

PDF-PAPER2020006

# 基于 iVX 指数的上证 50ETF 均线交易策略研究<sup>1</sup>

## 摘 要

波动率指数自 2008 年金融危机首次被推出后,被研究者证明可以有效反映市场恐慌情绪,其衍生产品也在危机时期大受投资者青睐。历经多年发展,波动率指数在国外已具备较为完善的理论框架,并被广泛应用到风险对冲、衍生品交易等相关领域。

由于我国 iVX 指数从 2015 年 6 月 22 日才开始公布,相对于国外的发展,我国波动率指数的研究尚处于初步探索阶段。国内外文献对于波动率指数的研究主要围绕两个方面。其一是波动率指数本身的功能与性质;其二是波动指数与股票指数的关系,针对波动率指数与股票指数间关系的研究也仅是集中在波动率指数与股票指数的相关性和波动率指数对股票指数的预测,基于波动率指数构造股票指数交易策略的相关研究成果很少。本文的创新点在于在传统的上证 50ETF 均线交易策略中加入 iVX 指数的趋势条件,设计出了基于 iVX 指数的上证 50ETF 的交易策略。

本文旨在通过对 2015 年 3 月 9 日至 2016 年 3 月 9 日期间 iVX 指数与上证 50ETF 间存在关系进行讨论,构造出基于 iVX 指数的上证 50ETF 均线交易策略,对传统的上证 50ETF 均线交易策略进行优化,从而进一步探索 iVX 指数在我国金融市场的应用,丰富 iVX 指数与的相关研究成果,并为日后我国波动率指数衍生品的相关研究提供一定参考。

本文共分为六章。第一章为绪论。本章主要阐述了论文选题的背景和意义、论文涉及的相关概念、研究内容及国内外研究现状。第二章为论文的理论基础。通过对有效市场假说、移动平均线和行为金融学理论的阐述为全文奠定了研究的理论基础。第三章为 iVX 指数与上证 50ETF 走势关系的实证分析。本章首先分别阐述了上证 50ETF 在上涨阶段和下跌阶段运行期间与 iVX 指数呈现的相对走势情况;其次,在此基础上采用适合对波动率建模的 HAR 模型对 iVX 指数与上证 50ETF 的价格走势关系进行实证分析;结论是短期因素更能解释 iVX 指数的变化,iVX 指数的变化率

<sup>1</sup> 本论文由东北财经大学金融学院的王宇晴撰写,指导教师为范立夫。

与前一天的上证 50ETF 的收益率呈负相关，且这种负相关在上证 50ETF 的上涨与下跌区间是存在非对称性的。第四章为基于 iVX 指数的上证 50ETF 均线交易策略设计。本章分析了交易策略的可行性，并以第三章验证的 iVX 指数与上证 50ETF 的价格走势关系为基础，在传统上证 50ETF 均线交易策略的基础上加入 iVX 指数的趋势指标，从而设计出基于 iVX 指数的上证 50ETF 均线交易策略。第五章是交易策略的回测与评价。本章对第四章的策略效果进行回测，评价策略在盈利性和抗风险能力等方面的综合表现，对均线周期进行调整，并将该策略与传统上证 50ETF 均线策略以及基准指数的回测结果进行比较，回测结果显示基于 iVX 指数的上证 50ETF 均线策略年化收益为 21%，最大回撤率为 0.21，该策略无论是在收益性还是稳定性方面的表现均优于传统上证 50ETF 均线交易策略和基准指数，相对而言，能够以更小的风险取得更高的收益。第六章是结论与展望。总结了本文通过分析所得出的一系列结论，并对本文策略在未来实践中的应用与优化进行展望。

**关键词：**iVX 指数；上证 50ETF；负相关性；HAR 模型；交易策略

## Abstract

Volatility index for the first time since the financial crisis in 2008 after being launched, the researchers demonstrated that can effectively reflect the market panic, its derivative products are popular with investors in times of crisis. After years of development, the vix abroad has more perfect theoretical framework, and is widely used to hedge risk, derivatives and other related fields.

Because our country iVX index from 2015 began to release on June 22, relative to the overseas development, study on the volatility index in China is still at the preliminary exploration stage. Literature at home and abroad for the volatility index research mainly around two aspects. One is the function and nature of volatility index; The second is the relationship between the volatility and stock index, and in view of the volatility index, and the relationship between stock index research is only focus on the correlation of volatility index and the stock index and volatility index of stock index prediction, based on the volatility index structure stock index trading strategies related research results are rare.

This paper aims to March 9, 2015-2015 during March 9 iVX index and discuss relations between the Shanghai 50 index, constructed based on line iVX index of the Shanghai 50 etf trading strategies, the traditional Shanghai 50 etf average trading strategy is optimized, so as to further explore the application of iVX index in the financial market in China, rich iVX index and the related research results, and for the future researches of the volatility index derivatives in China provide certain reference.

This paper is divided into six chapters. The first chapter is introduction. This chapter mainly elaborated the paper selected topic background and significance, the thesis involves the related concept, research content and research status at home and abroad. The second chapter is theoretical basis for an essay. By means of implied volatility, the efficient market hypothesis, the theory of moving average and programmed trading strategy for full text laid the theoretical basis of the research. The third chapter for iVX index and the empirical analysis of Shanghai 50 etf market relations. This chapter firstly expounds the Shanghai 50 etf respectively during the rising and falling phase operation with relative iVX index present situation; Secondly, on the basis of HAR model that adapted to the modeling of volatility of iVX index and Shanghai 50 etf price movements

in relation to the empirical analysis; Conclusion is short-term factors can explain more iVX index changes, iVX index change rate and the yield of the day before the Shanghai 50 index showed a negative correlation, and the negative correlation in the rise and fall of the Shanghai 50 index range is the existence of asymmetry. The fourth chapter is based on iVX index of the Shanghai 50 etf trading strategy design. This chapter explains the average transaction strategy is chosen as the basic strategy of reason, and in the third chapter validation iVX index and Shanghai 50 etf price action relationship as the foundation, the traditional Shanghai 50 etf average trading strategies based on join iVX index trend indicator, thereby design based on Shanghai 50 etf iVX index average trading strategies. The fifth chapter is trading strategies to measurement and evaluation. This chapter to the fourth chapter back to measure the effectiveness of strategy, evaluation strategy in terms of profitability and anti-risk ability of comprehensive performance, and the strategy and the traditional Shanghai 50 etf average strategy as well as the benchmark index to measure the result comparison, back to the test results show that the Shanghai 50 etf average strategy based on iVX index annual income is 21%, the maximum retracement rate is 0.21, the strategy in both profitability and stability performance is superior to the traditional Shanghai 50 etf average transaction strategy and the benchmark index, to be smaller risk to achieve higher returns.

Keywords: iVX index, Shanghai 50 index, Negative correlations, HAR model, trading strategies

## 目 录

1 绪论.....	1
1.1 选题背景与意义.....	1
1.1.1 选题背景.....	1
1.1.2 研究意义.....	2
1.2 相关概念.....	2
1.2.1 iVX 指数.....	2
1.2.2 隐含波动率.....	4
1.2.3 量化交易策略.....	5
1.3 相关文献分析.....	6
1.3.1 波动率指数编制.....	6
1.3.2 波动率指数功能.....	6
1.3.3 波动率指数与标的股票指数的关系.....	7
1.3.4 波动率的实证分析模型.....	7
1.3.5 均线投资策略.....	8
1.3.6 文献评述.....	9
1.4 论文结构与内容.....	9
1.4.1 论文的结构.....	9
1.4.2 论文的内容.....	9
1.5 论文的创新与不足.....	10
1.5.1 论文的创新点.....	10
1.5.2 论文的不足.....	10
2 论文的理论基础.....	11
2.1 有效市场假说.....	11
2.2 移动平均线理论.....	12
2.3 行为金融学的理论.....	14
3 IVX 指数与上证 50ETF 走势关系的实证分析.....	15
3.1 iVX 指数与上证 50ETF 的历史走势情况.....	15
3.1.1 上证 50ETF 上涨阶段.....	16

3.1.2 上证 50ETF 下跌阶段.....	17
3.2 描述性统计分析.....	18
3.3 平稳性检验.....	18
3.4 HAR 模型的构建与分析 .....	19
<b>4 基于 IVX 指数的上证 50ETF 均线交易策略设计 .....</b>	<b>21</b>
4.1 交易策略的可行性分析.....	21
4.2 交易策略的设计.....	22
4.2.1 交易策略设计的目的.....	22
4.2.2 编程软件的选择.....	22
4.2.3 基础交易策略的选择.....	22
4.2.4 买入信号的设计.....	24
4.2.5 卖出信号的设计.....	24
<b>5 交易策略的回测及评价.....</b>	<b>26</b>
5.1 交易策略的回测.....	26
5.1.1 回测指标的选择.....	26
5.1.2 回测数据的选择.....	27
5.1.3 策略的回测.....	27
5.1.4 策略快慢线周期的调整.....	28
5.2 交易策略的评价.....	29
5.2.1 策略的收益性.....	29
5.2.2 策略的稳定性.....	29
<b>6 结论与展望.....</b>	<b>31</b>
6.1 结论.....	31
6.2 展望.....	31
<b>参考文献.....</b>	<b>33</b>
<b>附    录.....</b>	<b>36</b>
<b>后    记.....</b>	<b>43</b>

# 1 绪论

## 1.1 选题背景与意义

### 1.1.1 选题背景

波动率指数又称恐慌指数，是用来描述投资者对投资标的未来波动率水平的预期的指数，波动率指数体现了标的期权合约隐含波动率大小水平。芝加哥期权交易所 1993 年依据业界 Robert E. Whaley 教授 (1993) 的代表性研究成果成功编制出全球第一个，同时也是截止目前最为重要的波动率指数，即 VIX 指数，该指数开始在芝加哥期权交易所发布，每日公布数据，以供投资者参考。十年之后，金融市场环境发生了较大的改变，新的理论也不断的提出和完善。CBOE 于 2003 年审时度势联手高盛，根据当时的市场和新的理论，以 S&P500 指数为标的，无模型法为基础发布了全新的 VIX 指数。

全新的 VIX 指数在发布后充分发挥了应有的功能与价值。自金融危机后，日本和印度等境外市场先后发布了其波动率指数，以满足其金融市场的避险需求。在市场危机时期，如亚洲金融危机、科技泡沫、2008 年金融海啸、希腊主权债务危机、中国股灾等，VIX 指数不仅能发挥反映恐慌情绪的功能，同时也能发挥预警市场行情的功能。正因如此，投资者希望监管层开发以 VIX 指数为标的衍生品，用于管理市场风险，CBOE 顺应市场需求，分别于 2004 年、2006 年开发了 VIX 指数的期货、VIX 指数期权，随后市场上各种以 VIX 指数衍生产品为基础的基金产品 (ETP) 也丰富起来。

中国投资者自 2008 年金融危机后逐渐开始重视国际普遍使用的波动率指数，希望在国内也能推出反映市场的恐慌情绪的波动率指数。但由于波动率指数只能基于期权交易进行编制，而我国金融市场上尚无可交易的期权产品。于是，上交所等境内几大交易所自 2013 年起陆续开展了期权产品的准备工作，中国金融期货交易所又于 2014 年 1 月采用沪深 300 指数期权的模拟交易数据编制了我国的波动率指数—CVX 指数，随着我国金融市场趋于稳定，上证 50ETF 期权——国内第一个期权的交易品种也于 2015 年 2 月 9 日正式登陆上海证券交易所，国内首个期权产品的诞生，从此，国内金融市场上有了真正的期权交易。在此之后，上交所于 2015 年 6 月 26 日公布了 iVX 指数——即采用真实交易的上证 50ETF 期权数据编织出的中国波动率指数，从而终结了国内金融市场没有真正意义上的波动率指数的时代。围绕中国波指的研究也自此开始步入一个崭新的阶段。

### 1.1.2 研究意义

首先,波动率指数已经成为描述市场预期波动率和反映投资者情绪的主要指数之一。同时,以 VIX 指数为核心的场内和场外产品也已成为当今全球投资者针对波动率进行对冲、套利与投机交易时使用率最高的金融产品。从波动率指数在各国金融市场上起到的作用来看,对我国 iVX 指数的应用进行探讨意义深刻。

再者,自上交所的 50ETF 期权于 2015 年 2 月 9 日正式上线后,上交所也相应推出了上证 50ETF 期权波动率指数,即中国波指,又称 iVX 指数,各国所推出的波动率指数具备一定的共性,同时又各具特性。故研究 iVX 指数在我国金融市场上的应用有利于发现 iVX 指数在我国金融市场中体现出的独特性,为探讨 iVX 指数在我国金融市场中的应用奠定基础。

最后,由于我国 iVX 指数从 2015 年 6 月 22 日才开始公布,相对于国外的发展,国内对波动率指数的研究仍处于起步阶段。目前,国内外文献对于波动率指数的研究主要围绕两个方面。其一是波动率指数本身的功能与性质;其二是波动指数与股票指数的关系,而针对波动率指数与股票指数间关系的研究也仅是集中在波动率指数与股票指数的相关性和波动率指数对股票指数的预测,基于波动率指数构造股票指数交易策略的相关研究成果很少。因此,基于 iVX 指数构造上证 50ETF 交易策略是既是对 iVX 指数理论体系的丰富,又有利于完善上证 50ETF 交易策略的相关理论体系。

本文旨在通过对 2015 年 3 月 9 日至 2018 年 2 月 14 日期间 iVX 指数与上证 50ETF 间关系的讨论,在传统上证 50ETF 均线交易策略的基础上加入 iVX 指数的趋势指标,从而构造出基于 iVX 指数的上证 50ETF 均线交易策略,从而进一步探索 iVX 指数在我国金融市场的应用,完善 iVX 指数理论体系,并为日后我国波动率指数衍生品的相关研究提供一定参考。

## 1.2 相关概念

### 1.2.1 iVX 指数

iVX 指数即上证 50ETF 波动率指数,又称中国波指,该指数是由上海证券交易所挂牌的 50ETF 期权合约编制而成,反映了投资者对未来 30 天上证 50ETF 波动率的预期。上证 50ETF 波动率指数不只是反映投资者情绪的重要指标,也是衍生品的重要标的,可以作为投资者规避投资风险的有效工具。



上证 50ETF 波动率指数的编制是根据方差互换原理并采用上证 50ETF 期权相关交易数据计算而得。需要先计算次近月与近月的期权波动率，再计算得出波动率指数。

第一步：确定上证 50ETF 期权合约的价格。

上证 50ETF 期权合约的价格是编制上证 50ETF 波动率指数的重要基础，对期权合约价格的确定主要采用以下规则：

当日有成交，但存在买卖报价时：当最新成交价格介于买卖报价之间时，取最新成交价；当最新成交价格介于买卖报价之外时，取最优报价的均值；

当日有成交，且仅有买方报价时：应取期权买价与最新成交价的较大者；

当日有成交，且仅有卖方报价时：应取期权卖价与最新成交价的较小者；

当日有成交，且不存在买卖报价时：应取最新成交价；

当日无成交，且存在买卖报价时：应取期权最优报价均值；

当日无成交，且仅有买方报价时：应取期权买价与昨日结算价中的较大者；

当日无成交，且仅有卖方报价时：应取卖价与昨日结算价中的较小者；

当日无成交，且无买卖报价时：应取昨日期权结算价；

对于已进入熔断状态的期权合约，若已产生虚拟成交价格，则应该使用期权的虚拟成交价格，否则应使用熔断前期权确定的价格。

第二步：要根据上证 50ETF 期权的报价（平价+价外）来计算期权次月与当月隐含的实现方差，公式如 1-1 所示。

$$\sigma_1^2 = \frac{2}{T} \sum_i \frac{\Delta K_i}{K_i^2} e^{RT} P(K_i) - \frac{1}{T} \left[ \frac{F}{K_0} - 1 \right]^2 \quad (1-1)$$

第三步：通过线性插值得出 30 天到期隐含方差，再将其开根号后乘 100，即可得到 iVX 指数的报价，公式如 1-2 所示。

$$iVX = 100 \times \sqrt{\left\{ T_1 \sigma_1^2 \left[ \frac{NT_2 - NT_{30}}{NT_2 - NT_1} \right] + T_2 \sigma_2^2 \left[ \frac{NT_{30} - NT_1}{NT_2 - NT_1} \right] \right\} \times \frac{N_{365}}{N_{30}}} \quad (1-2)$$

(1-2) 公式内各参数含义如下：

$\sigma_1$ ：近月波动率

NT：近月期权合约剩余的到期时间（按分钟计）

T：  $\frac{NT}{N_{365}}$

R：上交所采用的无风险利率

S：认购期权价格和认沽期权价格之间相差的最小执行价

F：  $S + e^{RT} \times [\text{认购期权价格}(S) - \text{认沽期权价格}(S)]$

$K_0$ : 小于  $F$  且最接近于  $F$  的执行价

$K_i$ : 由小到大的所有执行价( $i = 1, 2, 3, \dots$ )

$\Delta K_i$ : 第  $i$  个执行价所对应的执行价间隔, 一般为  $\frac{K_{i+1} - K_{i-1}}{2}$

$P(K_i)$ : 若  $K_i$  小于  $K_0$ , 为  $K_i$  对应的期权认沽价格; 若  $K_i$  大于  $K_0$ , 则为  $K_i$  对应的期权认购价格; 若  $K_i$  等于  $K_0$ , 是  $K_i$  对应期权认沽价格与期权认购价格的均值。

### 1.2.2 隐含波动率

期权的隐含波动率是根据 Black 与 Scholes (1973) 的期权定价 BS 公式, 并由期权市场价格倒推得出的波动率, 期权的隐含波动率衡量了投资者对标的资产未来波动率的心理预期水平。

依据无风险套利理论, Black 与 Scholes (1973) 成功证明了可以根据风险中性定价法则对期权进行定价, 从而计算得出期权定价公式的解析解, 如下所示:

$$C = SN(d_1) - Ke^{-r(T-t)}N(d_2) \quad (1-3)$$

$$d_1 = \frac{\ln(S/K) + (r + \frac{1}{2}\sigma^2)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \quad (1-4)$$

$$d_2 = d_1 - \sigma\sqrt{T-t} \quad (1-5)$$

如 (1-3)、(1-4)、(1-5) 式所示,  $C$  表示的是  $t$  时刻期权的价格,  $S$  表示的是  $t$  时刻股票的价格,  $K$  是行权价,  $T$  是期权的到期日,  $r$  是  $t$  到  $T$  时刻的无风险利率,  $\sigma$  表示股票收益率的波动率,  $N$  代表正态分布。(1-3) 式是 Black-Scholes 欧式期权的定价公式, 简称为 BS 公式。

根据 BS 公式所述,  $t$  时刻期权的价格是关于  $r$ 、 $T$ 、 $S_t$ 、 $K$  和  $\sigma$  的函数。其中,  $r$ 、 $S_t$ 、 $K$  和  $T$  都是已知的, 当市场给出期权价格数据时, 即可依据期权价格倒推得出市场对  $t$  时刻到  $T$  时刻间标的资产波动率的估计结果, 这一估计结果即为隐含波动率。

一个给定的基础资产的波动率  $\sigma$  具有唯一性, 但众所周知, 同一个标的资产到期日相同但行权价不同的期权具有不同的隐含波动率值, 波动率呈现出对于行权价的非线性形式, 又称波动率微笑。对于这一现象, 有人通过收益率的非正态分布、波动率的随机性进行解释, 也有人采用测量误差 (Measurement Error) 问题 (由买卖价差、流动性、最小交易单位产生的影响)、投资者风险偏好 (如 “彩票” 溢价、模型风险与投资组合保险) 以及市场微结构 (Market Microstructure) 来解释。

依据早期研究结果, 寻找最优的加权机制是隐含波动率研究的核心内容, 进而在加权结果的基础上加和不同行权价所对应的期权隐含波动率, 考虑到期权的隐含

波动率会在固定的期权行权价下呈现出不同的形态，因此，仅靠加权机制难以将全部的定价偏差均抹平。在期权的 BS 公式中，已在前提假设中将波动率设为常数，然而，在实践操作中，波动率的值具有时变性。按照 White 与 Hull 于 1987 年提出的随机波动率模型，将标的资产的价格规律表示为式（1-6）和（1-7）：

$$dS = \sigma S d_t + \sqrt{V} S d\omega \quad (1-6)$$

$$dV = \mu V d_t + \xi V dz \quad (1-7)$$

在（1-6）与（1-7）式中，dz 和 d $\omega$  相关系数的瞬时值是  $\rho$ 。如果价格的波动率风险未被定价，且瞬时相关系数  $\rho$  为 0，则看涨期权在 t 时刻的价格可以表示为式（1-8）和式（1-9）：

$$p_t = \int BS(\bar{V}_t) h(\bar{V}_t | I_t) dV_t = E[BS(\bar{V}_t) | I_t] \quad (1-8)$$

$$\bar{V}_t = \frac{1}{T-t} \int_t^T V_t dt \quad (1-9)$$

$h(\bar{V}_t | I_t)$  表示时刻为 t，平均波动率为  $\bar{V}_t$  的一个密度函数，BS 代表 Black-Scholes 的期权定价公式，用  $I_t$  表示时刻为 t 的信息集，可见 HW 价格其实是根据平均波动率的条件分布在 BS 公式的基础上计算得出的。

Rubinstein 与 Cox 在 1985 年成功证实了 BS 公式相对于平价期权而言是波动率  $\sigma$  的相关线性函数，可知  $E[BS(\bar{\sigma}_t) | I_t] = BS[E(\bar{\sigma}_t | I_t)]$ ，由此可得：

$$p_t = E[BS(\bar{\sigma}_t) | I_t] = BS[E(\bar{\sigma}_t | I_t)]$$

因此有：

$$E[(\bar{\sigma}_t) | I_t] = BS^{-1}(p_t)$$

已知在波动率风险尚未被定价的前提假设下，可取平价期权的隐含波动率值作为未来期权平均波动率的无偏估计，由此可知，通过平价期权计算所得的隐含波动率可用来表示市场上的主观波动率，因此，平价期权的隐含波动率也通常被用于预测期权的未来波动率。

### 1.2.3 量化交易策略

量化交易策略是指由模型或规则（而非人脑）决定交易策略的交易资产、时机、方向、数量，自动产生交易信号。

根据交易方法与市场的识别不同，可把量化交易策略主要分为以下三类：

第一类：顺势交易策略。即主要抓住产品大趋势进行买卖操作。该策略首先对品种全部的价格走势图综合分析，基于当前位置，对未来将要发生的趋势进行预测判断。进而按照这种判断做出进场、出场、空仓或持有操作。运行策略产生的结果是根据价格走势分为截然相反的两种：当走势延续震荡较小的大趋势时，会产生较

为可观的收益水平；当市场出现反转或小幅震荡走势时，该策略便无能为力，会造成买点卖点的错误判断而亏损严重。

第二类：形态交易策略。这种交易策略主要来源于技术分析中的形态分析法，通过对行情走势形态的有效判断及识别进行交易。其主要优点是如果形态策略描述准确，可以有效预测未来价格趋势，在交易中能够获得巨大利润，但缺点在于把形象的图形形态，量化成抽象的程序化语言比较困难，前期需要做大量的准备工作。

第三类：逆势交易策略。主要是对第一种交易策略的补充，其能有效识别宽幅震荡策略，即市场行情出现箱体震荡走势，比如当行情走势到了相对高点时，提前做好卖空准备，一旦该走势达到该高点时，坚决做空，以达到预期的盈利水平。

## 1.3 相关文献分析

### 1.3.1 波动率指数编制

在波动率指数的编制原理方面，Menachem Brenner 与 Dan Galai (1989) 最早通过相关研究确定了波动率指数的概念，同时，对波动率指数编制的原理进行了较为详细的介绍。Gastineau, G. L (1977) 在其文章中提出了波动率指数的编制的步骤，即先选出 14 个较具代表性的标的股票，再对这 14 个标的股票平值看涨期权隐含波动率的平均值进行计算，从而得出波动率指数，用来表示投资者对未来的看法。Whaley (1993) 则指出应以综合性股票指数期权为波动率指数的标的，而不能将个别的股票期权作为编制指数的标的，主要是由于股票的综合指数能有效涵盖全市场行为，因此，Whaley 选择标普 100 的指数期权作为标的，以此来构建波动率指数，研究结果证明这一指数较为有效的衡量了市场预期波动率，Whaley 还在此基础上进一步分析了该指数在投资避险方面的功能。

### 1.3.2 波动率指数功能

在波动率指数功能方面，夏莹莹 (2013) 通过分析得出波动率指数的三个功能，即衡量市场风险、预警市场行情、衡量投资者恐慌情绪以及深入管理市场风险。刘凤元 (2006) 首次从理论基础、发展历史以及功能有效性等几个角度对波动率指数进行阐述，同时，对波动率指数对我国资本市场的启示进行了较为深入的探讨。彭善琴 (2015) 也从三个方面总结了波动率指数的市场功能，主要包括衡量市场情绪、指导技术分析和风险管理。上海证券交易所的资本市场研究所 (2017) 在报告《波动率指数浅析》一文中提出波动率指数应具有两大功能，首先是对市场极端行情如股市暴跌时的预警作用；其次是在投资组合中起到一定的优化作用。

### 1.3.3 波动率指数与标的股票指数的关系

在波动率指数与其标的股票指数关系的研究方面,国内学者陈彦晖(2014)通过实证分析研究了我国 A 股指数与恒生指数期权隐含波动率间存在的关系,结论是恒生指数期权的隐含波动率在走势上相对领先于 A 股大盘指数。韩雨桐和赵越(2016)以 VAR 为实证模型通过 VIX 指数对股票指数的走势进行预测,实证分析结果显示股票指数对 VIX 指数的反应通常会相对滞后两个月,从而证实了波动率指数与股票收益率间呈显著的负相关关系。从国外学者的研究成果来看, Ostdiek 、 Fleming (1995)、Whaley(2000)与 Whaley (1996)通过实证研究分析了 S&P100 指数与 VIX 指数间存在的关系,从而证明两指数间存在显著的非对称性与负相关性,当 VIX 指数呈下降走势时, S&P100 指数呈上升趋势;当 VIX 指数上升时, S&P100 指数呈下降趋势,且 VIX 指数在 S&P100 指数上涨时的变化显著小于 S&P100 指数下跌时的变化,由此可以认为波动率指数能有效刻画市场的恐慌情绪, Bandi、Giot (2002)与 Reno(2012)也通过研究证实了他们的观点。而 Alexander 与 Kaeck(2013)则对此持有不同意见,两位学者通过实证指出标的指数与 VIX 指数间并非仅呈简单的线性关系,而是由 VIX 异方差的种类决定。Thomas 和 Maggie (1999)证实了波动率指数能够有效预警市场波动,标的指数随 VIX 指数下降而呈上行走势,同时小盘股的收益水平会高于大盘股;标的指数随 VIX 指数上升而呈下跌走势,而小盘股的收益水平会低于大盘股。Doran、Delisle 与 Peterson(2011)认为 VIX 指数下降时与其标的指数间不存在相关关系,当 VIX 指数上升时与其标的指数呈负相关关系。McArdle 和 Ferreira (2000)指出较高的波动率指数代表市场上投资者的恐慌情绪较为浓厚,未来债券收益率会低于股票市场的收益率;而较低的波动率指数则表明股市投资者恐慌情绪偏低,未来债券收益率会高于股票市场的收益率。

### 1.3.4 波动率的实证分析模型

在波动率分析模型的选择方面,国内学者庄泓刚与王春峰(2008)也通过修正传统的波动率模型得到兼具波动性和长记忆性的随机波动率模型,并对大盘指数进行预测。王鹏飞和屈满学(2017)用 GARCH 族模型把已实现波动率与隐含波动率联系起来,尝试通过波动率对上证 50ETF 指数进行预测,结论是我国期权市场不完善引起市场流动性匮乏,从而导致中国波指难以对上证 50ETF 进行预测。郭名媛和张世英(2016)通过赋予已实现波动率权重优化 ARFIMA 模型,优化的 ARFIMA 模型有效提高了已实现波动率的预测精度。张世英和徐正国(2016)根据波动率的非对称性和长记忆性对 ARFIMA 模型的参数进行调整,并通过该模型估计出更为精确的已实现波动率。刘晓雪(2015)通过构建 HAR-CJ 模型对中国股指期货日内价格波动

的情况进行实证分析。张波（2017）的研究表明 Corsi 的 HAR 波动率模型在中国市场上对波动率预测的精度显著高于 FARIMA 模型。在国外研究成果方面，Laurem 和 Giot（2004）提出了 ARFIMAX 模型，并通过比较得出 ARFIMAX 模型对波动率的预测能力要显著优于 ARFIMA 模型，Laurem 和 Giot 将控制变量一滞后的收益率加入均值，使模型既描述了已实现波动率的长记忆性又描述了波动率的非对称性。Morana 与 Beltratti（2005）在 ARFIMA 与 GJRCH 模型的基础上考虑到误差的条件异方差的存在，从而成功构建出 ARFIMA-GJRCH 模型。Corsi（2008）在综合 GARCH 类模型特征以及异质市场假说的基础上创新性提出了 HAR 模型，HAR 模型十分近似长记忆模型，属于已实现波动率模型。通过研究表明波动率模型 HAR 的拟合和预测能力较 FIGARCH、FIGARCH 和其他 GARCH、SV 类的低频数据模型更为突出。他认为 GARCH、SV 类模型对分数差分算子的计算规则可能导致大量观测值的缺损，并损失大量的交易信息，GARCH、SV 类模型仅是一种较为便捷的数学计算方法，但在对中高频数据的处理上，模型有待进一步优化。Corsi（2008）又对波动率进行实证分析和 Monte 模拟，将 HAR 模型与 GARCH 类、ARFIMA 模型的拟合预测结果作对比，通过比较发现 HAR 模型对波动率的拟合预测效果与 GARCH 类以及 ARFIMA 较为接近，且对中高频数据的拟合预测效果更为精确。除此之外，Renoi 与 Corsi（2009）在发现 HAR 模型存在正扰动项时变的条件异方差时，又通过将控制变量日、月与周的负收益率加入原有的 HAR 模型有效提升了模型对波动率的拟合预测能力。

### 1.3.5 均线投资策略

在移动平均线的投资策略方面，已有研究中常用于定义买卖信号的方法是依旧是较为传统的“死亡交叉”、“黄金交叉”信号，国内运用移动平均线设计交易策略的相关研究大多都成功证明了移动均线信号在交易中的实际应用价值。罗然（2010）通过对 1997-2010 年上证指数数据进行实证分析得知周期为 106 日的移动均线策略的表现要显著优于随机买卖策略以及买入持有策略。王庆宗（2010）构建了基于上证 50ETF 的动量移动平均线投资策略，通过模拟交易发现基于移动平均线的交易策略收益表现显著优于买入持有策略，从而证明了均线投资策略在交易中的实际应用价值。戴洁（2012）、孙碧波（2014）基于历史数据构建出基于移动平均线的投资策略，并通过模拟交易证实移动平均线交易的确能够显著跑赢基准指数。尹飞燕（2016）也通过实证研究证明可变长度的均线交易策略可以在股市中取得显著超额收益。徐鹏（2018）通过研究成功证实当在沪深市场上采用可变持有期移动均线策略时，长期均线的预测能力较弱，中期均线稍强，短期均线最强。通过国内已有的移动平均线相关文献可以得知多数研究成果能够证实基于移动平均线的投资策略能够跑赢基准指数，策略表现显著优于随机投资策略与买入持有策略，在一

定程度上证明了移动平均线在交易中的有效性与实用性。

### 1.3.6 文献评述

国内外文献对于波动率指数的研究可主要分为三类。第一类是波动率指数本身的功能与性质；第二类是波动指数与股票指数的关系；第三类是对于波动率分析模型的选择。可以看出，目前针对波动率指数与股票指数间关系的研究主要集中在波动率指数与股票指数的相关性和波动率指数对股票指数的预测，而采用波动率指数构造股票指数交易策略的相关研究较少；且已有研究多是围绕美国的 VIX 指数，对我国 iVX 指数的研究尚处于初步探索阶段。本文基于我国 iVX 指数来构造上证 50ETF 交易策略。

## 1.4 论文结构与内容

### 1.4.1 论文的结构

本文的研究内容主要包括三个方面，分别是 iVX 指数与上证 50ETF 走势关系的实证分析、基于 iVX 指数的上证 50ETF 均线交易策略设计和交易策略的回测与评价。

首先，对 2015 年 3 月 9 日至 2016 年 3 月 9 日期间 iVX 指数与上证 50ETF 的价格走势进行分析。将研究区间依据上证 50ETF 的走势情况分为上证 50ETF 的上涨阶段和下跌阶段，从而发现当上证 50ETF 运行方向不同时，iVX 指数与上证 50ETF 的相对运行趋势不同，并在此基础上采用 HAR 模型对 iVX 指数与上证 50ETF 的走势间存在的具体关系进行验证，从而更为精确地把握 iVX 指数与上证 50ETF 价格走势的关系，并为交易策略的设计提供理论基础。

其次，是对基于 iVX 指数的上证 50ETF 均线交易策略的设计。本章分析了交易策略的可行性，并以 iVX 指数与上证 50ETF 价格走势间存在的关系为基础，设计出均线交易策略。

最后，是交易策略的回测与评价。通过对策略效果进行回测来评价策略在盈利性和抗风险能力等方面的综合表现，并将该策略与传统均线策略及基准指数的回测结果进行比较，从而证明该策略相对于传统均线策略及基准指数所存在的优势。

### 1.4.2 论文的内容

本文共分为六章。第一章为绪论。本章主要阐述了论文选题的背景和意义、论文涉及的相关概念、研究内容及国内外研究现状。第二章为论文的理论基础。通过对有效市场假说、移动平均线和行为金融学理论的阐述为全文奠定了研究的理论基础。第三章为 iVX 指数与上证 50ETF 走势关系的实证分析。本章首先分别阐述了上

证 50ETF 在上涨阶段和下跌阶段运行期间与 iVX 指数呈现的相对走势情况；其次，在此基础上采用适合对波动率建模的 HAR 模型对 iVX 指数与上证 50ETF 的价格走势关系进行实证分析；结论是短期因素更能解释 iVX 指数的变化，iVX 指数的变化率与前一天的上证 50ETF 的收益率呈负相关，且这种负相关在上证 50ETF 的上涨与下跌区间是存在非对称性的。第四章为基于 iVX 指数的上证 50ETF 均线交易策略设计。本章分析了交易策略的可行性，并以第三章验证的 iVX 指数与上证 50ETF 的价格走势关系为基础，在传统上证 50ETF 均线交易策略的基础上加入 iVX 指数的趋势指标，从而设计出基于 iVX 指数的上证 50ETF 均线交易策略。第五章是交易策略的回测与评价。本章对第四章的策略效果进行回测，评价策略在盈利性和抗风险能力等方面的综合表现，对均线周期进行调整，并将该策略与传统上证 50ETF 均线策略以及基准指数的回测结果进行比较，回测结果显示基于 iVX 指数的上证 50ETF 均线策略年化收益为 21%，最大回撤率为 0.21，该策略无论是在收益性还是稳定性方面的表现均优于传统上证 50ETF 均线交易策略和基准指数，相对而言，能够以更小的风险取得更高的收益。第六章是结论与展望。总结了本文通过分析所得出的一系列结论，并对本文策略在未来实践中的应用与优化进行展望。

## 1.5 论文的创新与不足

### 1.5.1 论文的创新点

国内外文献对于波动率指数的研究主要围绕两个方面。其一是波动率指数本身的功能与性质；其二是波动指数与股票指数的关系，而针对波动率指数与股票指数间关系的研究也仅是集中在波动率指数与股票指数的相关性和波动率指数对股票指数的预测，基于波动率指数构造股票指数交易策略的相关研究成果很少。

因此，本文的创新点是在传统的上证 50ETF 均线交易策略中加入 iVX 指数的趋势条件，设计出基于 iVX 指数的上证 50ETF 的交易策略，既是对 iVX 指数理论体系的丰富，又是对上证 50ETF 交易策略的完善。

### 1.5.2 论文的不足

本文的不足之处在于由于 iVX 指数上市时间相对较短，iVX 指数只有三年的日数据，而 HAR 模型分析和交易策略的回测所使用的数据量越大，结果越为准确，因此，iVX 指数数据的不足会在一定程度上影响 HAR 模型分析和交易策略回测的结果。



## 2 论文的理论基础

### 2.1 有效市场假说

技术分析就是通过观察各种历史图表分析其中包含的有关价格波动信息，并以此为依据来预测资产未来价格的运动趋势。在过去，这种技术分析仅能依靠人的主观判断对这些历史图表进行分析。虽然技术分析派学者坚信技术分析对资产价格走势的预测作用，但由于这种分析方法掺杂了来自分析者的大量主观成分，许多以定量分析为研究方法的金融领域专家及部分计算机技术应用学者都对这种分析方法的科学性依旧抱有疑惑，由此便自然引申出有效市场理论与价格随机性理论。

有效市场假说理论认为资产价格能够反映出一切信息，而想仅仅凭借这些信息在交易中获取超额收益的概率为零。如果有效市场假说理论一旦成立，那么一切我们所使用的交易与分析指标都是无用的。有效市场假说理论自其初现之时起，为金融市场相关理论与学科的发展奠定了极为重要的理论基础，有效市场假说在 60 年代至 70 年代之间盛行，已然成为现代金融理论系统中极其重要的理论之一。

有效市场假说的理论基础共包含三个前提假设：第一，如果在市场中的投资者理性，他们就会用理性对投资资产的价值进行评估；第二，如果市场上存在不理性的投资者，即他们对待证券交易是非理性的，那么在市场交易过程中一系列的非理性交易能够使交易随机产生相互平衡，从而难以对资产价格产生相关影响；第三，如果市场上存在理性投资者的套期保值行为，且投资者持有资产的价格与投资行为间具有相关性，市场最终会把后者对价格的影响消除。

法国数学家巴克利于十九世纪初在其成果《投机理论》中通过采用数学方法探讨了证券价格，尝试探索得出证券价格的变化规律，研究结果显示证券价格的运动无法预测且无规律可言，证券价格的变化方向难以预测，仅在当所有投资者在开始改变原有的价格预期时，证券价格才发生变化。随后的大量学者又对发生交易的证券价格波动情况与特征进行分析，从而证实证券价格运动形式类似随机运动，符合无序性与线性的变化规律。业内专家学者从 1980 年开始致力于股价异常现象的相关研究中，从而发现许多违反有效市场假说的异常情况，如规模效应与时间效应等，这些都是有效市场假说难以解释的。人们便开始逐渐对理论的合理性产生怀疑，这些怀疑主要分为以下几种：

第一，依据市场有效假说所述，交易者通过对信息进行综合分析使价格能真实反映基本价值，即他们都是理性人。然而，就目前来看，这种假设是理想化的，完全不存在的。因为不管是谁，只要参与交易都是想使自己的交易策略是盈利最大化，他们有自己的局限性和受各种信息的干扰，同时也会将自身的情感因素带入交

易中,从而引发交易者一系列的非理性行为。弗兰克斯顿曾经在其研究成果中提出,基金经理越为专业,在交易中产生的决策偏差就可能越大,基金管理者没有完全以市场基本面分析价格最大化为行为准则,由于基金经理的业绩评估通常依据的是投资者满意度与市场业绩,这导致基金经理很有可能会为提高业绩而制定一系列违反资产最大化原则的决策,从而违反了有效市场假说的理性投资者假设。

第二,依据有效市场假说的前提假设,只要交易者的交易行为是随机的,即使市场上到处充斥着非理性投资者,交易资产价格也不会始终存在较大偏差,基本符合资产的价值。但由于市场上充斥着各种难辨真假的信息,且存在大量非理性投资者,对交易者的决策产生了严重影响,导致了非理性的实际交易结果,而且这种非理性决策越多,对市场波动的影响就越大,市场价格与其价值的偏离程度就越大,从而产生了一系列的交易偏差,且这种偏差有时会具有整体系统性。当非理性交易者的非理性交易行为达到一定程度时,即非理性交易开始产生共振现象时,所有交易行为就会逐渐由随机变为相关关系。这些非理性交易行为导致了市场配置资金能力的减弱,市场的资源配置功能与价值发现功能逐渐丧失,部分交易者在这个过程中能通过这种交易信息获得十分可观的利润,资产的交易风险显著增大,市场上交易资产的价格频繁出现异常波动,市场难以充分发挥效用。

第三,依据有效市场假说的第三个假设所述,如果市场上存在理性投资者的套期保值行为,即使非理性投资者持有资产的价格与投资行为间具有相关性,整个市场的资产价格仍能反映其基本价值。但现实中的市场交易却意外地给出了另外一种结果,由于套期保值操作具有一定的复杂性,操作过程中存在较大的风险,如当遇到无法匹配相关替代资产等情况时,无法构造无风险策略,交易者的套期保值操作使市场的资产价格难以有效反映其基本价值。即使在能够成功匹配相关替代资产的情况下,交易者在套期保值的过程中仍会面临其他风险,例如由交易噪声和价格难以确定而引起的交易风险。

出于以上几个原因,部分学者开始逐渐对有效市场假说理论的合理性与权威性产生怀疑,纵观市场上出现的众多异常交易情况,仅在以上三个假设前提下难以用有效市场理论解释现实中市场交易中产生的异象。

## 2.2 移动平均线理论

移动平均线是在某一固定时间内将指数收盘价或股票收盘点位平均值相连而得出的一条曲线,它形象描述了股价的历史走势,并能在一定程度上反映未来股价的运动趋势。移动平均线是在目前交易中应用最广泛且最为简单的趋势分析指标,是道氏理论趋势分析所使用的重要指标。移动平均线最初由葛兰碧提出并加以改进,

其理论基础可以追溯至道氏理论的 " 平均成本 " 概念,即将某一固定时段内投资者所交易股票的平均成本用移动平均线来代替。移动平均线已凭借其有效与简便的特征在众多技术分析方法中脱颖而出,成为应用最为广泛的趋势分析方法之一,几乎每个投资者都可以通过学习将移动平均线理论应用到其股票交易中。移动平均线的具体计算方法是对某一固定时段内的资产价格做简单算术平均的计算,并将计算出的均值连成一条曲线,简单移动平均线的具体计算方法如 (2-1) 式所示:

$$MA_t(n) = \frac{1}{n} \sum_{i=t-n+1}^t P_i \quad (2-1)$$

式 (2-1) 中的  $n$  表示计算均值的周期,  $MA_t$  代表资产在  $t$  时用简单移动方法计算得出的均值,  $P_i$  则代表金融产品在周期内的价格。移动平均线通常依惯例根据时间的周期长短被分为短期均线与长期均线,短期均线代表较短时间内证券交易的平均交易成本或平均交易价格,反映证券的短期运动趋势;而长期均线代表的是证券在较长期限内的平均交易成本或平均交易价格,反映出股票在长期内的运动趋势。

在交易中,因受某些不可知因素与偶然因素的影响,超短期内股票价格的运动趋势基本服从随机游走过程,而移动均线恰可以在某种程度上降低市场噪音,从而反映出更为准确的股价走势,移动均线具有如下几个特点:

移动平均线能增强股价的惯性。在股票价格呈现出下行走势时,若股票价格一旦上涨,均线就会转变为压力线;当股票价格呈现出上行走势时,若股票价格一旦下跌,均线就会转变成股价的支撑线。

移动平均线具有对股价运动趋势的追踪性。移动平均线代表了股票价格在某时段内的均值,能较好地体现价格变动的总体趋势,能在整体趋势中消除异常波动所产生的影响。

移动平均线具有稳定性和滞后性。移动平均线代表了股票价格在某时段内的均值,均线相对延迟并滞后于股票价格,即某时的证券价格信息稍后才能在移动平均线中完全反映,从而使均线比股价有更高的波动稳定性,均线波动相对更小,会随均线周期变长而表现出更强的稳定性。

移动平均线代表了股票价格在某时段内的均值与平均成本,在市场交易的影响下,过多偏离均线的股价会慢慢开始向均线靠拢,因为当股票价格逐渐远离平均成本,上涨速度较快时,获利交易者开始减少股票的买入量,使股价从的快速上涨趋势减弱甚至发生反转;当股票价格逐渐远离平均成本,下跌速度加快时,交易者就会在价格下跌期间内逐渐增加股票持仓,接下来,股价的快速下跌行情就会随着持仓的增加而得到缓解,甚至逐渐转化为上涨趋势,从而使股票价格一步步向移动平均线靠拢。

移动平均线包括很多种类,通常依照时间周期的长短划分为长期均线与短期均线。从移动平均线的时间周期来看,常用的有 240 天 (年均线)、120 天 (半年均

线)、120 天(半年均线)、60 天(季平均线)、20 天(月平均线)、10 天(半月平均线)与 5 天(周平均线)等。实际上,均线的不同周期描述了在不同长度时间内股票价格的运动趋势,能够反映了某时间段的股票平均成本,同时又为长线、中线、短线不同交易风格的策略提供了交易参考。最常用也是最简单的均线策略是:当短期均线下穿长期均线时,进行卖出操作;在排除做空的情形时,若短期均线上穿长期均线时,则进行买入操作。

## 2.3 行为金融学的理论

有效市场假说以及资本资产定价模型奠定了现代经典金融理论的基础。现代经典金融理论成功延续了经济学传统的分析技术和方法,但却没有对实际交易过程中交易者的交易行为进行分析,使理论仅局限于“理性”。随着各种异象的频发与累积以及现实交易与经典模型的偏离,现代经典金融理论分析的理性分析的权威性不断遭遇挑战。基于此,行为金融理论——一种全新的金融理论应运而生,行为金融理论的诞生使现代经典金融理论开始发生动摇,为学术界带来了巨大的震撼。学院派主流经济学在行为金融学诞生之前就对实验经济学理论和博弈理论进行了较为系统的评估,从而逐渐接受了这两个理论。因此,行为金融学加大了对交易期间群体和个体行为的研究力度,从而在一定程度上纠正了实际交易与金融理论间的偏离。

行为金融理论是目前影响最大且研究最多的金融理论,行为金融理论通过观察交易者在交易过程中心理行为的变化来分析交易者的真实交易行为,业内学者将金融交易市场与人类心理研究的最新研究成果结合起来,在前人成果的基础上指出了行为金融理论的重要研究方向,主要包括以下三个方向:

第一,期望理论。在 1979 年由 Tversky 和 Kahneman 提出,期望理论提出大多数交易者在交易市场中都可归类于行为交易者,真正的理性交易者实际上少之又少,在交易中对风险的控制能力与理性程度较低,通过分析真实的交易曲线可知绝大多数交易者的损失曲线斜率较大表现为凸曲线,而交易盈利的曲线则表现为凹曲线,损失与盈利曲线间存在不平衡的现象。因此,交易者在面对交易的盈利时,会更倾向于落袋为安见好就收,而当面临交易损失时,将更倾向于对亏损标的的继续持仓,表现出较强的风险偏好,这种现象恰恰符合市场交易中的处置效应现象。同时,这种期望理论也是对市场中的损失的贪婪和盈利时的恐惧最好的解释。

第二,行为金融理论。行为资产定价模型和行为组合理论是行为金融理论中的重要内容。行为金融理论从根本假设上就与现代资产组合理论有所不同。现代资产组合理论的前提是交易参与者是理性人,这些参与者在交易中会做出相同的决策,并且抱有有相同的目标。在交易者相同决策的影响下,市场将会达到有效状态,市场的最终价格也将逐渐接近某个均衡水平。由于证券假设涉及的投资标的非单个证

券而是投资组合的整体,所以,对收益与风险的分析同样是对投资组合的整体来说的。依照均值方差理论所述,投资者可选择的最优投资组合是处于有效边界上的投资组合,所以并不需要考虑各证券间存在的相关性。但行为资产定价模型指出交易者因在多种因素的影响下,会逐渐作出非理性人的决策,这种交易者即噪声交易者。噪声交易者很可能在对价格的分析上出现决策偏差,这两种人的交易行为将协同决定市场的最终价格,同时,哪种交易者起交易的主导性作用将最终决定市场的效率。当理性交易者起主导作用时,市场有效,噪声交易者主导市场时,市场无效。大量交易者构造的投资组合都会具有资产比重越小风险越大的特征,且持有相关性较弱的证券。噪声市场的均值方差斜率确定了持有投资组合的收益。

第三,证券市场的异常波动现象可以从交易者心理的角度进行解释。依据行为金融学理论相关研究成果,当交易者具有启发性思维等心理因素时,在交易过程中产生失误的可能性会增大,市场上许多异常波动现象都是由交易者的这种交易失误行为导致的。

### 3 iVX 指数与上证 50ETF 走势关系的实证分析

为构建出基于 iVX 指数的上证 50ETF 均线交易策略,先要明确 iVX 指数与上证 50ETF 间存在的关系,即有必要对两指数的关系进行实证分析。所以本章首先阐述了上证 50ETF 在上涨阶段和下跌阶段运行期间与 iVX 指数呈现的相对走势情况,并对 iVX 指数进行了相应的描述性统计,最后,在此基础上建立 HAR 模型对 iVX 指数与上证 50ETF 的价格走势所存在的具体关系进行分析。

由于本文要在实证研究的基础上对策略进行回测,因此有必要将 iVX 指数的全部数据划分为样本内数据与样本外数据两部分,将样本内数据用于本章 iVX 指数与上证 50ETF 走势关系的实证分析,将样本外数据应用于第五章该策略的回测。样本内数据取 2015 年 3 月 9 日至 2016 年 3 月 9 日的行情数据,样本外数据取 2016 年 3 月 9 日至 2018 年 2 月 14 日的行情数据。因此,在第三章仅对 2015 年 3 月 9 日至 2016 年 3 月 9 日期间 iVX 指数与上证 50ETF 走势关系进行实证分析。

#### 3.1 iVX 指数与上证 50ETF 的历史走势情况

依据国外研究成果,波动率指数通常与其标的指数间存在负相关关系,但波动率的标的指数在上涨和下跌时,其与波动率指数呈现的相关关系略所差异,波动率指数与其标的指数相关关系可能存在一定的时变性。因此国外学者在对波动率指数与其标的指数进行研究的过程中,通常会依据波动率的标的指数把研究区间划分为

上涨与下跌区间，即在两个区间内分别对两指数间存在的相关关系进行考察。由于我国 iVX 指数与上证 50ETF 走势关系较为复杂，因此也有必要分区间对 iVX 指数与上证 50ETF 走势关系进行观察，即分别对上证 50ETF 上涨和下跌时 iVX 指数与上证 50ETF 走势关系进行观察。

为便于对上证 50ETF 与 iVX 指数走势进行观察，依据两指数行情日数据作出下图 3-1 与 3-2。图中所显示的价格是上证 50ETF 收盘价与 iVX 指数收盘价，考察期间为两指数在 2015 年 3 月 9 日至 2016 年 3 月 9 日的交易日行情数据。由于两指数数据数量级相差较大，图中采用双坐标表示（左纵坐标轴为上证 50ETF 坐标，右侧为 iVX 指数坐标）。

### 3.1.1 上证 50ETF 上涨阶段

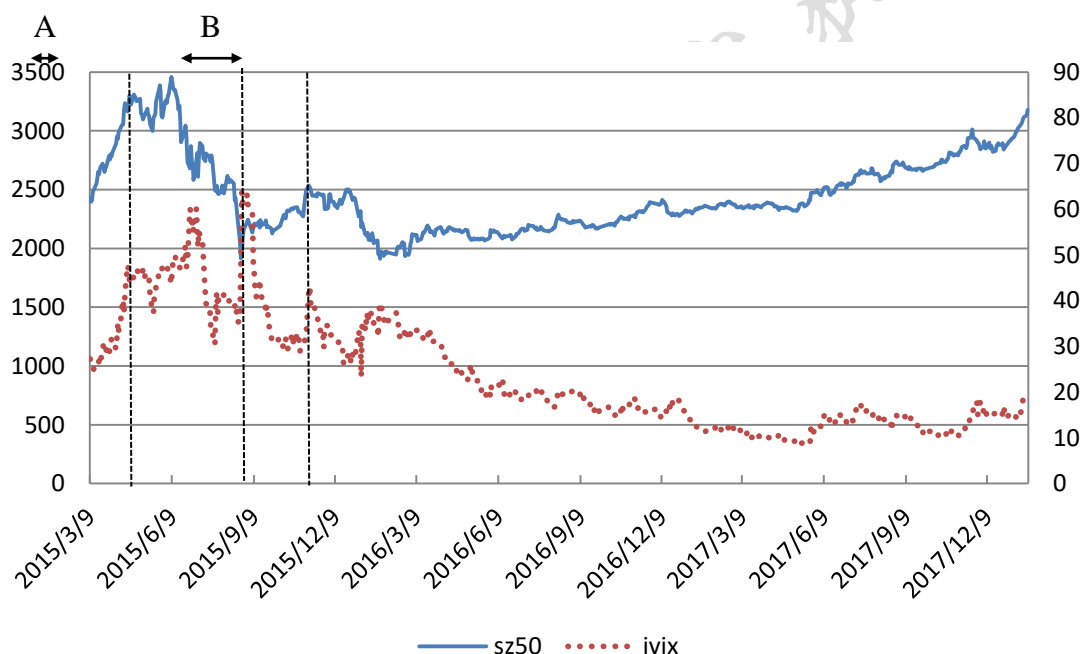


图 3-1 2015 年 3 月 9 日至 2018 年 1 月 23 日 iVX 指数与上证 50ETF 走势图

数据来源：wind 数据库

首先观察上证 50ETF 在显著上涨区间时 iVX 指数与上证 50ETF 的走势关系，如图 3-1 所示，在 A 区间，上证 50ETF 经历了 2015 年快速上涨阶段，在此期间 iVX 指数也随上证 50ETF 加速上涨而呈现出快速上涨的趋势。在 B 区间，上证 50ETF 先经历窄幅震荡再逐渐上行，与此同时，iVX 指数迅速下跌后呈现震荡行情。可见，在上证 50ETF 上行区间，iVX 指数与上证 50ETF 的走势关系较为复杂，并没有呈现出较为明显的负相关关系。

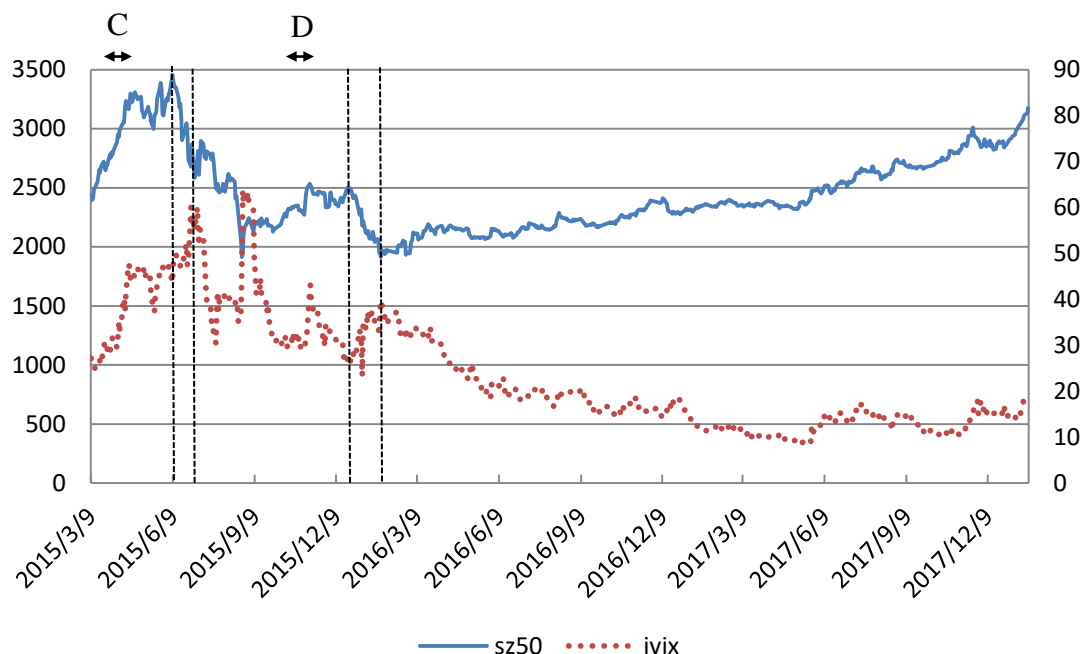


图 3-2 2015 年 3 月 9 日至 2018 年 1 月 23 日 iVX 指数与上证 50ETF 走势图

数据来源: wind 资讯

### 3.1.2 上证 50ETF 下跌阶段

再来观察上证 50ETF 在下跌区间时 iVX 指数与上证 50ETF 的走势关系, 在 C 区间, 上证 50ETF 经历了一轮快速下跌, 与此同时, iVX 指数则呈现出一波上行走势。在 D 区间, 上证 50ETF 有所回调呈下跌走势, 而 iVX 指数则逐渐上升。在 C 和 D 两区间, iVX 指数均随上证 50ETF 下跌而上涨, 两指数走势方向大致相反, 可见相比于上证 50ETF 的上涨阶段, iVX 指数与上证 50ETF 走势所呈现的负相关性更为明显。

表 3-1

iVX 指数与上证 50ETF 走势关系

	上证 50ETF 上涨阶段 A、B	上证 50ETF 下跌阶段 C、D
iVX 指数与上证 50ETF 的关系	负相关关系不明显	负相关关系较为明显

综上所述, 如表 3-1, 与国外的研究成果相似, 我国波动率的标的指数在上涨

和下跌的不同区间时，其与波动率指数所呈现的相关关系也有所差异，但以上内容仅是通过简单观察得出的初步结论，为进一步证实 iVX 指数与上证 50ETF 间存在的具体关系，有必要建立相应的模型进行更为深入的实证分析。

### 3.2 描述性统计分析

在 iVX 指数与上证 50ETF 建立模型前，需要对波动率指数进行相应的描述性统计分析，此处选取 2015 年 3 月 9 日至 2016 年 3 月 9 日 iVX 指数日交易数据进行分析，表 3-2 为波动率指数的统计性分析结果。由表 3-1 所示，iVX 指数的数据集整体右偏，且呈尖峰厚尾的态势。极小值为 11.1，其极大值为 63.79。

表 3-2 描述性统计

平均值	极大值	极小值	标准差	偏度	峰度
24.05171	63.79000	8.31000	12.522620	0.874034	2.918045

数据来源：R 语言计算结果

### 3.3 平稳性检验

在构建波动率分析模型之前，先要确定所研究的统计变量是否符合直接参与构建模型的条件，由于 iVX 指数与上证 50ETF 的数据均属于时间序列数据，因此，在建立模型前先对统计变量进行平稳性检验具有必要性，具体的检验结果如表 3-3 所示。

表 3-3 ADF 检验

	iVX	iVX 对数变化率	上证 50ETF	上证 50ETF 对数收益率
t-Statistic	-1.696677	-11.57970	-1.211620	-11.39741
Prob.*	0.432573	0.0000	0.671245	0.0000

数据来源：R 语言计算结果

iVX 指数与上证 50ETF 的平稳性检验结果表明，iVX 指数与上证 50ETF 在 0.01 的显著性水平下均为非平稳时间序列，因此可以排除直接将 iVX 指数与上证 50ETF 数据用于模型的构建。由于相应的上证 50ETF 的对数收益率与 iVX 指数的对数变化率具有平稳性。所以，本文选择上证 50ETF 的对数收益率与 iVX 指数的对数变化率进行建模。



### 3.4 HAR 模型的构建与分析

HAR 模型是 Corsi 在异质市场理论的基础上提出的。异质市场假说理论阐明了不同的交易者将会因不同的市场情况而对交易价格进行调整再进行交易，换言之，众多交易者之间是存在异质性的。由于交易者在先验信仰、制度约束、风险偏好等方面具有一定的差异，所以当不同交易者看到相同消息时很可能会表现出不同的交易反应，继而导致这一消息将会对市场价格的波动和变化产生不同的影响。基于以上理由，Corsi 以异质市场假说为基础，成功提出了 HAR 模型。

Corsi 根据时间长短有创造性地把众多交易者划分为三种：即月交易者、周交易者及日交易者，以此分别代表长期交易者、中期交易者和短期交易者。HAR 模型十分适合隐含波动率的建模，依据前人的研究成果，相比于 GARCH 类模型，HAR 模型对高频数据的拟合及预测结果更为精确，HAR 不仅能对统计变量间的相关关系进行分析，并且能够衡量不同时间周期水平的投资者对波动率的影响。因此，本文选择 Corsi 的 HAR 模型对 iVX 指数与上证 50ETF 进行建模。

建立初步的 HAR 模型，模型的表达式如下所示。

$$y_t = \alpha + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_t^{(w)} + \beta_3 y_t^{(m)} + \lambda_1 x_{t-1} + \varepsilon \quad (3-1)$$

$$y_t^{(w)} = \frac{1}{5} (y_t + y_{t-1} + \dots + y_{t-4}) \quad (3-2)$$

$$y_t^{(m)} = \frac{1}{22} (y_t + y_{t-1} + \dots + y_{t-21}) \quad (3-3)$$

其中， $y_t$  表示的是  $t$  日 iVX 指数的对数收益率； $y_t^{(w)}$ 、 $y_t^{(m)}$  分别代表了中国波指对数变化率的周平均值及月平均值。用  $y_t^{(m)}$  来表示影响 iVX 指数的长周期因素，用  $y_{t-1}$  和  $y_t^{(w)}$  来表示上一日的 iVX 指数变化率和 iVX 指数变化率的周平均值。

通过已建立的 HAR 模型对数据进行回归分析，回归分析结果如表 3-4 所示：

表 3-4 扩展的 HAR 模型回归结果

	B	Sig.
(常量)	-0.000133	0.9555
$\beta_1$	-0.239609	0.0000
$\beta_2$	1.321226	0.0000
$\beta_3$	-0.049372	0.8481
$\lambda_1$	-0.498301	0.0000

数据来源：R 语言计算结果

根据参数估计结果可知， $\beta_3$  的 P 值为 0.8481 大于 0.05，系数不显著，因此，长周期因素（iVX 指数变化率的月平均值）对 iVX 指数的影响是不显著的； $\beta_1$  和  $\beta_2$

的 P 值均小于 0.05，系数显著，因此，短期因素（iVX 指数变化率的周平均值和上一日的 iVX 指数变化率）更能解释波动率指数的变化。

上证 50ETF 收益率的系数在 0.01 的置信水平下通过了显著性水平检验， $\lambda_1$  为 -0.498，证明 iVX 指数变化率和上一日上证 50ETF 收益率之间存在负相关关系。如果前一天上证 50ETF 的收益率变大，下一日中国波指变化率将会减小；而当前一天上证 50ETF 收益率变小时，下一日 iVX 指数的变化率将增大，即当前一日上证 50ETF 加速下跌时，下一日 iVX 指数将出现快速上涨的现象。iVX 指数变化率和上一日上证 50ETF 收益率之间存在负相关关系的主要原因是当上证 50ETF 出现快速下跌行情时，投资者会随之产生市场风险会提高的心理预期，为控制风险，投资者开始逐渐买进上证 50ETF 的看跌期权，实现风险对冲，从而提高了看跌期权的购买需求，提高了上证 50ETF 看跌期权的交易价格，期权交易价格的变化随即引起了 BS 公式倒推出的波动率值，从而使 iVX 指数快速上涨。由此可见，这种负相关性可以为交易者提供一种十分有效的风险管理工具。

以上实证结果表明短期因素更能解释波动率指数的变化，且 iVX 指数的变化率与前一天的上证 50ETF 的收益率呈负相关。为了进一步研究这种负相关关系是否存在非对称性、为构建交易策略奠定基础，建立以下模型：

$$y_t = \alpha + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_t^{(w)} + \beta_3 y_t^{(m)} + \lambda_1 x_{t-1} + \lambda_2 |x_{t-1}| + \varepsilon \quad (3-4)$$

(3-4)式中的  $|x_{t-1}|$  代表上一日上证 50ETF 对数收益率的绝对值。通过对(3-4)建立的模型进行回归得出结果，具体如下表 3-5 所示。

表 3-5 非对称性回归结果

	B	Sig.
(常量)	-0.011215	0.0004
$\beta_1$	-0.218413	0.0000
$\beta_2$	1.190303	0.0000
$\beta_3$	-0.278039	0.2750
$\lambda_1$	-0.367498	0.0024
$\lambda_2$	0.851696	0.0000

数据来源：R 语言计算结果

可以通过比较  $\lambda_1 + \lambda_2$  与  $\lambda_1 - \lambda_2$  的绝对值对 iVX 指数与上证 50ETF 收益率负相关的非对称性进行分析。如 3-5 所示， $\lambda_1 + \lambda_2$  的绝对值（0.48）比  $\lambda_1 - \lambda_2$  的绝对值（1.22）小，由此可知，当上证 50ETF 收益率减小时，iVX 指数上涨的速度比上证 50ETF 收益率增加时中国波指下降的速度更快，也就是说相比于上证 50ETF 加速上涨阶段，iVX 指数在上证 50ETF 快速下跌时的反应更为明显。因此，iVX 指数

与上证 50ETF 收益率的负相关存在非对称性。与股市上涨相比,投资者对股市下跌所造成的损失更加敏感,往往由于过度恐慌而产生非理性的决策,继而快速卖出持有的现货或愿意高价买入看跌期权做风险对冲,最终导致波动率指数在股市快速下跌时的加速上涨。

综上所述,通过以上的实证分析可得到如下三个结论:

- (1) 短期因素更能解释波动率指数的变化;
- (2) iVX 指数变化率与上一日上证 50ETF 的收益率间存在负相关关系;
- (3) iVX 指数与上证 50ETF 收益率的负相关存在非对称性。

## 4 基于 iVX 指数的上证 50ETF 均线交易策略设计

### 4.1 交易策略的可行性分析

本文策略的大体设计思路是在上证 50ETF 传统的均线交易策略中加入 iVX 指数的趋势信号,在设计具体的交易策略前有必要对策略的可行性进行理论分析,即对该策略获得超额收益的可能性进行探讨。

依据随机漫步理论所述,股票的价格变化独立于之前的价格变化,通过对过去股票价格进行图表分析无法预测其在未来的价格。由于本文提出的交易策略正是基于过去的图表分析结论,若股票价格遵循随机漫步理论,本文提出的策略显然难以获得超额收益。

通过分析随机漫步理论的证明过程可以发现证实该理论所使用的测试方法都是线性的,而没有调查是否存在非线性的价格依赖。非线性意味着研究对象之间不成比例的性质:一个变量的变化会造成另一个变量的变化,但两者之间不成比例性,而是指数性的。一根稻草最终压垮了一头骆驼就是非线性的关系,即成因和结果之间完全不成比例。而股市中众多异象恰巧证实了这种非线性,例如股价的波动、市场高涨或崩盘,往往是因为之前已经积累了大量的信息,从而使最后一点增量信息成为“压垮骆驼的最后一根稻草”。股票市场上充斥着非理性交易者,这些非理性交易者的存在注定了这种非线性的存在,公共资本市场的信息处理性能过分迟钝,无关的信息或噪声反而排挤了有关企业潜在价值的根本信息。在这样的反馈系统之下,面对信息,参与交易的个体要么过度反应,要么无所作为。可以说只要市场上还存在非理性交易者,随机漫步理论的成立就不是绝对的。尤金法玛—有效市场理

论的总设计师在诸如此类的证据前也承认每天和每周的股票收益率可以根据过去的收益率来预测。由此可见,通过对股票价格过去图表的分析有机会获得超额收益,即策略在理论上具有可行性。

再者,本文策略依据的均线交易策略属于技术交易中的趋势交易,理查德·夏巴克、约翰·迈吉、罗伯特·D·爱德华等众多技术分析领域的教父都通过实践证明了通过趋势交易获得超额收益的可能性。通过追随趋势获得超额收益也在一定程度上增加策略获取超额收益的可行性。

## 4.2 交易策略的设计

### 4.2.1 交易策略设计的目的

设计该策略的交易的目的是通过在上证 50ETF 传统的均线交易策略中加入 iVX 指数的趋势信号,使投资者能在上证 50ETF 上涨阶段充分享受上证 50ETF 上涨的收益,并在上证 50ETF 大幅下跌时及时止盈,从而构造出一个比传统上证 50ETF 均线策略的收益性与抗风险性更优的交易策略。同时,使用 Python 实现该策略的程序化交易,有从而提高策略的交易效率,克服交易中“人性的弱点”。

### 4.2.2 编程软件的选择

2014 年,美国银行、美林证券的“石英”项目、摩根大通的“雅典娜”项目都不约而同地选择了 Python 作为金融行业的标准编程语言。2016 年 5 月,《华尔街日报》报道,目前华尔街的三大编程语言是:C、Java 与 Python。其中,C 与 Java 成为三大语言之一有两方面原因:一方面是由于历史积累,另一方面是系统架构设计的需要。而在应用领域 Python 则更胜一筹,Python 凭借其简单、易读、可扩展性以及拥有巨大而活跃的科学计算社区,在需要分析、处理大量数据的金融行业得到了广泛而迅速的应用,并且成为金融行业量化领域的标准编程语言。鉴于 Python 目前在金融量化领域内应用的普遍性与权威性,本文选择 python 作为交易策略的编程软件。

### 4.2.3 基础交易策略的选择

移动平均线是一种价格的序时平均数,是 20 世纪中期由美国著名学者 Joseph E. Granville 提出的。移动平均线能够平滑证券价格的波动幅度,消除价格数列在各时点(时期)中出现的偶然变动,能够体现证券价格的运动趋势。用来帮助交易者区分和确认趋势——识别现有趋势、预测未来趋势和反转趋势,是证券技术分析中

最古老、实践应用最为普遍的技术指标。它不会领先于市场，只是忠实地追随市场，所以它具有一定的滞后特点。

移动平均线的计算主要有三种方法，三者都能反映过去某段时间价格的运动趋势，三种计算方法的主要区别在于赋予样本数据的权重。其中，指数移动平均(EMA)和加权移动平均(WMA)会赋予周期内近期数据以更大的权重，加权因子是 EMA 与 WMA 的主要区别，EMA 是指数级别更高，更为平滑计算方式，而 WMA 是线性级别的衰减，平滑水平较低；而简单移动平均(SMA)对周期内所有的信号一视同仁。简单移动平均难以在早期行情中发现价格运动的最新趋势，指数移动平均(EMA)和加权移动平均(WMA)赋予权重的计算方法有效解决了简单移动平均线的缺陷，但却因此导致了其他问题的出现：即相对于简单移动平均线，指数移动平均线和加权移动平均线出现假信号的概率更大，对证券价格波动更为敏感。

由于自 15 年以来 A 股出现过的趋势性行情可谓屈指可数，行情历来以震荡行情为主，简单移动平均(SMA)更易于排除因证券价格短期震荡而产生的假交易信号，对价格波动的敏感性较弱，更有利于提升策略胜率。因此，本章选择简单移动平均(SMA)作为 iVX 指数与上证 50ETF 均线策略的基础策略。

简单移动平均线的计算方法如(4-1)式所示：

$$MA(C, N) = N \text{ 日收盘价之和} / N \quad (4-1)$$

根据公式(4-1)可知，通过设置不同的周期参数 N 可以得到不同的均线，参数 N 越小，计算出的移动平均线就越接近股票的收盘价数据；参数 N 越大，计算得出的移动平均线就越为平滑。设置的两条移动平均线中通常称 N 值较大的为慢线，称 N 值较小的为慢线。例如 N 为 20 的均线相较于 N 为 10 的均线是慢线，而 N 为 5 的均线相较于 N 为 10 的均线是慢线。许多均线交易策略的买卖信号就是以快慢线为根据产生的，其中最著名的属葛兰威尔(Joseph E. Granville)预测法则，具体内容主要涉及四个下降信号以及四个上升信号。如下图 4-1 所示，概括起来，葛兰威尔法则交易的基本原则可简述为一句话：“快线下穿慢线可认定为是死亡穿越——死叉，代表证券的卖出信号；快线上穿慢线可以认定为是黄金穿越——金叉，代表证券的买入信号。”

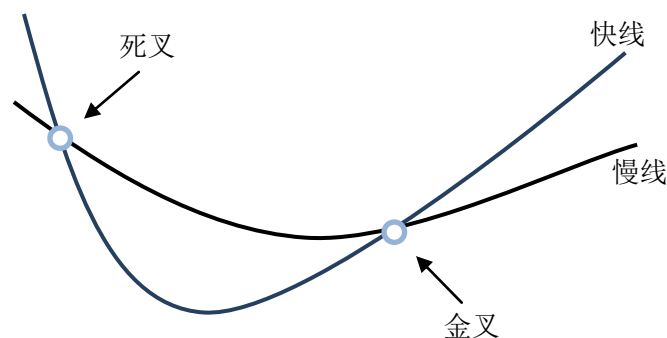


图 4-1 均线策略的金叉与死叉

由于均线策略的稳定性和趋势性较强，已成为当今应用最普遍的技术指标之一。依据第一章的文献综述所述，国内运用移动平均线设计交易策略的已有相关研究大多都证明了移动均线信号在交易中的实际应用价值。因此，本文选择移动平均线作为基础交易策略，来构造基于 iVX 指数的上证 50ETF 的交易策略。

#### 4.2.4 买入信号的设计

依据前文的分析结论已知，iVX 指数与上证 50ETF 收益率的负相关存在一定的非对称性，在上证 50ETF 上涨过程中，iVX 指数上涨的幅度较小，所呈现的趋势较为不明显，若在买入信号中加入 iVX 趋势指标反而会增加策略的误差，错过上证 50ETF 部分上涨收益。因此在上证 50ETF 上涨阶段，上证 50ETF 的买入仅以上证 50ETF 快线上穿慢线作为交易的信号，而不加入 iVX 的趋势指标。

#### 4.2.5 卖出信号的设计

传统的均线具有较强的趋势性和稳定性，但考虑到均线相对于股价仍具有一定的滞后性，若仅使用上证 50ETF 快线下穿慢线作为卖出条件，可能因均线的滞后性而错失最佳卖点，对上证 50ETF 下跌阶段的避险作用有限。依据 iVX 指数与上证 50ETF 收益率负相关的非对称性，在上证 50ETF 下跌的过程中，iVX 指数的上涨幅度较大，相比于上证 50ETF 的上涨阶段，iVX 指数对于上证 50ETF 下跌的反应更加敏感，因此，若在传统的上证 50ETF 均线交易策略中加入 iVX 指数的趋势指标，能在一定程度上改善传统策略的滞后性。即在传统上证 50ETF 均线卖出信号的基础上，引入代表 iVX 指数的上升趋势的指标（iVX 指数快线上穿慢线）作为卖出信号，从而提高策略在下跌阶段的避险作用，进一步提高交易策略的抗风险性。

综上所述，该买卖信号设计如下：当上证指数的短期均线上穿快线时发出买入

信号，当上证 50ETF 短线跌破快线且 iVX 指数快线上穿慢线条件时发出卖出信号。  
交易策略设计思路如图 4-2 所示：

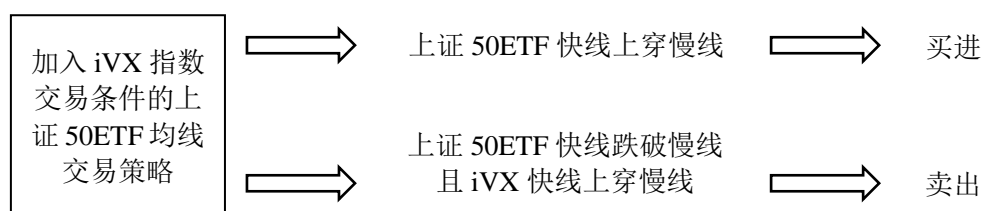


图 4-2 交易策略设计思路图

## 5 交易策略的回测及评价

### 5.1 交易策略的回测

#### 5.1.1 回测指标的选择

为了尽可能真实地反映策略效果，本文借助 Python 进行了模拟实盘的量化交易回测。目前评价量化交易模型的回测指标主要有以下三类：

第一类主要考察模型盈利能力，指标包括：盈利率、盈亏因子等。

盈利率=（期终权益-期初本金）/期初本金：考察模型的盈利能力，最直观的指标就是“盈利率”，表明了模型净增长率。最低要求是必须为正值，现实中有意义的盈利率应该大于（通货膨胀率+银行定期存款利率）。

盈利因子=总盈利/总亏损：它表示每亏损 1 元能获得多少元的盈利。盈利因子 <1 说明模型整体呈亏损状态，盈利因子 >1 说明模型呈盈利状态，数值越大，代表盈利能力越强。有意义的盈利因子最低要求是 1。

第二类主要考察模型有效性，指标包括：信号个数、胜率等。

胜率=盈利交易次数/交易次数×100%，也称为正确率或盈亏率，即交易盈利的次数占据全部交易次数的比率。策略的胜率越高越好，一般要求大于 1/2，但是胜率高的模型也不一定盈利率就好。即使胜率在 40%左右，如果是捕捉比较大的行情，捕捉到的利润较大，再做好风险控制，完全可以弥补胜率较低所造成的损失。

信号个数：开仓和平仓单独计算，验证了模型的交易数量是否符合统计规则，信号的开仓和平仓位置也是对模型逻辑的直接检验。一个好的交易模型不仅要求抓住足够多的交易信号，更要保证交易信号的有效性和盈利性。最低要求是在 60 个以上。

第三类主要考察模型抗风险能力，指标包括：最大资产回撤、夏普比率等。

权益最大回撤：权益最大回撤表示相对于过去权益最高点账户余额下跌的比率代表了交易模型能够抵御风险的最高水平，而最大回撤是指回撤在某一时段的最大数值。要注意的是，强平、爆仓风险来自于这个回撤幅度，当最大回撤资金超过交易者的心理预期与最大风险承受能力时，交易者应在战略上放弃该交易模型。

夏普比率=收益率/夏普方差= $[E(R_p) - R_f] / \sigma_p$

$\sigma_p$  代表夏普方差， $E(R_p)$  代表投资组合的预期报酬率， $R_f$  代表无风险利率，测试历时内资产的直线回归偏离度。夏普比率能够量化收益与风险的比值，有效衡量收益稳定性，从而直观反映出承担每单位绝对风险所获得的风险溢价。该比率越大，代表权益曲线越平滑，冒单位风险所获得的风险回报越高。一个好的交易模型



需要具有较高的夏普比率，若夏普比率为负值，表示投资者承受投资风险投资回报率却低于银行。

本文所使用的回测指标包括盈利率、胜率、最大资产回撤、夏普比率、交易次数，即涵盖了以上三类回测指标，力求保证回测结果的科学性。

### 5.1.2 回测数据的选择

要评估一个交易模型的表现，需要使用该交易标的真实交易数据进行测试。通常的测试方法是使用准确有效的历史数据对其进行回溯测试，据此来得出一些常用的报告和图解分析，从而对交易模型的盈利能力和抗风险能力进行评估。为尽可能追求交易过程对实盘资金操作的真实还原，本文借助 Python 对 2016 年 3 月 9 日至 2018 年 2 月 14 日期间华夏上证 50ETF 与 iVX 指数的日行情数据进行策略的回测。策略具体涉及的日行情数据主要包括了 iVX 指数每日收盘价和华夏上证 50ETF 每日开盘价、收盘价、涨跌幅。

华夏上证 50ETF 是首只境内以上证 50ETF 为追踪标的的开放式交易型指数基金。构建的基金股票投资组合完全复制了上证 50 指数的成份股和各股所占权重，并且依照上证 50 指数的成份股与各股所占权重的变动适时进行调整，即使用完全复制法。相对于其他同类的指数基金，华夏上证 50ETF 的规模与交易量较大，使用华夏上证 50ETF 作为本文策略的交易标符合更为适宜。

表 5-1 华夏上证 50ETF 主要信息

基金简称	华夏上证 50ETF	基金代码	510050
基金公司	华夏基金	托管银行	中国工商银行
成立日期	20041230	基金状态	正常
基金类型	指数型	首募规模	54.35 亿
基金托管费	0.10%	基金管理费	0.50%

数据来源：wind 资讯

### 5.1.3 策略的回测

短期均线与长期均线的周期组合形式有多种，在选择短周期与长周期的时长时，长和短是相对而言的，取决于交易标的的特性、交易系统实施的时间区间和交易风格。传统的均线策略周期主要包括 5 日、10 日、20 日、60 日、120 日和 250 日，由第三章的实证分析结论已知 iVX 指数对短期因素更为敏感，长周期因素对 iVX 指数的影响较小，因此快线周期宜优先选择较短的周期，此处选择 5 日作为快线周期，慢线周期暂时定为 10 日，此处先验证快慢线周期组合为（5,10）的组合，在此之后再依次验证快慢线周期的其他组合。

注：（a,b）表示短期均线周期 a,长期均线周期为 b 的策略。

表 5-2 回测结果

策略周胜率	策略月胜率	策略年化收益	交易次数	最大回撤率	夏普比率
0.59	0.66	0.21	6	0.21	1.27

数据来源：Python 计算结果

如表 5-2 所示，基于 iVX 指数的上证 50ETF 均线交易策略当快慢线周期组合为（5, 10）时，策略月胜率为 0.66，周胜率为 0.59，年化收益率为 0.21，夏普比率为 1.27。

#### 5.1.4 策略快慢线周期的调整

在上一小节中，以快慢线周期组合为（5, 10）的策略为例进行了回测，为了进一步优化策略，找到使策略表现最好的快慢线周期，这一小节将对其他快慢线周期组合的策略进行验证。

由于 iVX 指数对短期因素更为敏感，将快线周期固定为常用周期中较短的 5 日，仅对慢线周期进行调整。为确定慢均线最佳周期，将慢线周期依次取 10 日、20 日、60 日、120 日和 250 日对策略进行回测，依据回测结果作图 5-1，如图所示（横坐标为短期均线周期），依据策略年化收益更高且策略回撤绝对值更小的原则，发现当慢线周期依次取 10 日、20 日、60 日、120 日与 250 日时，慢线周期为 10 日的策略表现更佳，相比于慢线取其他周期时策略的年化收益率更高且最大回撤率更小。

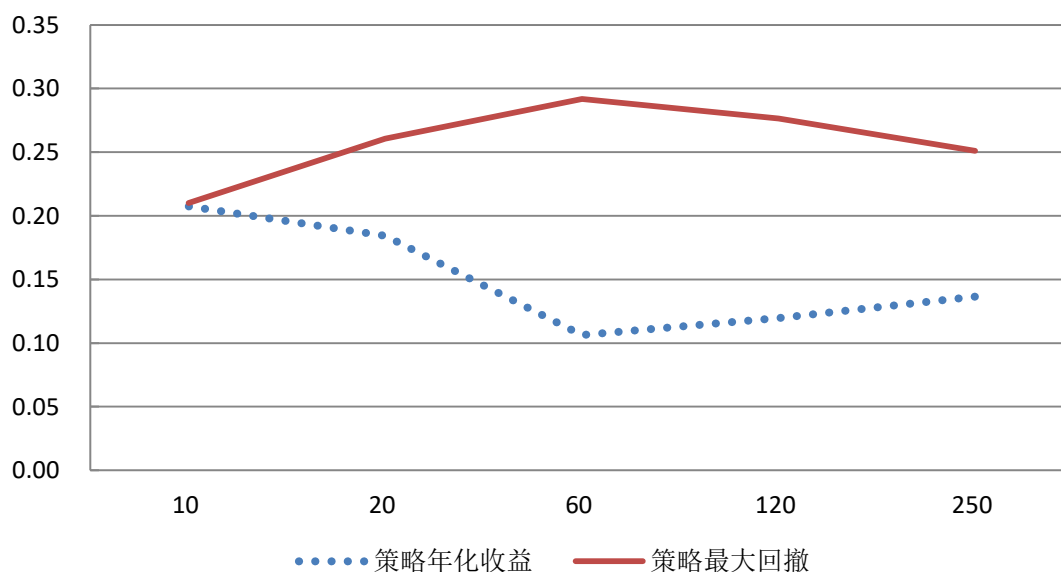


图 5-1 短周期依次取 5 日至 20 日策略年化收益与最大回撤

数据来源：Python 计算结果

## 5.2 交易策略的评价

为了更好的评价基于 iVX 指数的上证 50ETF 均线策略，比较快慢线周期组合为（5, 10）时，该策略与传统均线策略以及基准指数（上证 50ETF）的回测结果。如下表 5-3 所示，综合几个回测指标的结果来看，基于 iVX 的上证 50ETF 均线（5, 10）策略表现优于上证 50ETF 传统均线的（5, 10）策略，也优于基准指数的表现。

表 5-3 加入 iVX 指数交易条件的（5,10）策略与传统策略和无策略结果的比较

	基准指数	传统（5,10）策略	基于 iVX 指数的（5,10）策略
月胜率	0.56	0.56	0.66
周胜率	0.54	0.58	0.59
年化收益率	0.09	0.11	0.21
最大回撤率	0.45	0.22	0.21
交易次数		13	6

数据来源：Python 计算结果

### 5.2.1 策略的收益性

从策略的收益性来看，如表 5-3 所示，基于 iVX 的上证 50ETF 均线（5, 10）策略月胜率为 0.66，高于基准指数与传统均线策略 0.56 的月胜率；周胜率为 0.59，高于基准指数 0.54 与传统均线策略 0.58 的周胜率；年化收益率为 0.21，远高于基准指数 0.09 与传统均线策略 0.11 的年化收益率；由此可知，基于 iVX 的上证 50ETF 均线（5, 10）策略收益性胜于传统策略和基准指数。

### 5.2.2 策略的稳定性

从策略的稳定性来看，基于 iVX 的上证 50ETF 均线（5, 10）策略的稳定性具有理论与实证结果的双重支撑。策略的稳定性主要依据的是在波动率指数标的指数的下跌区间，波动率指数与其标的指数间呈现显著负相关的性质，而本文正是从理论与实证两个方面论证了这种负相关性。在理论方面，投资者由于股市下跌而产生过度恐慌的情绪，开始高价购买看跌期权或大量抛售手中现货来进行套期保值，使得 iVX 指数随股市产生下跌行情而显著上涨，与上证 50ETF 走势呈现负相关性。

在实证结果方面，既包括已有研究成果的实证结论，又包括本文第三章的实证分析结论。依据本文在文献综述部分所述，已有部分学者通过构建相关的实证模型证实了波动率指数与其标的指数间存在的显著负相关性，同时，本文通过 HAR 模型进行了较为深入的实证分析，也证实了 iVX 与上证 50ETF 间存在的负相关性。

在理论与实证的双重支撑的基础上，对基于 iVX 的上证 50ETF 均线（5,10）策

略进行回测，如表 5-3 所示，回测结果最大回撤率小于基准指数的 0.45 与传统均线策略的 0.22，从策略的实际表现证实了策略稳定性的确高于传统策略和基准指数。

综上所述，基于 iVX 的上证 50ETF 均线策略无论是在收益性还是稳定性方面均优于传统的上证 50ETF 均线交易策略和基准指数表现，相对而言，能以更小的风险取得更高的收益，达到了第四章中所提的策略设计目的。

## 6 结论与展望

### 6.1 结论

本文采用 HAR 模型对 2015 年 3 月 9 日至 2016 年 3 月 9 日期间 iVX 指数与上证 50ETF 的价格走势关系进行了较为深入的实证分析,并基于 iVX 指数与上证 50ETF 间存在的关系设计出基于 iVX 指数 (5, 10) 的上证 50ETF 均线策略,对策略在 2016 年 3 月 9 日至 2018 年 2 月 14 日间的表现进行回测。

通过以上的分析,本文主要得出如下几个重要结论:

第一,短期因素更能解释波动率指数的变化;

第二,iVX 指数的变化率与前一天的上证 50ETF 的收益率呈负相关;

第三,iVX 指数的变化率与前一天的上证 50ETF 的收益率的负相关存在非对称性;

第四,基于 iVX 指数的上证 50ETF 均线 (5, 10) 策略年化收益为 21%,最大回撤率为 0.21,加入 iVX 指数条件后的策略表现无论是在收益性还是稳定性方面均明显胜于传统的上证 50ETF 均线交易策略和基准指数表现,相比之下,具有更高的收益性与稳定性。

### 6.2 展望

中国投资者自 2008 年金融危机后逐渐开始重视国际普遍使用的波动率指数,都希望在国内也能推出反映市场的恐慌情绪的波动率指数。但由于波动率指数只能基于期权交易进行编制,而我国金融市场上尚无可交易的期权产品。于是,上交所等境内几大交易所自 2013 年起陆续开展了期权产品的准备工作,中国金融期货交易所又于 2014 年 1 月采用沪深 300 指数期权的模拟交易数据编制了我国的波动率指数—CVX 指数,随着我国金融市场趋于稳定,上证 50ETF 期权——国内第一个期权的交易品种也于 2015 年 2 月 9 日正式登陆上海证券交易所,国内首个期权产品的诞生,从此,国内金融市场上有了真正的期权交易。在此之后,上交所于 2015 年 6 月 26 日公布了 iVX 指数——即采用真实交易的上证 50ETF 期权数据编织出的中国波动率指数,从而终结了国内金融市场没有真正意义上的波动率指数的时代。围绕中国波指的研究也自此开始步入一个崭新的阶段。

由于我国 iVX 指数从 2015 年 6 月 22 日才开始公布,相对于国外的发展,国内对波动率指数的研究仍处于起步阶段。国内外文献对于波动率指数的研究主要围绕

两个方面。其一是波动率指数本身的功能与性质；其二是波动指数与股票指数的关系，而针对波动率指数与股票指数间关系的研究也仅是集中在波动率指数与股票指数的相关性和波动率指数对股票指数的预测，基于波动率指数构造股票指数交易策略的相关研究成果很少。因此，基于 iVX 指数构造上证 50ETF 交易策略是既是对 iVX 指数理论体系的丰富，又有利于完善上证 50ETF 交易策略的相关理论体系。

为进一步丰富 iVX 指数的相关研究成果，本文所提出了基于 iVX 指数上证 50ETF 均线交易策略。由于 iVX 指数上市时间相对较短，iVX 指数目前只有三年的行情数据，而 HAR 模型分析和交易策略的回测所使用的数据量越大，结果越为准确，因此，iVX 指数数据的不足会在一定程度上影响 HAR 模型分析和交易策略回测的结果，随着 iVX 指数数据的丰富，该交易策略有待进一步完善。

本文虽然通过 Python 编写出基于 iVX 指数的上证 50ETF 均线策略，但本文仅实现了量化交易信号的识别与策略的回测，并未实现策略的自动下单交易，即并未实现完整的程序化交易。2015 年 9 月以前，机构和个人都可以用自己编写的策略通过 Wind 旗下的大奖章网站提供的交易接口免费实现自动交易，由于许多业内人士认为量化交易助长了 2015 年牛市后的暴跌行情，自证监会于 2015 年 6 月禁止股票的自动交易平台后，这个免费接口不再可用。时隔几年，陆续开始有券商尝试开发间接的程序化交易平台，目前，在这类系统平台上开发策略实现量化交易合法合规，但这些平台资金门槛及使用成本过高，不适用于个人投资者的量化交易，若将来能在量化投资团队的帮助下搭建自己的量化交易平台，取得券商自动下单接口，就可以帮助个人投资者实现该策略的程序化交易。

本文设计的策略仅是针对 iVX 指数与上证 50ETF 设计的策略，在实践中，iVX 指数的应用价值远不止于此，在期货、期权等其他衍生品领域中，iVX 指数都有巨大的理论与实践价值，不断完善 iVX 指数的理论与实践体系刻不容缓任重而道远。目前，我国 iVX 指数的相关理论研究与实践应用尚处于萌芽阶段，随着我国资本市场的日益开放和发展，以及境内衍生品市场的发展，境内监管部门、决策机构以及投资者对 iVX 指数的需求将会变得日益迫切。境内衍生品市场日益成熟，朝气蓬勃，为未来 iVX 指数相关产品的开发提供了温床，波动率指数衍生品的上市已初步具备可行性，也会在不久的将来显露真颜。

## 参考文献

- [1] 鲍群芳,陈思,李胜宏.VIX 期权定价与校正[J].金融理论与实践,2012(04):67-70.
- [2] 陈彦晖.基于 ARMA-GARCH 模型的恒指隐含波动率指数预测及其在期权交易中的应用[J].经济数学,2014,31(04):27-35.
- [3] 陈声利,李一军,关涛.基于四次幂差修正 HAR 模型的股指期货波动率预测[J].中国管理科学,2018,26(01):57-71.
- [4] 陈浪南,杨科.中国股市高频波动率的特征、预测模型以及预测精度比较[J].系统工程理论与实践,2013,33(02):296-307.
- [5] 陈卓思,宋逢明.图形技术分析的信息含量[J].数量经济技术经济研究,2015(09):74-83.
- [6] 戴洁,武康平.中国股票市场技术分析预测力的实证研究[J].数量经济技术经济研究,2012(04):99-102.
- [7] 戴中川.基于 HAR-RV 模型对我国沪深 300 指数的波动率研究[J].现代商业,2018(36):98-100.
- [8] 郭名媛,张世英.赋权已实现波动及其长记忆性,最优频率选择[J].系统工程学报,2016(06):568-573.
- [9] 胡志浩,李淼.隐含波动率文献综述[J].金融评论,2016,8(02):114-123+126.
- [10] 李丰杉,成思思.“VIX”指数的宏观审慎监管功能研究[J].环渤海经济瞭望,2018(11):165-166.
- [11] 刘凤元.波动率指数:基本原理和国际经验[J].证券市场导报,2006(09):74-77.
- [12] 刘晓雪,王新超,胡俞越.日内价格行为视角下中国股指期货开盘跳跃风险管理[J].北京工商大学学报(社会科学版),2015,30(04):78-84.
- [13] 陆晓明.美国资本市场自满情绪分析——基于 VIX 指数系列[J].债券,2018(02):68-74.
- [14] 罗然.关于移动平均线交易策略的研究[J].四川经济管理学院学报,2010,21(04):40-42.
- [15] 屈满学,王鹏飞.我国波动率指数预测能力研究——基于隐含波动率的信息比较[J].经济问题,2017(01):60-66.
- [16] 沙楠.VIX 期限结构及投资者情绪分析[J].投资研究,2015,34(06):4-22.
- [17] 孙碧波,方健雯.对中国证券市场弱态有效性的检验——基于技术分析获利能力的实证研究[J].上海财经大学学报,2014(06):52-57.

- [18]王骋翔,李胜宏,胡文彬,刘桂梅.VIX 期权的状态转换随机波动率定价模型[J].高校应用数学学报 A 辑,2015,30(03):347-354.
- [19]王亚欣. IVIX 在我国资本市场有效性的实证分析[D].华东政法大学,2018.
- [20]王庆宗.移动平均线建构动量策略研究[J].河南科技,2010(14):35-36.
- [21]王春峰,庄泓刚,房振明,卢涛.多重指标波动性模型在中国股市波动性估计和预测的应用——基于高频数据的研究[J].北京理工大学学报(社会科学版),2008(05):41-46.
- [22]夏荧莹.沪深 300 波动率指数的编制方法[J].时代金融,2013(15):1-2.
- [23]肖观福. 中国波动率指数的功能有效性研究[D].广东财经大学,2017.
- [24]许海川,周炜星.情绪指数与市场收益:纳入中国波指(iVX)的分析[J].管理科学学报,2018,21(01):88-96.
- [25]徐正国,张世英.多维高频数据的“已实现”波动建模研究[J].系统工程学报,2016(01):6-11.
- [26]叶五一,曾海歌,缪柏其.VIX 指数对股票市场间联动性影响的实证研究[J].统计研究,2018,35(06):68-76.
- [27]尹飞燕. 通过移动平均线投资策略探讨中国证券市场的弱式有效性[D].对外经济贸易大学,2006.
- [28]郑振龙,黄蕙舟.波动率预测:GARCH 模型与隐含波动率[J].数量经济技术经济研究,2010,27(01):140-150.
- [29]曾海歌. VIX 指数对股票市场间联动性影响的实证研究[D].中国科学技术大学,2018.
- [30]张波,蒋远营.基于中国股票高频交易数据的随机波动建模与应用[J].统计研究,2017,34(03):107-117.
- [31]张江涛.VIX 指数与黄金期货价格关系实证分析[J].中国物价,2016(10):49-51.
- [32]张小斐,田金方.异质金融市场驱动的已实现波动率计量模型[J].数量经济技术经济研究,2011,28(09):140-153.
- [33]赵树然,袁东,任培民.我国股指期货与现货市场的波动溢出效应研究——基于 HAR-CAW 模型[J].运筹与管理,2018,27(01):153-159.
- [34]赵越,韩雨桐.基于 VIX 指数对股票市场走势的实证分析[J].兰州工业学院学报,2016,23(05):79-83.
- [35]赵华.中国股市的跳跃性与杠杆效应——基于已实现极差方差的研究[J].金融研究,2012(11):179-192.
- [36]朱潇琍. 中国波动率指数与股票市场相关关系研究[D].浙江大学,2018.



- [37]周亮.中国波指、股指期货与投资者情绪[J].税务与经济,2017(05):19-25.
- [38]镇磊. 基于高频数据处理方法对 A 股算法交易优化决策的量化分析研究[D]. 中国科学技术大学,2010.
- [39]柳向东,杨飞,彭智.随机波动率模型下的 VIX 期权定价[J].应用数学学报,2015,38(02):285-292.
- [40]Bandi F M, Reno R. Time-varying leverage effect [J]. Journal of Econometrics, 2012,169(1):94-113.
- [41]Corsi F. 2008. A simple approximate long- memory model of realized volatility[J]. Journal of Financial Econometrics, 7(2).
- [42]Delisle R J, Doran J S, Peterson D R. Asymmetric pricing of implied systematic volatility in the cross-section of expected returns[J]. Journal of Futures Markets, 2011, 31(1):34-54.
- [43]Fleming J, Ostdiek B, Whaley R E. Predicting stock market volatility: A new measure [J]. Journal of Futures Markets, 1995, 15(3): 265-302.
- [44]Giot P. Implied volatility indices as leading indicators of stock index return? [M]. Universite catholique de Louvain, 2002.
- [45]Kaeck A, Alexander C. Continuous-time VIX dynamics: On the role of stochastic volatility of volatility [J]. International Review of Financial Analysis, 2013, 28: 46-56.
- [46]Luis Ferreira, Maria Mc Ardle, Traub, Heydon, Mauro Antognelli. Fear and Greed in Global Asset Allocation[J]. The Journal of Investing, 2000, 9:21-37.
- [47]Maggie M. Copeland, Thomas E. Copeland. Market timing: Style and size rotation using the VIX. Financial Analysis Journal, 1999, 73-80.
- [48]Whaley, R. E..The investor fear gauge. Journal of Portfolio Management, 2000,(26):12-17.

## 附 录

### 模拟交易及回测程序

```
from __future__ import division
import pandas as pd
import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")
# 此处为存放 csv 文件的本地路径, 请自行改正地址
stock_data = pd.read_csv('D:/360Downloads/untitled/uudd.csv', parse_dates=['date'])
stock_data = stock_data[['code', 'date', 'open', 'close', 'change', 'ivix']]
stock_data.sort_values(by='date', inplace=True)
stock_data.reset_index(drop=True, inplace=True) # 通过函数 drop=True 删除原行索引
# 简单均线策略, 输出每天的仓位
def simple_ma(stock_data, window_short=5, window_long=10):
```

```
    """
    :param stock_data: 股票数据集
    :param window_short: 较短的窗口期
    :param window_long: 较长的窗口期
    :return: 当天收盘时持有该股票的仓位。
```

最简单的均线策略。当天收盘后, 短期均线上穿长期均线的时候, 在第二天开盘买入。当短期均线下穿长期均线的时候, 在第二天开盘卖出。每次都是全仓买卖。

```
    """
    # 计算短期和长期的移动平均线
    stock_data['short'] = pd.rolling_mean(stock_data['close'], window_short, min_periods=1)
    stock_data['long'] = pd.rolling_mean(stock_data['close'], window_long, min_periods=1)
    stock_data['ma_short'] = pd.rolling_mean(stock_data['ivix'], window_short, min_periods=1)
    stock_data['ma_long'] = pd.rolling_mean(stock_data['ivix'], window_long, min_periods=1)
    # 出现买入信号而且第二天开盘没有涨停
    stock_data.ix[(stock_data['short'].shift(1) > stock_data['long'].shift(1)) &
                  (stock_data['open'] < stock_data['close'].shift(1) * 1.097), 'position'] = 1
    # 出现卖出信号而且第二天开盘没有跌停
    stock_data.ix[(stock_data['short'].shift(1) < stock_data['long'].shift(1)) &
                  (stock_data['ma_short'].shift(1) > stock_data['ma_long'].shift(1)) &
                  (stock_data['open'] > stock_data['close'].shift(1) * 0.903), 'position'] = 0
```

```

stock_data['position'].fillna(method='ffill', inplace=True)#没发出买卖信号的地方,仓位顺沿,
即用上一个非缺失值填充该缺失值

stock_data['position'].fillna(0, inplace=True)#fillna()会填充 nan 数据,此处用 0 填充仍然是
NA 的地方

return stock_data[['code', 'date', 'open', 'close', 'change', 'ivix', 'position']]
# 根据每日仓位计算‘总资产’的‘日收益率’
def account(df, slippage=1.0 / 1000, commision_rate=2.0 / 1000):
    """
    :param df: 股票账户数据集
    :param slippage: 买卖滑点默认为 1.0 / 1000
    :param commision_rate: 手续费默认为 2.0 / 1000
    :return: 返回账户资产的日收益率和日累计收益率的数据集
    """
    df.ix[0, 'capital_rtn'] = 0#初始位置的仓位为 0
    # 当加仓时,计算当天资金曲线涨幅 capital_rtn.capital_rtn = 昨天的 position 在今天涨幅
    + 今天开盘新买入的 position 在今天的涨幅(扣除手续费)
    df.ix[df['position'] > df['position'].shift(1), 'capital_rtn'] = (df['close'] / df['open'] - 1) * (1
    -slippage-commision_rate)*(df['position']-df['position'].shift(1))+df['change']*df['position'].shift(1)
    # 当减仓时,计算当天资金曲线涨幅 capital_rtn.capital_rtn = 今天开盘卖出的 positipn 在
    今天的涨幅(扣除手续费) + 还剩的 position 在今天的涨幅
    df.ix[df['position'] < df['position'].shift(1), 'capital_rtn'] = (df['open'] / df['close'].shift(1) - 1) *
    (1 - slippage - commision_rate) * (df['position'].shift(1) - df['position']) + df['change'] *
    df['position']
    # 当仓位不变时,当天的 capital_rtn 是当天的 change * position
    df.ix[df['position'] == df['position'].shift(1), 'capital_rtn'] = df['change'] * df['position']
    return df
# 选取时间段,来计算资金曲线.
def select_date_range(stock_data, start_date=pd.to_datetime('20150826'), trading_days=10):
    """
    :param stock_data:
    :param start_date:
    :param trading_days:
    :return: 对于一个指定的股票,计算它回测资金曲线的时候,从它上市交易了 trading_days
    天之后才开始计算,并且最早不早于 start_date.
    """

```

```

stock_data = stock_data[trading_days:]
stock_data = stock_data[stock_data['date'] >= start_date]
stock_data.reset_index(inplace=True, drop=True)
return stock_data
# 计算最近 474 天的股票,策略累计涨跌幅.以及每年（月，周）股票和策略收益
def period_return(stock_data, days=94, if_print=False):
    """
    :param stock_data: 包含日期、股票涨跌幅和总资产涨跌幅的数据集
    :param days: 最近 474 天
    :return: 输出最近 474 天的股票和策略累计涨跌幅以及每年的股票收益和策略收益
    """
    df = stock_data[['code', 'date', 'change', 'capital_rtn']]
    # 计算每一年(月,周)股票,资金曲线的收益（涨跌率），resample 中的‘A’是抽样频率
    # 为年，把 date 一列作为行标
    year_rtn = df.set_index('date')[['change', 'capital_rtn']].resample('A', how=lambda x: (x +
    1.0).prod() - 1.0)
    month_rtn = df.set_index('date')[['change', 'capital_rtn']].resample('M', how=lambda x: (x +
    1.0).prod() - 1.0)
    week_rtn = df.set_index('date')[['change', 'capital_rtn']].resample('W', how=lambda x: (x +
    1.0).prod() - 1.0)
    year_rtn.dropna(inplace=True)
    month_rtn.dropna(inplace=True)
    week_rtn.dropna(inplace=True)
    # 计算策略的年（月，周）胜率
    yearly_win_rate = len(year_rtn[year_rtn['capital_rtn'] > 0]) /
    len(year_rtn[year_rtn['capital_rtn'] != 0])
    monthly_win_rate = len(month_rtn[month_rtn['capital_rtn'] > 0]) /
    len(month_rtn[month_rtn['capital_rtn'] != 0])
    weekly_win_rate = len(week_rtn[week_rtn['capital_rtn'] > 0]) /
    len(week_rtn[week_rtn['capital_rtn'] != 0])
    # 计算股票的年（月，周）胜率
    yearly_win_rates = len(year_rtn[year_rtn['change'] > 0]) / len(year_rtn[year_rtn['change'] !=
    0])
    monthly_win_rates = len(month_rtn[month_rtn['change'] > 0]) /
    len(month_rtn[month_rtn['change'] != 0])
    weekly_win_rates = len(week_rtn[week_rtn['change'] > 0]) /
    len(week_rtn[week_rtn['change'] != 0])

```

```

# 计算最近 days 的累计涨幅
df = df.iloc[-days:]
recent_rtn_line = df[['date']]
recent_rtn_line['stock_rtn_line'] = (df['change'] + 1).cumprod() - 1
recent_rtn_line['strategy_rtn_line'] = (df['capital_rtn'] + 1).cumprod() - 1
recent_rtn_line.reset_index(drop=True, inplace=True)
# 输出
if if_print:
    print ('\n 最近' + str(days) + '天股票和策略的累计涨幅:')
    print (recent_rtn_line)
    print ('\n 过去每一年股票和策略的收益:')
    print (year_rtn)
    print ('策略年胜率为: %f % yearly_win_rate)
    print ('股票年胜率为: %f % yearly_win_rates)
    print ('\n 过去每一月股票和策略的收益:')
    print (month_rtn)
    print ('策略月胜率为: %f % monthly_win_rate)
    print ('股票月胜率为: %f % monthly_win_rates)
    print ('\n 过去每一周股票和策略的收益:')
    print (week_rtn)
    print ('策略周胜率为: %f % weekly_win_rate)
    print ('股票周胜率为: %f % weekly_win_rates)

    return year_rtn, month_rtn, week_rtn, recent_rtn_line
# 根据每次买入的结果,计算相关指标
def trade_describe(df):
    """
    :param df: 包含日期、仓位和总资产的数据集
    :return: 输出账户交易各项指标
    """
    # 计算资金曲线
    df['capital'] = (df['capital_rtn'] + 1).cumprod()
    # 记录买入或者加仓时的日期和初始资产
    df.ix[df['position'] > df['position'].shift(1), 'start_date'] = df['date']
    df.ix[df['position'] > df['position'].shift(1), 'start_capital'] = df['capital'].shift(1)
    df.ix[df['position'] > df['position'].shift(1), 'start_stock'] = df['close'].shift(1)

```

```

# 记录卖出时的日期和当天的资产
df.ix[df['position'] < df['position'].shift(1), 'end_date'] = df['date']
df.ix[df['position'] < df['position'].shift(1), 'end_capital'] = df['capital']
df.ix[df['position'] < df['position'].shift(1), 'end_stock'] = df['close']
# 将买卖当天的信息合并成一个 dataframe
df_temp = df[df['start_date'].notnull() | df['end_date'].notnull()]
df_temp['end_date'] = df_temp['end_date'].shift(-1)
df_temp['end_capital'] = df_temp['end_capital'].shift(-1)
df_temp['end_stock'] = df_temp['end_stock'].shift(-1)
# 构建账户交易情况 dataframe: 'hold_time'持有天数, 'trade_return'该次交易盈亏, 'stock_return'同期股票涨跌幅
trade = df_temp.ix[df_temp['end_date'].notnull(), ['start_date', 'start_capital', 'start_stock', 'end_date', 'end_capital', 'end_stock']]
trade.reset_index(drop=True, inplace=True) # 用价值算, 非涨跌幅
trade['hold_time'] = (trade['end_date'] - trade['start_date']).dt.days
trade['trade_return'] = trade['end_capital'] / trade['start_capital'] - 1
trade['stock_return'] = trade['end_stock'] / trade['start_stock'] - 1
trade_num = len(trade) # 计算交易次数
max_holdtime = trade['hold_time'].max() # 计算最长持有天数
average_change = trade['trade_return'].mean() # 计算每次平均涨幅
max_gain = trade['trade_return'].max() # 计算单笔最大盈利
max_loss = trade['trade_return'].min() # 计算单笔最大亏损
total_years = (trade['end_date'].iloc[-1] - trade['start_date'].iloc[0]).days / 365
trade_per_year = trade_num / total_years # 计算年均买卖次数
# 计算连续盈利亏损的次数
trade.ix[trade['trade_return'] > 0, 'gain'] = 1 # 交易的 gain
trade.ix[trade['trade_return'] < 0, 'gain'] = 0
trade['gain'].fillna(method='ffill', inplace=True) # 没发出信号的地方, 用上一个非缺失值填充该缺失值
# 输出账户交易各项指标
print('\n=====每笔交易收益率及同期股票涨跌幅=====')
print(trade[['start_date', 'end_date', 'trade_return', 'stock_return']])
print('\n=====账户交易的各项指标=====')
print('交易次数为: %d   最长持有天数为: %d' % (trade_num, max_holdtime))
print('每次平均涨幅为: %f' % average_change)

```

```

print ('单次最大盈利为: %f  单次最大亏损为: %f' % (max_gain, max_loss))

print ('年均买卖次数为: %f' % trade_per_year)

return trade

# 计算年化收益率函数
def annual_return(date_line, capital_line):
    """
    :param date_line: 日期序列
    :param capital_line: 账户价值序列
    :return: 输出在回测期间的年化收益率
    """
    # 将数据序列合并成 dataframe 并按日期排序
    df = pd.DataFrame({'date': date_line, 'capital': capital_line})
    # 计算年化收益率
    annual = (df['capital'].iloc[-1] / df['capital'].iloc[0]) ** (94 / len(df)) - 1
    print (annual)

# 计算最大回撤函数
def max_drawdown(date_line, capital_line):
    """
    :param date_line: 日期序列
    :param capital_line: 账户价值序列
    :return: 输出最大回撤及开始日期和结束日期
    """
    # 将数据序列合并为一个 dataframe 并按日期排序
    df = pd.DataFrame({'date': date_line, 'capital': capital_line})
    df['max2here'] = pd.expanding_max(df['capital']) # 计算当日之前的账户最大价值
    df['dd2here'] = df['capital'] / df['max2here'] - 1 # 计算当日的回撤
    # 计算最大回撤和结束时间
    temp = df.sort_values(by='dd2here').iloc[0][['date', 'dd2here']]
    max_dd = temp['dd2here']
    end_date = temp['date'].strftime('%Y-%m-%d')
    # 计算开始时间
    df = df[df['date'] <= end_date]
    start_date = df.sort_values(by='capital', ascending=False).iloc[0]['date'].strftime('%Y-%m-%d')
    print ('最大回撤为: %f, 开始日期: %s, 结束日期: %s' % (max_dd, start_date, end_date))

# =====读取数据

```

```
# 读取数据
stock_data = pd.read_csv('D:/360Downloads/untitled/uudd.csv', parse_dates=['date'])
# =====根据策略,计算仓位,资金曲线等
# 计算买卖信号
stock_data = simple_ma(stock_data, window_short=5, window_long=10)
# 计算策略每天涨幅
stock_data = account(stock_data, slippage=0.1 / 1000, commission_rate=0.2 / 1000)
# 选取时间段
return_data['capital'] = (return_data['capital_rtn'] + 1).cumprod()
# =====根据策略结果,计算评价指标
# 计算最近 474 天的股票,策略累计涨跌幅.以及每年(月,周)股票和策略收益
period_return(return_data, days=474, if_print=True)
# 根据每次买卖的结果,计算相关指标
trade_describe(stock_data)
# =====根据资金曲线,计算相关评价指标
date_line = list(return_data['date'])
capital_line = list(return_data['capital'])
stock_line = list(return_data['close'])
print('\n 股票的年化收益为: ')
annual_return(date_line, stock_line)
print('策略的年化收益为: ')
annual_return(date_line, capital_line)
print('\n 股票')
max_drawdown(date_line, stock_line)
print('策略')
max_drawdown(date_line, capital_line)
```



## 后 记

时光如白驹过隙，惶惶两载，转瞬即逝。在老师、同学和家人的鼓励和陪伴下，两年的研究生生活即将结束，此刻心中感慨颇多，既有着对母校无限的不舍与感激，同时也有着对未来的憧憬与向往。

在论文的写作过程中，时常体会到自己思想及言语表达能力上的不足，在这里要衷心感谢我的导师范立夫老师，老师修业贞谨、德才兼具，自论文选题至结构框架、言语表达均给予了数次指导和启发。除去学术上的指导，老师在为人处世、职业规划方面都对我教导良多，谨蒙诲教，胜似甘霖灌顶，疑惑冰释。在此诚挚地祝愿老师及家人身体健康、桃李满园。

感谢我的父母及亲人，在成长及求学道路上，教会我基本的价值观、待人接物及为人处世之道，给予我基本的生活保障，无论何时你们都是我前行路上最坚强的后盾；感谢母校各位老师的谆谆教诲与悉心教导，让我得以有机会在学习与思考中不断成长；感谢同窗挚友及各位同门的关怀帮助，在两年的硕士生涯中我有幸结识郑秀秀、殷小舒、付玉路与齐鸿超等多位志同道合的好友，我们在相互调侃中谈笑风生，在和而不同中惺惺相惜，在相互勉励中共同成长。感恩相知相遇，愿诸君心之所向，无问西东，锦绣前程，作缘必逢。

父母恩、恩师情、同窗谊都将是我最人生中宝贵的财富。今后，在社会的大课堂里，我将不忘初心、不懈追求、不断成长。

王宇晴

2019 年 3 月