

# 正交迭代泛函网络在中短期钟差预报中的应用

刘强<sup>1</sup>, 陈西宏<sup>1</sup>, 胡邓华<sup>1</sup>, 薛伦生<sup>1,2</sup>, 韩贝贝<sup>3</sup>, 张群<sup>4</sup>

1. 空军工程大学防空反导学院, 西安 710051
2. 西北工业大学航海学院, 西安 710072
3. 解放军第 93492 部队, 北京 102101
4. 空军工程大学信息与导航学院, 西安 710077

**摘要** 在卫星钟源无法与地面钟源进行实时比对的时段中, 准确预报卫星钟差对于维持卫星的稳定运行具有重要意义。针对卫星钟差的中短期预报问题, 选择多项式模型对钟差进行建模分析, 设计了一种基于滑动窗模型的正交迭代泛函网络算法。利用泛函网络的非线性学习能力对钟差预报模型进行拟合分析, 采用正交函数作为泛函网络的基函数簇, 并引入滑动窗思想来更新输入层元素进行迭代训练, 获得较小的预报误差。分析表明, 预报时间小于 12 h 时, 预报误差为 0.2~0.5 ns, 预报精度与 IGU P 精度相当; 当预报时间为 24 h 时, 预报误差总体在 1 ns, 预报精度略次于 IGU P 精度; 当预报时间为 1 个卫星周时, 最大误差达 130 ns, 难以满足卫星运行对钟源的要求。研究表明: 该算法适合于短期卫星钟差预报, 不适合中长期钟差预报。

**关键词** 泛函网络; 钟差预报; 迭代运算; 正交序列

**中图分类号** P228

**文献标志码** A

**doi** 10.3981/j.issn.1000-7857.2014.27.006

## Application of Orthogonal & Iterative Functional Networks to Intermediate and Short-term Clock Error Prediction

LIU Qiang<sup>1</sup>, CHEN Xihong<sup>1</sup>, HU Denghua<sup>1</sup>, XUE Lunsheng<sup>1,2</sup>, HAN Beibei<sup>3</sup>, ZHANG Qun<sup>4</sup>

1. Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China
2. College of Marine Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China
3. Unit No.93492 of PLA, Beijing 102101, China
4. Information & Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China

**Abstract** Accurate satellite clock error prediction is of vital importance for satellite stable operation when satellites' clocks are not able to compare with those on the ground. Aiming at the problem of intermediate and short-term clock error prediction, a polynomial model is chosen to predict the clock error, and an orthogonal iterative functional networks algorithm based on a sliding window model is designed, which takes advantage of the non-linear learning ability of functional networks to fit and analyze the clock error model. The analysis shows that when the prediction time is less than 12 h, the predicted errors are between 0.2 ns and 0.5 ns, which is equivalent to IGU P. When the prediction time is 24 h, the overall errors are around 1ns, which is slightly less than IGU P. When the prediction time is a satellite week, the maximum error may reach 130 ns, which does not meet the requirement of the satellites. It is

收稿日期: 2014-05-26; 修回日期: 2014-06-17

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60971100)

作者简介: 刘强, 博士生, 研究方向为高精度时间同步技术等, 电子信箱: dreamlq@163.com; 陈西宏 (通信作者), 研究方向为导弹工程和通信技术, 电子信箱: xhchen0315217@163.com

引用格式: 刘强, 陈西宏, 胡邓华, 等. 正交迭代泛函网络在中短期钟差预报中的应用[J]. 科技导报, 2014, 32(27): 38-42.

concluded that the algorithm of the paper is suited for the short-term clock error prediction but not the intermediate and longtime prediction.

**Keywords** functional networks; clock error prediction; iterative operation; orthogonal sequence

稳定的时间基准是卫星发挥其导航定位授时等功能的基础。卫星钟源受其自身性能和所在空间物理环境的影响,钟源偏差需要与地面原子钟进行实时校正和比对,无法比对的时段则需要根据已有钟差数据对钟差进行预报,这对卫星正常运行和加强卫星自主生存能力具有重要意义<sup>[1]</sup>。

季利鹏等<sup>[2]</sup>将泛函网络应用于卫星中长期钟差预报中,分别对卫星钟差的周期项和随机项进行建模分析,得出了相对于传统钟差预报方法泛函网络能够有效减小预报误差的结论,其中钟差预报主要针对中长期(一个或者若干个GPS周)的钟差预报。本文作者认为目前钟差预报的研究对象主要针对的是GPS卫星或者同步地球卫星等卫星星载钟源,其所在卫星的绕地球运动周期为一天或者更短,而钟差预报主要针对的是卫星钟源无法与地面钟源进行实时比对的时段,根据星载钟源自身已有的钟差数据进行预报以维持钟源的稳定,需要进行预报的时段相对较短(一般为半个或者更短的绕地运行周期),因而研究中短期的钟差预报更具有现实意义。

王颖等<sup>[3]</sup>、Xu等<sup>[4,5]</sup>提出了基于多项式和泛函网络相结合的预报方法,得出了该方法精度优于IGU-P星历的结论,但其只研究了预报时间为24 h以内的钟源钟差预报性能。本文在文献[3]的基础上,针对中短期卫星钟差预报的问题进行研究。选择多项式模型对钟差序列进行建模,设计一种迭代泛函网络进行学习训练,并采用正交序列作为基函数簇,根据训练结果对钟差序列进行预报,本文算法组织思路流程如图1所示。

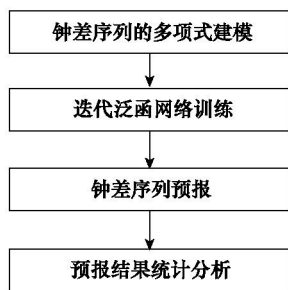


图1 算法组织流程

Fig. 1 Flow chart of the prediction algorithm

### 1 钟差预报模型

卫星钟差模型包括多项式模型、谱分析模型、灰色模型、Kalman模型和自回归模型等,其中谱分析模型和灰色模型适合于长期预报,而多项式模型、自回归模型和Kalman滤波模型等适合于短期预报。结合泛函网络理论的相关特点,本文

中采用多项式模型对钟差进行建模分析,该模型的计算表达式为

$$x_t = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + \dots + a_k t^k + E_t \quad (1)$$

式中,  $k$  为阶次,  $a_0, a_1, \dots, a_k$  为拟合系数,  $E_t$  为对应此次拟合的残差。 $t$  为时间采用钟差多项式模型,针对GPS Block IIR型星钟一般将高次项( $\geq 2$ )省略,只剩下趋势项和残差,本文对趋势项进行泛函网络学习和预报<sup>[6]</sup>。

## 2 迭代泛函网络

### 2.1 多输入单输出泛函网络

1998年,西班牙科学家Castillo提出泛函网络(functional networks, FN)理论<sup>[7]</sup>,它具有较强的非线性拟合能力,现已成功应用于时间序列预测、系统辨识、回归分析和控制等领域<sup>[8-12]</sup>,并在生物医学卫生等领域有着广泛拓展应用<sup>[13,14]</sup>。本文主要研究泛函网络在钟差时间序列预报中的应用。

基本泛函网络结构如图2所示,其中包括输入层 $\{x_1, x_2, x_3\}$ 、若干层泛函神经元 $\{f_1, f_2, f_3\}$ 、若干存储单元层 $\{x_4, x_5\}$ 、输出层 $\{x_6\}$ 和若干表示信息流方向的有向连接线<sup>[7,12,15]</sup>。

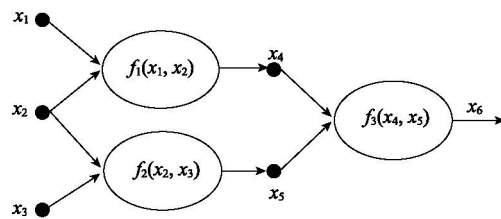


图2 基本泛函网络结构

Fig. 2 Structure diagram of basic FN

基本泛函网络是其他变形泛函网络的基础。根据钟差预报的数据特点,本文设计了一种多输入单输出泛函网络(multiple input single output functional network, MISOFN),其结构如图3所示。

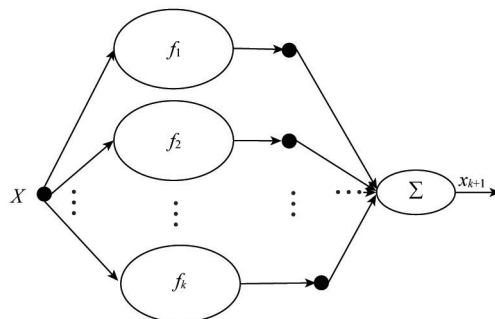


图3 MISOFN结构

Fig. 3 Structure diagram of MISOFN

MISOFN 在基本泛函网络的基础上, 设输入的时间序列数为  $k$  个, 神经元和存储节点的设置与基本泛函网络的设置相同, 为了提高预报的速度简化算法, 省略了中间层神经元, 最后一层设计成各存储单元的和值。图 3 中,  $X = [x_1, x_2, \dots, x_k]$  为输入层矩阵,  $x_{k+1}$  为钟差训练输出值。

## 2.2 迭代泛函网络模型

结合泛函网络训练情况, 并针对钟差序列的时序特征, 本文设计一种迭代的泛函训练方法, 采用滑动窗模型思想更新输入层输入变量, 经过迭代训练得到泛函网络参数, 从而实现钟差序列的短期预报, 具体如图 4 所示。图 4 中虚线框代表滑动窗, 滑动窗随着训练的进行而顺序滑动, 结合钟差预报特点, 设置每次滑动一个时间序列值。在 Step 1 中, 根据已选定的  $k$  个钟差序列预报得到第  $(k+1)$  个钟差值  $x_{k+1} = \sum_{j=1}^{k-1} f_{ij}(x_j)$ ; Step 2 中将 Step 1 中的  $x_{k+1} = \sum_{j=1}^{k-1} f_{ij}(x_j)$  舍去, 将 Step 1 的预报值  $x_{k+1} = \sum_{j=1}^{k-1} f_{ij}(x_j)$  加入本次训练序列中, 作为输入值进行训练, 得到训练结果  $x_{k+1} = \sum_{j=1}^{k-1} f_{ij}(x_j)$ , 依次类推得到 Step  $i$  的训练结果  $x_{k+1} = \sum_{j=1}^{k-1} f_{ij}(x_j)$ 。依次迭代进行滑动窗滑动、泛函网络训练再滑动、训练, 依次迭代进行, 形成迭代泛函网络, 得到本次训练的 FN 参数值。

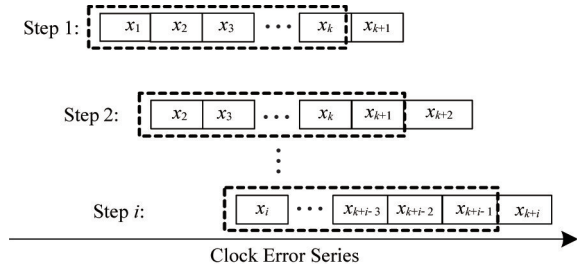


图 4 滑动窗模型下的泛函网络训练示意

Fig. 4 Sketch map of training of FN based on sliding window model

由图 3 可知, 当 MISOFN 进行第 1 步训练时,

$$x_{k+1} = \sum_{j=1}^{k-1} f_{ij}(x_j) \quad (2)$$

第  $i$  步训练时,

$$x_{k+i} = \sum_{j=i}^{k+i-2} f_{ij}(x_j) \quad (3)$$

$$f_{ij}(x_j) = \sum_{i=1}^r b_{ij} \varphi_{ij}(x_j) \quad (4)$$

将式(4)代入式(3)可得

$$x_{k+i} = \sum_{j=i}^{k+i-2} \sum_{i=1}^r b_{ij} \varphi_{ij}(x_j) \quad (5)$$

式中,  $r$  为基函数簇函数个数,  $\varphi_{ij}$  为泛函网络基函数簇, 根据具体输入序列进行选择,  $b_{ij}$  为泛函网络参数。

根据预报序列情况和滑动窗泛函网络训练思想, 选定长度为  $N$  应大于两倍窗函数长度, 即  $(N > 2k)$  的序列  $\{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}\} (i = 1, 2, \dots, r)$  进行学习, 将训练结果与  $x_{i(k+1)}$  进行比对, 设此时训练误差为

$$e_i = x_{k+i} - \sum_{j=i}^{k+i-2} \sum_{i=1}^r b_{ij} \varphi_{ij}(x_j) \quad (6)$$

为使训练结果唯一, 设计计算单元层初值为

$$f_{ij}(x_{j0}) = \sum_{i=1}^r b_{ij} \varphi_{ij}(x_{j0}) = v_{j0} \quad (7)$$

利用 Lagrange 函数对目标函数进行优化求解, 其目标函数为

$$L = \sum_{i=1}^N \left( x_{k+i} - \sum_{j=i}^{k+i-2} \sum_{i=1}^r b_{ij} \varphi_{ij}(x_j) \right)^2 + \sum_{k=1}^d \lambda_k \left( \sum_{i=1}^r b_{ij} \varphi_{ij}(x_j) - v_{j0} \right) \quad (8)$$

根据 KKT 定理, 将式(8)分别对  $b_{ij}$  和  $\lambda_k$  求偏导得

$$\frac{\partial L}{\partial b_{mn}} = -2 \sum_{m=1}^N \left( x_{k+m} - \sum_{n=m}^{k+m-2} \sum_{m=1}^r b_{mn} \varphi_{mn}(x_{mn}) \right) \varphi_{mn}(x_{mn}) + \lambda_k \varphi_{mn}(x_n) = 0 \quad (9)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda_m} = \sum_{m=1}^r b_{mn} \varphi_{mn}(x_n) - v_{n0} = 0 \quad (10)$$

式中,  $m = 1, 2, \dots, k, n = 1, 2, \dots, r$ 。通过求解式(9)、式(10)得到最优泛函网络参数进行钟差序列预报。

## 2.3 正交泛函网络学习算法

由于正交泛函网络在函数逼近和非线性系统辨识等方面具有其他基函数簇泛函网络不具有的优势, 本文采用正交序列作为迭代泛函网络的基函数簇<sup>[6]</sup>。

正交泛函网络神经元函数可选正交函数, 包括 Legendre 多项式、Bessel 函数、Fourier 级数以及正余弦函数等基函数的线性组合。本文中结合具体钟差预报实例来说明正交泛函网络在钟差预报领域的应用性能。

## 3 实例验证分析

根据文献[6]所述, 结合多项式预报模型, 本文选用 GPS IIR 和 GPS IIRM 类型的星载钟源(铷钟)作为研究对象, 此时式(1)中  $a_2, a_3, \dots, a_k = 0$ , 钟差模型中仅剩下一项、常数项和残差项。根据此原则, 本文中随机从上述两种类型星载钟源中各选取四颗星钟(表 1)。

表 1 所选星载钟源类型

Table 1 Selected types of the satellite clock

钟源类型	星钟编号
GPS IIR	PG13、PG20、PG22、PG23
GPS IIRM	PG07、PG12、PG17、PG29

本文中将钟差预报问题分为短期和中期钟差预报两部分研究所设计算法预报性能, 短期钟差预报主要针对的是卫星绕地球运转一个周期时段以内的钟差预报, 中期钟差预报设定为一个 GPS 周时段中的卫星钟差预报。实例选择第

1756 GPS周(即2013-09-01至2013-09-07)IGU钟差观测数据作为训练样本,将预报结果与IGS最终精密钟差数据进行对比分析,研究本文算法性能。

### 3.1 短期钟差预报

针对GPS卫星钟差数据的精度高、变化较慢的特点,且由于原始钟差数据值绝对值往往较大,结合泛函网络选取正弦函数簇的特点,本文将钟差数据做削底处理来使序列值在[-1,1]区间,提取出趋势项,对钟差趋势项做使训练和预报,将本文算法预报结果和IGU预报结果与IGS最终精密钟差做对比分析来研究本文算法性能。误差用均方根值(root mean square, RMS)来表征。

本文选取2013-09-01的钟差数据来研究短期钟差预报问题,设滑动窗长度 $k=10$ ,采用前3h的观测钟差数据进行训练,即 $N=24$ ,预报后3、6和12h钟差,并与IGS标准钟差作差进行统计对比。钟差训练时,从表1中随机选取PG22和PG29两颗星钟差分别运用本文算法进行训练,FN正交基函数簇设为 $\{1, \sin x, \cos x, \sin 2x, \cos 2x\}$ ,分别对上述二卫星钟差进行训练和预报,并将结果与IGU P结果进行对比,其运算结果如图5所示。

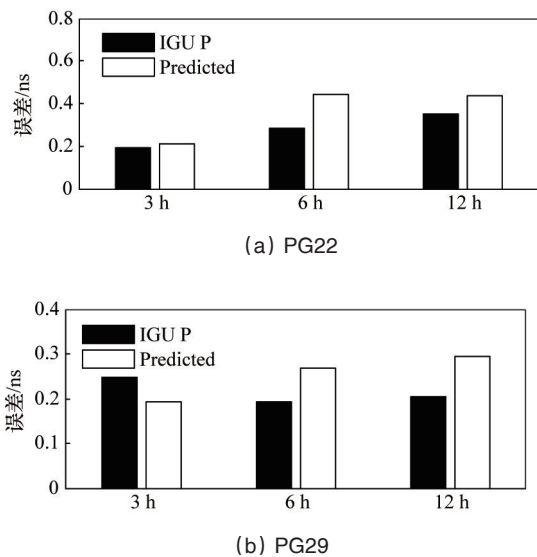


图5 12 h内钟差预报误差

Fig. 5 Histograms of clock error prediction in 12 h

从图5可知,当预报时间为3h,本文中所设计的正交迭代泛函网络钟差预报方法的预报误差在0.2 ns左右;当预报时间为6和12h时,两颗星载钟源预报0.3~0.5 ns。当预报时间在12h以内时,本文方法预报精度与IGU P精度相当。为研究24h预报性能,选用表1中8颗星钟分别进行对比运算,其结果如图6所示。

从图6中可知,由于星钟性能的差异,预报误差也存在着较大的差异,预报时间为24h时,总体预报误差在1 ns,性能略次于IGU P,其中PG13预报误差较大,主要是由于该星发

射时间较早,钟源性能较差导致原始钟差数据波动较大,因而预报误差较大。

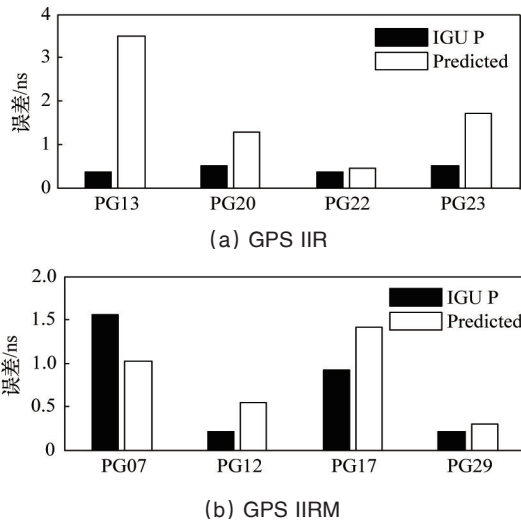


图6 24 h钟差预报误差

Fig. 6 Histograms of clock error prediction in 24 h

### 3.2 中期钟差预报

针对中期钟差预报问题,本文中分别选择GPS IIR中的PG22和GPS IIRM中的PG29两颗星载钟源作为代表,选择第1756 GPS周的IGS钟差数据对本文算法进行运算分析,其计算结果分别如图7所示。

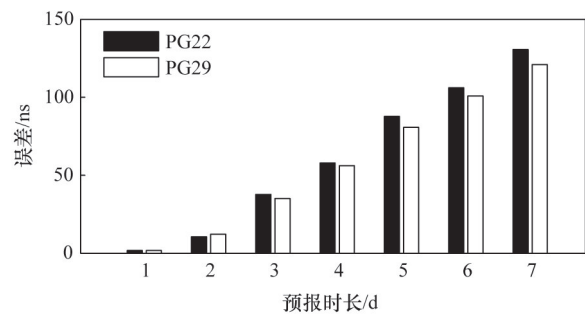


图7 中期钟差预报误差对比

Fig. 7 Histogram of intermediate-term clock error prediction

从图7可知,预报误差随着预报时间(以d为单位)的增加而迅速增大,最大达到130 ns,已经不能满足卫星运行对钟源的要求。

从上述分析可知,本文算法不适合于钟差中长期预报,主要由于后续预报以前面时段的训练为基础,存在误差的累积、传递效应,导致中长期预报误差无法满足卫星运行要求。另外,中长期钟差预报一般应用较少,除卫星和地面站间通信故障或者其他因素使卫星长时间无法与地面站进行比对需要中长期的钟差预报外,大部分情况下一般为短期钟差预报。本文算法适合于卫星正常运转周期中由于空间位

置等因素无法实时比对的时段进行短期钟差预报。

总体来看, GPS IIRM 性能整体略优于 GPS IIR 性能, 这也与其所属卫星发射时间前者晚于后者, 星载钟源性能整体较优有关。

#### 4 结论

针对卫星星载钟源的中短期钟差预报问题, 采用多项式模型对钟差进行建模分析, 利用泛函网络对钟差序列进行训练, 选择正交函数作为基函数簇, 设计了一种基于滑动窗的迭代训练方法, 根据钟源的差异来滑动训练窗口获得较小的预报误差。在两种不同类型的钟源中各随机选取四颗星钟进行了对比分析。

1) 短期预报方面: 预报时间在 12 h 以内时, 本文方法预报精度与 IGU P 精度相当; 预报时间为 24 h 时, 总体预报误差在 1 ns, 性能略次于 IGU P;

2) 中期预报方面: 本文算法中期(7d)预报误差随着时间的增加迅速增大, 一周最大误差达 130 ns, 已经不能满足卫星运行对钟源的要求。从上述分析可知, 由于中长期预报存在误差的累积和传递效应, 导致中长期钟差预报误差较大, 本文算法适合应用于短期钟差预报中, 不适合中长期钟差预报。

本文方法为短期钟差预报提供了一种新的参考。

#### 参考文献(References)

- [1] 刘强, 孙际哲, 陈西宏, 等. CPSO-LSSVM 在自回归钟差预报中的应用分析[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2014, 44(3): 807-811.  
Liu Qiang, Sun Jizhe, Chen Xihong, et al. Application analysis of CPSO-LSSVM algorithm in AR clock error prediction [J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2014, 44(3): 807-811.
- [2] 季利鹏, 徐波, 高有涛. 泛函网络在导航卫星钟差中长期预报中的应用[J]. 天文学报, 2013, 54(2): 176-188.  
Ji Lipeng, Xu Bo, Gao Youtao. The application of functional network in medium- and long-term prediction of clock error of navigation satellite [J]. Acta Astronomica Sinica, 2013, 54(2): 176-188.
- [3] 王颖, 徐波, 杨旭海. 一种利用泛函网络进行导航卫星钟差预报的方法研究[J]. 宇航学报, 2012, 33(10): 1401-1406.  
Wang Ying, Xu Bo, Yang Xuhai. Research on the navigation satellite clock error prediction using functional network[J]. Journal of Astronautics, 2012, 33(10): 1401-1406.
- [4] Xu B, Wang Y, Yang X H. Navigation satellite clock error prediction based on functional network[J]. Neural Processing Letters, 2013, 38(2): 305-320.
- [5] Xu B, Wang Y, Yang X H. A hybrid model for navigation satellite clock error prediction[J]. Computational Intelligence, 2013, 465: 307-316.
- [6] Martinez F G, Waller P. GNSS clock prediction and integrity[C]// Proceedings of The 22nd European Frequency and Time Forum. France: IEEE, 2009: 1137-1142.
- [7] Castillo E. Functional networks[J]. Neural Processing Letters, 1998, 7(3): 151-159.

- [8] Castillo E, Gutiérrez J M. Nonlinear time series modeling and prediction using functional networks. extracting information masked by chaos[J]. Physics Letters A, 1998, 244(1): 71-84.
- [9] Castillo E, Gutiérrez J M, Cobo A, et al. A minimax method for learning functional networks[J]. Neural Processing Letters, 2000, 11(1): 39-49.
- [10] Castillo E, Hadi A S, Lacruz B. Optimal transformations in multiple linear regression using functional networks[C]. Proceedings of Connectionist Models of Neurons, Learning Processes and Artificial Intelligence, 6th International Work-Conference on Artificial and Natural Neural Networks, IWANN 2001 Granada, Spain, June 13-15, 2001. doi: 10.1007/3-540-45720-8\_36.
- [11] 周永权, 焦李成. 层次泛函网络整体学习算法[J]. 计算机学报, 2005, 28(8): 1277-1286.  
Zhou Yongquan, Jiao Licheng. Universal learning algorithm of hierarchical function networks[J]. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(8): 1277-1286.
- [12] 周永权, 赵斌, 焦李成. 序列泛函网络模型及其学习算法与应用[J]. 计算机学报, 2008, 31(7): 1073-1081.  
Zhou Yongquan, Zhao Bin, Jiao Licheng. Serial function networks method and learning algorithm with applications[J]. Chinese Journal of Computers, 2008, 31(7): 1073-1081.
- [13] Fallani F D V, Rodrigues F A, Costa L D F, et al. Multiple pathways analysis of brain functional networks from eeg signals an application to real data[J]. Brain Topogr, 2011, 23: 344-354.
- [14] Castellanos N P, Leyva I, Buldú J M, et al. Principles of recovery from traumatic brain injury: reorganization of functional networks[J]. NeuroImage, 2011, 55: 1189-1199.
- [15] 周永权, 何登旭, 焦李成, 等. 层次泛函网络学习算法及其在时间序列分析中的应用[J]. 数据采集与处理, 2006, 21(2): 123-127.  
Zhou Yongquan, He Dengxu, Jiao Licheng, et al. Learning algorithm of hierarchical functional network and its application in time series analysis[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2006, 21(2): 123-127.
- [16] 周永权, 吕咏梅, 申芸. 正交泛函网络函数逼近理论及算法[J]. 计算机科学, 2009, 36(1): 138-141.  
Zhou Yongquan, Lu Yongmei, Shen Yun. Orthogonal function network approximate theory and learning algorithm[J]. Computer Science, 2009, 36(1): 138-141.

(责任编辑 赵业玲)

#### 《科技导报》“卷首语”栏目征稿

“卷首语”栏目每期邀请一位中国科学院院士和中国工程院院士就重大科技现象、事件, 以及学科发展趋势、科学研究热点和前沿问题等, 撰文发表个人的见解、意见和评论。本栏目欢迎院士投稿, 每篇文章约 2000 字, 同时请提供作者学术简历、工作照和签名电子文档。投稿邮箱: kjdbbjb@cast.org.cn。