

改进的高阶神经网络在汇率市场预测中的应用

谷月霞

(聊城职业技术学院 计算机系, 山东 聊城 252000)

摘要:评价了神经网络和高阶神经网络的性能, 并提出了一种新型的具有运算效率高和算法精确等特点的随机高阶神经网络。模拟结果展示了这种模型的可行性和有效性。

关键词: RBF 网络; HONNs 网络; PSO 算法

中图分类号: TP183

文献标识码: B

Application of higher order artificial neural network in exchange rate market prediction

GU Yue Xia

(Department of Computer, Liaocheng Vocational and Technical College, Liaocheng 252000, China)

Abstract: The performance of classical ANNs and HONNs are evaluated in this paper, and a novel random method for HONNs in order to improve the efficiency and the accuracy is proposed. Simulation results show the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Key words: RBF network; HONNs neural network; PSO algorithm

人工神经网络是在现代神经科学研究成果的基础上提出的人脑的某种抽象、简化与模拟, 反映了人脑的基本特性。人工神经网络是一种并行处理大规模非线性系统的方法, 它依据数据本身的内在联系建模, 具有良好的适应性和自学习能力, 因此人们常将神经网络运用于预测研究。虽然近年来神经网络研究取得了巨大的成功, 但是依旧很难对复杂数据进行模拟和解释。为了克服传统人工神经网络 (ANNs) 的这些局限性, 相关研究人员已经将注意力转向了高阶神经网络 (HONNs) 模型^[1-2]。

最近的高阶神经网络相关性的研究包括光学的执行、高阶连接关系、sigma-pi 单元、相连存储器和 Boltzmann 机器的高阶扩充。其关键特征是能够模拟高频率高阶非线性数据, 能认识不变性, 并且能萃取自复杂高空间数据的基本参数。已经证明三阶高阶神经网络 (HONNs) 能完成翻译、测量和旋转不变量, 而且能在很大程度上减少训练时间, 比其他神经网络范例 (如多层感知器) 要少很多。

1 高阶神经网络 (HONNs) 结构

一个高阶神经元能被定义为高阶阈值逻辑单元 HOTLU (Hight Order Threshold Logic Unit)^[3], HOTLU 包括由多种高阶加权值提供的约束。通常, HOTLU 的输出是 (0, 1) 或 (-1, +1)。高阶神经网络层可以定义为一个

HOTLU 的集合。简单的高阶 HOTLU 层能可表示为:

$$y_i = S[\text{net}(i)] = S[T_0(i) + T_1(i) + \dots + T_k(i)] \quad (1)$$

其中, y_i 是高阶神经网络单元的第 i 次输出, S 是一个 S 型函数, $T_k(i)$ 是第 i 个单位的第 n 阶约束, k 是单位的阶次, 零阶约束是由 $T_0(i)$ 指示的可调整极限, n 阶约束是 n 阶输入量乘积的线性加权和。例如:

$$T_1(i) = \sum_j w_1(i, j) x(j) \quad (2)$$

$$T_2(i) = \sum_j \sum_k w_2(i, j, k) x(j) x(k) \quad (3)$$

其中, $x(j)$ 是第 i 高阶神经元的第 j 次输入。 $w_n(i, j, \dots)$ 是个可变权值, 这个权值可以从输入量的 n 阶乘积和单元输出中萃取 n 阶相互关系。

假定简单的 McCulloch-and-pitts-type neurons 一阶神经网络可按式 (4) 定义为:

$$Y_j^2 = f(w_0 + \sum_{i=1}^n Y_i^1 \times w_{ij}), \quad j=1, 2, \dots, n \quad (4)$$

$$Y_k^3 = f(w_0 + \sum_{j=1}^p Y_j^2 \times w_{kj}), \quad k=1, 2, \dots, m \quad (5)$$

其中, Y_j^1 为 N 维输入向量, W_i 为不同层的可适应权值,

应用奇葩 Example of Application

f 为神经元阈函数, 例如 S 形函数。在训练数据中的高阶相关性要求更复杂的结构, 可用式 (6) 和式 (7) 表达为:

$$Y_j^2 = f(w_0(i) \sum_j x(j) \times w_1 + \sum_j \sum_j x(j)x(k) \times w_2 + \dots) \quad (6)$$

$$Y_k^3 = f(w_0 + \sum_{j=1}^m Y_j^1 \times w_{ij}), k=1, \dots, m \quad (7)$$

其中, $x(j)$ 是第 n 阶高阶神经元的第 j 次输入量, w 是层间的可适应权值, f 是神经元阈函数, 例如 S 形函数。图 1 表示高阶神经网络模型的体系结构。

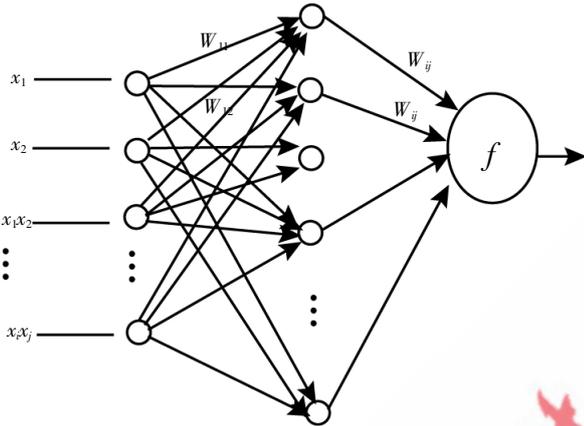


图 1 高阶神经网络模型的体系结构

2 HONNs 网络的学习算法

粒子群优化算法 (PSO) 是一种进化计算技术, 由 Eberhart 博士和 Kennedy 博士发明^[4]。初始化为一群随机粒子 (随机解), 然后通过叠代找到最优解。在每一次叠代中, 粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己。第一个就是粒子本身所找到的最优解, 这个解叫做个体极值 ($pBest$); 另一个极值是整个种群目前找到的最优解, 这个极值是全局极值 ($gBest$); 另外也可以不用整个种群而只是用其中一部分作为粒子的邻居, 那么在所有邻居中的极值就是局部极值。在找到这两个最优值时, 粒子根据如下公式 (8) 和公式 (9) 所表示来更新自己的速度和新的位置

$$v = v + c1 \times rand() \times (pbest - present) + c2 \times rand() \times (gbest - present) \quad (8)$$

$$present = present + v \quad (9)$$

式中, v 是粒子的速度, $present$ 是当前粒子的位置。 $pbest$ 和 $gbest$ 如前定义, $rand()$ 是介于 (0,1) 之间的随机数。 $c1$ 、 $c2$ 是学习因子。

程序的伪代码为:

```

For each particle
Initialize particle
END
Do
For each particle
Calculate fitness value
If the fitness value is better than the best fitness value

```

```

(pBest) in history
set current value as the new pBest
End
Choose the particle with the best fitness value of all the particles as the gBest
For each particle
Calculate particle velocity according equation (a)
Update particle position according equation (b)
End
While maximum iterations or minimum error criteria is not attained

```

每一维粒子的速度都会被限制在一个最大速度 $Vmax$, 如果某一维更新后的速度超过用户设定的 $Vmax$, 那么这一维的速度就被限定为 $Vmax$ 。

3 HONNs 的预测模型

高阶神经网络 (HONNs) 作为预测工具, 能够用来预测时序数据的未来趋势。高阶神经网络 (HONNs) 的这种能力已被证明。

设有归一化的样本集 $X(t)(t=1, 2, \dots, n)$, 选取 m 个输入, 1 个输出, 可组成如表 1 所示的训练组对。

表 1 训练组对

输入数据	期望输出
$X(1), X(2), \dots, X(m)$	$X(m+1)$
$X(2), X(3), \dots, X(m+1)$	$X(m+2)$
...	...
$X(n-m), X(n-m+1), \dots, X(n-1)$	$X(n)$

4 改进的 HONNs 的预测模型

由于高阶神经网络随着网络阶次的升高和输入层特征数的增加, 网络的权系数是几何级数增长, 因此计算量大量增加, 因此, 非常有必要寻找一种速度和精度都可以达到要求的随机高阶神经网络。

二阶神经网络的输入节点是基于标准神经网络的输入节点, 加上标准神经网络的输入节点的两两非重复乘积作为它新的输入节点的。例如, 有 3 个输入节点的一个高阶神经网络它的输入是确定的, 它们是:

$$x_1, x_2, x_3, x_1x_1, x_1x_2, x_1x_3, x_2x_2, x_2x_3, x_3x_3$$

例子中 $x_1x_1, x_1x_2, x_1x_3, x_2x_2, x_2x_3, x_3x_3$ 作为高阶神经网络的新输入节点, 但是它与原先的 3 个输入节点组合成的数组不一定是最佳优化数组。设想将固定生成的这些新输入节点项的两个节点是随机生成的。随机生成的数组组合而成的输入节点会收到良好效果。对于全连接的二阶神经网络的节点, 将它的新增节点用随机函数生成原节点次序, 以此生成随机序列的新增节点。

5 评价函数

试验解对问题的适应能力可以由模型预测结果和期望

应用奇葩

Example of Application

或实测结果之间的比较反映出来,因此评价函数通常基于二者之间的误差分析来构造,函数输出称作适应值。这里采用的评价函数为:

$$Fitness = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (u_i - \hat{u}_i)^2} \quad (10)$$

式中, n 为样本总数, u_i 和 \hat{u}_i 分别是模型预测输出和实际值。为了检验模型的推广预测能力,将学习样本分为两部分,一部分用于计算适应值,主要反映模型对样本的拟合能力,可称之为适应样本或拟合样本;另一部分用来测试模型的预测能力,称作测试样本。

6 实验结果比较

采用美元对欧元 (EUR) 汇率 (2000 年 1 月 1 日 ~ 2002 年 10 月 31 日) 作为训练样本, 2002 年 11 月 1 日 ~ 2002 年 12 月 31 日作为测试样本, 并与传统方法的数据作比较。数据来源: <http://fx.sauder.ubc.ca>。模型参数设置如表 2 所示。训练数据为 707, 测试数据为 40, 输入节点数为 5。测试误差采用 RMSE。

表 2 模型参数设置

参数 模型名称	训练次数	粒子群 种群个数	隐层节点
一阶神经网络	1 000	20	6
高阶神经网络	1 000	20	20
随机高阶神经网络	1 000	20	20

归一化后, 分别采用高阶神经网络和一阶神经网络进行实验, 测试结果如表 3 所示。

表 3 汇率误差表

参数 模型名称	训练误差	测试误差
一阶神经网络	0.045 444	0.139 649
传统高阶神经网络	0.023 461	0.033 556
随机高阶神经网络	0.024 513	0.022 228

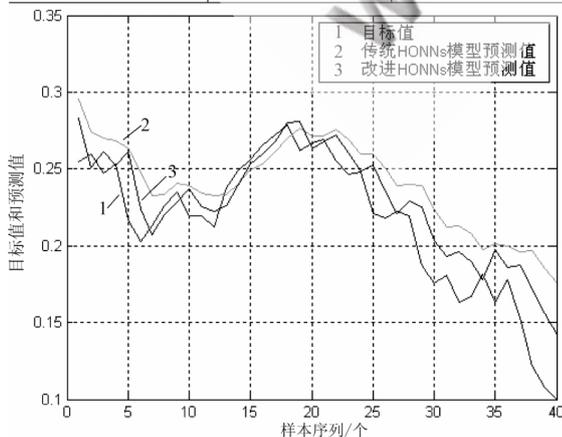


图 2 输出值比较

《微型机与应用》2009 年第 20 期

测试所得曲线如图 2 所示, 改进的高阶神经网络与传统的网络模型相比较具有更好的预测能力, 并取得了很好的效果。

预测中影响实际系统的因素很多, 采用基于 PSO 算法的高阶神经网络, 具有结构简单、学习速度快、预测精度高的特点, PSO 算法能够搜索到更大范围内的优化问题的解空间, 可以实现每次训练时的收敛和全局最优。对于全连接的二阶神经网络的节点, 将它的新增节点用随机函数生成原节点次序, 以此生成随机序列的新增节点, 与传统的网络结构相比获得了比较好的结果, 因而在序列预测方面具有很好的应用前景。

参考文献

- [1] 钟颖, 汪秉文. 基于遗传算法的 BP 神经网络时间序列预测模型[J]. 系统工程与电子技术, 2002; 24(4): 9-11.
- [2] YU L, WANG S, LAI K. Adaptive smoothing neural networks in foreign exchange rate forecasting [J]. LNCS, Berlin, Springer, 2005, 35(16): 523-530.
- [3] GRIFFIN R D, GILES C L, LEE J et al. Optical higher order neural networks for invariant pattern recognition[C]. Optical Society of America Annual Meeting, 1987.
- [4] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C]. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, NJ 1995: 1942-1948.

(收稿日期: 2009-04-25)

前瞻性研究成果绽放 英特尔中国研究院

英特尔 CTO: 在中国打造世界水平的研究院

2009 年 10 月 12 日, 以“融慧中国, 共创明天”为主题的 2009 英特尔中国研究院开放日在北京举行, 展示了英特尔中国研究院近 30 项前瞻性技术研究项目和成果, 包括企业级计算、终端技术、移动计算和学术合作创新等四大技术展区。同期, 英特尔中国研究院 (Intel Labs China) 以全新的名称和形象正式亮相, 英特尔公司全球副总裁、首席技术官、高级院士兼英特尔研究院总监贾斯汀 (Justin Rattner) 强调, 将致力于在中国打造世界水平的研究院。

本次开放日不仅介绍了与英特尔全球研究体系协作的技术成果, 更主要展示了来自于英特尔研究院最新的自主研究项目以及与当地学术界携手开展的技术研究成果。

今年 6 月, 英特尔企业技术事业部 (CTG) 正式更名为英特尔研究院 (Intel Labs), 并将英特尔全球研究力量重组为五大实验室, 包括电路与系统实验室、微处理器与编程实验室、未来技术研究实验室、集成平台实验室以及英特尔中国研究院。英特尔中国研究院是其中唯一以地域命名的实验室。

(英特尔公司提供)

欢迎网上投稿 www.pcachina.com 73