中国科学: 技术科学 2012 年 第 42 卷 第 9 期: 1069 ~ 1080
www.scichina.com tech.scichina.com
《中国科学》杂志社
SCIENCE CHINA PRESS

基于 ARMA-GARCH 模型的水文过程不确定性分析

王红瑞[①*], 高雄[①], 钱龙霞[①②], 俞淞[①]

① 北京师范大学水科学研究院水沙科学教育部重点实验室, 北京 100875;
② 解放军理工大学气象学院, 南京 211101
* E-mail: henrywang@bnu.edu.cn

收稿日期: 2011-05-09; 接受日期: 2012-03-16
国家科技支撑计划(批准号: 2012BAB02B04)资助项目

摘要 不确定性分析和风险分析是现代水资源管理研究的一个重要领域, 即需要对预测方差做精确估计. 然而传统的径流模型是在方差恒定或者方差随季节变化的假设下进行建模的. 但实际情况中, 水文过程往往存在异方差性, 通过 McLeod-Li 检验和 Engle 拉格朗日乘数检验证明了这一点. 针对此种情况, 本文建立了水文过程的 GARCH 模型. 首先, 对序列进行了剔除季节因素的处理; 其次, 对处理后的序列建立了传统的 ARMA 模型; 再次, 在 ARMA 模型的基础上, 建立了 GARCH 模型对残差的方差进行了修正. 最后, 以宜昌水文站 1949 年~2001 年日径流数据为例进行了应用验证. 研究结果表明, 与传统 ARMA 模型相比, 在不影响信度的情况下, GARCH 模型能够更加精确的预测置信区间, 从而为不确定性分析和风险分析提供更加可靠的基础.

关键词
径流预报
条件异方差
GARCH 模型
不确定性分析
McLeod-Li 检验
Engle 拉格朗日乘数检验

1 前言

随着人口的增加, 灌溉需求和工业需求的增长, 水的需求量不断增加. 这就使得现代水资源管理需要更有效的工具来预测河道径流量[1]. 同时, 由于在水资源管理和现代水文学理论中, 特别是在洪水控制中, 风险与不确定性受到越来越多的关注[2], 因而提高方差估计的精度就显得至关重要[3]. 然而, 当使用传统时间序列方法对水文数据建立时间序列模型时, 通常较为关注对序列均值的模拟和预测[4, 5]. 典型的模型如 AR 模型、ARMA 模型以及 ARIMA 模型[6]. 这类模型都有一个共同的假设, 即要求残差是独立同分布的, 因而方差应该为一个常数. 但在实际中, 水文过程几乎是不可能满足这一条件的[7, 8]. Engle 通过对时间序列的分析发现大的残差或小的残差时常集群出现, 这一现象说明这类序列残差的方差并不是一个常数, 而是一个取决于前期扰动项大小的值, 这种现象称为条件异方差, 或称为 ARCH 效应[9]. 条件异方差是异方差的一种表现形式. 为了消除这种异方差性, Engle 提出了 ARCH 模型, 即自回归条件异方差模型(autoregressive conditional heteroskedasticity model). 这类模型就是在已有时间序列模型的基础上, 建立一个修正其方差的模型, 从而使得对方差的估计更加准确[10]. Bollerslev 将这一模型进行了扩

英文版发表信息: Wang H R, Gao X, Qian L X, et al. Uncertainty analysis of hydrological processes based on ARMA-GARCH model. Sci China Tech Sci, 2012, 55: 2321–2331, doi: 10.1007/s11431-012-4909-3

展, 得到了广义自回归条件异方差模型(generalized ARCH model), 即 GARCH 模型[11].

GARCH 这类对方差估计更加精确的时间序列模型在环境、水文等研究领域中并没有得到应有的关注. Yang 等人[12]在对潜在蒸发量进行模拟时, 提到了序列的异方差性, 但是并没有对这种异方差性进行处理. Oleg 等人[13]对全球月平均每小时太阳直接辐射百分比进行了异方差检验, 在得到序列具有异方差的情况下, 并没有使用 ARCH 模型或 GARCH 模型对异方差性进行纠正. Luis 等人[14]在研究中尺度下, 具有洪水和干旱特征的下垫面环流模式时, 使用了一个非线性的广义模型来处理残差中的异方差现象. 另外, Richard[15]使用了 GARCH 模型获取荷兰 Derbilt 夏季和冬季日平均气温的变化情况; Michael 等人[16]在分析大气 CO_2 浓度的趋势和波动时, 运用 GARCH 模型来模拟浓度变化的条件方差. 但是他们在使用 GARCH 模型时并没有对序列进行检验, 也并没有展开进一步的探讨. 在国内, Wang 等人[7, 17]首次针对水文过程中的条件异方差现象进行了分析, 将异方差检验用于水文过程的时序分析中, 利用数据变换消除异方差的方式开展塔里木河历年径流隐含周期问题的研究. 随后又提出了将基于 BX 数据生成的灰色 Markov 预测模型与 ARCH 模型相结合的方法, 以鲇鱼山水文站年径流量为例进行了建模及应用[10]. 但是仍未就这种异方差性对水文过程造成的不确定性展开讨论.

本文将基于水文序列条件异方差存在性的检验以及 ARCH 模型理论, 构建水文时序的 GARCH 模型并开展应用研究.

2 ARMA-GARCH 模型的设计

2.1 序列的去季节化

一般来说, 水文时序具有较强的季节变化特征, 可采用三种方法对序列去季节化[18]: 季节性自回归综合移动平均模型(SARIMA); 剔除季节因素后的 ARMA 模型; 周期 ARMA 模型. 本文采用剔除季节因素方法. 该方法可表示如下:

$$y_{r,m}=\frac{x_{r,m}-\mu_m}{\sigma_m}, \tag{1}$$

其中 r 表示年份, m 表示一年中的某一时点(若是日数据, 则 m 最大可取 366, 若为月数据, m 最大为 12), $x_{r,m}$ 表示第 r 年、第 m 时点的原序列数据, μ_m 表示历年第 m 个时间点的平均值, σ_m 表示历年第 m 个时间点的标准差, $y_{r,m}$ 表示去季节化后 r 年、m 时点的序列值.

时序经去季节化后, 因季节变动引起方差变化的因素被剔除. 故对去季节化后的序列所检验到的 ARCH 效应, 可不再考虑季节因素.

2.2 序列相关性检验

序列相关性的检验通常有 3 种方法: 自相关系数、偏自相关系数和 Ljung-Box Q 统计量[19].

对于一般的时间序列 u_t, 其滞后 k 阶的自相关系数由下式估计:

$$r_k=\frac{\sum_{t=k+1}^{T}\left(u_t-\bar{u}\right)\left(u_{t-k}-\bar{u}\right)}{\sum_{t=1}^{T}\left(u_t-\bar{u}\right)^2}, \tag{2}$$

其中 $\bar{u}$ 是序列的样本均值. 称 r_k 为时间序列 u_t 的 k 阶自相关系数. 自相关系数可以表征序列 u_t 的邻近数据之间存在的部分相关程度.

偏自相关系数是指在给定 $u_{t-1},u_{t-2},\cdots,u_{t-k-1}$ 的条件下, u_t 与 u_{t-k} 之间的条件相关性. 其相关程度用偏自相关系数 $\varphi_{k,k}$ 度量. 在 k 阶滞后下估计偏自相关系数的计算公式如下:

$$\varphi_{k,k}=\begin{cases} r_1, & k=1, \\ \dfrac{r_k-\sum_{j=1}^{k-1}\varphi_{k-1,j}r_{k-j}}{1-\sum_{j=1}^{k-1}\varphi_{k-1,j}r_{k-j}}, & k>1, \end{cases} \tag{3}$$

$$\varphi_{k,j}=\varphi_{k-1,j}+\varphi_{k,k}\varphi_{k-1,k-j},\ \left(k\neq j\right). \tag{4}$$

Ljung-Box Q 统计量的表达式如下:

$$Q_{LB}=T\left(T+2\right)\sum_{j=1}^{p}\frac{r_j^2}{T-j}, \tag{5}$$

其中 r_j 是序列的 j 阶自相关系数, T 为样本容量, p 是设定的滞后阶数. Q_{LB} 统计量的原假设是: 序列不存在 p 阶自相关, 它服从 χ^2 分布. 通常 Q_{LB} 统计量需要大样本来保证其有效性.

如将上述 3 种方法加以综合运用, 可以对一个序

列的相关性进行有效的判断.

2.3　自回归移动平均模型(ARMA)

ARMA(p,q)模型满足下面的方程:

$$u_t = c + \phi_1 u_{t-1} + \cdots + \phi_p u_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q}, \quad (6)$$

其中 c 是常数, $\phi_1,\cdots,\phi_p$ 是自回归模型系数, p 为自回归模型阶数, $\theta_1,\cdots,\theta_q$ 是移动平均模型系数, q 是移动平均模型阶数, ε_t 是均值为 0 方差为定值的白噪声序列.

2.4　条件异方差检验-McLeod-Li 检验和 Engle 拉格朗日乘数检验

对于 ARCH 效应, 一般可采用 McLeod-Li 检验和 Engle 拉格朗日乘数检验[20].

McLeod-Li 检验是由 McLeod 和 Li[21]在 Ljung-Box 检验的基础上提出来的, 其表达式如下:

$$Q = T(T+2)\sum_{j=1}^{p}\frac{r_j^2(\varepsilon^2)}{T-j}, \quad (7)$$

其中 T 为样本容量, p 是设定的滞后阶数, ε 是模型残序列, $r_j(\varepsilon^2)$ 是模型残差序列平方的 j 阶自相关系数.

Q 统计量的特色在于其是以序列平方后的自相关系数为基础进行计算的. 同样的, Q 统计量也需要大样本来保证其有效性. 其原假设为: 序列不存在 p 阶 ARCH 效应. 在原假设成立的条件下, Q 统计量渐近服从 $\chi^2(p)$ 分布. McLeod-Li 检验正是基于这一点, 对序列的 ARCH 效应进行检验.

Engle 拉格朗日乘数检验, 又称 ARCH LM 检验. 为检验原假设: 残差序列中直到 p 阶都不存在 ARCH 效应, 首先需要构建一个辅助回归计算:

$$\hat{u}_t^2 = \beta_0 + \sum_{s=1}^{p}\beta_s u_{t-s}^2 + \varepsilon_t, \quad (8)$$

其中 $\hat{u}_t$ 是残差. 由上述回归计算可以得到一个统计量 $T \times R^2$, 这里 R^2 为方程的拟合优度, T 是样本容量. 上述统计量可简计为 LM 统计量. 一般情况下, LM 统计量服从 $\chi^2(p)$ 分布.

2.5　条件异方差模型(ARCH 模型与 GARCH 模型)

ARCH 模型的主要思想是: 扰动项 u_t 的条件方差依赖于它的前期值 u_{t-1} 的大小[10]. 因此, ARCH 模型事实上就是在已有时间序列模型的基础上, 再建立一个调整其方差的模型, 从而达到精确估计方差的目的.

ARCH(p)模型的一般形式如下:

$$\mathrm{var}(u_t) = \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_p u_{t-p}^2, \quad (9)$$

其中 $\alpha_0,\alpha_1,\cdots,\alpha_p$ 是待估参数.

由于 σ_t^2 是方差, 所以它应该是非负的. 为使 u_t^2 协方差平稳, 进一步要求方程

$$1 - \alpha_1 z - \alpha_2 z^2 - \cdots - \alpha_p z^p = 0 \quad (10)$$

的根全部在单位圆外[22]. 如果 $\alpha_i\,(i = 1,2,\cdots,p)$ 都非负, 上式等价与 $\alpha_1 + \cdots + \alpha_p < 1$ [23].

考虑到(8)式是 σ_t^2 的一个分布滞后模型, 就可以用一个或两个 σ_t^2 的滞后值代替许多 u_t^2 的滞后值, 这就是广义条件异方差模型(GARCH)的基本思想[11]. 一般的 GARCH(q,p)模型如下:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^{q}\beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^{p}\alpha_i u_{t-i}^2, \quad (11)$$

其中 ω 为常数. 由此可知, ARCH(p)模型就是 GARCH(0,p)模型, 即 ARCH 模型是 GARCH 模型的一种特殊形式.

2.6　广义自回归条件异方差模型(ARMA-GARCH 模型)

将上述(9)式与(11)式结合起来, 就得到本文所需要的 ARMA-GARCH 模型. 具体表达式如下:

$$\begin{cases} u_t = c + \phi_1 u_{t-1} + \cdots + \phi_p u_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q}, \\ \mathrm{var}(u_t) = \sigma_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^{q}\beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^{p}\alpha_i u_{t-i}^2. \end{cases} \quad (12)$$

2.7　计算流程图

计算流程设计如图 1.

3　应用分析

宜昌水文站位于我国湖北省宜昌市, 控制流域面积 100.55 万 km^2, 是长江上游出口控制站. 宜昌水文站的多年平均径流量(1949~2001 年)为 14000 m^3/s. 其枯水季节一般为 1~3 月, 枯水季节径流量约占年径流量的 7%. 本文将选取该水文站 1949~2001 年的日

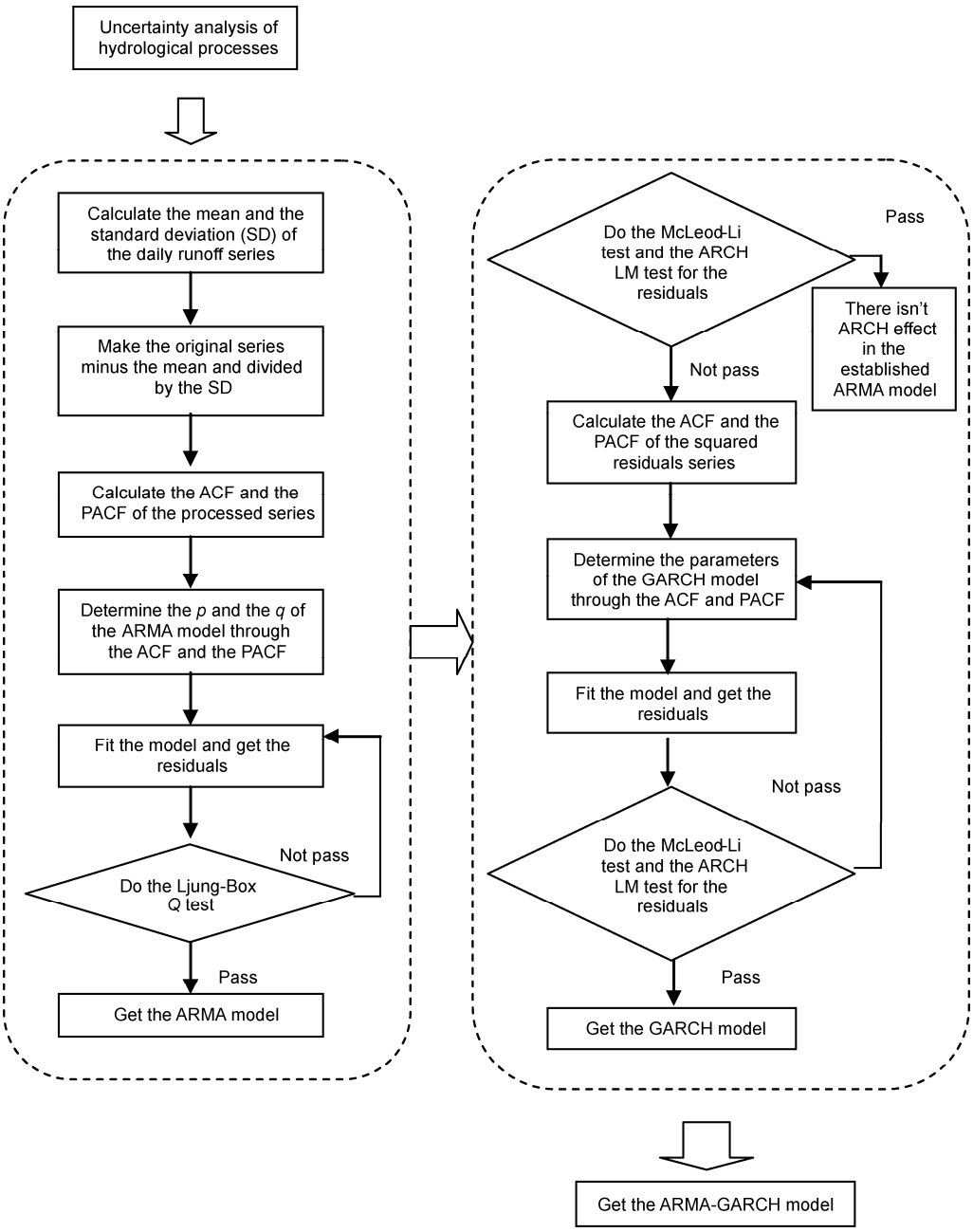

图 1　计算流程图

径流数据进行拟合分析, 并进行模拟预报. 其中, 1949~2000 年的日径流数据将用于模型的建立, 2001 年的日径流数据将用于验证模型精度.

3.1　序列的初步分析

宜昌水文站 1949~2001 年日径流数据如图 2 所示.

从图 2 可以看出, 该序列具有较强的季节性. 考虑使用 2.1 中提到的剔除季节因素的方法, 先计算出多年的日均值和日标准差如图 3 所示.

从图 3 可知, 汛期随着每日流量均值的上升, 每日流量的标准差也上升. 从全年的范围来看, 标准差的变幅很大, 最低的只有 390, 最高的超过了 10000. 同时, 大的方差大都集中在 7, 8, 9 这 3 个月, 而在 1,

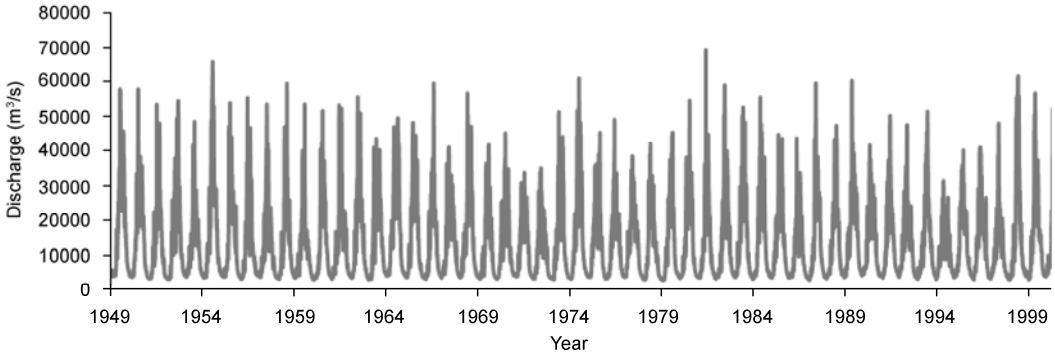

图 2　1949~2001 年宜昌站日径流量图

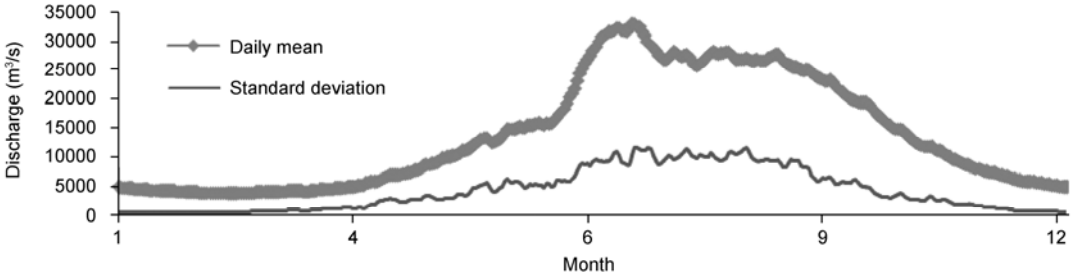

图 3　宜昌站径流日均值与日标准差变动图

2, 3 以及 12 月, 方差都很小. 这是一种明显的 ARCH 效应. 所以先将序列进行剔除季节因素的处理, 处理后的数据如图 4 所示.

3.2　传统时间序列模型的建立

由于时间序列模型的建立一般要求序列是平稳的, 所以需先对拟建模的序列进行平稳性检验.

本文采用 ADF 检验和 PP 检验, 这两种检验的原假设均为: 序列不平稳. 检验结果见表 1.

从表 1 可知, 在 95%的置信度下, 拒绝原假设, 接受备择假设. 即在 95%的置信水平下认为序列是平稳的. 所以可以对其建立 ARMA 模型. 建该模型一般需要先观察其自相关图和偏自相关图, 如图 5 所示.

图 5 中, 虚线为 95%置信区间. 从图 5 可以看出, 自相关系数是呈拖尾状, 偏自相关系数是一个 3 阶截尾, 因而对 1949~2000 年剔除季节因素后的数据可以建立 AR(3)模型(当 ARMA 模型没有 MA 项时即为 AR 模型). 如果以 u_t 来表示剔除季节因素后的序列,

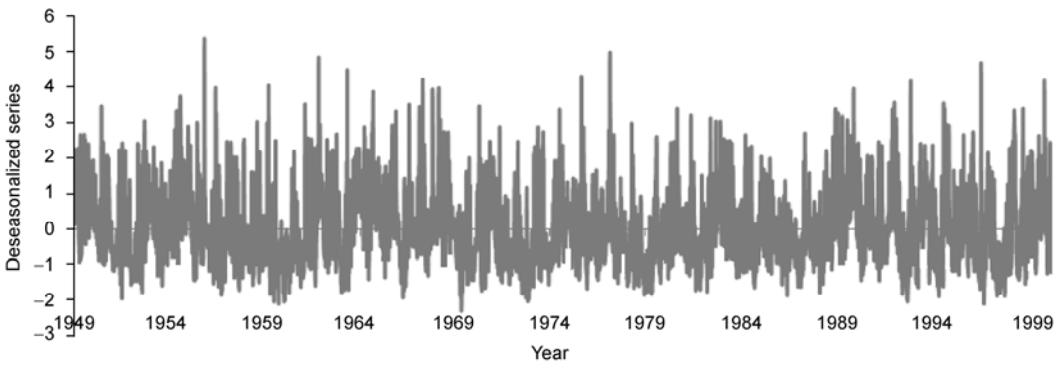

图 4　剔除季节因素后的宜昌站日径流序列(1949~2001 年)

表 1　剔除季节因素后序列平稳性检验结果(结果保留 4 位小数)

Test method	Statistics	*P*-value
ADF test	−21.9637	0.0000
PP test	−19.3081	0.0000

则拟合后的 AR(3)模型可表为

$$u_t = 1.5744u_{t-1} - 0.8242u_{t-2} + 0.2000u_{t-3}. \quad (13)$$

描述拟合效果的统计量见表 2.

从表 2 可知, 方程的拟合效果不错, 方程的显著性检验亦可通过, 因而建立 AR(3)模型是合理的. 拟合值与实际值的对比如图 6 所示(因数据量太大, 有 19358 个观测值, 为便于对比, 只随机截取一段).

从拟合值与观测值的对比来看, 结果也相当好(见图 6).

另外, 由于传统时间序列模型要求残差不存在相关性, 所以还应对其相关性进行检验. 先来看残差的自相关图与偏自相关图, 如图 7 所示.

表 2　剔除季节因素后拟合结果相关系数

Fitting goodness	Adjusted fitting goodness	*p*-value
0.9853	0.9853	0.0003

图 7 中自相关系数与偏自相关系数都在 95%置信区间内, 即残差序列没有明显的自相关性.

再来看 Ljung-Box Q 统计量, 如图 8 所示

图 8 中虚线表示置信区间. 从图 8 中可以看出, Ljung-Box Q 统计的概率值(即 *p* 值)都超过了 95%置信区间, 所以接受原假设, 即认为残差序列没有自相关性.

从上面两种检验方式均得出残差序列没有自相关性的结论, 从而进一步说明模型是有效的.

3.3　条件异方差模型的建立

尽管由图 7 与图 8 可知残差序列没有自相关性, 但仍不能保证残差是独立同分布的, 如图 9 所示.

鉴于数据量过大, 为便于分析判断, 随机截取图 9 中的一段展开讨论, 如 1949~1950 年的残差, 见图 10.

从图 10 可知, 残差序列有一个明显的趋势: 绝对值大的残差多为成群出现, 绝对值小的残差亦然, 因此判断其不是独立同分布, 而是一种明显的 ARCH 效应.

下面通过检验来说明 ARCH 效应的存在.

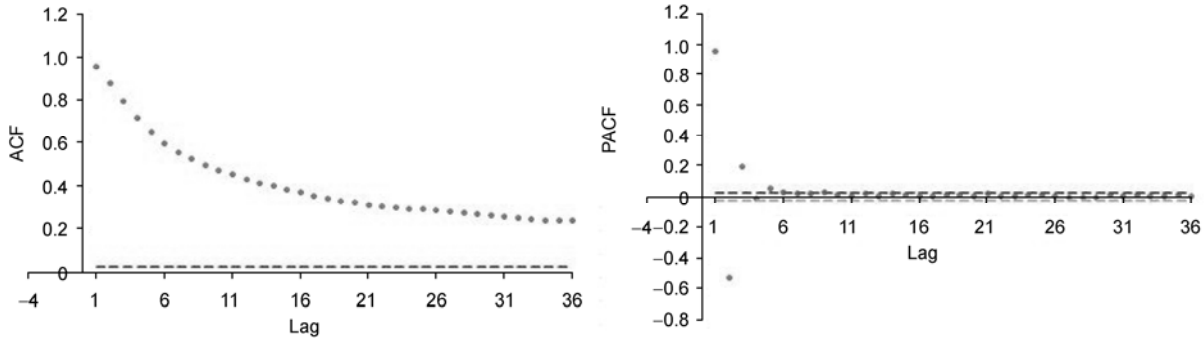

图 5　剔除季节因素后序列的自相关系数(ACF)和偏自相关系数(PACF)

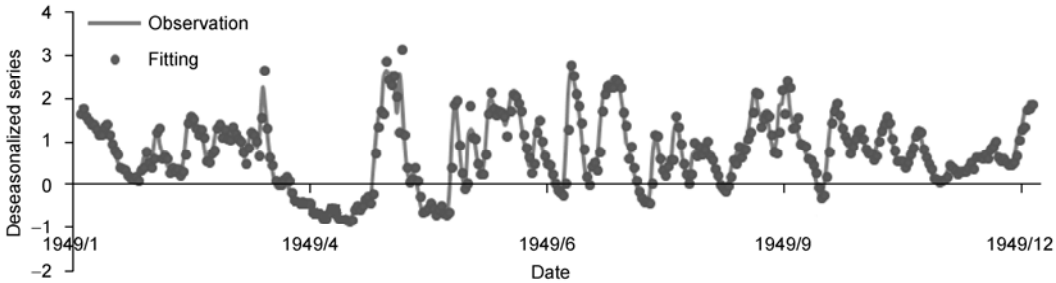

图 6　剔除季节因素后 AR(3)模型拟合效果图(截取 1949 年)

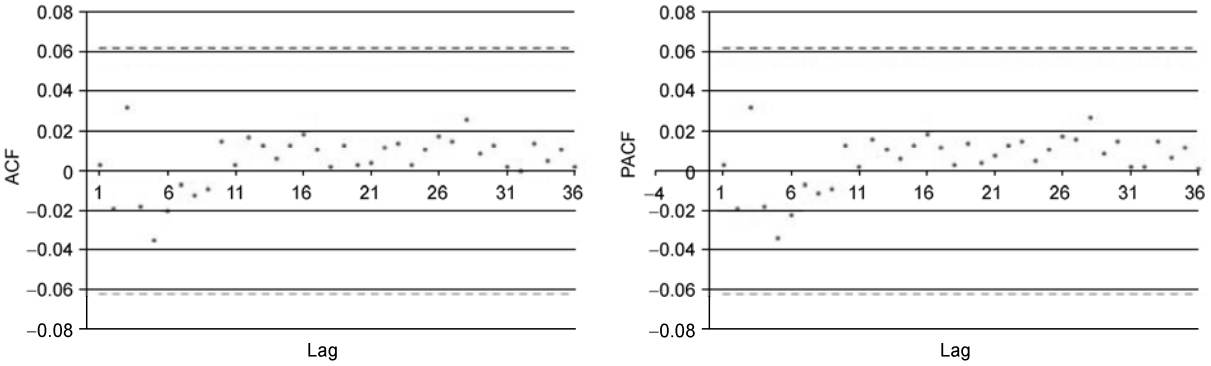

图 7　剔除季节因素后 AR(3)模型残差自相关与偏自相关图

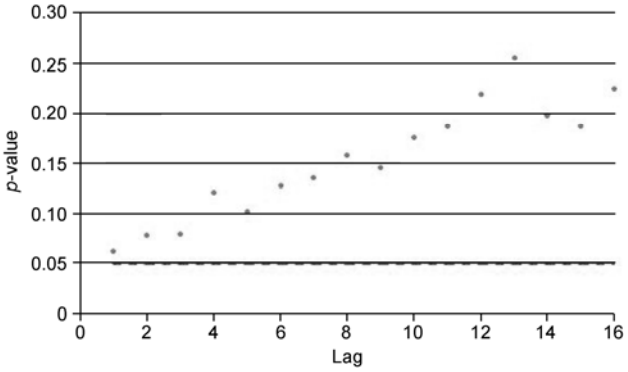

图 8　剔除季节因素后 AR(3)模型残差 Ljung-Box Q 统计量图

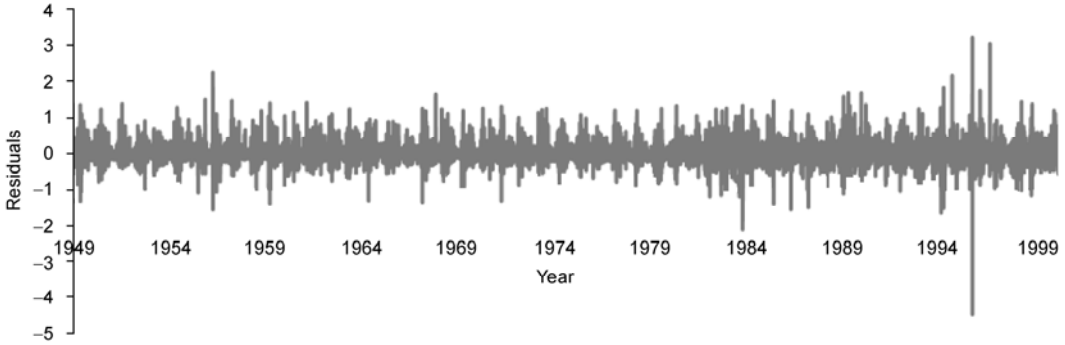

图 9　剔除季节因素后 AR(3)模型拟合残差图

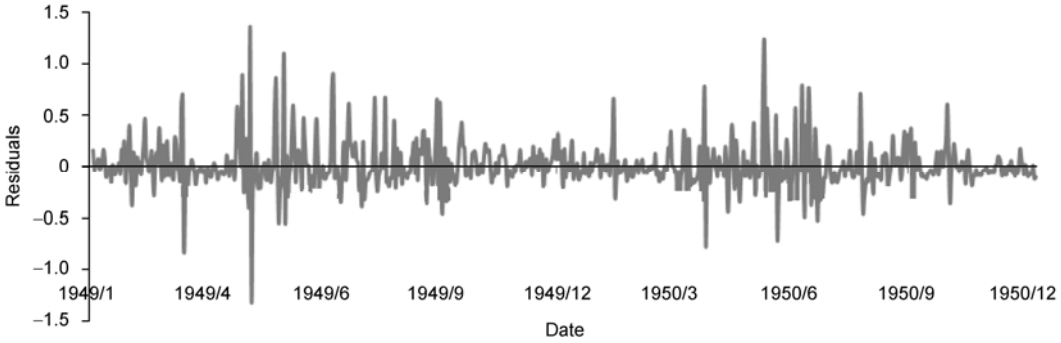

图 10　剔除季节因素后 AR(3)模型拟合残差图(截取 1949~1950 年)

Granger 和 Andersen[24]发现, 即使有的残差序列本身不存在相关性, 但是它们的平方却存在很强的相关性(见图 11).

从图 11 可知, 残差平方自相关系数是 2 阶截尾的, 其偏自相关系数是 1 阶截尾的. 这就说明, 残差的方差由其前期扰动项决定, 因而具有较强的 ARCH 效应.

进一步的 McLeod-Li 检验和 ARCH LM 检验见图 12.

图 12 中, 除了 ARCH LM 检验的 1 阶值在 95%置信区间内, 其余值都在 95%置信区间外. 所以综合来说, 认为残差序列存在很强的 ARCH 效应. 同时, 由于在建模开始时, 做了剔除季节因素的处理, 然而处理后的数据仍然出现了 ARCH 效应. 这就说明此序列的 ARCH 效应并不能完全由季节因素来解释, 还需要进一步建立 GARCH 模型来消除其影响.

因为图 11 中残差平方的自相关系数 2 阶截尾, 偏自相关系数 1 阶截尾, 所以可以建立 GARCH(2,1)模型[11]. 建立模型结果如下:

$$\begin{aligned} &u_t = 1.753233u_{t-1} - 1.081678u_{t-2} + 0.302030u_{t-3}, \\ &\mathrm{var}\left(u_t\right) = \sigma_t^2 = 0.000421 + 0.532537u_{t-1}^2 \\ &\qquad - 0.468925u_{t-2}^2 + 0.937480\sigma_t^2, \end{aligned} \tag{14}$$

其中 u_t 为剔除季节因素后的时间序列, σ_t 为 u_t 的标准差. 描述拟合效果的统计量见表 3.

从各个统计量来看, 拟合方程效果不错. 拟合值与实际值的对比如图 13 所示.

从图 13 可以看到拟合效果很好. 再比较相同时段残差的情况, 见图 14.

图 14 中, 绝对值大小不同的残差交替出现, 这说明之前存在的 ARCH 效应得到了一定的改善. 最后再来考虑拟合后残差的 McLeod-Li 检验和 ARCH LM 检验, 见图 15.

两种检验除了极个别点外都落在了 95%置信区间内, 即是说建立 GARCH 模型后, 序列的 ARCH 效

表 3　剔除季节因素后 GARCH(2,1)拟合结果相关系数

Fitting goodness	Adjusted fitting goodness	*p*-value
0.9831	0.9831	0.0005

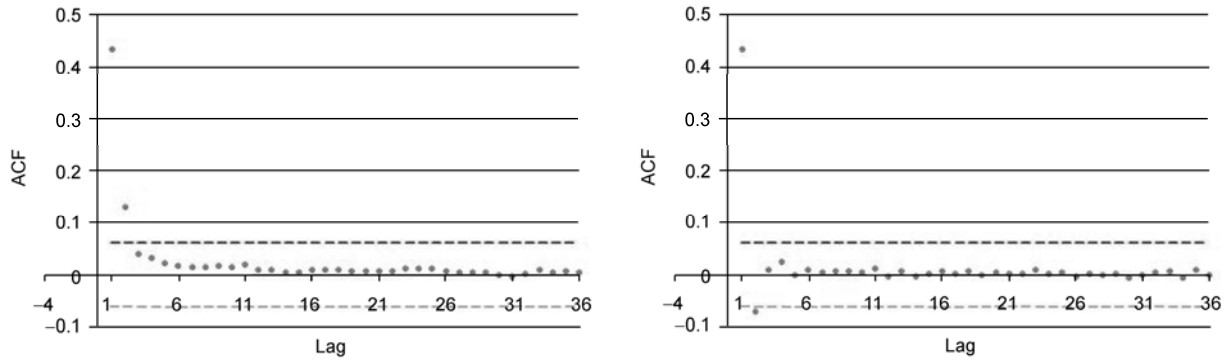

图 11　剔除季节因素后 AR(3)模型残差平方自相关与偏自相关图

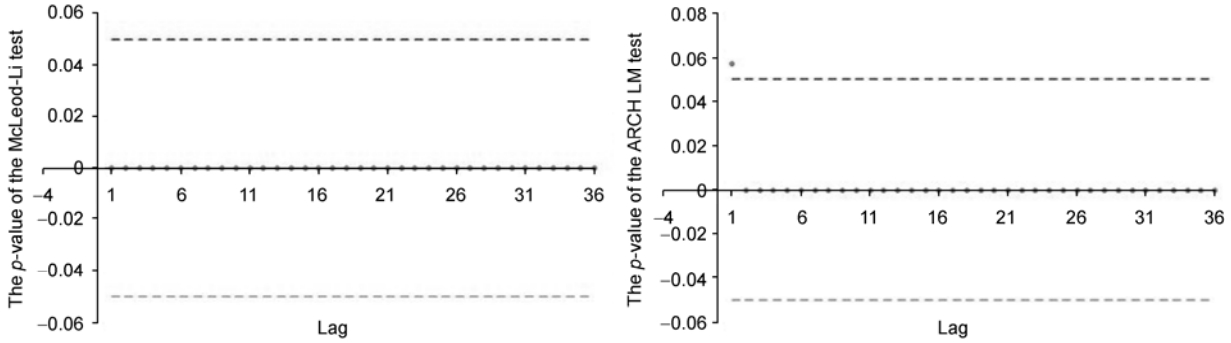

图 12　剔除季节因素后 AR(3)模型残差 McLeod-Li 检验和 ARCH LM 检验结果图

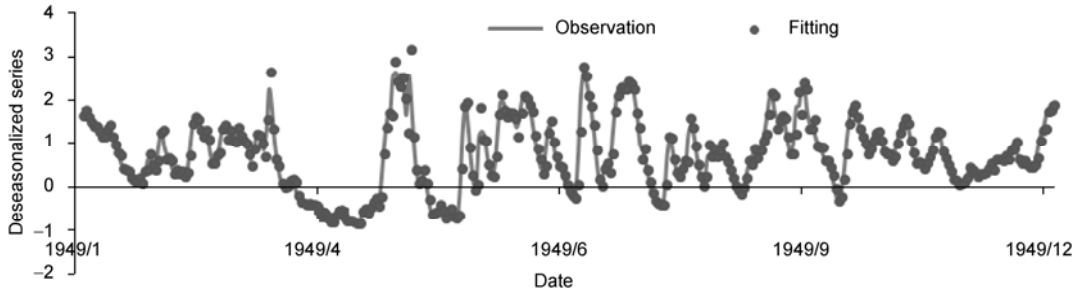

图 13　剔除季节因素后 GARCH(2,1)模型拟合效果图(截取 1949 年)

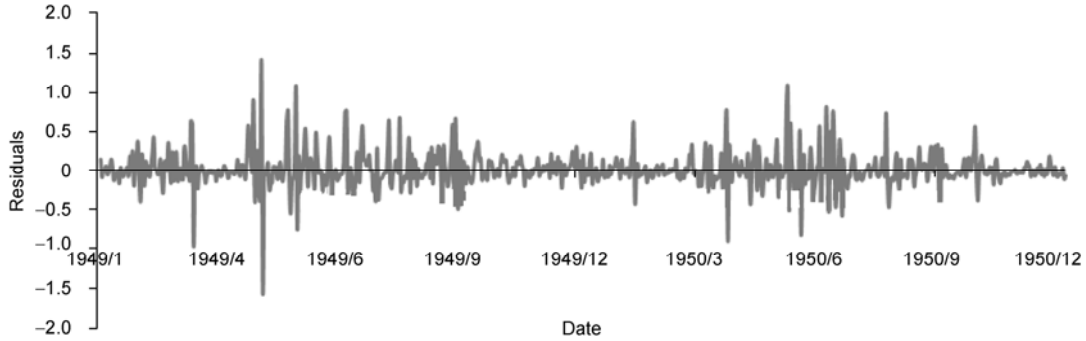

图 14　剔除季节因素后 GARCH(2,1)模型拟合残差图(截取 1949~1950 年)

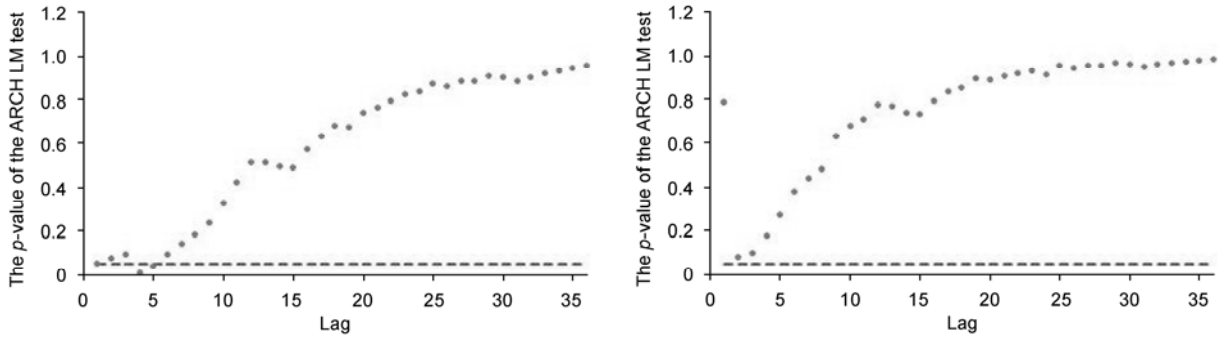

图 15　剔除季节因素后 GARCH(2,1)模型残差 McLeod-Li 检验和 ARCH LM 检验结果图

应得到了修正.

4　模型检验与对比

在建立 GARCH 模型的初期, 本文做了剔除季节因素的数据处理, 然后建立了传统时间序列模型和条件异方差模型. 下面就宜昌水文站 2001 年的日径流为例, 利用这两种模型进行预测, 做精度对比分析.

观测值与预测值的对比如图 16.

图 16 中, 当处于枯水季节时, 这时两种模型的预测值都较为准确. 但是, 当径流量增大后, 可以看到两种模型都有一定程度的高估. 就两种模型的对比来看, 它们在预测宜昌水文站日径流量值时, 表现相当, GARCH 模型并没有显示出优越性.

下面再看两种模型预测 95%置信区间边界的情况, 如图 17 和图 18 所示, 两种模型预测区间宽度的大小对比见图 19, 预测值超出置信区间的个数统计见表 4.

从图 17 可以看到, AR 模型预测的 95%置信区间

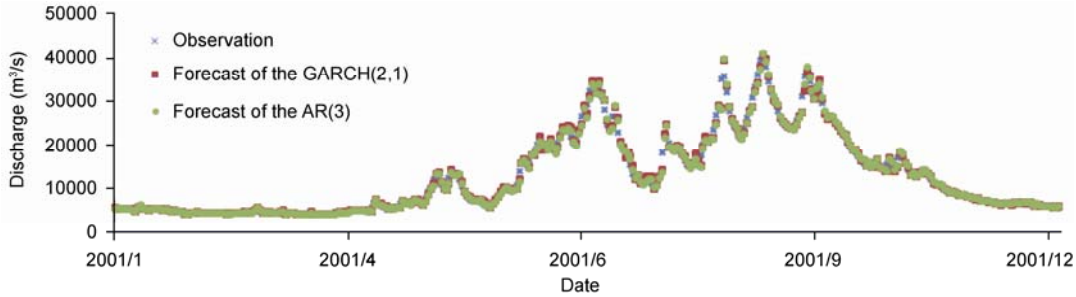

图 16　GARCH(2,1)与 AR(3)模型预测结果与观测值对比

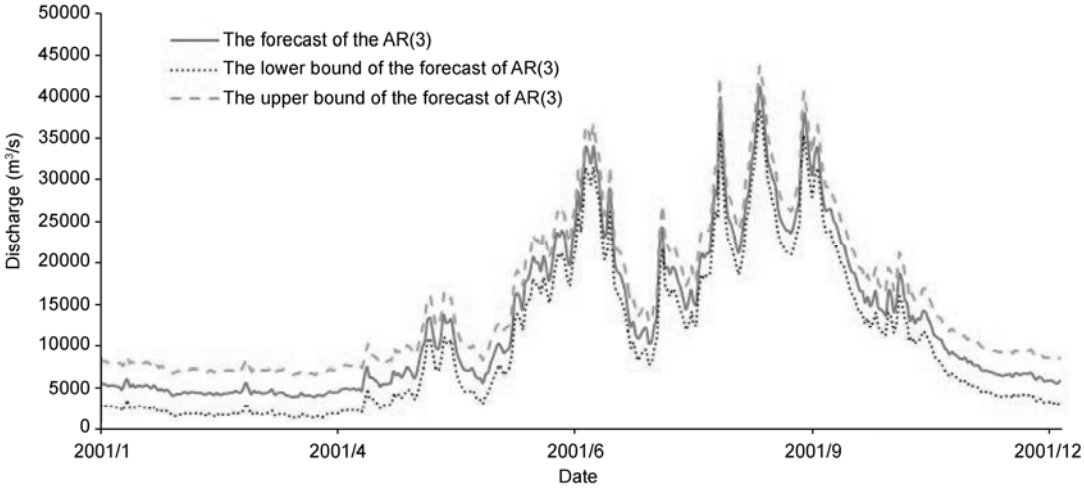

图 17　AR(3)模型预测 95%置信区间结果

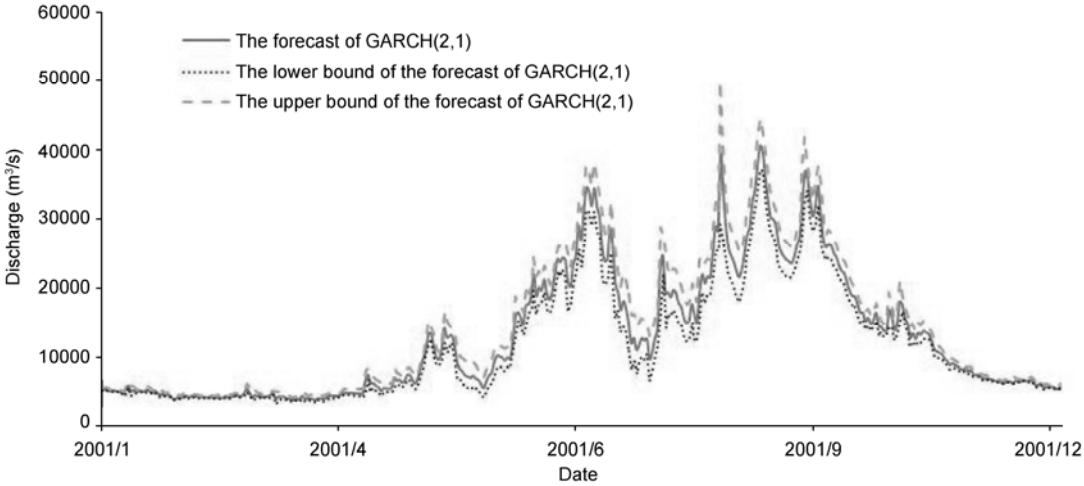

图 18　GARCH(2,1)模型预测 95%置信区间结果

表 4　预测值超出两种模型预测的 95%置信区间的个数统计

	AR(3)	GARCH(2,1)
The number of the point outside the confidence interval	5	6

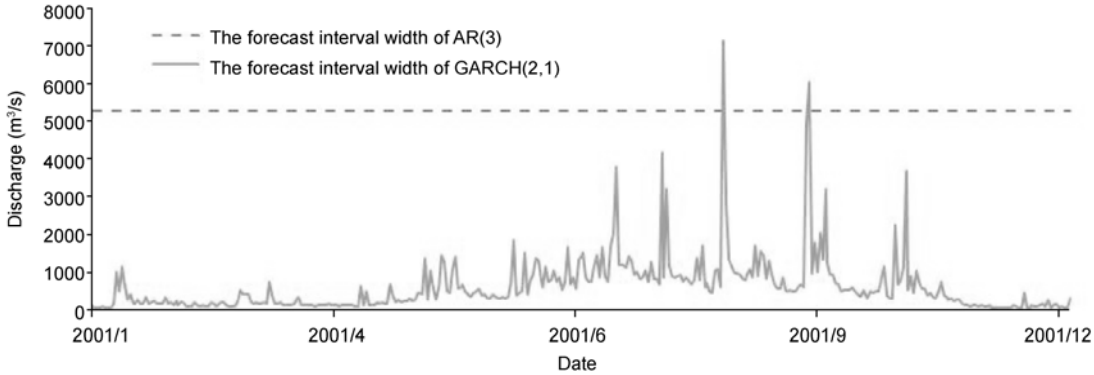

图 19　两种模型预测区间宽度的比较

从始至终都是一条宽度相同的区间带. 这是由 AR 模型的前提假设决定的, 即假定残差方差是一个定值, 而 95%的置信区间就是由预测值±1.96 倍标准差形成. 因而当方差是定值时, 预测的置信区间宽度也就是定值.

但是GARCH模型则不同. 由于考虑了残差序列的条件异方差性, 其方差不再是定值, 而是一个也需要预测的变量. 因而其预测的 95%置信区间的宽度也就会随着时间点的不同而发生变化, 图 18 也说明了这一点.

同时, 因为序列本身是存在ARCH效应的, 即是说, 残差的方差事实上是变化的. 当假设其不变时, 为使得预测区间满足 95%的置信度, 只能加宽预测区间的范围. 而GARCH模型由于为方差提供了更多信息, 所以它估计的方差更加准确, 从而能够提供更加精确的置信区间, 如在 95%的置信度下, GARCH 模型的预测区间明显小于 AR 模型的预测区间(见图 17 和图 18). 而从图 19 来看, 在 95%的置信度下, 365 天的预测期中就有 363 d 的 GARCH 模型预测区间小于 AR 模型的预测区间, 并且经计算得出, 有 306 d 的 GARCH 模型预测区间宽度在 AR 模型预测区间宽度的 1/5 以内, 这就充分说明 GARCH 模型极大提高了预测的精度.

由表 4 可知, 在 95%的置信水平下, GARCH 模型仅有不到 2%的点在预测区间之外, 所以其提供的置信区间是有效的.

5　结论与讨论

水文序列的条件异方差性在文献中一直没有得到较多的关注, 然而事实上却是普遍存在的. 通过对宜昌水文站 1949~2001 年径流数据的分析, 利用 McLeod-Li 检验和 Engle 拉格朗日乘数检验, 发现即使在剔除季节因素的情况下, 数据序列仍然有较强的条件异方差性. 这就说明了序列的这种异方差性并不能完全由季节因素来解释, 需要建立 GARCH 模型来进行修正.

同时, 本文首次将信度区间这一统计学概念引入到水文过程分析中, 从统计学的观点来看, 传统的点估计是无法提供信度保证的, 只有区间估计才可以提供置信度保证, 而具有信度的区间估计, 无疑为水文过程分析提供了更多有用的信息.

另外, 与传统时间序列模型相比, GARCH 模型尽管在对均值的预测上表现相当, 但是因为其对方差进行了更加有效的估计, 因而在不影响信度的情况下, GARCH 模型预测的精度更高. 从图 17 和图 18 上来看, GARCH 模型预测的 95%置信区间范围更小. 这无疑对于进一步开展不确定性分析以及水资源风险管理更加有利.

参考文献

1 Theodoros K, Georgios S, Eleni Z, et al. Genetic modeling for the optimal forecasting of hydrologic time-series_Application in Nestos River. J Hydrol, 2009, 368: 156–164
2 Wang W, Van Gelder P H A J M, Vrijling J K, et al. Testing and modeling autoregressive conditional heteroskedasticity of streamflow precesses. Nonl Prec Geophys, 2005, 12: 55–66
3 Francesca P, Luciano R. Flood forecasting for heteroscedastic stream flow processes. Int Feder Autom Contr, 2008, 7: 6–11
4 王红瑞, 康健, 林欣, 等. 水文序列 ARIMA 模型应用中存在的问题与改进方式. 系统工程理论与实践, 2008, 28: 166–176
5 Antoni E C, Carlos J Á, María G B, et al. A time series model for influent temperature estimation: Application to dynamic temperature modelling of an aerated lagoon. Water Res, 2008, 42(10-11): 2551–2562
6 王红瑞, 冯启磊, 林欣, 等. 基于 FRCM 和 FLAR 的水文过程遍历特征分析模型及应用. 中国科学 E 辑: 技术科学, 2008, 38: 1984–1994
7 Wang H R, Lin X, Qian L X. Crytic period analysis model of hydrological process and its application. Hydrol Proc, 2009, 23(13): 1834–1843
8 Chen H L, Rao A R. Testing hydrologic time series for stationarity. Hydrol Eng, 2002, 7(2): 129–136
9 Engle R F. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of united kingdom inflation. Econometr, 1982, 50(4): 987–1007
10 王红瑞, 高雄, 常晋源, 等. 基于条件异方差分析的水文时序模型及其应用. 系统工程理论与实践, 2009, 29: 19–30
11 Bollerslev T. Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity. J Econom, 1986, 31: 307–327
12 Yang C, Chandler R E, Isham V S, et al. Simulation and downscaling models for potential evaporation. J Hydrol, 2005, 302: 239–254
13 Oleg A, Antun M, Josip K. A blobal model for monthly mean hourly direct solar radiation. Ecolog Model, 2000, 129: 113–118
14 Luis S, Andras B. Relating macroclimatic circulation patterns with characteristics of floods and droughts at the mesoscale. J Hydrol, 2007, 335: 109–123
15 Richard S J. Autoregressive conditional heteroscedasticity in daily temperature measurements. Environm, 1996, 7: 67–75
16 Michael M, Felix C. Modelling trends and volatility in atmospheric carbon dioxide concentratons. Environm Model & Softw, 2006, 21: 1273–1279
17 王红瑞, 叶乐天, 许新宜, 等. 基于隐马氏性分析的 Bayes 网络面雨量模型及其应用. 中国科学: 技术科学, 2010, 40: 311–319
18 Hipel K W, McLeod A I. Time series modeling of water resources and environmental systems. Elsvier, Amsterd, 1994
19 Brockwell P J. Introduction to Time Series and Forecasting. Beijing: Posts & Telecom Press, 2009. 199–203
20 Lu Z D, Gijbels I. Asymptotics for partly linear regression with dependent samples and ARCH errors: consistency with rates. Sci China Ser A-Math, 2001, 44(2): 169–183
21 McLeod A I, Li W K. Diagnostic checking ARMA time series models using squared residual autocorrelations. J Time Ser Analys, 1983, 4: 269–273
22 潘家柱, 吴光旭. 带厚尾新息的非线性自回归函数型条件异方差模型的尾概率. 中国科学 A 辑: 数学, 2005, 35: 481–492
23 James D H, Liu M Z. Time Series Analysis. New Jersey: Princeton University Press, 1994
24 Granger C W J, Andersen A P. An Introduction to Bilinear Time Series Models. Gottingen: Vandenhoeck and Ruprecht, 1978