

基于神经网络模型改进算法的动态辨识系统仿真

左 军 周 灵

(佛山科学技术学院电子与信息工程学院 佛山 528000)

摘 要 神经网络的连接权在辨识中对应于模型参数,通过权值的调节可使网络输出逼近于系统输出。将神经网络作为辨识器 NNI 时,经训练,网络权值即为系统参数的估计。改进算法引入加权因子是为了控制网络的输入各分量对估计值的影响程度,参数估计值总是大范围一致渐近收敛的。将网络的稳态视为某一优化的问题目标函数的极小点,由初态向稳态的收敛过程就是优化过程计算。开发了仿真程序,对具体案例进行了仿真,取得了较为理想的结果。
关键词 神经网络,系统辨识,系统参数,辨识模型

中图法分类号 TP393 文献标识码 A

Simulation and Dynamic Identification System Based on Improved Neural Network Model Algorithm

ZUO Jun ZHOU Ling

(School of Electronic and Information Engineering, Foshan University, Foshan 528000, China)

Abstract For identifier, the connection weight of neural network corresponds to model parameter. By adjusting weight of neural network, the network outputs are approximated to the system outputs. When taking neural networks as identifier NNI and doing some training on it, network weights will become the estimation of system parameters. The traditional algorithm is improved by introducing weighted factor so as to control the impact of estimated value made by the input factors. The estimated values of parameters are always uniformly asymptotic convergence in a wide range. The network steady state were thought as the minimum point of objective function for any optimization problem. The convergence process from the initial state to the steady state is the optimization calculation. At last, simulation experiments were developed to test some specific cases and the obtained results are ideal and reasonable.

Keywords Neural network, System identification, System parameters, Identification model

1 概述

神经网络具有大规模并行分布式结构、自主学习以及泛化能力,因此可以利用神经网络来解决许多传统方法无法解决的问题[1]。由于目前还不存在适用于各种环境和情况下的通用神经网络模型,为了构建特定情况下的神经网络模型,需要掌握一些常用的神经网络模型和学习算法,了解它们的特点和适用范围,在此基础上,将常用的神经网络做相应的修改并应用到所遇到的特定环境中,解决遇到的实际问题[2]。

2 神经网络与识别技术理论分析

2.1 随机系统模型分析

系统除了受输入作用外,往往还受到环境的一些不确定因素的影响,我们通常把这些因素的影响都归结为附加噪声,并建立噪声模型。考虑噪声的系统模型称为随机系统模型,它有多种形式。

(1) 含输入/输出噪声的随机模型

SISO 系统的 ARMA 模型如式(1)所示,以时延 $d=1$ 为例,设系统输入 $u(t)$,则输出为:

$$y(k) = \sum_{i=1}^m b_i u(k-i) - \sum_{i=1}^n a_i y(k-i) \quad (1)$$

设系统参数

$$\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N]^T \\ = [a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, b_2, \dots, b_m]^T, N=n+m \quad (2)$$

可将式(1)写成模型参数 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N$ 的线性组合[3]:

$$y(k) = h_1(k)\theta_1 + h_2(k)\theta_2 + \dots + h_N(k)\theta_N \\ = \mathbf{h}^T(k) \cdot \theta \quad (3)$$

式中,

$$\mathbf{h}(k) = [h_1(k), \dots, h_N(k)]^T \\ = [-y(k-1), \dots, -y(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m)]^T \quad (4)$$

设输入和输出均含有噪声[4]:

$$\begin{cases} h_i'(k) = h_i(k) + s_i(k), i=1, 2, \dots, N \\ z(k) = y(k) + v(k) \end{cases} \quad (5)$$

式中, $s_i(k)$ 和 $v(k)$ 为零均值不相关的随机噪声,且

$$E[s_i(k)s_j(k)] = \begin{cases} \delta_{ij}^2, & i=j \\ 0, & i \neq j \end{cases} \quad (6)$$

$$\mathbf{s}(k) = [s_1(k), s_2(k), \dots, s_{n+m}(k)] \quad (7)$$

则输入/输出含有噪声建立的模型为:

$$\begin{cases} \mathbf{h}'(k) = \mathbf{h}(k) + \mathbf{s}(k) \\ z(k) = y(k) + v(k) = \mathbf{h}^T(k)\theta + v(k) \end{cases} \quad (8)$$

本文受广东省自然科学基金(S2011020002719)资助。

左 军(1958—),男,讲师,主要研究方向为智能计算、信息安全、数据库应用, E-mail:fszj58@163.com;周 灵 博士,教授。

这是随机线性离散系统的一种模型。

(2) CARMA 模型

考虑扰动、测量噪声等的影响,在 ARMA 模型的基础上建立的随机线性离散系统模型还有 CARMA(Controlled Autoregressive Moving Average)可控自回归滑动平均模型^[5],即

$$z(k) = y(k) + v'(k) = \frac{q^{-d}B(q^{-1})}{A(q^{-1})}u(k) + \frac{C(q^{-1})}{A(q^{-1})}v(k) \quad (9)$$

式中, $v(k)$ 为白噪声序列,且

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1 q^{-1} + c_2 q^{-2} + \dots + c_p q^{-p} \quad (10)$$

(3) CARIMA 模型

CARIMA——可控自回归积分滑动平均模型,是另一种随机线性离散系统模型^[6],即

$$\begin{aligned} z(k) &= y(k) + v''(k) \\ &= \frac{q^{-d}B(q^{-1})}{A(q^{-1})}u(k) + \frac{C(q^{-1})}{A(q^{-1})(z-1)}v(k) \end{aligned} \quad (11)$$

与式(9)不同, $v(k)$ 项多了一个积分环节 $\frac{1}{z-1}$ 。

(4) 离散状态空间表达式^[7]

对于 MIMO 系统,用离散状态空间表达式描述的随机模型为:

$$x(k) = Ax(k) + Bu(k) + G\mu(k) \quad (12)$$

$$y(k) = Cx(k) + v(k) \quad (13)$$

式中, $\mu(k)$: 输入扰动白噪声向量序列; $v(k)$: 输出量测白噪声向量序列。

2.2 确定性系统的神经网络辨识

(1) 辨识方法

讨论 SISO 系统的 ARMA 模型式^[8],当 $d=1$ 时

$$y(k) = \sum_{i=1}^m b_i u(k-i) - \sum_{i=1}^n a_i y(k-i) \quad (14)$$

辨识的目的就是利用系统的输入/输出时间序列 $\{u(k), y(k)\}$ 及最优化准则函数,求得系统参数^[9]

$$\theta = [a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, b_2, \dots, b_m]^T \quad (15)$$

的估计 $\hat{\theta}$ 。由于是确定性系统,不含有测量噪声, $z(k) = y(k)$ 。

将神经网络作为系统辨识器 NNI 时,经训练,网络的权值 W 即为系统参数的估计 $\hat{\theta}$:

$$\begin{aligned} \hat{\theta} = W &= [\omega_1, \dots, \omega_N]^T \\ &= [\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_n, \hat{b}_1, \dots, \hat{b}_m]^T, N=n+m \end{aligned} \quad (16)$$

对应于两种辨识结构,神经网络辨识模型如下:

(1) 并联型^[10]

$$\hat{y}(k) = h_p^T(k)W(k) \quad (17)$$

$$h_p(k) = [-\hat{y}(k-1), \dots, -\hat{y}(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m)]^T \quad (18)$$

它由线性输出反馈网络实现,网络的输入由系统的输入

u 和网络的输出 $\hat{y}$ 两部分组成。

(2) 串_并联型^[11]

$$\hat{y}(k) = h_p^T(k) \cdot W(k) \quad (19)$$

$$\begin{aligned} h_p(k) &= [h_1(k), \dots, h_N(k)]^T \\ &= [-\hat{y}(k-1), \dots, -\hat{y}(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m)]^T \end{aligned} \quad (20)$$

它由线性 DTNN 实现,其中的 NN 采用自适应线性神经元,网络的输入由系统的输入 u 和输出 y 两部分组成,如图 1 所示^[12]。

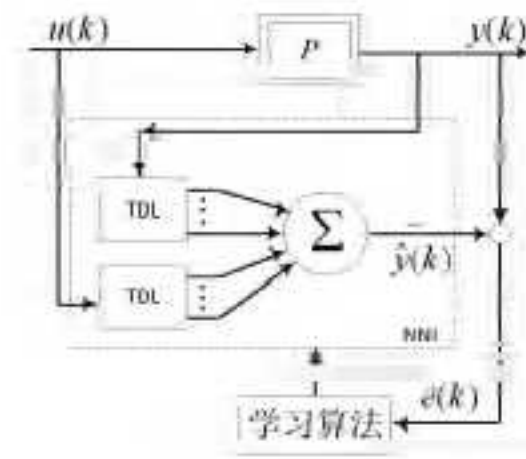


图 1 神经网络辨识器

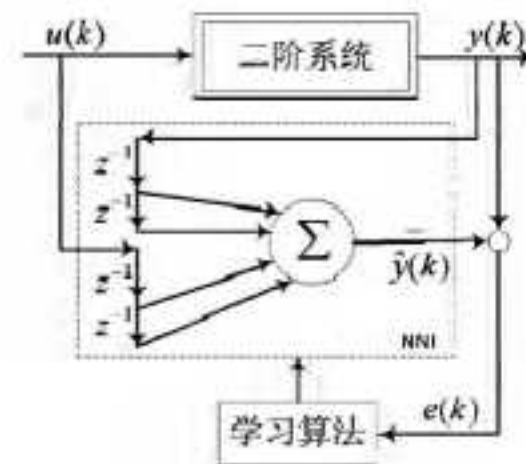


图 2 串_并联辨识结构

为确定参数在采样点的估计 $W(k)$,使得准则函数:

$$E(W, k) = \frac{1}{2} [y(k) - \hat{y}(k)]^2 = \min \quad (21)$$

最小,从设定的初始权值 $W(0)$ 起,网络训练用 δ 规则^[13],即

$$\begin{aligned} W(k+1) &= W(k) + \eta(k) [y(k) - \hat{y}(k)] h_{sp}(k) \\ &= W(k) + \eta(k) [y(k) - h_{sp}^T(k)W(k)] h_{sp}(k) \end{aligned} \quad (22)$$

式中^[14],

$$\eta(k) = \frac{\alpha}{\|h_{sp}(k)\|_2} \quad (23)$$

且 α 为常数, $0 < \alpha < 2$ 。

若

$$E(k) < \epsilon, \epsilon > 0 \quad (24)$$

则 $W(k)$ 为系统参数的估计值 $\hat{\theta}$,此时 $W(k) = \hat{\theta} \rightarrow \theta$ ^[15]。

3 仿真结果与分析

(1) 改进算法——引入加权因子(不含噪声)

引入加权因子是为了控制神经网络的输入 $h_{sp}(k)$ 各分量对估计值的影响程度,此时

$$h_{sp1}(k) = [-c_1 y(k-1), \dots, -c_n y(k-n), c_{n+1} u(k-1), \dots, c_{n+m} u(k-m)]^T \quad (25)$$

式中, $0 < c_i < 1$,可取

$$c_i = \mu^i, 0 < \mu < 1 \quad (26)$$

将式(24)代替式(22)中的 $h_{sp}(k)$,并取 η 的自适应算法,则有

$$W(k+1) = W(k) + R(k) [y(k) - \hat{y}(k)] h_{sp1}(k) \quad (27)$$

式中

$$R(k) = \eta(k) \text{diag}(c_1, c_2, \dots, c_{n+m}) \quad (28)$$

此时

$$\eta(k) = \frac{\alpha}{\sum_{i=1}^{n+m} c_i h_i^2(k)} \quad (29)$$

实例 1 被辨识的系统描述如下:

$$y(k) - 1.5y(k-1) + 0.7y(k-2) = u(k-1) + 0.5u(k-2)$$

$$\theta = [-1.5, 0.7, 1, 0.5]^T$$

$$\hat{\theta} = W = [\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4]^T$$

其由线性 DTNN 实现,其中的 NN 采用自适应线性神经

元^[16],如图2所示。系统输入 $u(k)$;循环周期 $N_p=15$ 的四阶M序列。离线辨识仿真程序执行结果如图3所示。

图3(a)表示系统和辨识器输入 $u(k)$;图3(b)表示系统、辨识器的输出 $y(k)$ 、 $\hat{y}(k)$,从图中可以看出,在前11个样本时有一定的误差,但很快辨识器与系统的曲线重合,说明辨识器逐渐接近实际系统;图3(c)曲线表示4个估计参数调整过程; $\hat{\theta}=W=[-1.4997, 0.7030, 0.9890, 0.4811]$ 。无噪声辨识误差 $e(k)=y(k)-\hat{y}(k)$,误差准则函数 $E(k)=\frac{1}{2}e^2(k)$ 。图3(d)表示误差准则函数渐近趋于稳定并且很小,说明辨识系统能充分接近实际系统。

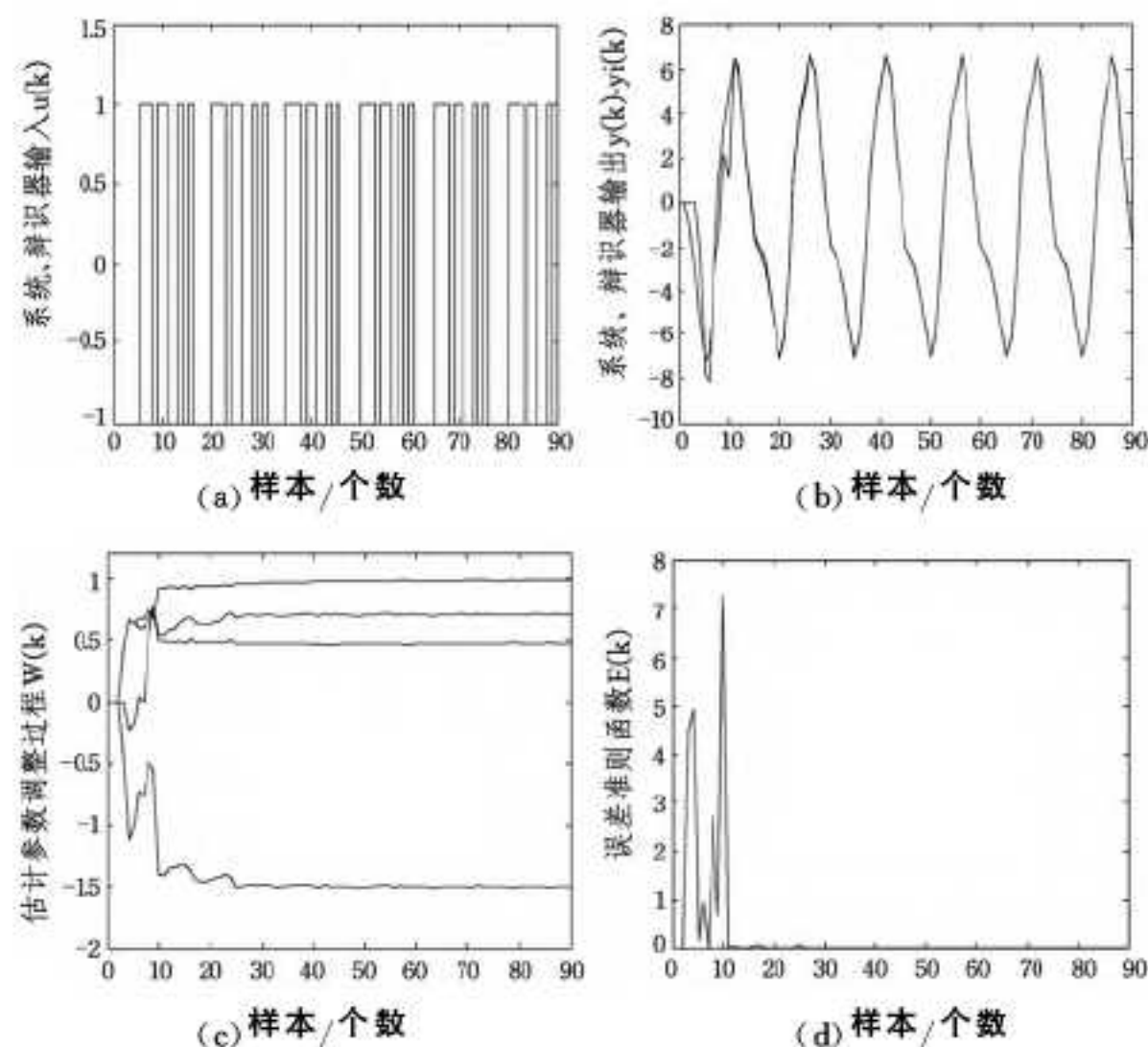


图3 线性离散系统的在线辨识

在线辨识是每次采样系统的一对输入/输出样本,进行辨识算法,即网络实时训练,调整权值。在线辨识在工程上应用,要具有实时性,即在一个采样周期的时间内,要完成数据采集、辨识算法、估计参数输出的一个辨识步的操作。

(2) 改进算法—引入加权因子(含有噪声)

对于含有输入/输出噪声的随机模型的辨识问题,下式描述的随机系统为:

$$\begin{cases} h'(k) = h(k) + s(k) \\ z(k) = y(k) + v(k) = h^T(k)\theta + v(k) \end{cases}$$

网络的训练算法为:

$$W(k+1) = W(k) + \eta(k)[z(k) - (h'_{sp}(k))^T W(k)]h'_{sp}(k)$$

改进的算法:

$$W(k+1) = [I + \eta(k)\Sigma]W(k) + \eta(k)[z(k) - (h'_{sp}(k))^T W(k)]h'_{sp}(k)$$

可见,需要已知 Σ ,它是 $h(k)$ 量测噪声的协方差阵。

实例2 被辨识的系统描述如下:

$$y(k) + 0.2y(k-1) = 0.5u(k-1)$$

具有输出量测噪声 $v(k)$ 的系统输出为 $z(k) = y(k) + v(k)$,由线性DTNN实现,其中的NN采用自适应线性神经元。系统输入 $u(k)$;循环周期 $N_p=15$ 的四阶M序列。

仿真结果如图4所示。图4(a)表示系统和辨识器输入 $u(k)$;图4(b)表示系统、辨识器的输出 $y(k)$ 、 $\hat{y}(k)$,从图中可以看出,在前40个样本时有一定的误差,但很快系统与辨识器的曲线重合,说明模型接近实际系统;图4(c)曲线表示2个估计参数调整过程; $\hat{\theta}=W=[0.2001 \ 0.5011]$ 。有噪声输出

$z(k) = y(k) + v(k)$,辨识误差 $e(k) = z(k) - \hat{y}(k)$,误差准则函数 $E(k) = \frac{1}{2}e^2(k)$ 。图4(d)表示误差准则函数渐近趋于稳定并且很小,说明辨识系统能充分接近实际系统。

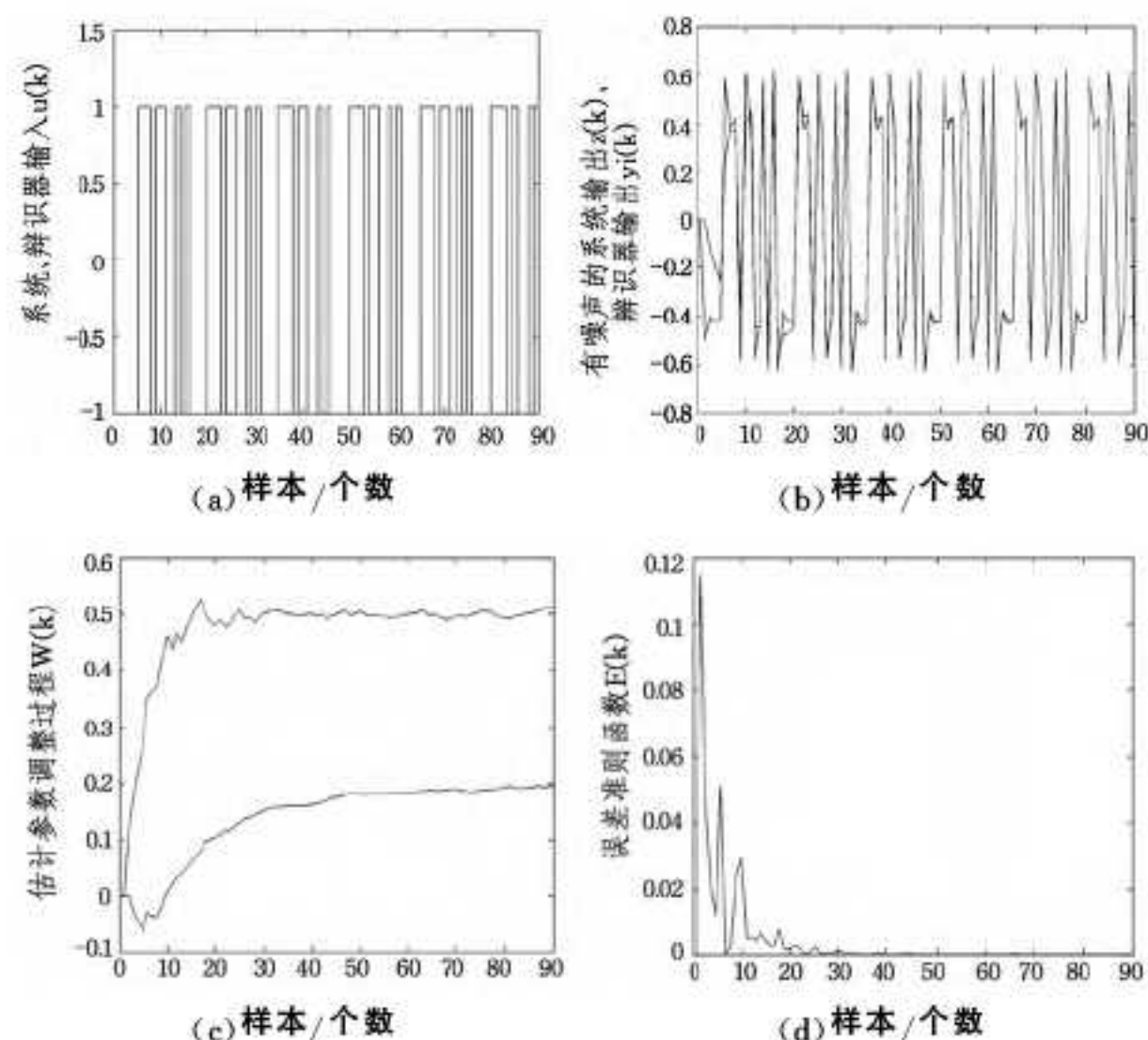


图4 具有输出量测噪声的一阶SISO系统的辨识

从仿真结果来看,我们所提出的算法是有效的,能达到预期目的。无噪声在线辨识训练速度最快、误差最小,其次是有噪声在线辨识。其共同的优点是结构简单、稳定性、收敛性无问题。

结束语 (1)改进算法即引入加权因子是为了控制网络的输入各分量对估计值的影响程度。Lyapunov第二法可以证明当 $\tilde{W}$ 与 $h_{sp1}(k)$ 不正交, $\tilde{W} = \theta - W(k) = \theta - \hat{\theta}$,则无论 $W(0)$ 如何选择,参数估计值 $W(k) = \hat{\theta}$ 总是大范围一致渐近收敛的。

(2)增大学习率可以加快网络的训练速度,但太大会使网络稳定性降低及训练误差增加,所以学习率必须选择一个合适值。

(3)在线辨识在工程上应用,要具有实时性,即在一个采样周期的时间内,要完成数据采集、辨识算法、估计参数输出的一个辨识步的操作。

(4)理论研究只是给出了一个存在性结论,即可以找到一个神经网络以任意精度逼近任意函数,但如何找到这样一个系统,至今在理论上还无法回答,因此尚有神经网络理论和实际问题需进一步研究。

参考文献

- [1] Bors G, Gabbouj M. Minimal topology for a radial basis functions neural networks for pattern classification[J]. Digital processing, 2012, 34: 173-188
- [2] 刘金琨, 沈晓蓉, 赵龙. 系统辨识理论及 MATLAB 仿真[M]. 北京: 电子工业出版社, 2013: 105-107
- [3] Hoffbeck J P, Landgrebe D A. Covariance matrix estimation and classification with limited training data[J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 18: 763-767
- [4] Lawrence S, Giles C L, Tsoi A C, et al. Face recognition: a convolutional neural-network approach[J]. IEEE Trans. Neural Networks, Special Issue on Neural Networks and Pattern Recogni-

tion, 2011, 8: 114-132

- [5] Virginia E-D. Biometric identification system using a radial basis network[C]//Pro. 34th Annual IEEE In[J]t. Carnahan Conf. on Security Technology, 2011: 47-51
- [6] Li S Z, Lu J. Face recognition using the nearest feature line method[J]. IEEE Trans. Neural Networks, 2012, 10: 439-443
- [7] Brennan V, Principe J. Face classification using a multiresolution principal component analysis[C]//Proc. IEEE Workshop Neural Network for Signal Processing. 2011: 506-515
- [8] Chen S, Cowan C F N, Grant P M. Orthogonal least squares algorithm for radial basis function network[J]. IEEE Trans. Neural Networks, 2011, 2: 302-310
- [9] Wu S Q, Er M J. Dynamic Fuzzy Neural Networks: A Novel Approach to Function Approximation[J]. IEEE Trans. Syst, Man, Cybern. Part B. 2012, 30: 358-364

- [10] Esposito A, Marinaro M, Oricchio D, et al. Approximation of continuous and discontinuous mappings by a growing neural RBF-based algorithm[J]. Neural Networks, 2013, 25: 651-665
- [11] Bors A G, Pitas I. Median radial basis function neural network[J]. IEEE Trans. Neural Networks, 2012, 23: 1351-1364
- [12] Myoody J, Darken C J. Fast Learning in network of locally-tuned processing units[J]. Neural Computation, 2011, 1: 281-294
- [13] Girosi F, Poggio T. Networks and the best approximation property[J]. Biological Cybernetics, 2012, 63: 169-176
- [14] 杨文光. 权值直接确定的三角型模糊前向神经网络[J]. 中山大学学报, 自然科学版, 2013, 52(2): 33-37
- [15] 任爱红. 模糊随机过程函数列均方差一致 Henstock 积分的可积性[J]. 中山大学学报, 自然科学版, 2012, 51(4): 41-44
- [16] Haykin S. Neural networks, a comprehensive foundation [M]. New York: Macmillan, 2012: 358-366

(上接第 106 页)

结束语 本文给出了一个字符和数字的图片集合,并基于此数据集设计了一套测试和评估各种分类算法的系统,对 SVM、NB、MLP、Knearest、RT、BOOST 分类器进行比较和性能评估。结果发现排名前三的分类器是 SVM、NB、MLP,其中 SVM 泛化能力最好,而 NB 以及 MLP 对数据的变化更敏感。BOOST 分类器则由于对系统内存要求高没能完成样本占比高于 0.2 后的测试,而被排在了最后。本文系统对区分大小写的 26 个英文字母以及 10 个数字的混合样本的识别率高于已有的文献报导。

本文系统只使用了一种特征提取算法——hog 特征,我们将在本文工作基础上进一步测试各种特征提取算法对分类器分类能力的影响,为将来的科研和工程应用提供坚实的基础。

参 考 文 献

- [1] Fox M, Long D. PDDL2. 1: An Extension to PDDL for Expressing Temporal Planning Domains[J]. Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR), 2003, 20: 61-124
- [2] 双小川, 张克. 基于统计和结构特征的手写数字识别研究[J]. 计算机工程与设计, 2012(4): 1533-1537
- [3] 陈军胜. 组合结构特征的自由手写体数字识别算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2013(5): 179-184, 194
- [4] 杜文龙, 毛学军. 手写识别技术在网阅卷系统中的应用[J]. 电脑学习, 2010(1): 14-16
- [5] 赵健, 张冬泉. 基于 OpenCV 的数字手势识别算法[J]. 计算机应用, 2013(S2): 193-196
- [6] 陶胜. 邮政编码手写体的快速识别[J]. 电脑编程技巧与维护, 2010(23): 55-58
- [7] 姜映映, 敖翔, 田丰, 等. 基于语音和笔的手写数学公式纠错方法[J]. 计算机研究与发展, 2009(4): 689-697
- [8] 马婉婕, 孙虎元, 孙立娟, 等. 基于神经网络集成的手写识别系统[J]. 计算机应用与软件, 2009(8): 5-7, 44
- [9] 郭星, 吴建国, 张义超, 等. 基于汉字骨架手写识别算法分析[J]. 计算机技术与发展, 2009(7): 114-116
- [10] 陈胤子. 手写识别算法研究及在移动平台上的应用[D]. 北京: 北京邮电大学, 2011
- [11] 敖翔, 王绪刚, 戴国忠, 等. 基于多通道融合连续手写识别纠错方法[J]. 软件学报, 2007(9): 2162-2173
- [12] 李峰. 汽车牌照自动识别系统的研究[D]. 吉林: 吉林大学, 2014
- [13] 薛丹. 车牌识别系统的算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学,

2013

- [14] 王西颖, 戴国忠, 张习文, 等. 基于 HMM-FNN 模型的复杂动态手势识别[J]. 软件学报, 2008(9): 2302-2312
- [15] 商琳, 王金根, 姚望舒, 等. 一种基于多进化神经网络的分类方法[J]. 软件学报, 2005(9): 1577-1583
- [16] 陈宇, 郑德权, 赵铁军. 基于 Deep Belief Nets 的中文名实体关系抽取[J]. 软件学报, 2012(10): 2572-2585
- [17] 王宪保, 周德龙, 王守觉. 基于仿生模式识别的构造型神经网络分类方法[J]. 计算机学报, 2007(12): 2109-2114
- [18] Cortes C, Vapnik V. Support-Vector Networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297
- [19] Vapnik V, Golowich S E, Smola A J. Support Vector Method for Function Approximation[C]//Regression Estimation and Signal Processing. NIPS, 1996: 281-287
- [20] 谢娟英, 谢维信. 基于特征子集区分度与支持向量机的特征选择算法[J]. 计算机学报, 2014(8): 1704-1718
- [21] 陈耀东, 李仁发, 李实英, 等. 面向目标检测与姿态估计的联合文法模型[J]. 计算机学报, 2014(10): 2206-2217
- [22] 王双成, 杜瑞杰, 刘颖. 连续属性完全贝叶斯分类器的学习与优化[J]. 计算机学报, 2012(10): 2129-2138
- [23] 王爱平, 万国伟, 程志全, 等. 支持在线学习的增量式极端随机森林分类器[J]. 软件学报, 2011(9): 2059-2074
- [24] 刘进华. 基于随机森林的语音情感识别研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2013
- [25] 张著英, 黄玉龙, 王翰虎. 一个高效的 KNN 分类算法[J]. 计算机科学, 2008(3): 170-172
- [26] 查宇飞, 楚赢, 王勋, 等. 一种基于 Boosting 判别模型的运动阴影检测方法[J]. 计算机学报, 2007(8): 1295-1301
- [27] Bache K, Lichman M. UCI Machine Learning Repository [M]. Irvine, CA: University of California, School of Information and Computer Science, 2013
- [28] LeCun Y, Institute C, Yu N, et al. Microsoft Research, Redmond. THE MNIST DATABASE of handwritten digits[OL]. <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>
- [29] Pham D V. Online Handwriting Recognition Using Multi Convolution Neural Networks. Simulated Evolution and Learning [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2012, 7673: 310-319
- [30] Pham V D. Online handwriting recognition using multi convolution neural networks[OL]. <http://www.codeproject.com/Articles/523074/Online-handwriting-recognition-using-multi-convolu>, 2013