

基于多维放缩和长短期记忆网络的期货价格预测

扈文, 孙德山

辽宁师范大学数学学院, 辽宁 大连
Email: hwen_7@163.com

收稿日期: 2020年10月7日; 录用日期: 2020年10月20日; 发布日期: 2020年10月27日

摘要

结合多维放缩方法构建长短期记忆网络(MDS-LSTM)模型, 对黄金主连期货未来10日的收盘价格进行预测。首先选取黄金主连的12个指标, 利用多维放缩对12个指标进行降维, 然后建立MDS-LSTM、MDS-BP和LSTM神经网络模型对收盘价格进行预测, 将三个模型的预测结果进行比较, 结果表明MDS-LSTM模型的预测精度较高, 能更好的预测期货的走势。

关键词

多维放缩, 长短期记忆网络, BP神经网络

Futures Price Prediction Based on Multidimensional Scaling and Long Short-Term Memory Network

Wen Hu, Deshan Sun

School of Mathematics, Liaoning Normal University, Dalian Liaoning
Email: hwen_7@163.com

Received: Oct. 7th, 2020; accepted: Oct. 20th, 2020; published: Oct. 27th, 2020

Abstract

Combined with the multidimensional scaling method, the long short-term memory network (MDS-LSTM) model is constructed to predict the closing price of gold main link futures in the next 10 days. First, 12 indexes of the gold main link are selected and dimension-reduction of the 12 indexes

is carried out. Then, MDS-LSTM, MDS-BP and LSTM neural network models are established to predict the closing price. The comparison of the prediction results of the three models shows that the MDS-LSTM model has a higher prediction accuracy and can better predict the futures trend.

Keywords

Multidimensional Scaling, Long Short-Term Memory Network, BP Neural Network

Copyright © 2020 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着期货市场和期货行业改革的深入推进, 期货行业将进入历史上最好的发展机遇期, 期货行业将持续发展。人们也越来越关注期货的未来走势, 希望可以提高收益, 降低风险。近来, 有许多文章都对期货价格的变化进行了研究。随着神经网络的发展, 许多学者开始尝试使用神经网络模型对期货价格进行预测。

文宝石等[1]对股票数据进行滤波、差分及积分处理后结合 LSTM 模型进行预测, 并与原始的 LSTM 模型和 ARIMA 模型对比发现, 对数据进行多维处理后的 LSTM 模型有更好的性能和预测精度。马元昊[2]采用了多层 LSTM 模型对上证指数的后一日收盘价格进行预测, 结果表明 LSTM 对股票的预测有强大的作用。肖争艳等[3]纳入反应中国国情的扩展指标, 应用贝叶斯向量自回归模型与 LSTM 模型, 对 GDP 进行动态滚动预测和固定窗口预测, 结果表明 LSTM 模型有更好的泛化能力。李洁等[4]建立了基于后向传播的多时间尺度 RNN 模型, 并对民航日客流量进行预测, 并与其他几种方法对比发现该模型的预测精度更高。张可等[5]利用主成分分析法提取特征, 建立 LSTM 模型对动作识别领域的 7 个数据集进行分析与预测, 并与 KNN 模型和 SVM 模型对比, 结果表明 LSTM 模型降低了预测难度, 提高了精度。戴邵武等[6]引入经验模态分解法将数据分解成 IMF 分量和趋势项, 构建 LSTM 模型对北京市 PM2.5 的浓度进行预测, 与 SVR 模型相比较精度明显提高。

2. 多维放缩和长短期记忆网络

2.1. 多维放缩

多维放缩(Multidimensional Scaling)是一种经典的降维方法, 它可以使原始空间中样本的距离在低维空间中得到保持, 因此它主要关注与高维数据内部的特征, 致力于保留高维空间中的“相似度”信息。

假设 m 个样本在原始空间的距离矩阵为 $D \in R^{m \times m}$, 其元素 d_{ij} 表示样本 x_i 和 x_j 之间的距离, 原始空间的维数为 d 。目标是获得样本在 d' 维空间的表示 $Z \in R^{d' \times m}$, $d' \leq d$, 且任意两个样本在 d' 维空间中的欧式距离等于原始空间中的距离, 即 $\|z_i - z_j\| = d_{ij}$ 。

令 $B = Z^T Z \in R^{m \times m}$, 其中 B 为降维后样本的内积矩阵, $b_{ij} = z_i^T z_j$, 有

$$d_{ij}^2 = \|z_i\|^2 + \|z_j\|^2 - 2z_i^T z_j = b_{ii} + b_{jj} - 2b_{ij} \quad (1)$$

为了便于讨论, 令降维后的样本 Z 被中心化, 即 $\sum_i z_i = 0$ 。显然矩阵 B 的行与列之和均为零, 即

$$\sum_{i=1}^m b_{ij} = \sum_{j=1}^m b_{ij} = 0, \text{ 则}$$

$$\sum_{i=1}^m d_{ij}^2 = \sum_{i=1}^m b_{ii} + mb_{jj} - 2\sum_{i=1}^m b_{ij} = tr(B) + mb_{jj} \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^m d_{ij}^2 = \sum_{j=1}^m b_{jj} + mb_{ii} - 2\sum_{j=1}^m b_{ij} = tr(B) + mb_{ii} \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m d_{ij}^2 = \sum_{i=1}^m (tr(B) + mb_{ii}) = 2mtr(B) \quad (4)$$

其中, $tr(B) = \sum_i \|z_i\|^2$ 。令

$$d_i^2 = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m d_{ij}^2 \quad (5)$$

$$d_j^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m d_{ij}^2 \quad (6)$$

$$d_{..}^2 = \frac{1}{m^2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m d_{ij}^2 = \frac{1}{m^2} (2mtr(B)) = \frac{2}{m} tr(B) \quad (7)$$

于是由(1)~(7)可得

$$d_{ij} = -\frac{1}{2} (d_{ii}^2 + d_{jj}^2 - d_j^2 + d_i^2) \quad (8)$$

由此即可通过原始空间的距离矩阵 D 求取内积矩阵 B 。

对矩阵 B 做特征分解, $B = V\Lambda V^T$, 其中 $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d)$ 为特征值构成的对角矩阵, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_d$, V 为特征向量矩阵。假定其中有 d 个非零特征值, 它们构成对角矩阵 $\Lambda_* = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d)$, 令 V_* 表示相应的特征向量矩阵, 则 Z 可表示为 $Z = \Lambda_*^{\frac{1}{2}} V_*^T \in R^{d \times m}$ 。

在现实应用中为了使降维的效果更好, 仅需要降维后的距离与原始空间中的距离尽可能接近, 不需要完全相等, 则可取 $d' \leq d$ 个最大特征值构成的对角矩阵来表示 Z 。

2.2. 长短期记忆网络

长短期记忆网络(Long Short-Term Memory)是特殊的递归神经网络, 由于常规的递归神经网络不能有效的解决长时间的信息依赖问题, 所以 Hochreiter 和 Schmidhuber 提出了能够解决长期依赖的长短期记忆网络。LSTM 的主要结构如下:

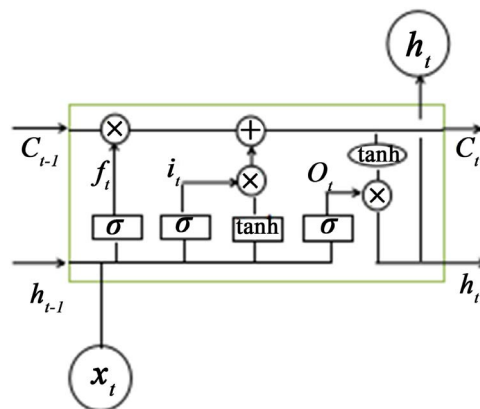


Figure 1. The structure of LSTM

图 1. LSTM 结构

LSTM 最重要的结构是单元状态, 如图 1 中横向穿过的一条直线。LSTM 有特殊的门限结构, 它可以有选择的让信息通过, LSTM 有忘记门, 输入门和输出门三种门限控制单元状态, 分别对应图 1 中 f_t , i_t 和 O_t 。

忘记门 f_t 根据上一时刻的输出 h_{t-1} 和当前时刻的输入 x_t 判断哪些信息需要从单元状态中抛弃, 它由 sigmoid 层决定, 如图 1 中 σ 层, sigmoid 层输出的数字为 $[0, 1]$, 1 表示完全保留, 0 表示完全抛弃。 C_{t-1} 是上一时刻的状态值, 它会随着时间的变化不断更新。

输入门 i_t 决定单元状态哪些信息需要储存, 它分为两步, 首先输入 sigmoid 层决定哪些值需要更新, 接下来在 tanh 层输入新的候选值, 如图 1 中 tanh 层。下面通过忘记门和输入门选择的信息进行信息更新, 变成下一时刻的新信息。

输出门 O_t 首先经过 sigmoid 层决定单元状态哪些信息可以输出, 接下来将单元状态中的信息输入到 tanh 函数中与 sigmoid 的门限值相乘, 最终得到输出的信息。

3. 实证分析

3.1. 数据选取

选取黄金主连(au0001) 2009 年 4 月 14 日至 2020 年 9 月 25 日共 2785 个交易日的数据。分别用开盘价、收盘价、最高价、最低价、成交量、MA.MA1、KDJ.K、KDJ.D、KDJ.J、MACD.DIFF、MACD.DEA、MACD.MACD 等 12 个指标预测未来 10 日期货收盘价。在图 2 中可以看到黄金主连的收盘价格变化幅度较大, 没有明显的规律。

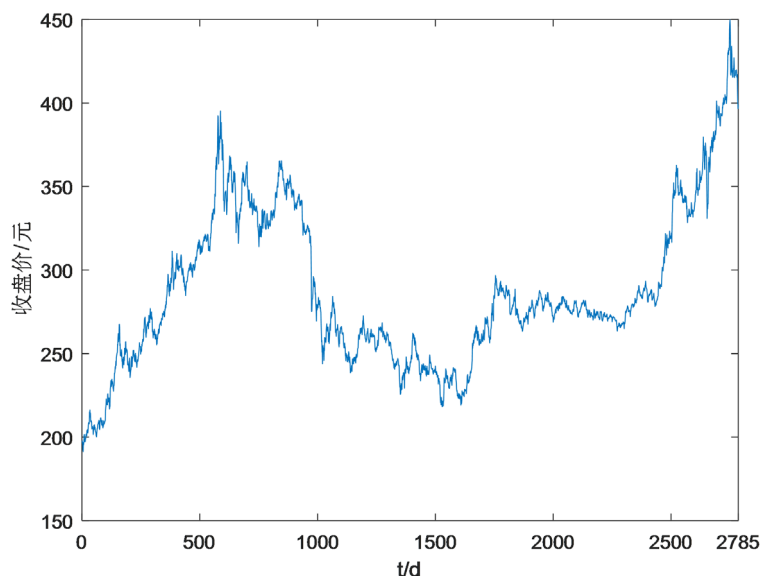


Figure 2. Curve: Gold main link closing price

图 2. 黄金主连收盘价曲线

3.2. MDS-LSTM 模型

本文使用的软件为 MATLAB。首先将数据进行标准化处理, 消除量纲的影响, 本文采用“最大最小值”标准化方法, 即 $x' = \frac{x - x_{\max}}{x_{\max} - x_{\min}}$, x 为原始数据, x' 为标准化的数据, x_{\max} 为原始数据的最大值, x_{\min} 为原始数据的最小值。

将标准化后的数据进行 MDS 降维, 首先用 euclidean 法计算距离矩阵, 然后将数据进行降维处理, 结果显示 MDS 方法将数据降到 10 维。将降维后的数据输入到 LSTM 神经网络中进行训练, 选取前 2775 个数据作为训练样本, 后 10 个数据作为测试样本, 将收盘价作为输出, 用前一日的特征指标预测后一日的期货收盘价格。由于 Adam 优化器非常适用于大规模数据, 并且计算高效, 所以 MDS-LSTM 模型选择 Adam 作为优化器, 初始学习率为 0.005, 迭代次数为 200 次, 结果如图 3。

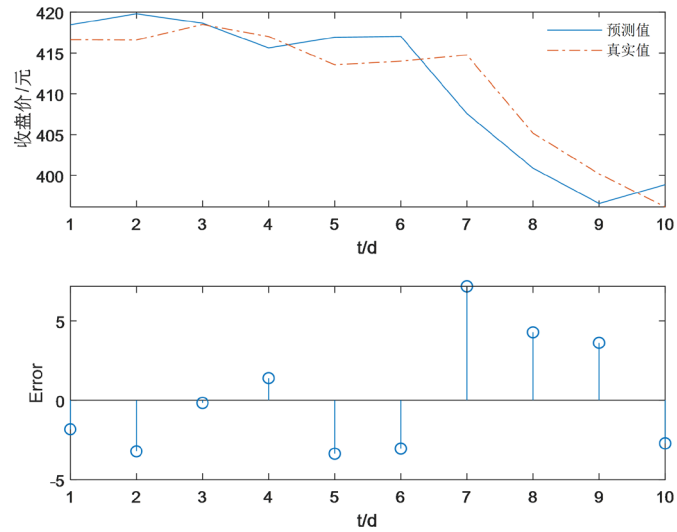


Figure 3. The prediction results of MDS-LSTM
图 3. MDS-LSTM 预测结果

3.3. 模型对比

为了验证 MDS-LSTM 模型的效果, 选取了 MDS-BP 模型与 LSTM 模型进行预测并与 MDS-LSTM 模型对比。MDS-BP 模型选用 newff 法建立网络, 用 tansig 训练隐藏层, purelin 训练输出层, 预测结果如图 4。LSTM 模型仍然选用 Adam 作为优化器, 初始学习率为 0.005, 迭代次数为 200 次, 预测结果如图 5。

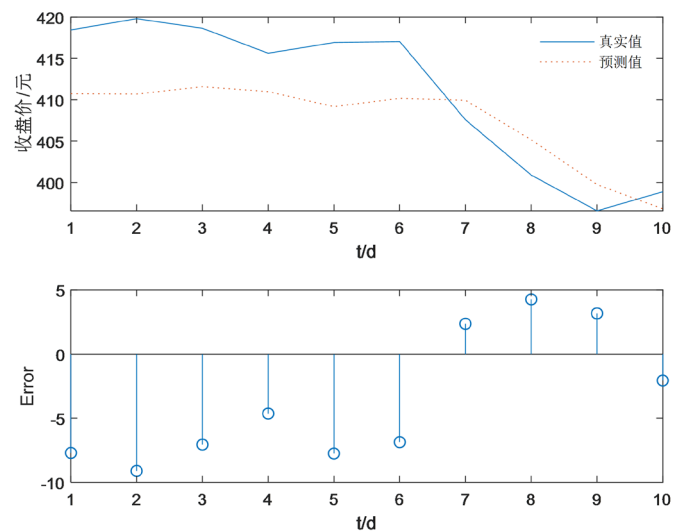


Figure 4. The prediction results of MDS-BP
图 4. MDS-BP 预测结果

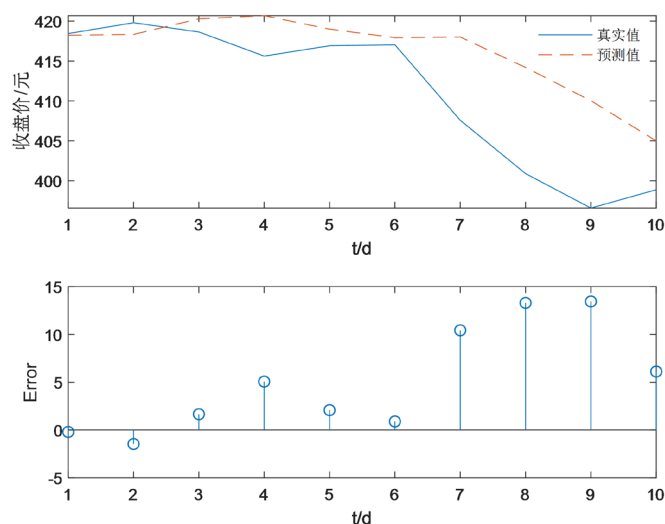


Figure 5. The prediction results of LSTM
图 5. LSTM 预测结果

将 MDS-BP 模型和 LSTM 模型与 MDS-LSTM 模型进行对比, 结果如图 6。未来 10 日具体预测见表 1, 可以发现 MDS-LSTM 模型的预测效果更好, 而且在期货价格波动较大时仍然有很好的拟合能力。

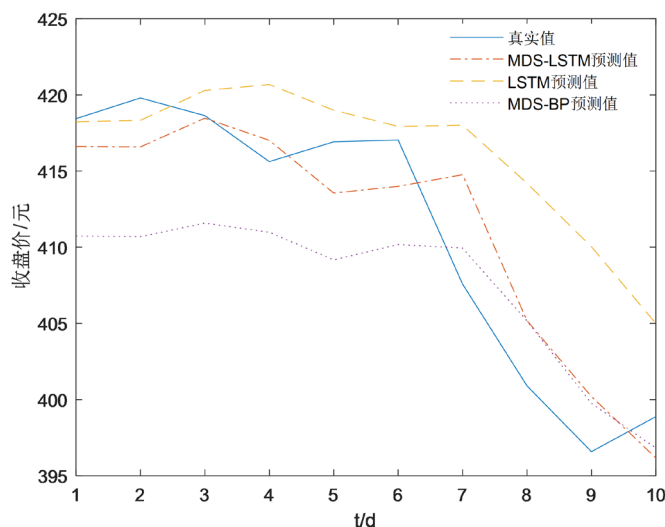


Figure 6. Comparison of prediction results
图 6. 预测结果对比

Table 1. Comparison of prediction results over the next 10 days
表 1. 未来 10 日的预测结果对比

	日期	真实值	MDS-LSTM	MDS-BP	LSTM
收 盘 价	2020.09.14	418.4400024	416.6134940	410.7366933	418.2308894
	2020.09.15	419.7999878	416.5873396	410.6892847	418.3314404
	2020.09.16	418.6400146	418.4739030	411.5838850	420.2919537
	2020.09.17	415.6199951	417.0158520	410.9820331	420.6829135

Continued

	2020.09.18	416.9200134	413.5560229	409.1707151	418.9971440
	2020.09.21	417.0100085	413.9966112	410.1771442	417.9316855
收盘价	2020.09.22	407.5799866	414.7578599	409.9432455	418.0118737
	2020.09.23	400.8999939	405.1827805	405.1655769	414.1995000
	2020.09.24	396.5799866	400.1990371	399.7520063	410.0311776
	2020.09.25	398.8800049	396.1674320	396.8202813	404.9963423
	RMSE			0.0138	0.0232

4. 总结

建立了 MDS-LSTM、MDS-BP 和 LSTM 神经网络模型, 充分利用 LSTM 神经网络的长时间记忆性对期货价格进行预测。在对比试验中发现 MDS-LSTM 模型对于期货收盘价预测精度更高, LSTM 模型预测精度相对较低。相比较于 MDS-BP 模型, MDS-LSTM 模型在期货价格波动较大时有很好的拟合能力, 可以更准确地预测期货的收盘价格, 所以该方法有可行性。对于波动较大的收盘价格 MDS-LSTM 模型基本可以预测趋势, 但精度有待提高, 需要不断探索得到更高的准确率。

基金项目

辽宁省自然科学基金指导计划项目(编号: 2019-ZD-0471)。

参考文献

- [1] 文宝石, 颜七笙. 数据多维处理 LSTM 股票价格预测模型[J]. 江西科学, 2020, 38(4): 443-449+472.
- [2] 马元昊. 基于 LSTM 神经网络的股票大盘短期趋势预测[J]. 电脑知识与技术, 2020, 16(5): 205-206.
- [3] 肖争艳, 刘玲君, 赵廷蓉, 陈彦斌. 深度学习神经网络能改进 GDP 的预测能力吗? [J]. 经济与管理研究, 2020, 41(7): 3-17.
- [4] 李洁, 林永峰. 基于多时间尺度 RNN 的时序数据预测[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(7): 33-37+62.
- [5] 张可, 崔乐. 基于 PCA-LSTM 模型的多元时间序列分类算法研究[J]. 统计与决策, 2020, 36(15): 44-49.
- [6] 戴邵武, 陈强强, 刘志豪, 戴洪德. 基于 EMD-LSTM 的时间序列预测方法[J]. 深圳大学学报(理工版), 2020, 37(3): 265-270.