

知识经济时代的价值创造： 企业科技关联会创造超额回报吗？

张少华¹, 梁舒恬²

(1. 广州大学经济与统计学院, 广东 广州 510006;

2. 广东培正学院数字经济研究所, 广东 广州 510830)

摘要:在知识经济时代,企业科技关联会创造超额回报吗? 研究揭示中国资本市场是否存在科技动量效应以及该效应的来源。研究发现:中国资本市场存在显著的科技动量效应。投资科技关联因子构建的多空投资策略可以带来1.06%~1.68%的月度超额回报。此超额回报不是风险补偿的结果,而是由于投资者有限注意力造成的错误定价,并且这种错误定价需要1~3个月才可以得到纠正。研究结果对于理解企业研发收益、企业技术溢出、投资组合构建以及中国资本市场有效性等有着重要的参考价值。

关键词:科技关联因子;市场异象;投资组合分析法;Fama-MacBeth回归分析

中图分类号:F832.48;F832.5 **文献标识码:**A **文章编号:**1005-0566(2024)01-0047-12

Value creation in the era of knowledge economy: Do technology-linking between firms generate excess returns?

ZHANG Shaohua¹, LIANG Shutian²

(1. Guangzhou University, Guangzhou 510006, China;

2. Guangdong Peizheng College, Guangzhou 510830, China)

Abstract: In the era of knowledge economy, will enterprise technological connections create excess returns? This article aims to reveal whether there is a technological momentum effect in the Chinese capital market and the sources of this effect. Research has found that there is a significant technological momentum effect in the Chinese capital market. The long short investment strategy constructed by investing in technology related factors can bring monthly excess returns of 1.06% to 1.68%. The excess return is not the result of risk compensation, but a mispricing caused by limited investor attention, and this mispricing takes 1-3 months to be corrected. This study has important reference value for understanding enterprise R&D returns, enterprise technology spillovers, investment portfolio construction, and the effectiveness of China's capital market.

Key words: technology-linking factor; market anomalies; portfolio analysis; fama-macbeth regression analysis

收稿日期:2023-03-14 修回日期:2023-12-06

基金项目:国家自然科学基金面上项目“中国企业和城市规模分布异化的政策根源、形成机制与效率评估”(72073038);广东省哲学社会科学规划重大项目“基于投入产出方法的中国数字经济的规模测度及其影响研究”(GD22ZDZYJ01);国家统计局全国统计科学研究项目2023年度重大项目“中国数字经济投入产出表编制以及就业效应测度研究(2023LD006)”;广州大学“2+5”平台项目“中国数字经济产业发展研究平台(PT252022033)”;广东省普通高校创新团队项目(人文社科)“绿色金融与可持续发展研究创新团队”(2023WCXTD014)。

作者简介:张少华(1975—),男,山西阳城人,博士,广州大学经济与统计学院教授,研究方向为量化投资与因子模型、数字经济分析。

在知识经济时代,创新已经成为时代发展的主旋律,创新模式也从传统的独立发明家、大企业的“单打独斗”走向了政府、大学、资本市场、不同规模企业合作、开放和协同的全新的创新生态系统^[1]。在这样的时代背景下,世界上的科技巨头,如亚马逊、谷歌、苹果、英特尔、三星、台积电、华为等公司,尽管它们为消费者开发的产品可能截然不同,但在科技层面却有着千丝万缕的联系,尤其是随着物联网技术、大数据技术、人工智能技术等这些通用性技术的加持,这些科技巨头将其在产品和服务上的影响进一步扩展至整个产业层面,从而形成了“你中有我、我中有你”的全球化产品、全球价值链以及全球化的产业竞合生态系统。

这些科技巨头不仅通过相互专利交叉许可,使用彼此的专利技术,为市场提供更好的产品,而且在全世界范围内提供专利与技术许可,与全球分享科技创新的成果,共同开拓创新视野和思路,从而促进整个产业发展和全球技术进步,为全世界的消费者和客户提供了更加卓越的产品和服务^[2]。但是,需要强调的是,这些专利和科技上的关联不仅因为越来越复杂难以识别,而且因为其跨界和通用性特征而超越了传统的行业界限,因此通常不易从公司的财务报告中辨别出来。那么,企业之间建立的科技关联究竟是否可以给自身带来回报?资本市场上广泛存在的“苹果概念股”“华为概念股”等,究竟是一种市场操作行为还是一种建立在企业科技关联基础上的价值实现途径?如果确实存在这种因为企业之间科技关联而产生的超额回报,资本市场是否可以有效捕捉这种超额回报?并且识别这种超额回报是来自风险补偿还是错误定价?

这个资本故事背后的逻辑是:企业的科研并不是独立的,无论企业是进行独立研发还是合作研发,一项科技进步的溢出效应将会影响科技关联度高的一系列企业,而这种影响将改变这些企业基本面,并最终(先后)反映到企业的股价中。因此,这些企业即使在产品市场交叉很小,但在技术专长方面可能是紧密联系在一起的,这使得企

业之间存在一定的技术“亲缘”关系,这样对于任何一个目标企业(focal firm)而言,那些与目标企业存在亲缘关系的企业,能够给目标企业带来一定的技术溢价,投资者选择这样的企业就可以获得超额回报。

从资本市场上投资指标构建来看,对于任何一个目标公司,如果能够使用某种代理指标来计算它和其他公司的科技关联度(technological closeness),然后以该关联度为权重和其他公司的当期收益率就可以计算出一个加权收益率,此收益率如果对目标公司下一期的收益率有一定的预测性的话,事实上就建立了一种新型的“领先—滞后”关系,这种关系也可以被看作是一种“科技动量”。事实上,鉴于全球经济发展过程中出现的公司之间越来越密切的科技联系,学术界也一直在努力探讨公司之间的科技关联度和公司股票未来预期收益率之间的关系,并且发现美国股市中存在一定的科技动量效应^[3-4]。Jaffe^[3]最早证明,可以通过企业被授权的专利在专利类别上的分布来测量企业之间的技术距离。在最近的文献中,Lee等^[4]通过衡量企业技术距离的科技关联度构建了科技关联因子,发现目标公司股票的收益率和技术相关企业的收益率之间存在一种“滞后—领先”关系,并且采用学术界广泛流行的投资组合方法和Fama-MacBeth回归方法指出该因子确实能够获得超额收益,并通过了一系列更为细致的稳健性检验证明了科技关联因子这一新的“市场异象”(market anomalies)在美国股票市场的表现很好。

但是,这个新的“市场异象”在我国是否存在,还需要进行深入思考和研究。为此,本文采用如下实证策略来开展研究:①构建中国资本市场的科技关联因子。借鉴现有文献中企业技术距离以及科技关联度等构建思想,本文利用公司被授权的专利在专利类别上的分布,利用科技关联企业的股票回报率与目标企业的股票回报率的差值,构建了中国资本市场的科技关联因子,这种构建方法不同于现有文献。②采用拓展的投资组合分析法和Fama-MacBeth回归分析法这两种互补的方

法,对所构建的科技关联因子进行检验;同时为了排除该因子是行业动量效应或供应链动量效应的可能性,本文在 Fama-MacBeth 回归中还分别对行业动量和供应链动量进行控制,检验在该情形下科技关联因子是否依旧有效。③科技关联因子的异质性检验。本文进一步分析了公司自身特征(科技密度和科技专业性)是否会影响科技关联因子的市场表现。④从风险补偿和错误定价两个方面识别科技关联因子超额回报的来源。在风险补偿方面,本文利用 Fama-French 三因子模型、Carhart 四因子模型、Fama-French 五因子模型和六因子模型对科技关联因子的超额回报是否是风险补偿的结果进行检验;在错误定价识别方面,本文首先采用 Engelberg 等^[5]方法,利用盈余公告期市场异象的表现来验证该因子是否是错误定价的结果,其次分别从投资者有限注意力和套利成本两个方面进一步分析错误定价的根源,最后本文进一步检验了科技关联因子的持续期,判断投资者的有限注意力和市场的套利成本会产生多久的影响。

本文研究发现:①中国资本市场存在科技关联因子和显著的科技动量效应。由技术上存在“亲缘”关系企业构建的科技关联因子对目标企业的超额回报有着显著的预测能力,投资科技关联因子构建的多空投资组合可以带来 1.06%~1.68% 的月度超额回报率。②该科技关联因子创造的超额回报不是风险补偿的结果,而是由于投资者有限注意力造成的错误定价,同时这种错误定价因为市场上的套利成本而难以被纠正,并且科技关联因子对目标公司股票超额回报率的预测能力能够持续 1~3 个月,也可以说这种错误定价需要 1~3 个月才可以得到纠正或者消失。③异质性检验还发现,中国资本市场的科技动量效应与企业自身的特征关系密切,在科技密度较大或科技专业性较强的企业,由于企业相关的科技信息更为复杂,投资者难以在短期内识别和估值,因此造成错误定价,科技关联因子的效应更强。

本文研究意义主要有:①本文通过构建拓展的科技关联因子进一步研究技术接近的企业回报

率对目标企业股票回报率的影响,证明了科技关联度在月度数据层面对股票收益也存在着显著的预测能力和科技动量效应在中国股市的存在性,丰富了科技关联度在中国股市的运用,同时加深了对我国资本市场市场异象的进一步识别,有助于指导投资者合理投资,促进中国股票市场往更加有序和健康的方向发展。②本文从市场异象的角度证明了中国资本市场并不是一个完全有效的市场,今后提高投资者的有效决策和进一步降低市场交易成本,是实现资本市场有效性的可取方向。③本文从资本市场微观企业的视角,对企业的科技溢出效应进行了衡量,同时研究其对公司股票价格的影响,丰富了科技溢出效应对企业影响的相关研究。④本文证明了企业在技术创新上与其他企业建立关联,分享技术创新成果的同时,能够给其他企业带来更多的回报,也是一种价值的实现途径,这能够激励企业继续追求创新和研发,创造出更好的产品,引领其他企业甚至相关行业更好的发展。

一、实证策略

本文基于现有文献,构造中国资本市场的科技关联因子检验在我国是否存在科技动量效应。基于 1994 年 1 月—2020 年 12 月沪深 A 股的数据,计划采用如下实证策略来进行检验:首先,借鉴 Jaffe^[3]和 Lee 等^[4]技术距离的思想,构建衡量科技关联企业回报率对目标企业回报率的影响的科技关联因子。其次,分别采用投资组合分析法和 Fama-MacBeth 回归分析法检验中国资本市场是否存在科技动量效应。最后,识别科技关联因子产生的超额回报的来源究竟是风险补偿还是错误定价。

(一)检验方法

为了检验构建的科技关联因子对未来股票回报率是否具有预测能力,本文将采用实证资产定价研究中最常用的投资组合分析法进行检验,这种方法最重要的好处是它是一种非参数技术,即它不依赖于变量之间关系的函数设定。鉴于只有一个排序变量科技关联因子,本文将采用投资组合分析法中的单变量投资组合分析法,为了排除

投资组合平均收益是对风险因素暴露的结果,本文将使用 4 种经典的资产定价模型(Fama-French 三因子模型、Carhart 四因子模型、Fama-French 五因子模型和六因子模型)进行回归检验。投资组合分析法有一大缺陷,即它无法控制大量的其他变量。在这种情况下,科技关联因子对股票回报的预测能力可能是公司其他特征影响的结果。为了排除这种可能性,本文将采用 Fama-MacBeth 回归分析法对公司相关特征变量进行控制,从而对两者之间的关系进行检验,但 Fama-MacBeth 回归分析法需要对变量之间关系的函数形式进行设定,函数形式设定的错误将严重影响回归的结果,而投资组合分析法的非参数技术恰好克服了这一点,这两种方法恰好形成互补。

(二)数据来源和变量说明

1. 数据来源

在 1994 年以前,我国上市公司的数量有限,因此,本文选取沪深 A 股 1994 年 1 月至 2020 年 12 月的月度数据作为样本,并进行如下处理:①剔除了金融股;②剔除财务状况异常的 ST 股、*ST 股和等待退市的 PT 股;③剔除新上市不足 5 个月的股票;本文的数据主要来源于国泰安 CSMAR 数据库,专利数据来自中国研究数据服务平台 CNRDS。

2. 变量说明

(1)被解释变量

本文选取的被解释变量主要是上市公司的股票超额回报率,股票的超额回报率是反映上市公司的市场业绩指标,代表着企业价值的变化量。本文用上市公司的股票月度实际回报率与市场的无风险利率的差值来计算股票的超额回报率,而无风险利率基准选取的是一年期整存整取的银行利率。

(2)主要解释变量—科技关联因子

专利共计分为 3 类:发明专利、实用新型专利和外观设计专利。为了统一使用国际专利分类(IPC),本文收集了发明专利和实用新型的专利数据。外观设计在国外属于设计范畴,采用其他的分类方法,因此本文未将外观设计专利纳入考虑范围中。科技关联度的定义离不开专利的 IPC

分类,IPC 分类共有 5 层:部、大类、小类、大组、小组。本文以第二层——大类(共计 145 个大类)为主,并结合 Jaffe^[2]的方法——非对称相关系数法,对科技关联度(TECH)进行定义:

$$TECH_{ijt} = \frac{(T_{it} T_{jt}')}{(T_{it} T_{it}')^{\frac{1}{2}} (T_{jt} T_{jt}')^{\frac{1}{2}}} \quad (1)$$

式中, $T_{it} = (T_{it1}, T_{it2}, T_{it3}, \dots, T_{it145})$ 是公司 i 在 t 时期过去 5 年被授权的专利在 IPC 分类的 145 个大类上的分布向量。具体的计算方式为:假设存在甲和乙两个企业,且两个企业的专利类别仅有 A、B 和 C 三类,其中,甲在 t 时期被授权的专利在专利类别 A、B 和 C 上的数量分布为(1,1,2),乙在 t 时期被授权的专利在专利类别 A、B 和 C 上的数量分布为(2,0,1),则甲和乙在 t 时期的技术关联度为:

$$TECH_{甲乙t} = \frac{(112) \times \begin{pmatrix} 2 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}}{\left((112) \times \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 2 \end{pmatrix} \right)^{\frac{1}{2}} \times \left((201) \times \begin{pmatrix} 2 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \right)^{\frac{1}{2}}} = \frac{1 \times 2 + 1 \times 0 + 2 \times 1}{(1 \times 1 + 1 \times 1 + 2 \times 2)^{1/2} (2 \times 2 + 0 \times 0 + 1 \times 1)^{1/2}} \approx 0.73$$

Lee 等^[4]利用科技关联度作为关联企业收益的权重,得到科技关联因子。本文利用图 1 左图中的阴影部分说明 Lee 等^[4]构建的科技关联因子,用以表征技术上存在“亲缘”关系的企业对目标企业(focal firm)的溢出效应。具体来说,股票 1 到股票 8 为与目标企业在技术上存在“亲缘”关系的企

Lee et al. (2019) 的科技关联因子 中国资本市场的科技关联因子

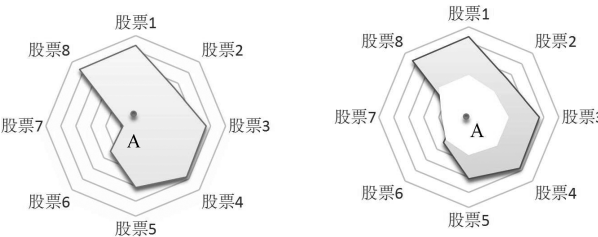


图 1 Lee 等^[4]的科技关联因子和中国资本市场的科技关联因子

业股票,而图1中的中心点A就是目标企业,每只股票与中心点的阴影距离代表了该股票对目标企业股票的关联度加权影响,因此多个企业的阴影距离构成的阴影部分(左图的阴影部分)为科技关联企业对于目标企业的系统影响。当科技关联企业与目标企业之间的关联度越小时,对目标企业的影响就越小,反之则越大。但在这种构建方法中,只考虑了科技关联企业回报率和它们之间亲缘关系的“远近”对目标企业的影响,并没有考虑到它们之间技术水平和回报率的相对大小,因为当目标企业自身的技术水平较高时,科技关联企业对于目标企业带来的竞争效应可能远大于技术溢出效应。在这种情况下,可能反而会降低目标企业的回报率,即科技关联度越大,并不一定意味着目标企业的回报率会上升。

因此,本文在Lee等^[4]构建的科技关联因子的基础上,同样利用科技关联度作为关联企业收益的权重,为了体现出科技关联企业在技术上相对领先于目标企业,并对目标企业具有一定的技术溢出、激励作用和示范作用,本文将目标企业的股票收益率从科技关联企业的收益中减去,构建了中国资本市场的科技关联因子(如图1右图所示):

$$TECH_mean_{it} = \frac{\sum_{j \neq i} (TECH_{ijt} RET_{jt} - RET_{it})}{\sum_{j \neq i} TECH_{ijt}} \quad (2)$$

式中, $TECH_mean_{it}$ 为公司 i 在 t 时期的科技关联因子变量, RET_{jt} 为公司 j 在 t 时期考虑现金再投资的月度回报率,代表了其他所有公司除关键公司外的股票回报率, $TECH_{ijt}$ 为 t 时期公司 i 与公司 j 之间的科技关联度。

图1右图的阴影部分即为本文构建的科技关联因子的示意图,与左图不同的是,右图去除了目标企业股票回报率的部分阴影,因为在构建该科技关联因子时,本文将目标企业的股票回报率从科技关联企业的回报率中减去,目的是为了利用科技关联因子来检验科技领域上相似企业的股票回报率与目标企业的股票回报率的差值能否预测目标企业股票的回报率。其根本原理是,当技术

上存在“亲缘”关系的企业高回报率于目标企业的回报率时,由于科技关联企业的研发对目标企业存在着技术溢出、激励作用和示范效应等,目标企业的股票仍然具有上涨空间。同时,当科技关联企业的回报大于目标企业的回报时,科技关联公司的研发对目标公司具有示范作用。因此,随后目标企业的回报率会有上涨的趋势。相反,若回报率差值越小,示范性作用变弱,目标公司股票回报率上涨的趋势将减弱,甚至当目标企业的技术水平和股票回报率更高时,目标企业受到的技术溢出效应远小于竞争效应,对目标企业有负向影响,此时,该差值为负数。需要注意的是,当科技关联企业与目标企业的科技关联度为0时,即两个企业之间在技术上不存在亲缘关系,此时的科技关联因子($TECH_mean_{it}$)取0。

(3) 控制变量

在分析横截面回归收益预测时,需要对影响股票收益的相关公司特征进行控制,本文选取了几个文献常用的变量——市值(MKT)、账面市值比(B/M)、动量(MOM)、研发费用(RD)、资产增长率(AG)和毛利率(GP)——作为本文的控制变量,具体指标和计算方法见表1。另外,表1还包含行业回报率($INDRET$)、供应商回报率($SUPPRET$)和客户回报率($CUSTRET$)。这3个变量主要用于后续控制行业动量以及供应链动量的Fama-MacBeth回归。

表1 变量及其说明

变量	变量名称	说明
市值	MKT	个股流通市值的对数
账面市值比	B/M	过去一年的所有者权益账面价值除以过去一年的最后一个交易日的总市值,同时取对数
动量	MOM	过去2~12个月的累计月度回报率
研发费用	RD	研发费用为过去一年研发费用除以过去一年的销售额
资产增长率	AG	资产总计过去一年的增长率
毛利率	GP	过去一年营业收入减营业成本的差除以过去一年资产总计
行业回报率	$INDRET$	按照2012年版证监会分类标准,本文包含60个行业,根据行业所包含的公司回报率,计算行业的市值加权回报率
供应商回报率	$SUPPRET$	所有供应商的市值加权回报率
客户回报率	$CUSTRET$	所有客户的市值加权回报率

二、实证分析

(一)投资组合分析法

在投资组合分析法中,本文利用单变量投资组合分析法,检验科技关联因子对股票回报率是否具有预测能力,表 2 利用科技关联因子构建投资组合,并计算每个投资组合的平均收益、多空对冲投资组合收益以及相关统计变量,对科技关联因子的存在性进行检验,为科技关联因子能够预测目标公司未来回报率提供了关键证据。从表 2 可以看出,随着组合中科技关联因子的增大,组合的平均超额回报率呈明显单调的上升趋势,通过多空对冲投资策略——做多科技关联因子最大的投资组合,做空科技关联因子最小投资组合,形成对冲投资组合。从表 2 第(1)列可知,这对冲投资组合可以实现月均 1.06% 的超额回报率。

随后,利用四种经典的资产定价模型计算出科技关联因子投资组合的平均月度风险调整收益,该对冲投资组合的收益在利用 Fama-French 三因子模型进行风险调整后,在 1% 的显著性水平下实现了月均 1.59% 的超额回报率。利用 Carhart^[6] 的动量四因子模型计算对冲投资组合风险调整后的月度回报率,月均超额回报率大约为 1.68%。最后,分别使用 Fama-French 五因子模型和六因子模型计算平均月度风险调整收益,发现对冲投资组合可以实现月均 1.11% 和 1.65% 的超额回报率。

综上所述,从表 2 第(2)列~第(5)列的结果可以看出,在控制这些风险因子之后,至少在 5% 的显著性水平下,利用科技关联因子构造的多空对冲投资组合均能获得显著的超额回报,即在控制各种风险因子的情况下,较大的科技关联因子股票组合随后可以获得更高的股票回报率,而科技关联因子较小的股票组合随后获得的股票回报率较低,从而证明了科技关联因子对股票回报率具有预测作用。但投资组合分析法存在一定的缺陷,无法控制更多的变量。因此,需要进行 Fama-MacBeth 回归分析法对它们两者的关系进行进一步的检验。

表 2 科技关联因子构建的投资组合月度回报率:
投资组合分析法

分位数	(1) 超额收益 (%)	(2) FF-3 alpha(%)	(3) Carhart-4 alpha(%)	(4) FF-5 alpha(%)	(5) FF-6 alpha(%)
1 (Low)	0.68 (0.91)	0.28** (2.18)	0.27* (1.82)	0.19 (1.37)	0.46*** (3.01)
2	1.04 (1.38)	1.03** (2.67)	0.08 (0.18)	0.81** (2.04)	1.68*** (4.23)
3	1.49** (2.05)	1.34*** (3.55)	1.11** (2.57)	0.95** (2.44)	1.69*** (4.34)
4	1.54** (2.05)	1.19*** (3.16)	2.95*** (6.66)	0.87** (2.25)	1.36*** (3.51)
5 (Hight)	1.74** (2.19)	1.87*** (4.42)	1.95*** (4.01)	1.31*** (2.88)	2.11*** (4.73)
Hight-Low	1.06*** (3.23)	1.59*** (3.77)	1.68*** (3.65)	1.11** (2.62)	1.65*** (3.96)

注:***、**、* 分别表示在 $p < 0.01$ 、 $p < 0.05$ 、 $p < 0.1$ 时有统计学意义;括号内为 t 统计量。下同。

(二)Fama-MacBeth 回归检验

1. 主回归

在横截面检验中,为了检验科技关联因子与目标公司月度回报率是否存在“领先—滞后”的关系,检验科技关联因子对股票月度回报率的影响,本文将科技关联因子作为一个特征变量对月度超额回报率进行 Fama-MacBeth 回归。表 3 为检验科技关联因子对月度超额回报率的回归结果,从表 3 的第(1)列可以看出,在 5% 的显著性水平下,滞后一期的科技关联因子可以显著的解释目标公司的月度超额回报率;在第(2)列中,在加入控制变量后,滞后一期的科技关联因子依旧能够解释目标公司的月度超额回报率。实证结果表明,在控制其他因素的情况下,滞后一期的科技关联因子能够显著的预测股票的未来回报率,能够稳定地获得超额回报率,从而说明科技关联因子与目标公司的月度超额回报之间存在显著的“领先—滞后”关系。

2. 控制行业动量效应

相同行业的企业,它们在产品和技术创新方面均有密切合作,并对供需状况的变化以及监管环境的变化做出类似的反应,因此它们的股价波动存在一定的相似性,Moskowitz 等^[7] 证明了股票收益的行业成分中存在着动量效应。同样,陈克^[8] 也证明了中国股市存在着显著的动量效应。为了控制行业动量对目标公司月度回报率的影响,排除科技关联因子对月度回报率的影响是行

业动量的结果,本文加入了行业动量作为解释变量,其他的控制变量保持不变,进行 Fama-MacBeth 回归。表 3 第(3)列为加入行业动量因子的结果,发现代表技术动量的科技关联因子的系数和 t 值都变大了,这意味科技动量对月度回报率的影响并不能用行业动量来解释。为了进一步区分科技动量和行业动量,参考 Lee 等^[4]的做法,将加权市值的行业回报率从月度回报率中减去,以此变量作为被解释变量,同样利用 $TECH_meant_{i,t-1}$ 作为解释变量进行 Fama-MacBeth 回归,从表 3 第(4)列的结果可以看出,科技关联因子的系数依旧显著为正,因此,可以推断出科技关联因子对于月度回报率的预测能力并不是来源于行业层面的协同波动,而是技术关联企业技术溢出效应的结果。

表 3 科技关联因子对目标月度回报率的 Fama-MacBeth 回归:主回归和控制行业动量

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	主回归		控制 行业动量	去除 行业收益
	$EXRET_t$ $\times 100$	$EXRET_t$ $\times 100$	$EXRET_t$ $\times 100$	$RET_t -$ $INDRET_t \times 100$
$TECH_mean_{t-1}$	0.119 ** (2.32)	0.182 ** (2.51)	0.206 ** (2.57)	0.176 ** (2.31)
$INDRET_{t-1}$	—	—	48.358 *** (7.99)	-6.438 *** (-23.15)
控制变量	是	是	是	是
Intercept	1.606 *** (4.33)	3.054 (1.43)	1.874 (1.05)	0.950 (0.60)
N	356 640	356 621	356 621	356 621
Average R^2	0.002 5	0.069 5	0.076 5	0.076 4

3. 控制供应链动量效应

当企业处于同一条供应链时,它们将面临相似的生产要素,生产成本、生产效率和生产中面临的风险也都接近,这使得公司的股价也具有相似的波动程度。因此, $TECH_mean_{t-1}$ 对股票回报率的影响是否来源于同一供应链企业之间动量效应,利用上市公司前五大供应商的数据对该猜想进行检验,同样进行 Fama-MacBeth 回归。表 4 为 Fama-MacBeth 回归检验的结果,表 4 的(1)列~第(4)列的主要解释变量为滞后一期的科技关联因子,在(2)列和(3)列中分别加入了供应链动量和行业动量作为解释变量,(4)列同时加入了供应链动量和行业动量。从表 4 的(1)列~第(4)列中的结果可以看出,无论是单独加入行业动量或是供应链量,还是同时加入行业动量和供应链动量,在

1%的显著性水平下,滞后一期的科技关联因子均可对目标公司月度超额回报率进行解释,即在控制供应链动量效应和行业动量效应的情况下,科技关联因子与月度回报率依旧存在着显著的“领先—滞后”的关系,利用科技关联因子依然可以获得超额回报率。

表 4 科技关联因子对目标公司月度回报率的 Fama-MacBeth 回归:控制供应链动量

变量	(1) $EXRET_t \times$ 100	(2) $EXRET_t$ $\times 100$	(3) $EXRET_t$ $\times 100$	(4) $EXRET_t$ $\times 100$
$TECH_mean_{t-1}$	0.583 *** (4.58)	0.598 *** (5.67)	0.469 *** (3.63)	0.482 *** (4.35)
$SUPPRET_{t-1}$	—	0.770 (0.24)	—	1.031 (0.32)
$CUSTRET_{t-1}$	—	10.391 *** (10.49)	—	1.031 ** (2.20)
$INDRET_{t-1}$	—	—	94.192 *** (15.47)	93.62 *** (15.94)
控制变量	是	是	是	是
Intercept	0.571 (0.13)	3.007 (0.71)	-5.098 (-1.49)	-1.541 (-0.49)
N	14 816	14 816	14 816	14 816
Average R^2	0.021 7	0.030 8	0.030 2	0.047 2

(三)异质性分析

公司自身的特征是否也影响着科技关联因子的表现,即目标公司自身的科技进步是否使得科技关联因子产生更多的超额回报率。接下来,本文将从科技密度和科技专业性这两种企业科技特征方面对科技关联因子的表现和影响进行研究。本文选取了公司被授权的专利数量和研发费用作为公司科技密度的代理变量,将科技密度代理变量和科技关联因子作为主要解释变量,对股票超额回报率进行 Fama-MacBeth 横截面回归,主要通过将股票按照科技密度的代理变量三等分和七等分进行分组,将科技密度的代理变量大于其七等分的公司定义为科技密度大的公司,将科技密度的代理变量小于其三等分的公司定义为科技密度小的公司,形成科技密度大和科技密度小两个不同的组别,分别进行 Fama-MacBeth 回归。同时,本文通过计算每种专利类别的行业集中度,即将每个行业在该专利类别中的技术份额进行平方再加总得到的行业集中度,用行业集中度来衡量该专利类别的专业性,同样将技术专业代理变量和科技关联因子作为主要解释变量,对目标公司超额回报率进行 Fama-MacBeth 横截面回归。

表 5 科技关联因子相对于公司自身特征的表现

变量	EXRET _i (×100)					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	专利数量		研发费用		技术专业性的	
	多	少	高	低	强	弱
TECH_mean _{t-1}	0.074 *** (3.59)	-0.399 ** (-2.67)	0.038 ** (2.14)	-0.021 (-1.09)	0.110 *** (2.93)	-0.192 * (-1.90)
D	33.55 (0.94)	-17.76 (-1.16)	—	—	-3.134 (-1.49)	-0.732 (-1.12)
控制变量	是	是	是	是	是	是
Intercept	4.235 ** (2.03)	4.787 (0.89)	3.334 * (1.82)	2.955 (1.41)	2.381 (0.92)	3.007 (0.84)
N	340 835	340 835	356 621	356 621	356 621	356 621
Average R ²	0.040 1	0.068 0	0.048 6	0.066 0	0.060 2	0.060 5

结果如表 5 所示,从表 5 第(1)列和第(3)列可以看出,专利数量较多或研发费用较高的企业,在 5% 的显著性水平下,科技关联因子显著为正,反观表 5 的第(2)列和第(4)列,专利数量少或研发费用低的企业,科技关联因子显著为负,说明研发费用越高或专利数量越多的企业,即科技密度越大的企业,科技关联因子对股票回报率的预测能力更强。而专利数量少和研发费用低的公司,科技关联因子为负,说明在这些公司中,科技密度小,与科技相关的信息较为简单,容易被投资者识别并将信息纳入股票价格中,使得科技关联因子对月度超额回报率的预测能力降低甚至消失。

从表 5 的(5)列的结果可以看出,在 1% 的显著性水平下,科技关联因子显著大于零,反观表 5 的(6)列——技术专业性的组别,科技关联因子的系数变成了负数,说明技术专业性的公司,关于技术关联性的信息就越复杂,越难被投资者识别并纳入到股票价格中。因此,专业性越强的企业,其科技关联因子对目标公司月度回报率的预测能力就越强。而技术专业性的企业,企业技术相关信息以及关联企业对目标企业影响的技术信息更容易被投资者识别,投资者能够更好地利用科技关联因子,科技关联因子也因此变得不显著甚至为负。

三、超额回报来源:风险补偿还是错误定价?

通过上述的投资组合分析和 Fama-MacBeth 回归可以证明,科技关联因子与目标公司的月度超额回报率之间存在显著的“领先—滞后”关系,即通过科技关联因子形成对称投资组合可以获得超额收益。那么,这种超额收益到底是风险补偿的

结果还是错误定价的呢?下面将进行进一步的识别研究。

(一)基于风险补偿的解释

根据有效市场假说,在有效的股票市场中,投资者获得的收益只能是与预期承担的风险相匹配的那部分正常收益,而不会有高出风险补偿的超额收益。因此,从风险补偿的角度解释,通过科技关联因子构建对称投资组合能够获得超额收益,说明其承担着更高的风险。从常识的角度来看,存在科技关联的企业之间存在着一定的经济关联关系,这种关系可以帮助目标公司分散自身的风险,但同时也相应地承担起经济关联企业的风险,这可能使得关键公司承担着更高的风险。

为此,本文利用经典的资产定价模型对科技关联因子是否是风险补偿的结果进行检验,这些模型主要包括 Fama-French 三因子模型、Carhart 四因子模型、Fama-French 五因子模型和六因子模型,如果科技关联因子是风险补偿的结果,那么在资产定价模型所包含的风险因子上有更高的暴露,模型中的 alpha 应该显著为零,即风险调整后的收益率应该为零。从表 2 科技关联因子构建的投资组合月度回报率的表现中可见,使用多种经典资产定价模型对科技关联因子的收益进行风险调整之后,平均的月度回报率仍旧显著不为零,说明科技关联因子所带来的超额收益并不是风险补偿的结果。同时,在模型的选择上,本文除了选取经典的 Fama-French 三因子模型和五因子模型之外,还选择了包含动量因子的 Carhart 四因子模型和 Fama-French 六因子模型,目的是为了排除科技关联因子带来的超额收益是动量效应的可能性,结果表明,在加入动量因子后,风险调整后的月度平均回报率依旧显著不为零,说明科技关联因子对回报率的影响并不是动量这个基本面信息所造成的。总之,4 种经典的资产定价模型都证明了,科技关联因子给目标公司带来的超额回报不是风险补偿的结果。

(二)基于错误定价的解释

有效市场假说认为,投资者完全掌握影响股

票价格的信息和资产定价模型,并在股票基本面发生变动时能够及时做出相应的反应。但行为金融学表明,人的注意力是一种稀缺的认知资源,具有排他性,一旦被占用就难以被用于其他用途中。因此,对于影响股票价格的信息,投资者很难以最快的速度对信息进行获取并处理,即便投资者获取到相关信息,由于知识的局限性和交易成本的存在,也很难将信息转化为对价格的影响,导致对股票价格的估计出现了偏差。而那些能够成功捕捉到对股票定价有用信息并将其及时成功处理的投资者,便可从中获得超额收益,而这个过程产生的市场异象便是错误定价的结果。

从表2的结果可见,科技关联因子对称投资组合带来的超额收益不能够用承担更高风险进行解释。因此,本文参考 Engelberg 等^[5]的方法:利用盈余公告期市场异象的表现来验证该市场异象是否是错误定价的结果,根据行为金融学,投资者的决策往往受到心理偏差的影响,存在着处置效应,面对过去市场异象表现较差的空头,投资者不愿意将账面损失变为实际损失,对异象空头方过于乐观,而继续持有异象空头方的股票;对于盈利的异象多头方,低估了异象多头方的未来表现,认为异象的多头方已经盈利了,得尽快被卖出,因此在盈余公告期市场异象的表现将持续甚至表现得更好。如果市场异象是风险补偿的结果,那么在盈余公告前后,投资组合面临的风险并不会发生变化,市场异象在盈余公告期与平时的变现不会有任何差异。

因此,本文对科技关联因子在盈余公告期的表现进行了观测。表6第(1)列和第(2)列为科技关联因子在15天盈余窗口中的表现。在第(1)列中,没有加入其他控制变量,而在第(2)列中,在第(1)列原回归基础上,加入了与前文回归相同的控制变量,从表6第(1)列和第(2)列可以看出,无论是否加入控制变量,在1%的显著性水平下,盈余公告期虚拟变量和科技关联因子的交互项都显著大于零。表6第(3)列和第(4)列为科技关联因子在18天盈余窗口中的表现。由此可以看出,在

1%显著性水平下,盈余公告期虚拟变量和科技关联因子的交互项也显著大于零。因此,无论是15天的盈余公告窗口,还是18天的盈余公告窗口,科技关联因子在盈余公告期的表现更好,说明分析师在盈余公告后对投资策略进行了修正,由于投资者行为偏差,投资者高估了科技关联因子投资策略的空头方,低估了科技关联因子投资策略的多头方,使得科技关联因子在盈余公告期中对月度回报率的预测能力更好,从而证实了科技关联因子是错误定价的结果。

表6 科技关联因子带来超额回报的来源识别:
错误定价检验

变量	$Day_EXRET_t \times 100$			
	(1)	(2)	(3)	(4)
	15天盈余公告窗口		18天盈余公告窗口	
$TECH_mean_{t-1}$	0.007 * (1.95)	0.010 ** (2.13)	0.007 * (1.94)	0.011 ** (2.09)
$TECH_mean_{t-1} \times EDAY$	0.028 ** (2.27)	0.028 ** (2.16)	0.081 ** (2.38)	0.085 ** (2.34)
$EDAY$	-0.033 *** (-3.37)	-0.034 *** (-3.37)	-0.041 *** (-3.78)	-0.043 *** (-3.71)
控制变量	否	是	否	是
$Intercept$	-0.112 *** (-9.61)	-0.306 *** (-3.24)	-0.112 *** (-8.97)	0.029 *** (0.26)
N	14 107 148	14 106 858	14 107 148	14 106 858
$Average R^2$	0.000 3	0.010 0	0.001 7	0.010 3

进一步,从错误定价的角度对科技关联因子的存在进行解释,由于投资者的有限注意力或市场上存在的交易成本,股票价格的信息无法及时被反馈到股票价格上,这意味着投资者可以利用科技关联因子来获取超额收益。本文将从投资者有限注意力和套利成本两个角度对科技关联因子超额回报的存在进行解释,假如科技关联因子带来的超额回报是错误定价的结果,那么在投资者关注度较低或套利成本较高的公司中,基于科技关联因子的投资策略获得的超额收益将会更高。

1. 投资者有限注意力

由于社会认知领域和处理信息的能力有限,投资者通常依靠简化模型、不完善的决策程序或可供他们选择的一部分信息来做出决策或解决复杂问题,如他们在进行投资时,会偏向于分析师覆盖率高、媒体报道率高等关注度较高的公司,但较高的关注度使得这些公司的股票价格被高估,相

反的,那些关注度较低的公司往往被忽略,股票价格也因此被低估。本文参考了国泰安 CSMAR 数据库提供的投资者注意力的相关变量,选取了审计师是否来自境内四大会计师事务所(普华永道、毕马威、德勤和永安会计师事务所)、审计师是否来自境外会计师事务所、被分析师关注度和被研报关注度 4 个指标作为投资者有限注意力的代理指标。

对于审计师来自境内四大会计师事务所或来自境外会计师事务所的公司,由于这些事务所的审计师更为优秀,可以提供股票价格的有效信息,提高经济效益,增加财务报表的可靠性,有助于投资者做出有效的决策。同时,审计师的质量也是一种信号,投资者会更依赖这些公司披露的内容来评价公司业绩和未来预期,因此这些公司受到投资者的关注度更高。当公司被分析师(团队)或研报进行跟踪分析时,这个公司会以更高的概率被暴露在公众视野中,因此更加容易被投资者注意到。另外,分析师覆盖率高的公司,对共同信息的反应更快,能够以更快的速度将共同信息纳入股票价格中,因此分析师覆盖率高的公司,对科技关联因子的信息反应更快,科技动量效应反而更弱。参考 Lee 等^[4]的做法,利用有限注意力虚拟变量和科技关联因子作为主要解释变量,对股票超额回报率进行 Fama-MacBeth 回归。

表 7 为关于有限注意力的 Fama-MacBeth 回归结果,表 7 的第(1)列为审计师不是来自“四大”的

表 7 错误定价的原因检验:投资者有限注意力

变量	$EXRET_t \times 100$			
	(1)	(2)	(3)	(4)
	不是来自“四大”	不是来自“境外”	分析师覆盖率低	媒体报道率率低
$TECH_mean_{t-1}$	0.136 ** (2.55)	0.149 (1.58)	0.221 *** (3.53)	0.217 *** (4.03)
$TECH_mean_{t-1} \times ATTENT$	0.072 ** (2.63)	0.057 (1.34)	0.078 * (1.81)	0.081 (1.34)
$ATTENT$	-0.151 ** (-2.31)	-0.421 ** (-2.33)	0.002 (0.24)	0.006 * (1.84)
控制变量	是	是	是	是
$Intercept$	4.174 * (1.73)	4.688 * (1.90)	10.039 *** (3.76)	1.504 *** (3.92)
N	332 402	332 402	332 402	332 402
$Average R^2$	0.047 3	0.046 8	0.033 7	0.034 6

企业的回归结果。从结果可以看出,在 5% 的显著性水平下,有限注意力虚拟变量和科技关联因子的交互项显著为正,说明审计师不是来自“四大”的企业,科技关联因子的表现更好,即受到投资者关注度越低的股票,公司对于科技关联企业影响股票基本面相关的信息纳入股价的速度越慢,科技关联因子的表现就越显著。同样地,表 7 的第(3)列,在分析师覆盖率较低的分组中,在 10% 的显著性水平下,有限注意力虚拟变量和科技关联因子的交互项显著为正,说明了分析师覆盖率低,企业被暴露在公众面前的概率较低,投资者关注到这些企业的可能性较低,因此对这些企业的相关信息反应较慢,科技关联因子对股票超额回报率的预测能力更加显著。然而,从表 7 的第(2)列和第(4)列的结果看,在审计师不是来自“境外”和媒体报道率较低的组别中,有限注意力虚拟变量和科技关联因子的交互项的系数虽然仍然为正,但并不显著。不过从整体上看,科技关联因子在投资者关注度较低企业的表现更好,即由于有限的注意力,投资者无法正确识别和正确定价科技关联企业对目标企业股票超额回报率的影响,因此利用科技关联因子能够显著的预测目标企业的未来回报率,此时科技关联因子的表现更好。

2. 套利成本

即使掌握了影响股价的全部信息,但当市场存在套利成本时,套利者在对科技关联因子投资策略进行实施时存在着实施成本,难以对错误定价进行纠正,因此错误定价将持续存在。并且,当套利成本越大时,科技关联因子对未来回报的预测能力将更强。本文参考屈源育等^[9]的做法,选取机构投资者持股比例、异质波动率和非流动性三个指标对套利成本进行衡量,利用套利成本虚拟变量和科技关联因子作为主要解释变量,对股票超额回报率进行 Fama-MacBeth 回归。

表 8 为有关套利成本的 Fama-MacBeth 回归结果,从回归结果中可以看出,在 5% 的显著性水平下,科技关联因子与套利成本虚拟变量的交互项显著为正,即流动性较差、异质波动率较高或机构

投资者持股比例较低的公司,科技关联因子的表现更好,反映了套利成本更大的企业,科技关联因子的表现更好。特别地,相比于机构投资者持股比例较低的组别,异质波动率高和流动性差的组别中,交互项的系数更大,而这两个指标,正是衡量套利风险程度最常用也是最具代表性的指标,股票的异质波动率越高或流动性越差,投资者进行套利的风险就越大,错误定价越难被纠正,而此时交互项的系数更大,科技关联因子的表现更好,这进一步证实了,套利成本更大的企业科技关联因子的表现更好,说明了对于那些套利成本更大的企业,投资者更难以对科技关联因子的错误定价进行纠正,这类企业的科技关联因子的表现更好,而科技关联因子也因此持续存在于股票市场中。

表8 错误定价的原因检验:存在套利成本

变量	$RET_t (\times 100)$		
	(1)	(2)	(3)
	流动性差	异质波动率高	机构投资者持股比例低
$TECH_mean_{t-1}$	0.164 *** (4.28)	0.357 ** (2.75)	0.214 * (1.77)
$TECH_mean_{t-1} \times ARBIT$	0.170 ** (2.53)	0.217 ** (2.04)	0.051 ** (2.23)
$ARBIT$	2.433 (1.22)	77.928 *** (7.69)	-0.334 (-0.15)
控制变量	是	是	是
$Intercept$	7.015 ** (2.43)	-16.203 *** (-7.18)	1.529 (0.68)
N	331 148	319 913	103 971
$Average R^2$	0.046 5	0.052 9	0.065 7

3. 错误定价的持效期

上文证明了滞后一期的科技关联因子对股票回报率具有显著的预测能力,同时也证明了由于市场套利成本的存在,科技关联因子的错误定价很难被纠正,那么科技关联因子对目标公司股票回报率的预测能力能够持续多久呢?这种错误定价需要几个交易时期才可以得到纠正或者消失?为此,本文将通过检验滞后1~4个月的科技关联因子对股票月度回报率的预测能力,来检验科技关联因子对股票回报率预测能力的持续性以及错误定价的期限。这个检验同样利用 Fama - MacBeth 回归分析法。

表9为检验科技关联因子预测能力持续性的实证结果。从表9第(2)列的结果可以看出,在1%的显著性水平下,滞后两个月的科技关联因子依然能够显著地预测股票月度回报率,从系数可以看出,滞后两个月的科技关联因子虽然能够显著地预测未来的回报率,但其系数比滞后一个月的科技关联因子的系数小,说明滞后两个月的科技关联因子对未来回报率的预测能力已经开始降低。进一步看表9第(3)列,3个月的科技关联因子在10%的显著性水平下,也可以显著地预测未来的回报率,但系数再一次降低,即科技关联因子的预测能力降低,而从表9第(4)列可以看出,滞后4个月的科技关联因子对股票回报率出现了负的影响,说明4个月,投资者对科技关联因子进行了完全的套利,科技关联因子对股票回报率的预测能力完全消失。

进一步,由于过去科技关联因子对股票回报率的影响是持续的,本文不断地将科技关联因子加入到回归模型中,从表9的第(5)列~第(7)列可以看出,滞后2个月的科技关联因子在1%的显著性水平下,对未来股票回报率的预测能力都是显著为正,并且系数远小于滞后1个月的科技关联因子,滞后3个月的科技关联因子的系数再一次减小,而滞后4个月的科技关联因子对未来股票回报率的预测能力消失,这些结果都与单独加入到模型中的结果一致,即科技关联因子最多持续3个月,并且它对股票未来回报率的预测能力在持续下降,到第4个月完全消失,也可以说,本文构建的科技关联因子带来的错误定价能力需要至少3个月才可以得到纠正或者消失。

四、结论与建议

本文基于1994年1月—2020年12月的沪深A股数据,构建了衡量科技关联企业目标企业影响的科技关联因子,对该市场异象在中国股市的表现和来源进行了检验。研究表明,利用技术上存在“亲缘”关系的企业股票回报率能够预测目标企业的股票回报率,证实了技术溢出效应影响着股票的价格,丰富了从资本市场视角对技术溢出效

表 9 错误定价的持续期检验

变量	(1) $EXRET_t$ $\times 100$	(2) $EXRET_t$ $\times 100$	(3) $EXRET_t$ $\times 100$	(4) $EXRET_t$ $\times 100$	(5) $EXRET_t$ $\times 100$	(6) $EXRET_t$ $\times 100$	(7) $EXRET_t$ $\times 100$
$TECH_mean_{t-1}$	0.246 *** (3.10)	—	—	—	0.252 *** (3.25)	0.241 ** (2.75)	0.251 *** (2.90)
$TECH_mean_{t-2}$	—	0.112 *** (3.42)	—	—	0.095 *** (4.22)	0.093 *** (3.33)	0.092 *** (3.07)
$TECH_mean_{t-3}$	—	—	0.035 * (1.65)	—	—	0.038 ** (2.65)	0.029 ** (2.18)
$TECH_mean_{t-4}$	—	—	—	-0.042 *** (-3.67)	—	—	-0.017 ** (-1.11)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是
Intercept	7.448 * (1.77)	7.369 * (1.78)	7.775 * (1.86)	7.888 * (1.88)	7.261 * (1.72)	7.204 * (1.70)	7.409 * (1.75)
N	356 236	356 236	356 236	356 236	356 236	356 236	356 236
Average R ²	0.037 2	0.036 1	0.035 9	0.037 1	0.037 0	0.036 8	0.036 8

应的研究;而本文构建的“市场异象”——科技关联因子来源于投资者的错误定价,并且该错误定价尚未被纠正,这为投资者的未来投资提供了方向,也丰富了学术界上对市场异象的研究,也为提高股票市场效率提供了方向。

基于论文研究结论,本文提出了以下 3 个方面的建议:①从投资角度看,在投资组合回归检验结果中,基于科技关联因子的投资策略可以实现月均 1.06%~1.68% 的超额回报,说明该因子具有选股能力,可以帮助投资者找到新的投资方向和获取超额回报,即当某一公司正在迅速发展时,投资者可以通过投资其技术关联的企业来获得超额收益。②从政府角度来看,政府应对创新型企业进行资源倾斜配置,通过财政补贴、减税降费等方式,引导企业增加研发投入,激励企业继续追求创新和研发,从而引领其他企业的发展,同时,政府也应搭建共享创新平台、创意文化、园区集聚等资源,为企业提供学习和共享创新的平台,这不仅有利于企业对创新资源的整合,而且有助于企业间构建创新溢出网络,进而创造更多的价值。③从企业研发角度来看,现今技术和产品的迭代速度越来越快,内部迭代更新往往跟不上市场的需求,企业的创新应从“内部化”走向“开放化”,多与外部的创新企业共同合作,借助外部的研究能

力和外部渠道,进行更高效的研发和创新,为企业创造更多的价值。

参考文献:

[1]阿罗拉,贝伦佐,帕塔科尼,等.不断变化的美国创新结构:关于经济增长的一些告诫[M]//吴敬琏.比较·2019 年第五辑.北京:中信出版集团,2019:1-272.

[2]刘钧霆,董丹丹,李凯杰.知识产权保护与偏向性技术进步[J].贵州财经大学学报,2023(5):31-40.

[3]JAFPE A B. Technological opportunity and spillovers of R&D: evidence from firms' patents, profits and market value[J]. American economic review, 1986(76): 985-1001.

[4]LEE C,SUN S T,WANG R,et al. Technological links and predictable returns[J]. Journal of financial economics,2019,132(3):76-96.

[5]ENGELBERG J, MCLEAN R D,PONTIFF J. Anomalies and news[J]. Journal of finance, 2008,73(5):1971-2001.

[6]CARHART M M. On persistence in mutual fund performance[J]. Social science electronic publishing,1997,52(1):57-82.

[7]MOSKOWITZ T J,GRINBLATT M. Do industries explain momentum? [J]. Journal of finance, 1999, 54(4): 1249-1290.

[8]陈克. 中国 A 股市场的行业动量策略研究[D]. 上海:复旦大学,2012.

[9]屈源育,沈涛,吴卫星. 壳溢价:错误定价还是管制风险? [J]. 金融研究,2018(3):155-171.

(本文责编:润 泽)