基于改进 BP 网络模型的公路流量预测

彭勇1、陈俞强1、严文杰2

(1. 东莞职业技术学院 计算机工程系,广东 东莞 523808;

2. 武汉理工大学 计算机科学与技术学院,湖北 武汉 430070)

摘 要:针对公路客货运量预测的问题,对现有的常用预测方法进行研究,提出改进 BP 神经网络预测模型。该模型首先采用动态陡度因子改变激励函数的陡峭程度,改善激励函数的响应特征,得到更好的非线性表达能力;其次利用附加动量因子,通过将以前的经验进行积累,降低了神经网络对误差曲面的局部细节敏感性,较好地遏制网络陷于局部最小;再次采取变学习率学习算法,先给一个较大初值,随着学习过程的进行,学习率不断减小,网络趋于稳定。改进 BP 算法既可以找到更优解,又可以缩短训练时间。结合某地区的公路运量相关数据,对改进 BP 神经网络预测模型进行了验证。实验结果表明,该模型的相对误差和迭代次数都取得了较大的改善,对公路客货运量预测很有效。

关键词:BP 神经网络;预测模型;公路流量;算法改进

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2012)08-0111-03

Forecasting Highway Flow Based on Improved BP Neural Network Model

PENG Yong¹, CHEN Yu-qiang¹, YAN Wen-jie²

(1. Department of Computer Engineering, Dongguan Polytechnic, Dongguan 523808, China;

2. School of Computer Science and Technology, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract: Aiming at the forecast problem of the highway flow, based on the research of common forecasting method, an improving BP neural network forecasting model was put forward. Firstly, this model introduces steepness factor to dynamically change the steepness of the activation function and improve the response characteristics of the activation function to get better ability to express non-linear; Secondly, it uses the method of momentum item addition to accumulate experience of previous, reduce the sensitivity of local details of the network for error surfaces and effectively trapped in local minimum; Thirdly, it adopts the learning algorithm of variable learning rate, a larger initial value was given at beginning, with the learning process progresses, the learning rate decreasing, the network is stabilized. The improved BP algorithm can find better solutions, but also can shorten the training time. With some traffic-related data, the improved BP neural network prediction model is validated. Experimental results show that the relative error and the number of iterations of the model have made great improvements. It is very effective for the forecast of highway flow.

Key words: BP neural network; forecasting model; highway flow; Improving algorithm

0 引 言

公路客货运量是国民经济发展的重要指标,公路客货运量的预测对公路建设、路网规划有重要的指导意义。国内外的一些专家学者提出了不同的预测模型用来进行客货运量的预测。其中主要有灰色预测模型、回归分析法、时间序列预测模型等等[1-3]。

人工神经网络方法具有可以充分逼近任意复杂的 非线性关系的功能,具有很强的容错性和鲁棒性;采用 分布式算法,可以快速大量的运算;通过自学习来自适

收稿日期:2011-12-23;修回日期:2012-03-27

基金项目:广东省高等教育重点课题(GDGZ10001)

作者简介:彭 勇(1976-),男,硕士,研究方向为智能算法。

应不确定的系统,可以用于解决上述问题。

BP 网络模型是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,是在各种神经网络模型中应用最广泛的网络。BP 神经网络模型拓扑结构有三层,即输入层(input)、隐含层(hide layer)和输出层(output layer),同一层的节点之间相互不关联,异层神经元间前向连接(见图1)。BP 网络采用正向传播信息,反向传播误差算法,即按误差梯度下降的方式修正单元间的权重值来实现由输入到输出的非线性映射^[4,5]。

普通 BP 算法学习速率是固定的,为了保证训练过程的稳定和收敛,一般选取较小的学习速率,网络的训练时间可能非常长^[6,7]。

另外,BP算法的权值最终会收敛到某个值,但是

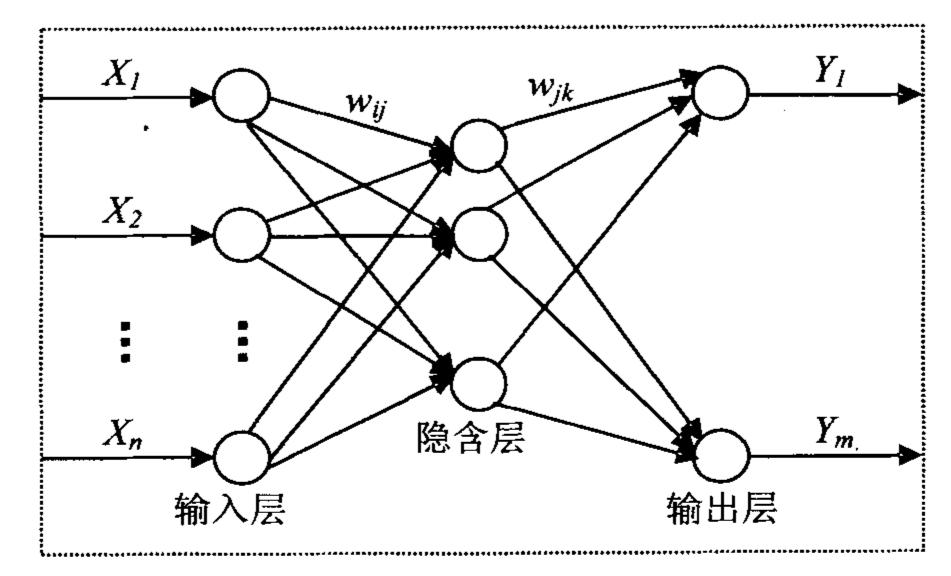


图 1 BP神经网络拓扑结构图

这个值并不一定就是误差平面的全局最小值,有可能 是产生的一个局部最小值[8]。为了克服这些缺点,利 用改进 BP 算法来训练前向网络,加快网络训练的速 度和提高网络的输出精度,最后进行公路客货运量预

改进神经网络模型

改进 BP 算法首先采用动态陡度因子改变激励函 数的陡峭程度,通过对动态陡度因子的调整,改善激励 函数的响应特征,得到了更好的非线性表达能力,在算 法开始阶段以较小的陡峭度避免局部极小,并且逐步 增加陡峭度,以加快算法收敛速度;其次利用附加动量 方法,积累算法以前的经验,加快学习过程的收敛[9]; 再次采取变化的学习速率或自适应的学习速率算法, 避免过大的学习率使权值学习过程产生振荡,过小的 学习率使网络收敛过慢,权值难以稳定。变学习速率 是先给一个较大初值,随着学习过程的进行,学习率不 断减小,网络趋于稳定[10]。改进的 BP 算法既可以缩 短网络学习时间,又可以找到更优解。

改进模型的基本步骤如下:

步骤 1: 网络初始化。由网络的输入和输出(X, Y)来确定输出层节点数m,隐含层节点数l,输入层节 点数n;同时初始化输入层、隐含层和输出层各神经元 间权值 w_{ii}, w_{ik} , 隐含层阈值a, 输出层阈值b; 给定初始 化的学习速率 η 和神经元刺激函数。

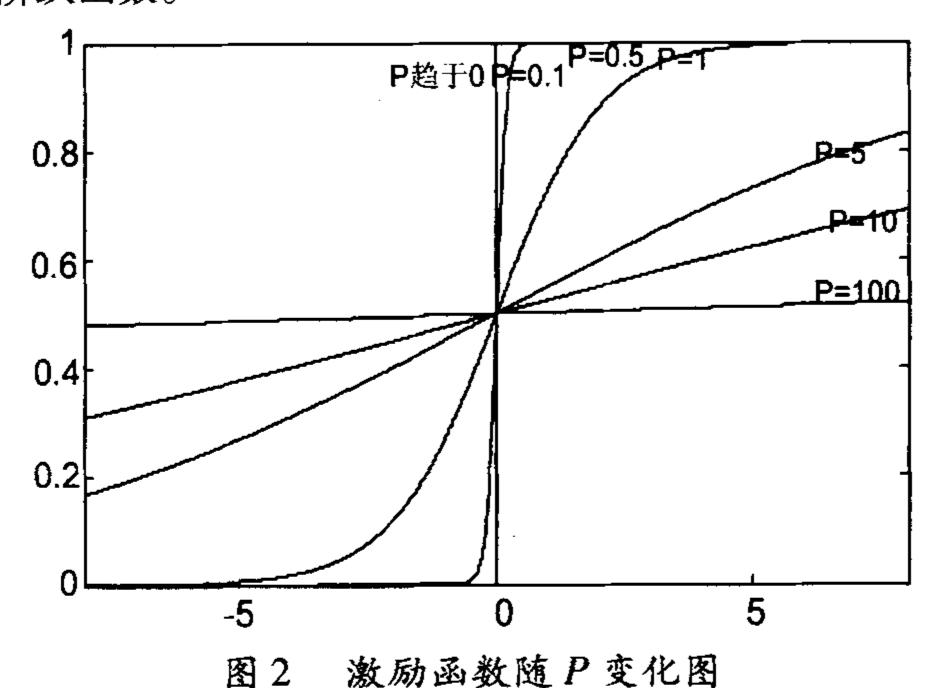
步骤2:计算隐含层输出。根据给定的输入向量 X,输入层和隐含层间连接权值 w_{ij} 以及隐含层阈值a, 计算隐含层输出H。

$$H_j = f(\sum_{i=1}^n w_{ij}x_i - a_j), j = 1, 2, \dots, l$$

式中,1代表隐含层节点数,f代表隐含层刺激函 数,文中所选函数为:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{\frac{-x}{P}}}$$

具体表现时是通过改变 S 型刺激函数中的陡度因 子 P。如图 2, 当 P 很大时 S 型线比较平坦, 当 P 很小 时,S型曲线比较陡峭,当P趋近于0时,S型曲线趋向 阶跃函数。



P的衰减方式决定着最终算法的速度和准确性。 采用下列指数方式对 P 的衰减进行改进:

$$P = \alpha^i P_0$$

上式中: $P_0 > 0$ 是初始值,t 是迭代次数,而常数 α $\in (0,1]$,可以看出,P 为 α 的单调递减函数,当 t 减小 时,P的下降速度变快;当t变大时,P的下降速度变 慢[1]。这样,通过恰当地选择 α 的值就可以控制P的 下降速度。在文中,取 $\alpha = 0.85$,而P的初始值和终止 值为: $P_0 = 90$, $P_{\min} = 0.1$ 。

步骤 3: 计算输出层输出。根据隐含层输出 H, 连 接权值 w_k 和阈值 b, 计算网络的预测输出 O。

$$O_k = \sum_{j=1}^{i} H_j w_{jk} - b_k, k = 1, 2, \dots, m$$

步骤 4: 计算预测误差。根据网络预测输出 0 和 期望输出 Y,计算网络预测误差 e。

$$e_k = Y_k - O_k, k = 1, 2, \dots, m$$

步骤5:学习速率的改变。根据迭代次数,学习率 不断减小,计算当前学习率。

$$\eta(t) = \eta_{\text{max}} - t(\eta_{\text{max}} - \eta_{\text{min}})/t_{\text{max}}$$

式中, η 为学习速率, η_{max} 为最大学习率, η_{min} 为最 小学习率, t_{max} 为最大迭代次数,t 为当前迭代次数。文 中取 $\eta_{\text{max}} = 0.15$, $\eta_{\text{min}} = 0.025$, $t_{\text{max}} = 5000$ 。

步骤6:附加动量的权值更新。根据步骤4计算的 网络预测误差 e 更新网络连接权值 w_{ii} , w_{ik} 。

$$w_{ij} = w_{ij} + \eta H_{j}(1 - H_{j})x(i) \sum_{k=1}^{m} w_{jk}e_{k} + \lambda (w_{ij} - w_{(i-1)(j-1)}), i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, l$$

$$w_{jk} = w_{jk} + \eta H_{j}e_{k} + \lambda (w_{jk} - w_{(j-1)(k-1)})$$

$$j = 1, 2, \dots, l; k = 1, 2, \dots, m$$

式中, λ 为动量因子, \mathbb{R} $\lambda = 0.005$ 。

步骤7:更新阈值。根据步骤4计算的网络预测误

$$a_{j} = a_{j} + \eta H_{j} (1 - H_{j}) \sum_{k=1}^{m} w_{jk} e_{k}$$

$$i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, l$$

 $b_k = b_k + e_k, k = 1, 2, \dots, m$

步骤 8:根据迭代次数判断算法是否结束,若没有结束,返回步骤 2。

2 改进模型在公路运量预测中的应用

公路运量包括公路客运量和公路货运量两个方面。据研究,某地区的货运量与该地区的人数、机动车数量和公路面积有关,表1给出了某地区近20年的公路运量相关数据^[12]。

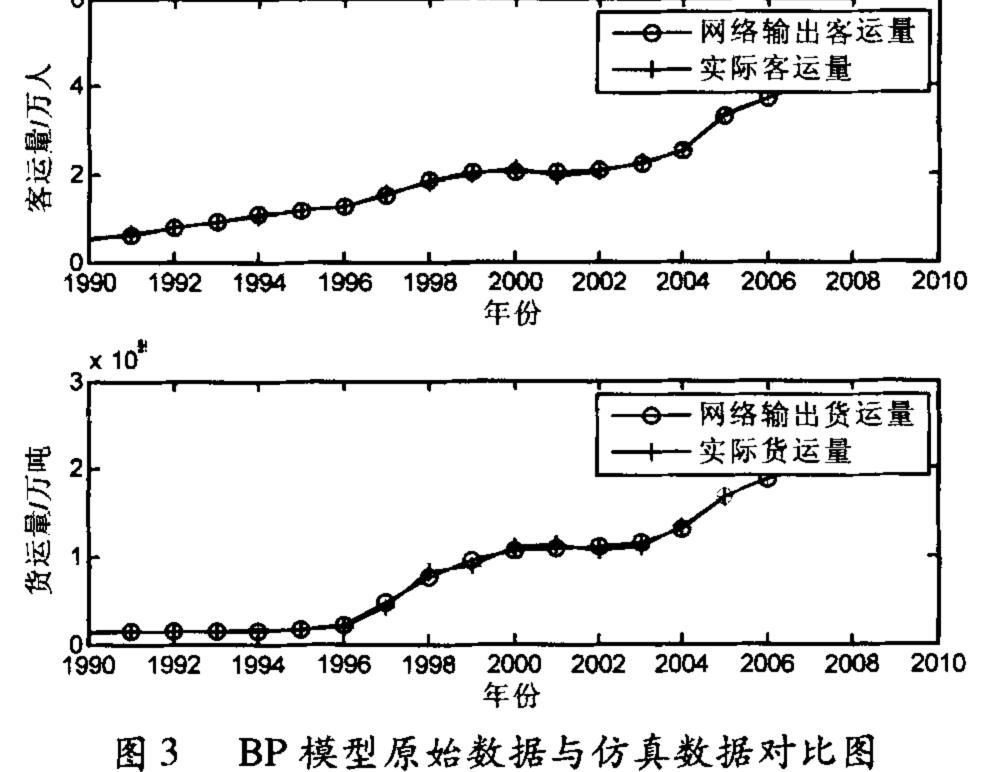
表 1	某地 20	年公路运量数据	<u>;</u>
	712-0		_

		机动车	公路面积/	客运量	货运量
年份	人口/万人	/万辆	万平方公里	/万人	/万吨
	20.6-				
1990	20.67	0.6	0.09	5126	1237
1991	22.44	0.75	0.11	6217	1379
1992	25.37	0.85	0.11	7730	1385
1993	27.13	0.90	0.14	9145	1399
1994	29.45	1.05	0.20	10460	1663
1995	30. 1	1.35	0.23	11387	1714
1996	30.96	1.45	0. 23	12353	1834
1997	34.06	1.60	0.32	15750	4322
1998	36.42	1.70	0.32	18304	8132
1999	38.09	1.85	0.34	19836	8936
2000	39. 13	2. 15	0.36	21024	11099
2001	39.99	2.20	0.36	19490	11203
2002	41.93	2. 25	0.38	20433	10524
2003	44. 59	2.35	0.49	22598	11115
2004	47.30	2.50	0.56	25107	13320
2005	52.89	2.60	0.59	33442	16762
2006	55.73	2. 70	0.59	36836	18673
2007	56.76	2.85	0.67	40548	20724
2008	59. 17	2.95	0.69	42927	20803
2009	60.63	3. 10 '	0.79	43462	21804

首先对数据都要进行归一化处理,以下分别用传统的 BP 模型和改进的 BP 模型来分别对 2010 和 2011年的公路客运量和货运量进行预测,作出对比以验证文中所提出的改进 BP 预测模型的优劣。图 3 和图 4分别为传统 BP 模型和改进 BP 模型原始数据与仿真数据对比图。

改进 BP 模型的相对误差分别为:1.3553,2.2130, 传统 BP 模型的相对误差分别为:2.3224,4.2877。传统模型与改进模型的迭代次数分别为4014次和2275次。

由此可以得出结论:采用改进 BP 预测模型对短期公路流量预测是有效的,比传统 BP 预测模型精度高,收敛速度快。两种模型的预测结果如表 2。



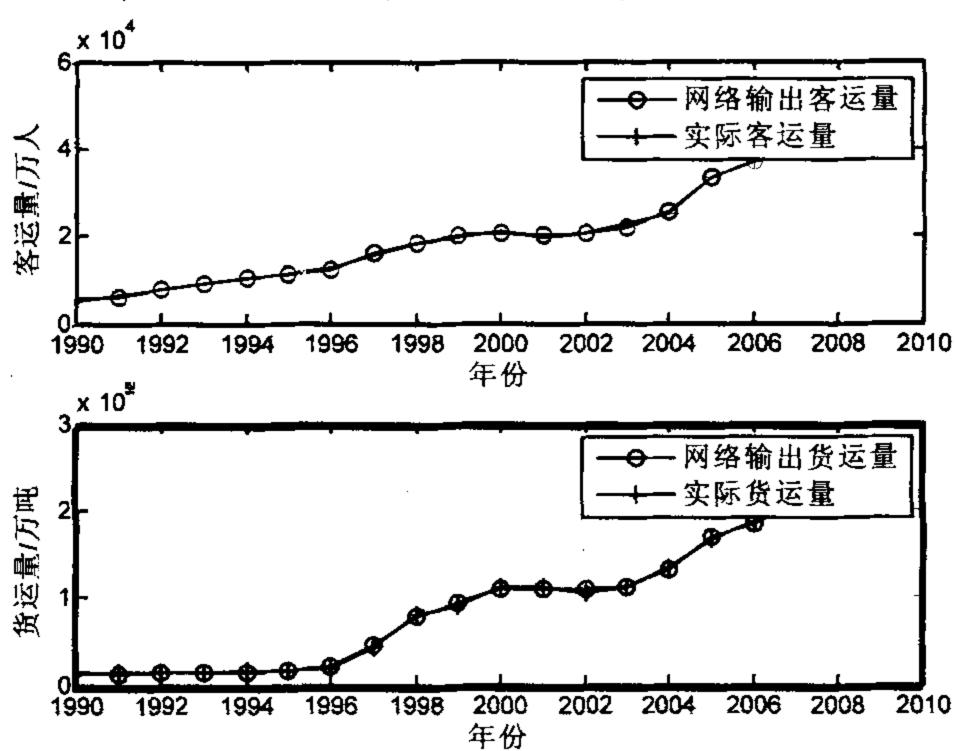


图 4 改进模型原始数据与仿真数据对比图 表 2 某地 2010、2011 公路运量预测数据

模型	10 年客运 量(万人)	10 年货运 量(万吨)	11 客运 量(万人)	11 货运 量(万吨)
传统模型	44840	22327	44848	22331
改进模型	43789	22549	43890	22592

3 结束语

实际算例分析表明,文中提出的改进 BP 预测模型是有效的、可行的,其短期公路流量预测效果是令人满意的。

参考文献:

- [1] 陈玉祥,张汉亚.预测技术与应用[M].北京:机械工业出版社,1985.
- [2] 陈 雷. 灰色理论在高速公路交通量预测中的应用[J]. 辽 宁交通科技,2005(10):37-39.

(下转第118页)

用 GAF 算法时低,能耗效益高。

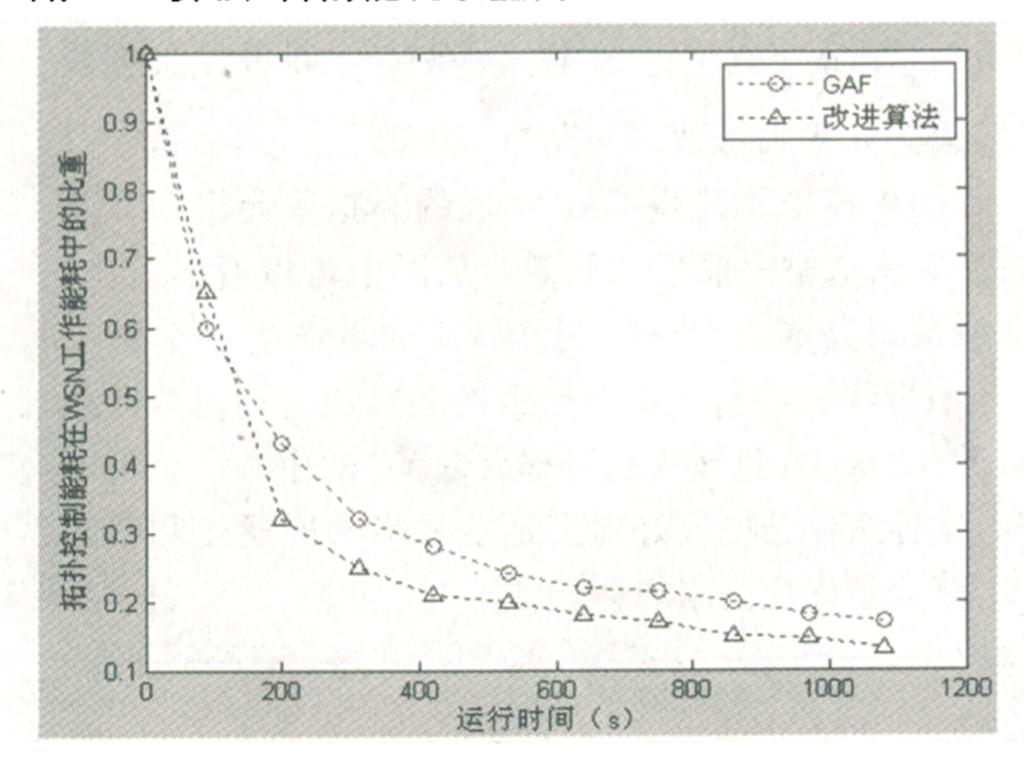


图 6 拓扑控制耗费在 WSN 工作耗费中的比重

4 结束语

在改进 GAF 算法中,簇头基于非竞争机制产生,通过一张表征 VC 内节点担任簇头的适合度顺序表,确保了每次选举产生的簇头最优。此外,建立了动态能量阈值估算公式和适合度函数,优化了簇头的轮换机制;同时对虚拟单元格的划分方法进行了改进。改进 GAF 算法取得了一定的成效,但是和大多数无线传感器网络拓扑控制算法一样,仍是建立在理想的环境条件和假设下,实践起来有一定困难,下一步工作要结合具体的应用,继续深入研究,增强算法的可操作性。

参考文献:

万方数据

[1] 孙利民,李建中,陈 渝,等.无线传感器网络[M].

- 北京:清华大学出版社,2005:89-106.
- [2] 张 学,龚海刚,刘 明.无线传感器网络拓扑控制的理论 探讨[J]. 计算机科学,2010,37(10):105-109.
- [3] Heinzelman W R, Chandrakasan A, Balakrishnan H. An application-specific protocol architecture for wireless microsensor networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2002, 1(4):660-670.
- [4] 李 冰,李 捷.一种基于 GAF 的无线传感器网络分簇算 法[J]. 计算机技术与发展,2008,18(12):113~115.
- [5] Xu Y, Heidemann J, Estrin D. Geography informed energy conservation for ad hoc routing [C]//Proc of 7th annual int'l conf on mobile computing and networking. Rome, Italy: [s. n.],2001:70-84.
- [6] 刘 曙,刘林峰,陶 军.一种基于蜂窝结构的改进 GAF 算法[J]. 计算机技术与发展,2009,19(1):39-42.
- [7] Anastasi G, Conti M, Francesco M D, et al. Energy conservation in wireless sensor network; a survey [J]. Ad Hoc Networks, 2009, 7(3):37-56.
- [8] 成小良,邓志东,董志然.基于无线通信和计算特征分析的能耗模型[J].计算机研究与发展,2009,46(12):1985-1993.
- [9] 金彦亮,蒋轶凡.传感器网络生命期问题研究[J].哈尔滨 工业大学学报,2009,41(3):227-229.
- [10] 郝晓辰,翟 明,刘 彬,等.负载均衡的无线传感器网络 拓扑控制算法[J]. 计算机工程,2009,35(5):84-86.
- [11] Rojas P M W. Topology Control in Wireless Sensor Networks[D]. Florida: University of South Florida, 2010.
- [12] Santi P. Topology control in wireless ad hoc and sensor networks [J]. ACM Computing Surveys, 2005, 37(2):164-194.

(上接第 113 页)

- [3] 曹星平,易东云.基于神经网络的时间序列预测方法进展 [J].电脑与信息技术,1999(6):1-3.
- [4] 丁华福,宋宇航,唐远新.小波混沌神经网络的研究与应用 [J]. 计算机技术与发展,2011,21(8):64-65.
- [5] Jacek M Z. Introduction to artificial neural systems [M].

 New York: West Publishing Company, 1992.
- [6] Chen Fuchuang, Liu Chen-chung. Adaptively controlling non-linear continuous-time systems using neural networks [C]//
 Proceedings of the 1992 American Control Conference. Chicago: American Automatic Control Council, 1992:46-50.
- [7] 周成当. BP 神经网络与模拟退火法在测井解释中的应用 [J]. 测井技术,1993,17(5):339-343.
- [8] 陈 琛,李 旸,陈 玮.基于 BP 神经网络的农业 LED 光

- 源环境研究[J]. 计算机技术与发展,2011,21(9):179-182.
- [9] 郭兰平,俞建宁,张建刚.基于改进 RBF 神经网络对股价的演变预测[J].兰州交通大学学报,2010,29(1):141-145.
- [10] 李季涛,杨俊峰.基于径向基神经网络的大连站客运量预测[J].大连交通大学学报,2007,28(1):32-34.
- [11] 伊力哈木·亚尔买买提,哈力旦·A. 基于改进 BP 神经网络的人脸识别算法[J]. 计算机技术与发展,2010,20(12): 130-132.
- [12] Tarng Y S, Wang T C, Chen W N, et al. The use of neural networks in predicting turning forces [J]. Journal of Material Processing Technology, 1995, 47(324):273-289.

基于融合特征的近似图像检测方法
waneaug data 文献链接

 本丁融合特征的处议图像包测方法

 作者:
 曹玉东

 作者单位:
 辽宁工业大学电子与信息工程学院,辽宁锦州131001

 刊名:
 计算机技术与发展

 英文刊名:
 Computer Technology and Development

 年,卷(期):
 2012(8)

参考文献(12条)

1. 陈玉祥;张汉亚 预测技术与应用 1985

2. 陈雷 灰色理论在高速公路交通量预测中的应用[期刊论文]-辽宁交通科技 2005(10)

3. 曹星平; 易东云 基于神经网络的时间序列预测方法进展 1999(06)

4. 丁华福;宋宇航;唐远新 小波混沌神经网络的研究与应用[期刊论文]-计算机技术与发展 2011(08)

5. Jacek M Z Introduction to artificial neural systems 1992

6. Chen Fuchuang; Liu Chen-chung Adaptively controlling non linear continuous-time systems using neural networks 1992

7. 周成当 BP神经网络与模拟退火法在测井解释中的应用 1993(05)

8. 陈琛; 李旸; 陈玮 基于BP神经网络的农业LED光源环境研究[期刊论文]—计算机技术与发展 2011 (09)

9. 郭兰平; 俞建宁; 张建刚 基于改进RBF神经网络对股价的演变预测 [期刊论文] - 兰州交通大学学报 2010(01)

10. 李季涛; 杨俊峰 基于径向基神经网络的大连站客运量预测[期刊论文]-大连交通大学学报 2007(01)

11. 伊力哈木·亚尔买买提;哈力旦·A 基于改进BP神经网络的人脸识别算法[期刊论文]-计算机技术与发展 2010(12)

12. Tarng Y S; Wang T C; Chen W N The use of neural networks in predicting turning forces 1995 (324)

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201208029.aspx