

文章编号:1005-0523(2013)02-0042-05

# 基于PSO的神经网络优化证券投资组合方法研究

黄招娣,应宛月,余立琴,肖祥阔,罗佳

(华东交通大学电气与电子学院,江西 南昌 330013)

**摘要:**针对传统人工神经网络中的BP(back propagation)神经网络自身局限以及其迭代次数多、收敛精度不高和泛化性差等缺点,提出了一种基于粒子群(particle swarm optimizer, PSO)算法的BP神经网络优化证券投资组合方法。在BP神经网络优化方法中,采用PSO算法替代了BP神经网络的梯度下降法,得到最优解,从而对BP神经网络模型进行优化。将该方法应用于证券投资组合的优化中,实验结果证明:该优化方法优于传统的BP神经网络优化方法。

**关键词:**粒子群算法;神经网络;证券投资组合

**中图分类号:**TP183;F830.91

**文献标志码:**A

人工神经网络中的BP网络以其结构简单、智能化、自适应能力强和自学能力强等特点,在信号预测和组合优化等方面得到广泛应用<sup>[1]</sup>。但传统BP神经网络采用梯度下降法求解最优问题,容易陷入局部极值,且其网络收敛速度非常慢<sup>[2]</sup>。因此,研究一种改进型BP神经网络,并将其用于证券投资组合优化方面具有重要意义。

PSO算法是一种基于群体的算法,它的基本概念源自对鸟群捕食行为的研究,属于一种基于种群的全局搜索算法<sup>[1-2]</sup>。

本文提出一种基于PSO的BP神经网络优化证券投资组合方法。采用PSO算法替代了BP神经网络的梯度下降法<sup>[3]</sup>,能使BP神经网络的输入层、隐含层和输出层结点个数达到最优解,即优化了BP神经网络模型。从而有效地解决BP神经网络自身局限、迭代次数过多、收敛精度低等问题<sup>[2-10]</sup>。

## 1 BP神经网络

BP神经网络属于一种反馈型网络,输出量属于0到1之间的连续量,其前端神经元的传递函数为S型函数,将输入到输出之间实现一种非线性映射<sup>[5]</sup>。

由于采用反向传播学习算法调整权值,因此称为BP神经网络<sup>[6]</sup>。如图1所示,BP神经网络模型有输入 $U$ 和输出 $Y$ ,并且输入和输出之间由输入层、隐含层和输出层等组成,每层的神经元采用节点表示。

BP神经网络的学习过程可以分成工作信号正向传播和误差信号反向传播两部分。①信号从输入层经过隐含层传向输出层,信号向前传递过程中网络的权值是

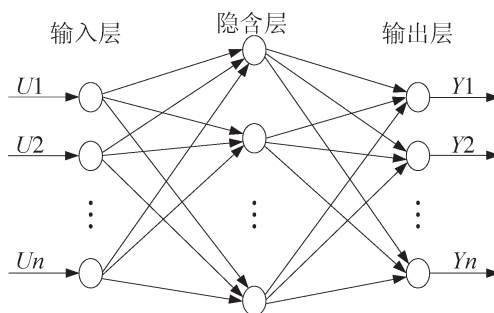


图1 BP神经网络的3层网络结构  
Fig.1 The three-layer network structure of the BP neural network

收稿日期:2013-03-01

基金项目:教育部人文社会科学研究基金项目(12YJCZH078);2011年华东交通大学校级基金项目(09111102)

作者简介:黄招娣(1980—),女,硕士研究生,主要研究方向为神经网络及无线传感器技术。

不变的,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态,称之为工作信号正向传播<sup>[7-8]</sup>;如果输出层得不到期望的输出,则转入误差信号反向传播。②将神经网络的实际输出与期望输出之间的差值称为误差信号<sup>[4-15]</sup>。

如图2所示,一种基本的BP神经元模型,其输入都通过一个适应的权值 $W$ 和下一层相连,网络输出为 $a=f(WP+b)$ 。其中, $P$ 表示输入, $b$ 表示系数, $a$ 表示输出。 $f()$ 就是表示输入/输出关系的传递函数。在BP神经网络中,隐含层神经元的传递函数通常用log-sigmoid型函数logsig()、tansigmoid型函数tansig()以及纯线性函数purelin()等表示<sup>[16]</sup>。

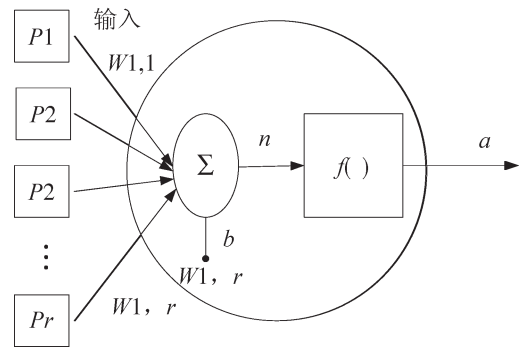


图2 BP神经元模型  
Fig.2 The model of BP neuron

## 2 粒子群优化算法

1995年由Eberhart博士和Kennedy博士提出了粒子群优化算法。在粒子群最优算法中,将每一个需要优化问题的解都可转化为 $D$ 维搜索空间上的一个点,该点称之为“粒子”(particle)。每个粒子都对应有一个被目标函数决定的适应值(fitness value),每个粒子的速度决定了粒子们飞翔的方向与距离,粒子们就追踪当前最优粒子在解的空间中搜索<sup>[1]</sup>。其具体阐述:①初始化随机粒子<sup>[14]</sup>;②在迭代过程中,通过粒子的两个“极值”更新本身的位置,第一个极值是粒子本身寻找的当前最优解,此解叫作个体极值 $P_i$ ;另一个极值是整个种群找到的当前最优解,此极值是全局极值 $P_g$ ;③通过迭代寻找到的当前最优解<sup>[16]</sup>。

PSO算法的数学表达方式:假设在 $D$ 维的搜索空间内,将 $m$ 个粒子组成一个群体。第 $i$ 个粒子位置表达为 $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ ;第 $i$ 个粒子经历过的最优位置表达为 $P_i=(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ ,整个群体所有粒子所经历过的最优位置表达为 $P_g=(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 。第 $i$ 个粒子的速度表达为 $V_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。

粒子群算法采用下列公式对粒子所在的位置不断更新:

$$v_{id}(t+1) = w \times v_{id}(t) + c_1 \times r() \times [p_{id}(t) - x_{id}(t)] + c_2 \times r() \times [p_{gd}(t) - x_{id}(t)] \quad (1)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad 1 \leq i \leq n, 1 \leq d \leq D \quad (2)$$

其中: $r()$ 为 $[0,1]$ 之间的随机数。 $i=1, 2, \dots, m$ ;  $d=1, 2, \dots, D$ ;  $w$ 是非负数,称为惯性因子(惯性权重),取值在0.1~0.9之间; $c_1$ 表示为粒子对本身的认知即“个体认知”,是追踪粒子的权重系数,其值通常设为2; $c_2$ 表示为粒子对整个群体的认知即“社会认知”,是追踪粒子群体的权重系数,其值通常设为2。

## 3 基于粒子群优化的BP神经网络算法

本文提出了一种基于PSO优化的BP神经网络算法,研究通过PSO调整BP神经网络中的权值和阈值,即BP神经网络中权值和阈值的修正不再按照传统的梯度下降法来修正,而是采用PSO中的粒子速度和位置来修正,这样避免了梯度下降法导致算法收敛速度慢和易陷入局部极小<sup>[9-11]</sup>。

将粒子种群中的全局极值 $P_g$ 传递给BP神经网络作为其权值和阈值进行计算,将BP神经网络的误差作为粒子群算法的适应度值,以此作为粒子位置更新的判断依据。如图3所示为基于粒子群优化的BP神经网络算法工作流程图,其实验步骤如下:

步骤1:初始化参数:迭代次数设置为 $t=1$ ,预设最大迭代次数为 $t_{\max}$ ,最小适应度值设置为 $\varepsilon=1$ ,初始化惯性权值 $w$ ,初始化学习因子 $c_1$ 和 $c_2$ ;确定粒子数目 $m$ ,初始化粒子种群的位置和速度。

步骤2:初始化BP神经网络的权值和阈值,首先设定神经网络输入层、隐含层和输出层等3层的神经元个数;然后将粒子的初始最优位置传递给BP神经网络,即初始化BP神经网络的权值和阈值。

步骤3:利用传递函数公式计算BP网络的输出,节点 $i$ 在第 $p$ 组样本对输入时,输出为 $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_N)^T$ ,即

$$\mathbf{R}=(R_1, R_2, \dots, R_N)^T \quad (3)$$

式中, $R_i=E(r_i)$ 表示为第 $p$ 组样本输入时的节点 $i$ 输入值, $f()$ 可取S型作用函数式,即从输入层经隐含层至输出层,求得网络输出层节点的输出值。

步骤4:计算出平均误差 $R_i=E(r_p)$ ,其中 $\sigma_p^2$ 为输出的期望值,并将网络误差反馈给PSO作为其适应度值 $g(t)$ 。

步骤5:根据公式(1)和(2),分析粒子的轨迹,更新其速度与位置。

步骤6:通过粒子的 $g(t)$ 确定其最优位置:将粒子当前位置与其个体最优位置 $P_i$ 进行比较,若粒子当前位置优于其个体最优位置 $P_i$ ,实现个体最优位置 $P_i$ 值赋予当前位置;通过粒子的 $g(t)$ 确定全局最优位置:将粒子当前位置与全局最优位置 $P_g$ 进行比较,若当前位置优于 $P_g$ ,将其当前位置值赋予 $P_g$  [1]。

步骤7:if( $f()<g(t)$ || $t>t_{\max}$ )算法执行完毕后,若else则执行步骤8。

步骤8: $t=t+1$ ,返回到步骤3。

#### 4 基于PSO-BP神经网络方法在证券投资组合中的应用

根据马克维茨理论建立模型。在证券投资组合风险已定的情况下,使预期收益最大目标函数:

$$\max E(r_p)=\mathbf{X}^T \mathbf{R} \quad (4)$$

$$\min \sigma_p^2=\sum_{i=1}^n X_{ip} \sigma_{ip} \quad (5)$$

约束条件:

$$\sum_{i=1}^N x_i=1 \quad (6)$$

其中 $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_N)^T$ 表示为证券投资组合的权重向量; $\mathbf{R}=(R_1, R_2, \dots, R_N)^T$ , $R_i=E(r_i)$ 表示为第 $i$ 种证券投资的预期回报率; $R_i=E(r_p)$ 表示为证券投资组合的期望值; $\sigma_p^2$ 表示证券投资组合的回报率方差。

本文以markowitz证券投资理论为基本框架,采用资本资产定价理论(CAPM)作为证券组合的理论基础,从而达到简化模型参数以及降低计算工作量的目的 [15]。

通过构造评价函数,引入权重参数 $\mu$ 和 $(1-\mu)$ ,其中权重参数 $\mu$ 表示为投资者对投资净收益权重值;权重参数 $(1-\mu)$ 表示为投资者对投资的总体投资风险权重值。权重参数表示投资决策者对投资净收益和总体投资风险的重视程度, $\mu$ 值越大表示投资决策者更看重投资净收益;反之表示投资者比较保守,不敢

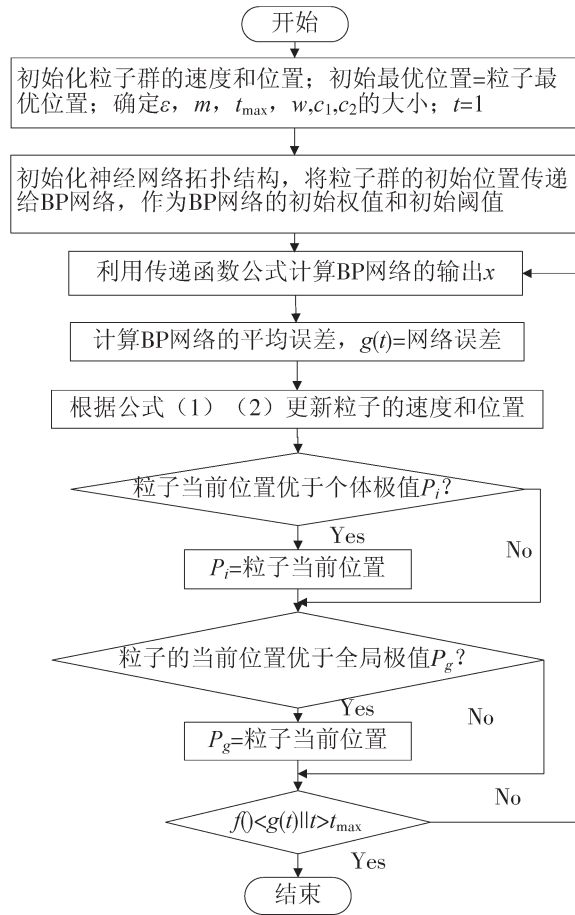


图3 基于粒子群优化的BP神经网络算法工作流程图  
Fig.3 The work flowchart of the BP neural network algorithm based on particle swarm optimization

冒太大的投资风险。假设投资者购买  $N$  种证券,记证券的  $\alpha$  系数为  $\alpha=(\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_N)$ ,  $\beta$  系数为  $\beta=(\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_N)^T$ , 投资权重是  $X=(x_1, x_2, \cdots, x_N)^T$ ,  $\sigma_m^2$  表示市场风险,  $E_m$  表示市场平均收益率,另外:假定在比较短的时间内,各种资产的误差项是定值,即误差项的方差为 0; 令  $A_i=\alpha_i+\beta_i E_m$ ,  $A=(A_1, A_2, \cdots, A_N)^T$ 。根据以上分析,目标函数就可以表示为

$$\left. \begin{aligned} \min T &= (1-\mu)X^T \beta \beta^T X \sigma_m^2 - \mu X^T A \\ \text{s.t. } &\sum_{i=1}^n x_i = 1 \\ &x_i > 0 \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中:  $T$  表示投资风险;  $\text{s.t. } \sum_{i=1}^n x_i = 1$  为约束条件;  $x_i$  代表第  $i$  种资产的权重。实例从 2011 年内市场数据中选取 6 种证券,如表 1 所示,获得该 6 种证券在 2011 年的市场收益率。

市场方差为 0.002 6, 市场收益率为 -0.026 3。利用 matlab 仿真软件进行数据分析求解得证券投资比例和收益率与风险损失率的关系。

表 1 证券平均收益率和投资比例表

Tab.1 The table of average yield and investment proportion for portfolio investment

| 证券名称 | 证券代码   | $\alpha$ 系数 | $\beta$ 系数 | 平均收益率    | 投资比例    | 总收益率    |
|------|--------|-------------|------------|----------|---------|---------|
| 江西铜业 | 600362 | 0.003 8     | 0.55       | -0.054 9 | 0       | 0.007 7 |
| 桂冠电力 | 600236 | -0.028      | 0.11       | 0.013 5  | 0.635 7 |         |
| 五粮液  | 000858 | -0.025      | 0.42       | -0.002 5 | 0.362 7 |         |
| 华东医药 | 000963 | -0.023      | 0.19       | -0.013 5 | 0       |         |
| 云南白药 | 000538 | -0.024      | 0.3        | -0.008 8 | 0       |         |
| 酒鬼酒  | 000799 | -0.028      | 0.08       | 0.016 6  | 0       |         |

收益率随着风险损失率的增长而增长,当收益率增长到一定水平时将保持不变。因此收益率不是随着风险损失率无限增长的。通过以上实验分析可知,定位好一个合适的期望值和风险损失值,根据投资者的喜好可以选择合理的投资方案<sup>[16]</sup>。

## 5 结束语

利用粒子群算法调整 BP 神经网络的权值和阈值,对 BP 神经网络模型进行了优化,而且利用该方法解决了证券投资组合的实际优化问题,并取得了较好的实验效果。实验结果证明:该优化方法优于传统的 BP 神经网络优化方法。

## 参考文献:

- [1] 李爱国,覃征,鲍复民,等. 粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用,2002,10(21):1-3.
- [2] 王羽,马光文,杨道辉. 基于育种算法的 BP 网络学习研究[J]. 水力发电,2008,34(8):12-13.
- [3] 衷路生,齐叶鹏,杨辉,等. PSO 优化的 LS-SVM 在列车弓网系统的建模研究[J]. 华东交通大学学报,2012,29(3):1-6.
- [4] MARKOWITZ H. Foundation of portfolio theory [J]. Journal of Finance, 1991(2):469-477.
- [5] 陈科燕,肖冬荣. 基于遗传算法的最优化证券投资组合模型[J]. 南京气象学院学报,2003,26(5):707-711.
- [6] 国嘉,王瑞敏,王家海,等. 基于遗传算法的神经网络学习方法[J]. 计算机与数字工程,2003,32(2):98-101.
- [7] 邓雪,李荣钧. 基于模糊遗传算法的自融资有效投资组合研究[J]. 经济数学,2009,26(4):91-96.
- [8] 徐以山,曾碧,尹秀文,等. 基于改进粒子群算法的 BP 神经网络及其应用[J]. 计算机工程与应用,2009,45(35):233-235.

- [9] 秦焱,朱宏,李旭伟. 基于改进型粒子群优化算法的BP网络在股票预测中的应用[J]. 计算机工程与科学,2008,30(4): 66-79.
- [10] 崔吉峰,乞建勋,杨尚东. 基于粒子群改进BP神经网络的组合预测模型及其应用[J]. 中南大学学报,2009,40(1): 190-194.
- [11] 李文婷,吴锦. 基于改进粒子群算法的神经网络建模[J]. 机械管理开发,2011,122(4):186-188.
- [12] MARKOWITZ H. Portfolio selection [J]. Journal of Finance,1952,7(1):77-91.
- [13] SOLEIMANI H, GOLMAKANI H R. Markowitz-based portfolio selection with minimum transaction lots, cardinality constraints and regarding sector capitalization using genetic algorithm [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36 (3) : 5058-5063.
- [14] 王安民,刘翔. 证券投资组合模型分析[J]. 西安电子科技大学学报,1996,23(4):468-473.
- [15] 蓝荣. 连续复利型E-V风险下的证券投资模型[J]. 华东交通大学学报,2001,18(4):66-68.
- [16] 朱小梅,郭志刚,杨先凤. 基于遗传BP神经网络优化证券组合投资[J]. 汉江大学学报,2005,33(3):47-50.

## The Portfolio Method Optimization of Neural Network Based on PSO

Huang Zhaodi, Ying Wanyue, Yu Liqin, Xiao Xiangkuo, Luo Jia

(School of Electrical and Electronic Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

**Abstract:** In response to the shortcomings in traditional artificial neural network, such as excessive iterations, low convergence accuracy and poor generalization of BP (Back Propagation) neural network, an optimized portfolio approach of BP neural network based on particle swarm algorithm is proposed. According to the BP neural network optimization method, the gradient descent method is replaced by the PSO algorithm, which obtains the optimal solution so as to optimize the BP neural network model. Through the application of the proposed method into the optimization of the portfolio, this study shows that the method is obviously superior to the traditional BP neural network optimization.

**Key words:** particle swarm algorithm; neural networks; portfolio