

文章编号:1674-8107(2014)03-0076-05

基于改进粒子群算法的神经网络优化证券投资 投资组合方法

黄招娣

(华东交通大学电气与电子工程学院,江西 南昌 330013)

摘 要: 采用人工神经网络对证券投资进行预测与分析的研究过程中,提高神经网络各个节点参数的优化能力是极其关键的。传统的神经网络存在学习速度慢、易陷入局部极小值、预测结果精度较低等缺点,一种改进型粒子群 (Improved Particle Swarm Optimizer, IPSO) 算法,可以优化 BP (Back Propagation) 神经网络,并将优化后的 BP 神经网络应用于优化证券投资组合中。实验结果表明:该研究方法能够在预测精度和稳定性方面明显优于传统的 PSO-BP 神经网络优化证券投资组合方法。

关键词: 粒子群算法;IPSO;BP 神经网络;证券投资组合

中图分类号: TP273; F830.91

文献标识码: A

DOI:10.3969/j.issn.1674-8107.2014.03.013

证券投资(investment in securities)是指投资者(法人或自然人)买卖股票和债券等有价值证券以及有价值证券的衍生品,以获取差价、利息及资本利得的投资行为和投资过程,是直接投资的重要形式^{[1](P221-234)}。在市场风险大的情况下,如何将资金分散投资至多只股票上进行组合投资以控制个股波动造成的损失就成了投资人首先要解决的问题,由马克维茨(Markowitz)教授于 1952 年提出的“均值-方差”投资组合理论以及斯坦福大学教授夏普(William Sharpe)以均衡市场假定下的资本市场线为基准,从而导出的著名的“资本资产定价”投资组合模型(CAPM)。但虽然“资本资产定价”投资组合模型(CAPM)较马克维茨(Markowitz)教授提出的“均值-方差”投资组合理论有较强的实际应用价值,然而 CAPM 模型本身的非线性和复杂性,使得其实际求解过程较为复杂。

随着生命科学与计算机科学的相互交叉与渗

透的发展,国内外许多学者开始采用人工智能实现快速高效的求解证券投资组合问题方法。BP 网络是一种有效的自学习人工神经网络,具有自适应、容错、自组织和自学习等能力,在信号处理、投资预测和组合优化等方面得到广泛应用^{[2](P42-46)}。尽管在诸多领域取得巨大的成功,然而传统 BP 神经网络所采用的梯度下降法对连接权值和阈值进行调整来求最优解,导致其收敛速度慢,易陷入局部最优以及泛化能力差等缺点。因此,BP 网络的优化改进已成为研究的热点之一。近年来,有学者利用粒子群算法对 BP 神经网络进行优化,利用粒子群算法的迭代替代传统的 BP 神经网络的梯度下降法,提高其收敛速度,充分发挥粒子群全局寻优特性。

由于标准粒子群算法同样存在陷入局部最优的问题。因此,本文采用改进型粒子群(Improved Particle Swarm Optimizer, IPSO) 算法优化 BP 神

收稿日期:2014-02-10

基金项目:教育部人文社会科学研究基金项目“基于折线模糊神经网络的证券投资组合方法研究”(项目编号:12YJCZH078)。

作者简介:黄招娣(1980-),女,江西吉安人,讲师,主要从事神经网络模型、证券投资优化研究。

神经网络,以提高其收敛速度。为了在全局搜索和局部搜索之间取得更好的平衡,本文通过学习因子和惯性权重对粒子群优化算法进行改进,从而得到 IPSO 对 BP 神经网络的优化。将基于 IPSO-BP 神经网络通过 CAMP 模型,应用于股票投资组合预测中,获取收益率和风险等相关数据,从而解决证券投资组合优化问题。

一、粒子群算法

(一)标准粒子群算法

标准粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)最早是由 Eberhart 博士和 Kennedy 博士于 1995 年提出的,它的基本概念源于对鸟群觅食行为的研究^{[3](P42-46)[4](P1942-1948)}。在 PSO 算法中每个粒子可以看作是解空间中的一个点,结合自身和同伴的飞行经验,对自己的飞行速度进行动态调整,从而找到较优的位置。每个粒子在移动过程所经历过的最好位置,就是粒子本身找到的最优解。整个群体所经历过的最好位置,就是整个群体目前找到的最优解^{[4](P1942-1948)}。前者叫做个体极值(pbest),后者叫做全局极值(gbest)。每个粒子都通过跟踪上述两个极值不断迭代来更新自己,从而产生新一代群体。通过由适应度函数得到的适应值,来判定粒子搜索到的位置的优劣程度。显然,每个粒子的行为就是追随着当前的最优粒子在解空间中的搜索^{[5](P186-188)[6](P4215-4219)[7](P147-150)}。

PSO 算法数学表示如下:假设在一个 D 维的目标搜索空间中,有 m 个粒子组成一个群体,其中第 i 个粒子位置表示为 $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$;第 i 个粒子经历过的最优位置记为 $P_i=(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$,整个群体所有粒子经历过的最优位置记为 $P_g=(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 。粒子 i 的速度记为 $V_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。

粒子群算法采用下列公式对粒子所在的位置不断更新:

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

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

公式由三部分组成,第一部分是粒子先前的速度,说明了粒子目前的状态,起到平衡全局搜索和局部搜索的作用;第二部分是认知部分

(Cognition Modal),其中 c_1 表示粒子跟踪自己历史最优值的权重系数,通常设置为 2,体现粒子本身的思考,使粒子有了足够强的全局搜索能力,避免局部极小;第三部分为社会部分(Social Modal),其中 c_2 表示粒子跟踪群体最优值的权重系数,通常设置为 2,体现粒子间的信息共享。三个部分共同决定了粒子的空间搜索能力。

其中 $i=1, 2, \dots, m; d=1, 2, \dots, D; w$ 称为惯性因子(惯性权重),取值在 0.1-0.9 之间; $\text{rand}()$ 为 $[0,1]$ 之间的随机数。

(二)改进型粒子群算法(IPSO)

在粒子群优化算法中,加速系数 c_1 和 c_2 分别控制“认知”部分和“社会”部分对粒子速度的影响。一般来讲,在基于种群的优化方法中,总是希望个体在初始阶段能够在整个寻优空间进行搜索,不至于过早陷入局部值;而在结束阶段能够提高算法收敛速度和精度,有效地寻找到全局最优解。因此,我们可以在进化过程中动态的调整加速系数 c_1 和 c_2 的值,使其在算法的初始阶段,具有大的“认知”部分(大的为 c_1)和小的“社会”部分(小的为 c_2),以利于算法在整个寻优空间进行搜索;而在算法后期,应有小的“认知”部分(小的为 c_1)和大的“社会”部分(大的为 c_2),有利于算法收敛于全局最优解,提高算法收敛速度和精度。其中, c_1 和 c_2 表达式分别如下:

$$C_1=(C_{start}-C_{end}) \frac{Max_{iter}-iter}{Max_{iter}}+C_{end} \quad (3)$$

$$C_2=4-C_1 \quad (4)$$

由于 W 值有利于算法收敛,因此提出了一种采用算法迭代次数,即惯性权值线性递减的方法。算法在初期使用较大的惯性权值,具有较强全局搜索能力;后期则使用较小的惯性权值,提高局部搜索能力。故提出惯性权重的计算公式如下:

$$w=(w_{start}-w_{end}) \frac{Max_{iter}-iter}{Max_{iter}}+w_{end} \quad (5)$$

二、基于 IPSO-BP 优化方法

基于 IPSO-BP 优化方法是将 IPSO 算法应用到 BP 神经网络的优化中;即将 BP 网络中的需要修正的权值和阈值映射成为改进型粒子群算法中的粒子,通过粒子位置和速度的更新反复优化网络的权值、阈值组合参数,以及通过粒子之间的

竞争与合作完成对网络的训练过程,有效的提高 BP 网络的寻优精度与速度。应用改进型粒子群算法对 BP 网络进行训练,此算法避免了大量的梯度运算,加快了网络的收敛速度,提高了学习效率^{[8](P707-711)[9](P57-61)[10](P190-192)}。

将改进型粒子群算法中的全局极值 P_g 传递给 BP 网络作为网络的权值和阈值进行计算,将 BP 网络的均方误差和 MSE 作为改进型粒子群算法的适应度函数,以此作为粒子位置更新的判断依据,其基于改进型粒子群优化的 BP 神经网络算法工作流程图如图 1 所示,其实验步骤如下:

步骤 1:初始化 BP 神经网络

1) 确定该网络的输入变量以及输出变量,首先在该网络中选择股指的日收盘价作为输入输出变量,然后根据输入输出样本的向量长度确定输入层和输出层的神经元数,然后根据经验采用试验比较法确定最佳隐含层节点数。初始化网络的权值以及阈值可以由粒子的初始最优位置得到。

2) 采用线性归一化方法对数据进行预处理,即计算出数据样本的最大值和最小值,然后根据公式(6)对原始数据进行处理,求出加工过的输入变量。

$$u_i = \frac{2 \times (y_i - y_{\min})}{(y_{\max} - y_{\min}) - 1} \quad (6)$$

步骤 2:初始化粒子群,假设粒子群的规模为 N ,设定粒子的最大速度为 V_{\max} 和最小速度为 V_{\min} ,初始化惯性权重 $w_{\text{start}}=0.9$ 和 $w_{\text{end}}=0.4$,学习因子 c_1 和 c_2 ,设置最大迭代次数为 itermax ,在允许的范围内,随机给定每个粒子的初始位置和速度,并将粒子的初始位置赋值给粒子的初始最优位置。

步骤 3:建立 IPSO 算法中粒子与需要优化的参数映射关系,对于一个三层的 BP 神经网络需要优化的参数(权值以及阈值)可以用向量 $(w_{ij}, v_{jk}, \theta_j, \varphi_k)$ 来表示。

步骤 4:计算节点的输出。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 y_{ip} ,即:

$$y_{ip}(t) = f[x_{ip}(t)] = f\left[\sum_j \omega_{ij}(t) I_{jp}\right] \quad (7)$$

式中, I_{jp} 为在第 p 组样本输入时,节点 i 的第 j 个输入, $f()$ 取可微 S 型作用函数式,例如:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (8)$$

由(8)可知,由输入层经过隐含层至输出层,可求得网络输出层节点的输出。

步骤 5:选择训练样本,把训练后的期望输出与实际输出产生的均方误差和作为目标函数,构造如下的适应度函数,来计算个体的适应值。

$$f = (1/2N) \times \sum_{n=1}^N \sum_{l=1}^L (y_n - T_l)^2 \quad (9)$$

式(9)为神经网络计算输出,即为目标输出;其中, N 为训练样本数; L 为输出神经元个数。

步骤 6:个体极值与全局极值的更新。比较粒子群中各个粒子的适应值,如果粒子当前适应值优于历史最好适应值,则进行个体极值更新,将该适应值保存为其个体历史最优值;比较粒子群中所有粒子当前的最优适应值与上历史最优适应值,如果粒子当前代适应值优于上一代则进行全局极值的更新,保存为全局最优位置。

步骤 7:速度与位置的更新。根据式(1)、(2)更新每个粒子的速度与位置。

步骤 8:算法终止输出最优网络。粒子的适应值满足预设精度或者达到最大迭代次数,或训练误差小于规定值,则算法停止,并将全局最优值输出。

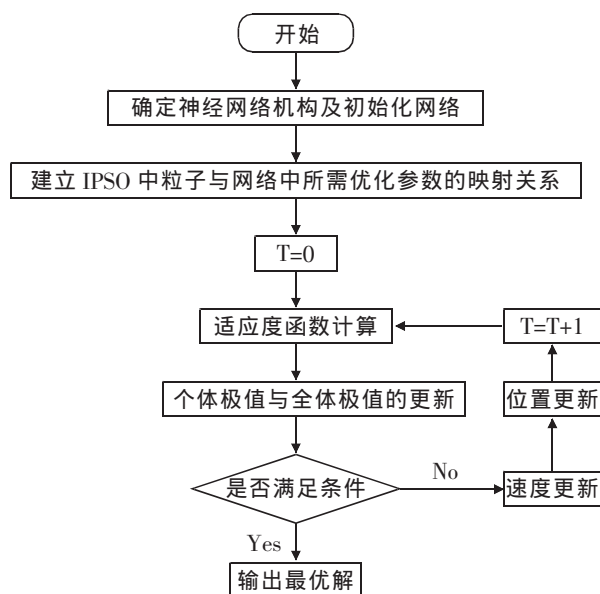


图 1 基于 IPSO-BP 算法的工作流程图

Figure1 The work flowchart based on IPSO-BP optimization algorithm

三、基于 IPSO-BP 优化方法在证券投资组合中的应用

本文在 Markowitz 证券投资理论的基本框架下,利用夏普理论作为证券组合配置的理论基础,从而达到简化模型参数以及降低计算工作量的目的^{[11](P469-477)[12](P101-106)}。

$$\begin{aligned} \min \sigma_p^2 &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_i x_j Cov(r_i, r_j) = \\ &\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_i x_j \beta_i \beta_j \sigma_M^2 + \sum_{i=1}^n x_i^2 \sigma^2(e_i) \\ \min \sigma_p^2 &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_i x_j \beta_i \beta_j \sigma_M^2 + \sum_{i=1}^n x_i^2 \sigma^2(e_i) \end{aligned} \tag{10}$$

$$s.t. \begin{cases} \sum_{i=1}^n x_i \beta_i = \beta_p \\ \sum_{i=1}^n x_i = 1 \\ \sum_{i=1}^n x_i \alpha_i + \beta_p RM = R_p \end{cases} \tag{11}$$

(若不允卖空,则还应满足 $x_i \geq 0, i=1, 2, 3, \dots, n$)

其中 x_i 表示第 i 个证券的投资比例, R_p 为组合超额收益率, β_p 为组合投资的风险系数, α_i 为市场超额收益, $r_M - r_f$ 为零时的股票收益率。

实例从 2012 年内市场数据中选取 6 只证券,如表 1 所示,通过 Matlab 仿真软件进行数据分析求解,获取该 6 只证券在 2012 年的市场收益率和

投资比例。

表 1 证券平均收益率和投资比例表

Table 1 The table of average yield and investment proportion for portfolio investment

证券名称	证券代码	α 系数	β 系数	平均收益率	投资比例	总收益率
江铃汽车	000550	0.0038	0.55	-0.0092	0.0276	0.0128
正邦科技	002157	-0.028	0.11	-0.0133	0	
中国太保	601601	-0.025	0.42	0.0342	0.6357	
工商银行	601398	-0.023	0.19	0.0050	0.1003	
中粮地产	000031	-0.024	0.3	0.0267	0.0064	
宝钢股份	600019	-0.028	0.08	0.0033	0.33	

通过实验数据分析可知,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稳定。因此收益率不是随着风险损失率无限增长的,当总投资数固定,选取证券进行自由自合投资比例,采用 IPSO-BP 神经网络优化证券投资组合方法,实现风险较低,收益较高的投资比例。

四、结束语

本文利用改进型粒子群算法不断修正 BP 神经网络的权值和阈值,使得基于改进粒子群算法的 BP 神经网络模型在股价上的预测精度得以提高,同时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。仿真实验结果表明:该方法能够明显优于传统的 BP 算法,并且具有一定的实用价值。

参 考 文 献

- [1] 万伦来.西方证券投资组合理论的发展趋势综述[J].安徽大学学报,2005(1).
- [2] 刘晓峰,陈通,张连营.基于粒子群算法的最佳证券投资组合研究[J].系统管理学报,2008(2).
- [3] 黄招娣,应婉月,余立琴,等.基于 PSO 的神经网络优化证券投资组合方法研究[J].华东交通大学学报,2013(2).
- [4] Kennedy J, Eberhart R. Particle Swarm Optimization[A].Proceedings of the Ieee International Conference on Neural Networks[C]. 1995.
- [5] 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(4).
- [6] 张建科,刘三阳,张晓清.改进的粒子群算法[J].计算机工程与设计,2007(17).
- [7] 张丹,韩胜菊,李建,等.基于改进粒子群算法的 BP 算法的研究[J].计算机仿真,2011(2).
- [8] 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(5).
- [9] 沈学利,张红岩,张纪锁.改进粒子群算法对 BP 神经网络的优化[J].计算机系统应用,2010(2).
- [10] 金成均,常桂然,程维,等.基于 IPSO 的模糊神经网络优化及交通流量预测[J].计算机科学,2012(10).
- [11] Markowitz H. Foundation of Portfolio Theory [J]. Journal of Finance, 1991(2).
- [12] Shi Y, Eberhart R. Fuzzy Adaptive Swarm Optimization[A]. The IEEE Congress on Evolutionary Computation[C]. San Francisco, USA: IEEE, 2001.

The Optimization of Portfolio Method of Neural Network Based on Improved Particle Swarm Optimizer algorithm

HUANG Zhao-di

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

Abstract: In the artificial-neural-work-base forecast and analyses of portfolio investment, it is extremely important to improve the optimizing ability of each node parameters in neural network. Targeted to deal with traditional neural networks' shortcomings of slow learning speed, easy occurrence of local minimal value and lower prediction accuracy, we put forward an Improved Particle Swarm algorithm (Improved Particle Swarm Optimizer, IPSO), with which BP (Back Propagation) neural network is optimized and applied to optimal securities portfolio. The results show that this method is superior than traditional PSO-BP neural network optimization portfolio method.

Key words: Particle Swarm Optimizer algorithm; IPSO; BP Neural Networks; Portfolio Investment;

(责任编辑:曾琼芳)