

# 基于遗传技术辅助设计的神经网络<sup>①</sup>

## 期货市场预测

冯旭东 陈 方

(中国科技大学管理科学系 合肥 230027)

**摘要** 本文在对期货市场的历史数据进行预分析的基础上,建立了神经网络期货市场预测模型。文中不仅对神经网络进行了改进研究,还利用遗传技术优化网络的结构和参数。运用实例对模型进行学习测试的实验结果表明,利用遗传技术辅助设计的神经网络预测模型能较准确地预报期货价格的波动趋势。

**关键词** 期货市场预测,神经网络,遗传算法,辅助设计,时间序列模型

## 1 引言

期货交易只需少量的资金就可以做大宗的买卖,期货的一买一卖如果处置得当可以使人在瞬间成为巨富,反之也可能让人一贫如洗。因此期货投资者最关心的如何预测期货价格走势,以决定最佳的买卖策略。目前,人们主要用回归等统计手段建立模型来预测期货市场。然而,由于影响期货价格的因素很多很复杂,预测效果并不理想。

虽然没有预测价格走势的万能公式,但其有些基本规律可以遵循。这些规律完全隐藏在历史数据中,从数学的角度来讲,它们表现为一种函数关系。预测的目的就是要找出这些规律,利用这些规律。由于神经网络可以从纷繁复杂的数据中自主地寻找出参数之间的规律,具有很强的函数逼近能力,因此可以预见神经网络在期货价格走势预测中将会有很大的潜力。

本文根据期货市场价格波动的特点,利用遗传技术与人工神经网络技术,建立了期货市场预测模型。实验结果表明,神经网络预测模型预报精度相对较高。

## 2 采用遗传技术辅助设计的神经网络预测模型

### 2.1 期货市场数据的预分析

利用神经网络进行期货市场预测有一个最根本的困难就是待处理的数据量非常巨大。由于期货市场的行情受到政治、经济等多方面因素的影响,其内部规律非常复杂,某些变化规律的周期可能是一年甚至是几年,因此需要通过大量数据的分析才能得到,这无疑给神经网络的训练提出了很高的要求。

为此,除采用有效的神经网络模型外,需要对市场的原始数据进行适当的预分析。

根据所得到的期货价格时间序列,用时间序列分析方法,检验其变化是否是独立的。如果

<sup>①</sup> 本文1997年5月30日收到。

是, 则说明价格变化无规律可循, 即期货价格是是不可预测的; 否则, 就考虑其变化是否存在线性关系。如果存在线性关系, 这样就可建立线性时间序列模型; 否则, 其变化只能是非线性的, 要详细考察价格的非线性特征, 建立适当的非线性时间序列模型。

预分析结果表明: 期货价格变化是有规律的, 并且这种规律是非线性的。因此, 可以建立的神经网络时间序列模型对期货市场进行预测。

## 2.2 期货市场的神经网络预测模型

神经网络是一中包括许多简单的非线性计算单元的非线性动力系统。在前向网络中, 每层由若干个节点组成, 第  $k$  层的每个节点直接与第  $k+1$  层每个节点连接, 每个连接对应一个权数。定义第一层为输入层, 最后一层为输出层, 通过网络的学习来修正这些连接权重, 从而建立输入到输出映射的网络函数。

对于期货市场预测的问题, 可以看作是输入期货价格历史数据到输出“未来”期货价格的非线性映射问题。可以采用 BP(Back Propagation) 网络来建立此非线性映射。

定义时间序列  $\{x_t\}$  是一个观察时间  $t$  的实值随机变量, 则对于任意时间  $t \in$  整数集  $Z$ , 神经网络的第  $k$  步预测因子为:

$$x_{t+k-1} = F_{\omega}(x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-L}) \quad (1)$$

其中  $L$  为相关的时间延迟,  $F_{\omega}$  表示网络的变换函数,  $x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-L}$  为网络的输入,  $x_{t+k-1}$  为网络的输出。

其中网络的隐层和输出层都是采用

$$f(\sum_i w_{ij} x_i - \theta_j) \quad (2)$$

形式的特性函数。其中  $f$  为单元作用函数,  $w$  为权重,  $\theta$  为阈值。

神经网络预测模型的网络学习过程是将输入信号和教师信号一同提交给网络, 网络在学习过程中将不断地调整权值矩阵, 当输出信号和教师信号间的误差之和  $E$  小于某一初始设定的精度  $\varepsilon$  或者是大于等于规定的学习次数时, 学习过程即告结束, 此时将最终调整好的权值矩阵存入文件中以待预测时用。

## 2.3 神经网络的改进

尽管多层前向神经网络的 BP 学习算法是比较有效的算法, 但由于学习样本的高度非线性, 使 BP 网的学习效率比较低且易收敛到局部极小, 导致学习过程失效。为了提高模型的收敛速度和预测精度, 对 BP 算法作了如下改进, 获得了很好的实际效果。

(1) 代价函数的改进。为了使权值学习结果不仅能提高各样本点的绝对逼近精度又能提高各样本点的相对逼近精神, 就得使代价函数  $E$  即包含绝对误差量又包含相对误差量。即在传统的代价函数  $E$  中增加相对误差量:

$$E = \frac{1}{2} \sum_k \sum_k \left( \left( \frac{A}{2} \right) \frac{(d_k - y_k)^2}{d_k^2} + \frac{(d_k - y_k)^2}{2} \right) \quad (3)$$

式中  $s$  为样本数;  $k$  为输出层节点数;  $y$  为实际输出值;  $d$  为教师信号;  $A$  是反映所有样本期望输出的参量。通过引入参量  $A$  使得相对误差量和绝对误差量在数值上处于同一量级, 从而使误差函数  $E$  均衡地反映相对和绝对形式的误差量。

(2) 加冲量项。为了避免学习过程的振荡, 使学习速率可取较大的值, 从而加速收敛, 可以给梯度加上冲量项来滤除代价函数曲面上的高频分量。即:

$$\Delta w_{ij}(t) = \eta \sigma_j(t) x_i(t) + \alpha \Delta w_{ij}(t-1) \quad (4)$$

其中  $\alpha$  为  $0 \sim 1$  的冲量系数, 一般当  $\eta = 0.1 \sim 0.4$  时,  $\alpha$  可取  $0.7 \sim 0.9$ 。

(3) 单元作用函数的改进。为了更好地拟合变量之间的复杂关系, 可以在单元作用函数中加入温控系数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x/T)} \quad (5)$$

式中  $T$  为决定函数斜率的常量, 也称温控系数,  $T$  越小, 函数便越近似为阶跃函数。只要适当调整  $T$ , 可能会明显减少学习次数, 增加收敛速度。

#### 2.4 利用遗传技术辅助设计神经网络的算法

针对一个特定的应用设计神经网络时, 至今没有系统的规则可循, 仍然需要大量时间、大量资源进行反复试验, 而且很难保证一定能找到一个合适的、满足实际需要的神经网络。

遗传算法 (Genetic Algorithms, 简称 GA) 作为不依赖于具体问题的直接搜索方法, 为神经网络的设计问题的解决提供了新途径。GA 依据适者生存的进化规则, 对包含可能解的群体反复进行基于遗传学的操作, 不断生成新的群体并使群体不断进化, 同时以全局并行搜索方式来搜索优化群体中的最优个体, 以求得满足要求的最优解。GA 比起其它搜索方法, 不仅使搜索一个问题时潜在解范围更大, 还提供了复杂空间的鲁棒性搜索。因此, GA 与神经网络的结合倍受人们关注。

使用 GA 对神经网络进行辅助设计的步骤如下:

##### (1) 染色体编码。

用二进制位的串编码如下参数: 隐层神经元数、学习率、惯性量、初始权重范围。

例如学习率、惯性量各占 3 倍。它们各自的  $2^3 = 8$  个取值, 规定为 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9。

##### (2) 选取适应度函数。

适应度函数的选择是遗传算法成败的关键。选取的适应度函数要能有效地指导搜索沿着面向优化参数组合的方向, 逐渐逼近最佳参数组合, 而不会导致搜索不收敛或陷入局部最佳状态。同时, 这个函数也应该易于计算。在此适应度函数选取为代价函数的倒数:

$$f_i = 1/E_i \quad (6)$$

其中  $i = 1, \dots, N$  为染色体数;  $E$  为前述的代价函数。

##### (3) 确定遗传算法的控制参数。

遗传算法某些控制参数如种群大小  $N$ 、交叉概率  $P_c$  和变异概率  $P_m$  的选定尚无理论上的指导, 只能根据经验或实验来确定。其中种群大小  $N$  的取值对网络的收敛速度有较大影响,  $N$  值大, 则每次迭代所需时间长, 而同时被测试的网络个数多, 一般  $N$  取  $10 \sim 100$ 。

##### (4) 辅助设计神经网络的训练过程。

选择适当的参数表示, 随机产生  $N$  个串, 构成初始串集  $S$ ;

do {

for( $i = 0; i < N; i++$ ) {

    解码第  $i$  个串, 得到隐层神经元数、学习率、惯性量和初始权重范围;

    根据解码得到的上述参数构成一个初始神经网络;

用 BP 算法对这一初始网络进行样本的学习, 共学习某一规定次数;

用网络的误差函数计算第  $i$  个串的适应度函数;

}

按照每一个串的适应值随机选择  $K$  对串;

对选出的  $K$  对串按照概率  $P_c$  部分交换串对的某些位, 生成  $2 * K$  个新串;

按照概率  $P_m$  对新串中的某些位取反;

for( $i=0; i < 2 * K; i++$ )

  解码第  $i$  个串, 得到隐层神经元数、学习率、惯性量和初始权重范围;

  根据解码得到的上述参数构成一个初始神经网络;

  用 BP 算法对这一初始网络进行样本的学习, 共学习某一规定次数;

  用网络的误差函数计算第  $i$  个串的适应度函数;

}

在  $N + 2 * K$  个串中淘汰  $2 * K$  个适应度小的串, 形成新一代群体;

} while( 不满足性能评价标准  $E < \varepsilon$  且没有完成规定代的搜索 )

选择串集中适应度最大的串, 将其解码得到神经网络参数。

### 3 神经网络的学习与预测模型的测试

我们用 BP 网络学习和预测期货的价格指数。

其具体的训练与测试过程如下:

#### 3.1 BP 网的结构

实验中, 我们采用三层 BP 网络, 网络结构为输入层对应历史数据确定为 6 个神经元, 输出层对应预报值为 1 个神经元。即: 输出预报  $x_t$  采用的输出模式为:  $x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-8}$ 。

#### 3.2 训练集与测试集的构成

我们使用郑州商品交易所从 1995 年 10 月开始的连续 60 个交易周的五月份交割绿豆 (称为 Z5 绿豆) 的收盘价。

记  $x_t$  为 Z5 绿豆收盘价, 记实验数据集  $X_T = \{x_t | t=1, 2, \dots, T\}$ , 这里  $T=60$ 。我们将实际数据分为两组: 前 54 周为训练集, 用来训练网络; 剩余 6 周为检验集, 用来检验网络, 即网络预测所谓的“未来”值。

#### 3.3 网络参数的确定与样本学习

用 GA 辅助神经网络的算法经过 2000 代的搜索后, 染色体的最大适应值与平均适应值均趋于稳定, 并且至少得到一个符合设计要求的神经网络。其中具有最大适应度的串, 其全局误差在种群中为最小值, 解码得到隐层神经元数为 10 个, 学习速率为 0.6, 惯性量为 0.8, 初始权重的范围为  $-2$  至  $+2$ 。

设计得到的神经网络在 486DX 微机上再进行样本的学习, 其均方误差下降到 10% 所花的时间为 15 分 30 秒, 下降到 5% 花了 33 分 40 秒, 而下降到 20% 则需要约 1 小时。实验表明, 所采用的训练算法其收敛速度较快。

#### 3.4 网络测试

对于训练好的网络, 选择预定的连续 6 个交易周的原始数据作为测试样本, 考察神经网络的

外推性能。结果表明,对于未作为训练样本的输入,网络的预测误差小于9.2%,具有较高的精度。可见,神经网络预报基本上能反映期货价格的波动趋势。

## 4 结论

实验结果表明,用GA辅助设计前向神经网络取得了较好的效果,它没有试验方法所固有的盲目性和随机性,并能确保得到最佳设计,证明了GA优化神经网络结构与参数的可行性。因此,利用GA与BP的有机组合可以辅助设计出符合实际应用需要的,具有一定规模的神经网络。

对神经网络预报模型的测试结果表明,神经网络通过大量和充分的训练,确定在外部形式上拟合了数据,在数据的内部总结出了所蕴藏的变化规律。

可见对期货市场数据的合理运用而形成的神经网络预测模型能较准确地预报期货价格的涨跌,该模型不仅具有可靠的非线性动力学理论基础,而且实际操作也很方便。

### 参考文献

- (1) Goldberg, D. E., *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989.
- (2) Bornholdt, General Asymmetric Neural Network and Structure Designed by Genetic Algorithms, *Neural Network*, 1991, 5 (2): 327-334.
- (3) Marshall, S. J. and R. F. Harrison, Optimization and Training of Feedforward Neural Networks by Genetic Algorithms, *Proceedings of the 2nd IEEE Int. Conf. on ANN*, 1991, 39-43.
- (4) Weigend, A. S. et al., Predicting the Future, A Connectionist Approach, *International Journal of Neural Systems*, 1990, 1: 193-209.
- (5) Hawley, D., J. D. Johnson and D. Raina Artificial Neural Systems: A New Tool for Financial Decision Making, *Financial Analysis Journal*, 1990, Nov./Dec., 63-72.

## Futures Trading Market Prediction Using Neural Network Based on Genetic Algorithms Learning

Feng Xudong, Chen Fang

(University of Science and Technology of China, Hefei)

**Abstract:** This paper discusses the problems about prediction based on neural networks firstly, then proposes a modified training algorithms. Furthermore, it describes the method and procedure of applying genetic algorithms to designing a multi-layer feedforward neural network. Finally, a neural network model of futures trading market prediction has been developed. The results of experiment have shown the effectiveness of this method.

**Keyword:** Futures trading market prediction, Neural networks, Genetic algorithms, Designing, Time series models