

# LSTM神经网络原油价格预测

潘少伟<sup>1</sup>, 李 辉<sup>1</sup>, 王亚玲<sup>2</sup>, 蔡文斌<sup>3</sup>

(1. 西安石油大学 计算机学院, 陕西 西安 710065;

2. 中国石油 长庆油田公司勘探开发研究院, 陕西 西安 710018;

3. 西安石油大学 石油工程学院, 陕西 西安 710065)

**摘 要:**原油价格变化对国际政治和世界经济具有重要影响。深入挖掘原油价格变化规律, 进而提高其预测的准确性, 对国家经济发展、企业生产运作具有非常重要的战略意义。传统机器学习方法和统计分析方法在原油价格预测时存在诸多不足, 因此该文把长短期记忆(long short-term memory, LSTM)神经网络引入到原油价格短期预测中。利用 LSTM 神经网络, 以美国 WTI 2016 年 1 月 1 日到 2019 年 6 月 30 日的现货价格日数据为研究对象, 共设计实施三组实验进行原油价格日数据的短期预测。实验结果表明, 利用前二十四个月的原油价格日数据预测后三个月原油价格日数据时评价效果最好, 而利用前六个月的原油价格日数据预测后一个月原油价格日数据时评价效果最差。总体来看, 采用 LSTM 神经网络对原油价格进行短期预测取得了一定成果, 对相关决策者具有一定的参考价值。

**关键词:**长短期记忆; 原油价格; 时间序列; 短期预测; WTI

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2021)05-0180-06

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2021.05.031

## Crude Oil Price Prediction with LSTM Neural Networks

PAN Shao-wei<sup>1</sup>, LI Hui<sup>1</sup>, WANG Ya-ling<sup>2</sup>, CAI Wen-bin<sup>3</sup>

(1. School of Computer Science, Xi'an Shiyou University, Xi'an 710065, China;

2. Research Institute of Exploration and Development of Changqing Oilfield Company, PetroChina, Xi'an 710018, China;

3. School of Petroleum Engineering, Xi'an Shiyou University, Xi'an 710065, China)

**Abstract:** The change of crude oil price has an important influence on international politics and world economy. It is of great strategic significance for national economic development, production and operation of enterprises to dig into the law of crude oil price changes deeply and improve the accuracy of crude oil price prediction. The traditional machine learning methods and statistical analysis methods have many shortcomings in crude oil price prediction, so we introduce the long short-term memory (LSTM) neural networks into the short-term prediction of crude oil price. The daily spot price data of WTI from January 1, 2016 to June 30, 2019 was taken as the research object, and three sets of experiments were designed and implemented for short-term prediction of daily crude oil price with the LSTM neural networks. The experiment shows that the daily data of crude oil price in the first 24 months that is used to predict the daily data in the last three months has the best evaluation effect, while the daily data of crude oil price in the first six months that is used to forecast the daily data in the last month has the worst evaluation effect. In general, some achievements have been made in crude oil price prediction with the LSTM neural networks, which is of certain reference value to relevant decision makers.

**Key words:** long short-term memory; crude oil price; time series; short-term prediction; WTI

## 0 引言

石油是国民经济的血液, 是重要的战略资源<sup>[1]</sup>。石油在国民经济发展、民生状况改善中具有举足轻重的作用<sup>[2-3]</sup>。未经提炼的石油称为原油, 其价格波动

通常较大。国际上的原油价格波动往往会对世界各国的经济造成重大影响, 因此对国际上的原油价格预测就成为一项非常有意义的工作。根据预测时间的长短, 可把原油价格预测划分为两大类: 原油价格短期预

收稿日期: 2020-06-04

修回日期: 2020-10-09

基金项目: 国家科技重大专项(2016ZX05050-009); 陕西省自然科学基金(2019JM-174, 2020JM-534)

作者简介: 潘少伟(1979-), 男, 博士, 副教授, 研究方向为机器学习、人工智能和石油工业计算机应用等; 李 辉(1995-), 男, 硕士研究生, 研究方向为机器学习与人工智能等。

测和原油价格长期预测。原油价格短期预测是指利用机器学习方法和统计分析方法等对未来几十天甚至几个月之内的原油价格做出预测<sup>[4-6]</sup>;原油价格长期预测是指利用机器学习方法和统计分析方法等对未来一年甚至几年内的原油价格做出预测<sup>[7-10]</sup>。国际上的原油定价机制比较复杂,而且受到某些突发政治、经济事件的影响,所以在原油价格长期预测结果中会带有一定的不确定性。可见,为更好地为国民经济的发展提供服务,通过短期预测及时掌握原油价格的动态变化规律就变得非常重要。在原油价格短期预测中,传统机器学习方法和统计分析方法取得了一定成功,但在拟合时经常会忽略历史原油价格对当前原油价格的影响,遗漏掉隐藏于原油价格数据中的某些动态变化特征,导致最终无法完整获取原油价格变化的逻辑序列。

近年来,计算机性能的提高使得深度学习的应用越来越广泛<sup>[11-15]</sup>。深度学习中的循环神经网络(recurrent neural networks, RNN)作为一种循环反馈的神经网络框架,能够充分考虑时间序列的相关性,并通过分析历史信息,建立完整的时间序列模型。但 RNN 在训练中容易出现梯度消失和梯度爆炸问题。长短期记忆(long short-term memory, LSTM)神经网络作为一种特殊的 RNN 模型,能有效规避梯度消失和梯度爆炸问题,实现对历史信息真实有效的利用。LSTM 神经网络在当前时间序列数据预测中得到广泛应用<sup>[16-17]</sup>。

Bernabe 等曾经指出:石油价格时间序列是一个非线性的长记忆系统<sup>[18]</sup>。所以国际上原油价格日数据也可看作是典型的时间序列,因为当天的原油价格会受到昨天或前面几天的原油价格影响。于是,为规避某些突发政治、经济事件的影响,深入挖掘蕴藏于原油价格日数据中的动态变化模式,进而全面把握其中的动态变化特征,该文把 LSTM 神经网络应用于原油价格日数据的短期预测中。共设计三组基于 LSTM 神经网络预测原油价格日数据的实验,最终实验结果表明利用前二十四个月的原油价格日数据预测后三个月原油价格日数据的评估效果最好,利用前六个月的原油价格日数据预测后一个月原油价格日数据的评估效果最差。

## 1 LSTM 神经网络

1997 年, Hochreiter 和 Schmidhuber 一起提出长短期记忆神经网络<sup>[19]</sup>,即 LSTM 神经网络。LSTM 神经网络很好地解决了 RNN 中存在的梯度消失和梯度爆炸问题。与 RNN 相比,它可以记忆更长时间步上的信息。2013 年, Graves 等对 LSTM 神经网络进行了改进,并将其应用到语音识别中<sup>[20]</sup>。如今 LSTM 神经网络

日益发展成熟,其基本结构如图 1 所示。

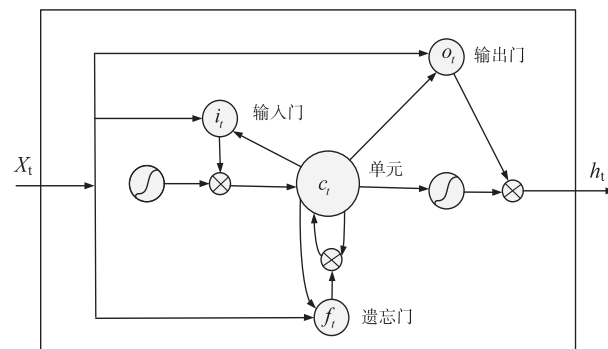


图 1 LSTM 神经网络基本结构

图 1 中,带箭头的线条表示向量的传输,箭头指引向量的传输方向。箭头交汇处的小圆圈表示向量按位进行相应运算,处于中央位置的大圆圈( $c_t$ )表示 LSTM 神经网络的细胞状态单元。合并的线条表示不同向量的连接,分开的线条则表示向量被复制后向不同方向传输。由图 1 可知,LSTM 神经网络表现为三种门结构:输入门( $i_t$ )、输出门( $o_t$ )和遗忘门( $f_t$ )。输入门主要作用是控制进入当前细胞状态单元的信息量,输出门则主要控制当前细胞状态单元输出的信息量,遗忘门主要作用是控制并丢弃当前细胞状态单元不需要的来自上一个细胞状态单元的信息。通过输入门、输出门和遗忘门,LSTM 神经网络得以保持和更新细胞单元状态。

LSTM 神经网络信息传递的基本流程如下(仅以一个神经网络节点为例进行阐述):(1)遗忘门通过 sigmoid 函数对输入信息进行控制,决定哪些信息可以进入到当前细胞状态单元中;(2)由 tanh 层生成一个可添加到当前细胞状态单元中的候选值,之后将该候选值、上一步的输入信息和上一时刻的细胞单元状态按位进行运算,获得新的细胞单元状态值;(3)通过 sigmoid 函数获得初始输出信息后,再利用 tanh 层把新的细胞单元状态值进行处理,使其在 -1 到 1 之间,最后把初始输出信息 and 处理后的细胞单元状态值按位进行运算并输出。

LSTM 神经网络信息传递过程中涉及的公式如下:

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i) \quad (1)$$

$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f) \quad (2)$$

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o) \quad (3)$$

$$c_t = f_t \times c_{t-1} + i_t \times \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c) \quad (4)$$

$$h_t = o_t \times \tanh(c_t) \quad (5)$$

式(1)中  $i_t$  表示输入门中,上一时刻隐含层的输出值和当前时刻的输入值经过 sigmoid 函数处理后的值;式(2)中  $f_t$  表示遗忘门中,上一时刻隐含层的输出

值和当前时刻的输入值经过 sigmoid 函数处理后的值;式(3)中  $o_t$  表示输出层中,上一时刻隐含层的输出值和当前时刻的输入值经过 sigmoid 函数处理后的值;式(4)中  $c_t$  表示当前时刻更新之后的细胞单元状态值;式(5)中  $h_t$  表示当前时刻隐含层的输出值。在式(1)~式(5)中,  $\sigma$  和  $\tanh$  为循环激活函数,  $h_{t-1}$  表示上一时刻隐含层的输出值,  $x_t$  表示当前时刻的输入值,  $W$  表示不同的权重矩阵,  $b$  表示不同的偏置参数。

LSTM 神经网络的这种特殊结构使它不仅可以对时间序列数据进行长期预测,还可以进行短期预测并取得了不错的效果,因此该文将 LSTM 神经网络应用于原油价格短期预测中。

## 2 基于 LSTM 神经网络的原油价格预测

### 2.1 实验环境简介

本次实验用计算机的配置:操作系统为 Windows 10 家庭中文版,中央处理器是 Intel Core i7-9750H,内存为 8.00 GB。实验集成开发环境为 PyCharm 2019.2.3(Professional Edition),程序设计语言为 Python 3.7.3,神经网络库为 Keras 2.3.1。

### 2.2 预测分析数据选取

国际市场上的原油价格制定基本以世界主要产油区的标准油作为基准。因此该文选取美国西德克萨斯州轻质中间基原油(west Texas intermediate, WTI)的现货价格日数据作为研究对象进行预测分析。预测分析数据的样本区间为 2016 年 1 月 1 日到 2019 年 6 月 30 日,对由于假期等因素导致缺失的原油价格日数据利用缺失值前一天的数据进行补全,最终得到 1 277 个关于原油价格的样本数据。由原油价格样本数据可知,在 2016 年 1 月 1 日到 2019 年 6 月 30 日这段时间内,原油价格日数据表现出一定的波动,总体上表现为下降、上升,再下降再上升这样的反复趋势。

### 2.3 预测评价指标

为了评价 LSTM 神经网络对原油价格日数据的预测精度,选取均方根误差(root mean square error, RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和平均绝对百分比误差(mean absolute percent error, MAPE)作为评价指标。它们的计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (6)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (7)$$

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \quad (8)$$

上面三个公式中,  $y_i$  表示原油价格日数据真实值,  $\hat{y}_i$  表示原油价格日数据预测值,  $n$  表示原油价格日

数据的总数目。

### 2.4 模型参数设置

用于原油价格日数据预测的 LSTM 神经网络模型(以下简称 LSTM 模型)总体分为三部分:输入层、隐含层和输出层。输入层功能包括归一化样本数据、拆分训练集和测试集、确定时间步长和把数据重新塑造为符合 LSTM 神经网络输入格式的三维结构。隐含层是整个 LSTM 神经网络的核心, LSTM 模型共设置两个隐含层,第一个隐含层设置 100 个神经元、第二个隐含层设置 50 个神经元。以均方误差 MSE 作为损失函数,同时采用 Adam 算法作为优化算法。另外,时间步长设置为 3,批处理数设置为 8,总共训练迭代 100 次。经过多次测试发现,此种设置的预测效果相对较好。另外,为解决 LSTM 模型在训练过程中可能出现的过拟合问题,在隐含层后面尝试增加了 Dropout 方法,但测试发现增加 Dropout 方法后的预测效果反而变差,因此在隐含层中去掉了 Dropout 方法。输出层包括一个 Dense 层,用来对预测值进行降维并输出。

### 2.5 实验设计与结果分析

本次实验的流程如图 2 所示,依据此流程,设计三组基于 LSTM 神经网络的原油价格预测实验。

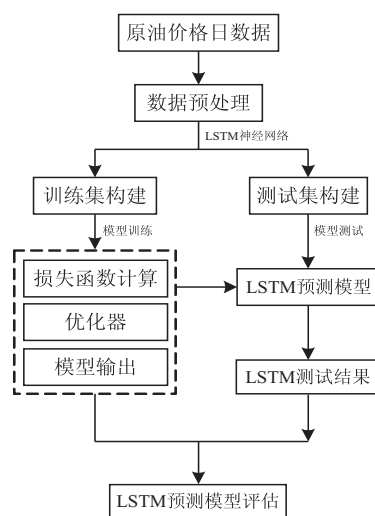


图 2 LSTM 神经网络预测原油价格基本流程  
三组实验的详细描述如下:

#### 2.5.1 第一组实验

把数据集中前六个月、前十二个月、前十八个月、前二十四个月、前三十个月和前三十六个月的原油价格日数据作为训练集,把后一个月的原油价格日数据作为测试集进行实验,获得实验结果如图 3 所示。图 3 中,横坐标为预测天数,单位是天;纵坐标为原油价格,单位是美元/桶;实心黑色曲线代表原油价格日数据真实值,带圆点、正方形、左三角、右三角、上三角和下三角标记的曲线分别代表利用前六个月、前十二个月、前十八个月、前二十四个月、前三十个月和前三十六个月

六个月的原油价格日数据构建 LSTM 模型产生的预测值。由图 3 可看出,利用前二十四个月原油价格日数据构建的 LSTM 模型的预测值曲线最接近原油价格日数据真实值曲线,利用前六个月原油价格日数据

构建的 LSTM 模型的预测值曲线与原油价格日数据真实值曲线偏离最远,其他的 LSTM 模型预测值曲线与原油价格日数据真实值曲线的偏离程度介于上述两种 LSTM 模型的预测值曲线之间。

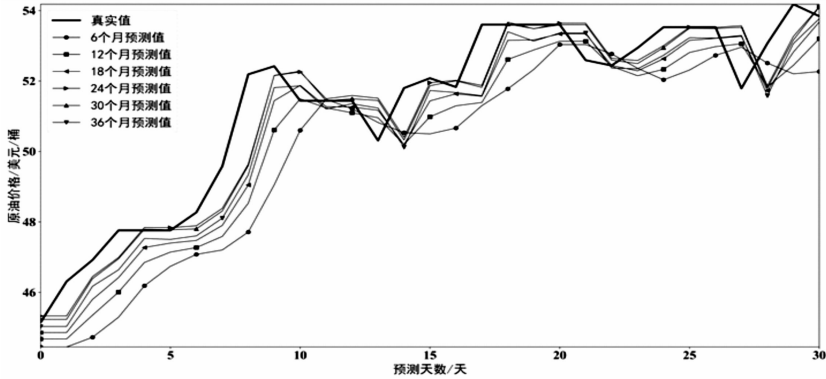


图 3 后一个月原油价格日数据真实值与预测值曲线

表 1 给出六种 LSTM 模型预测后一个月原油价格日数据产生的 RMSE、MAE 和 MAPE 值。表 1 中, RMSE、MAE 和 MAPE 的最小值分别为 0.883 7、0.618 3 和 1.205 0,均由利用前二十四个月的原油价格日数据构建的 LSTM 模型产生;RMSE、MAE 和 MAPE

的最大值分别为 1.674 6、1.386 2 和 2.714 4,均由利用前六个月的原油价格日数据构建的 LSTM 模型产生;其他 LSTM 模型预测产生的 RMSE、MAE 和 MAPE 值介于上述两种 LSTM 模型之间。

表 1 后一个月原油价格日数据预测的评价指标对比

训练集数据	RMSE	MAE	MAPE
前六个月	1.674 6	1.386 2	2.714 4
前十二个月	1.297 8	1.063 9	2.082 0
前十八个月	1.084 0	0.846 9	1.657 4
前二十四月	0.883 7	0.618 3	1.205 0
前三十个月	0.906 4	0.628 9	1.225 2
前三十六月	0.994 6	0.746 9	1.457 0

2.5.2 第二组实验

把数据集中前六个月、前十二个月、前十八个月、前二十四个月、前三十个月和前三十六个月的原油价格日数据作为训练集,把后面三个月的原油价格日数据作为测试集进行实验,获得实验结果如图 4 所示。图 4 中横纵坐标和各曲线的表征意义与图 3 相同,在此不再赘述。由图 4 可知,利用前二十四个月原油价

格日数据构建的 LSTM 模型的预测值曲线最接近原油价格日数据真实值曲线,利用前六个月原油价格日数据构建的 LSTM 模型的预测值曲线与原油价格日数据真实值曲线偏离最远,其他的 LSTM 模型预测值曲线与原油价格日数据真实值曲线的偏离程度介于上述两种 LSTM 模型的预测值曲线之间。

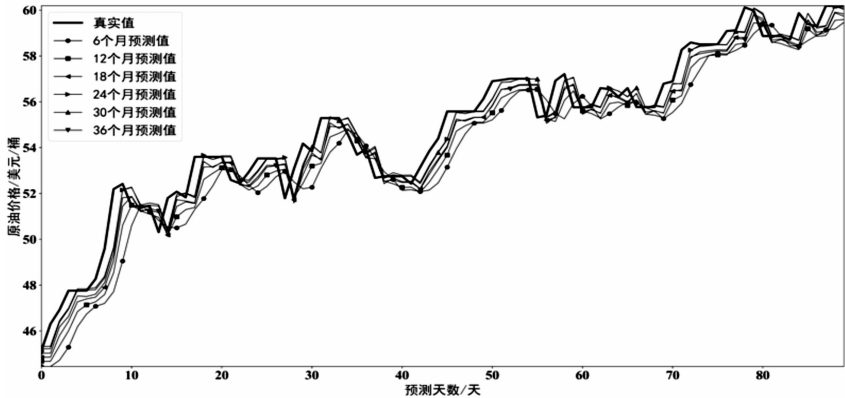


图 4 后三个月原油价格日数据真实值与预测值曲线

表 2 后三个月原油价格日数据预测的评价指标对比

训练集数据	RMSE	MAE	MAPE
前六个月	1.331 5	1.080 8	1.999 0
前十二个月	1.062 7	0.870 4	1.605 9
前十八个月	0.883 9	0.680 1	1.257 6
前二十四个月	0.744 5	0.508 3	0.938 8
前三十个月	0.755 5	0.509 5	0.941 6
前三十六个月	0.850 7	0.655 5	1.205 2

表 2 给出六种 LSTM 模型预测后三个月原油价格日数据产生的 RMSE、MAE 和 MAPE 值。表 2 中, RMSE、MAE 和 MAPE 的最小值分别为 0.744 5、0.508 3 和 0.938 8,均由利用前二十四个月的原油价格日数据构建的 LSTM 模型产生;RMSE、MAE 和 MAPE 的最大值分别为 1.331 5、1.080 8 和 1.999 0,均由利用前六个月的原油价格日数据构建的 LSTM 模型产生;其

他 LSTM 模型预测产生的 RMSE、MAE 和 MAPE 值介于上述两种 LSTM 预测模型之间。

### 2.5.3 第三组实验

把数据集中前六个月、前十二个月、前十八个月、前二十四个月、前三十个月和前三十六个月的原油价格日数据作为训练集,把后面六个月的原油价格日数据作为测试集进行实验,获得实验结果如图 5 所示。图 5 中横纵坐标和各曲线的表征意义与图 3、图 4 相同。由图 5 可知,利用前二十四个月原油价格日数据构建的 LSTM 模型的预测值曲线最接近原油价格日数据真实值曲线,利用前六个月原油价格日数据构建的 LSTM 模型的预测值曲线与原油价格日数据真实值曲线偏离最远,其他的 LSTM 模型预测值曲线与原油价格日数据真实值曲线的偏离程度介于上述两种 LSTM 模型的预测值曲线之间。

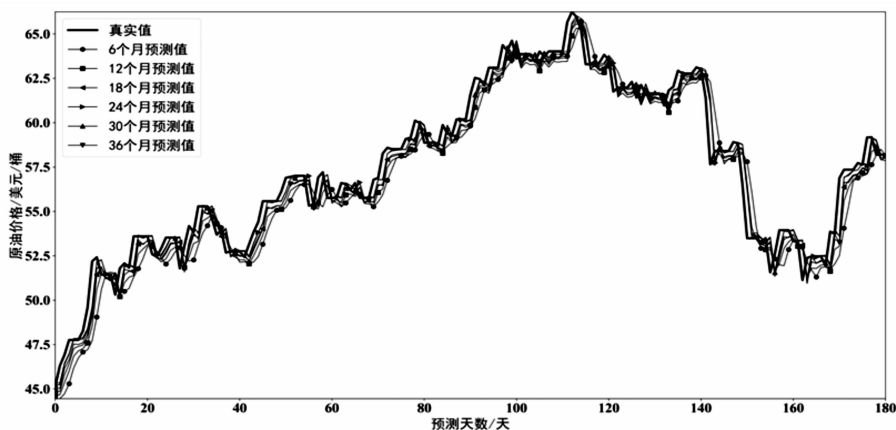


图 5 后六个月原油价格日数据真实值与预测值曲线

表 3 给出六种 LSTM 模型预测后六个月原油价格日数据的 RMSE、MAE 和 MAPE 值。由表 3 可知,当训练集为前二十四个月的原油价格日数据时,构建 LSTM 模型预测后六个月原油价格日数据产生的 RMSE 值最小,为 0.866 2;当训练集为前三十个月的原油价格日数据时,构建 LSTM 模型预测后六个月原油价格日数据产生的 MAE 和 MAPE 值最小,分别为

0.556 1 和 0.986 3;当训练集为前六个月的原油价格日数据时,预测后六个月原油价格日数据产生的 RMSE、MAE 和 MAPE 值均最大,分别为 1.356 8、1.041 5 和 1.853 3;其他 LSTM 模型预测产生的 RMSE、MAE 和 MAPE 值介于上述 LSTM 预测模型之间。

表 3 后六个月原油价格日数据预测的评价指标对比

训练数据集	RMSE	MAE	MAPE
前六个月	1.356 8	1.041 5	1.853 3
前十二个月	1.093 4	0.869 3	1.537 5
前十八个月	0.949 0	0.690 1	1.225 0
前二十四个月	0.866 2	0.565 1	1.000 6
前三十个月	0.872 5	0.556 1	0.986 3
前三十六个月	0.941 8	0.694 1	1.223 7

综合比较上述三组实验产生的对原油价格日数据的预测结果(见表 4),发现利用前六个月原油价格日数据预测后一个月的原油价格日数据产生的 RMSE、MAE 和 MAPE 值最大,分别为 1.674 6、1.386 2 和

2.714 4,而利用前二十四个月原油价格日数据预测后三个月的原油价格日数据产生的 RMSE、MAE 和 MAPE 值最小,分别为 0.744 5、0.508 3 和 0.938 8。同时比较图 3 和图 4,发现利用前二十四个月原油价

格日数据构建的 LSTM 模型在预测后三个月的原油价格日数据时,产生的预测值曲线与真实值曲线最为接近,而利用前六个月原油价格日数据构建的 LSTM

模型在预测后一个月的原油价格日数据时,产生的预测值曲线与真实值曲线偏离最远。

表4 三组实验中原油价格日数据预测的评价指标比较

评价指标	最大值	最小值	备注
RMSE	1.674 6	0.744 5	
MAE	1.386 2	0.508 3	最大值在前六个月原油价格日数据作为训练集,预测后一个月原油价格日数据时产生,最小值在前二十四个月原油价格日数据作为训练集,预测后三个月原油价格日数据时产生
MAPE	2.714 4	0.938 8	

### 3 结束语

(1)为深入挖掘蕴藏于原油价格日数据中的动态变化模式,进而全面掌握原油价格日数据的动态变化特征,该文把 LSTM 神经网络引入到原油价格日数据短期预测中。

(2)利用 LSTM 神经网络,以美国 WTI 2016 年 1 月 1 日到 2019 年 6 月 30 日的现货价格日数据为研究对象,共设计三组实验进行原油价格日数据的短期预测研究。最终实验表明利用前二十四个月的原油价格日数据预测后三个月的原油价格日数据的评估结果最好,利用前六个月的原油价格日数据预测后一个月的原油价格日数据的评估结果最差。

(3)国际上的原油定价机制非常复杂,而且原油价格经常会受到某些突发政治、经济事件的影响,所以原油价格的预测难度非常大。该文仅从机器学习的角度把原油价格数据当作时间序列进行预测,因此具有一定的局限性。在实际工作中,还需利用多种技术手段,结合多种信息来对原油价格变化进行综合研究。

#### 参考文献:

- [1] 沙 茹,李金叶. 石油价格波动与宏观经济相关性研究[J]. 价格理论与实践,2019(5):59-62.
- [2] 熊威明,冯升波,王 娟. 原油价格短期预测因素初步研究[J]. 中国能源,2018,40(12):36-40.
- [3] 赵 昕. 原油价格对进出口成品油贸易的影响[J]. 化工设计通讯,2020,46(1):27.
- [4] GUO X P, LI D C, ZHANG A H. Improved support vector machine oil price forecast model based on genetic algorithm optimization parameters[J]. AASRI Procedia, 2012, 1:525-530.
- [5] 董振宇,冯恩民,尹洪超,等. 国际原油价格预测的双层随机整数规划模型、算法及应用[J]. 运筹学学报,2015,19(3):18-25.
- [6] 范秋枫,王 涛,张智峰. 量子粒子群智能算法在国际布伦特原油价格预测中的应用[J]. 模糊系统与数学,2017,31(4):84-90.
- [7] 何森雨,杨瑞广,梁晓捷,等. 国际石油价格长期趋势预测系统的研制与应用[J]. 北京理工大学学报:社会科学版,2013,15(3):13-20.
- [8] 梁 强,范 英,魏一鸣. 基于小波分析的石油价格长期趋势预测方法及其实证研究[J]. 中国管理科学,2005,13(1):30-36.
- [9] 李 成,周 恒. 原油价格改进型神经网络预测方法[J]. 统计与决策,2013(8):67-69.
- [10] 赵鲁涛,孙陆一,郑志益,等. 2020 年国际原油价格分析与趋势预测[J]. 北京理工大学学报:社会科学版,2020,22(2):26-30.
- [11] 彭 燕,刘宇红,张荣芬. 基于 LSTM 的股票价格预测建模与分析[J]. 计算机工程与应用,2019,55(11):209-212.
- [12] 王永鹏,邱文昌. 基于 LSTM 神经网络的港口燃料油价格预测[J]. 中国水运,2019(10):30-31.
- [13] 许爱东,郭延文,吴 涛,等. 基于 Bi-LSTM 的家庭用电量预测[J]. 工业控制计算机,2020,33(4):8-10.
- [14] 温惠英,张东冉,陆思园. GA-LSTM 模型在高速公路交通流预测中的应用[J]. 哈尔滨工业大学学报,2019,51(9):81-87.
- [15] 陈振宇,刘金波,李 晨,等. 基于 LSTM 与 XGBoost 组合模型的超短期电力负荷预测[J]. 电网技术,2020,44(2):614-620.
- [16] 欧阳红兵,黄 亢,闫洪举. 基于 LSTM 神经网络的金融时间序列预测[J]. 中国管理科学,2020,28(4):27-35.
- [17] 虞文美,方扶星. 基于 LSTM 神经网络的中国原油期货指数预测研究[J]. 哈尔滨师范大学自然科学学报,2020,36(2):32-37.
- [18] BERNABE A, MARTINA E, ALVAREZ-RAMIREZ J, et al. A multi-model approach for describing crude oil price dynamics[J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2004, 338(3-4):567-584.
- [19] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8):1735-1780.
- [20] GRAVES A, MOHAMED A R, HINTON G. Speech recognition with deep recurrent neural networks[C]//38th IEEE international conference on acoustics, speech, and signal processing. Vancouver, Canada: IEEE, 2013:6645-6649.