

基于 REMCC-BPNN 的粮食产量预测研究

谢元瑰, 张红燕*, 陈玉峰 (湖南农业大学信息科学技术学院, 湖南长沙 410128)

摘要 粮食产量的准确预测对保证粮食安全、维持社会稳定具有重大意义。提出了一种基于 K 个最近邻训练样本拟合相对误差绝对值与时序的相关系数最小原则优化 BP 神经网络的时间序列预测模型 REMCC-BPNN, 并将该模型应用到我国粮食产量及湖南省粮食产量预测中。结果表明, REMCC-BPNN 模型的预测精度优于 BPNN、SVR、ARIMA、GM(1, N) 等常用的时间序列预测模型, 训练速度快, 稳定性高。

关键词 BP 神经网络; 时间序列; 粮食产量; 预测

中图分类号 S126; TP391.4 **文献标识码** A **文章编号** 0517-6611(2013)06-02775-03

Study on Prediction for Grain Yield Based on REMCC-BPNN

XIE Yuan-gui et al (College of Information Science & Technology, Hunan Agricultural University, Changsha, Hunan 410128)

Abstract Accurate prediction of grain yield has a great significance for food safety and social stability. An improved Back-propagation Neural Network (BPNN) model named REMCC-BPNN for time series forecasting was proposed. REMCC-BPNN optimizes the training model for BPNN based on the minimum correlation coefficient of the absolute value of the K nearest neighbor training samples' fitting relative error and the K training samples' time order. Two real-world datasets, the grain yield from 1985 to 2011 in China and the grain yield from 1995 to 2010 in Hunan, China, was used to test the effectiveness of REMCC-BPNN. The results showed that the prediction accuracy of REMCC-BPNN is better than that of several frequently-used prediction models for time series, such as BPNN, SVR, ARIMA and GM(1, N). The REMCC-BPNN prediction model is faster and more stable.

Key words Back-propagation neural network; Time series; Grain yield; Prediction

粮食是人类生存的根本, 国民经济的命脉。粮食产量的准确预测对保证粮食安全, 维持社会稳定具有非常重要的意义。粮食产量受到自然和社会多方面因素的影响, 具有较大时序动态变化特性, 预测难度较大。目前, 粮食产量的预测方法主要有支持向量回归模型^[1]、灰色理论方法^[2]、BP 神经网络(Back-propagation Neural Network, BPNN)模型^[3-4]等。BPNN 是目前应用最广泛的预测模型之一, 其在粮食产量等时间序列预测领域取得了较好的效果, 但 BPNN 收敛速度慢, 容易陷入局部极小值, 参数难以确定, 从而导致其预测结果欠稳定, 泛化能力有限。

为克服 BPNN 以上缺陷, 国内外学者提出了诸多改进 BPNN 的算法, 其中应用最为广泛的当属遗传算法(Genetic Algorithm, GA)优化的 BPNN^[5]。GA 是基于达尔文生物进化原理的一种鲁棒性较好的自适应全局优化搜索算法。GA-BPNN 的一般性描述为: 先初始化神经网络, 再运用 GA 来优化神经网络各层的初始权值和阈值, 当算法达到一定的收敛效果后, 再用神经网络进行二次训练, 以此来避免陷入局部最优, 达到提高网络训练精度的目的^[6-7]。但 GA-BPNN 只针对神经网络各层的初始权值和阈值进行优化, 隐含层的数据及其单元的选取尚无理论依据, 且 GA 自身参数的选取也无明确的标准, 经验性成分较强, 实际操作难度较大; 加之, GA-BPNN 训练比较耗时, 所以其实际应用价值仍然有待提高。

为此, 笔者提出一种 REMCC-BPNN 预测模型, 基于 K 个最近邻训练样本拟合值与观察值相对误差绝对值的相关系数最小的原则选择 BPNN 的最优训练网络, 再用所选网络对测试集进行独立预测。在计算机上程序化实现并以两个粮食产量实例数据对该方法进行有效性验证, 结果显示, REMCC-BPNN 的预测结果优于其他参比传统预测方法。REMCC-BPNN 针对整个网络进行寻优, 操作简便且训练网络的速度快, 预测精度高, 在时间序列预测领域具有广泛的应用前景。

1 数据来源及研究方法

1.1 试验数据 该研究选取两个实例, 即数据 A(表 1)和数据 B(表 2)对 REMCC-BPNN 算法进行有效性验证。对于数据 A 以 1985~2001 年样本为训练集, 以 2002~2011 年样本为测试集; 对于数据 B 以 1995~2007 年样本为训练集, 以 2008~2010 年样本为测试集。

1.2 预测及评价指标 时间序列数据具有严格时序性特征, 为了体现模型的实际预测能力, 避免单个预测结果的偶然性, 该研究以独立预测法(一步预测法)对数据的测试集进行预测, 即在预测第 i 个样本时, 其自身及后续样本不得参与模型的训练过程; 在预测第 $i+1$ 个样本时, 第 i 个样本需加入训练集。采用均方误差(Mean Squared Error, MSE)、平均绝对误差百分率(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)、绝对误差百分比(Absolute Percentage Error, APE)度量预测结果的优劣:

$$MSE = \frac{\sum (y_i - y_i')^2}{n} \quad (1)$$

$$MAPE = \frac{\sum |y_i - y_i'|/y_i}{n} \times 100 \quad (2)$$

$$APE(i) = \frac{|y_i - y_i'|}{y_i} \times 100, i = 1, 2, \dots, n-1, n \quad (3)$$

基金项目 国家科技支撑计划重大项目(农村物联网基础平台共性关键技术研究)(2012BAD35B05); 湖南省研究生科研创新项目(时间序列分析方法在农业虫害预测中的应用研究)(CX2012B307); 湖南农业大学科技创新基金项目(2012ZK63)。

作者简介 谢元瑰(1987-), 男, 湖南株洲人, 硕士研究生, 研究方向: 模式识别与预测, E-mail: henry255@sina.cn。* 通讯作者, 副教授, 硕士, 硕士生导师, 从事模式识别与预测研究, E-mail: hongyan_zhang@hunau.net。

收稿日期 2013-01-29

式中, y_i' 为预测值, y_i 为真实值, n 为独立测试样本数。MSE 仅适用于同一数据集不同模型间预测结果的比较, MAPE 可

表 1 1985~2011 年我国粮食产量及其影响因素

年份	Y 万 t	X ₁ 万人	X ₂ 万 kW	X ₃ km ²	X ₄ km ²	X ₅ 万 t	X ₆ 亿 kW·h	X ₇ km ²
1985	37 910.8	37 065	20 912.5	44 035.9	108 845	1 775.8	508.9	44 365
1986	39 151.2	37 990	22 950.0	44 225.8	110 933	1 930.6	586.7	47 135
1987	40 297.7	39 000	24 836.0	44 403.0	111 268	1 999.3	658.8	42 086
1988	39 408.1	40 067	26 575.0	44 375.9	110 123	2 141.5	712.0	50 874
1989	40 754.9	40 939	28 067.0	44 917.2	112 205	2 357.1	790.5	46 991
1990	44 624.3	47 708	28 707.7	47 403.1	113 466	2 590.3	844.5	38 474
1991	43 529.3	48 026	29 388.6	47 822.1	112 314	2 805.1	963.2	55 472
1992	44 265.8	48 291	30 308.4	48 590.1	110 560	2 930.2	1 106.9	51 332
1993	45 648.8	48 546	31 816.6	48 727.9	110 509	3 151.9	1 244.9	48 827
1994	44 510.1	48 802	33 802.5	48 759.1	109 544	3 317.9	1 473.9	55 046
1995	46 661.8	49 025	36 118.1	49 281.2	110 060	3 593.7	1 655.7	45 824
1996	50 453.5	49 028	38 546.9	50 381.4	112 548	3 827.9	1 812.7	46 991
1997	49 417.1	49 039	42 015.6	51 238.5	112 912	3 980.7	1 980.1	53 427
1998	51 229.5	49 021	45 207.7	52 295.6	113 787	4 083.7	2 042.2	50 145
1999	50 838.6	48 982	48 996.1	53 158.4	113 161	4 124.3	2 173.4	49 980
2000	46 217.5	48 934	52 573.6	53 820.3	108 463	4 146.4	2 421.3	54 688
2001	45 263.7	48 674	55 172.1	54 249.4	106 080	4 253.8	2 610.8	52 215
2002	45 705.8	48 121	57 929.9	54 354.9	103 891	4 339.4	2 993.4	46 946
2003	43 069.5	47 506	60 386.5	54 014.2	99 410	4 411.6	3 432.9	54 506
2004	46 946.9	46 971	64 027.9	54 478.4	101 606	4 636.6	3 933.0	37 106
2005	48 402.2	46 258	68 397.8	55 029.3	104 278	4 766.2	4 375.7	38 818
2006	49 804.2	45 348	72 522.1	55 750.5	104 958	4 927.7	4 895.8	41 091
2007	50 160.3	44 368	76 589.6	56 518.3	105 638	5 107.8	5 509.9	48 992
2008	52 870.9	43 461	82 190.4	58 471.7	106 793	5 239.0	5 713.2	39 990
2009	53 082.1	42 506	87 496.1	59 261.4	108 986	5 404.4	6 104.4	47 214
2010	54 647.7	41 418	92 780.5	60 347.7	109 876	5 561.7	6 632.3	37 426
2011	57 120.8	40 506	97 734.7	61 681.6	110 573	5 704.2	7 139.6	32 471

注: Y, 我国粮食总产量; X₁, 乡村从业人员; X₂, 农业机械总动力; X₃, 有效灌溉面积; X₄, 粮食作物播种面积; X₅, 化肥使用量; X₆, 农村用电量; X₇, 受灾面积。影响因素的选取参照参考文献[2], 数据来源于《中国统计年鉴 2012》。

表 2 1995~2010 年湖南省粮食产量及其影响因素

年份	Y//万 t	X ₁ //km ²	X ₂ //万人	X ₃ //kg/hm ²	X ₄ //km ²
1995	2 752.09	511.56	2 680.03	2 717.38	5 380.00
1996	2 820.62	513.39	2 667.07	2 732.35	5 400.00
1997	2 953.28	515.53	2 672.38	2 744.33	5 581.00
1998	2 818.19	507.48	2 675.14	2 772.59	5 553.00
1999	2 892.35	513.52	2 665.40	2 784.00	5 632.00
2000	2 874.97	502.99	2 677.46	2 832.04	5 716.00
2001	2 700.30	480.28	2 676.35	2 856.70	5 622.00
2002	2 501.30	465.26	2 675.61	2 870.32	5 376.00
2003	2 442.73	452.98	2 675.34	2 836.36	5 392.59
2004	2 810.26	508.22	2 683.28	2 792.67	5 530.00
2005	2 856.55	521.52	2 690.41	2 776.76	5 477.00
2006	2 901.18	529.58	2 696.93	2 762.41	5 478.00
2007	2 909.89	529.59	2 702.88	2 762.07	5 494.00
2008	2 969.35	494.94	2 709.20	2 761.85	5 999.00
2009	2 902.70	471.48	2 720.68	2 769.94	6 048.00
2010	2 847.50	480.91	2 723.00	2 753.25	5 921.00

注: Y, 湖南省粮食总产量; X₁, 粮食播种面积; X₂, 农村从业人员数; X₃, 单位面积产量; X₄, 有效灌溉面积。影响因素的选取参照参考文献[8], 数据来源于《2011 湖南省统计年鉴》。

用于不同数据集间预测结果的比较。但 MSE 为主要评价指标, 即对同一数据集, 如果 A 模型与 B 模型相比虽 MAPE 较大而 MSE 较小, 则 A 模型预测更为稳健。APE 主要用来分析模型的预测稳定性。

1.3 传统 BPNN 网络训练的思想 BPNN 是由非线性变换单元组成的前馈网络, 它一般分为输入层、隐含层(隐含层可以由 1 层或多层构成)和输出层, 每层又包括若干个神经元, 每层神经元的输出经特定的激励函数只影响下层神经元的输入, 同层神经元之间互不影响^[9]。其通用结构如图 1 所示。

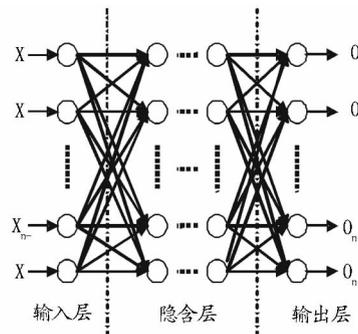


图 1 BPNN 结构

BPNN 学习过程分为信息的正向传播和反向传播。首先, 让输入信息在初始权值、阈值的作用下经输入层、隐含层的神经元传递到输出层, 若输出结果和期望结果的误差大于给定精度时, 则转入反向传播过程, 并修正各层的权值和阈值, 使误差减少, 如此反复迭代, 当输出结果和期望值的误差达到允许精度时, 则停止训练, 输出最终结果^[10]。其工作流程图如图 2 所示。

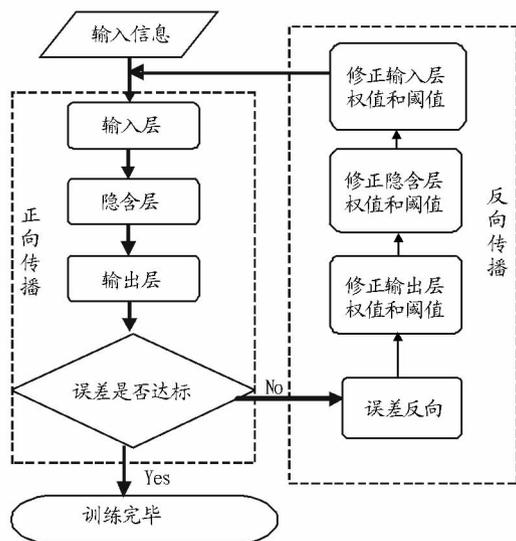


图 2 BPNN 网络训练工作流程

基于神经网络的时间序列预测就是通过对过去陈旧样本的不断训练, 记忆并学习时间序列的发展规律, 从而运用这种规律预测其将来的发展趋势。

1.4 REMCC-BPNN 原理 网络寻优的目的就是搜索一组最优的网络参数, 使得网络的泛化预测能力最好。REMCC-

BPNN 的原理很简单,就是根据 K 个最近邻训练样本拟合相对误差绝对值相关系数最小的原则,选择最优网络,然后用该网络对测试集进行预测。对 REMCC-BPNN 的描述如下:①迭代 i 次,每次迭代进行以下操作。初始化 BP 神经网络状态;由所有训练样本集训练一个网络,并保存为 $net(i)$;把训练样本集的最后 K 个样本作为验证集 $valid$,用得到的 $net(i)$ 对验证集进行拟合,得到一组拟合值;求验证集拟合值与真实值的相对误差,公式为: $rel_error(j) = \frac{|fitting_value(j) - observed_value(j)|}{observed_value(j)}$ $j = 1, 2, \dots, K$;求 rel_error 与 j 的相关系数,并保存为 $corr(i)$ 。②取 $corr$ 中最小值[假设为 $corr(x)$]对应的网络 $net(x)$ 作为训练的最优网络进行后续分析。③用步骤②得到的 $net(x)$ 对测试集进行预测。

神经网络的参数繁多,每个参数对网络的性能都有一定程度的影响。REMCC-BPNN 算法不是针对神经网络的某个参数进行优化,而是通过一定的标准寻优选择一整个网络,这样不仅全面考虑了神经网络的每个参数,而且大大降低了操作的难度。

该研究中,REMCC-BPNN 算法由自编 MATLAB (R2011a)程序调用自带工具箱 Neural Network 实现并经验证通过,迭代次数 $i = 10$,最近邻样本数 $K = 5$,其他参数采用默认值。

2 结果与分析

2.1 参比模型 BPNN 同样由自编 MATLAB (R2011a)程序调用自带工具箱 Neural Network 实现,采用系统默认参数;SVR 由自编 MATLAB 程序调用工具箱 LIBSVM 2.9^[11]实现,采用径向基核函数;ARIMA ($p = d = q = 8$)都由 DPS 6.55 进行;GM(1,N)结果引自文献[8],所有参比模型预测结果均采用一步预测法得到。数据 A 后 10 年的独立预测结果如表 3 所示,数据 B 后 3 年独立了预测结果如表 4 所示。

2.2 对比分析 从表 3、4 各种评价指标值对比结果可知,REMCC-BNPP 的预测性能远远优于 BPNN、SVR、ARIMA 和 GM(1,N)。相比于参比模型,REMCC-BPNN 的 MSE 、 $MAPE$ 和 APE 都最小,说明其预测精度最高,预测误差最小,预测能力最为稳健。

表 3 我国 1985 ~ 2011 年粮食产量后 10 年独立预测结果

年份	真实值 万 t	REMCC-BPNN		BPNN		SVR		ARIMA	
		预测值//万 t	APE//%	预测值//万 t	APE//%	预测值//万 t	APE//%	预测值//万 t	APE//%
2002	45 705.75	47 393	3.69	45 090	1.35	44 127.8	3.45	46 014.1	0.67
2003	43 069.53	43 248	0.41	39 690	7.85	44 176.9	2.57	43 795.2	1.69
2004	46 946.95	48 236	2.75	47 288	0.73	45 279.2	3.55	43 246.6	7.88
2005	48 402.19	49 813	2.92	49 738	2.76	46 924.7	3.05	47 455.8	1.96
2006	49 804.23	49 743	0.12	51 519	3.44	48 458.0	2.70	46 040.6	7.56
2007	50 160.28	50 418	0.51	50 726	1.13	48 745.6	2.82	51 326.5	2.32
2008	52 870.92	51 944	1.75	52 205	1.26	52 212.9	1.24	51 036.6	3.47
2009	53 082.08	53 445	0.68	53 376	0.55	52 775.3	0.58	52 954.9	0.24
2010	54 647.71	55 696	1.92	56 000	2.48	53 503.4	2.09	53 966.7	1.25
2011	57 120.85	57 248	0.22	57 044	0.14	54 648.8	4.33	55 104.6	3.53
MSE		870 700.00		1 932 900		2 044 500.00		3 864 400.0	
MAPE//%		1.50		2.17		2.64		3.06	

表 4 湖南省 1995 ~ 2010 年粮食产量后 3 年独立预测结果

年份	真实值 万 t	REMCC-BPNN		BPNN		SVR		GM(1,N)	
		预测值//万 t	APE//%	预测值//万 t	APE//%	预测值//万 t	APE//%	预测值//万 t	APE//%
2008	2 969.35	2 970.6	0.04	29 783	0.30	2 990.5	0.71	2 946.33	0.78
2009	2 902.70	2 861.0	1.44	28 647	1.31	2 903.9	0.04	2 853.28	1.70
2010	2 847.50	2 845.2	0.08	28 781	1.07	2 891.5	1.55	2 838.52	0.32
MSE		581.00		819.04		792.92		1 017.60	
MAPE//%		0.52		0.89		0.77		0.93	

3 结论

该研究以 K 近邻训练样本拟合相对误差相关系数最小的原则选择 BPNN 的最优训练网络,提出了一种新的时间序列预测方法,并应用于我国和湖南省的粮食产量预测。REMCC 算法不针对网络的某个参数进行寻优,而是直接选择最优的整个网络,原理简单,操作方便,提高了神经网络系统的收敛速度和预测精度。从实际预测结果来看,REMCC-BPNN 相对于 BPNN、SVR、ARIMA 和 GM(1,N) 等常用的时间序列预测模型在粮食产量预测上准确度更高,稳定性更好;

且相比于 GA-BPNN 操作更简便,速度更快。由此可见,REMCC-BPNN 方法在粮食产量等时间序列预测领域具有广泛的应用前景,能为预测和数据挖掘领域的学者提供有益的参考,并为国家相关职能部门作出科学决策提供重要依据。

参考文献

- [1] 程伟,张燕平,赵姝.支持向量机在粮食产量预测中的应用[J].安徽农业科学,2009,37(8):3347-3348.
- [2] 王秋萍,闫海霞,闫建波.Markov 残差修正的灰色 GM(1,N)模型在粮食产量预测中的应用[J].西安理工大学学报,2009,25(3):347-350.

这一过程做成动画,可使抽象的知识直观化,静态的图片动态化,不但可以激发学生的学习兴趣,而且使教学内容易于理解的掌握。从不同角度强化学生的理解记忆,教学效果尤佳。

2.3 加强实验课教学,培养学生的动手能力 蛋白质组学是一门实验性很强的学科,也正是关键技术的突破才促进了蛋白质组学的快速发展。因此,蛋白质组学课程的教学必须有一定比例的实验课内容,并且要合理设置实验课内容,使学生在实验课中加深对理论知识的理解,并且掌握基本的实验技术。教学过程中设计了蛋白质组分离纯化、蛋白质双向凝胶电泳的实验教学,为保证实验课的教学质量和效果,将蛋白质双向凝胶电泳实验安排为连续 2 d 进行,实验时确保 2 人 1 组,每名学生都必须进行实际操作,每节实验课均进行评分,督促学生认真操作。实验课结束后,每名学生都要针对实验内容写 1 份实验报告,一方面可加深对实验的理解和回顾,另一方面可通过实验报告让学生自己分析实验中出现的问題并提出解决方案,这样既提高了学生的动手能力,又培养了学生分析和解决问题的能力。另外,开设了演示实验课,如 PDQUEST 软件使用和数据库检索的实验演示,在课堂上边播放、边讲解,通过演示让学生有更直观地认识,强化对相关知识的理解,也解决了学生人数众多时实验难以开展的问题。对于课堂上没时间详细浏览的数据库,把相关网址告诉学生,让他们课后进一步消化吸收。

2.4 鼓励学生的创新思维,激发学生的创新意识 由于蛋白质组学是一门新兴学科,在课堂讲授时应侧重于基本理论、概念、技术原理的讲解,使学生了解该学科的发展现状和该领域现有研究技术的局限性。通过让学生选择自己感兴趣的领域和题目,在课余时间检索文献、收集图片资料、设计相应的研究方案,在课堂上用 4~5 min 做文献报告的形式,引导他们主动思考,激发他们的创新思维和创新意识。可喜的是学生都很珍惜自己的机会,在课堂上尽情地共享自己在蛋白质组学领域的心得。他们报告的形式多样、内容广泛,相互之间又可取长补短。这种方式不仅锻炼了学生的自学能力,而且通过对文献资料的分析思考,激发了他们的学习

兴趣和创造力。

2.5 以科研促进教学,提高教学质量 科研是教学质量的推进器,以科研促进教学是提高大学教育质量的重要途径。教师可结合自身的科研内容和科研成果,不断更新知识,在课堂上真实、生动地为学生介绍专业的最新发展动态和自己的科研经验与体会,这样不仅可以丰富课堂的教学内容,而且有利于培养学生的创新欲望和科研素质。在多年的教学中,把自身在蛋白质组学领域中取得的成果和进展搬上课堂,显示真实性和新颖性。如将水稻响应铝毒胁迫的蛋白质组研究的相关成果展示给学生,一方面让学生了解水稻如何通过合成半胱氨酸、金属硫蛋白、植物螯合肽来应对铝毒的胁迫^[4],另一方面也让学生对蛋白质组学在生命科学领域中应用的研究方法和思路形成较清晰的认识。

3 结语

蛋白质组学是一门内容新、发展快、研究手段先进并与应用紧密结合的重要课程,在教学过程中要深入研究学科特点,不断跟踪学科发展动态,结合实例和自身研究成果激发学生的学习兴趣和创新思维。本着以学生为主体的原则,积极从学生的角度出发,理论联系实际,充实实验课教学,在教学过程中根据不同教学内容的特点,灵活运用教学方法,广泛应用信息技术,多媒体等手段实施素质教育,不断提高教学质量。在教学过程中,教师要时刻注意,传授必要的知识是重要的,但更重要的是使学生养成正确的学习方法和自学能力,培养科学精神和健全人格^[5]。

参考文献

- [1] 王玉琪,李庆华,李瑞红. 蛋白质组学:后基因组时代的新兴学科[J]. 中国农学通报,2002,18(5):74-76.
- [2] WILKIS M R, SCANCHEZ J C, GOOLEY A A, et al. Progress with proteome projects :why all proteins expressed by a genome should be identified and how to do it[J]. Biotechnology & Genetic Engineering Reviews, 1996,13:19-50.
- [3] 刘晋东,王朝晖,孙元宝,等. 多媒体技术在教学中的应用研究[J]. 中国教育发展研究杂志,2008,5(9):133-136.
- [4] YANG Q S, WANG Y Q, ZHANG J J, et al. Identification of aluminum-responsive proteins by proteomic approach in rice roots. Cysteine synthase as a key player in Al response[J]. Proteomics,2007,7:737-749.
- [5] 金永红. 高校教改应注重素质教育[J]. 教育科学论坛,2005(8):166.
- [6] 徐进,李玉民. 基于遗传神经网络的粮食产量系统预测方法研究[J]. 现代化农业,2001,266(9):29-31.
- [7] 王启平. BP 神经网络在我国粮食产量预测中的应用[J]. 预测,2002,21(3):79-80.
- [8] PAN H. Application of BP neural network based on genetic algorithm[J]. Computer Application,2005,25(12):2777-2779.
- [9] 李松,罗勇,张铭锐. 遗传算法优化 BP 神经网络的混沌时间序列预测[J]. 计算机工程与应用,2011,47(29):52-55.
- [10] 黄建国,罗航,王厚军,等. 运用 GA-BP 神经网络研究时间序列的预测[J]. 电子科技大学学报,2009,38(5):687-692.
- [11] 龚波,肖国安,张四梅. 基于灰色系统理论的湖南粮食产量预测研究[J]. 湖南科技大学学报,2012,15(5):62-65,79.
- [12] HAGAN M T, MENHAJ M B. Training feed forward networks with Marquart algorithm[J]. IEEE Trans on Neural Networks,1994,5(6):75-79.
- [13] VENKATESAN R, BALAMURUGAN B. A real-time hardware fault detector using an artificial neural network for distance protection[J]. IEEE Transactions on Power Delivery,2001,16(1):75-82.
- [14] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: A library for support vector machines [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology,2011,2(3):1-27.
- [15] 郭庆春,何振芳,李力. 基于 BP 神经网络的粮食产量预测模型[J]. 湖南农业科学,2011(17):136-138.

(上接第 2777 页)