

**Shared Economic Platform Portfolio Share of Research  
on The Effects of Investor Behavior**

by

**Gang Ma**

**A Dissertation Presented in Partial Fulfillment  
of the Requirements for the Degree  
Doctor of Business Administration**

**Approved March 2017 by the  
Graduate Supervisory Committee:**

**Bin Gu, Co-Chair  
Hong Yan, Co-Chair  
Wei Shen**

**ARIZONA STATE UNIVERSITY**

**May 2017**

共享经济平台投资组合分享对投资者行为影响的研究

马刚

工商管理博士  
学位论文

研究生管理委员会  
批准于二零一七年三月

顾彬，联席主席  
严弘，联席主席  
沈伟

亚利桑拉州立大学

二零一七年五月

## ABSTRACT

After the 2008 financial crisis, along with information technology and its application innovation into the burst period, Shared faster economic growth, and then entered into a rapid expansion in 2014, quickly penetrate into many areas and market segments.

As the securities industry practitioners and Internet financial practitioners, I am very concerned about sharing economic model in the development of securities investment niche. As the Internet and mobile penetration rate rise in recent years, the Internet financial in the rapid development of our country, investors get used for investment decision-making information via the Internet. Internet social investment sharing platform based on knowledge sharing and rapid development, has formed "opinion leaders", "combined with", "automated financial innovation model". The emergence of these new patterns, provide investors with investment of knowledge sharing, the investors behavior changes, many small and medium-sized investors into social sharing platform for the combination of investment talent information and follow orders, and centered on investment talent view form fan interaction.

This article around the "Shared economic environment on the impact of portfolio share on investor behavior research," the theme, the relevant literature and resources, and to detect Shared economic environment provided by the social share portfolio, whether to change the traditional information decision and disadvantages of small and medium-sized investors, whether really improved the small and medium-sized investors return on investment, its conclusion try to explain the traditional period research literature on active investment and passive investment, the relevant conclusions of small and medium-sized investors and institutional investors, sharing in the Internet the rapid development of economic period is changed.

Keywords: sharing economic, portfolio, investor behavior

## 摘要

2008 年金融危机之后，伴随信息技术及其创新应用进入迸发期，共享经济快速成长，在 2014 年之后进入了快速扩张期，迅速渗透到许多领域和细分市场。作为证券行业的从业者和互联网金融的践行者，本人十分关注共享经济模式在证券投资细分领域的发展。随着近几年互联网和移动应用的普及率上升，互联网金融在我国快速发展，投资者开始习惯通过互联网获取投资决策信息。基于知识共享的互联网社交化投资分享平台快速发展，形成了“意见领袖”、“组合跟投”、“自动化理财”等创新模式。这些新模式的出现，为投资者提供投资达人的知识共享，使得投资者的行为发生变化，许多中小投资者转向社交分享平台获取投资达人的组合信息并跟随下单，并以投资达人观点为中心形成互动交流。

本文围绕“共享经济环境投资组合分享对投资者行为影响的研究”这个主题，对照相应的文献和参考资料，检测共享经济环境所提供的社交化投资组合分享，是否改变了传统中小投资者的信息决策劣势，是否真正提高了中小投资者的投资收益，其结论尝试说明传统时期研究文献对主动投资和被动投资、中小投资者和机构投资者的相关结论，在互联网共享经济的快速发展时期是否发生了改变。

关键词：共享经济，投资组合，投资者行为

# 目 录

	页码
表格目录.....	vi
图表目录.....	vii
章节	
一、开篇综述.....	1
1.1 选题背景.....	1
1.2 研究内容、结构与方法.....	2
1.2.1 研究的主要内容.....	2
1.2.2 论文结构.....	2
1.2.3 研究方法及数据.....	3
1.3 研究意义.....	4
二、研究背景及国内外研究综述.....	5
2.1 研究背景.....	5
2.1.1 共享经济发展的整体概况.....	5
2.1.2 知识共享领域的投资理财共享经济模式.....	6
2.2 国内外研究综述.....	9
2.2.1 关于投资社交平台.....	10
2.2.2 关于投资组合业绩评估.....	11
2.2.3 关于主动管理与被动管理.....	19
2.2.4 关于跟随投资策略.....	19
2.2.5 基金经理投资组合及业绩与绩效的关系.....	20

章节	页码
2.2.6 关于中小投资者行为.....	22
三、共享经济在投资理财领域的典型模式.....	23
3.1 互联网金融行业和投资者特征 .....	23
3.1.1 互联网金融行业的业态.....	23
3.1.2 投资者特征.....	24
3.2 共享经济在投资理财领域的典型模式.....	27
3.2.1 意见领袖.....	27
3.2.2 组合跟投 .....	30
3.2.3 自动投资 .....	33
四、投资分享组合的实证研究 .....	37
4.1 对雪球网、跟投网的实证研究 .....	37
4.1.1 研究样本选取.....	37
4.1.2 研究样本的局限性.....	39
4.1.3 研究方法.....	40
4.2. 研究过程及结论 .....	43
4.2.1 收益率分析.....	43
4.2.2 Sharpe 指数分析.....	47
4.2.3 业绩归因分析.....	49
4.2.4 判决系数分析.....	65
4.2.5 换手率分析.....	66
五、投资组合分享是否具备跟随价值 .....	74

章节	页码
5.1 投资组合分享的可跟随性分析.....	74
5.2 投资达人调仓的跟随效应分析.....	75
六、投资组合分享对投资者行为的影响.....	79
6.1 投资组合分享改变了中小投资者获取信息的方式.....	79
6.2 投资组合分享改变了中小投资者的投资习惯.....	79
6.3 投资社交平台改变了中小投资者的角色定位.....	80
七、总结与展望.....	82
参考文献.....	83

## 表格目录

表格	页码
1: 雪球、跟投网、公募基金、私募基金 2016 上半年收益率 .....	44
2: 雪球网、公募基金、私募基金 2015 年全年和 2016 年上半年收益情况.....	46
3: 雪球网、跟投网、公募基金和私募基金 2016 上半年 SHARPE 指数 .....	47
4: 雪球网、公募基金和私募基金 2015 年和 2016 上半年 SHARPE 指数 .....	48
5: 雪球网组合业绩归因分析 .....	50
6: 跟投网组合业绩归因分析.....	50
7: 2016 上半年雪球网组合收益排名前 30 名组合的业绩归因分析 .....	53
8: 2016 上半年雪球网组合收益排名后 30 名组合的业绩归因分析.....	54
9: 2015 年雪球网排名前 30 名组合的业绩归因分析 .....	56
10: 2015 年雪球网排名后 30 名组合的业绩归因分析.....	56
11: 2016 上半年跟投网组合收益排名前 30 名组合的业绩归因分析.....	60
12: 2016 上半年跟投网组合收益排名后 30 名组合的业绩归因分析 .....	62
13: 雪球网 2015 上半年收益排名前 30 名组合的业绩持续性分析 .....	64
14: 雪球网、跟投网、公募基金、私募基金的判决系数统计.....	66
15: 雪球网、跟投网组合 2016 年上半年换手率统计 .....	67
16: 主要指数 2016 年上半年换手率统计 .....	67
17: 2016 上半年雪球网组合收益前后 30 名换手率.....	70
18: 2016 上半年跟投网组合收益前后 30 名换手率 .....	72
19: 换手率分布 T 检验 .....	73
20: 雪球网组合样本 1 和样本 2 的 T 检验.....	77



## 图表目录

图表	页码
1: TM 模式择时示意图.....	17
2: 雪球与跟投网组合业绩归因散点图.....	51
3: 2016 上半年雪球网排名前后 30 名组合的 ALPHA 和 BETA2 散点图.....	55
4: 2015 年雪球网排名前后 30 名组合的 ALPHA 和 BETA2 散点图.....	58
5: 2016 上半年跟投网排名前后 30 名组合的 ALPHA 和 BETA2 散点图.....	63

## 一、开篇综述

### 1.1 选题背景

自 2014 年下半年起，我国的证券市场迎来了久违的牛市。证券市场的一路高歌猛进，不仅让身处市场中的投资者们兴奋异常，也悄无声息中慢慢改变着投资理财领域的发展模式。随着互联网技术的高速发展和移动应用的广泛普及，一批专注证券投资增值服务的互联网社交分享平台和投资工具兴起。嗅觉敏锐的互联网企业捕捉到机会，涌现许多围绕证券投资的互联网产品和解决方案，形成“意见领袖”、“组合跟投”、“自动化理财”等新模式，其着力聚焦中小投资者的投资特点，挖掘用户需求，快速迭代产生用户黏性。其中，以雪球、跟投网为代表的投资分享平台，包括牛股王、股票雷达、爱投顾、弥财等，提供投资达人的组合、粉丝互动及跟随交易，通过社交机制加以明确和强化，为中小投资者提供了远远超过传统券商营业部范围的知识共享与投资决策参考信息。

在新模式的影响下，我国中小投资者的行为发生了变化，不再单纯依靠个人判断，或者由证券公司投资顾问、证券类指定报刊电视传媒等有限途径寻求信息，许多中小投资者转向社交分享平台获取投资达人的组合并跟随下单。不仅是投资达人提供投资组合，也有专业研究团队通过算法模型提供公开的自动化理财配置方案，这些互联网社交分享平台和新型投资工具，为中小投资者提供了更为广泛的风格选择、更宽泛的决策观点和互动信息。

这种基于知识共享的投资理财新模式，伴随着共享经济的热潮出现，进而引起中小投资者的投资行为发生了显著变化。因此，作为互联网金融领域的探索者和践行者，作者将从共享经济的角度，选取极具代表性的案例如雪球网、跟投网等，分析投资组合分享的特征，剖析所引起的中小投资者的行为变化。

## 1.2 研究内容、结构与方法

### 1.2.1 研究的主要内容

本文结合大量案例和数据，重点研究共享经济环境之中，中小投资者获得互联网社交化分享平台由投资达人共享的投资组合之后，所产生的行为变化，共享的投资组合是否具备超额收益也即是否具备跟随的价值，并且，是否具备跟随的可操作性，即成交量和价格为中小投资者提供了复制组合的可能。

### 1.2.2 论文结构

全文分为四个部分。

第一部分，主要介绍选题背景及方向，共三章内容。其中，第一章介绍论文选题背景、研究内容与结构、研究意义等；第二章介绍研究背景及国内外研究综述；第三章介绍共享经济在投资理财领域的典型模式，分析中小投资者的投资行为演变，点出论文主题。

第二部分，主要对以上典型模式进行数据挖掘和分析。共两章内容。其中，第四章对典型模式进行数据归纳整理和对比分析，研究分析投资达人的投资组合是否获得了超额收益，获得超额收益的投资达人特征；第五章围绕投资组合分析其收益率和承担的风险，判断互联网分享的投资组合是否具备跟随价值。

第三部分，即论文的第六章，从投资者的投资行为变化出发，主要研究共享经济模式下，随着各类互联网投资理财新模式和新工具的出现，对中小投资者投资行为产生的影响。

第四部分，全文总结，即论文的第七章，就上述研究内容及结论进行总结，并展望未来研究的方向。

### 1.2.3 研究方法及数据

本文在研究过程中主要采取理论分析与实证研究相结合的方法。具体而言，理论分析是为共享经济环境下投资组合分享对投资者行为的影响提供理论借鉴。实证研究则主要采取经验总结、统计分析、案例分析、对比分析等方法。

需要指出的是，本文采用二手资料和案例分析相结合来进行实证研究，通过对案例进行数据搜集、统计、分析和对比，围绕历史文献的研究成果，探讨互联网知识共享环境，对于主动投资和被动投资、跟随投资等文献理论，是否有新的改变，尤其在以中小投资者为主体的股票市场中，是否有中国特色的演进。

本文以投资组合的知识共享者“投资达人”为主线，收集与整理实证数据，包括投资组合数据（目标收益率、止损线、期限、持仓、阿尔法与贝塔等），直播与问答频次（粉丝关注数、互动数等），分析投资组合及其对中小投资者的影响。

计划搜集 2014 年末至 2016 年中期中国具有代表性的投资分享平台的投资组合数据，这段时间也是互联网社交化分享在中国快速普及的时期。在数据搜集的基础上，计划研究四个问题：（1）投资达人推荐的投资组合在某一个时间段内能否跑赢大盘指数？（2）那些在某一个时间段内能够跑赢大盘指数的投资达人，其组合是否在下一个时间段还能跑赢大盘指数？（3）如果可持续性存在，那么哪些投资达人推荐的投资组合能够持续地跑赢大盘指数，这些投资达人具备什么特征？（4）对于跑赢大盘指数的投资达人及其组合，中小投资者是否具备跟随操作的可能性。

以社交化分享平台的若干投资达人为主线，基于公开信息计划搜集尽可能多的投资达人及其组合作为基础研究数据。针对以上问题（1）和（2），考虑将所搜集数据的时间段进一步分段，比如分为两个周期进行对比分析，可以计算不同时间段投资达人及其组合的业绩表现，判断其业绩是否具备可持续性；考虑业绩比较基准的大盘指数为沪深 300 指数，

将投资达人及其组合的业绩与沪深 300 指数进行对比。针对问题（3），考虑将投资达人分为业绩表现较好和业绩表现较差的两个组，通过对比分析可观测的特征，找出一些差异；针对问题（4），考虑搜集投资组合标的变化的信息公布之日，该标的日均成交价格与成交量是否有足够空间支持散户复制组合，即分享的投资组合是“纸上谈兵”还是实现了知识共享具备实战机会。

### 1.3 研究意义

本文论点的提出，源于 2014 年作者在中山证券有限责任公司担任高管时，在零售业务打造互联网生态圈的尝试。通过中山证券连接 10 余家合作伙伴为客户打造理财生态圈，合作伙伴彼此没有所有权，但共享服务内容和用户的使用权，中山证券由此获得了新增用户，实现 2014 年经纪业务份额增长排名全行业第四，共享经济成为此次业绩增长的重要动力。

随着学习的深入，作者将研究视野转向共享经济模式在证券和投资理财等细分领域的发展，以及新经济模式对中小投资者投资行为的影响。研究发现，随着近几年中国的互联网普及率上升，中小投资者开始通过互联网获取投资决策信息，投资达人公布的投资组合及各互联网平台提供的收益率、关注度排名，以及平台提供的组合变动实时通知工具，成为中小投资者最容易理解、最容易跟随的交易机会和决策参考，雪球上粉丝数量最高的投资达人已经拥有近 40 万投资者的关注，其影响的投资者已经与公募基金的投资者规模相当，这种行为的演变是否支持共享经济为中小投资者带来更高的选股胜率和收益率，是作者很有兴趣的探讨方向。

本文的研究主题比较新颖，将互联网与证券相结合的投资理财新模式作为研究领域，研究思路和方式上具有一定特点。从选题上看，共享经济对中小投资者行为的影响，是目前新经济模式下社会比较关注的问题，具有理论及实践价值。从研究方式看，本文关注实证数据搜集和应用场景的案例，尝试将理论与实证结果相结合，研究结论的说服力更强。

## 二、研究背景及国内外研究综述

### 2.1 研究背景

#### 2.1.1 共享经济发展的整体概况

《世界是平的》作者托马斯·弗里德曼（**Thomas L. Friedman**）在央视纪录片《互联网时代》提出一个问题：“在美国有 **8000** 万部电钻，你知道它的使用频率是多少吗？平均每部只有 **13** 分钟，我们真的需要 **8000** 万部电钻吗？假如我把电钻租给我的邻居又将怎样呢？”

弗里德曼的问题是共享经济模式的一个典型场景。共享经济发轫于互联网平台，基于闲置资源使用权的精准匹配与联结，基于需求或供给即时形成动态的产业闭环，实现生产要素的社会化，提高存量资产的使用效率，促进社会整体的可持续发展。按照共享对象划分，可分为以汽车为代表的产品共享，以住房为代表的空间共享，以技能为代表的知识共享，以家政为代表的劳务共享，以 **P2P** 为代表的资金共享，以协作为代表的生产共享等。

共享经济模式诞生以来所创造的价值已远超我们的想象，截止 **2014** 年全球范围内共享经济中五大主要行业（**P2P** 借贷和众筹，在线雇佣，住宿，租车，音乐和影视流）的市场规模已达 **150** 亿美元，预计将在 **2025** 年达到 **3350** 亿美元。我们可以借助以下几个数据片段来建立更直观的认识：在资金借贷领域，成立 **8** 年的 **LendingClub** 已经在其平台上实现了 **70** 亿美元的借贷金额，截止 **2015** 年 **8** 月 **13** 日，市值为 **50** 多亿美元，实现每日 **870** 万美元的日新增借贷额；在酒店住宿领域，成立 **7** 年的 **Airbnb** 拥有超过 **2300** 万用户，每晚平均有 **42** 万住户，多于全球连锁希尔顿酒店日均住户数的 **22%**；在交通出行领域，成立 **5** 年的 **Uber** 在 **2014** 年已实现 **1.4** 亿乘坐频次，实现了每日 **16** 万人次的乘坐频率。这类秉承“共享精神”独角兽公司的快速崛起，标志着“共享经济”商业新生态正悄然来临。共享经济企业基于在运营模式与成本结构方面的独特优势，享受着比传统企业更多的估值溢价。**Uber**

成立 5 年估值超过 500 亿美元，是没有汽车的全球最大出租车公司，Airbnb 成立 7 年估值达 255 亿美元，是没有房产的全球最大住宿服务提供商，二者分列全球创业公司估值第一和第三位。这类以轻资产运营的共享经济型企业的估值溢价，充分显示了市场对于其商业模式和发展前景的认可。

而从中国的实践来看，共享经济已成为新经济增长点，各领域共享经济的发展均有大幅提升，其中有代表性的共享型企业包括滴滴出行、蚂蚁金服、美团网、大众点评、人人贷、名医主刀、马蜂窝等，如 2015 年滴滴出行全平台订单总量达到 14.3 亿，美团网累计用户 6 亿左右，移动端活跃用户达到 1.5 亿，年购买用户数接近 2 亿，日订单量突破 1000 万单。共享经济领域的创业企业也获得资本市场热捧，获得风险投资的企业数量和融资金额出现爆发式增长，仅在 2015 年滴滴出行已经公布的融资总额就已经超过 229.54 亿元人民币，美团网、蚂蚁金服分别获得融资总额 138.6 和 121 亿元人民币。除了在传统经济领域快速发展外，共享经济在金融领域也呈现百花齐放的局面。随着信息通信技术的突飞猛进，电子商务的快速兴起，投融资之间的金融需求，带动我国互联网金融业务在短短几年时间里，用户数、交易规模呈现井喷式增长。而伴随着互联网金融的这股热潮，共享经济在金融领域的几种模式，包括 P2P 网络借贷、众筹、互联网投资理财、供应链金融等，都迎来了快速发展期，不仅引领了金融领域的各类创新，也逐步改变了大众对于投资理财的观念。

### 2.1.2 知识共享领域的投资理财共享经济模式

在前一部分，主要介绍了共享经济在产品、生产、劳务、资金、空间等领域的发展情况。而本文的研究方向，属于知识共享领域的投资理财共享经济模式，因此在本部分我们将目光集中在知识共享领域，其中最为著名的是 Seeking Alpha。

Seeking Alpha 是一家 2004 年在美国成立的基于众人智慧的投资研究平台，主要为投资者提供关于股票、各种资产类别、ETF 的研究文章和投资战略。所谓基于众人智慧

(**Wisdom of Crowds**)，即 **Seeking Alpha** 上的所有分析、研究性文章都来源于大众投稿，没有特约的撰稿者；而大众读者通过与平台其他用户讨论交流后验证投资观点、得出投资策略，这是一家取之于大众、服务于大众的平台。截止到 2014 年 6 月底，**Seeking Alpha** 共有 9000 位撰稿者，350 万名注册用户；平均每月刊登 5000 篇文章，有 12 万评论，对 7327 只股票做出过投资分析，可以说是美国最大的投资研究平台。

**Seeking Alpha** 的出现挑战了传统的投资研究市场，首次让投资者们发布研究文章、自由探讨，是打破常规的行业新模式。这种基于众人智慧的投资研究模式被誉为“股票研究的未来”(**The Future of Equity Research**)，对原有股票分析师的工作产生了挑战，两者虽然都提供研究文章，但 **Seeking Alpha** 的研究文章由不固定撰稿者提供，投资观点也由大众提供；而股票分析师的文章多是一家之言。华尔街证券分析师们的研究文章虽然质量好，提供金融模型场景、公司管理层的信息，但是他们缺少优秀的投资观点，这由很多原因引起：首先，卖方分析师的工作不是为客户赚钱，是做研究，这样，他们就没有那么大的动力去思考做正确的决定；其次，分析师提供公司管理层信息的能力取决于他们和公司的关系，所以这也会影响他们的公正性。相比之下，**Seeking Alpha** 撰稿人买方居多，一般都是投资者或行业专业投资人士，在为自己和客户寻找盈利机会。有些撰稿人管理数百万美元或者上亿美元的资产投资，每天花费大量时间做投资和投资研究，如果撰写股票文章的人自己也在买卖股票，那他们的文章通常可能对其他投资者而言会更具有参考价值。

**Seeking Alpha** 有五大板块，分别是：1) 头条新闻和爆炸性新闻：这两部分的新闻由平台自行编辑发布，都是简短意赅的新闻消息；2) 热门文章、观点：这部分文章大多数都是大众投稿，也有一些 **Seeking Alpha** 自行整理的财报电话会议记录 (**Earnings Call transcripts**)。多数的美国上市公司会每季度召开电话会议向投资者发布自己的财务状况，内容一般包括公司季度表现、所处经济环境、产品和市场等情况，**Seeking Alpha** 每季度发



布 4500 家上市公司的财报电话会议记录，并会在电话会议召开后的 6 个小时之内将内容整理成文字发布到网站上并保证内容的 99.5%正确性，对平台用户来说是非常及时与宝贵的资料；3) 用户的投资组合：用户可以在平台上创建自己的投资组合，相关股票的重要新闻、股价、走势、平台提供的相关投资分析建议等所有 Seeking Alpha 平台上有的资源都会展现在栏目中；4) 关注的人：Seeking Alpha 允许用户使用微博一样的操作来关注感兴趣的人，被关注者有新发布的文章或观点就会在栏目中展现出来；5) 分类文章：这里有细分的四类文章，分别关于宏观动向、股息分红、投资建议、ETF 与其他资产组合策略，文章也均来自大众投稿。这五大板块令 Seeking Alpha 上的信息具有极高的时效性和全面性，以前只有专业金融人士能接触到的市场预测分析观点，现在可以在 Seeking Alpha 被所有人免费接收。读者用户不需要在各种搜索引擎上一次次搜索关注公司的信息，通过 Seeking Alpha 基本上就可以了解公司的所有事情。

同时，Seeking Alpha 通过平台，将大众的声音聚集到一起，为用户提供良好的投资交流环境，支持他们分享和讨论投资观点。用户通过以下几点功能交流表达观点：1) 平台专用微博 (Stock Talk)；2) 平台专用私人博客 (Instablog)；3) 平台公开发布研究文章并有可能被转载到其他专业金融网站；4) 对博客和研究文章评论。其中，平台专用微博、私人博客、评论这三项功能是可以随意使用的，无论质量如何，只要其内容与投资有关即可，而研究文章需要平台审核。在这四项功能中，第四点对文章发表评论是用户最常用的方式。

Seeking Alpha 对于提供研究文章的用户，分别是按浏览量付费和按文章质量付费。如果研究文章针对热门股票，则按照浏览量付费，基础支付是 10 美元/1000 浏览量；对于针对小盘股的高质量分析型文章，则按照质量付费，每篇最低支付 150 美元，如果有非常吸引人的风险或回报率分析，则支付 500 美元。据统计，Seeking Alpha 每月付稿费 27 万

美元，其中 15 万美元是浏览量付费，12 万美元是保证文章质量付费。而 Seeking Alpha 自身主要依靠两种模式来盈利：1) 广告收入，主要面向急于拉拢大批客户的高级投资品牌，如各大券商、银行等金融机构，这也是平台最主要的盈利手段；2) 研究文章转载授权费。

如今，Seeking Alpha 的影响力日渐强大，有数据统计显示：Seeking Alpha 共有 54 万条微博，1.1 万篇私人博客，50 万篇研究文章和 480 万条评论；拥有注册用户 350 万名，用户有 13.9% 的金融专家，9.2% 是互联网金融产品购买者，超过 50% 的用户会在文章下面进行评论及互动，86.5% 的用户有过买卖股票的经历，有 17.6% 的用户是企业高级管理者，77.2% 的用户是本科以上学历，44.2% 的用户是硕士，高于其他平台。由此可见，Seeking Alpha 使用量大，其用户大多是有投资经验的投资者和金融行业从业人员，已经成为金融行业从业者必用网站之一。

国内在知识共享领域的投资理财共享平台比较成功的是雪球网、跟投网等，将在后续文章中详细介绍。这些知识共享平台的快速发展，也逐步改变了中小投资者的投资习惯和方式，因此，本文从这一角度切入，研究分析知识共享经济模式下中小投资者的行为。

## 2.2 国内外研究综述

在对投资社交分享平台、投资达人以及分享的投资组合进行研究时，发现从投资组合的角度看，单个互联网投资组合与小型的股票多头基金有共通之处，投资达人在各类社交投资平台上扮演了“类基金经理”的角色，中小投资者聚集资金跟随投资达人进行组合交易。因此，我们结合国内外研究文献，首先对投资社交分享平台进行研究分析，再从投资组合业绩评估、主动管理与被动管理、基金经理的投资组合与绩效、跟随投资策略等角度，来分析分享投资组合，最后再来看这种投资组合分享的模式对中小投资者行为的影响等。

### 2.2.1 关于投资社交平台

Hailiang Chen, Prabuddha Da, Yu(Jeffrey)Hu, Byoung-Hyoun Hwang(2011)在《Wisdom of Crowds: The Value of Stock Opinions Transmitted Through Social Media》一文的研究中,探讨了热门社交媒体网站上的意见,如何影响投资者对证券价格的看法。作者以 Seeking Alpha 为研究对象,分析了 2005 年到 2012 年间平台上的 97070 篇文章,459679 条相关评论。研究发现,互联网作为交易的场地和信息来源,越来越受到投资者欢迎,数据证明用谷歌进行股票搜索的频率和散户投资者的交易之间有紧密的联系,而互联网上透露的意见对股票未来回报和盈利黑马有着准确的预测,同时这种预测甚至影响了传统的意见渠道比如分析师和新闻媒体。该论文的研究表明,在移动互联网时代,民间也有众多的投资高手,并且借助互联网的便利性,投资高手的建议或预测可以对散户投资者产生较大的影响。

而国内近年来随着互联网金融的快速发展,互联网投资理财细分领域的发展也极为迅速,但对“意见领袖”、“组合跟投”、“自动化理财”等互联网社交化新模式的研究文献较少,主要为实践探索。

“意见领袖”模式以雪球、爱投顾等为代表,通过搭建公共开放的交流平台,吸引具有投资研究分析能力的投资达人进驻平台,入驻人员可以是从事金融工作的持牌人,也可以是民间投资高手。入驻人员在平台发表个人的投资观点、投资策略等意见,使平台成为专业投资分析的内容输出地,并通过直播、问答、评论等互动功能,加强投资者与专业投资人、投资者与投资者之间的交流,使优质的专业投资人脱颖而出成为平台的意见领袖,从而吸引更多的投资者加入平台。

“组合跟投”模式以跟投网、股票雷达为代表,由从事金融服务的持牌人、民间投资高手在某些特定互联网平台发布自己特定主题的投资组合,投资者可在这些平台购买自己认可

的投资组合，一旦关注或购买了某个投资组合后，互联网平台会向你实时推送该投资组合发布者的操作信息，继而投资者跟进这些组合进行投资，以期获得更高的收益。

“自动投资”模式以弥财、百度百发为代表，基于对投资者风险等级、投资能力等个人信息的调查，通过对各类投资理财产品基本面、技术指标等大数据的收集和分析，再经过研究团队提前设定好的智能模型，推荐股票、基金等或匹配投资者个性化需求的建议，最后由投资者自主判断下单确认。

“意见领袖”“组合跟投”“自动投资”这些互联网社交化的新模式在中国的成长，无论具体表现形式，三种模式均提供有投资达人基于知识共享、以 A 股为主要投资标的的投资组合，并以投资组合的收益率作为选择和评价投资达人的重要依据，这也是中小投资者为主的粉丝关注投资达人的重要判断标准。这些投资组合与“基金”的投资组合类似，但机构投资者与投资达人在评价标准、内在动机和激励机制几方面又有不同。机构投资者依据自身投研能力主导基金组合，以一定比例的管理费和业绩报酬形成激励，对其的评价标准也以从业经历、历史业绩、行业相对排名等为主。而依托互联网社交化分享平台的投资达人，其投资组合更容易受到大众信息传播的影响，投资达人为寻求收益率排名吸引散户粉丝关注也愿意承担更大的风险或波动。因此，基于知识共享的投资组合既为中小投资者提供了类机构化交易的行为，也与中小投资者购买“基金”等机构化产品的特点有所不同，其受到互联网群体信息冲击的可能性更大。

### 2.2.2 关于投资组合业绩评估

互联网化的分享投资组合业绩如何评估，国内外尚无专门的文献进行研究和讨论。但从投资组合的角度看，互联网投资组合与小型的股票多头基金有共通之处，将投资达人视作其组合的投资经理，其业绩评估的方法可以借鉴基金业绩评估的相关成果。

从上世纪五十年代起,有许多学者对基金业绩评估进行实证研究,在投资基金的收益风险调整、业绩成分组成、投资经理证券选择能力和时机把握能力、业绩的持续性评价等方面取得一系列研究成果。

#### 2.2.2.1 传统业绩评估方法

60年代以前,对投资基金的业绩评价,主要是根据投资收益率这个指标来进行的。当时虽然也有很多学者注意到风险这一概念,但都不知道如何衡量它,也就不能明确地对风险进行分析。

投资收益率是反映收益与投入的指标,投资收益率反映出投资净资产的变动程度,一般地,投资基金的周收益率  $R_{pt}$ ,计算公式为:

$$R_{pt} = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}$$

式中:  $R_{pt}$ : 投资基金的周收益率

$P_t$ : 投资基金在  $t$  周的净资产

$P_{t-1}$ : 投资基金在  $t-1$  周的净资产

相对于基金单位净资产而言,投资收益率是个相对指标,不同时期发行的基金之间仍具有可比性。但该指标的缺陷是不能真实地评价基金的业绩。当某基金获得较高的收益率时,我们不知道这是市场因素的影响,还是由于冒了较大的风险,还是由于投资经理的能力所致。

#### 2.2.2.2 风险调整指数法

马克维茨(Markowitz)在1952年的一篇论文中建立了一个最基本的资产组合模型,并用科学的语言,严格证明了投资分散化对减小组合资产总风险的重要性,并且给出如何按不同的比例投资于多种资产才是最优的选择。在这篇文章中,马克维茨第一次用数学的形式量化了单项资产或资产组合投资的风险和收益。不久以后,夏普(Sharpe)和林特纳(Lintner)等

人引入无风险资产的概念,并推导出资本市场线(CML)和证券市场线(SML),具体量化了投资风险与收益之间的对应关系。

此后,西方财务学者评价基金业绩时开始考虑了风险的因素,并对基金投资收益进行调整。他们发现基金并非系统性地跑赢大市,投资基金业绩评价在学术界内引起了极大的兴趣,许多业绩评价方法应运而生,其中比较经典的有 **Treynor** 指数、**Sharpe** 指数和 **Jensen** 指数。

**Treynor(1965)**建立了 **Treynor** 指数(对基金业绩进行市场风险调整), 又称回报波动比率(**Reward to Volatility Ratio**), 它是利用证券市场线(SML)为基准组合评价基金的业绩,它等于基金的超额收益除以其系统风险测度值。用 **Treynor** 指数来评价的方法,首先计算评价期各种基金和市场的 **Treynor** 指数,然后进行比较,较大的 **Treynor** 指数意味着较好的业绩。但应注意的是,**Treynor** 指数只考虑系统性的风险,而隐含了非系统风险全部被消除的假设, 因此它能反映投资经理的市场调整能力。不管市场处于上升还是下降阶段,较大的 **Treynor** 指数总是表明较好的业绩。但如果非系统风险没有被完全消除,则 **Treynor** 指数可能给出错误的信息, 而且 **Treynor** 指数不能评价投资经理分散和降低非系统风险的能力。

**Sharpe(1966)**在其经典的一篇有关投资基金业绩的文章中,建立夏普指数,后被晨星公司纳入其基金业绩评价体系中,用于测度基金收益总风险调整后的业绩。与 **Treynor** 指数不同,它以资本市场线 **CML** 为标准来评价投资业绩。它是指在一定评价期内投资组合的平均收益率超过无风险收益率的部分与该组合收益率的标准差之比。**Sharpe** 于 1966 年考察了 1954 年到 1963 年之间 34 个共同基金的经营业绩,发现收益率的主要差异源于每个共同基金的费用各不相同,而且,若用 **Sharpe** 指数来衡量的话,则大部分基金的业绩表现都不如道琼斯指数工业所衡量出的业绩表现。与 **Treynor** 指数一样,**Sharpe** 指数能够反映投资经理的市场调整能力,而且由于 **Sharpe** 指数考虑了非系统风险,故该指数还能反映投资经理分散和降

低非系统风险的能力。如果投资基金已完全分散了非系统风险,那么 **Treynor** 指数和 **Sharpe** 指数的评价结果是一样的。

**Jensen(1968)**以资本资产定价模型(CAPM)为基础建立了 **Jensen** 指数。用 **Treynor** 指数和 **Sharpe** 指数都能比较不同基金的投资表现及对其进行排序,但它们无法告诉我们基金表现优于基准组合具体是多少。1968年,**Jensen** 提出了另一个以 CAPM 为基础的业绩衡量指数,它能在风险调整以后以百分比的形式来评估出基金的业绩表现。具体而言,**Jensen** 指数通过比较评价期的实际收益和由 **CAMP** 推算出的预期收益来进行评价。**Jensen** 计量模型是基于市场风险,根据事后 $\alpha$ 对组合进行业绩评价,一般认为,当投资经理具有信息选择能力但却没有把握信息时机的能力时,詹森指数提供了准确的业绩测度。其后,詹森(1972)等人又发现,当投资经理具有优良的信息时机把握水平时,事后 $\alpha$ 值有可能成为负数。**Grinblatt** 和 **Timtan(1989)**对詹森模型的理论基础进行了探讨,采用期间加权计量法(权重是基准组合收益率的函数)等对 **Jensen** 模型的计量方法进行改进,通过检验了一组数据,发现这些数据并不受 $\alpha$ 值为负数的困扰,因为通过检验该权重值,对詹森模型计量引起的事后 $\alpha$ 值为负数的问题得到很好的解释,经理把握信息时机的能力可以据此而观测到。

### 2.2.2.3 对投资业绩构成的分析

**Fama** 在 1972 年的论文中,提出一个较好的业绩构成分析方法。**Fama** 的评价模型假定可以相对那些具有相同风险水平随意选择的投资组合来评价一个主动管理者的投资组合的业绩。该方法采用的是同一时期的两参数模型和所有的完美市场假设并推导出预期市场线。

预期市场线假设市场完全有效,即价格能充分反映所有可获得的信息。如果一个投资经理相信市场不是完全有效的且相信他自己的判断要好于市场,那么其投资组合的事后市场线

就能够为该经理的业绩提供一个评判标准。这个事后市场线提供了用更复杂的衡量尺度评价投资基金业绩的基准。

#### 2.2.2.4 对证券选择的分析

对于证券选择而带来的那部分业绩的分析，使用下面的等式可以衡量：

$$\text{证券选择收益率} = R_p - R_x(\beta_p)$$

式中： $R_p$ 表示被评价基金的收益

$R_x(\beta_p)$ 表示无风险资产和风险 $\beta_x$ 等于 $\beta_p$ (投资基金的风险)的市场投资组合相结合后产生的收益。

证券选择收益衡量了经过选择的投资组合的业绩好于一个具有同等风险的相对随意选取证券投资组合业绩的程度。这个衡量尺度表明了任何来自事后市场线的不同且与 **Treynor** 指数的衡量尺度相似。此外,还可以从证券选择好坏以及与给定风险水平相联系的一般回报率水平的角度检验基金的总体业绩：

$$\text{总超额收益率} = \text{证券选择收益率} + \text{风险收益率}$$

#### 2.2.2.5 对投资分散水平的分析

为努力获得超过平均值的回报率,投资经理们总要放弃一些分散性,也就是说要以面临更高的投资组合风险为代价。使用上述的计算框架,同样可以计算出当放弃一些分散性而面临更高的风险时,应期望多获得多少回报率。

计算公式如下：

$$\text{证券选择收益} = \text{净证券选择收益} + \text{分散水平收益}$$

$$\text{净证券选择收益} = \text{证券选择收益} - \text{分散水平收益}$$

$$\begin{aligned} \text{净证券选择收益} &= [R_p - R_x(\beta_\alpha)] - [R_x(\delta_p) - R_x(\beta_\alpha)] \\ &= R_p - R_x(\delta_p) \end{aligned}$$



式中 $R_x(\delta_p)$ 表示无风险资产和与被评价基金有相同总风险的市场组合结合之后的收益。这样,这种分散水平的衡量尺度表明了这种损失一定的投资组合的分散水平的一种途径。如果投资组合完全分散投资,即它的总风险 $\delta$ 等于系统风险 $\beta$ ,那么 $R_x(\delta_p)$ 就等于 $R_x(\beta_p)$ ,这样分散水平收益就等于 0。

因为与可分散风险(非系统风险)匹配的附加收益率总是非负的,所有净选择收益率总不大于选择收益率。只有当投资组合是完全分散时,即投资组合与市场组合之间  $R^2$  的等于 1 时,两者才能相等。通过比较基金的  $R^2$ ,可以马上估算出基金的可分散风险有多大。

#### 2.2.2.6 对择时能力的分析

与股票选择一样,投资经理也可以通过正确地估计市场走势,据此进行投资组合的定位,从而取得优秀业绩。具体而言,当投资经理预计市场将出现下滑趋势时,可以通过过大投资组合中的现金比例或降低投资组合中权益部分的值来定位投资组合。相反,如果预计市场将出现上升趋势时,可以通过减小投资组合中的现金比例或提高投资组合中权益部分的值来定位投资组合。

1966 年, Treynor 和 Mazuy 首次对基金经理时机选择能力进行了计量分析。他们分析了时机选择可能产生的两种情形,如图一所示。

图表 1: TM 模式择时示意图

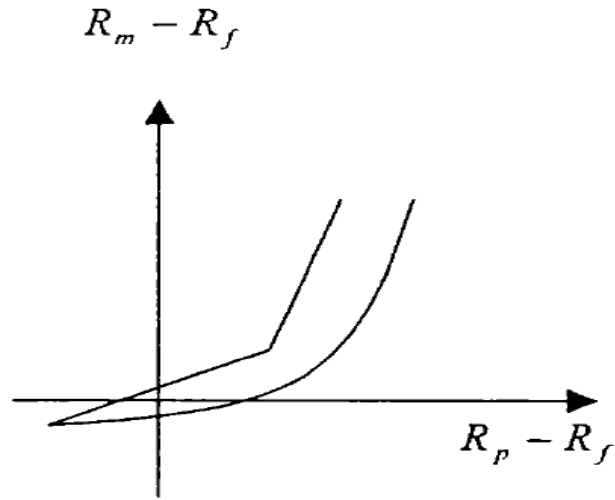


图 1 中  $R_M$  表示基准收益,  $R_p$  表示基金组合收益,  $R_f$  表示无风险利率。在折线情形下基金经理准确预测市场的转折点, 并进行相应的调整。这是最理想的情形, 但他们同时认为, 这过于理想而不现实。在弧线的情形下基金经理则在行情上升或下滑过程中逐渐调整其证券组合。Treynor 和 Mazuy 根据第二种情形引入一个二项式进行回归分析(下文简称 TM 模型):

$$R_p - R_f = \alpha + \beta_1(R_m - R_f) + \beta_2(R_m - R_f)^2 + e_p$$

式中  $e_p$  是随机误差项。根据回归模型, 如果  $\beta_2$  显著大于 0, 则当沿横轴向右移动时, 拟合曲线变得越来越陡。这一变化说明相对于市场来说, 当市场收益率提高时基金收益率提高的更快; 而当市场收益率降低时, 基金收益率降低的幅度要小一些。这种曲线变化形态说明基金经理正确地预测了市场的变化。

Treynor 和 Mazuy 利用 TM 模型对一些共同基金的数据进行了估计, 但几乎没有找到任何基金经理把握市场时机的证据。Admati, Bhattacharya 和 Ross 等人(1986)论证了 TM 模型在衡量市场时机选择能力是有效的。比较有意思的是, 许多学者研究发现,  $\beta_2$  负值居多, 呈现一种负的市场时机选择能力。Culbny 和 Glem(1990)对美国 15 个国际投资基金在

1982年1月至1988年6月(不包括1987年)的业绩进行了分析,其中也使用了TM模型,研究发现样本的 $\beta_2$ 绝大部分为负值,且大部分样本的t检验并不显著,总体上也呈现一种负的市场时机选择能力,对此作者没有提供令人满意的解释。

经典的TM模型建立在CAPM理论的基础上,认为收益只与风险有关,而实际的投资组合的收益受到宏观经济、行业发展以及市场投资品种本身的一些特征的影响。传统的CAPM理论有一定的缺陷,因此Fama和French通过研究分析,于1993年在TM模型的基础上提出TM-FF3三因素模型,将公司规模和账面市值也纳入对业绩的解释因子中, TM-FF3模型如下:

$$R_p - R_f = \alpha + \beta_1(R_m - R_f) + \beta_2(R_m - R_f)^2 + \gamma SMB_p + \delta HML_p + e_p$$

其中 $R_p$ 是组合收益率, $R_f$ 为无风险利率, $R_m$ 表示市场基准收益率, $SMB_p$ 为代表小公司组合收益率减去代表大公司组合收益率的公司规模因子, $HML_p$ 为代表高账面市值比组合收益率减去代表低账面市值比组合收益率的账面市值因子, $e_p$ 表示随机残差。

#### 2.2.2.7 对业绩持续性的研究分析

有关基金业绩持续性的研究也很多。Hendricks,Patel和Zeekhamer(1993)的研究认为基金的收益具有持续性,即发现存在“好手”现象,亦即“强者恒强”。他们选择了1974年至1988年间共165个基金为样本,利用平均超额收益率、夏普比率和Jensen模型为业绩评价依据,分别选择了4种指数作为基准组合,对其季度超额收益率进行检验以验证在某个期间内有相对较高的收益率的基金是否在下一个期间也呈现出高收益率,结果表明,无论是根据平均收益率还是风险调整后的收益率,依据过去4个季度的业绩排序,处于顶端的基金在平均水平上虽然只是略好于市场指数,但显著地跑赢了基金的平均业绩水平,但需要注意的是,这是从平均意义上讲的,单个基金可能与平均值相去甚远,没有证据表明一时表现极佳的基金业绩会持续下去。同时,他们也发现了“臭手”的存在:近年运营不良的基金近期表现仍

然不好,尽管不能确定个别基金的优良业绩能否持续,但他们确认一些基金一直表现不佳。

**Goetzmann 和 Ibbotson (1994)**选择 1976 至 1988 年为样本期间,将基金按照其收益率处于前半部分或处于后半部分而将它们划分为赢家和输家,然后看各个基金在相邻年度获得的结果。他们发现,55%以上的赢家仍为赢家,输家仍为输家。如果连续考察 3 年的情况,结果更明显,有 60%左右的赢家仍为赢家。2 年后则有 60%的输家仍是输家,3 年后竟达到 70%。同时,他们又应用风险调整后业绩为基础进行相同的检验,也得出了相同的结果,这说明了基金有 1 到 3 年的短期业绩持续性。但是需要注意的是,在 3 年后,有 40%的赢家变成了输家,意味着过去的赢家是否能常胜不败具有很大的不确定性。

### 2.2.3 关于主动管理与被动管理

学术界关于主动管理与被动管理孰优孰劣一直存在争议。不过近年来我们看到一些研究,对基金经理积极调整其投资组合的行为价值进行了肯定。举例来说,**Mamaysky, Spiegel and Zhang (2008)**的论文表明基金经理可以通过主动选择合适的交易时机来获得超额回报。**Dyck, Lins and Pomorski 2013**年研究表明,新兴市场中主动管理基金回报要高于被动基金,这意味着主动基金管理人的价值与资本所在市场的效率密不可分。**Cremers and Petajisto (2009)**的研究则提出了一个“主动管理程度”指标,指出一个基金经理的投资组合与市场基准偏离越大,越能获得超额回报。

### 2.2.4 关于跟随投资策略

在《**Detecting Superior Mutual Fund Managers:Evidence form Copycats**》一文中,**Blake Phillips、Kuntara Pukthuanthong 和 P.Raghavendra Rau**对跟随投资策略进行了研究,结论认为,跟随投资策略如果得以严格精确的执行,在短期内确实可以获得稍低于目标基金的超额回报,然而 4 年后该策略与目标基金的回报率差开始扩大,获得超额回报的

能力随时间递减。这些研究说明，跟随投资等策略在一定的市场条件下，具备获得超额回报的可能，为本文的研究提供了理论基础。

### 2.2.5 基金经理投资组合及业绩与绩效的关系

国内外学者也从基金经理投资行为的影响因素、基金经理激励机制（显性激励如基金管理费和隐形激励如职业声誉）、基金经理个人特征等角度，对基金经理投资组合及业绩与绩效的关系进行了相关研究。

**Cohen** 和 **Starks(1988)**的模型研究发现，按照基金净资产的一定比例提取再加业绩报酬的基金管理费激励方式，会使基金经理付出比投资者所期望的更大的努力水平，但他们也会选择一个比投资者所期望的更大的风险水平。**Golec(1996)**采用三阶段最小二乘法对样本基金在 1988~1990 年月收益数据的回归分析发现，收取高额管理费的基金经理有更高超的投资技巧，在一定程度上补偿了高额管理费，会给投资者带来更高的收益。**Joshua** 和 **Moskowitz(2001)**发现基金管理费中的业绩报酬与经风险调整后的收益呈正相关关系，与投资组合的非系统风险和系统风险之间也呈正相关关系。**Elton, Gruber** 和 **Blake(2003)**分析了业绩报酬对基金经理投资组合选择的影响，他们发现有业绩报酬的基金经理表现出更出色的择股能力。

对冲基金研究组织（**HFR**）发现，在 1994 年到 2004 年之间 10 年间，成立时间短于 3 年的对冲基金每年比成立时间更长的对冲基金跑赢 5%，波动率几乎相同。跑赢的那部分，主要是来自于对冲基金成立后的前两年。同一份研究也指出，新基金的消亡的概率也会稍微高一些，主要是因为操作风险（<**HFR** 资产管理>，2005）。一份 2009 年的研究表明 **PerTrac** 财务解决方案也发现，在很长时间内，成立时间更短、管理规模更小的对冲基金可以跑赢成立时间更长、管理规模更大的对冲基金（**Jones, 1996-2008**）。**PerTrac** 特别指出，在 1996 年至 2008 年之间，在波动率仅仅高出一点的情况下，资产管理规模低于 1 亿美元

的基金比资产管理规模高于 5 亿美元的基金每年跑赢 377 个基点。在同期内，成立时间少于 2 年的基金，跑赢成立时间大于 4 年的基金每年跑赢 562 个基点，而且波动率更低。

但是，无论是 **PerTrac** 还是 **HFR** 都没有对对冲基金的存续偏差以及业绩回溯偏差进行有意义的调整。存续偏差产生的原因是，当一个基金倒闭时，在统计时将不被记录在内；回溯偏差产生的原因是，管理人选择性的披露较好的初期业绩，而隐瞒不好的初期业绩。

**Aggarwal** 和 **Jorion** 在 2008 年进行了一项研究，对原始数据进行一系列的调整，来尽量消除这些偏差。最终的研究结果显示，新成立的对冲基金的回报比 **PerTrac** 和 **HFR** 的结果略低，但是依然可以得出结论：基金管理人在头两年取得的收益，比两年后的收益高出年化 2.3%。

而从隐形激励因素“职业声誉”来看，较早从理论上研究基金经理职业声誉或职业前途影响行为方式的是 **Fama(1980)**，**Lazear** 和 **Rosen(1981)**，他们主要关注基金经理的职业竞争如何解决代理问题。**Holmstrom** 和 **Milgrom(1991)**的研究认为，尽管竞争性的劳动力市场不能直接观察到基金经理的努力程度，市场中也存在不能反映基金经理能力的噪音，但是基金经理市场仍然会逐渐了解基金经理的能力，所以基金经理对职业前途的考虑可部分克服代理问题。**Scharfstein** 和 **Stein(1990)**指出，基金经理对职业前途的忧虑导致了基金经理的“羊群行为”。**Chevalier** 和 **Ellison(1999)**利用晨星公司(**Morningstar Incorporate**)的数据库分析了美国 453 位成长型基金或“成长-收入型”基金的经理职业更迭规律，他们将基金经理的职业前途分为两类：一类续任原职或升职，一类是降职或者离职。**Chevalier** 和 **Ellison**着重考察了基金经理的离职行为，发现与年长的基金经理相比，年轻基金经理的离职与基金业绩的关系更加密切，使得年轻基金经理更加有动力去降低非系统风险，而且更加可能产生“羊群行为”。在国内，肖条军、盛昭瀚(2003)研究发现，当进行多阶段博弈时，声誉起很大作用，上一阶段的声誉往往影响下一阶段及以后阶段的效用，现阶段良好声誉往往意

味着未来阶段有较高的效用。李建国(2003)认为,基金经理为了获得长期利益,将会注重并追求声誉等隐性激励因素,为了塑造良好的职业声誉而努力工作。

#### 2.2.6 关于中小投资者行为

上海交通大学上海高级金融学院朱宁教授是行为金融学研究的先行者,他在《投资者的敌人》一书中,指出广大散户投资者在投资股票的过程中,业绩并不尽如人意,总体上看,散户的投资水平低于市场平均水平,反映在他们的投资业绩上,就是散户的投资业绩明显低于市场平均水平。散户的损失中很大一部分是通过税收和佣金的方式交给了政府和金融机构,而另一部分则是轻易地转移给了对手方即高投资水平的金融机构。由于大多数散户投资者没有明确的投资策略,因此在投资过程中,非但没能给自己创造财富,反而不知不觉地给自己的财富带来了巨大的损失。朱教授的这一观点从大量的案例分析和数据统计中得出,说明我国散户投资者的投资行为呈现较明显的特征,大多数散户投资者既没有明确的投资组合和风险管理策略,对信息的筛选、甄别能力也不强,这也正好从侧面证明了在互联网时代,“意见领袖”“组合跟投”“自动投资”这些互联网社交化的新模式能获得众多散户投资者认可并获得快速发展,是有其深层次的市场需求的,从而对本文的观点提供了佐证。

### 三、共享经济在投资理财领域的典型模式

共享经济在投资理财领域的出现，都是基于互联网金融近年来的快速发展，逐步改变了中小投资者的行为和习惯。因此在分析典型模式前，我们先来看看互联网金融快速发展背景下行业和投资者的特征，再将视角集中于共享经济在投资理财领域内发展的几种典型模式，挑选具有代表性来深入研究，以期发现其中的共通之处，并对其进行数据回归分析，来佐证我们的观点。

#### 3.1 互联网金融行业和投资者特征

##### 3.1.1 互联网金融行业的业态

###### 1、产品收益率形成梯度，行业迈向精细化运作

回溯 2015 年互联网金融，我们首先看到几个重要现象：由金融 IT 驱动的行业生态革新，传统金融机构谋求与互联网的深度融合，网贷等原生互联网金融业态的爆发式增长，与 2013-2014 年的颠覆式创新相比，互联网金融在 2015 年的突破更多体现在规模的变化上。由于政策准入，互联网巨头开始抢滩个人征信，并迅速打通应用场景，蚂蚁金服旗下芝麻信用通过嵌入支付宝实现基础用户的大规模覆盖；截至 2015 年底，手机支付用户规模达到 3.58 亿，使用率高增至 57.7%；首单消费金融 ABS 产品成功挂牌深交所，大数据结合资产证券化初战告捷，行业基础设施建设持续推进。而从金融产品角度，一个较为显在的现象是：余额宝等较为成熟的互联网金融产品的规模进入平台期，理财用户开始寻求更高收益的品种，挂钩股指、大宗商品的结构化场外期权产品频现于类 P2P 平台，不同形态的互联网金融产品之间形成梯度，网贷、互联网保险产品规模增长强劲。

对比此前两年，2015 年互联网金融产品创新节奏有所放缓，行业的进步主要体现于精细化运作，这种精细化，体现在互联网金融各子行业内的细分，投资者人群的细分以及相



应的需求细分等方面。消费金融、供应链金融与资产证券化产品从边缘向中心迈进，网贷基金、综合搜索、投资社交使互联网金融的生态得到延展。

## 2、机构竞争格局复杂化，生态整合走向深水区

互联网金融近两年呈现出前所未有的热度。一方面，互联网系主力军持续加码，除 BAT 外，京东、小米等公司动作频频，重度涉足互联网金融；另一方面，传统金融机构加快创新转型，自建互联网金融平台或牵手互联网巨头；部分实业企业也多以供应链金融模式参与互联网金融。此外，金融云、第三方评级、金融社交等细分领域也开始涌现出独角兽公司。牌照先行的传统金融机构和用户思维主导的互联网公司，新旧两种金融思维的区隔依然明显，而互联网作为基础设施的通用属性，加之实力较强的互联网金融平台陆续领取牌照成功转入正规军，将使得两者的业务形态趋向一致，行业竞争格局趋于复杂，大型互联网机构控制金融整体价值链构建生态群的业态开始显现。

### 3.1.2 投资者特征

#### 1、投资者特征逐步改变，用户理财意识觉醒

随着移动互联网持续渗透，投资者群体趋向年轻化。互联网金融在 2015 年的狂飙突进，与投资者人群的特征有着密切联系。CNNIC 数据显示，我国网民规模在 2015 年底达到 6.88 亿人，普及率达 50.3%；手机上网使用率（手机网民数与网民总数之比）为 90.1%，移动互联网普及率较为可观。而另一个更为直观的指标也从侧面反映了移动互联网的普及程度，即微信的活跃用户数。根据腾讯财报，截至 2015 年三季度该应用的活跃用户数量为 6.5 亿（含海外用户的 Wechat 客户端）。应用市场上众多软件仅在移动端提供完整的服务，这助推互联网金融活动向去物理网点化和全天候交互发展。

从年龄结构来看，网民中年轻群体占据数量上的绝对优势，这类人群拥有更高的教育水平，对于新鲜事物的接受能力也更强。2015年10月腾讯发布的《微信生活白皮书》也显示，微信用户中15-29岁用户占比达到60%。

受2014至2015年A股高回报率驱动，在相对成熟的传统金融市场，新增投资者结构同样呈现出年轻化特征。2014年初至2015年3月31日，深市新开户个人中30岁以下的股民占比达到37.7%，本科及以上学历者占37%。

互联网普及率的提升，有利于互联网金融活动突破时间、空间限制，逐层渗透；中产阶级的壮大、高学历人群的涌入，持续向互联网金融领域注入活力。

## 2、投资者需求改变，迅速向长尾市场蔓延

在余额宝等产品出现之前，由于长期缺乏稳定的投资渠道，大量资金滞留在银行体系，居民储蓄占比大于60%。但随着互联网金融产品的逐步渗入，越来越多的人开始直接或间接地接触金融服务，支付、征信等基础设施的建设逐步将长尾市场（体量巨大的小微投融资需求市场）纳入金融市场服务对象。数据显示，截至2013年中国内地居民财富水平较低的家庭数量占比超过90%，家庭月收入较低的家庭，往往不是传统金融机构关注的对象。而低边际成本的特性，让互联网金融有能力服务于巨大的长尾市场，激发小额投资需求。小额分散是互联网金融投资偏好的核心特征，以网贷为例，选取过去一年运营较为稳定、成交量较为活跃的网贷平台，可以发现2015年单月单个平台投资金额介于0-1万的投资人数最多，占比高达65.65%。

互联网的去中介化、去中心化思想，大幅降低了参与投资理财的物理成本与学习成本，从技术层面助推了终端用户理财意识的觉醒。据第三方移动数据平台Talking Data统计，综合计算银行、证券、保险、理财、支付、记账等应用分发数量，2015年Q1我国移动金融应用覆盖终端数量达7.6亿台，同比增长130.7%。

而腾讯理财通公布的**2015**年度数据，集中反映了小额投资需求特征的几个侧面。该组数据显示，理财通用户的年龄分布呈现年轻化特点，**29**岁以下理财用户占到**48%**；区域分布上，**40%**的客户来自金融欠发达的三四线城市；**58%**的交易发生在传统金融机构的非交易时段。

### 3、投资者风险意识有所改善与提升

基于抽样调查结果，新浪财经于**2015**年**12**月发布《**2015**国民理财投资行为差异研究报告》，对互联网金融投资者的部分特征进行了描绘。报告显示，受访者中**40%**人群已有互联网理财行为，互联网金融投资金额呈逐年抬升趋势；受访者对于网销基金、网上炒股及第三方理财产品认知程度较高，对**P2P**等原生互联网金融业态认知相对较弱；互联网理财行为影响因素随着年龄的变化存在较大差异性，**70**后理财行为趋向稳定、长期化，看重理财操作的便捷性；**80**后资金增长与个人抗风险能力较强，对收益较为看重；而**90**后由于收入偏低、资金稳定性差，因此最为关注投资的自由度等。

从风险认知的维度看，投资者最为关注的是相关平台在资金存管等方面的技术性风险，平台或项目的信用风险居其次。深交所**2015**年初发布的《**2014**年个人投资者状况调查报告》显示了相似的情形：“对于互联网金融风险，投资者最担心的仍是网络信息安全风险（占受访者**40%**），其次最虚假信息欺诈风险（占受访者**23%**）”。总体看，互联网金融投资者对于风险的认识有所改善。

综合来看，一方面是互联网金融行业的竞争与发展，为投资者投资理财提供了更为便捷高效的各类工具，另一方面，也潜移默化的改变着投资者的结构、投资习惯、投资风格、投资偏好、风险意识等。两者相辅相成，缺一不可，为本文的研究提供了更宽广的视角，便于进一步的研究。

## 3.2 共享经济在投资理财领域的典型模式

基于知识共享，专注于证券投资增值服务的互联网社交分享平台和投资工具纷纷兴起，涌现许多围绕证券投资的互联网产品和解决方案，形成“意见领袖”、“组合跟投”、“自动化理财”等新模式，具体表现形式如下：

### 3.2.1 意见领袖

#### （一）模式简介

互联网公司通过搭建公共开放的交流平台，吸引具有投资研究分析能力的人进驻平台，入驻人员可以是从事金融工作的持牌人也可以是民间的投资高手。在平台发表个人的投资观点、投资策略等意见，使平台成为专业投资分析的内容输出地。通过融入直播、问答、评论等功能，加强投资者与专业投资人的、投资者与投资者之间的交流和了解，使优质的专业投资人脱颖而出成为意见领袖，从而吸引更多的人加入到平台中。

#### （二）模式特征

##### 1、意见领袖的策略和观点影响中小投资者的投资行为

中国中小投资者普遍缺乏专业的投资素养，借助互联网平台，可以全面了解到意见领袖的过往投资经历和言论，及其信用评价，筛选获取符合其需求的专业投资分析意见，并通过与平台其他用户的交流讨论，找到志同道合的人，讨论的过程可以帮助自己发现问题，启发思路，集群众的智慧辅助作出投资判断。

意见领袖的观点对关注他的投资者群体产生潜移默化的影响，基于意见领袖观点作出的投资行为将逐步趋同，形成个人投资者的投资行为向机构化发展的趋势。

##### 2、意见领袖及时分享更全面专业的投资资讯

意见领袖通过多种渠道了解到投资资讯，借助社交平台及时发布分享。普通投资者通过关注意见领袖的分享，并与意见领袖或其他投资者之间的交流，可获取更全面专业的投

资资讯。借力互联网技术，及时的分享与传播，改变了普通投资者获取投资资讯的方式。

### 3、意见领袖与投资者互动交流，相互提升

通过主旨明确的投资者交流社区，每位用户都可以快速的找到自己认同的意见领袖或需要的信息并同其他用户交流，使得交流的形态更加丰富立体。

充分的互动交流，一方面可以获取有价值的信息，另一方面也能分享自己的心得体会。即使在面对风险时，通过与意见领袖或其他投资者的交流，也能互相心理按摩，减少投资者面对不确定性时的惶恐，从而在交流的过程中不断完善自己的投资能力。

## （三）模式案例

### 1、雪球

以雪球为例，该平台已有超过 **600** 万人注册，每天活跃着 **100** 万用户，用户围绕着 **A 股、B 股、港股、美股**乃至各种基金期货和理财产品进行着激烈的交流和讨论，日新增内容逾 **20** 万条。按照目前的发展速度，雪球的规模将在短时间内超过 **1000** 万。根据艾瑞咨询对雪球网的估值，目前已经超过了 **5** 亿美元。**2014** 年 **9** 月，雪球网宣布完成 **4000** 万美元 **C** 轮融资，由人人集团领投，晨兴资本跟投。

雪球社区的内容是由人产生的，因此，雪球的规模会随着市场波动而波动，开盘期间数据流量猛增，非交易日则很平静。而当市场大涨或大跌，用户的讨论会更加激烈。在雪球用户中，粉丝最多的是“小小辛巴”，已拥有 **48** 万粉丝。

雪球不挑选用户，也不审核挑选内容，因为雪球认为自己不具备鉴定用户素质高低的能力，也没能力去鉴定内容的好坏。雪球认为，在广大用户中存在很多有潜力的投资者，雪球希望发现他们，挖掘所有用户潜质，给他们提供合适的机会和平台，施展更大的抱负。

雪球社区的参与者很多，包括普通投资者、上市公司的董秘、基金公司基金经理、券商行业分析师，他们的存在使得交流形态更加丰富立体。除了投资者之间外，投资者也可

以和上市公司的高管进行交流。同时在雪球社区中，用户不但可以获取有价值的信息，同时也能分享自己的心得体会，在与其他用户交流的过程中不断完善自己的投资能力。而这种良好的互动环境，对用户有着极大的吸引力。

雪球社区现在已成为投资领域最重要的内容输出地，在近期几大电商平台的财经图书畅销榜中，雪球用户的作品占据了半壁江山。用户“那一水的鱼”刚刚出版了自己写作的投资图书《投资第一课》，他认为，雪球对他而言最大的价值就是可以学习知识，自己的交易系统和对投资的认识，也在参与雪球讨论的几年间发生了巨大的变化。

## 2、金融界爱投顾

(1) “爱投顾”是中国金融在线集团（旗下成员：金融界、证券之星、巨灵财经、证星金融）沉淀十年打造的互联网证券服务平台，包含证券资讯、股票问答、股市直播和投资策略四大功能，通过整合专业投资顾问，为普通投资者提供个性化服务。在模式上，“爱投顾”借鉴了欧美成熟案例，在功能设置和用户体验上，又充分考虑中国投资者的使用习惯、投资诉求，力争为投资者提供优异的证券投资“一站式服务”、流畅的互联网平台体验。

“爱投顾”对入驻投顾采用业内最严格的审核机制，主要包含以下类型：一类为投顾持牌人，即通过中国证券业协会审核的执业投资顾问；第二类为“投资达人”，虽缺乏执业资格，但具备长期股市实战能力、服务经验的实盘高手。

利用爱投顾的平台，投资顾问为投资者提供以下四类服务：

- ①提供投资策略、热点新闻解读，帮助投资者把握投资机会。
- ②提供在线答疑。投资者可以选择适合自己的投顾，享受一对一咨询服务。
- ③提供实时解盘，帮助投资者第一时间了解盘面变化。
- ④构建投资组合。针对不同投资者的投资风格，投顾将推荐个性化的股票投资组合。

(2) 2014 年 12 月 16 日, 爱投顾网站、iOS 和安卓移动客户端同步上线, 目前金融界爱投顾的合作机构包括中信证券、中山证券、长城证券、证星金融(香港券商)等。

截止目前, 爱投顾平台已累计入驻投顾 5106 人, 发布投顾观点共 138623 次, 发布直播 2247467 次, 问投顾栏目已累计解答投资者提问 454696 万个, 实盘播主 1150 名, 直播栏目已累积吸引 3706 万人参与, 实时观点 301 万条, 互动消息 367 万条, 影响人数累计达 9115 万人。

爱投顾的特色之处在于全面的投顾评价体系, 包括最具影响力排名、咨询达人、人气直播排行榜、新锐排名等。投资者可以参照各种排名, 选择适合的投顾关注、交流, 为自己提供服务。除此之外, 投资者也可以根据按擅长领域、按股票、按所属机构、按地区等条件来筛选投顾。

### 3.2.2 组合跟投

#### (一) 模式简介

从事金融服务的持牌人、民间投资高手在某些特定互联网平台发布自己特定主题的投资组合及获取组合信息的价格, 投资者可在这些平台购买自己认可的投资组合, 一旦关注了或者购买了某个投资组合之后, 互联网平台会向你实时推送该投资组合的投资者的操作信息, 继而跟进这些组合进行投资, 以期获得更高的收益。

#### (二) 模式特征

##### 1、服务方式变化

专业投资人员的投资分析意见不需要再通过枯燥难懂的报告、博文来体现, 也不用投资者花费大量时间跟进直播, 不断问答来了解投资意见; 而是运用投资组合将其标准化, 以模拟盘的形式通过数据来体现专业投资人员的专业知识及投资水平, 让普通投资者更易于接受和理解, 更直观地帮助投资者作出投资判断及投资操作。

## 2、组合有利于分散风险

跟投组合的投资方式，可帮助投资者对资产进行类比配置，解决中小投资者很多非理性的投资行为，分散投资、理性投资，降低投资风险。选择好的跟投计划还可以提高获取收益的概率，接下来要解决就是跟投哪个组合的问题了。互联网平台的机制起了重要作用，专业投资人通过股票组合来展示自己的投资实力和投资理念，借助互联网的评价及分享，使得优秀的组合很快被投资者所周知，组合赚钱效应被放大，推动投资者的分享热情，通过真实的、可量化的组合计划，方便投资者进行跟进操作。

### （三）模式案例

#### 1、跟投网

股票跟投网是深圳市跟投网络服务有限公司旗下全新的跟随投资交易平台，致力于搭建最简单有效的投资交易平台，实现优秀投资组合及投资者的之间的价值对接。

平台拥有模拟操作、实时交易提醒、高手推荐等强大功能，投资顾问可跟随股市动态进行操作，建仓、补仓、减仓、清仓等功能均可一键实现，投顾的每次操作都会实时且免费的推送给相应的粉丝群体，粉丝群体可自行决定是否一键模拟跟投。

#### （1）跟投网的特色

①专业性：平台严格控制投顾顾问入驻资格，筛选出 30 多家券商的多名优秀投资顾问，涵盖多种投资风格和模拟操盘模式。

②针对性：平台可根据总收益、月收益、日收益和最大回撤率等多项指标筛选炒股高手，推荐给合适的投资群体。同时，投资群体可向高手提问，获得其专业的投资建议。

③及时性：投资顾问的每次操盘，都能实时推送给相应的粉丝群体，接收完全免费；投资顾问每天皆可在平台发布观点，解析大盘，粉丝可及时快速了解大盘走向。



④便捷性：投资顾问的买入卖出操作都有交易说明和投资理由阐述，粉丝可随时以模拟进行一键跟投，采用最简单的炒股方式。

## （2）跟投网的主要功能

①推荐高手功能：平台提供各种维度的排行榜，如推荐高手、认证投顾、短线高手、稳健高手、粉丝数、日收益、7日收益、近30日收益、总收益率等指标，供粉丝选择适合自己的高手。

②高手能力透视功能：系统自动根据用户的历史操作，进行统计计算和分析，可得出近30天操作次数、近30天周转率、近30天最大回撤率、累积最大回撤、操作风格（短线中线长线）、风险偏好（激进稳健保守）、历史交易（盈利交易和亏损交易）、投资行业分布等结果。

③问答功能：用户可向投顾顾问、民间高手提问，了解大盘趋势、操作建议、个股看法等知识，同时，可相互交流、学习炒股心得。

④观点功能：每日实时更新专业投资顾问和民间高手的大盘走势、板块分析和个股观点等，粉丝可评论，可与其探讨。

⑤点赞功能：粉丝可根据高手发布的观点价值进行点赞。

截止目前，跟投网已经入驻了**3897**名专业投资顾问，发布了**45343**个观点，回答了**45843**个问题，并通过直播、与腾讯合作开展A股大赛等方式，为客户和粉丝提供多样化的服务。

## 2、新浪理财师

### （1）理财师计划

新浪理财师的计划在行业内保持较高的活跃度，目前计划总数超过**2000**个，其中最新上架**42**个，运行中计划**428**个，成功计划**900**余个。

## （2）精细化运营

通过细致的运营，对理财师计划进行有效的管理分类，帮助投资者选择心仪的投资计划。筛选当期收益最高、年化业绩最好、最牛理财师推荐等类别，进行排行，供投资者选择。同时，对投资者购买的计划进行跟踪，通过电脑网页端、手机客户端、手机微信端等方式，将每笔最新交易操作实时的通知提醒投资者，方便投资者进行管理。

## 3、股票雷达

股票雷达成立于 2011 年 10 月，注册用户 700 万以上，用大数据的方式，主打个股跟单，客观统计每笔交易筛选牛人，利用大数据分析，挖掘被看好的股票，综合出高手们看涨的股票。股票雷达目前已获得富达基金领投、经纬创投、Keytone、Empower 等国际知名 VC 的千万美元投资。

### （1）全面展示民间高手投资信息

通过细化指标可进入高手的个人页，查询“用户概览”、“统计分析”“当前持仓”、“订阅关系”等更多的信息，帮助投资者更全面的了解信息。

### （2）从排行榜寻找投资高手

股票雷达的排行细分出了 8 个榜单，分别为稳定盈利、实盘高手、选股成功率、短线收益、7 天收益、30 天收益、年收益、本月炒股大赛。投资者可以通过实时更新的排行榜，方便的搜索到认可的投资高手。

## 3.2.3 自动投资

### （一）模式简介

基于对投资者风险等级、投资能力等个人信息的调查，通过对各类投资理财产品基本面、技术指标等大数据的收集和分析，再经过投资机构提前设定好的智能程序推荐股票、基金等或匹配投资者为其制定投资计划供选择，最后由投资者自主判断下单确认。

自动化投资的出现，推动着互联网金融开始从卖产品的渠道商，转为提供内容的生产商。目前中国市场存在两大类型的自动化投资产品：第一类制定个性化投资计划，如弥财、理财魔方；第二类未制定计划，主要利用大数据进行荐股，如百度股市通、智投。在券商中，平安证券的牛人牛股也在这方面进行了尝试，平安证券选取近一年(2013.12.20-2014.12.19)，跑赢牛熊两市的 8694 名炒股高手，通过追踪其较大数据分析真实得出。通过实时追踪牛人真实交易，每天更新一次牛圈榜单，通过交易时间、人数、价格等多个因素进行排名，呈现买卖前 5 名的热门股票。平安证券客户均享有免费浏览权限。

## (二) 模式特征

### 1、中小投资者也能享受机构的量化投资服务

投资市场存在严重的信息不对称，机构保证盈利的重要因素之一就是信息的收集及处理能力。而这些是散户所无法比拟的，一是大数据的数据处理量；二是基金经理对数据的分析能力，即通过人工智能技术从海量的数据容量中挖掘出有价值的信息。自动化投资机构通过其强大的数据分析能力，大大节约了个人投资者的时间和精力，最终呈现就是一个简单的投资计划及其关键参考参数。

### 2、自动化投资考虑了投资者的个性化情况

自动化投资虽然经过人工智能输入算法计算出的标准化产品，但他给出绝对不是千篇一律的投资计划，而是结合投资者的实际情况作出的。互联网平台通过问卷调查的形式，掌握投资者年龄、投资经验、资产状况、投资期限、主观风险承受态度、投资收益目标等信息。为尽可能体现投资计划能体现不同投资者的差别，通过细化指标的参数，增加组合建议的数量。如理财魔方主要依据计算模型为用户设计分散投资（以产品组合的方式推荐给用户），用户风险等级分为 1-10 分，颗粒度精确到 0.1 分，每 0.1 分提供一种投资组合。

## (三) 模式案例

## 1、弥财

弥财成立于 2015 年，对于自动化投资，弥财的解决方案是“不走大众化路线也不做高净值人群，只精准地针对富裕人群做小范围面对面推广”，而该部分人群家庭年均可支配收入在 2-100 万美元之间的，被定义为“富裕人群”，这些人在 2020 年 预计将占到中国总人口的 20%。目前弥财已获得高瓴资本、清流资本等 200 万美金的 天使轮投资。

### (1) 专业的投资能力

弥财的专业投资人有着平均十余年的金融投资经验，来自欧美投资专家如 **betterment.com** 的天使投资人和金融顾问、明星股票基金经理、投行专家等，为中小投资者挑选并评估投资组合。

### (2) 自动投资管理

通过硅谷领先的科技技术，通过手机应用完成一键自动化、全球化资产配置，实时监测，自动红利再投资，自动存款，竭尽所能为投资者优化投资方案。为投资带去更简单，更人性化的体验。

### (3) 简化的步骤

①你不需要再花费大量的时间看盘，选基金，节约时间成本。

②风险等级调查。从常规的年龄、投资收入、流动资产等，到生育计划、购房计划等，对投资较大的事项会被记录在案。

③根据测评结果输出投资方案。投资者可查看具体方案的投资方向及投资比例和金额，确认方案后进入交易阶段，交易情况同样一目了然。

④实时查看投资方案运行情况

## 2、百度百发

2014 年底百度联合中证指数、广发基金，推出利用大数据挖掘技术开发的互联网金融产品百发 100 指数。

#### (1) 收益表现优异

百发大数据精选混合基金在百发 100 的基础上，纳入中证 800 成分股，开发新型大数据策略选股模型，通过量化选股、量化择时、灵活调仓、择时对冲等策略，是国内首支大数据量化主动型基金。来自 wind 和广发基金的数据显示，从 2009 年起至 2015 年 7 月 24 日，百发精选收益增长达 783.97%，而同期中证 800 增长为 169.70%，上证综指为 123.58%，2015 上半年收益率达到 53.3%。

#### (2) 投资策略

采用领先技术挖掘个股。百发大数据精选均衡布局中小市值成长股与大市值价值股，并深挖个股价值，通过极致精选创造超额收益。股票类资产配置比例 0-95%，可通过调整建仓策略及持仓优化。

百发大数据基金 2.0，在大数据基金模型上实现突破，引入量化“择时”技术。基金品种应用上实现突破，大数据从指数基金拓展到更多品类。大数据择时技术的出现对于更加科学地判断市场、帮助投资者理性投资显得尤为重要。

## 四、投资分享组合的实证研究

结合本文研究的方向，从以上几类典型模式中，进一步选取了雪球网和跟投网这两个具有代表性的案例，搜集平台分享的投资组合数据来进行实证研究。

### 4.1 对雪球网、跟投网的实证研究

参考对基金业绩的研究成果，本文对雪球、跟投网的投资分享组合进行了一系列回归分析，并相应的与公募基金、私募基金进行比较，从中得出投资分享组合的一些特征。

#### 4.1.1 研究样本选取

本文在写作过程中，对雪球网和跟投网用户组合数据进行了观察和研究，利用 **Python** 程序自编数据采集软件，实现雪球网和跟投网数据的采集和下载。

雪球网从 **2014 年 10 月份** 推出用户组合功能以来，有大量用户建立一个或多个投资组合。而在组合建立后，其中绝大部分并未得到其他用户的关注，也得不到创建者的持续维护，会进入长期无人打理的“僵尸组合”状态。这种情况造成在雪球网组合数据中存在大量的无效数据，本文将“僵尸组合”的数据视为一种噪音，为了过滤“僵尸组合”，提取有研究价值的组合，本文将雪球网数据样本设置采集标准，只采集截至 **2016 年 11 月** 持续活跃的大 **V** 用户组合。其中，大 **V** 用户定义为至少有一支组合在 **2016 年 11 月 30 日** 拥有 **5000** 名以上粉丝，并且第一支组合是建立在 **2015 年 1 月 1 日** 前；活跃组合的定义为在 **2016 年 8 月 1 日** 至 **2016 年 11 月 30 日** 之间组合至少有一次调仓。本文认为有调仓行为表示投资组合管理人仍在打理组合，拥有一定粉丝量表示大 **V** 本身在网络上受到认可，即投资水平得到网友的肯定，有可能存在跟随效应，后文通过对大 **V** 不同粉丝量组合的对比，进行投资分享组合跟随效应的研究。

按照前文描述的雪球数据样本标准，通过自创的数据采集软件，按照雪球组合 **ID** 规则生成组合 **ID**，对雪球组合数据进行浏览。当发现组合粉丝数满足大于 **5000**，且组合创立

时间早于 2015 年 1 月 1 日，将组合信息采集保存到本地数据库，并检查组合管理人是否有其他组合，如果有其他组合，也将其信息采集保存到本地数据库，完成雪球样本数据收集工作。

跟投网业务开展相对较晚，能够通过互联网采集的数据为 2015 年 11 月后的组合数据。跟投网的组合由证券公司的持牌投资顾问进行打理，因为组合的数量有限，故对于跟投网组合数据，本文进行全数据采集，通过数据采集软件将跟投网的所有组合的基本信息、每日净值和调仓记录进行采集。跟投网没有公开展示组合的关注人数，无法采集跟投网的粉丝数据，所以在下文仅将跟投网数据作为 16 年上半年横向业绩及归因分析使用。

按照前文所述方法共收集 560 支雪球组合数据，728 支跟投网组合数据，分别存储在本地 Mysql 数据库的组合信息表，净值信息表和调仓信息表中。其中组合信息表抓取符合条件数据 1288 条，净值表存储数据约 40 万条，交易表存储数据约 13 万条。

本文使用的公募基金样本数据来自万得基金数据库，按照万得基金分类标准，选择万得开放式基金分类中股票型基金分类下的普通股票型基金子类别中的数据，数据计算周期选择以周为单位。收益率计算方法为普通收益率，Alpha 及 Beta 以周为周期进行计算，选择的业绩基准均为申万全 A 指数。2016 年上半年公募基金数据的起始日期和截止日期分别是 2016 年 1 月 1 日和 2016 年 6 月 30 日；2015 年至 2016 年上半年公募基金数据的起始日期和截止日期分别是 2015 年 1 月 1 日和 2016 年 6 月 30 日。

私募基金数据和公募基金数据一样来自万得基金数据库。按照万得基金分类标准，选择万得私募基金中投资策略类（私募基金）中股票多头子类别的数据，再根据万得数据库私募基金产品通道进行筛选，将股票多头基金中的私募基金自发产品作为研究数据。数据计算周期以周为单位，起始日期和截止日期分别是 2015 年 1 月 1 日和 2016 年 6 月 30 日。收益率计算方法为普通收益率，Alpha 及 Beta 以周为周期进行计算，选择的业绩基准均为

申万全 A 指数。2016 年上半年私募基金数据的起始日期和截止日期分别是 2016 年 1 月 1 日和 2016 年 6 月 30 日；2015 年至 2016 年上半年私募基金数据的起始日期和截止日期分别是 2015 年 1 月 1 日和 2016 年 6 月 30 日。

需要注意的是，我国阳光私募基金并没有公开披露发布净值的义务，因此我国私募基金的净值数据质量不佳，万得数据库是在本文写作过程中寻找到私募基金数据相对完整的数据库，但依然存在一些脏数据。在数据处理过程中，作者发现数据库中部分私募基金组合判决系数为 0 或 1，与事实不相符合。在前期处理中，本文将此类数据剔除出样本。

文中所述的样本数量指采样组合数量，平均值指所有样本的平均收益，标准差指各类样本年化收益的标准差，最小值、最大值指某类样本中的最小和最大收益率，25%位数、中位数、75%位数指某类样本中，按从小到大排列，排在 25%、50%、75%位置的收益率。

#### 4.1.2 研究样本的局限性

本文挑选了四类样本，分别是：雪球、跟投网、公募基金和私募基金，其中，前两项样本为共享经济平台分享的投资组合，后两项样本为真实的产品投资业绩。在前两项样本中，在雪球分享投资组合的投资达人使用昵称，无法辨识真实身份，投资达人的知识背景跨度较大，可以统称为民间高手；而跟投网分享投资组合的投资达人，需要由证券公司集中注册，并显示其实名和从业资格信息，其身份为证券公司从业人员，可以视为专业用户。考虑分享的投资组合标的为股票，在选择公募和私募样本时，挑选标的相匹配的股票型公募和股票多头策略的私募。

本文四个样本的选择，从横向对比来看，考虑了市场不同参与者的情形：民间高手、专业用户、追求相对收益的公募、追求绝对收益的私募，因此，样本横向对比具备较强的参考意义。



从四个样本的数据搜集来看，跟投网虽然成立时间短，活跃度较高，可以搜集全部样本数据，公募和私募在确定的风格类型中搜集全部样本数据，唯独雪球网，因为绝大部分组合出现无人打理的“僵尸组合”现象，如果搜集全部样本数据，可能对统计结果产生极大扰动，因此筛选了持续活跃的大 V 投资组合数据，即前文所述的三个条件。因为跟投网为实名认证，投资达人维护数据的活跃度较高，僵尸组合少，公募和私募为正式发行的产品，处于正常交易状态，从数据活跃度的维度来看，对雪球网数据采取一定筛选条件是必要的，保障四个样本分析对比的样本活性。

但是，由此也不可避免产生了选择偏差(selection bias)，因为持续活跃的大 V 投资组合，满足这个定义的组合自身经历了粉丝长达 18 个月自然进化般的挑选，如果收益率不佳或风格特征不突出将得不到粉丝的关注，能够进入样本的组合具备幸存者效应，这一点，从随后的收益率和 Sharpe 分析结果可以看到，雪球样本普遍跑赢了跟投网、公募和私募基金。不过，这个选择偏差说明在互联网共享经济平台上，粉丝的选择实现了“物竞天者、优胜劣汰”，粉丝的投票行为（关注、好评）是共享经济很重要的一个观察指标，这也进一步印证了本文的研究意义。

如果彻底解决选择偏差问题，可以考虑将本文筛选的雪球网和跟投网样本，继续搜集其 2016 年 6 月 30 日之后 1-2 年的数据，即先确定样本，再搜集未来发生的数据，这可以在今后作为另一个研究课题加以跟进。

### 4.1.3 研究方法

#### 1、组合净值的获取

原始数据中的每日净值记录是通过自己写的采集程序，从雪球网和跟投网直接获取的。雪球网和跟投网在公布组合净值时，已经对股票分红、除权做过处理，故在本文研究分析的过程中，不再对组合每日净值进行处理。

## 2、组合收益率计算方法

日收益率计算方法

$$R_d = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}$$

周收益率计算方法

取周五收盘后的净值为当周净值 $P_{wt}$

$$R_w = \frac{P_{wt} - P_{wt-1}}{P_{wt-1}}$$

## 3、组合夏普指数的计算

$$\text{Sharpe Ratio} = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p}$$

$R_p$ : 组合收益率

$R_f$ : 无风险利率

$\sigma_p$ : 组合波动率

## 4、组合波动率的计算

$$\sigma_p = \sqrt{52} * \text{std}(R_w)$$

$\text{std}(R_w)$ : 周收益率的标准差

$\sqrt{52}$ 表示组合波动率按照每年 52 周标准进行年化处理

## 5、组合 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\beta_1$ 、 $\beta_2$ 的估计

$\alpha$ 、 $\beta_1$ 、 $\beta_2$ 根据 TM-FF3 模型进行估算:

$$R_p - R_f = \alpha + \beta_1(R_m - R_f) + \beta_2(R_m - R_f)^2 + \gamma \text{SMB}_p + \delta \text{HML}_p + e_p$$

估算算法采用最小二乘法, 用周收益率与基准周收益率进行一元回归。在估算过程过

程中, 对 $R_m$ 、SMB、HML、 $\beta$ 等数据的提取和计算方法具体如下:

上证指数和深证成指只能反映上海和深圳市场各自的权重股的表现，而沪深 300 也只能反应 300 只权重股的表现。因而，本文采用申银万国证券研究所编制的申万 A 股指数作为市场基准收益率  $R_m$  的计算标准。申银万国 A 股指数成份股包括沪深交易所上市的全部 A 股(含 ST \*ST 中小企业板，不包括 PT、暂停上市的股票，新股自上市第 6 个交易日起计入统计)。本文研究对象的投资范围均为中国 A 股市场标的，因此不选用债券市场指数来计算市场基准收益率。

相应的本文采用申万风格指数来计算 SMB 和 HML。SMB 用申万小盘指数和申万大盘指数的周收益率之差来确定，HML 用申万价值指数和申万成长指数的周收益率之差来确定。申万 A 股指数和申万风格指数均取自万得数据库。

$\beta$ 则是根据组合周收益率和基准周收益率的历史数据进行计算：

$$\beta = \frac{cov(R_p, R_m)}{Var(R_m)}$$

在对组合收益进行分析时，采用上述 TM-FF3 模型进行归因分析。在模型回归过程中，发现按日收益率进行回归分析，雪球网分析结果的  $R^2$  平均值仅为 0.3845，结果归因分析的解释性不强，故采用周收益率进行分析。因为在样本中组合净值是逐日记录的，本文采用根据周收益率进行回归的方式进行计算。因此在模型处理前，需要根据日净值数据计算周收益率数据，具体做法如下：

第一步：重新编制数据采样频率。使用 pandas 将日净值数据的时间序列以周为频率进行取样，得到周净值时间序列数据。考虑在计算当期收益率数据时会使用到上期样本净值，所以本文选取分析周期前一周的时间点作为数据样本的起点，譬如对 2016 年上半年组合数据进行收益分析时，选择 2015 年 12 月 27 日作为数据样本起点。

第二步：根据净值数据计算收益率。在周净值时间序列数据的基础上，计算周收益率时间序列数据，按照前文描述计算方法  $R_t = (P_t - P_{t-1}) / P_{t-1}$ ，得到周收益率时间序列数据。

第三步：对收益率数据进行回归分析。利用 Python 机器学习 sklearn 包中的 LinearRegression 模块，对周收益率时间序列按照 TM-FF3 模型公式进行回归，分别计算每支组合的 Alpha, Beta1, Beta2, gamma, delta 以及残差。在回归算法的实现过程中，本文使用 sklearn 的版本为 scikit-learn 0.18(stable)版本。

## 4.2. 研究过程及结论

本节从收益率、Sharpe 指数、业绩归因、判决系数、换手率五个方面对投资分享组合进行分析，共包括五部分内容，第一部分为对雪球网、跟投网组合的收益率分析，包括对 2016 年上半年雪球网、跟投网的收益率分析及与公募基金和私募基金的比较，并对 2015 年至 2016 年上半年雪球网组合的收益率进行了单独分析；第二部分为对雪球网、跟投网组合的 Sharpe 指数分析及与公募基金和私募基金的比较；第三部分为对雪球网、跟投网组合的整体业绩归因分析，并根据组合实际运行情况对雪球网、跟投网组合的业绩归因进行了抽样分析，还专门分析了雪球网组合的业绩持续性；第四部分为对雪球网、跟投网组合的判决系数分析及与公募基金和私募基金的比较；第五部分对雪球网、跟投网组合的换手率进行分析，并与同期 A 股指数进行比较。

### 4.2.1 收益率分析

#### ①2016 年上半年雪球网、跟投网组合的收益率分析

因收集数据样本的时间跨度较大，覆盖从 2014 年下半年到 2016 年 11 月的用户样本，但在样本数据中，因用户注册时间先后、投资分享组合的存续期不一致等原因，无法对全部样本的收益和风险等进行横向比较，可能导致分析结果并不完备。因此本文对原始数据进行筛选，专门选取了 2016 年 1 月 1 日-2016 年 6 月 30 日的采样数据，和同期的股票型公募基金和偏股型私募基金做比较。在所选取的时间段，雪球样本中有 7 支组合没有调仓操作，跟投网全体样本中有 630 支组合没有调仓操作，所以在 2016 年上半年组合表现横

向比较分析时，将雪球网和跟投网没有调仓的组合剔除。经筛选，雪球网符合标准的组合共 553 支，跟投网符合标准的组合共 138 支。

通过对 2016 年上半年雪球网、跟投网、公募基金、私募基金的收益率进行统计，为消除极值和错误数据的影响，对各组数据收益率最高和最低的 1% 样本剔除后进行统计操作，最终统计结果如表一：

表格 1：雪球、跟投网、公募基金、私募基金 2016 上半年收益率

	2016 年上半年			
	雪球	跟投网	公募	私募
样本数量	541	136	145	3261
平均值	9.27%	-16.04%	-22.85%	-17.09%
标准差	0.651	0.324	0.123	0.267
最小值	-69.77%	-72.37%	-47.69%	-93.78%
25%位数	-33.72%	-36.39%	-30.32%	-31.39%
中位数	-3.92%	-23.80%	-24.13%	-14.00%
75%位数	28.06%	3.83%	-17.07%	-1.21%
最大值	372.94%	146.21%	19.47%	86.91%

按表一结果，分析结论如下：

1) 2016 年 1 月 1 日-2016 年 6 月 30 日，申万 A 股指数下跌 17.8%，年化收益率为-35.6%；从样本平均收益统计看，雪球网大 V 的同期投资年化回报率为 9.27%，显著高于大盘和其他组；私募基金的平均投资回报率为-17.09%；跟投网投顾和公募基金同期回报率分别为-16.04%和-22.85%。相对于大盘，样本分类都或多或少跑赢大盘。

2) 雪球网大 V 的绝对收益率明显优于其他对比组。在采集雪球组合样本的过程中，选择的样本都是有一定粉丝基础的大 V。从共享经济的角度看，能够吸引粉丝的大 V 往往是投资业绩比较好，有自己独特投资理念的用户，雪球用户的粉丝行为将业绩好的组合筛

选出来，所以收益率显著高于同期指数。私募基金绝大部分有净值清盘线，在整理私募基金数据的过程中，一部分因触发清盘线清盘的私募基金已被清盘，所以归于统计的样本属于私募基金市场竞争中的幸存者，收益表现要好于公募基金。

3) 1月-6月的同期数据统计比较，雪球组合中**43%**的样本收益为正，跟投组合中**29%**样本收益为正，私募基金有**23%**的样本收益为正，公募基金仅有**4%**的样本收益为正。

4) 从投资水平差异看，雪球投资组合间的收益率方差最大，雪球上的投资达人水平差距较大，可能因为雪球投资达人均为互联网用户，背景差异大，投资水平和投资理念差距跟多。跟投网投顾主要由券商投资顾问组成，职业背景相似，故投资水平差异较雪球用户小。私募基金的回报方差仅次于雪球组合，私募基金投资经理虽然背景多样，既有出自公募、券商的机构派，也有草根出身的平民派，但作为资产管理行业正规军，投资过程的严谨程度高于网络上的投资者，产品之间的差异相对小于雪球网和跟投网的大V。公募基金的回报差异最小，跟公募基金对投资的仓位、标的范围等规定严格，在风控的把控下，投资经理操作更加规范有关。

### ②2015年全年和2016年上半年雪球网组合的收益率分析

雪球网样本数据覆盖**2015**年全年和**2016**年上半年，而跟投网数据仅覆盖**2016**年上半年，因此在做雪球网、跟投网和公募、私募的横向对比分析中，前文仅采用了**2016**上半年的数据进行分析。考虑到证券投资是一项长期工作，业绩也和行情、市场人气等外在环境息息相关，半年时间跨度的数据分析结果是否具有代表性还值得进一步商榷。为了进一步研究网络大V组合在一个长时期的业绩归因表现情况，本文对**2015**全年和**2016**上半年的雪球数据再次进行分析和研究，将十八个月的雪球组合样本数据与公募基金和私募基金同期样本数据进行比较。

对前文中采集的数据集进一步筛选，从收集的**560**支雪球组合样本中，选择成立日期

在 2015 年 1 月 1 日之前的，共得到样本组合 520 支。同样，在前文采集的公募基金和私募基金数据中，进一步筛选在 2015 年 1 月 1 日后有持续业绩数据的组合，得到公募基金产品 53 支，私募基金产品 299 支。为消除极值数据影响，做统计分析时剔除最高 1%和最低 1%的样本。

下表为雪球网、公募基金和私募基金在 2015 年 1 月 1 日至 2016 年 6 月 30 日的收益率情况统计表：

表格 2：雪球网、公募基金、私募基金 2015 年全年和 2016 年上半年收益情况

2015 年 1 月 1 日-2016 年 6 月 30 日			
	雪球	公募	私募
样本数量	510	51	293
平均值	65.11%	26.47%	46.31%
标准差	0.922	0.142	1.080
最小值	-82.62%	-7.90%	-27.19%
25%位数	-12.55%	17.73%	5.21%
中位数	53.56%	25.91%	20.32%
75%位数	129.21%	33.29%	38.83%
最大值	394.09%	66.71%	946.37%

从 2015 年 1 月至 2016 年 6 月共一年半的表现情况看，雪球网大 V 总体样本平均年化收益比公募基金和私募基金表现要好，一方面证明网络粉丝的跟随使得大 V 组合有幸存者效应，通过网络粉丝主动选择而留下的组合普遍表现良好，另一方面也证明能够长期获得网络上网民认可的优秀个人投资者是存在的。从标准差数据看，雪球大 V 和私募基金相对于公募基金，样本间表现差异更大，收益率的标准差更大，这一点从各类样本的年化收益率最大值和最小值差距也可以直观看出。

#### 4.2.2 Sharpe 指数分析

Sharpe 指数表示每承受一单位总风险，会产生多少的超额报酬，可以同时对策略的收益与风险进行综合考虑。分别对雪球网、跟投网、私募基金和公募基金 2016 年上半年 Sharpe 指数和雪球网、公募基金、私募基金 2015 年全年及 2016 年上半年 Sharpe 指数进行统计，结果如下：

雪球网、跟投网、私募基金和公募基金 2016 年上半年 Sharpe 指数统计结果如表三：

表格 3：雪球网、跟投网、公募基金和私募基金 2016 上半年 Sharpe 指数

Sharpe 指数分类统计表				
	雪球	跟投网	公募	私募
样本数量	541	136	145	3261
平均值	0.637	-0.384	-0.111	-0.215
标准差	1.421	0.918	0.062	0.480
最小值	-2.298	-2.037	-0.253	-7.808
25%位数	-0.368	-1.103	-0.143	-0.316
中位数	0.415	-0.604	-0.118	-0.191
75%位数	1.488	0.129	-0.084	-0.051
最大值	5.845	2.358	0.187	4.768

雪球网与公募基金、私募基金 2015 年全年及 2016 年上半年共 18 个月 Sharpe 指数统计结果如表四：



表格 4: 雪球网、公募基金和私募基金 2015 年和 2016 上半年 Sharpe 指数

2015 年 1 月 1 日-2016 年 6 月 30 日			
	雪球	公募	私募
样本数量	510	51	293
平均值	2.394	0.071	0.112
标准差	1.964	0.037	0.198
最小值	-0.512	-0.042	-0.706
25%位数	0.826	0.046	0.012
中位数	2.145	0.073	0.084
75%位数	3.616	0.086	0.165
最大值	11.531	0.151	1.459

通过上述统计，Sharpe 指数分析结论如下：

1) 从统计值看，2016 年上半年夏普指数均值从高到低排列依次为雪球网组合(0.637)、公募基金 (-0.111)、私募基金 (-0.215) 和跟投网 (-0.384)。整体看，雪球网样本的夏普指数均数大于 0，其他类别样本夏普指数均数都小于 0，说明从风险收益角度看，2016 年上半年，雪球网组合样本风险收益为正值，其他各类别样本风险收益均值为负值。

2) 从绝对收益分析看，2016 年上半年私募基金的表现优于公募基金，但从风险收益的角度看，公募基金表现优于私募基金，说明公募基金在风险控制方面做得比私募基金好。

3) 比较表三和表四的数据，无论是雪球网还是公募基金和私募基金，2015 年 1 月至 2016 年上半年的夏普指数均值均高于 2016 年上半年的数值。说明 2015 年的牛市对所有分类的组合夏普指数均有正面影响。雪球组合组合样本的夏普指数无论是短期还是长期，表现都优于同期公募基金和私募基金。

4) 2015 年 1 月至 2016 年 6 月的数据中私募基金由于样本数量的减少，标准差低于 2016 年上半年数据。我们发现私募基金一年半的夏普指数均值高于同期公募基金夏普指数均值，与 2016 年上半年的结果不同。我们认为，这说明在经历 2015 年全年市场大幅波动

而幸存未清盘的私募基金，与 2015 年下半年成立的私募基金相比，平均风险收益比的表现更好。

#### 4.2.3 业绩归因分析

本部分主要对雪球网、跟投网组合的整体业绩归因进行了分析，并根据组合实际运行情况对雪球网、跟投网组合的业绩归因进行了抽样分析，还专门分析了雪球网组合的业绩持续性。

##### ①整体概况

根据 **TM-FF3** 模型公式：

$$R_p - R_f = \alpha + \beta_1(R_m - R_f) + \beta_2(R_m - R_f)^2 + \gamma SMB_p + \delta HML_p + e_p$$

可以对组合的业绩归因进行分析。

$\alpha$ 代表组合的选股能力收益

$\beta_1$ 表示系统风险收益

$\beta_2$ 表示择时能力收益

$e_p$ 表示随机残差

利用最小二乘法对 **TM-FF3** 公式中的系数进行回归估计，雪球和跟投网组合的系数分布如下：

雪球网组合：

表格 5: 雪球网组合业绩归因分析

	Alpha	Beta1	Beta2	gamma	delta
样本数量	541	541	541	541	541
平均值	0.006	0.706	0.216	-0.261	-0.321
标准差	0.012	0.480	4.392	1.316	0.980
最小值	-0.027	-0.402	-13.955	-5.164	-4.074
25%位数	-0.001	0.338	-2.218	-0.821	-0.656
中位数	0.004	0.668	0.019	-0.295	-0.107
75%位数	0.010	1.014	2.194	0.295	0.160
最大值	0.060	2.638	15.547	6.696	3.358

跟投网组合:

表格 6: 跟投网组合业绩归因分析

	Alpha	Beta1	Beta2	gamma	delta
样本数量	136	136	136	136	136
平均值	0.001	0.753	-0.027	0.137	-0.110
标准差	0.007	0.424	3.248	1.020	0.675
最小值	-0.019	-0.275	-9.022	-2.385	-1.861
25%位数	-0.003	0.502	-1.456	-0.432	-0.463
中位数	0.001	0.751	0.048	0.031	-0.159
75%位数	0.005	1.018	1.620	0.720	0.227
最大值	0.018	2.069	7.424	3.384	2.718

以 Alpha 为 x 轴, Beta2 为 y 轴绘制散点图, x 轴表示组合的选股能力, 越靠右分布的组合选股能力越强, y 轴表示组合的择时能力, 越靠上分布, 组合的择时能力越强。

图表 2：雪球与跟投网组合业绩归因散点图

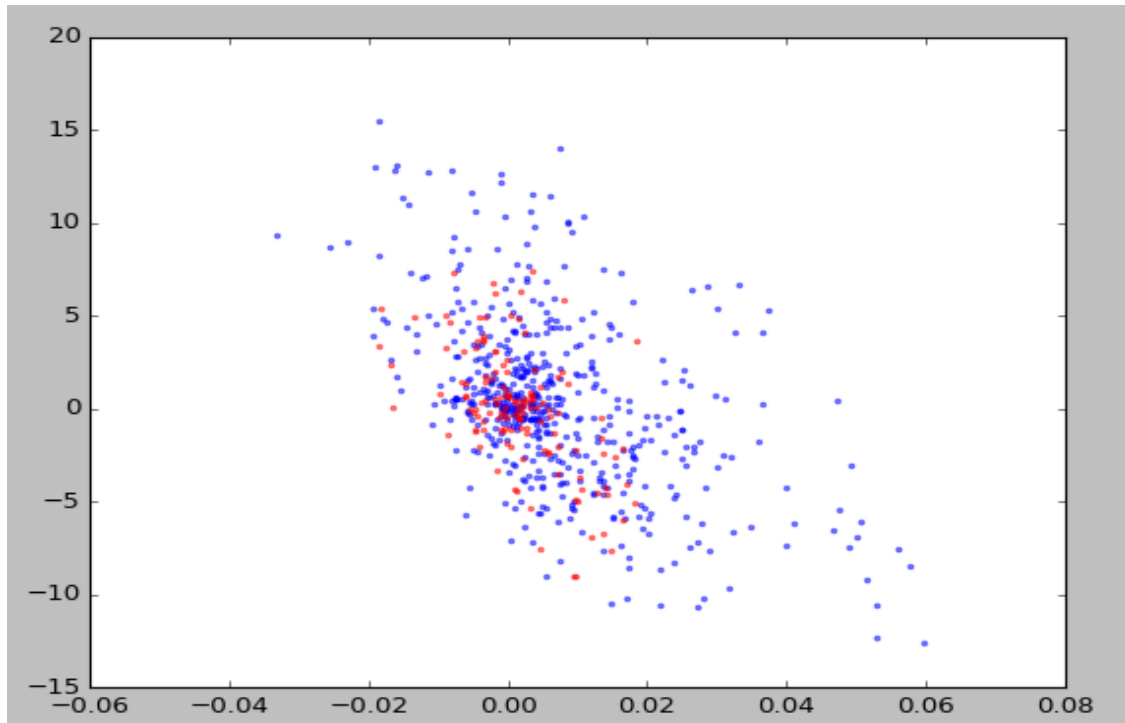


图 2 中，蓝色为雪球网组合，红色为跟投网组合。大部分组合集中在靠近原点的右侧或上方。雪球组合的分布更加广泛，有部分雪球组合的 **Alpha** 超过 **0.05**，有较高的选股收益。另有一些组合的 **Beta2** 非常大。

两者相比较，雪球组合的分布明显比跟投网组合更加广泛，从标准差上说明雪球组合比跟投网组合在选股和择时上都更强；有部分雪球组合的 **Alpha** 超过 **0.05**，有较高的选股收益，另有一些组合的 **Beta2** 非常大，有较强的择时能力。

## ②抽样比较分析

在分析业绩归因整体概况的基础上，我们进行了抽样，选取了雪球网和跟投网表现优异和表现较差的组合，进行选股能力和择时能力的比较分析，并对业绩归因进行分析，具体如下：

### 1) 雪球网：

选取 2016 年上半年雪球网组合收益排名前 30 名的组合，对其进行业绩归因分析，具体如下：

表格 7: 2016 上半年雪球网组合收益排名前 30 名组合的业绩归因分析

编号	年化收益率	Alpha	Beta1	Beta2	sharp	Volatility	r2
ZH194798	372.94%	0.057	0.657	-8.348	5.845	65.03%	0.627
ZH006428	346.67%	0.043	1.826	1.414	3.785	70.62%	0.316
ZH147082	318.91%	0.060	-0.310	-13.955	4.484	66.29%	0.272
ZH401621	293.72%	0.056	0.194	-11.194	4.733	64.69%	0.344
ZH087145	289.92%	0.027	0.056	1.185	3.914	50.51%	0.175
ZH182820	262.39%	0.056	0.418	-10.213	4.640	69.54%	0.478
ZH218102	258.63%	0.031	0.660	0.526	4.167	48.54%	0.277
ZH194525	258.20%	0.020	0.393	5.276	3.508	54.07%	0.421
ZH024581	237.13%	0.050	0.493	-7.752	4.181	75.31%	0.626
ZH401833	227.44%	0.027	0.728	1.067	4.837	40.30%	0.526
ZH294645	227.37%	0.016	0.864	7.334	4.189	39.27%	0.574
ZH194581	221.40%	0.006	0.897	11.370	3.335	48.36%	0.604
ZH368698	221.04%	0.045	0.160	-8.356	4.751	53.50%	0.180
ZH247976	215.23%	0.018	0.373	3.705	4.699	33.83%	0.088
ZH136016	212.47%	0.036	2.436	5.698	2.205	106.10%	0.348
ZH006582	179.54%	0.010	0.648	8.406	2.587	49.89%	0.261
ZH319183	168.71%	0.011	0.856	10.385	1.734	74.48%	0.420
ZH150265	166.01%	0.015	0.495	4.495	2.479	52.27%	0.056
ZH185412	163.56%	0.005	1.149	11.178	2.412	49.95%	0.543
ZH066058	149.02%	0.041	0.430	-4.547	2.552	93.61%	0.430
ZH393029	143.62%	0.002	1.582	15.151	1.449	72.73%	0.583
ZH262138	141.84%	0.022	0.271	-0.940	3.308	34.95%	0.072
ZH352163	135.16%	0.012	0.529	4.441	3.303	33.53%	0.166
ZH364738	129.02%	0.029	0.080	-4.419	1.909	55.59%	0.072
ZH091154	126.82%	0.009	1.281	10.009	1.106	94.71%	0.139
ZH255980	126.47%	0.029	0.614	-2.946	2.321	62.62%	0.594
ZH001753	126.32%	0.009	1.280	9.957	1.112	94.16%	0.140
ZH193547	123.77%	0.026	1.561	1.666	2.120	72.14%	0.266
ZH225255	122.56%	-0.001	0.905	12.648	1.645	61.91%	0.467
ZH181374	119.76%	0.044	1.246	-6.754	1.710	91.49%	0.219

选取 2016 年上半年雪球收益排名后 30 名的组合, 对其进行业绩归因分析, 具体如下:

表格 8: 2016 上半年雪球网组合收益排名后 30 名组合的业绩归因分析

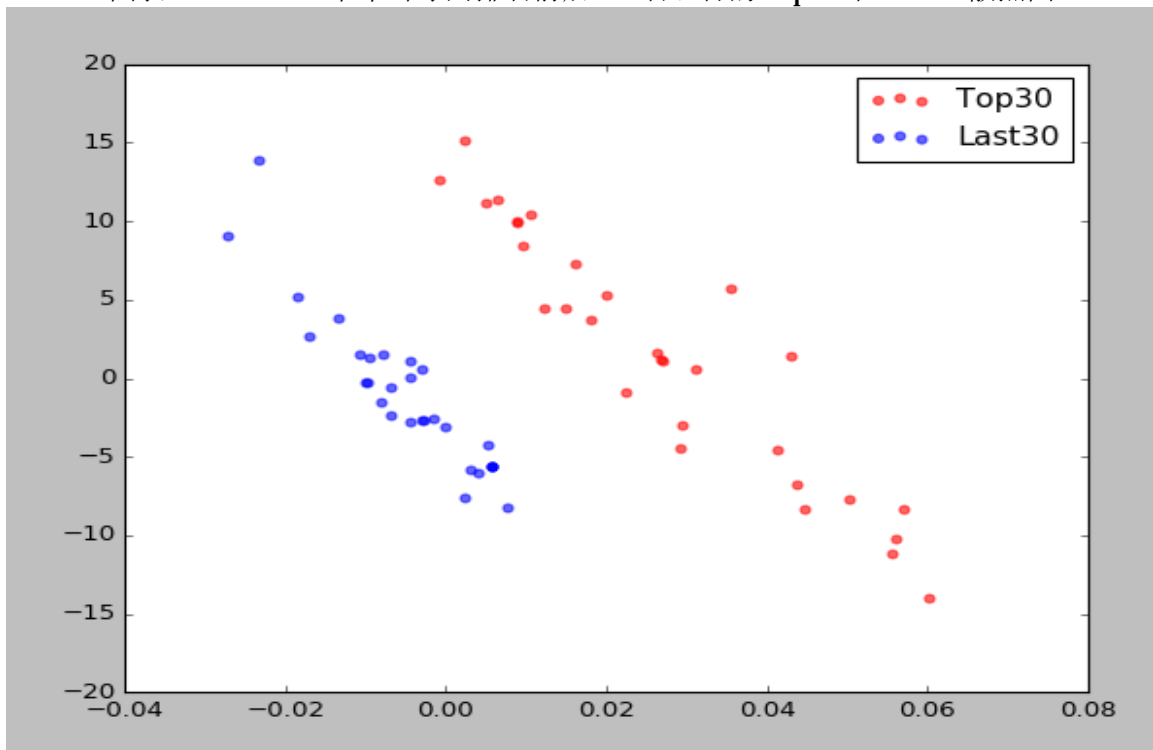
编号	年化 收益率	alpha	beta1	beta2	sharp	Volatility	r2
ZH086195	-69.77%	-0.003	1.097	-2.634	-0.610	75.52%	0.757
ZH287115	-69.52%	-0.004	1.076	-2.759	-0.777	69.43%	0.850
ZH116118	-68.69%	-0.008	0.868	-1.522	-0.859	61.12%	0.738
ZH029938	-68.23%	-0.010	1.420	-0.265	-1.168	49.81%	0.923
ZH229437	-67.37%	-0.004	1.796	0.075	-0.626	66.98%	0.938
ZH184248	-67.16%	0.005	1.473	-4.287	-0.487	84.04%	0.670
ZH028902	-66.71%	-0.023	2.638	13.933	-0.836	100.14%	0.274
ZH121645	-66.39%	-0.027	1.169	9.059	-1.383	56.88%	0.534
ZH010676	-65.53%	0.003	0.874	-5.816	-0.683	70.79%	0.506
ZH184450	-64.74%	-0.003	0.941	-2.698	-0.732	59.36%	0.767
ZH001447	-63.57%	-0.010	1.249	-0.271	-1.648	37.06%	0.884
ZH036845	-63.14%	0.006	0.872	-5.574	-0.303	72.60%	0.878
ZH112767	-63.14%	0.006	0.871	-5.579	-0.303	72.59%	0.878
ZH079385	-63.14%	0.006	0.872	-5.576	-0.303	72.59%	0.878
ZH145492	-63.13%	0.006	0.872	-5.577	-0.303	72.59%	0.878
ZH087832	-61.60%	-0.019	1.096	5.188	-0.980	60.00%	0.785
ZH102250	-61.58%	-0.011	1.215	1.471	-1.153	44.60%	0.747
ZH115557	-61.37%	0.002	-0.226	-7.587	-0.656	62.70%	0.579
ZH027696	-61.15%	0.008	0.402	-8.224	-0.296	65.45%	0.791
ZH001463	-61.01%	-0.007	0.633	-2.365	-1.414	37.26%	0.803
ZH021002	-60.84%	-0.013	1.254	3.847	-0.809	61.29%	0.862
ZH010605	-60.42%	0.004	0.558	-6.063	-0.720	61.29%	0.331
ZH117400	-60.38%	0.000	1.185	-3.097	-0.583	56.84%	0.698
ZH114593	-60.07%	-0.017	0.829	2.670	-1.911	31.00%	0.846
ZH169984	-59.73%	-0.008	1.622	1.540	-1.028	47.19%	0.745
ZH084689	-59.37%	-0.007	0.884	-0.592	-0.864	46.47%	0.757
ZH145394	-59.37%	-0.003	1.757	0.552	-0.468	66.34%	0.828
ZH022921	-58.98%	-0.005	1.492	1.102	-0.671	58.36%	0.687
ZH002490	-58.86%	-0.010	1.101	1.269	-0.821	53.45%	0.904
ZH149954	-58.50%	-0.002	0.926	-2.588	-0.494	57.41%	0.761

以雪球网 2016 年上半年排名前 30 名和排名后 30 名组合的 Alpha 和 Beta2 为 X, Y 轴, 制作散点图。

从散点图上可以明显看到, 高收益率组合和低收益率组合在 Alpha 上有显著区别, 在同等 Beta2 水平下, 高收益率组合的 Alpha 全部高于低收益率组合。这说明, 高收益率组合在选股能力上优于低收益率组合。

从 Beta2 的维度看, 高收益率组合和低收益率组合的总体分布没有明显差异, 部分低收益率组合甚至有更高的 Beta2, 说明雪球组合中表现优异的部分样本, 相对于表现更差的样本, 没有在择时能力上体现出明显优势。

图表 3: 2016 上半年雪球网排名前后 30 名组合的 Alpha 和 Beta2 散点图



除开选取 2016 年上半年雪球网排名前 30 名和排名后 30 名组合进行分析外, 我们还选取了 2015 年全年雪球网排名前 30 名和后 30 名的组合进行了业绩归因分析。

2015 年全年雪球网排名前 30 名和后 30 名组合的业绩归因分析如下:



表格 9: 2015 年雪球网排名前 30 名组合的业绩归因分析

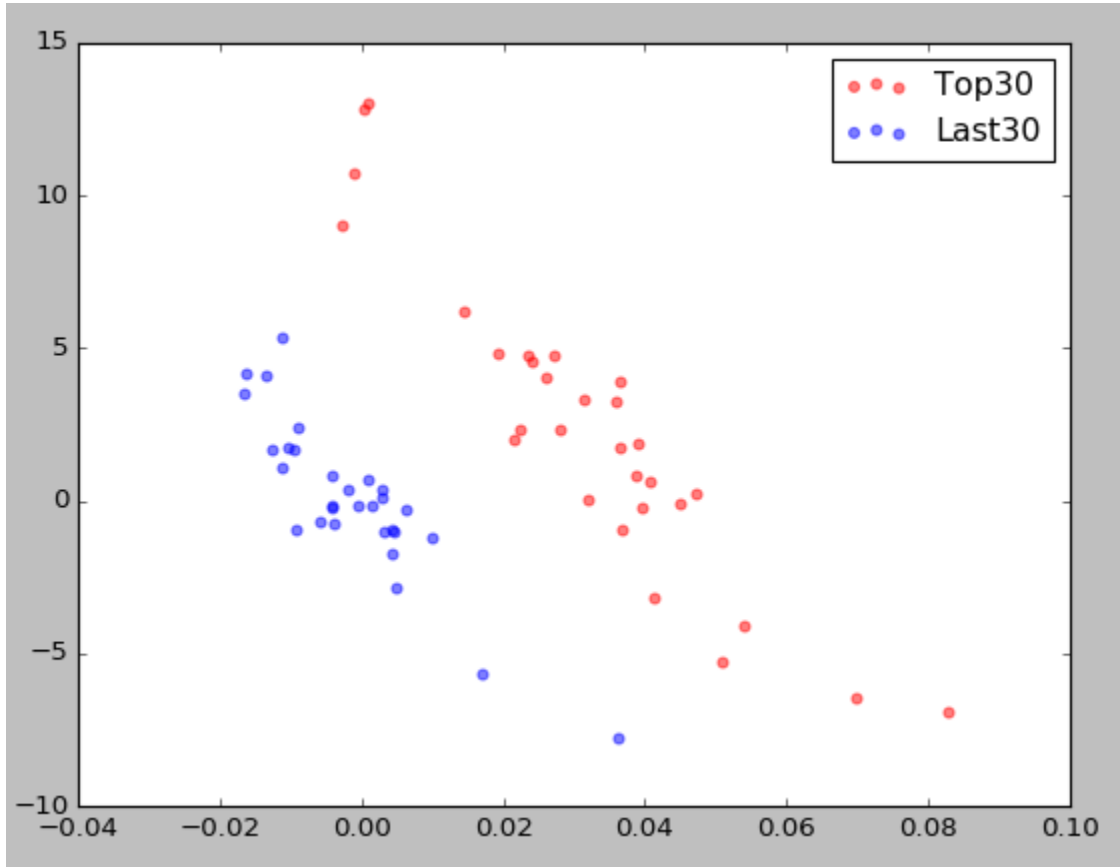
编号	年化收益率	Alpha	Beta1	Beta2	sharp	Volatility	r2
ZH022495	881.83%	0.045	1.566	-0.115	9.304	0.964	40.07%
ZH279283	873.84%	0.083	0.580	-6.931	3.939	1.560	26.40%
ZH161955	843.36%	0.027	0.928	4.759	9.946	0.880	18.36%
ZH190450	824.77%	0.026	1.162	4.043	8.444	0.786	49.18%
ZH085143	783.01%	0.047	0.033	0.226	8.349	0.998	5.01%
ZH145870	769.08%	0.022	1.515	2.363	8.074	0.972	79.88%
ZH141971	767.06%	0.039	1.003	1.888	8.084	0.989	15.41%
ZH171421	765.93%	0.070	0.309	-6.447	4.907	1.510	19.35%
ZH299859	741.58%	0.036	1.152	3.936	4.940	0.845	27.39%
ZH015868	727.19%	0.037	0.951	1.743	8.863	0.908	26.34%
ZH185989	712.53%	0.041	0.235	0.625	14.751	0.426	3.75%
ZH368698	704.61%	0.001	1.812	13.022	3.143	1.081	62.78%
ZH028169	680.67%	0.054	0.449	-4.105	7.293	0.892	16.78%
ZH201028	672.63%	0.028	0.460	2.315	14.012	0.417	37.88%
ZH166291	670.08%	0.036	1.118	3.250	8.905	0.740	27.31%
ZH190188	662.80%	-0.003	1.145	9.019	5.630	1.012	39.84%
ZH173017	651.40%	0.021	1.288	2.014	5.024	1.129	60.49%
ZH097691	650.17%	0.032	0.916	0.019	7.370	0.825	44.57%
ZH225255	644.94%	0.032	1.012	3.331	6.193	0.774	19.21%
ZH086195	626.89%	0.037	0.642	-0.944	8.315	0.923	28.00%
ZH006262	622.31%	0.040	0.614	-0.213	8.061	0.850	11.79%
ZH001617	618.26%	-0.001	1.080	10.705	8.066	0.886	32.29%
ZH080322	613.16%	0.041	0.915	-3.194	7.784	0.758	59.87%
ZH182820	605.07%	0.051	0.679	-5.269	5.524	1.021	43.89%
ZH165003	600.78%	0.023	1.619	4.786	4.850	1.005	42.64%
ZH145394	597.80%	0.019	1.359	4.799	5.662	0.851	41.60%
ZH335968	594.82%	0.039	0.534	0.853	8.920	0.480	16.39%
ZH068107	581.89%	0.000	1.922	12.823	5.190	1.319	29.89%
ZH010605	572.05%	0.024	0.827	4.574	6.821	0.794	12.22%
ZH169780	569.18%	0.015	1.264	6.198	5.635	0.897	24.92%

表格 10: 2015 年雪球网排名后 30 名组合的业绩归因分析

编号	年化收益率	Alpha	Beta1	Beta2	sharp	Volatility	r2
ZH067851	-30.08%	-0.009	0.682	-0.935	-0.205	1.074	37.73%
ZH004291	-29.22%	-0.013	1.190	1.687	-0.458	0.587	52.68%
ZH016293	-27.78%	-0.004	-0.099	-0.167	-0.464	0.586	5.83%
ZH024353	-26.33%	-0.016	1.437	4.163	-0.445	0.553	73.97%
ZH002153	-26.00%	-0.010	1.366	1.777	-0.449	0.526	76.32%
ZH001211	-19.14%	-0.011	1.146	1.111	-0.257	0.560	59.94%
ZH006729	-19.11%	-0.010	0.782	1.681	-0.438	0.432	39.22%
ZH113781	-18.27%	0.005	1.104	-2.814	-0.136	1.151	35.16%
ZH416032	-17.17%	0.003	0.705	-1.012	-0.838	0.341	83.31%
ZH017574	-14.31%	-0.009	1.412	2.425	-0.179	0.651	51.69%
ZH001324	-13.44%	-0.004	0.504	-0.710	0.050	0.620	29.47%
ZH008950	-12.47%	0.017	0.855	-5.644	-0.099	0.712	35.66%
ZH003331	-10.48%	0.006	1.679	-0.302	-0.122	0.769	70.87%
ZH000283	-8.46%	-0.004	1.083	0.851	-0.208	0.388	91.69%
ZH001463	-6.67%	-0.006	0.941	-0.687	-0.050	0.575	70.17%
ZH001447	-6.46%	-0.016	1.217	3.485	-0.065	0.575	56.72%
ZH064233	-5.19%	0.005	0.756	-1.023	-0.278	0.370	62.43%
ZH001456	-5.07%	-0.002	0.698	0.342	-0.231	0.285	76.93%
ZH149013	-4.84%	-0.004	0.817	-0.243	-0.037	0.553	61.03%
ZH315708	-3.93%	0.001	0.178	-0.121	-0.051	0.210	12.27%
ZH119554	-3.38%	0.001	0.810	0.719	-0.180	0.330	86.85%
ZH001278	-2.27%	0.004	0.675	-0.970	-0.076	0.309	71.57%
ZH384448	-1.09%	0.010	0.859	-1.209	-0.065	0.830	74.50%
ZH001139	0.12%	0.003	0.765	0.139	-0.084	0.336	87.04%
ZH012904	2.07%	-0.001	1.083	-0.176	0.093	0.429	81.55%
ZH125630	3.36%	0.036	1.629	-7.786	0.003	1.191	41.54%
ZH029938	3.82%	0.004	0.479	-1.703	0.160	0.501	23.25%
ZH011833	6.20%	0.003	0.776	0.345	0.109	0.347	79.91%
ZH006916	6.87%	-0.011	1.306	5.344	0.156	0.612	50.15%
ZH003689	7.42%	-0.013	1.151	4.091	0.076	0.568	44.24%

以雪球网 2015 年全年排名前 30 名和排名后 30 名组合的 Alpha 和 Beta2 为 X, Y 轴，制作散点图：

图表 4：2015 年雪球网排名前后 30 名组合的 Alpha 和 Beta2 散点图



从散点图看，雪球网组合 2015 年的数据和 2016 年上半年的数据在 Alpha 分布上类似，前 30 名组合的 Alpha 明显高于后 30 名的 Alpha，说明从更长的周期看，排名靠前的组合选股能力依然优于排名靠后的组合。特别是前 30 名中，拥有低 Beta2 值的组合 Alpha 值超过 0.05，显著高于其他组合。

从散点图中看 Beta2 的分布，2015 年全年数据中，雪球大部分排名靠前的组合 Beta2 分布并不比排名靠后的组合更高，在择时上没有显示出优势。但少数低 Alpha 的排名靠前的组合，拥有显著高于其他组合的 Beta2，显示在 2015 年市场大幅波动的情况下，有少数

组合能够通过择时能力获取不错的收益。而在 2016 年上半年，前 30 名的组合中，没有体现出择时能力的优势。结合 2015 年和 2016 年行情来分析，说明在市场大幅波动的情况下，部分择时能力强的雪球大 V 能够取得好成绩，而在行情相对稳定的时期，择股能力强的雪球大 V 业绩更加突出。

## 2) 跟投网:

选取 2016 年上半年跟投网组合收益排名前 30 名的组合，对其进行业绩归因分析，结果如下:

表格 11: 2016 上半年跟投网组合收益排名前 30 名组合的业绩归因分析

编号	年化收益率	Alpha	Beta1	Beta2	sharp	Volatility	r2
141936	146.21%	0.008	0.088	5.863	2.295	49.54%	0.309
140752	69.00%	0.008	-0.011	2.041	1.351	44.34%	0.095
165774	48.90%	0.001	0.593	5.004	0.980	44.82%	0.581
139706	46.10%	-0.002	0.596	6.753	1.408	29.58%	0.717
142349	45.78%	0.013	0.370	-1.562	1.424	29.06%	0.357
141945	45.63%	0.013	0.743	-0.504	1.624	25.40%	0.711
140203	44.97%	0.002	0.551	4.862	2.270	17.93%	0.648
140866	44.32%	-0.002	0.591	6.251	1.575	25.49%	0.411
119863	41.10%	0.008	0.524	1.390	1.408	26.61%	0.252
140570	38.29%	0.016	0.823	-2.151	0.861	40.73%	0.755
130331	36.83%	0.014	0.493	-2.379	0.675	50.15%	0.417
141964	35.49%	0.005	0.177	1.210	2.358	13.86%	0.279
140758	31.30%	0.003	-0.175	0.706	0.885	32.83%	0.202
142461	26.34%	0.015	0.719	-2.594	0.629	39.24%	0.588
142579	20.73%	-0.002	0.191	3.058	1.290	15.22%	0.321
165292	19.24%	0.004	0.852	0.502	0.318	57.32%	0.663
118767	17.69%	0.006	0.581	0.014	0.607	27.77%	0.607
168615	15.99%	0.007	0.881	-0.197	0.671	22.75%	0.782
142670	15.87%	-0.001	0.203	2.322	1.616	9.39%	0.558
141018	15.43%	0.002	0.047	0.201	2.261	6.53%	0.047
152662	13.86%	0.004	0.314	2.069	0.180	73.71%	0.042
141782	11.99%	0.002	1.567	6.307	0.248	46.49%	0.509
141566	11.85%	-0.002	-0.046	1.986	0.344	33.19%	0.321
140621	10.55%	0.004	0.519	0.754	0.565	17.99%	0.523
140497	10.22%	0.017	0.825	-4.096	0.141	70.01%	0.471
140764	9.09%	0.000	0.317	2.016	0.474	18.52%	0.126
165807	8.47%	0.002	0.384	0.553	0.491	16.65%	0.558
130347	8.08%	0.004	1.722	7.424	0.099	78.90%	0.763
141937	8.07%	-0.004	0.209	3.650	0.177	44.11%	0.319
141752	6.61%	0.001	0.073	0.596	0.347	18.40%	0.029

选取 2016 年上半年跟投网组合收益排名后 30 名的组合，对其进行业绩归因分析，结果如下：

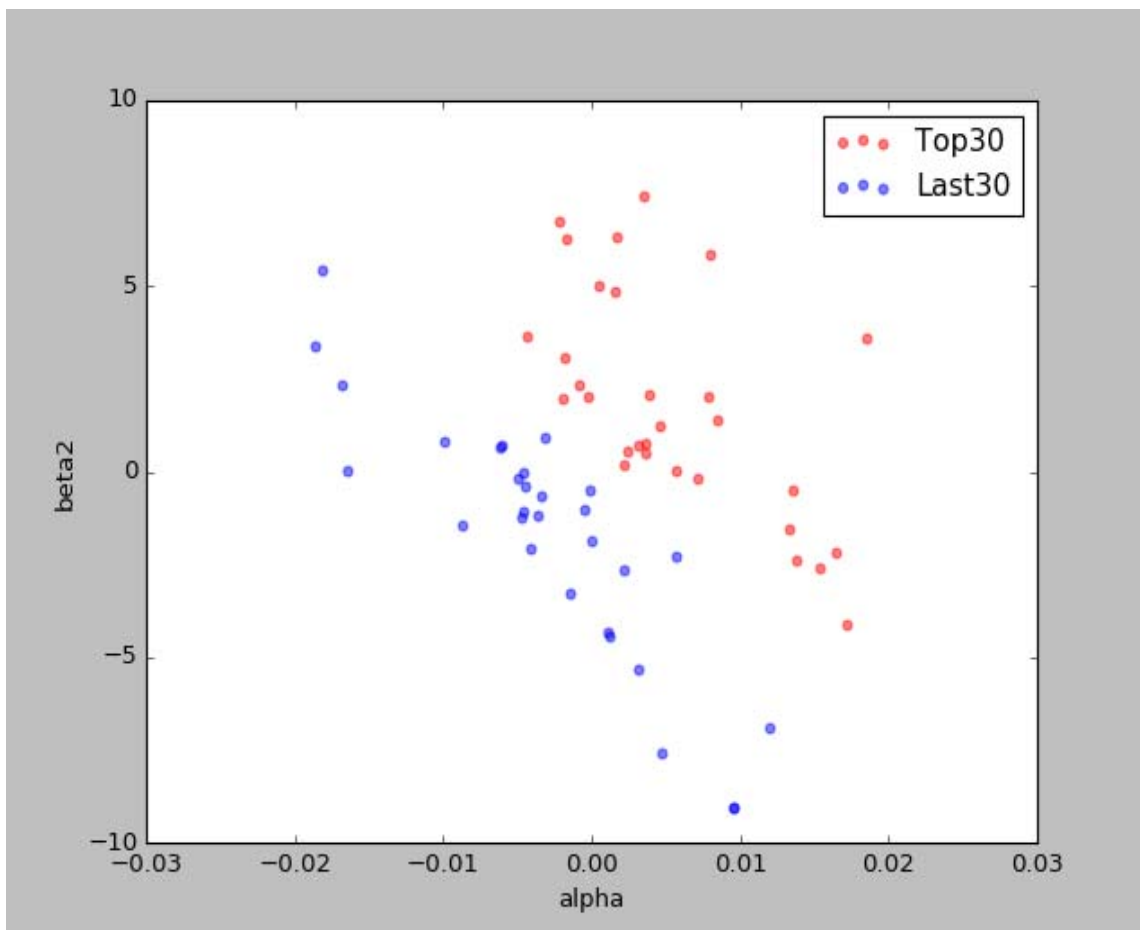
表格 12：2016 上半年跟投网组合收益排名后 30 名组合的业绩归因分析

编号	年化收益率	Alpha	Beta1	Beta2	sharp	Volatility	r2
111208	-72.37%	0.002	0.931	-2.664	-1.198	79.28%	0.678
140829	-66.49%	0.003	0.596	-5.322	-1.320	63.87%	0.737
164634	-64.80%	-0.017	0.859	2.330	-1.283	63.50%	0.795
167795	-62.96%	-0.006	2.069	0.629	-1.354	57.89%	0.699
165803	-62.21%	-0.019	0.855	3.400	-1.700	45.40%	0.726
142371	-60.13%	-0.009	0.758	-1.421	-1.487	49.64%	0.776
156745	-59.45%	0.005	0.541	-7.558	-1.034	70.35%	0.708
110438	-58.31%	-0.005	1.026	-1.209	-1.423	49.86%	0.884
164637	-57.85%	-0.005	1.043	-1.084	-1.178	59.66%	0.925
142321	-55.37%	-0.018	1.223	5.419	-1.172	56.73%	0.621
141638	-54.26%	-0.010	1.000	0.799	-1.447	44.81%	0.845
165125	-54.17%	-0.004	0.599	-2.058	-0.948	68.24%	0.335
141784	-52.54%	-0.004	1.028	-1.162	-1.473	42.33%	0.874
141669	-51.14%	0.010	0.284	-9.022	-1.142	52.80%	0.681
128763	-51.10%	0.010	0.283	-9.015	-1.143	52.74%	0.681
140976	-50.33%	-0.004	0.693	-0.387	-1.206	49.05%	0.720
165740	-50.21%	-0.003	1.339	-0.662	-1.140	51.77%	0.860
142116	-49.68%	0.001	0.705	-4.404	-1.356	42.96%	0.605
141738	-47.95%	-0.005	0.804	-0.193	-1.413	39.50%	0.899
164589	-47.54%	0.001	0.572	-4.315	-1.554	35.56%	0.581
140536	-46.97%	-0.006	1.085	0.714	-1.367	39.85%	0.789
157153	-46.95%	-0.003	1.601	0.926	-0.795	68.45%	0.611
142037	-46.81%	-0.001	1.238	-0.477	-1.000	54.24%	0.862
142558	-46.65%	-0.001	0.952	-1.876	-1.528	35.36%	0.931
165397	-44.26%	-0.005	0.781	-0.014	-1.234	41.16%	0.808
140983	-42.91%	-0.001	0.257	-3.299	-1.290	37.97%	0.535
140745	-41.57%	0.006	1.361	-2.285	-0.850	55.55%	0.775
141683	-41.41%	0.012	0.918	-6.915	-0.843	55.76%	0.648
139691	-41.28%	-0.001	0.947	-1.000	-1.240	37.80%	0.938
164747	-39.79%	-0.001	1.705	2.645	-0.840	53.50%	0.785

以跟投网排名前 30 名和排名后 30 名组合的 Alpha 和 Beta2 为 X, Y 轴, 制作散点图。

在跟投网 top30 和 last30 的散点图上可以看到, 高收益率组合在 Alpha 和 Beta2 两个维度上都有更好的表现, 说明在跟投网上表现优异的投顾, 无论是择股能力还是择时能力, 相对于表现较差的投顾, 都有更好的表现。

图表 5: 2016 上半年跟投网排名前后 30 名组合的 Alpha 和 Beta2 散点图



### ③业绩持续性分析

除了选股和择时能力的分析外, 我们对组合的业绩持续性也进行了研究。考虑到跟投网开展业务较晚, 组合的存续周期偏短, 因此我们在进行业绩持续性分析时, 只对雪球网组合进行分析。我们以每 6 个月为一个周期, 从 2015 年上半年开始对雪球 2015 年上半年收益 top30 组合进行业绩追踪, 考察接下来两个连续周期内组合的业绩表现, 具体如下:



表格 13: 雪球网 2015 上半年收益排名前 30 名组合的业绩持续性分析

组合代码	2015 年 上半年 排名	2015 年 下半年 排名	2016 年 上半年 排名	2015 年上半 年收益率	2015 年下半 年收益率	2016 年上 半年收益率
ZH001617	1	437	272	5140.57%	16.63%	-0.07%
ZH028902	2	494	543	4607.04%	-0.01%	-64.21%
ZH014829	3	350	96	4561.57%	50.48%	56.94%
ZH068107	4	435	483	4203.10%	17.00%	-43.61%
ZH006262	5	293	226	3502.46%	79.80%	9.55%
ZH016169	6	314	231	2613.52%	66.33%	8.00%
ZH016097	7	91	36	2416.32%	526.11%	114.90%
ZH016352	8	225	520	2369.92%	129.01%	-54.76%
ZH028169	9	85	427	1986.93%	539.69%	-32.13%
ZH003403	10	326	168	1890.18%	59.30%	23.48%
ZH010389	11	42	402	1873.64%	1057.61%	-25.70%
ZH000826	12	479	295	1835.84%	1.28%	-1.51%
ZH013366	13	249	94	1601.65%	109.77%	57.69%
ZH068467	14	281	334	1595.77%	90.48%	-9.02%
ZH076335	15	385	414	1575.16%	32.91%	-29.37%
ZH014349	16	351	133	1503.94%	50.41%	38.69%
ZH062266	17	373	382	1413.84%	38.12%	-19.63%
ZH093735	18	447	387	1411.42%	12.75%	-20.51%
ZH016197	19	346	220	1396.44%	52.95%	11.64%
ZH006663	20	258	327	1381.27%	100.27%	-7.99%
ZH085468	21	352	90	1375.07%	50.16%	61.43%
ZH072274	22	331	119	1335.30%	58.12%	43.87%
ZH026579	23	445	106	1310.96%	13.46%	51.82%
ZH061481	24	529	221	1307.56%	-8.52%	11.27%
ZH078564	25	428	276	1306.91%	18.94%	-0.20%
ZH086727	26	319	498	1288.01%	61.64%	-49.85%
ZH014837	27	323	475	1287.54%	60.17%	-42.21%
ZH087953	28	512	444	1279.77%	-3.75%	-33.89%
ZH006254	29	180	489	1275.62%	199.26%	-45.96%
ZH008421	30	410	283	1243.30%	24.46%	-0.55%

按表 13 所示，发现仅有 12 个组合在所有追踪周期中，收益为正；仅有一例样本组合的排名始终处于 top100；80%的组合在 2015 年上半年的牛市结束后表现不佳，没有体现出业绩的可持续性；仅有约 20%的组合持续业绩较好。通过对样本业绩的持续追踪，在雪球网投资组合中没有发现明显的好手效应，没有证据表明一时表现极佳的投资组合业绩会持续下去，这应该和雪球网组合的管理者不是职业投资者，雪球组合是模拟盘，不是真实的实盘交易，雪球网组合业绩好坏和管理者的经济收入没有直接挂钩，所以在组合管理过程中，会有很多因素影响组合管理者的投入程度。

#### 4.2.4 判决系数分析

判决系数  $R^2$  又称为拟合优度，意味着回归方程中能被解释的误差占总误差的比例。一般来说越大，拟合效果越好，一般认为超过 0.8 的模型拟合优度比较高。

在 TM-FF3 模型回归中， $R^2$  越大，说明组合与基准指数拟合度越高，即投资的标的与基准指数越相似。 $R^2$  越小则拟合度越低，拟合度低可以从两个角度去理解：

1) 低拟合度说明投资标的与基准指数差异性大， $R^2$  越小，可以理解为投资的分散程度越低，投资的标的越集中。

2) 另一方面，低拟合度反应组合的业绩不稳定，无法很好的用二阶一元回归方程去表达。

表格 14: 雪球网、跟投网、公募基金、私募基金的判决系数统计

	判决系数 R2 分类统计表			
	雪球	跟投网	公募	私募
样本数量	541	136	145	3261
平均值	0.588	0.638	0.904	0.456
标准差	0.253	0.230	0.071	0.288
最小值	0.007	0.029	0.493	0.097
25%位数	0.417	0.526	0.890	0.189
中位数	0.643	0.696	0.916	0.480
75%位数	0.794	0.809	0.945	0.704
最大值	0.976	0.954	0.993	0.993

从判决系数 R2 分类统计情况看，公募基金的判决系数表现最好，均值有 0.904，说明公募基金投资较好的分散了风险，能够较好的用归因模型解释业绩因子。跟投网和雪球网组合判决系数均在 0.6 左右，而私募基金的判决系数低于 0.5，而反映出私募基金，网络投资和网络大 V 的投资业绩更加不稳定，或者投资标的更加集中，无法很好的利用回归方程来表达，与标准指数的表现差异较大。

#### 4.2.5 换手率分析

##### 1) 雪球网组合和跟投网组合在 2016 年上半年换手率情况分析

换手率用于衡量投资组合变化的频率，以及组合持有某只股票平均时间的长短。其计算一般是用组合一年中证券投资总买入量和总卖出量中较小者，除以基金每月平均净资产。根据组合的调仓记录，可以计算出组合的股票投资换手率。

使用"股票总买入量和总卖出量中较小者"作为分子是常用的公式之一，不过也有它的缺陷。一个极端的例子就是，比如说某只组合上半年买入为主，几乎没有卖出，下半年卖出为主，几乎没有买入，当我们分别计算时，上半年、下半年的换手率几乎都是 0，但是全年的换手率就不低，这样会让人产生困惑。所以，本文在计算组合换手率时，采用买入和卖出

加起来除以 2 进行计算。计算公式为：股票投资换手率=（股票总买入量+总卖出量中较小者）/（组合的平均资产规模\*2）。

由于没有找到合适的私募和公募调仓数据，本文选择同期市场换手率作为比较参考基准对象。市场换手率选用市场指数日换手率累加计算得到。

表格 15：雪球网、跟投网组合 2016 年上半年换手率统计

	2016 年上半年	
	雪球	跟投网
样本数量	541	136
平均值	484.77%	1140.56%
标准差	6.376	12.265
最小值	0.02%	8.05%
25%位数	52.73%	296.19%
中位数	200.00%	692.89%
75%位数	640.01%	1459.69%
最大值	3048.53%	7542.70%

同期的指数表现如下：

表格 16：主要指数 2016 年上半年换手率统计

	2016 年上半年指数换手率			
	上证综指 (000001)	深圳成指 (399001)	中小板指数 (399005)	创业板指数 (399006)
换手率	79.21%	207.60%	207.09%	325.47%

从换手率统计数据看，2016 年上半年雪球网样本组合平均换手率 484.77%，跟投网样本组合平均换手率 1140.56%。在比较基准指数中，换手率最低的是上证综指，换手率为 79.21%，深圳成指和中小板指数换手率为 207%左右，创业板指数在比较基准指数中换手率最高，为 325.47%。

雪球网组合换手率平均数高于所有比较基准指数的换手率，而中位数为 **200%**，与深圳成指和中小板指数的换手率差不多，表明雪球网组合中既有倾向于短线交易的交易者，也有换手率不高倾向于中长线投资的价值投资者。从换手率数据看，雪球网大 V 投资方式差异性很大，体现出雪球网组合管理者投资风格的多样性。

跟投网组合换手率的中位数和平均数都大大高于所有比较基准指数的换手率，其平均换手率超过 **1000%**，换手率最高的跟投网组合在 **2016** 年上半年换手率为 **7542.7%**，相当于每 **2** 个交易日进行一次全仓换股。从换手率数据看，跟投网组合大多进行短线交易，这和跟投网的业务逻辑相关。投资顾问在跟投网开设组合目标是希望能够获得大量客户关注和付费，只有在短期内有超过 **10%**甚至 **20%**的收益，才能从众多的组合中脱颖而出，吸引足够的用户。因此投资顾问有动力通过短线高频交易去博取超额收益，采用重仓位集中持股和快速换仓追踪热点的方式寻找高收益的机会，因此跟投网的组合换手率会显著高于雪球网组合和市场的平均换手率。

这一点也印证了投资达人的激励，由于雪球和跟投网的投资组合均为模拟组合，投资达人共享组合的风险有限，但获得网民关注的知名度及隐性激励无限。进一步，跟投网投资达人实施实名制，与证券公司有合作关系，对客户推广，投资达人业绩表现排名前列，能够得到更多的新增粉丝开户以及客户付费购买服务计划，而雪球网投资达人为昵称注册，与金融机构合作程度不高，激励相对较弱，跟投网投资达人受短期激励影响更愿意高频率换手以博取短期业绩上升的机会。

## 2) 收益率与换手率关联分析

在本节本文对雪球网和跟投网在 **2016** 年收益前 **30** 名组合和收益后 **30** 名组合的换手率进行分析，通过对不同收益水平组合收益率数据进行 **T** 检验，检验高收益组合和低收益组合的换手率是否不同，即换手率是否对收益率表现产生影响。

雪球网组合收益排名和换手率数据:

表格 17: 2016 上半年雪球网组合收益前后 30 名换手率

top30			last30		
编号	年化收益率	换手率	编号	年化收益率	换手率
ZH194798	372.94%	1100.00%	ZH086195	-69.77%	1212.40%
ZH006428	346.67%	1784.00%	ZH287115	-69.52%	77.15%
ZH147082	318.91%	555.88%	ZH116118	-68.69%	0.10%
ZH401621	293.72%	100.00%	ZH029938	-68.23%	3.20%
ZH087145	289.92%	1900.00%	ZH229437	-67.37%	125.00%
ZH182820	262.39%	447.31%	ZH184248	-67.16%	8.34%
ZH218102	258.63%	1658.30%	ZH028902	-66.71%	180.50%
ZH194525	258.20%	1233.11%	ZH121645	-66.39%	200.00%
ZH024581	237.13%	721.06%	ZH010676	-65.53%	1618.98%
ZH401833	227.44%	1345.28%	ZH184450	-64.74%	100.00%
ZH294645	227.37%	1325.00%	ZH001447	-63.57%	100.00%
ZH194581	221.40%	1944.96%	ZH036845	-63.14%	62.53%
ZH368698	221.04%	100.00%	ZH112767	-63.14%	1042.00%
ZH247976	215.23%	2248.50%	ZH079385	-63.14%	1654.08%
ZH136016	212.47%	51.00%	ZH145492	-63.13%	2.34%
ZH006582	179.54%	683.82%	ZH087832	-61.60%	500.00%
ZH319183	168.71%	1582.81%	ZH102250	-61.58%	200.00%
ZH150265	166.01%	500.00%	ZH115557	-61.37%	477.10%
ZH185412	163.56%	2229.00%	ZH027696	-61.15%	400.00%
ZH066058	149.02%	74.00%	ZH001463	-61.01%	104.93%
ZH393029	143.62%	1438.57%	ZH021002	-60.84%	100.00%
ZH262138	141.84%	1649.37%	ZH010605	-60.42%	94.00%
ZH352163	135.16%	0.17%	ZH117400	-60.38%	2280.00%
ZH364738	129.02%	1809.30%	ZH114593	-60.07%	802.00%
ZH091154	126.82%	549.31%	ZH169984	-59.73%	299.61%
ZH255980	126.47%	622.12%	ZH084689	-59.37%	101.99%
ZH001753	126.32%	1275.73%	ZH145394	-59.37%	48.49%
ZH193547	123.77%	2099.00%	ZH022921	-58.98%	300.00%
ZH225255	122.56%	632.03%	ZH002490	-58.86%	1032.50%
ZH181374	119.76%	1696.78%	ZH149954	-58.50%	9.71%

跟投网组合收益排名和换手率数据:



表格 18: 2016 上半年跟投网组合收益前后 30 名换手率

top30			last30		
编号	年化收益率	换手率	编号	年化收益率	换手率
141936	146.21%	4213.84%	111208	-72.37%	939.39%
140752	69.00%	4011.86%	140829	-66.49%	74.68%
165774	48.90%	171.81%	164634	-64.80%	120.73%
139706	46.10%	994.68%	167795	-62.96%	468.37%
142349	45.78%	946.71%	165803	-62.21%	3218.97%
141945	45.63%	507.31%	142371	-60.13%	399.55%
140203	44.97%	83.07%	156745	-59.45%	3379.02%
140866	44.32%	694.95%	110438	-58.31%	1802.60%
119863	41.10%	300.48%	164637	-57.85%	1148.28%
140570	38.29%	347.35%	142321	-55.37%	155.72%
130331	36.83%	2550.04%	141638	-54.26%	120.22%
141964	35.49%	229.76%	165125	-54.17%	601.66%
140758	31.30%	365.04%	141784	-52.54%	3674.11%
142461	26.34%	1541.12%	141669	-51.14%	228.54%
142579	20.73%	364.29%	128763	-51.10%	307.82%
165292	19.24%	737.91%	140976	-50.33%	690.83%
118767	17.69%	2238.41%	165740	-50.21%	712.52%
168615	15.99%	370.15%	142116	-49.68%	4747.11%
142670	15.87%	61.17%	141738	-47.95%	1286.84%
141018	15.43%	48.98%	164589	-47.54%	2871.06%
152662	13.86%	1697.46%	140536	-46.97%	1015.92%
141782	11.99%	763.83%	157153	-46.95%	226.92%
141566	11.85%	235.21%	142037	-46.81%	2203.47%
140621	10.55%	533.08%	142558	-46.65%	99.75%
140497	10.22%	1414.27%	165397	-44.26%	349.47%
140764	9.09%	248.39%	140983	-42.91%	3385.38%
165807	8.47%	212.77%	140745	-41.57%	913.95%
130347	8.08%	763.78%	141683	-41.41%	1694.75%
141937	8.07%	1449.76%	139691	-41.28%	243.94%
141752	6.61%	1094.91%	164747	-39.79%	1967.11%

分别对雪球网和跟投网不同收益水平组合的换手率分布进行 T 检验，原假设：收益前 30 名和后 30 名组合的换手率分布相同，备选假设：收益前 30 名和后 30 名组合的换手率分布不相同。T 检验结果如下：

表格 19：换手率分布 T 检验

	雪球网		跟投网	
	top30	last30	top30	last30
mean	11.12	4.38	9.73	13.02
std	7.17	5.90	10.67	13.06
t	3.977		-1.067	
p	0.0002		0.29	
结论	接受原假设		拒绝原假设	

雪球网收益前 30 名和后 30 名组合的换手率分布 T 检验结果 p 值为 0.0002，小于 0.05。在 0.05 水平上拒绝原假设，接受备选假设即两组样本的换手率分布不相同，在雪球网上收益靠前的组合和收益靠后的组合换手率存在显著差异。实验结果表明雪球网上高收益组合拥有更高的换手率，中短线交易者的总体收益水平优于长线投资者，说明在雪球网上的民间投资达人更擅长通过短线交易，利用市场短期波动获取收益。

跟投网收益前 30 名和后 30 名组合的换手率分布 T 检验结果 p 值为 0.29，大于 0.05。在 0.05 水平上接受原假设，即两组样本的换手率分布相同。实验结果表明跟投网上收益靠前的组合换手率与收益靠后的组合换手率分布相同，从均值和方差看，跟投网上无论收益靠前还是收益靠后的组合换手率都非常高。这可能与跟投网的业务模式有很大关系，由于跟投网对投资达人的激励强于雪球网，故跟投网投资达人普遍表现了高换手率冲动。因此，在跟投网收益靠前和收益靠后组合的换手率都非常高的情况下，并不能以换手率的不同来判断其对收益率的影响。

## 五、投资组合分享是否具备跟随价值

在前一章节中，我们从收益率、**sharpe** 指数、业绩归因、业绩持续性、换手率等几个方面对投资组合分享进行了分析，发现市场中确实存在能获取持续超额收益的投资达人。在本章中，我们将着重对投资组合分享的可跟随性进行分析，探讨投资达人的投资组合分享是否具备跟随价值。

### 5.1 投资组合分享的可跟随性分析

在互联网投资社交平台上的投资达人们，通过公开操作组合调仓，向粉丝传递投资信息。通过前文的论述和数据分析，本文发现互联网社交平台上的确有一批投资达人能够长期跑赢市场，既然公开组合能够长期跑赢市场，那么对组合公开调仓操作进行复制是粉丝理所当然的选择。

考虑到我国 A 股交易的涨跌停板制度，如果投资达人组合的调仓操作标的处于“封板”或者其他无法成交的情况，粉丝即使能够获得调仓信息，也无法进行跟随交易操作。因此在我国 A 股目前的交易制度下，网络投资达人的操作是否具有可跟随性，粉丝能否通过跟踪投资达人的调仓信息进行跟投，这是本节将要讨论的问题。

为了解答这个问题，本文对投资达人组合的调仓记录进行追踪，在投资达人公开买入或卖出股票操作后，关注被交易股票随后 20 分钟的交易表现。在 20 分钟的时间窗口内，观察投资达人操作标的成交量表现情况，如果成交量超过 1000 手（即 100000 股），则认为该次调仓操作可以满足一般投资者进行复制交易，散户在理论上就可以跟随投资达人进行调仓，即该投资组合分享具备可跟随性。

我们从采集的组合样本中随机选择 500 个组合样本，构成实验数据。样本中最小交易次数为 14 次，最多交易次数为 227 次，所有样本合计交易次数 33787 次。

在实验过程中，我们对每次交易进行追踪，以交易记录中的交易标的代码和调仓时间为条件，从万得数据库的历史行情库中查询自调仓时间起至 20 分钟后的累计交易量，作为判断调仓操作是否可以追踪的观察指标。

对 33787 次交易后股票的交易情况进行追踪后，发现满足 20 分钟内成交量超过 1000 手的交易共 32760 次，占总交易次数的 97%；不满足 20 分钟内成交量超过 1000 手的交易共 1028 次，仅占总交易次数的 3%。按组合看，可跟随交易占比达 90%以上的组合共 469 个，占总组合数的 93.8%。有 3 例样本的不可跟随交易占比超过 50%，占总样本数的 0.6%。

实验结果表明，无论是股票成交量，还是组合的可跟随交易占比，散户在理论上是可以根据投资达人的投资组合分享，进行跟随交易的。这也说明，绝大多数组合是具备散户跟随价值的。

## 5.2 投资达人调仓的跟随效应分析

上一节，本文探讨了在交易层面，散户是否可以跟随投资达人进行交易，得到肯定的答案。本文把一位拥有众多粉丝的投资达人（网络大 V）进行公开调仓后，粉丝大量跟随复制交易，对市场造成冲击，影响标的未来一段时间的交易的现象称之为跟随效应。本节就跟随效应是否存在这个问题进行研究，对投资达人公开调仓后的股票在一定时间内市场表现情况进行分析。通过对不同粉丝量投资达人调仓标的表现情况的对比，来研究投资达人调仓跟随效应。

我国 A 股市场上市的股票超过 2000 支，在样本数据中涉及的交易样本分散在 A 股上市的股票中，对不同时间不同标的股票的表现情况无法进行单独直接比较，来判断表现情况是否存在异常。本文针对每个投资组合的调仓操作进行分析，以分钟为单位对行情取样，

计算组合每次调仓后一段时间内交易股票的表现情况，并将计算结果进行按不同投资组合聚类统计。分别计算下列几个指标：

- 1、 **Trade<sub>pct</sub>**:表示投资达人每次调仓后，交易标的在一段时间内的平均变化幅度。计算公式：

$$Trade_{pct} = \left( \frac{\sum(close_t * vol_t)}{\sum vol_t} - price_{trade} \right) / price_{trade}$$

*close<sub>t</sub>*: 调仓交易后，标的股票在 *t* 分钟的收盘价

*vol<sub>t</sub>*: 调仓交易后，标的股票在 *t-1* 分钟到 *t* 分钟的交易量

*price<sub>trade</sub>*: 调仓交易时刻，交易标的价格

- 2、 **diff<sub>pct</sub>**:组合调仓后，被交易股票相对于基准指数在一段内平均领先幅度的均值,本文在这里采用沪深 300 指数作为基准指数。在买入股票时，领先幅度等于股票涨幅多于基准涨幅的部分，在卖出股票时，领先幅度等于股票跌幅多于基准跌幅的部分。

$$\begin{cases} diff_{pct} = Trade_{pct} - Trade_{300} & \text{调仓为买入情况} \\ diff_{pct} = Trade_{300} - Trade_{pct} & \text{调仓为卖出情况} \end{cases}$$

*Trade<sub>300</sub>*: 沪深 300 指数在投资达人调仓后，一段时间内的变化幅度。

- 3、 **mean\_pct**: 对每个组合所有交易样本的 **diff<sub>pct</sub>** 进行统计，代表该组合交易股票相对于基准指数平均领先幅度。

- 4、 **buy\_pct**:统计每个组合所有买入操作的调仓样本 **Trade<sub>pct</sub>** 平均值，代表组合买入交易标的后，在一段时间内交易标的平均涨幅。

- 3、 **sell\_pct**: 统计每个组合所有卖出操作的调仓样本 **Trade<sub>pct</sub>** 平均值，代表组合卖出交易标的后，在一段时间内交易标的平均涨幅（如果是负值则代表下跌）。

假设拥有众多粉丝的投资达人的调仓操作会引发跟随效应,那么在 **mean\_pct**, **buy\_pct** 和 **sell\_pct** 三个指标的分布上, 应该和没有跟随效应的组合有显著差异。我们将粉丝数较少的组合作为没有跟随效应的组合样本, 分别对粉丝数最多的 50 个组合样本和粉丝数最少的 50 个组合样本的指标分布进行 T 检验, T 检验的原假设为: 高粉丝量样本和低粉丝量样本数据分布相同; 备选假设为: 粉丝量样本和低粉丝量样本数据分布不相同。如果实验结果是接受原假设, 即说明不存在跟随效应; 反之, 则表明有众多粉丝的投资组合调仓后存在跟随效应。

实验数据: 取雪球网组合中粉丝数最多的 50 例样本 (样本 1) 和最少的 50 例样本 (样本 2) 进行比较。粉丝数最多的 50 例样本 (样本 1) 平均粉丝数为 46960, 其中最多粉丝数为 470905, 最少粉丝数为 17436。粉丝数最少的 50 例样本 (样本 2) 平均粉丝数 3.84, 其中最多粉丝数为 10, 最少粉丝数为 1。

实验过程: 对样本 1 和样本 2 中的所有组合, 按照前文介绍的指标计算方法, 计算调仓后 20 分钟的 **mean\_pct**、**buy\_pct**、**sell\_pct**, 并对样本 1 和 2 进行 T 检验。

实验结果: 分别对 **mean\_pct**、**buy\_pct**、**sell\_pct** 的样本 1 和样本 2 进行 T 检验, 原假设为: 样本 1 和样本 2 分布相同; 备选假设为: 样本 1 和样本 2 分布不相同。结果如下:

表格 20: 雪球网组合样本 1 和样本 2 的 T 检验

	mean_pct		buy_pct		sell_pct	
	样本 1	样本 2	样本 1	样本 2	样本 1	样本 2
<b>mean</b>	<b>0.120</b>	<b>-0.010</b>	<b>0.263</b>	<b>0.174</b>	<b>0.011</b>	<b>0.210</b>
<b>std</b>	<b>0.189</b>	<b>0.277</b>	<b>0.338</b>	<b>0.573</b>	<b>0.350</b>	<b>0.447</b>
<b>t</b>	<b>-2.445</b>		<b>-1.015</b>		<b>2.738</b>	
<b>p</b>	<b>0.018</b>		<b>0.015</b>		<b>0.009</b>	
结论	拒绝原假设		拒绝原假设		拒绝原假设	

三组 T 检验在 0.05 水平上均拒绝原假设，即拒绝样本 1 和样本 2 分布相同的假设，样本 1 和样本 2 的 `mean_pct`, `buy_pct`, `sell_pct` 有显著差异。

实验得出的结论是拒绝原假设，即样本 1 和样本 2 分布不相同，投资组合分享存在跟随效应，投资达人调仓后粉丝跟随操作，对市场产生了一定影响。

## 六、投资组合分享对投资者行为的影响

### 6.1 投资组合分享改变了中小投资者获取信息的方式

以雪球为代表的综合投资社区，以及跟投网等跟随交易工具，它们将特定投资需求进一步细分，并通过社交机制加以明确和强化，一定程度上，也取代了传统券商在信息和顾问价值上的地位。在传统金融场景下，金融机构资管、投研的价值在于站在“知识鸿沟”的控制端；有能力的投资者，往往需要站在信息通道的前沿。

而基于知识共享的投资社交模式的发展，彻底扭转了这一形态。根植于网络化金融场景下，信息不对称情况的逐步打破，信息分布更碎片，一位投资者如果希望市场中占据有利位置，需要更强的信息处理和整合能力，这种能力的培养，不再是简单地读财报，更需要社交来补充。

统计数据显示，2015年互联网股票类应用（包含PC端和移动端）的用户规模激增，网上投资理财的用户达到5628万，较2014年增长了47%。这表明，在互联网金融的浪潮推动下，越来越多的中小投资者热衷于通过互联网共享投资平台来获取投资信息，并通过共享投资平台及时的分享交流。

### 6.2 投资组合分享改变了中小投资者的投资习惯

在传统金融的模式下，中小投资者或将资金交给专业资管机构打理，或是依赖金融机构的客户经理和投资顾问提供研报、投资信息，甚至仅仅依靠自己搜集整理的信息而做出投资决策和交易，这就使得在投资交易中，信息始终处于不对称的状态，投资交易的成本也颇高。

而新兴的投资社交平台恰好就切中要害，打破传统证券交易中的信息不对称，并降低了交易成本。对于一位个人投资者，如果他认为自己不具备专业投资的能力，除了将资金交给专业资管机构打理以外，还可以在投资社交平台中直接复制自己认可的投资达人的策



略，跟随下单。通过这种方式，初级投资者可以找到“追求投资收益”与“保持决策自主性”两者之间的平衡。而对于资深投资者，可以关注其它高手的交易动态，改进自己的策略。

### 6.3 投资社交平台改变了中小投资者的角色定位

回望过去 20 多年我国资本市场发展的过程中，中小投资者往往处于一种被动接受资讯、信息的角色，证券市场中的一频一动，均有专业的金融机构进行解读、分析，或形成专业的研报，或由投资顾问、客户经理层层传达，最后才到达中小投资者处，即便有少部分专业的个人投资者，也免不了需要通过这些传统的方式来获取信息。

而投资社交则逐步改变了这一格局，并改变了中小投资者在投资过程中的角色定位。我们看到，随着投资社交平台的逐渐发展，中小投资者只要具备了相应的投资水平，聚集一定量的粉丝，也可以成为平台上的内容产出者，共享自己的投资策略，这也是投资社交平台如此受欢迎的原因。以 **Seeking Alpha**、雪球为例，他们和维基百科、知乎一样，重新定义了媒介内容的产出方式，即 **UGC (User-generated-content)**，即用户生成内容) 模式。这使得投资社交平台不再需要大量雇佣撰稿人，转而将精力花在提取优质内容，以及培养本平台特有的“大 V”上。拿雪球来说，它是一个集功能与社交于一体的综合社区，从产品形态来看，它目前具备传统股吧、行情软件以及投资组合类工具的多种综合特征；其竞争力立足于对用户社区和行情中心（两种高频需求）的整合。雪球平台的核心架构，在于以标的代码和社交 **ID** 建立起的多维关系，标的代码是一个重要联接点，它将用户社区和基础行情打通，吸引大批投资者参与讨论。对于初级投资者而言，他可以观察、跟踪、复制其它人的交易；而对于受欢迎投资者（“大 V”）而言，其发布的资讯信息不但有机会被平台重点推荐，还可通过平台获得一定的收入。

从被动到主动的角色演变，中小投资者不仅只是过去单纯的信息接受者和使用者，通过投资社交平台，中小投资者主动参与知识分享与交流，也能生成一部分投资信息，成为分享者。这种角色定位的变化，也在潜移默化中改变着投资者的行为。

但综合来看，因为受限于样本数量、组合存续时间、研究能力等因素，本文也存在很多未能继续展开研究或覆盖的内容，例如：

1) 本文所选取的样本主要为雪球网和跟投网的组合，但组合的存续时间均不超过两年，且样本数量较有限。若在更多样本数量和更长周期内进行对比分析与研究，该论文的研究结果能否持续有效，是值得进一步探讨的；

2) 本文在讨论共享组合的跟随效应时，主要是分析组合进行调仓交易后 20 分钟交易标的的涨跌幅，来判断是否具备跟随效应。但若将分析放在更长的周期如 1 个小时、1 天、1 周等，跟随效应是否能继续有效；

3) 同理，在对跟随效应的分析中，我们仅从组合调仓交易后对交易标的价格变动的角度来分析，那是否还可以从交易标的的成交量和波动率等其他指标来进一步深度分析；

4) 投资组合分享模式的未来盈利模式演变，这些共享平台是否会争取投资咨询牌照从而成为新型券商？

5) 投资达人在有金钱或声誉等激励的情况下，是否会主动改变其研究和交易的模式，以获取更多的激励等。

未能展开研究或覆盖的内容，还需要积累更多的样本数据，并在更长周期的组合存续时间内进行持续追踪分析，因此，这也为未来进一步的研究提供了很多方向。

## 七、总结与展望

本文从共享经济角度切入，观察在知识共享基础上，中小投资者获得互联网社交化投资分享平台由投资达人共享的投资组合之后，所产生的行为变化。为此，我们选取雪球网、跟投网等实证案例，通过对雪球网、跟投网投资组合分享数据的回归分析，并以市场指数、公募基金、私募基金等作为参考，发现平台上部分投资达人的投资组合分享确实可以持续跑赢市场，具备一定跟随价值。而中小投资者利用社交投资平台，在参考或跟随投资组合分享后，投资行为发生了改变。中小投资者不仅享受了社交投资平台带来的便利，也在用自身的行为数据改变着投资模式，这种互相影响、互相促进的共享经济模式是值得我们深入观察和研究的。

总体来看，本文选题和观察角度都较为新颖，均是近两年来兴起的新鲜事物，案例和样本数据等有限，得出的结论或有不完备的地方。但随着共享经济越来越深入的发展，社交化投资新模式更进一步演化，积累了更多案例和数据后，结论或更为完整，这也为将来提供更多可以研究的方向。

## 参考文献

- Blake Phillips, Kuntara Pukthuanthong, P.Raghavendra Rau. Detecting Superior Mutual Fund Managers: Evidence from Copycats [J]. The Society for Financial Studies, October 28, 2014.
- K.J.Martin Cremers, Antti Petajisto. How Active Is Your Fund Manager? A New Measure That Predicts Performance [J]. The Review of Financial Studies, August 6, 2009.
- Cohen, S.I. Starks, L.T. Estimation risk and incentive contracts for portfolio managers. Management Science, 1988, 34(9):1067-1079
- Golec, J.H. The effects of mutual fund managers' characteristics on their portfolio performance, risk, and fees. Financial Services Review, 1996, 5(2):133-148
- Joshua, C. Moskowitz, T. The geography of Investment: Informed Trading and Asset Prices. Journal of political Economy, 2001, 109(4):811-841
- Elton, E.J. Gruber, M.J. Blake. Explaining the risk factors incorporate bonds. Journal of Finance, 2003, 56(2):247-278
- Chevalier, J. Ellison, G. Are some mutual fund managers better than others? Cross-sectional patterns in behavior and performance. Journal of Finance, 1997, 54:875-889
- Mark Jurish, Peter Brady, Todd Williams. Hedge Fund Seeding: A Compelling Alternative, Alternative Investment Analyst Review, 2008, 63-64
- Werner Antweiler, Murray Z. Frank. Is All That Talk Just Noise? The Information Content of Internet Stock Message Boards. 2001
- Wayne E. Ferson, Rudi W. Schadt. Measuring Fund Strategy and Performance in Changing Economic Conditions, The Journal of Finance, 1996, 425-461
- Bruce Mizrahi, Susan Weerts. Experts Online: An Analysis of Trading Activity in a Public Internet Chat Room. Journal of Economic Behavior and Organization, 2009
- Soon-Ho Kim, Dongcheol Kim. Investor Sentiment from Internet Messages Postings and Predictability of Stock Returns. Journal of Economic Behavior and Organization, 2014, 107:708-729

朱宁.《投资者的敌人》[J]. 中信出版社,2014.

艾洪德,刘聪. 基金经理个人特征与基金投资风格. 财贸经济,2008,(12):26-31

唐运舒,陈雨虹. 基于H M - F F 3模型的社保基金选股择时能力分析. 合肥工业大学, 2014

彭小兵,李瑞涛,申云. 我国私募基金择时选股能力的实证分析. 山东财经大学,2015

许林,邱梦圆. 中国对冲基金评价体系构建及实证研究. 北京理工大学,2016

蒋瑛琨. 中国证券投资基金业绩评价研究. 吉林大学,2005

董鹏. 中国阳光私募基金评价体系研究. 郑州大学,2013

李瑞涛. 中国私募基金选股择时能力实证研究. 重庆大学,2015

黄兴李. 我国证券投资基金业绩评价实证研究. 厦门大学,2001