

基于混沌时间序列建模的频谱状态持续时长预测

张茜* 刘光斌 郭金库 余志勇
(第二炮兵工程大学 西安 710025)

摘要: 为提高频谱利用率,该文利用非线性动力学理论对频谱状态持续时长序列进行建模并预测。以实际采集的频谱数据作为研究对象,采用指向导数法对该时长序列进行非一致延长时间相空间重构,利用基于尺度的Lyapunov指数判定其混沌特性。以基于Davidon-Fletcher-Powell方法的二阶Volterra预测模型(DFPSOVF)为基础,提出一种基于限域拟牛顿方法的Volterra自适应滤波器系数调整模型,并将该模型应用于具有混沌特性的短时频谱状态持续时长预测,通过自适应剔除对预测贡献小的滤波器系数,降低预测模型的复杂度。实验结果表明该算法在保证预测精度的同时降低运算复杂度。

关键词: 频谱感知; 频谱预测; 混沌; 限域拟牛顿方法

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2015)04-0868-06

DOI: 10.11999/JEIT140959

Prediction of Spectrum State Duration Based on Chaotic Time Series Modelling

Zhang Qian Liu Guang-bin Guo Jin-ku Yu Zhi-yong
(The Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China)

Abstract: In order to enhance the spectrum utilization, this paper uses the nonlinear dynamics theory for modeling and prediction of spectrum state duration. Firstly, the real spectrum state duration is investigated. Then, this study uses the directional derivative to accomplish the state-space reconstruction of the spectrum time series with the non-uniform time delays. Finally, the Scale-Dependent Lyapunov Exponent (SDLE) is used to determine the characteristics of chaos. Based on the Davidon-Fletcher-Powell-based Second Order of Volterra Filter (DFPSOVF) method, a novel Volterra model with adaptive coefficient adjusting using Limited storage Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno quasi-Newton (L-BFGS) method is proposed. Furthermore, the proposed model is applied to predict the short-term spectrum with chaotic characteristics. To reduce the complexity of this new model, the useless filter coefficients are eliminated adaptively. The numerical simulations show that the new algorithm can reduce the complexity and guarantee prediction accuracy.

Key words: Spectrum sensing; Spectrum prediction; Chaos; Limited storage quasi-Newton method

1 引言

频谱预测技术作为频谱感知技术的有效辅助手段,可有效提高认知用户接入成功率,减少切换次数及能量损耗,改善频谱感知整体性能。目前频谱预测主要基于马尔可夫模型、移动平均模型、自回归模型和机器学习方法等实现^[1-4],但由于所建模型不完善导致误差积累,给频谱状态持续时长预测带来很大挑战。

文献[5]研究了频谱空洞的不均匀性,结果表明频谱空洞与频率、无线传播环境、授权用户活动频率等都有关系,文献[6]研究了频谱空闲持续时间分布,表明其分布“遵从类似指数形式的分布,但并不

不是一个独立的分布”。以上研究表明频谱状态持续时长是一种受多种因素影响的非线性变化过程^[5,6],理论上更准确的预测方法是利用非线性动力学理论针对短时频谱状态持续时长进行建模并预测。混沌时间序列预测是一种针对非线性时间序列的典型预测方法,可根据时间序列本身所具有的客观规律直接建模,提高预测精度和可信度^[7]。应用混沌时间序列预测的前提是进行混沌判定,以保证时间序列可以在相空间重构。

混沌时间序列 Volterra 自适应预测方法由文献[8]提出,归一化最小均方算法(Normalized Least Mean Square, NLMS)等方法在自适应预测中得到了广泛应用。但该算法在迭代时只能采用固定步长,步长取值过小收敛速度较慢,步长取值过大预测精度降低。文献[9]研究了一种基于后验误差假设并具有可变收敛因子的DFP方法的二阶 Volterra 自适应

2014-07-21 收到, 2014-12-11 改回

国家自然科学基金青年科学基金(61201120)资助课题

*通信作者: 张茜 smmeg@163.com

滤波器, 实现了步长自适应调整, 但该算法以记忆长度 m 的 4 次方急剧增加, 较高的运算复杂度造成其在硬件实现方面存在很大困难。在频谱预测问题中, 若采用上述方法则会极大限制移动终端设备预测功能的实现。文献[8]指出, 自适应收敛后的滤波系数 $\mathbf{W}(n)$ 为一稀疏矢量, 这为简化滤波器结构提高预测效率提供了可能性。在文献[8]研究的基础上, 文献[10]基于稀疏 Volterra 模型研究了一种通过减少无效滤波器系数的预测方法, 降低了预测模型的复杂度, 但仍存在 NLMS 算法的固有问题。

基于上述分析, 本文以模拟无线通信系统的频谱数据作为研究对象, 采用指向导数方法进行非一致延迟时间相空间重构; 采用基于尺度的 Lyapunov 指数 (Scale-Dependent Lyapunov Exponent, SDLE) 方法判断频谱状态持续时长序列的混沌特性; 按照限域拟牛顿 (Limited storage Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno quasi-Newton, L-BFGS) 方法对近似逆矩阵的递归更新公式进行推导; 自适应剔除对预测贡献较小的滤波器系数并降低了复杂度; 最后, 进行算法分析及仿真实验。

2 频谱状态持续时长描述及数据获取

2.1 频谱状态持续时长

本文考虑机会频谱接入方式, 即当授权用户不存在 (该频带空闲, 也称“频谱空洞”) 时, 认知用户才接入该频带, 因此, 在这种应用场景中, 频谱占用状态只有占用和空闲两种。如果在某一段时间频谱占用状态没有发生改变, 则将这段时长称为频谱状态持续时长。通常采用频谱感知技术确定频谱使用状态, 由于能量感知方法^[1]实现简单, 所以得到了广泛应用。考虑感知周期为 T 的情况, 若经连续 m_i 次感知, 频谱占用/空闲状态均不变, 则频谱状态持续时长为 $m_i^{\text{on}}T / m_i^{\text{off}}T$, 由于频谱状态总是占用或者空闲, 假设开始时频谱状态是占用, 则形成的时间序列为

$$\{m_i\} = \{m_1^{\text{on}}T, m_2^{\text{off}}T, m_3^{\text{on}}T, \dots\} \quad (1)$$

由于 T 固定不变, 因此, 该时间序列去掉相同乘积项因子 T 后, 记为

$$\{m_i\} = \{m_1^{\text{on}}, m_2^{\text{off}}, m_3^{\text{on}}, \dots\} \quad (2)$$

2.2 模拟实验、数据获取及预处理

本实验架设模拟车载无线通信系统, 该通信系统中的各种电磁信号通过天线之间的耦合形成严重的电磁干扰, 对授权用户的活动频度造成影响。设置 1 个授权用户, 授权用户模拟现实中的行为使用授权频带发送信号 (发送信号使用的天线为双锥天线), 设置 5 个认知用户, 使用 DPO71604B 示波器

采集数据, 利用文献[11]介绍的能量感知方法进行频谱感知, 并记录每次感知的频谱状态, 最后根据式 (2) 对其进行处理, 从而得到图 1 所示的曲线。采用传统线性预测方法进行频谱状态持续时长预测容易忽略部分影响因素, 因此, 考虑采用混沌时间序列预测方法对其进行研究。

3 频谱状态持续时长序列的混沌特性分析

图 1 所示为无线电磁传播环境下采集并处理得到的频谱状态持续时长序列, 其具有高度非线性且非平稳。为便于分析, 首先对该状态持续时长序列 $\mathbf{u} = \{u_i\}, i = 1, 2, \dots, N$ 按式 (3) 进行归一化处理, 归一化后时长序列将保持原时长序列相空间中特征。

$$x_i = \frac{u_i - \langle \mathbf{u} \rangle}{|\max\{\mathbf{u}\} - \min\{\mathbf{u}\}|}, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

其中, $\langle \mathbf{u} \rangle$ 为采集到时长序列的平均值, $\max\{\mathbf{u}\}$ 及 $\min\{\mathbf{u}\}$ 分别为时长序列的最大值和最小值。 $\{x_i\}, i = 1, 2, \dots, N$ 为归一化后的时长序列。

3.1 频谱状态持续时长序列相空间确定性成分分析

若频谱状态持续时长序列中包含混沌成分, 利用低通、高通、带通等滤波器对其降噪将会破坏其确定性结构^[12,13]。非线性降噪方法能够在不破坏被测时长序列中确定性成分的情况下, 对其随机成分进行滤除, 从而可进一步用于混沌特性分析。又由于被测时长序列具有很强的随机性, 因而采用非线性自适应降噪算法^[14,15]对其确定性成分进行分析。

非线性自适应降噪算法首先将时长序列分成长度为 $2n+1$ 的点段, 邻段相互重叠 $n+1$ 个点, 然后分别对每一段进行阶数为 K 的多项式拟合。记第 i 段及第 $i+1$ 段拟合得到的时长序列分别为 $y^{(i)}(l_1), y^{(i+1)}(l_2), l_1, l_2 = 1, 2, \dots, 2n+1$, 并定义重叠区域的拟合多项式为

$$y^{(c)}(l) = \omega_1 y^{(i)}(l+n) + \omega_2 y^{(i+1)}(l), \quad l = 1, 2, \dots, n+1 \quad (4)$$

其中, $\omega_1 = [1 - (l-1)/n], \omega_2 = (l-1)/n$ 可以写为 $(1 - d_j/n), j = 1, 2, d_j$ 定义了 $y^{(j)}$ 和 $y^{(j+1)}$ 中心之间的距离。本文在采用上述方法进行降噪时参数设置如下: 假设归一化后的时长序列为 $\{x_i\}, i = 1, 2, \dots, N$, 延迟时间设为 $\tau = 30$, 多项式阶数 $K = 4$, 分段长度 $2n+1$, 其中, $n = 7$, 则相空间轨线在 $x_i - x_{i+30}$ 平面上的投影如图 2 所示。

从图 2 中可以看出该相空间轨线存在奇异吸引子结构, 因而可确定该时长序列中具有确定性成分。下面将从相空间重构方面对该序列做进一步分析。

3.2 频谱状态持续时长序列的非一致延迟时间相空间重构

传统的相空间重构定理^[16]中只要选取合适的嵌

入维 m 和延迟时间 τ ，就可以得到与原系统同胚的嵌入系统。通过分析嵌入系统即可得到原系统的演化规律。复杂电磁环境下频谱状态持续时长序列具有高度非平稳性，利用传统相空间重构法将会产生较大重构误差。非一致延迟时间相空间重构法^[17]可通过选取不同延迟时间实现对非平稳时长序列的较优重构。

假设采用非一致延迟时间相空间重构时选取的一组延迟时间为 $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{m-1}$ ，此时重构后系统在时刻 t 的状态矢量可以表示为： $\mathbf{x}(t) = [x(t), x(t - \tau_1), \dots, x(t - \tau_{m-1})]$ ，其中 m 为重构相空间的维数。为抑制重构后各状态量间的冗余，本文采用指向导数法^[17]对时长序列进行非一致延迟时间相空间重构，如图 3 所示，得到了各坐标量间冗余和延迟时间的关系，指向微分值 ϕ'_i (ϕ'_i 表示 $i-1$ 维重构空间计算得到的指向微分值) 越大则冗余量越小，因而延迟时间应对应各曲线的最大值，分别为 (0, 18, 31, 40, 84, 96)。

3.3 基于 SDLE 的频谱状态持续时长序列混沌特性分析

传统的混沌判断方法是通过计算由时间序列求解得到的最大 Lyapunov 指数是否大于零来判断其混沌性^[18]。然而，对于非平稳时长序列这一结论并不完全正确，如对经济时间序列的分析发现其最大 Lyapunov 指数小于零，但其已被证明是混沌的^[18]。基于尺度的 Lyapunov 指数(SDLE)不仅能够准确地区分出低维混沌与噪声，并且能对高维混沌及间歇混沌进行准确检测，也能准确地对非平稳时间序列进行检测^[19]。因此，本文利用 SDLE 方法对频谱状态持续时长序列进行检测。

在采用 SDLE 方法进行混沌分析时，根据 3.2 节重构得到的相空间中，定义两个邻近轨线间的初始距离为 ε_0 ，且在 t 时刻及 $t + \Delta t$ 时刻之间的距离分别为 ε_t 和 $\varepsilon_{t+\Delta t}$ ，尺度定义为

$$\lambda(\varepsilon_t) = \frac{\ln \varepsilon_{t+\Delta t} - \ln \varepsilon_t}{\Delta t}$$

首先，寻找满足式(5)的相空间点对 (V_i, V_j) ，要求初始偏离在一定的范围内：

$$\varepsilon_k \leq \|V_i - V_j\| \leq \varepsilon_k + \Delta \varepsilon_k, \quad k = 1, 2, 3, \dots \quad (5)$$

其次，式(5)从几何角度定义了一个高维球壳，通过分析该球壳中点对 (V_i, V_j) 的平均演化规律来研究尺度。

综上所述：

$$\lambda(\varepsilon_t) = \frac{\langle \ln \|V_{i+t+\Delta t} - V_{j+t+\Delta t}\| - \ln \|V_{i+t} - V_{j+t}\| \rangle}{\Delta t}$$

其中，在分析混沌时间序列时必须满足 $|j-i| \geq t_{win}$ ， t_{win} 为时间窗，通常取 $t_{win} > (m-1)L$ 可消除 V_i 及 V_j 相互处于切向运动方向的影响。

又 $A(t) = \langle \ln \|V_{i+t} - V_{j+t}\| - \ln \|V_i - V_j\| \rangle$ ，被称作是基于时间的指数 (Time-Dependent Exponent, TDE) 曲线。由于 $A(t) = \ln \varepsilon_t - \ln \varepsilon_0$ ，因此，尺度为相对于 $\varepsilon_t = \varepsilon_0 e^{A(t)}$ 的斜率。

由图 4(a)可以看出，频谱状态持续时长序列在同一尺度下的平均初始误差增长曲线在开始时呈指数形式，其增长率即为最大的正 Lyapunov 指数，因此，可以判断该时长序列是混沌的。由图 4(b)可知 $\lambda(\varepsilon)$ 在很短一段保持常数，文献[18]研究指出，若一个时间序列是混沌的， $\lambda(\varepsilon)$ 必须在一段范围 $(\varepsilon_1, \varepsilon_2)$ 内近似为一常数，且 $\lg(\varepsilon_2 / \varepsilon_1)$ 近似为 1/2，则说明该时长序列具有高维混沌特性。

需要指出，本文的实验数据来自模拟无线通信系统，因此不能涵盖所有频谱情况。对于其他指定的频谱数据，只有先确定其混沌特性，才可以进行混沌预测。

4 频谱状态持续时长的混沌时间序列预测

本节利用基于 L-BFGS 算法的 Volterra 预测模型对采样到的数据进行预测研究。

4.1 基于拟牛顿算法的 Volterra 预测模型

采用拟牛顿算法的 Volterra 预测模型，其滤波器系数更新公式为

$$\mathbf{W}_n = \mathbf{W}_{n-1} + 2\mu_n e_n \mathbf{D}_{n-1} \mathbf{U}_n \quad (6)$$

其中， e_n 表示后验误差，其定义为

$$e_n = y_n - \mathbf{W}_{n-1}^T \mathbf{U}_n \quad (7)$$

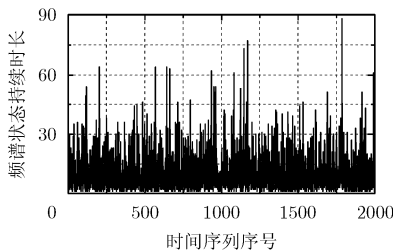


图 1 处理后频谱占用状态持续时长序列

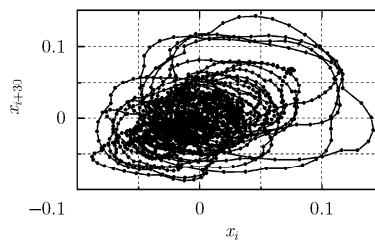


图 2 降噪后频谱状态持续时长序列 $x_i - x_{i+30}$ 平面投影

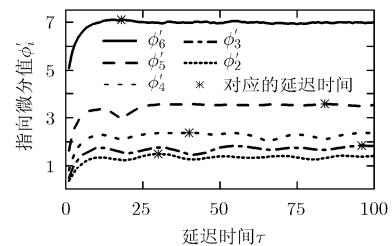


图 3 非一致延迟时间重构

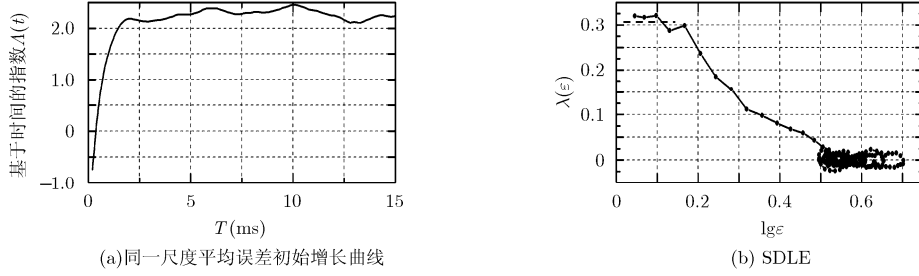


图 4 基于 SDLE 的频谱状态持续时长序列混沌特性分析

μ_n 表示步长，其表达式为

$$\mu_n = \mathbf{U}_n^T \mathbf{D}_{n-1} \mathbf{U}_n / 2 \quad (8)$$

\mathbf{D}_{n-1} 表示输入信号的近似自相关逆矩阵 $\widehat{\mathbf{H}}_{n-1}^{-1}$, y_n 表示期望信号, \mathbf{U}_n 表示当前时刻的输入向量。拟牛顿法的运算复杂度主要来自于近似逆矩阵 \mathbf{D}_{n-1} 的更新, 考虑采用 L-BFGS 算法^[20]进行 $\widehat{\mathbf{H}}^{-1}$ 的递归更新, 然后对滤波器结构进行优化。

4.2 采用 L-BFGS 法的自相关逆矩阵递归更新方法

采用 L-BFGS 法进行自相关逆矩阵的递归更新, 更新公式为

$$\begin{aligned} \mathbf{D}_n &= (\mathbf{I} - \rho_{n-1} \mathbf{p}_{n-1} \mathbf{q}_{n-1}^T) \mathbf{D}_{n-1} (\mathbf{I} - \rho_{n-1} \mathbf{q}_{n-1} \mathbf{p}_{n-1}^T) \\ &\quad + \rho_{n-1} \mathbf{p}_{n-1} \mathbf{q}_{n-1} \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{p}_{n-1} = \mathbf{W}_n - \mathbf{W}_{n-1}$, $\mathbf{q}_{n-1} = 2\mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^T \mathbf{p}_{n-1}$, $\rho_{n-1} = 1 / \mathbf{q}_{n-1}^T \mathbf{p}_{n-1}$ 。将式(8)代入式(6)得

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_n &= \mathbf{W}_{n-1} + 2\mu_n e_n \mathbf{D}_{n-1} \mathbf{U}_n \\ &= \mathbf{W}_{n-1} + e_n \mathbf{D}_{n-1} \mathbf{U}_n / \mathbf{U}_n^T \mathbf{D}_{n-1} \mathbf{U}_n \end{aligned} \quad (10)$$

由式(9)和式(10)得

$$\begin{aligned} \mathbf{D}_n &= \left(\mathbf{I} - \frac{\mathbf{D}_{n-1} \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^T}{\mathbf{U}_n^T \mathbf{D}_{n-1} \mathbf{U}_n} \right) \mathbf{D}_{n-1} \left(\mathbf{I} - \frac{\mathbf{D}_{n-1} \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^T}{\mathbf{U}_n^T \mathbf{D}_{n-1} \mathbf{U}_n} \right)^T \\ &\quad + \frac{1}{2} \frac{\mathbf{D}_{n-1} \mathbf{U}_n}{\mathbf{U}_n^T \mathbf{D}_{n-1} \mathbf{U}_n} \left(\frac{\mathbf{D}_{n-1} \mathbf{U}_n}{\mathbf{U}_n^T \mathbf{D}_{n-1} \mathbf{U}_n} \right)^T \end{aligned} \quad (11)$$

令 $\mathbf{S}_n = \mathbf{D}_{n-1} \mathbf{U}_n / \mathbf{U}_n^T \mathbf{D}_{n-1} \mathbf{U}_n$, $\mathbf{V}_n = \mathbf{I} - \mathbf{S}_n \mathbf{U}_n^T$, 则式(11)可写为

$$\mathbf{D}_n = \mathbf{V}_n \mathbf{D}_{n-1} \mathbf{V}_n^T + \mathbf{S}_n \mathbf{S}_n^T / 2 \quad (12)$$

由于 \mathbf{V}_n 和 \mathbf{S}_n 的取值只与 \mathbf{D}_{n-1} 和 \mathbf{U}_n 有关, 而 \mathbf{D}_{n-1} 的取值只与 \mathbf{U}_{n-1} 有关, 因此, 在算法迭代过程中, 只需要记忆向量 \mathbf{U}_n 。使式(12)具备限域功能, 也就是使 $\mathbf{V}_n = \mathbf{I}$, $\mathbf{S}_n \mathbf{S}_n^T = 0$, 可在 \mathbf{S}_n 前加阶跃函数 κ 。

4.3 滤波器结构优化

考虑采用高阶 Volterra 级数模型进行频谱预测。已有文献[8]证明, 在采用高阶 Volterra 级数对混沌时间序列进行预测时其核是稀疏的, 即大部分核系数为 0 或者接近于 0。因此, 考虑根据核系数对整体预测误差的影响度进行有效性判定。

$$e_n^2 = [y_n - \mathbf{W}_{n-1}^T \mathbf{U}_n]^2 \quad (13)$$

$$e_{n,i^c}^2 = [y_n - \mathbf{W}_{n-1,i^c}^T \mathbf{U}_{n,i^c}]^2 \quad (14)$$

$$e_{n,i}^2 = |e_n^2 - e_{n,i^c}^2| / e_n^2 \quad (15)$$

$$E(e_i^2) = \frac{1}{t} \sum_{j=1}^t e_{n+j,i}^2 \quad (16)$$

其中, 式(13)表示时刻 n 的总误差, 式(14)表示除 w_i 以外的其它系数与对应输入向量乘积耦合形成的均方误差, 符号 $(\bullet)^c$ 表示余集, 式(15)表示系数 w_i 对整体预测误差的影响, 式(16)表示某系数连续多次的平均影响度, 该值越大, 表示其越重要。在进行算法设计时, 设定阈值 ε , 若 $E(e_i^2)$ 小于阈值 ε , 则将相应系数 w_i 设为无效系数。由于输入向量与滤波器系数采用乘积耦合的形式, 因此, 输入向量分量 u_i 成为无效分量, $e, \varepsilon_n, \widehat{\mathbf{H}}^{-1}, \mu$ 也要随之变化。记剔除无效分量的滤波器系数向量和输入向量为 \mathbf{W}_n^* 和 \mathbf{U}_n^* , 由式(7)可得新的后验误差为

$$e_n^* = y_n - \mathbf{W}_{n-1}^{*T} \mathbf{U}_n^* \quad (17)$$

由于滤波器系数向量和输入向量已经改变, 因此, 按照式(12)自适应调整 $\widehat{\mathbf{H}}_{n-1}^{-1}$, 记新的矩阵为 $\widehat{\mathbf{H}}_{n-1}^{*-1}$, 容易证明 $\widehat{\mathbf{H}}_{n-1}^{*-1}$ 同样满足对称正定条件^[21]。虽然上述分量均产生了变化, 但由于算法的基础并没有变, 因此, 与式(8)的推导类似, 得到新的滤波器系数更新步长:

$$\mu_n^* = \mathbf{U}_n^{*T} \mathbf{D}_{n-1}^* \mathbf{U}_n^* / 2 \quad (18)$$

4.4 算法总结

根据本节所述, 将基于 L-BFGS 的 Volterra 滤波器系数更新算法总结为表 1。

4.5 算法分析与仿真实验

本节首先对表 1 进行运算复杂度分析, 为了验证算法的有效性, 进行仿真实验。

文献[9]指出二阶 Volterra 滤波器的运算复杂度为 $\mathcal{O}(m^4)$, 当滤波器的阶数为 p 时, 滤波器系数数量呈指数级增长, 导致其复杂度为 $\mathcal{O}(m^{p^2})$ 。采用本文算法, 由于逐步剔除无效分量, 使得近似逆矩阵的维数逐渐变小, 计算复杂度也随之降低, 根据文献[8]的分析, 其运算复杂度可以降低为 $\mathcal{O}(m^2 p^2)$ 。

表 1 基于 L-BFGS 的 Volterra 滤波器系数更新算法

算法 1: 基于 L-BFGS 的 Volterra 滤波器系数更新算法
 输入: 输入信号 $U(n)$; 期望信号 $y(n)$; $W_0 = 0, \hat{H}_0^{-1} = I$, 其中 0 为零向量, I 为单位矩阵; 系数有效性判定阈值 ε ; $k = 0$ 。
 (1) $k = k + 1$;
 (2) $e_k = y_k - W_{k-1}^T U_k$;
 (3) 根据阈值 ε 判断是否产生符合剔除条件的 w_i , 若有, 则剔除值小于 ε 的 $w_i(n-1)$, 根据保留系数的下标更新 W_k, U_k 和 \hat{H}_{k-1}^{-1} , 返回步骤(2); 若没有, 转到步骤(4);
 (4) 保存 U_k ;
 (5) 分别按照式(7), 式(8)计算误差 e_k 、步长 μ_k ;
 (6) 按照式(6)更新 W_k ;
 (7) 若 $k = n$, 停止迭代, 否则返回步骤(1)。
 输出: 滤波器系数 W_n 。

表 2 两种算法对本文时间序列的预测效果比较

预测算法	DFPSOVF 算法	本文算法
相对误差	0.2432×10^{-2}	0.2600×10^{-2}
滤波器系数数量	56	29

利用采集的数据进行仿真实验, 舍弃前 1000 个数据, 在剩余的 1000 个数据中, 将前 800 个数据作为训练数据, 后 200 个数据作为检验数据, 以一步预测相对误差作为评测标准, 其定义为

$$perr = \frac{\sum_{k=1}^M [\hat{u}(k) - u(k)]^2}{\sum_{k=1}^M u^2(k)} \quad (19)$$

根据第 3 节的分析, 本文采集到的数据嵌入维数 $m = 5$, 因此将模型的记忆长度选择为 5, 在记忆长度不变情况下, 采用三阶截断 Volterra 模型, 分别考察基于 Davidon-Fletcher-Powell 方法的二阶 Volterra 预测(the Davidon-Fletcher-Powell-based Second Order of Volterra Filter, DFPSOVF) 模型和本文算法(阈值 $\varepsilon = 10^{-6}$)的一步预测误差, 并考察了训练结束后剩余的滤波器系数数量。表 2 给出了两种算法产生的一步误差和滤波器最终的系数数量, 从表中可以看出, 两种算法的一步误差在同一量级, 但是, 本文算法滤波器数量较少, 也就是说, 相似逆矩阵的维数变小, 从而使算法的复杂度变小。

图 5 和图 6 分别为采用本文算法的预测值与原信号的对比和相对误差图, 可以看出本文算法能精

确预测原信号, 预测误差的数量级为 10^{-2} 。频谱预测技术作为频谱感知的辅助手段, 通过预测将来频谱占用状态, 提高频谱感知整体性能, 本文算法的预测精度能够满足此种场景的需求。

为了考察不同的阈值对预测性能的影响, 分别对 ε 取 $10^{-8}, 10^{-7}, 10^{-6}, 10^{-5}, 10^{-4}, 10^{-3}$ 的情况进行仿真, 结果如图 7 所示。可以看出, 随着阈值的增加, 虽然 Volterra 核逐渐减少, 但是预测的误差逐渐增大, 原因是阈值增加导致一部分有效的核系数被删除, Volterra 非线性模型逼近时间序列的能力降低, 进而导致预测偏差较大。然而, 在实际应用中, 除应考虑预测误差外还应考虑运算复杂度, 由于增大阈值可以减小其复杂度, 综合考虑上述两方面影响因素, 本文中 ε 取 $10^{-6} \sim 10^{-4}$ 可以取得较好的预测效果。

5 结束语

本文采用非线性自适应降噪方法针对复杂电磁环境下频谱状态持续时长序列进行去噪, 从而判定该序列中具有混沌确定性成分; 通过选取不同的延迟时间, 利用非一致延迟时间相空间重构算法对该序列进行重构; 最后利用基于尺度的 Lyapunov 指数(SDLE)方法对该序列混沌特性进行分析并验证。基于上述研究, 本文采用限域拟牛顿算法实现了 Volterra 模型滤波器系数的自适应调整, 并针对近似逆矩阵 \hat{H}^{-1} 运算复杂度大的问题, 在滤波器系数的训练过程中, 保留有效分量进行下一次训练, 仿真结果表明算法的有效性。

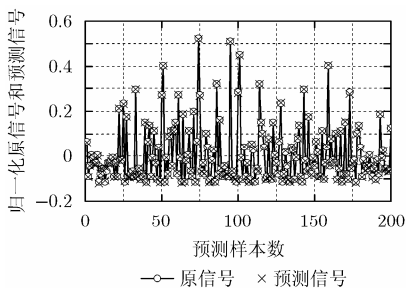


图 5 归一化原信号和预测信号的对比

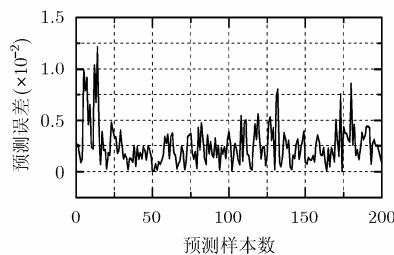


图 6 本文算法预测误差

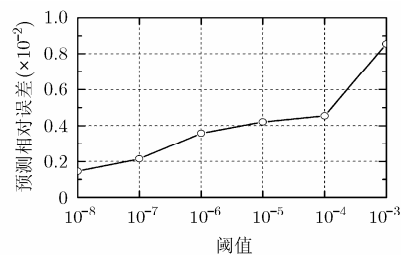


图 7 预测误差随阈值的变化

参考文献

- [1] Xing Xiao-shuang, Jing Tao, Cheng Wei, *et al.* Spectrum prediction in cognitive radio networks[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2013, 20(2): 90–96.
- [2] Yang Ling, Liang Xiao-dong, Ma Tao, *et al.* Spectrum prediction based on echo state network and its improved form[C]. Proceedings of the International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC), Hangzhou, China, 2013: 172–177.
- [3] Kim S and Giannakis G B. Cognitive radio spectrum prediction using dictionary learning[C]. Proceedings of the IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), Atlanta, USA, 2013: 3206–3211.
- [4] Xing Xiao-shuang, Jing Tao, Huo Yan, *et al.* Channel quality prediction based on bayesian inference in cognitive radio networks[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computeric Commutations (INFOCOM), Turin, Italy, 2013: 1465–1473.
- [5] 王首峰. 认知无线电频谱接入与频谱切换技术研究[D]. [博士学位论文], 北京邮电大学, 2011.
Wang Shou-feng. Research on spectrum access and spectrum handover in cognitive radio[D]. [Ph.D. dissertation], Beijing University of Posts and Telecommunications, 2011.
- [6] 尹斯星. 认知无线电中基于海量频谱监测数据挖掘的动态频谱接入策略研究[D]. [博士学位论文], 北京邮电大学, 2010.
Yin Si-xing. Research on dynamic spectrum access in cognitive radio based on massive data mining via spectrum monitoring[D]. [Ph.D. dissertation], Beijing University of Posts and Telecommunications, 2010.
- [7] 李斗, 王峰, 姬冰辉, 等. 宽带卫星 Mesh 网多址接入信道预测分配方案研究[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(4): 763–767.
Li Dou, Wang Feng, Ji Bing-hui, *et al.* The predictive multi-access channel allocation scheme in broadband satellite mesh network[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(4): 763–767.
- [8] 张家树, 肖先赐. 混沌时间序列的自适应高阶非线性滤波预测[J]. 物理学报, 2000, 49(7): 1221–1227.
Zhang Jia-shu and Xiao Xian-ci. Prediction of chaotic time series by using adaptive high-order nonlinear Fourier infrared filter[J]. *Acta Physica Sinica*, 2000, 49(7): 1221–1227.
- [9] 张玉梅, 吴晓军, 白树林. 交通流量序列混沌特性分析及DFPSOVF预测模型[J]. 物理学报, 2013, 62(19): 190509.
Zhang Yu-mei, Wu Xiao-jun, and Bai Shu-lin. Chaotic characteristic analysis for traffic flow series and DFPSOVF prediction model[J]. *Acta Physica Sinica*, 2013, 62(19): 190509.
- [10] 陆振波, 蔡志明, 姜可宇. 基于稀疏 Volterra 滤波器混沌时间序列自适应预测[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(9): 1428–1431.
Lu Zhen-bo, Cai Zhi-ming, and Jiang Ke-yu. Nonlinear adaptive prediction of chaotic time series based on sparse Volterra filter[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2007, 29(9): 1428–1431.
- [11] 劳子轩, 刘子扬, 彭涛, 等. 全盲频谱感知: 噪声估计与能量检测联合迭代算法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(8): 1958–1963.
Lao Zi-xuan, Liu Zi-yang, Peng Tao, *et al.* Totally-blind spectrum sensing: a joint iterative algorithm of noise estimation and energy detection[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(8): 1958–1963.
- [12] Sadhu S, Mondal S, Srinivasan M, *et al.* Sigma point Kalman filter for bearing only tracking[J]. *Signal Processing*, 2006, 86(12): 3769–3777.
- [13] Chen J, Benesty J, Huang Y, *et al.* New insights into the noise reduction Wiener filter[J]. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2006, 14(4): 1218–1234.
- [14] Tung W, Gao J, Hu J, *et al.* Detecting chaos in heavy-noise environments[J]. *Physical Review E*, 2011, 83(4): 046210.
- [15] Gao J, Sultan H, Hu J, *et al.* Denoising nonlinear time series by adaptive filtering and wavelet shrinkage: a comparison[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, 17(3): 237–240.
- [16] Packard N H, Crutchfield J P, Farmer J D, *et al.* Geometry from a time series[J]. *Physical Review Letters*, 1980, 45(9): 712–716.
- [17] Niehkwade C. Optimal state-space reconstruction using derivatives on projected manifold[J]. *Physical Review E*, 2013, 87(2): 022905.
- [18] Gao Jian-bo, Hu Jing, Tung Wen-wen, *et al.* Multiscale analysis of economic time series by scale-dependent Lyapunov exponent[J]. *Quantitative Finance*, 2013, 13(2): 265–274.
- [19] Gao Jian-bo, Hu Jing, Tung Wen-wen, *et al.* Distinguishing chaos from noise by scale-dependent Lyapunov exponent[J]. *Physical Review E*, 2006, 74(6): 066204.
- [20] Nocedal J. Updating quasi-Newton matrices with limited storage[J]. *Mathematics of Computation*, 1980, 35(151): 773–782.
- [21] Campos M D and Antoniou A. A new quasi-Newton adaptive filtering algorithm[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing*, 1997, 44(11): 924–934.
- 张茜: 女, 1986年生, 博士生, 研究方向为认知无线电、压缩感知。
刘光斌: 男, 1963年生, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为电磁兼容、认知无线电等。
郭金库: 男, 1980年生, 博士, 讲师, 研究方向为认知无线电、信号时频分析与稀疏表示等。
余志勇: 男, 1972年生, 博士, 教授, 研究方向为电磁环境效应与频谱管理等。