

# 基于改进粒子群算法的柔性神经树优化<sup>①</sup>

黄 秀 陈月辉 邢西峰 (济南大学 信息科学与工程学院 山东 济南 250022)

**摘 要:** 神经树采用树结构编码, 具有非常好的预测能力和函数逼近能力。模型中的相关参数通常用粒子群优化算法来优化, 可是传统的粒子群算法具有容易陷入局部最优值, 并且进化后期的收敛速度慢、精度低等缺点, 因此会影响神经树的性能。将一种新的改进的粒子群优化算法应用到神经树模型中, 并与传统的粒子群算法在柔性神经树的应用比较, 表明该改进粒子群算法具有更好的收敛精度, 从而改善了神经树的性能。

**关键词:** 粒子群算法; 优化; 区域选择; 柔性神经树; 适应值

## Optimization of Flexible Neural Tree Based on Improved Particle Swarm

HUANG Xiu, CHEN Yue-Hui, XING Xi-Feng

(Department of Information Science and Engineering, Jinan University, Jinan 250022, China)

**Abstract:** The Neural Tree uses a tree structure coding. It has good predictive ability and function approximation capabilities. In the model, parameters are usually optimized with particle swarm optimization algorithm, but the traditional particle swarm algorithm has following shortcomings like being easily trapped in local optimal value, being slow and having low accuracy in convergence in the later period of the evolution. It affects the performance of neural tree. This paper applies a new improved particle swarm optimization algorithm to the neural tree model, and compares it with the traditional particle swarm algorithm in the application of flexible neural tree. It shows that the improved particle swarm algorithm has better convergence accuracy, thus to improve the performance of the flexible neural tree.

**Keywords:** particle swarm algorithm; optimization; regional choice; flexible neural tree; fitness

## 1 引言

日常生活中我们会碰到许多优化问题, 解决的方法有很多种。研究人员设计了许多优化算法来解决此类问题, 典型的优化算法有蚁群算法、遗传算法、粒子群优化(Particle Swarm Optimization - PSO)算法等。应用较广泛的是粒子群优化算法(PSO), 优点是容易实现、精度高、收敛快等, 在解决实际问题中, 取得的效果比较可观。

粒子群优化算法(PSO)首先是由美国的 Kennedy 和 Eberhart 教授提出来的, 灵感来源于鸟群觅食的行为<sup>[1]</sup>。基本原理是初始化随机产生一组解, 通过迭代搜寻最优值。相对于遗传算法, PSO 的优势固然明显

它没有过多的参数需要调整。但是 PSO 算法并不完美, 也有一些缺陷例如容易陷入局部最优值, 进化后期的收敛速度慢、精度低等。许多研究人员对于这些缺陷进行了改进, 并提出了一些方案, 例如自适应 PSO 算法、混合 PSO 算法、杂交 PSO 算法等<sup>[2-4]</sup>。本文用到的粒子群是一种新的改进方法——区域选择粒子群算法 RPSO(Regional Selection Particle Swarm Optimization)。

柔性神经树是一种新的神经网络, 该进化计算模型由树形结构和一组运算符集合构成。本文设计的神经树模型采用多表达式编程进行树结构设计优化, 可变参数优化采用粒子群优化算法。

<sup>①</sup> 基金项目:国家自然科学基金(60573065);山东省自然科学基金(Y2007G33)

收稿时间:2009-12-10;收到修改时间:2010-01-06

本文将改进的粒子群算法用于柔性神经树的参数优化设计中,增强了神经树对问题的识别与模拟能力,提高了处理问题的速度和预测结果的泛化精度。

## 2 粒子群优化算法与柔性神经树原理

### 2.1 传统的粒子群优化算法

我们把 PSO 算法中每个粒子看成解空间中的一个点,粒子调整自己的移动是根据自己的移动经验和同伴的移动经验。试验中由适应度函数值(fitness value)来评价粒子的优劣。本文选用标准方差作为适应度函数,适应度越小说明粒子个体越好。假设粒子的群体大小为  $N$ ,每个粒子携带位置参数  $x_i$  和速度参数  $v_i$ ,所经历过的“最好”位置记为  $p_{best}[i]$ ,  $best$  表示种群中“最好”粒子的位置。通过下面的公式更新速度和位置:

$$v_i = w * v_i + c_1 * rand() * (p_{best}[i] - x_i) + c_2 * rand() * (g_{best} - x_i) \quad (1)$$

$$x_i = x_i + v_i \quad (2)$$

通常  $c_1 = c_2 = 2$ ,称为学习因子,  $rand()$  是  $[0, 1]$  上的随机数,  $w$  为惯性权重。粒子在不断根据速度调整自己的位置时,不能超过最大速度 ( $V_{max}$ ),当  $v_i$  超过  $V_{max}$  时将被限定为  $V_{max}$ 。

基本粒子群优化算法流程图:

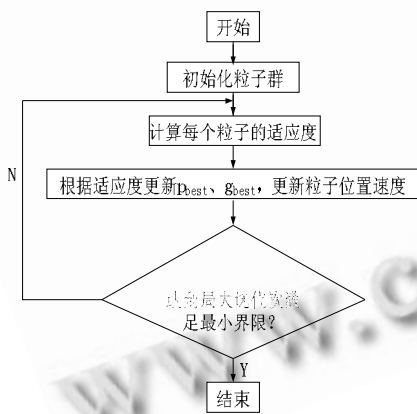


图 1 基本粒子群优化算法流程图

评价一个粒子个体适应度的适应度函数值标准很多,本文选用标准方差作为适应度函数。将在下文中给出适应度函数,即:公式(10)。根据适应度来更新局部最优和全局最优以及粒子的位置速度,适应度越小,就说明该粒子个体越好,其他粒子个体在适应度不好的情况下就会改变自身的速度和位置向适应度好的粒子靠近。这样使得粒子不断更新自身的位置和速度,使自身的适应度变的越来越好。

### 2.2 改进的粒子群优化算法

传统的粒子群优化算法也有缺陷,当进化到一定代数容易陷入局部极值,而使得失去找到全局最优解的机会,这就是早熟现象<sup>[5]</sup>。

区域选择粒子群算法是在改变动态惯性权值的基础上提出的,它能有效的解决局部极值的缺陷。

#### 2.2.1 惯性权值的改进

算法在初期使用较大惯性权值,具有较强全局搜索能力,后期则使用较小惯性权值,提高局部搜索能力。惯性权值改进的计算公式如下:

$$w = (w_{start} - w_{end}) \frac{Maxiter - iter}{Maxiter} + w_{end} \quad (3)$$

公式中  $w_{start}$  和  $w_{end}$  分别是惯性权值的初始值和最终值,且  $0.1 \leq w_{end} < w_{start} \leq 0.9$ ,  $Maxiter$  和  $iter$  分别为算法最大叠代数数和当前代数。

但是此惯性权重线性递减粒子群算法(LDIWPSO)不能适应复杂的非线性优化搜索过程。因此才有了区域选择粒子群算法(RSPSO)的提出。下面介绍一下区域选择粒子群算法(RSPSO)的基本原理。

#### 2.2.2 区域进化选择

针对每个粒子所处的不同位置而划分为不同的区域,即每个粒子不仅能代表自己,也能代表它所在的区域。假如,粒子  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 以该粒子作为中心,向外扩展相同距离  $R$ 。从而获得了以粒子  $X$  为中心,以  $R$  为半径的空间区域,由于两不同粒子欧几里得之间的距离可能小于半径  $R$ ,所以我们允许区域重叠,依据此方法,如果群体数量为  $m$ ,就可以把全局区域划分  $m$  个不同的子区域。如图 2,显示了 3 个粒子区域。其中  $n$  代表维数,  $k$  代表粒子数。

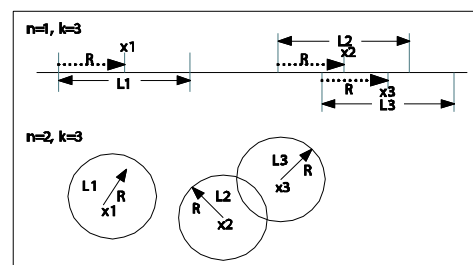


图 2 粒子区域

每个粒子代表一个子区域,并且也是该区域当前最优解,设为  $P_{best}$ 。让每个粒子在其区域内进化为了选择区域最优解,依据以下规则进化:

假如  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,  $x_i$  是向量  $X$  的第  $i$  维,新一代个体  $X' = \{x'_1, x'_2, \dots, x'_n\}$  产生如下:

$$x'_i = N(x_i, R) \quad (4)$$

式中  $N(x_i, R)$  是高斯分布随机函数, 如果  $x'_i$  超出了区域范围, 则重新进化。

半径  $R$  的取值很关键, 有时候取常数, 它决定了该区域在空间的大小。如果  $R$  值比较大, 使得区域范围较广会有许多区域重叠。导致的结果是粒子必须在一个非常大的空间寻找最优值, 从而降低了收敛速度。如果  $R$  值太小也不好, 这样所有个体区域不能充分覆盖整个空间区域, 易于陷入局部最优解, 而错过全局最优值。所以定义  $R$  为变量,  $R$  随着个体的进化而变, 半径  $R$  按如下变化:

$$R' = R * \exp(\tau * N(0,1)) \quad (5)$$

$$\tau = \frac{1}{\sqrt{\dim}} \quad (6)$$

其中  $\tau$  为加速因子,  $N(0,1)$  产生 0 至 1 之间随机实数,  $\dim$  为粒子的维数。

### 2.3 神经树原理

神经树(FNT)是一种新型的神经网络模型<sup>[6-9]</sup>, 本文中采用多表达式编程优化神经树的树结构, 然后采用传统粒子群算法和改进的粒子群算法分别优化神经树的参数, 并应用到股票预测中。

#### 2.3.1 神经树的编码

神经树有两种指令: 柔性神经元指令  $F$  和终端指令  $T$ 。柔性神经元指令是非叶子节点连接子数, 终端指令是输入特征。  $F$  和  $T$  可以表示为

$$S = FUT = \{+2, +3, \dots, +n\} \cup \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$$

$x_1, x_2, \dots, x_n$  是叶节点指令, 对应输入变量。非叶子节点的输出按图 3 所示的柔性神经元模型计算。

创建神经树的过程中, 随机选择指令, 如果  $+i$  被选择, 则产生  $i$  个随机数作为连接权值。同时产生两个随机数  $a_i$  和  $b_i$  称为激活函数的参数。公式(7)即常用的激活函数:

$$f(x, a_i, b_i) = e^{-\left(\frac{x-a_i}{b_i}\right)^2} \quad (7)$$

柔性神经元  $+_n$  的输出则按下式计算:

$$net_i = \sum_{j=1}^i \omega_j * y_j \quad (8)$$

其中,  $y_j$  ( $j = 1, 2, 3, \dots, n$ ) 是该柔性神经元的各输入, 则该节点的总激励为:

$$out_i = f(a_i, b_i, net_i) = e^{-\left(\frac{net_i - a_i}{b_i}\right)^2} \quad (9)$$

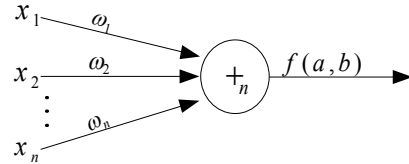


图 3 柔性神经元算子

#### 2.3.2 适应值函数

一个模型中适应值的选择很重要, 为了能够更好的描述一棵神经树的好坏, 本文选用标准方差来作为适应值函数。

标准方差计算公式:

$$Fit(i) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (y_1^j - y_2^j)^2} \quad (10)$$

$N$  表示样本的总数量,  $y_1^j$  和  $y_2^j$  分别表示第  $j$  个样本实际的值和神经树输出的值,  $Fit(i)$  表示第  $i$  个神经树的适应值。适应值越小表示神经树输出值和期望输出的误差越小, 即适应值小的神经树越好<sup>[10]</sup>。

## 3 改进粒子群优化算法优化神经树

RSPSO 算法的主要流程如下:

- (1) 初始化种群, 包括粒子种群维数、粒子规模(个体数)、速度、迭代次数等参数;
- (2) 根据粒子规模划分空间, 每个粒子代表一个空间, 并进化产生下一代;
- (3) 计算每个粒子子代与父代的适应值, 根据适应值大小判断保留父代还是子代;
- (4) 比较以前最优位置对应的适应值与当前目标函数值。如果当前值更好, 则用当前  $x_{id}$  取代  $p_{id}$ ; 否则,  $p_{id}$  保持不变; 重新确定全局最优值  $g_{best}$ 。这就完成了更新粒子的全局最优值和个体最优值;
- (5) 检查是否满足终止条件, 若否, 转至(6), 进行下一次搜索; 若是, 则输出  $g_{best}$  和相应的最优适应值;
- (6) 用迭代速度和位置公式对粒子群进行更新, 将迭代次数加 1, 并转至(2);

## 4 应用结果及分析

本文采用股票预测问题来验证算法。股票指数数

据样本是 Nasdaq-100<sup>[1]</sup>, 此股票指数样本记录的是从 1995 年 1 月 11 日到 2002 年 1 月 11 日 7 年间每天的股票指数。数据记录中包括每天股票的开盘价格、收盘价格、当天最高的价格和当天的平均价格, 要求是给出任何一天的开盘价格、收盘价格和该天最高的价格神经树能够准确地预测出该天的平均价格。本文选择 449 个数据作为训练样本, 450 个作为测试样本, 先根据训练样本建立神经树模型, 然后用测试样本检验神经树的性能。

实验中的神经树模型是通过多表达式编程优化神经树的树结构, 然后分别采用传统的粒子群优化算法和改进的粒子群算法优化神经树的可变参数。实验中采用的评估函数是式子 10 所示的标准方差, 称为 RMSE, 它的值越小越好。两组数据实验的结果如表 1 和图 4 所示。表 1 是两种优化算法的实验结果对比, 其中选用的粒子数 20, 种群大小 100, 神经树结构优化迭代次数是 300。

表 1 股票数据实验结果对比

平均迭代次数	运行时间 (秒)		RSPSO	PSO
	RSPSO	PSO	RMSE	RMSE
600	50s	52s	0.018820	0.020577
800	58s	64s	0.018160	0.019694
1000	60s	70s	0.017987	0.018537

从表 1 中可以看出基于 RSPSO 的 RMSE 相对较小, 而且运行时间明显缩短, 提高了效率, 表明它的泛化能力比基于 PSO 的模型要好一些。

从图 4 的预测输出和目标输出曲线的拟合情况看, 基于 RSPSO 的预测模型的拟合情况较好。

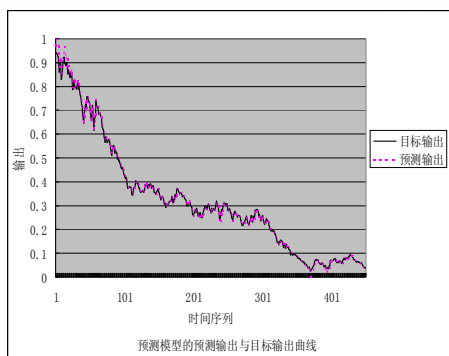


图 4 RSPSO 优化的预测模型对 Nasdaq-100 样本的预测输出和目标输出曲线

## 5 结论

本文对神经树的参数优化进行了改进, 使用了区

域选择粒子群算法 RSPSO (Regional Selection Particle Swarm Optimization), 它是针对 PSO 算法的缺陷, 在改变动态惯性权值的基础上改进的, 并与传统的 pso 优化神经树进行了比较, 并以股票预测为例子, 结果表明, 用改进粒子群优化算法用于神经树参数的优化, 不仅更快地收敛于最优解, 而且很大程度上提高了结果的精度。

## 参考文献

- 1 Kennedy J, Eberhart R. Particle Swarm Optimization. IEEE on Networks, 1995, 19(4): 1482-1486.
- 2 Shi Y, Eberhart R. A Modified Particle Swarm Optimizer. IEEE International Conference on Evolutionary Computation, Anchorage, Alaska, May 4-9, 1998, 125-128.
- 3 俞欢军, 许宁, 张丽平等. 混合粒子群优化算法研究. 信息与控制, 2005, 34(4): 500-505.
- 4 张丽平, 俞欢军, 陈德钊. 粒子群优化算法的分析与改进. 信息与控制, 2004, 33(5): 513-517.
- 5 王存睿, 段晓东, 刘向东等. 改进的基本粒子群优化算法. 计算机工程, 2004, 30(21): 35-37.
- 6 Chen YH, Abrahama, Yang J, Yang B. Hybrid Methods for Stock Index Modeling PP Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, Second International Conference. Changsha, China, 2005, LNCS 3614: 1067-1070.
- 7 Chen Y, Yang B, Dong J. Nonlinear systems modeling via optional design of neural tree. International Journal of Neural Systems. 2004, 14: 125-138.
- 8 Chen Y, Wang Y, Yang B. Evolving Hierarchical RBF Neural Networks for Breast Cancer Detection. In: Proceeding of the 13th International Conference on Neural Information Processing (ICONW06), HK, China 2006: 137-144.
- 9 Chen Y, Yang B, Dong J. Time-Series Prediction using a Local Linear Wavelet Neural Network, Neurocomputing, 2006, 69(4/6): 449-465.
- 10 吴鹏, 刘振, 陈月辉. 基于神经树的时间序列预测. 山东科学, 2007, 2(1): 59-64.
- 11 Chen YH, Wu P. Foreign Exchange Rate Forecasting using Higher Order Flexible Neural Tree, Artificial Neural Networks in Finance, Health and Manufacturing: Potential and Challenges, Kamruzzaman J, Begg RK, Sarker RA. (Eds.), Idea Group Inc. Publishers, USA, 2007.