基于神经网络算法的金融投资组合优化设计

摘 要

伴随着当今中国股票市场的逐渐完善，越来越多的人投身于股票市场中，为谋求属于自己的那份利益。随着这一现象的出现，对股票进行预测的算法和技术如雨后春笋般涌现而出。然而造成股票价格波动的因素有很多，致使股市形成了一个复杂的非线性系统，传统的金融预测技术已经很难满足当前需求。随着人工智能的浪潮迭起，深度学习强大的适应能力逐渐渗透到了社会中的各个领域。而对于深度学习里的神经网络，也越来越受到金融行业的青睐。其强大的模拟非线性函数的能力可以很好地弥补传统预测方法的不足，拟合当今复杂的股市系统。

因此，基于其能力和特点，本文选择利用BP神经网络对股票进行预测。利用股票的成交量、开盘价、星期等共6个输入特征来预测其第二天的收盘价，通过不断地尝试和修改模型，以提高预测准确率，使模型能很好的拟合中国股票市场。但由于BP自身的缺点，训练速度慢且容易陷入局部极小值，因此本次实验加入了Adam、dropout、Batch Normalization等优化算法，以提高模型训练的准确度和速度。最终通过大量实验，综合得出最优模型，并进行预测。最终将所得结果与正确标签比较来看，经过了多次调整后，模型的预测效果还是很可观的。而且股票投资总会伴随着风险的存在，为了平衡投资中的风险与收益，最后结合了国外发展相对成熟的马科维兹投资组合理论，利用股票的历史数据和预测出来的数据，求解最优投资组合，以便于在波动、风险较大的中国股市，可以更多、更稳定的获得属于自己的那份利益。

关键词：股票，马科维兹投资组合理论，BP神经网络，优化算法

I

Optimization Design of Financial Investment Portfolio Based on Neural Network Algorithm

[Abstract](http://www.baidu.com/link?url=XcgjqBGSSrDNxfBi_NBPHBAYRcyjgnXfMPD3kiAPKpJpL0MfV4x1SmgsQYn4ttlGfb5Z7hviLj8gmpeA2uNXR3yvBXwp4YuaqKw_foiqa17)

With the gradual improvement of China's stock market today, more and more people are plunging into the stock market in order to seek their own interests. With the emergence of this phenomenon, algorithms and techniques for predicting stocks have sprung up. However, there are many factors that cause stock price fluctuations, resulting in a complex nonlinear system in the stock market. Traditional financial forecasting techniques have been difficult to meet current needs. Along with the wave of artificial intelligence, the strong adaptability of deep learning has gradually penetrated into various fields. For the neural network in deep learning, it is also increasingly favored by the financial industry. Its powerful ability to simulate nonlinear functions can make up for the shortcomings of traditional forecasting methods and fit today's complex stock market systems.

Therefore, based on its capabilities and advantages, this paper chooses to use BP neural network to predict stocks. Using the six input characteristics of stock volume, opening price, and week to predict the closing price of the next day, by continuously trying and modifying the model to improve the accuracy of the model, the model can better fit the Chinese stock market. . However, due to the shortcomings of BP itself, the training speed is slow and it is easy to fall into the local minimum. Therefore, optimization algorithms such as Adam, dropout and Batch Normalization are added to improve the accuracy and speed of model training. Finally, through a large number of experiments, the optimal model is synthesized and predicted. The final result is compared with the correct label. After many adjustments, the prediction effect of the model is still considerable. Because stock investment is always accompanied by the existence of risk, in order to balance the risks and benefits in investment, it finally combines the relatively mature Makowitz portfolio theory with foreign development, and uses the historical data of the stock and the predicted data to solve the optimal problem. The investment portfolio, in order to facilitate the more stable and risky Chinese stock market, can obtain more and more stable benefits.

Keywords: stock, portfolio theory, BP neural network, optimization algorithm

II

目录

[第1章 绪论 1](#_Toc10478317)

[1.1研究背景 1](#_Toc10478318)

[1.2研究意义 1](#_Toc10478319)

[1.3本文主要研究内容 2](#_Toc10478320)

[第2章 投资组合和神经网络的介绍 3](#_Toc10478321)

[2.1 投资组合理论介绍 3](#_Toc10478322)

[2.1.1 马科维兹理论 3](#_Toc10478323)

[2.1.2 均值-方差模型 3](#_Toc10478324)

[2.1.3有效边界模型 4](#_Toc10478325)

[2.2 神经网络介绍 5](#_Toc10478327)

[2.2.1 传统神经网络结构 5](#_Toc10478328)

[2.3.2 BP神经网络及信号传播 6](#_Toc10478329)

[2.3.3 BP神经网络的特征和应用 7](#_Toc10478330)

[2.4 神经网络的优化 7](#_Toc10478331)

[2.4.1 参数的更新 7](#_Toc10478332)

[2.4.2 权重的初始值 9](#_Toc10478333)

[2.4.3 防止过拟合 10](#_Toc10478334)

[2.4.4 Batch Normalization 11](#_Toc10478335)

[第3章 基于BP神经网络的投资组合模型 13](#_Toc10478336)

[3.1 BP神经网络设计 13](#_Toc10478337)

[3.2 马科维兹投资组合理论模型 14](#_Toc10478338)

[3.3 总体流程 15](#_Toc10478341)

[第4章 模拟实验与结果分析 17](#_Toc10478342)

[4.1样本股票选择选择 17](#_Toc10478343)

[4.2模型调整 17](#_Toc10478344)

[4.3预测结果 21](#_Toc10478345)

[4.4投资组合模型求解 21](#_Toc10478346)

[结论 2](#_Toc10478347)3

[参考文献 2](#_Toc10478349)4

[致谢 2](#_Toc10478348)6

# 第1章 绪论

# 1.1研究背景

当今全球的经济呈现出了全球化和一体化的趋势，为我国带来了经济的快速增长和金融市场的不断扩大，同时伴随着我国的股市竞争也愈演愈烈。在此发展情形下，股票这类虚拟经济的投资越来越受人们的青睐，更多的投资者开始将闲置的资金投放到股票市场中，以获取更多收益。但由于中国股市的发展并未完全成熟，且正面临转型发展的重要阶段，还未有相对平稳的价格波动和运行规律。近几年，我国股市的行情一直不容乐观，使得投资的风险不断增加，因此在股票投资不断充斥着人们日常生活的今天, 如何能尽可能的获取其中的最大收益同时降低投资所带来的各种风险, 就成为了人们对金融投资研究的重要问题。

1952年，美国经济学家马科维兹首次提出了投资组合理论，并进行了深入的研究。研究结果表明通过采用分散组合投资的方式以控制个股的不稳定波动所造成的损失可以有效降低投资风险。从此，投资组合理论进入到了飞速发展的时期，各种不同的投资理论争相崛起，这其中包括马科维兹理论、资本资产定价模型、套利定价理论等，在如今的股市中依旧有着很好地应用。

投资组合理论为西方发达资本主义国家经济快速、稳定的发展起到了至关重要的作用。但是，与国外的理论发展现状相比，我国目前的发展无论是在理论的研究上还是应用上，都尚处于摸索阶段。因此，本文想要运用马科维兹理论来分析此理论在中国股市中的实际应用情况，并解决投资组合中收益与风险的平衡问题，以通过分散投资的方式降低风险，获取更多的收益。

# 1.2研究意义

投资总是会伴随风险的存在，投资本质上就是在未知的风险和与其对应的收益中进行选择。对于理性投资者来说，在给定了期望收益的情况下对风险进行最小化，或在给定了期望的风险下对收益进行最大化。因此，合理利用投资组合理论来降低投资中那些未知的风险是很有必要的。而资产的投资组合理论在经历了漫长的发展和检验后，早已可以很好地适应市场，以作为投资的一种理论工具，为前期的分析提供了极大地帮助。因此，本文基于马科维兹理论，来求解股票的最优投资组合问题。

自深度学习诞生以来，关于深度学习方向的著作和应用如雨后春笋般地涌现出来，而2015年发表在《自然杂志》上的一篇《Deep Learning》文章正式将深度学习推上了高潮。伴随着大批高校和科研单位对深度学习的研究，这项技术已广泛应用于生物、医疗、广告等各行各业，也因此国内外许多研究者开始将深度学习带入到金融领域内，来实现有效的求解股票投资问题的方法。其中的人工BP神经网络以其结构简单、智能化、自适应能力强和自学能力强等特点，在信号预测和组合分类方面得到了广泛应用­­[1]。因此本文将神经网络和马科维兹理论结合起来，对股票进行预测，并解决利益和风险的平衡问题，给出最优投资组合，实现在投资上进行有严密理论做指导支撑的科学决策。

# 1.3本文主要研究内容

本文研究的主要内容为：基于人工BP神经网络及其优化算法，根据股票历史数据的成交量、开盘价、星期等特征，对股票进行预测。最后结合股票历史数据与预测数据，根据马科维兹理论，求解出所选股票的最优投资组合解。

简单描述各章节组织安排：

第二章主要介绍马科维兹理论的主要内容：均值--方差模型和有效边界模型的内容以及在投资市场中的应用。还有介绍传统神经网络的结构，相对与传统模型，BP神经网络所独特的结构、优点、缺点及其应用场景，最后介绍针对BP一些无法避免的缺点所采用的优化算法。

第三章主要介绍本次实验所用到的BP模型，包括数据的预处理操作，输入特征的确定，隐藏层数和隐藏层节点数的确定等，初始模型架构，以及马科维兹理论的具体收益与风险求解方式的介绍，最后给出总实验流程图。

第四章主要是实例分析，通过一定的标准选取股票后，分析不同模型对股票数据的拟合情况，然后利用训练后的最优模型，预测股票数据，最后利用马科维兹理论计算出最优投资组合，并给出在持有时间内的收益与风险。

# 第2章 投资组合和神经网络的介绍

# 2.1 投资组合理论介绍

2.1.1 马科维兹理论

马科维兹经过大量实验分析后认为，若在具有两个相同回报的股票之间进行选择，所有投资者都会选择风险小的。同时也表明了投资者若想追求高回报，必定要承受相应的高风险。他还系统地研究了投资组合的各种特性，从数学角度分析出了投资者对风险的规避行为，由此提出了著名的马科维兹理论。该理论主要包含两个内容：均值--方差模型与投资组合有效边界模型。关于均值--方差模型，其要点为：

（1）投资中的收益与风险分别用股票的期望收益率、方差来表示。

（2）理性投资者总会选择在相同风险下期望收益率更大的投资组合，或在相同期望收益率水平下风险更低的投资组合。

（3）对每支股票的期望收益率、方差和与其它股票之间的协方差进行数学规划，用以确定各股票在投资者资金中所占比例情况。

马科维兹首次将收益和风险进行了系统化认识，并利用了数学模型具体表示。他根据均值--方差模型分析得出，通过使用分散组合投资的方式可以有效控制个股的不稳定波动所造成损失的结论。在西方发达资本主义市场中，该理论早已在长久的实践中被证明是行之有效的，并且已被广泛应用到了实际投资过程中。

2.1.2 均值-方差模型

均值--方差模型的假设：

（1）股票收益率服从联合正态分布。

（2）及时掌握股票收益率的分布信息。

（3）投资者在一定的收益下期望其风险最小化；相应的在一定风险下，期望收益最大化。

（4）市场无摩擦，无税收和交易成本。

（5）允许投资者卖空。

在以上的假设条件下，马科维兹得出投资组合期望收益率与风险的计算公式，由此建立了均值--方差模型：

目标函数：

公式（2-1）

公式（2-2）

限制条件：

公式（2-3）

其中： -- 组合期望收益率； -- 第i 支股票的期望收益率；

、 -- 股票i和股票j的投资占总投资的权重；

-- 组合间的方差（风险）；

-- 股票间的协方差

均值--方差模型是以投资比例为变量的数学二次规划问题，可采用拉格朗日乘数法很好地求解。均值指的是股票的月收益率期望值，股票的收益不仅包含资产的增值部分，还包括分红派息的收益。方差是指各股票间收益率的协方差，以此来刻画投资组合的总体风险。这些统计量是用来描述收益率围绕其平均值变化的程度，如果变化剧烈则表明收益率波动较大，不稳定，即风险较大­­[2]。从数学角度分析，就是在给出的限制条件下，先确定各股票的期望收益率，然后用过公式（2-1）求出最优的投资组合比例，以使组合风险达到最小。所以在不同的期望收益率下，得到风险最小的投资比例解集，这些解最终就构成了有效投资组合。

2.1.3有效边界模型

有效边界模型研究的中心问题是在股票投资决策中如何平衡收益和风险的问题。因此，把上述的有效解集，以风险为横坐标，期望收益率为纵坐标，可绘制出一条单调增曲线。这条曲线就是著名的有效投资组合边界，在这条曲线上的所有点都是最优组合，而在曲线以下的各点组合都不是有效的。由于在曲线上的每个点都是最优组合点，因此投资者选择哪种方案就取决于其偏好无差异曲线。如图2-1所示，、分别代表不同的投资偏好无差异曲线。曲线与有效边界曲线相切于N点,则表明对于投资者1来说，N点是最优的组合，此点的风险与收益的平衡符合本人的投资偏好；而投资者2的偏好无差异曲线相切于F点，说明投资者2是高风险高回报型的投资偏好，通过接受更高风险以谋求更高的收益。

所以有效边界模型的思路是：在根据均值--方差模型建立了最优投资组合比例解集后，结合具体的投资者不同偏好曲线，最终确定出最符合个人意愿的组合方案。

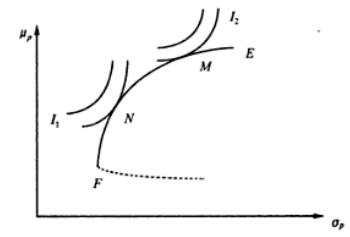


图2-1 有效边界模型

# 2.2 神经网络介绍

2.2.1 传统神经网络结构

对于传统神经网络来说，结构大致分为输入层、隐藏层和输出层。输入层节点数为训练数据的特征数量，隐藏层数和每一隐藏层节点数可在训练之前随机设置（有一定的范围公式可供参考），可在后面根据数据的训练结果去不断尝试修改，以得到最佳的层数和节点数。输出层根据求解问题的不同有对应的设置，对于预测问题，基于你想预测的数据数量，设置对应数量的节点数；对于分类问题，基于你的分类个数，设置对应数量的节点数。通过简单设置这三层，大致的神经网络架构便可规划出来。

在神经网络中，常用到的隐藏层激活函数主要有：sigmoid函数、tanh函数和ReLU函数，对应的图像如图2-2所示。通过图像可以发现，每个激活函数都是非线性的，因为神经网络要求激活函数必须是非线性函数，否则加深隐藏层数就变得毫无意义，至于选择哪个会使得训练模型更好需要后期的不断测试决定。

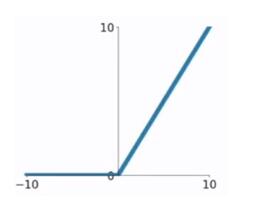
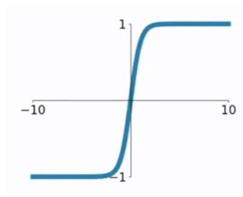
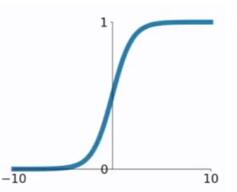


图2-2 sigmoid函数、tanh函数、ReLU函数图像

对于输出层激活函数来说，常用的有：恒等函数和softmax函数，对应公式如下：

公式（2-4）

公式（2-5）

公式（2-4）为恒等函数，该函数对应的是预测问题，同时对应的损失函数应为均方误差函数：

公式（2-6）

而公式（2-5）为softmax函数，为第k个输出节点的值，通过公式可以将输出值转化为概率，使得输出之总和为1。其对应的是分类问题，同时对应的损失函数应为交叉熵误差函数：

公式（2-7）

公式中的表示的是预测结果，表示为正确标签。

2.3.2 BP神经网络及信号传播

有大量实验表明，股票价格的波动都是非线性的，因此对于非线性特征的BP神经网络来说，理论上就完全可以模拟股票价格的运作方式。BP是典型的监督学习算法，其学习过程大致分为两步，分别为信号的正向传播与误差反向传播。

对于正向传播来说主要是用到：A=XW+B 的矩阵算法公式，A表示下一层的节点值矩阵，X表示上一层输入值矩阵，W表示两层之间的权重矩阵，B表示两层之间的偏置矩阵，计算出值后，再进行激活函数激活，接着往下传播，直至输出层，最后将输出信号和实际信号导入到损失函数中计算误差。

对于反向传播来说，先讲解一下链式法则：如果某个函数是由复合函数表示的，则该复合函数的导数可以用构成复合函数的各个函数导数乘积表示。以公式（2-8）为例：

公式（2-8）

复合函数是由公式（2-9）和公式（2-10）构成的：

公式（2-9）

公式（2-10）

（Z关于x的导数），可以用（z关于t的导数）和（t关于x的导数）的乘积表示。用数学式表示的话，可以写成公式（2-11）：

公式（2-11）

式子中的正好可以相互抵消，可以很好地验证链式法则理论。接着利用计算图2-3和局部计算验证理论：

y

+

\*\*2

1

Z

t

x

图2-3 计算图

如图2-3所示，计算图的正向传播是公式（2-8）的表现，对应从右下角的1开始进行反向传播，用1去乘每个局部的导数，往前推导到x的导数，结果与公式（2-11）相同，证明可以利用链式法则求解未知数的导数。针对神经网络来说，完整的一遍正向传播后求解损失函数的过程对应此计算图的一次正向传播，那便可以利用反向传播求解权重和偏置的梯度，以更新他们的值，缩减损失函数的值，提高模型的准确度。

2.3.3 BP神经网络的特征和应用

BP神经网络是当今应用最为广泛的神经网络模型之一，它具有任意复杂的分类能力和优良的多维函数映射能力。因此，在神经网络的现实应用中，依旧有绝大部分使用的是BP及其与各类优化算法结合的变形形式。同样它也有不可避免的缺点：学习速度缓慢，可能只是一个简单的预测或分类问题，有时也需要进行上千次甚至更多次的迭代次才能收敛。容易陷入局部极小值，或出现梯度消失的问题，导致即使训练进行再多都无法提高准确度。因此，基于BP的各类优化算法已经成为近几年的研究热点之一。

其应用场景主要在以下几个方面：

（1）函数逼近：利用数据训练一个模型以模拟期望函数

（2）预测：利用历史数据训练以预测未来数据的走势

（3）分类：利用训练数据训练模型并对未知数据分类

（4）数据压缩：减少输出向量位数以便于传输或存储

# 2.4 神经网络的优化

神经网络的训练目的是寻找最优参数，使损失函数的值尽可能的小，遗憾的是神经网络的最优化问题非常困难。这是因为参数的空间非常复杂，致使很难找到最优解。以下将依据最优化问题介绍神经网络学习中的一些重要观点，以提高识别精度。

2.4.1 参数的更新

在传统实验中，通常使用SGD（随机梯度下降）的方式进行参数更新。SGD是朝着梯度方向只前进一定距离的简单方法，比起胡乱的搜索参数空间，也算是“聪明”的方法。但这种方法牵扯到设置学习率的问题，学习率太大，函数无法收敛，甚至发散；学习率太小，理论上可以达到最优值，但会导致学习过程过于缓慢。曾经有人做过实验，对公式（2-12）利用SGD做梯度下降找寻最小值：

公式（2-12）

得出实验的结果如图2-4所示：

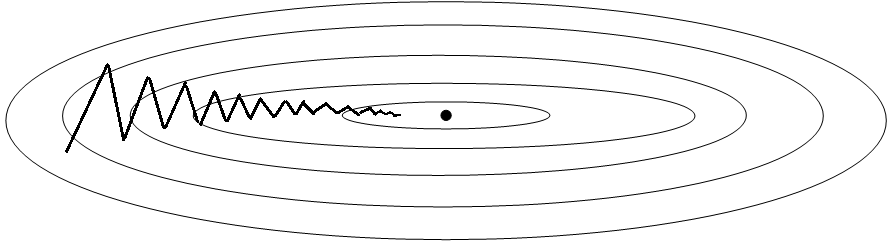


图2-4 SGD梯度下降步骤

黑色曲线就是一步一步迭代，向最小值靠近的轨迹。可以看出这种上下波动，减慢了梯度下降的速度，最后的收敛及其缓慢，并且无法使用更大的学习率，因为有可能会偏离函数的范围，因此这就是SGD低效的根本原因，为了改正SGD的缺点，提出了一些替代算法。

1. .Momentum：

有人提出如果在纵轴上学习的慢一点，在横轴上学习的快一些，那么训练速度会加快许多，由此引入动量（Momentum）梯度下降。公式如下：

公式（2-13）

公式（2-14）

表示当前动量，表示上一次动量，表示学习率，表示当前关于W的梯度。此公式引入了指数加权平均算法，通过指数加权平均算法的展开式可以发现，动量是之前所有梯度的指数加权平均值，最后利用动量对参数进行修改。说明对权重和偏置的修改已不仅仅取决于当前的梯度，而是跟之前的所有梯度都有关系，而且时间越靠近，梯度所占权重就越大，而早期的梯度其所占的权重就越小。其β是自行设置的超参数，通常设置为0.9，表示指数加权平均了前10次梯度的结果，而10次之前的梯度因为权重的关系可以小到忽略不计。

(2).AdaGrad：

在神经网络中，学习率的设置尤为重要，过大或过小都不能正确的进行训练。在关于设置学习率的有效技巧中，有一种被称为学习率衰减的办法，即随着学习的进行，使得学习率逐渐减小，而AdaGrad进一步发展了这个想法，公式如下：

公式（2-15）

公式（2-16）

表示要更新的参数，表示损失函数关于W的梯度，表示学习率，h保存了之前所有梯度值的平方和，因此随着训练的进行，h就变得越来越大，相反学习率随之就越来越小，参数更新的幅度也就随之变小。这种一开始多学，然后逐渐少学的方法可以有效避免发散或收敛缓慢的问题。

(3).RMSProp：

上面的Momentum算法中，虽然初步优化了训练时参数摆动幅度过大问题，但有人并不满足此程度的优化。为了进一步解决参数更新时摆动幅度过大问题，进一步的加快损失函数函数的收敛，提出了RMSProp算法，公式如下：

公式（2-17）

公式（2-18）

其中是模型在前t-1次的迭代中累积的梯度动量，是累积指数，可以让早期的梯度对当前的梯度影响越来越小。不过与Momentum不同的是，RMSProp对梯度计算使用的是微分平方加权平均数，并且将梯度动量的算术平方根倒数与学习率相乘，随着训练的进行，动量不断增加，变相的在不断减小学习率，使得后期训练的更新幅度不断减小，有利于损失函数更快的收敛。最后为了防止分母是0的情况，使用了一个极小值来杜绝。

(4).Adam：

Momentum是参照动量对参数进行修改，RMSProp使得收敛速度更快的同时使得更新幅度更小。而Adam便是将两个方法融为一体，为不同的参数设计独立的自适应性学习率来更新参数。不仅存储了RMSProp的先前梯度的微分平方加权平均数，而且还加入了Momentum的先前梯度的指数加权平均值。公式如下：

公式（2-19）

公式（2-20）

公式（2-21）

参数基本和上面讲的一致，一般取0.9，Momentum里的超参数，一般取0.999，对应的是RMSProp里的超参数。由于它能很快的训练出很好地结果，相对于其他算法有很大的优势，因此它在如今深度学习领域里的使用十分广泛。

2.4.2 权重的初始值

在神经网络的学习过程中，权重初始值的设置尤为重要。设置什么样的初始值，经常会关系到模型的学习能否顺利进行。通常情况下，权重初始值都设置标准差为0.01的高斯分布，但有斯坦福大学的课程CS231n实验发现，若这么设置权重会出现梯度消失或表现力受限的问题，层次加深的深度学习，问题会更加严重，因此文章将引入两种初始值的设置方法来解决该问题。

(1).Xavier初始值：

为了使各个隐藏层激活后的值拥有相对广度的分布，推导出了合适的权重尺度：如果前一层的节点数为n，则该层初始值使用标准差为的高斯分布。此方法可以使sigmoid函数表现力不再受限制，有利于顺利的进行学习。

(2).He初始值

当激活函数是ReLU时，一般选用ReLU专用初始值，也就是He初始值。若前一层的节点数为n时，就使用标准差为的高斯分布。因为Xavier初始值是， 且ReLU函数的负数区域值全为0，为了使它拥有更大的广度，需要乘以2倍的系数。

2.4.3 防止过拟合

过拟合问题指的是，能很好地拟合训练数据，但不能很好地拟合测试数据等不包括在训练数据内的其他数据。发生过拟合的原因主要有两个：训练模型有大量参数，表现力强和训练数据少，为了解决过拟合问题，本文提出两种办法。

(1).参数正则化：

参数正则化是一种经常被使用来抑制过拟合的方法。它是通过在训练过程中对大权重进行惩罚的方式，抑制过拟合。模型的训练目的是减小损失函数的值，若为损失函数加上权重的平方范数，便可以抑制权重变大。L2范数公式（2-22）如下所示：

公式（2-22）

是控制正则化强度的超参数，设置越大，对大权重就惩罚越重。

(2).dropout：

参数正则化在某种程度上能够抑制过拟合，但是如果网络模型变得复杂，参数正则化就难以应付了。在这种情况下我们经常使用Dropout方法。Dropout是一种在训练过程中随机删除隐藏层节点的方法。如图2-5所示，训练时随机选出隐藏层的节点，然后将其删除，本质上是使所选择的删除节点正向传播和反向传播时，传递的信号变为0。而且每迭代一次，就会重新选择要删除的节点。最后的测试时，虽然会将信号传递给所有的节点，但对于各节点的输出，要乘以训练时的删除比例，相当于取得模型的平均值，最后再输出。

它的作用在于，很大程度上缩减了神经网络模型的大小，而在这些缩小的模型中，让它们去学习数据中的局部特征。在多个缩小的模型中（相当于多个简单网络）学习特征，总会比仅在单个完整神经网络上进行学习，其泛化能力会变得更强，而过拟合的状态，本质上就是泛化能力差的表现。

图2-5 左图为标准神经网络，右图为使用dropout后的网络



2.4.4 Batch Normalization

根据上文所提到的实验结果可知，当各个隐藏层的激活值分布拥有适当的广度时，模型的训练可以顺利的进行。因此Google于2015年提出Batch Normalization方法，强制性的调整激活值分布，避免数据分布偏移，使各层拥有适当的广度。具体而言，就是在神经网络模型中插入对数据分布进行正规化的层，以进行激活值分布的均值为0、方差为1的正规化。

具体公式如下：

公式（2-23）

公式（2-24）

公式（2-25）

公式（2-26）

这里对m个输入数据的集合B={x1,x2,....,xm}求均值和方差。然后对输入数据进行均值为0、方差为1的正规化。但比如sigmoid函数在-1-+1之间几乎是线性的，进行标准化后会趋近于0附近，因此必须进行一些变换才能将数据的分布扩散开。所以最后BN层会对正规化后的数据进行平移和缩放的变换。这里和是超参数，初始设置为，，然后通过后面的学习调整到合适的值。

BN有以下优点：

（1）可以使学习快速进行（可以增大学习率），并提高性能

（2）不怎么依赖参数初始值设置

（3）可有效抑制过拟合

（4）解决梯度消失和梯度爆炸的问题

# 第3章 基于BP神经网络的投资组合模型

# 3.1 BP神经网络设计

本次实验所使用的编程语言是Python，基于Python所编写的自写架构BP神经网络以及各类优化算法。

(1).输入输出层数据

正确选取一组有效的输入特征对模型的学习来说至关重要。而衡量股价波动的指标有很多，其中包括股票开盘价、成交量、当天最最高价、涨跌幅、收盘价、价格变动、换手率等，共几十个。因为神经网络的训练时间会随着输入特征数的增加呈指数增长，如果将所有的指标都作为神经网络模型的输入特征，则该模型将很难承受如此大量的计算，且时间也会大大增加。因此，综合各类文献所采用的方法得出，本文将使用当天开盘价，收盘价，成交量，当天最高价，当天最低价作为初始输入特征，而且从20世纪以来，越来越多的实证研究发现现代资产理论所无法解释的一系列股市异象（如星期一效应、周末效应等）。针对这些异象，本文将星期也列入输入特征里参与训练，**最终预测第二天的收盘价作为模型的输出值**。也就是说神经网络的初始输入节点数为6，输出节点数为1。在训练时，可额外加入其它影响股票价格波动的特征作为输入节点，以观察其它特征对训练的影响。

(2).隐藏层数量和节点数量

BP神经网络具有强大的非线性函数拟合能力，理论上来说3层BP可以逼近任意的非线性函数，因此该模型至少要包含三层，即输入层、隐藏层和输出层。为了提高预测准确度，可通过增加隐藏层节点数或层数来实现。不过增加隐藏层会使模型的训练时间呈指数增长，因此，本文神经网络初始模型只包含一层隐藏层。而确定隐藏层节点数，有以下几个公式：

公式（3-1）

公式（3-2）

公式（3-3）

其中m表示隐藏层节点数，n表示输入层节点数，l表示输出层节点数，a表示1-10之间的任意值，因此根据以上公式设置初始隐藏层节点数为12。

(3).超参数设置

对于参数正则化的正则化强度来说，通常设置为0.1。为了让模型能尽快进行学习，并且由于加入了BN层的优化算法，可以有效防止它的梯度消失和表现力受限问题，所以将学习率设置为0.1。对于迭代次数来说，综合所阅读过的文献总用到的迭代次数，将其取一个平均值，即初始设置为5000次。

(4).激活函数和初始值选择

对于激活函数来说，初始用ReLU进行训练，对应的初始值设置为He初始值，在以后的训练中可改用Sigmoid激活函数进行测试，若预测结果较ReLU更好，就改用Sigmoid函数，对应初始值设置为Xavier初始值。

(5).数据获取和数据预处理

本文的股票历史数据获取是在网易财经平台所提供的免费数据，该平台可获取所选股票从上市时间起，每天的股票各项数据。从该平台获取数据，并以csv格式存储到本地。

数据预处理在构建模型时非常重要，能够决定学习能否顺利进行，考虑到Python的pandas包在数据处理中所体现出的优势，所以本次的数据清洗主要是用pandas 进行。首先利用pandas读取股票数据的csv文件，以DataFrame类型保存。由于股票的数据包含很多列，例如日期、开盘价、最高价、成交量、涨跌幅、5日均价、5日均量等，因此读取时只选择自己所需要的列进行提取，然后将日期列利用datetime包将日期转化为星期，加入到数据中在，作为一项输入特征。将含有空值的行进行删除，利用随机选择的方式将所有数据随机分为训练数据和测试数据，比例初始设置为7:3（可进行调整），将数据格式转化成转化为numpy的数组类型，最后对数据进行去均值和归一化。

去均值是最常见的数据预处理方式，对每个特征都减去该特征的均值，可将所有的输入数据都中心化到0。归一化的目的是使所有维度的数据都在同一个变化幅度上，由于所选取的输入特征有开盘价、收盘价、成交量等，各维度幅度变化非常大，因此需对数据进行归一化。本文使用的归一化公式如下：

公式（3-4）

利用此方法可以将所有数据按比例缩小到[0，1]区间内，以减小各维度幅度变化。

# 3.2 马科维兹投资组合理论模型

(1).投资组合的收益

构成组合收益率的期望，以投资比例作为权值。假设投资者投资于n支股票的所有比例为 ，表示投资于第i支股票的资金占总资金的比例，所以 。构成组合总期望收益公式（3-4）如下所示：

公式（3-5）

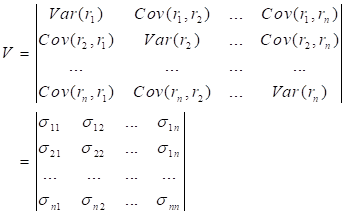
其中，为股票的各月收益率， 为股票的总期望收益率。

(2).投资组合的风险

投资组合的风险用方差来表示，这其中包括每支股票的方差和股票间的协方差，而单只股票的风险用其月收益率的标准差或方差来刻画。如果 的协方差 ，则投资组合的风险应满足下列公式（3-6）:

公式（3-6）

其中为如下公式（3-7）：

 公式（3-7）

马科维茨考虑的问题是如何确定，使得股票在期望收益率一定的情况，风险达到最小，即得到使最小的最优投资组合。利用之前所提到的公式（3-5）、公式（3-6），利用拉格朗日乘数法来解决上述模型的最优问题，可推导出公式（3-8）：

公式（3-8）

其中，和是拉格朗日乘子，再用公式（3-8）分别对和两个拉格朗日乘子求偏导可得：

公式（3-9）

公式（3-10） 公式（3-11）

最后利用公式（3-7）（3-8）（3-9）合并，求解出未知数，便是最优投资组合解。

# 3.3 总体流程

本文采用的基于BP神经网络的投资组合模型总体流程如图3-1所示:



图3-1 基于神经网络的投资组合模型流程图

# 第4章 模拟实验与结果分析

# 4.1样本股票选择选择

本文依照行业代表性、市值规模大小、交易频繁情况、公司经营状况等原则，从股市规模大、效益较好的个股中选择了3支，作为本次实验的对象，其名称和代码如下表4-1所示。

表4-1 股票信息

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 股票代码 | 股票名称 | 股票代码 | 股票名称 | 股票代码 | 股票名称 |
| 600600 | 青岛啤酒 | 600100 | 清华同方 | 000538 | 云南白药 |

本文选择的样本时限为最近十年，从2009年7月至2019年5月份的最新数据，以根据最近几年的股市情况进行预测。

# 4.2模型调整

初次实验时，输入节点为6个（开盘价、收盘价、最高价、最低价、成交量、星期），中间层数为1，中间层节点数为12，迭代次数为5000次，激活函数选用ReLU函数，参数更新算法设置为最简单的SGD算法，运行完后发现，结果准确率不足10%，而且模型极其不稳定，无法进行良好的预测。因此，在此基础上，利用试错法，不断进行调整模型。

(1).隐藏层数和隐藏层节点数

通过实验发现，对于这两个数值来说，太小会导致模型很难表示一些复杂的非线性函数，严重降低了模型的预测能力；太大又会大大增加训练时间（呈指数型增长），降低系统效率，而且并不会影响准确率继续提升，甚至会下降，所以在一段反复尝试的过程中发现，对于本次实验来说，采用隐藏层数为1，节点数为130时的效果最好，下表列出一些具有代表性的数据进行比较，比较内容为最后100次迭代时的平均损失值。损失函数的损失值可以有效表示模型的适用性和准确性，而且由于迭代次数为5000次，到达最后的迭代时由于梯度很小的缘故，权重和偏置只会发生极其微小的变化，导致损失值也很难发生较大改变，甚至只是上下波动，因此用最后100次迭代平均损失值作为模型的预测效果判断依据。具体试验结果如表4-2所示：

表4-2 基于不同隐藏层和不同节点数的神经网络训练结果

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 隐藏层数 | 隐藏层节点数 | 损失值（最后100次迭代平均值） |
| 1 | 7 | 6.24 |
| 1 | 12 | 4.475 |
| 1 | 40 | 3.187 |

续表4-2 基于不同隐藏层和不同节点数的神经网络训练结果

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 隐藏层数 | 隐藏层节点数 | 损失值（最后100次迭代平均值） |
| 1 | 75 | 2.52 |
| 1 | 130 | 1.096 |
| 1 | 200 | 1.261 |
| 2 | 15、15 | 3.705 |
| 2 | 50、50 | 1.542 |
| 2 | 80、80 | 1.367 |
| 2 | 150、150 | 1.423 |
| 2 | 200、200 | 1.509 |
| 3 | 20、20、20、20 | 3.245 |
| 3 | 50、50、50、50 | 1.775 |
| 3 | 100、100、100、100 | 1.896 |
| 3 | 200、200、200、200 | 1.913 |

根据表4-2分析得：根据损失值的大小可知，最好的两个模型分别为隐藏层1、节点数为130和隐藏层为2、节点数为80、80，对于第一个模型来说，损失值更低，准确率更高，但相对的第二个模型来说，结构比较简单，数据波动比较大，每次求出的损失值差异大小较大；相对模型2来说结构就够就比较复杂，同时预测结果也比较稳定，但耗费的时间更长，而且准确率也是较低的。所以本文选择模型1（隐藏层1，节点数130）作为本次实验的模型，通过多次预测求均值，以缓解模型不够稳定的问题。

(2).激活函数和优化算法：

对于两种激活函数ReLU和Sigmoid函数来说，本次模型更适配ReLU。当应用Sigmoid函数时，求出的梯度很小，权重和偏置修正缓慢，甚至出现梯度消失的问题，导致损失函数无法继续下降，所以本次实验直接放弃使用sigmoid函数。

对于上文提到的5种梯度下降优化算法（SGD、Momentum、AdaGrad、RMSprop、Adam）中，分别进行了相应的测试，测试条件为：输入节点为6个，中间层数为1，中间层节点数为130个，在迭代次数为5000次的情况下，结果如下表所示：

表4-3 基于不同优化算法的神经网络训练结果

|  |  |
| --- | --- |
| 优化算法 | 损失值（最后100次迭代平均值） |
| SGD | 1.096 |
| Momentum | 0.449 |
| AdaGrad | 0.5677 |
| RMSprop | 2.212 |
| Adam | 0.452 |

从表4-3可以看出，相对于其他的优化算法，Adam和Momentum的效果最为显著，可以在相同的迭代次数下，以更快的速度进行收敛，而且收敛精度也更高。但对比这两种算法比较来看，Adam是包含了Momentum并结合了RMSprop而产生的，尽管最终的收敛精度是一样的，但Adam可用更快的速度进行收敛，有效提高了学习效率。所以本此实验接下来都使用Adam算法进行预测。而对于剩下的几种算法来说，并不能说明他们的效果就完全不如这两个算法，只能说他们不适合此模型的参数更新

(3).dropout和Batch Normalization：

对于这两个优化算法，都会起到抑制过拟合的作用，而且Batch Normalization还可以加快学习的进行速度，并通过对数据分布进行正规化来提高学习准确度，因此在测试条件为：输入节点为6个，中间层数为1，中间层节点数为130个，在迭代次数为2000次，参数更新算法为Adam的情况下，进行试验，分别在不使用和使用算法的情况下进行对比，结果如下表所示：

表4-4 基于其他优化算法的神经网络训练结果

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 算法使用情况 | 损失值（第1000次迭代） | 损失值（最后100次迭代平均） |
| 使用dropout和BN | 0.82 | 0.45 |
| 不使用dropout和BN | 2.6 | 1.9 |

通过表4-4可以看出，在第1000次迭代时，在不使用dropout和BN的情况下，损失值远远超过使用dropout和BN的情况，很好地说明该算法对学习速度的有一定的提升。通过观察最后100次迭代平均损失值发现，不使用dropout、BN的情况下准确率反而更低，而且模型还很不稳定，每次的结果波动很大，相对使用dropout和BN的情况下就稳定很多。因此基于此结果，本文接下来都采用dropout和BN进行训练。

(4).输入数据：

模型的输入特征直接决定模型将采用怎样的网络结构和原始数据处理方式，并间接影响预测结果。因此，必须要求所采用的输入特征准确，并且能很好地影响预测结果。初始化时设置了上文所提到的6个输入节点进行预测，所选的6个特征都是能很好表示股票的涨跌情况。在此基础上，再加入了几个本人认为有可能影响到股票预测的几个特征，并进行实验，实验结果如下表4-5所示：

表4-5 基于不同输入特征的神经网络训练结果

|  |  |
| --- | --- |
| 加入特征 | 损失值（最后100次迭代平均值） |
| 当天开盘价、当天收盘价、当天最高价、当天最低价、成交量、星期 | 0.452 |
| +前收盘价 | 0.4617 |
| +涨跌幅 | 0.4506 |
| +换手率 | 0.404 |
| +流通市值 | 0.355 |

根据表4-5可以看出，在加入前两个变量后，损失值并没与明显的变化，但加入了后两个变量后，损失值都有一定程度的减小，说明后两个特征可以有效反映股票的涨幅情况，并提高模型的准确性。因此后续的训练加入换手率和流通市值两个特征值作为输入数据，进行实验。

(5).迭代次数

迭代次数的设置是有一定限制的，过小，学习过程还没学习完就结束了；过大，学习到损失函数到达极小值（最小值）之后，还有可能导致损失值的上升，或降低模型学习效率。根据此问题进行了实验，实验结果如图4-1所示：

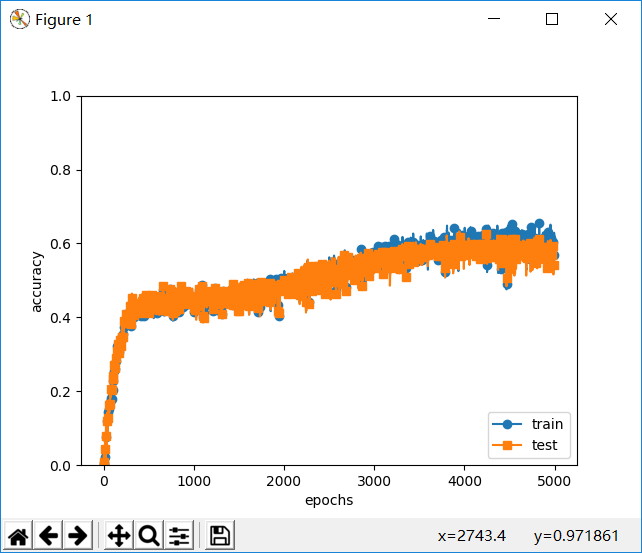


图4-1神经网络训练结果

如图4-1所示，此实验的设置为迭代次数5000次，每迭代1次显示1次训练数据的准确度和测试数据的准确度。根据图片可以发现，图像从0开始随着学习的进行，准确度开始提升。当学习到400次时，准确度的提升幅度逐渐减缓，直至4000次后，随着迭代次数的增加，准确度不在提升，曲线逐渐趋于平衡状态，因此为了避免这种情况而降低系统效率，本次实验最终决定迭代次数为4000次。

# 4.3预测结果

经过了多次的修改、调整模型结构和相关参数，并比较各个模型的准确度，我们最终确定的模型结构为：输入节点为8个（当天开盘价、当天收盘价、当天最高价、当天最低价、成交量、星期、换手率和流通市值），中间层数为1，中间层节点数为130，激活函数为ReLU函数，迭代次数为4000次，参数优化算法选用Adam算法，同时加入dropout和BN算法，分别对三只股票的5月17号收盘价进行预测。因为预测的不稳定性和偏差的存在，导致不能直接使用一次结果作为最终的预测结果，因此分别进行了10组预测实验后求均值，并作为最终结果。预测结果如下表（4-6）所示：

表4-6 神经网络对各支股票的预测结果

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 股票名称 | 实际值 | 预测值 | 差值 |
| 青岛啤酒 | 51.00 | 50.3 | 0.7 |
| 清华同方 | 9.73 | 11.14 | 1.41 |
| 云南白药 | 82.01 | 82.4 | 0.39 |

通过分析结果发现，预测的最终结果虽然和实际值有所偏差，但总体上是趋于一致的。这是由于股市其实是一个很复杂的非线性动态变化系统，其内部规律的不稳定性所造成，因此各种影响股价波动的因素（市场因素、政治因素等）对神经网络的预测结果都会产生一定的影响。但是从整体上来看，预测结果还是比较符合预期的。

# 4.4投资组合模型求解

综合所看文献总结发现，计算期望收益率所采用的时间间隔，一般有日、周、月、年。由于本文的主要目的是平衡股票收益与风险的问题，继而求得最优投资组合，因此用来计算风险下的收益率应该是中长期的投资收益率，而综合文献的很多研究大多是采用以月为单位计算收益率来衡量的。鉴于此，本文也采用月为单位计算收益率。在本文研究的股票数据时限内，根据中国股市的发展现状和波动情况，选取5个月做期望收益率，并将预测出来的价格作为最后一个月的收益率一起参与计算。

(1).分别计算3支股票的各自月收益率，公式如下：

公式（4-1）

其中i = 1,2,3，表示股票数；t = 1,2,3,4,5,6，表示月份数 ；是第i支股票在第t月的收益率；和是第i支股票在第t、t-1月的收盘价，在无分红股息前提下计算结果如表（4-7）所示：

表4-7：各股票每月收益率

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 股票名称\月份 | 第一月 | 第二月 | 第三月 | 第四月 | 第五月 | 第六月 |
| 青岛啤酒 | 0.021 | 0.131 | 0.082 | 0.015 | 0.128 | 0.181 |
| 清华同方 | 0.158 | -0.037 | -0.118 | 0.209 | 0.19 | -0.156 |
| 云南白药 | 0.061 | -0.007 | 0.051 | 0.095 | 0.005 | 0.035 |

(2).分别计算3支股票的月期望收益和标准差：

月期望收益率：

公式（4-2）

其中：为第i支股票的期望收益率，N=1,2,3,4,5,6

收益率标准差：

公式（4-3）

计算结果如表（4-8）所示：

表4-8：各股票的月平均收益和标准差

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 股票名称 | 青岛啤酒 | 清华同方 | 云南白药 |
| 月平均收益（%） | 9.3 | 4.1 | 4.0 |
| 收益率标准差（%） | 6.6 | 16.39 | 3.75 |

(3).计算三支股票两两之间的协方差和相关系数，根据公式（3-6）及公式（4-4），计算结果如表（4-9）所示：

相关系数：

公式（4-4）

表4-9：各股票间的协方差和相关系数

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 股票名称 | 青岛啤酒 | 清华同方 | 云南白药 |
| 青岛啤酒 | 0.0044 | -0.0070 | -0.0019 |
| 清华同方 | -0.0070 | 0.0269 | 0.0019 |
| 云南白药 | -0.0019 | 0.0019 | 0.0014 |
| 青岛啤酒和清华同方的相关系数 | | | -0.8195 |
| 青岛啤酒和云南白药的相关系数 | | | -0.7113 |
| 清华同方和云南白药的相关系数 | | | 0.6776 |

由表4-9可知，青岛啤酒和清华同方是负相关关系，和云南白药也是负相关关系，说明青岛啤酒的收益结果变化方向与其余两只股票相反，而清华同方和云南白药的收益变化是呈正相关的，但并不是完全相同。根据投资组合理论可知，只要股票间的相关系数不等于+1，说明两支股票的收益率不存在线性相关性，即投资组合的风险总会小于单支股票的收益风险。换言而知，只要两支股票之间不属于完全正相关性，其风险就会减少，而总投资风险减少的程度，就取决于股票间的相关性。

(4).计算投资比例

马科维茨模型是带限制条件的二次规划问题，在不知道投资比例的情况下，可通过计算得到相应的比例，以使得风险达到最小值。利用公式（3-8）（3-9）可求解投资比例问题，计算结果如下表（4-10）所示：

表4-10：各股票的最优投资组合比例

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 青岛啤酒投资比例 | 清华同方投资比例 | 云南白药投资比例 |
| 6.76 | 1.5568 | -7.3195 |

根据图表4-9可得出，最优投资组合为：将81.2%的资金投资于青岛啤酒，将18.8%的资金投资于清华同方，而云南白药则不选择投入资金。在假设投资者有10000元资金的情况下，按照此比例进行投资，所得的利益与风险如下表4-11所示：

表4-11：各股票投资金额、利益与风险

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 青岛啤酒投资金额 | 清华同方投资金额 | 云南白药投资金额 | 期望收益率 | 风险 |
| 8120 | 1880 | 0 | 8.31% | 0.17% |

通过表格可以看出，投资者在按照上述比例投资的情况下，可实现8.31%的期望收益率，同时得到组合风险为的最小风险为0.0017，若将风险转化为标准差，数值为4.1%。结合表4-8可以看出，若只购买单只股票（只购买青岛啤酒），投资者可获得的最高月期望收益率为9.3%，对应承受的投资风险为6.6%。比较发现，分散投资的期望收益尽管略低于单只股票的收益，但风险却可以很好地降低，相对于单只股票的风险，组合的风险降低了38%，说明了马科维兹理论的最优组合在风险与收益的平衡上要优与单一股票。这一结果和现代投资组合理论的结论相一致：投资风险最小的一定是分散组合投资的方式；而期望收益最高的一定单支股票投资的方式[3]。

# 结论

自股票出现以来，人们在不断探索能更好预测股票的模型。股票的数据十分庞大，导致股市波动的因素也有很多，如何在这复杂的股票数据中提取有用数据，对所有人来说都是难题。而且传统的统计方法很难模拟如此复杂的非线性结构。

基于BP神经网络的结构简单、自适应能力强、模拟非线性函数等特点，在金融数据分析中受到了广泛使用。因此本文以BP的股票预测为出发点，研究股票预测分析在证券投资组合中的作用。本文介绍了神经网络的基本原理，并分析在股票预测方面的应用，还系统介绍了国内外股票投资市场发展的现状以及马科维兹理论相关知识。本文以青岛啤酒、清华同方和云南白药为研究对象，建立投资组合模型，利用试错法，对构建的神经网络不断进行训练和改动，使其能更好地模拟股票非线性特征。最后利用马科维兹投资组合理论的均值--方差模型，并加入拉格朗日乘数法，解决数学的二次规划问题，最终求出最优投资组合。

由于本人的能力和时间有限，且缺乏做这种大型实验的经验，对神经网络结构的优化和一些算法的改进都未处理的很好，在未来时间里，要进一步研究神经网络的各类优化问题。例：针对不同的股票而选择不同的网络结构，加入像遗产算法、粒子群算法等优化算法对神经网络进行改进，以加快模型的训练速度和准确度。

而且因为技术发展状况的有限，无法做到对股票进行一星期、一个月，甚至更长时间的预测，就仅仅是一天的预测结果，也很难做到完全准确，所以仅用一天的预测结果作为一个月的收益率去进行计算，所占到的比重相对还是有点低。如果未来的技术能预测更长的时间，完全用未来的数据做比例计算的话，获得的收益相对实际真正获得的会接近许多。且基于股票数据的庞大性和多样性，仅仅使用一些基础的数据作为输入节点也完全不够。如何利用基础数据进行求解可影响股票价格变动的指标以作为模型的输入节点，提高模型准确度，也是未来研究的重点。

# 参考文献

[1]黄招娣,应宛月,余立琴,肖祥阔,罗佳.基于PSO的神经网络优化证券投资组合方法研究[J].华东交通大学学报,2013,30(02):42-46.

[2] 李志. 投资组合理论在外汇交易市场中的应用[D].内蒙古工业大学,2009.

[3] 曾颖苗,张珺,张晴.马科维茨模型在股市最优投资组合选择中的实证研究[J].湘潭师范学院学报(社会科学版),2009,31(04):88-91.

[4]李云强,宋威.基于BP神经网络的股票价格趋势预测[J].北方工业大学学报,2013,25(01):11-16+55.

[5]郑立群,吴育华,周伯康,夏庆.人工神经网络方法在投资风险评价中的应用[J].管理科学学报,1999(04):93-95.

[6]曾颖苗,张珺,张晴.马科维茨模型在股市最优投资组合选择中的实证研究[J].湘潭师范学院学报(社会科学版),2009,31(04):88-91.

[7]王小敏.马科维茨理论的实际运用[J].时代金融,2013(18):251.

[8]郭树华,付庆华.我国股票市场有效前沿的实证分析——对马科维茨模型的验证[J].思想战线,2003(01):23-28.

[9]俞福福. 基于神经网络的股票预测[D].哈尔滨工业大学,2016.

[10]赵燕. 基于神经网络的股票预测分析和研究[D].长安大学,2006.

[11]殷洪才,赵春燕.基于神经网络股票预测的研究[J].哈尔滨师范大学自然科学学报,2007(03):47-49+55.

[12] 刘晓峰,陈通,张连营.基于微粒群算法的最佳证券投资组合研究[J].系统管理学报,2008(02):221-224+234.

[13]向骏文.基于马科维茨投资组合理论的股票投资策略[J].中国证券期货,2012(08):202.

[14]王莎. BP神经网络在股票预测中的应用研究[D].中南大学,2008.

[15]陈阳. 股票预测模型研究[D].哈尔滨工程大学,2007.

[16]戴丹. BP神经网络用于市场预测的研究[D].武汉理工大学,2006.

[17]刘磊. 基于深度学习的股票价格趋势预测方法研究[D].云南财经大学,2017.

[18]姚培福. 人工神经网络在股票预测中的应用与研究[D].昆明理工大学,2007.

[19]乔建伟. BP神经网络在股票投资分析中的应用[D].电子科技大学,2013.

[20]张明. 基于改进动态神经网络的股票预测模型的研究[D].内蒙古大学,2014.

[21]张健,陈勇,夏罡,何永保.人工神经网络之股票预测[J].计算机工程,1997(02):52-55.

[22] 黄招娣.基于改进粒子群算法的神经网络优化证券投资组合方法[J].井冈山大学学报(社会科学版),2014,35(03):76-80.

[23]Alexander Brauneis,Roland Mestel. Cryptocurrency-portfolios in a mean-variance framework[J]. Finance Research Letters,2018.

[24]Amelie Hüttner,Jan-Frederik Mai,Stefano Mineo. Portfolio selection based on graphs: Does it align with Markowitz-optimal portfolios?[J]. Dependence Modeling,2018,6(1).

# 致谢

两个月的时间，感受很多，有苦有乐，有喜有悲。最后的在校时间，也大概是人生最后的学生时代，不想虚度，不想挥霍，尽力完成最后一份老师布置的课后作业。说实话，感觉四年没有浪费，至少在我问我自己是否有学到东西是，我会点头，至少在我选毕设课题时，我有了我自己真正想去做的东西。上学期间，总会有这种那种的老师不断地吸引着我吸引着我认真听课，不论是严格恪守的操作系统老师，还是认真负责的微机老师，不论是表面冷酷内心善良的计算机导论老师，还是幽默新颖的数据分析老师，等等都在吸引着我认真听课。尤其是本次的毕设指导老师，在我迷茫的时候指引方向，在遇到挫折的时候给我加油打气，在我懒惰的时候督促我学习，在我完成任务的时候为我表扬鼓励。一切都是这么的美好，让我遇到了这群可爱负责的老师带领我在大学的路上前进，千言万语道不出我对老师的感激之情，因此，我只想感激这一件事，感谢老师为我布置这份最后的作业，我将会尽力奉上完美的答卷。