第28卷 第6期
2002年11月

自 动 化 学 报
ACTA AUTOMATICA SINICA

Vol. 28, No. 6
Nov., 2002

短文

基于小波分解与重构的时间序列预测法[1)]

贺国光　　马寿峰　　李　宇
（天津大学管理学院　天津　300072）
（E-mail：gzwang@public.tpt.tj.cn）

摘　要　一般的时间序列预测方法对非线性非平稳的信号不适用．本文提出了一种基于多分辨率小波分解与重构的预测方法．与一般方法相比，这种方法有效地提高了预测的准确度．

关键词　时间序列，小波分析，交通量短时预测
中图分类号　TP273

A STUDY ON FORECASTING FOR TIME SERIES BASED ON WAVELET ANALYSIS

HE Guo-Guang　MA Shou-Feng　LI Yu
(*Management School of Tianjin University*, *Tianjin*　300072)
(E-mail: gzwang@public.tpt.tj.cn)

Abstract　The general forecasting approaches for time series are incapable of forecasting the time series of nonlinear non-stationary process. In this paper, an approach based on wavelet decomposition and reconstruction(WDR) is put forward. In comparison with the general forecasting approaches, the forecast accuracy of WDR is improved effectively.

Key words　Time series, wavelet analysis, short-term forecasting for traffic volume

1　引言

一系列的时间序列模型，诸如：混合自回归移动平均模型（ARMA），自回归综合移动平均模型（ARIMA），Kalman 滤波等，在解决线性系统平稳的随机时间序列过程问题方面得到了广泛应用．但是在处理具有非线性特征或扰动比较严重的随机时间序列问题时，这些方法就难以奏效了．因为这些方法的前提是假定过程平稳、系统是线性的，系统的干扰是白噪声．然而，实际问题往往突破了这个前提，特别是有人参与的主动系统、社会经济系统的预

1）国家自然科学基金（59978030，70001003）资助
收稿日期　2000-12-06　　收修改稿日期　2001-04-04

测与控制问题. 所以寻求处理这类时间序列的方法一直是人们努力的方向. 作者在研究交通流过程的预测与控制问题时，所面对的正是不确定性很强的非线性非平稳对象. 考虑到小波分析(Wavelets Analysis, WA)是处理非平稳信号的有力工具，本文提出一种基于多分辨率小波分解与重构(Wavelets Decomposition and Reconstruction，WDR)的交通流短时预测方法，在微观仿真系统上做了一系列试验，得到十分满意的结果. 这种方法不仅可以用于交通流的预测，而且可以推广到一般的非线性非平稳的过程的预测上.

2　WDR 原理简介

WDR 的信号处理及预测过程可以用图 1 描述.

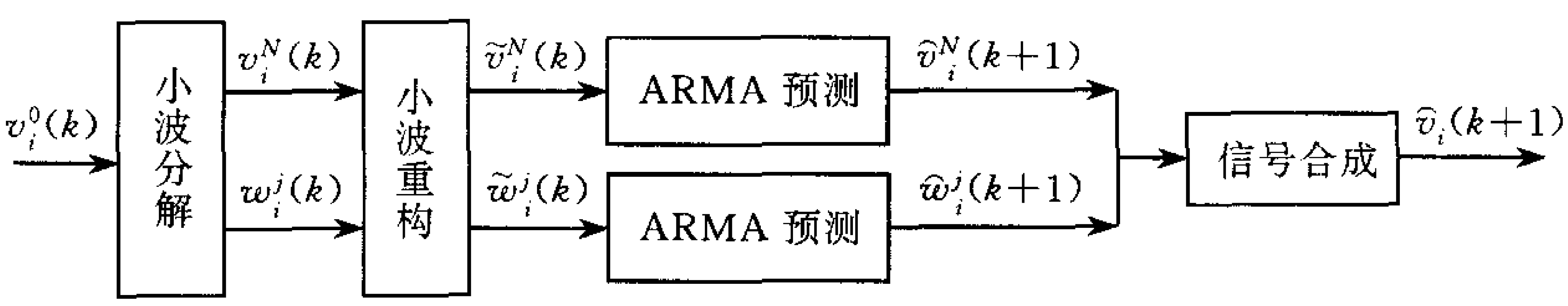

图 1　WDR 原理框图

V_0 代表原始信号的集合，把其中的第 i 组截止到采样周期 k 为止得到的原始时间序列信号记为 $v_i^0(k)$，上标表示分解尺度，这里把原始信号视为 0 尺度上的信号. 显然有 $v_i^0(k)\in V_0$. 对 $v_i^0(k)$进行分解，首先要选定尺度函数 $\phi(t)$、小波函数 $\varphi(t)$及其对应的分解系数序列$\{a_n\}$，$\{b_n\}$，重构系数序列$\{p_n\}$，$\{q_n\}$，确定分解尺度 N 和给出作为判断分解重构达到要求的常数 δ[1]. 利用小波分解公式进行 N 尺度的分解，得到一组基本时间序列信号 $v_i^N(k)$和 N 组干扰信号 $w_i^j(k)$，$(j=1,2,\cdots,N)$，其中序列 $v_i^N(k)$的方差应小于 δ，否则应尝试增大尺度 N. 对分解得到的这 $N+1$ 组时间序列信号分别单独用 Mallat 塔式算法重构到原尺度上，得到 $N+1$ 组在原始尺度上的经过分解重构处理的时间序列信号 $\tilde{v}_i^N(k)$和 $\tilde{w}_i^j(k)$，$(j=1,2,\cdots,N)$. 然后再分别对每一组时间序列信号用 ARMA 模型进行预测，得到 $N+1$ 个预测值 $\hat{v}_i^N(k+1)$和 $\hat{w}_i^j(k+1)$，$(j=1,2,\cdots,N)$. 最后将这些预测值合成就得到预测结果

$$\hat{v}_i^0(k+1)=\hat{v}_i^N(k+1)+\sum_{j=1}^{N}\hat{w}_i^j(k+1) \tag{1}$$

对于 WDR 为什么能够提高预测准确度的机理，本文还不能给出理论证明，对此仅仅能够做如下解释：如果不用小波分析处理信号直接用 ARMA 模型进行预测，是把含有综合信息的一组原始信号 $v_i^0(k)$用统一的方法和参数进行笼统的预测；小波分解与重构实质上是通过不同的带通滤波器将含有综合信息的一组原始信号分解成了 $N+1$ 组特征不同的时间序列信号，其中近似信号 $v_i^j(k)$反映了该时间序列内在的变化趋势，而 $w_i^j(k)(j=1,2,\cdots,N)$反映的是随机扰动带来的影响，二者的规律是不同的. 对特征不同的信号可以选取不同的参数进行预测，这样分别预测的结果再合成，效果会比混在一起做一次预测好.

3　参数的选取

在运用 WDR 进行时间序列预测的过程中，要确定分解深度 N，ARMA 模型的自回归

阶数 p 和移动平均阶数 q. N 取决于 δ 的选取.常数 δ 的选取应当适中,太大的 δ 对应较少的分解次数,可能使分解后的近似信号仍然包含较多的干扰信号,难以准确反映时间序列信号的变化趋势;过小的 δ 要求进行多次尺度分解,可能出现过渡分解. δ 的选择既与信号自身有关,也与使用的尺度函数和小波函数有关.通过实验得出以下规律:信号采样时间间隔越短,分解深度 N 越大. ARMA 模型的阶数 p,q 的选取是依据最常用的 AIC 准则或其它准则,在预测精度与回归阶数之间选出恰当的折中方案.对此本文做了仿真研究,结果表明:当阶数高到一定程度时,模型的精度就不再提高了,不同的采样周期对应着不同的最佳回归阶数.

4 仿真实验结果

考虑交通流量的短时预测.交通流是数以千或万计的人的群体形成的.虽然当统计时间以“日”、“小时”计时会呈现出高峰、低峰的规律,但是当时间尺度缩短至“分”时,则几乎没有统计规律可言,交通流过程呈现出极强的非线性非平稳性.所以依据时间序列预测几分钟后的交通量是一般时间序列方法解决不了的问题.为此本文研究了 WDR,相应的仿真实验也是针对交通流过程做的.在交通流微观仿真系统软件[2]上对道路网产生非平稳的车流,在各个路段上设置车辆检测器,每隔一个采样周期采集一次交通量数据,形成时间序列,同时对下一个采样时刻的交通量同时用 WDR 和 ARMA 模型方法做预测,并用测到的流量对上一个周期的预测值进行检验.我们对各种情况做了较充分的仿真实验,限于篇幅,表 1 仅列出其中一次对比仿真实验的预测结果.

表 1 对比仿真实验结果

采样周期 (s)	平均相对误差		平均绝对误差		均方根误差	
	ARMA	WDR	ARMA	WDR	ARMA	WDR
100	32.96	9.76	4.0	1.2	5.67	1.62

5 结论

WDR 充分利用了小波变换的“数学显微镜”的特点,对不同分量信号分别进行预测再合成,成倍地提高了预测准确度.根据 WDR 的原理,其中的预测方法不一定是 ARMA,也可以用其它方法预测,对不同分量使用不同的预测方法.这一思想可以赋予传统的线性预测模型和其它预测算法以新的生命力.

参 考 文 献

1 程正兴.小波分析算法与应用.西安:西安交通大学出版社,1998. 57~76

2 马寿峰,贺国光,刘 豹.一种通用的城市交通流微观仿真系统的研究.系统工程学报,1998,**13**(4):8~15

贺国光 天津大学系统工程研究所教授,博士生导师.1964 年毕业于天津大学,1981 至 1983 年在德国鲁尔大学作访问学者,从事自适应控制研究.1984 年起主要从事系统工程理论与应用,交通系统工程,城市交通控制系统以及智能交通系统的研究.

马寿峰 工学博士,天津大学系统工程研究所副教授、副所长.1988 年毕业于天津大学系统工程专业,1991 年获系统工程硕士学位,1999 年获博士学位.主要从事交通系统工程、信息管理与信息系统、物流管理的研究.

李 宇 天津大学系统工程研究所硕士研究生.