

基于改进 AFSA 的路面不平度时域估测

王 静¹, 鲁 杨², 程 准², 刘奕贯², 鲁植雄^{2*}

(1. 三峡大学机械与动力学院, 宜昌 443002; 2. 南京农业大学工学院, 南京 210031)

摘 要: 为提高根据车辆动力学响应建立路面不平度时域模型的精度, 对 RBF 神经网络的设计、输入神经网络的动力学响应参数和汽车车体测量点的位置进行了研究。基于拉格朗日第 2 方程建立了车身任意位置的 5 自由度振动模型, 以滤波白噪声法建立的路面时域激励为车辆激励的输入和神经网络的理想输出, 采用改进的人工鱼群算法 (AFSA), 针对车身测量点距质心的距离、待测量的动力学响应参数的类型和 RBF 神经网络的扩展系数建立了优化分析模型。提出了 2 种需测量的车辆动力学响应参数方案, 以及各方案下车身测量点的具体位置。研究结果表明, 2 种方案的路面不平度时域激励估测精度均高于 0.99。

关键词: 路面不平度; 时域模型; RBF 神经网络; 人工鱼群算法

中图分类号: U416; TP183

文献标识码: A

文章编号: 1672-352X (2017)01-0153-05

Time domain estimation of road roughness with improved AFSA

WANG Jing¹, LU Yang², CHENG Zhun², LIU Yiguan², LU Zhixiong²

(1. College of Mechanical & Power Engineering, Three Gorges University, Yichang 443002;

2. College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031)

Abstract: In order to improve the accuracy of the time domain model based on vehicle dynamic response, the design of the RBF neural network, the dynamic response parameters of the neural network and the position of the vehicle body measuring points were conducted. Based on the Lagrange second equation, degree 5 of freedom vibration model of vehicle body at any position was established. The road time domain excitation was established for input of vehicle excitation and ideal output of neural network by the method of filtering white noise. An improved artificial fish swarm algorithm (AFSA) was used to establish an optimization model for vehicle body measurement point centroid distance, the type of dynamic response parameters to be measured, and expansion coefficient of RBF neural network. Through the research, a strategy with two kinds of vehicle dynamic response parameters was proposed, as well as the specific location of the vehicle body measurement points. The results showed that the accuracy of the two schemes is very high, and the accuracy of the time domain is higher than 0.99.

Key words: road roughness; time domain model; RBF neural network; artificial fish swarm algorithm

路面不平度是研究车辆与路面耦合系统的关键, 对汽车平顺性、操纵稳定性、轮胎和车辆各部件寿命具有较大的影响。近年来, 随着路面车辆行驶安全和汽车动力学分析的研究不断深入, 研究人员对于路面模型的精度有更高的要求, 然而路面激励是一种难以确切把握的随机过程, 通过路面不平度测量仪或在车辆安装非接触式传感器都可以对路面的高程信息进行测量^[1-2], 但是前者需要昂贵的仪器, 后者不仅对传感器的要求较高, 而且还需要精

确获取车辆行驶时的状态信息。

根据车辆动力学响应获得路面不平度信息是一种经济实用的方法^[3-4], 不少学者基于神经网络对路面的时域和频域模型进行识别和复现^[5-9]。但是, 大部分学者的研究往往只是通过不同类型的神经网络或对其进行优化来提高模型的精度, 并未具体和系统地考虑需要测量动力学响应参数的类型、数量以及待测量点的位置。

本研究首先基于拉格朗日第 2 方程以车体任意

收稿日期: 2016-07-14

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51175269) 资助。

作者简介: 王 静, 副教授。E-mail: wangjing918@126.com

* 通信作者: 鲁植雄, 博士, 教授, 博士生导师。E-mail: luzx@njau.edu.cn

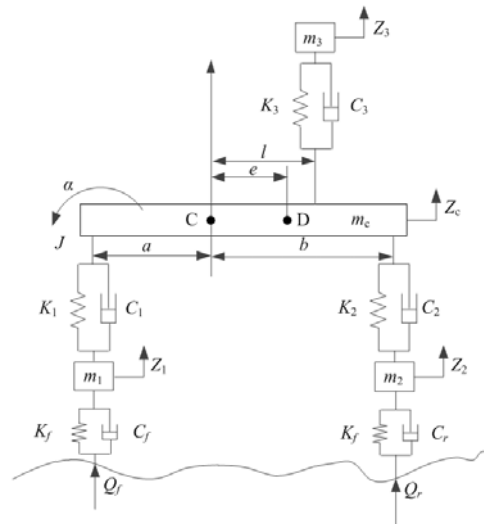
位置作为动力学响应输出的测量点，建立 5 自由度的车辆振动模型。再根据 GB/T 7031—2015《机械振动：道路路面谱测量数据报告》建议的路面谱，采用滤波白噪声法建立 B 级路面时域激励作为车辆振动模型所受到的激励以及神经网络的理想输出。以神经网络非线性拟合值与实际测量值的可决系数 R-squares 为目标函数，将动力学响应参数的择优选取过程转为量化的数值，结合测量点距车体质心的距离和 RBF 神经网络的扩展系数，建立一个系统的待优化模型，并采用改进的人工鱼群算法 (AFSA) 进行优化分析。本研究提出了一个系统的针对具体车辆最佳响应来进行路面识别和复现的研究方法，并具体得到和提出了 2 种需测量的动力学响应参数方案，不仅可以提高获取路面激励的精度，而且对于道路检测，路面识别的研究有一定的参考价值。

1 基于车体任意位置振动模型的建立

假设车辆关于其纵向轴线对称，且行驶过程中，其左、右车轮所经历的路面情况相同，将车辆模型简化为半车模型，并将车身简化为一刚性杆，仅考虑车身的垂向振动、俯仰角振动、座椅系统的垂向振动、前轮和后轮垂向振动，共 5 个自由度，如图 1 所示。

以车身质心 C 点距离为 e 的点 D 作为测量点，并基于拉格朗日第 2 方程建立振动方程。拉格朗日第 2 方程的表达式如下^[10]：

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{q}_i} \right) - \frac{\partial L}{\partial q_i} + \frac{\partial D}{\partial \dot{q}_i} = Q_i \quad (1)$$



Z_1 、 Z_2 、 Z_3 、 Z_c 和 α 分别为前轮、后轮、座椅系统、车身质心的垂直振动位移 (m) 和车身俯仰角位移 (rad); m_1 、 m_2 、 m_3 、 m_c 和 J 分别为前轮、后轮、座椅系统、车身质量 (kg) 和车身质心处绕横轴的转动惯量 ($\text{kg}\cdot\text{m}^2$); a 、 b 、 l 、 e 分别为前轴、后轴、座椅系统、待测量点据质心的距离 (m); C_1 、 C_2 、 C_3 、 C_f 和 C_r 分别为前悬架、后悬架、座椅系统、前轮和后轮的阻尼 ($\text{N}\cdot\text{s}\cdot\text{m}^{-1}$); K_1 、 K_2 、 K_3 、 K_f 和 K_r 分别为前悬架、后悬架、座椅系统、前轮和后轮的刚度 ($\text{kN}\cdot\text{m}^{-1}$); Q_f 、 Q_r 分别表示路面不平度对前、后车轮的垂直位移输入 (m)

图 1 5 自由度车辆振动模型

Figure 1 Vehicle vibration model of a 5-DOF

式中， q 为广义坐标; $L=T-U$ ，即动能与势能表达式之差 (J); D 为耗散能 (J)，通常指阻尼元件损耗的能量; Q_i 为广义力 (N)。

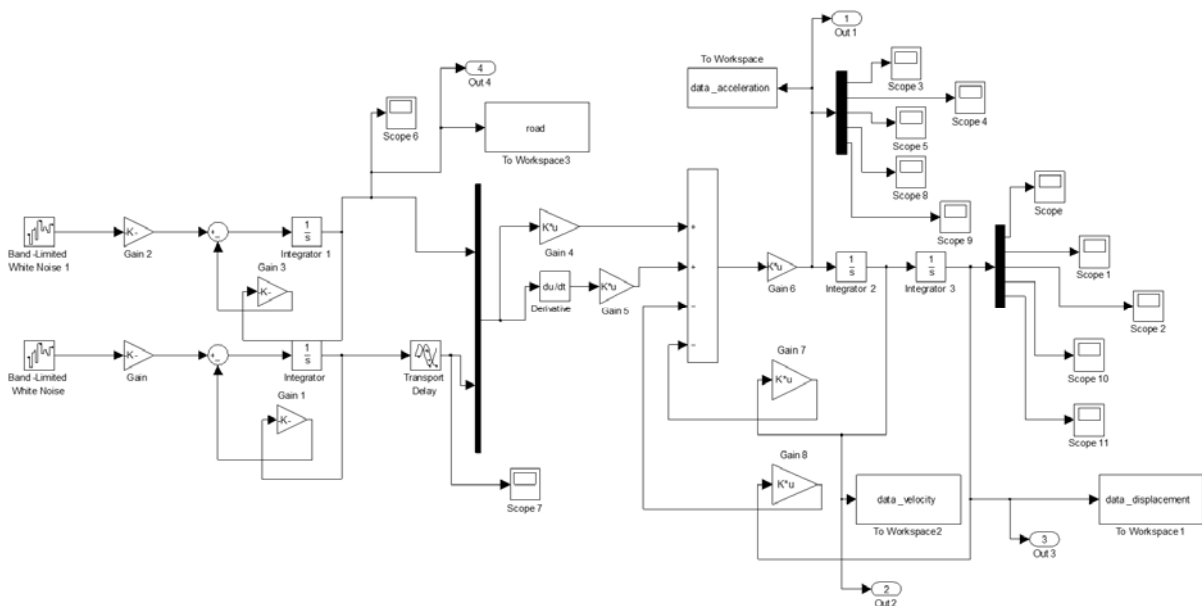


图 2 基于 Simulink 的仿真模型

Figure 2 The simulation model based on Matlab/Simulink

由于俯仰角 α 振动较小, 故取 $\sin\alpha \approx \alpha$, 设待测量点 D 的垂向振动位移为 Z_D 则系统动能为:

$$T = \frac{1}{2}m_c(\dot{Z}_D + e\dot{\theta}_D)^2 + \frac{1}{2}Ja^2 + \frac{1}{2}m_1\dot{Z}_1^2 + \frac{1}{2}m_2\dot{Z}_2^2 + \frac{1}{2}m_3\dot{Z}_3^2 \quad (2)$$

系统势能为:

$$V = \frac{1}{2}K_1[(Z_D - a_1\alpha) - Z_1]^2 + \frac{1}{2}K_2[(Z_D + a_2\alpha) - Z_2]^2 + \frac{1}{2}K_3[(Z_D + 1\alpha) - Z_3]^2 + \frac{1}{2}K_f(Z_1 - Q_f)^2 + \frac{1}{2}K_r(Z_2 - Q_r)^2 \quad (3)$$

系统耗散能为:

$$D = \frac{1}{2}C_1[(\dot{Z}_D - a_1\dot{\alpha}) - \dot{Z}_1]^2 + \frac{1}{2}C_2[(\dot{Z}_D + a_2\dot{\alpha}) - \dot{Z}_2]^2 + \frac{1}{2}C_3[(\dot{Z}_D + 1\dot{\alpha}) - \dot{Z}_3]^2 + \frac{1}{2}C_f(\dot{Z}_1 - \dot{Q}_f) + \frac{1}{2}C_r(\dot{Z}_2 - \dot{Q}_r) \quad (4)$$

将式 (2)、(3)、(4) 带入 (1) 中, 即得以车身据质心任意距离 D 点的动力学响应为输出的振动微分方程, Matlab/Simulink 中建立如图 2 所示的仿真模型。

2 基于改进 AFSA 的优化分析模型

2.1 改进的人工鱼群算法

人工鱼群算法 (AFSA) 是李晓磊等^[11]于 2002 年提出的一种仿鱼类觅食、聚群、追尾、随机等行为的群体智能优化算法, 通过鱼群中个体的局部寻优以期获得全局的最优解, 其并行的全局搜索极值能力较强, 且自适应能力好, 鲁棒性强, 收敛速度较快, 使用灵活^[12-14]。

标准的 AFSA 在寻优的过程中, 存在早熟、搜索慢, 精度不高等问题, 本研究采用改进 AFSA 进行寻优分析, 改进的思路如下:

(1) 在人工鱼群算法的全部行为中增加记忆功能, 保存个体和总鱼群的历史最佳位置及对应的最优值。

(2) 借鉴遗传算法的变异思想, 若 3 次记录的全局最优值不变, 则按一定的概率对鱼群中的多条鱼进行扰动。

(3) 在 AFSA 的全部判定中, 引入模拟退火算法的概率判断 Metropolis 准则, 以避免早熟现象, 提高收敛至全局最优解的可能性。

$$P = \exp(-\Delta E / T) \quad (5)$$

式中, P 为接受差解的概率; ΔE 为前后两代适应度差值; T 为一变量, 随迭代次数增大而下降。

(4) 为提高初始鱼群的多样性, 将待优化的变量在其定义域内均匀分段, 任意选取分段处的值组成人工自定义鱼群, 并引入初始鱼群中。

2.2 RBF 神经网络

径向基函数 (radial basis function, RBF) 神经网络是 Moody 和 Darken 在 1989 年提出的一种能以任意小的误差逼近任意非线性函数的前向局部型神经网络, 其应用广泛程度仅次于 BP 神经网络, 但是逼近、分类能力以及学习速率等方面均优于 BP 神经网络, 其拓扑结构如图 3 所示^[15-18]。

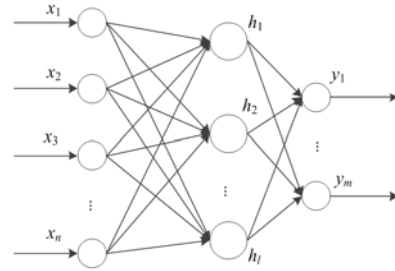


图 3 RBF 神经网络拓扑结构

Figure 3 RBF artificial neural network topology

输入向量 $x=[x_1, x_2, \dots, x_n]$, 先通过隐含层 Gauss 函数进行非线性变换, 再将非线性变换后的结果 $h=[h_1, h_2, \dots, h_l]$ 线性加权合并作为输出层的输出 $y=[y_1, \dots, y_m]$ 。

$$y_i = \sum_{j=1}^l w_{ij} h_j = \sum_{j=1}^l [w_{ij} \exp\{-\frac{(x-c_j)^T(x-c_j)}{\delta_j^2}\}] \quad (6)$$

式中, $i=1, \dots, M$, M 为输出维数; l 为隐含层神经元数; w_{ij} 为第 i 个输出与第 j 个隐含层神经元的连接权值。

2.3 优化分析模型

对测量点、前后车轮和座椅处的垂直加速度、速度和位移进行 1~15 的编号。

设鱼群算法中的第 i 个鱼为 X_i :

$$X_i = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{i17}, x_{i18}] \quad (7)$$

式中, x_{i1} 为一正整数, 表示选取 $[x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{i16}]$ 中前 x_{i1} 个元素为第 i 个鱼的神经网络待输入集合 Z_i ; $x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{i16}$ 都为正整数, 其值表示动力学响应参数的编号; x_{i17} 为一常数, 其值为 RBF 神经网络的扩展系数; x_{i18} 为在区间 $[-1.25, 1.51]$ 内的一常数, 其值为测量点 D 据车身质心 C 的距离 e 。

以可决系数 R-squares 作为优化模型的待优化值, 将式 (7) 按其定义转换为实际的数据, 将 x_{i18} 输入汽车振动仿真模型, 得到集合 Z_i 对应的动力学响应参数数据, 选取部分作为 RBF 神经网络的训练样本, 剩余作为测试样本, 并以测试输出结果和实

际路面不平度计算得到 R-squares，具体流程如图 4 所示。

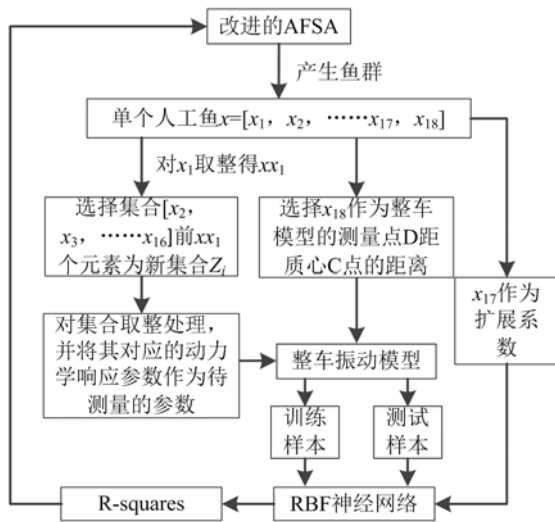


图 4 优化分析流程图

Figure 4 Flow chart of optimization analysis

3 结果与分析

根据滤波白噪声法，以 B 级路面作为待估测的理想路面，设置改进 AFSA 的最大迭代次数为 20，鱼群的规模为 500，一共进行 12 次优化试验，结果如表 1 所示。

由表 1 可以看出，所有试验得到的优化效果很好，路面不平度时域估测的精度都很高，表明所建立的优化分析模型有很好的优化作用。

试验 1 和试验 2 虽然 R-squares 都大于 0.99，但是 RBF 神经网络的扩展系数过大，导致神经网络中的神经元个数较大，影响学习训练的速度，而且需要测量的动力学响应参数较多。

试验 3~12 的结果表明 RBF 神经网络的扩展系数约为 95，已经可以保证神经网络较高的逼近精度。为起到减少需测量动力学响应参数的个数，同时保证较高估测精度，选择优化分析试验结果出现频率最高的集合[2, 3, 4, 13]和[1, 4, 8, 9]为最终结果，其对应的待测量动力学响应参数集合分别为：测量点 D 的俯仰角加速度、座椅处振动加速度、前轮振动加速度和座椅处振动位移，测量点 D 的振动加速度、前轮振动加速度、座椅处振动速度和前轮振动速度。以试验 3 和 4 得到的路面不平度时域估测如图 5-A、5-B 所示。

为进一步研究测量点 D 距质心 C 点的距离 e 的最优值，结合上述得到的待测量的动力学响应参数集合 Z_i 和 RBF 神经网络扩展系数，采用枚举法，对距离 e 以 0.01 m 为步长取遍区间[-1.25, 1.51]内的所有值，集合[2, 3, 4, 13]和集合[1, 4, 8, 9]得到的 R-squares 变化分别如图 6-A、6-B 所示。

表 1 试验结果
Table 1 The test result

试验编号 Number	集合 Z Set Z	R-squares	扩展系数 Expanding coefficient	距离 e Distance e
1	[1, 3, 4, 7, 8, 12, 13]	0.9959	323.8954	-0.5574
2	[1, 3, 4, 12, 13, 15]	0.9934	538.4776	0.3557
3	[2, 3, 4, 13]	0.9939	88.5510	0.9049
4	[1, 4, 8, 9]	0.9948	91.7813	-1.4350
5	[2, 3, 4, 13]	0.9944	90.4835	-0.0074
6	[1, 3, 4, 8, 9, 14]	0.9890	99.8993	-1.2500
7	[2, 3, 4, 13]	0.9944	90.4835	-0.5321
8	[2, 3, 4, 6, 10, 12]	0.9904	94.9742	-1.0486
9	[1, 4, 8, 9]	0.9932	91.7108	-1.4712
10	[1, 3, 4, 9, 11, 13]	0.9823	98.6355	-0.3755
11	[2, 4, 7, 13, 14]	0.9892	91.9216	-0.9510
12	[3, 4, 8, 13, 14, 15]	0.9649	96.8944	0.4839

由图 6-A 可以看出，若选择待测量的动力学响应参数为集合[2, 3, 4, 13]，关于测量点 D，需要测量的是其俯仰角加速度，所以和 D 点的位置关系较小。由图 6-B，若选择待测量的动力学响应参数为集合[1, 4, 8, 9]，关于测量点 D 距质心 C 点的距离 e 取值为-1.25~-0.74 m 时，R-squares 不低于

0.99，且测量的位置越靠近前轴，路面不平度时域估测的精度越高。

4 结论

采用车辆动力学响应估测路面不平度有 2 种优化方案，其估测精度都高于 0.99。测量点 D 距前轴

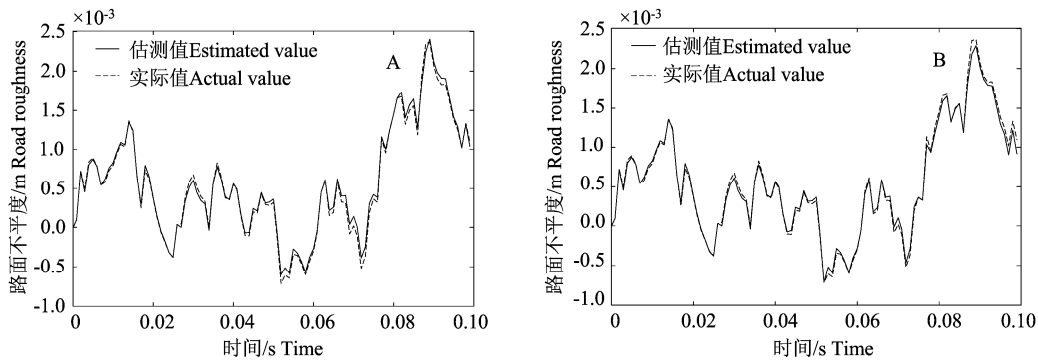


图 5 试验 3(A)和 4(B)的估测结果

Figure 5 Estimation results of the experiment 3(A) and 4(B)

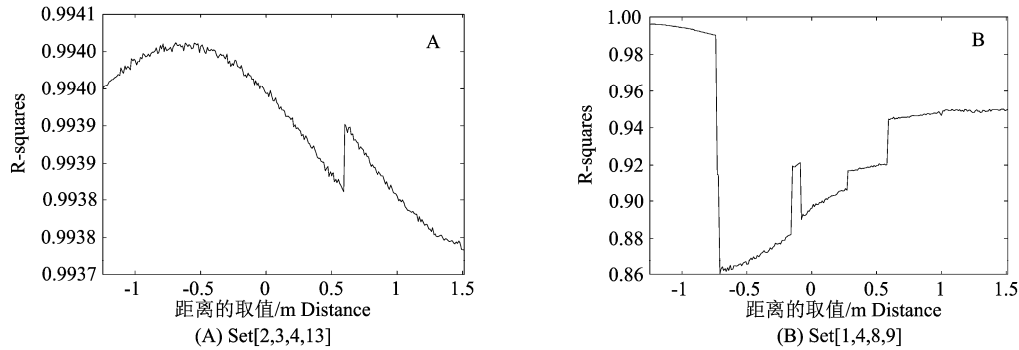


图 6 R-squares 变化

Figure 6 Change curve of R-squares

越近, 估测效果越好, 精度越高。

RBF 神经网络扩展系数的取值过大或过小都会影响逼近的效果, 取值约 95 有较高的估测精度。

基于拉格朗日第 2 方程关于车身任意位置建立 5 自由度振动模型, 并采用改进的 AFSA, 结合 RBF 神经网络, 综合建立了路面不平度时域估测的优化分析模型, 对路面不平度的研究具有一定的理论指导和参考价值。

参考文献:

- [1] 段虎明, 石峰, 谢飞, 等. 道路谱测量检测技术研究综述[J]. 电子测量与仪器学报, 2010, 24(1): 72-79.
- [2] 鲁植雄, 金文忻, 金峰, 等. 非接触式激光地面不平度仪的设计与试验[J]. 南京农业大学学报, 2015, 38(3): 511-516.
- [3] IMINE H, DELANNE Y, M'SIRDI N K. Road profile input estimation in vehicle dynamics simulation[J]. Vehicle Syst Dyn, 2006, 44(4): 285-303.
- [4] GONZÁLEZ A, O'BRIEN E J, LI Y Y, et al. The use of vehicle acceleration measurements to estimate road roughness[J]. Vehicle Syst Dyn, 2008, 46(6): 483-499.
- [5] 谷正气, 朱一帆, 张沙, 等. 基于 GA-BP 网络的矿山路面不平度辨识[J]. 中国机械工程, 2014, 25(23): 3232-3238.
- [6] 秦也辰, 管继富, 顾亮, 等. 基于自适应神经模糊网络的路面识别技术[J]. 北京理工大学学报, 2015, 35(5): 481-484.
- [7] 崔丹丹, 张才千, 韩东. 基于 BP 神经网络的路面不平度检测与仿真[J]. 计算机仿真, 2014, 31(5): 162-166.
- [8] 张丽霞, 赵又群, 吴杰, 等. 基于 RBF 神经网络识别路面谱的新方法[J]. 公路交通科技, 2007, 24(6): 135-138.
- [9] 王铁, 张国忠, 周淑文. 基于竞争神经网络的 ABS 路面辨识[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2003, 24(6): 560-563.
- [10] 陆明万, 张雄. 从动能定理到第二类拉格朗日方程[J]. 力学与实践, 2003, 25(5): 66-68.
- [11] 李晓磊, 邵之江, 钱积新. 一种基于动物自治体的寻优模式: 鱼群算法[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(11): 32-38.
- [12] 吴昌友. 一种改进的人工鱼群优化算法[J]. 智能系统学报, 2015, 10(3): 465-469.
- [13] 段其昌, 唐若笠, 徐宏英, 等. 粒子群优化鱼群算法仿真分析[J]. 控制与决策, 2013, 28(9): 1436-1440.
- [14] 喻俊松, 王琪, 徐蓉瑞. 基于改进人工鱼群算法的无人机路径规划[J]. 弹箭与制导学报, 2015, 35(3): 37-40.
- [15] MOODY J, DARKEN C J. Fast learning in networks of locally-tuned processing units[J]. Neural Comput, 1989, 1(2): 281-294.
- [16] 韩红桂, 乔俊飞, 薄迎春. 基于信息强度的 RBF 神经网络结构设计研究[J]. 自动化学报, 2012, 38(7): 1083-1090.
- [17] 何耀耀, 许启发, 杨善林, 等. 基于 RBF 神经网络分位数回归的电力负荷概率密度预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(1): 93-98.
- [18] 乔俊飞, 韩红桂. RBF 神经网络的结构动态优化设计[J]. 自动化学报, 2010, 36(6): 865-872.