

MLBP 模型的应用实践及实验误差对比分析^①



宫振华¹, 王嘉宁², 苏 翀³

¹(南京机电职业技术学院, 南京 211135)

²(江苏科技大学 电气与信息工程学院, 张家港 215600)

³(南京邮电大学 管理学院, 南京 210023)

通讯作者: 苏 翀, E-mail: gzh669@163.com

摘 要: 随着社会经济的发展, 数据量在日益增加, 为了能够在庞大的数据中挖掘出有价值的信息, 通过历史数据的潜在规律推测未来已经成为数据挖掘领域内重要的部分. 本文通过研究 MLP、BP 及 MLBP 模型并进行模型的误差对比分析, 并将最优模型应用于股票预测. 实验数据通过调用 Python 提供的 Tushare 财经数据接口进行股票日交易数据的爬取, 应用三种模型对股票交易数据进行分析处理, 不断进行调参, 并将预测结果使用 MSE 进行误差比较, 最后得出一个最优的预测值.

关键词: MLBP 模型; MSE 误差对比分析; 股票预测

引用格式: 宫振华, 王嘉宁, 苏翀. MLBP 模型的应用实践及实验误差对比分析. 计算机系统应用, 2019, 28(6): 254-259. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/6753.html>

Application of MLBP Model and Comparative Analysis of Experimental Error

GONG Zhen-Hua¹, WANG Jia-Ning², SU Chong³

¹(Nanjing Institute of Mechatronic Technology, Nanjing 211135, China)

²(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University of Science and Technology, Zhangjiagang 215600, China)

³(School of Management, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

Abstract: As the development of social economy, the amount of data has been ever increasing. In order to dig out valuable information from the huge amount of data, it has become an important part in the field of data mining to predict the future through the potential law of historical data. This work studies the MLP, BP, and MLBP models and conducts error comparative analysis of the models, and then applies the optimal model to stock forecasting. The text uses the Tushare financial data interface provided by Python to crawl the stock daily trading data, and uses three models to analyze and process the stock trading data, adjusting some of the parameters continuously. The prediction results of each model algorithm are compared by using MSE error and finally an optimal prediction value is obtained.

Key words: MLBP model; MSE error contrast; stock analysis

随着经济改革开放初期^[1], 股份制开始诞生, 我国股票发行市场随即开始萌芽. 相比于美国市场, 我国股票市场的起步较晚, 但是经过三十多年经济建设的、证券制度和法规的逐步完善, 市场已经越来越趋于成熟规范化发展. 因此越来越多的人摇身变成“股民”, 投

身于浩瀚的“股市”之中.

随着中国股票市场的不断发展, 上市公司数量也在逐步递增, 流通于证券市场的股票数量也随之增加^[2]. 每只股票都拥有几十个不同的层面、维度上的数据, 中小股民在面对多维度, 数量巨大的数据时就加大了

① 基金项目: 中国博士后科学基金 (2016M600430)

Foundation item: China Postdoctoral Science Foundation (2016M600430)

收稿时间: 2018-06-28; 修改时间: 2018-07-20, 2018-08-21, 2018-08-30; 采用时间: 2018-09-05; csa 在线出版时间: 2019-05-25

基于股票技术层面上分析的难度. 投资者在处理过多的变量时, 容易造成分析过程的混乱.

为了实现较为准确的股票预测, 本文研究了MLP和BP神经网络模型, 并结合两种模型构造了MLBP模型, 分别将爬取的股票历史数据作为神经网络的输入集, 通过模型的调参处理, 得出预测的结果. 根据MSE误差对比分析选取误差最小的作为股票预测的应用模型, 并利用其找出每股变化所表现出来的动态运行规律, 为股市中广大中小投资者等弱势群体服务, 并指导其进行有效的价值投资^[3].

1 模型建立

1.1 MLP模型

MLP (Multi-Layer Perception) 神经网络是一种结构为层层递进的人工神经网络, 一组输入变量可以被映射、传递到一组输出变量. 该网络输入层、隐藏层和输出层. 除了输入节点之外, 每个节点自身都带有一个非线性激活函数的神经元^[4]. 隐藏层主要实现对输入空间的非线性映射, 输出层则是实现结果的线性分类.

MLP网络有输入层(最左边), 隐藏层(中间两层), 和输出层(最右边), MLP只有向前传播过程. 每个神经元上面都有对于一个输入的权值、一个偏置和一个激活函数. 所以一个前向过程的流程就是input输入, 然后经过第一层神经元运算得到输出, 然后第一层的输出作为第二层的输入运算, 得到第二层的输出, 直到输出层运算, 最后得到结果. 神经网络就是依靠这样一套机制来进行计算和预测的. 神经网络模型图如图1.

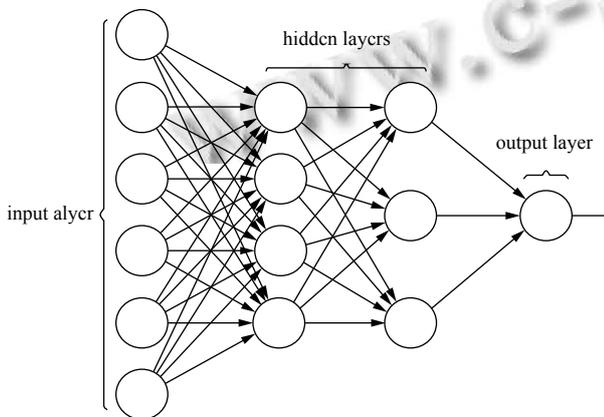


图1 MLP神经网络模型

1.2 BP模型

BP(Back Propagation) 前馈神经网络, 是一种在

MLP神经网络基础上改进的反馈型学习网络. 由两个阶段组成, 第一阶段是将训练输入送入网络以获得激励响应; 再将激励响应同训练输入对应的目标输出求差, 获得最后两层的响应误差; 第二阶段将输入激励和响应误差相乘获得权重的梯度; 再将这个梯度乘上一个比例并取反后加到权重上. 当整个训练网络输出层的误差缩小到期望值范围或训练次数超过阈值的时候, 所有训练过程才最终结束, 这就是BP神经网络一次学习训练的全部过程.

BP神经网络算法一般由三层或多层组成, 是一种多层前馈神经网络. 由输入层、输出层和隐含层组成^[5]. 由于BP模型具有误差反向传播, 能够很好的改变网络的权值和阈值, 因此其具有泛化能力. 80%的人工神经网络中包含了BP网络^[6,7], 所以是使用最广泛的神经网络模型^[8], 在股票预测分析系统中也会将BP模型作为第一选择, BP算法的模型如图2所示.

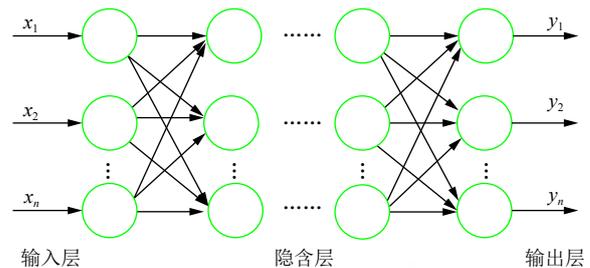


图2 BP神经网络模型图

假设输入节点 x_j 、隐层节点 y_i 、输出节点 O_1 分别表示BP神经网络三层节点. 隐节点与输入节点间的权值为 W_{ij} , 输出节点与隐含层节点的网络权值为 T_{li} . BP算法的核心是对权值 W_{ij} , T_{li} 的调整和对阈值 θ 的调整, 使误差函数 E 沿梯度方向下降. 假设在输出节点的期望输出为 t_1 时, BP模型的计算公式为:

(1) 隐含节点输出公式:

$$y_i = f\left(\sum_j W_{ij} - \theta_i\right) = f(\text{net}_i) \quad (1)$$

其中, $\text{net}_i = \sum_j W_{ij} - \theta_i$.

(2) 输出节点输出公式:

$$O_1 = f\left(\sum_j T_{li}y_i - \theta_l\right) = f(\text{net}_l) \quad (2)$$

其中, $\text{net}_l = \sum_j T_{li}y_i - \theta_l$.

(3) 输出节点误差的公式:

$$E = \frac{1}{2} \sum_1 (t_l - O_l)^2 = \frac{1}{2} \sum_1 \left(t_l - f \left(\sum_j T_{lj} y_j - \theta_l \right) \right)^2$$

$$= \frac{1}{2} \sum_1 \left\{ t_l - f \left[\sum_j T_{lj} f \left(\sum_j W_{ij} - \theta_i \right) - \theta_l \right] \right\}^2 \quad (3)$$

1.3 MLP 与 BP 模型的结合

BP 和 MLP 组合模型即为 MLBP 模型, 其是在 BP 模型和 MLP 模型的基础上进行改进的模型, 将 MLP 的多个隐含层放入到 BP 模型中, 因此 MLBP 模型是有 1 个输入层, 2 个隐含层和 1 个输出层的反向传播神经网络。

MLBP 模型的执行流程如下:

- (1) 首先获取股票的历史数据及待预测的数据, 作为模型的输入集。
 - (2) 对数据进行预处理, 包括转置和归一化。
 - (3) 构建 MLBP 模型, 并初始化参数。
 - (4) 不断地进行调参进行训练, 直到训练次数达到一定数值, 保存训练数据训练出的模型 (包括网络的层数、权值等参数)。
 - (5) 带入待测数据, 进行预测, 并进行误差分析。
- 主要 MLBP 模型的流程图如图 3 所示。

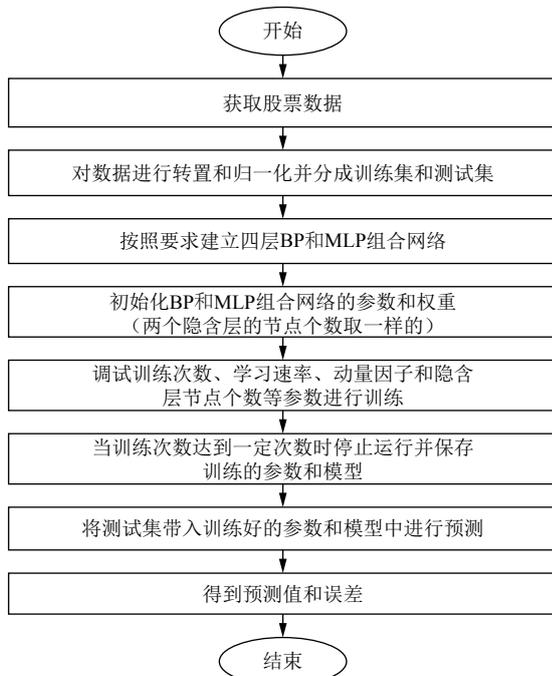


图 3 MLBP 模型流程

2 MSE 误差分析

MSE (Mean Square Error) 均方误差^[9]是衡量训练模型的输出值与真实值之间平方误差的总体期望偏差, 如式 (4) 所示。

$$MSE(\hat{\theta}) = E(\hat{\theta} - \theta)^2 \quad (4)$$

其中, $\hat{\theta}$ 为模型的输出值, θ 为真实值。

这里需要引入两个定义:

(1) 估计的偏差 *bias*

$$bias(\hat{\theta}) = E(\hat{\theta}) - \theta \quad (5)$$

其中, 期望作用在所有从随机变量采样得到的数据上, θ 为真实值。如果 *bias* 为 0, 则称估计量 $\hat{\theta}$ 是无偏的。

(2) 方差 *Var*

$$Var(\hat{\theta}) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x^{(i)} - \hat{\mu})^2 \quad (6)$$

其中, μ 是样本的均值。

此处, 可以根据式 (5)、式 (6) 将式 (4) 改写为:

$$MSE = Bias(\hat{\theta})^2 + Var(\hat{\theta}) \quad (7)$$

MSE 包含了偏差和方差, 理想的估计具有较小的 MSE 或是在检查中会稍微约束它们的偏差和方差。

3 实验

3.1 实验过程与数据

实验包括数据爬取和模型对比两部分。首先通过 Python 提供的 Tushare 接口^[10]爬取 50 天的股票数据信息, 对这些数据进行转置和归一化处理, 并将数据分成训练数据集和测试数据集存入数据库。随后分别使用 MLP、BP 和 MLBP 模型对数据库中的股票数据进行训练和预测, 并根据实验数据进行模型对比。

实验中的调参包括: Sigmoid 选取正切函数, 初始权重的范围在 $[-0.1, 0.1]$ 之间, 使用 MSE 计算误差。设训练次数记为 T , T 取值 300 和 500, 学习速率记为 N , N 取值 0.05、0.1 和 0.15, 动量因子记为 M , M 取值 0.1, 输入层记为 I , 隐含层记为 H , 输出层记为 O , 误差记为 E 。

实验内容是根据 50 天的历史数据来预测未来 3 天的股票信息。表 1 至表 3 分别是 MLP、BP 和 MLBP 的预测数据。

3.2 实验结果分析

在这 3 种算法中, BP 和 MLBP 模型计算的误差远远小于 MLP 算法, 而 MLBP 模型相比 BP 模型误差

进一步降低. 因为 MLBP 在训练参数和权值时用了反向传播并更新的过程, 所以能够更加准确的进行预测. 模型误差对比如图 4 所示.

表 1 50 天数据预测 3 天数据表 (MLP 模型)

T	N	M	I	H	O	E
300	0.05	0.1	50	11	3	40.098 724
300	0.05	0.1	50	12	3	38.812 157
300	0.1	0.1	50	11	3	39.135 687
300	0.1	0.1	50	12	3	39.954 003
300	0.15	0.1	50	11	3	39.112 046
300	0.15	0.1	50	12	3	38.978 727
500	0.05	0.1	50	11	3	39.642 054
500	0.05	0.1	50	12	3	40.005 675
500	0.1	0.1	50	11	3	39.343 875
500	0.1	0.1	50	12	3	38.797 833
500	0.15	0.1	50	11	3	38.724 004
500	0.15	0.1	50	12	3	39.643 545

表 2 50 天数据预测 3 天数据表 (BP 模型)

T	N	M	I	H	O	E
300	0.05	0.1	50	11	3	11.644 212
300	0.05	0.1	50	12	3	12.083 862
300	0.1	0.1	50	11	3	11.994 527
300	0.1	0.1	50	12	3	12.009 512
300	0.15	0.1	50	11	3	11.283 457
300	0.15	0.1	50	12	3	12.075 438
500	0.05	0.1	50	11	3	10.973 403
500	0.05	0.1	50	12	3	12.001 205
500	0.1	0.1	50	11	3	10.964 284
500	0.1	0.1	50	12	3	12.000 015
500	0.15	0.1	50	11	3	11.435 478
500	0.15	0.1	50	12	3	12.010 648

表 3 50 天数据预测 3 天数据表 (MLBP 模型)

T	N	M	I	H	O	E
300	0.05	0.1	50	11	3	8.799 246
300	0.05	0.1	50	12	3	9.003 454
300	0.1	0.1	50	11	3	8.902 763
300	0.1	0.1	50	12	3	9.010 424
300	0.15	0.1	50	11	3	8.914 257
300	0.15	0.1	50	12	3	8.294 527
500	0.05	0.1	50	11	3	8.699 253
500	0.05	0.1	50	12	3	8.783 446
500	0.1	0.1	50	11	3	9.003 788
500	0.1	0.1	50	12	3	8.293 452
500	0.15	0.1	50	11	3	8.506 454
500	0.15	0.1	50	12	3	8.911 045

三种模型的误差都非常均匀, 因此预测的结果具有平稳性. 但是三种算法的都有缺点是当选取的数据量特别多时, 会导致训练时间过长, 而较少的数据量虽然能够加快运算速度, 但预测的误差会变大, 因此选

择合适的数据规模可以权衡误差与效率.

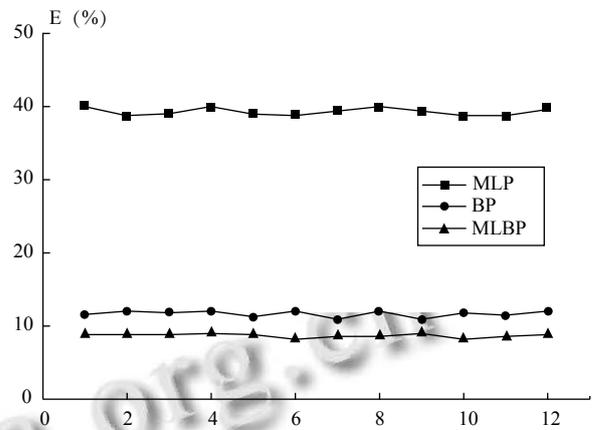


图 4 模型误差对比图

4 MLBP 模型的应用

4.1 股票分析平台

通过对股票数据的训练和预测实验, 可证明 MLBP 模型更能够准确的对股票数据进行分析, 因此其在股票分析方面具有潜在的应用价值^[11].

为了能够极大地发挥该模型的作用, 同时让用户更加方便的进行股票数据的分析和预测, 本文将该模型应用于股票分析平台. 该平台为 Django 框架^[12]的 WEB 应用程序, 以 MLBP 模型作为平台的核心业务部分. 另外增加了注册登录、上市公司信息、财务报表、行业分类等功能作为辅助部分. 平台的用例图和功能模块图分别如图 5、图 6 所示.

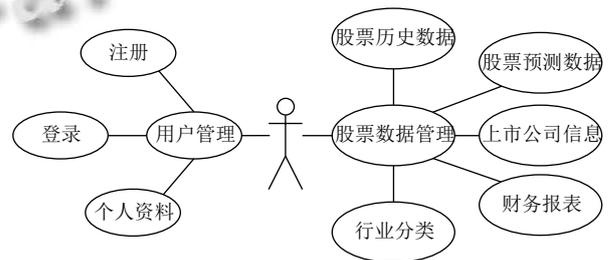


图 5 平台用例图

4.2 平台功能设计

平台包括用户、股票、企业、企业报表等实体, 各个实体之间具有一定关联性包括:

- (1) 每个用户可以查看所有股票基本信息、查看所有企业信息和所有企业报表信息.
- (2) 每只股票对应一个企业, 并且每只股票的所有

信息能被所有用户查询.

(3) 每份企业报表都可以被所有用户查看, 每份企业报表对应一个企业.

(4) 每个企业对应一只股票, 并且拥有许多企业报表, 每个企业可以被所有用户查看.

实体关系 (E-R) 图如图 7 所示.

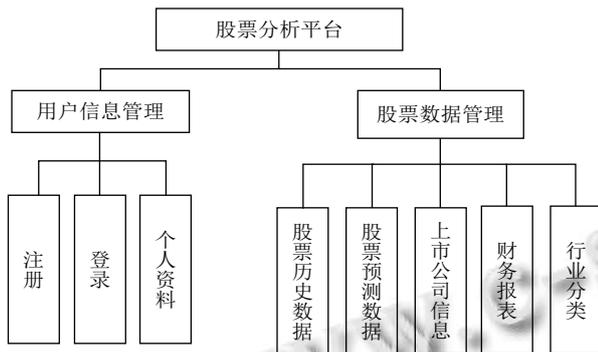


图 6 平台功能模块图

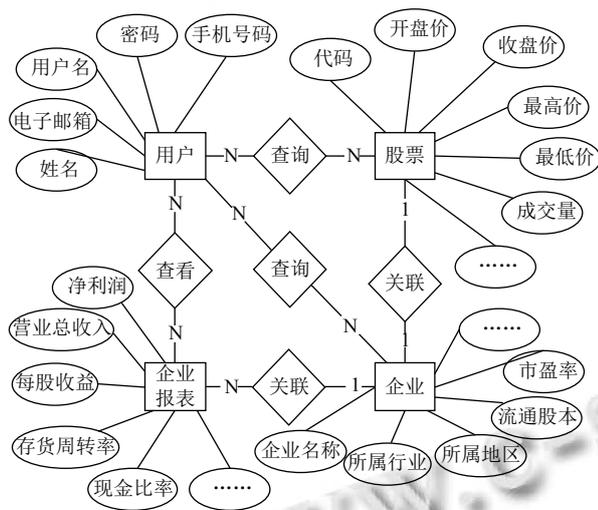


图 7 平台 E-R 图

4.3 平台运行

平台部署在本地服务器上, 通过访问项目网址可展示平台界面. 平台首页如图 8 所示.

以股票行情预测模块为例, 用户在头部输入框中输入查询的股票代码, 系统后台调用财经数据接口获取交易数据, 并将数据放入神经网络算法代码中处理, 将各个算法的输出值使用 MSE 误差估计模型进行比较, 最后得出最佳的预测结果. 后台将运行结果返回到前台页面展示, 如图 9 所示.



图 8 平台首页



图 9 股票行情预测界面

5 结语

通过分析现今的股票市场发展, 根据众多中小投资者对股市信息的预测需求, 本文研究了 MLP、BP 和 MLBP 模型, 并通过实验和模型对比可知, MLP 和 BP 组合模型可以进一步提高预测的准确度, 降低误差率, 从而使投资者可以根据预测的股票信息更清楚的进行投资决策. 另外通过将 MLBP 应用在 WEB 程序中, 更加方便了用户操作, 提高了模型的应用价值.

在接下来的工作中, 还会继续完善 MLBP 模型, 在降低误差的基础上进一步提高运行速率. 同时广泛爬取不同种类的股票信息, 拓展股票分析平台的功能, 为不同需求的用户提供多方面服务.

参考文献

- 1 牛新建. 中原证券股票分析预测系统设计与实现[硕士学位论文]. 大连: 大连理工大学, 2009. 5-6
- 2 孙睿. 区间型符号数据分析在股票分析中的应用[硕士学位论文]. 北京: 首都经济贸易大学 2010. 23-24.
- 3 艾小刚. 价值投资理论在 A 股估值中的有效性研究[硕士学位论文]. 兰州: 兰州大学, 2014.
- 4 姚涛涛. 面向股票的网络舆情信息处理与波动趋势预测

- [硕士学位论文]. 北京: 北京邮电大学, 2017.
- 5 Zhang YD, Wu LN. Stock market prediction of S&P 500 via combination of improved BCO approach and BP neural network. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(5): 8849–8854. [doi: [10.1016/j.eswa.2008.11.028](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.11.028)]
 - 6 Yin Z, Zhou ZR. A study of wind statistics through autoregressive and moving-average (ARMA) modeling. *China Ocean Engineering*, 2001, 15(1): 61–72.
 - 7 Eric D, Andjelic GB, Redzepagic S. Application of MACD and RVI indicators as functions of investment strategy optimization on the financial market. *Zbornik Radova Ekonomskog Fakulteta u Rijeci, Časopis za Ekonomsku Teoriju i Praksu*, 2012, 27(1): 171–196.
 - 8 陈伟, 吴耀武, 娄素华, 等. 基于累积式自回归动平均法和反向传播神经网络的短期负荷预测模型. *电网技术*, 2007, 31(3): 73–76. [doi: [10.3321/j.issn:1000-3673.2007.03.015](https://doi.org/10.3321/j.issn:1000-3673.2007.03.015)]
 - 9 杨迪, 邵玉斌, 陈家福. 基于 MSE 准则的线性均衡器性能分析. *昆明理工大学学报(理工版)*, 2006, 31(6): 42–45. [doi: [10.3969/j.issn.1007-855X.2006.06.010](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-855X.2006.06.010)]
 - 10 邵必林, 梁元欣. 基于 MLP 与 RBF 神经网络的铝金属价格预测方法研究. *中国铝业*, 2016, 40(5): 54–60.
 - 11 桂新志. 数据挖掘在股票分析中的研究与应用[硕士学位论文]. 武汉: 华中科技大学, 2011.
 - 12 夏志富, 王晗璐, 李玉平, 等. 基于 Django 框架的智能商务监控系统的设计. *微型机与应用*, 2016, 35(12): 21–23, 27.