

郜 阔,李翠梅. 基于集合经验模态分解的农业灌溉用水量预测[J]. 江苏农业科学,2015,43(11):522-524.  
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2015.11.161

# 基于集合经验模态分解的农业灌溉用水量预测

郜 阔,李翠梅

(苏州科技学院环境科学与工程学院,江苏苏州 215000)

**摘要:**为提高农业灌溉用水量(非平稳时间序列)的预测精度,利用集合经验模态分解处理江苏省农业灌溉用水量序列(2004—2012 年),将其分解成不同尺度上的平稳序列,然后用灰色预测和时间序列法分别对分解后的时间序列进行预测,利用 2013 年灌溉用水量数据检验预测结果,相对误差小于 2%,表明模型预测结果精度较高。本研究为灌溉用水量预测提供了一种新的方法。

**关键词:**农业灌溉用水量;预测;集合经验模态分解;ARMA 模型;灰色预测模型

**中图分类号:** S274.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2015)11-0522-03

随着人口的持续增长和水体污染情势的加剧,水资源短缺的问题日益严峻,已成为当前社会经济发展的重要制约因素。江苏省的水资源人均占有量仅 460 m<sup>3</sup>,低于全国平均水平的 1/4,而江苏人口众多,经济发展一直处于全国前列,用水量急剧增长。目前,江苏省农业灌溉用水量仍占总用水量的 50% 以上,灌溉水利系数仅为 0.54,与发达国家 0.6~0.7 仍有不小的差距。为实现江苏省农业集约化的发展、农业用水量负增长的要求,科学的水资源规划必不可少,而农业灌溉用水量的预测则是水资源合理规划的前提<sup>[1-3]</sup>。

灌溉用水量受灌区气候条件、水利设施和作物种类等多种因素的共同影响,由于影响因素众多且用水系统本身复杂,难以建立确定的理论模型描述需求量的变化,所以大多数需水量预测模型都是建立在历史数据基础上的统计模型<sup>[4-5]</sup>。国内外的相关研究可以归纳为三大类:时间序列法、结构分析法和系统动力学方法,根据预测序列的具体情况选用。拜存有等建立了灰色等维信息模型,预测了宝鸡峡灌区的灌溉用水量结果,用等维残差模型修正,模型精度较高<sup>[6]</sup>;童芳芳等研究了径流来水不确定情景下的灌溉用水量预测,采用灰色-时间序列分析取得了较好的结果<sup>[7]</sup>;迟道才等建立了人工神经网络与灰色预测方法的组合预测模型,历史数据检验结果表明模型预测结果较好,可用于灌溉用水量的中期、长期预测。以上研究大多基于平稳序列,对于非平稳用水量序列难以取得较好的预测效果。

非平稳时间序列的预测已成为当前研究的热点,佟长福等利用小波分解理论处理非平稳的农业需水量序列,随后采用灰色预测和 ARMA 模型预测了鄂尔多斯市的农业需水量,模型精度较高<sup>[8]</sup>;Huang 等采用基于 EMD 和 SVM 的模型预

测了渭河流域的月入流量,结果表明 EMD 应用于非平稳序列预测效果较好<sup>[9]</sup>。本研究将集合经验模态分解(ensemble empirical model decomposition, EEMD)与灰色预测、时间序列分析结合对农业灌溉用水量进行预测,为用水量的预测提供了一种新的方法。

## 1 预测理论

### 1.1 经验模态分解

经验模态分解(empirical model decomposition, EMD)是一种适用于非线性、非平稳时间序列的时序分析方法,具有可适性、正交性、后验性和完备性等特点<sup>[10]</sup>。

EMD 的基本原理是将原始数据分解成有限的不同尺度的本征模态函数 IMF,分别表征不同时间尺度上的变化情况,每个 IMF 都必须满足 2 个条件:(1)整个时间尺度范围内,各 IMF 过零点数和局部极值点数目相差不超过 1;(2)任意时刻局部最大值的上包络与局部最小值的下包络平均为 0。

EMD 的分解过程是一个循环的筛选过程,直至 IMF 满足条件:(1)找出时间序列  $X(t)$  的全部极值点,用 3 次样条曲线插值形成上下包络线,计算上下包络线的均值  $m_1(t) = [e_{\max}(t) + e_{\min}(t)]/2$ 。(2)计算新的信号序列  $h_1(t) = X(t) - m_1(t)$ ,重复(1)、(2)直至  $h_1(t)$  成为一个零均值过程,则令  $c_1(t) = h_1(t)$ ,将  $c_1(t)$  作为第 1 个 IMF 信号,表示原信号的最高频分量。(3)原信号  $X(t)$  减去  $c_1(t)$  得到趋势项序列  $r_1(t)$ ,作为新的时间序列继续(1)、(2)过程直至不能分解出新的 IMF 信号为止。经上述过程分解,原时间序列最终分解为有限个 IMF 分量和 1 个趋势项序列,即:

$$X(t) = \sum_{j=1}^k C_j + r_k \quad (1)$$

式中: $X(t)$  为原时间序列; $C_j$  为第  $j$  次分解所得 IMF 信号; $r_k$  为第  $k$  次分解后剩余趋势项。

### 1.2 集合经验模态分解

虽然 EMD 具有较好的自适性,广泛应用于非平稳序列的处理,但它仍存在无法避免的缺陷——模式混淆<sup>[11]</sup>。EEMD 利用白噪声在时间尺度上均匀分布的特性,在原始信号中添加白噪声作为背景,提供信号区域的映射尺度。多次分解计算中加入的白噪声,可互相抵消,加噪声次数越多,平均后的

收稿日期:2014-11-24

基金项目:江苏省普通高校研究生科研创新计划(编号:CXLX12\_0874)。

作者简介:郜 阔(1987—),男,河北石家庄人,硕士研究生,主要从事城市水资源与给水排水工程设计运行最优化研究。E-mail: gaokuo0929@163.com。

通信作者:李翠梅,博士,教授、硕士生导师,主要从事城市水资源与给水排水工程设计运行最优化研究。E-mail: cuimeili@163.com。

结果所含噪声越小,越接近原始信号。因此 EEMD 不仅保留了原始信号的信息,还克服了 EMD 存在的模式混淆的问题。

### 1.3 灰色预测模型 (grey model, GM)

灰色预测模型中,GM(1,1)是最常用的模型之一。它的数学形式是一阶一个变量的微分方程,称为一阶一元灰色模型,通过累加生成弱化原始信号的随机性,挖掘信号内在的规律性<sup>[12]</sup>。

GM(1,1)预测的基本流程如下:

(1)原始序列  $X^{(0)}(t)$  作一阶累加生成新序列  $X^{(1)}(t)$ , 对应的 GM(1,1)白化方程为

$$\frac{dX^{(1)}(t)}{dt} + \alpha X^{(1)}(t) = \mu. \quad (2)$$

式中:  $\alpha$  为发展系数;  $\mu$  为灰作用量。

(2)利用最小二乘法求解白化方程得到预测模型

$$X^{(1)}(t)(t+1) = [X^{(0)}(1) - \frac{\mu}{\alpha}]e^{-\alpha t} + \frac{\mu}{\alpha}. \quad (3)$$

(3)  $X^{(1)}(t+1)$  作一次累减生成即可得到相应的  $X^{(0)}(t+1)$  预测值。

### 1.4 自回归滑动平均模型

自回归滑动平均模型 (auto-regressive and moving average model, ARMA) 是时间序列模型的一种,广泛应用于时间序列处理、信号分析和状态估计等领域。ARMA(p,q)模型的一般形式如下:

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \cdots + \phi_p x_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (4)$$

式中:  $x_t$  为时间序列  $X(t)$  的观测值;  $\phi_1, \phi_2, \cdots, \phi_p$  为自回归系数;  $\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_p$  为移动平均系数;  $p, q$  为模型阶数;  $\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}, \cdots, \varepsilon_{t-q}$  为独立同分布随机变量。

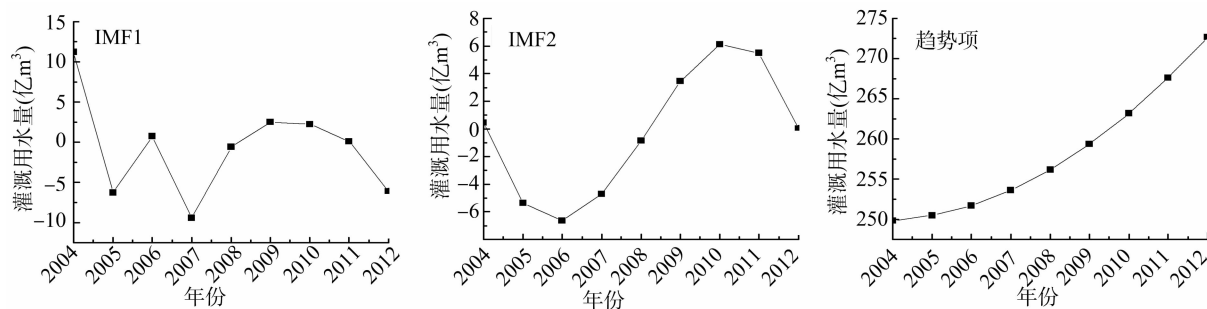


图1 EEMD 分解后各 IMF 信号与趋势项

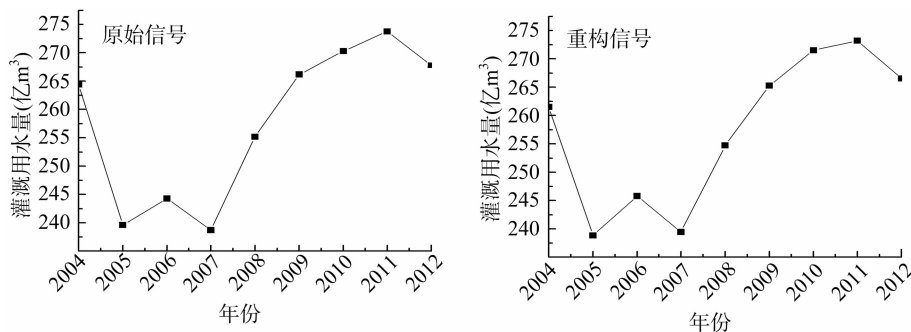


图2 原始信号和重构信号

## 2 实例应用

农业灌溉用水量数据来自江苏省水利厅编制的水资源公报(2004—2013年),整理成时间序列,选取2004—2012年数据作为建模数据,2013年数据作为模型检验数据(表1)。

表1 江苏省农业灌溉用水量

时间序号	年份	灌溉用水量 (亿 m <sup>3</sup> )	时间序号	年份	灌溉用水量 (亿 m <sup>3</sup> )
1	2004	264.4	6	2009	266.2
2	2005	239.6	7	2010	270.3
3	2006	244.3	8	2011	273.8
4	2007	238.7	9	2012	267.8
5	2008	255.2	10	2013	264.1

### 2.1 数据分析

由表1可看出,农业灌溉用水量受降水量的影响出现了较大的波动,整体趋势不明显。例如2004年,江苏省平均降水量为784.3 mm,属于偏枯年,受降水量影响,灌溉水量与其他年限相比有较大的提升。随着先进节水灌溉技术的推广,灌溉用水量增长速度不断减缓,在2011年后出现了负增长。该用水量序列是非平稳时间序列,直接采用时间序列分析方法或灰色模型预测方法预测难以取得满意的结果,因此通过EEMD将原序列分解成平稳序列,然后利用时间序列方法和灰色模型方法预测。

### 2.2 需水量预测

2.2.1 EEMD 分解与重构 EEMD 分解得到2个IMF信号和1个残差趋势项(图1),原始信号与分解重构信号如图2所示。比较发现两者的相对误差都在 $\pm 1\%$ 以内,由此可见EEMD的分解结果是比较合理的,可以利用分解结果进行预测。

2.2.2 IMF 信号预测 对EEMD分解后产生的平稳IMF信号(IMF1、IMF2),采用ARMA模型预测。根据AIC准则和

SBC准则,在Matlab R2010a中编制相关程序进行模型定阶,确定模型分别为ARMA(5,1)、ARMA(4,1),模型预测结果

见图 3-a、图 3-b。由图 3-a、图 3-b 可看出,2004 年与 2005 年预测有较大偏差,但并未影响到后期数据的预测,模型的自适性较高,能够做出快速的调整。预测信号与原始信

号很接近,预测精度较高,该模型可以用于分解所得 IMF 信号的预测。

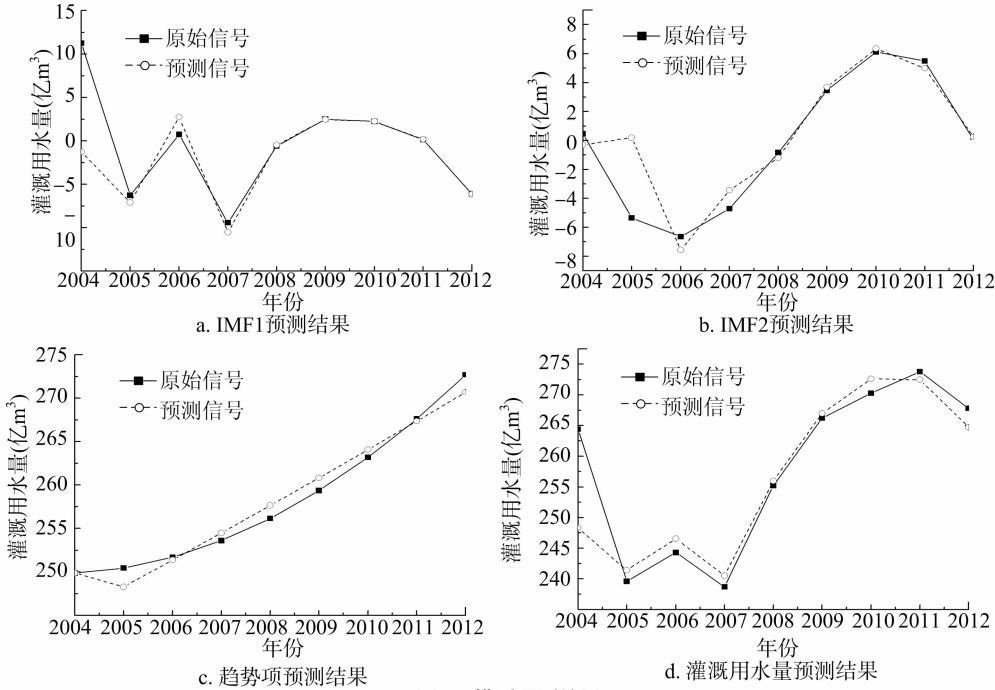


图3 模型预测结果

2.3 模型检验

以 2013 年农业灌溉用水量作为检验样本,模型预测需水量为 261.44 亿 m<sup>3</sup>,实际需水量为 264.1 亿 m<sup>3</sup>,相对误差为 1.01% (表 2),表明该模型预测精度较高,能够很好地预测农业灌溉用水量。

表 2 江苏省农业灌溉用水量预测结果比较

年份	需水量 (亿 m <sup>3</sup> )	需水量预测值 (亿 m <sup>3</sup> )	相对误差 (%)
2004	264.4	248.31	6.09
2005	239.6	241.40	-0.75
2006	244.3	246.53	-0.91
2007	238.7	240.51	-0.76
2008	255.2	255.96	-0.30
2009	266.2	266.98	-0.29
2010	270.3	272.63	-0.86
2011	273.8	272.50	0.48
2012	267.8	264.74	1.14
2013	264.1	261.44	1.01

3 结论

EEMD 能够将灌溉用水量分解成有限个平稳信号和趋势项,重构序列的相对误差在 ±1% 以内,分解效果较好;采用 GM(1,1) 预测趋势项,ARMA 预测各平稳信号,最后综合构成灌溉用水量预测序列,组合模型预测精度较高,2013 年数据检验表明预测相对误差为 1.01%,可用于灌溉用水量的预测。

参考文献:

[1] 吴文荣,丁培峰,忻龙祚,等. 我国节水灌溉技术的现状及发展趋

势[J]. 节水灌溉,2008(4):50-51,54.  
[2] 涂 琴,李 红,蔡 彬,等. 江苏省节水灌溉技术发展现状及趋势[J]. 农机化研究,2013(4):240-244.  
[3] 冯保清. 我国不同尺度灌溉用水效率评价与管理研究[D]. 北京:中国水利水电科学研究院,2013:24-29.  
[4] 沈 岳,曾文辉,欧明文,等. 基于 BP 神经网络的农田灌溉量预测[J]. 农机化研究,2015(4):36-39.  
[5] 唐延芳. 灌溉用水量预测方法的研究[D]. 沈阳:沈阳农业大学,2007:17-19.  
[6] 拜存有,冯 旭,张升堂,等. 灰色等维新息模型在灌溉用水量预测中的应用研究[J]. 西北农林科技大学学报:自然科学版,2004,32(9):115-118.  
[7] 童芳芳,郭 萍. 考虑径流来水不确定性的灌溉用水量预测[J]. 农业工程学报,2013,29(7):66-75.  
[8] 佟长福,史海滨,包小庆,等. 基于小波分析理论组合模型的农业需水量预测[J]. 农业工程学报,2011(5):93-98.  
[9] Huang S, Chang J, Huang Q, et al. Monthly stream flow prediction using modified EMD-based support vector machine[J]. Journal of Hydrology, 2014, 511(0):764-775.  
[10] Wu Z H, Huang N. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method[J]. Proceedings of the Royal Society A - Mathematical Physical and Engineering Sciences, 2004, 460(246):1597-1611.  
[11] Huang N E, Wu Z. A review on Hilbert-Huang transform: method and its applications to geophysical studies [J]. Review of Geophysics, 2008, 46(2):1-23.  
[12] 周文芳,查 轩,黄少燕. 基于灰色 GM(1,1) 模型的闽西红壤农田灌溉需水量预测研究[J]. 亚热带水土保持,2014,26(3):26-29,57.