

非线性时间序列的小波分频预测^{*}

雷 明¹⁾† 韩崇昭¹⁾ 郭文艳^{1,2)} 文小琴¹⁾

¹⁾ 西安交通大学电子与信息工程学院, 西安 710049)

²⁾ 西安理工大学理学院, 西安 710048)

(2004 年 2 月 2 日收到, 2004 年 8 月 1 日收到修改稿)

基于噪声的小波变换特点, 结合小波包分解和模极大重构来抽取含噪信号的主分量, 提出了一种基于最佳尺度分解和 Volterra 自适应滤波的分频预测算法, 使用较少的模型训练样本, 同时具有强的抗噪能力. 该算法克服了传统小波分解尺度选取的盲目性及单纯 Volterra 预测器抗噪性能的不足, 数值仿真表明, 针对含强噪声的非线性信号可进行有效预测.

关键词: 小波分解, Volterra 自适应滤波器, 分频预测

PACC: 0545

1. 引 言

在高频雷达回波中高强度噪声及杂波的存在, 使得大多数弱的目标信号几乎被完全淹掉, 检测变得极其困难. 目前的研究共识为海杂波信号由混沌分量和非混沌分量两部分组成. 比如, Hankey^[1]通过研究 X 波段海杂波, 证明 X 波段海杂波具有混沌特性. 许稼等^[2]针对 X 波段伪码调相连续波(PRC-CW) 的雷达动目标回波的实测数据做了混沌特性分析, 表明这类回波具有混沌特性. 众所周知, 对于混沌序列这种具有确定性的经典非线性序列, 短期预测是可行的. 近年来有很多研究集中在针对混沌时间序列, 重构相空间的演化, 或者根据混沌序列高阶奇异谱特征来优化预测模型, 进而作出短期预测^[3-9].

然而实测回波序列往往不可避免的受到强噪声污染, 这种影响使预测难度增大, 预测精度严重下降, 因此有效去噪成为预测的必要步骤.

小波具有良好的空间局部(紧支撑) 性特点, 可在整体上提取信号的主要特征, 也能刻画任一局部时间或频域内信号的剧烈变化(瞬时变化) ^[10]. 可通过小波多尺度分解提取信号的主分量, 来把握序列的整体演化规律, 在此基础上建立有效非线性预测

算法.

2. 强非线性含噪时间序列的预测

利用小波多尺度分解对信号进行滤波, 可以较好除噪, 结合神经网络进行预测, 已经显示了极大的有效性. 回顾一下小波去噪及神经网络预测的原理, 首先选择合适的小波母函数对信号进行小波变换, 然后在小波域用依赖于信号时间及小波系数大小的阈值来修改小波系数, 最后利用小波逆变换对信号重构, 这样就得到了经过滤波的“干净”信号, 然后再进行神经网络训练并作预测. 可见, 这是一种整体滤波再整体预测的方案, 存在以下局限性: 1) 对于某一具体量测序列, 在某些情况下总是对其某一频段的特性和趋势感兴趣, 并着重在此频段内作进一步分析, 也就是针对目的频段的, 换言之, 原始量测序列存在很大的信息冗余, 因此无必要对数据作全频段处理即整体处理. 2) 先滤波再预测的模式, 计算开销很大. 3) 为了达到足够的精度, 网络训练需要大量样本和较长训练时间, 需离线训练. 而 Volterra 自适应预测器核的辨识仅需要较少的样本, 在选择适当的阶数和记忆长度的情况下只需要较少的辨识时间. 4) Volterra 滤波器更便于结构化的硬件电路实现.

^{*} 国家重点基础研究发展规划基金(批准号 2001CB309403) 资助的课题.

[†] E-mail: leimingxjtu@163.com

本文提出将去噪和预测结合起来的频预测方案.假设只对真实信号低频部分和低频部分的主分量感兴趣.通过多分辨小波模功率谱判断并获得最佳分解尺度,以此尺度对含噪信号作小波包分解,在低频部分和高频部分分别得到一个近似的主分量(略去各自的细节分量组),利用二阶 Volterra 级数进行自适应逼近并作预测,以此主分量预测序列作小波重构而得到原信号的整体预测.

这个过程需要确定四个问题:

1) 分解次数的确定.由于忽略掉的高频和低频部分的细节分量中除噪声外还有有用信号,为避免有用信号的损失的太多,必须有一个分解的最大尺度.若分解级数太小,则不能完全将噪声分量去除,若分解级数太大,有用信号的损失又太多,这必然加大预测误差.本文以小波变换功率谱来得到最大分解尺度.这很大程度上克服了传统小波去噪算法的经验性和盲目性.

2) 选择何种小波基. Daubechies 正交函数具有紧支撑和连续可导的特性^[11],实验表明选择 Daub4 较合适.

3) 去噪算法的选择.相对于小波包“阈值”去噪算法来说,小波包模极大重构去噪算法^[10]具有更明确的物理含义:小波变换模极大包含了信号的峰变性和奇异性,通过修改某些模极大的值来增强奇异性,通过抑制某些极大而去除相应的奇异性.同时,对应于噪声的较小的极大值将被完全去除,使得细微的纹理变化在重构信号中消失,重构信号更加光滑.而较光滑的信号正是 Volterra 滤波模型所需要的.

4) 频段预测模型的建立.仅对低频部分的近似分量和高频部分的近似分量建立预测模型,而令低频部分的细节分量和高频部分的细节分量为零.采用 Volterra 级数逼近,原因有几点:Volterra 自适应滤波模型综合了线性和非线性因素,通过选择适当的阶数和记忆长度,可以充分逼近具有高阶矩特性的非线性信号,便于模块化硬件实现;相对于神经网络来说,训练样本集较小,收敛很快;模型泛化能力强.

3. 小波理论及 Volterra 自适应滤波模型

3.1. 小波变换原理^[10]

对于平方可积一维 Hilbert 空间 $L^2(R)$,若存在函数 $\varphi(t) \in L^2(R)$,即 $\int_{-\infty}^{+\infty} |\varphi(t)|^2 dt < +\infty$,并且

其 Fourier 变换 $\hat{\varphi}(\omega)$ 满足相容性条件: $C_{\varphi} = \int_{-\infty}^{+\infty} |\omega|^{-1} |\hat{\varphi}(\omega)|^2 d\omega < +\infty$,则该函数 $\varphi(t)$ 为一个基小波.通过对基小波作尺度伸缩和平移,得到了基小波函数族

$$\varphi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right).$$

其中 $a, b \in R, a \neq 0$.小波变换为

$$W_{\varphi}f(a,b) = f(t), \varphi_{a,b}(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \varphi_{a,b}^*(t) dt. \quad (1)$$

从(1)式可见,小波变换相当于把信号函数在小波基函数上的投影,或者是把信号与小波函数在尺度为 a ,位置为 b 处进行互相关比较,变换 $W_{\varphi}f(a,b)$ 描述了二者之间的相似程度.投影的大小反映了信号在该尺度上的能量的大小.进一步,由小波变换的内积定理(Moyal 定理)能引出一个类似于 Parseval 定理的关系

$$\int_0^{+\infty} \frac{da}{a^2} \int_{-\infty}^{+\infty} |W_{\varphi}f(a,b)|^2 db = C_{\varphi} \int_{-\infty}^{+\infty} |f(t)|^2 dt,$$

即小波变换模的平方与信号能量成正比,那么在某一尺度下的小波变换系数也就表征着这一尺度下信号能量的分布特点.于是对于二进离散小波变换,本文定义尺度 $a = 2^j$ 上的小波变换模功率为

$$P_j = \sum_k |W_{\varphi}f(2^j, k2^j)|^2, j \in (1, J), J = \log_2 N + 1. \quad (2)$$

3.2. 噪声的小波变换特点

对均值为 0,方差为 σ^2 的白噪声 $n(t)$,依据定义其小波变换为

$$W_{\varphi}n(a,b) = n(t), \varphi_{a,b}(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} n(t) \varphi_{a,b}^*(t) dt,$$

$$\begin{aligned} & E[|W_{\varphi}n(a,b)|^2] \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} E[n(t_1)n(t_2)] \varphi_{a,b}^*(t_1) \varphi_{a,b}(t_2) dt_1 dt_2 \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \sigma^2 \delta(t_1 - t_2) \varphi_{a,b}^*(t_1) \varphi_{a,b}(t_2) dt_1 dt_2 \\ &= \sigma^2 \int_{-\infty}^{+\infty} |\varphi_{a,b}^*(t)|^2 dt \\ &= \frac{\sigma^2}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} \left[\varphi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) \right]^2 dt, \end{aligned} \quad (3)$$

其中 $*$ 表示取共轭.由(3)式可见随着变换尺度的增大,噪声的小波变换系数的均值是递减的.

由小波变换理论^[12]知,有界信号 $f(t)$ 具有 Lipschitz 指数 $\alpha (0 \leq \alpha \leq 1)$ 的 Holder 连续的充要条件是 $|W_\psi f(a, b)| \leq K |a|^{-\alpha-1/2}$, 考虑二进离散小波变换, 得到

$$\log_2 |W_\psi f(2^j, k2^j)| \leq \log_2 K + j(\alpha + 1/2).$$

由此可知, 当 $\alpha \geq -1/2$, 小波变换的模极大将随尺度的增加而增加; 当 $\alpha < -1/2$, 小波变换的模极大将随尺度的增加而减小. 真实信号由于其连续可导, 故 $\alpha \geq -1/2$, 模极大将随着尺度的增大而增大. 对于所有的白噪声或时间抖动噪声, 由于不连续性, 其 Lipschitz 指数 $\alpha < -1/2$ 对应的小波变换系数的模极大将随着尺度的增大而减小的.

由于小波是线性变换, 满足叠加性, 因此不存在交叉项. 但它引出的能量分布函数却不同, 对于含叠加性噪声 $n(t)$ 的量测信号 $f(t) = s(t) + n(t)$, 存在变换

$$\begin{aligned} |W_\psi f(a, b)|^2 &= |W_\psi s(a, b) + W_\psi n(a, b)|^2 \\ &= [W_\psi s(a, b) + W_\psi n(a, b)] [W_\psi s(a, b) \\ &\quad + W_\psi n(a, b)]^* \\ &= |W_\psi s(a, b)|^2 + |W_\psi n(a, b)|^2 \\ &\quad + W_\psi s(a, b) W_\psi^* n(a, b) \\ &\quad + W_\psi n(a, b) W_\psi^* s(a, b) \\ &= |W_\psi s(a, b)|^2 + |W_\psi n(a, b)|^2 \\ &\quad + 2 |W_\psi s(a, b)| |W_\psi n(a, b)| \\ &\quad \times \cos(\theta_s - \theta_n), \end{aligned} \tag{4}$$

其中 θ_s, θ_n 分别是 $W_\psi s(a, b), W_\psi n(a, b)$ 的幅角. 由 (4) 式可见小波模的交叉项只是出现在 $W_\psi s(a, b), W_\psi n(a, b)$ 同时不为零的 (a, b) 处, 也就是二者的交叠区域, 这和 Wigner-Ville 分布的交叉项是完全不同的. 高斯白噪声通常被认为是一种高频能量分布, 尽管它在信号频带的高频段有较多的分布, 但它仍在包括低频段在内的整个信号空间弥散存在, 只不过随着尺度的增加, 它传播不远而迅速降低, 所以需要在全频带范围内对含噪信号进行处理. 本文采用小波包分解, 以期得到信号在高频带和低频带所包含的有用信号分量.

3.3. 信号的小波包分解

对于二进尺度的小波多分辨率分析, 每次将信号频带一分为二, 并且对低频段迭代进行分解, 具有在高频段的频率分辨率差, 而在低频段时间分辨率差的特点. 小波包分解可以对多分辨率分析没有分解的

高频段作进一步分解. 小波包分解算法为^[10, 11]

$$\begin{aligned} d_{j, 2n}^l &= \sum_k d_{j-1, n}^k h_{k-2l}, \\ d_{j, 2n+1}^l &= \sum_k d_{j-1, n}^k g_{k-2l}. \end{aligned} \tag{5}$$

对应的重构算法为

$$d_{j, n}^l = \sum_k (d_{j+1, 2n}^k h_{l-2k} + d_{j+1, 2n+1}^k g_{l-2k}), \tag{6}$$

其中 $j = 1, 2, \dots, J; n = 1, 2, \dots, 2^j - 1; \{h_n\}, \{g_n\}$ 分别为低通和高通滤波器. 计算上采用 Mallat 塔形算法^[8].

3.4. Volterra 自适应预测滤波器

理论研究和实践已经表明, 实际中大量非线性系统可用 Volterra 级数展开式来表示.

在实际应用中无穷级数形式的 Volterra 级数必须采用有限截断及有限求和的形式, 例如, 采用二阶截断求和的形式可表示如下:

$$\begin{aligned} \hat{f}(n+1) &= h_0 + \sum_{m=0}^{N_1-1} h_1(m) f(n-m) \\ &\quad + \sum_{m_1=0}^{N_2-1} \sum_{m_2=m_1}^{N_2-1} h_2(m_1, m_2) \\ &\quad \times f(n-m_1) f(n-m_2), \end{aligned} \tag{7}$$

其中 $h_n(\cdot)$ 为 n 阶 Volterra 核. (7) 式对应的滤波器系数的总个数为 $1 + N_1 + N_2(N_2 + 1)/2$. 将上式进行状态扩展, 写成线性状态方程形式

$$\hat{F}(n+1) = H^T(n)F(n), \tag{8}$$

式中, 输出 $\hat{F}(n+1)$ 为输入矢量 $F(n)$ 的预测, $F(n)$ 为

$$\begin{aligned} F(n) &= [1, f(n), f(n-1), \dots, f(n-N_1+1), \\ &\quad f^2(n), f(n)f(n-1), \dots, f^2(n-N_2+1)], \end{aligned}$$

核系数矢量为

$$\begin{aligned} H(n) &= [h_0, h_1(0), h_1(1), \dots, h_1(N_1-1), \\ &\quad h_2(0, 0), h_2(0, 1), \dots, h_2(N_2-1, N_2-1)]^T. \end{aligned}$$

对 (8) 式的核系数可以采用多种线性 FIR 滤波器自适应算法来确定, 本文采用文献 [13] 所用的时间正交 (TDO) 算法, 描述为

$$\begin{aligned} d(n) &= f(n), \\ \hat{d}(n) &= H^T(n-1)F(n-1), \\ H(n) &= H(n-1) + K \frac{F(n-1)}{F^T(n)F(n)} d(n-1), \\ e(n) &= d(n) - \hat{d}(n), \\ \hat{f}(n) &= \hat{d}(n), \end{aligned} \tag{9}$$

其中 K 为收敛性能控制参数.

根据以上分析,去噪和分频预测算法的步骤为:

1)对含噪信号作二进多尺度分解如(5)式,通过求各尺度上小波系数的模极大值

$$\begin{aligned}
 &W_{\psi}(2^{-j},k2^{-j}) \\
 &= f(t),\psi_{2^{-j},k2^{-j}}(t) \\
 &= |2|^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi^*(2^{-j}t - k)dt. \quad (10)
 \end{aligned}$$

并由(2)式计算每个尺度上小波模极大的功率 $P_{j,j}$ $= 1, 2, \dots$,当它在某一尺度开始显著增大时,这一尺度就作为小波包分解的最大尺度 J_{max} ,这也是最佳分解尺度.因为随着尺度的增加,噪声变换模极大值功率在减小,而且其必然传播不远而迅速降低到最低.同时信号变换模功率在增大,而且在某一尺度下会显著增大.这一尺度就是临界点,小于这一尺度噪声未降低到最低,大于这一尺度则会有有用信号的损失.

2)根据(5)式,以最大分解尺度 J_{max} 对含噪信号进行小波包分解,进行第一级去噪.选择 Daubechies 紧支撑正交函数为母小波,分解尺度应满足 $j \in (1, J)$, $J = \log_2 N + 1$ 为最大分解尺度, N 为数据长度.

3)对低频部分的近似分量和高频部分的近似分量分别作模极大重构,而令低频部分的细节分量和高频部分的细节分量为零,即 $W_{2^j,k2^j} = 0$,进行第二级去噪.根据(8)式,建立 Volterra 自适应预测模型,根据(9)式对重构分量进行 Volterra 核辨识,依据辨识得到的 Volterra 模型对重构分量作预测.

4)根据(6)式,以预测序列作为小波尺度系数进行小波重构,得到最终的原始量测的预测信号.

4. 数值试验及分析

在已有文献中,注意到文献[8]是基于混沌序列高阶奇异谱特征,通过简化 p 阶 Volterra 级数展开式而得到了所谓高阶非线性有限冲激响应(HONFIR)模型,并用时间正交(TDO)算法[13]进行混沌序列的自适应预测.本文算法则着重在于预测的抗噪性能上,下面在此方面和文献[8]作一下比较.选择著名的 Lorenz 系统来产生实验数据

$$\begin{aligned}
 dx/dt &= a(y - x), \\
 dy/dt &= bx - y - xz, \\
 dz/dt &= xy - cz,
 \end{aligned} \quad (11)$$

其中 $a = 16, b = 45.92, c = 4$,初值为 $(x_0, y_0, z_0) = (0.1, 0.1, 0.1)$,用四阶 Runge Kutta 法作数值计算,

产生 12000 点的混沌序列,去除前后各 1000 点的过渡点,以中间的 10000 点作为真实信号序列,并用下式对混沌序列作归一化处理[8]:

$$\begin{aligned}
 x(i) &= (y(i) - \bar{y}) / \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (y(j) - \bar{y})^2 \right)^{1/2}, \\
 & \quad i = 1, \dots, N, \\
 \bar{y} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y(i),
 \end{aligned} \quad (12)$$

其中 $\{y(i)\}$ 是原始混沌序列, $\{x(i)\}$ 是归一化序列, $\{\hat{x}(i)\}$ 是预测序列, N 为混沌序列总长度.预测相对误差定义为

$$P_{err} = \frac{\sum_{k=1}^{N_p} (\hat{x}(k) - x(k))^2}{\sum_{k=1}^{N_p} x^2(k)}, \quad (13)$$

此式为预测序列的评价标准.

对 x 分量叠加 SNR 为 30dB 的高斯白噪声而得到含噪序列,经过步骤 1 处理后,得到图 1 所示的各尺度上的小波系数模功率谱,总的呈现下降趋势,在大约 $J = 3$ 时开始显著增加,实验表明以此作为小波包分解的最佳尺度即最大分解尺度(J_{max})去噪效果较好.经过步骤 2,在低频部分和高频部分分别得到近似主分量,利用小波包模极大重构算法仅作 3 次迭代,得到光滑的“干净”信号,以此信号的十分之一即 1000 点作训练样本辨识阶次 $p = 3$ 的 Volterra 核,记忆长度 $N_1 = N_2 = N_3 = 9$,辨识的结束准则为 $|RMSE_{j+1} - RMSE_j| < 10^{-2}$, j 为第 j 次迭代, RMSE 为均方根误差.然后以剩余序列产生预测序列,经过步骤 4 得到原信号的预测序列.图 2,图 3 显示了在 SNR 为 30dB 情况下小波分频预测算法的抗噪性较好.在表 1 中比较了 SNR 从大到小变化时,小波分频预测的相对误差增长的幅度不大并且比较平稳,而文献[8]增长的幅度大并且随 SNR 的减小而急剧增大.

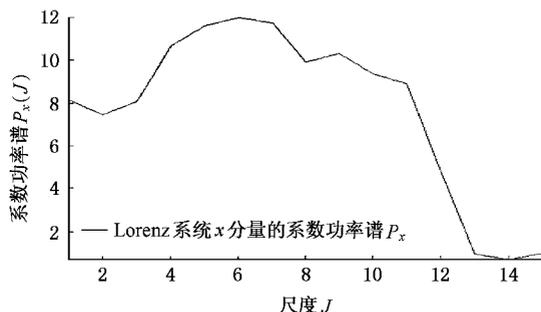


图 1 Lorenz 系统的 x 分量的多尺度系数功率谱(SNR = 30dB)

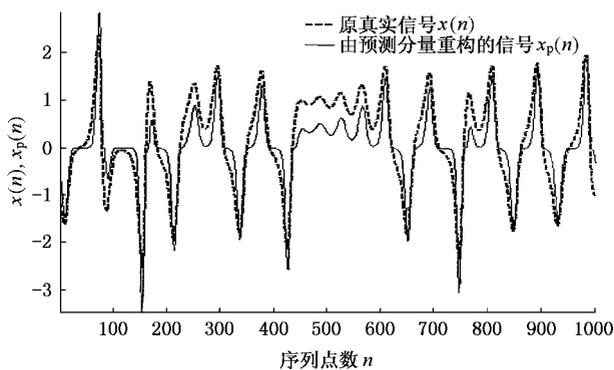


图2 Lorenz 系统的 x 分量的真实信号与其经 Volterra 分频预测后的重构信号 ($p=3$, SNR = 30dB)

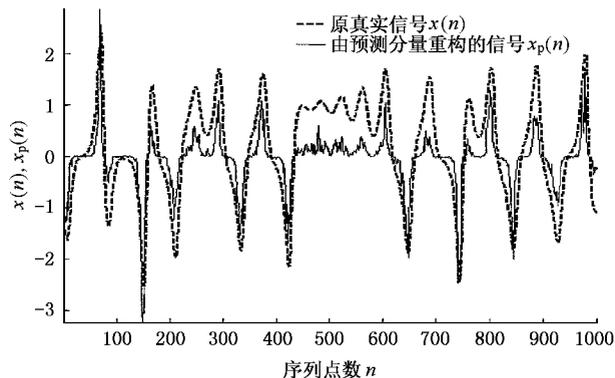


图3 Lorenz 系统的 x 分量的真实信号与文献 [8] 的预测模型预测的信号 ($p=3$, SNR = 30dB)

表1 阶次 $p=3$ 时不同信噪比下的相对误差比较

SNR/dB	40	30	20	15	10
文献 [8] 模型的相对误差 P_{err}	6.41×10^{-2}	9.42×10^{-2}	13.13×10^{-2}	17.24×10^{-2}	22.89×10^{-2}
本文的相对误差 P_{err}	2.45×10^{-2}	2.98×10^{-2}	3.59×10^{-2}	4.11×10^{-2}	4.71×10^{-2}

在上述实验中发现,虽然阶次 p 表征着预测模型的非线性拟合能力,对预测性能有一定影响,但更高的阶次并不意味着更好的预测性能,在 p 为 3 时预测的相对误差比 p 为 2, 4, 5 时要小,这和文献 [8] 的结论一致.还发现,预测值在原信号缓变部分表现出较平缓跟踪,在原信号峰变处表现为高的奇异性峰值,事实上这对于峰值检测很有利.

5. 结 论

雷达目标跟踪的首要问题就是跟踪预测,在高频雷达回波中高强度噪声的存在,使得雷达数据处理中的预测变得很困难,鉴于此,本文提出了一种基于小波包最佳尺度分解和 Volterra 自适应滤波的分

频预测算法,将信号主分量的小波包分解提取和 Volterra 自适应预测相结合,目的在于在满足预测精度的前提下,使用较少的模型训练样本,同时具有强的抗噪能力.该算法克服了传统小波分解尺度选取的盲目性及单纯 Volterra 级数预测器抗噪性能的不足.利用典型的非线性信号——Lorenz 混沌序列和加性高斯白噪声,在不同信噪比下仿真来验证本算法的去噪及预测能力,实验表明预测效果较好.本文对于高频和低频主分量的预测采用 Volterra 级数的截断和,若针对不同频段分别采用不同阶次的 Volterra 滤波器,并且记忆长度也具有针对性,其预测效果会更好.理论上,分频预测不限于混沌序列,可对任一复杂含噪时间序列进行预测.

- [1] Hankey S 1995 *Proceeding of the IEEE* **83** 94
- [2] Xu J *et al* 2003 *Tsinghua Univ Sci & Tech* **43** 934 (in Chinese) [许稼等 2003 清华大学学报(自然科学版) **43** 934]
- [3] Zhang J S *et al* 2004 *Acta Phys. Sin.* **53** 710 (in Chinese) [张家树等 2004 物理学报 **53** 710]
- [4] Tan W *et al* 2003 *Acta Phys. Sin.* **52** 795 (in Chinese) [谭文等 2003 物理学报 **52** 795]
- [5] Gan J C and Xiao X C 2003 *Acta Phys. Sin.* **52** 2995 (in Chinese) [甘建超、肖先赐 2003 物理学报 **52** 2995]
- [6] Gan J C and Xiao X C 2003 *Acta Phys. Sin.* **52** 1096 (in Chinese) [甘建超、肖先赐 2003 物理学报 **52** 1096]
- [7] Gan J C and Xiao X C 2003 *Acta Phys. Sin.* **52** 1102 (in Chinese) [甘建超、肖先赐 2003 物理学报 **52** 1102]
- [8] Zhang J S and Xiao X C 2000 *Acta Phys. Sin.* **49** 1221 (in Chinese) [张家树、肖先赐 2000 物理学报 **49** 1221]
- [9] Zhang J S and Xiao X C 2001 *Chin. Phys.* **10** 390
- [10] S. Mallat 2000 *A Wavelet Tour of Signal Processing* (Second Edition) (USA: Academic Press)
- [11] Daubechies I 1988 *Comm Pure and Appl. Math.* **41** 909
- [12] Cheng Z X 1998 *Application and Algorithmic of Wavelet Analysis* (Xi 'An: Xi 'An JiaoTong Univ. Press) (in Chinese). [程正兴 1998 小波分析算法与应用(西安:西安交大出版社)]

A novel subband forecast method for nonlinear time series using wavelet transform *

Lei Ming¹⁾ Han Chong-Zhao¹⁾ Guo Wen-Yan^{1,2)} Wen Xiao-Qin¹⁾

¹⁾(School of Electronic Information Engineering , Xi 'an Jiaotong University , Xi 'an 710049 ,China)

²⁾(School of Science , Xi 'an University of Technology , Xi 'an 710048 ,China)

(Received 2 February 2004 ; revised manuscript received 1 August 2004)

Abstract

In this paper , a new method is proposed to implement subband forecast within the nonlinear noisy time series based on abstracting and reconstruction of the signal 's main components and adaptive Volterra filter theory. By considering noise 's wavelet transform characteristic ,the main component of noise signal is abstracted by using the wavelet package decomposition in an appropriate scale and the maximum module reconstruction algorithm ,then the forecast components are brought from adaptive Volterra forecast filter to reconstruction the final signal. This method improves the traditional blindness in selecting scale in wavelet decomposing denoise ,avoids the shortage of antinoise capability of Volterra series model used singly. The simulated results show that it is a practicable and effective method for nonlinear noise signal.

Keywords : wavelet decompose , Volterra adaptive filter , sub-band forecast

PACC : 0545

* Project supported by the State Key Development Program for Basic Research of China (Grant No. 2001CB309403).