

# 基于 PSO-BP 与 RBF 神经网络的 蔬菜价格组合预测

叶露, 李玉萍, 秦小立, 梁伟红, 宋启道, 刘燕群

(中国热带农业科学院 科技信息研究所, 海南省热带作物信息技术应用研究重点实验室, 海南 儋州 571737)

**摘要:**为准确预测蔬菜市场价格走势,现选取海南省儋州市 2012—2015 年 117 组青椒旬零售价格及相关因素的旬价格为样本数据,其中 100 组作为训练数据,17 组数据作为测试数据,分别建立基于粒子群算法优化 BP 神经网络的蔬菜价格预测模型和基于 RBF 神经网络的蔬菜价格预测模型,并在这 2 种模型的基础上建立蔬菜价格的线性组合预测模型。结果表明:2 种单项预测模型在蔬菜价格预测上的应用效果都较好,且在不同评价指标上各有优势。将这 2 种模型的预测结果进行线性组合,可以使各单项模型优势互补,拟合效果明显优于各单项预测模型。

**关键词:**粒子群优化;BP 神经网络;RBF 神经网络;蔬菜价格;线性组合预测

**中图分类号:**F 201 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-0009(2015)21-0212-04

蔬菜是人类生活所需的主要副食品,蔬菜产业已经成为农民增收的重要渠道。至 2013 年底,全国蔬菜种植面积达 1.65 亿  $\text{hm}^2$ ,占农作物总种植面积的 13%,其中上海、福建、海南、广东、浙江、北京的蔬菜种植面积均占其农作物总种植面积的 25%以上。受自然气候、生产资料、市场供应及监管等多种因素影响,蔬菜价格波动较大,生产者缺乏市场信息的指引,盲目种植;农业行政部门缺少准确的价格预测信息,难以做出事前调控;消费者在价格波动频繁时容易产生恐慌心理,加速价格波动的恶性循环。蔬菜价格的准确预测,可以有效指引农户生产决策,减少消费者经济损失。鉴于蔬菜价格波动的复杂性,国内部分学者引入智能分析预测方法,李干琼等<sup>[1]</sup>以全国西红柿日、周、月度批发价格为样本进行 BP 神经网络短期预测,张劲珊等<sup>[2]</sup>以农贸市场青菜月度价格建立反向传播算法的人工神经网络预测模型,孙素芬等<sup>[3]</sup>采用香菇市场月度价格数据建立 RBF 神经网络模型,罗长寿<sup>[4]</sup>采用香菇月度价格数据在 BP 神经网络模型、基于遗传算法的神经网络模型、RBF 神经网络模型的基础上建立了一种集成预测模型,崔利国等<sup>[5]</sup>以大白菜日度零售价格为样本构建一般混沌-RBF 神经网络模型、基于遗传算法优化的混沌-RBF 神经网络模型和基于粒子群算法优化的混沌-RBF 神经网络模型。由于 BP

神经网络本身存在对初始权值敏感、容易陷入局部极小值等缺陷,遗传算法和粒子群算法逐渐被用来优化神经网络,现有研究中运用粒子群算法优化 BP 神经网络来预测蔬菜价格的还很少,该研究运用线性规划方法将基于粒子群优化的 BP 神经网络模型和 RBF 神经网络模型进行线性组合,对蔬菜价格进行预测。

## 1 材料与方法

### 1.1 数据来源

蔬菜价格的波动受种植计划、生产成本、流通成本、销售渠道、季节及自然灾害等因素的综合影响,将各因素的波动情况加入到模型模拟过程中,使预测结果更合理更精确。

选取青椒零售市场价格作为研究对象。数据来源于海南省儋州市四大零售市场 2012 年 1 月上旬到 2015 年 3 月下旬的青椒旬价格及当期复合肥、草甘膦、93 号汽油价格,共 117 组数据,其中 100 组作为训练样本,17 组作为测试样本。

青椒是儋州市主要蔬菜品种,近年旬价格波动情况如图 1 所示。自 2012 年以来,青椒价格走势基本相同,主要受淡旺季生产影响。儋州市每年的 5—10 月是蔬菜生产淡季,11 月至翌年 4 月是蔬菜生产旺季。1、2 月虽然是本地蔬菜生产旺季,但适逢春节需求拉动,价格维持在较高位,春节过后则回落明显;3、4 月为全年价格最低点;5—10 月由于高温多雨、台风等自然灾害影响,本地蔬菜生产受阻,供应量锐减,价格涨势明显;11 月本地蔬菜陆续上市,价格逐渐回落。

**第一作者简介:**叶露(1985-),女,硕士,助理研究员,现主要从事热带农业信息等研究工作。E-mail:rkyyelu@163.com.

**基金项目:**海南省自然科学基金资助项目(714281)。

**收稿日期:**2015-08-04

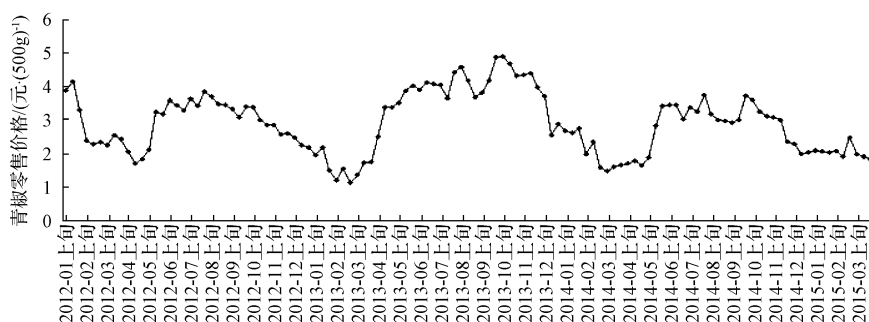


图1 儋州市青椒旬零售价格

Fig. 1 The price of green pepper in Danzhou city

## 1.2 研究方法

1.2.1 粒子群优化 BP 神经网络算法 粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是计算智能领域除了蚁群算法、鱼群算法之外的一种群体智能的优化算法。算法中,每个粒子代表问题的一个潜在解,每个粒子对应一个由适应度函数决定的适应度值,粒子的速度决定了粒子移动的方向和距离,速度随自身及其它粒子的移动经验进行动态调整,从而实现个体在可解空间中的寻优。假设在一个  $D$  维的搜索空间中,有  $n$  个粒子组成的种群  $X=(X_1, X_2, \dots, X_n)$ , 其中第  $i$  个粒子表示为一个  $D$  维的向量  $X_i=[X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{id}]^T$ , 代表第  $i$  个粒子在  $D$  维搜索空间中的位置,亦代表问题的一个潜在解。根据目标函数即可计算出每个粒子位置  $X_i$  对应的适应度值。第  $i$  个粒子的速度为  $V_i=[V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{id}]^T$ , 其个体极值为  $P_i=[P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{id}]^T$ , 种群的全局极值为  $P_g=[P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gd}]^T$ 。在每一次迭代过程中,粒子通过个体极值和全局极值更新自身的速度和位置,更新公式如下:

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (1),$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (2).$$

式中:  $\omega$  为惯性权重;  $d=1, 2, \dots, D$ ;  $i=1, 2, \dots, n$ ;  $k$  为当前迭代次数;  $V_{id}$  为粒子的速度;  $c_1$  和  $c_2$  为非负的常数,称为加速因子;  $r_1$  和  $r_2$  为分布于  $[0, 1]$  之间的随机数。为防止粒子的盲目搜索,一般建议将其位置和速度限制在一定的区间  $[-X_{\max}, X_{\max}]$ 、 $[-V_{\max}, V_{\max}]$  [6]。为了提高 PSO 算法寻找到更优值的可能性,该研究在普通粒子群算法的基础上引入了简单变异算子,基本思想是粒子每次更新之后,以一定概率重新初始化粒子,拓展了在迭代中不断缩小的种群空间,使粒子能够跳出先前搜索到的最优值位置,在更大的空间展开搜索。MATLAB 代码为:

```
if rand>0.95
    pos=ceil(2 * rand);
    pop(j, pos)=rand;
end
```

BP(Back Propagation)神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,主要特点是信息正向传递,误差反向传播。其算法的实质是求解误差函数的最小值问题,由于它的学习规则是使用最速下降法,通过反向传播来不断调整网络的权值和阈值,存在收敛速度缓慢、容易陷入局部极小值等问题。PSO 算法具有较强的全局寻优能力,能极大地提高 BP 神经网络的泛化能力。PSO 优化 BP 神经网络的具体步骤如下 [7-10]: 1) 初始化 BP 神经网络结构,设定网络的输入层、输出层的神经元个数,设置网络参数,通过试算确定最佳隐含层神经元个数; 2) 设置 PSO 算法的运行参数,随机初始化粒子位置和粒子速度,确定粒子群规模、微粒个体的维数,将微粒映射为对应的权值与阈值; 3) 根据实测值和预测值之间的均值误差适应度函数计算每个初始粒子的适应度值,即预测输出与期望输出的均方误差,寻找个体极值和群体极值; 4) 更新每个个体粒子的速度和位置,重新计算粒子适应度值,并且根据新粒子的适应度值更新个体极值和群体极值,直到满足条件为止,否则继续进行个体更新; 5) 将得到的最优个体位置作为 BP 神经网络的权值和阈值,对研究对象进行网络训练和预测。

1.2.2 RBF 神经网络算法 RBF 神经网络属于前向神经网络类型,逼近能力、分类能力和学习速率等方面均优于 BP 网络。网络结构有 3 层: 第一层为输入层,由信号源节点组成; 第二层为隐藏层,隐藏层节点数视所描述问题的需要而定,隐藏层中神经元的变换函数即径向基函数是对中心点径向对称且衰减的非负线性函数。该函数是局部响应函数,而以前的前向网络变换函数都是全局响应函数; 第三层为输出层,它对输入模式做出响应。RBF 网络的基本思想是: 用 RBF 作为隐单元的“基”构成隐藏层空间,隐含层对输入矢量进行变换,将低维的模式输入数据变换到高维空间内,使得在低维空间内的线性不可分的问题在高维空间内线性可分。RBF 神经网络中常用的径向基函数是高斯函数,其形式为 [11]:

$$R(x - c_i) = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad i = 1, 2, \dots, h(3),$$

式中:  $\|x - c_i\|$  为欧式范数;  $i$  为隐含层节点数;  $c_i$  为高斯函数的中心;  $\sigma$  为高斯函数的方差。

则第  $j$  个输出节点的实际输出为

$$y_j = \sum_{i=1}^m \omega_{ij} R(x - c_i) \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (4),$$

式中:  $\omega_{ij}$  为隐含层到输出层的连接权值。

1.2.3 线性组合预测模型 由于单项模型存在一定的局限性,该研究将以上 2 种模型的预测结果进行线性组合。采用线性规划方法,构造目标函数  $Q$ ,在约束条件下将  $Q$  极小化,求得组合预测模型的加权系数<sup>[12]</sup>。假设实际值为  $Y(t)$ ,单项模型预测值分别为  $Y_1(t)$  和  $Y_2(t)$ ,  $\omega_1, \omega_2$  为加权系数,  $t$  为数据序列个数,则误差  $e(t) = \omega_1(Y(t) - Y_1(t)) + \omega_2(Y(t) - Y_2(t))$ ,目标函数

$$Q = \sum_{i=1}^t e(t)^2, \text{ 此时规划问题为}$$

$$\begin{cases} \min Q \\ \omega_1 + \omega_2 = 1 \\ 0 \leq \omega_1, \omega_2 \leq 1 \end{cases} \quad (5),$$

求该方程的最优解,即可构建线性组合预测模型  $Y_3(t) = \omega_1 Y_1(t) + \omega_2 Y_2(t)$ 。

## 2 结果与分析

### 2.1 粒子群优化 BP 神经网络预测

将已知的 117 句的数据中前 100 句用于网络训练,后 17 句数据用于网络测试,训练模型采用 3 层神经网络,输入节点包括青椒旬零售价格、复合肥旬价格、草甘膦旬价格和 93 号汽油旬价格,输出节点为青椒零售价格,隐含层节点数经试算确定为 3,即网络结构为 4-3-1,学习率为 0.05,训练次数为 100,训练误差目标为 0.000 01,粒子群规模为 30,进化次数为 100,粒子速度最大值为 1,粒子位置最大值为 5。粒子群优化过程中最优个体适应度值变化过程如图 2 所示。

最终得到的最优个体适应度值为 0.010 4,从图 2

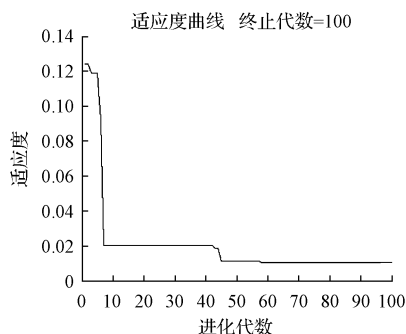


图 2 最优个体适应度值

Fig. 2 The best individual fitness value

可以看出,粒子群优化算法的寻优能力较强,在迭代初期寻优较快,后期仍在不断搜索更新,能够跳出局部极小值,得到更优的结果。

把粒子群算法得到的最优初始权值和阈值赋给 BP 神经网络,用训练数据训练 100 次后的预测结果如图 3 所示。

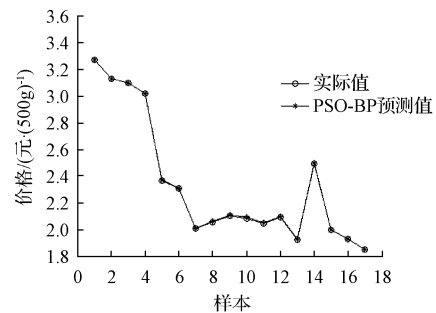


图 3 PSO 优化 BP 网络预测结果

Fig. 3 The PSO-BP forecasting results

### 2.2 RBF 神经网络预测

为了提高训练能力,采用二维三次插值法对 100 组训练样本做插值,然后复原样本。设置网络参数,误差容限为  $1e-8$ ,扩散因子为 22,神经元个数为 101,创建径向基神经网络,仿真结果如图 4 所示。

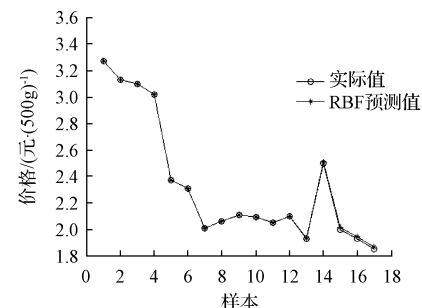


图 4 RBF 网络预测结果

Fig. 4 The RBF forecasting results

### 2.3 线性组合预测

采用线性规划方法,计算基于粒子群优化的 BP 神经网络预测模型和基于 RBF 神经网络的预测模型的加权系数分别为 0.832 7 和 0.167 3,即可得到线性组合预测模型。为了对比模型组合前后的预测效果,采用绝对误差和、均方误差作为判断依据,预测精度见表 1。

从单项模型的预测结果来看,RBF 神经网络的绝对误差和比 PSO 优化的 BP 神经网络小,均方误差则偏大。这 2 种单项模型经过线性组合后,绝对误差和、均方误差均低于各单项模型,说明线性组合预测模型提高了蔬菜价格的预测精度。在单项神经网络训练及测试效果较好的情况下,保存当前网络,将最新输出作为输入,经过归一化、预测、反归一化,输出单项预测结果,然

后将单项预测结果进行线性组合,即可输出下期蔬菜价格预测值。

表 1 预测精度比较

Table 1 The forecasting precision comparison

时间	实际值	PSO 优化 BP 神经网络		RBF 神经网络		线性组合模型	
		预测值	误差绝对值	预测值	误差绝对值	预测值	误差绝对值
2014-10 中旬	3.270 0	3.269 2	0.000 8	3.270 0	0.000 0	3.269 3	0.000 7
2014-10 下旬	3.130 0	3.128 0	0.002 0	3.129 9	0.000 1	3.128 3	0.001 7
2014-11 上旬	3.100 0	3.097 0	0.003 0	3.099 3	0.000 7	3.097 4	0.002 6
2014-11 中旬	3.020 0	3.016 1	0.003 9	3.019 1	0.000 9	3.016 6	0.003 4
2014-11 下旬	2.370 0	2.366 3	0.003 7	2.369 7	0.000 3	2.366 9	0.003 1
2014-12 上旬	2.310 0	2.306 5	0.003 5	2.309 8	0.000 2	2.307 0	0.003 0
2014-12 中旬	2.010 0	2.007 3	0.002 7	2.010 0	0.000 0	2.007 8	0.002 2
2014-12 下旬	2.060 0	2.057 0	0.003 0	2.059 9	0.000 1	2.057 5	0.002 5
2015-01 上旬	2.110 0	2.104 7	0.005 3	2.110 1	0.000 1	2.105 6	0.004 4
2015-01 中旬	2.090 0	2.084 1	0.005 9	2.090 3	0.000 3	2.085 1	0.004 9
2015-01 下旬	2.050 0	2.043 0	0.007 0	2.050 9	0.000 9	2.044 3	0.005 7
2015-02 上旬	2.100 0	2.093 3	0.006 7	2.099 6	0.000 4	2.094 3	0.005 7
2015-02 中旬	1.930 0	1.925 5	0.004 5	1.932 7	0.002 7	1.926 7	0.003 3
2015-02 下旬	2.500 0	2.494 4	0.005 6	2.505 3	0.005 3	2.496 2	0.003 8
2015-03 上旬	2.000 0	1.996 4	0.003 6	2.014 5	0.014 5	1.999 4	0.000 6
2015-03 中旬	1.930 0	1.927 0	0.003 0	1.945 7	0.015 7	1.930 1	0.000 1
2015-03 下旬	1.850 0	1.847 7	0.002 3	1.867 2	0.017 2	1.850 9	0.000 9
绝对误差和		0.066 7		0.059 4		0.048 6	
均方误差		0.000 018		0.000 046		0.000 011	

### 3 结论

该研究针对蔬菜市场价格波动的复杂性,分别建立了基于粒子群优化 BP 神经网络的蔬菜价格预测模型、基于 RBF 神经网络的蔬菜价格预测模型以及基于这 2 种模型的线性组合预测模型,对蔬菜价格进行模拟预

测。结果表明,2 种单项预测模型在蔬菜价格预测上的应用效果都较好,且在不同评价指标上各有优势。将这 2 种模型的预测结果进行线性组合,可以使各单项模型优势互补,拟合效果明显优于各单项预测模型。

### 参考文献

- [1] 李干琼,许世卫,李哲敏,等.农产品市场价格超短期预测研究:基于西红柿日批发价格的现代时间序列法建模[J].华中农业大学学报(社科版),2010(6):40-45.
- [2] 张劲珊,谢祥添.基于人工神经网络蔬菜价格预测[J].江苏商论,2011(4):47-48,60.
- [3] 孙素芬,罗长寿.基于 RBF 神经网络的蔬菜价格预报研究[J].中国农学通报,2011,27(28):269-273.
- [4] 罗长寿.基于神经网络与遗传算法的蔬菜市场价格预测方法研究[J].科技通报,2011,27(6):881-885,894.
- [5] 崔利国,李哲敏.不同优化方法的混沌 RBF 神经网络模型对大白菜短期价格预测的结果比较[J].系统科学与数学,2013,33(1):45-54.
- [6] 王小川,史峰,郁磊,等. MATLAB 神经网络 43 个案例分析[M].北京:北京航空航天大学出版社,2013.
- [7] 王亮,张宏伟,岳琳,等. PSO-BP 模型在城市用水量短期预测中的应用[J].系统工程理论与实践,2007(9):165-170.
- [8] 赵振江.基于 PSO-BP 神经网络的网络流量预测与研究[J].计算机应用与软件,2009,26(1):218-221.
- [9] 张志政,周威.基于 PSO-BP 神经网络的参考作物蒸腾量预测[J].节水灌溉,2014,26(11):87-90,95.
- [10] 闫纪如.粒子群优化的神经网络在交通流预测中的应用[D].沈阳:东北大学,2013:36-47.
- [11] 张德丰. MATLAB 神经网络编程[M].北京:化学工业出版社,2011.
- [12] 丁咏梅.我国股票价格的组合预测[D].武汉:华中科技大学,2005.

## Vegetables Price Combination Forecasting Based on PSO-BP and RBF Neural Network

YE Lu, LI Yuping, QIN Xiaoli, LIANG Weihong, SONG Qidao, LIU Yanqun

(Key Lab of Tropical Crops Information Technology Application Research of Hainan Province, Institute of Scientific and Technical Information, Chinese Academy of Tropical Agriculture Sciences, Danzhou, Hainan 571737)

**Abstract:** In order to predict vegetables price accurately, 117 groups 2012—2015 green pepper and related factors price in danzhou city were selected as the sample data, of which 100 groups were training data and 17 groups were test data, the PSO-BP forecasting model and the RBF network forecasting model concerning vegetables retail price were set up separately, and then the linear combination forecasting model was set up on the basis of these two models. The results indicated that these two single forecasting models' effect was well, and two models had their own advantages in different evaluation index. The linear combination of the prediction results of these two models could make single model's advantage complementary, whose fitting effect was better than the single forecasting model.

**Keywords:** PSO; BP neural network; RBF neural network; vegetables price; linear combination forecasting