

基于小波神经网络的时间序列流数据的研究

杨颖^{1,2}, 陈德华¹

(1. 东华大学 信息学院, 上海 200051;

2. 广西大学 计算机与信息工程学院, 广西 南宁 530004)

摘要:利用多分辨率分析方法, 结合小波分析和神经网络思想构建一种新型的神经网络模型——小波神经网络, 解决了传统神经网络中隐层节点数难以确定的问题。通过对股票的预测, 说明该方法能有效地提高预测精度, 避免了人工神经网络模型的固有缺陷。

关键词:小波神经网络; 流数据; 时间序列; 预测模型

中图分类号: TP183

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2006)06-0193-03

Research for Model of Time Series Streaming Based on Wavelet Neural Network

YANG Ying^{1,2}, CHEN De-hua¹

(1. College of Information, University of DongHua, Shanghai 200051, China;

2. College of Computer & Information Engineering, University of Guangxi, Nanning 530004, China)

Abstract: In this paper, by utilizing the method of multi-resolution analysis and combining the theory of wavelet and neural network, build a new model of neural network—wavelet neural network prediction model of time series, and solve the difficult problem of the hidden node decision in traditional neural network. The example of stock prediction testifies that this method can effectively improve the prediction accuracy and avoid the intrinsic defects of artificial neural network model.

Key words: wavelet neural network; data stream; time series; prediction model

0 引言

当前, 在股票分析、传感器网络、网络监控、通讯数据管理等应用领域中产生一种新型数据——流数据。这些流数据可以是关系元组、网络性能参数、电话记录、传感器读入值等。它们是大量的、连续的、随时间变化的、无法预测的、无限制的时间序列数据。如何对这些流数据进行预测、查询处理成为目前国际上的研究热点。

线性统计预测模型曾广泛应用于该领域, 如 AR, ARIMA 模型等, 但效果都不很理想, 近年来, 小波分析^[1]和神经网络等成为非线性时间序列的分析和预测的有力工具。小波分析是以数学理论中的一种多分辨率分析方法为核心的技术, 具有良好的局部化性能和灵活可变的时间频率窗。人工神经网络是一种模仿人脑结构及其功能的信息处理系统, 具有大规模并行处理和分布式存储信息的功能, 有较强的学习、联想和记忆功能。小波神经网络

(WNN)是结合小波分析和人工神经网络思想而构建的一种新型的神经网络模型^[2], 它结合了小波分析良好的时频局部化性质以及神经网络的自学习功能, 并引入两个新的参变量伸缩因子和平移因子, 比小波分解有更多的自由度, 从而使其具有更灵活有效的函数逼近能力和容错力。

文中将从多分辨率分析思想出发构造一种小波神经网络模型, 采用具有紧支撑集的尺度函数和小波函数作为激励函数, 解决了传统神经网络^[3]中隐层节点数难以确定的问题。该模型根据精度要求不同自适应地并入子网络, 以达到从粗尺度到精细尺度上进行学习的目的, 并将该模型用于时间序列股票流数据的学习, 结果说明了该小波神经网络方法优于人工神经网络 (ANN) 和指数自回归 (EAR) 的预测方法。

1 小波神经网络模型

小波理论中的多分辨率分析框架是用于在不同尺度上对原始信号进行分解重构^[4], 在分解重构过程中对信号进行操作处理。

1.1 多分辨率分析理论

定义1 空间中 $L^2(R)$ 的一列闭空间 $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$, 称为

收稿日期: 2005-10-05

基金项目: 国家“八六三”高技术研究发展计划基金资助项目 (2002AA4Z3430); 广西大学基金资助项目 (X061002)

作者简介: 杨颖 (1969-), 女, 天津人, 博士研究生, 主要研究领域为数据库、数据流技术、神经网络等。

$L^2(R)$ 的一个多分辨率分析, 如果它满足:

- (1) 单调性: $V_j \subset V_{j+1}, \forall j \in \mathbb{Z}$;
- (2) 逼近性: $\bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\}, \bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j = L^2(R)$;
- (3) 伸缩性: $f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(2x) \in V_{j+1}, \forall j \in \mathbb{Z}$;
- (4) 平移不变性: $f(x) \in V_0 \Rightarrow f(x-k) \in V_0, \forall k \in \mathbb{Z}$;

(5) 正交基: 存在一个函数 $\phi \in V_0$, 使得 $\{\phi(x-k) | k \in \mathbb{Z}\}$ 构成 V_0 的一组正交基, 这时称 $\{V_j | j \in \mathbb{Z}\}$ 是一个多分辨率分析, 在 V_0 中 $\phi(x)$ 为尺度函数。

对于一个连续的、平方可积的函数 $f(x) \in L^2(R)$, 多分辨率分析理论定义了该函数的一种完全且正交的多分辨率描述, 即小波描述。其具体内容为: 首先给出函数在 2^m 分辨率下的逼近算子, 则函数在 2^m 和 2^{m-1} 分辨率下的信息差别(即细节), 可以通过将函数在一小波正交基上分解得到。设函数在 2^m 分辨率下的逼近 $f(x)$, 则由多分辨率理论得:

$$f_m(x) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} a_{mk} \phi_{mk}(x)$$

其中 $\phi_{mk}(x) = \phi(2^{-m}x - k)$ 为由尺度函数 $\phi(x)$ 经过伸缩和平移得到的, $a_{mk} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \phi_{mk}(x) dx$ 。函数在 2^{m-1} 和 2^m 分辨率下的信息差别用 $D_{mk}f(x)$ 表示, 则 $D_{mk}f(x) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} d_{mk} \psi_{mk}(x)$, 其中 $\psi_{mk}(x) = \psi(2^{-m}x - k)$ 为二进小波, $d_{mk} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \psi_{mk}(x) dx$ 。则 $f(x)$ 在 2^{m-1} 下的逼近可以表示为:

$$f_{m-1}(x) = f_m(x) + D_{mk}f(x) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} a_{mk} \phi_{mk}(x) + \sum_{k=-\infty}^{+\infty} d_{mk} \psi_{mk}(x)$$

1.2 预测的基本问题

预测就是利用过去和当前的观测值估计未来值, 是假设未来值和过去值存在某种确定函数关系: $\hat{X}(t+p) = f(x(t), x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-(m-1)))$, $p > 0$ 。如果式中的自变量有 m 个, 就是 $m+1$ 维空间内对超曲面进行拟合, 可见预测问题和函数逼近问题是等价的。

就股票市场分析而言, 只能获取股市时序, 即 $x(t_1), x(t_2), x(t_3), \dots, x(t_n)$, 若取等时间间隔 $t_i = t_0 + i\Delta t$, 实测数据是一维的。如何根据不同对象的时间序列找到式中输入量维数 m 是建立预测模型的关键一步, 这是相空间重构问题^[5]。为了能够从时间序列中得到动力系统相空间的几何结构, Packard 等人^[6]采用时间延滞技术, 把一维时间序列嵌入到 m 维空间中, $X(t) = \{x(t), x(t-\tau), x(t-2\tau), \dots, x(t-(m-1)\tau)\}^T$, $X(t)$ 表示 t 时刻系统的动力学状态, τ 为滞时, m 为嵌入维数, 采用时延法重构相空间, 得出了在增加 m 的同时减少 τ 来选取最佳的 m 和 τ 值方法。文中基于多分辨率分析小波理论和神经网络的自学习功能相结合, 采用一种新型的小波神经网络模型, 解决了传统神经网络中隐层节点数难以确定的问题, 极大地提高了预测精度。

网络模型, 解决了传统神经网络中隐层节点数难以确定的问题, 极大地提高了预测精度。

1.3 小波神经网络模型

通过对多分辨率理论的分析可知: 函数在较高分辨率下的逼近可以通过其在较低分辨率下的逼近和细节信号给出。根据这一理论可以构造出如下的小波神经网络模型, 该神经网络由输入层、隐层和输出层组成, 其基本结构如图 1 所示。

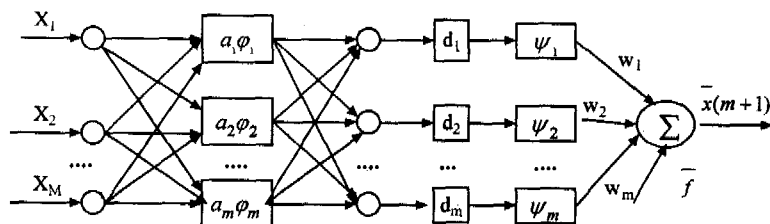


图 1 小波神经网络结构图

对于多输入单输出系统 $f: R^m \rightarrow R$, 给定小波函数 $\varphi: R^N \rightarrow R$, 满足框架性质, 则小波网络方程为 $f(t+1) = \sum_{i=1}^N w_i \Psi(a_i \varphi(d_i^T * (x - t_i))) + \bar{f}$ 。式中: $X = (x(1), x(2), \dots, x(m))^T$ 为输入向量, w_i 为权系数, N 为小波神经元个数, t_i 为平移系数, a_i, d_i 为伸缩系数, 且 $w_i \in R, t_i \in R^m, a_i, d_i \in R^m$ 。为了便于用小波神经网络预测非零均值股市时序, 在式中小波神经网络右端加入一个 \bar{f} , \bar{f} 为股市时序 $x(t_i)$ 的均值估计, 待训练的参数为 w_i, t_i, a_i, d_i , 可通过对训练样本空间中的样本对 (X_k, f_k) 反复学习而得到。

1.4 小波神经网络的学习算法

在进行网络训练之间, 先将股市时序进行归一化处理, 再把它进行若干级的小波分解或小波包分解, 预处理层中不同的节点代表不同的分解, 对应着小波树的叶节点。这里要求分解的基函数必须是正交紧支撑的, Haar 小波和 Littlewood-Paley 小波虽然构成了 $L^2(R)$ 空间的标准正交基, 但其时域或频域的正则性较差, 即时域或频域的衰减速度慢, 而 Meyer 小波在频域具有紧支撑集并有任何阶的正则性, 所以利用 Meyer 小波的频域形式 $\Psi(\omega)$ 来确定它的时域形式 $\Psi(t)$ 。

小波神经网络的学习过程为: 先选取合适的尺度函数和小波函数, 同时在最粗的尺度 M 上训练 φ 节点, 直到网络达到收敛; 要使网络达到收敛, 则要确定逼近误差和增加适当个数的 Ψ 节点以减小逼近误差; 最后是优化网络, 使用新的样本来检验网络并移去权重小的 Ψ 节点直到满足性能指标。

网络的修改包括网络节点的分裂和删除, 当网络节点分裂时, 增加一个节点, 原节点的值赋给分裂后的节点; 当网络节点删除时, 采用树的遍历算法, 搜索树的叶节点, 将小波分解结果输入到隐含层中。设有股市时序流数据 $x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_m)$, 相空间维数为 m , 把数据分成 P 组, 每组有 $m+1$ 个值, 前 m 个值作为网络输入节点,

后一个值作为输出节点的期望值,这样可构成训练样本对 $(X_k, f_k)(k=1,2,\cdots,p)$, 设 $\theta=(\bar{f}, w_i, t_i, a_i, d_i)^T, (i=1,2,\cdots,N)$ 作为参数向量,网络目标函数为 $E(\theta)=\frac{1}{2}\sum_{k=1}^p (\hat{X}(m+1)-f_k)^2$ 。用共轭梯度下降算法极小化上述目标函数得到相应的最优参数 θ , 迭代过程为: $\theta(k)=\theta(k-1)+\lambda_k \nabla E(\theta(k-1))$, 其中 $\lambda_k>0$, 为学习步长, 而 $\nabla E(\theta)=[\frac{\partial E(\theta)}{\partial w_0}, \frac{\partial E(\theta)}{\partial w_k}, \frac{\partial E(\theta)}{\partial a_k}, \frac{\partial E(\theta)}{\partial d_k}]^T$ 。参数初始值选取是按随机梯度算法规定的方法, w_i 设置为 0, \bar{f} 取时间序列的平均值, 参数 a_i, d_i, t_i 选取采用计算样本重心方法, 即在 $[0, n]$ 上选择一个 p 点, 该点为 $[0, n]$ 区间的重力中心, 设 $t_1=p, d_1=\xi * n$, 一般取 $\xi=0.5$, 这样点 p 把区间 $[0, n]$ 分成 2 部分, 在每一个子区间再重复上述过程, 直到 t_N 为止。

2 股市预测

从 <http://www.stock.com> 网站获取一些股票的历史交易数据进行实证分析, 选择的股票力求反映一定的代表性, 既有业绩稳定出色的绩优股如 600019(宝钢股份)、600177(雅戈尔), 也有流通量相对较小、股价起伏大、易被庄家操纵的高科技股如 600690(青岛海尔), 还一定程度上反映国家金融状况的金融类股如 000001(深发展)、600000(浦发银行)等, 用文中的小波神经网络方法, 以 2000 年 6 月 7 日到 2003 年 6 月 27 日的日收盘价为例进行预测。这里计算了预测均方差(MSE), 表 1 显示了文中方法与人工神经网络(ANN)、指数自回归(EAR)方法的比较, 利用文中方法估计出最小嵌入维数为 5, 根据实验取 12 个小波元, 小波函数选取 Meyer 小波, 这样小波神经网络的输入层数为 5, 隐层数为 12, 输出层数为 1。结果表明, 对一般的非线性股市时序, 训练次数、预测精度明显优于其它两种方法。

3 结 论

给出了小波神经网络时间序列的预测模型, 它有效地

避免了普通神经网络预测模型中固有的缺陷。通过伸缩和平移因子构成标准正交基来生成小波级数, 使小波神经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。将小波分析良好的局域化性质与神经网络的自适应学习和非线性映射能力相结合, 充分显示了小波神经网络极佳的函数逼近能力, 这为非线性时间序列流数据提供了新的思路和方法。

表 1 5 种股市时序的预测标准差的比较

股票代码	训练集(MSE)			测试集(MSE)		
	WNN	ANN	EAR	WNN	ANN	EAR
600000	0.0478	0.0727	0.0630	0.0075	0.0878	0.0249
600019	0.0259	0.0445	0.0388	0.0267	0.2165	0.0344
600177	0.1222	0.2538	0.2136	0.1266	0.5205	0.1379
000001	0.0371	0.0470	0.0491	0.0356	0.0787	0.0678
600690	0.0975	0.2767	0.2765	0.2763	0.4078	0.1987

参考文献:

[1] 杨一文, 刘贵忠. 基于小波网络的非线性时间序列预测及其在股市中应用[J]. 模式识别与人工智能, 2001, 14(2): 213-247.

[2] 刘志刚, 王晓茹. 小波变换、神经网络和小波网络的函数逼近能力分析与比较[J]. 电力系统自动化, 2002, 26(20): 39-43.

[3] 潘维民, 沈 理. 基于神经网络的时间序列动态预测器的调整学习算法[J]. 电子学报, 1999, 27(11): 1-4.

[4] Zhang Qinghua, Albert B. Wavelet Neural Networks[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2003, 3(6): 889-898.

[5] Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. IEEE Trans on PAM I, 1989, 11(7): 674-693.

[6] Hull J R. Neural Algorithm using Wavelets and Auto Regressive Inputs for System Identification[A]. IEEE International Conference on Networks[C]. [s. l.]: [s. n.], 1997. 724-727.

(上接第 192 页)

或其他原因, 往往对检索提出特殊要求, 此时就需要设计专门的检索方法来完成基于内容的检索。由于其约束信息不足, 在返回目标图像的同时往往会返回大量其他也满足此检索要求的图像^[5]。采用多个检索手段相结合的方法无疑可提供更多的约束而使得返回图像中目标图像的比率得到提高, 但检索手段间的融合是所要解决的问题。此外, 使系统在与操作者的检索交互中进行学习, 更好地理解检索的内容, 以及使检索性能更接近人类视觉的特性, 也是未来研究中所要解决的问题。

参考文献:

[1] 陈 纯. 计算机图像处理技术与算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003.

[2] Metal F. Query by Image Content: The QBIC System[J]. Computer, 1995(2): 23-32.

[3] 容观澳. 计算机图像处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.

[4] 章毓晋. 图像工程(上、下册)[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.

[5] KSrihari R. Automatic Indexing and Content-Based Retrieval of Captioned Images[J]. Computer, 1995(1): 49-56.