

遗传算法的广义回归神经网络建模方法

孔国利, 张璐璐

(中州大学 信息工程学院, 河南 郑州 450000)

摘 要: 针对广义回归神经网络中光滑因子难以确定, 影响建模精度以及模型泛化能力等问题, 提出一种基于遗传算法优化广义回归神经网络的高精度建模方法。以广义回归神经模型为基础构建测试样本, 预测误差与光滑因子之间的函数, 作为适应度函数; 通过遗传算法对光滑因子进行优化, 以模型输出值误差达到最小时的光滑因子为最优, 提高网络模型精度。测试函数建模实验结果表明, 与传统的广义回归神经网络相比, 该方法预测值均方根误差下降 89.45%, 平均绝对误差下降 91.53%, 平均相对误差下降 97.65%, 能有效提高建模精度和模型泛化能力, 为复杂工业的非线性系统建模提供了有效的方法。

关键词: 非线性系统; 广义回归神经网络; 遗传算法; 建模; 光滑因子

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-7024 (2017) 02-0488-06

doi: 10.16208/j.issn1000-7024.2017.02.039

Generalized regression neural network modeling method based on genetic algorithm

KONG Guo-li, ZHANG Lu-lu

(Information Engineering College, Zhongzhou University, Zhengzhou 450000, China)

Abstract: Concerning the problems that it is hard to define the smooth factors of generalized regression neural network, which impacts the accuracy and generalization ability of model, a high precision modeling method based on optimizing generalized regression neural network using genetic algorithm was proposed. The fitness function based on generalized regress neural network was set to indicate relationship between the error of predicted value and smooth factors. Genetic algorithm was used to optimize the smooth factors to minimize the fitness function, and the accuracy of model was increased. Experimental results show that, compared with the traditional generalized regression neural network, the root-mean-square error, mean absolute error and average relative error decreased by 89.45%, 91.53%, 97.65% using the proposed method respectively. Therefore, the proposed method can improve the accuracy and generalization ability of the model and provides a modeling method for the complex industrial nonlinear system.

Key words: nonlinear system; generalized regression neural network; genetic algorithm; modeling; smooth factors

0 引 言

随着工业系统过程复杂性的提高, 控制的应用日益广泛, 而控制理论方法的应用是基于系统辨识技术的支持^[1]。脱离被控对象的数学模型, 其控制精度和控制可靠性均难以保证。由于复杂的非线性系统的模型事先难以确定, 因此, 如何建立被控对象的高精度模型对整个系统的控制具有重要的作用^[2]。目前, 针对非线性系统传统的辨识方法

包括: 最小二乘法^[3,4]、极大似然估计法^[5,6]、脉冲响应法^[7]等, 然而这些方法在也存在较大的缺陷。神经网络以其强大的非线性拟合能力、并行计算能力、高容错性以及多输入多输出等特点被广泛运用于系统辨识和控制^[8]。如: 针对工业系统建立基于误差反向传播神经网络 (BPNN)、ELM 网络的辨识模型^[9-12]; 基于径向基神经网络 (RBFNN) 交流伺服系统的建模、数控机床热误差建模等^[12-14]; 利用支持向量机 (SVM) 构建潜油柱塞沉没度模

收稿日期: 2016-01-20; 修订日期: 2016-03-17

基金项目: 国家青年基金项目 (61405156); 国家自然科学基金项目 (U1304618)

作者简介: 孔国利 (1973-), 男, 河南开封人, 硕士, 副教授, 研究方向为计算机应用与人工智能; 张璐璐 (1983-), 女, 河南郑州人, 硕士, 讲师, 研究方向为电子技术与无线通信。E-mail: kguoli73@126.com

型^[15], 取得了较好的应用效果。然而 BPNN 在用于函数逼近时, 存在收敛速度慢以及局部极小值的缺点; ELM 的输入权值、隐层阈值以及节点数随机给定, 难以保证已经确定的参数所对应网络的泛化性能最优; RBFNN 存在难以确定其隐层节点数以及初始中心等问题; SVM 在大规模样本训练中, 训练速度有待提升, 在主动学习算法中随机构造的初始训练集样本质量不高和容易陷入次优等。

广义回归神经网络 (generalized regression neural network, GRNN) 具有很强非线性拟合能力和柔性网络结构^[16], 而且在学习速率与逼近能力方面也明显强于径向基神经网络 (radical basis function neural network, RBFNN), 即便是在样本不足时拟合精度和泛化能力均胜于其它网络, 因为 GRNN 模型仅需要光滑因子一个参数, 所以在预测网络方面性能突出^[17]。然而, GRNN 唯一需要调节参数的取值对网络的影响较大, 且又难以确定, 故而建立的模型精度也有待进一步优化。为此, 针对 GRNN 建模过程光滑因子的选择问题, 提出了利用遗传算法全局优化光滑因子, 将光滑因子作为遗传算法基因, 并构建基于 GRNN 模型的误差适应度函数, 通过选择、交叉、变异等操作不断演化计算找到最佳的光滑因子, 以确定网络模型, 提高网络模型的泛化能力。

1 基于改进 GRNN 的高精度建模

1.1 GRNN 理论

GRNN 是一种与 RBFNN 相似的神经网络, 应用广泛, 由输入层、模式层、求和层及输出层组成。结构如图 1 所示。

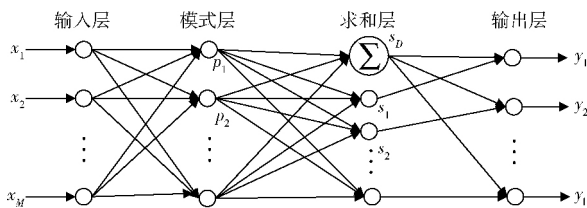


图 1 GRNN 结构

GRNN 的理论基础是非线性回归分析, 有明确的概率意义, 泛化能力强。设随机变量 x 和随机变量 y 的联合概率密度函数为 $f(x, y)$, 则 y 对 x 的观测值 X 的条件均值, 即在输入为 X 的条件下, Y 的预测输出为

$$\hat{Y} = E(y | X) = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} y f(X, y) dy}{\int_{-\infty}^{+\infty} f(X, y) dy} \quad (1)$$

应用 Parzen 非参数估计, 可得估计密度函数

$$\hat{f}(X, y) = \frac{1}{n(2\pi)^{\frac{p+1}{2}} \sigma^{p+1}} \sum_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma^2}\right] \exp\left[-\frac{(Y-Y_i)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (2)$$

其中, X_i, Y_i 分别为 x 和 y 的样本观测值; n 为样本容量; p 为随机变量 x 的维数; σ 为高斯函数的宽度系数, 即光滑因子^[18]。

用 $\hat{f}(X, y)$ 代替 $f(X, y)$ 带入式 (1), 并交换积分和加和顺序, 可得

$$\hat{Y}(X) = \frac{\sum_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma^2}\right] \int_{-\infty}^{+\infty} y \exp\left[-\frac{(Y-Y_i)^2}{2\sigma^2}\right] dy}{\sum_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma^2}\right] \int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left[-\frac{(Y-Y_i)^2}{2\sigma^2}\right] dy} \quad (3)$$

由于 $\int_{-\infty}^{+\infty} z e^{-z^2} dz = 0$, 故对式 (3) 进行计算可得

$$\hat{Y}(X) = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i \exp\left[-\frac{(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma^2}\right]}{\sum_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma^2}\right]} \quad (4)$$

1.2 改进 GRNN 的过程建模

GA (genetic algorithm) 是一种基于“优胜劣汰”法则提出的随机搜索算法, 其模拟自然选择规律和遗传学原理^[19]。通过随机产生初始种群, 在搜索区域内将待优化问题的解视为一个种群, 从而进行高效的并行计算以获得最优解。GA 模拟自然选择规律, 通过多次的选择、交叉、变异等操作, 目标函数朝着设定的最优值发展, 使得解的质量不断提升。该算法全局寻有能力强、适应性强, 在求解非线性问题时表现出强的鲁棒性, 与此同时, 该算法结果简单、易于实现, 对优化问题以及搜索空间无特殊要求。

由式 (4) 可以看出, 光滑因子 σ 对整个 GRNN 的估算精度具有重大的影响, 如何选取其值对 GRNN 的拟合精度以及泛化能力意义重大。通常情况, 选定 σ 的值采用设定 σ 的范围, 通过一定的间隔反复循环带入 σ 训练过程计算, 选择 MSE 最小的 σ 值作为最佳值。然而, 这种方法寻找计算过程复杂, 同时设定间隔值过大, 难于确定最优的 σ 值, 如设定间隔值过小, 导致计算量大。为此, 本文提出利用遗传算法替代 GRNN 训练过程 σ 最优值寻找过程^[20], 利用 GA 全局寻优能力对 σ 值进行优化, 使得其满足 GRNN 的拟合精度最高, 以便提高模型泛化能力, 并减小模型的计算量。其具体计算过程如下:

步骤 1 设定遗传优化基本参数, 如最大遗传代数为 GEN、初始种群数量为 K 等。以变量 σ 作为染色体基因。

步骤 2 设置变量 σ 的上下限 $\sigma_{\min}, \sigma_{\max}$, 即 $\sigma \in [\sigma_{\min}, \sigma_{\max}]$, 利用变量 σ 构建初始种群 P , 即 $P_i = [\sigma_i]$ 。

步骤 3 构建遗传算法优化的适应度函数来评估个体的优劣程度, 再通过变量 σ 个体的适应度函数值的大小比较寻找最佳个体。为进一步提高网络的精度, 采取交叉验证的方式将训练样本分成 A, B 子集。若采样 A 作为训练样本, 以 B 的预测值与实际值平均误差函数作为适应度函数; 反之, A 的预测值与实际值平均误差函数作为适应度函数。

根据 GRNN 构建的网络表达式, 以样本 A 作为训练样本, 构建以变量 σ 为自变量的函数表达式如式 (5) 所示

$$\hat{f}(\sigma, X) = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i^A \exp\left[-\frac{(X - X_i^A)^T (X - X_i^A)}{2\sigma^2}\right]}{\sum_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(X - X_i^A)^T (X - X_i^A)}{2\sigma^2}\right]} \quad (5)$$

以 B 的预测值平均误差函数构建适应度函数如式 (6) 所示

$$E(\sigma) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m |\hat{f}(\sigma, X_j^B) - y(X_j^B)| \quad (6)$$

式中: m ——B 子集测试样本个数, $y(X_j^B)$ ——B 子集中第 j 个个体实际输出值。

步骤 4 根据初始的种群 P 以及构建的适应度函数, 并计算出种群中所有个体的适应度函数值, 再遵循升进行序排序, 得到初始种群中的最优个体, 作为当前的最佳个体, 记录此次根据交叉验证得到最佳个体时训练样本。记为 A^1 。

步骤 5 将初始种群 P 进行遗传选择、交叉、变异操作, 得到新种群 Q。以适应度比例法, 保留适应度越大的个体, 并将保留进行交叉、变异计算得到子代种群 Q, 其第 i 个体被选择保留的概率 p_i 公式如式 (7) 所示

$$p_i = f_i / \sum_{m=1}^K f_m \quad (7)$$

步骤 6 将得到的子代种群 Q 再次作为父代种群进行步骤 4 和步骤 5 操作, 不断循环迭代; 并判定遗传迭代次数是否达到最大; 若否, 重新进入步骤 4 和步骤 5 值最大; 若是, 将最后一次计算结果的最优值的个体输出作为获得最优化 σ 值。

步骤 7 将得到最优化 σ 值作为 GRNN 网络的光滑因子, 以得到最佳 σ 值时根据交叉验证得到的训练样本集 A^{100} 作为训练样本集重构 GRNN 网络表达式。

2 实验仿真结果

为了验证本文所提出改进 GRNN 建模方法的有效性, 利用标准测试函数进行测试检验。为满足工业过程的复杂性, 选取 MATLAB 中的标准测试函数 Peaks 函数, 其函数表达式如式 (8) 所示, 对应的函数图形如图 2 所示

$$f(x_1, x_2) = 3 \times (1 - x_1)^2 \times e^{-x_1^2 - (x_2 + 1)^2} - 10 \times \left(\frac{x_1}{5} - x_1^3 - x_2^5\right) \times e^{-x_1^2 - x_2^2} - \frac{1}{3} \times e^{-(x_1 + 1)^2 - x_2^2} \quad (8)$$

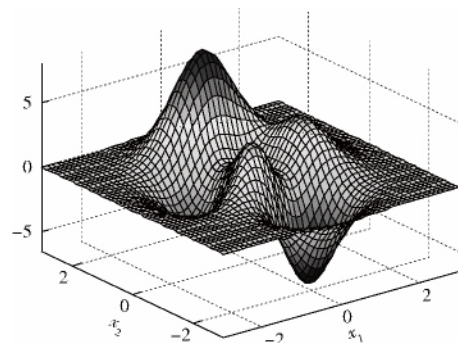


图 2 Peaks 函数标准图形

由 Peaks 函数的图形可知, 其存在复杂的波峰、波谷变化区间。其各点的曲率以及函数值存在明显的差异性, 可以很好的表现复杂工业过程的变化关系, 为验证 GA-GRNN 建模的高精度性提供了有效的测试模型。

2.1 基于 GA-GRNN 的标准函数建模与仿真

为验证 GA-GRNN 建模的有效性, 实验中利用 GRNN 建模进行对比。根据 Peaks 函数的定义域: $x_1 \in [-3, 3]$ 、 $x_2 \in [-3, 3]$, 在定义域范围内随机生成 1000 组数据作为模型的输入采集样本, 同时利用式 (1) 计算 1000 组样本的函数值, 作为模型的输出样本。其部分数据见表 1。

表 1 部分采集输入输出样本

序号	1	2	3	4	5	6	1000
x_1	-0.970	-1.113	-2.485	-2.605	-0.203	-1.970	-2.199
x_2	-1.946	-1.203	-2.535	-2.034	1.828	1.868	1.682
$f(x_1, x_2)$	-0.683	1.140	0.003	0.005	6.934	0.094	0.011

根据表 1 所示, 选择其中 80% 的样本 (800 组) 作为模型的训练样本, 剩余 20% (200 组) 的样本作为模型的测试样本。为了进一步提高 GRNN 与 GA-GRNN 模型的精度, 采用交叉验证的方式将 800 组样本随机分成 4 组, 选择其中 3 组作为拟合模型的样本, 即训练样本实际为 600 组; 而测试样本仍选择原来设定的 200 组样本。同时将 GRNN 中的光滑因子 σ 作为遗传算法计算的基因, 构建遗传算法适应度函数如下

$$E(\sigma) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}(x_i) - y(x_i)| \quad (9)$$

其中, $E(\sigma)$ 为当前光滑因子 (时测试样本的误差均值, $\hat{y}(x_i)$ 为测试样本的预测值, x_i 为第 i 组输入样本 (x_1, x_2); $y(x_i)$ 为测试样本的实际输出。

设定遗传算法的最大遗传迭代次数为 100, 染色体数为 50 条, 设定光滑因子取值范围为 $[0.1, 3]$; 初始化染色体, 通过不断训练得到光滑因子 $\sigma=0.131$ 时适应度函数值最小, 同时趋于稳定, 可知所遗传优化所得最优结果。在 GRNN 模型训练过程中, 同样设定光滑因子的取值范围为 $[0.1, 3]$, 按间隔距离 $\Delta\sigma=0.1$ 反复循环实验, 得到最佳的光滑因子 $\sigma=0.1$ 时其拟合效果最好。其两种模型的训练

样本拟合效果如图 3 和图 4 所示，针对测试样本的预测效果如图 5 和图 6 所示。

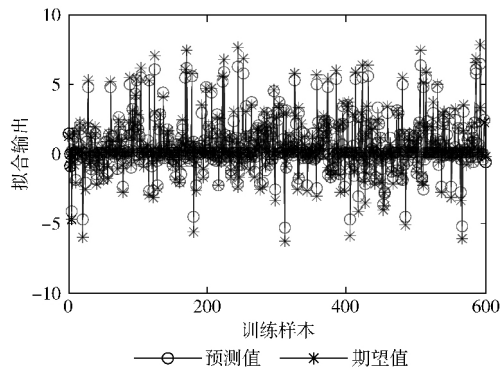


图 3 GRNN 训练效果

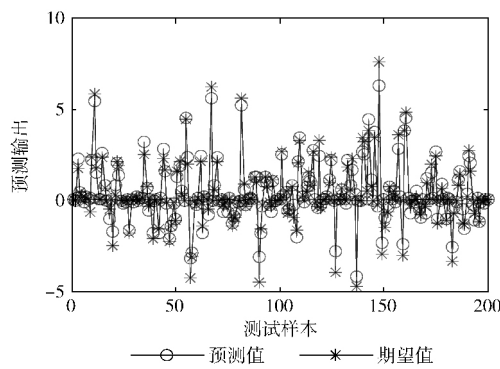


图 4 GRNN 测试效果

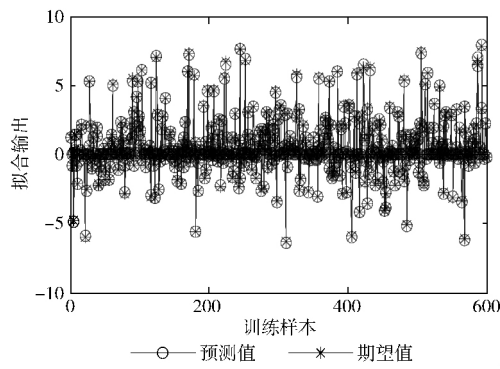


图 5 GA-GRNN 训练效果

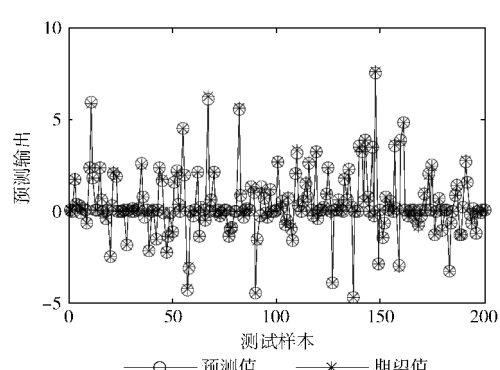


图 6 GA-GRNN 测试效果

由图 3 和图 5 对比可知，基于 GRNN 所获取的模型其对训练样本的预测输出并没有完全的跟踪到期望输出，均存在的一定的偏差，且偏差较大；而 GA-GRNN 模型对训练样本的预测输出基本与期望输出相近，表现出了良好的跟踪拟合效果；由图 4 和图 6 对比两种模型对测试样本的预测效果可知，GRNN 模型的泛化能力相较于 GA-GRNN 模型有待提高，GA-GRNN 模型对测试样本的预测精度均高于 GRNN 模型。同时，进一步对比两种方式分别得到光滑因子的值可知，利用遗传算法可以全局范围内获取最佳值；而利用循环计算方式，其取值存在一定的局限性，从而降低了模型的精度。故而，表现出了 GA-GRNN 建模的有效性。

2.2 模型结果性能对比

为进一步说明 GA-GRNN 模型在泛化能力方面的优越性，给出两种模型在训练过程中，对测试样本预测效果的统计指标：均方根误差（RMSE）、平均绝对误差（MAE），平均相对误差（RMAP），上述统计指标对应的公式如下

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$
 (10)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$
 (11)

$$RMAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right|$$
 (12)

这些统计指标的结果均为其值越小，其模型表现出的泛化能力越强，其结果见表 2。

表 2 模型测试样本统计指标			
模型	RMSE	MAE	RMAP
GRNN	0.3136	0.1895	0.0002
GA-GRNN	0.0331	0.0165	4.71E-06

同时为更加直观的表现两种模型与标准测试函数之间的差异性，利用构建的模型画出其对应的函数图形如图 7 和图 8 所示；同时给出两种模型与标准图形之间的误差图形如图 9 和图 10 所示。

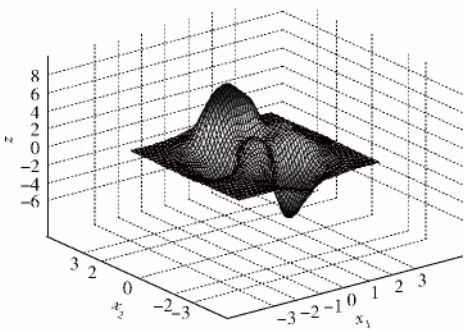


图 7 GRNN 模型效果

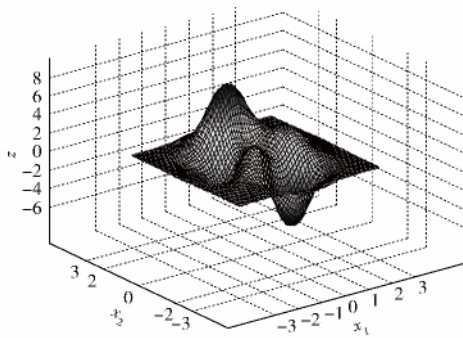


图8 GA-GRNN 模型效果

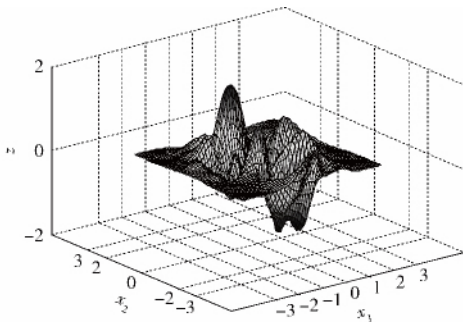


图9 GRNN 模型误差

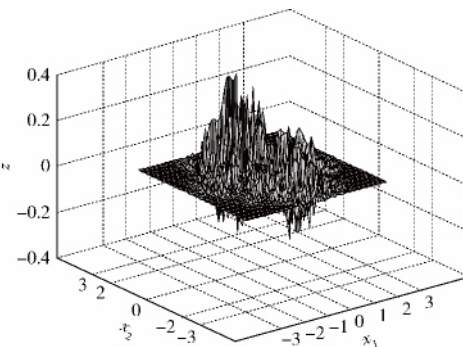


图10 GA-GRNN 模型误差

由表2可知, GA-GRNN 的统计指标值均小于 GRNN 模型的指标值, 均方根误差 (RMSE) 下降百分比为 89.45%、平均绝对误差 (MAE) 下降百分比为 91.53%, 平均相对误差 (RMAP) 下降百分比为 97.65%, 可以说明 GA-GRNN 模型对测试样本的预测精度较高, 表现出了较强的泛化能力; 同时对比图2、图7、图8可知, 图7与图2之间存在明显的差异性, 即图7中波峰处存在变异区间, 即此处的误差较大, 如图9所示, 图7与图2之间在图2的波峰处存在较大的误差; 同时对比图2与图8, 两图之间没有明显的差异性, 利用图8可以清晰的表现出图2的各种特性; 两图之间的误差较小, 如图10所示, 图8与图2之间的误差均小于0.5, 可以忽略。说明利用 GA-GRNN 所构建模型可以很好的模拟出标准测试函数的特性, 即 GA-GRNN 模型对复杂的非线性系统具有更好的拟合精度

和泛化能力, 为建立高精度的非线性系统的模型提供了一种有效的方法。

3 结束语

针对 GRNN 建模过程存在精度问题, 提出了利用遗传算法优化其光滑因子, 从而优化模型的精度, 提高模型的泛化能力。通过标准测试函数的对比验证实验可知, 利用 GA-GRNN 的模型模拟 Peaks 函数其训练样本的跟踪效果、测试样本的预测效果均优于 GRNN 模型, 说明 GA-GRNN 模型针对复杂的非线性系统具有更高的精度。验证了基于遗传算法优化 GRNN 模型的可行性和提高建模精度的有效性, 为复杂的工业非线性系统的建模提供了一种有效的方法。同时, 如何提升 GR-GRNN 建模过程计算的效率为下一步的研究重点。

参考文献:

- [1] Milne BJE, Beelen H, Merks RWH, et al. Verification of sinusoidal steady state system identification of a Phantom Omni haptic device using data driven modeling [C] //International Conference on Automation, Robotics and Applications, 2015: 283-288.
- [2] CAI Bin, YU Ling, PENG Xin, et al. Fuzzy control theory based multi-parameter self-tuning for Web server [J]. Mini-micro Systems, 2015, 36 (10): 2197-2202 (in Chinese). [蔡滨, 俞岭, 彭鑫, 等. 基于模糊控制理论的 Web 服务器多参数自优化 [J]. 小型微型计算机系统, 2015, 36 (10): 2197-2202.]
- [3] WANG Tingting, ZHOU Jianzhong, ZHANG Yongchuan, et al. Comparison of short-term hydrological combination forecasting models based on least-squares algorithm and entropy theory [J]. International Journal Hydroelectric Energy, 2015, 33 (10): 13-17 (in Chinese). [王婷婷, 周建中, 张勇传, 等. 基于最小二乘法及信息熵的短期水文预报组合模型的比较 [J]. 水电能源科学, 2015, 33 (10): 13-17.]
- [4] XIONG Xiaofu, CHEN Kang, ZHANG Wei, et al. Photovoltaic inverter model identification based on least squares method [J]. Relay, 2012, 40 (22): 52-57 (in Chinese). [熊小伏, 陈康, 郑伟, 等. 基于最小二乘法的光伏逆变器模型辨识 [J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40 (22): 52-57.]
- [5] CHENG Junren, LIU Guangbin, ZHANG Qian, et al. GNSS vector tracking algorithm based on maximum likelihood estimator [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2014, 35 (9): 2559-2567 (in Chinese). [程俊仁, 刘光斌, 张倩, 等. 基于极大似然估计器的 GNSS 矢量跟踪算法 [J]. 航空学报, 2014, 35 (9): 2559-2567.]
- [6] AN Qichang, ZHANG Jingxu, SHUN Jingwei. TMT third-mirror shafting system alignment based on maximum likelihood estimation [J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42

- (11): 3002-3007 (in Chinese). [安其昌, 张景旭, 孙敬伟. 基于极大似然估计的 TMT 三镜轴系装调 [J]. 红外与激光工程, 2013, 42 (11): 3002-3007.]
- [7] YANG Dan, ZHOU Yu, YE Qingwei, et al. Extraction of unit pulse response function based on sparse RBF network applied in rail anchor screw [J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26 (19): 2606-2612 (in Chinese). [杨丹, 周宇, 叶庆卫, 等. 轻轨锚固螺杆单位脉冲响应信号的稀疏径向基函数网络提取 [J]. 中国机械工程, 2015, 26 (19): 2606-2612.]
- [8] Ugalde HMR, Carmona JC, Alvarado VM, et al. Neural network design and model reduction approach for black box nonlinear system identification with reduced number of parameters [J]. Neurocomputing, 2013, 101: 170-180.
- [9] GAO Qiang, JIN Yong, HOU Yuanlong, et al. Modeling and control for mine sweeping plough electro-hydraulic servo system of certain mine-clearing vehicle [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology (Nature Science), 2012, 36 (2): 238-244 (in Chinese). [高强, 金勇, 侯远龙, 等. 某扫雷车扫雷犁电液伺服系统辨识与控制 [J]. 南京理工大学学报, 2012, 36 (2): 238-244.]
- [10] Huang GB, Zhou H, Ding X, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2012, 42 (2): 513-529.
- [11] Concha JA, Schott JR. A model-based ELM for atmospheric correction over Case 2 water with Landsat 8 [C] //SPIE Sensing Technology & Applications. International Society for Optics and Photonics, 2014.
- [12] Zhao H, Gao S, He Z, et al. Identification of nonlinear dynamic system using a novel recurrent wavelet neural network based on the pipelined architecture [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61 (8): 4171-4182.
- [13] DENG Zhenrong, PENG Xiwei, HUANG Wenming. Surface reconstruction based on RBF and POU [J]. Computer Engineering and Design, 2014, 35 (4): 1318-1321 (in Chinese). [邓珍荣, 彭希为, 黄文明. 基于 RBF 和 POU 的曲面重建方法 [J]. 计算机工程与设计, 2014, 35 (4): 1318-1321.]
- [14] ZHU Zhengwei, GUO Feng, SUN Guanghui, et al. Research on photovoltaic maximum power point tracking based on RBF-BP neural network [J]. Computer Simulation, 2015, 32 (2): 131-134 (in Chinese). [朱正伟, 郭枫, 孙广辉, 等. 基于 RBF-BP 神经网络的光伏 MPPT 研究 [J]. 计算机仿真, 2015, 32 (2): 131-134.]
- [15] YU Deliang, DENG Shengchuan, ZHANG Yongming, et al. Working condition diagnosis method based on SVM of submersible plunger pump [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28 (4): 248-254 (in Chinese). [于德亮, 邓盛川, 张永明, 等. 基于支持向量机的潜油往复抽油机工况诊断方法 [J]. 电工技术学报, 2013, 28 (4): 248-254.]
- [16] CHEN Ye, GAO Yajing, ZHANG Jiancheng. GRNN nonlinear combination model for short-term wind speed forecasting based on discrete Hopfield pattern recognition [J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35 (8): 131-136 (in Chinese). [陈烨, 高亚静, 张建成. 基于离散 Hopfield 模式识别样本的 GRNN 非线性组合短期风速预测模型 [J]. 电力自动化设备, 2015, 35 (8): 131-136.]
- [17] WANG Yingbo, NIE Nana, WANG Mingze, et al. Mine tailings facilities safety evaluation of GRNN optimized by modified fruit fly algorithm [J]. Computer Engineering, 2015, 41 (4): 267-272 (in Chinese). [王英博, 聂娜娜, 王铭泽, 等. 修正型果蝇算法优化 GRNN 网络的尾矿库安全预测 [J]. 计算机工程, 2015, 41 (4): 267-272.]
- [18] LIN Zhe, LAN Sheng, ZHANG Yuhang. Life prediction of oil paper insulation of transformer based on GRNN neural network [J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51 (2): 125-130 (in Chinese). [林喆, 兰生, 张宇航. 基于广义回归神经网络的油纸绝缘变压器的寿命预测 [J]. 高压电器, 2015, 51 (2): 125-130.]
- [19] Bawazer LA, Ihli J, Comyn TP, et al. Genetic algorithm guided discovery of additive combinations that direct quantum dot assembly [J]. Advanced Materials, 2015, 27 (2): 223-227.
- [20] Yao Shuanbao, Guo Dilong, Yang Guowei. Three-dimensional aerodynamic optimization design of high-speed train nose based on GA-GRNN [J]. Science China Technological Sciences, 2012, 55 (11): 3118-3130.