

基于神经网络冷再生层最大剪应力预测

杨彦海,董 帅,杨 野,叶学峰

(沈阳建筑大学交通工程学院,辽宁 沈阳 110168)

摘 要 目的 针对乳化沥青冷再生路面内部剪应力过大易导致路面产生车辙等路面破坏问题,对其内部剪应力进行预测,减少此类病害,更好地选择路面结构参数,提高冷再生层内部抗剪强度.方法 以乳化沥青冷再生层的厚度、模量,水泥稳定碎石的厚度、模量以及土基模量为输入参数,以冷再生层最大剪应力为输出参数,运用遗传算法对初始参数进行优化,运用灰色神经网络理论构建冷再生层最大剪应力预估模型;构建多元线性回归模型预测最大剪应力,对二者的预测能力进行分析.结果 笔者建立的神经网络模型预测值与实测值拟合效果良好,最大误差仅为4.119 2%,能够进行准确预测.多元线性回归和灰色神经网络预测模型,都可用于冷再生层最大剪应力的预测,但灰色神经网络模型对冷再生层最大剪应力数据的预测结果较优.结论 把灰色神经网络预测模型与沥青路面结构的设计联系起来,可以更好地控制乳化沥青冷再生路面的剪切破坏.

关键词 道路工程;冷再生层最大剪应力;遗传算法;灰色神经网络;多元线性回归

中图分类号 TU997;U441

文献标志码 A

The Maximum Shear Stress Prediction Research of Cold Regeneration Based on Neural Network

YANG Yanhai, DONG Shuai, YANG Ye, YE Xuefeng

(School of Transportation Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168)

Abstract: The internal shear stress is so much in the emulsified asphalt cold regeneration that it tends to cause problems, such as road cut. The internal shear stress was predicted to reduce such diseases, and the pavement structure parameters were better selected to improve the internal shear strength. The thickness and modulus of emulsified asphalt cold regeneration layer and cement stabilized macadam and modulus of soil base were used as the input parameters. The maximum shear stress of the cold regeneration layer was used as the output parameter. The genetic algorithm was used to optimize the initial parameters. The maximum shear stress prediction model of cold reclaimed layer was constructed by using gray neural network theory. The multiple linear regression

收稿日期:2016-09-28

基金项目:国家自然科学基金项目(51178278);辽宁省自然科学基金项目(201602631)

作者简介:杨彦海(1972—),男,教授,博士,主要从事道路结构与路面材料、道路施工与养护研究.

model was constructed to predict the maximum shear stress and the prediction ability of the two model was analyzed. The neural network model has a good fitting effect between the predicted and measured values, and the maximum error is only 4.1192%, so that it can do accurate prediction. Multivariate linear regression and gray neural network prediction model can be used to predict the maximum shear stress of cold regeneration layer, but the gray neural network model has better prediction results. The gray neural network prediction model is connected with the design of asphalt pavement structure, which can control the shear failure of emulsified asphalt cold regeneration road.

Key words: road engineering; maximum shear stress of cold regeneration layer; genetic algorithm; grey neural network; multiple linear regression

随着我国经济的快速增长,早期修筑的沥青路面已慢慢步入大修、中修时期,我国公路行业的发展已逐渐进入建养并重的阶段,处理翻修铣刨后的沥青路面旧料已然是当下亟待解决的问题^[1-3]. 乳化沥青冷再生技术是将旧料(RAP)按比例与乳化沥青、水泥、新集料和水进行常温拌和并铺筑,继而形成路面结构层的一项养护技术^[4-6]. 冷再生路面在车辆荷载的重复作用下,使得路面结构层内部产生较大剪应力. 冷再生材料层抗剪强度不足是造成冷再生路面结构破坏不可忽视的原因之一. 国内学者借助响应面法,通过改变路面结构及路面材料模量对沥青路面剪应力进行了分析^[7],利用实测模量采用有限元方法计算车辙试件在不同荷载及不同厚度条件下试件内的剪应力分布^[8]. 笔者通过分别构建多元线性回归及灰色神经网络预测模型,对冷再生材料层最大剪应力进行预测,进一步研究了冷再生材料最大剪应力问题,对防止冷再生路面出现剪切性破坏,减少冷再生路面常见病害具有重要意义.

1 算法概述

1.1 遗传算法

遗传算法(GA)由美国 Holland 教授在 1962 年提出,巧妙地运用了自然界的物竞天择、适者生存的进化原理,对编码后的参数个体进行优化选择. 选择合理的适应度函数,进而计算出个体的适应度值,并经过选择、变异及交叉,使种群整体适应度水平不断提高. 如此反

复循环进行,直到满足理想期望值.

1.2 灰色神经网络

灰色系统模型首先对原始数据序列做一次累加,使累加后的数据服从相应的规律,然后进行曲线拟合. 设有时间序列 $x^{(0)}$ 为

$$x^{(0)} = (x_t^{(0)} | t = 1, 2, \cdots, n) = (x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \cdots, x_n^{(0)}). \tag{1}$$

累加后新的数据序列为 $x^{(1)}$, 其第 t 项为原始数据序列 $x^{(0)}$ 前 t 项之和,即:

$$x^{(1)} = (x_t^{(1)} | t = 1, 2, \cdots, n) = (x_1^{(0)}, \sum_{i=1}^1 x_i^{(0)}, \sum_{i=1}^2 x_i^{(0)}, \cdots, \sum_{i=1}^n x_i^{(0)}). \tag{2}$$

建立白化方程:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = \mu. \tag{3}$$

该方程的解为

$$x_t^{*(1)} = (x_t^{(0)} - \frac{\mu}{a})e^{-a(t-1)} + \frac{\mu}{a}. \tag{4}$$

式中: μ 为一阶残差修正待识别的参数; α 为微分方程系数; $x_t^{*(1)}$ 为 $x_t^{(1)}$ 序列的估计值, 对 $x_t^{*(1)}$ 做一次累减得到 $x^{(0)}$ 的预测值 $x_t^{*(0)}$.

对灰色不确定系统行为特征值发展变化轨迹进行预测的问题称为灰色问题, 该不确定系统特征值的原始数 $x_t^{(0)}$ ($t = 0, 1, 2, \cdots, N-1$) 经过一次累计生成后得到的数列 $x_t^{(1)}$ 呈现指数增长规律, 因而可以用一个连续函数或微分方程进行数据拟合和预测. 原始数列 $x_t^{(0)}$ 表示为 $x(t)$, 一次累加生成后得到的数列 $x_t^{(1)}$ 表示为 $y(t)$, 预测结果 $x_t^{*(1)}$ 表示为 $z(t)$ ^[9]. 灰色神经网络模型的微分方程:

$$\frac{dy_1}{dt} + ay_1 = b_1y_2 + b_2y_3 + \cdots + b_{n-1}y_n. \quad (5)$$

式(1)的时间响应式见式(6):

$$z(t) = \left(y_1(0) - \frac{b_1}{a}y_2(t) - \frac{b_2}{a}y_3(t) - \cdots - \frac{b_{n-1}}{a}y_n(t) \right) e^{-at} + \frac{b_1}{a}y_2(t) + \frac{b_2}{a}y_3(t) + \cdots + \frac{b_{n-1}}{a}y_n(t). \quad (6)$$

令:

$$d = \frac{b_1}{a}y_2(t) + \frac{b_2}{a}y_3(t) + \cdots + \frac{b_{n-1}}{a}y_n(t). \quad (7)$$

则式(6)转化后的方程为

$$z(t) = \left((y_1(0) - d) \cdot \frac{e^{-at}}{1 + e^{-at}} + d \cdot \frac{1}{1 + e^{-at}} \right) \cdot (1 + e^{-at}) = \left((y_1(0) - d) \cdot \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-at}} \right) + d \cdot \frac{1}{1 + e^{-at}} \right) \cdot (1 + e^{-at}). \quad (8)$$

将式(8)映射到神经网络中进而获得其拓扑结构如图1所示.

关关系,并借助统计分析方法对这种关系的内在规律进行分析解释的方法称为多元线性回归.其回归方程:

$$Y = \beta_0 + \beta_1X_1 + \beta_2X_2 + \beta_3X_3 + \cdots + \beta_jX_j + \cdots + \beta_kX_k + \mu. \quad (9)$$

式中: Y 为因变量; X 为自变量; k 为自变量个数; $\beta_j(j=1,2,\cdots,k)$ 为回归系数; u 为误差.多元回归方程的矩阵形式:

$$Y = X\beta + \mu. \quad (10)$$

式中:若 X 的列为满秩,能采用一般最小二乘法进行估计,它的估计值为

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'Y. \quad (11)$$

对其进行统计检验,从而判定估计的可靠性^[13].

2 路面结构组合分析

2.1 路面结构及参数

路面结构及材料参数如表1所示^[14-15].

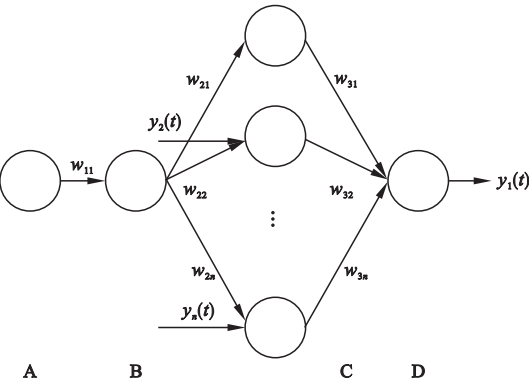


图1 灰色神经网络拓扑结构

Fig.1 Grey neural network topology

其中, t 为输入参数序号; $y_2(t), \cdots, y_n(t)$ 为输入参数; $w_{21}, w_{22}, \cdots, w_{2n}, w_{31}, w_{32}, \cdots, w_{3n}$ 为权值; $y_1(t)$ 为预测值;A、B、C、D分别为灰色神经网络的四个层^[10-12].

1.3 多元线性回归

分析一个因变量与多个自变量之间的相

表1 路面结构及材料参数

Table 1 Pavement structure and material parameters

材料名称	厚度/cm	抗压回弹模量/MPa	泊松比
AC-10 面层	4	1200	0.25
乳化沥青冷再生层	7/8/9/10/11/12/13/14	600/800/1 000/1 200	0.25
水泥稳定碎石	30/40/50/60	1 500/1 600/1 700/1 800	0.25
土基	—	40/70/100/130	0.40

2.2 冷再生层最大剪应力样本数据

设 Y 为乳化沥青冷再生层最大剪应力;

X_1 为乳化沥青冷再生材料厚度; X_2 为乳化沥青冷再生材料模量; X_3 为水泥稳定碎石厚度;

X_4 为水泥稳定碎石模量; X_5 为土基模量.冷再生材料最大剪应力数据如表 2 所示^[16-18].

表 2 乳化沥青冷再生层最大剪应力数据

Table 2 Data of the maximum shear stress of emulsified asphalt cold recycled layer

试验编号	X_1/cm	X_2/MPa	X_3/cm	X_4/MPa	X_5/MPa	Y/MPa
1	7	600	30	1 500	40	0.143 5
2	7	800	40	1 600	70	0.141 9
3	7	1 000	50	1 700	100	0.144 3
4	7	1 200	60	1 800	130	0.146 8
5	8	600	30	1 500	40	0.140 2
6	8	800	40	1 600	70	0.143 9
7	8	1 000	50	1 700	100	0.146 6
8	8	1 200	60	1 800	130	0.147 4
9	9	600	40	1 700	130	0.134 1
10	9	800	30	1 800	100	0.143 2
11	9	1 000	60	1 500	70	0.139 1
12	9	1 200	50	1 600	40	0.144 2
13	10	600	40	1 700	130	0.133 6
14	10	800	30	1 800	100	0.142 7
15	10	1 000	60	1 500	70	0.140 5
16	10	1 200	50	1 600	40	0.143 7
17	11	600	50	1 800	70	0.130 5
18	11	800	60	1 700	40	0.133 0
19	11	1 000	30	1 600	130	0.137 2
20	11	1 200	40	1 500	100	0.139 7
21	12	600	50	1 800	70	0.129 6
22	12	800	60	1 700	40	0.139 4
23	12	1 000	30	1 600	130	0.141 1
24	12	1 200	40	1 500	100	0.140 3
25	13	600	60	1 600	100	0.124 3
26	13	800	50	1 500	130	0.127 6
27	13	1 000	40	1 800	40	0.134 6
28	13	1 200	30	1 700	70	0.131 3
29	14	600	60	1 600	100	0.117 9
30	14	800	50	1 500	130	0.114 1
31	14	1 000	40	1 800	40	0.139 8
32	14	1 200	30	1 700	70	0.148 6

3 基于多元线性回归的冷再生层最大剪应力预测分析

笔者采用的方法为逐步回归法,分析得到预测结果较为准确拟合优度较好的模型.对模型进行拟合优度检验、总体线性和变量的显著性检验,结果见表 3、表 4 和表 5.

表 3 模型摘要

Table 3 Model summary

模型	判定系数	调整后判定系数	估计值标准误差
1	0.520	0.501	0.004 337 1
2	0.794	0.777	0.002 896 9
3	0.839	0.818	0.002 616 6

由表 3 分析得出,模型 3 的判定系数 R^2 为 0.839,其拟合优度最高,模型 3 中的估计

值标准误差最小.

表 4 方差分析
Table 4 Analysis of variance

模型	方差来源	自由度	均方差	F 值	显著性
1	回归	1	0.001	27.060	0.000
	残差	25	0.000	—	—
	总计	26	—	—	—
2	回归	2	0.000	46.345	0.000
	残差	24	0.000	—	—
	总计	26	—	—	—
3	回归	3	0.000	40.009	0.000
	残差	23	0.000	—	—
	总计	26	—	—	—

根据显著性定义可知:当显著性的值小

表 5 回归系数
Table 5 Coefficients

模型	影响因素	回归系数	标准回归系数	显著性
1	(常数)	0.161	—	0.000
	冷再生材料厚度	-0.002	-0.721	0.000
2	(常数)	0.147	—	0.000
	冷再生材料厚度	-0.002	-0.679	0.000
	冷再生材料模量	1.439×10^{-5}	0.526	0.000
3	(常数)	0.150	—	0.000
	冷再生材料厚度	-0.002	-0.657	0.000
	冷再生材料模量	1.578×10^{-5}	0.576	0.000
	水泥稳定碎石厚度	-0.000 12	-0.218	0.019

所得回归标准化残差的常态 P-P 图如图 2 所示,数据点都围绕在线的周围,故可以认为数据是符合正态分布的.

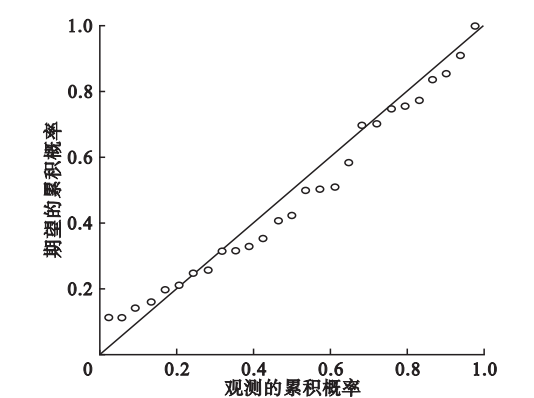


图 2 回归标准化残差的常态 P-P 图

Fig.2 The standardized regression residuals of the norm P-P

于 0.001 回归极其显著^[19].3 个模型的显著性均为 0.000,小于 0.001,表明 3 个模型回归都极其显著.

通过对表 5 分析可知,3 个模型中冷再生材料厚度的标准回归系数均为最大,表明该影响因素对因变量的影响程度最大.各个影响因素的显著性都小于 0.05,表明回归显著,鉴于模型 3 的拟合优度最高,故将其作为线性回归预测模型.将模型 3 的回归系数代入冷再生层最大剪应力的预测方程,可得:

$$Y=0.150-0.002X_1+1.578 \times 10^{-5}X_2-0.000\ 12X_3.$$

(12)

将试验 28~32 中的数据代入到预测方程中,预测结果见表 6.

表 6 多元线性回归预测结果

Table 6 The prediction results of multiple linear regression

试验 编号	最大剪应力 实际值/MPa	最大剪应力预 测值/MPa	误差/%
28	0.131 3	0.139 3	6.092 9
29	0.117 9	0.124 3	5.428 3
30	0.114 1	0.122 6	7.449 6
31	0.139 8	0.133 8	-4.291 8
32	0.148 6	0.137 3	-7.604 3

对表 6 分析得出,回归方程预测最大误差仅为 7.604 3%,预测效果较优.

4 基于灰色神经网络模型冷再生层最大剪应力预测

GA 优化灰色神经网络流程如图 3 所示,优化输入参数和输出参数,求出各个参数的动态权重,用实数对个体进行编码,适应度值采用个体对应的预测误差. 种群规模为 30,迭代次数为 30 次^[20].

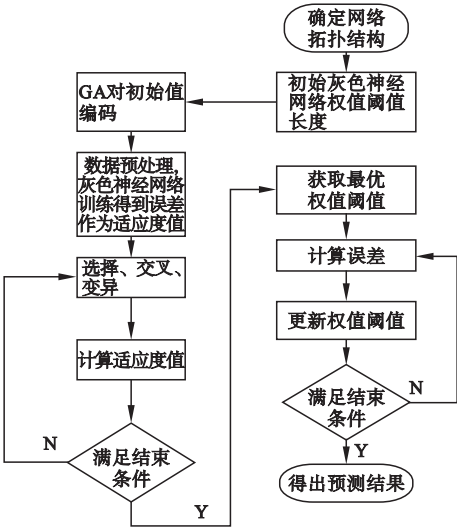


图3 算法流程

Fig. 3 Flow chart of the algorithm

以乳化沥青冷再生层厚度和模量、水泥稳定碎石厚度和模量以及土基模量作为输入数据,以冷再生层最大剪应力作为输出数据. 本结构中输入数据维数为 5,输出数据维数为 1,灰色神经网络拓扑结构为 1-1-6-1. 预测过程如图 4 所示.

以表 2 中 1~27 组数据作为训练样本,以 28~32 组数据作为测试样本. 冷再生层最大剪应力预测结果如图 5、图 6 所示.

通过图 5 分析得出遗传误差变化在 19 代左右时趋于平稳,说明遗传代数设置为 30 代较为合理. 图 6 显示实测结果和预测结果变化趋势一致. 多元线性回归与灰色神经网络预测乳化沥青再生层最大剪应力结果对照见表 7.

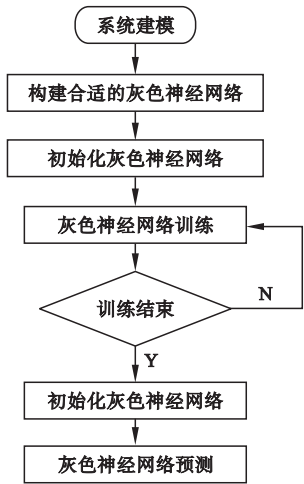


图4 灰色神经网络预测框图

Fig. 4 Diagram of grey neural network

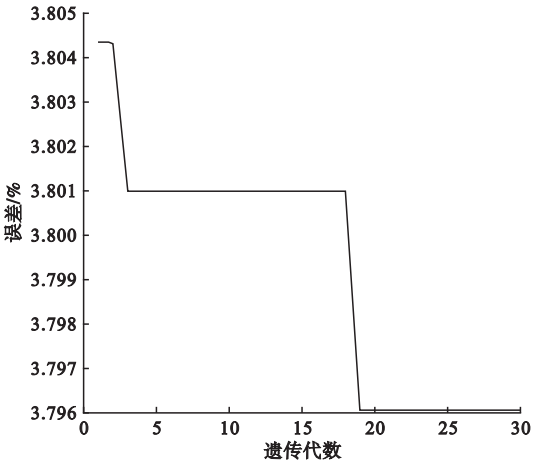


图5 灰色神经网络训练过程

Fig. 5 Training process of grey neural network

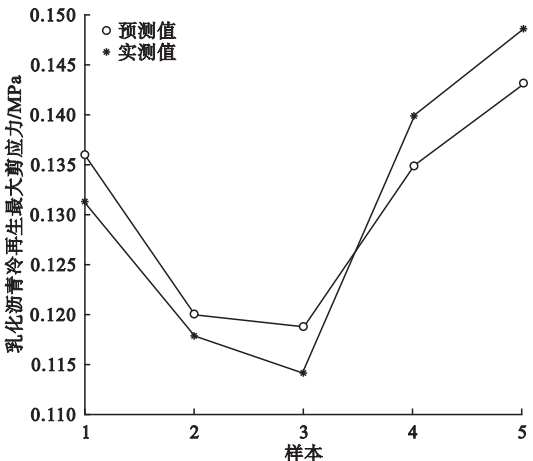


图6 最大剪应力预测

Fig. 6 Maximum shear stress prediction

表7 多元线性回归模型与GA优化灰色神经网络预测结果比较

Table 7 Comparison results between the grey neural network and multiple linear regression					
试验 编号	最大剪应力 实测值/MPa	多元线性回归模型		遗传优化灰色神经网络模型	
		最大剪应力预测值/MPa	误差/%	最大剪应力预测值/MPa	误差/%
28	0.131 3	0.139 3	6.092 9	0.136 0	3.579 6
29	0.117 9	0.124 3	5.428 3	0.120 1	1.866 0
30	0.114 1	0.122 6	7.449 6	0.118 8	4.119 2
31	0.139 8	0.133 8	-4.291 8	0.134 9	-3.505 0
32	0.148 6	0.137 3	-7.604 3	0.143 1	-3.701 2

通过对表7分析得出,多元线性回归预测最大误差为7.604 3%,遗传优化神经网络最大误差为4.119 2%。

5 结 论

(1)利用多元线性回归方法,建立了乳化沥青冷再生路面最大剪应力预测模型,得出多元线性回归方程,用以明确冷再生路面最大剪应力与路面结构各参数之间的关系。

(2)建立结构为1-1-6-1的遗传算法优化灰色神经网络模型,并进行了乳化沥青冷再生层最大剪应力预测,预测值与实测值拟合效果良好,最大误差为4.119 2%。

(3)笔者通过建立多元线性回归和灰色神经网络预测模型,并结合乳化沥青冷再生路面最大剪应力预测结果分析,结果证明两个模型都可用于冷再生层最大剪应力的预测,但灰色神经网络模型对冷再生层最大剪应力数据的预测结果较优。

参考文献

[1] IWANSKI M, CHOMICZ-KOWALSKA A. Laboratory study on mechanical parameters of foamed bitumen mixtures in the cold recycling technology[J]. Procedia engineering, 2013, 57(1):433-442.

[2] OBAIDAT M S, BOUDRIGA N A. Fundamentals of performance evaluation of computer and telecommunications systems [J]. Wiley-inter-science, 2010, 13(1):26-27.

[3] PIRMOHAMMAD S, AYATOLLAHI M R. Fracture resistance of asphalt concrete under different loading modes and temperature condi-

tions [J]. Construction & building materials, 2014, 53(4):235-242.

[4] YONGJOO K, DAVID L H. Performance evaluation of cold in-place recycling mixtures using emulsified asphalt based on dynamic modulus, flow number, flow time, and raveling loss[J]. Journal of civil engineering, 2012, 16(4):586-593.

[5] MARTINEZ-ECHEVARRIA M J, MIRO R R, RUBIO G M D C, et al. In-laboratory compaction procedure for cold recycled mixes with bituminous emulsions [J]. Construction & building materials, 2012, 36(6):918-924.

[6] XU J, HUANG S C, QIN Y C, et al. The impact of cement contents on the properties of asphalt emulsion stabilized cold recycling mixtures[J]. International journal of pavement research and technology, 2011, 4(1):48-55.

[7] 刘圣洁,游庆龙,丛卓红. 基于响应面法的沥青路面剪应力分析[J]. 江苏大学学报, 2015, 36(1):115-118.

(LIU Shengjie, YOU Qinglong, CONG Zhuohong. Analysis of shear stress for asphalt pavement based on response surface methodology [J]. Journal of Jiangsu university, 2015, 36(1):115-118.)

[8] 汤文,孙立军. 基于遗传算法的沥青路面永久变形预估方法[J]. 武汉理工大学学报, 2008, 30(12):42-45.

(TANG Wen, SUN Lijun. Permanent deformation evaluation model of asphalt concrete pavement based on genetic algorithms [J]. Journal of Wuhan university of technology, 2008, 30(12):42-45.)

[9] 飞思科技产品研发中心. MATLAB6.5 辅助神经网络分析与设计[J]. 信息安全, 2003(2):34.

(Fly science and technology product research and development center. MATLAB 6.5 auxiliary neural network analysis and design[J]. In-

- formation network security, 2003(2):34.)
- [10] MATLAB 中文论坛. MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2010.
(MATLAB Chinese BBS. MATLAB neural network 30 case analysis[M]. Beijing:Beihang University Press,2010.)
- [11] 邱卫,杨英杰,汪永伟. 基于改进遗传算法和隐 Markov 模型的协议异常检测方法[J]. 计算机应用研究,2015,33(4):111-114.
(QIU Wei, YANG Yingjie, WANG Yongwei. Protocol anomaly detection method based on improved genetic algorithms and hidden Markov model[J]. Application research of computers,2015,33(4):111-114.)
- [12] PATEL V V, SUTARIA K A. Survey on community detection in social network using genetic algorithm[J]. International journal of engineering development and research, 2015, 30(3):16-19.
- [13] 沈国琪,陈万明. 基于多元线性回归与 BP 神经网络分析的失业预测建模实证研究[J]. 工业技术经济,2014,36(2):103-112.
(SHEN Guoqi, CHEN Wanming. Empirical research on modeling of unemployment forecast based on multiple linear regression and BP neural network[J]. Journal of industrial technological,2014,36(2):103-112.)
- [14] 张敏江,丁泓宇,赵程飞. 低水泥剂量稳定级配碎石基层典型结构分析[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版),2014,30(4):651-660.
(ZHANG Minjiang, DING Hongyu, ZHAO Chengfei. Analysis for a typical structure with low dosage of cement stabilized graded[J]. Journal of Shenyang jianzhu university(natural science),2014,30(4):651-660.)
- [15] 张敏江,宋志涛,于保阳. 级配碎石上基层沥青路面合理结构参数分析[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版),2012,28(3):460-466.
(ZHANG Minjiang, SONG Zhitao, YU Baoyang. Reasonable structure parameters analysis of the upper base of the graded crushed stone asphalt pavement[J]. Journal of Shenyang jianzhu university(natural science),2012,28(3):460-466)
- [16] 马梁龙. 低水泥剂量稳定级配碎石基层材料收缩性能研究[D]. 沈阳:沈阳建筑大学,2014.
(MA Lianglong. Shrinkage performance research on low cement dosage graded crushed rock base material[D]. Shenyang: Shenyang Jianzhu University,2014.)
- [17] 赵程飞. 低水泥稳定级配碎石基层材料路用性能研究[D]. 沈阳:沈阳建筑大学,2014.
(ZHAO Chengfei. Performance of low cement stabilized macadam base course materials[D]. Shenyang: Shenyang Jianzhu University,2014.)
- [18] 赵云龙. 沥青路面微粘结级配碎石基层应用技术研究[D]. 沈阳:沈阳建筑大学,2013.
(ZHAO Yunlong. Application technology research on partial bond grade crush stone base of asphalt pavement[D]. Shenyang: Shenyang Jianzhu University,2013.)
- [19] 张景阳,潘光友. 多元线性回归与 BP 神经网络预测模型对比与运用研究[J]. 昆明理工大学学报,2013,38(6):62-67.
(ZHANG Jingyang, PAN Guangyou. Comparison and application of multiple regression and BP neural network prediction model[J]. Journal of Kunming university of science and technology,2013,38(6):62-67.)
- [20] 林勤. 基于遗传算法优化灰色神经网络的浙江省公路客运量预测模型[D]. 武汉:华中师范大学,2013.
(LIN Qin. The forecasting model of passenger carrying capacity in Zhejiang province base on genetic algorithm optimizing the grey neural network[D]. Wuhan:Central China Normal University,2013.)