

小波网络在深圳股市应用的研究

金玲玲¹, 汪刘²

(1 华南农业大学 理学院, 广东 广州 510642; 2 华南农业大学 工程学院, 广东 广州 510642)

摘要: 采用传统的人工神经网络模型对深圳证券成份指数进行模拟预测, 在此基础上, 进一步采用小波函数结合神经网络形成的小波网络对其进行拟合和预测, 并对两种预测方法得到的结论误差进行分析、比较. 结果显示, 小波网络比单纯的神经网络模型预测精度高 11.159 5.

关键词: 小波分析; 神经网络; 小波网络; 股价; 股票价格指数

中图分类号: O174.2

文献标识码: A

文章编号: 1001-411X(2003)03-0082-03

自有股票交易以来, 对股票走势的预测一直是广大投资者的梦想和追求. 虽然在新中国股票交易的历史并不长, 但还是吸引了不少科学工作者对其内在规律进行研究, 可以将股票市场看作是一确定性的、非线性动力系统^[1], 在其过去的波动中蕴涵有可用于预测未来的某种信息, 这也是人们对其进行预测的基础. 因此应该从市场过去呈现的规则性中推断出决定市场演化的规律. 这样, 无须了解市场内在的动力机制, 可对其未来行为进行预测. 小波变换理论是近年发展起来的一个新的数学分支, 它目前已成为国际上极为前沿的研究领域, 它的时频描述特征是分析具有突变性质、非平稳信号的理想工具. 本文利用小波分析理论的优势, 将小波变换理论与神经网络相结合, 并应用于反映中国经济整体状况的证券市场指数、股价走势的分析, 借助计算机软件, 拟合指数、股价曲线, 从而达到分析证券市场形势、尝试预测未来证券市场行情走势的目的, 为经济问题的研究开拓新的视野.

1 理论与方法

1.1 神经网络模型

神经网络模型是一种基于生理学的智能仿生模型, 是由大量处理单元(神经元)互联组成的非线性大规模自适应动力系统. 它具有自组织、自适应和自学习能力, 以及非线性、非局域性、非定常性和非凸性等特点. 但当神经元输入在较大的范围时, 激励函数在全局逼近较好的同时, 局部逼近功能受到影响.

1.2 小波变换理论

小波变换实质是一种不同参数空间之间的积分变换^[2]

$$w(\vec{p}) = \int_{\Omega} f(\vec{t}) \Psi(\vec{p}, \vec{t}) d\vec{t}, \quad f(\vec{t}) \in L^2(R),$$

其中, $f(\vec{t})$ 是具有紧支集的函数, $\Psi(\vec{p}, \vec{t})$ 称为小波基, $\vec{p} = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ 和 $\vec{t} = (t_1, t_2, \dots, t_m)$ 分别为 n 维和 m 维参数空间中的坐标.

在一维信号 $f(t)$ 情况下, 小波基 $\Psi(\vec{p}, \vec{t})$ 或 $\Psi(a, b, t) [\vec{p} = (a, b)]$ 可以按照下述方式产生:

$$\Psi(a, b, t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right).$$

其中, $\Psi(t)$ 为基本小波或母小波, $|a|^{1/2}$ 为归一化系数, a, b 分别为 $\Psi(a, b, t)$ 的伸缩因子和平移因子, 对于信号 $f(t)$, 其局部结构的分辨率可以通过调节参数 a, b , 即调节小波基窗口的大小和位置来实现.

1.3 小波神经网络

信号 $p(t)$ 可用小波基 $\Psi(a, b, t)$ 进行如下拟合:

$$\hat{p}(t) = \sum_{k=1}^k w_k \Psi\left(\frac{t-b_k}{a_k}\right), \quad (1)$$

(1) 式中, $\hat{p}(t)$ 为拟合信号, w_k, b_k 和 a_k 分别为权重系数、小波基的平移因子和伸缩因子, k 为小波基中函数的个数. 图 1 展示了仅含有 1 个输入和 1 个输出节点的单层网络结构.

网络参数 w_k, b_k, a_k 可以通过下述最小均方差能量函数进行优化.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M [p(t_m) - \hat{p}(t_m)]^2.$$

其中, M 为样本点总数. 在 (1) 式中, 采用下述 Morlet 母小波(图 2).

Morlet 母小波是余弦调制的高斯波, 时频域同时分辨率高:

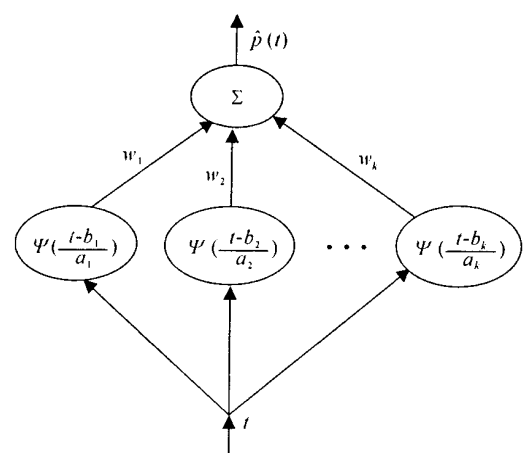


图 1 小波神经网络示意图
Fig. 1 Wavelet network

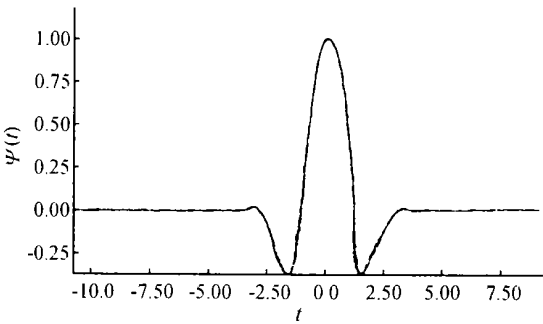


图 2 Morlet 小波
Fig. 2 Morlet wavelet

$$\Psi(t)=\cos(1.75t)\exp(-t^2/2).$$

若令 $t'=(t-b_k)/a_k$, 则 E 的梯度分量为:

$$g(w_k) = \frac{\partial E}{\partial w_k} = -\sum_{t=1}^M [p(t) - \hat{p}(t)] \cdot \cos(1.75t') \exp\left(-\frac{t'^2}{2}\right),$$
$$g(b_k) = \frac{\partial E}{\partial b_k} = -\sum_{t=1}^M [p(t) - \hat{p}(t)] \frac{w_k}{a_k} [\sin(1.75t') \cdot \exp\left(-\frac{t'^2}{2}\right) + t' \cdot \cos(1.75t') \exp\left(-\frac{t'^2}{2}\right)],$$
$$g(a_k) = \frac{\partial E}{\partial a_k} = -\sum_{t=1}^M [p(t) - \hat{p}(t)] \frac{w_k}{a_k} [1.75 \sin(1.75t') \cdot t' \exp\left(-\frac{t'^2}{2}\right) + \cos(1.75t') \exp\left(-\frac{t'^2}{2}\right) \cdot t'^2] = t' g(b_k).$$

此处采用了共轭梯度法优化网络参数 w_k 、 b_k 、 a_k , 分别令向量 $w=(w_1, w_2, \cdots, w_k)$, $g(w)=[g(w_1), g(w_2), \cdots, g(w_k)]$, 且设 $s(w)^i$ 为 w 的函数的第 i 次循环搜索方向, 则

$$s(w)^i = \begin{cases} -g(w)^i, & i=1 \\ -g(w)^i + \frac{g(w)^{iT}g(w)^i}{g(w)^{(i-1)T}g(w)^{(i-1)}}s(w)^{i-1}, & i \neq 1 \end{cases}$$

其中, T 代表转置. 同理定义 $s(b)^i$ 、 $s(a)^i$, w 、 b 、 a 按

下式(权重向量调节公式)进行调节:

$$w^{i+1}=w^i+\eta_w^is(w)^i,$$
$$b^{i+1}=b^i+\eta_b^is(b)^i,$$
$$a^{i+1}=a^i+\eta_a^is(a)^i.$$

这里采用了一维搜索变步长法^[3] 计算最佳步长 η_w^i 、 η_b^i 、 η_a^i 每次循环时, 按上面式子分别调节网络参数向量 w 、 a 、 b , 直到 E 小于某一设定误差或循环结束为止. 为了合理及方便表示, 网络每次循环后的输出误差表达式为:

$$E=\frac{1}{2}\sum_{t=1}^M[p(t)-\hat{p}(t)]^2.$$

2 预测结果与分析

2.1 前馈神经网络(自适应线性神经元与 δ 规则模型)

取深圳成分指数在 2001-03-01~2001-09-19 期间每日收盘时的数据, $M=121$, 用自适应线性神经元与 δ 规则模型^[4] 拟合实际曲线的走势(图 3). 并求出随后 7 个交易日的预测值(表 1, 图 3)

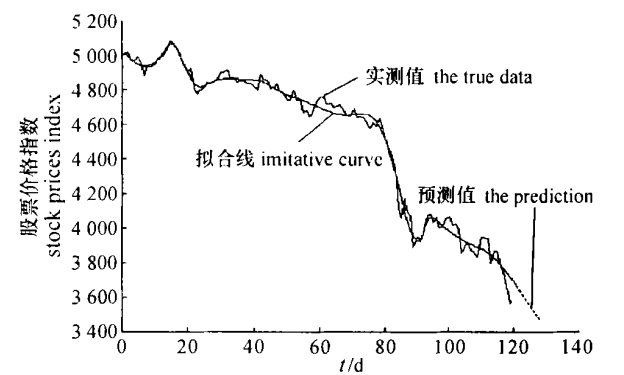


图 3 深圳成份指数实际值与前馈神经网络拟合值(2001-03-01~2001-09-19)及预测值(2001-09-20~2001-09-28)

Fig. 3 The true data, the imitative curve and the prediction of Shenzhen stock prices index

表 1 深圳成分指数预测结果

Tab. 1 forecast of Shenzhen stock prices index

交易日 date	实测值 true data	小波网络 WNNM		神经网络 ANNM	
		预测值 prediction	误差 error	预测值 prediction	误差 error
2001-09-20	3 628.3	3 622.1	6.170	3 639.5	11.206
2001-09-21	3 578.2	3 587.5	9.308	3 612.1	33.952
2001-09-24	3 558.4	3 554.5	3.921	3 585.0	26.646
2001-09-25	3 562.2	3 573.6	11.408	3 558.8	3.425
2001-09-26	3 512.1	3 510.4	1.767	3 534.3	22.131
2001-09-27	3 504.2	3 517.5	13.328	3 512.4	8.221
2001-09-28	3 498.6	3 499.0	0.335	3 494.2	4.434

2.2 小波网络模型

选取深圳成份指数在 2001-03-01 ~2001-09-19 期间每日收盘价时数据作为训练样本集, $M=121$, 采用图 1 小波网络的结构, 网络为单层结构, 仅有 1 个输入节点和 1 个输出节点, 根据经验选定 30 个小波元 $\Psi\left(\frac{t-b_k}{a_k}\right)$, $k=1, 2, \dots, 30$, 这里 $\Psi(t)$ 取图 2 Morlet 小波, 设定初始输入 $\epsilon=0.001$, $\eta_w=\eta_a=\eta_b=0.0001$, 采用共轭梯度法求出预测函数 $\hat{p}(t)$. 从而求出随后 7 个交易日的预测值(图 4、表 1)

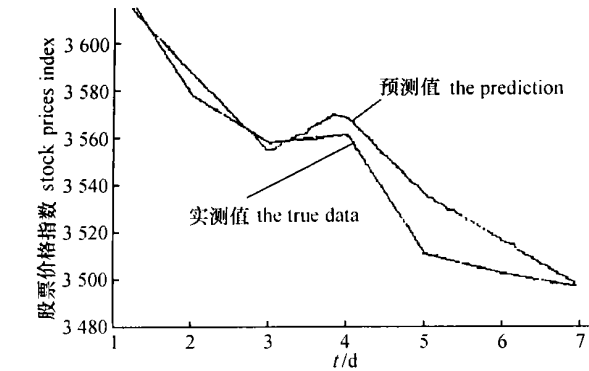


图 4 深圳成分指数实测值与小波网络预测值
(2001-09-20~2001-09-28)

Fig. 4 The true data of Shenzhen stock prices index and the prediction of wavelet networks

2.3 两种预测结果分析

将小波神经网络模型(WNNM)与神经网络模型(ANNM)进行预测精度比较, 用最小二乘法公式:

$$E(q)=\frac{1}{7}\sum_{i=1}^7(\hat{p}(t)_i-p(t)_i)^2,$$

计算出神经网络模型的预测方差=368.159, 均方差=19.1875; 小波模型的预测方差=64.4413, 均方差=8.028. 可见, 小波网络的预测结果比较令人满意, 相比之下, 前馈神经网络模型的预测结果, 误差要相对大一些.

3 结论与讨论

小波网络预测模型精度明显优于神经网络模型. 由于证券市场股票价格是非线性时间序列, 小波网络可根据分线性时间序列特点自适应优化模型结构, 调整网络参数 w_k, a_k, b_k , 因而预测效果通常比较好.

笔者给出了金融市场预测的小波神经网络模型, 有效地避免了普通神经网络预测模型中需要给定网络结构这一理论上不严密的缺陷(主要是整体逼近), 而小波网络不仅有整体逼近功能, 而且通过伸缩和平移因子的调整, 可以达到局部逼近, 使小波网络达到最佳的模型逼近效果, 从而达到最优拟合, 有效地提高了预测精度.

关于小波神经网络的结构问题, 主要表现在小波基的选取、小波神经元个数及训练算法上. 当所取的小波元个数较多时, 所需训练的网络参数将会相当多, 训练算法的复杂性及收敛速度将受到影响. 如何根据不同的问题选择不同的小波基, 目前尚无理论上的指导原则. 有一经验原则, Morlet 小波多用于分类、图形识别和特征提取; 高斯小波多用于函数估计; 墨西哥草帽函数多用于系统识别等. 小波神经网络是前馈神经网络的某种延伸, 所以各种训练神经网络的算法也可用来训练小波网络.

参考文献:

[1] 杨一文, 刘贵忠, 张宗平, 等. 基于小波网络的非线性时间序列预测及其在股市的应用[J]. 模式识别与人工智能, 2001, 14(2): 243—248.
[2] 崔锦泰. 小波导论[M]. 程正兴译. 西安: 西安交通大学出版社, 1995. 5—22.
[3] 赵凯, 王宗花. 小波变换及其在分析化学中的应用[M]. 北京: 地质出版社, 2001. 170—177.
[4] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用[M]. 上海: 复旦大学出版社, 1993. 13—52.
[5] 徐丽娜. 神经网络控制[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1999. 16—23.

Study on Applying of Wavelet Transform and Neural Networks
in Shenzhen Stock Market

JIN Ling-ling, WANG Liu-yi

(1 College of Science, South China Agric. Univ., Guangzhou 510642 China;

2 College of Engineering South China Agric. Univ., Guangzhou 510642 China)

Abstract: In the first approach, the conventional artificial neural networks(fuzzy perce ption) were used to approximate and predict the Shenzhen composite index. Based on this result, wavelet network were utilized, which is a hybrid of wavelet transform and neural network , to carry the same task. Comparing the prediction errors from both approaches clearly show that wavelet network offers very satisfied results.

Key word: wavelet analysis; neural networks; wavelet network; stock prices ;stock prices index

【责任编辑 李晓丹】