma_{00}+\gamma_{01}W_j+\mu_{0j},\\ \beta_{1j}=\gamma_{10}+\gamma_{11}W_j+\mu_{1j}.\end{cases} \tag{6}$$

将式(5)与(6)写为一个整体,便得到如下 AMM(1,1)的一类完整模型:

$$\begin{cases}Y_{kj}=\beta_{0j}+\beta_{1j}X_{kj}+\varepsilon_{kj},\\ \beta_{0j}=\gamma_{00}+\gamma_{01}W_j+\mu_{0j},\\ \beta_{1j}=\gamma_{10}+\gamma_{11}W_j+\mu_{1j}.\end{cases} \tag{7}$$

这里 W_j 为第 2 层的解释变量.假设:

$$E(\mu_{0j})=E(\mu_{1j})=0,\quad \mathrm{var}(\mu_{0j})=\sigma_{u0}^2,$$
$$\mathrm{var}(\mu_{1j})=\sigma_{u1}^2,\quad \mathrm{cov}(\mu_{0j},\mu_{1j})=\sigma_{u01}.$$

根据阶层线性模型的参数估计方法,如广义迭代最小二乘法、最大概似估计法、EM 算法等,得到每一个 j 的 β_{0j},β_{1j} 值,代入式(2)和(3)即可得出解.

2 改进 AMM(1,1)模型的建立

将对 GM(1,1) 模型的改进原理运用到 AMM(1,1)模型之中,从背景值选取、初始条件设立和残差修正等 3 个方面建立新型 AMM(1,1)模型.即采用以下模型:

$$z_n^{(1)}(k)=\frac{1}{2n}[(n+1)x^{(1)}(k-1)+(n-1)x^{(1)}(k)],$$
$$n=2,3,\cdots,$$

其中 $n=\left(\sum_{i=2}^{N}R_i\right)^{\frac{1}{N-1}}+(N-1),R_i=\dfrac{x^{(1)}(i)}{x^{(1)}(i-1)}$, $i=2,3,\cdots,N$

则 $z^{(1)}(k)=\frac{1}{2}[x_j^{(1)}(k-1)+x_j^{(1)}(k)]$ 作为 x_{kj}.

即令:

$$Y_{kj}=x_j^{(0)}(k),$$
$$X_{kj}=z_n^{(1)}(k)=$$
$$\frac{1}{2n}[(n+1)x^{(1)}(k-1)+(n-1)x^{(1)}(k)],$$

根据阶层线性模型理论中的参数估计方法对式(7)进行参数估计得到 β_{0j},β_{1j} 的值,再对式(2)进行残差修正,并且进行初始条件的修改得改进 AMM(1,1)的时间响应式:

$$\hat{x}_j^{(1)}(k+1)=$$
$$\begin{cases}\left(x_j^{(1)}(m)+\dfrac{\beta_{0j}}{\beta_{1j}}\right)\mathrm{e}^{\beta_{1j}(k-m+1)}-\dfrac{\beta_{0j}}{\beta_{1j}},\quad k\leqslant k_0,\\ \left(x_j^{(1)}(m)+\dfrac{\beta_{0j}}{\beta_{1j}}\right)\mathrm{e}^{\beta_{1j}(k-m+1)}-\dfrac{\beta_{0j}}{\beta_{1j}}\pm\\ \quad a_\varepsilon\left(\varepsilon_j^{(0)}(k_0)-\dfrac{u_\varepsilon}{a_\varepsilon}\right)\exp(-a_\varepsilon(k-k_0)),\quad k\geqslant k_0.\end{cases} \tag{8}$$

若 $\hat{x}^{(0)}(k+1)=(\beta_{1j})\left(x^{(0)}(1)+\dfrac{\beta_{0j}}{\beta_{1j}}\right)\mathrm{e}^{\beta_{1j}k}$,则相应的残差修正时间响应式为

$$\hat{x}_j^{(0)}(k+1)=$$
$$\begin{cases}\beta_{1j}\left(x_j^{(1)}(m)+\dfrac{\beta_{0j}}{\beta_{1j}}\right)\mathrm{e}^{\beta_{1j}(k-m+1)},\quad k\leqslant k_0;\\ \beta_{1j}\left(x_j^{(1)}(m)+\dfrac{\beta_{0j}}{\beta_{1j}}\right)\mathrm{e}^{\beta_{1j}(k-m+1)}\pm\\ \quad a_\varepsilon\left(\varepsilon_j^{(0)}(k_0)-\dfrac{u_\varepsilon}{a_\varepsilon}\right)\exp(-a_\varepsilon(k-k_0)),\quad k\geqslant k_0.\end{cases} \tag{9}$$

3 长三角地区年降雨量预测

本文将长三角地区年降雨量的时间序列作为层一的研究对象,各城市的地域特征作为层二的研究因素.

3.1 数据来源

选取长江三角洲地区的上海市,江苏省南京市、苏州市、无锡市、常州市、扬州市、镇江市、南通市,浙江省杭州市、宁波市、湖州市、嘉兴市、绍兴市、舟山

市、台州市，共计 15 个城市来代表长江三角洲整体区域，选取 1989—2008 年数据进行分析. 为确保数据的准确性，各城市年降雨量数据从各年国家统计年鉴、地方统计年鉴和中国气象局取得.

3.2 数据平稳性检验

以年份为时间单位，画出 15 个城市的原始降雨量序列 y_t，如图 1 所示.

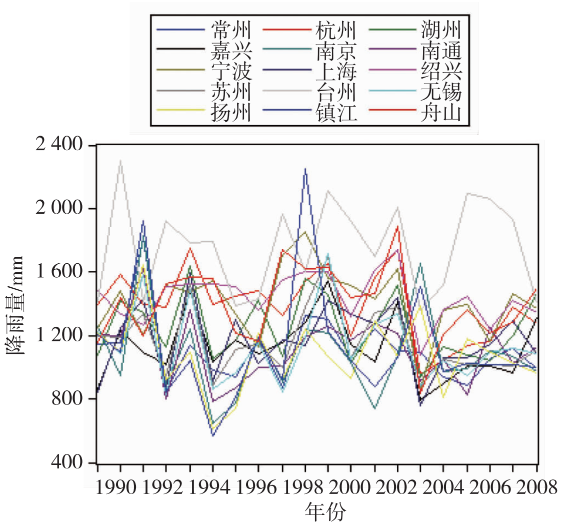

图 1　各城市的降雨量时间序列

Fig. 1　Time series chart for annual rainfall

用单位根检验法（主要方法是 ADF）看各城市原始降雨量数据序列 y_t 的平稳性，用 Eviews6.0 分析数据，结果如表 1 所示.

表 1　各城市的 ADF 统计值

Table 1　ADF statistics for 15 cities in Yangtze River Delta

城市	ADF 统计值	1% 临界值	5% 临界值	10% 临界值
常州	−0.434 88	−2.699 77	−1.961 41	−1.606 61
南通	−0.437 19	−2.699 77	−1.961 41	−1.606 61
南京	−0.999 22	−2.692 36	−1.960 17	−1.607 05
杭州	−0.522 75	−2.708 09	−1.962 81	−1.606 13
宁波	−0.275 33	−2.699 77	−1.961 41	−1.606 61
嘉兴	−0.068 32	−2.708 09	−1.962 81	−1.606 13
绍兴	−0.122 96	−2.708 09	−1.962 81	−1.606 13
镇江	−0.622 94	−2.699 77	−1.961 41	−1.606 61
无锡	−0.665 09	−2.708 09	−1.962 81	−1.606 13
舟山	−0.022 37	−2.708 09	−1.962 81	−1.606 13
苏州	−0.595 82	−2.708 09	−1.962 81	−1.606 13
湖州	−0.249 90	−2.708 09	−1.962 81	−1.606 13
上海	−0.116 84	−2.699 77	−1.961 41	−1.606 61
扬州	−0.502 53	−2.699 77	−1.961 41	−1.606 61
台州	−0.546 58	−2.692 36	−1.960 17	−1.607 05

由表 1 的检验结果可知：在 1%，5%，10% 3 个显著性水平下，t 统计量的值都大于临界值，从而不能拒绝原假设，表明这这 15 个城市 1989—2008 年的年降雨量时间序列是非平稳的.

3.3 数据预处理及相关检验

对于这种非平稳的、杂乱无章的时间序列采用将原始数据序列进行变换得到新的生成数列的方法是，使得到的新数据的极限分布趋向正态分布.

对 $x_j^{(0)} = \{x_j^{(0)}(1), x_j^{(0)}(2), \cdots, x_j^{(0)}(n)\}$ 作准光滑性检验.

根据 $\rho(k) = \dfrac{x^{(0)}(k)}{x^{(1)}(k-1)}$ 且以常州的年降雨量数据为例，进行准光滑性检验，得 $\rho(2) = 1.004$，$\rho(3) = 0.790\ 4$，$\rho(4) = 0.205\ 11 < 0.5$，$\rho(5) = 0.229\ 38 < 0.5, \cdots, \rho(20) = 0.046\ 9$.

当 $k > 3$ 时准光滑条件满足. 其他城市的检验同理，结果类似.

对 $x_j^{(1)} = \{x_j^{(1)}(1), x_j^{(1)}(2), \cdots, x_j^{(1)}(n)\}$ 作准指数规律检验.

根据 $\sigma_j^{(1)}(k) = \dfrac{x^{(1)}(k)}{x^{(1)}(k-1)}$ 且以常州的年降雨量数据为例，得 $\sigma(2) = 2.004$，$\sigma(3) = 1.790\ 4$，$\sigma(4) = 1.205\ 11$，$\sigma(5) = 1.229\ 38, \cdots, \sigma(20) = 1.046\ 9$.

当 $k > 3$ 时，$\sigma^{(1)}(k) \in [1, 1.5]$，$\delta = 0.5$ 准光滑条件满足. 其他城市的检验同理，结果类似.

故可以建立模型.

3.4 用改进的 AMM(1,1) 模型进行建模预测

第 1 步. 优化背景值. 以绍兴市为例，改进的 AMM(1,1) 中令：

$$x_{kj} = z_n^{(1)}(k) = \frac{1}{2n}[(n+1)x^{(1)}(k-1) + (n-1)x^{(1)}(k)],$$

根据前文背景值的优化公式，得 $n = 20.178\ 000\ 5$，则

$$X_{kj} = (2\ 114.915, 3\ 420.897, 4\ 801.732, 6\ 317.47, 7\ 842.368, 9\ 354.894, 10\ 791.39, 12\ 244.61, 13\ 820.77, 15\ 421.55, 16\ 886.17, 18\ 341.02, 20\ 014.72, 21\ 442.59, 22\ 653.84, 24\ 055.58, 25\ 405.76, 26\ 731.75, 28\ 115.04).$$

其他城市，同理可得.

第 2 步. 用 SPSS 软件对改进的 AMM(1,1) 模型进行参数估计. 把城市（city），年份（year），Y_{kj}，X_{kj} 作

为层一的元素,将 X_{kj} 中心化后作为第 1 层的自变量,将各城市的平均降水量 X_j 中心化后作为第 2 层的解释变量,假设第 1 层的 X_{kj} 的斜率项具有固定效应,建立情境模型如下:

$$\begin{cases} y_{kj} = \beta_{0j} + \beta_{1j}(x_{kj} - \bar{x}_j) + \varepsilon_{kj}, \\ \beta_{oj} = \gamma_{00} + \gamma_{01}(X_j - \bar{X}_j) + \mu_{0j}, \\ \beta_{1j} = \gamma_{10}. \end{cases}$$

应用 SPSS 软件,运行结果如表 2 所示.

表 2 固定效应参数估计

Table 2 Estimates of fixed effect parameters

参数	估计值	标准误差	t 检验	显著性检验
r_{00}	1 253.468 772	14.021 570	89.149	0
r_{10}	−0.005 430	0.002 010	−2.702	0.007
r_{01}	1.026 803	0.007 571	13.562	0

以 $\hat{\beta}_{0j} = 1\,253.469 + 1.026\,803(x_j - \bar{x}_j)$ 作 β_{oj} 的估计值,以 $\hat{\beta}_{1j} = -0.005\,430$ 作 β_{1j} 的估计值. 将 β_{0j},β_{1j} 代入式(2) 得 $\hat{x}_j^{(1)}(k+1)$. 又因为 $x_j^{(0)}(k) = x_j^{(1)}(k) - x_j^{(1)}(k-1)$,即可计算出第 k 年降雨量的预测值 $\hat{x}_j^{(0)}(k+1)$.

第 3 步. 进行残差修正. 取 $k_0 = 11$,得残差尾段为

$$\begin{aligned} \varepsilon^{(0)} &= (\varepsilon^{(0)}(10), \varepsilon^{(0)}(11), \cdots, \varepsilon^{(0)}(20)) = \\ &(178.791\,5, 232.025, 221.893\,2, 22.566\,6, \\ &271.416, 356.907\,1, 235.508, 39.204\,56, \\ &112.092\,3, 55.978, 107.748). \end{aligned}$$

对 $\varepsilon^{(0)}$ 建立 GM(1,1) 模型,得 $\varepsilon^{(1)} = (\varepsilon^{(1)}(k_0), \varepsilon^{(1)}(k_0+1), \cdots, \varepsilon^{(1)}(n))$ 的时间响应式为

$$\hat{\varepsilon}^{(1)}(k+1) = \left(\varepsilon^{(0)}(k_0) - \frac{u_\varepsilon}{a_\varepsilon}\right)\exp(-a_\varepsilon(k-k_0)) + \frac{u_\varepsilon}{a_\varepsilon} = -1\,158.814\mathrm{e}^{-0.222\,7(k-10)} + 1\,337.604,$$

其导数还原值为

$$\hat{\varepsilon}^{(0)}(k+1) = (-0.222\,7)(-1\,158.814)\mathrm{e}^{-0.223(k-10)} = 258.087\mathrm{e}^{-0.223(k-10)}$$

第 4 步. 写出改进的 AMM(1,1) 模型的时间响应式,将 β_{0j},β_{1j} 代入该式,即可得基于改进的 AMM(1,1) 模型的预测值.

改进的 AMM(1,1) 模型的时间响应式为

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \begin{cases} \beta_{1j}\left(x^{(1)}(m) + \dfrac{\beta_{0j}}{\beta_{1j}}\right)\mathrm{e}^{\beta_{1j}(k-m+1)}, & k < 10; \\ \beta_{1j}\left(x^{(1)}(m) + \dfrac{\beta_{0j}}{\beta_{1j}}\right)\mathrm{e}^{\beta_{1j}(k-m+1)} \pm \\ \quad 258.087\exp(-0.223(k-10)), & k \geqslant 10. \end{cases}$$

AMM(1,1) 模型改进前后的相对误差比较结果见表 3. 由表 3 可以看出:相对误差大都在 10% 左右,但部分年份误差较大;改进的 AMM(1,1) 模型的预测结果要比原 AMM(1,1) 模型预测结果更加精确,特别是用残差修正的 1999—2008 年间,预测精度得到了明显提高. 如果对修正精度仍不满意,可以缩小 k_0 的值,对更多的预测值进行残差修正. 本文仅以 $k_0 = 10$ 为例做简单介绍.

表 3 绍兴市年降雨量实测与预测结果

Table 3 Measured annual rainfall and predicted results for Shaoxing

年份	实际值/mm	改进的 AMM(1,1) 模型		原 AMM(1,1) 模型	
		预测值/mm	相对误差/%	预测值/mm	相对误差/%
1990	1 339.2	1 298.5	3.0	1 299.6	2.9
1991	1 269.3	1 360.9	7.2	1 361.9	7.3
1992	1 504.0	1 653.6	9.9	1 654.7	10.0
1993	1 528.7	1 437.9	5.9	1 439.0	5.8
1994	1 520.7	1 398.1	8.0	1 399.3	7.9
1995	1 503.5	1 381.7	8.1	1 382.9	8.0
1996	1 362.5	1 255.1	7.8	1 256.3	7.7
1997	1 553.4	1 566.8	0.8	1 568.2	0.9
1998	1 601.3	1 421.2	11.2	1 422.5	11.2
1999	1 600.2	1 624.9	1.5	1 368.2	14.5
2000	1 314.9	1 298.2	1.3	1 093.0	16.9
2001	1 609.4	1 465.3	8.9	1 631.9	1.4
2002	1 744.7	1 604.0	8.0	1 473.3	15.6
2003	1 078.0	825.6	23.4	721.1	33.1
2004	1 358.4	1 507.7	10.9	1 593.9	17.3
2005	1 449.6	1 476.6	1.8	1 449.6	2.7
2006	1 240.4	1 181.0	4.8	1 128.3	9.0
2007	1 420.5	1 431.5	0.7	1 476.5	3.9
2008	1 342.2	1 267.6	5.6	1 234.4	8.0

4 结论

本文运用改进的 AMM(1,1) 模型分别对长三角

地区年降雨量进行了预测,得出预测值与实际值的相对误差较小,说明改进的 AMM(1,1)模型具有较强的实用性.

当然,本文也存在一定的不足之处:一是在运用 AMM(1,1)模型进行预测时,因客观因素的限制,层二模型仅选取各城市的年平均降雨量作为自变量,有一定的局限性.在降雨的形成过程中影响因素有很多,故可选取更多的与城市特色有关的元素来作为层二模型的自变量,如城市所在的气候区、城市化程度、地形特征、距海远近等,这需要在实践中不断改进.二是在弱化原始序列的随机性时,可以创新方法来代替累加法生成新序列,如移动平均法、加权均值生成法、指数函数变换法等.三是对 AMM(1,1)模型进行改进的方法还有很多,还可以在本文基础上不断创新,进一步提高预测精度等.

参考文献
References

[1] 贾海峰,郑耀泉,丁跃元,等.灰色-时序组合预测模型及其在年降水量预测中的应用[J].系统工程理论与实践,1998,18(8):122-126
JIA Haifeng, ZHENG Yaoquang, DING Yueyuan, et al. Grey-time series combined forecasting model and its application in annual precipitation[J]. Systems Engineering-Theory & Practice,1998,18(8):122-126

[2] 温福星.阶层线性模型的原理与应用[M].北京:中国轻工业出版社,2009:306-348
WEN Fuxing. The principle and application of hierarchical linear model[M]. Beijing: China Light Industry Press,2009:306-348

[3] 邓聚龙.灰色预测与决策[M].武汉:华中科技大学出版社,1986:35-76
DENG Julong. Grey prediction and decision[M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press,1986:35-76

[4] 刘殿国.累加方法的多层统计模型的建立及其应用研究[D].长春:吉林大学数学学院,2005
LIU Dianguo. Study on setting up multilevel statistcal models with accumulative method and its application[D]. Changchun: Mathematics School of Jilin University, 2005

[5] 张雷,雷雳,郭伯良,等.多层线性模型应用[M].2版.北京:教育科学出版社,2005:25-35
ZHANG Lei, LEI Li, GUO Boliang, et al. Applied multilevel data analysis[M]. 2nd Ed. Beijing: Educational Science Publishing House,2005:25-35

[6] 刘殿国,李长春.单变量累加整体模式多层统计模型的建立及其应用研究[J].吉林农业大学学报,2009,31(3):341-344,354
LIU Dianguo, LI Changchun. Study on setting up accumulated multilevel statistical models of univariate whole model and its application[J]. Journal of Jilin Agricultural University,2009,31(3):341-344,354

[7] 刘殿国,徐兵,夏立显,等.多变量整体模式累加多层统计模型的建立及其在组织绩效预测上的应用研究[J].数理统计与管理,2009,28(5):869-877
LIU Dianguo, XU Bing, XIA Lixian, et al. Setting up accumulated multilevel statistical models of multivariate full model and its application in forecasting achievements of associations[J]. Application of Statistics and Management,2009,28(5):869-877

[8] 傅鹤林,李亮,刘宝琛,等.降雨量预测理论模型及其工程应用研究[J].中国铁道科学,2002,23(4):62-65
FU Helin, LI Liang, LIU Baochen, et al. Theoretical forecast model of rainfall and its application in engineering[J]. China Railway Science,2002,23(4):62-65

Annual rainfall forecasting of the Yangtze River Delta based on accumulated multilevel statistical models

ZHOU Weican[1,2] ZHU Liya[1]
1 School of Mathematics & Statistics, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044
2 Wuxi City College of Vocational Technology, Wuxi 214153

Abstract This paper combines the ideas and methods of the hierarchical linear model and the grey theory and gives a new statistical model called accumulated multilevel statistical model. Combined with the fact of the Yangtze River Delta, the annual rainfall forecast model is built. The comparison between predictive value and measured value indicates that the relative error is small and the proposed model is practical. Thus rainfall forecast now has a new means.

Key words multilevel statistical model; grey theory; accumulated multilevel statistical model; annual rainfall forecasting