

摘 要

本文研究了中国股票超额收益率的可预测性，选取经济变量与因子变量作为预测变量，将(姜富伟 et al., 2011)等人的文章在时间维度扩展，发现样本内可预测性保持较好，只有换手率因子失去显著性，样本外可预测性都相比原文章减弱，只有 M1G 保持显著性，大多变量失去了可预测性，同时，增加的因子/异象预测变量中，市场风险 (beta) 因子，动量 (momentum) 因子存在一定的样本外可预测性。本文进一步利用统计方法组合预测，发现预测方法随样本期的选取不稳定，在全样本期内，Avg 取得了相比历史均值更好的预测效果。

关键词：资产定价、样本内预测、样本外预测、回报可预测性、统计学习

ABSTRACT

This study investigate return predictability in China, I select economic indicators and anomalies as predictors, replicate (jiang et al., 2011) in a longer sample period. For in-sample test, only turnover lost its predictability. For out-of-sample predictability, only M1G remain predictability, most economic indicators lost their predictability. Also, anomalies like beta, momentum produce out-of-sample predictability in some period. I further use statistical learning method to enhance forecast ability, the best forecast method varies among sample period, implying the instability of the model. In the full sample, Avg method produce better out-of-sample predictability against the historical average forecast consistently.

Key Words: asset pricing, in-sample forecast, out-of-sample forecast, return predictability , statistical learning

目录

第一章 引言.....	2
第一节 研究背景.....	2
第二节 研究意义.....	2
第三节 研究现状.....	2
第二章 数据及变量定义.....	4
第一节 股票收益率数据.....	4
第二节 经济数据.....	4
第三节 异象/因子数据.....	5
第四节 缺失值处理.....	6
第五节 描述性统计.....	6
第三章 样本内可预测性检验.....	8
第一节 样本内预测计量方法.....	8
第二节 经济数据样本内可预测性检验.....	8
第三节 异象/因子数据样本内可预测性检验.....	10
第四章 样本外可预测性检验.....	12
第一节 样本外预测计量方法.....	12
一、预测基准.....	12
二、预测性能衡量指标.....	12
三、预测步骤.....	14
第二节 经济变量单变量样本外预测结果.....	14
一、经济变量单变量样本外预测结果.....	14
二、全样本单变量样本外预测结果.....	15
第三节 样本外多变量组合预测可预测性检验.....	18
一、组合预测方法.....	18
二、预测效果.....	20
第五章 结论.....	23
参 考 文 献.....	24
附 录.....	27
致 谢.....	28

第一章 引言

第一节 研究背景

作为发展中国家的资本市场，中国股票市场有着与发达国家相比不一样的政治和经济环境，带有强烈的“中国特色” (Xing Hu et al., 2021)。例如，中国股票市场同时存在多种股票份额，其中 A 类份额代表在沪深交易所交易的以人民币计价的股票，占据了 96%左右的交易份额。同时，由于中国严格的资本管控措施，外国投资者只能通过 QFII 等限制渠道进行投资，中国股票市场与世界相对分割。由于中国股票市场种种特点以及大量特殊规则（涨跌停板限制，T+1 交易限制，ST 状态等），大量针对美股市场进行的研究无法保证在中国是否适用。伴随着中国经济的快速发展，中国资本市场在过去三十年也经历了飞速的发展，按照市值计算，中国的资本市场已成为世界第二大的资本市场，仅次于美国。越来越多的投资者开始关注中国市场，利用中国数据对发达国家市场中的结论进行重新研究具有重要意义。

本文就此背景对中国股票市场可预测性进行研究，数据来源涵盖了宏观经济基本面数据，市场量价数据，时间跨度从 1996 年至 2021 年，经历 A 股多轮周期，对中国股票市场月度可预测性进行全面检验。

第二节 研究意义

本文有如下重要意义，第一，本文系统的检验了既有研究中可预测性指标的样本内可预测性与样本外可预测性。第二，本文利用统计学习方法对所有预测指标进行集成，综合对月度股票市场收益率预测进行改进，给出好于单因子的预测。第三，本文拓展了(姜富伟 et al., 2011)等人的研究，增加了十余年的样本数据，并总结了最近十年文章中的预测信号加入原有研究中。

第三节 研究现状

股票回报的可预测性一直是资产定价研究的一大主题，大量的已有研究对这一问题在美国股票市场进行研究。最早的研究追溯到 Cowles' s (1933)，其基于道氏理论构造了对道琼斯工业指数的预测，基于该预测构造的策略带来了低于直接买入持有所获得收益。类似的，它发现基于 1928 年-1933 年金融杂

志中推荐的投资组合收益低于被动投资于道琼斯工业指数 4% 的年化收益率。基于此, Cowles 认为股票收益率无法预测。(Fama & Blume, 1966) 发现基于技术分析的一些指标构建的投资组合没有打败买入持有 (buy and hold) 组合, 尤其是在考虑交易成本后。这些针对股票市场指数和个股预测性的失败奠定了有效市场假说的基石 (Fama, 1970)。

自 1970 年代后, 大量文献提出某个经济变量能够对股票收益率进行预测, 最知名的变量为股利价格比 (dividend-price ratio) (Ang & Bekaert, 2007; Campbell & Shiller, 1988; Cochrane, 2008, 2021; Goyal & Welch, 2003; Lettau & Van Nieuwerburgh, 2008), 关于其在美国股票市场样本内以及样本外可预测性进行了详细的讨论, 其他的预测变量, 如消费财富比 (cay) (Lettau & Van Nieuwerburgh, 2008; Lustig et al., 2013), 股票市场已实现波动率 (Guo, 2006) 等, (Welch & Goyal, 2008) 全面的检验了一系列经济变量, 并发现这些变量在样本内, 样本外取得了不好的预测效果, 这些单独变量无法为投资者盈利提供有效信息, (Welch & Goyal, 2008) 在 2022 年再次更新了一系列变量, 再次验证了其结论, 表明预测模型的不确定性和模型系数的不稳定。在此之后, 研究者开始寻求方法提高预测的稳定性, (Campbell & Thompson, 2008) 引入经济变量对收益率的先验影响限制预测回归的符号, 将不符合经济理论的预测系数置为 0, 提高参数稳定性。在个股层面, (Gu et al., 2020) 将机器学习方法引入个股的月度收益率预测, 发现树方法以及神经网络模型能有效地提高预测性能。在指数层面, (Rapach et al., 2009) 利用合并预测有效的提取了各个变量的信息, 取得了样本外显著的预测效果。

对于中国市场的股票回报率可预测性研究相对较少, 横截面可预测性方面, (Chen et al., 2010) 研究了 18 种在美国股票市场能够预测股票横截面收益的公司特征, 发现只有 5 个特征在中国的样本内 (1993 年 1 月-2011 年 3 月) 取得显著性, (Guo et al., 2017) 检验了 Fama French 五因子模型在中国的适用性, 时序可预测性方面, (姜富伟 et al., 2011) 检验了各种经济变量市场投资组合以及各种成份分组投资组合的可预测性, 发现市场投资者存在显著的样本内、外可预测性。(李斌 et al., 2019) 将机器学习算法运用在个股月度收益率预测下, 发现能够显著的提升个股收益率的预测能力。本文在此背景下对加总股票市场月度收益率进行预测, 并利用统计学习方法提高预测效果。

第二章 数据及变量定义

这一部分首先介绍所使用的数据，然后报告个数据的描述性统计。本文研究了中国市场市值加权超额回报率的可预测性，选取了 1996 年 7 月到 2009 年 6 月以及 1996 年 7 月到 2021 年 12 月分别作为样本区间，复现了(姜富伟 et al., 2011)等人的结论并将其研究扩展到 2021 年 12 月。

第一节 股票收益率数据

本文股票收益数据来自 CSMAR 股综合月市场回报率文件 (TRD_Cnmont)，包括沪深两市综合 A 股和创业板和科创板（创业板和科创板为实施时仅为主板）具体字段为 Cmretwdos 考虑现金红利再投资的综合月市场回报率（流通市值加权平均法）。无风险收益率为定期整存整取一年利率按复利转化为月度收益率。

第二节 经济数据

本文参考(Welch & Goyal, 2008)构建了在中国可得的 11 个经济指标数据作为基础预测变量，数据来源如下表 1。构造变量时，出现了几个中间变量，其中， t 月的总股利数据为 A 股截至该月滚动股利加总， t 月总市值数据为当月上市公司流通市值加总， t 月盈利数据来自上市公司利润表，A 股上市公司从 2002 年开始披露季度资产负债表和利润表，从 2003 年开始披露季度现金流量表，大多数公司在 2002 年之前只有半年报和年报，少数公司在 2002 年前就开始披露季度报表，为保持数据一致性，将这些公司 2002 年前的季度报表删除，只留下半年报和年报。根据《会计法》规定，一季报最晚披露日为 4 月 30 日，二季报最晚披露日为 8 月 31 日，三季报最晚披露日为 10 月 31 日，年报最晚披露日为次年 4 月 30 日。因此考虑到数据可得性， t 时刻滚动一年盈余为截至当月可得报表 4 张报表共 12 个月的总盈余加总，其中每季度盈余由当季报表与上期报表相减得出。如 2021 年 12 月滚动 12 月总盈余为 2020Q4, 2021Q1, Q2, Q3 四个季度盈余加总。通货膨胀数据来自国家统计局，由于当月通货膨胀数据（消费者价格指数）在下个月公布，考虑到数据可得性，使用 $t-1$ 月通胀数据作为 t 期预测变量。新股发行净权益增加数据为 12 月 IPO 市值滚动加总。各经济预测变量详细定义见下表 1：

表 1 经济预测变量定义

变量名	变量定义
dp 股利价格比	$\log(\text{总股利}/\text{总市值})$
dy 股息率	$\log(\text{总股利}/\text{滞后总市值})$
ep 盈余价格比	$\log(\text{总盈余}/\text{总市值})$
de 股利支付率	$\log(\text{总股利}/\text{总盈余})$
SVR 股票方差	A 股市值加权市场投资组合日收益率平方和
BM 面值市值比	过去 12 个月沪深新股发行量移动加总/当月总市值 来源：证监会
NTIS 净权益增加	过去 12 个月上海和深圳交易所新股发行量的移动加总/当月总市值
TO 换手率	沪深总交易量/总市值 来源：通联数据
INF 通货膨胀	国家统计局 CPI，当月通货膨胀数据在下个月公布，使用 x_{t-2} 作为预测变量通货膨胀 (INF)
MOG	M0 同比增长，M0：当月流通中现金 来源：人民银行
M1G	M1 同比增长-上一期 M1 同比增长，M1：当月 M0+企事业单位活期存款
M2G	M2 同比增长，M2：当月 M1+居民存折储蓄和定期存款

第三节 异象/因子数据

根据(Dong et al., 2021)等人的研究，学术界在资产定价截面研究中利用公司特征预测股票截面收益差异得到的异象/因子（按照特定特征构造的资产多空组合）能够预测未来市场超额收益，本文选取了既有研究中在中国构造的 18 个因子/异象，在第五章使用机器学习方法提高预测效果时作为额外输入变量，以其得到更好的样本外预测效果。其中 Fama-French 五因子来自 CSMAR 数据库, accruals, debt issuance, investment, low leverage, low risk, momentum, profit growth, profitability, quality, seasonality, size, skewness, value 来自 Jensen, Kelly and Pedersen (2021)，异象详细定义见原文附录。

第四节 缺失值处理

由于本文涵盖的数据跨度长，中国宏观数据以及部分因子数据在前期存在缺失现象，本文进行如下缺失值处理：如果数据为经济数据，则用之前最近一个可得的数据向后填充，如果数据为因子/异象数据，则用所有异象数据的在该截面的均值进行填充。

第五节 描述性统计

超额收益率数据：本文的预测变量为全市场流通市值加权收益率减去无风险利率数据，预测跨度为未来 1, 2, 3, 6, 12 个月窗口，预测未来 t 个月数据以及计算实际超额收益率时使用相应滑窗的几何平均收益率作为预测目标。

表 2 汇总了 1996.7-2021.12 的经济变量以及因子变量的描述性统计，每个变量第一行显示了其均值，第二行显示了其标准差。各变量描述性统计：

表 2：描述性统计

	min	q25	mean	q75	max	sd
dp	-5.74	-4.85	-4.48	-4.06	-3.66	0.57
dy	-5.68	-4.85	-4.46	-4.04	-3.63	0.56
SVR	0	0	0.01	0.01	0.05	0.01
BM	0	0.59	0.88	1.09	2.67	0.48
Lag INF	-0.02	0	0	0.01	0.03	0.01
NTIS	0	0	0.03	0.04	0.14	0.03
TO	0	0.09	0.16	0.2	0.58	0.1
M0G	-0.18	0.07	0.1	0.13	0.43	0.06
M1G	-8.8	-1	0.06	1.16	8.1	2.29
M2G	0.08	0.12	0.15	0.18	0.3	0.05
beta	-0.25	-0.04	0.01	0.05	0.33	0.08
SMB	-0.18	-0.01	0.01	0.03	0.2	0.04
HML	-0.09	-0.01	0	0.01	0.11	0.02
RMW	-0.12	-0.01	0	0.01	0.08	0.02
CMA	-0.08	-0.01	0	0.01	0.08	0.02
accruals	-0.36	-0.01	0	0.01	0.1	0.04
debt issuance	-0.36	-0.01	0	0.01	0.07	0.04
investment	-0.36	-0.01	0	0.01	0.13	0.03
low leverage	-0.36	-0.01	0	0.01	0.07	0.03
low risk	-0.36	-0.01	0	0.02	0.1	0.04
momentum	-0.36	-0.02	0	0.02	0.2	0.04
profit growth	-0.36	0	0	0.01	0.07	0.03
profitability	-0.36	-0.01	0	0.02	0.14	0.04
quality	-0.36	-0.01	0	0.02	0.11	0.04
seasonality	-0.36	-0.01	0	0.01	0.12	0.02
size	-0.36	-0.02	0.01	0.03	0.18	0.05
skewness	-0.36	-0.01	0	0.01	0.07	0.03
value	-0.36	-0.01	0	0.02	0.15	0.04

注：本表汇报结果已经过缺失值处理。

第三章 样本内可预测性检验

本章节介绍文章样本内可预测性检验和样本外可预测性检验的方法，并介绍各统计量的构建以及统计标准，经济标准。3.1 节介绍样本内预测回归及其使用的统计检验，3.2 节介绍经济变量的样本内可预测性检验，3.3 节介绍异象/因子变量的样本内可预测性检验。

第一节 样本内预测计量方法

股票超额收益的可预测性通常通过如下预测回归 (predictive regression) 检验：

$$r_t - r_f = a + b_j x_{j,t-1} + e_t \quad (3.1)$$

其中预测目标为 $t-1$ 至 t 期全市场市值加权收益率减无风险收益率， $x_{j,t-1}$ 为截至 $t-1$ 时期末可获得的用来预测股权溢价的预测变量（如股利价格比） e_t 为均值为 0 的误差项。

有关样本内可预测性的文献往往会分析信号在未来长期的可预测性，本文分别计算了各个信号对未来一个月，两个月，三个月，六个月以及十二个月几何平均收益率的拟合能力。

由于预测变量常常存在高度持续性，体现为高度自相关，如果被解释变量 t 期的随机扰动项与收益率 t 期的随机扰动项存在相关性，在小样本下则会存在 (Keim & Stambaugh, 1986; Stambaugh, 1999) Stambaugh 偏误，这种偏误将会增加 t 统计量的值，从而此条件下的传统的 t 统计量会轻易拒绝原假设，因此本文使用 bootstrap 进行统计推断 (Nelson & Kim, 1993)。相比 (姜富伟 et al., 2011) 认为金融理论先验给出了预测系数符号的预期方向，使用了具有更强检验功效的单侧检验，本文认为由于样本内检验时无法确定经济变量是否有预测效果，采取功效较低的双侧检验。

第二节 经济数据样本内可预测性检验

这部分首先复现 (姜富伟 et al., 2011) 文章中的单变量样本内预测性回归的结果，样本区间为 1996.7-2013.6，然后再将样本量扩展到 2021 年末，展示全样本市场投资组合超额收益对预测变量中的某一个的单变量预测回归结果。

表内数据中未来超额收益的预测步长分别为 1, 2, 3, 6, 12 个月, 经济变量为上文提到的 11 个变量, 对每一个经济变量, 每一种预测步长, 本文报告了该预测变量回归系数的 bootstrap t-统计量, 和 R2 统计量。

下面两张表格 3, 4 分别展示了(姜富伟 et al., 2011)以及本文利用相同时间段浮现的结果, 统计检验上, 原文采用单侧检验, 本文采用了双侧检验, 同样的 t 统计量对应的显著性水平不同, 同时由于数据来源不同, 几个变量无法复制出类似的效果, 但方向基本一致。其中, 复现的结果中, 换手率以及金融数据 (M0, M2) 在 1%水平下显著, 且方向与预期一致。M1 growth 数据由于原文没有叙述其构造方式, 本文没能够造出与其描述性统计相似的 M1 数据, 利用 M1 同比增长-上一期 M1 同比增长自行构建指标, 可以看出其在 1%水平下具有预测能力, 股利价格比等涉及估值类指标方向与原文一致, 但没有原文的显著性, 当延长预测窗口时, 股利价格比, 账面市值比开始出现显著性, 并随窗口的延长, R square 逐渐增高(本表中未显示), 而对于其他类型的数据, 显著性及 R square 没有明显提高, 这与(Cochrane, 2008, 2011)表达的股利价格比对于预测长周期平均收益率更加有效相契合。

表 3 (姜富伟 et al., 2011)原文中的结果

1996.7- 2009.6	dp	dy	SVR	BM	lag_INF	NTIS	TO	MOG	M1G	M2G
Horizon01_t	2.02*	2.28*	0.8	1.38	1.7*	1.28	2.98*	1.61*	1.72*	2.58*
Horizon01_R2	2.58	3.28	0.41	1.23	1.85	1.23	5.46	1.65	1.88	4.13

表 4 本文数据复现(姜富伟 et al., 2011)的结果

1996.7- 2009.6	dp	dy	SVR	BM	lag_INF	NTIS	TO	MOG	M1G	M2G
Horizon01_t	0.46	0.94	1.01	-0.9	0	-0.69	2.5*	1.92*	-2.15*	2.18*
Horizon01_R2	0.11	0.41	0.72	0.58	0	0.28	4.62	1.6	3.13	2.53

表 5 为把样本扩展至 2021.12 时的结果, 本文发现, 换手率指标在各个时间跨度上的显著性消失, 这可能是由于换手率对收益率的影响并非完全正向的, 模型系数不稳定导致换手率指标的预测性消失。在 5%显著性水平下 dp,

dy, BM 在 6, 12 个月预测中存在可预测性, MOG 在 1, 2 个月预测, M1G, M2G 在 1, 2, 3, 6, 12 个月预测中均存在样本内可预测性。同时 dp, dy, BM 指标预测效果以及显著性水平随时间跨度增长而增加, MOG, M1G, M2G 对超额收益率的预测效果与至 2009 年样本类似, 表明金融数据对收益率有一定的可预测性, 且模型参数相对稳定。这可能是由于央行的资产负债表状况以及信用扩张情况对股票市场的收益率有显著的影响。

表 5 经济数据全样本单变量样本内预测结果

1996.7-2021.12	dp	dy	SVR	BM	lag_INF	NTIS	TO	MOG	M1G	M2G
Horizon01_t	0.16	0.57	0.13	-0.12	-0.18	-0.09	0.34	1.9*	-2.04*	1.55*
Horizon01_R2	0.01	0.1	0.01	0	0.01	0	0.06	0.83	1.43	0.85
Horizon02_t	0.6	1.22	-0.17	0.05	0.45	-0.11	-0.18	1.46*	-1.93*	2.47*
Horizon02_R2	0.1	0.35	0.02	0	0.1	0	0.01	0.89	1.32	1.54
Horizon03_t	1.12	1.57	0.59	0.25	0.99	-0.14	0.51	1.17	-1.83*	2.63*
Horizon03_R2	0.36	0.77	0.25	0.02	0.5	0.01	0.15	0.7	1.12	2.09
Horizon06_t	2.66*	3.2*	0.04	1.02	1.35	-0.86	0.67	0.95	-2.61	3.01*
Horizon06_R2	2.12	3.27	0	0.41	0.53	0.13	0.14	0.41	1.6	1.71
Horizon12_t	4.55*	5.13*	1.39*	3.24	-0.42	-2.21	0.1	0.21	-2.82*	2.17*
Horizon12_R2	6.25	7.97	0.5	3.79	0.06	0.89	0	0.01	1.56	0.98

第三节 异象/因子数据样本内可预测性检验

除经济数据可能存在预测效果外, (Dong et al., 2021) 利用美国股票市场的 100 个异象数据对可预测性进行检验, 发现这些异象数据对市场超额收益预测有很大帮助, 本文同样检测了异象数据是否在中国股票市场具有预测能力。

下表 6 为异象数据样本内可预测性检验结果。本文发现, 在 5% 的显著性水平下, beta 因子能够在 1, 2, 6 个月时间跨度上预测股票未来超额收益率, accruals, 应计异象, 在 6, 12 个月跨度上能预测未来超额收益率, debt issuance, 债务发行因子在 1, 3, 6, 12 个月跨度上能够预测未来的超额收益率, low leverage 因子能在 3, 6 个月跨度上预测未来的超额收益率,

momentum 动量因子能在 6, 12 个月跨度上预测未来的超额收益率。与经济变量不同, 因子类数据没有出现拟合程度 R square 随时间跨度增长而变大的现象。

表 6 因子数据全样本单变量样本内预测结果

	t	R square	t	R square	t	R square	t	R square	t	R square
1996.7-2021.12	Horizon01		Horizon02		Horizon03		Horizon06		Horizon12	
value	0.66	0.14	0.71	0.22	0.71	0.52	0.79	0.29	-1.07	0.34
skewness	-1.2	1.35	-0.96	0.41	-0.86	0.45	-1.15	0.46	-0.58	0.17
size	-0.5	0.12	-0.72	0.26	-0.72	0.32	-0.63	0.17	-0.74	0.27
seasonality	0.41	0.1	-0.67	0.16	-1.34	1.15	-0.76	0.6	-1.33	1.18
quality	-0.07	0	0.52	0.2	-0.03	0	-1	0.49	-1.13	0.53
profitability	0.17	0.01	0.45	0.12	0.01	0	-0.68	0.3	-1.28	0.63
profit growth	0.16	0.02	0.3	0.05	-0.54	0.27	-0.73	0.24	-1.55	0.69
momentum	-0.09	0	-0.45	0.07	-1.53	1.13	-2.08*	1.52	-1.74*	1.1
low risk	-0.92	0.2	-0.25	0.02	-0.05	0	-0.3	0.04	-1.07	0.36
low leverage	-0.43	0.05	-0.43	0.06	-1.65*	1.11	-2.13*	1.2	-1.05	0.28
investment	0.29	0.03	-0.77	0.31	-1.59	1.06	-0.38	0.08	-0.63	0.16
debt issuance	-1.67*	1.14	-1.41	1.27	-2.53*	2.01	-4.05*	2.49	-2.7*	0.94
accruals	-0.43	0.1	-0.88	0.48	-1.49	0.91	-2.57*	1.26	-2.52*	1.11
CMA	0.04	0	-0.31	0.05	0.48	0.11	0.93	0.38	0.55	0.11
RMW	-1.01	0.41	-0.11	0.01	0.19	0.02	-0.87	0.38	-1.58	0.95
HML	-1.01	0.34	-0.83	0.3	-0.13	0.01	0.4	0.05	-0.62	0.11
SMB	-0.12	0.01	-1.09	0.54	-1.3	0.81	-0.93	0.48	-0.27	0.04
beta	2.07*	1.81	2.23*	2.04	1.43	1.18	1.68*	1.75	1.27	0.8

第四章 样本外可预测性检验

自(Welch & Goyal, 2008)对于美国股票市场的系统性研究后, 样本外预测成为了可预测性实用价值的标准。由于样本内可预测性检验隐含了对收益率具有可预测性的强先验, 同时由于收益率数据的信噪比低, 存在模型不确定以及参数不稳定的情况。尽管样本外检验存在检验功效较低的问题, 但这种检验减少了由于模型本身不确定性带来的问题。样本外检验对模型在样本内是否存在过拟合提供了指引, 因此, 样本外检验是样本内检验是否稳定以及可靠的有效补充。4.1 节介绍了样本外可预测性的度量, 检验方法, 4.2、4.3 节介绍了中国股票市场样本外可预测检验的实证发现。

第一节 样本外预测计量方法

一、预测基准

本文选用历史超额收益率均值作为样本外可预测性检验的基准:

$$\hat{r}_{M,t+1|t}^{PM} = \frac{1}{t} \sum_{s=1}^t r_{M,s} \quad (4.1)$$

选择历史均值作为预测所对应的假设为常数风险溢价以及股价服从带漂移项的随机游走, 即回报不可预测。其对应的 DGP (数据生成过程) 为:

$$r_{t+1} = \mu + \varepsilon_{t+1} \quad (4.2)$$

二、预测性能衡量指标

为表述方便, 本文使用如下记号:

T: 总样本数, 这 T 个样本的预测收益率及预测变量都可获取

n1: 初始样本内估计期, $n2=T-n1$ 为样本外评估期

预测性能衡量指标:

均方误差 MSFE 是最受欢迎的预测准确性衡量指标, 统计学上使用其来衡量预测效果的好坏:

$$MFSE_i = \frac{1}{n_2} \sum_{k=1}^{n_2} (r_{n_1+k} - \hat{r}_{n_1+k})^2 \quad (4.3)$$

$$MFSE_0 = \frac{1}{n_2} \sum_{k=1}^{n_2} (r_{n_1+k} - \bar{r}_{n_1+k})^2 \quad (4.4)$$

(Campbell & Thompson, 2008) 仿照样本内 R square 构造了样本外统计量 out-of-sample R square 来衡量样本外预测带来的均方误差减少程度, 同时文中指出, 由于回报率的数据天然的存在很大的不可预测的部分 (随机游走), 样本外 R square 的值一定会很小, 其认为如果样本外 R square 的值大于 0.5% 就可以算有一定的预测能力。

$$R_{OS}^2 = 1 - \frac{MFSE_i}{MEFE_0} = 1 - \frac{\sum_{k=1}^{n_2} (r_{n_1+k} - r_{n_1+k})^2}{\sum_{k=1}^{n_2} (r_{n_1+k} - \bar{r}_{n_1+k})^2} \quad (4.5)$$

假设检验时, 原假设为:

$$H_0: MFSE_i < MSFE_0, \text{等价于}, R_{OS}^2 > 0$$

传统的检验方法为 DMW test (Diebold et al., 2002), 检验统计量计算步骤为:

$$\begin{aligned} \hat{f}_{t+k} &= \left((r_{n_1+k} - \bar{r}_{n_1+k})^2 - (r_{n_1+k} - \hat{r}_{n_1+k})^2 \right) \\ \bar{f}_t &= \frac{1}{n_2} \sum_{k=1}^{n_2} \hat{f}_{t+k} \\ DMW_i &= \frac{\sqrt{n_2} \bar{f}_t}{\sqrt{\frac{1}{n_2} \sum_{k=1}^{n_2} (\hat{f}_{t+k} - \bar{f}_t)^2}} \end{aligned} \quad (4.6)$$

这种方法在比较两个非嵌套模型时具有很好的效果, 然而, 在比较嵌套模型 (nested model) 的预测效果时, 传统的统计量存在偏误, 根据原有的统计量检验, 将很难拒绝样本外 R square=0 的假设。(Clark & McCracken, 2001; Clark & West, 2007) 在此基础上增加了修正了 loss differential 而得到 MSFE-adjusted, 使其在比较重叠模型有限样本时具有良好的性质, 构造了新的 CW 统计量, 其步骤如下:

$$\begin{aligned} \tilde{g}_{t+k} &= (r_{n_1+k} - \bar{r}_{n_1+k})^2 - \left[(r_{n_1+k} - \hat{r}_{n_1+k})^2 - (\bar{r}_{n_1+k} - \hat{r}_{n_1+k})^2 \right] \\ \bar{g}_t &= \frac{1}{n_2} \sum_{k=1}^{n_2} \tilde{g}_{t+k} \end{aligned}$$

$$CW_i = \frac{\sqrt{n_2} \bar{g}_t}{\sqrt{\frac{1}{n_2} \sum_{k=1}^{n_2} (\tilde{g}_{t+k} - \bar{g}_t)^2}} \quad (4.7)$$

即在原有的残差平方和之差基础上减去估计值之差的平方。(Clark & West, 2007)说明修正的 CW 统计量渐进分布近似标准正态分布。本文在给出样本外预测效果时会同时给出样本外 R square 以及其对应的 clark-west 统计量。

三、预测步骤

本文采用递归式 (recursive) 预测方法选取样本内数据进行预测, 具体方法如下:

取 1996 年 7 月至 2001 年 12 月共 66 个月作为样本内估计期, 2002 年 1 月至 2009 年 6 月为样本外估计期, 使用扩展回归法预测超额收益步骤如下

1. 利用样本内前 1: (n1-预测长度) 个信号序列与第 (1+预测长度): n1 个超额收益序列估计模型参数。
2. 利用 n1-预测长度+1 个信号值进行第一次样本外预测。
3. 利用样本内前 1: (n1-预测长度+1) 个信号序列与第 (1+预测长度): (n1+1) 个超额收益序列估计模型参数。
4. 利用 (n1-预测长度+2) 个信号值进行第二次样本外预测。依次类推, 每次预测都利用截至目前可用的所有数据进行参数估计, 直至样本外估计期结束。

第二节 经济变量单变量样本外预测结果

本节首先复现结果至(姜富伟 et al., 2011)样本期验证本文与该文章结果基本一致, 在进一步将总样本期延长至 2021 年 12 月, 并同时验证本文新增加的因子数据样本外可预测性。

一、经济变量单变量样本外预测结果

本节报告了全样本期为 1996 年 7 月至 2009 年 6 月, 按照(姜富伟 et al., 2011)文中数据区间复现的结果, 选择 1996 年 7 月至 2001 年 12 月作为样本内

估计期，使用递归估计窗口估计超额收益，2002 年 1 月至 2009 年 6 月作为样本外检验期。

下表 7 左侧为(姜富伟 et al., 2011)文中的结果，其在文章中未给出 clark-west 统计量的值，仅标明显著性水平，在 5%显著性水平下，其文中 T0, M0G, M1G, M2 四个变量在样本外预测中有显著的预测效果。本文复现结果在右侧，其中仅 M0G 与文中结果不符，M0G, M2G 在复现结果中仅在 10%显著性水平下显著，显著变量对应显著性都有一定的减弱，原文不显著变量的样本外检验有一些变为负值，可能的原因是构造变量时使用的数据源以及筛选过程中存在不同，由于(姜富伟 et al., 2011)文中未给出明确计算方法，本文无法完全复制该文章的结果，但可以认为结果基本一致。

二、全样本单变量样本外预测结果

本节报告了当全样本期扩展至 2021 年 12 月的结果，全样本期为 1996 年 7 月至 2021 年 12 月，选择 1996 年 7 月至 2006 年 6 月作为样本内估计期，使用递归估计窗口估计超额收益，2006 年 7 月至 2021 年 12 月作为样本外检验期。

表 7 经济数据复现样本 样本外可预测性结果

1996.7-2009.6 (jiang)	r2os	cw	本文复现	r2os	Cw
dp	0.30		dp	-2.82	-2.23
dy	0.98		dy	-2.2	-1.69
SVR	-2.01		SVR	-2.21	-0.01
BM	-7.13		BM	-4.16	-0.46
lag INF	0.76		lag INF	-2.41	-1.29
NTIS	1.23		NTIS	-0.79	0.11
TO	7.79	*	TO	6.19	2.5*
MOG	2.05	*	MOG	1.2	1.41*
M1G	2.61	*	M1G	3.58	1.7*
M2G	2.97	*	M2G	1.68	1.6*

下表 8 为拓展样本后的单变量样本外可预测性结果，相比(姜富伟 et al., 2011)，本文进行了 1, 2, 3, 6, 12 个月多个时间跨度的样本可预测性检验，同时对因子变量也进行了样本外可预测性检验。本文发现，当样本区间拉长，(姜富伟 et al., 2011)中的 TO, MOG, M2 样本外可预测性全部消失，唯一有显著样本外可预测性的经济变量为 M1G，且其显著性在各个时间窗口的预测下均有效，另外，因子数据中，beta 因子在 1, 2 个月的样本外预测中存在可预测性，在 10%显著性水平下显著，momentum 动量因子在 6, 12 个月的样本外预测中存在可预测性，在 10%显著性水平下显著。

表 8 全样本 样本外可预测性结果

	Horizon 01		Horizon 02		Horizon 03		Horizon 06		Horizon 12	
	r2os	cw	r2os	cw	r2os	cw	r2os	cw	r2os	cw
dp	-0.72	-2.15	-1.24	-1.63	-1.79	-0.76	-1.19	0.54	-5.9	0.68
dy	-0.56	-0.87	-0.85	-0.22	-1.19	0.07	-0.36	0.84	-7.25	0.77
SVR	-2.88	-0.69	-3.62	-1.06	-5.06	-0.73	-6.06	-1.22	-3.66	-0.64
lag_INF	-0.69	-1.44	-0.32	-0.37	-0.32	0.2	-1.29	-0.27	-2.04	-1.33
NTIS	-0.67	-1.03	-1.52	-1.38	-2.6	-1.67	-6.32	-1.4	-16.71	-1.58
TO	-2.24	0.38	-4.48	-0.34	-6.54	-0.02	-7.41	-0.41	-10.49	-1.06
M0G	0.13	1.12	-0.8	0.37	-2.12	-0.26	-2.55	-0.68	-2.63	-2.1
M1G	1.32	1.83*	0.94	1.86*	0.73	1.84*	1.01	1.95*	0.85	2.64*
M2G	-0.81	0.86	-2.14	0.98	-3.2	1.04	-4.95	0.24	-5.86	-0.55
beta	1.47	1.36*	1.71	1.58*	0.1	0.89	0.15	0.92	-1.8	0.3
SMB	-1.8	-0.81	-3.2	-0.45	-0.85	-0.05	0.92	1.36	-0.05	0.06
HML	-0.36	0.23	-0.52	0.18	-0.78	-0.82	-0.7	-1.42	-0.82	-0.4
RMW	-0.13	0.13	-1.66	-1.24	-1.42	-1.33	0.51	0.69	0.64	0.92
CMA	-1.08	-1	-1.67	-0.85	-0.94	-0.97	0.68	1.57	-0.22	-0.26
BM	-1.24	-0.06	-3.15	-0.37	-5.82	-0.78	-13.12	-1.55	-3.89	-0.18
accruals	-0.45	-1	-0.41	-0.5	-0.64	-0.49	-1.03	-0.53	-0.43	-0.13
Debt issuance	-0.47	-0.44	0.06	0.24	0.03	0.2	0.17	0.25	-0.64	-0.31
investment	-0.25	-0.83	-0.47	-0.32	-0.45	0.02	-0.21	-0.27	-0.43	-0.39
Low leverage	-0.17	-0.04	-0.2	-0.28	0.59	1.14	0.99	1.74	-0.07	0.2
Low risk	-0.32	-0.5	-0.44	-1.65	-1.01	-1.25	-0.83	-0.83	-0.28	-0.03
momentum	-0.36	-0.87	-0.56	-0.96	0.72	1.22	0.98	1.58*	0.73	1.55*
Profit growth	-0.13	-0.69	-0.16	-0.62	-0.23	-0.32	0.08	0.3	0.38	0.58
profitability	-0.65	-0.78	-1.24	-0.69	-1.01	-1.54	0.23	0.39	0.36	0.5
quality	-0.65	-0.77	-1.42	-0.64	-0.68	-1.27	0.55	1	0.22	0.41
seasonality	-0.44	-1.22	0.02	0.15	0.55	1.04	0.5	1.26	0.65	0.8
size	-0.65	-0.42	-1.09	-0.49	-0.68	-0.41	0.16	0.42	0.46	0.65
skewness	0.29	0.8	0.12	0.53	0	0.25	0.31	0.82	-0.19	-0.19
value	-0.17	0.36	-0.04	0.41	0.4	1.05	-0.29	-0.2	-0.82	-0.32

第三节 样本外多变量组合预测可预测性检验

4.1, 4.2 节复现并从样本区间以及预测变量两个维度扩展了(姜富伟 et al., 2011)的研究, 发现在扩展样本区间后, 绝大多数预测变量失去了样本外可预测性, 同时, 新增加的一系列预测变量也很少能给出独立的样本外可预测性, 本节期望使用统计学习中的一系列方法, 对预测变量进行组合, 期望给出一个更好的预测效果。4.3.1 简述各类统计学习方法的实施步骤, 4.3.2 分别给出全样本为 1996 年 7 月至 2009 年 6 月以及 1996 年 7 月至 2021 年 12 月的组合预测效果。

一、组合预测方法

多变量预测回归:

传统多元线性回归预测基于预测变量 y 对所有滞后预测变量的多元线性回归, r_{LS} 为经济变量或者异象收益率数据, $t+1$ 期预测基于其之前 $1:t$ 期所有数据所得到的回归系数。

其对应给出的多元回归预测为:

$$\hat{r}_{M,t+1|t}^{OLS} = \hat{\alpha}_{(1:t)}^{OLS} + \sum_{i=1}^n \hat{\beta}_{i,(1:t)}^{OLS} r_{LS,i}^i \quad (4.8)$$

ENet (弹性网回归)

弹性网回归 ENet (Zou & Hastie, 2005) 的目标函数是最小化如下式子, $\lambda \geq 0$ 为正则项, δ 为调节系数用来调节 l_1 与 l_2 惩罚项的相对大小。正则项 λ 调节收缩程度, 当 $\lambda=0$ 时, 目标函数没有收缩, 退化成普通线性回归, 由于目标函数值存在 l_1 正则项, 与 lasso 类似, Enet 允许系数收缩为 0, 因此具备变量选择的功能。当 δ 为 1 是, 目标函数退化为 lasso, 然而 lasso 的缺点为当变一组量存在高度相关性时, 将会武断的选择一个, 将其他系数收缩为 0。Enet 引入 l_2 正则项减弱这种影响, 根据 (Hastie & Qian, 2014) 的推荐, 本文选用 $\delta = 0.5$ 。 λ 的选择基于 (Akaike, 1973) 信息准则 (Hurvich & Tsai, 1989)。

$$\arg \min_{\alpha, \beta_1, \dots, \beta_n \in \mathbb{R}} [\frac{1}{2t} \sum_{s=1}^t (r_{M,s} - \alpha - \sum_{i=1}^n \beta_i r_{LS,s-1}^i)^2 + \lambda P_\delta(\beta_1, \dots, \beta_n)] \quad (4.9)$$

$$P_\delta(\beta_1, \dots, \beta_n) = 0.5(1 - \delta) \sum_{i=1}^n \beta_i^2 + \delta \sum_{i=1}^n |\beta_i| \quad (4.10)$$

当参数选定, Enet 预测由下式给出, 其中每次预测都基于截至当期以前所有观测值。

$$\hat{r}_{M,t+1|t}^{ENet} = \hat{\alpha}_{(1:t)}^{ENet} + \sum_{i=1}^n \hat{\beta}_{i,(1:t)}^{ENet} r_{LS,t}^i \quad (4.11)$$

预测合并 (Combination)

相比于多元线性回归, 预测合并利用一系列基于单个因子的单变量预测回归进行预测, 对于第 i 个因子的单变量预测回归为:

$$r_{M,t+1} = \eta_i + \theta_i r_{LS,t}^i + \varepsilon_{i,t+1} \quad (4.12)$$

其中 $i=1 \dots n$ 为 n 个独立的预测变量, 每个单变量的预测为:

$$\hat{r}_{M,t+1|t}^i = \hat{\eta}_{i,(1:t)} + \hat{\theta}_{i,(1:t)} r_{LS,t}^i \quad (4.13)$$

Combination 预测根据下式得到的 n 个预测组合而成, 由下式给出, 其中每次预测都基于截至当期以前所有观测值。

$$\hat{r}_{M,t+1|t}^C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{r}_{M,t+1|t}^i \quad (4.14)$$

根据 (Rapach & Zhou, 2013; Rapach et al., 2009), 各个单变量预测的算术平均能够提供强力的收缩效果, 将每个单变量估计系数的结果收缩到了 $1/n$, 使预测结果像历史均值收缩。

单变量预测均值 (predictor' s average)

单变量预测均值基于如下单变量回归方程:

$$r_{M,t+1} = \alpha + \beta \bar{r}_{LS,t} + \varepsilon_{t+1} \quad (4.15)$$

其中回归变量为:

$$\bar{r}_{LS,t} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_{LS,t}^i \quad (4.16)$$

这种预测将各个预测变量的信息汇总到一个单变量的回归中。

$$\hat{r}_{M,t+1|t}^{Avg} = \hat{\alpha}_{(1:t)}^{Avg} + \hat{\beta}_{(1:t)}^{Avg} \bar{r}_{LS,t} \quad (4.17)$$

PCA（主成分回归）

主成分回归能够在预测变量较多时通过数据降维减少过拟合，首先，计算预测变量的第一主成分，其第一主成分为预测变量能解释的一个线性组合，这个线性组合能够尽可能多的解释预测变量的总体变化。

$$r_{M,t+1} = \alpha + \beta Z_t + \varepsilon_{t+1} \quad (4.18)$$

利用对第一主成分进行回归给出主成分回归预测：

$$\hat{r}_{M,t+1|t}^{PC} = \hat{\alpha}_{(1:t)}^{PC} + \hat{\beta}_{(1:t)}^{PC} \hat{Z}_{t,(1:t)} \quad (4.19)$$

PLS（偏最小二乘）

传统的 PCA 希望找到一组系数构成线性组合使得总体方差尽可能被这一个线性组合所解释，其实际上忽略了目标变量也就是收益率本身的信息，偏最小二乘将被预测变量的信息也纳入考虑，（Kelly & Pruitt, 2013; Kelly & Pruitt, 2015）构建了一个预测变量的线性组合来最大化这个组合与被预测变量的相关性。类似主成分回归，其目的仍然是将维数为 n 的预测变量降维到 k ， $k \ll n$ ，来减少过拟合程度。第一个构造出的预测变量为：

$$Z_t^* = \sum_{i=1}^n \phi_{1,i} x_{i,t} \quad (4.20)$$

Φ_i 为待估计参数，与 PCA 不同， r_{t+1} 的信息会被利用去估计 Φ_i 。其中：

$$\phi_{1,i} = cov(x_{i,t}, r_{t+1}) \quad (4.21)$$

$$r_{M,t+1} = \alpha + \beta Z_t^* + \varepsilon_{t+1} \quad (4.22)$$

$$\hat{r}_{M,t+1|t}^{PLS} = \hat{\alpha}_{(1:t)}^{PLS} + \hat{\beta}_{(1:t)}^{PLS} \hat{Z}_{t,(1:t)}^* \quad (4.23)$$

二、预测效果

本文首先仅利用经济变量（姜富伟 et al., 2011）的样本区间进行预测，样本内为 1996 年 7 月至 2006 年 6 月共 66 个月为 2006 年 7 月至 2009 年 12 月，下表 9 每一行对应一种组合预测方法，每一列对应预测步长，对每个预测，分

别报告样本外 R square 以及 clark-west 统计量。可以发现, Enet, Combine, Pls 在一个月预测中在 10%显著性水平下显著, 其中 Enet 相比历史均值预测获得了最好的预测效果。

表 9 复现样本 经济变量样本外组合预测结果

Period	1		2		3		6		12	
	r2os	cw	r2os	cw	r2os	cw	r2os	cw	r2os	cw
Ols	-1.46	0.99	-2.96	0.88	-7.05	0.41	-11.66	-0.33	-32.37	-2.5
Enet	2.84	1.31*	-1.18	0.59	-4.32	0.46	-11.92	-0.8	-25.34	-2.47
Combine	1.06	1.43*	0.03	0.19	0	0.16	-0.69	-0.36	-3.67	-2.31
Avg	1.62	1.14	0.84	0.76	-0.6	-0.33	-0.82	-1	-1.67	-0.63
Pc	-1.71	-1.01	-2.67	-0.98	-3.64	-0.74	-1.99	-0.03	-8.57	-1.38
Pls	1.16	1.33*	-3.7	0.39	-3.71	0.35	-5.07	-0.06	-13.36	-1.82

其次, 本文将样本区间改为 1996 年 7 月至 2021 年 12 月, 仅利用经济变量进行预测, 样本内为 1996.7-2006.6 共 10 年, 样本外为 2006.7-2013.12, 与表 9 相比, 表 10 只有 Avg 方法在 10%显著性水平下得到了超过基准预测的预测效果, 能够给出更好预测效果的方法在样本区间变化后出现改变。

表 10 全样本 经济变量样本外组合预测结果

Period	1		2		3		6		12	
	r2os	cw	r2os	cw	r2os	cw	r2os	cw	r2os	cw
Ols	-4.45	1.31	-8.33	1.13	-13.55	0.41	-16.03	0.18	-27.19	0.09
Enet	-2.39	0.71	-8.35	0.32	-15.71	0.09	-19.09	-0.14	-27.87	0.08
Combine	0.44	0.76	-0.11	0.19	-0.31	0.11	-0.72	-0.03	-1.57	-0.02
Avg	0.64	1.54*	0.02	1.21	-0.69	0.27	-0.27	-0.14	-2.24	-1.18
Pc	-0.95	-0.58	-1.34	-0.33	-1.97	-0.09	-1.65	0.54	-8.56	0.31
Pls	-4.36	0.87	-6.71	0.54	-8.53	0.41	-8.27	0.4	-19.77	0.25

最后，本文在经济变量的基础上再继续添加因子变量共 28 个预测变量作为输入进行预测，(Dong et al., 2021) 仅利用学术界发现的 100 个异象数据作为输入变量预测美股超额收益率，发现具有显著的预测效果，样本内为 1996.7–2006.6 共 10 年，样本外为 2006.7–2021.12，与表 10 相比，表 11 仍然只有 Avg 方法在 10% 显著性水平下得到了超过基准预测的预测效果，同时样本外预测效果有 0.1 的提升，由于本文所用因子/异象数据数量与 (Dong et al., 2021) 相差较大，且本文在添加因子/异象数据后并未对样本外预测效果进行显著的提升，本文无法判断异象数据是否能够在中国预测加总股票超额收益率时是否有显著收益。

表 11 全样本 全变量样本外组合预测结果

Period	1		2		3		6		12	
	r2os	cw	r2os	cw	r2os	cw	r2os	cw	r2os	cw
Ols	-19.92	0.47	-25.16	0	-26.85	0.12	-40.38	0.16	-72.12	-1.09
Enet	-3.47	0.99	-5.53	-0.11	-9.78	-0.81	-42.01	0.08	-57.57	-0.95
Combine	0.13	0.48	-0.18	-0.21	-0.13	-0.14	-0.17	-0.17	-0.02	0.08
Avg	0.74	1.51*	0.15	1.22	-0.46	0.53	-0.61	-0.55	-1.62	-0.86
Pc	0.17	0.68	0.06	0.29	0.34	0.63	1.05	1.55	0.89	0.99
Pls	-8.39	0.52	-10.92	-0.02	-4.85	-0.08	-5.69	-0.06	-6.08	0.27

第五章 结论

本文系统的检验了经济变量以及因子/异象变量的样本内，样本外可预测性。将(姜富伟 et al., 2011)的研究扩展到更长的时间范围以及更多的预测变量。本文发现，样本内可预测性在扩展样本其后大多依然存在，且估值类指标的样本内可预测性随预测步长的增加而增加，样本期至 2009 年时具有样本外可预测性的多个变量在扩展样本期后不再具有可预测性，保持样本外可预测性的变量仅有 M1G, beta, momentum 的几个预测步长。

本文还继续探索基于多个变量利用统计学习方法的预测是否能带来预测能力的提升。本文发现，机器学习方法带来预测效果的提升在样本期不同时选择并不稳定，预测均值预测能够产生超过历史均值的预测效果，与(Dong et al., 2021)相反，在中国股票市场增加少量因子变量作为预测变量不能明显的提高对未来超额收益率的预测效果。

参 考 文 献

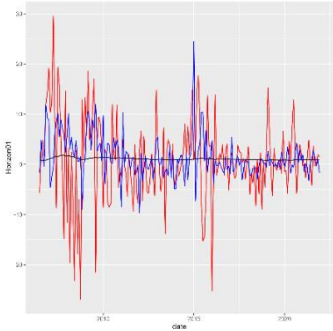
- [1] 姜富伟, 涂俊, E. Rapach D, K. Strauss J, 周国富. 中国股票市场可预测性的实证研究[J]. 金融研究. 2011(09):107-21.
- [2] Xing Hu G, Pan J, Wang J. Chinese Capital Market: An Empirical Overview[J]. Critical Finance Review. 2021;10(2):125-206.
- [3] Fama EF, Blume. Filter rules and stock-market trading[J]. The Journal of Business. 1966;39(1):226-41.
- [4] Fama EF. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work[J]. The journal of Finance. 1970;25(2):383-417.
- [5] Campbell JY, Shiller RJ. The Dividend-Price Ratio and Expectations of Future Dividends and Discount Factors[J]. Review of Financial Studies. 1988;1(3):195-228.
- [6] Cochrane JH. The Dog That Did Not Bark: A Defense of Return Predictability[J]. Review of Financial Studies. 2008;21(4):1533-75.
- [7] Lettau M, Van Nieuwerburgh S. Reconciling the Return Predictability Evidence[J]. Review of Financial Studies. 2008;21(4):1607-52.
- [8] Cochrane JH. The Dog and the Straw Man: Response to “Dividend Growth Does Not Help Predict Returns Compared to Likelihood-Based Tests: An Anatomy of the Dog” [J]. Critical Finance Review. 2021;10(3):465-70.
- [9] Ang A, Bekaert G. Stock Return Predictability: Is it There? Review of Financial Studies[J]. 2007;20(3):651-707.
- [10] Goyal A, Welch I. Predicting the Equity Premium with Dividend Ratios[J]. Management Science. 2003;49(5):639-54.
- [11] Lustig H, Van Nieuwerburgh S, Verdelhan A. The Wealth-Consumption Ratio[J]. Review of Asset Pricing Studies. 2013;3(1):38-94.
- [12] Guo On the out-of-sample predictability of stock market returns[J]. The Journal of Business. 2006;79(2):645-70.

- [13] Welch I, Goyal A. A Comprehensive Look at The Empirical Performance of Equity Premium Prediction[J]. Review of Financial Studies. 2008;21(4):1455-508.
- [14] Campbell JY, Thompson SB. Predicting Excess Stock Returns Out of Sample: Can Anything Beat the Historical Average? [J]. Review of Financial Studies. 2008;21(4):1509-31.
- [15] Gu S, Kelly B, Xiu D. Empirical Asset Pricing via Machine Learning[J]. The Review of Financial Studies. 2020;33(5):2223-73.
- [16] Rapach DE, Strauss JK, Zhou G. Out-of-Sample Equity Premium Prediction: Combination Forecasts and Links to the Real Economy[J]. The Review of Financial Studies. 2009;23(2):821-62.
- [17] Chen X, Kim KA, Yao T, Yu T. On the predictability of Chinese stock returns[J]. Pacific-Basin Finance Journal. 2010;18(4):403-25.
- [18] Guo B, Zhang W, Zhang Y, Zhang The five-factor asset pricing model tests for the Chinese stock market[J]. Pacific-Basin Finance Journal. 2017;43(C):84-106.
- [19] 李斌, 邵新月, 机器学习驱动的基本面量化投资研究[J]. 中国工业经济. 2019 (8) :61-79.
- [20] Dong XI, Li YAN, Rapach DE, Zhou G. Anomalies and the Expected Market Return[J]. The Journal of Finance. 2021;77(1):639-81.
- [21] Stambaugh RF Predictive regressions[J]. Journal of financial economics 1999;54(3):375-421.
- [22] Keim DB, Stambaugh RF Predicting returns in the stock and bond markets[J]. Journal of financial Economics 1986;17(2):357-90.
- [23] Nelson CR, Kim MJ. Predictable stock returns: The role of small sample bias[J]. The Journal of Finance. 1993;48(2):641-61.
- [24] Cochrane JH. Presidential Address: Discount Rates[J]. The Journal of Finance. 2011;66(4):1047-108.
- [25] Clark TE, West KD Approximately normal tests for equal predictive accuracy in nested models[J]. Journal of econometrics. 2007;138(1):291-311.
- [26] Clark TE, McCracken MW. Tests of equal forecast accuracy and encompassing for nested models[J]. Journal of econometrics. 2001;105(1):85-110.

- [27] Zou H, Hastie. Regularization and variable selection via the elastic net[J]. Journal of the royal statistical society: series B. 2005;67(2):301-20.
- [28] Hastie T, Tibshirani R. Glmnet vignette[R]. 2014;9(2016):1-30.
- [29] Akaike Maximum likelihood identification of Gaussian autoregressive moving average models[J]. Biometrika. 1973;60(2):255-65.
- [30] Hurvich CM, Tsai C-LJB. Regression and time series model selection in small samples[J]. 1989;76(2):297-307.
- [31] Rapach D, Zhou G. Chapter 6 - Forecasting Stock Returns[B]. In: Elliott G, Timmermann A, editors. Handbook of Economic Forecasting. 2: Elsevier; 2013. p. 328-83.
- [32] Kelly B, Pruitt S. Market Expectations in the Cross-Section of Present Values[J]. The Journal of Finance. 2013;68(5):1721-56.
- [33] Kelly B, Pruitt S. The three-pass regression filter: A new approach to forecasting using many predictors[J]. Journal of Econometrics. 2015;186(2):294-316.

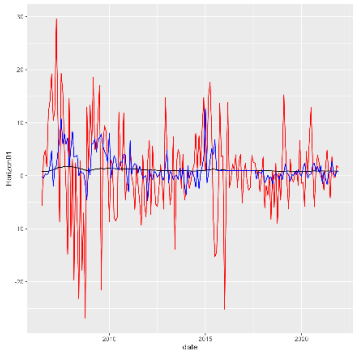
附 录

ols



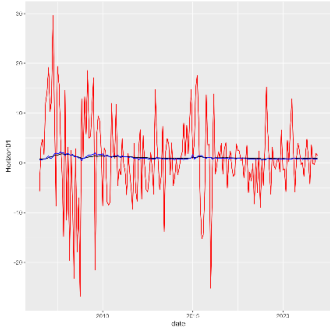
pictureHorizon01ols

Enet



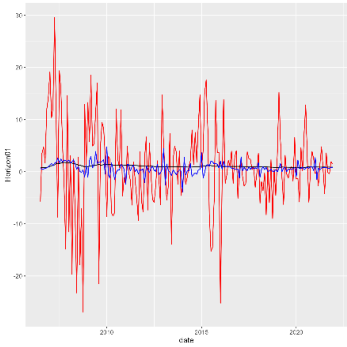
pictureHorizon01ols

Combine



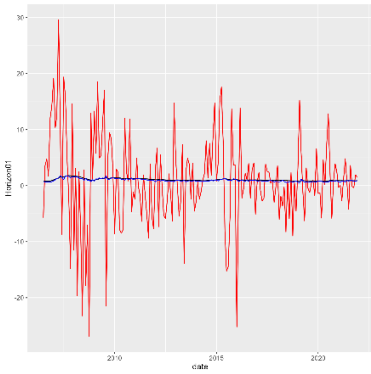
pictureHorizon01Combine

Avg



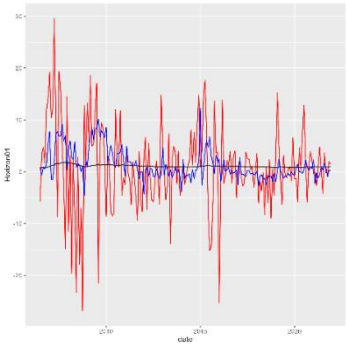
pictureHorizon01Avg

Pc



pictureHorizon01Pc

Pls



pictureHorizon01Pls

致 谢

时光转瞬即逝，四年在校经历让我受益良多，在此我要对指导过我的老师，养育我的家人，帮助过我的同学，照顾过我的朋友说一声谢谢。

首先感谢我的导师孙钰龙老师对我的指导，此论文是在导师的指导下完成的，导师从选题，建立论文的篇章结构，到论文具体实施，都提供了很多帮助，在我科研过程中遇到困难时多次通话长时间指导，导师对我的安慰和鼓励，让我虽然由于疫情原因被困上海，仍然顺利完成毕业论文。导师对文章严谨的态度使我受益良多。在此表达对孙老师的感谢！

感谢在我科研道路上指导过我的几位老师，感谢贺跃老师对我第一次进行科研的指导，感谢高梦海老师，张力老师，王雨辰老师，孙钰龙老师在我遇到科研困难时的帮助，你们在百忙之中对我的问题进行解答，感谢你们的热心与善良！

感谢我的父母及家人对我不遗余力的支持，他们为我构建了一个坚实的后盾，使我能够集中精力解决我所面对的问题，没有后顾之忧。

感谢我身边的朋友，感谢 533 寝室的室友，陈凯杰，汪良威，张昊喆，你们在学习和课程上对我的帮助使我受益良多。感谢我从高中到大学的同学盛智博，学习和生活上的交流给了我很多启发。感谢我在经济学社的伙伴，和她们的合作以及在经济学社的经历使我宝贵的财富。感谢学习道路上前辈师兄师姐对我无私的帮助。

感谢答辩组三位老师，潘婉彬老师，贺俊老师，苟小菊老师，三位老师对本文提出的修改意见！

感谢自己！

2022 年 6 月