

# 一种灰色极限学习机预测方法

董红斌 逢锦伟 韩启龙

(哈尔滨工程大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150001)

**摘 要** 预测是一种根据已知数据在过去一定时间段内呈现出的发展的规律性对未来发展趋势进行描述的行为。近年来,预测被应用到很多领域,如电价预测、股票价格预测和气象预测等。然而传统的预测方法由于其精度不高或速度不快等问题,无法满足当今预测领域的需求。针对传统预测方法存在的问题,基于组合预测的思想,结合强化学习的累积函数的概念,提出了结合灰色预测模型和极限学习机的组合预测方法。算法在微软股票信息、Mackey-Glass 时间序列数据和台湾液晶屏制造业的制造数据等实验数据集上进行了相关实验,结果表明该算法是有效的。

**关键词** 预测,组合预测方法,灰色预测,极限学习机,灰色极限学习机

**中图分类号** TP18 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.5.016

## Gray Extreme Learning Machine Prediction Method

DONG Hong-bin PANG Jin-wei HAN Qi-long

(College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

**Abstract** Prediction is a behavior which describes the development of the future based on the regularity identified from the past data in a certain period of time. In recent years, the prediction is used in a lot of domains, such as electricity price forecasts, stock prices and weather forecasts. However, the traditional forecasting methods are unable to meet the needs of today's forecast demand because their accuracy is not high enough or speed is not fast enough. Based on the idea of combination forecasting, the study proposed a combination forecasting algorithm using gray prediction model and extreme learning machine as a weighted method which determines the weights based on the cumulative function in the reinforcement learning for the problem of traditional forecasting methods. Three datasets, including Microsoft stock price, Mackey-Glass time-series data and Taiwanese color filter manufacturing data, were evaluated in the experiment. The results show that the proposed method is effective.

**Keywords** Forecasting, Combination forecasting, Grey prediction, Extreme learning machine, Gray extreme learning machine

## 1 引言

预测是一种根据已知数据在过去一定时间段内呈现出的发展的规律性来对未来发展趋势进行描述的行为。预测是适应社会发展和社会管理而产生和发展起来的。随着科学技术的发展,特别是计算机技术的大幅度发展,科学预测逐步发展成为一门独立的学科。近年来,由于科学技术和世界经济史无前例地快速发展,社会生活中的不确定因素显著增加,如金融危机、经济决策、能源需求等,这些不确定因素增加了人们想要了解和掌握未来发展的迫切性和必要性,推动了预测学科进一步的发展。

组合预测是对同一个预测问题,采用两种或两种以上不同预测方法进行预测的方法。它既可以是几种定量预测方法的组合,也可以是几种定性预测方法的组合,或是定性预测方法与定量预测方法的组合。组合预测方法的主要目的是综合

利用各个预测方法所提供的预测信息,尽可能地提高预测精度。1969年, Bates 和 Granger 首次提出了组合预测方法的概念。他们认为,若只采用一种预测方法进行预测,选择适当的预测方法就极为重要。如果选择的预测方法不适合预测对象,则可能导致较大的预测误差,进而导致决策失误。而组合预测方法则对某个单个预测结果较差的预测方法不太敏感,从而提高了预测的精确度和可靠性。

1974年, Newbold 和 Granger 对组合预测方法进行了深入的研究。他们在包含了 80 个月数据、26 个季数据的 106 个单维时间序列上,对组合了不同的单项预测方法的组合预测方法进行验证。实验结果表明:在任何情况下,组合预测方法的预测结果通常都优于单项预测方法的预测结果<sup>[1]</sup>。近些年,组合预测依然受到许多学者的追捧<sup>[2-4]</sup>。2007年, Nima Amjady 提出一个用于电力系统短期母线负载预测领域的新的组合预测方法。组合预测方法由辅助预测状态估计器和多

到稿日期:2014-02-18 返修日期:2014-04-14 本文受国家自然科学基金项目(60973075, 61272186), 哈尔滨工程大学中央高校基本科研业务费(HEUCFI00607)资助。

董红斌(1963-),男,博士,教授,主要研究方向为人工智能、多 agent 系统、演化计算和数据挖掘, E-mail: donghongbin@hrbeu.edu.cn; 逢锦伟(1984-),女,博士生,主要研究方向为机器学习、数据挖掘; 韩启龙(1974-),男,博士,副教授,主要研究方向为时空数据挖掘。

层感知的神经网络组成。将该方法在伊朗电力网络的真实电力系统数据上进行验证。实验表明,提出的方法比多层感知神经网络、辅助预测状态估计器和周期性自回归模型的效果更好<sup>[5]</sup>。2012年, Abdollah Kavousi-Fard 等提出一个采用 ARIMA、支持向量回归模型和布谷鸟搜索算法组合而成的组合预测方法,并在法尔斯电力公司 2009 年伊朗的电力消耗的真实数据上进行验证,实验结果表明,组合预测方法比 ARIMA、人工神经网络和支持向量回归算法等单一预测算法的预测效果好<sup>[6]</sup>。F. Pan 等人提出了一种用于时间序列数据上的基于 AR 和 ELM 的混合预测方法,并在混沌序列和太阳黑子数据上进行实验验证,取得了较好的预测效果<sup>[7]</sup>。

国内预测学界的学者中电子科技大学唐小我教授研究团队的研究成果尤为突出。唐小我教授研究团队在《管理工程学报》、《数量经济技术经济研究》、《预测》和《投资理论与实践》等学术刊物上发表了很多关于组合预测方法的学术论文<sup>[8]</sup>,为我国组合预测领域的理论研究和应用做出了重要的贡献。王明涛对确定组合预测方法中的组合权系数最优近似解的方法进行研究,得出“组合预测方法在任一点的精度均不小于各单项预测方法在该点以组合权系数为权的精度加权平均值”和“组合预测方法精度序列均值不小于以组合权系数为权的各单项预测方法精度序列均值的加权平均值”的结论,并提出一种求得组合预测权系数近似解的优化模型<sup>[9]</sup>。陈华友从对策论的角度出发<sup>[10]</sup>,把组合预测方法中每个单项预测模型看作是合作对策中的一个局中人,按 Shapley 值法对每个单项预测模型的权值进行分配,从而得到组合预测方法的权系数。王应明提出了一种基于相关性的组合预测方法,并分别利用 SSE、MAE、MSE、MAPE 和 MSPE 5 个评价指标验证了组合预测方法的预测性能。实验证明,基于相关性的组合预测方法在 5 种评价指标下都能得到较好的预测效果<sup>[11]</sup>。

本文第 2 节对灰色预测模型、极限学习机和组合预测的相关知识进行了介绍,并给出了算法描述;第 3 节对提出的灰色极限学习机进行了详细的阐述;第 4 节对模型中使用的算法进行了实验分析,验证了提出的灰色极限学习机方法在不同数据集上的预测效果。

## 2 相关理论

### 2.1 灰色预测模型

灰色系统理论是由我国学者邓聚龙教授于 1982 年首次提出的<sup>[12]</sup>。灰色预测模型为灰色系统理论的一个分支。GM(1,1)预测模型是目前灰色预测中使用最广泛的模型。GM(1,1)预测模型是关于数列预测的一阶线性微分方程,将原始时间序列数据按时间累加从而形成新的时间序列,再用一阶线性微分方程的解来逼近新的时间序列呈现出的发展规律。

灰色预测算法的基本流程如下:

设  $x^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n))$  为原始数据序列。 $x^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n))$  为  $x^{(0)}$  原始序列的一次累加生成数据序列。其中,

$$x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1)$$

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i)$$

$z^{(1)}$  为  $x^{(1)}$  的均值序列,  $z^{(1)} = (z^{(1)}(2), z^{(1)}(3), \dots,$

$z^{(1)}(n))$ , 其中,  $z^{(1)}(k) = (1/2)(x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1))$ 。由此,得到

$$x^{(0)}(k) + ax^{(1)}(k) = b$$

式中,发展系数  $a$  和灰作用量  $b$  为灰色模型中的两个参数。求解过程如下:

首先将原始数据序列  $x^{(0)}$  进行累加灰色生成,根据  $x^{(0)}(k) + ax^{(1)}(k) = b$  可得到以下方程组:

$$\begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \dots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -z^{(0)}(2) & 1 \\ -z^{(0)}(3) & 1 \\ \dots & \dots \\ -z^{(0)}(n) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}$$

即可表示成  $Y = B * A$ , 由最小二乘法,该矩阵方程解为

$$A = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = (B^T B^{-1}) * B^T Y$$

灰色 GM(1,1)模型可以得到

$$\hat{x}^{(1)}(t+1) = [x^{(0)}(1) - b/a] * \exp(-at) + b/a$$

$$t = 0, 1, 2, \dots, n-1$$

由于所得的数据为通过累加处理生成的数据通过预测模型所得的预测数据,因此对于该数据结果,需做累减进行还原,如此即可得到灰色预测求值模型方程,如下:

$$\hat{x}^{(1)}(i) = \hat{x}^{(1)}(i) - \hat{x}^{(1)}(i-1), i = 1, 2, \dots, n$$

### 2.2 极限学习机预测算法

为了克服基于梯度学习方法的缺点,极限学习机(ELM)作为单隐藏层前馈神经网络在 2004 年被提出<sup>[13]</sup>。极限学习机作为一个单隐藏层前馈神经网络,输入权值和隐藏层偏差是随机产生的,而且输出权值是通过分析计算得到的。极限学习机不需要像 BP 神经网络等传统神经网络一样迭代地学习,它的输出权值通过计算隐藏层输出矩阵的广义逆而获得。因此,极限学习机的训练速度一般可以比 BP 算法快上 2~3 个数量级。极限学习机的算法结构简单,学习速度快,并具有良好的全局搜索能力以及优秀的泛化性能。

极限学习机算法流程如下:

输入:给定训练样本集  $\{x_i, t_i\}_{i=1}^N \subset R^n \times R^m$ , 测试样本集  $\{y_i\}_{i=1}^M$ , 激活函数  $v(x)$ , 隐藏层节点数量  $L$ ;

随机生成隐藏层节点参数  $(a_i, b_i), i = 1, 2, \dots, L$ , 其中  $a_i$  为隐藏层单元的输入权值,  $b_i$  为隐藏层单元的偏差;

计算隐藏层单元的输出矩阵  $H$ :

$$H(a_1, \dots, a_L, b_1, \dots, b_L, x_1, \dots, x_N)$$

$$= \begin{bmatrix} v(a_1, b_1, x_1) & \dots & v(a_L, b_L, x_1) \\ \vdots & \dots & \vdots \\ v(a_1, b_1, x_N) & \dots & v(a_L, b_L, x_N) \end{bmatrix}_{N \times L}$$

计算输出权值  $\beta: \beta = H^+ T$ 。其中,  $H^+$  是隐藏层单元输出矩阵  $H$  的摩尔-彭罗斯广义逆矩阵,在隐藏层输出为列满秩的情况下,  $H^+ = (H^T H)^{-1} H^T$ 。

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times m} \quad T = \begin{bmatrix} t_1^T \\ \vdots \\ t_N^T \end{bmatrix}_{N \times m}$$

如果  $H$  是非奇异的,则输出权值  $\beta$  采用如下形式计算:

$$\beta = H^{-1} T$$

输出:根据测试样本集  $\{y_i\}_{i=1}^M$  和输出权值  $\beta$ , 计算得到测试样本集中数据对应的预测值。

### 3 灰色极限学习机

基于组合预测方法的思想,本节设计了一个结合灰色预测模型和极限学习机的组合预测方法。该方法采用一种新的组合权系数的求解方法。

#### 3.1 灰色极限学习机概述

灰色极限学习机预测算法主要由灰色预测算法和极限学习机算法两部分预测模块组成。灰色预测模型适用于小样本情况下的数据预测。在大样本数据的预测问题上,灰色预测模型使用样本集中所有数据进行建模的预测效果可能比使用预测时间点前的少量数据进行建模的预测效果差。而极限学习机通常更适用于大样本情况下的数据预测,一般情况下,训练数据越多,则对样本数据的规律拟合得越好,预测误差越小。因此,灰色极限学习机预测算法中使用样本集中预测时间点前的少量样本数据对灰色预测算法进行建模,使用样本集中的所有样本数据对极限学习机进行训练,再将两个模型对测试样本预测出的不同预测结果进行加权求和,得到最终的预测结果。

根据最近时间点的数据预测误差比久远时间点的数据预测误差更重要的思想的合理性,本文提出一种为不同时间点的预测误差赋予不同的权值后计算组合权系数的新的组合权值求解方法。在预测领域,距离预测时间点越近的时间点上数据的预测误差比距离预测时间点越远的时间点上数据的预测误差更重要。基于这个思想的合理性,借鉴增强学习中的累积值函数的思想,提出了误差加权组合权系数计算方法。

增强学习中,策略  $\pi$  从初始状态获得的累积值公式为:

$$V^{\pi}(s_t) = r_t + \gamma r_{t+1} + \gamma^2 r_{t+2} + \dots = \sum_{i=0}^{\infty} \gamma^i r_{t+i}$$

借鉴增强学习累积值函数的思想,根据预测问题的实际情况,提出误差加权组合预测方法的组合权系数的计算公式为:

$$f(x) = \frac{Eev}{Gev + Eev} G(x) + \frac{Gev}{Gev + Eev} E(x)$$

其中,  $f(x)$  为组合预测算法的预测值,  $G(x)$  和  $E(x)$  分别是灰色预测算法和极限学习机算法的预测值,  $Gev$  和  $Eev$  分别为灰色预测算法建模数据的不等权误差和极限学习机算法的不等权训练误差,计算公式分别如下:

$$Gev = e_t + \gamma e_{t-1} + \gamma^2 e_{t-2} + \dots + \gamma^{N-1} e_{t-(N-1)} = \sum_{i=0}^{N-1} \gamma^i e_{t-i}$$

其中,  $e_{t-i}$  为灰色预测算法在  $t-i$  时刻的预测误差的方差,  $t$  为当前时刻。  $\gamma$  为权值因子,  $0 \leq \gamma < 1$ 。  $N$  为灰色预测算法的建模样本数据量和极限学习机训练样本数据量的最小值。

$$Eev = e_t + \gamma e_{t-1} + \gamma^2 e_{t-2} + \dots + \gamma^{N-1} e_{t-(N-1)} = \sum_{i=0}^{N-1} \gamma^i e_{t-i}$$

其中,  $e_{t-i}$  为极限学习机在  $t-i$  时刻的预测误差的方差,  $t$  为当前时刻。  $\gamma$  为权值因子,  $0 \leq \gamma < 1$ 。  $N$  为灰色预测算法的建模样本数据量和极限学习机训练样本数据量的最小值。

#### 3.2 灰色极限学习机流程

灰色极限学习机预测算法的流程如下:

输入:给定训练样本集  $\{x_i, t_i\}_{i=1}^N \subset R^n \times R^m$ , 测试样本集  $\{y_i\}_{i=1}^M$ , 权值因子, 极限学习机的激活函数  $v(x)$  和隐藏层节点数量  $L$ ;

第 1 步 根据训练样本  $\{x_i, t_i\}_{i=1}^N$  建立灰色预测模型, 确定灰色预测模型的参数  $a$  和  $b$ , 计算灰色预测模型在  $t-i$  时刻的预测误差的方差  $e_{t-i}$ ,  $i=0, 1, \dots, M, M \leq N$ ;

第 2 步 根据训练样本  $\{x_i, t_i\}_{i=1}^N \subset R^n \times R^m$  训练极限学习机, 计算极限学习机在  $t-i$  时刻的预测误差的方差  $e_{t-i}$ ,  $i=0, 1, \dots, M, M \leq N$ ;

第 3 步 根据第 1 步和第 2 步得到的预测误差的方差值, 计算  $Gev$  和  $Eev$ ;

第 4 步 根据第 1 步中建立的灰色预测模型和第 2 步训练的极限学习机分别计算测试样本集  $\{y_i\}_{i=1}^M$  的预测结果  $G(x)$  和  $E(x)$ ;

第 5 步 根据误差加权组合预测方法的组合权系数的计算公式及第 3 步和第 4 步的结果, 计算预测结果  $f(x)$ 。

输出:组合预测方法预测结果  $f(x)$ 。

## 4 实验测试

本节对灰色极限学习机的预测性能进行了验证实验, 并将本方法与其他的预测方法进行了比较实验。实验环境为 Windows XP 操作系统, Matlab7.1 运行环境, Intel Core2 2.66GHz 的 CPU 和 2G 的内存。通过交叉验证的方法确定灰色预测模型的建模样本数据量和权值因子。

### 4.1 微软股票信息

选取 2007 年 9 月 12 日到 2010 年 11 月 11 日的微软股票的每日收盘价, 共 800 个数据, 其中前 640 个数据作为极限学习机的训练数据, 后 160 个数据作为测试数据。对于灰色预测模型, 用预测点前 5 天的数据进行建模。

图 1—图 3 分别给出了灰色极限学习机、灰色预测模型和极限学习机的预测结果与真实数据的对比结果。从图中可以看出, 灰色极限学习机的预测值与真实数据的拟合度比较好。

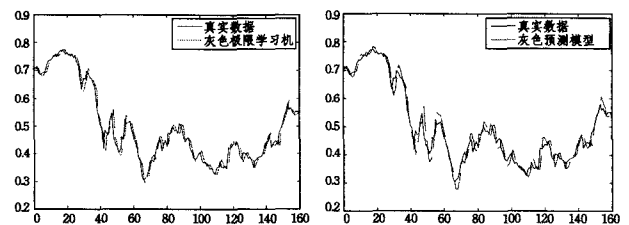


图 1 灰色极限学习机预测结果

图 2 灰色预测模型预测结果

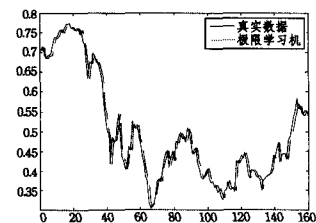


图 3 极限学习机预测结果

表 1 给出了本文提出的灰色极限学习机算法与其它算法的预测性能的对比数据。实验中, 训练和测试共耗时

5.9063s。从实验结果可以看出,灰色极限学习机预测算法的预测精度在均方误差和平均绝对百分比误差的评价方面都比大多数方法的好。

表1 微软股票信息性能对比

算法	MSE	MAPE
SVR-GA <sup>[14]</sup>	0.00192163	0.066795
SVR-CGA <sup>[14]</sup>	0.00143307	0.061031
SVR-FA <sup>[14]</sup>	0.00110032	0.052653
SVR-CFA <sup>[14]</sup>	0.00106339	0.051907
ANN <sup>[14]</sup>	0.001140	0.054386
ANFIS <sup>[14]</sup>	0.001212	0.056344
极限学习机	0.00058543	0.039715
灰色预测算法	0.0007289	0.044637
灰色极限学习机	0.0005814	0.039151

#### 4.2 Mackey-Glass 时间序列数据

Mackey-Glass 时间序列是使用如下时滞微分方程公式产生的。

$$\frac{dx}{dt} = \frac{0.2x(t-\tau)}{1+x^{10}(t-\tau)} - 0.1x(t)$$

当  $\tau > 16.8$  时,这个时间序列是混沌无序的,没有明显的周期性。因为这个时间序列的高复杂性,常把它看作是随机的序列。通常,这个等式被用来测试神经网络的学习和泛化能力。选择  $x(0)=1.2, \tau=17$ ,产生 1000 个样本数据。

对于极限学习机,样本数据中前 500 个为训练数据,后 500 个为测试数据。对于灰色预测模型,用预测点前 5 天的数据进行建模。进行 500 次 6 步向前预测,即在  $t$  时刻对  $t+6$  时刻的值进行预测。图 4—图 6 中分别给出了灰色极限学习机、灰色预测模型和极限学习机的预测结果与真实数据的对比曲线图。表 2 中给出本文提出的灰色极限学习机算法与其它算法的预测性能的对比数据。从实验结果中可以看出,灰色极限学习机预测算法的预测数据与真实数据比较接近,在所比较的算法的预测结果中,灰色极限学习机的均方根误差最小。

实验中,训练和测试总耗时 23.8750s。实验结果表明,灰色极限学习机算法在预测精度和预测速度方面都有不错的表现。

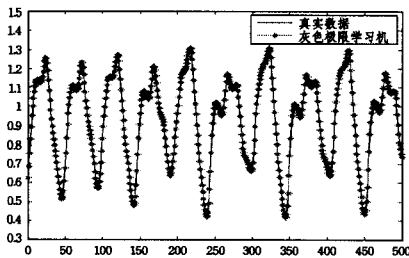


图4 灰色极限学习机预测结果

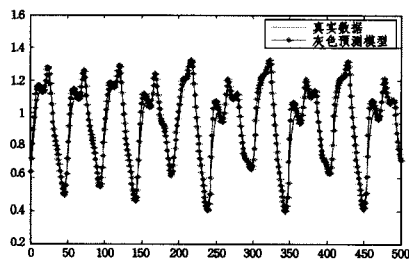


图5 灰色预测模型预测结果

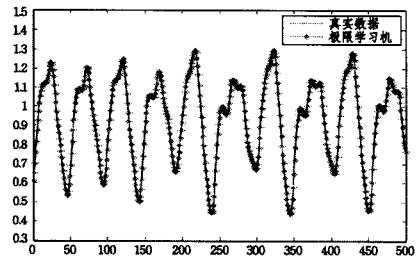


图6 极限学习机预测结果

表2 MACKEY-GLASS 性能对比

算法	RMSE
Generating Fuzzy Rules <sup>[15]</sup>	0.0907
Classical RBF <sup>[16]</sup>	0.0114
Genetic algorithm and fuzzy system <sup>[17]</sup>	0.049
灰色极限学习机	0.0103
灰色预测模型	0.0486
极限学习机	0.0106

#### 4.3 台湾液晶屏制造业的制造数据

台湾液晶屏制造业的制造数据包括两个属性,即制造液晶屏的滤光镜部件时光阻抗蚀剂的涂抹仪器每分钟的转速和涂抹厚度。表 3 给出了数据的具体值。

表3 台湾液晶屏制造业制造数据

每分钟的转速	涂抹厚度
415	1.871
465	1.696
480	1.647
515	1.545
550	1.473
580	1.411
620	1.362

对于极限学习机,前 4 对值为训练样本,后 3 对值为测试样本,每分钟的转速为极限学习机的输入数据,涂抹厚度为极限学习机的输出数据。对于灰色预测模型,涂抹厚度的前 4 个值作为建模数据,后 3 个值为测试数据。

图 7 给出了灰色极限学习机、灰色预测模型和极限学习机及其它预测算法的预测结果的平均绝对百分比误差对比。表 4 给出本文提出的灰色极限学习机算法与其它算法的预测性能的对比数据。从实验结果可以看出,灰色极限学习机预测算法的预测数据与真实数据比较接近,在所比较的算法的预测结果中,灰色极限学习机的平均绝对百分比误差最小。实验中,训练和测试总耗时 0.02s。实验表明,灰色极限学习机算法在预测精度和预测速度方面都有不错的表现。

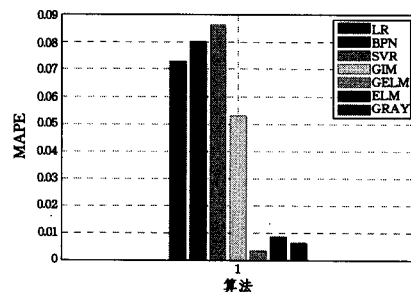


图7 制造数据性能对比

(下转第 105 页)

- [4] Riloff E, Wiebe J, Phillips W. Exploiting subjectivity classification to improve information extraction [C] // Proceedings of AAAI'05. 2005;1106-1111
- [5] Wiebe J, Mihalcea R. Word sense and subjectivity [C] // Proceedings of ACL/COLING'06. Sydney, Australia, 2006;1065-1072
- [6] Mihalcea R, Banea C, Wiebe J. Learning Multilingual Subjective Language via Cross-Lingual Projections [C] // Proceedings of the Association for Computational Linguistics (ACL2007). Prague, June 2007;1013-1019
- [7] Jindal N, Liu Bing. Identifying Comparative Sentences in Text documents [C] // Proceedings of SIGIR'06. Seattle, Washington, USA, 2006;244-251
- [8] Yu Hong, Hatzivassiloglou V. Towards answering opinion questions; Separating facts from opinions and identifying the polarity of opinion sentences [C] // Proceedings of EMNLP'03. 2003; 129-136
- [9] Pang Bo, Lee L. A Sentimental education: sentiment analysis using subjectivity summarization based on minimum cuts [C] // Proceedings of ACL'04. Barcelona, Spain, 2004;271-278
- [10] 叶强, 张紫琼, 罗振雄. 面向互联网评论情感分析的中文主观性自动判别方法研究 [J]. 系统信息学报, 2007, 1(1): 79-91
- [11] Jijkoun V, de Rijke M, Wouter W. Generating focused topic-specific Sentiment lexicons [C] // Proceedings of ACL2010. 2010; 585-594
- [12] Zhao W X, Jiang Jing, et al. Jointly modeling aspects and opinions with a MaxEnt-LDA hybrid [C] // Proceedings of EMNLP2010. 2010;56-65
- [13] 中国计算机协会. 中文微博情感分析评测结果 [EB/OL]. [http://tcci.ccf.org.cn/conference/2012/pages/page04\\_evares.html](http://tcci.ccf.org.cn/conference/2012/pages/page04_evares.html)

(上接第 81 页)

表 4 算法预测结果对比

真实数据	LR <sup>[18]</sup>	BPN <sup>[18]</sup>	SVR <sup>[18]</sup>	GIM <sup>[18]</sup>	灰色极限学习机	ELM	灰色预测模型
1.473	1.423	1.591	1.409	1.435	1.4723	1.4609	1.4846
1.411	1.325	1.499	1.306	1.350	1.4146	1.4143	1.4177
1.362	1.194	1.495	1.170	1.239	1.3519	1.3417	1.3539

**结束语** 组合预测方法结合单项预测方法的优势, 综合利用单项预测方法提供的信息, 尽可能地减少预测误差, 提高了预测精度。在预测领域中, 距离预测时间点更近的时间点的预测误差比更远的时间点的预测误差更重要。基于这个思想的合理性, 根据增强学习中的累积值函数的概念, 提出一种新的组合权系数的计算方法, 将灰色预测模型和极限学习机算法组合成新的预测方法; 并将提出的灰色极限学习机组合预测方法在微软股票信息、Mackey-Glass 时间序列数据和台湾液晶屏制造业的制造数据 3 个数据集上进行实验验证。实验结果表明, 综合考虑大样本数据和与小样本数据、一步向前和多步向前、预测精度和预测速度等方面因素, 灰色极限学习机预测算法具有较优的预测性能。从数据实验中可以看到, 灰色极限学习机预测方法在很多情形下与单纯的极限学习机预测效果类似, 是因为在有些数据集上, 灰色预测模型的预测精度比较差, 使得组合预测方法赋予极限学习机的权值较大, 导致组合预测方法的预测结果与极限学习机的预测结果近似。

未来的工作将考虑在灰色预测模型的建模样本数据量、权值因子的自适应以及多个预测模型的组合预测方面做进一步的研究。

### 参 考 文 献

- [1] 汪同三, 张涛. 组合预测——理论、方法及应用 [M]. 北京: 科学文献出版社, 2008
- [2] Kavousifard A, Samet H. Power system load forecasting based on MHBMO algorithm and neural network [C] // 2011 19th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE). IEEE, 2011; 1-6
- [3] Yan Xing, Chowdhury N A. Mid-term electricity market clearing price forecasting: a hybrid LSSVM and ARMAX approach [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2013, 53: 20-26
- [4] Hu Jian-ming, Wang Jian-zhou, Zeng Guo-wei. A hybrid forecasting approach applied to wind speed time series [J]. Renewable Energy, 2013, 60: 185-194
- [5] Amjady N. Short-term bus load forecasting of power systems by a new hybrid method [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2007, 22(1): 333-341
- [6] Kavousi-Fard A, Kavousi-Fard F. A new hybrid correction method for short-term load forecasting based on ARIMA, SVR and CSA [J]. Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence, 2013, 25(4): 559-574
- [7] Pan F, Zhang H, Xia M. A hybrid time-series forecasting model using extreme learning machines [C] // Second International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, 2009 (ICICTA'09). IEEE, 2009; 933-936
- [8] 唐小我, 王景, 曹长修. 一种新的模糊自适应权重组合预测方法 [J]. 电子科技大学学报, 1997, 26(3): 289-292
- [9] 王明涛. 预测方法的有效性分析 [J]. 预测, 1994, 13(6): 57-59
- [10] 陈华友. 组合预测权系数确定的一种合作对策方法 [J]. 预测, 2003, 22(1): 75-77
- [11] 王应明. 基于相关性的组合预测方法研究 [J]. 预测, 2002, 21(2): 58-62
- [12] 邓聚龙. 灰理论基础 [M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002
- [13] Huang Guang-bin, Zhu Qin-yu, Cheekheong S. Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks [C] // 2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2004. Volume 2, IEEE, 2004; 2: 985-990
- [14] Kazem A, Sharifi E, Hussain FK, et al. Support vector regression with chaos-based firefly algorithm for stock market price forecasting [J]. Applied Soft Computing, 2013, 13(2): 947-958
- [15] Wang Li-xin, Mendel J M. Generating fuzzy rules by learning from examples [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1992, 22(6): 1414-1427
- [16] Cho Kwang Bo, Wang Bo Hyeun. Radial basis function based adaptive fuzzy systems and their applications to system identification and prediction [J]. Fuzzy sets and systems, 1996, 83(3): 325-339
- [17] Daijin K, Chulhyun K. Forecasting time series with genetic fuzzy predictor ensemble [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1997, 5(4): 523-535
- [18] Li Derchiang, Chang Che-jung, Chen Chienchih, et al. A grey-based fitting coefficient to build a hybrid forecasting model for small data sets [J]. Applied Mathematical Modelling, 2012, 36(10): 5101-5108