

# 时间序列模型在建筑物沉降监测中的应用

朱睿<sup>1</sup>, 张俊中<sup>2</sup>, 龙洋<sup>3</sup>, 王忠伟<sup>4</sup>

(1. 河南省测绘工程院 河南 郑州 450008; 2. 河南省建筑科学研究院 河南 郑州 450005;  
3. 河南省遥感测绘院 河南 郑州 450008; 4. 海南省环境地质勘察院 海南 三亚 572000)

**摘要:** 简要介绍了时间序列分析的基本原理及方法、数据识别、建模和预报及其在变形监测数据处理中的应用。结合华景新城二区六期 20 号楼的一个监测点(J101)连续 20 期的观测数据进行了计算分析,实际工程应用表明,该模型能准确监测和预报建筑的变形,具有很强的实际应用价值。

**关键词:** 时间序列模型; 变形监测; ARMA; 预测

中图分类号: TU196 文献标识码: B 文章编号: 1672-5867(2012)02-0213-04

## Application of Time Series Model in Observing Building Subsidence

ZHU Rui<sup>1</sup>, ZHANG Jun-zhong<sup>2</sup>, LONG Yang<sup>3</sup>, WANG Zhong-wei<sup>4</sup>

(1. Henan Surveying and Mapping Academy of Engineering Zhengzhou 450008, China;  
2. Henan Provincial Academy of Architecture Research Zhengzhou 450053, China;  
3. Henan Institute of Remote Sensing Surveying and Mapping Zhengzhou 450008, China;  
4. Hainan Environmental and Geological Prospecting Institute Sanya 572000, China)

**Abstract:** This paper briefly introduces the basic principles, methods, data recognition, modeling and forecast of time series analysis as well as its application in data processing in deformation monitoring. Practical engineering application which calculates and analyses 20 consecutive observation data of a monitor point of Building 20 of stage 6 of area 2 of Huading New City shows that this model is able to accurately monitor and forecast building deformation and is therefore proved to be of high practical application value.

**Key words:** time series model; deformation monitoring; ARMA; forecasting

### 0 引言

为了确保建筑物在施工和运营期间的安全,通常需要对建筑物进行定期监测,求得观测点的位置变化量,进而对沉降监测数据进行科学的分析处理、建立合理的数学模型,以便对变形量作出准确的预报和分析,为建筑物的设计、施工、管理和科学研究提供可靠的资料,及时反馈信息,避免因沉降原因造成建筑物主体结构的破坏或产生影响结构使用功能的裂缝,也为以后的勘察设计施工提供可靠资料及相应的沉降和倾斜参数<sup>[1]</sup>。常用的变形观测数据分析理论主要有回归分析模型、灰色理论模型、时间序列模型、神经网络模型及卡尔曼滤波模型等。时间序列分析(Time series analysis)是处理动态数据的一种有效工具。它通过对按时间顺序排列的、随时间变化且相互关联的数据序列进行分析,找出反映事物随时间的变化规律,从而对数据变化趋势作出正确的分析和预

报。本文针对华景新城二区六期 20 号楼的一个监测点(J101)沉降资料进行分析,采用时间序列建模,利用 EVIEWS 3.1 软件对监测数据进行分析、处理和建模最终得出时间序列法处理该工程的模型精度,并提交相应的数据处理结果。

### 1 时间序列分析

#### 1.1 时间序列模型<sup>[2]</sup>

时间序列分析的基本思想是:对于平稳、正态、零均值的时间序列 $\{x_t\}$ ,若 $x_t$ 的取值不仅与其前 $n$ 步的各个取值 $x_{t-1}, x_{t-2}, x_{t-3}, \dots, x_{t-n}$ 有关,而且还与前 $m$ 步的各个干扰 $a_{t-1}, a_{t-2}, a_{t-3}, \dots, a_{t-m}$ 有关,则可得最一般的 AR-MA 模型:

$$x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \dots + \varphi_n x_{t-n} - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_m a_{t-m} + a_t \quad (1)$$

收稿日期:2011-02-11

作者简介:朱睿(1983-),女,河南驻马店人,助理工程师,学士,主要从事 3 维建模工作。

特殊地,当  $\theta_1 = 0$  时,模型 (1) 变为:

$$x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \dots + \varphi_n x_{t-n} + a_t \quad (2)$$

式 (2) 称为  $n$  阶自回归模型,记为  $AR(n)$ 。

当  $\varphi_i = 0$  时,模型 (1) 变为:

$$x_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_m a_{t-m} \quad (3)$$

式 (3) 称为  $m$  阶滑动平均模型,记为  $MA(m)$ 。

### 1.2 模型识别

模型识别是建模的关键,这里以自相关分析为基础来识别模型与确定模型阶数,自相关分析就是对时间序列求其本期与不同滞后期的一系列自相关函数和偏相关函数,以此来识别时间序列的特性。一个平稳、正态、零均值的随机过程  $\{x_t\}$  的自协方差函数为:

$$R_k = E(x_t x_{t-k}) \quad (k = 1, 2, \dots) \quad (4)$$

则自相关函数定义为:

$$\rho_k = R_k / R_0 \quad (5)$$

显然  $0 \leq \rho_k \leq 1$ 。

自相关函数提供了时间序列及其构成的重要信息,即自相关函数对  $MA$  模型具有截尾性,而对  $AR$  模型则不具有截尾性。

已知  $\{x_t\}$  为一平稳时间序列,若能选择适当的  $k$  个系数  $\varphi_{k1}, \varphi_{k2}, \dots, \varphi_{kk}$  将  $x_t$  表示为  $x_{t-i}$  的线性组合。

$$x_t = \sum_{i=1}^k \varphi_{ki} x_{t-i} \quad (6)$$

当这种表示的误差方差:

$$J = E \left[ \left( x_t - \sum_{i=1}^k \varphi_{ki} x_{t-i} \right)^2 \right] \quad (7)$$

为极小时,则定义最后一个系数  $\varphi_{kk}$  为偏相关函数。 $\varphi_{ki}$  的第一个下标  $k$  表示能满足定义的系数共有  $k$  个,第二个下标  $i$  表示这  $k$  个系数中的第  $i$  个。根据偏自相关函数的定义,对式 (7) 求偏导数,并令其等于零,可以得到  $\rho_i = \sum_{j=1}^k \varphi_{ji}$ ,  $\rho_{j-1}$  分别取  $i = 1, 2, 3, \dots, k$  可以得到线性方程组:

$$\begin{bmatrix} \rho_0 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & \rho_0 & \dots & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \dots & \rho_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi_{k1} \\ \varphi_{k2} \\ \vdots \\ \varphi_{kk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \vdots \\ \rho_k \end{bmatrix} \quad (8)$$

由此可以解得  $\varphi_{k1}, \varphi_{k2}, \dots, \varphi_{kk}$ 。

可以证明偏相关函数对  $AR$  模型具有截尾性,而对  $MA$  模型具有拖尾性。初步识别平稳时间序列模型类型的依据见表 1。

表 1 模型类型  
Tab. 1 Model type

	$AR(n)$	$MA(m)$	$ARMA(n, m)$
模型方程	$\varphi(B) x_t = a_t$	$x_t = \theta(B) a_t$	$\varphi(B) x_t = \theta(B) a_t$
自相关函数	拖尾	截尾	拖尾
偏相关函数	截尾	拖尾	拖尾

### 1.3 模型中参数的估计和模型检验

在经过模型识别到确定模型阶数的前提下,可以利用时间序列的自相关系数对模型参数进行初步估计。

1)  $p$  阶自回归模型参数的初步估计

$p$  阶自回归模型  $AR(p)$  的公式为:

$$x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \dots + \varphi_p x_{t-p} + a_t \quad (9)$$

2)  $q$  阶滑动平均模型参数的初步估计

$q$  阶滑动平均模型  $MA(q)$  的公式为:

$$x_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_m a_{t-q} \quad (10)$$

3)  $ARMA(p, q)$  模型的参数估计

由于模型结构的复杂性,比较困难,有几种方法可以进行。一般利用统计分析软件包完成。对于  $ARMA(p, q)$  模型,其模型的阶数  $(p, q)$  可有  $AIC$  准则(Akaike Information Criterion)<sup>[5]</sup> 作为模型的定阶准则。 $AIC$  准则是 Akaike 于 1973 提出的,其具体形式为:

$$AIC = n \ln \delta_{\varepsilon} + 2(p + q + 1) = \min \quad (11)$$

式中  $n$  为样本的容量,  $\delta_{\varepsilon}$  有  $p$  和  $q$  通过参数估计得到,若  $p = \hat{p}, q = \hat{q}$  时,式 (11) 达到最小值,则认为序列是  $ARMA(\hat{p}, \hat{q})$ 。

### 1.4 模型的预报

设  $\{x_k\}$  是平稳零均值的序列,而设有  $k$  时刻以及以前的数据对  $x_{k+1}$  所作的预报值  $\hat{x}_k(1)$  称之为一步预报<sup>[23]</sup>。

对于  $ARMA(p, q)$  有:  $x_{k+1} = \varphi_1 x_{k+l-1} + \dots + \varphi_p x_{k+l-p} + a_{k+1} - \dots - \theta_q a_{k+l-q}$  即预报误差为  $\varepsilon_k(1) = x_{k+1} - \hat{x}_k(1)$ 。

通常采用线性最小方差原则来选定上式中的系数,使满足:

$D(\varepsilon_k(1)) = E[x_{k+1} - \hat{x}_k(1)]^2 = \min$ , 对于  $ARMA(p, q)$  模型,预报公式为:

$$\hat{x}_k(l) = \begin{cases} \sum_{j=1}^{l-1} \varphi_j \hat{x}_k(l-j) + \sum_{j=1}^p \varphi_j \hat{x}_{k+l-j} - \sum_{j=1}^{q-1} \theta_{l+j} a_{k-1} & l \leq k \\ \sum_{j=1}^{l-1} \varphi_j \hat{x}_k(l-j) + \sum_{j=1}^p \varphi_j \hat{x}_{k+l-j} & l > p \end{cases} \quad (12)$$

## 2 工程应用

华景新城二区六期 20 号楼 57, 58, 59 座建筑物沉降工程任务受广州市番禺华景新城房地产开发有限公司工程部委托,由广东有色工程勘察设计院负责对其建筑物进行沉降观测。工程地点位于广州市番禺区市桥镇。建筑物采用钢筋混凝土框剪结构,层数分别为 57 座为 14 层,58 座为 22 层,59 座为 20 层。根据本工程具体情况,距本建筑物约 10~20 m 处;每座建筑物各设 8 个沉降观测点,本论文采用的是第 57 座的一个沉降监测点 J101 进行分析,为了方便外业的测量数据采集的方便,特布设了一个临时工作基点(MI243),每次测量时和工作基点进行联测,均符合二等水准测量的技术要求,结果基准点稳定,可以进行数据的测量工作。

本文以建筑物的 J101 号点沉降观测数据为例, J101 号的观测精度符合二等水准测量的要求,利用 EVIEWS 3.1 软

件来说明时间序列模型在沉降观测中的应用。J101 号点的部分观测值数据(备注:其他的高程值减去首次的高程值是“+”值,代表建筑物下降),见表 2。以 57 座楼监测点 J101 点的沉降时间序列为例,采用时间序列方法建模,选择其中第 1 期到第 20 期数据建立时间序列模型。首先计算数据的自相关函数和偏自相关函数<sup>[6]</sup>如图 1 所示,从图上可以看出,数据的自相关函数和偏自相关函数在置信区间内均不平稳不截尾,需进行一阶差分作数据平稳处理。数据的自相关函数和偏自相关函数分析如图 2 所示。初步判断序列属于 ARMA 模型,基本上属于 ARMA(3,2)和 ARMA(3,3)。采用前面 ARMA 模型法对数据进行建模。

表 2 J101 沉降观测点的部分资料  
Tab. 2 Part of the information of the J101 subsidence observation points

观测时间/年月日	高程值/m	观测时间/年月日	高程值/m
2010-1-5	17.714	2010-3-12	17.720 7
2010-1-10	17.713 7	2010-3-13	17.723 1
2010-1-20	17.713 8	2010-3-14	17.728 7
2010-2-5	17.714 3	2010-3-15	17.730 4
2010-2-16	17.715 7	2010-4-2	17.731 3
2010-3-4	17.715 6	2010-4-5	17.731 1
2010-3-5	17.716 6	2010-4-10	17.732 4
2010-3-7	17.716 2	2010-4-15	17.732 4
2010-3-9	17.717 4	2010-4-20	17.732 8
2010-3-10	17.718 8	2010-4-25	17.732 6

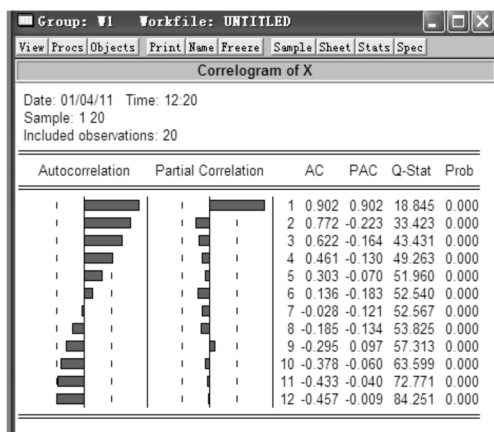


图 1 自相关函数和偏自相关函数图  
Fig. 1 Chart of autocorrelation function and partial autocorrelation function

在 Quick \ Estimate \ Equation 中以菜单方式建立 AR-MA(3,2) 模型,所得结果如图 3 所示。

为检验此模型的预测精度,现用 ARMA(3,2) 模型对第 19 次、第 20 次的“J101 的高程值”进行预测,在方程结

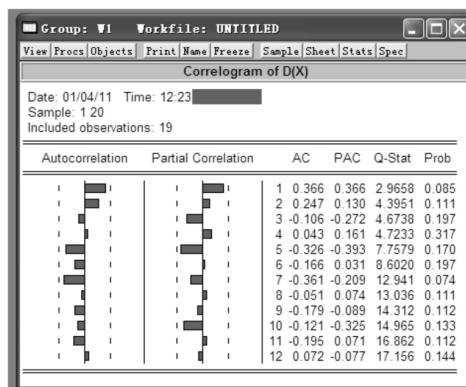


图 2 一阶差分自相关函数和偏自相关函数

Fig. 2 Chart of first-order differential autocorrelation function and partial autocorrelation function

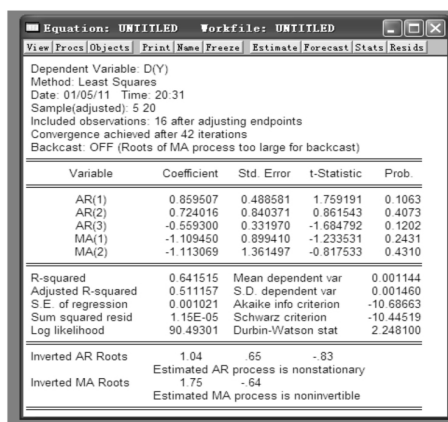


图 3 ARMA(3,2) 模型参数估计与相关检验结果

Fig. 3 ARMA(3,2) model parameter estimation and related test results

果输出窗口工具栏中点击 Forecast 按钮打开模型预测对话框进行设置,预测样本期改为: 19 和 20,所得部分结果如图 4 所示,残差图如图 5 所示。

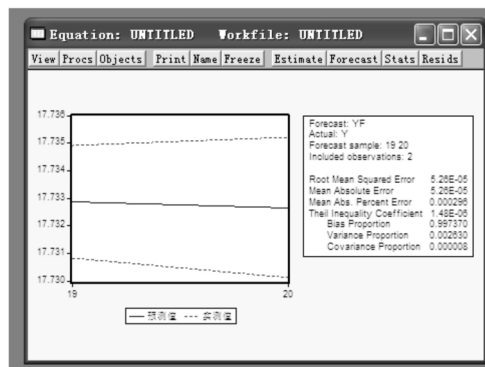


图 4 ARMA(3,2) 模型预测检验结果

Fig. 4 Test results of ARMA(3,2) models' prediction

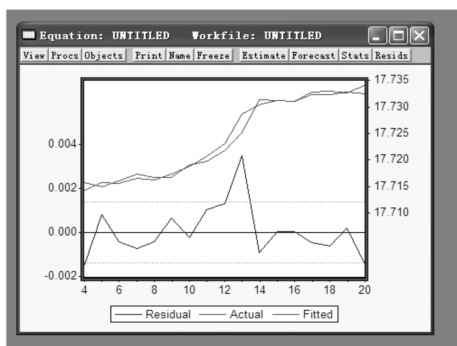


图 5 残差图

Fig. 5 Residual error graph

其中平均绝对百分误差 (MAPE) 小于 10 ,表明这个 ARMA(3,2) 模型预测精度较高。

类似地 ,另外一个模型的参数估计与相关的检验结果、预测精度检验结果也可求出。现将这两个模型的参数估计和相关的检验结果、预测精度汇总入表比较。表 3 和表 4 是各个模型的检验结果 ,第二个模型调整后的样本决定系数 ( Adjusted R<sup>2</sup>) 最大 ,表明该模型的拟合优度最好。赤池信息准则 ( AIC) 和施瓦茨准则 ( SC) 最小 ,表明第二个模型最优。平均绝对百分误差 ( MAPE) 最小 ,表明两个模型中第二个模型预测精度最高。因而选择第二个即 ARMA(3,3) 模型比较合适。其展开式为:

表 3 各模型参数估计结果

Tab. 3 Results of parameter estimations of each model

(p q)	φ1	φ2	φ3	θ1	θ2	θ3
(3.2)	0.859 6	0.724 0	-0.559 3	-1.109 5	-1.113 1	0
(3.3)	0.788 2	0.825 1	-0.517 3	-0.894 1	-1.319 8	-0.304 2

表 4 各模型检验结果

Tab. 4 Test results of each model

(p q)	Adjusted R2	AIC	SC	MAPE
(3.2)	0.511 1	-10.686 6	-10.455 2	0.002 225
(3.3)	0.630 0	-10.706 3	-10.616 6	0.001 982

$$X_t = 0.788 2X_{t-1} + 0.825 1X_{t-2} - 0.517 3X_{t-3} + \mu_t - 0.894 1\mu_{t-1} - 1.139 8\mu_{t-2} - 0.304 2\mu_{t-3}$$

X<sub>t</sub> 代表 J101 的高程值的时间序列变量名称。

利用 ARMA(3,3) 模型对 J101 后五次的高程进行预测。首先扩展样本期

EXPAND 21 25

然后在该方程结果输出窗口工具栏中选择 Forecast 按钮打开模型预测选项对话框 将预测样本期改为 21 25 ,其他选择保持系统默认值 ,点击 OK ,计算机将序列预测

值存储在名为 J101F 的对象中。第 21 次和第 25 次的预测值见表 5。

根据建立的模型 ,对数据进行预测 ,本例采用的数据时间间隔为 5 d ,预测长度为 5 期 ,实际预测数据是 2010 - 4 - 30 到 2010 - 5 - 20 的变形数据。原始观测数据、建模数据、预测数据见表 5 ,从表 5 可以看出 ,建立的模型精度非常高 ,从误差区间可以看出 ,模型预测数据最大残差为为 -6.2 mm。建立的模型能够反映数据的变化规律且能够很好的进行数据预测。从残差数据可以看出 ,模型精度相当高 ,说明建立的模型是合适的 ,可以对该点的数据变化进行高精度的预测。当然 ,任何模型都有一定的适用范围 ,当新的监测数据加入时 ,由于外界条件的变化而引起数据变化规律发生改变 ,此时模型就不能客观反映数据变化规律 ,要及时根据新加入的监测数据修正模型 ,使之能够反映这个监测数据的变化趋势 ,准确预测未来的数据变化。

表 5 J101 后五次的预测高程值和实际值得比较

Tab. 5 Comparison between the last five predicted elevation value and actual elevation value of J101

时间/年月日	实际高程 /m	预测高程 /m	误差 /‰	相对误差 /%
2010 - 4 - 30	17.732 6	17.734 3	-1.734 3	0
2010 - 5 - 5	17.732 7	17.735 3	-2.586 4	-0.000 1
2010 - 5 - 10	17.732 7	17.736 8	-4.141 3	-0.000 2
2010 - 5 - 15	17.732 9	17.737 8	-4.908 6	-0.000 3
2010 - 5 - 20	17.733	17.739 2	-6.218 3	-0.000 4

### 3 结束语

时间序列分析在处理数据量较大且前后数据连续性

较强的序列时 ,效果明显 ,对变形数据的随机波动性有较强的处理能力和适应能力 ,在进行短期预测时 ,模型效果

( 下转第 220 页)

化朝良性方向发展,制定相关策略时必须重点考虑到以上几大影响因素。

3) 本文利用线性模型对某市的农村耕地进行了动态分析,对该市的农村耕地的现状进行了分析,并在此基础上作出了预测模型,能够为农村耕地的动态分析和研究提供一定的参考价值。

#### 参考文献:

- [1] IGBP&HDP. Science/Reseal Plan. IGBP Report No. 35&-HDP Report No. 7 [R]. Stockholm, Sweden, 1995.
- [2] D. Barkin, R. I. Bart, B. R. De Walt. Food Crops vs. Feed Crops: The Global Substitution of Grains in Production [M]. Lynne Renner Publications, Inc. USA. 1990.

- [3] 蔡运龙, 博泽强, 戴尔卓. 区域最小人均耕地面积与耕地资源调控 [J]. 地理学报, 2002, 57(2): 127 - 134.
- [4] 李玉平, 蔡运龙. 河北省耕地压力动态分析与预测 [J]. 干旱区资源与环境, 2007, 21(4): 1 - 5.
- [5] 胡守庚, 刘越岩, 吴新群, 等. 鄂西北山区耕地压力动态变化特征及成因分析 [J]. 长江流域资源与环境, 2010, 7(19): 765 - 767.
- [6] 杨桂山. 长江三角洲近 50 年来耕地数量变化过程及驱动力研究 [J]. 自然资源学报, 2001, 16(2): 121 - 127.
- [7] 李晓青, 谢炳庚, 戴爱德, 等. 湖南省耕地压力现状分析及趋势预测 [J]. 经济地理, 2003, 23(4): 513 - 515.

[编辑:胡雪]

(上接第 216 页)

比较理想。同时,时间序列模型要求的数据量比较大,当数据波动性太强时,模型误差较大,预测效果会减。所以,一般不能用  $ARMA(p, q)$  作为长期预测模型。本文参考一些相关的资料所建立的时间序列预测模型,计算步骤简单。工程实例应用表明,时间序列预测模型预测精度高,所建立的预测模型具有较好的可靠性和可行性。

#### 参考文献:

- [1] 黄生享, 尹辉. 变形监测数据处理 [M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2003.
- [2] 汪祖名. 高速公路软土地基沉降变形监测分析与预报 [J]. 苏州科技学院学报(工程技术版), 2004(2): 34 - 40.

- [3] 龚建伍. 建筑物变形监测及安全评价方法研究 [D]. 武汉: 武汉大学, 2004.
- [4] 兰孝奇, 杨永平. 建筑物沉降的时间序列分析与预报 [J]. 河海大学学报(自然科学版), 2006(4): 426 - 429.
- [5] 石玉峰, 孙保琪. 时间序列分析及其在变形数据分析中的应用 [J]. 金属矿山, 2004(2): 13 - 14.
- [6] 施锡铨, 范正绮. 数据分析和统计建模 [M]. 上海: 上海人民出版社, 2003.
- [7] 吴江淮. 建筑物静态变形监测数据分析与处理 [D]. 上海: 同济大学, 2007.

[编辑:宋丽茹]

本刊已许可中国学术期刊(光盘版)电子杂志社在中国知网及其系列数据库产品中以数字化方式复制、汇编、发行、信息网络传播本刊全文。该社著作权使用费与本刊稿酬一并支付。作者向本刊提交文章发表的行为即视为同意我社上述声明。

本刊现入编“万方数据——数字化期刊群”和“中国核心期刊(遴选)数据库”,作者著作权使用费与本刊稿酬一次性给付,不再另行发放。作者如不同意将文章入编,投稿时敬请说明。