

DTS-AMS 型神经网络用于 自发脑电信号残部的外推估计 ——提取视觉诱发脑电信号的新方法之二

徐宁寿 张建华 杨红

(北京工业大学电子信息与控制工程学院, 北京, 100022)

潘映辐 铁艳梅

(北京友谊医院神经内科, 北京, 100050)

摘要 利用可实现对任意阶多元多项式超曲面的无差逼近的、基于离散泰勒级数的高阶联想记忆系统(DTS-AMS),对(本系列文章之一中所得)自发脑电(EEG)信号错相叠加平均后的残余信号进行建模和外推估计。数字仿真结果表明,此法通过十次左右的视觉刺激,即可将视觉诱发脑电(VEP)信号从 EEG 信号中分离出来,所得 VEP 信号潜伏期 P_{100} 精度可满足一般临床诊断要求。

关键词 信号估计, 视觉诱发电位, 脑电信号, 人工神经网络, 高阶联想记忆系统

分类号 TN911.23

0 引言

神经网络(NN——Neural Networks)以其大规模并行处理、强非线性映射、高度自学习能力及泛化能力等优势,日益广泛应用于系统建模中,籍以实测样本数据实现一般动态系统多维输入—输出向量间的高度非线性数学映射。多层误差反向传播(BP)型网络是最常用的网络模型之一,可以实现对任意光滑非线性超曲面映射关系的逼近,适于完成大多数非线性模式分类任务。但由于其结构复杂,用误差回传训练算法,权值训练需要根据给定的样本数据对反复地逐层进行,因而训练运算量大、收敛慢,在某些情况下还可能收敛到局部极小点。此外,在 BP 网络设计过程中网络互联拓扑结构、网络层数以及每层中神经元的个数等的选择,都对实际应用效果有很大影响。因此,在某些实时性和精度要求较高的智能控制和信号处理问题中,多层 BP 网络的应用受到很大限制。

1975年 Albus 提出了一种双层结构的神经网络——小脑关节模型控制器 CMAC(Cerebella Model Articulation Controller)型联想记忆系统(AMS)^[2]。近年来,CMAC-AMS 在智能控制、信号处理、模式识别等领域都有成功应用。CMAC-AMS 以其结构简单、局部泛化能力强、基于最小二乘法的快速增补式训练算法以及便于快速硬件实现等诸多特点,在各种神经网络中,受到日益重视^[3]。

但 CMAC-AMS 也存在自身的缺点:逼近精度较低(至多达到一阶逼近)、内存占用量大,为减小内存占用量不得不采用杂凑编码(hash-coding)算法,又会引起数据冲撞现象等。针对 CMAC-AMS 的问题, Lane 提出了一种基于 B-样条函数的高阶联想记忆系统 BMAC-AMS,可以实现对高阶多项式函数及其导数的学习,但其内存需用量随输入维数的增加而呈指数增长^[4]。徐宁寿等自 1992 年起先后也提出了多种改进,主要有:一种可大大节约内存占用量的 CMAC-AMS 按内容寻址新机制^[5],一种可实现对二阶多元多项式超曲面的无差逼近、基于尖帽样条函数(sharp-angled hat spline functions)的联想记忆系统

SHSF-AMS^[6],以及一种可实现对任意阶多元多项式超曲面的无差逼近的、基于离散泰勒级数的新型联想记忆系统(DTS-AMS)^[7]. 本文的主要工作在于将DTS-AMS引入脑电信号处理中.

本系列文章首篇^[8]中已通过10次左右的错相刺激触发所得的视觉诱发脑电VEP与自发脑电EEG混合信号叠加,使其中EEG信号分量的效应大部分互相对消而VEP信号分量明显增强. 在本文中将以此混有VEP的EEG信号残部波形作为待处理的原始数据,利用DTS-AMS对EEG信号残部进行建模和外推估计. 之后,将外推得到的EEG残余信号从原始数据波形中扣除,从而分离出VEP信号. 数字仿真结果表明新方法的有效性.

1 基于离散型泰勒级数的高阶联想记忆系统(DTS-AMS)简介

CMAC-AMS和其他AMS的一般结构如图1所示.

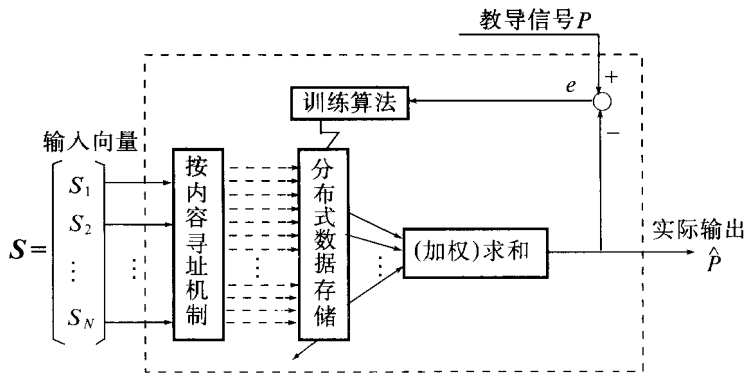


图1 联想记忆系统AMS结构框图

众所周知,一个 μ 阶泰勒级数展开式可以无差地逼近一个连续可微的 μ 阶多项式函数及其各阶导数. Ersu 和 Tolle 也曾指出,AMS 的权系数的个数与形如下式的 N 元多项式函数的系数个数密切相关:

$$f(s_1, s_2, \dots, s_N) = a_0 + \sum_{j=1}^N a_j s_j + \sum_{j_1=1}^N \sum_{j_2=j_1}^N a_{j_1 j_2} s_{j_1} s_{j_2} + \dots + \sum_{j_1=1}^N \sum_{j_2=j_1}^N \dots \sum_{j_\mu=j_{\mu-1}}^N a_{j_1 j_2 \dots j_\mu} s_{j_1} s_{j_2} \dots s_{j_\mu} \quad (1)$$

其中系数 a 的个数为

$$\begin{aligned} n_\mu &= 1 + C_N^1 + \sum_{j=1}^N C_j^1 + \sum_{j_1=1}^N \sum_{j_2=1}^{j_1} C_{j_2}^1 + \dots + \sum_{j_1=1}^N \dots \sum_{j_{\mu-1}=1}^{j_{\mu-2}} C_{j_{\mu-1}}^1 = \\ &= 1 + C_N^1 + C_{N+1}^2 + \dots + C_{N+\mu-1}^\mu = \\ &= \frac{1}{N!} \prod_{j=1}^N (\mu + j) \end{aligned} \quad (2)$$

显然,只需存储 n_μ 组彼此无关的信息(或 n_μ 个彼此无关点上的函数值),即可恢复出在 $s = [s_1, s_2, \dots, s_N] \in D \subseteq R^N$ 空间上的整个 μ 阶 N 维超曲面 $f(s)$. 在 $\mu = 2$ 时,其内存备用量 $n_\mu = \frac{(N+2)!}{2N!}$ 远小于

SHSF-AMS 所需的 $(N+1) \cdot 2^N$ 和 Lane 提出的一种基于 B-样条函数的高阶联想记忆系统 BMAC-AMS 所需的 8^N 个单元.

基于上述思想设计的 DTS-AMS 可以实现对任意阶多项式函数的无差逼近,且每个接收域中仅有 n_μ 个激活单元. 由于激活单元的数量最少,因而网络寻址、训练和回代算法所需的计算量大大减少,从而使网络训练和收敛的速度比其他类型的神经网络大为提高.

2 EEG 残余信号分量的分析

对于从未加视觉刺激条件下采集的、具有持续振荡特点的 EEG 信号,经过错相叠加方法处理后,得到帧长为 N_2 的纯 EEG 信号残部 $r_{(k)}$, $k = 1, 2, \dots$, 如图 2 所示,图中横坐标表示采样点数. 它可视为具有马尔科夫性的平稳遍历信号

$$r_{(k)} = -\psi_1 r_{(k-1)} - \dots - \psi_6 r_{(k-6)} + e'_{(k)} \quad (3)$$

此时,为尽量去除高频噪声 $e'_{(k)}$,先用 5 点平均滤波、中点赋值的方法来平滑残余信号,从而使波形的趋势较好地显现出来,以便作为样本数据对联想记忆系统进行训练.

将 V 信号按触发策略与纯 EEG 信号混合,然后进行逐帧叠加处理,结果如图 2 所示. 由图可看出,自发脑电信号 EEG 已大幅消减,VEP 信号的 3 个特征值 N_{75} , P_{100} , N_{145} 已初步显现出来,但尚需进一步通过采用联想记忆系统建模和外推估计方法去除 EEG 信号残余量.

图 3a 和图 3b 分别示有未经和经过基线拉直处理过的 EEG 信号,与按照视觉刺激触发策略施加的 VEP 信号混合,再作逐帧相干平均叠加所得波形(图中 K 为刺激触发时刻). 对比两图可知,基线是否拉直对 VEP 信号峰值有影响,而对作为临床诊断主要依据的潜伏期 P_{100} 影响不明显,本文的仿真结果(参见图 7 及图 8)也证明了这一点.

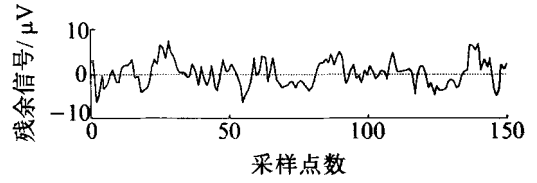
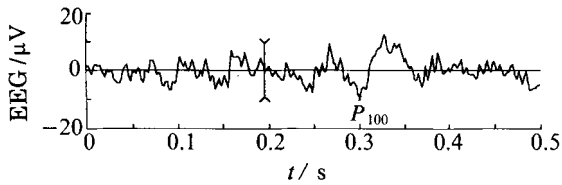
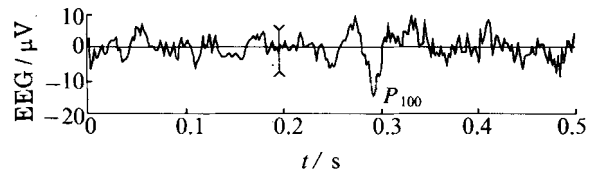


图2 错相叠加后所得VEP与EEG信号残余部分混合的波形



(a) EEG信号未作基线拉直处理



(b) EEG信号作过基线拉直处理后

图3 纯EEG信号叠加VEP信号后进行 N 次相干平均后的残余信号

3 EEG 信号的建模和外推

3.1 EEG 信号的建模和双向外推

在进行 EEG 信号残部的建模和外推估计时,为避免滚动式外推次数过多造成外推误差过大,本文采用大步外推模型并由两端向中间递推估计的方法,即对平滑后的 EEG 信号残部每隔 J 点(视为一大步)取一样本值,对两个 DTS-AMS 分别进行训练,以建立式(4)和式(5)中 $r_{(k)}$ 的正向和反向大步外推模型:

$$\hat{r}_{+(k+J)} = f[r_{(k)}, r_{(k-J)}, \dots, r_{(k-5J)}], k = 1, 2, \dots \text{(正向一大步外推模型)} \quad (4)$$

$$\hat{r}_{-(k-J)} = f[r_{(k)}, r_{(k+J)}, \dots, r_{(k+5J)}], k = 1, 2, \dots \text{(反向一大步外推模型)} \quad (5)$$

J 值可按单向外推次数不超过 10 的原则选取,即

$$J \geq \frac{L}{10} \quad (6)$$

式中

$$L = G - K \quad (7)$$

为 VEP 波形的持续时间, K 为触发开始时刻, G 为 VEP 波形结束时刻. 而 DTS-AMS 训练所用的样本数据对分别以如下方式生成:

$$[r_{(k-1)}, \dots, r_{(k-6J)}] \Rightarrow r_{(k)}, k = 6J + 1, 6J + 2, \dots \text{(对于正向训练)} \quad (8)$$

$$[r_{(k+J)}, \dots, r_{(k+6J)}] \Rightarrow r_{(k)}, k = N_2 - 6J, N_2 - 6J - 1, \dots \text{(对于反向训练)} \quad (9)$$

在 DTS-AMS1 对 EEG 信号残部建立了大步正向外推模型后,即可用来按 EEG 信号残部在 VEP 波形

出现前的数据,外推出其在 VEP 波形出现后的数据:

$$\hat{r}_{+(K+iJ+j)} = \begin{cases} r_{(K+iJ+j)}, & i < 0 \\ f(\hat{r}_{+(K+iJ+j-J)}, \hat{r}_{+(K+iJ+j-6J)}), & 0 \leq i \leq [L/J] \\ j = 1, 2, \dots, J-1 \end{cases} \quad (10)$$

式中 $[\cdot]$ 表示取整.

同理,在 DTS-AMS2 对 EEG 信号残部建立了的大步反向外推模型后,即可用来按 EEG 信号残部在 G 时刻后的数据,反向估计出其在 VEP 波形持续期间的数据:

$$\hat{r}_{-(G-iJ-j)} = \begin{cases} r_{(G-iJ-j)}, & i < 0 \\ f(\hat{r}_{-(G-iJ-j+J)}, \hat{r}_{-(G-iJ-j+6J)}), & 0 \leq i \leq [L/J] \\ j = 1, 2, \dots, J-1 \end{cases} \quad (11)$$

3.2 G 值的确定

G 值的确定方法如图 4 所示,先求出 EEG 信号残部绝对值的算术平均

$$\bar{r} = \frac{1}{N_2} \sum_{k=1}^{N_2} |r_{(k)}| \quad (12)$$

由于脑电波自身的特点, G 应满足:

$$|r_{(k)}| \leq 2\bar{r}, k > G; |r_{(k)}| > 2\bar{r}, k \leq G \quad (13)$$

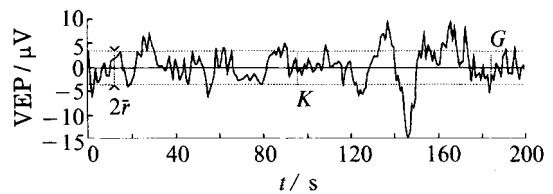


图4 VEP波形结束时刻G值的确定方法示意

3.3 EEG 信号的双向综合预报

由于滚动式外推的次数越多,产生的累计误差越大,因此在正向和反向外推过程的后期均会产生较大误差.考虑这种因素,用正向和方向外推的加权和

$$\hat{r}_{(k)} = (1 - \rho_k) \hat{r}_{+(k)} + \rho_k \hat{r}_{-(k)}, \rho_k = \frac{k-K}{L}, k \in [K, G] \quad (14)$$

即可得到较满意的在 VEP 波形持续期间 $r_{(k)}$ 的估计值波形.然后再将其从错相触发叠加数据中减去,即得所要提取的 VEP 信号.

4 VEP 信号提取的数字仿真与临床应用研究

首先把临床记录的触发前得到的纯 EEG 信号波形及错相触发后得到的 VEP 信号与 EEG 信号混合波形分别进行逐帧叠加预处理后,再利用经过纯 EEG 波形残部信号训练后的两个联想记忆系统 DTS-AMS1 及 DTS-AMS2 来实现 EEG 波形残部的正反向外推估计.从 K 时刻后实际相干平均所得的 VEP 与 EEG 残部的混合波形中,减去用 DTS-AMS 外推出的相应时刻下的 EEG 信号残部的估计值 $\hat{r}_{(k)}$,即可得到 VEP 信号的估计值.相应的仿真主程序框图如图 5 所示.

在进行 EEG 信号的学习和外推时,为避免滚动外推的步数太大,造成累计外推误差过大,采用大步预报模型并由两端向中间递推估计的作法,即对平滑后的 EEG 残余信号每隔 J 点取一样本值.利用两个 DTS-AMS 分别对残余信号 $r_{(k)}$ 按式(4)和式(5)所示的大步正向和反向预报模型进行学习. J 值可按单向外推总次数不超过 10 的原则选取,此处取 $J = 8$.

在对 DTS-AMS1 和 DTS-AMS2 进行充分训练后,就可用来对与 VEP 波形重合段的 EEG 信号波形残部从两头向中间分别进行正向和反向外推估计.

按实现 6 阶预报模型(4)和(5)的要求,DTS-AMS 的设计参数如下:

$$\text{输入维数} \quad N = 6 \qquad \text{输出维数} \quad N_p = 1$$

逼近阶数 $\mu = 2$ 每维输入分段数 $M = 3$

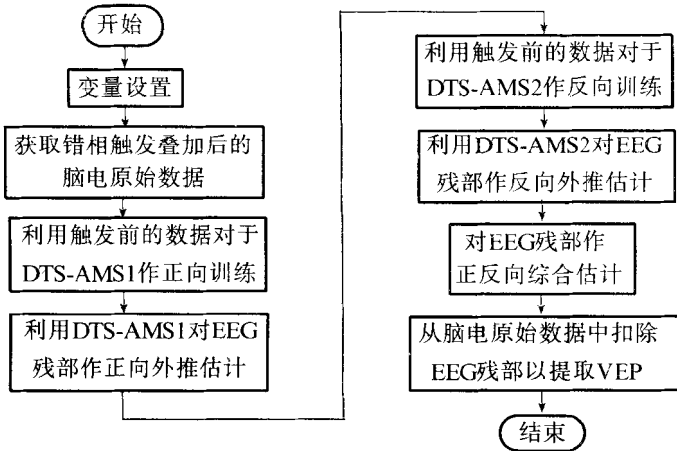


图5 用DTS-AMS对EEG信号残部建模和外推估计方法提取VEP信号的主程序框图

仿真所用训练点数 $N_T = 486$ 。表1所列仿真结果表明,当其它参数确定后,在不同DTS-AMS训练次数下提取的VEP波形在 P_{100} 处的幅值相对于真值 $A = -12 \mu V$ 的误差一般在2%以内,而时间误差几乎为0,且DTS-AMS收敛较快,只经过5次左右的正、反向训练即可达到较高的精度。图6示有表1中情况3下的波形。图6中的(a)~(e)的仿真参数设定为大步步长 = 8,正向训练次数 = 10,反向训练次数 = 5;仿真结果为正向外推绝对误差:0.70,相对误差2.50%;反向外推绝对误差0.73,相对误差2.61%;双向综合绝对误差0.291,相对误差1.04%。

表1 对AMS作不同次数训练下所得VEP特征值 P_{100} 的比较

情况	大步步长	正向训练次数	反向训练次数	幅值误差		时间误差/ms
				绝对值/ μV	相对值/%	
1	8	4	1	0.46	1.63	0
2	8	4	2	0.36	1.30	0
3	8	10	5	0.29	1.04	0

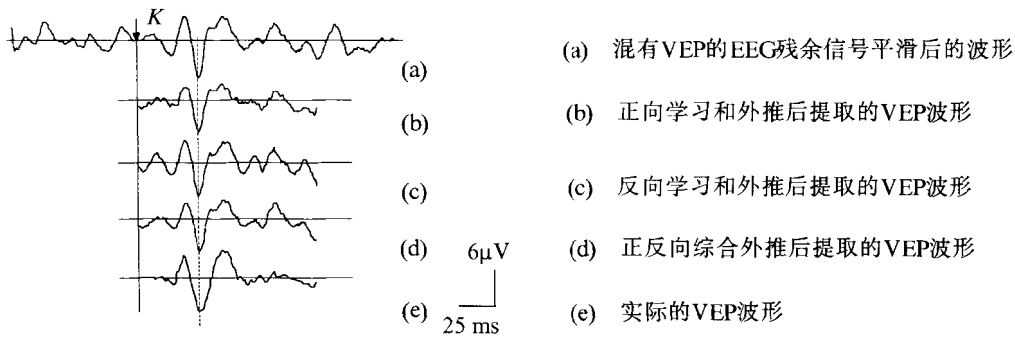


图6 通过DTS-AMS对EEG残余波形作双向学习和外推提取出的VEP波形

由于在临床诊断中,只把VEP信号的特征值 P_{100} 作为主要诊断依据,而对信号波形的其余部分估计精度要求不高。因此,只可对EEG信号进行正向学习和外推,而不必为减小VEP信号尾部误差(一般包括低频漂移和伪迹)而进行反向学习和外推。其结果如表2所示。图7示有表2中情况3下的波形。图7(a)~(c)中仿真参数设定为大步步长 = 8,训练次数 = 10;仿真结果绝对误差0.70%,相对误差2.50%。

由表1和表2可看出,联想记忆系统的训练次数越多,学习和外推效果越好。从PC586计算机执行有关程序的情况看,即使取大步步长为8,训练次数为10,计算时间也只需1s左右,实时性足以满足临床要求。

图8示有在原始 EEG 信号基线扭曲情况下的仿真结果, 可以看出, 基线扭曲会使 P_{100} 处幅值误差有所增大, 但对时间误差影响不明显. 图8中仿真参数设定为大步步长 = 8, 训练次数 = 10; 仿真结果绝对误差 1.26; 相对误差 4.5%

表2 只对AMS进行正向训练情况下所得VEP特征值 P_{100} 的比较

情况	大步步长	正向训练次数	幅值误差		时间误差/ms
			绝对值/ μV	相对值/%	
1	8	6	0.92	3.28	0
2	8	8	0.76	2.72	0
3	8	10	0.70	2.50	0

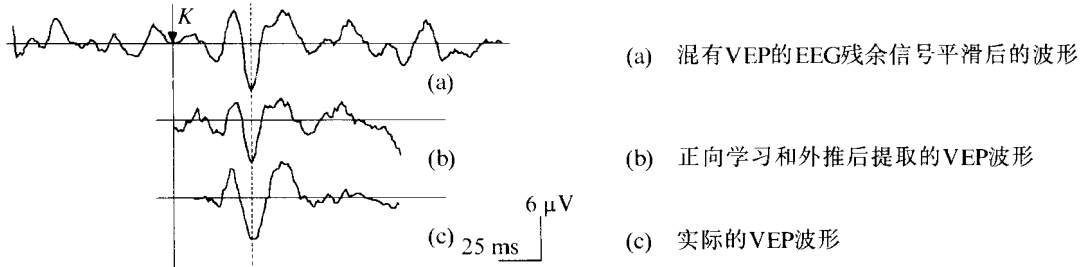


图7 以DTS-AMS对EEG残余波形只作正向学习和外推提取出的VEP波形

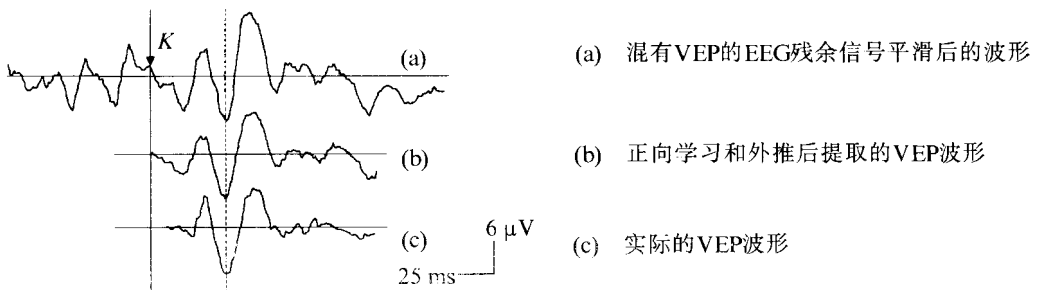


图8 基线扭曲情况下采用DTS-AMS只作正向学习和外推提取出的VEP波形

5 结束语

本文采用基于 DTS-AMS 型神经网络的建模方法对错相视觉刺激触发和叠加所得 EEG 残余波形进行学习, 从而达到了在较少(10次左右)刺激情况下将 VEP 信号与 EEG 残余波形分量有效分离的目的. 数字仿真结果表明该方法效果良好. 由于此方法基于时域模型进行信号处理, 有可能比其他频域滤波方法提取出的 VEP 信号潜伏期 P_{100} 的时间误差小, 精度上更满足一般临床诊断要求.

参考文献

- 1 潘映辐. 临床诱发电位学. 北京: 人民卫生出版社, 1988
- 2 Albus J S. A new approach to manipulator control: the cerebella model articulation controller (CMAC). Trans ASME J Dynamic systems, measurement & control, 1975(97): 220~227
- 3 Miller W T, Glanze F H, Kraft L G. CMAC: An associative neural network alternative to back propagation. Proc IEEE, 1990(78): 1561~1567
- 4 Lane S H, Handelman D A, Gelfand J J. Theory and development of higher-order CMAC neural networks. IEEE Control Systems Magazine 1992, 12(2): 23~30
- 5 Xu N S, Wu Z L, Jia R X, et al. A new content-addressing mechanism of CMAC-type associative memory system for reducing the required memory size, Research on Complex System Control Problems,

- Academia Sinica. III-1~13, 1992; Proc of 13th IFAC World Congress, San Francisco, USA, 1996
- 6 Xu N S. Improving approximation capabilities of associative memories via sharp-angled hat spline functions. Research on Complex System Control Problems, Academia Sinica, III-14~38, 1992; Proc of International Workshop on Spectral Techniques, Beijing, China, 1994. 265~290
 - 7 Xu N S, Bai Yunfei. A novel high-order associative memory system via discrete Taylor series. Research on Complex System Control Problems, Academia Sinica, 1995, III-119~136
 - 8 徐宁寿, 张建华, 杨红, 等. 错相刺激触发策略用于诱发脑电信号的增强(——提取视觉诱发脑电信号的新方法之一), 北京工业大学学报, 2000, 26(3): 39~44
 - 10 徐宁寿, 张建华, 曹正才, 等. 小波变换在视觉诱发脑电信号取中的应(——提取视觉诱发脑电信号的新方法之三), 北京工业大学学报, 待发表
 - 11 徐宁寿, 张建华, 曹正才, 等. 内模滤波技术在视觉诱发脑电信号取中的应用(——提取视觉诱发脑电信号的新方法之四), 北京工业大学学报, 待发表
 - 12 徐宁寿, 张建华, 曹正才, 等. 内模卡尔曼滤波技术在视觉诱发脑电信号取中的应用(——提取视觉诱发脑电信号的新方法之五), 北京工业大学学报, 待发表

Extrapolation of the Electroencephalogram Residual Via DTS-AMS Type Neural Network

Xu Ningshou Zhang Jianhua Yang Hong

(College of Electronic Information and Control Engineering, Beijing Polytechnic University, Beijing, 100022)

Pan Yingfu Tie Yanmei

(Department of Neural Internal Medicine, Beijing Friendship Hospital, Beijing, 100050)

Abstract Utilizing the higher-order associative memory system via discrete Taylor series(DTS-AMS) which can make an error-free approximation to the multi-variable polynomial function with arbitrary order, this paper realizes the modeling and extrapolation of the Electroencephalogram(EEG) residual signal obtained from the phase-shifting and superposition. Numerical simulation results have shown that, through about only 10 times of visual stimulation, the Visual Evoked Potential(VEP) can be extracted from the EEG background with a satisfactory identification accuracy of the latency parameter P_{100} for the clinical use.

Keywords signal estimation, visual evoked potential, EEG, artificial neural network, higher-order associative memory system