

基于 Mackey-Glass 混沌储备池计算的多波形识别

包秀荣^{1,2}, 岳荷荷¹, 殷洪奎^{*1}, 秦杰¹

(1. 大连理工大学 信息与通信工程学院, 辽宁 大连 116024;

2. 内蒙古师范大学 物理与电子信息学院, 内蒙古 呼和浩特 010022)

摘要: 人工神经网络在模式识别和智能计算等领域具有重要的应用,但目前的人工神经网络存在结构复杂、训练耗时、占用大量的硬件资源等缺陷.设计了一种简单的基于 Mackey-Glass 非线性方程的混沌储备池计算系统,它把大量不同时刻的混沌状态当作虚拟节点,从而简化了系统结构.利用系统分别实现了3种波形和对应3种不同频率的共9个不同波的识别,分析了储备池计算系统主要参数对多波形识别效果的影响.在最优系统参数条件下,对3种波形和9个波识别的归一化均方根误差分别达到了0.11和0.22.

关键词: 波形识别;储备池计算;人工神经网络;混沌

中图分类号: TP183;O241 **文献标识码:** A **doi:**10.7511/dllgxb201802010

0 引言

波形识别技术已经在医疗、智能故障检测、数字通信、工业自动控制等领域得到广泛应用^[1-5].因此研究一种实时性好、可靠性高、结构简单的波形识别技术至关重要.现今应用最多的波形识别算法是对波形进行非常好的特征提取,从而实现识别性能.但是由于针对多种不同波形,其算法比较耗时.实现波形识别的技术主要有离散小波变换、自组织映射网络、BP神经网络、支持向量机等^[6-11].这些技术中神经网络结构复杂且训练耗时,数字化处理过程需要模数转换,使功耗增大且速率降低.

本文给出的方法仅需要对波形进行简单的预处理,之后经快速的算法实现实时波形识别.本文使用近年来新兴的一种机器学习系统,即储备池计算系统.储备池计算系统由输入层、储备池和输出层3个部分构成^[12].储备池计算中间层用一个非线性节点附加反馈回路构成储备池结构.该系统也叫非线性时滞系统,随着反馈强度的增加系统工作状态可以从稳定的固定点到倍周期状态,

再到混沌状态,能产生丰富的动力特性.储备池计算模拟了大脑处理信息的过程,能产生信号的瞬时神经响应,快速处理信号^[13].根据储备池计算中所用器件特性不同,储备池结构分为电储备池、光电储备池和全光储备池等类型^[14-16].

已有的研究中分别用全光储备池、光电储备池和电储备池实现了两种波形的识别.全光储备池计算中用耦合的半导体光放大器构成网络进行储备池计算,实现了方波和三角波两种波形的识别,识别错误率为2.5%^[17].用马赫增德尔调制器附加光电反馈构成的光电储备池计算实现了方波和正弦波两种波形的识别,其归一化均方误差为 1.5×10^{-3} ^[18].本文的科研团队用电储备池计算系统成功实现了方波和正弦波两种不同波形的识别,归一化均方根误差最小达到0.22^[19].总之,目前储备池计算系统的识别应用中所识别波形数量少,且其中全光储备池计算和光电储备池计算难于集成.本文利用结构简单的Mackey-Glass电路混沌系统构建储备池计算系统的中间层,仿真研究多个波形的识别应用,并分析系统中主要参数,

收稿日期: 2017-08-03; 修回日期: 2018-01-24.

基金项目: 内蒙古自治区高等学校科学研究项目(NJZY031);内蒙古师范大学科研基金资助项目(2015YBXM004).

作者简介: 包秀荣(1980-),女,博士生, E-mail: bxr@imnu.edu.cn;殷洪奎*(1959-),男,博士,教授,博士生导师, E-mail: hxyin@dlut.edu.cn.

如反馈线上的虚拟节点个数、反馈强度和输入增益等参数的变化对波形识别效果的影响。

1 模型与原理

下面介绍由单个非线性节点附加反馈回路构成的储备池模型的计算原理. 这种方法类似于环形递归神经网络的拓扑结构. 如图 1 所示, 输入信号只需输入到非线性节点上, 接着读取延迟线上不同时刻的瞬时状态, 即虚拟节点状态, 瞬时模拟了经典储备池内的处理节点. 将不同时刻的瞬时状态加权求和输出, 得到识别结果. 计算步骤概括如下:

(1) 对每个波形进行抽样, 使其在一个延迟时间 τ 内保持恒定, 并乘以只有 +1 和 -1 值且随机变化的模板, 得到输入信号 J . 输入信号 J 是 $M \times N$ 矩阵, M 为要处理信号的抽样点个数, N 为延迟线上虚拟节点的个数.

(2) 输入矩阵 J 串行注入到非线性时滞系统, 延迟线上产生瞬时响应状态. 输入矩阵 J 的每一行的响应就是时间长度为 τ 的延迟向量.

(3) 当输入矩阵 J 的所有元素注入到储备池, 在虚拟节点上得到输入信号的瞬时响应, 构成状态矩阵 S .

(4) 每个输入波形得到一个状态矩阵, 利用这些状态矩阵训练输出权值完成分类.

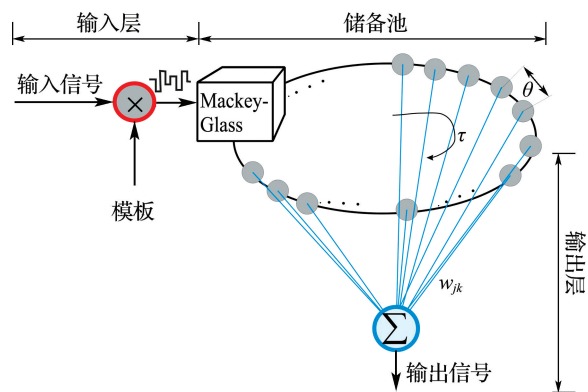


图 1 Mackey-Glass 混沌储备池计算结构

Fig. 1 Structure of reservoir computing based on the Mackey-Glass chaos

这里输出权值训练采用的岭回归估计算法, 是有偏估计回归算法. 该算法与最小二乘估计算法相比较, 更适合对病态数据的拟合^[20]. 这里的

病态矩阵是指对某些矩阵中某个元素的很小的变动会使计算结果误差很大, 而混沌信号具有这种特性, 所以本文利用岭回归估计训练混沌储备池计算的输出权值. 岭回归估计算法通过损失无偏性, 换取较高的数值稳定性, 从而获得较高的计算精度.

设多重线性回归模型 $y = X\alpha + \varepsilon$, 回归参数 α 的岭估计定义为^[20]

$$\hat{\alpha}(k) = (X'X + kI)^{-1}X'y \quad (1)$$

式中: I 为单位矩阵; k 为岭参数, 且 $k > 0$. 设 X 已标准化, $X'X$ 为自变量样本的相关阵, 则式(1)是标准化的岭回归估计. 式中 k 不是唯一值, 所以计算得到的岭回归估计是回归参数 α 的一个估计族. 最后得到的回归参数 α 就是输出层的连接权值.

由单个非线性节点附加反馈回路构成的储备池数学模型为^[21]

$$\dot{x}(t) = -x(t) + f(x(t-\tau), J(t)) \quad (2)$$

式中: x 为非线性节点的状态变量, $\dot{x}$ 为 x 的一阶导数, τ 是归一化延迟时间, f 代表非线性函数, $J(t)$ 为预处理后的输入信号. 这里选用 Mackey-Glass 混沌方程作为非线性函数, 则其储备池的动力学方程为

$$\dot{x}(t) = -x(t) + \frac{\eta[x(t-\tau) + \gamma \cdot J(t)]}{1 + [x(t-\tau) + \gamma \cdot J(t)]^p} \quad (3)$$

式中: 参数 η 为反馈强度, γ 为输入增益, p 为非线性指数. 指数 p 用来调节系统非线性程度. 该动力系统的分岔图如图 2 所示. 当没有输入信号时, 系统工作在倍周期和混沌的临界状态; 有输入信号后, 系统显示出更复杂的动力特性, 特别是在相同的输入信号下, 系统应有一致的瞬时响应. 当然系统也可以用其他非线性方程作为非线性节点, 例如半导体激光器或光电调制器等, 同样能完成任务^[22].

如上所述, 虚拟节点等间隔地分布在延迟线上, 延迟时间 $\tau = N\theta$, θ 为虚拟节点之间的时间间隔. 事实上, 输入信号的采样周期即为 τ , 二进制随机模板的周期也为 τ , 模板随机值之间的间隔为虚拟节点之间的时间间隔 θ . 根据经验, θ 为 0.2 时能得到最优计算结果.

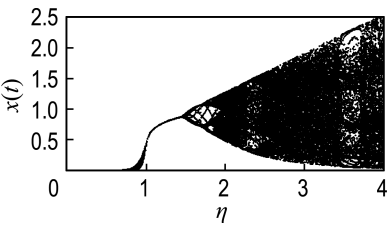


图 2 无输入信号时 Mackey-Glass 混沌储备池分岔图

Fig.2 Bifurcation diagram of Mackey-Glass chaotic reservoir under no input

2 波形识别仿真实验及其结果分析

将上述储备池计算动力学系统应用于多种类型的波形识别,检验其识别效果.先建立要处理信号的数据库,由正弦波、方波和三角波 3 种波形随机构成,共有 2 000 组数据.串行输入到储备池之前,每个输入波形每周期采样 16 点,再与预处理模板进行相乘,模板由随机分布的 +1、-1 值序列构成.储备池内, Mackey-Glass 方程的非线性指数 p 选为 8,这样高的非线性有利于分类.输出端采用 10 折交叉验证方法计算归一化均方根误差(E_{nrms}):

$$E_{\text{nrms}} = \sqrt{\frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (s(t) - y(t))^2}{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y(t) - \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n y(t))^2}} \quad (4)$$

其中 $s(t)$ 为储备池计算系统的实际输出值, $y(t)$ 为储备池计算系统的期望输出值^[3].储备池计算系统的波形识别效果越好, E_{nrms} 越小.仿真实验中采用 1 800 组数据进行训练, 200 组数据用于测试.

研究了反馈环上虚拟节点个数 N 的变化对波形识别性能的影响,从而确定虚拟节点个数的最佳值.归一化均方根误差和虚拟节点个数之间的关系如图 3 所示,图中虚线为训练结果,实线为测试结果.由图可看出,虚拟节点个数 $N=100$ 时, E_{nrms} 最小,识别效果最好.虚拟节点个数较少时,储备池状态值过于单一,很难训练得到期望输出值,所以 E_{nrms} 都很高.相反,虚拟节点个数较多时,能得到很多不同储备池状态值,但有很多重复

或接近的各种状态,过度拟合了数据, E_{nrms} 没有明显下降,反而有小幅增加,且处理数据量增大使计算量变大.因此,在接下来的波形识别实验中采用的储备池计算虚拟节点个数为 100.

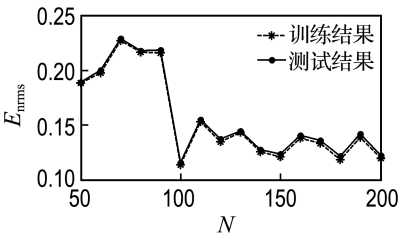


图 3 E_{nrms} 与虚拟节点个数之间的关系

Fig.3 Relationship between the E_{nrms} and the number of virtual nodes

反馈强度 η 和输入增益 γ 是储备池模型的两个重要参数,参数 η 和 γ 的变化对测试得到的 E_{nrms} 的影响如图 4 所示.图中识别效果越好,显示越接近蓝色.由图可看出反馈强度为 2.2 且输入增益为 0.8 时,储备池计算系统识别性能最佳,归一化均方根误差 E_{nrms} 达到 0.11.不同参数下的训练得到的归一化均方根误差也同时算出,最佳参数与之相同.反馈强度 $\eta < 1$ 时,储备池工作在稳定的固定点上,当 η 慢慢增大时,储备池输出状态由周期态演变为混沌状态.反馈强度为 2.2 时,储备池状态处在倍周期状态和混沌状态之间的临界状态,是储备池计算系统的最佳状态^[23-24].同样由图可看出,输入增益 γ 从 0.1 增加到 0.7 时,识别效果一直不好,但有改善的趋势. γ 为 0.8 时,识别效果最好. $\gamma > 0.9$ 时识别效果又有下降趋势.储备池计算系统的波形识别结果如图 5 所示.

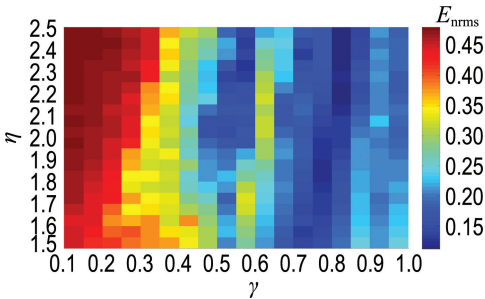


图 4 E_{nrms} 与参数 η 和 γ 之间的三维色图关系

Fig.4 Color graph of three dimensions for the E_{nrms} with parameters η and γ

图 5(a)是随机输入的 3 种不同波形;图 5(b)是储备池计算系统识别的输出信号,图中虚线为滤波输出信号,实线为采样判决后的最终输出信号.由图可看出,3 种波形得到正确识别.判决输出信号为+1 时,输入为正弦波;判决输出为 0 时,输入为方波;判决输出为-1 时,输入为三角波.

接着对更多的波,即对 3 种不同频率 f 、 $2f$ 、 $5f$ 的方波、正弦波和三角波共 9 个不同的波进行了识别仿真实验.同样建立了随机构成的波形数据库,共 2 000 组数据.由于识别波种类较多,每个波每个周期内采样 25 个点,储备池内设置 400 个虚拟节点,并设置了 9 个输出端.其余参数不变的情况下,测试得到的 E_{nms} 达到 0.22,识别结果如图 6 所示.

图 6(a)为期望的输出信号,图 6(b)为实际滤波输出信号,图中纵轴分为 9 行,每一行表示一种识别波形,红色条表示输出信号接近+1,即得到

识别波形种类.随机选取了部分结果展示,可以看到识别效果较好.

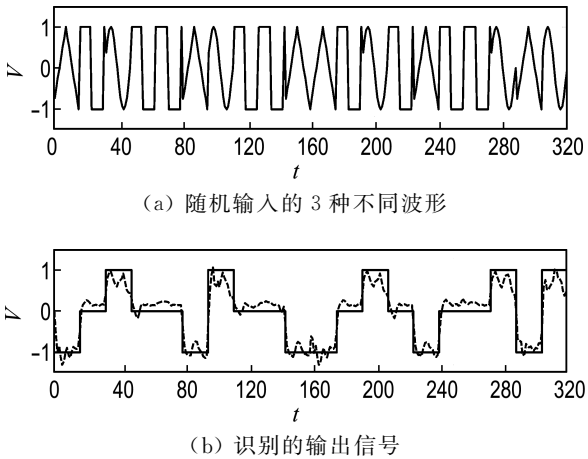


图 5 3 种不同波形的识别结果

Fig. 5 Recognition results for three kinds of different waveforms

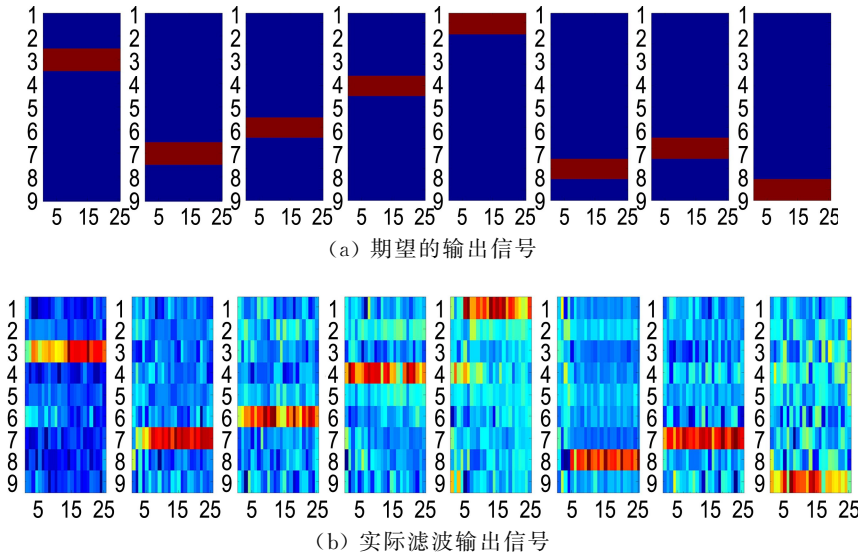


图 6 对频率分别为 f 、 $2f$ 、 $5f$ 的方波、正弦波和三角波共 9 个波识别的结果

Fig. 6 Recognition results for square waves, sine waves and triangle waves with three different frequencies of f , $2f$ and $5f$ respectively

3 结 语

采用单个非线性节点附加反馈环结构的储备池计算,相较于传统的储备池计算,具有系统结构简单、训练速度快等优点^[25-26],与现有的光电储备池和全光储备池比较,则有硬件上容易实现、易于集成、性价比高等优点.本文采用电路混沌储备池

实现了多种不同波形的识别任务,通过仿真计算储备池输出端的归一化均方根误差确定了系统的虚拟节点个数、输入增益、反馈强度等参数最佳值,通过仿真实验得到了 3 种不同波形和对应 3 种不同频率的共 9 个不同波的识别结果,计算得到的归一化均方根误差分别为 0.11 和 0.22,达

到了较好的识别效果。

参考文献:

- [1] FRANK J, MANNOR S, PINEAU J, *et al.* Time series analysis using geometric template matching [J]. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 2013, **35**(3): 740-754.
- [2] LI Hongqiang, FENG Xiuli, CAO Lu, *et al.* Heartbeat classification using different classifiers with non-linear feature extraction [J]. **Transactions of the Institute of Measurement and Control**, 2016, **38**(9):1033-1040.
- [3] QIN Jie, ZHAO Qingchun, XU Dongjiao, *et al.* Optical packet header identification utilizing an all-optical feedback chaotic reservoir computing [J]. **Modern Physics Letters B**, 2016, **30**(16):1650199.
- [4] JAFFE M B. Using the features of the time and volumetric capnogram for classification and prediction [J]. **Journal of Clinical Monitoring and Computing**, 2017, **31**(1):19-41.
- [5] CHAUDHARY A, BASU S, KUMAR R, *et al.* Shape classification of AltiKa 40-Hz waveforms using linear discriminant analysis and Bayes decision rule in the Gujarat coastal region [J]. **Marine Geodesy**, 2015, **38**(s1):62-72.
- [6] ZHAO Bendong, CHEN Shangfeng, LIU Junliang, *et al.* Classification of waveforms using unsupervised feature learning and artificial neural network [C] // **Proceedings of 2015 IEEE Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference, IAEAC 2015**. Piscataway: IEEE, 2015:192-196.
- [7] PEREIRA T, PAIVA J S, CORREIA C, *et al.* An automatic method for arterial pulse waveform recognition using KNN and SVM classifiers [J]. **Medical & Biological Engineering & Computing**, 2016, **54**(7):1049-1059.
- [8] CHAOU A K, MEKHALDI A, MOULA B, *et al.* Classification of leakage current waveforms using wavelet packet transform on high voltage insulator [C] // **ICHVE 2014—2014 International Conference on High Voltage Engineering and Application**. Piscataway: IEEE, 2014:7035489.
- [9] PARRA J O, ITURRARÁN-VIVEROS U, PARRA J S, *et al.* Self-organizing maps with cokriging porosity applied to sand-shale reservoirs using seismic [M] // **SEG Technical Program Expanded Abstracts 2015**. Tulsa: Society of Exploration Geophysicists, 2015:1946-1950.
- [10] LI Shuo, YANG Lin, YANG Yimin, *et al.* A model of recognition for human pulse wave types by the BP neural network [J]. **WIT Transactions on Biomedicine and Health**, 2014, **18**:375-380.
- [11] MASET E, CARNIEL R, CROSILLA F. Unsupervised classification of raw full-waveform airborne lidar data by self organizing maps [J]. **Lecture Notes in Computer Science**, 2015, **9279**:62-72.
- [12] PAQUOT Y, DAMBRE J, SCHRAUWEN B, *et al.* Reservoir computing: A photonic neural network for information processing [J]. **Proceedings of SPIE — The International Society for Optical Engineering**, 2010, **7728**:77280B.
- [13] LUKOŠEVIČIUS M, JAEGER H, SCHRAUWEN B. Reservoir computing trends [J]. **KI - Künstliche Intelligenz**, 2012, **26**(4):365-371.
- [14] NGUIMDO R M, DANCKAERT J, VERSCHAFFELT G, *et al.* Delay-based reservoir computing using semiconductor ring lasers [J]. **Proceedings of SPIE — The International Society for Optical Engineering**, 2014, **9136**:91361S.
- [15] LARGER L, SORIANO M C, BRUNNER D, *et al.* Photonic information processing beyond Turing: an optoelectronic implementation of reservoir computing [J]. **Optics Express**, 2012, **20**(3):3241-3249.
- [16] APPELTANT L, SORIANO M C, VAN DER SANDE G, *et al.* Information processing using a single dynamical node as complex system [J]. **Nature Communications**, 2011, **2**:468.
- [17] VANDOORNE K, DIERCKX W, SCHRAUWEN B A, *et al.* Toward optical signal processing using photonic reservoir computing [J]. **Optics Express**, 2008, **16**(15):11182-11192.
- [18] PAQUOT Y, DUPORT F, SMERIERI A, *et al.* Optoelectronic reservoir computing [J]. **Scientific Reports**, 2012, **2**:287.

[19] 岳荷荷. 基于混沌的保密通信和波形识别的应用研究[D]. 大连:大连理工大学, 2015.

YUE Hehe. Investigation of secure communication and waveform recognition based on chaos [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2015. (in Chinese)

[20] HOERL A E, KENNARD R W. Ridge regression: Biased estimation for nonorthogonal problems [J]. **Technometrics**, 2000, **42**(1):80-86.

[21] SORIANO M C, BRUNNER D, ESCALONA-MORÁN M, *et al.* Minimal approach to neuro-inspired information processing [J]. **Frontiers in Computational Neuroscience**, 2015, **9**:68.

[22] DAMBRE J, VERSTRAETEN D, SCHRAUWEN B, *et al.* Information processing capacity of dynamical systems [J]. **Scientific Reports**, 2012, **2**: 514.

[23] BUESING L, SCHRAUWEN B, LEGENSTEIN R. Connectivity, dynamics, and memory in reservoir computing with binary and analog neurons [J]. **Neural Computation**, 2010, **22**(5): 1272-1311.

[24] MANEVITZ L, HAZAN H. Stability and topology in reservoir computing [J]. **Lecture Notes in Computer Science**, 2010, **6438**:245-256.

[25] LUKOŠEVIČIUS M, JAEGER H. Reservoir computing approaches to recurrent neural network training [J]. **Computer Science Review**, 2009, **3**(3):127-149.

[26] SORIANO M C, ORTÍN S, KEUNINCKX L, *et al.* Delay-based reservoir computing: Noise effects in a combined analog and digital implementation [J]. **IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems**, 2015, **26**(2):388-393.

Recognition of multiple waveforms
based on Mackey-Glass chaotic reservoir computing

BAO Xiurong^{1,2}, YUE Hehe¹, YIN Hongxi^{*1}, QIN Jie¹

(1. School of Information and Communication Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;
2. College of Physics and Electronic Information, Inner Mongolia Normal University, Hohhot 010022, China)

Abstract: Although the artificial neural network plays an important role in the fields of pattern recognition and artificial intelligence, it still has some disadvantages such as the complex structure, the time-consuming training, the requirement of a mass of hardware resource. A simple chaotic reservoir computing system based on Mackey-Glass nonlinear equations is designed, where a large number of chaos states at different time are regarded as virtual nodes to simplify the system structure. The system is employed to achieve the recognition of three kinds of waveforms and nine waves with three frequencies respectively and the impact of system parameters on the recognition performance of waveforms is analyzed. Under the circumstances of optimized system parameters, the normalized root-mean-square errors for the recognition of the three kinds of waveforms and the nine wave are 0.11 and 0.22 respectively.

Key words: waveform recognition; reservoir computing; artificial neural network; chaos