

可拓神经网络模型及其股指期货分析研究

李秀枝 孟志青

(浙江工业大学经贸管理学院 杭州 310023)

摘要 近年来可拓神经网络(ENNs)在人工智能领域发展迅速,取得了颇为丰富的研究成果。双权可拓神经网络就是这些成果之一。这是一个非常新的课题,有关它在实际应用方面的研究还只是很狭隘地限定在各类诊断之中,因此要丰富这一新兴课题就需要拓展双权可拓神经网络在其他领域的应用研究。率先拓展了双权可拓神经网络模型在股指期货预测分析领域的应用研究,详细描述了两种双权可拓神经网络结构设计、算法过程,并且通过实验验证了该模型在股指期货预测分析领域的可行性和有效性。

关键词 可拓神经网络模型,股指,期货,预测分析

中图分类号 TP311 **文献标识码** A

Study of Extenics Neural Networks Model and Stock Index Futures Analysis

LI Xiu-zhi MENG Zhi-qing

(College of Business and Administration, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract In recent years the extenics neural networks (ENNs) has developed rapidly in the field of artificial intelligence and its research results are quite rich. ENN-type 2 is one of these results. And it is a so new topic that the research of practical applications based on it is only very narrowly defined in all kinds of diagnosis. As result of it, we need to expand the application of ENN-type 2 research in other fields to enrich this emerging topic. This paper took the lead in expanding ENN-type 2 model in the field of prediction and analysis of stock index futures for applied research. This paper also described the structure and algorithm of two kinds of ENN-type 2 in detail, and then the model's feasibility and effectiveness in prediction and analysis of stock index futures were verified through the experiments.

Keywords Extenics neural networks model, StockIndex futures, Prediction and analysis

1 引言

自刘巍^[1]教授于1995年在《物元神经网络》一书中首次提出“物元神经网络”这一概念后,到现在为止已经过去将近20年,随着学者们对可拓神经网络的研究的深入,再加上有关可拓神经网络各方面的理论开始愈发成熟,它在识别和评价^[2,3]、故障诊断^[4-7]、专家系统^[8]、分类聚类^[9-11]等方面的应用取得了良好的成绩。

基于可拓神经网络中神经元连接方式的不同,可以将可拓神经网络划分为单权可拓神经网络、双权可拓神经网络以及混合权可拓神经网络。其中的双权可拓神经网络是在2003年由台湾王孟辉教授为代表的多位学者^[15,16]提出的,它主要处理的是单个数值与区间的问题。与传统神经网络采用梯度下降算法不同,这种神经网络主要利用一种改进的可拓距离来衡量一个数值与一个区间的距离,并利用该距离来区分最后输出的类别,从而达到权值训练的目的,这种模型可以大幅提升学习训练的效率。

双权可拓神经网络是一个非常新的课题,尽管针对它在实际应用方面的研究已经慢慢开始有了一些进展,但是暂时只是很狭隘地限定在各类诊断之中,这是一个非常明显的不足。因此需要拓展双权可拓神经网络在其他领域的应用研

究,这样才能真正丰富这一新兴课题,让它的意义更加广泛。本文率先拓展了双权可拓神经网络模型在股指期货预测分析领域的应用研究。

本文以中国金融期货交易所沪深300股指期货某合约2013年某连续3个工作日的数据为应用对象,以可拓学、人工神经网络等学科为理论依据,来分析平均单笔成交价格以及单笔成交量之间的关系,并且对单笔平均成交价格以及单笔成交量的未来走势做出预测。

2 双权可拓神经网络结构

2.1 双权可拓神经网络结构

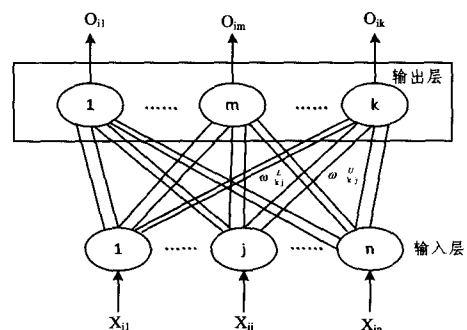


图1 双权可拓神经网络结构图

李秀枝(1990-),女,硕士生,主要研究方向为数据挖掘;孟志青(1962-),男,教授,主要研究方向为数据挖掘、神经网络。

双权可拓神经网络的结构如图1所示。其中输入层的神经元个数是由输入物元模型中的特征个数所决定,输出层的神经元个数是由分类或者聚类结果所决定, ω_{kj} 表示由第 j 个神经元输入并在第 k 个神经元输出的特征物元的权重的下限, ω_{kj}^U 则表示权重的上限。

2.2 双权可拓神经网络算法

双权可拓神经网络学习过程的思想是:首先利用可拓学中的物元模型理论确定初始权值,然后利用改进的可拓距离来衡量一个数值与一个区间的距离,并利用该距离来区分最后输出的类别,从而达到训练的目的。可拓距离是一种测量工具,描述了一个点 x 与一个区间 $(\omega_{kj}^L, \omega_{kj}^U)$ 的距离。可拓距离用 ED 表示,其表达式为:

$$ED = \frac{|x^p - z| - (w^U - w^L)/2}{|(w^U - w^L)/2|} + 1$$

它的结构如图2所示。

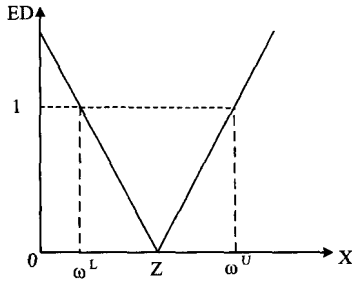


图2 可拓距离

双权可拓神经元的算法可以分为两种:无监督的双权可拓神经网络和有监督的双权可拓神经网络。

3 无监督的双权可拓神经网络模型

无监督的可拓神经网络跟有监督的双权可拓神经网络不一样,它没有外部给定的教师信号,它的整个学习系统是完全按照外部所提供的数据来训练模型中的参数和权值,从而得到数据中隐藏的特征或规律。

3.1 无监督的双权可拓神经网络的算法

(1)用可拓理论的多维物元模型来设置输入节点和输出节点之间的连接权值。

$$R_k = \begin{bmatrix} N_k, & c_1, & V_{k1} \\ & c_2, & V_{k2} \\ & \vdots & \vdots \\ & c_n, & V_{kn} \end{bmatrix} \quad (k=1, 2, \dots, n_c)$$

在可拓理论中, c_j 代表 N_k 第 j 个特征且 $V_{kj} = (\omega_{kj}^L, \omega_{kj}^U)$ 为关于第 j 个特征 c_j 的第 k 个聚类(N_k)的经典域。

(2)设置距离参数 λ ,用来度量聚类中心和期望边界的距离。 λ 是一个用户自定义的参数,一般根据系统需求的先验知识来确定。读取第一个训练样本,作为第一类,并把其各个特征设置为第一类的中心点,然后通过 λ 来计算该类别的初始权值。

$$k=1,$$

$$Z_k = X_k \Rightarrow \{z_{k1}, z_{k2}, \dots, z_{kn}\} \\ = \{x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kn}\},$$

$$\omega_{kj}^L = z_{kj} - \lambda, j=1, 2, \dots, n,$$

$$\omega_{kj}^U = z_{kj} + \lambda, j=1, 2, \dots, n,$$

$$M_1 = 1$$

(3)读入下一个(第 i 个)样本向量,用下式计算第 i 个样本和已经存在的第 m 个聚类中心的距离:

$$ED_m = \sum_{j=1}^n \left[\frac{|x_{ij} - z_{mj}| - (\omega_{kj}^U - \omega_{kj}^L)/2}{(\omega_{kj}^U - \omega_{kj}^L)/2} + 1 \right],$$

$$m=1, 2, \dots, k.$$

(4)从获取的 k 个改进的可拓距离中,采用下式查找与第 i 个样本距离最近的聚类编号。

$$ED_p = \min\{ED_m\}, m=1, 2, \dots, k$$

(5)如果 $ED_p > n$,表明第 i 个样本不属于第 p 个聚类中心,那么根据下式,创建一个新的聚类中心。

$$k=k+1,$$

$$Z_k = X_i \Rightarrow \{z_{k1}, z_{k2}, \dots, z_{kn}\} = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\},$$

$$\omega_{kj}^L = z_{kj} - \lambda, j=1, 2, \dots, n,$$

$$\omega_{kj}^U = z_{kj} + \lambda, j=1, 2, \dots, n,$$

$$M_k = 1$$

反之,则表明第 i 个样本属于第 p 个聚类中心,那么根据下式,更新第 p 个聚类中心。

$$\omega_{pj}^{(new)} = \omega_{pj}^{(old)} + \frac{1}{M_p + 1} (x_{ij} - z_{pj}^{(old)}),$$

$$\omega_{pj}^{L(new)} = \omega_{pj}^{L(old)} + \frac{1}{M_p + 1} (x_{ij} - z_{pj}^{(old)}),$$

$$z_{pj}^{new} = \frac{\omega_{pj}^{(new)} + \omega_{pj}^{L(new)}}{2}, j=1, 2, \dots, n,$$

$$M_p = M_p + 1$$

(6)如果第 i 个样本从聚类中心 o 变化到 k ,那么用下式来修改聚类中心 o 及其权值。

$$\omega_{oj}^{(new)} = \omega_{oj}^{(old)} + \frac{1}{M_o + 1} (x_{ij} - z_{oj}^{(old)}),$$

$$\omega_{oj}^{L(new)} = \omega_{oj}^{L(old)} + \frac{1}{M_o + 1} (x_{ij} - z_{oj}^{(old)}),$$

$$z_{oj}^{new} = \frac{\omega_{oj}^{(new)} + \omega_{oj}^{L(new)}}{2}, j=1, 2, \dots, n,$$

$$M_o = M_o + 1$$

(7)调整聚类权重。

(8)设置 $i=i+1$,重复第(3)-(7)步,直到所有样本和已经存在的聚类中心都做过对比。如果聚类过程收敛,则结束;否则,回到第(3)步。

至此,最新价和平均成交价完成聚类,然后再将聚成的每一类数据中的最新价和平均成交价格与单笔成交量进行一一映射,计算每一聚类中各单笔成交量有多少置信度。

3.2 无监督的双权可拓神经网络算法复杂性分析

设整个数据库的记录数为 $|DS|$,数据库的数据种类为 k ,最后聚类结果为 H 类。

在无监督的双权可拓神经网络算法中,首先将数据库中的 k 类数据扫描输入,即扫描了 $k * DS$ 次。其次在计算样本和聚类中心的最小距时,运行了 $k * DS * H$ 次。最后在创建、更新以及修改聚类中心时又运行了 $(k * DS - H)$ 次。所以整个的算法时间复杂度近似为 $O(k * DS + k * DS * H + (k * DS - H))$ 。该算法在最好的和最坏的情况下的时间复杂度都是这个。

3.3 无监督的双权可拓神经网络在股指期货中的应用

3.3.1 实验参数的确定

(1)数据的预处理

本文所用的原始数据来源于中国金融期货交易所沪深

300 股指期货某合约 2013 年某连续 3 个工作日的数据。本实验所希望得出的是有关单笔成交量与单笔平均成交价格之间的关系,但是在原始数据中并未直接给出单笔成交量与单笔平均成交价格这两种数据,所以首先必须对原始数据进行计算来得出单笔成交量和单笔平均成交价格这两类数据。数据在初步计算完成之后,可以发现单笔成交量为“1”的数据将近占了总数据量的一半,而单笔成交量为“120”的数据却只有一组。为了更好地分析最新价、平均成交价格和单笔成交量之间的关系,本文只抽取了单笔成交量为“1”至“10”的数据组,并且又因为单笔成交量为“1”的数据有 3792 组,而单笔成交量为“9”的数据却只有 160 组,所以在剔除相同数据之后的单笔成交量为“1”至“10”的数据组中均随机抽取 160 组,以此可以更平等地分析最新价、平均成交价格和单笔成交量之间的数值关系。

在利用有监督的双权可拓神经网络处理股指期货数据之前,首先需要对股指期货的数据序列进行预处理。这是神经网络训练过程中的关键步骤,并且对数据的预处理结果的好坏将直接影响之后的神经网络训练工作。一般情况下,对数据的预处理就是将原数据进行归一化处理,本文是运用可拓学中的删减变换和扩缩变换的组合来对元数据进行处理,用函数式可表示为:

$$R_{Tx_i} = \begin{bmatrix} Tx_i, & \alpha_1, & x''_{i1} \\ & \alpha_2, & x''_{i2} \\ & \vdots & \vdots \\ & \alpha_n, & x''_{in} \end{bmatrix} = T_1 T_2 R_{x_i}$$

$$= \begin{bmatrix} Tx_i, & \alpha_1, & (x_{i1} - x_{1,\min}) / (x_{1,\max} - x_{1,\min}) \\ & \alpha_2, & (x_{i2} - x_{2,\min}) / (x_{2,\max} - x_{2,\min}) \\ & \vdots & \vdots \\ & \alpha_n, & (x_{in} - x_{n,\min}) / (x_{n,\max} - x_{n,\min}) \end{bmatrix}$$

其中, T_1 代表删减变换, T_2 代表扩缩变换, $T_1 T_2$ 代表上述两种变换的组合, NX_i 表示组合变换后的第 i 个样本, α_j 表示 NX_i 的第 j 个特征元素, x''_{ij} 表示第 i 个样本的第 j 个特征元素值。

(2) 神经网络结构的确定

双权可拓神经网络因其特殊的结构,它只包含输入层和输出层,所以不需要考虑隐含层及其节点个数。由于在本实验中所用的原始数据是股指期货每个交易日内单笔合约成交生成时,其最后一手合约价格和平均每手合约价格这两个变

量,然后这两类数据以物元表达模型的方式输入算法中,因此本文所有实验中的输入节点个数全为 2。因为无监督的双权可拓神经网络类似于聚类,所以它不需要预先知道输出层的节点个数。

3.3.2 基于模型进行训练

从图 3 可以直观地看出,无监督的双权可拓神经网络训练的聚类结果总体趋势呈现一条近似对角线的笔直直线。由此可以得出在输入数据中,单笔最新成交价格与单笔平均成交价格几乎是相等的。

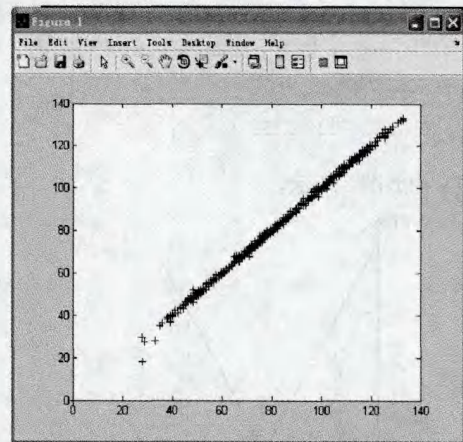


图 3 训练结果总体趋势图

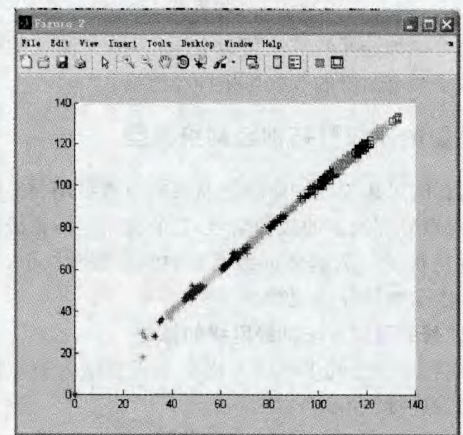


图 4 聚类结果图

表 1 映射表

聚类结果	单笔成交量									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
27.83505-32.98969	1	0	0	0	1	1	0	1	0	0
35.05155-39.17526	0	2	1	0	0	3	2	0	0	0
40.20619-47.42268	5	15	3	11	8	6	23	6	10	2
48.45361-57.73196	11	18	25	16	26	29	24	42	58	27
58.76289-62.8866	7	0	6	23	0	4	7	8	0	1
63.91751-70.10309	35	9	7	11	8	9	18	19	10	23
71.13402-75.25773	7	25	39	15	22	52	31	30	4	22
76.28866-81.4433	21	47	56	40	6	16	7	33	50	20
82.47423-88.65979	4	0	0	9	53	3	22	5	10	0
89.69072-97.93814	2	1	16	7	26	6	12	6	5	52
98.96907-108.2474	39	1	0	28	5	10	0	4	11	6
109.2784-118.5567	23	34	0	0	3	18	0	6	1	7
119.5876-125.7732	2	7	4	0	0	1	12	0	1	0
126.8041-131.9588	0	1	1	0	1	2	2	0	0	0
132.9897-133.0569	3	0	2	0	1	0	0	0	0	0

图 4 是由无监督的双权可拓神经网络训练得到的聚类结果,图中根据颜色和图形的不同可以清楚地分为 15 类。然后

再将此聚类结果与单笔成交量进行一一映射,便可得出如表 1 所列的结果。

从表 1 可以直观地看出不同的聚类结果在 1 至 10 的单笔交易量中所占有的比重,从而确定了单笔成交量与单笔平均成交价格之间的关系。此结论可以在下一交易日确定单笔成交量时作参考使用。

4 有监督的双权可拓神经网络模型

和其他有监督的神经网络算法相似,这类可拓神经网络首先需要外部给定一个教师信号,然后系统在训练过程中可以根据误差信号来调整系统的权值,使之不断改善自身性能,从而达到训练的目的。

4.1 有监督的双权可拓神经网络的算法

1. 用多维可拓元理论表示输入节点和输出节点的权重;

$$R_k = \begin{bmatrix} N_k, & c_1, & V_{k1} \\ & c_2, & V_{k2} \\ & \vdots & \vdots \\ & c_n, & V_{kn} \end{bmatrix}$$

其中, R_k 表示第 k 类训练物元模型; N_k 则表示第 k 类训练样本中的物元; c_i 表示样本中可拓元的第 i 个特征 ($i=1, 2, \dots, n$), $V_{kj} = (w_{kj}^l, w_{kj}^u)$ 。其中:

$$w_{kj}^l = \text{Min}\{x_{ij}^l\}, w_{kj}^u = \text{Max}\{x_{ij}^u\}$$

2. 计算每一类数据的中心;

$$Z_k = \{z_{k1}, z_{k2}, \dots, z_{kn}\},$$

$$z_{kj} = (w_{kj}^l + w_{kj}^u) / 2,$$

其中, $k=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, n$ 。

3. 输入第 i 个训练样本和它所属于聚类序数;

$$X_i^p = \{x_{i1}^p, x_{i2}^p, \dots, x_{in}^p\}, P \in n$$

4. 利用可拓距离计算第 i 个训练样本和每个类的可拓距离。可拓距离定义如下:

$$ED_{ik} = \sum_{j=1}^n \left[\frac{|x_{ij}^p - z_{kj}| - (w_{kj}^l - w_{kj}^u) / 2}{(w_{kj}^l - w_{kj}^u) / 2} + 1 \right]$$

其中, $k=1, 2, \dots, n$ 。

5. 比较可拓距离。 $ED_{k^*} = \text{Min}\{ED_k\} (k=1, 2, \dots, n)$, 如果 $k^* = P$ 则转入第 7 步, 否则转入下一步;

6. 调整第 P 类和第 k^* 类的聚类中心和权重:

(1) 调整第 P 类和第 k^* 类的聚类中心。

$$z_{Pj}^{new} = z_{Pj}^{old} + \eta(x_{ij}^p - z_{Pj}^{old})$$

$$z_{k^*j}^{new} = z_{k^*j}^{old} - \eta(x_{ij}^p - z_{k^*j}^{old})$$

(2) 调整第 P 类和第 k^* 类的权重。

$$\begin{cases} w_{Pj}^{l(new)} = w_{Pj}^{l(old)} + \eta(x_{ij}^p - z_{Pj}^{old}) \\ w_{Pj}^{u(new)} = w_{Pj}^{u(old)} + \eta(x_{ij}^p - z_{Pj}^{old}) \end{cases}$$

$$\begin{cases} w_{k^*j}^{l(new)} = w_{k^*j}^{l(old)} - \eta(x_{ij}^p - z_{k^*j}^{old}) \\ w_{k^*j}^{u(new)} = w_{k^*j}^{u(old)} - \eta(x_{ij}^p - z_{k^*j}^{old}) \end{cases}$$

其中, η 表示学习速度。两个聚类权重的调整如图 5 所示。从图 5 中可以清楚地看到 $ED_A > ED_B'$, 从而将样本 x_{ij} 的类中心由位置 A 变化到 B。并且这类网络的学习过程只是调整 p 类和 k^* 类所对应的权值, 因此相对于其他监督学习算法的传统神经网络具有速度优势, 而且能够更快地适应新的信

息^[15]。

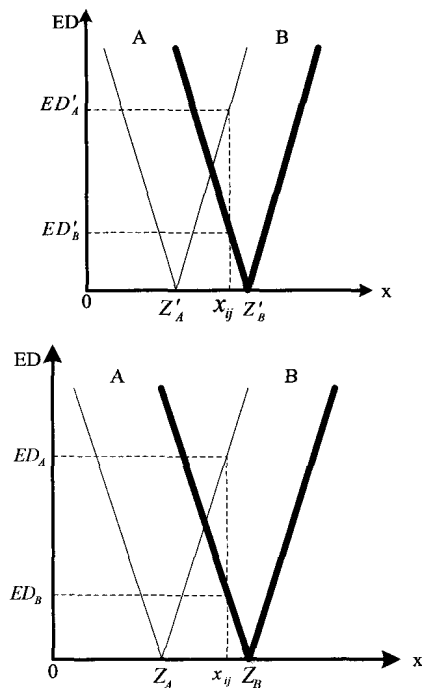


图 5 聚类调整前后的可拓距离图

7. 重复第 3 步到第 6 步。如果所有的训练样本已经分类完毕, 则一个学习过程已经完成;

8. 如果一个学习过程已经达到所要求的误差度 E_T (E_T 为人工参数), 则停止输入新训练样本; 否则进入第 3 步。

4.2 有监督的双权可拓神经网络算法复杂性分析

设整个数据库的记录数为 $|DS|$, 数据库的数据种类为 k , 最后聚类结果为 H 类。

在有监督的双权可拓神经网络算法中, 首先将数据库中的 k 类数据扫描输入, 即扫描了 $k * DS$ 次, 因为需要输入训练样本和它所属于的聚类序数, 所以多运行了 $k * DS$ 次。然后在计算样本和聚类中心的最小距时, 运行了 $k * DS * H$ 次。最后在创建、更新以及修改聚类中心时又运行了 $(k * DS - H)$ 次。所以整个的算法时间复杂度近似为 $O(2k * DS + k * DS * H + (k * DS - H))$ 。该算法在最好的和最坏的情况下的时间复杂度都是这个。

4.3 有监督的双权可拓神经网络在股指期货中的应用研究

4.3.1 实验参数的确定

(1) 数据的预处理

本实验的目的是分别对单笔平均成交价格以及单笔成交量的具体走势进行预测。其中数据的预处理方式与上文中无监督的双权可拓神经网络的预处理方式一致。本实验一共 1600 组数据, 其中 1290 组数据用于训练, 最后的 310 组数据用于预测。

(2) 神经网络结构的确定

本实验中有监督的双权可拓神经网络的输入层节点个数与无监督的双权可拓神经网络的输入层神经元节点个数相同。输出层神经元的节点个数一般取决于输出数据类型。本实验所设计的股指期货价格预测模型是针对某合约单笔平均成交价和单笔成交量的变动趋势进行预测, 所以将单笔合约

收盘价作为实验中神经网络的唯一输出量,就是说所有预测实验中的神经网络的输出节点个数全为1。

4.3.2 基于模型进行预测

(1)对股指期货的单笔平均成交价格进行预测

利用有监督的可拓神经网络模型对股指期货单笔平均成交价进行预测。神经网络在经过2000次的训练之后,训练结束,历时共33秒。此时,训练目标达到0.000201,小于预定的目标值 $1e-8$ 。

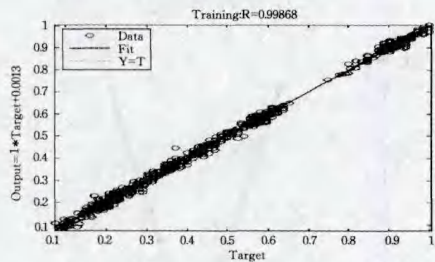


图6 训练结果拟合图

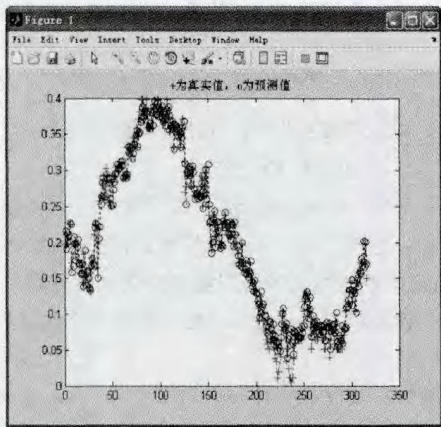


图7 预测结果与实际值比较图

训练结果得到了如图6所示的拟合效果,即经过有监督的可拓神经网络训练后,其价格预测值与实际值的拟合度达到了0.99868。同时由图7可以清楚直观地看到,使用有监督的可拓神经网络预测方法得到的预测值与股指期货的实际价格确实有着较好的拟合效果。

(2)对股指期货的单笔成交量进行预测

利用有监督的可拓神经网络模型对股指期货单笔成交量进行预测。神经网络在经过2000次的训练之后,训练结束,历时共96秒。此时,训练目标达到0.00203,小于预定的目标值 $1e-8$ 。

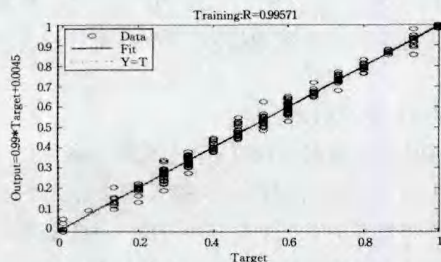


图8 训练结果拟合图

训练结果得到了如图8所示的拟合效果,即经过有监督的可拓神经网络训练后,其价格预测值与实际值的拟合度达到了0.99571。同时由图9可以清楚直观地看到,使用有监督的可拓神经网络预测方法得到的预测值与股指期货的实际价格确实有着较好的拟合效果。

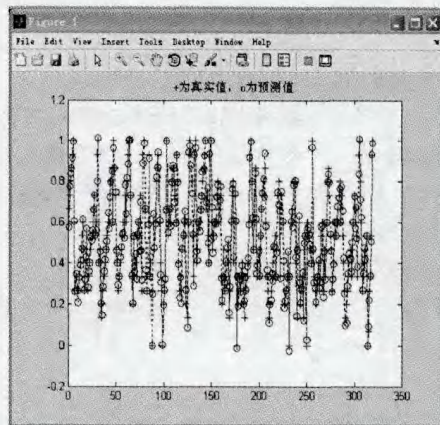


图9 预测结果与实际值比较图

5 BP神经网络在股指期货分析中的应用研究

同作为有监督的神经网络的一种,BP神经网络在股指期货预测中的实际应用颇为广泛,本文将BP神经网络的预测结果与有监督双权可拓神经网络的预测结果进行对比,从而可以更加直观地比较出有监督的双权可拓神经网络在股指期货预测领域的可行性与实用性。

5.1 BP神经网络的结构确定

首先,本次试验采用3层的BP神经网络结构,输入层与输出层的节点个数以及对数据的预处理等各个参数的确定与上文有监督的可拓神经网络的参数确定一致。其次,本次实验BP神经网络中隐含层的传递函数为logsig,输出层的传递函数为purelin,学习函数为trainlm,性能函数为MSE。最后,对于隐含层神经的节点数的确定,本次实验采用了在神经网络中其他参数值保持不变的情况下,通过调整隐含层神经节点的数目进行大量重复的实验,通过对比输出误差,确定最佳隐含层神经元节点的数目。从表2可知,在网络经过训练学习后,隐含层神经元节点的数目为12时,BP神经网络的误差最小,即对函数的逼近效果最好。

表2 不同节点数网络训练误差

节点数	6	7	8
网络误差	0.000506	0.000367	0.000421
节点数	9	10	11
网络误差	0.000745	0.000828	0.000492
节点数	12	13	14
网络误差	0.000305	0.000393	0.000553
节点数	15	16	17
网络误差	0.000725	0.000522	0.000432

5.2 基于模型进行预测

(1)对股指期货的单笔平均成交价格进行预测

利用BP神经网络模型对股指期货单笔平均成交价进行预测。如图10和图11所示,BP神经网络在经过2000次的

训练之后,训练结束,历时 46 秒。此时,训练目标达到 0.000305,小于预设的目标 $1e-8$ 。

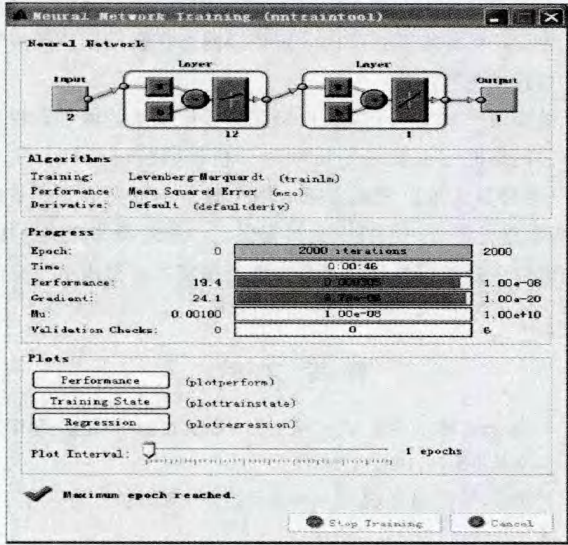


图 10 BP 神经网络训练结果图

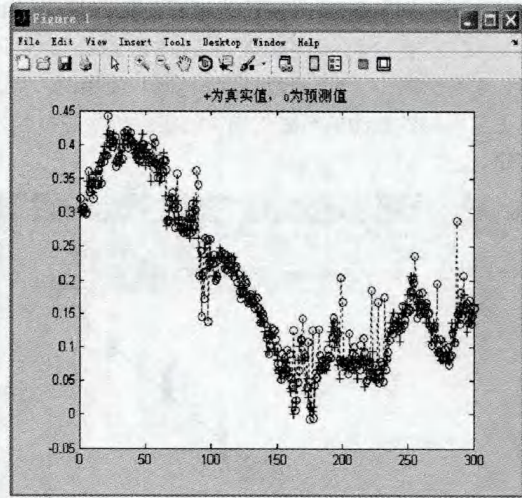


图 13 BP 神经网络预测值与实际值比较图

(2) 对股指期货的单笔成交量进行预测

利用 BP 神经网络模型对股指期货单笔成交量进行预测。如图 14 和图 15 所示, BP 神经网络在经过 2000 次的训练之后,训练结束,历时 212 秒。此时,训练目标达到 0.00419,小于预设的目标 $1e-8$ 。

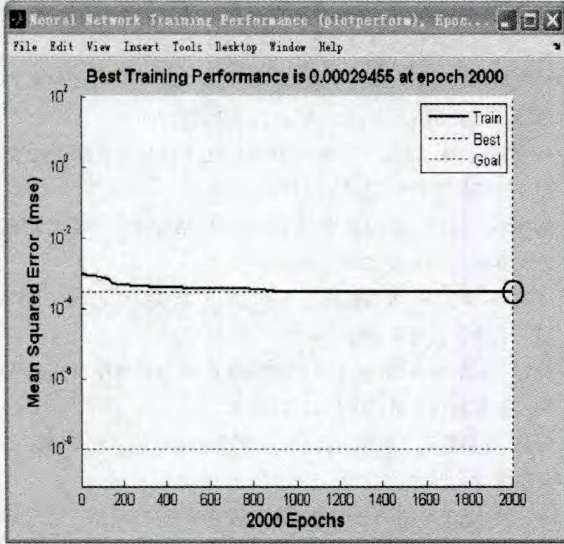


图 11 训练误差图

训练结果得到了如图 12 所示的拟合效果,即经过 BP 神经网络训练后,其价格预测值与实际值的拟合度达到了 0.99439。同时由图 13 可以清楚直观地看到,使用 BP 神经网络预测方法得到的预测值与股指期货的实际价格除了有少数异常值外,还是有着不错的拟合效果。

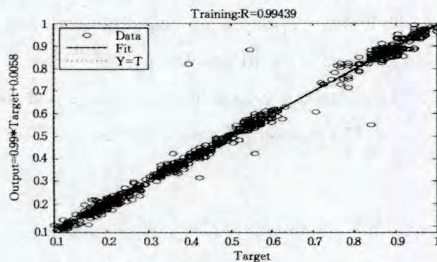


图 12 训练结果拟合图

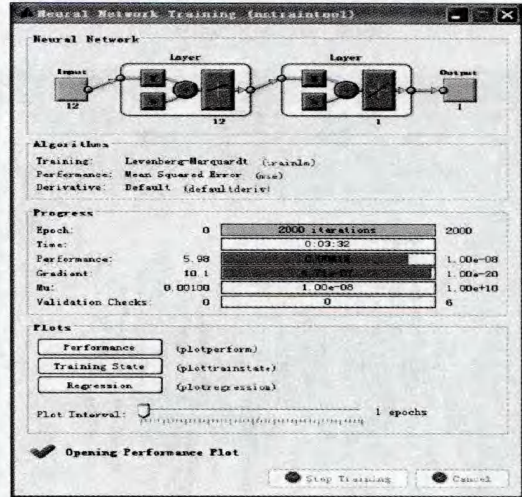


图 14 BP 神经网络训练结果图

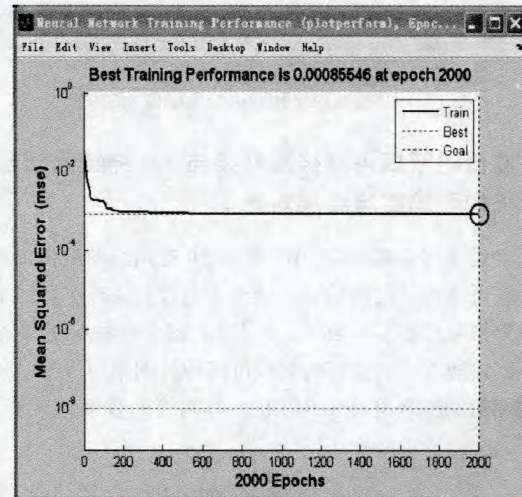


图 15 训练误差图

训练结果得到了如图 16 所示的拟合效果,即经过 BP 神经网络训练后,其价格预测值与实际值的拟合度达到了 0.99017。同时由图 17 可以清楚直观地看到,使用 BP 神经网络预测方法得到的预测值与股指期货的实际价格的拟合效果还算不错,但是仍有一些异常值。

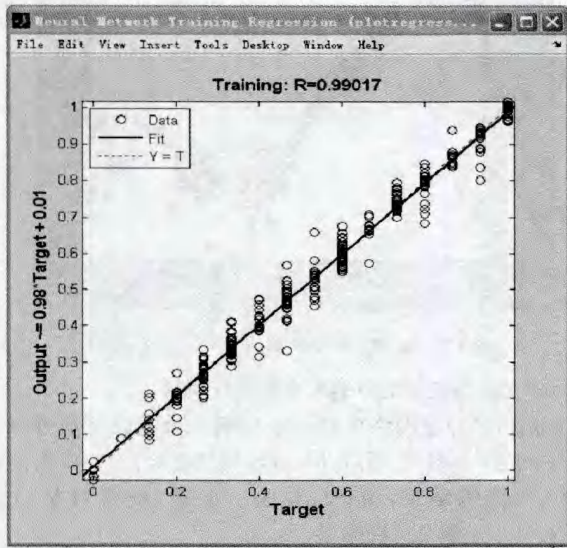


图 16 训练结果拟合图

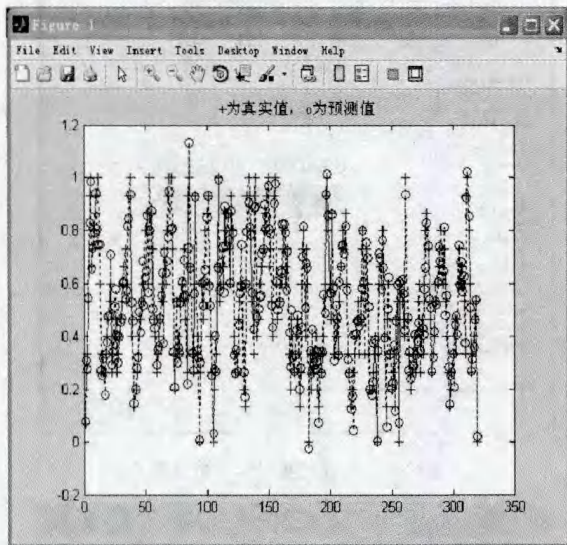


图 17 BP 神经网络预测值与实际值比较图

6 有监督的双权可拓神经网络与 BP 神经网络预测价格模型的实验结果对比

通过对比图 6 和图 12、图 8 和图 16 这两组图可得出有监督的双权可拓神经网络的训练结果拟合度比 BP 神经网络的训练结果拟合度要高。由图 7 和图 13、图 9 和图 17 这两组图可以更直观地看出有监督的双权可拓神经网络所得出的预测值与实际值的拟合度确实比 BP 神经网络的预测结果要高。

并且,有监督的双权可拓神经网络在预测单笔平均成交价格 and 单笔成交量时,其训练时间分别为一共花费 33 秒和 96 秒,这一结果要小于 BP 神经网络所花费的 46 秒和 212 秒。综上所述 3 点足以证明有监督的双权可拓神经网络在股指期货预测领域的可行性与实用性。

结束语 本文 5 个实验已经完全验证了上述两种双权可拓神经网络模型在股指期货预测分析领域的可行性与实用性,这两种算法可以真正实际应用在股指期货决策分析系统中,为期货投资公司的技术人员提供了一种新颖的算法选择,从而可以更好地指导公司客户在期货投资方面做出更正确的决策。

参考文献

- [1] 刘巍. 物元神经网络[M]//从物元分析到可拓学. 北京: 科学技术文献出版社, 1995: 311-317
- [2] 闫英战, 杨勇, 陈爱斌. 可拓神经网络在水质评价中的应用[J]. 人民长江, 2010, 15: 27-30
- [3] 彭辉, 孙宁青. 基于可拓神经网络的毕业设计评价系统设计[J]. 电脑知识与技术, 2010, 25: 7076-7077
- [4] 齐振忠, 刘建新, 张卫华. 基于可拓神经网络的变压器故障诊断[J]. 江西电力职业技术学院学报, 2009(1): 1-4
- [5] 向长城, 黄席樾, 殷礼胜, 等. 基于遗传算法与可拓神经网络的故障诊断[J]. 计算机仿真, 2008(4): 249-252, 266
- [6] 张俊彩, 钱旭, 周玉. 可拓神经网络在变压器故障诊断中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2011(7): 8-11
- [7] 周鸣争, 杨益民. 菱形思维的可拓神经网络实现[J]. 系统工程理论与实践, 2000(6): 123-125, 130
- [8] 王鸿洁, 常国岑. 可拓神经网络在可拓专家系统中的研究与应用[J]. 系统工程与电子技术, 2005(2): 264-266
- [9] 徐圆, 冯晶, 朱群雄. 基于可拓理论的 RBF 神经网络研究及其应用[J]. 控制与决策, 2011, 11: 1721-1725
- [10] 冯晶. 可拓理论在 RBF 神经网络研究中的应用[D]. 北京: 北京化工大学, 2011
- [11] 常正波. 基于可拓的分类神经网络研究及其应用[D]. 大连海事大学, 2005
- [12] 周玉, 钱旭, 张俊彩, 等. 可拓神经网络研究综述[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(1): 1-5
- [13] 孙佰清, 邢爱国, 张积宾, 等. 可拓神经网络模型的设计与实现[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2006, 7: 1156-1159, 1191
- [14] Wang Mang-hui. Partial discharge pattern recognition of current transformers using an ENNPower Delivery[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2005, 20(3): 1984-1990
- [15] Wang M H, Hung C P. Extension neural network and its applications [J]. Neural Networks, 2003, 16(5): 779-784
- [16] Wang M H. Extension neural network-type 2 and its applications [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2005, 16(6): 1352-1361