



同濟大學
TONGJI UNIVERSITY

A dissertation submitted to

Tongji University in conformity with the requirements for
the degree of Master of Finance

Bayes Asset Pricing Models with Applications in Portfolio Selection

Candidate: Qin Tian

Student Number:

School/Department: Economics and Management

Discipline: Finance

Major: Finance

Supervisor:

June, 2017

ABSTRACT

This paper incorporates an investor's belief of asset pricing models into portfolio selection under the context of Bayesian framework. Mid-term monthly momentum and reversal effects in China A-share stock market are chosen to verify this method. According to the previous work, a decent explanation for these two phenomena is still not available, the traditional financial theories such as asset pricing models failed to capture the behavior of these two phenomena. Thus, a possible way for an investor who has some faith in the asset pricing model is to build the portfolio to eliminate part of the risk caused by his ignorance of the cause of the return from the reversal or momentum effect while retaining part of the profit from these two effects. A forthcoming problem is that though asset pricing models lack power to illustrate these two phenomena, they do provide some useful references for the investors, different people might hold different beliefs about the models, thus they tend to choose different weight of assets in portfolio allocation. The two widely used methods, however, either neglect the power of asset pricing model or worship it as deity. The former one sorts to the mean variance optimizer. The latter one only chooses to hold the factor mimicking portfolios appeared in the asset pricing models. Neither of the methods can incorporate the prior belief of the investor into the portfolio selection. While the methods from frequency school might fail to tackle this problem, the Bayes method offers a more convenient way to deal with it. This thesis will try to explore the possible way of combining the momentum or reversal strategies with the factor mimicking portfolios appear in the asset pricing model dynamically under the prerequisites of incorporating investor's belief.

The first part of this thesis investigates the momentum and reversal effects in the Chinese security market. By forming different momentum strategies and reversal strategies accordingly, this thesis uses both the three-factor model and the newly proposed five-factor model to illustrate the phenomena of the mid-term momentum and reversal effects under the context of frequency method. Regressions are also adopted to check the condition of both winner groups and loser groups. Then a more comprehensive conclusion could be made. The second part of this thesis is to use Bayesian linear regression to select the portfolio with the fact that both three-factor and five-factor model lack efficiency to illustrate the return of these two effects.

Confidence are distributed to the asset pricing models. By sorting to the MCMC simulation, this thesis managed to get the posterior notion about the asset pricing models as well as the posterior distribution of the asset returns we interest, thus the optimal weight of different assets are determined. The last part of this thesis is to use the Bayes Model Averaging under the former assumptions to forecast the future return of the reversal combination as well as to select the portfolio. By combining the information set offered by both the three-factor model and the five-factor model, we hope the prediction power would be elevated. And the rolling window test shows that the result is more precise compared with single frequency asset pricing model. Thus the performance of the portfolio would be elevated.

This thesis has two major characteristics: First, the newly proposed five-factor model is used to illustrate the momentum effect, and then to compare the result with the three-factor model. Second, this paper managed to integrate multiple asset pricing models into the portfolio selection by using Bayes Model Averaging.

Key Words: Momentum Effect, Portfolio Selection, Three-Factor Asset Pricing Model, Five-Factor Asset Pricing Model, Bayes Linear Regression, Bayes Model Averaging

目录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 研究目的和意义.....	2
1.3 研究内容.....	3
1.4 全文结构.....	3
第 2 章 文献综述.....	6
2.1 动量效应和反转效应.....	6
2.2 投资组合理论和资产定价模型.....	8
2.3 基于贝叶斯方法的投资组合理论和资产定价模型.....	10
第 3 章 样本和研究方法.....	13
3.1 研究样本的来源和选取.....	13
3.1.1 考察时间段的选取.....	13
3.1.2 样本数据的使用.....	14
3.1.3 指标的选取.....	15
3.2 研究方法.....	15
3.2.1 动量和反转组合的构建及检验.....	15
3.2.2 动量和反转组合的回归分析.....	16
3.2.3 基于单个贝叶斯资产定价模型的投资组合构建.....	20
3.2.4 基于多个贝叶斯资产定价模型的投资组合构建.....	25
第 4 章 实证分析.....	29
4.1 基于收益的动量和反转效应检验.....	29
4.1.1 动量和反转效应检验结果.....	29
4.1.2 赢者、输者、动量和反转组合回归结果分析.....	31
4.1.3 回归结果小结.....	36
4.2 基于单个贝叶斯资产定价模型的投资组合构建.....	37
4.2.1 模型选取.....	38
4.2.2 不同先验信心下的反转组合权重.....	38
4.3 基于多个贝叶斯资产定价模型的投资组合构建.....	43
4.3.1 贝叶斯模型平均的预测效果.....	43
4.3.2 贝叶斯模型平均下的投资组合构建.....	46
第 5 章 结论与展望.....	47
5.1 结论.....	47
5.2 研究不足与展望.....	49
致谢.....	51

参考文献.....	52
附录 A 贝叶斯模型平均的后验概率推导.....	55
附录 B 不滞后一期的动量和反转效应检验结果.....	57
附录 C 赢者组合三因子模型和五因子模型的回归结果.....	58
附录 D 输者组合三因子模型和五因子模型的回归结果.....	60
附录 E 反转组合三因子模型和五因子模型的部分回归结果.....	62
个人简历、在读期间发表的学术论文与研究成果	Error! Bookmark not defined.

第 1 章 绪论

1.1 研究背景

由 Markowitz (1952)^[1]提出的均值-方差模型给了投资组合的选择以理论上的指导,在此之前的投资者虽然知道分散投资的道理,但却缺乏一个系统性的理论来阐述这种观点。此后,各种关于投资组合的论文层出不穷。时至今日,中国乃至世界上的投资者在进行投资活动的时候,都会不约而同地选择配置多种资产以分散风险。

均值-方差模型的意义不仅限于此,在 Markowitz 的基础上,Sharpe (1964)^[2]提出了著名的资本资产定价模型 (CAPM),该理论使用市场的超额收益这个因子来解释不同资产的收益行为。但是,该理论在后来不断受到了诸多金融市场异象的挑战。据此,Fama 和 French (1992)^[3]提出了著名的三因子模型,该模型在市场因子的基础上又加入了账面市值比和市值这两个因子,该模型一经推出,便因良好地解释了很多 CAPM 所不能解释的金融异象而被广泛采纳。

但是,证券市场上的动量效应以及反转效应的发现却给三因子模型提出了一个难题。所谓动量效应,即过去表现差的股票在未来的表现比不上过去表现好的股票,而反转效应则与动量效应相对,该理论认为过去表现好的股票在未来的表现比不上过去表现不好的股票。动量效应的检测需要基于不同的形成期和持有期巧妙搭建一系列资产组合,这些资产组合又被金融学家称为动量组合。三因子模型在解释上述两个金融异象的时候不能发挥很好的效力。鉴于此,除了行为金融学理论登上舞台以外,后来的资产定价模型把动量也作为一个因子纳入了解释变量的范畴之中,这其中最为著名的当属 Carhart (1997)^[4]提出的四因子模型,该模型在三因子模型的基础上引入了动量因子。此外,在资产定价模型方面,Pástor 和 Stambaugh (2003)^[5]加入流动性因子的资产定价模型也较为广泛地被用来解释金融市场上的种种现象。

时至最近,Fama 和 French (2015)^[6]推出了三因子模型的升级版,参考股利折现定价模型,他们在原有因子的基础之上新引入了两个因子,它们分别是和公司盈利能力有关的 RMW 因子以及和公司投资风格有关的 CMA 因子。关于五因子模型的实证效力检验可以说是目前金融学领域被广泛关注的一个方向。国外大量的关于五因子模型解释效力的论文层出不穷。

而在统计领域方面,尽管贝叶斯公式早在 300 年前就已经被提出来,但是基

于贝叶斯学派的统计手段火热起来却是近十多年的事情了，得益于新的数值抽样方法的提出、计算机计算性能的提高以及贝叶斯学派对于概率的定义更符合智能算法的要求，基于贝叶斯学派的统计方法开始在机器学习的领域大行其道。而在金融领域，也不断有学者在尝试使用贝叶斯方法来研究种种问题。

回到中国的证券市场，毫不意外，中国市场上也同样存在着动量和反转效应。对于一个偏好传统的有效市场理论的投资者而言，在现有资产定价模型理论对于动量和反转效应解释乏力的情况下，一个直觉的方法便是构建投资组合以部分消除这种效应在未来的不确定性。但是，该投资者可能并不愿意完全放弃资产定价模型所能提供的信息。因此，一个现实的问题便是：是否存在一种投资组合方法，可以兼顾均值-方差模型和资产定价理论，并且还能融入投资者对于资产定价模型的不确定性？事实上，基于贝叶斯方法的资产定价模型为解答上述问题提供了一种可行的理论基础。

1.2 研究目的和意义

本文的研究目的有两个：

首先，中国市场上的动量及反转效应在大量的国内文献中都得到了证实，并且基于 CAPM 和三因子模型的实证检验大多解释乏力。但是根据 Fama 和 French (2016)^[7]，发现五因子模型在某些场合下能够吸收一部分三因子模型所无法解释的动量收益，考虑到中国国内罕有使用五因子模型对动量组合进行解释的文章，因此，本文在第一部分使用 Fama 和 French 新提出的五因子模型对中国中期月度动量及反转效应进行回归检验，并且将其与三因子模型的解释效力进行综合的比较。

其次，贝叶斯模型平均 (BMA) 在我国金融领域内的应用不算多见，并且其中的大部分论文都选择使用 Zellner (1985)^[8]提出的 g-prior 作为参数的先验分布，g-prior 作为贝叶斯模型平均中最为知名和常见的先验分布，其好处经受了学术界和实务界的证明和检验，但是 g-prior 并不适用于 Pástor (2000)^[9]所给出的贝叶斯资产定价模型理论，因此，本文在适当放宽条件的情况下，给出了基于 Pástor 的假定而得到的贝叶斯模型平均，并将其用到了实证检验当中。

本文为投资组合的构建提供了另一种可能的思路。在金融学领域中存在着两种最为常见的构建投资组合的方法。其中一种方法是完全相信一个资产定价模型的效力，故投资者只持有资产定价模型中的解释变量，这些变量又被称作因子模拟组合，如传统的 F-F 三因子模型中的 HML 因子和 SMB 因子。另一种方法则

是完全放弃资产定价模型的效力，在假定资产的收益率分布后，预测出多个资产在下一期的均值向量和协方差矩阵，进而使用均值-方差优化器得到最优权重。但是对于一个投资者而言，他可能会在这两个极端中选择一种折衷的办法，即他既不选择完全相信某个资产定价模型，但也不完全放弃该资产定价模型提供的信息。基于频率学派回归的文献在处理上述问题的时候往往显得乏力，然而基于贝叶斯学派的资产定价模型却能够解决上述的困境。

1.3 研究内容

本文的研究内容主要分为如下的四部分：（一）文献研究。通过阅读大量的文献来了解前人在处理相关问题的时候所用的手段。文献的阅读方向主要集中在以下的四方面：1. 作为理论支撑的贝叶斯统计方法的相关文献与著作。2. 动量和反转效应的相关理论以及实证论文，尽管本文考察的是中期月度动量，但也应当对超短期，短期，中期，长期的所有动量组合都有一个全面的了解。3. 资产定价理论部分，以从投资组合理论到 CAPM 到三因子模型再到五因子模型作为主线进行，同时兼顾这些理论在国内外的实证检验。4. 考察贝叶斯方法在资产定价模型中的一系列运用。最后则是把上述部分结合起来形成自己的思路与见解。（二）检验中国市场上的动量及反转效应。本文着重研究中国 A 股市场的前述效应在月度上的表现，因此实证检验结果应当以中期月度动量为主要目标。考虑到目前对于月度动量组合的检验存在着是否跳过组合形成期当月的争论，本文同时检验了跳空和不跳空的情况并进行比较。（三）同时使用三因子和五因子模型对所有动量组合，反转组合以及构成动量及反转组合的赢者组合和输者组合进行回归检验，综合比较两者在月度上的解释效果究竟如何。（四）将上述的结果放入到贝叶斯统计的框架中进行考察。主要分为两部分：首先，考察在引入投资者信心的情况下，如何结合资产定价模型与均值-方差模型进行有效的投资组合的构建，并且在多个时点上考察这种方法是否符合金融理论以及投资直觉。其次，考察在贝叶斯模型平均的框架下，是否因为该框架引入了更多信息而使得预测的效力提高，进而使得投资组合的表现也因此提升。

1.4 全文结构

本文使用中国 A 股市场的中期月度动量及反转组合考察前述方法。传统的资产定价模型在解释动量组合收益来源的时候是不理想的，投资者不能完全仰仗于

资产定价模型的效力，但与此同时资产定价模型又确实能够提供部分的解释力度。因此，动量组合成为了良好的研究对象。全文结构如图 1.1 所示。

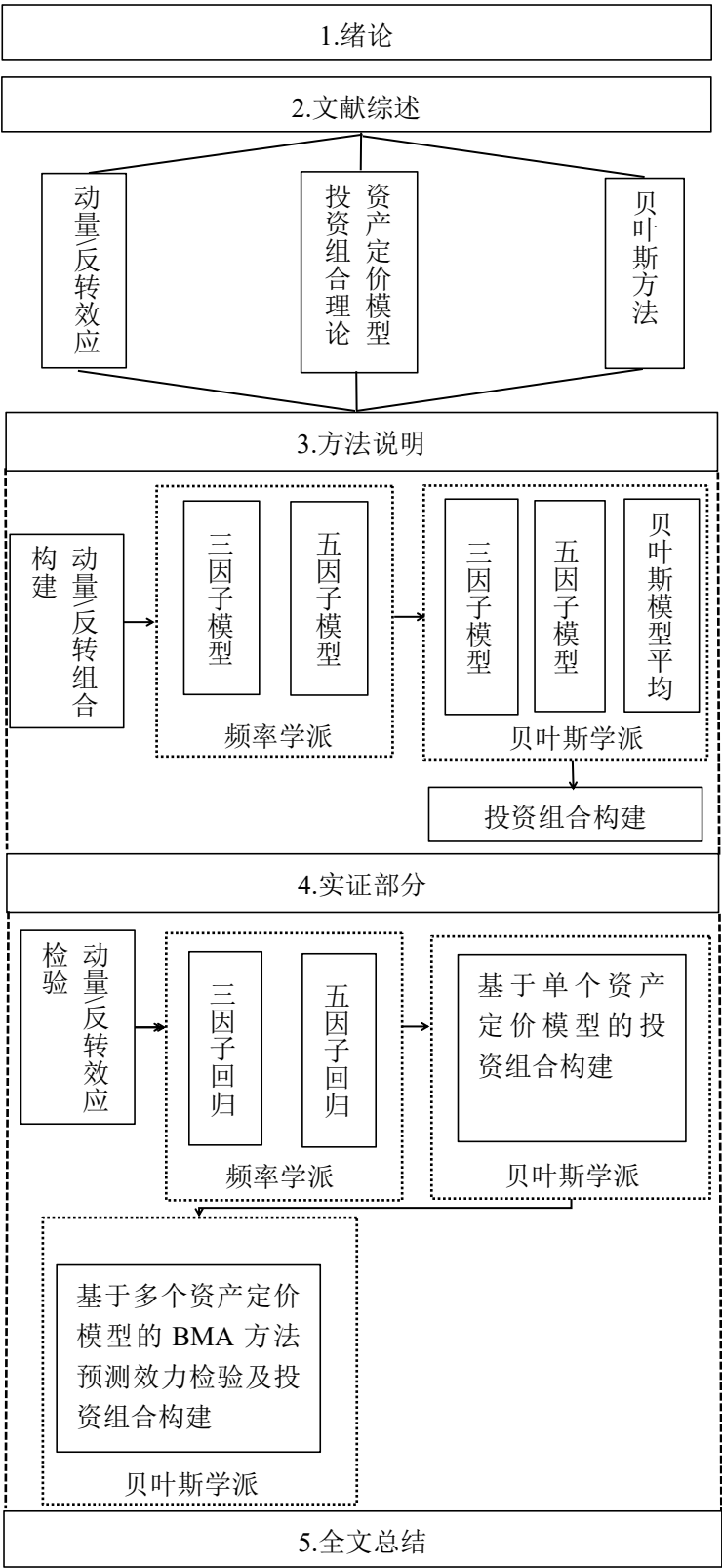


图 1.1 全文结构

本文首先考察了中国股市的中期月度动量及反转组合的收益状况，按照 Jegadeesh 的方法构建了 25 个月度动量组合以及这 25 个组合对应的反转组合，对持有期滞后一期以及持有期不滞后一期的动量和反转效应都进行了考察。并在频率学派的框架下，使用 F-F 三因子定价模型对滞后一期的动量及反转组合的收益来源进行解释。与此同时，考虑到 Fama 和 French 在 2015 年新提出了 F-F 五因子模型，而目前罕有使用五因子模型检验中国中期月度动量和反转收益来源的文献，本文同样使用五因子模型在频率学派的框架下对滞后一期的动量和反转组合的收益来源进行回归。此外，本文也使用三因子模型和五因子模型对参与构建动量组合的赢者组合以及输者组合进行了回归检验。基于上述回归，综合比较三因子模型和五因子模型的解释效力。

其次，在发现无论是传统三因子模型还是五因子模型都缺乏解释效力而滞后一期的反转策略经过调整后的超额收益又多为正的情况下，本文使用基于贝叶斯方法的资产定价模型，将投资者对资产定价模型的不确定性融入到了基于反转策略的投资组合的构建当中去。通过尝试赋予单个资产定价模型不同的先验认知，运用 MCMC 等数值抽样方法模拟出反转组合的预测收益以及相关参数的后验分布，从而确定出投资组合的最优权重。本文发现使用这种基于贝叶斯线性回归的方法所构建的投资组合是符合投资直觉和金融理论的。

最后，本文进一步考察了同时引入多个资产定价模型后的投资组合的构建方法。现有的贝叶斯方法大多基于单个资产定价模型进行考察。而本文使用贝叶斯平均方法综合了多个模型的信息，本文基于模型假设而不是常用的 g 先验使用了贝叶斯模型平均，从而综合了三因子模型和五因子模型所提供的信息。并且运用窗口滚动回测方法考察在模型平均下对于反转组合预测的准确程度是否能有所提升，发现结论是肯定的。贝叶斯模型平均由于包含了更多的信息，其预测准确性在大部分情况下较之单个定价模型有相对的提升，由此基于贝叶斯模型平均的投资组合的表现也会有一定提高。

此外，本文的所有基于贝叶斯理论的考察都是多期动态的，这为该方法的稳健性提供了保障。

第2章 文献综述

2.1 动量效应和反转效应

反转效应和动量效应的两篇重要论文分别于1985年和1993年发表。

反转效应由 Bondt 和 Thaler (1985)^[10]提出。在论文中,他们运用纽交所从1926年1月份到1982年12月份的所有普通股股票的月度收益率检验了金融市场上是否存在着过度反应的金融异象。经过实证检验,他们发现:金融市场上同样存在着心理学实验中所预言的“过度反应”现象,由之前表现较差的股票(输者)所组成的股票组合在未来将会打败由之前的表现较好的股票(赢者)所组成的组合。特别的,在投资组合形成36个月之后,曾经的失败者将会比曾经的胜利者多获得超过25%的收益,与此同时,胜利者的风险比失败者要大。

该论文一经发表,便受到了广泛的关注,一个推论便是:既然美国股市在长期上存在着反转效应,那么在短期上的表现又如何呢? Jegadeesh (1990)^[11]所发表的论文证实了在美国市场上同样存在着短期的反转效应。在这篇旨在研究股票的价格是否具有可预测性的论文中,作者拒绝了股票价格随机游走的原假设,并且指出股票收益率序列的一阶自相关系数显著为负而更高阶的自相关系数显著为正,此外,这种序列相关性具有显著的季节效应。由此,短期反转效应也得到肯定。

反转效应的证实自然会促使人们将目光投向它的对立面,即:过去强势的股票是否有可能在未来继续保持强劲的势头呢?在之后不久,由 Jegadeesh 和 Titman (1993)^[12]提出了动量效应的存在性,在他们的论文中使用了一种重叠且向前滚动的检测手段,该方法又称为(J,K)动量组合构建方法。在检测了从1965年直至1985年的纳斯达克市场以及美国证券交易市场的相关股票的月度数据之后,作者基于16个(J,K)组合得出结论,认为卖出过去的“输者组”并且买入过去的“赢者组”,并且在持有3到12个月之后(即 $K=3,6,9,12$),会在统计学意义上呈现出显著的正向收益。特别一提的是,作者认为,尽管无法解释中期动量组合的潜在收益来源,但是市场风险是可以被排除的。

动量效应提出后,立刻成为了学术界和投资届的重点关注对象。学术界关注它是因为该现象对传统的基于有效市场的金融理论提出了挑战,而投资届关注它,则是因为动量组合的现实可操作性和潜在的盈利性。因此,在后续的将近二十年里,动量组合效应在全世界的范围得到了实证检验,据 Asness (2011)^[13]

称，动量效应绝非数据挖掘的结果，在把价值策略和动量策略这两种策略作为一个整体考虑之后，日本市场——这个常被用来质疑动量效应有效性的例子也被证明是能够成功实施动量策略的。此外，近年比较有影响力的业界内的全球性动量效应的检测有 Asness (2013)^[14] 的论文，该论文对全球范围内的八个主要的股票交易市场和指数进行了检测，发现动量效应存在的显著证据，并且还发现价值效应和动量效应是负相关的。

当然，学术界也从未停止对动量组合收益来源解释的探索。对于动量组合收益来源的解释主要可以分为行为金融学派和传统的基于风险解释资产收益的金融学派。本文主要考察基于传统金融学派的研究。

Fama 和 French (1996)^[15] 使用其著名的三因子模型解释诸多金融异象，在那篇论文中，他们同样使用三因子模型对动量组合进行了考察，他们使用 366 个月度数据对纽交所的所有股票所构成的月度动量组合进行了考核，结果发现三因子模型可以解释 CAPM 模型所不能解释的长期月度反转现象，同时也发现短期的月度反转现象却无法得到解释，不但三因素模型的整体显著性检验未能通过，回归得到的系数也无法解释短期反转效应。

Fama 和 French (2012)^[16] 对北美，欧洲，日本以及亚太这四大全球主要的股票市场实证检验后发现，不同于 Asness (2011)^[13]，他们认为除了日本市场以外，其余的所有市场都存在着动量效应，并且随着股票市值规模从大变到小，动量组合的平均收益从小变到大。两位作者分别使用了不同的资产定价模型试图对其进行解释，他们首先基于全球的市值和账面市值比划分了资产组合，同时也基于全球的市值和动量收益划分了资产组合。然后使用全球性的 CAPM 模型，全球性的三因子模型，以及全球性的四因子模型来解释上述资产组合的行为特征，但是模型的回归结果都没有能够通过 GRS 整体性检验，这意味着基于全球视角的资产定价模型未能解释动量组合的收益。此外，基于当地证券市场视角的资产定价模型依然不能够较好的解释基于市值和动量划分所得到的组合的收益率。

紧接着，在 Fama 和 French (2015)^[6] 提出五因子模型之后的不久，两人便于 (2016)^[7] 使用五因子模型对三因子模型所不能解释的金融异象尝试进行再一次的解释，在这篇论文中，作者考察了涵盖 1963 年到 2014 年的三大美股交易所的月度股票收益率，依然进行了基于市值和动量 (size×prior) 的组合划分，然后分别使用五因子模型以及加入了动量因子后所形成的六因子模型对这些组合进行回归，得到的主要结论如下：1. 五因子能够吸收一部分三因子模型所无法解释的动量组合收益来源，但是提升的效果有限。2. 加入动量因子后形成的六因子模型依然没有通过 GRS 检验，但是相对五因子模型，该模型对于动量效应的解释存在有限的提升，此外该模型对小市值股票的动量效应的解释依然糟糕。

除了 Fama 和 French 的因子模型, 另一个主要的考察路线则是从收益率的横截面分解角度进行动量组合收益来源的考察, Conrad 和 Kaul (1998)^[17]把根据过去收益率所确定的交易策略在 t 时刻的预期收益率拆分为两项内容, 第一项内容是因可以预测的收益率序列而获得的利润, 而第二项则是指 t 时刻的众多资产无条件预期收益率均值的方差, 衡量的是诸多资产收益率在横截面上的散布。那么在股票服从随机游走的假定下, 上述的第一项变会因为股票的不可预测性而退化为 0, 此时的 t 时刻预期收益只包括第二项内容, 由此可知, 只要股票在 t 时刻的方差为正, 动量策略便会产生收益。事实上, 要使得方差为 0 就等同于要求 t 时刻的所有股票的预期收益率均值都相同, 这种可能性几乎为无。这个理论获得了密切的关注, 但这种方法就一直持续着争论。Bulkey 和 Nawosah (2009)^[18]在从资产的原始收益中扣除了无条件预期收益的方差之后, 发现这种经过调整后的收益率的动量效应消失了, 从而支持了这种横截面波动的理论。而较近的反对有 Bhootra (2011)^[19], 他认为在采用了两种调整微观结构的方法 (分别是 J 与 K 之间跳空一期和排除低于五美元的 penny stock) 之后, 经过市场收益率调整后的个股超额收益中包含的动量收益的显著性从不显著变为了显著, 这实际上变相否定了 1998 年的观点。

回到中国市场上来看, 中国市场上的情况则显出不同, 大部分的文献普遍倾向于支持中国在短期内存在动量效应, 在中长期内不存在动量效应但却存在反转效应的结论。例如: 王璞 (2011)^[20]对中国 A 股市场的检验发现中国市场存在显著的反转效应, 并且随着持有期 K 的增长, 反转趋于均值回归。高秋明 (2014)^[21]对中国 A 股市场的股票进行了月度动量效应的检验发现中国市场并不存在显著的动量效应, 认为月度上之所以缺乏动量效应可能和中国市场冠绝全球的高换手率有关。王德宏 (2017)^[22]发现中国的创业板市场甚至在短期上也表现出反转效应。此外, 在利用因子模型尝试对动量效应进行解释方面主要以基于三因子模型的尝试为主, 比较典型的有杜兴强和聂志平 (2007)^[23]基于三因子模型进行的回归, 发现三因子模型的解释效力较差, 并且经由因子模型调整后的动量策略超额收益为负。

2.2 投资组合理论和资产定价模型

投资组合理论始于 Markowitz (1952)^[1], 该方法为资产的筛选开辟了一条全新的道路, 通过求得一系列资产的均值向量和协方差矩阵之后, 将所得到的结果代入到均值-方差优化器中便可以求得最优投资组合。但是不断有后续论文提出

模型在实际使用的过程中存在着一定困难性, Best 和 Grauer (1991)^[24]指出该模型的最优权重对模型参数的输入具有较大的敏感性, 换言之, 轻微的收益率向量的变化便会导致最优权重的巨大变化, 这并不符合人们的投资常识。Black 和 Litterman (1992)^[25]指出这些最优权重的变化所导致的极端资产配置同样会使投资者承担意想不到的巨大风险。Chopra 和 Ziemba (2011)^[26]指出对于资产的均值以及方差和协方差的估计错误会被均值-方差模型放大。因此, 后续的一系列论文的主要目标都旨在加强对于资产的均值和协方差估计的稳健性。

尽管存在着批评的声音, Markowitz 的理论贡献却不仅仅局限于此, Sharpe (1964)^[2]在均值-方差模型的基础上, 提出了著名的 CAPM 模型, 该理论认为当所有的投资者都遵循两基金定理中提到的行为模式之后, 便可以推得单个证券的资产收益与市场组合风险升水之间的关系, 金融市场的种种股票收益率特点便可以得到解释。传统金融学理论的一块基石由此奠定。

但是, 在 CAPM 理论被发表后的数十年内, 该理论的有效性受到了各方的质疑。Basu (1977)^[27]发现低市盈率的股票的收益要好于高市盈率的股票的收益, 这种现象又被称为 P/E 效应。Banz (1981)^[28]认为公司的市值规模和股票的收益呈现负相关性, 该现象又称为市值效应。Fama 和 French (1992)^[3]在总结前人工作的基础上, 通过巧妙的筛选手段, 提出了著名的三因子模型, 该模型综合了前面三位的成果, 将收益率分解为了市场因子, 市值因子, 账面市值比因子。该模型一经推出, 便获得了热烈的反响, 尽管 Sharpe 等人批评它不过是数据挖掘的结果, 但是该模型确实在广大股票市场上获得极好的解释效力。

三因子模型在刚被提出时便面临金融异象的挑战, 如前节所述, 次年 Jegadeesh (1993)^[12]便发表了关于动量效应的论文, 这是三因子模型所无法解释的金融异象。有鉴于此, Carhart (1997)^[4]在 F-F 三因子模型的基础上又提出了四因子模型, 引入了月度动量因子, 发现引入动量因子之后对于各种金融现象的解释有了进一步的提高。而 Pástor 和 Stambaugh (2003)^[5]提出应当将流动性因子也纳入到解释资产价格的模型中去, 通过自创的指标检验了流动性, 他们发现股票的横截面预期收益同总的流动性是有相关性的。

到了 2015 年, Fama 和 French (2015)^[6]在原来三因子模型的基础上再度提出了五因子模型。这一次, 他们新加入了盈利能力因子和投资风格因子, 之所以选择加入这两个因子, 是因为它们在股利折现模型中同最终的股票收益率是息息相关的。在经过对不同的股票分组的实证检验之后, 他们发现该模型在总体上的解释效力超出了之前的旧模型。但是存在的两个问题是, 五因子模型没有能够很好的捕捉到小市值低回报公司的特点; 五因子模型中的 HML 因子可以被其他四

个因子所解释，因而显得冗余。该模型立刻被用于全球股市的实证检验，并且还被 Fama 和 French 本人用于尝试解释之前三因子模型所不能解释的金融异象。

回到中国本土市场上，投资组合已被广泛运用。而关于资产定价模型的实证效力的检验文献也是为数众多。最近的工作有：曾惠（2016）^[29]使用 CAPM，三因子模型和四因子模型对中国股市的周度数据进行了检验，检验发现 CAPM 的效力远不及三因子模型，三因子模型只有一组分组没有通过显著性检验。而四因子模型则倾向于支持中国短期周度市场上不存在反转效应。赵胜民和闫红蕾和张凯（2016）^[30]发现相对于三因子模型，五因子模型在解释股票收益率时，新引入的两个因子的解释能力并不突出，并且原来的市值因子和账面市值比因子的解释效力依然十分显著。

2.3 基于贝叶斯方法的投资组合理论和资产定价模型

不同于频率学派下对于概率的定义，贝叶斯学派对概率的定义实际上反应的是人们自认为的观点的正确程度。并且观点在经过观测数据的调整之后，人们在旧有观点的基础上，获得对于该观点的全新的认识，详见图 2.1。因此，人们可以先给予一个资产定价模型主观看法，这种主观看法应当反映投资者对于该资产定价模型的信心程度，然后在经过实际观测样本的调整之后，人们便可以刷新对于某个资产定价模型的准确程度以及相关参数的认识，然后再据此进行投资组合的构建。这样便把投资者的不确定性揉入到了组合的构建之中。用贝叶斯统计的术语来说，该投资者用观测样本刷新参数的先验分布，从而获得包括资产收益率以及因子模拟组合收益率在内的一系列参数的后验分布，并根据这些收益率的后验分布构建投资组合。由对概率定义的不同可知，相较于频率学派，贝叶斯学派在观点的选择和表达上十分灵活，从而为投资组合构建的多样性提供了可能。

$$P(A|Obs) = \frac{P(Obs|A) \times P(A)}{P(Obs)} \quad (2.1)$$

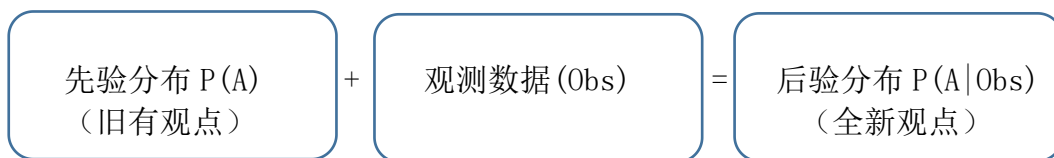


图 2.1 贝叶斯公式更新流程

更进一步, 贝叶斯学派中的贝叶斯模型平均允许人们同时结合两种甚至多种资产定价模型所提供的信息来进行解释和预测工作, 该模型使得人们可以定量的确定不同资产定价模型在解释和预测中的权重。相较于简单地使用一种资产定价模型, 多种资产定价模型能够保证投资者利用到更为宽泛的信息集, 从而更好地进行投资组合工作。

贝叶斯方法在金融学中时至今日最为著名的应用是 Black 和 Litterman(1992)^[25]提出的 Black-Litterman 模型。简单来说, 该模型把 CAPM 作为投资者的先验观点, 并引入投资者自身的观点, 通过贝叶斯公式来完成对 CAPM 观点的更新, 从而形成一个新的后验观点。Christodoulakis (2002)^[31]给出了详细的数学推导过程, 假设先验观点为正态分布, 同时投资者自身观点也为正态分布, 由此刷新后的观点也是正态分布, 从而得到后验观点的均值向量和协方差矩阵。Idzorek (2007)^[32]给出了该模型详细且初步的使用方法, 包括了相对观点矩阵和绝对观点矩阵如何表述的详细细节, 并就投资者自身观点不确定性的估计给出了一种方法。Meucci (2006)^[33]引入了非正态观点, 这可以视作在贝叶斯框架下对模型的一个十分正常的推广。Beach 和 Orlov (2007)^[34]在假设投资者仅仅使用绝对观点的条件下, 使用了 GARCH 模型来确定投资者对不同观点的不确定性。国内的温琪 (2011)^[35]使用了 GJR-GARCH 来确定观点的不确定性, 获得了更为稳定的效果。Walters (2011)^[36]综述了关于 Black-Litterman 模型的研究发展动向, 研究发展多集中于正态分布参数的选取问题上。

Pástor (2000)^[9]则提出了一种不同于 Black-Litterman 模型的思路, 他并不要求投资者输入复杂的观点矩阵, 而仅仅要求投资者对资产定价模型表达出自己的信心程度即可, 这一点尤为适合中小型投资者。此外, Black-Litterman 模型并没有直接使用样本信息, 而是利用样本信息反推 CAPM 隐含均衡收益率, Pástor 则更为直观的使用了样本信息。再有, Black-Litterman 模型使用样本信息去调整 CAPM, 而 Pástor 的方法则是允许使用样本信息去调整不同的资产定价模型, 并获得多种参数的后验分布, 而不仅仅局限于资产收益率向量和协方差矩阵。尽管作者在文章中的本意是使用 CAPM 模型和 Fama-French 三因子模型对美国的“本土偏好”等金融异象进行考察, 但是该方法也可以作为投资组合构建的基础。

在贝叶斯模型平均方面, Cremer (2002)^[37]使用 Zellner (1985)^[8]提出的 g-prior 研究了金融期刊中最为流行和知名的 11 个模型以及它们的派生模型, 借助于贝叶斯平均手段, 作者发现相对于传统的频率学派的单个回归模型, 贝叶斯模型平均在“样本外 (out-of-sample)”的回测表现要好于单个资产定价模型, 即使该单个资产定价模型在“样本内 (in-sample)”的拟合度是所有模型里最好

的。Avramov (2002)^[38]认为基于方差分解的研究表明模型的不确定性比起短视投资者的参数估计错误所带来的风险更为重要,因此,作者也使用贝叶斯模型平均将不同模型自身的不确定性纳入考查范围,结果发现表现依然好于单个频率学派定价模型。Fabozzi 和 Huang 和 Zhou (2010)^[39]阐述了贝叶斯估计在金融中的应用,指出贝叶斯方法的优点在于明确投资者观点的灵活性,以及在构建投资组合方面的稳定性,基于贝叶斯方法构建的投资组合能够经受数据回测和挖掘的考验。

第3章 样本和研究方法

3.1 研究样本的来源和选取

本文的实证数据均收集自国泰安数据库以及万德数据库系统。本文的数据对象涵盖了从2006年5月到2016年12月沪深A股市场在内的股票。参考Figelman (2007)^[40]构建动量组合的方法,数据的筛选遵循以下的原则:1. PT/*ST/ST股由于其特殊性并没有被包含在本文的考察范围之内。2. 仅考虑处于上市状态的股票。3. 剔除上市未满一年的股票。此外,本文待用的主要数据指标包括:股票的月度收益率,公司在年报中的账面价值,总资产,营业收入,营业成本,销售费用,财务费用,管理费用,利息费用等。

3.1.1 考察时间段的选取

研究的时间区间之所以选取为2006年5月份到2016年12月份主要基于以下两方面因素的考量:其一,中国证券市场股权分置改革的工作始于2005年,而在股权分置改革之前,大约有三分之二的股票属于非流通股股东持有,这种现象不仅导致了中国市场上运用股权交易以达到资产配置的目的无法高效完成,同时也导致了之前的中国股市的流通股定价机制不够完善合理,存在一定的扭曲现象。如果将股权分置改革前的股票和改革后的股票同时纳入到考察的范围内,并用相同的手段进行研究,这种方法并不科学。其二,虽然中国于2006年12月底才全面完成改革布局,但是彼时的中国A股正经历着牛市阶段,如果将考察时间段的起始点设置为2006年12月份的话,整个样本期可能会相应的失去代表性,与之相对的,将时间段的起点设置为2006年5月份,彼时的中国A股市场正处于上升期的初始阶段,样本更具有代表性。另外,2006年5月份距离2005年9月份已经过去了将近七个月之久,股权分置改革的效应已经在市场上有了初步的体现,流通股的价格也趋近于合理。而深圳股市由于和上海证券市场高度相关,故市场特征也高度一致。结合两地指数的具体表现情况,我们不难发现考察时段涵盖了上升下降以及平稳期的所有特征,并且在考察时间段的头部和尾部都有两个波峰,呈现出对称性、低偏向性的特征,因而该样本段的选择具有合理性。

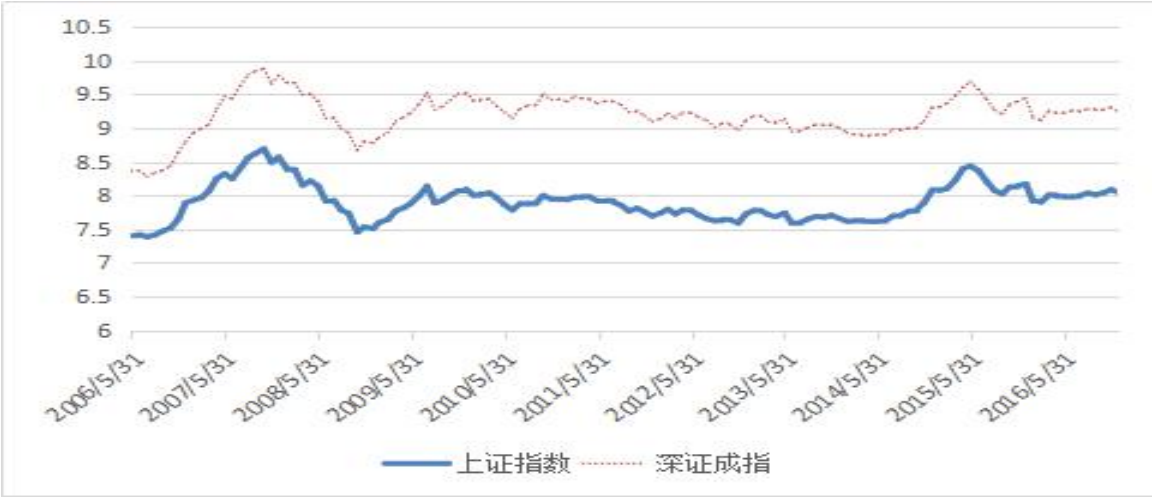


图 3.1 考察时间段内的上证指数和深圳成指的对数坐标图

如图 3.1 所示，从 2006 年 9 月份起至 2008 年 10 月份，中国股市经历了一个完整的上升以及下降阶段。与之相对的，从 2014 年的 7 月份到 2015 年的 12 月份，也有一个完整的上升以及下降阶段，这两个阶段可以算是中国股市繁荣的典型代表。另外值得一提的是，在计算 Fama-French 的因子的时候，实际上 2006 年的全部因子月度数据和 2007 年的部分因子月度数据是基于更早时间段的财务指标得到的，但这些时间段并不被纳入到考察动量和反转效应的范围内。

3.1.2 样本数据的使用

总的样本时间段选取为 2006 年 5 月至 2016 年 12 月。动量组合的考察时间段为 2006 年 5 月到 2016 年 12 月。此外后文我们将会构建中期动量和反转组合，真正实际有效的用于三因子模型以及五因子模型的回归的月份将会根据动量组合形成期的不同而有所不同，具体而言，我们所考察的最大考察期将会是 12 个月 ($J=12$)，那么动量组合的最晚实际回归期将从 2007 年 5 月开始。此外，根据以往的很多实证论文的经验结果来看，大量的模型方法在样本期内 (in-sample) 的拟合效果较好，但是在样本期外 (out-of-sample) 的预测效果或收益却大打折扣，基于上述现象的考虑，本文特地选用 2016 年 7 月份至 2016 年 12 月份作为检测样本，使用窗口滚动方法来考察基于贝叶斯资产定价模型的方法在样本外的预测情况。数据使用如图 3.2 所示。

动量（反转）组合考察期 2006.05-2016.12	
因子模型回归期	回溯期
2006.05-2016.06	2016.07-2016.12

图 3.2 样本数据的使用

3.1.3 指标的选取

具体的指标构建细节将在下一节的研究方法中详细叙述，这里主要就指标的用途进行粗略的阐述。月度收益率数据主要用于构建基于收益率分类的 Jegadeesh-Titman 动量组合。公司账面价值以及公司市值则是被用于计算三因子模型中的 SMB 和 HML 因子。此外，总资产，营业收入，营业成本，销售费用，财务费用，管理费用，利息费用则是被用于计算 OP(Operating Profitability)变量和 Inv(Investment)变量，从而构建出 Fama 和 French 于 2015 年提出的五因子模型中的 RMW 和 CMA 因子。

3.2 研究方法

3.2.1 动量和反转组合的构建及检验

本文的动量及反转组合的构建主要基于 Jegadeesh 和 Titman 在 1993 年的论文^[12]中提出的方法。在他们的论文中，他们采用了重叠且向前滚动构建动量组合的方法。具体的构建方法如下所示：

根据他们的搭建方法，把 J 命名为考察期， K 命名为持有期。其中， $J=1,3,6,\dots$ $K=1,3,6,\dots$ J 和 K 的单位可以是日，周，月，年。本文主要使用月度作为考察对象。所谓的考察期，又称为形成期，是我们用以确定赢者组和败者组划分的依据。具体而言，在已知月度收益率的情况之下，在 t 时刻，我们只需要对前 J 期的所有股票的平均收益率进行从低到高的排序，将收益率排名的前 10%称之为赢者组，收益率排名的后 10%称之为输者组。在明确了持有期 K 的具体数值之后，我们便可以考察胜者组和败者组在未来的 K 个月的表现情况，由于 t 时刻是不确定的，可以时刻向前滚动的，所以我们最终可以得到关于基于 J,K 的胜者组和败者组以及动量和反转组合的收益率时间序列。并且可以使用 t 检验来验证所得到的收益率时间序列是否显著异于 0。基于收益率大小划分的 (J,K) 组合的详细搭建过程如下：

步骤一：选取特定的 J 和 K 。就本文而言， $J=1,3,6,9,12$ ， $K=1,3,6,9,12$ 。于是，我们一共可以得到共计 25 个动量组合。

步骤二：对于特定的 J 和 K ，假定当前时刻为 $t=T$ 月末，则我们首先需要考察全部的股票从第 $T-J$ 个月末到第 T 个月末的收益大小，并且根据收益率的大小对股票从小到大排列，我们将前 10%的股票称之为赢者组合，并计算出这些股票

的平均收益率 $KWINNER$ 。同时将后 10% 的股票称之为输者组合，并计算出这些股票的平均收益率 $KLOSER$ 。

步骤三：计算赢者组和输者组从 $T+1$ 月末到 $T+K+1$ 月末的月收益率，并且每个月的收益率是由赢者组合或是输者组合中的股票收益率等权重平均后得到的。这里参考了 Fama 和 French (1996) [15] 的做法，跳过当前月份 T ，直接计算从 $T+1$ 月末到 $T+K+1$ 月末共计 K 个月的收益率，这么做是为了回避当月的价格波动效应。按照上述方法不断往前推进 t 。理论上，对特定 (J,K) 组合，每个月都会有 K 个赢者、输者、动量和反转组合存在。

步骤四：对于特定的 $t=T$ 时刻，计算赢者组和输者组和套利组合在本月的平均收益率，分别记为 $AVGKWINNER$ 和 $AVGKLOSER$ 和 $AVGARBIT$ ：

$$\begin{aligned} AVGKWINNER &= \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K KWINNER_k, \\ AVGKLOSER &= \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K KLOSER_k, \\ AVGKARBIT &= \pm(AVGKWINNER - AVGKLOSER). \end{aligned} \quad (3.1)$$

不断向前推进 t 得到赢者、输者、套利组合的收益率时间序列。此处，套利组合指的是动量组合和反转组合，其中，动量组合的收益率即赢者组合减去输者组合，反转组合的收益率即输者组合减去赢者组合。

步骤五：对于特定的 (J,K) 组合下的收益率时间序列进行 t 检验。其原假设为： H_0 : 组合收益率为 0。备择假设为： H_1 : 组合收益率不为 0。

步骤六：选取不同的 J 和 K ，并且重复步骤二到步骤五，从而获得共计 25 个动量组合的相关数据。

3.2.2 动量和反转组合的回归分析

本文中，我们用资产定价模型对动量组合收益来源进行分析。正如前文所说的那样，动量组合的收益率来源至今没有一个明确的定论，与之相对的，动量效应和反转效应的显著性确实在世界范围内得到了证实。目前学术界的主流方向分为传统金融学派和行为金融学派。本文基于传统金融学派的理论，试图从因子模型的角度对动量组合的收益来源进行解释。传统的三因子模型对于动量收益解释乏力，这一点就连 Fama 和 French 本人也是承认的。但是，Fama 和 French (2015) [6] 的论文中提出了五因子模型，即在原模型的基础上加入了利润和投资两个新的模拟因子。并且 Fama 和 French (2016) [7] 的论文中指出五因子模型吸收了一部分三因子模型不能解释的动量收益。目前，运用五因子模型来对中国股市动量组

合收益进行解释的论文罕见。因此，本文试图运用多种主流资产定价模型同时对动量组合的收益来源进行解释。

3.2.2.1 CAPM 模型

经典的 CAPM 理论基于马科维茨的均值-方差模型结合两基金定理派生而来，该理论认为所有股票或者投资组合的收益率都可以用市场因子来进行解释。对于特定资产 i ，其回归式可以表示为：

$$r_{it} - r_{ft} = \alpha + \beta_i (r_{Mt} - r_{ft}). \quad (3.2)$$

如果动量组合的收益真的可以完全被 CAPM 理论所揭示的话，那么系数 α 应当不显著异于 0，与此同时，针对特定的 (J,K) 组合划分出来的四个组合的联合检验也应当无法拒绝原假设。由于大量的论文已经确认了 CAPM 对于动量效应和反转效应解释乏力，因此不将其纳入本文考查范围。

3.2.2.2 F-F 三因子模型

三因子模型在 CAPM 模型的基础上，新加入了 SMB 和 HML 这两个因子。三因子模型一经推出，便能够解释很多 CAPM 所不能解释的金融现象，再加上三因子模型能够较好的捕捉并解释证券市场上股票资产的风险暴露，因而被投资者广泛采纳。对于特定资产 i ，F-F 三因子模型的回归式如下：

$$r_{it} - r_{ft} = \alpha + \beta_i MKT_t + s_i SMB_t + h_i HML_t + \varepsilon_{it}, \quad (3.3)$$

其中，MKT 是指代表着市场风险的市场因子，其具体的计算方式和 CAPM 模型中的市场因子是相同的。SMB 因子则是通过巧妙的构建手法获得的，它反映了市值的差别。HML 因子同样构造精妙，它反映了账面市值比的差别。同 CAPM 模型一样，如果 F-F 三因子模型能够较好的解释动量组合的收益来源，那么回归式中的截距项 α 就不应该显著异于 0，与此同时，针对三因子模型的联合检验也应当无法拒绝原假设。

在本文中，我们搭建 SMB 和 HML 因子的主要步骤如下所示：

步骤一：首先为了和动量因子所考察的股票相匹配，选用 A 股市场所有股票（包括中小板和创业板）作为构建因子的数据来源。具体的相关数据都选用了月度数据。

步骤二：Fama 和 French 在其论文中为了避免出现数据不齐全的情况，使用第 $t-1$ 年的财务数据同第 t 年七月份至第 $t+1$ 年的六月份的月度收益率相匹配。这样做的好处在于：尽管理论上财报所对应的数据是上一个财年的，但是财报的

披露未必就一定是在当年的一月份。因此，为了使得数据具有完整性，Fama 和 French 留了六个月的空档。本文参考 Fama 和 French 的方法，同样预留六个月的空窗，并根据第 t 年六月末的市场权益大小来决定不同公司的市值规模，并将其划分为大市值公司以及小市值公司两类，并且保留这些数据以备和接下来的账面市值比指标对股票进行联合的筛选。账面市值比因子中的账面因子是根据财报所披露的信息得到的。

步骤三：获取财报披露的第 $t-1$ 会计年年末的账面价值以及第 $t-1$ 年年末的市场权益价值，据此计算出股票 i 所对应的账面市值比 $(B/M)_i$ 。

步骤四：根据账面市值比的大小我们一共可以划分出低中高三个个股的组合，与此同时，根据第 t 年六月末的个股市场权益的大小，可以划分出大公司和小公司两个组合。于是，我们一共可以得到六个交叉组合。值得注意的是，由于我们的考察对象包括了主板，中小板，创业板等多层次资本市场，分位数的选择也是一个重点。我们参照 Fama 的划分方式，不选用全部市场的股票所对应的分位点，而是以上证 A 股的市值和账面市值比的分位点来对所有股票市场的数据进行划分。这样做的好处在于，如果按照所有市场的市值进行划分，那么在中小板和创业板被包括进来以后，小市值组合可能就完全被来自中小板和创业板的股票给占据了，如果是按照上证 A 股作为划分依据，那么会有一部分的上证 A 股被划入到小市值的组合当中，这样会使得组合中所包含的股票更具多样性。

步骤五：考察这六个组合在第 t 年七月份到第 $t+1$ 年六月份的收益情况，具体的计算方式是根据流通股市值的大小计算加权收益率。不断向前推进 t ，我们会得到 6 个组合总计 6 条收益序列。

步骤六：根据这六个组合构建 SMB 和 HML 因子。具体的构建方式为： $SMB=(SH+SM+SL)/3-(BH+BM+BL)/3$, $HML=(SH+BH)/2-(SL+BL)/2$ 。其中，SH 是小市值高账面市值比股票，SM 是小市值中等账面市值比股票，SL 是小市值低账面市值比股票，BH 是大市值高账面市值比股票，BM 是大市值中等账面市值比股票，BL 是大市值低账面市值比股票，于是，我们可以得到 SMB 和 HML 因子这两条时间序列。

搭建完三因子，我们便可以对特定的 (J,K) 动量组合进行收益率的回归。其具体的回归式如下所示：

$$r_{it}^{JK} - r_{ft} = \alpha + \beta_i MKT_t + s_i SMB_t + h_i HML_t + \varepsilon_{it}, \quad (3.4)$$

其中， $i=1,2,3,4$ 分别代表着赢者组合，输者组合，动量组合，反转组合这四个不同的组合。 J,K 代表着基于 (J,K) 组合的策略。

如果三因子模型能够解释动量和反转组合的收益来源，那么，这些分组不当存在显著的超额收益。

3.2.2.3 F-F 五因子模型

根据以往文献的结论，三因子模型在解释动量组合这个市场现象时是较为无力的。但是，Fama 和 French 在 2015 年的时候新提出了五因子模型，那么自然的，本文尝试使用五因子模型来考察解释动量收益的可能来源。简单来说，五因子模型在原来三因子模型的基础之上加入了两个新的因子，他们分别是 RMW 和 CMA 因子。其中，RMW 因子是企业盈利能力因子，CMA 衡量的是企业投资风格激进还是保守。Fama 和 French 认为，根据股利折现模型，一个企业的盈利能力以及权益的变动最终会影响到股票的收益率。盈利能力使用 OP 变量衡量，而权益变动则和企业的投资风格息息相关，故将其命名为投资变量（Inv）。对于特定资产 i ，五因子模型具体的回归式如下：

$$r_{it} - r_{ft} = \alpha + \beta_t MKT_t + s_t SMB_t + h_t HML_t + \gamma_t RMW_t + c_t CMA_t + \varepsilon_{it} \quad (3.5)$$

理论上，为了更好的完成分析工作，也应当像三因子模型那样对参与五个因子构建的变量进行划分。但随之而来的问题就是，不同于三因素模型只需要划分出 6 个组合，在五因素模型中，即使只将公司市值，账面市值比，OP，Inv 这四个变量下的每个变量划分为三档，也存在 $3 \times 3 \times 3 \times 3 = 81$ 个分组，由此会导致落入单个分组的股票数目可能过少。因此，Fama 和 French 采取了妥协的手段，选用 $2 \times 3, 2 \times 2, 2 \times 2 \times 2$ 这三种分类方式，这三种划分方式要么放弃对某些变量进行划分，要么对所有变量只划分为两档。根据 Fama 和 French 的实证结果，划分方式的区分并不是最重要的，因此在这里，为了简化工作量，我们选用 2×3 的划分方式。基于 2×3 的划分方式的因子搭建步骤主要如下所示：

步骤一：计算 OP（operating profitability）变量，其具体的计算方法为：将上一财年末财报披露的营业收入减去营业成本，销售费用，财务费用，管理费用，利息成本，将所得到的差值再除以权益的账面价值。因此 OP 是一个相对的量。如果一个公司的 OP 较大，则我们称其为强健（Robust）的公司，反之我们称其为羸弱（Weak）的公司。另外，同三因子模型的方法一样，OP 变量是在六月末被用做筛选股票组合的依据。

步骤二：计算投资（Inv）变量。这里的投资变量是指公司总资产的变化率。其具体的衡量方式是将第 $t-1$ 财年末的总资产减去第 $t-2$ 财年末的总资产所得到的差值除以第 $t-2$ 财年末的总资产。根据 Fama 的结论，使用总资产衡量投资和使用公司权益衡量投资的效果几乎没有区别，因此本文使用总资产的变化量来计

算 Inv。如果一家公司的资产增长率较低，我们则称这家公司是保守 (Conservative) 的。如果一家公司的资产增长率较高，那么我们称这家公司是激进 (Aggressive) 的。同样，投资变量被用于在六月末筛选股票。

步骤三：分别基于市值×账面市值比，市值×OP，市值×投资进行股票分类。其中，市值基于上证 A 股的中位数作为分类依据分为大、小两种。而剩余的账面市值比，OP，投资这些变量则同三因子模型一样，分为 0-30%, 30%-70%, 70%-100% 这三档。

步骤四：分别计算基于市值×账面市值比的 SMB 因子，基于市值×OP 的 SMB 因子，基于市值×投资的 SMB 因子，具体的计算方式和三因子模型近似。随后我们应该对这三个 SMB 因子取一个平均，得到最终版本的 SMB 因子。此外还应当进行 HML, RMW, CMA 因子的计算，详见 (3.6)。

$$\begin{aligned}
 SMB_{B/M} &= (SH + SN + SL) / 3 - (BH + BN + BL) / 3, \\
 SMB_{OP} &= (SR + SN + SW) / 3 - (BR + BN + BW) / 3, \\
 SMB_{Inv} &= (SC + SN + SA) / 3 - (BC + BN + BA) / 3, \\
 SMB &= (SMB_{B/M} + SMB_{OP} + SMB_{Inv}) / 3, \\
 HML &= (SH + BH) / 2 - (SL + BL) / 2, \\
 RMW &= (SR + BR) / 2 - (SW + BW) / 2, \\
 CMA &= (SC + BC) / 2 - (SA + BA) / 2,
 \end{aligned} \tag{3.6}$$

其中，H, N, L 分别指 B/M, OP, Inv 的低，中，高三档指标，SR 指小市值高盈利，BR 指大市值高盈利，SW 指小市值低盈利，BW 指大市值低盈利。SC 指小市值保守型，BC 指大市值保守型，SA 指小市值激进型，BA 指大市值激进型。

步骤六：我们现在已经可以得到 SMB, HML, RMW, CMA 再加上 MKT 因子的五条时间序列。和之前的三因子模型的回归方式一样，我们可以运用 F-F 五因子模型对组合的收益来源进行检验。其具体的公式如下所示：

$$r_{it}^{JK} - r_{ft} = \alpha + \beta_i MKT_t + s_i SMB_t + h_i HML_t + \gamma_i RMW_t + c_i CMA_t + \varepsilon_{it}, \tag{3.7}$$

其中， $i=1,2,3,4$ ，分别代表赢者，输者，动量和反转共计四个组合。

如果五因子模型确实能够较好的解释动量和反转组合的收益来源，这些分组不应存在显著的超额收益。

3.2.3 基于单个贝叶斯资产定价模型的投资组合构建

前文对动量以及反转组合收益来源进行解释的三因子模型和五因子模型都是基于频率学派观点得到的。通过理性预判，基于频率学派的三因子和五

因子模型的回归解释效力实际上可能并不是很强。毕竟，从 1993 年动量反转效应被发现至今已经过去了 24 年，仍然没有一个对于动量反转收益来源解释得较好并且被公认的理论。但是，尽管如此，动量效应以及反转效应的收益确实显著。那么，就会有如下的实际问题摆在我们的面前：其一，在资产定价模型解释效力并不是很强的情况下，如何利用动量或者是反转效应构建行之有效的投资组合？其二，能否充分利用三因子模型以及五因子模型所提供的信息，而不是简单地选取其中的一个模型来完成预测以及投资组合的构建工作？贝叶斯框架下的线性回归能够解决上述的两个问题。

传统的投资组合构建往往会采用如下的两种手段：第一种手段完全不依赖并且不信任任何资产定价模型，而是在时点 t 基于过去的收益率时间序列数据，在假设了资产收益率分布形式之后，完成对参与投资组合构建的股票在 $t+1$ 时点的收益率和协方差矩阵的预测工作，并将参数预测结果代入到均值-方差优化器之中，从而获得投资组合的最优权重，这种方法完全忽略了资产定价模型的效力。第二种手段则是完完全全的信奉某个资产定价模型，以我们在上文中所使用的五因子资产定价模型而言，如果某个投资者认为该模型可以解释市场上的任何资产收益行为（尽管这是显然不正确的），那么他便不会再持有除了那五个因子之外的任何资产组合了，这种方法完全忽略了资产的收益率时间序列信息。根据以往因子模型对动量及反转组合收益率来源的实证分析，不难发现，因子回归模型虽然可决系数较低，但还没有到可以完全弃之不顾的地步。换言之，传统的两种投资组合构建方法在我们这里并不适用，需要选择一个更为折衷的方法，即选择部分相信资产定价模型的效力，同时也不完全放弃收益率时间序列和均值-方差优化器所提供的信息。

3.2.3.1 模型设定

1. 线性模型的形式设定：

$$r = XB + e, \quad (3.8)$$

其中，向量 r 是动量和反转组合的 $T \times 1$ 收益率列向量。 $X=[1, F]$, 1 是一个所有元素全为 1 的 $T \times 1$ 列向量， F 代表因子矩阵， K 是因子的个数， F 是一个 $T \times K$ 的矩阵。系数矩阵 $B=[\alpha, b]'$ ，其中， α 是截距项， b 是一个 $1 \times K$ 的行向量。 e 是误差项，是一个 $T \times 1$ 的列向量，并且误差项 $e \sim N(0, \delta^2 I)$, I 是一个 $T \times T$ 的单位矩阵。

由上述形式的假定，得到动量和反转收益的极大似然函数正比于：

$$L(r | F, B, \delta^2) \propto \delta^{-T} \times \exp\left(-\frac{1}{2\delta^2}(r - XB)^T(r - XB)\right). \quad (3.9)$$

2. 因子的设定:

$$F_t \sim N(E_K, V_K), \quad (3.10)$$

其中, F_t 是指 t 时刻的因子, E_K, V_K 分别指均值向量和协方差矩阵。

由上述的假定, 得到因子的极大似然函数正比于:

$$L(F | E_K, V_K) \propto |V_K|^{-\frac{T}{2}} \times \sum_{t=1}^T \exp\left(-\frac{1}{2}(F_t - E_K)^T V_K^{-1} (F_t - E_K)\right), \quad (3.11)$$

其中, $\mathbf{1}$ 是一个所有元素全为 1 的 $T \times 1$ 列向量。

3. 参数先验分布设定:

$$B | \delta^2 \sim N(B_o, \Phi(\delta^2)), \quad (3.12)$$

$$\Phi(\delta^2) = \begin{pmatrix} \frac{\delta_\alpha^2 \times \delta^2}{s^2} & 0 \\ 0 & \Omega \end{pmatrix}.$$

$$\delta^2 \sim IG\left(\frac{\nu}{2}, \frac{s^2 \times (\nu - 2)}{2}\right), \quad (3.13)$$

$$E(\delta^2) = s^2.$$

$$p(E_K, V_K) \sim |V_K|^{-\frac{K+1}{2}}. \quad (3.14)$$

此处, 本文假设系数矩阵 B 服从的是均值为 B_o , 协方差矩阵为 $\Phi(\delta^2)$ 的多元正态分布, $\Phi(\delta^2)$ 的设定如式 (3.12) 所示。 δ^2 服从逆-gamma 分布, 其中 s^2 是根据指定时间段内的频率学派回归得到的剩余方差, 自由度 ν 在后文的实证分析中取为 15。因子的先验均值向量 E_K 和先验协方差矩阵 V_K 服从由 Zellner 提出的无信息先验分布, 以反映我们对于因子先验分布的无知。

参数的先验分布如此设定的理由如下:

首先, 如前面所述, 应当将投资者对于模型的信心纳入进来, 此处, 可以通过设定 $\alpha=0$, 并且调整截距项 α 的方差来表现不同的投资者对于某个资产定价模型的信心。例如, 如果一个投资者是完全相信五因子资产定价模型的, 那么在他的心中, 该模型的截距项 α 应当等于 0, 并且协方差矩阵中的 (1,1) 项也应当是 0。本文中, 我们首先给予 α 不同的先验方差 δ_α^2 以考察不同信心下的投资者对于观测数据会有什么样的反应, 从而研究投资组合的构建过程是否合理。而在随后运用贝叶斯平均方法的时候, 参数 α 的先验均值 α_o 和先验方差 δ_α^2 则直接通过频率学派的预回归得到, 具体的过程详见实证分析部分。

其次, 在回归系数的协方差矩阵的设定中, 我们将截距项 α 的条件先验方差

设定为了 $\delta_a^2 \times \delta^2 / s^2$ 的形式,这也就意味着截距项 α 的条件先验方差正比于误差项的方差 δ^2 , 这么做的好处在于, 根据 MacKinlay (1995)^[41] 的理论, 比起不考虑截距项与误差项相关关系的先验形式, 考虑相关关系的先验形式设定可以降低产生异常高的夏普比率的可能性, 当资产的数量变多的时候, 控制这种现象的产生十分重要。此外, 本文假设回归系数相互之间不存在相关关系, Ω 在后文的实证分析中取为主对角线元素为 10000, 其余元素全为 0 的矩阵, 以反映投资者对于除截距项以外的系数具有强烈的不确定性。

再次, 将 δ^2 的先验分布设定为贝叶斯分析中广泛采用的逆-gamma 形式, 这种逆-gamma 分布在以往的实践中可以较好的描述方差的特性。特别的, δ^2 的分布的两个超参数分别设定为 $\frac{\nu}{2}$ 和 $\frac{s^2 \times (\nu - 2)}{2}$ 。这么做的原因是: 本文试图将投资者对于频率学派下资产定价模型的看法引入到投资组合构建中, 那么频率学派预回归得到的剩余方差 s^2 自然可以作为对参数 δ^2 的先验均值最好的估计, 即 $E(\delta^2) = s^2$ 。将 δ^2 的分布设定为贝叶斯分析框架下最常用的 $IG(\frac{\nu}{2}, \frac{\nu \times c^2}{2})$, 此时 $E(\delta^2) = \frac{\nu c^2}{\nu - 2}$, 可得 $c^2 = \frac{s^2(\nu - 2)}{\nu}$ 。最终得到 δ^2 服从参数为 $\frac{\nu}{2}$ 和 $\frac{s^2 \times (\nu - 2)}{2}$ 的逆-gamma 分布, 此时恰有 $E(\delta^2) = s^2$ 。这表明, 基于上述设定的参数 δ^2 的先验分布和频率学派的回归结果关系密切。此外, 参数 ν 根据 Pástor (2000)^[9] 设定为 15, 这么做可以起到限制作用, 参数 δ^2 的先验信息至多只能基于以往的 15 个观测样本。

最后, 将因子分布的超参数设定为典型的无信息先验的形式, 以反映因子先验信息的相对缺失, 在这种假设下的因子 F 在 $t+1$ 时刻的条件分布的具体的分布形式见下文。

4. 参数的后验分布

根据 Pástor (2000)^[9], 参数 B 以及参数 δ^2 的条件后验分布如下:

由式 (3.9), 式 (3.12), 式 (3.13) 可得:

$$B | \delta^2, r, F \sim N\left(Z^{-1} \left[\frac{1}{\delta^2} X^T X \hat{B} + \Phi^{-1}(\delta^2) B_o \right], Z^{-1}\right), \quad (3.15)$$

其中, $Z = \Phi^{-1}(\delta^2) + \frac{1}{\delta^2} X^T X$, $\hat{B} = (X^T X)^{-1} X^T r$.

$$\delta^2 | B, r, F \sim IG\left(\frac{T+\nu+1}{2}, \frac{Y}{2}\right), \quad (3.16)$$

其中, $Y = (r - X\hat{B})^T (r - X\hat{B}) + (\alpha - \alpha_o)^2 s^2 / \delta_o^2 + (B - \hat{B})^T X^T X (B - \hat{B}) + s^2(\nu - 2)$.

参数 α_o 是截距项 α 的先验均值。系数 B 服从的是多元正态分布, δ^2 服从的是参数为 $\frac{T+\nu+1}{2}$ 和 $\frac{Y}{2}$ 的逆-gamma 分布。

而因子 F 的后验分布为:

$$\begin{aligned} F_{t+1} | F &\sim T(\hat{E}_K, \frac{T+1}{T-K-2} \hat{V}_K), \\ \hat{E}_K &= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T F_t^T, \\ \hat{V}_K &= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (F_t - \hat{E}_K)^T (F_t - \hat{E}_K). \end{aligned} \quad (3.17)$$

其中, 因子 F 的后验分布服从的是均值向量为 \hat{E}_K , 协方差矩阵为 $\frac{T+1}{T-K-2} \hat{V}_K$,

自由度为 $T-K$ 的多元 t 分布, F_t 指的是 t 时刻的因子取值。

3.2.3.2 投资组合的构建

在获得了模型参数和参与回归的因子的后验分布之后, 便可以据此构建投资组合。首先, 应当通过抽样的方式计算出 $t+1$ 时刻的因子以及动量和反转组合的收益率预测向量 E 。其次, 基于已经获得的一系列抽样值, 计算出 $t+1$ 时刻的因子与动量和反转组合的收益率协方差矩阵 V 。最后, 将 E 和 V 放入均值-方差优化器中获得 $t+1$ 时刻的最优投资组合权重。这里的抽样方法主要基于 MCMC 和 MC 方法, 具体的一次数值抽样流程如下:

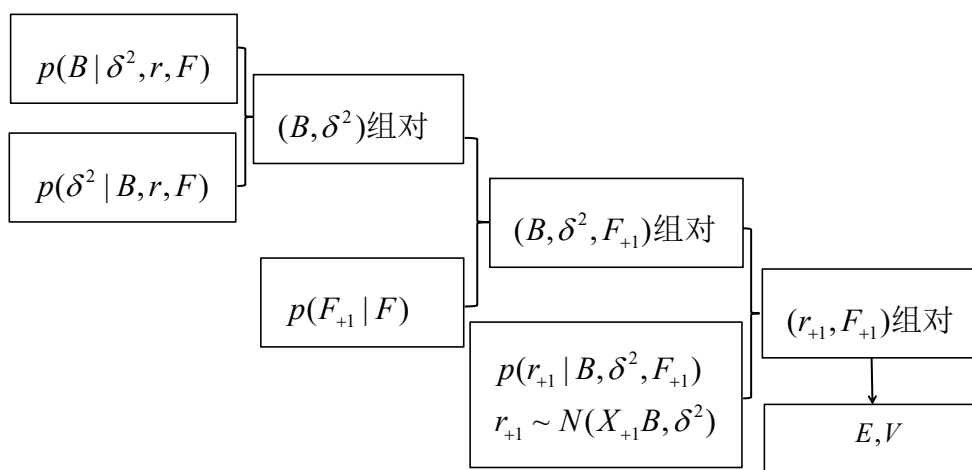


图 3.3 数值抽样流程

特别的，本文对 MCMC 方法分别考察了不同次数的循环迭代效果，发现 39999 次迭代并删除前 9999 次抽样结果所得到的结果已经较为稳定，故在后文的实证部分中，MCMC 方法下参数 B 和 δ^2 选择抽样 39999 次并删除前 9999 次抽样，并且马尔科夫链的初值 δ^2 取为指定时间段内频率学派预回归得到的剩余方差。

E 和 V 的具体计算方式如下：

假设已经获取了总计 M 组 (r_{+1}, F_{+1}) 组对，则将这些抽样值取平均值便可以得到 E ，而动量组合与因子的合并协方差矩阵 V 则按照以下法则计算，以第一行为例：

$$\begin{aligned} \tilde{V}_{1,1} &= \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (r_{+1}^m)^2 - \left(\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M r_{+1}^m \right)^2, \\ \tilde{V}_{1,1+j} &= \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M r_{+1}^m F_{+1,j}^m - \left(\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M r_{+1}^m \right) \left(\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M F_{+1,j}^m \right), j = 1, 2, \dots, K. \end{aligned} \quad (3.18)$$

获得 E 和 V 之后便可以计算最优权重。至此，融入投资者信心的资产定价模型以及资产组合的构建工作全部完成。

3.2.4 基于多个贝叶斯资产定价模型的投资组合构建

基于贝叶斯线性模型的投资组合构建虽然将投资者对于某个资产定价模型的信心程度融入到了资产组合的构建之中，但是，上面小节分析却没有能够将多个线性资产定价模型同时融入到分析的框架中来。而在实际构建投资组合的过程中，一个投资者可能认为五因子模型是有用的，同时也不愿意放弃三因子模型

所提供的信息，那么如何确定这两个模型的权重便是一个问题。贝叶斯平均方法为权重的确定提供了可行的途径。

假设 M_k 指代第 k 个资产定价模型，在本文中， $k=1,2$ 。则模型权重如下：

$$\begin{aligned} p(M_k | r) &= \frac{p(r | M_k) p(M_k)}{p(r)} \\ &= \frac{p(r | M_k) p(M_k)}{\sum_{k=1}^2 p(r | M_k) p(M_k)}. \end{aligned} \quad (3.19)$$

而 $p(r | M_k)$ 的计算方法如下，其中式 (3.20) 中的积分限均为参数的定义域：

$$\begin{aligned} p(r | M_k) &= \iiint p(r, B, \delta^2, F | M_k) dF dB d\delta^2 \\ &= \iiint L(r | B, \delta^2, F, M_k) \times p(F, B, \delta^2 | M_k) dF dB d\delta^2 \\ &= \iiint L(r | B, \delta^2, F, M_k) \times p(F | E_k, V_k, M_k) \\ &\quad \times p(E_k, V_k | M_k) \times p(B | \delta^2, M_k) \times p(\delta^2 | M_k) dF dB d\delta^2. \end{aligned} \quad (3.20)$$

后文中的贝叶斯模型平均部分为了简便起见，将式 (3.20) 中的因子 F 假定为不是随机的，并且将式 (3.12) 中的矩阵退化为式 (3.21) 的形式。

$$\Phi(\delta^2) = \delta^2 \begin{pmatrix} \frac{\delta_\alpha^2}{s^2} & 0 \\ 0 & \Sigma \end{pmatrix}. \quad (3.21)$$

参数的先验协方差矩阵之所以退化成如上的形式，首先是为了计算方便考虑，不将未知参数引入到矩阵之内。其次，由于我们本身便假设矩阵的子矩阵元素 Σ 是一个极大值以反映我们对参数的不确定性，因此在数值抽样中，即使抽到了一个较小的 δ^2 ，也并不妨碍 $\delta^2 \Sigma$ 是一个极大的值，这和直接使用式 (3.12) 并无太大区别。那么式 (3.20) 便退化为式 (3.22)：

$$\begin{aligned} p(r | M_k) &= \iint \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\delta^2}} \right)^T \exp\left(-\frac{1}{2\delta^2} (r - XB)^T (r - XB)\right) \\ &\quad \times \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^{K+1} |\Phi(\delta^2)|^{-1/2} \exp\left(-\frac{1}{2} (B - B_o)^T \Phi^{-1}(\delta^2) (B - B_o)\right) \\ &\quad \times \frac{(\nu-2)s^2}{2} (\delta^2)^{\frac{\nu}{2}-1} \exp\left(-\frac{(\nu-2)s^2}{2\delta^2}\right) dB d\delta^2. \end{aligned} \quad (3.22)$$

$p(r|M_k)$ 具体的详细推导过程见附录 A，其结果如式 (3.23) 所示：

$$p(r|M_k)=P \times \frac{\Gamma(\frac{T+\nu}{2})}{(\frac{Q}{2})^{\frac{T+\nu}{2}}}, \quad (3.23)$$

$$\text{其中, } P = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^T \times \frac{\left(\frac{(\nu-2)s^2}{2}\right)^{\nu/2}}{\Gamma(\frac{\nu}{2})} \times |\Lambda|^{-1/2} \times |M^{*-1}|^{\frac{1}{2}},$$

$$M^* = \Lambda^{-1} + (X^T X),$$

$$Q = \hat{B}^T X^T X \hat{B} + B_o^T \Lambda^{-1} B_o - B^{*T} M^* B^* + (r - X\hat{B})^T (r - X\hat{B}) + (\nu-2)s^2,$$

$$B^* = (\Lambda^{-1} + X^T X)^{-1} (X^T X \hat{B} + \Lambda^{-1} B_o).$$

得到了 $p(r|M_k)$ ，模型的后验概率则可以根据式 (3.19) 易得。

在获得相应的资产定价模型的权重之后，便可以进行投资组合的构建。不同于单个资产定价模型中的投资组合的选择，在贝叶斯平均预报模式下：依然通过数值抽样的方法获得 $t+1$ 时刻的动量及反转组合的收益率。

具体的数值抽样流程依然参考图 3.3。由于引入了多个资产定价模型并且资产定价模型的后验概率是不同的，因此进行数值抽样的时候应保证模型被抽到的概率同模型的后验概率是一致的。具体而言，可以先从 0-1 均匀分布中抽取随机样本，若样本值大于三因子模型的后验概率，则可将抽样对象设定为五因子模型并按照图 3.3 完成一次抽样，若样本值小于三因子模型的后验概率，则可以将抽样对象设定为三因子模型并按照图 3.3 完成一次抽样。此外，基于贝叶斯模型平均的假设，在实施图 3.3 的抽样过程中，将因子 F 处理成定值，因而无须对因子 F 进行抽样，那么 $t+1$ 时刻的动量和反转的收益率从式 (3.24) 所示的分布中抽到。

$$p(r_{t+1}|B, \delta^2) \sim N(XB, \delta^2). \quad (3.24)$$

其中，B 和 δ^2 由抽样获得， $X=[1, F]$ 。因子 F 设定为 $t=T$ 时刻 F 的值。在获得 M 个抽样值 r_{t+1} 之后，取这些抽样值的平均值作为对下一期动量及反转组合收益率的预测，与此同时，获得抽样值 r_{t+1} 之后也可以进行投资组合的构建。

基于上述贝叶斯方法所用到的关键参数如下表所示：

表 3.1 贝叶斯方法下的参数汇总说明

变量名称	变量定义	变量取值
r	动量组合、反转组合的月度收益率	
F	三因子、五因子的月度收益率	
X	$X=[1, F]$	$X=[1, F]$

续 表 3.1

B	系数向量	$B=[\alpha, b]$
e	误差项	
δ^2	误差项的方差	
E_K	因子 F 的均值向量	
V_K	因子 F 的协方差矩阵	
B_o	系数向量的条件先验均值	根据指定时间段的频率学派的预回归结果得到
Φ	系数向量的条件先验协方差矩阵	
δ_α^2	投资者的先验信心	尝试不同的取值,第四章中明确
s^2	剩余方差, 作为对 δ^2 的先验估计	根据指定时间段的频率学派的预回归结果得到
Ω	不包括截距项的系数向量的条件先验协方差矩阵	主对角线为 10000, 其余元素为 0 的矩阵
ν	δ^2 的先验分布的自由度	15
\hat{E}_K	因子 F 在 t+1 时刻的均值向量	见(3.17)
\hat{V}_K	因子 F 在 t+1 时刻的后验协方差矩阵	见(3.17)
E	t+1 时刻资产均值向量	基于抽样结果计算得到
V	t+1 时刻资产协方差矩阵	基于抽样结果计算得到
ω	均值-方差优化器确定的最优权重	$\omega = \frac{V^{-1}E}{1^T V^{-1}E}$

注释: 频率学派的预回归是指人为指定一段时间并使用频率学派下的资产定价回归模型, 从而获得对于某些参数的先验认知。

第4章 实证分析

4.1 基于收益的动量和反转效应检验

本文选取从2006年5月份到2016年12月份的A股市场的股票月度收益率进行中期月度动量和反转效应的考察。本文的数据筛选细节如3.1节所述,由于现有文献对动量效应的检验细节存在一定分歧,在完成数据的筛选和填充工作后,本文综合考察滞后一期以及不滞后一期的动量和反转效应。

本文考察的是中期动量及反转效应,因此形成期选择 $J=1,3,6,9,12$ 个月,而考察期同样选择 $K=1,3,6,9,12$ 个月,这样一共可以形成 (J, K) 策略共计25个。与此同时,基于单个 (J, K) 策略可以得到赢者组合,输者组合,动量及反转组合的收益率时间序列。动量组合就是赢者组合减去输者组合得到的零投资策略,而反转组合实际上就是输者组合减去赢者组合。

4.1.1 动量和反转效应检验结果

就样本期内的考察结果而言,中国股票市场在中期内并不存在着“强者恒强,弱者恒弱”的动量效应,相反,中国A股市场的中期收益率特征表现为反转效应。其中,为了避免出现价格上的波动(bid and ask bounce),参考Fama和French(2016)^[7],重点考察持有期滞后一期的情形。滞后一期的实证结果见表4.1。不滞后一期的实证结果详见附录B附表B1。

首先,就赢者组合而言,组合在所有持有期 K 期当中都获得了正的平均收益。并且控制持有期 K 保持不变,随着排序期 J 的增长,赢者组合在持有期内的平均收益率不断下降,这表明在样本期之内,就赢者组而言,未来的股票收益和该股票过去的收益表现之间的关系如下:过去长时间内表现较好的股票在未来的表现反而比过去短时间内表现较好的股票的表现要差。此外,如果保持排序期 J 不变,随着持有期 K 的增长,赢者组合的收益率是略有上升的。

其次,就持有期内的输者组合而言,其在未来的 K 期内也都获得了正的平均收益,并且整体上表现出了不同于赢者组合的收益特征:保持持有期 K 不变,随着排序期 J 的增长,总体收益率都是下降的。这表明就输者组合而言,其未来的表现情况同过去的表现情况之间的关系是符合直觉的:过去较长时间内表现较差的股票在未来的收益比不上过去短期内表现较差的股票在未来的收益。此外,

保持排序期 J 不变, 随着持有期 K 的增加, 输者组合的收益率略有增加。这点和赢者组合的情况是一致的。

就动量组合整体的表现而言, 不难发现, 在所构建的动量组合中, 几乎所有的动量组合的收益率都为负。这表明, 中国 A 股市场中期实际上不存在动量效应, “强弱反转” 才是中期市场的重要特征。与此同时, 根据附录 B 附图 B1, 在持有期不滞后一期的情况下, 若控制排序期 J 保持不变, 可以发现随着持有期 K 的不断增长, 动量组合 $w-l$ 的收益率逐渐从较低的负数向 0 回归, 这表明中国市场上的反转现象有着均值回归的倾向。并且在较短的持有期内, 输者组合对赢者组合的收益反转情况最为严重, 随着持有时间的增加, 这种反转现象减弱。

此外本文发现滞后一期的中国市场的月度中期动量效应的显著性较不滞后一期的动量效应的显著性水平要差。这与高秋明等 (2014)^[21] 的结论相一致。

综上所述, 样本期内的中国股票市场呈现出中期反转风格, 这和一系列基于月度考察的实证论文的结果相一致。上述考察结果也表明, 如果持有期滞后一期, 那么出现于王璞 (2011)^[20] 中的动量和反转组合均值回归的现象总体上并没有在样本期内出现。唯二的例外是就形成期为 $J=1,3$ 而言, 在持有期小于 9 个月的时候, 出现了均值回归的倾向, 但是这两个组合在持有期超过 9 个月之后收益率又变低, 并没有趋向于回归到均值。与此相对的, 如果选择持有期不滞后一期, 那么动量效应均值回归倾向明显。另外, 从总体上来看, 如果投资者想要获得收益, 那么他们就不应该选择动量组合, 而是应该选择反转组合, 即买入输者组合的股票, 同时卖出赢者组合的股票, 以此获得中期的正收益。

表 4.1 基于收益率分类的动量组合月度平均收益率及检验结果 (滞后一期)

	K=1			K=3			K=6		
	w	l	w-l	w	l	w-l	w	l	w-l
J=1	1.928	2.376	-0.448	2.151	2.475	-0.324	2.261	2.517	-0.256
t	1.887	2.244	-1.110	2.079	2.432	-1.122	2.211	2.487	-1.572
J=3	1.841	2.367	-0.526	1.900	2.428	-0.527	2.138	2.357	-0.218
t	1.739	2.257	-1.030	1.841	2.355	-1.496	2.086	2.307	-0.812
J=6	1.501	2.352	-0.851	1.824	2.222	-0.398	2.023	2.274	-0.251
t	1.422	2.209	-1.871	1.725	2.094	-0.960	1.914	2.140	-0.664
J=9	1.309	2.019	-0.710	1.468	2.017	-0.549	1.462	2.092	-0.629
t	1.263	1.904	-1.614	1.390	1.908	-1.228	1.385	1.983	-1.472
J=12	0.879	1.589	-0.710	0.850	1.676	-0.826	0.860	1.714	-0.854

续表 4.1

t	0.836	1.525	-1.408	0.811	1.615	-1.703	0.819	1.675	-1.912
	K=9			K=12					
	w	l	w-l	w	l	w-l			
J=1	2.389	2.443	-0.054	2.381	2.472	-0.090			
t	2.331	2.416	-0.415	2.305	2.460	-0.705			
J=3	2.227	2.397	-0.170	2.163	2.508	-0.345			
t	2.162	2.349	-0.737	2.091	2.467	-1.618			
J=6	2.019	2.409	-0.390	2.014	2.487	-0.473			
t	1.911	2.281	-1.151	1.902	2.372	-1.550			
J=9	1.491	2.143	-0.653	1.502	2.213	-0.711			
t	1.406	2.048	-1.681	1.411	2.130	-1.964			
J=12	0.870	1.781	-0.911	0.985	1.840	-0.854			
t	0.822	1.749	-2.133	0.927	1.821	-2.133			

注释：收益率的单位为%，t 对应的数值为 t 统计量，其中原假设为： w （或 l 或 $w-l$ ）=0，备择假设为： w （或 l 或 $w-l$ ） $\neq 0$ 。动量组合的形成期和持有期之间空出一期以防止买卖价差波动。t 统计量 0.1, 0.05, 0.01 临界值分别为 1.657, 1.979, 2.615。

4.1.2 赢者、输者、动量和反转组合回归结果分析

对于动量效应的分析思路可以分为传统的金融理论分析手段和基于行为金融理论的分析手段。前者认为任何收益都是对于风险的补偿，因此研究人员会试图找出能够解释动量收益的因子模拟组合。当今学界最广为人知的因子模型是三因子模型。此外，Fama-French 于 2015 年新提出了五因子模型。本节将使用这两种因子模型分别对赢者、输者、动量和反转组合中期收益特征进行考察。其中，三因子和五因子具体的构建细节已经在第三章中加以说明。

4.1.2.1 赢者组合回归结果分析

下面首先对赢者组的回归结果进行分析，附录 C 附表 C1 是对赢者组进行 Fama-French 三因子模型回归的结果。

首先，就回归的调整可决系数而言，基本上都超过了 0.8，这说明三因子模型对于胜者组合的收益特征具有一定的解释效力。

其次，本文发现，所有的赢者组合的超额收益 α 大多显著为负。这表明至少

经过资产定价模型调整的赢者组合的收益率不尽人意，简单月度赢者组合策略无法做到获取超额 α 。另外，如果控制形成期 J 不变，随着持有期 K 的逐渐变长，调整后的超额收益也逐渐从较大的负值变为较小的负值，体现了均值回归倾向。

再有，三因子模型中的市值因子系数 s 都显著为正值，这说明胜者组合的部分收益来源于小市值。但在没有考察败者组之前，我们无法依靠一个市值因子做出有用的判断。

另外，胜者组合的账面市值比系数为负，负的系数 h 表明高账面市值比因子将会拉低曾经的胜者组合在未来的收益率，在中期上市场并不待见成长股（曾经的胜者组合由于股价较高会表现出低账面市值比的特点）。此外，若保持形成期 J 不变，随着持有期 K 的增长，系数 h 的绝对值越来越大并且也越来越显著，这表明账面市值因子会随着时间的增长而更多的降低胜者组合的收益率，从而使得反转效应更为明显。

总体来说，基于三因子模型，胜者组合的收益特征可以被得到较好程度的解释。

接下来考察引入了 **RMW** 和 **CMA** 这两个因子之后的五因子模型对于胜者组合的解释效力。回归结果见附录 C 附表 C2。

首先，依然就回归的经过调整的可决系数而言，部分五因子模型的的解释效力比三因子模型的解释效力有了一定的提高。

其次，引入了盈利能力因子和投资风格因子后，负的超额收益依然显著，**beta** 效应也依然显著，系数 s 和系数 h 依然呈现出原来的特征。

再有，观察盈利能力因子 **RMW** 的回归系数，尽管 **RMW** 的系数 r 大多为负值，但是并没有呈现出显著性，换言之，盈利能力因子在中国中期胜者组合中并不是一个重要的决定因素，而投资因子的情况则同样如此。总体而言，胜者组当中几乎不存在任何投资效应，这和赵胜民（2016）^[30]的研究结果相一致。这表明，不同于 **Fama** 和 **French** 对美国市场的检验情况，新引入的盈利能力和投资风格因子对中国中期胜者组合的解释力度几乎没有。这和中国的证券市场的特点有关：中国市场整体上并不过多关注无序投资的现象。过去的胜者组合并不是因为投资风格和盈利能力的稳健而得到市场青睐，题材的炒作才是热钱所关注的重点，由此导致回归结果和注重公司基本面的美国市场并不一致。总体而言，五因子模型的对于中期赢者组合的解释效力比三因子提高十分有限，解释效力并没有想象中的突飞猛进，盈利因子和投资因子都缺乏解释效力，这和中国市场的特点有关。

4.1.2.2 输者组合回归结果分析

输者组合的具体回归结果详见附录 D 的附表 D1 以及附表 D2。这里就输者组的回归特征进行叙述。输者组的回归特征如下：

首先，从整体看三因子模型对于输者组合的解释效力和对于赢者组合的解释效力差不多。经过自由度调整的可决系数基本上处于 0.8-0.9 之间。

其次，绝大部分的超额收益为负且显著程度明显不及赢者组合。但值得注意的是，保持形成期 J 和持有期 K 不变，输者组合的超额收益的绝对值普遍小于赢者组合的超额收益的绝对值，这也从另一个侧面印证了之前提到的反转效应。

再有，输者组中大部分的小市值因子系数依然显著为正，这表明小市值因子将会给输者组合的收益率贡献正向的回报。结合胜者组合的情况来看，无论是赢者组还是输者组，其收益率都有一部分是由小市值所贡献的。此外，当 $J \geq 3$ 时，赢者组的 s 略小于输者组的 s ，这说明小市值对于败者组合未来的收益来源的贡献要多于胜者组合，结合过去的败者组未来的收益要比过去的赢者组要高这一个事实，这从侧面印证了中国市场上的反转效应。

另外，败者组的账面市值比因子的系数 h 则表现出了不同于胜者组的行为特征。当 $J \geq 3$ 个月时，保持形成期 J 不变，随着持有期 K 的增长，系数 h 会变为显著的正值，并且 h 会越来越大。这表明中国证券市场在中期上是偏好价值股的。因为曾经的失败组通常表现出高账面市值比（价值股）的特点，正的系数 h 表示失败组的未来收益会来源于高账面市值比这个因素。这和众多的基于股票研究的文献的结论相一致。

而在加入了 RMW 和 CMA 这两个因子之后，不难发现：

首先，回归的经过调整的可决系数的提高程度并不显著，两者的解释效力不相上下。

其次，即使引入了 RMW 和 CMA 这两个新的因子之后，系数 a, b, s, h 依然保持了在三因子回归中的特征。

再次，新引入的盈利能力因子 RMW 的系数 r 大多 t 统计量较小，这表明盈利能力在中期对于胜者组合以及败者组合的收益率没有太多的解释效力，投资者在中期上似乎并不关心个股的盈利能力这个指标。而投资风格指标则同赢者组合的情况略有不同，在较长的形成期上，投资风格因子表现出了相对显著的正系数，并且输者组合的系数均要大于赢者组合的系数。这表明，从中期上来看，保守的投资风格对失败组的收益率的贡献要较胜者组更为明显，这可能和投资者的选择情绪有关系。对于过去长期表现较差的股票而言，投资者并不希望公司在中长期上将大量的资金进行投资，这点和美国市场比较类似。

总的来看，五因子模型的解释效力相对于三因子模型的提高十分有限。并且盈利能力因子并没有表现出解释效力，而输者组合的投资因子在较长的时间段内

才有相对的说明效力。市值因子回归结果表明小市值依然是中国股市重要收益来源。账面市值比因子有助于解释中期市场胜者组合和败者组合收益率的差别。

4.1.2.3 动量组合及反转组合回归结果分析

无论是三因子或五因子模型对于中期的动量收益来源的解释力都较差，具体情况见表 4.2 和表 4.3。这和许多运用三因子模型去解释中期动量收益来源的文章的结论是相一致的。这也是本文试图基于贝叶斯回归以构建投资组合的目的之一：在对于某些资产定价模型缺乏信心的情况下该如何进行投资组合的构建以反映出这种不确定性。

表 4.2 动量组合三因子回归结果

		a(%)	b	s	h	adj-Rsq
J=1	K=1	-0.732	-0.012	0.014	0.201	-0.001
	t	-2.354	-0.236	0.158	1.118	
	K=3	-0.746	0.011	0.069	-0.003	-0.005
	t	-2.588	0.332	0.678	-0.015	
	K=6	-0.576	0.014	-0.003	-0.036	-0.014
	t	-3.947	0.652	-0.067	-0.632	
	K=9	-0.371	0.011	-0.008	-0.092	0.027
	t	-2.779	0.763	-0.320	-2.191	
J=3	K=12	-0.438	0.017	0.003	-0.144	0.130
	t	-3.538	1.318	0.129	-3.697	
	K=1	-0.949	-0.007	0.076	-0.086	-0.011
	t	-1.997	-0.122	0.466	-0.271	
	K=3	-0.829	0.010	-0.010	-0.010	-0.024
	t	-2.290	0.213	-0.088	-0.052	
	K=6	-0.481	-0.007	-0.035	-0.138	-0.004
	t	-1.720	-0.222	-0.686	-1.585	
J=6	K=9	-0.434	-0.005	-0.042	-0.224	0.054
	t	-1.865	-0.211	-0.994	-3.093	
	K=12	-0.617	-0.003	-0.042	-0.276	0.121
	t	-2.984	-0.135	-1.115	-4.282	
	K=1	-1.069	-0.001	-0.054	-0.011	-0.022
	t	-2.723	-0.010	-0.433	-0.065	
	K=3	-0.576	-0.006	-0.086	-0.155	-0.011
	t	-1.618	-0.106	-0.875	-0.995	
J=9	K=6	-0.373	-0.014	-0.130	-0.339	0.043
	t	-0.966	-0.358	-1.798	-2.837	
	K=9	-0.522	-0.016	-0.133	-0.462	0.128
	t	-1.579	-0.466	-2.162	-4.520	
	K=12	-0.635	-0.014	-0.121	-0.510	0.209
	t	-2.241	-0.465	-2.280	-5.823	
	K=1	-0.874	-0.030	-0.093	-0.180	-0.006
	t	-1.899	-0.617	-1.042	-1.244	
J=12	K=3	-0.674	-0.017	-0.144	-0.386	0.036
	t	-1.471	-0.343	-1.608	-2.685	
	K=6	-0.776	-0.031	-0.138	-0.508	0.095
	t	-1.827	-0.678	-1.664	-3.816	
	K=9	-0.863	-0.034	-0.106	-0.593	0.185
	t	-2.359	-0.871	-1.494	-5.163	
	K=12	-0.945	-0.030	-0.100	-0.653	0.275
	t	-2.936	-0.877	-1.595	-6.465	

续表 4.2

J=12	K=1	-1.014	-0.055	-0.062	-0.517	0.079
	t	-2.177	-0.688	-0.422	-2.821	
	K=3	-1.097	-0.050	-0.082	-0.503	0.075
	t	-2.635	-0.630	-0.603	-2.562	
	K=6	-1.226	-0.056	-0.026	-0.570	0.154
	t	-2.872	-1.200	-0.311	-4.163	
	K=9	-1.314	-0.055	-0.020	-0.666	0.249
	t	-3.415	-1.298	-0.261	-5.403	
	K=12	-1.265	-0.042	-0.023	-0.707	0.322
	t	-3.699	-0.610	-0.219	-4.603	

注释：表格中 a 的单位为%。t 所对应的是系数的 t 统计量。adj-Rsq 是经自由度调整的 R 方。三因子和五因子的 t 统计量 0.1, 0.05, 0.01 临界值均为 1.657, 1.979, 2.616。

表 4.3 动量组合五因子回归结果

		a(%)	b	s	h	r	c	adj-Rsq
J=1	K=1	-0.707	-0.018	0.034	0.283	-0.146	-0.268	-0.003
	t	-2.123	-0.308	0.220	1.676	-0.551	-1.157	
	K=3	-0.725	0.004	0.076	0.075	-0.199	-0.304	0.009
	t	-2.866	0.116	0.765	0.451	-0.938	-2.168	
	K=6	-0.604	0.019	0.062	0.040	-0.009	-0.205	0.014
	t	-4.032	0.820	1.214	0.650	-0.082	-1.601	
	K=9	-0.430	0.019	0.054	-0.060	0.098	0.000	0.023
	t	-3.046	1.235	1.033	-1.195	1.161	-0.001	
J=3	K=12	-0.473	0.021	0.049	-0.096	0.006	-0.108	0.135
	t	-4.016	1.206	0.971	-1.963	0.069	-1.128	
	K=1	-0.936	-0.015	0.108	0.046	-0.269	-0.472	-0.005
	t	-2.229	-0.253	0.598	0.173	-0.708	-1.784	
	K=3	-0.818	0.009	0.034	0.083	-0.119	-0.345	-0.018
	t	-2.483	0.187	0.271	0.401	-0.407	-1.167	
	K=6	-0.575	0.010	0.091	-0.058	0.163	-0.117	0.003
	t	-2.173	0.291	0.863	-0.500	0.832	-0.488	
J=6	K=9	-0.536	0.010	0.066	-0.168	0.182	-0.009	0.053
	t	-2.302	0.352	0.723	-1.698	1.014	-0.044	
	K=12	-0.680	0.007	0.040	-0.209	0.070	-0.133	0.123
	t	-3.113	0.286	0.496	-2.696	0.541	-1.116	
	K=1	-1.192	0.023	0.159	0.160	0.202	-0.300	-0.014
	t	-2.834	0.326	1.023	0.852	0.661	-0.852	
	K=3	-0.701	0.020	0.093	-0.053	0.290	-0.097	-0.009
	t	-1.753	0.364	0.538	-0.286	0.963	-0.271	
J=9	K=6	-0.548	0.016	0.072	-0.250	0.400	0.037	0.053
	t	-1.352	0.375	0.488	-1.744	1.676	0.168	
	K=9	-0.662	0.008	0.030	-0.375	0.295	-0.024	0.131
	t	-1.906	0.220	0.236	-3.051	1.441	-0.127	
	K=12	-0.750	0.006	0.009	-0.441	0.238	-0.024	0.211
	t	-2.516	0.200	0.080	-4.183	1.352	-0.148	
	K=1	-1.060	-0.001	0.134	-0.043	0.343	-0.122	-0.005
	t	-2.189	-0.009	0.764	-0.251	1.185	-0.461	
J=12	K=3	-0.847	0.014	0.063	-0.276	0.364	-0.070	0.037
	t	-1.773	0.195	0.328	-1.450	0.979	-0.193	
	K=6	-0.924	-0.005	0.037	-0.405	0.287	-0.108	0.093
	t	-2.065	-0.095	0.228	-2.568	1.074	-0.441	
	K=9	-1.003	-0.011	0.036	-0.515	0.255	-0.039	0.178
	t	-2.595	-0.262	0.257	-3.782	1.103	-0.183	
	K=12	-1.030	-0.015	-0.003	-0.575	0.120	-0.162	0.271
	t	-2.678	-0.247	-0.017	-4.500	0.476	-0.770	

续 表 4.3

J=12	K=1	-1.199	-0.033	0.136	-0.387	0.251	-0.215	0.076
	t	-2.289	-0.392	0.595	-1.760	0.573	-0.594	
	K=3	-1.228	-0.035	0.068	-0.387	0.151	-0.265	0.072
	t	-2.536	-0.436	0.302	-1.746	0.347	-0.725	
	K=6	-1.377	-0.039	0.127	-0.455	0.154	-0.228	0.151
	t	-2.984	-0.547	0.658	-2.306	0.433	-0.747	
	K=9	-1.440	-0.042	0.109	-0.548	0.077	-0.300	0.249
	t	-3.241	-0.585	0.619	-2.991	0.245	-1.163	
	K=12	-1.340	-0.037	0.059	-0.598	-0.038	-0.374	0.330
	t	-3.453	-0.525	0.408	-3.615	-0.137	-1.703	

这里就主要的特征作出概述：

首先，就回归的解释效力而言，五因子模型的解释效力比三因子模型的解释力提高有限，双方的可决系数都较低。而动量组合的超额收益率依然为负，这间接表明反转策略有利可图。本文同样对反转组合进行了收益来源的回归，附录 E 附表 E1 记录了部分结果。

其次，动量以及反转组合的 β 系数和胜者组以及败者组相比，大大降低，并且只有较少的 β 系数是显著的，这表明尽管胜者组和败者组没有办法逃脱市场风险的影响，但是他们构成的中期套利组合却较少受到市场扰动的影响，这也验证了 Jegadeesh 的观点：动量效应与市场风险无关。

再有，随着持有期 J 的不断增长，动量组合的账面市值比因子的系数呈现出较强的负显著性，这表明对于中期动量组合而言，过去的赢家组合更多是由成长股构成，而过去的输家组合更多是由价值股构成。反转组合的情况则恰恰相反，呈现出较强的正显著性。此外，无论是动量组合还是反转组合，它们对应的小市值因子系数则多不显著，其原因在于无论是赢者组合还是败者组合均受到了市值因子的正向补偿，从而使得套利组合较少受到市值因子的影响。

而在引入 RMW 以及 CMA 因子的五因子模型中，我们发现 RMW 因子同之前在胜者组和败者组中的情况一样，绝大部分的系数都不显著。这表明盈利因子在中国中期市场上的解释乏力性。而 CMA 因子的系数则大多为负，除了少数的几个组合以外，其他几乎都不显著。这表明新引入的两个因子对于动量组合的解释效力的提升并不算太多。总之，根据上表提供的数据和上文给出的分析情况来看，种种现象都表明三因子和五因子模型尽管可以提供一定的信息，但总体而言，上述两个资产定价模型对于解释动量及反转组合的收益来源是略显乏力的。

4.1.3 回归结果小结

对比 Fama-French 三因子模型和五因子模型的回归效力，我们得到如下的主要结论：

就分析胜者组合以及败者组合各自的收益率来源而言，五因子模型较之三因子模型的提升十分有限。而在新引入的 RMW 和 CMA 因子中，RMW 因子的解释效力甚微，CMA 因子对于输者组合的收益来源有着较小的贡献，回归显示市场希望过去长时间表现较差的股票保守投资，但是对于赢者组合而言，CMA 因子没有任何解释效力，换言之，市场对于过去表现较好的股票并不在意其投资风格激进与否。此外，就中国 A 股市场的两个组合的中期收益来源而言，市场组合效应和小市值效应明显，账面市值比因子显示市场中期上偏好价值股。

其次，无论是三因子模型还是五因子模型对于动量（或是反转）组合的解释较为乏力。动量组合的收益对于市场因子并不敏感。HML 因子有助于解释市场的反转效应。RMW 因子和 CMA 因子的引入对于动量组合的解释效力并没有太大帮助，尽管就 R 方而言，五因子模型对动量组合的拟合效果比起三因子模型的拟合效果有微弱提高。

传统的金融理论对于中国中期动量解释乏力，但是确实又能提供有限的信息。此外相关策略又确实有利可图，本文接下来将考察这种困境下的可能的投资组合构建方法。

4.2 基于单个贝叶斯资产定价模型的投资组合构建

在实际进行投资的过程当中，就如同第3章中所说的那样，投资者会碰到如下的抉择，究竟是选择完全无视资产定价模型的效力，还是选择完全相信资产定价模型的效力？放到我们所研究的动量（反转）组合的问题中来：如果投资者完全相信三因子模型（或者是五因子模型）的效力，那么根据资产定价理论，他便不会选择持有动量（反转）组合，他只会持有市场组合+SMB 组合+HML 组合（或者是市场组合+SMB 组合+HML 组合+RMW 组合+CMA 组合）。如果投资者认为三因子模型（或者是五因子模型）完全没有解释力，那么他便会根据动量（反转）组合以及市场组合，SMB 组合，HML 组合，RMW 组合，CMA 组合的历史收益率以及协方差矩阵等数据来确定下一期最优的投资组合权重。上述两种方法可以说是投资组合构建中的两个极端。

然而根据 4.1 节的分析可知，在频率学派下，资产定价模型对于动量（反转）组合的收益的解释效力较为低下，但还没有到完全可以被丢弃的地步。投资者不可能选择完全相信三因子定价模型（或五因子定价模型），同时投资者也不会选择放弃三因子定价模型（或五因子定价模型）所带来的有用信息。

本文接下来将基于第三章中所提及的贝叶斯分析方法来进行投资组合的构建。不同于传统的投资组合构建方法，资产定价模型的解释力度会被加以考虑。

4.2.1 模型选取

由于在中期上，根据回归结果，经过三因子和五因子模型调整后的反转组合依然能够带来正的收益率，因此本文决定考察反转策略而不是动量策略的投资组合构建问题。对反转组合分别使用三因子模型以及五因子模型在贝叶斯框架下进行研究。考虑到文章的篇幅问题，本章将使用 $(J, K) = (12, 9)$ 组合进行展示。

如同 3.2.3 中所说的那样，投资者对于一个特定资产定价模型解释效力的信心程度将会通过资产定价回归模型中的超额收益 α 的值以及超额收益 α 的先验方差所体现出来。

尽管通过频率学派下三因子模型（或者是五因子模型）的预回归，我们便可以得到超额收益的具体数值以及其所对应的标准误，从而确定我们的先验信心。但是出于考察贝叶斯方法有效性的目的，本节将不仅仅只赋予资产定价模型这一个先验信仰，因为在实际的投资决策过程中，人们未必就一定根据频率学派的回归结果来决定 α 的先验信心，他们可以有其他的方法确定相关参数。本节将尝试考察在不同的先验信仰之下，基于单个资产定价模型的相关决策会有什么样的变化。

4.2.2 不同先验信心下的反转组合权重

本文参考以前文献的做法，给予超额收益 α 多档不同层次的先验标准差，其大小分别为 $\delta_\alpha = 0.001\%, 0.5\%, 0.8\%, 1\%, 15\%, 90\%$ ，并且设定超额收益 α 的先验均值为 0。根据第三章的分析可知，在假设超额收益 α 的先验均值为 0 的情况下，先验标准差为 0 时，代表投资者完全信任三因素资产定价模型，而当先验标准差逐渐增大时，代表投资人开始逐渐变得不信任资产定价模型。根据以往文献，90% 可以代表投资者对模型有较大的不信任。此外，先验参数 s^2 和 b 根据同时时间段的频率学派的预回归结果得到。具体而言，以 $T+1$ 时刻为例：先验参数 s^2 和 b 基于从 2006.5 月到 2008.5 月的频率学派的预回归结果得到，然后使用从 2008.6 月到 2016.6 月的观测数据对先验信仰进行调整，并从后验分布中按照图 3.3 抽样，计算出 E, V ，从而决定 2016.7 月初的最优投资组合权重。特别的，实际参与预回归的期数和反转组合的形成期有关。以形成期 $J=1$ 为例：由于为了避免市场微观结构的影响我们选择持有期 K 滞后一期，则实际参与预回归的日期是从 2006.7 月到 2008.5 月。按照上述方法，依次向前推进 T ，最终可以得到连续多期的投资组合的最优权重。本文中，我们将连续向前推进 6 个月，以考察投资组合的特征。

下面考察在频率学派的资产定价模型的解释力较弱的情况下,投资者不同的先验信心在经过观测数据的调整之后会产生什么样的变化。具体而言,鉴于前面的回归结果我们发现资产定价模型对于反转组合的收益来源的解释力度较弱,因此我们动态考察不同先验信心下的投资者将会如何确定反转组合的权重。投资者的行为模式在两种因子模型下是否具有一致性。

表 4.4 不同先验信心下的反转组合权重选择 (J,K) = (12,9), 基于三因子模型

δ_α	0.00001	0.005	0.008	0.01	0.15	0.90
T+1 权重	0.001	0.414	0.531	0.566	0.640	0.648
α 后验均值 (%)	0.000	0.553	0.735	0.793	0.925	0.929
α 后验标准差	0.001	0.316	0.359	0.374	0.404	0.403
T+2 权重	0.002	0.400	0.515	0.539	0.603	0.582
α 后验均值	0.000	0.559	0.740	0.806	0.940	0.938
α 后验标准差	0.001	0.316	0.361	0.373	0.402	0.400
T+3 权重	-0.006	0.385	0.463	0.533	0.583	0.583
α 后验均值	0.000	0.507	0.671	0.730	0.855	0.854
α 后验标准差	0.001	0.313	0.363	0.375	0.404	0.408
T+4 权重	0.011	0.350	0.482	0.504	0.581	0.570
α 后验均值	0.000	0.508	0.679	0.732	0.857	0.858
α 后验标准差	0.001	0.310	0.356	0.371	0.395	0.401
T+5 权重	-0.014	0.346	0.449	0.462	0.551	0.553
α 后验均值	0.000	0.430	0.575	0.622	0.734	0.734
α 后验标准差	0.001	0.311	0.355	0.369	0.399	0.400
T+6 权重	0.004	0.352	0.466	0.479	0.569	0.569
α 后验均值	0.000	0.440	0.589	0.640	0.755	0.753
α 后验标准差	0.001	0.307	0.357	0.371	0.402	0.400

注释: 1. 以 2016.7 月初为例, 2016.7 月初投资组合最优权重是基于 2006.5 月到 2016.6 月的数据集合得到的。而 2016.8 月初的最优权重是基于 2006.6 月到 2016.7 月的数据集合得到的。2. δ_α 越小, 代表投资者对资产定价模型有较强的先验信心, 因此会将较大的权重投资于资产定价模型的因子组合。3. T=2016.6 月初

根据表 4.4 的结果, 我们发现: 1. 随着投资者对于资产定价模型的先验信心的减弱 (δ_α 越来越大), 反转投资组合所获得权重也随之增长, 这符合理论: 当投资者对于某个资产定价模型的解释效力心存怀疑的时候, 他不会选择将自己的资产过多的投资到因子模拟组合当中去, 放到我们三因子五因子模型的例子中来看, 对于资产定价模型缺乏信心的投资者选择配置更多的反转组合。2. 在信心

$\delta_\alpha = 0.00001$ ，投资者十分信赖三因子和五因子定价模型的时候，投资者也并没有将资产全部配置到因子模拟组合上面去，这其实和模型的解释力度有一定关系，贝叶斯线性回归的本质是对先验假设和观测参数的一个折衷，而当观测数据并不倾向于支持投资者的先验信仰的时候，投资者的先验信仰便会被调整。在反转组合的构建中，因为从频率学派出发我们便知道三因子模型和五因子模型对于反转组合收益来源的解释是十分乏力的，因此即使投资者对资产定价模型颇为信赖，最终的投资决策也会被调整为将部分资金投入到反转组合中去。3.在参数 α 的先验均值假定为0的情况下，经过观测数据调整的 α 后验均值随着投资者对于模型先验信心的减弱而增加。这是因为如果投资者具有较强信心认为超额收益 α 的确是0的话，那么这种信心会在一定程度上“挽救”观测数据的带来的负面效应，反之，如果投资者认为超额收益 α 是0的可能性并不大时，那么观测数据的结果便会“助长”这种信念，由此使得低先验信心情况下的 α 的后验均值要大于高先验信心情况下的 α 的后验均值。同时注意到，当 $\delta_\alpha = 90\%$ 时，实际用于调整先验信仰的观测值所代表的超额收益（ $\hat{B} = (X^T X)^{-1} X^T r$ ）和贝叶斯投资者的后验超额收益几乎相同，即在先验信心较差的情况下，超额收益的后验均值趋近于频率学派的回归结果，这表明频率学派的因子回归模型对于反转组合的解释确实乏力。4.超额收益 α 的后验方差大体上随着先验信仰的增大而增大。当参数 α 的先验方差过小的时候，不利的观测结果拉高后验方差，而当参数 α 的先验方差过大的时候，观测结果则会降低投资者过于不确定的信仰。值得注意的是，在先验信仰趋近于完全相信资产定价模型的时候（超额 α 的先验标准差为0.00001），后验均值和后验方差虽有被调整，但是调整效果不大，因为此时异象对投资者而言不值一提。

表 4.5 不同先验信心下的反转组合权重选择（J,K）=（12,9），基于五因子模型

δ_α	0.00001	0.005	0.008	0.01	0.15	0.90
T+1 权重	0.002	0.072	0.101	0.115	0.136	0.139
α 后验均值 (%)	0.000	0.548	0.763	0.838	1.010	1.012
α 后验标准差	0.001	0.315	0.372	0.386	0.425	0.424
T+2 权重	-0.004	0.074	0.104	0.111	0.132	0.134
α 后验均值	0.000	0.556	0.770	0.847	1.026	1.027
α 后验标准差	0.001	0.312	0.370	0.382	0.425	0.423
T+3 权重	0.001	0.064	0.095	0.098	0.125	0.127
α 后验均值	0.000	0.508	0.708	0.775	0.944	0.946
α 后验标准差	0.001	0.314	0.368	0.386	0.424	0.425
T+4 权重	0.003	0.069	0.098	0.095	0.123	0.123
α 后验均值	0.000	0.513	0.714	0.785	0.952	0.955

续表 4.5

α 后验标准差	0.001	0.314	0.366	0.381	0.418	0.423
T+5 权重	0.000	0.065	0.080	0.096	0.112	0.110
α 后验均值	0.000	0.428	0.598	0.665	0.801	0.806
α 后验标准差	0.001	0.309	0.360	0.381	0.416	0.416
T+6 权重	-0.001	0.066	0.091	0.100	0.123	0.120
α 后验均值	0.000	0.449	0.624	0.689	0.842	0.842
α 后验标准差	0.001	0.308	0.362	0.380	0.421	0.418

根据表 4.5 的结果,可以发现贝叶斯三因子模型所表现出来的特点同样出现在贝叶斯五因子模型的框架体系中:投资于反转组合的权重随着对模型先验信心的下降而上升。超额收益的后验均值随着投资者的先验信心的减弱而逐渐增大。我们发现当对于模型几乎没有先验信心的时候,超额收益的结果将趋近于频率学派的回归结果。这可以反推出五因素模型对反转组合解释的乏力性。此外,系数 α 的后验方差也随着先验方差的增大也逐渐增大。所不同的是,由于又引入了两个新的因子,投资于反转组合的权重比起三因子模型有了一定程度的下降。最后,我们还发现,无论是三因子模型还是五因子模型,反转组合的权重并不是随着先验信心的减弱而线性增长的。当 δ_α 从 0.00001 增长到 0.01 的时候,配置于反转组合的权重显著增长,而当 δ_α 从较大值增长到大值时,反转组合的权重只是略微增长,结果如图 4.1 和 4.2 所示。

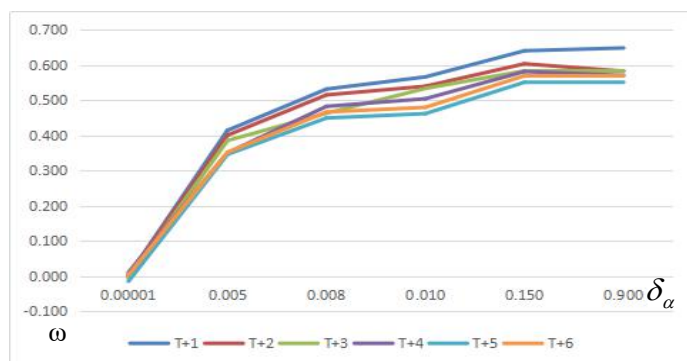


图 4.1 三因子模型下的反转组合权重 T=2016.6 月初

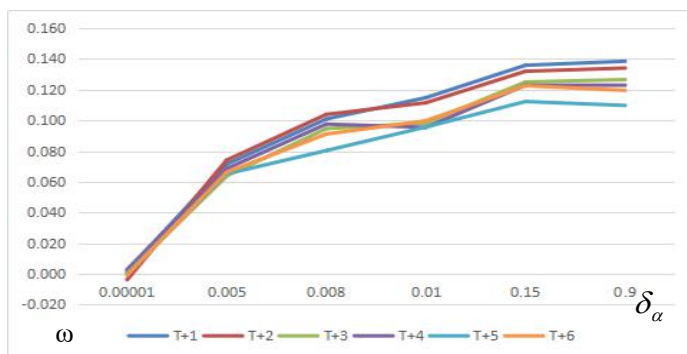


图 4.2 五因子模型下的反转组合权重 T=2016.6 月初

表 4.6 不同先验信心下的因子权重选择 (J,K) = (12,9)，基于三因子及五因子

δ_α		0.005		0.008		0.01		0.15		0.9	
T+1	MKT	0.027	0.037	0.008	0.033	0.000	0.031	-0.014	0.027	-0.015	0.027
	SMB	0.513	0.323	0.503	0.324	0.501	0.324	0.493	0.327	0.489	0.326
	HML	0.045	0.104	-0.042	0.086	-0.067	0.076	-0.119	0.063	-0.122	0.062
	RMW		0.374		0.372		0.370		0.371		0.368
	CMA		0.091		0.084		0.083		0.076		0.078
T+2	MKT	0.039	0.035	0.017	0.031	0.012	0.030	-0.001	0.027	0.003	0.026
	SMB	0.498	0.323	0.491	0.324	0.491	0.324	0.480	0.327	0.479	0.325
	HML	0.062	0.109	-0.023	0.091	-0.042	0.087	-0.082	0.076	-0.065	0.071
	RMW		0.370		0.368		0.367		0.364		0.365
	CMA		0.088		0.082		0.082		0.074		0.079
T+3	MKT	0.031	0.039	0.015	0.034	0.002	0.033	-0.010	0.029	-0.006	0.029
	SMB	0.517	0.319	0.511	0.321	0.506	0.322	0.503	0.324	0.503	0.324
	HML	0.066	0.108	0.011	0.087	-0.041	0.086	-0.076	0.072	-0.079	0.071
	RMW		0.376		0.374		0.374		0.370		0.369
	CMA		0.095		0.089		0.087		0.080		0.081
T+4	MKT	0.038	0.035	0.011	0.031	0.008	0.031	-0.009	0.026	-0.009	0.026
	SMB	0.500	0.318	0.491	0.320	0.494	0.319	0.485	0.322	0.484	0.323
	HML	0.112	0.096	0.016	0.081	-0.005	0.081	-0.056	0.067	-0.046	0.067
	RMW		0.375		0.371		0.372		0.368		0.369
	CMA		0.107		0.099		0.101		0.093		0.092
T+5	MKT	0.033	0.037	0.009	0.035	0.007	0.032	-0.010	0.029	-0.012	0.029
	SMB	0.533	0.326	0.526	0.328	0.526	0.330	0.515	0.332	0.518	0.332
	HML	0.088	0.113	0.016	0.105	0.005	0.098	-0.055	0.088	-0.060	0.090
	RMW		0.371		0.370		0.368		0.366		0.368
	CMA		0.088		0.081		0.076		0.073		0.072
T+6	MKT	0.036	0.036	0.012	0.032	0.009	0.030	-0.011	0.025	-0.010	0.027
	SMB	0.510	0.326	0.504	0.328	0.507	0.329	0.499	0.332	0.498	0.332
	HML	0.102	0.104	0.018	0.090	0.005	0.085	-0.057	0.073	-0.057	0.074
	RMW		0.379		0.378		0.377		0.376		0.375
	CMA		0.090		0.081		0.079		0.071		0.073

注释：本表省略了 0.00001 的情况，在这种情况下投资者的资产组合选择和仅仅基于三因子或是五因子的历史数据得到的权重几乎无异。T=2016.6 月初

根据表 4.6，考察其余的因子在投资组合中的情况可以发现：1.随着投资者对于资产定价模型先验信心的逐渐下降，其投资于各个因子的权重也在不断的下降，这个规律在三因子组合和五因子组合中都是适用的。2.如果横向对比三因子和五因子组合的情况，我们会发现：双方给予市场组合的权重都是较小的。其原因在于：完全不信任资产定价模型的投资组合由于反转组合的夏普比率要优于市

场组合的夏普比率，因此此种方法会给予市场组合较小权重；与此同时，完全信任资产定价模型的极端也倾向于支持市场组合收益不及其他的因子的结论；我们的贝叶斯方法是取两者的平均，从而结论也是大同小异的。综合上述考察，我们不难发现，贝叶斯资产定价模型确定投资组合的方法是合理的，所以这种投资组合的构建方法具有其科学性。上述的分析探索了一种新的投资组合的构建方法，但单个定价模型还可以拓展为多个定价模型，具体将在 4.3 节中进行讨论。

4.3 基于多个贝叶斯资产定价模型的投资组合构建

4.3.1 贝叶斯模型平均的预测效果

根据 4.2 节的分析结果，我们发现基于贝叶斯资产定价模型构建投资组合的方法是合理的。但一个问题便是投资者未必仅仅根据一种资产定价模型进行资产的配置。

根据第三章的讨论，相对于单个资产定价模型而言，贝叶斯模型平均会包含更多的信息在模型之内。而如果我们仔细考察三因子模型和五因子模型，我们会发现这两者并不是一个简单的包含关系，例如三因子模型中 SMB 因子和五因子模型中 SMB 因子相比，缺少了基于盈利能力（OP）和投资（Inv）划分的因素。因此，一个直接的想法就是考察基于贝叶斯模型平均的反转组合的收益预测准确度是否比基于单个资产定价模型的反转组合得到的预测收益有所提高。如果预测的准确性确实有所提高的话，那么便可以使用贝叶斯模型平均完成反转组合的预测和抽样工作，然后再使用 4.2 节中所用的投资组合构建方法来完成投资组合的构建工作。

具体的参数选取规则如下：

以 $(J,K)=(1,1)$, $t=2016.7$ 月初为例：

首先，先验参数 s^2 和 B_0 根据 2006.7 月到 2008.7 月的频率学派预回归结果得到。此外，不同于前，此处不再赋予截距项 α 不同的先验均值和方差，而使用基于频率学派预回归所估计出来的超额收益 α 及其标准误平方作为先验信息。

其次，模型的先验概率将利用频率学派预回归的拟合优度得到，具体而言，如果基于频率学派的三因子回归得到的可决系数为 R_{3ff}^2 ，而五因子回归得到的

的可决系数为 R_{5ff}^2 ，那么三因子模型的先验概率将会是 $\frac{R_{3ff}^2}{R_{3ff}^2 + R_{5ff}^2}$ ，而五因子模型

的先验概率则是 $\frac{R_{5ff}^2}{R_{3ff}^2 + R_{5ff}^2}$ ，即拟合优度较好的模型将会获得较大的先验概率，

并且两个模型的先验总概率和为 1，以反映没有其他的模型被考虑。

再次，使用 2008.8 月到 2016.6 月的观测数据对先验观点进行刷新。此外，我们也可以得到两个不同的资产定价模型的后验概率，为了确定到底使用哪一个模型，可以选择从 0-1 均匀分布中抽样，当抽样结果大于其中一个模型的后验概率时，便可以选择另一个模型作为收益率的考察对象，如此便可将基于 2006.5-2016.6 的信息所获得的反转组合收益率抽样值作为对 2016.7 月初的反转组合收益率的估计。图 4.3 给了上述流程一个直观的解释，其余的时刻依次类推即可。计算出抽样值 r 的均值，便可以作为对下一期反转组合的预测值。

- 1.根据 2006.7-2008.7 的频率学派回归结果得到 $\delta_{\alpha 3ff}, \delta_{\alpha 5ff}, s_{\alpha 3ff}^2, s_{\alpha 5ff}^2$ 及三因子模型和五因子模型各自对应的回归系数。
- 2.根据 2006.7-2008.7 的频率学派的回归结果得到的 R^2 来确定三因子模型和五因子模型的先验概率。
- 3.此处的因子矩阵 F 为了简化计算的考虑，删除其具有随机性的假设，将 F 处理为定值。
- 4.经过 2008.8-2016.6 获得的观测数据的调整之后，分别获得三因子模型和五因子模型的后验概率 P_{3ff} 和 P_{5ff} 以及 r, B, δ 的在贝叶斯三因子模型和贝叶斯五因子模型下的后验分布。
- 5.从 $U(0,1)$ 中获得随机样本 K ，如果 $K < P_{3ff}$ ，则把将要数值抽样的对象设定为三因子模型。如果 $K > P_{3ff}$ ，则把数值抽样的对象设定为五因子模型。
- 6.在 5 的基础上，参考图 3.3(此时图中的 F 已经被处理为定值，因而不需要对 F 进行抽样)，完成 1 次抽样。如果 5 提示抽样对象为三因子模型，则把 1 次抽样得到的反转组合的收益率记为 r_{3ff} 。如果 5 提示抽样对象为五因子模型，则把 1 次抽样得到的反转组合的收益率记为 r_{5ff} 。
- 7.不断重复 4 到 6 的过程 39999 次，删除前 9999 次抽样结果。最终可以模拟出同时基于三因子模型和五因子模型的反转组合的收益率后验分布，进而求得预测均值。

图 4.3 抽样流程，以对 2016.7 月初的反转组合的预测为例，以 $(J, K) = (1, 1)$ 为例

收益预测状况的检测方法使用滚动窗口检测法，即：

对于频率学派下的因子模型，假定当前时刻为 t ，则 $t+1$ 时刻的 (J, K) 反转组合的收益率将根据过去的时间段 $(t-L, t)$ 内所提供的信息进行回归并预测出 $t+1$ 时刻反转组合的收益率。 $t+2$ 时刻的反转组合的 (J, K) 收益率将根据过去时间段 $(t+1-L, t+1)$ 内所提供的信息进行回归并预测出 $t+2$ 时刻的反转组合的收益率，依次类推。

对于贝叶斯模型平均，本节依然假定当前时刻为 t ，则 $t+1$ 时刻的反转组合预测收益率根据 $(t-L, t)$ 时间段内的信息结合图 4.3 中所明示的贝叶斯平均方法得到， $t+2$ 时刻的反转组合预测收益率将根据过去时间段 $(t+1-L, t+1)$ 所提供的信息获得。依次类推，本文将考虑 6 期反转组合的收益率。预测效力将使用绝对预测误差均值 (MAD) 来衡量。

$$MAD = \frac{\sum |r_t - r_{forecast,t}|}{6} \quad (4.1)$$

其中， $t=2016.7$ 月到 2016.12 月。

表 4.7 MAD 回测

(J,K)	3ff (%)	5ff (%)	BMA (%)
(1,1)	1.975	2.125	2.313
(1,3)	1.479	1.851	1.409
(1,6)	1.324	1.375	1.172
(1,9)	0.773	0.810	0.765
(1,12)	1.478	1.487	1.401
(3,1)	3.227	3.740	3.141
(3,3)	1.705	1.941	1.570
(3,6)	1.142	1.211	1.136
(3,9)	1.335	1.330	1.266
(3,12)	1.699	1.750	1.753
(6,1)	1.832	1.930	1.761
(6,3)	2.095	2.188	2.152
(6,6)	1.238	1.207	1.366
(6,9)	1.379	1.345	1.503
(6,12)	1.202	1.138	1.200
(9,1)	1.966	2.001	1.955
(9,3)	1.774	1.836	1.943
(9,6)	2.085	2.052	2.340
(9,9)	2.434	2.368	2.128
(9,12)	1.414	1.423	1.598
(12,1)	1.182	1.233	1.114
(12,3)	1.538	1.544	1.852

续 表 4.7

(12,6)	2.149	2.169	1.877
(12,9)	2.055	2.092	1.434
(12,12)	1.359	1.583	1.341

注释：BMA 即贝叶斯模型平均。

通过上面的回测过程我们发现贝叶斯模型平均的预测准确度比起三因子和五因子模型有了相对的提高，在全部 25 个组合的回测中近 70% 的组合要优于单个模型。这属于意料之内，因为 BMA 模型综合了三因子模型和五因子模型，相比起单个资产定价模型，新引入了关于部分因子不同划分的信息。三因子模型和五因子模型对于反转组合的解释效力差别不大，贝叶斯模型却能取两者的长处，获得更为准确的预测效果。因此，如果有学者在将来提出了更好的资产定价模型，我们便可以将该模型也引入贝叶斯模型平均的框架以获得更为理想的效果。

4.3.2 贝叶斯模型平均下的投资组合构建

由于基于贝叶斯模型平均方法的预测效力相比频率学派的三因子和五因子模型有一定的提高，因此在长期上，更准确的预测结果将会使我们更有效率地构建投资组合。接下来，我们将基于贝叶斯模型平均的预测结果进行投资组合的构建。

如前所述，我们现在有基于贝叶斯模型平均所获得的 30000 个反转组合收益率抽样样本，并且其中的 N_{3ff} 个来自于三因子模型的抽样，剩余的 $N_{5ff} = 30000 - N_{3ff}$ 个来自于基于五因子模型的抽样。此外，重新引入因子的随机性的假设，通过数值抽样的方法获取对下一期因子的预测。在计算出三因子模型和五因子模型各自对应的最优投资组合权重之后，再乘以各自的模型后验概率，便可以得到贝叶斯平均以后的最优权重 ω_{BMA} 。回测的结果表明贝叶斯模型平均下的投资组合的表现要优于基于单个资产定价模型得到的投资组合。以 (J, K) = (1, 3) 为例，三者的夏普比率中基于贝叶斯模型平均的夏普比率是最大的，三者的夏普比率分别是，贝叶斯平均：3.10，三因子：3.03，五因子：2.60。而同期的简单反转策略的夏普比率只有 0.458。这表明基于贝叶斯模型平均得到的投资组合的收益相对波动更小，更稳定。此外，如果在后续的工作中，能够将因子的随机性引入到模型的后验概率中，那么这种投资组合的构建方法将会更加科学。

第5章 结论与展望

5.1 结论

本文探讨了在定价模型对特定资产的收益来源解释乏力的情况下，一个投资者如何构建自己的投资组合的问题。传统上，投资者在构建投资组合的时候，如果发现定价模型解释乏力，往往会抛弃这个定价模型，而借助统计手段预测出资产的均值向量以及协方差矩阵，进而利用 Markowitz 的均值-方差模型来确定最优权重，这样就舍弃了定价模型可能提供的有用信息。本文基于贝叶斯线性回归的方法解决上述的困境。通过赋予定价模型相关参数以先验分布，投资者便可以将自己对于定价模型的不确定性融入到投资组合的构建当中去，从而做到既不完全抛弃定价模型（因为尽管定价模型解释效力低下，但依然能够提供部分有用的信息），也不完全依赖于纯粹的均值-方差模型。

在验证上述方法的可行性的时候，本文首先选取中国 A 股市场上的中期月度动量和反转组合作为考察对象，之所以选择该资产是因为传统的定价模型对于动量及反转组合的收益来源的解释一直是比较乏力的，那么动量及反转组合便可以作为理想的考察对象。

本文的第一部分研究了传统资产定价模型对中国中期动量和反转组合收益来源的解释效力，不仅仅局限于一直被使用的三因子模型，本文也使用了 Fama 和 French 在 2015 年新提出的五因子模型作为考察方法。得到的结论如下：

1. 中国市场在中期上不存在“强者恒强，弱者恒弱”的动量效应，相反，中国市场上存在着较为显著的中期反转效应。特别的，在滞后一期（组合形成期当月不计入持有期 K ）的情况下，只有形成期 $J=1,3$ 存在着一定的均值回归现象，在不滞后一期（组合形成期当月计入持有期 K ）的情况下，中国市场存在着动量组合均值回归的现象。

2. 本部分首先使用三因子和五因子模型对构建动量组合的胜者组合以及败者组合进行了回归。发现三因子模型和五因子模型对于这两个组合的解释效力较好，并且五因子模型比起三因子模型的解释效力提升十分微弱。两个因子模型都支持中国市场偏好小市值和价值股（高账面市值比）的特点，但是新引入的盈利因子 RMW 并不显著，投资因子 CMA 只对形成期和持有期均较长的输者组合才呈现出了较弱的正显著性，这表明市场希望过去长期表现较差的股票在较长时间上应当遵循保守的投资风格。而与之相对的，投资因子 CMA 对赢者组合未来的收益没有任何贡献，这可能和中国偏好题材炒作的市场特色有关。

3.本部分在对中国中期市场动量组合以及反转组合分别使用三因子模型以及五因子模型进行回归后,发现相对于三因子模型,五因子模型的解释效力提升十分有限,这与 Fama 和 French (2016)^[7]得到的结论相似,并且两个模型的解释效力都较弱。这表明:Fama 和 French 新提出的五因子模型依然无法很好的捕捉中国市场中期月度动量(反转)组合的收益特征。此外,经过三因子和五因子模型调整的动量组合收益大多为负,而经过三因子和五因子模型调整的反转组合收益又多为正,这表明反转策略确实有利可图。

本文的第二部分探索了使用单个贝叶斯定价模型将投资者信心揉入到投资组合构建过程中的可行性,发现这种方法是合理的。主要结论如下:

1.在引入因子(MKT, SMB, HML 等)随机性假定后,经过因子观测数据调整后的因子后验分布呈现出多元 T 分布的特性,这和中金融资产收益率呈现出肥尾的特点十分吻合,因此具有更强的现实性。

2.本文发现,如果赋予某个定价模型较强的先验信心,那么投资者便会倾向于将较多的权重给予定价模型的解释变量,以三因子模型为例:投资者便会将较大的权重分配给 MKT, SMB 和 HML 这三个因子模拟组合(factor mimicking portfolio)。特别的,如果在先验信心极强的情况下,本文考察了 $\delta_\alpha=0.00001$, 投资者几乎将所有的权重都分配给了因子模拟组合。(考虑退化到只有一个因子 MKT 的情况,信仰十足的投资者便只会持有市场组合)。而在对定价模型的先验信心很弱的情况下,投资者便会根据动量和反转组合以及因子模拟组合的收益率序列来进行资产配置,此时,动量和反转组合的权重上升,因子模拟组合的权重便会下降。

3.投资者分配给风险资产的权重并不是随着投资者对模型先验不确定性的增长而线性增长的。当投资者的先验 δ_α 从一个极小值增长到一个较小值的时候,分配给动量和反转组合的权重将会增长较快。但是当 δ_α 从一个较大值增长到一个大值的时候,分配给动量和反转组合的权重只会有着较小的提高。这或许有助于解释在危机发生的初期投资者为何会反映过度的现象。

在第二部分的基础上,本文的第三部分则探讨了基于多个资产定价模型如何配置最优权重的问题,并且使用窗口滚动检测方法回测了贝叶斯模型平均手段的预测效力。本文得到的主要结论如下:

1.尽管略去了因子随机性的假定,在贝叶斯平均方法下,反转组合的预测效力在多数情况下(基于 MAD 指标的考察)依然优于单个的频率学派模型。这和综合了两个模型的信息有一定关系:尽管三因子模型和五因子模型的三个因子重叠,但是 Fama 和 French 在构建三因子模型和五因子模型的时候所使用的方法有

一定差别,例如 2×3 分组的五因子模型的SMB计算方法比起三因子模型的SMB计算还多考虑了基于OP和Inv的划分。此外五因子模型是考虑了多种分组后得到的模型。因而,拥有更大的信息集的贝叶斯模型平均方法的回测表现优于单个资产定价模型。

2.本文还额外回测了在贝叶斯模型平均下,使用 $(J,K) = (1,3)$ 反转策略构建的投资组合的情况,相比较于仅仅使用单个资产定价模型所构建的投资组合,该策略的夏普比率更高,表明投资组合更有有效性。

综合上述三部分而言,如果投资者是传统金融理论的信仰者,在现有的定价模型(无论是三因子还是新提出的五因子)对动量(反转)组合解释乏力的情况下,基于贝叶斯框架的定价模型和投资组合可能是一个理想选择。更进一步,贝叶斯模型平均由于集合了更多的信息,从而成了更为有力的预测工具。如果在可以预见的未来,有学者使用更好的因子更为成功的捕捉到了动量(或是反转)组合的收益特征,那么我们便可以用本文提出的贝叶斯平均方法将模型纳入到投资组合的构建当中去。

5.2 研究不足与展望

本文借助于贝叶斯线性回归以及贝叶斯模型平均,给出了基于单个或多个资产定价模型的投资组合的构建方法,这种方法具有实用性和适用性。尤其考虑到对于动量(反转)组合的收益来源至今没有一个定论,那么将所有存在一定解释效力的资产定价模型都加以考虑不失为一种可行的方法。

但是本文依然有着可以改进的地方:

首先,本文最大的遗憾是在运用贝叶斯模型平均的时候,由于计算模型后验概率的困难性,退而求其次,略去了因子的随机性设定。事实上,对于引入因子随机性设定的贝叶斯模型平均存在更为复杂的数值抽样技巧来模拟模型后验概率的定积分,这可以作为接下来的考察方向。

其次,贝叶斯资产定价模型中的参数先验分布可以继续深挖。在本文中,由于主要目的是考虑资产定价模型的先验信心对于投资组合的选择的影响,故重点考察了超额收益的方差的不同取值对资产选择的影响,而对其他的某些参数选择了无信息先验分布。在后续的工作中,可以考虑使用非参数方法逐渐将其他的参数也赋予合理的先验分布。

最后,就动量(反转)组合的角度而言,也有可以继续深挖的地方。构建动量组合的依据可以不仅仅局限于收益率,也可以引入换手率,账面市值比,个股交易量,个股盈利能力等指标,进行风格动量的划分,并考察其收益率。

动量组合的形成期也可以是年度，月度，周度，日度以及高频数据。考察不同的形成期和持有期对于收益率的影响也是一个潜在的研究方向。

致谢

本论文的完成离不开钱伟民老师的悉心指导。非常感谢钱老师能够带领我了解到贝叶斯统计方法这个全新的领域,通过了解这个学派与传统的频率学派之间的差异,我对金融学中所使用的一系列计量方法有了更进一步的理解。也正是有了坚实的理论基础,使得我在阅读老师推荐的众多金融著作和文献时不再一筹莫展。在论文前期的理论验证方面,老师耐心的帮助我克服理论推导上所遇到的一系列难题。论文中期涉及到大量的编程和数据处理工作,老师则给予了我耐心的指导和鼓励,使得我在面对众多的数据时没有放弃,同时也让我了解到了相关的数值抽样技巧,使得我大开眼界。在完成论文的过程中,老师始终能够给我所遇到的问题提供全新的思路和解决方法。钱老师授业认真,治学严谨的风格必将促使我在今后的日子里时刻勉励自己。

我也要感谢彭老师的关心和鼓励。彭老师乐于和我分享传授业界第一线的动态,使我对行业的现实状况有了全面的了解和认识,我因此得以将日常课程中所学到的知识加以运用,也促使我对自己未来的职业规划方向有了系统的认识和理解。彭老师还在繁忙的工作之余不辞辛劳的审阅了我的论文,并为我的论文提出了十分宝贵的修改意见。

此外,也感谢参与我论文评审和答辩的老师能够在百忙之中抽空审查我的劳动成果,你们的意见将会使我对自己的水平有一个清醒的认识。

最后,感谢同济大学能够给我这么一个高起点的平台。这里的老师兢兢业业,严谨踏实,认真负责,传授的知识对于我今后的学习工作都有极大的帮助,这里的同学团结友爱,互相勉励。我还要感谢我的家人提供给我的帮助,是他们使得我有机会在同济大学学习生活。

2017 年 6 月

参考文献

- [1] Markowitz H. Portfolio Selection[J]. The Journal of Finance, 1952, 7(1):77-91.
- [2] Sharpe W F. Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk[J]. The Journal of Finance, 1964, 19(3):425-442.
- [3] Fama E F, French K R. The Cross-Section of Expected Stock Returns[J]. The Journal of Finance, 1992, 47(2):427-465.
- [4] Carhart M M. On Persistence in Mutual Fund Performance[J]. The Journal of Finance, 1997, 52(1):57-82.
- [5] Pástor L, Stambaugh R F. Liquidity Risk and Expected Stock Returns[J]. Journal of Political Economy, 2003, 111(3):642-685.
- [6] Fama E F, French K R. A five-factor asset pricing model [J]. Journal of Financial Economics, 2015, 116(1):1-22.
- [7] Fama E F, French K R. Dissecting Anomalies with a Five-Factor Model[J]. Review of Financial Studies, 2016, 29(1):69-103.
- [8] Zellner A. On assessing prior distributions and Bayesian regression analysis with G-prior distributions[J]. Bayesian Inference & Decision Techniques, 1985, 6(1):233-243.
- [9] Pástor L. Portfolio Selection and Asset Pricing Models[J]. The Journal of Finance, 2000, 55(1):179-223.
- [10] Werner F M, De Bondt, Richard T. Does the Stock Market Overreact[J]. The Journal of Finance, 1985,40(3):793–805.
- [11] Jegadeesh N. Evidence of Predictable Behavior of Security Returns[J]. The Journal of Finance, 1990, 45(3):881-898.
- [12] Jegadeesh N, Titman S. Returns to Buying Winners and Selling Losers: Implications for Stock Market Efficiency[J]. The Journal of Finance, 1993, 48(1):65-91.
- [13] Asness C S. Momentum in Japan: The Exception that Proves the Rule[J]. Journal of Portfolio Management, 2011, 37(4):67-75.
- [14] Asness C S, Moskowitz T J, Pedersen L H. Value and Momentum Everywhere[J]. The Journal of Finance, 2013, 68(3):929-985.
- [15] Fama E F, French K R. Multifactor Explanations of Asset Pricing Anomalies[J]. The Journal of Finance, 1996, 51(1):55-84.
- [16] Fama E F, French K R. Size, value, and momentum in international stock returns [J]. Social Science Electronic Publishing, 2012, 105(3):457-472.
- [17] Conrad J, Kaul G. An Anatomy of Trading Strategies[J]. Review of Financial Studies, 1998, 11(3):489-519.
- [18] Bulkley G, Nawosah V. Can the Cross-Sectional Variation in Expected Stock Returns Explain Momentum?[J]. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 2009, 44(4):777-794.
- [19] Bhootra A. Are momentum profits driven by the cross-sectional dispersion in expected stock returns? [J]. Journal of Financial Markets, 2011, 14(3):494-513.
- [20] 王璞. 中国股市的动量与反转效应[D]. 上海交通大学,2011.

- [21] 高秋明,胡聪慧,燕翔. 中国 A 股市场动量效应的特征和形成机理研究[J]. 财经研究,2014,(02):97-107.
- [22] 王德宏,宋建波,刘心宇. 中国创业板的动量效应和反转效应[J]. 金融理论探索,2017,(01):36-41.
- [23] 杜兴强,聂志萍. 中国资本市场的中长期动量效应和反转效应——基于 Fama 和 French 三因素模型的进一步研究[J]. 山西财经大学学报,2007,(12):16-23.
- [24] Best M J, Grauer R R. Sensitivity Analysis for Mean-Variance Portfolio Problems[J]. Management Science, 1991, 37(8):980-989.
- [25] Black F, Litterman R. Global Portfolio Optimization[J]. Financial Analysts Journal, 1992, 48(5):28-43.
- [26] Chopra V K, Ziemba W T. The Effect of Errors in Means, Variances, and Covariances on Optimal Portfolio Choice[J]. Journal of Portfolio Management, 2011, 19(2):6-11.
- [27] Basu S. Investment Performance of Common Stocks in Relation to Their Price-Earnings Ratios: A Test of the Efficient Market Hypothesis[J]. The Journal of Finance, 1977, 32(3):663-682.
- [28] Banz R W. The relationship between return and market value of common stocks [J]. Journal of Financial Economics, 1981, 9(1):3-18.
- [29] 曾惠. CAPM 及其衍生模型在上海 A 股市场的实证分析[J]. 中国市场,2016,(01):110-113.
- [30] 赵胜民,闫红蕾,张凯. Fama-French 五因子模型比三因子模型更胜一筹吗——来自中国 A 股市场的经验证据[J]. 南开经济研究,2016,(02):41-59.
- [31] Christodoulakis G A. Bayesian optimal portfolio selection: the black-litterman approach[Z]. Unpublished Paper, 2002.
Available at http://globalriskguard.com/resources/assetman/bayes_0008.pdf.
- [32] Idzorek T. M. A step-by-step guide to the Black-Litterman model : Incorporating user-specified confidence levels[R]. Working Paper, Ibbotson Associates , 2005.
- [33] Meucci A. Beyond Black-Litterman in Practice: A Five-Step Recipe to Input Views on Non-Normal Markets[Z]. Working Paper, 2006.
Available at SSRN:<https://ssrn.com/abstract=872577>.
- [34] Beach S L, Orlov A G. An application of the Black-Litterman model with EGARCH-M-derived views for international portfolio management[J]. Financial Markets & Portfolio Management, 2007, 21(2):147-166.
- [35] 温琪,陈敏,梁斌. 基于 Black-Litterman 框架的资产配置策略研究[J]. 数理统计与管理,2011,(04):741-751.
- [36] Jay Walters C. The Black-Litterman Model in Detail[J]. Ssrn Electronic Journal, 2011.
Available at SSRN:<https://ssrn.com/abstract=1314585>.
- [37] Cremers K J M. Stock Return Predictability: A Bayesian Model Selection Perspective[J]. Review of Financial Studies, 2002, 15(4):1223-1249.
- [38] Avramov D. Stock return predictability and model uncertainty[J]. Journal of Financial Economics, 2002, 64(3):423-458.
- [39] Fabozzi F J, Huang D, Zhou G. Robust portfolios: contributions from operations research and finance[J]. Annals of Operations Research, 2010, 176(1):191-220.

- [40] Figelman I. Stock Return Momentum and Reversal[J]. Journal of Portfolio Management, 2007, 34(1):51-67.
- [41] Mackinlay A C. Multifactor models do not explain deviations from the CAPM[J]. Journal of Financial Economics, 1995, 38(1):3-28.

Appendix A Posterior Probability For Bayes Model

Averaging

To simplify the notation, notation for integral intervals will be omitted. Eq. (3.22) can be simplified to:

$$\begin{aligned}
 p(r|M_k) &= \iint \left[\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^{T+K+1} \times \frac{\left(\frac{(\nu-2)s^2}{2} \right)^{\nu/2}}{\Gamma(\frac{\nu}{2})} \right] \times (\delta^2)^{\frac{T}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2\delta^2} (r-XB)^T (r-XB)\right) \\
 &\quad \times (\delta^2)^{\frac{K+1}{2}} |\Lambda|^{-1/2} \exp\left(-\frac{1}{2\delta^2} (B-B_o)^T \Lambda^{-1} (B-B_o)\right) \\
 &\quad \times (\delta^2)^{\frac{\nu}{2}-1} \exp\left(-\frac{(\nu-2)s^2}{2\delta^2}\right) dB d\delta^2 \\
 &= \left[\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^{T+K+1} \times \frac{\left(\frac{(\nu-2)s^2}{2} \right)^{\nu/2}}{\Gamma(\frac{\nu}{2})} \times |\Lambda|^{-1/2} \right] \iint (\delta^2)^{-\left(\frac{T+K+\nu+1}{2}\right)} \\
 &\quad \times \exp\left(-\frac{1}{2\delta^2} \left[(r-XB)^T (r-XB) + (B-B_o)^T \Lambda^{-1} (B-B_o) + (\nu-2)s^2 \right] \right) dB d\delta^2, \quad (A.1)
 \end{aligned}$$

其中, $\Lambda = \begin{pmatrix} \frac{\delta_\alpha^2}{s^2} & 0 \\ 0 & \Sigma \end{pmatrix}$.

式(A.1)中的自然指数函数中的指数项可以进一步化简为:

$$\begin{aligned}
 &(r-XB)^T (r-XB) + (B-B_o)^T \Lambda^{-1} (B-B_o) + (\nu-2)s^2 \\
 &= (r-X\hat{B} + X\hat{B} - XB)^T (r-X\hat{B} + X\hat{B} - XB) + (B-B_o)^T \Lambda^{-1} (B-B_o) + (\nu-2)s^2 \\
 &= (r-X\hat{B})^T (r-X\hat{B}) + (B-\hat{B})^T X^T X (B-\hat{B}) + (B-B_o)^T \Lambda^{-1} (B-B_o) + (\nu-2)s^2, \quad (A.2)
 \end{aligned}$$

其中, $\hat{B} = (X^T X)^{-1} X^T r$.

式(A.2)中的 $(B-\hat{B})^T X^T X (B-\hat{B}) + (B-B_o)^T \Lambda^{-1} (B-B_o)$ 项可以简化为:

$$\begin{aligned}
 &(B-\hat{B})^T X^T X (B-\hat{B}) + (B-B_o)^T \Lambda^{-1} (B-B_o) \\
 &= B^T (X^T X + \Lambda^{-1}) B - B^T (X^T X\hat{B} + \Lambda^{-1} B_o) - B^T (X^T X\hat{B} + \Lambda^{-1} B_o) + \hat{B}^T X^T X\hat{B} + B_o^T \Lambda^{-1} B_o \\
 &= (B-B^*)^T M^* (B-B^*) + [\hat{B}^T X^T X\hat{B} + B_o^T \Lambda^{-1} B_o - B^{*T} M^* B^*], \quad (A.3)
 \end{aligned}$$

其中, $B^* = (\Lambda^{-1} + X^T X)^{-1} [X^T X\hat{B} + \Lambda^{-1} B_o]$, $M^* = \Lambda^{-1} + X^T X$.

将式(A.2)和(A.3)的结果代入(A.1), 可得:

$$\begin{aligned}
 & p(r|M_k) \\
 &= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^T \times \frac{\left(\frac{(\nu-2)s^2}{2}\right)^{\nu/2}}{\Gamma(\frac{\nu}{2})} \times |\Lambda|^{-1/2} \times |M^{*-1}|^{\frac{1}{2}} \\
 & \times \iint \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^{K+1} |\delta^2 M^{*-1}|^{\frac{1}{2}} \times \exp\left(-\frac{1}{2\delta^2} (B-B^*)^T M^* (B-B^*)\right) \times (\delta^2)^{\frac{T+\nu}{2}-1} \\
 & \times \exp\left(-\frac{1}{2\delta^2} (\hat{B}^T X^T X \hat{B} + B_o^T \Lambda^{-1} B_o - B^{*T} M^* B^* + (r - X\hat{B})^T (r - X\hat{B}) + (\nu-2)s^2)\right) dB d\delta^2,
 \end{aligned} \tag{A.4}$$

式 (A.4) 先将 B 积去, B 服从的是均值为 B^* , 方差为 M^ν 的多元正态分布:

$$B \sim N(B^*, M^\nu), \tag{A.5}$$

其中, $B^* = (\Lambda^{-1} + X^T X)^{-1} (\Lambda^{-1} B_o + (X^T X) \hat{B})$,

$$\Lambda = \begin{pmatrix} \frac{\delta_a^2}{s^2} & 0 \\ 0 & \Sigma \end{pmatrix},$$

$$M^\nu = \delta^2 (\Lambda^{-1} + (X^T X))^{-1}.$$

积去 B 之后, 可得:

$$\begin{aligned}
 & p(r|M_k) \\
 &= P \times \int (\delta^2)^{\frac{T+\nu}{2}-1} \times \exp\left(-\frac{1}{2\delta^2} (Q)\right) d\delta^2 \\
 &= P \times \frac{\Gamma(\frac{T+\nu}{2})}{\left(\frac{Q}{2}\right)^{\frac{T+\nu}{2}}} \times \int \frac{\left(\frac{Q}{2}\right)^{\frac{T+\nu}{2}}}{\Gamma(\frac{T+\nu}{2})} (\delta^2)^{\frac{T+\nu}{2}-1} \times \exp\left(-\frac{1}{\delta^2} \left(\frac{Q}{2}\right)\right) d\delta^2 \\
 &= P \times \frac{\Gamma(\frac{T+\nu}{2})}{\left(\frac{Q}{2}\right)^{\frac{T+\nu}{2}}},
 \end{aligned} \tag{A.6}$$

$$\text{其中, } P = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^T \times \frac{\left(\frac{(\nu-2)s^2}{2}\right)^{\nu/2}}{\Gamma(\frac{\nu}{2})} \times |\Lambda|^{-1/2} \times |M^{*-1}|^{\frac{1}{2}},$$

Zaijiq 在

$$Q = \hat{B}^T X^T X \hat{B} + B_o^T \Lambda^{-1} B_o - B^{*T} M^* B^* + (r - X\hat{B})^T (r - X\hat{B}) + (\nu-2)s^2.$$

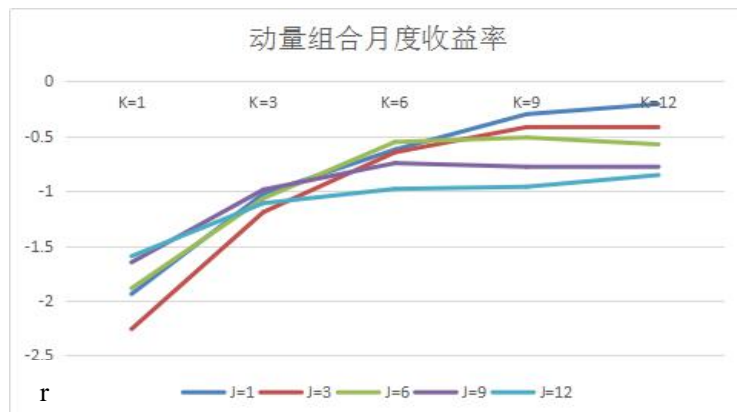
根据第三章中的参数假设, $\nu, s^2, \Lambda, M^*, B^*, \hat{B}, B_o, r, X, T$ 均为数值, 因此式(A.6) 是一个数值。模型的后验概率则可以根据式(3.19)的结果得到。

附录 B 不滞后一期的动量和反转效应检验结果

附表 B1 基于收益率分类的动量组合月度平均收益率及检验结果（不滞后一期）

	K=1			K=3			K=6		
	w	l	w-l	w	l	w-l	w	l	w-l
J=1	0.995	2.934	-1.940	1.719	2.745	-1.026	2.059	2.683	-0.623
t	0.984	2.838	-3.984	2.582	4.250	-3.807	4.156	5.253	-3.760
J=3	1.042	3.300	-2.259	1.591	2.785	-1.194	1.926	2.575	-0.648
t	1.022	3.123	-4.200	2.523	4.008	-4.240	3.965	4.994	-3.309
J=6	1.091	2.978	-1.887	1.511	2.580	-1.069	1.694	2.248	-0.554
t	1.045	2.816	-3.623	2.333	3.706	-3.806	3.443	4.408	-2.723
J=9	0.885	2.536	-1.651	1.201	2.189	-0.989	1.226	1.972	-0.747
t	0.843	2.385	-3.343	1.879	3.299	-3.652	2.748	4.166	-3.602
J=12	0.539	2.135	-1.595	0.793	1.905	-1.112	0.790	1.772	-0.982
t	0.529	2.027	-3.147	1.307	2.986	-4.044	1.851	3.934	-4.801
	K=9			K=12					
	w	l	w-l	w	l	w-l			
J=1	2.241	2.541	-0.300	2.181	2.390	-0.209			
t	5.014	5.731	-2.115	5.568	6.132	-1.630			
J=3	1.995	2.414	-0.418	1.874	2.288	-0.415			
t	4.566	5.495	-2.426	4.941	5.992	-2.744			
J=6	1.612	2.126	-0.513	1.471	2.047	-0.576			
t	3.865	5.090	-3.038	4.132	5.916	-4.152			
J=9	1.134	1.914	-0.780	1.109	1.893	-0.784			
t	3.008	5.047	-4.702	3.331	5.907	-5.465			
J=12	0.824	1.787	-0.962	0.926	1.781	-0.855			
t	2.226	4.716	-5.501	2.778	5.559	-5.684			

注释：t 统计量 0.1, 0.05, 0.01 临界值分别为 1.657, 1.979, 2.615。



附图 B1 不滞后一期的动量组合的均值回归效应

附录 C 赢者组合三因子模型和五因子模型的回归结果

附表 C1 赢者组合三因子回归结果

		a(%)	b	s	h	adj-Rsq
J=1	K=1	-0.703	1.012	0.825	-0.087	0.935
	t	-3.133	40.606	21.852	-1.167	
	K=3	-0.562	1.021	0.871	-0.101	0.954
	t	-3.309	40.813	23.719	-1.284	
	K=6	-0.406	1.019	0.841	-0.112	0.958
	t	-2.069	46.069	16.204	-1.291	
	K=9	-0.282	1.020	0.840	-0.136	0.960
	t	-1.382	44.711	15.326	-1.538	
	K=12	-0.307	1.025	0.845	-0.168	0.961
	t	-1.558	41.871	16.872	-1.916	
J=3	K=1	-0.825	1.013	0.823	-0.162	0.913
	t	-3.594	29.673	16.475	-1.340	
	K=3	-0.743	1.000	0.821	-0.123	0.933
	t	-3.786	34.380	18.175	-1.323	
	K=6	-0.486	0.993	0.810	-0.164	0.939
	t	-2.142	37.542	13.129	-1.437	
	K=9	-0.416	0.999	0.816	-0.194	0.948
	t	-1.902	36.759	14.989	-1.957	
	K=12	-0.485	1.002	0.813	-0.228	0.950
	t	-2.288	36.352	16.247	-2.381	
J=6	K=1	-1.091	0.993	0.795	-0.113	0.908
	t	-4.213	27.880	13.957	-1.149	
	K=3	-0.788	0.987	0.806	-0.159	0.913
	t	-3.040	31.260	11.717	-1.320	
	K=6	-0.579	0.987	0.795	-0.223	0.921
	t	-1.892	29.361	10.328	-1.707	
	K=9	-0.587	0.988	0.791	-0.290	0.935
	t	-2.129	30.813	11.947	-2.629	
	K=12	-0.603	0.991	0.795	-0.313	0.942
	t	-2.316	31.937	12.432	-3.032	
J=9	K=1	-0.878	0.969	0.736	-0.194	0.909
	t	-2.893	27.498	11.476	-1.776	
	K=3	-0.709	0.990	0.713	-0.283	0.911
	t	-2.336	24.957	10.333	-2.157	
	K=6	-0.728	0.986	0.716	-0.341	0.921
	t	-2.471	27.005	11.033	-2.788	
	K=9	-0.735	0.987	0.732	-0.391	0.937
	t	-2.753	28.991	12.886	-3.877	
	K=12	-0.729	0.992	0.731	-0.419	0.943
	t	-2.826	29.804	13.215	-4.262	
J=12	K=1	-0.949	0.969	0.721	-0.375	0.913
	t	-3.420	25.078	12.339	-3.618	
	K=3	-0.973	0.971	0.723	-0.336	0.913
	t	-3.762	25.155	12.260	-2.668	
	K=6	-1.031	0.963	0.763	-0.367	0.930
	t	-3.558	30.458	13.264	-3.953	
	K=9	-1.035	0.969	0.763	-0.423	0.941
	t	-3.843	32.966	14.275	-4.903	
	K=12	-0.922	0.979	0.762	-0.430	0.948
	t	-3.646	35.476	15.171	-5.311	

附表 C2 赢者组合五因子回归结果

		a(%)	b	s	h	r	c	adj-Rsq
J=1	K=1	-0.888	1.022	0.891	-0.020	-0.150	-0.106	0.928
	t	-2.934	30.935	8.028	-0.181	-0.828	-0.639	
	K=3	-0.719	1.025	0.876	-0.085	-0.208	0.002	0.947
	t	-3.779	38.930	8.459	-1.148	-1.192	0.013	
	K=6	-0.575	1.026	0.849	-0.121	-0.131	0.105	0.950
	t	-2.697	38.326	9.020	-1.153	-0.703	0.550	
	K=9	-0.455	1.027	0.838	-0.163	-0.114	0.178	0.954
	t	-2.073	39.809	9.035	-1.590	-0.646	0.960	
J=3	K=12	-0.465	1.029	0.831	-0.189	-0.165	0.129	0.955
	t	-2.107	37.223	8.331	-1.986	-0.887	0.695	
	K=1	-0.961	1.014	0.813	-0.146	-0.242	-0.024	0.906
	t	-3.904	29.603	6.077	-1.352	-1.044	-0.123	
	K=3	-0.906	1.006	0.835	-0.121	-0.139	0.057	0.924
	t	-4.131	28.885	7.041	-1.126	-0.630	0.257	
	K=6	-0.690	1.005	0.851	-0.173	-0.029	0.172	0.930
	t	-2.781	30.117	8.336	-1.289	-0.133	0.746	
J=6	K=9	-0.615	1.009	0.838	-0.215	-0.051	0.209	0.941
	t	-2.591	30.921	8.193	-1.826	-0.252	1.031	
	K=12	-0.660	1.008	0.821	-0.242	-0.117	0.135	0.943
	t	-2.782	29.743	7.620	-2.244	-0.548	0.641	
	K=1	-1.304	1.010	0.879	-0.073	-0.005	0.065	0.898
	t	-4.371	24.584	6.760	-0.548	-0.021	0.247	
	K=3	-1.003	1.003	0.864	-0.161	0.020	0.188	0.903
	t	-3.393	25.938	6.993	-1.100	0.085	0.708	
J=9	K=6	-0.799	1.002	0.834	-0.251	0.032	0.281	0.912
	t	-2.497	25.186	7.581	-1.614	0.142	1.148	
	K=9	-0.790	0.999	0.812	-0.313	-0.029	0.235	0.927
	t	-2.715	25.854	6.997	-2.330	-0.130	1.077	
	K=12	-0.789	1.000	0.798	-0.341	-0.067	0.215	0.934
	t	-2.827	25.753	6.746	-2.758	-0.306	1.014	
	K=1	-1.107	0.991	0.836	-0.161	0.083	0.151	0.900
	t	-3.355	24.444	6.666	-1.194	0.319	0.547	
J=12	K=3	-0.913	1.010	0.779	-0.276	0.055	0.187	0.901
	t	-2.750	21.022	5.673	-1.767	0.190	0.682	
	K=6	-0.923	1.004	0.769	-0.337	0.021	0.175	0.912
	t	-2.861	22.475	5.920	-2.259	0.080	0.681	
	K=9	-0.929	1.003	0.773	-0.394	0.002	0.192	0.928
	t	-3.177	23.784	5.843	-3.072	0.008	0.844	
	K=12	-0.892	1.004	0.750	-0.416	-0.079	0.101	0.932
	t	-3.075	23.754	5.675	-3.421	-0.337	0.437	
J=12	K=1	-1.151	0.993	0.805	-0.339	0.034	0.114	0.903
	t	-3.479	20.503	4.812	-2.362	0.115	0.458	
	K=3	-1.138	0.990	0.767	-0.323	-0.021	0.134	0.902
	t	-3.625	20.373	4.909	-2.127	-0.072	0.521	
	K=6	-1.213	0.984	0.819	-0.344	-0.021	0.129	0.919
	t	-4.062	21.973	5.954	-2.651	-0.080	0.541	
	K=9	-1.206	0.987	0.811	-0.388	-0.072	0.055	0.929
	t	-4.064	22.188	5.931	-3.363	-0.305	0.243	
J=12	K=12	-1.076	0.995	0.795	-0.400	-0.104	0.033	0.936
	t	-3.844	22.832	6.245	-3.764	-0.477	0.153	

注释：赢者组合三因子和五因子的 t 统计量对应的 0.1, 0.05, 0.01 临界值均为 1.657, 1.979, 2.616。若有异方差性时使用 HAC 估计得到系数及其标准误，后文同。三因子和五因子均不存在多重共线性，方差膨胀因子均小于 5。

附录 D 输者组合三因子模型和五因子模型的回归结果

附表 D1 输者组合三因子回归结果

		a(%)	b	s	h	adj-Rsq
J=1	K=1	-0.278	1.026	0.811	-0.291	0.921
	t	-1.249	27.534	9.645	-1.988	
	K=3	-0.123	1.012	0.802	-0.101	0.932
	t	-0.465	38.357	7.903	-0.600	
	K=6	-0.136	1.007	0.844	-0.079	0.956
	t	-0.668	42.188	11.376	-0.717	
	K=9	-0.217	1.011	0.848	-0.048	0.960
	t	-1.218	44.226	13.397	-0.475	
J=3	K=12	-0.175	1.010	0.842	-0.027	0.963
	t	-1.017	46.697	13.105	-0.281	
	K=1	-0.184	1.022	0.747	-0.079	0.885
	t	-0.510	27.263	5.555	-0.346	
	K=3	-0.222	0.992	0.831	-0.116	0.928
	t	-0.747	29.302	7.696	-0.685	
	K=6	-0.313	1.001	0.845	-0.028	0.951
	t	-1.537	35.626	11.722	-0.268	
J=6	K=9	-0.290	1.006	0.858	0.027	0.956
	t	-1.550	38.625	12.776	0.283	
	K=12	-0.175	1.007	0.856	0.045	0.960
	t	-0.999	40.056	12.653	0.504	
	K=1	-0.332	0.995	0.849	-0.104	0.925
	t	-1.222	23.664	7.916	-0.779	
	K=3	-0.521	0.995	0.893	-0.007	0.938
	t	-2.154	27.568	9.681	-0.058	
J=9	K=6	-0.515	1.004	0.925	0.113	0.945
	t	-2.302	28.311	11.097	1.170	
	K=9	-0.375	1.006	0.925	0.169	0.952
	t	-1.843	28.691	11.290	1.921	
	K=12	-0.278	1.007	0.916	0.194	0.957
	t	-1.405	29.609	11.322	2.302	
	K=1	-0.314	1.001	0.830	-0.017	0.930
	t	-1.068	31.938	14.496	-0.186	
J=12	K=3	-0.345	1.008	0.857	0.100	0.940
	t	-1.427	23.048	9.500	0.976	
	K=6	-0.262	1.019	0.854	0.164	0.947
	t	-1.165	23.776	9.851	1.793	
	K=9	-0.183	1.023	0.839	0.198	0.954
	t	-0.848	25.282	10.101	2.291	
	K=12	-0.095	1.024	0.831	0.230	0.961
	t	-0.451	26.127	10.062	2.756	
J=12	K=1	-0.246	1.026	0.783	0.139	0.925
	t	-0.862	20.633	6.667	1.055	
	K=3	-0.188	1.023	0.805	0.164	0.936
	t	-0.745	20.628	7.519	1.330	
	K=6	-0.116	1.021	0.789	0.199	0.942
	t	-0.475	21.952	7.691	1.685	
	K=9	-0.032	1.025	0.783	0.240	0.948
	t	-0.133	22.102	7.587	2.002	
J=12	K=12	0.032	1.023	0.785	0.273	0.956
	t	0.142	23.167	7.776	2.275	

附表 D2 输者组合五因子回归结果

		a(%)	b	s	h	r	c	adj-Rsq
J=1	K=1	-0.491	1.043	0.861	-0.305	0.004	0.166	0.911
	t	-2.098	20.678	7.585	-2.276	0.017	0.897	
	K=3	-0.306	1.024	0.803	-0.162	0.000	0.310	0.924
	t	-1.201	26.712	8.461	-1.011	0.001	1.578	
	K=6	-0.283	1.010	0.791	-0.162	-0.113	0.315	0.950
	t	-1.330	32.238	9.765	-1.467	-0.628	1.728	
	K=9	-0.336	1.010	0.788	-0.105	-0.204	0.182	0.954
	t	-1.689	34.707	8.846	-1.036	-1.115	1.006	
J=3	K=12	-0.304	1.010	0.785	-0.096	-0.163	0.241	0.957
	t	-1.644	36.235	10.296	-0.985	-0.972	1.424	
	K=1	-0.337	1.031	0.709	-0.193	0.035	0.451	0.878
	t	-1.008	20.909	5.839	-0.934	0.126	1.899	
	K=3	-0.400	1.000	0.805	-0.206	-0.012	0.406	0.922
	t	-1.442	23.557	8.546	-1.126	-0.051	1.595	
	K=6	-0.428	0.998	0.764	-0.117	-0.183	0.293	0.946
	t	-1.996	29.972	7.728	-0.992	-0.983	1.419	
J=6	K=9	-0.391	1.001	0.775	-0.049	-0.225	0.221	0.950
	t	-1.887	33.740	8.279	-0.461	-1.218	1.098	
	K=12	-0.293	1.004	0.785	-0.035	-0.179	0.272	0.955
	t	-1.598	35.892	9.270	-0.365	-1.071	1.491	
	K=1	-0.426	0.989	0.725	-0.235	-0.199	0.368	0.918
	t	-1.500	18.739	6.063	-1.694	-0.843	1.490	
	K=3	-0.616	0.986	0.775	-0.109	-0.261	0.289	0.933
	t	-2.426	23.372	6.028	-0.888	-1.154	1.184	
J=9	K=6	-0.565	0.988	0.766	-0.003	-0.359	0.248	0.940
	t	-2.326	26.429	6.217	-0.029	-1.713	1.115	
	K=9	-0.441	0.994	0.786	0.059	-0.316	0.263	0.947
	t	-2.021	27.841	7.028	0.647	-1.611	1.265	
	K=12	-0.352	0.996	0.793	0.098	-0.297	0.243	0.952
	t	-1.694	28.656	7.812	1.104	-1.668	1.257	
	K=1	-0.362	0.995	0.706	-0.121	-0.251	0.276	0.921
	t	-1.172	21.797	4.259	-0.835	-0.945	1.011	
J=12	K=3	-0.381	0.998	0.720	-0.002	-0.300	0.261	0.932
	t	-1.360	23.773	4.952	-0.020	-1.306	0.992	
	K=6	-0.315	1.011	0.736	0.066	-0.257	0.286	0.940
	t	-1.105	31.986	7.109	0.657	-1.508	1.840	
	K=9	-0.241	1.017	0.741	0.119	-0.244	0.234	0.946
	t	-0.996	29.634	5.903	1.155	-1.320	1.067	
	K=12	-0.176	1.021	0.757	0.157	-0.190	0.266	0.954
	t	-0.770	30.736	6.511	1.610	-1.133	1.340	
J=12	K=1	-0.268	1.028	0.674	0.045	-0.207	0.332	0.916
	t	-0.870	21.817	4.873	0.331	-0.813	1.258	
	K=3	-0.227	1.028	0.704	0.062	-0.163	0.402	0.928
	t	-0.801	23.515	5.099	0.470	-0.659	1.635	
	K=6	-0.153	1.025	0.696	0.109	-0.165	0.359	0.934
	t	-0.551	26.133	5.349	0.823	-0.744	1.559	
	K=9	-0.082	1.032	0.707	0.158	-0.139	0.357	0.940
	t	-0.305	26.433	5.670	1.193	-0.654	1.606	
J=12	K=12	-0.052	1.034	0.741	0.196	-0.056	0.409	0.949
	t	-0.217	27.037	6.710	1.570	-0.284	2.058	

注释：输者组合三因子和五因子对应的 t 统计量 0.1, 0.05, 0.01 临界值均为 1.657, 1.979, 2.616.

附录 E 反转组合三因子模型和五因子模型的部分回归结果

附表 E1 反转组合的部分回归结果

		a3fit(%)	a5fit(%)
J=1	K=1	0.119	0.086
		0.375	0.258
	K=3	0.132	0.103
		0.452	0.404
	K=6	-0.037	-0.018
		-0.243	-0.113
	K=9	-0.242	-0.192
		-1.782	-1.330
J=3	K=1	-0.175	-0.149
		-1.376	-1.145
	K=3	0.334	0.312
		0.695	0.739
	K=6	0.214	0.194
		0.587	0.586
	K=9	-0.135	-0.050
		-0.479	-0.182
J=6	K=1	-0.182	-0.088
		-0.771	-0.359
	K=3	0.002	0.056
		0.010	0.257
	K=6	0.449	0.565
		1.128	1.321
	K=9	-0.043	0.073
		-0.120	0.179
J=9	K=1	-0.246	-0.080
		-0.632	-0.197
	K=3	-0.098	0.034
		-0.293	0.098
	K=6	0.016	0.123
		0.054	0.406
	K=9	0.253	0.430
		0.547	0.882
J=12	K=1	0.053	0.217
		0.115	0.440
	K=3	0.155	0.294
		0.361	0.650
	K=6	0.242	0.373
		0.655	0.955
	K=9	0.324	0.400
		0.995	0.992
J=12	K=1	0.391	0.566
		0.816	1.047
	K=3	0.473	0.595
		1.106	1.187
	K=6	0.603	0.744
		1.401	1.547
	K=9	0.691	0.807
		1.777	1.734
J=12	K=12	0.642	0.707
		1.806	1.742

注释: 输者组合三因子和五因子对应 t 统计量 0.1, 0.05, 0.01 临界值为 1.657, 1.979, 2.616.
