

# 企业员工流动对股票收益的影响 ——“学海拾珠”系列之七十一

报告日期: 2021-12-06

分析师: 严佳炜

执业证书号: S0010520070001

邮箱: yanjw@hazq.com

联系人: 吴正宇

执业证书号: S0010120080052

邮箱: wuzy@hazq.com

## 主要观点:

本篇是“学海拾珠”系列第七十一篇，本期推荐的海外文献研究了员工流动和股票回报之间的关系。普通员工正日益成为许多公司关键的生产要素，这些变化表明企业劳动力的动态变化对企业绩效具有重要影响。然而，我们关于员工的进入和退出对公司股价的影响知之甚少。如果投资者认为劳动力流动所传达的信息已被其他数据源充分涵盖，则他们在对证券进行估值时可能会忽略这些动态。回到A股市场，关于员工流动信息和股票收益之间关系的研究非常罕见，作为较为另类的数据，无论是作为因子还是事件加入选股模型中都能提供一定的增量。

## 相关报告

1. 《凸显效应对股票收益的影响——“学海拾珠”系列之六十三》
2. 《基金的“择时”选股能力——“学海拾珠”系列之六十四》
3. 《基于分析师目标价格及相对估值的策略——“学海拾珠”系列之六十五》
4. 《基金流动性不足会加剧资产价格的脆弱性吗？——“学海拾珠”系列之六十六》
5. 《财务受限，货币政策冲击和股票横截面收益之间的关系——“学海拾珠”系列之六十七》
6. 《基金组合如何配置权重：能力平价模型——“学海拾珠”系列之六十八》
7. 《持仓技术相似性与共同基金业绩——“学海拾珠”系列之六十九》
8. 《双重调整法下的基金业绩评价——“学海拾珠”系列之七十》

### ● 劳动力流动可以预测未来的股票回报

作者在事件时间和日历时间投资组合分析中都观察到了这一证据。在事件分析中，作者研究发现公司在决定开始发行股票后会获得长期累积异常回报。对于日历时间分析，作者使用了常用的因子模型，例如Fama-French三、四和五因子模型，并表明基于公司劳动力流动的月度交易策略会产生显著的异常股票收益。

### ● 做空（做多）净劳动力流出高（低）公司股票的交易策略会产生显著的正异常股票回报

关于投资组合异常回报的结果在各种测试条件下都是稳健的，作者在不同的因子模型中、不同时间窗口下以及等权重和市值加权的投资组合中均能观察到正alpha。

### ● 普通劳动力流动反映了可用于预测股票价格的宝贵信息

为了解释这些发现，作者提出了一个理论模型，将劳动经济学的求职理论与金融的投资者信息处理理论联系起来。作者的假设源于求职理论模型，即公司盈余方面的负面（正面）冲击会导致个别员工降低（增加）工资，并更有可能退出（进入）公司。

### ● 风险提示

本文结论基于历史数据与海外文献进行总结；不构成任何投资建议。

# 正文目录

1 引言 .....	4
2 概念框架 .....	5
2.1 劳动力流动和股票收益 .....	5
2.2 假设：员工和股票价格之间的信息分散 .....	5
2.3 其他理论预测 .....	6
3 数据 .....	6
3.1 数据集的构建 .....	6
3.2 样本描述性统计 .....	7
3.3 抽样的考虑因素 .....	9
3.3.1 样本选取 .....	9
3.3.2 测量误差 .....	10
4 实证研究结果 .....	10
4.1 劳动力流动和股票收益 .....	10
4.1.1 事件时间分析 .....	10
4.1.2 日历时间分析 .....	11
4.2 假设：劳动力流动反映了员工的分散信息 .....	13
4.2.1 劳动力流动和收入 .....	13
4.2.2 劳动力流动和分析师收益预期 .....	14
4.2.3 员工之间的异质性 .....	15
4.3 劳动力流动所反映的经济内容 .....	16
4.3.1 关于生产成本的信息 .....	17
4.3.2 其他机制 .....	17
4.4 其他解释 .....	18
4.4.1 贴现率还是现金流？ .....	18
4.4.2 股票回报会反转还是持续？ .....	18
5 结论 .....	20
风险提示： .....	20

## 图表目录

图表 1 个体员工的就业历史示例 .....	6
图表 2 样本员工和劳动力流动的描述性统计 .....	8
图表 3 样本公司的描述性统计 .....	9
图表 4 事件时间投资组合分析的结果 .....	11
图表 5 日历时间投资组合构建 .....	12
图表 6 日历时间投资组合分析的结果 .....	12
图表 7 劳动力流动和企业收益 .....	13
图表 8 预期外盈余的测量 .....	14
图表 9 劳动力流动和预期外盈余 .....	15
图表 10 员工日历时间结果的异质性 .....	16
图表 11 内幕交易以及劳动力流动 .....	18
图表 12 股票收益持久性测试的日历时间组合构建 .....	19
图表 13 在日历时间投资组合中股票收益的持久性 .....	19

## 1 引言

普通员工正日益成为许多公司的关键生产要素 (Zingales 2000)。这些变化表明企业的劳动力流动对企业绩效具有重要影响。然而，关于员工的进入和退出对公司股价的影响知之甚少。如果投资者认为普通劳动力流动所传达的信息已被其他更容易获得的数据源充分涵盖，则他们在对证券进行估值时可能会忽略这些变化。

迄今为止，关于劳动力流动对资产价格影响的研究非常有限。解决这个问题的主要困难源于在企业层面观察就业动态的实证性挑战。通常用于分析美国员工和公司的标准数据集，例如关于雇主—雇员管理数据，缺乏关于雇员进出的准确时间的信息，**这些数据也缺乏关于公司员工职业构成的详细信息**。这些限制使得很难评估特定类型员工的就业动态对资产价格有何影响。

作者通过从一个大型在线专业网络收集数据来克服这一挑战，该数据包含美国公司各个普通员工的简历。作者从员工简历中确定工作开始和结束日期，以构建上市公司员工流入和流出的样本。使用这个样本，作者估计常用的因子模型来评估员工流动是否包含可用于预测股票回报的信息。作者提出了一个求职模型，它可以解释作者记录的事实——具体来说，作者认为员工进出反映了员工观察到的有关公司运营的信息——并提供了额外的实证结果来支持作者的假设，还提供证据证明替代理论渠道不能完全解释作者记录的发现。

作者的第一组发现是**劳动力流动可以预测未来的股票回报**；作者在事件时间和日历时间投资组合分析中都观察到了这一证据。**在事件时间分析中**，作者研究了公司在决定开始发行公共股票后实现的长期累积异常回报。发行后，作者观察到**五年内员工净流出量较低的公司实现的异常收益明显高于同期员工净流出量较高的公司**。结果在各种测试下都是稳健的：作者观察到的异常回报在经历不同程度的劳动力净流出的公司之间是单调的，在不同的市场回报基准中显著，即使在较短的时间范围内（例如三年期间）也相当可观。**对于日历时间分析**，作者估计了常用的因子模型，例如 Fama-French 三、四和五因子模型，并表明基于公司劳动力流动的月度交易策略会产生显著的**异常股票收益**。具体而言，作者衡量了三个月内退出或加入公司的员员工数。然后，根据这些时间窗口上净劳动力流出的相对规模将公司分为五组。作者构建了劳动力净流出最高和最低的公司的投资组合，并衡量每个投资组合在下个月产生的回报。

**做空（做多）净劳动力流出高（低）公司股票的交易策略会产生显著的正异常股票回报**。结果在各种测试中都是稳健的。作者在不同的因子模型、测量劳动力流动的不同时间窗口以及等权重和市值加权的投资组合中均能观察到正 alpha。

结果表明，普通劳动力流动反映了可用于预测股票价格的宝贵信息。为了解释这些发现，作者提出了一个模型，将劳动经济学的求职理论与金融的投资者信息处理理论联系起来。作者的假设从求职理论开始，即员工-公司匹配盈余的负面（正面）冲击会导致个别员工降低（增加）他们的工资，并更有可能退出（进入）公司（Mortensen (1986), Cahuc 等 (2014))。

为了支持作者的假设，作者提供了一些额外的实证结果。首先，**作者表明劳动力净流出预测较低的收入**——这是对员工和公司产生的盈余的直接衡量。其次，**作者表明投资者似乎不会从劳动力流动中推断出有关收益的信息**，因为股票分析师一直高估了经历大量劳动力净流出的公司的收益。第三，**作者表明与股票价格相关的信息分散在公司内部的员工中**，因为作者的主要发现是由特定类型员工的流动驱动的。

为了评估投资者是否从员工流动中提取有关收益的信息，作者研究了股票分析

师的行为——这是消息灵通的投资者的代表。作者测试分析师是否正确预测了员工进入和退出率不同的公司的收益。与作者的假设一致，经历高劳动力净流出的公司产生的收益远低于分析师的预期。结果否定了投资者使用反映在劳动力流动中的信息来形成与未来的收益实现相匹配的收益预期的观点。

本文的独特贡献是证明了公司的普通劳动力流动反映了可用于解释股票回报的宝贵信息。现有文献不能解释公司员工的进入和退出动态是否对股价有影响。这些发现很重要，因为它们说明了忽略普通员工流动的股票估值的成本。鉴于许多公司越来越依赖人力资本作为生产要素，这个问题的影响范围可能很大。

本文的其余部分如下。第2节概述了作者分析的概念框架。第3节详细介绍了作者数据的构造和采样特性。第4节介绍了实证结果和作者对结果的讨论。第5节是结论。

## 2 概念框架

作者的分析由三个主要部分组成。首先，作者使用事件时间和日历时间投资组合分析记录了劳动力流动和股票收益之间的联系。其次，作者提出了一个可以解释这些发现的新假设。第三，作者提出了额外的实证结果来支持作者的假设并排除对证据的其他解释。在本节中，作者将描述这三个部分的概念框架。

### 2.1 劳动力流动和股票收益

为了确定劳动力流动是否可用于预测股票回报，作者进行了事件时间和日历时间投资组合分析。作者从大型在线专业网络收集有关个人就业历史的独特数据。这些数据使作者能够确定样本中个体员工在广泛的上市公司中担任的职务的开始和结束日期。根据这些数据，作者计算了作者样本中每个公司在不同时间范围内实现的劳动力流出和流入的总数，从而计算出净流出。作者在第3节中更详细地描述了这些数据和相关的劳动力流动措施。

### 2.2 假设：员工和股票价格之间的信息分散

作者提出了一个新模型来解释劳动力流动与股票价格之间的联系：劳动力流动反映了分散在员工中的信息，而投资者并未将这些信息纳入价格。作者的模型将劳动经济学中的求职理论与金融中的投资者信息处理理论联系起来。

在典型的在职搜索理论中，员工对他们期望从当前雇主那里赚取的工资流形成期望。员工以反映外生指定分配的频率获得外部工资，他们也可能在失业期间获得收入（Mortensen (1986), Cahuc 等 (2014)）。在均衡情况下，员工遵守以下规则：接受任何超出其保留工资的外部工资报价，其中保留工资是一个内生确定的阈值，反映了诸如她对雇主的预期收入、外部报价的特征等参数分布和其他模型输入。在职搜索模型的特点之一是，员工的保留工资随着她期望从当前雇主那里获得的收入的外生减少而下降。

在本文的背景下，如果关于员工—公司匹配盈余的负面信号成为现实，那么员工从其当前雇主的收入中获得的预期未来收入流就会减少。反过来，这种减少会降低员工的保留工资，并导致员工接受外部工资并退出公司的可能性更高。相反，如果外部个人观察到有关员工匹配盈余的积极信号，他们将更有可能加入公司，在其他条件不变的情况下。通过汇总在给定时间段内收到任一类型信号的所有个人，作者可以衡量公司的净劳动力流动。

因此有理由预计，劳动力流动中包含的信息不会被投资者完全纳入价格。由于

员工进入和退出的许多原因与未来的公司收益几乎没有关系，因此投资者推断劳动力流动收益信息的能力变得复杂。例如，许多员工因个人情况变化而自愿离开公司，而许多其他员工则离开公司接受外部报价。从普通员工动态中提取与收入相关的信息可能是一项耗时且成本高昂的任务：它需要实时观察大量低级别员工离职，确定离职原因，并预测离职原因以及这些事件对未来收益的影响。

作者假设的劳动力流动与投资者行为之间的联系意味着资产价格不会立即反映员工劳动力流动中包含的所有公开信息。在作者的模型中，高净劳动力流出反映了未来收益的净负面信号。由于投资者不会因为高净劳动力外流而降低其盈利预期，因此高净劳动力外流公司的股价相对于其基本价值而言会过高。因此，作者的假设预测，经历高净劳动力外流的公司应该表现出负的异常股票回报。

### 2.3 其他理论预测

作者认为，说明劳动力流动和股票回报之间联系的主要实证研究结果可以部分由作者的假设解释。为了进一步支持作者的假设，作者评估了作者模型的其他理论预测。这些预测与劳动力流动中包含的收益相关信息、投资者相对于收益实现的收益预期以及劳动力流动中最能预测异常股票回报的员工类型有关。

## 3 数据

为了构建数据集，作者从美国最大的在线商业网络平台之一采样数据。作者选择的采样步骤满足三个相互竞争的约束条件：计算可行性、经济相关性和最小化测量误差。在本节中，作者将描述作者的数据集构建，展示样本描述性统计数据，并根据主要研究问题讨论作者抽样选择的优势和局限性。

### 3.1 数据集的构建

图表 1 个体员工的就业历史示例

Company Name	Job Title	Start Date	End Date
Electric Transport	Junior Analyst	1993.10	1995.08
Electric Transport	Internal Engineering Consultant	1995.09	1996.11
Theta Automotive	Plant Manager	1997.01	1998.05
Electric Transport	Manufacturing Superintendent	1998.06	2002.01
Electric Transport	Vehicle Line Director - Trucks	2003.02	2008.10
Electric Transport	Vehicle Line Director - Small Trucks	2003.02	2005.01
Electric Transport	Manufacturing Director - Engines	2008.11	2009.09
LTT Technologies	Chief Technology Officer	2009.10	2012.02
LTT Technologies	Chief Executive Officer	2012.03	Present



Company Name	Job Title Start	Job Title End	Start Date	End Date
Electric Transport	Junior Analyst	Internal Engineering Consultant	1993.10	1996.11
Theta Automotive	Plant Manager	Plant Manager	1997.01	1998.05
General Motors	Manufacturing Superintendent	Manufacturing Director - Engines	1998.06	2009.09
LTT Technologies	Chief Technology Officer	N.A.	2009.10	Present

资料来源：华安证券研究所整理

作者首先收集在网络平台注册的个体员工的数据。该网站被超过 1 亿用户用于求职和专业网络。用户将自我报告的信息从他们的简历上传到网站。图表 1 显示了典型 CV 的假设示例。该信息包含有关他们的教育背景和就业历史的数据。教育背景包括就读学校和获得学位的信息。典型的就业拼写包括职位名称、雇主的全名、

开始和结束日期，以及在许多情况下的详细工作描述和地点。由于许多雇主使用该网站进行招聘，无论是通过发布招聘广告还是直接猎头，该网站都暗中鼓励个人保持其个人资料更新到了最新状态。

为了达到计算可行性，作者从网站收集了个人用户数据的适当子样本。作者针对不同职业群体的员工使用三种抽样步骤：高技能技术员工、担任管理职位的个人和低技能职业员工。首先，作者确定了**1998年至2012年间从美国排名前20位的科学与工程学院毕业的所有个人**。此过程隐含地针对了那些继续成为与研发和其他复杂生产方法相关的职业的技术员工的人，以及许多在美国公司担任其他职位的员工。对于此样本中的每个人，作者收集了截至2016年发布在网站上的完整教育和工作经历。

其次，作者收集了**1998年至2012年间从美国排名前20的商学院毕业的所有个人的就业历史**。该步骤帮助作者识别出大量可能在美国担任中高层管理职位的员工公司。第三，作者从在前两个抽样程序步骤中观察到人事记录的公司随机抽样了所有其他可用职业的员工的就业数据，例如行政人员和财务人员。

这些抽样步骤产生了一个由1995年至2016年间在美国公司中受雇的个体员工的不平衡面板数据。作者使用个体工作的开始和结束日期来汇总公司中的个体。这个过程使作者能够估计每个月进入（流入）和离开（流出）给定公司的员工数量，以及估计每个月已经在一家公司工作的样本员工的存量。作者使用这些数据来构建给定期内劳动力净流出的企业层面衡量标准，定义为该时期流入和流出之间的差值除以该时期开始时样本员工的总存量。

在作者的公司月劳动力流动面板数据集中，作者确定了可以从CRSP和Compustat观察股价和财务报表数据的上市公司。为了便于比较处于相似增长阶段的公司，作者将重点放在样本期间开始发行公开交易股票的公司。这种选择使作者能够从作者能够观察样本中所有公司的股票价格数据的第一个日期开始，研究劳动力流动与公司估值之间的关系。

作者从机构经纪商估计系统(I/B/E/S)未经调整的美国详细历史文件中收集有关分析师盈利预测的数据。该数据库跟踪每位分析师做出的所有历史每股收益(EPS)预测，并跟踪所有历史(即未经拆分调整)的实际每股收益。对于特定月份的特定公司，分析师会在该公司发布下一个季度盈余公告之前报告他们对该公司的预期每股收益。分析师的平均预测与相应的已实现每股收益相匹配；预期外盈余的计算方法是实际公布的盈余减去平均预测收益。然后作者通过分析师预测的标准偏差来标准化这个变量。

最后，作者从Thomson Reuter的内幕档案数据库中收集内幕交易数据。该数据库包含已报告给美国证券交易委员会(SEC)的董事和高管的公司持股变动信息。作者收集样本中所有公司的内部人士公开市场销售和公开市场购买的数据。作者排除了所有以低置信度报告的观察结果(使用Thomson Reuter的“A”或“S”清理指标)。作者还排除了交易价格高于交易日收盘价的三倍或低于交易日收盘价33%的交易，因为这些观察结果可能会受到数据错误的影响。

### 3.2 样本描述性统计

作者的最终样本包括255,547份工作记录，由3,612家公司的139,637名员工持有。这些数据代表了美国劳动力的一个大型非随机子集。图表2显示了描述作者样本中员工的汇总统计数据。面板A描述了个体员工的特征。在作者的样本中代表的顶级职业中，工程师、科学家和中层管理人员占员工的比例最大，其次是顾问、财务人员和办公室管理员。观察到的职业分布在意料之中，部分原因是在线平台在

作者的样本中主要以技术和管理级别职位的技术员工为特色。因此，相对于美国整体劳动力，作者对执行人力资本密集型任务的个人进行了过度抽样。

**图表 2 样本员工和劳动力流动的描述性统计**

Panel A: Individual characteristics							
Occupation		Engineers	Scientists	Middle Managers	Admin.	Finance	Consultants
	Obs.	35,861	11,077	28,539	11,448	3,898	13,007
	Frac.	37.50%	11.58%	21.28%	11.96%	4.07%	13.60%
Experience (years)	Mean	S.D.	1st pctl	25th pctl	50th pctl	75th pctl	99th pctl
	7.64	7.55	0	1	5.92	12	30.42
Education		PhD	JD	MBA	Master	Bachelor	HS
	Obs.	8,226	2,267	29,535	32,165	92,884	8,359
	Frac.	4.75%	1.31%	16.94%	18.57%	53.61%	4.82%

Panel B: Firm-level labor flows							
	Mean	S.D.	25th pctl	50th pctl	75th pctl	Min	Max
3-month outflow	1.02	5.94	0	0	1	0	403
3-month inflow	1.57	9.17	0	0	1	0	627
3-month net outflow	-0.020	0.26	-0.018	0	0.009	-4	1

资料来源：华安证券研究所整理

作者样本中的平均劳动力市场经验 7.64 年被定义为个人工作的平均累积年数，从简历上最早工作的开始日期和最近工作的结束日期开始计算。与一般劳动力相比，作者的样本偏向于年轻员工，主要是因为作者的抽样程序从 1998 年至 2012 年上学的个人的毕业记录开始。此外，年轻员工比年长员工更可能使用在线他们的劳动力市场活动的网络平台。

在教育程度方面，样本中超过一半（53.61%）的人拥有学士学位。这个百分比明显高于美国劳动力中获得学士学位的个人比例（大约 27%，根据当前人口调查估计），反映了在网络注册的人口中受过高等教育的员工的过度抽样平台。在作者的样本中，也包括拥有第二高教育水平的大量员工：硕士学位和 MBA 分别占样本的 18.57% 和 16.94%。最后，博士和只有高中学历的人在样本中所占的比例相对较小，分别为 4.54% 和 4.82%。

面板 B 提供的统计数据描述了作者对样本中公司层面劳动力流动的测量。所有公司在 3 个月期间的平均劳动力流入人数为 1.57 名新员工，而 3 个月期间的平均劳动力流出人数为 1.02 名离职员工。样本中 627 次流入和 403 次流出的最大数量对应于 2016 年 7 月至 9 月的 Alphabet Inc.（谷歌的母公司）。以上述百分比术语定义，净流出的最大值为 +100%（没有最低限度）。这些数字说明了样本公司在 3 个月的窗口中观察到的劳动力流动的广泛异质性。

图表 3 描述了样本中公司的特征，样本中典型公司的平均市值略高于 10 亿美元，接近所有纽约证券交易所公司的 25 百分位。正如预期的那样，鉴于作者的数据收集步骤，作者对规模分布左尾的公司进行了过度抽样。因为作者选择从作者观察样本公司股票价格数据的第一个日期开始检查劳动力流动和股票估值之间的关系，所以作者的样本本质上由比一般上市公司相对较小的公司组成。

图表 3 样本公司的描述性统计

	Mean	S.D.	1st pctl.	25th pctl.	50th pctl.	75th pctl.	99th pctl.
Total Assets (in millions)	1,861.74	13,884.81	4.91	65.87	180.55	607.31	26,446.42
Market Value of Equity (in millions)	1,065.25	5,153.01	5.33	82.16	257.82	722.11	14,551.74
B/M of Equity	1.42	18.62	-0.31	0.20	0.40	0.79	11.92
Return on Assets	-0.04	0.30	-0.55	-0.05	0	0.02	0.09
Total Employees	3,410.97	16,958.51	0	160	479	1,775	46,200
Leverage	0.45	1.53	0.03	0.20	0.38	0.63	1.33
Top 10 Industries		2-digit SIC		#Firms		Frac.	
Business Services		73		851		23.56%	
Electronic & Electrical Equipment		36		286		7.92%	
Chemicals & Allied Products		28		231		6.40%	
Measuring & Analyzing Instruments		38		183		5.07%	
Communications		48		179		4.96%	
Engineering & Related Services		87		134		3.71%	
Industrial & Commercial Machinery		35		117		3.24%	
Holding & Other Investment		67		110		3.05%	
Oil & Gas Extraction		13		81		2.24%	
Miscellaneous Retail		59		75		2.08%	

资料来源：华安证券研究所整理

样本企业覆盖的前 10 个行业的分布情况如图表 3 底部所示。数据表明，样本中有 23.56% 的企业是商业服务企业，其次是电子电气设备，然后是化工和联产产品。这些数据与美国服务业公司在整个市场内的分布占比一致，反映了在线网络平台上代表的雇主类型。

### 3.3 抽样的考虑因素

作者使用数据来评估员工的进入和退出是否反映了可用于预测股票价格的信息。在本节中，作者将在中心研究问题的背景下讨论作者数据的优势和局限性。

#### 3.3.1 样本选取

作者数据的优势之一是能观察到大量美国员工的详细就业历史和教育概况。数据的粒度使作者能够精确衡量不同类型员工的退出和进入时间。相比之下，行政匹配的雇主—雇员数据等常用数据集往往缺乏有关劳动力流动时间和雇员职业构成的详细信息。

然而，作者分析的一个限制是作者的数据集是劳动力的非代表性样本。尽管作者观察到许多高技能和低技能员工，但在线网络平台的用户通常是人力资本密集型职业的员工（如表 2 所示）。作者无法观察不使用该平台的员工的工作职责和教育水平，例如体力劳动者或生产线员工。此外，作者关注在样本期间开始发行具有可观察定价数据的股票的上市公司。做出这一选择的部分原因是能够比较处于相似增长阶段的公司，部分原因是作者的数据收集工作的计算可行性受到限制。

这些样本选择问题的含义是，作者的结果不能解释为投资者没有将员工劳动力流动的任何信息纳入股票价格的证据。相反，作者的发现专门针对特定类型员工的劳动力流动中包含的信息。作者的结果只反映了过去 20 年成立的上市公司的表现，而不是整个上市公司的表现。

然而，尽管有这些限制，作者认为这些数据在经济上是相关的，原因有两个：首先，作者样本中的员工代表了劳动力的一个庞大而重要的子集，因为这些员工为

公司创造了大量盈余（正如他们的高工资所证明的那样）；其次，作者样本中的公司包括很大一部分美国上市公司，并且在公司成长的重要阶段被抽样。因此，这些数据代表了一个重要的背景，在这种背景下，与劳动力流动相关的企业错误估值对于公司、员工和投资者来说可能代价尤其高昂。

### 3.3.2 测量误差

作者得到数据集的另一个限制是，由于使用在线网络平台的所有个人收集数据的计算可行性受到限制，作者无法观察样本公司雇用的所有员工的进入和退出。因为作者为总人口样本收集数据，所以数据会受到测量误差的影响。

这种测量误差阻碍了作者精确量化员工进入和退出对股票回报的预测能力的能力，因为作者的回归估计依赖于公司劳动力流动样本估计的时间序列和横截面变化。此外，这种测量误差可能会使作者对劳动力流动与异常股票回报之间联系的估计偏向于 0。因此，作者的实证分析仅允许作者检验劳动力流动是否包含与预测股票回报具有统计相关性的信息；作者无法准确衡量这些信息对股票价格的重要性。

## 4 实证研究结果

### 4.1 劳动力流动和股票收益

作者首先建立实证发现，即劳动力净流出可以预测异常股票收益。作者在事件时间和日历时间投资组合分析中都观察到了这一证据。

#### 4.1.1 事件时间分析

作者的事件时间分析说明了从作者能够观察到公司股票价格的第一个日期开始的劳动力流动和股票回报之间的关系。作者在三年和五年的时间范围内构建了两个事件时间度量——累积异常收益 (CAR) 和买入并持有异常收益 (BHAR)。具体来说，公司  $i$  在事件月份  $s$  的异常收益 (AR) 定义为：

$$AR_{i,s} = r_{i,s} - r_{b,s}$$

其中  $r_{i,s}$  是公司  $i$  在事件月份  $s$ （即首次发行公共股票后的几个月）的月回报，而  $r_{b,s}$  是同一时期基准投资组合的回报。作者使用四种不同的回报基准：Fama-French 5×5 size-B/M 投资组合、CRSP NYSE-Amex 指数、CRSP Nasdaq 指数和标准普尔 500 指数。

累积异常收益 (CAR) 是从事件月份 1 到事件月份 36 或 60 的异常收益之和：

$$CAR = \sum_{s=1}^{s=36 \text{ or } 60} AR_{i,s}$$

买入并持有的回报(BHAR)计算如下：

$$BH_i = \prod_{s=1}^{s=36 \text{ or } 60} (1 + r_{i,s}) - 1$$

买入并持有的回报表示以第一个收盘价购买股票并持有三到五年的总回报。异常买入持有收益是买入持有收益相对于同期的基准收益：

$$BHAR_i = BH_i - BH_b$$

作者计算了样本中每家公司 3 年和 5 年窗口期的净劳动力流出。然后，作者根据这些时间范围内的净劳动力流出将公司分为四分位数，并计算每个四分位数内的平均 CAR 和 BHAR。作者的 CAR 和 BHAR 测量的 t 统计量是使用 Lyon、Barber

和 Tsai (1999) 提出的自举偏度调整方法计算的，因为作者的 CAR 和 BHAR 估计值是正偏斜的，如 Barber 和 Lyon (1997)。

图表 4 显示了 5 年时间范围的结果。3 年时间范围的估计在数量和质量上相似。完整样本的异常回报反映了先前在金融文献中记录的发现，如图表 4 的第一列所示。有趣的是，作者发现在五年内经历高净员工外流的公司产生的回报明显低于在同一时间段内员工净流出率较低的公司。结果在劳动力外流程度不同的四分位数之间是单调的，并且估计在不同的市场回报基准上是稳健的。

**图表 4 事件时间投资组合分析的结果**

This table presents abnormal returns from the event-time portfolio analysis. Sample firms are sorted into quartiles based on the relative sizes of net labor outflows realized over 5-years following their first public equity issuance: Quartile 1 (4) consists of firms with the lowest (highest) net labor outflows. The Cumulative abnormal return is computed as the sum of the monthly abnormal returns earned by sample firms relative to the benchmark:  $CAR_i = \sum_{t=1}^{t=60} (r_{i,t} - r_{b,t})$ . The Buy-and-hold abnormal return (BHAR) is computed as the 5-year monthly compounded return net of benchmark return:  $BHAR_i = \prod_{t=1}^{t=60} (1 + r_{i,t}) - \prod_{t=1}^{t=60} (1 + r_{b,t})$ . Four return benchmarks are used: the Fama-French 5×5 size-B/M portfolios, the CRSP NYSE-Amex index, the CRSP Nasdaq index, and the S&P 500 index. T-statistics are in parenthesis, and are computed using the bootstrapped skewness-adjusted method proposed by Lyon, Barber and Tsai (1999).

Panel A: 5-year Cumulative Abnormal Returns (CAR)					
Benchmark	Full Sample	Quartile 1	Quartile 2	Quartile 3	Quartile 4
FF 5*5 Size-B/M Portfolios	-21.36% (-7.69)	39.21% (6.90)	-6.63% (-1.40)	-41.43% (-7.77)	-63.05% (-11.16)
NYSE Index	-7.28% (-2.40)	53.21% (8.93)	8.19% (1.69)	-19.53% (-3.25)	-58.16% (-9.04)
Nasdaq Index	-49.20% (-16.56)	2.96% (0.51)	-27.77% (-5.78)	-59.72% (-10.07)	-101.20% (-16.18)
S&P 500 Index	-1.99% (-0.66)	65.73% (11.07)	16.70% (3.45)	-12.68% (-2.13)	-48.10% (-7.57)

Panel B: 5-year Buy-and-hold abnormal returns (BHAR)					
Benchmark	Full Sample	Quartile 1	Quartile 2	Quartile 3	Quartile 4
FF 5*5 Size-B/M Portfolios	-73.79% (-11.87)	20.30% (1.04)	-54.82% (-5.45)	-112.96% (-12.63)	-126.00% (-11.24)
NYSE Index	-40.90% (-8.46)	15.04% (1.02)	-32.67% (-3.75)	-62.63% (-7.76)	-70.57% (-9.71)
Nasdaq Index	-130.41% (-25.32)	-99.81% (-6.59)	-108.09% (-11.38)	-151.99% (-17.52)	-153.93% (-18.32)
S&P 500 Index	-25.15% (-5.33)	36.44% (2.50)	-17.19% (-2.04)	-50.77% (-6.46)	-54.88% (-7.82)

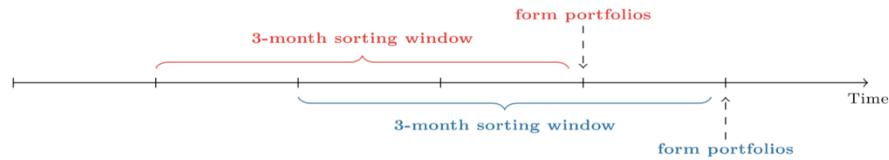
资料来源：华安证券研究所整理

**证据表明，劳动力流动对长期异常股票表现具有显著的解释力。**通过根据员工进入和退出的净率将公司分层，作者可以部分解释公司在首次开始发行公开交易股票后股票表现的异质性。因此，结果支持劳动力流动反映了可用于解释股票收益的有价值信息的观点。

#### 4.1.2 日历时间分析

作者评估了一种月度交易策略，该策略做空劳动力净流出量高的公司，做多劳动力净流出量低的公司。更具体地说，对于样本中的每个月，作者根据前三个月实现的净劳动力流出将公司分为五组。这个过程如图表 5 所示。交易策略包括每个月在前五分之一（即最高的净劳动力流出）的公司中做空，并在底部五分之一的公司（即最低的净劳动力流出）中做多。

**图表 5 日历时间投资组合构建**



资料来源：华安证券研究所整理

作者使用等权重和市值加权规范计算每月投资组合回报。多空投资组合的回报是根据通常用于估计公司股权资本成本的因子模型来衡量的。作者估计的第一个模型是 Fama-French 三因子模型 (Fama and French (1993))。作者还估计了一个四因子模型，该模型建立在 Fama 和 French 的三因子模型之上，并添加了一个动量因子 (Carhart (1997))。最后，作者估计了一个五因子模型，该模型通过添加公司盈利能力和平稳性作为两个附加因子来扩展原始 Fama-French 三因子模型 (Fama and French (2015, 2016))。

**图表 6 日历时间投资组合分析的结果**

This table presents results (coefficient estimates) from the calendar-time portfolio analysis. Each month, firms are sorted into quintiles (or terciles) based on the net labor outflows realized over the previous three (or six) months. The long (short) portfolio consists of firms with the lowest (highest) realized net labor outflows. The long-short portfolios are rebalanced monthly and returns are computed using both equal- and value-weighted specifications. Abnormal returns are assessed using the four-factor model (Carhart 1997), where  $r_{p,t} = \alpha + \beta * MP_t + s * SMB_t + h * HML_t + m * MOM_t + \epsilon_t$ , and  $MP$  is the market premium calculated as the value weighted market returns on all NYSE-Amex-Nasdaq stocks minus the one-month T-bill rate,  $SMB$  (small minus big) is the average return on small firms minus the average return on big firms,  $HML$  (high minus low) is the average return on value (high book-to-market) firms minus the average return on growth (low book-to-market) firms, and  $MOM$  (momentum) is the average return on the firms with high prior returns minus the average returns on firms with low prior returns.

	Equal-Weighted				Value-Weighted			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
$\alpha$	0.011*** (0.003)	0.011*** (0.003)	0.009*** (0.003)	0.008*** (0.003)	0.008** (0.004)	0.010** (0.004)	0.007** (0.003)	0.008** (0.003)
$MP$	0.052 (0.056)	0.070 (0.060)	0.044 (0.052)	0.065 (0.058)	0.231** (0.103)	0.164 (0.104)	0.208*** (0.078)	0.280*** (0.074)
$SMB$	-0.226** (0.106)	-0.196* (0.117)	-0.172* (0.095)	-0.189* (0.108)	-0.160 (0.143)	-0.086 (0.171)	-0.263** (0.130)	-0.190 (0.116)
$HML$	0.032 (0.085)	-0.031 (0.095)	0.041 (0.074)	-0.050 (0.086)	-0.337** (0.154)	-0.561*** (0.151)	-0.189 (0.132)	-0.439*** (0.142)
$MOM$	0.479*** (0.101)	0.509*** (0.110)	0.460*** (0.096)	0.488*** (0.109)	0.325*** (0.096)	0.311*** (0.100)	0.426*** (0.092)	0.437*** (0.115)
$R^2$	0.234	0.242	0.266	0.233	0.135	0.160	0.216	0.237
Sorting Window	3 months	3 months	6 months	6 months	3 months	3 months	6 months	6 months
Portfolio Cutoff	tercile	quintile	tercile	quintile	tercile	quintile	tercile	quintile

资料来源：华安证券研究所整理

在图表 6 中，作者报告了使用四因素模型的实证结果（结果在数量和质量上与三因素和五因素模型相似）。截距（即“alphas”）用作异常股票回报的度量。

$$R_{p,t} = \alpha + \beta \cdot MP_t + s \cdot SMB_t + h \cdot HML_t + m \cdot MOM_t + \epsilon_t$$

其中  $t$  表示日历月， $R_{p,t}$  是做空（多）公司经历高（低）劳动力净流出的自筹资金投资组合的月回报， $MP_t$  是市场回报溢价，计算为市值加权所有 NYSE-Amex-

Nasdaq 股票的市场回报减去一个月的国债利率，SMB (Small Minus Big) 是小公司的平均回报减去大公司的平均回报，HML (High Minus Low) 是平均值市值回报率 (高账面市值比) 公司减去增长 (低账面市值比) 公司的平均回报率，而 MOM 指的是动量因子，即高历史回报率公司的平均回报率减去平均值低先前收益的公司的收益。

图表 6 说明了每月交易策略产生了显著的正 alpha，范围从每月 0.7% 到 1.1%。效果在各种测试中都很稳健。作者观察了不同因子模型、用于衡量劳动力流动的窗口 (例如六个月窗口) 的不同时间长度以及等权重和市值加权的投资组合的异常股票回报。结果表明，普通员工流动可用于在日历时间投资组合分析中预测股票收益。即使在控制了常用因素之后，作者对劳动力流动因子的选取也对股票收益具有解释力。研究结果支持劳动力流动包含可以解释未来股票表现的有价值信息的观点。

## 4.2 假设：劳动力流动反映了员工的分散信息

为了解释观察到的劳动力流动和股票回报之间的联系，作者提出了一个求职模型，其中员工的进入和退出反映了投资者没有立即纳入价格的公司基本信息。正如第 2 节所讨论的，作者的模型对劳动力流动与各种感兴趣的经济数量之间的关系进行了一些预测。作者对这些预测进行了实证检验，并在本节中展示结果。

### 4.2.1 劳动力流动和收入

作者模型的第一个预测是劳动力流动可以提供有关公司收益的信息。如果对公司一员工盈余的冲击影响员工的保留工资，从而影响他们进入和退出公司，那么净劳动力流出应该与公司一员工盈余的减少相关。作者通过研究公司季度营业收益及其组成部分 (例如 SG&A、研发费用和收入) 并评估净劳动力外流是否可以预测季度收益的减少来实证检验这一预测。

图表 7 劳动力流动和企业收益

	SG&A Expense			Sales		
Net Labor Outflow	0.011*** (0.002)	0.011*** (0.002)	0.004*** (0.002)	-0.006 (0.004)	-0.002 (0.004)	0.001 (0.002)
R <sup>2</sup>	0.002	0.023	0.710	0.000	0.026	0.546
	Operating Expense			Net Income		
Net Labor Outflow	0.007* (0.004)	0.011*** (0.004)	0.003 (0.004)	-0.027*** (0.004)	-0.024*** (0.004)	-0.015*** (0.003)
R <sup>2</sup>	0.000	0.037	0.769	0.003	0.036	0.283
	R&D Expense			EPS		
Net Labor Outflow	0.005* (0.003)	0.005* (0.003)	0.004** (0.002)	-0.087*** (0.016)	-0.072*** (0.016)	-0.055*** (0.016)
R <sup>2</sup>	0.000	0.015	0.304	0.001	0.024	0.220
Time FE	No	Yes	Yes	No	Yes	Yes
Firm FE	No	No	Yes	No	No	Yes

资料来源：华安证券研究所整理

图表 7 报告了以下回归规范中的净劳动力流出系数：

$$y_{i,t+1} = a + b \cdot NetLaborOutflow_{i,t} + FE_s + \epsilon_{i,t+1}$$

其中 t 表示财政季度。因变量  $y_{i,t+1}$  被衡量为下一季度的 SG&A (销售、一般和管理费用)、运营费用、研发 (研发) 费用、销售额、净收入和 EPS (每股收益)。除每股收益外的所有因变量均按公司资产进行标准化。关键自变量  $NetLaborOutflow_{i,t}$  是本季度的净劳动力流出 (按本季度初员工总数归一化)。作

者还考虑了公司和年度季度的固定效应。

图表 7 说明了更高的劳动力净流出预示着更高的未来运营费用。即使在考虑了公司和时间固定效应之后，其相关性在经济上仍然很大并且具有统计意义。更高的劳动力净流出与更高的后续 SG&A 和研发成本密切相关。相比之下，劳动力净流出与销售额之间没有统计上的显著联系。所有这些影响的总和在劳动力流出和净收入之间的相关性估计中得到体现。平均而言，经历高净劳动力外流的公司在下一季度的净收入和每股收益会随后下降。

这些发现支持了作者模型的预测。企业收益是企业—员工盈余的直接衡量标准，作者观察到净劳动力流动的增加传达了企业未来收益减少的信息。有趣的是，这些减少体现在公司的运营费用上，而不是公司的收入上。

这些结果非常符合作者模型的背景，因为它们说明反映在净劳动力流出中的信息对应于公司生产过程的特定方面，这些方面可能与作者在样本中观察到的员工类型相关。特别是，科学家和工程师经常执行与研发相关的任务，他们的工资通常计入 SG&A。结果表明，与生产过程特定阶段相关的员工的劳动力流动所传达的信息直接对应于企业为这些活动承担的成本。

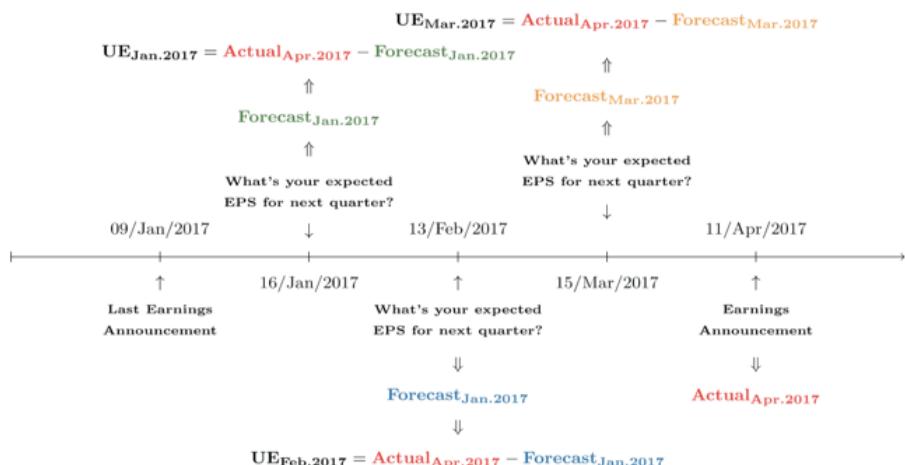
#### 4.2.2 劳动力流动和分析师收益预期

作者模型的第二个预测是投资者不会立即将劳动力流动的信息纳入股票价格。为了检验作者的预测，作者分析了股票分析师对公司盈利的预测。股票分析师是消息灵通的投资者的有力代表，因为他们被激励将许多信息来源纳入对公司业绩的预期。作者的假设预测劳动力外流可以预测分析师的预期外盈余。此外，作者的模型还做出了更明确的方向预测：更高的劳动力净流出应该反映出分析师对公司盈利的高估。

作者将股票分析师的季度收益预测与样本中公司公布的已实现季度收益进行比较，并测试净劳动力外流是否可以预测负的预期外盈余。在给定的月份  $t$ ，对于给定的公司  $i$ ，分析师在其下一个季度收益公告中报告他们对该公司的预期每股收益。作者计算报告预测的平均值  $\mu_{i,t}$  和标准偏差  $\sigma_{i,t}$ 。标准化预期外盈余 (SUE) 定义为：

$$SUE_{i,t} = \frac{\text{actual}_{i,t}^{\text{ex-post}} - \mu_{i,t}}{\sigma_{i,t}}$$

图表 8 预期外盈余的测量



资料来源：华安证券研究所整理

换句话说，SUE 是公司实现的实际每股收益减去作者样本中所有股票分析师的

平均预测每股收益之间的差值，由预测的标准差标准化。投资组合的预期外盈余是投资组合中各个公司的 SUE 的平均值。此过程如图表 8 所示，作者测试了日历时分析中最高和最低的净劳动力流出投资组合的平均预期外盈余是否与零显著不同，还测试了两个投资组合的平均预期外盈余是否彼此显著不同。

这些分析的结果列于图表 9 中。图表 9 的第一行说明高净劳动力流出投资组合的平均预期外盈余是负的并且具有统计显著性。调查结果表明，股票分析师一贯预测的收益高于那些经历高劳动力净外流率的公司的已实现收益。图表 9 的第二行表明，股票分析师一直低估那些经历低劳动力净流出的公司的收益。图表 9 的第三行表明，高和低净劳动力流出投资组合之间预期外盈余的平均差异在统计上是显著的。

**图表 9 劳动力流动和预期外盈余**

This table presents results for t-tests of the mean earnings surprises for firms that experience the highest versus lowest net labor flows during the sample period, as per the quintile sorting procedure used for the calendar-time portfolio analysis. The standardized unexpected earnings of firm  $i$  in month  $t$  is defined as:  $SUE_{i,t} = \frac{actual_{i,t}^{ex-post} - \mu_{i,t}}{\sigma_{i,t}}$ , where mean  $\mu_{i,t}$  and standard deviation  $\sigma_{i,t}$  correspond to the mean and standard deviation of equity analysts' earnings forecasts for firm  $i$  in the quarterly next announcement immediately following month  $t$ , and  $actual_{i,t}^{ex-post}$  corresponds to firm  $i$ 's actual announced earnings. Mean SUE's for the highest and lowest net labor outflow portfolios are presented in the first two rows; the mean difference in SUE's between these portfolios are presented in the third row.

	(1)	(2)	(3)	(4)
SUE Highest Net Labor Outflows	-0.40*** (0.12)	-0.39*** (0.12)	-0.38*** (0.12)	-0.56*** (0.15)
SUE Lowest Net Labor Outflows	0.075 (0.09)	0.29*** (0.10)	0.16** (0.08)	0.25*** (0.09)
SUE Difference: Highest-Lowest	-0.48*** (0.12)	-0.68*** (0.14)	-0.54*** (0.12)	-0.81*** (0.17)
Sorting Window	3 months	3 months	6 months	6 months
Portfolio Cutoff	tercile	quintile	tercile	quintile

资料来源：华安证券研究所整理

证据与作者的假设一致。研究结果表明，股票分析师形成的收益预期会偏离收益实现，并且可以使用公司劳动力流动的数据来预测这些偏差。结果表明，反映劳动力流动的信息并未立即纳入投资者的收益预期。根据作者的模型，盈利预测的这些可预测组成部分可以部分解释为什么高的劳动力外流可以预测负的异常股票收益。

#### 4.2.3 员工之间的异质性

根据作者的假设，如果股票价格相关信息分散在员工中，那么作者应该观察特定类型员工流动的结果，而不是公司所有员工的总流动。为了实证检验这个问题，作者利用员工的职位、教育背景和职业道路的数据来考虑不同员工群体的劳动力流动。作者重复日历时间分析，根据具有某些特征的员工流动将公司分类到投资组合中。

首先，作者考察了不同职业员工的劳动力流动。作者研究员工职位的数据，并确定几个主要的员工群体：工程师、科学家、中层管理人员、财务人员、办公室管理员和顾问。作者测量属于这些职业的员工的净劳动力流出，根据这些测量将公司

分为五组，然后根据这些五分之一研究作者的多空交易策略的异常股票收益。作者根据员工的劳动力市场经验的长短以及他们的最高教育程度对员工重复此程序。

图表 10 给出了结果。在面板 A 中，当作者根据科学家、工程师和中层管理人员的净劳动力流动对公司进行分类时，作者的交易策略观察到正的异常股票回报。相比之下，当作者对财务人员、办公室管理员和顾问的流动进行排序时，作者观察到作者的交易策略在统计上存在不显著的异常股票回报。结果在各种规范中是相似的，例如使用较长时间窗口计算劳动力流的排序策略。如面板 B 和 C 显示，当作者根据劳动力市场经验超过 5.9 年的样本中位数和学士学位以上的教育程度的样本中位数对公司进行排序时，作者观察到正的异常股票回报。

这些结果说明了不同类型员工的异常股票回报的异质性。研究结果与作者的假设一致，即股票价格相关信息分散在员工之间。虽然一些员工的流动包含有用的价格相关信息，但其他员工的流动对于预测回报不太重要。证据表明，具有更高水平劳动力市场经验和更高教育程度的特定职业的员工流动对于预测异常股票回报特别有用。

**图表 10 员工日历时间结果的异质性**

	Equal-Weighted				Value-Weighted			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Panel A: Occupations								
Engineers	0.014*** (0.005)	0.014*** (0.005)	0.013*** (0.005)	0.013*** (0.005)	0.004 (0.006)	0.004 (0.006)	0.010** (0.005)	0.010** (0.005)
Scientists	0.009* (0.005)	0.009* (0.005)	0.009 (0.005)	0.009 (0.005)	0.015** (0.006)	0.015** (0.006)	0.017*** (0.006)	0.017*** (0.006)
Middle Managers	0.009** (0.004)	0.009** (0.004)	0.009*** (0.003)	0.009*** (0.003)	0.011** (0.006)	0.011** (0.006)	0.011** (0.005)	0.010** (0.005)
Administration	0.003 (0.005)	0.003 (0.005)	0.003 (0.004)	0.003 (0.004)	0.004 (0.004)	0.004 (0.005)	0.006 (0.006)	0.006 (0.006)
Finance	0.008 (0.007)	0.008 (0.007)	-0.007 (0.008)	-0.007 (0.008)	-0.003 (0.008)	-0.003 (0.008)	0.002 (0.007)	0.002 (0.007)
Consultants	0.006 (0.006)	0.006 (0.006)	0.005 (0.005)	0.005 (0.005)	-0.007 (0.007)	-0.007 (0.007)	0.004 (0.008)	0.004 (0.008)
Panel B: Working Experience								
High Experience	0.012*** (0.003)	0.012*** (0.003)	0.009*** (0.003)	0.009*** (0.003)	0.008* (0.004)	0.008* (0.004)	0.012*** (0.003)	0.011*** (0.003)
Low Experience	0.006 (0.004)	0.006 (0.004)	0.008** (0.004)	0.009** (0.004)	-0.000 (0.004)	0.001 (0.004)	0.006 (0.004)	0.007 (0.004)
Panel C: Education								
PhD/MD/MBA/Master	0.009* (0.004)	0.009** (0.004)	0.010*** (0.004)	0.010*** (0.004)	0.004 (0.005)	0.005 (0.005)	0.004 (0.004)	0.007 (0.004)
Bachelor/High School	0.008** (0.004)	0.007** (0.004)	0.004 (0.003)	0.004 (0.003)	-0.000 (0.005)	-0.001 (0.005)	0.003 (0.003)	0.003 (0.004)
Sorting Window	3 months	3 months	6 months	6 months	3 months	3 months	6 months	6 months
Portfolio Cutoff	tercile	quintile	tercile	quintile	tercile	quintile	tercile	quintile

资料来源：华安证券研究所整理

### 4.3 劳动力流动所反映的经济内容

除了提出支持作者假设的经验证据外，作者还讨论了暗示性的证据，这些证据揭示了劳动力流动数据所反映的信息类型。劳动力流动可能反映了几个经济来源内容。在这一节中，作者提出了一个有别于文献中研究的其他渠道的理论上的信息来源。作者也考虑了这些其他渠道，并认为它们虽然可能在作者的环境中发挥作用，但不可能是证据的唯一解释。

### 4.3.1 关于生产成本的信息

作者建议劳动力流数据中包含的经济内容来源之一对应于员工观察到的有关公司运营的信息，特别是公司的生产成本。从理论上讲，直接参与公司日常运营的员工可能会观察到公司生产能力受到的冲击。例如，软件工程师经常目睹意外的生产挫折，需要额外的支出，例如对技术基础设施的投资。研发科学家经常观察到阻止新产品生产的失败实验。这些冲击会使员工的收入前景恶化，导致他们更容易退出公司。此外，投资者表面上很难从员工的劳动力流动中实时确定这些冲击。

作者论文中的发现提供了支持这一渠道的暗示性证据。首先，作者观察到研发科学家、工程师和中层管理人员的劳动力流动可以预测异常股票收益。这些是深入参与公司核心运营的员工类型。对于通常不参与公司关键生产活动的人力资源人员、办公室管理员以及财务和会计人员等员工，作者没有观察到类似的结果。其次，作者观察到劳动力净流出可以预测未来研发和 SG&A 费用的增长——恰恰是与这些类型的员工最密切相关的运营方面。劳动力流动无法预测与生产成本无关的其他收入组成部分，例如销售收入。

### 4.3.2 其他机制

文献研究了将公司劳动力特征与资产价格联系起来的其他机制。这些论文都没有研究劳动力流动。然而，他们在其他背景下讨论的理论机制可以部分反映员工进入和退出的经济内容。例如，劳动力流动可以简单地捕捉到消息灵通的高管的招聘和解雇决策，这些高管拥有有关公司未来前景的内幕信息 (Myers 和 Majluf 1984)。或者，劳动力流动可能很重要，因为它们预示着公司的运营调整成本 (Belo 等人 (2014 年), Belo 等人 (2016 年))。最后，员工满意度的变化可能会产生劳动力流动和异常股票回报 (Edmans 2011)。

这些理论几乎肯定有助于作者的发现。然而，作者认为这些理论不太可能是对证据的唯一解释。作者的论点有三方面。

首先，作者发现高管内幕交易模式与劳动力流动之间几乎没有相关性，这表明劳动力流动并不仅仅反映了高管内幕信息或运营调整成本。如果高层管理人员掌握的内幕信息反映在劳动力流动而不是股票价格中，或者如果劳动力流动只是反映了经营调整成本，那么能够观察到这些数据的高管应该交易他们错误定价的持股以实现无风险利润。在这两种情况下，作者预计劳动力净流出与内幕交易之间存在相关性。

为了检验这一预测，作者汇总了执行内部人士的每月净卖出（公开市场卖出额减去公开市场买入），按流通股总数标准化，并研究内部人士净卖出是否与净劳动力流动相关。如图表 11 所示，作者几乎没有发现劳动力流动与内部卖出之间存在任何统计联系的证据。此外，在此处未报告的结果中（为简洁起见），作者发现内幕交易对于公司是否处于作者日历时间分析中研究的高劳动力外流五分位数和低劳动力外流五分位数的预测效果不佳。

图表 11 内幕交易以及劳动力流动

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Insider Trades	-0.002	0.005	-0.002	-0.001	-0.009*	-0.005	-0.000	0.002
	(0.007)	(0.007)	(0.007)	(0.008)	(0.005)	(0.006)	(0.006)	(0.006)
R <sup>2</sup>	0.000	0.121	0.000	0.120	0.000	0.123	0.000	0.124
L	0	0	1	1	2	2	3	3
Year-Month Fixed Effects	No	Yes	No	Yes	No	Yes	No	Yes
Firm Fixed Effects	No	Yes	No	Yes	No	Yes	No	Yes

资料来源：华安证券研究所整理

其次，作者记录的劳动力流动和公司基本面之间的独特联系与员工满意度论文中报告的结果不同。例如，格林等 (2017) 认为员工满意度调查是销售增长的有用预测指标。作者关于劳动力流动的数据与销售增长几乎没有联系，相反，它是生产费用的有用预测指标。Sheng (2018) 还检查了员工满意度调查，发现它们与内部销售有关。相比之下，作者的数据显示劳动力流动与内幕交易模式无关。这些结果表明，劳动力流动部分反映了与员工满意度无关的信息。

第三，作者认为这些其他机制不太适合充分解释研究结果，因为它们没有对作者在不同类型员工中观察到的异常回报的异质性做出明确的预测。此前有关高管内幕信息、运营调整成本和员工满意度的工作主要集中在反映公司整体劳动力的措施上。作者的论文是第一个研究员工流动的异质性并评估不同类型的劳动力流动是否包含对预测股票收益有用的信息。

## 4.4 其他解释

作者考虑了对作者的实证结果的另外两种替代解释。首先，作者评估文中的发现是否可以仅归因于错误的代理因子模型——即劳动力流动是否仅仅反映了关于贴现率的信息，而不是关于现金流的信息。其次，作者评估是否有未来的“回报反转”会削弱劳动力流动与股票价格之间的观察联系。

### 4.4.1 贴现率还是现金流？

一种假设是，作者观察到的异常股票收益实际上反映了资本权益成本基准模型中缺失的因素。如果投资者形成与收益实现相匹配的收益预期，但使用涵盖劳动力流动中包含的信息的贴现率，那么作者可以将作者记录的异常股票收益归因于因子模型的错误指定。例如 Belo (2014) 和 Donangelo (2014) 认为劳动力调整成本和劳动力流动会影响企业的资本成本；这些因素可以充分解释劳动力流动中包含的信息。

作者认为这个假设不太可能是作者发现的唯一解释。如前所述，数据表明股票分析师系统地形成了与收益实现不匹配的收益预期，并且劳动力流动可以预测预期外盈余。因此，研究结果表明，劳动力流动不能仅仅因为它们捕捉到与资本权益成本相关的缺失因素而预测异常股票回报。相反，数据支持这样一种观点，即劳动力流动包含有关股东产生的现金流的平均水平（而不仅仅是风险）的信息。

### 4.4.2 股票回报会反转还是持续？

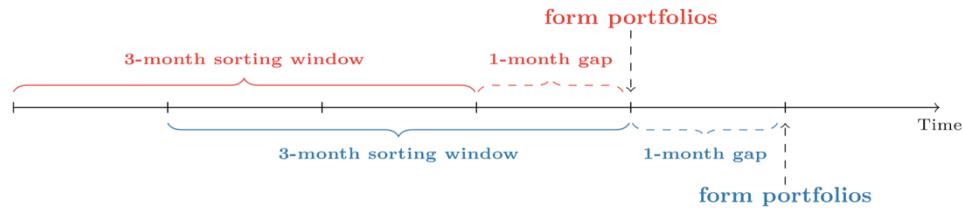
作者还评估了作者记录的异常股票回报是否会在更长的时间范围内反转，或者回报是否持续。如果回报在更长的时间内反转，那么劳动力流动可能不包含对股票价格至关重要的基本信息。相反，劳动力流动可能只是捕捉在短期内暂时影响价格的暂时现象。

为了评估这种可能性，作者重复作者的日历时间排序步骤，并估计多空投资组

合在最初一个月之后的几个月内的回报，用于生成图表 12 中显示的主要结果。此步骤如图表 12 所示。作者测试交易策略在接下来的几个月中是否会产生负的异常股票回报。表 13 显示了该分析的结果。

表 13 中的每一列对应于计算回报的特定月份。第 1 列中的  $\alpha$  反映了图表 12 中的主要结果。如第 2 列和第 3 列所示，当作者检查多空投资组合在最初一个月后的第二个月和第三个月的回报时， $\alpha$  仍然为正且具有统计意义回归期。然而，第 4-7 列表明，当作者研究随后几个月实现的回报时，异常回报不再具有统计意义。

**图表 12 股票收益持久性测试的日历时间组合构建**



资料来源：华安证券研究所整理

数据显示，在未来任何时期，几乎没有证据表明股票出现负异常回报。取而代之的是，数据显示，在长达三个月的时间里，逐渐减少的正异常回报，随后是统计上不显著的异常回报。这一证据表明，作者的主要结果在较长时期内不会发生反转。事实上，调查结果表明，随着时间的推移，投资者会慢慢将劳动力流动中包含的信息纳入股价。

**图表 13 在日历时间投资组合中股票收益的持久性**

	Equal-Weighted							
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
$\alpha$	0.011*** (0.003)	0.011*** (0.003)	0.013*** (0.004)	0.008 (0.005)	0.005 (0.004)	0.005 (0.004)	0.007* (0.004)	0.004 (0.005)
$MP$	0.070 (0.060)	0.128* (0.077)	0.173** (0.080)	0.174 (0.108)	0.237** (0.096)	0.173 (0.105)	0.154 (0.099)	0.228** (0.096)
$SMB$	-0.196* (0.117)	-0.098 (0.118)	-0.109 (0.137)	-0.163 (0.170)	-0.297** (0.150)	-0.206 (0.166)	-0.176 (0.165)	-0.233 (0.183)
$HML$	-0.031 (0.095)	0.003 (0.117)	-0.110 (0.129)	-0.138 (0.159)	-0.071 (0.150)	-0.017 (0.169)	-0.020 (0.171)	0.017 (0.176)
$MOM$	0.509*** (0.110)	0.477*** (0.097)	0.487*** (0.111)	0.485*** (0.139)	0.659*** (0.136)	0.488*** (0.100)	0.419*** (0.112)	0.409*** (0.127)
$R^2$	0.242	0.183	0.157	0.112	0.213	0.124	0.093	0.084
	Value Weighted							
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
$\alpha$	0.010** (0.004)	0.009* (0.005)	0.012** (0.005)	0.007 (0.006)	0.008 (0.006)	0.008 (0.006)	0.011* (0.006)	0.003 (0.006)
$MP$	0.164 (0.104)	0.330*** (0.117)	0.283*** (0.105)	0.231* (0.132)	0.404*** (0.128)	0.286** (0.142)	0.301** (0.142)	0.433*** (0.126)
$SMB$	-0.086 (0.171)	-0.305 (0.213)	-0.447*** (0.163)	-0.532*** (0.203)	-0.381* (0.206)	-0.084 (0.214)	-0.250 (0.251)	-0.310 (0.206)
$HML$	-0.561*** (0.151)	-0.450** (0.212)	-0.599*** (0.204)	-0.594** (0.242)	-0.466** (0.208)	-0.480* (0.251)	-0.345 (0.290)	-0.282 (0.227)
$MOM$	-0.311*** (0.100)	-0.343** (0.139)	-0.349*** (0.114)	-0.598*** (0.146)	-0.635*** (0.201)	-0.492*** (0.173)	-0.358** (0.153)	-0.216* (0.120)
$R^2$	0.160	0.113	0.144	0.163	0.161	0.105	0.060	0.064
Gap	0 month	1 month	2 months	3 months	4 month	5 month	6 months	7 months
Sorting Window	3 months	3 months	3 months	3 months	3 months	3 months	3 months	3 months
Portfolio Cutoff	quintile	quintile	quintile	quintile	quintile	quintile	quintile	quintile

资料来源：华安证券研究所整理

## 5 结论

本文的贡献在于证明了公司劳动力的动向反映了员工之间的信息分散程度，可用于解释股票回报。论文中的发现表明，作为公司运营核心的特定类型的员工能够观察到有关未来生产成本的宝贵信息。

研究的下一步是阐明受公司劳动力动态影响的公司行为的其他方面。研究表明，企业投融资决策与基层员工的进出决定有关。然而，对这些问题的正式研究还很缺乏，并且在考虑劳动力流动与企业行为之间的关系时会出现许多重要问题。例如，特定员工的聘用率可能会影响投资项目的时机和选择，而关键人员的离职可能会影响证券发行决策。作者论文中的研究结果表明，这些问题为进一步研究的一个富有成效的领域。

文献来源：

核心内容摘选自 Zhongchen Hu, Ashwini Agrawal 和 Isaac Hacamo 在 Review of Financial Studies 上的论文 Information Dispersion Across Employees and Stock Returns。

## 风险提示：

本文结论基于历史数据与海外文献进行总结；不构成任何投资建议。

## 重要声明

### 分析师声明

本报告署名分析师具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格，以勤勉的执业态度、专业审慎的研究方法，使用合法合规的信息，独立、客观地出具本报告，本报告所采用的数据和信息均来自市场公开信息，本人对这些信息的准确性或完整性不做任何保证，也不保证所包含的信息和建议不会发生任何变更。报告中的信息和意见仅供参考。本人过去不曾与、现在不与、未来也将不会因本报告中的具体推荐意见或观点而直接或间接接收任何形式的补偿，分析结论不受任何第三方的授意或影响，特此声明。

### 免责声明

华安证券股份有限公司经中国证券监督管理委员会批准，已具备证券投资咨询业务资格。本报告中的信息均来源于合规渠道，华安证券研究所力求准确、可靠，但对这些信息的准确性及完整性均不做任何保证。在任何情况下，本报告中的信息或表述的意见均不构成对任何人的投资建议。在任何情况下，本公司、本公司员工或者关联机构不承诺投资者一定获利，不与投资者分享投资收益，也不对任何人因使用本报告中的任何内容所引致的任何损失负任何责任。投资者务必注意，其据此做出的任何投资决策与本公司、本公司员工或者关联机构无关。华安证券及其所属关联机构可能会持有报告中提到的公司所发行的证券并进行交易，还可能为这些公司提供投资银行服务或其他服务。

本报告仅向特定客户传送，未经华安证券研究所书面授权，本研究报告的任何部分均不得以任何形式制作任何形式的拷贝、复印件或复制品，或再次分发给任何其他人，或以任何侵犯本公司版权的其他方式使用。如欲引用或转载本文内容，务必联络华安证券研究所并获得许可，并需注明出处为华安证券研究所，且不得对本文进行有悖原意的引用和删改。如未经授权，私自转载或者转发本报告，所引起的一切后果及法律责任由私自转载或转发者承担。本公司并保留追究其法律责任的权利。

## 投资评级说明

以本报告发布之日起 6 个月内，证券（或行业指数）相对于同期沪深 300 指数的涨跌幅为标准，定义如下：

### 行业评级体系

增持—未来 6 个月的投资收益率领先沪深 300 指数 5%以上；  
中性—未来 6 个月的投资收益率与沪深 300 指数的变动幅度相差 -5% 至 5%；

减持—未来 6 个月的投资收益率落后沪深 300 指数 5%以上；

### 公司评级体系

买入—未来 6-12 个月的投资收益率领先市场基准指数 15%以上；

增持—未来 6-12 个月的投资收益率领先市场基准指数 5%至 15%；

中性—未来 6-12 个月的投资收益率与市场基准指数的变动幅度相差 -5% 至 5%；

减持—未来 6-12 个月的投资收益率落后市场基准指数 5%至；

卖出—未来 6-12 个月的投资收益率落后市场基准指数 15%以上；

无评级—因无法获取必要的资料，或者公司面临无法预见结果的重大不确定性事件，或者其他原因，致使无法给出明确的投资评级。市场基准指数为沪深 300 指数。