

分析师自身乐观性：“成竹在胸” 抑或“夸夸其谈”？

——基于语音情绪的实证研究

闵 敏 陈瑞华 刘莉亚 庞元晨*

摘 要 本文基于上市公司电话会议音频，利用语音情绪分析技术构建证券分析师自身乐观性的代理变量，实证研究了分析师盈余预测乐观性的产生机理。研究发现：（1）电话会议语音情绪可以较好代理分析师自身乐观性；（2）电话会议上普通分析师的乐观表现存在“夸夸其谈”的成分，而明星分析师则会展现出一定信息优势，更多是“成竹在胸”的体现；（3）分析师所在券商整体乐观预测的氛围可能是造成普通分析师“夸夸其谈”的重要影响因素。

关键词 分析师乐观性，语音情绪，投资者电话交流会

DOI: 10.13821/j.cnki.ceq.2021.06.16

一、引 言

分析师是证券市场中连接上市公司和广大投资者的重要“桥梁”。针对证券分析师预测的相关研究也是金融领域的重要分支之一，其重要性不言而喻。现有研究发现，在分析师发布的个股研究报告中，盈余预测结果往往会出现系统性上偏，这种现象被称为“分析师乐观偏差”。目前学界认为产生的原因可能是因“委托代理”问题而导致的独立性丧失 (Cowen *et al.*, 2006; Mola and Guidolin, 2009; Gu *et al.*, 2013)，又或者由于分析师自身的认知偏差 (Kang *et al.*, 1994; Loffler, 1998) 而导致的非理性行为。然而，分析师的“乐观”属性显然不是预测结果偏高的充分条件，但受制于变量可得性，现有文献中鲜有探究分析师乐观表现背后的积极因素。如能正确厘清分析师乐观性的构成，寻找其乐观性产生的机理，便能更好地发挥分析师在资本市场中的积极作用。

现有相关研究一般直接基于分析师发布的研究报告的推荐评级数据计算

* 上海财经大学金融学院、上海国际金融与经济研究院。通信作者及地址：闵敏，上海市杨浦区武东路100号财大同德楼215，200433；电话：15921571417；E-mail：mmin@mail.shufe.edu.cn。本研究获得国家社会科学基金重大项目（20ZDA035）的资助。感谢匿名审稿人对本文富有建设性的意见。文责自负。

分析师乐观性的代理指标,并将其与同期盈余预测误差进行分析(吴超鹏等,2013)。但推荐评级存在偏差较大、标准不统一的问题(胡昌生和高玉森,2018),而且无法区分其乐观表现中源自自身乐观的理性与非理性的成分,还会受到独立性丧失的干扰。要解决这个问题,就必须寻找自身乐观性的代理变量,而一个直接的思路就是通过分析师情绪进行代理。但受限於传统数据维度,关于分析师情绪的相关变量较少(胡昌生和高玉森,2018),导致相关研究不多。随着大数据时代的来临,海量、多维度和高频的数据不断累积,越来越多的学者开始关注其中的非结构化数据,试图从更丰富的数据维度中挖掘出有价值的信息,从新的视角重新探寻传统金融学问题的解决之道。

社会心理学发现声音线索和视觉线索在人与人之间的信息传递中扮演着重要角色(Mehrabian,1971):在人际沟通中,一个人对他人的印象,谈话内容(语言线索)、语音语调(声音线索)、肢体动作(视觉线索)占比分别为7%、38%和55%。相对于难以量化的视觉线索,声音线索已成为重要的非文本信息分析维度,拥有独特的研究价值和研究条件。具体而言,基于声音数据的分析具有以下优势:(1) **唯一性**:与文本容易被修饰不同,每个人具有惟一的声纹特征。(2) **有效性**:基于声音进行情绪提取已经广泛应用于军用、商用等领域,如犯罪测谎等,具有广泛的临床积累经验。(3) **连续性**:声音采样频率高,一分钟左右的语音就能采集上百万个数据点,比文本数据单位信息含量更高。(4) **防伪性**:相对于可以后期修改措辞的文本所表现出的情绪,现场采集的语音情绪更难伪装,更容易“真情流露”(刘莉亚等,2019)。(5) **稳健性**:多媒体类分析中,语言处理与情绪分析技术相对成熟,有较好的技术、研究基础及大量研究成果。

在资本市场中,分析师、上市公司高管以及投资者多方参与的上市公司投资者电话交流会(后文简称电话会议)能提供声音维度的数据。电话会议是目前上市公司与投资者交流使用频率最多的方式之一,具有沟通方便、成本低、时效性强等特点(罗皓璇,2014)。因此,本文基于前文文献,利用语音情绪分析技术,从自身乐观情绪的角度切入,以电话会议机制构建“实验场所”,通过量化上市公司电话会议中分析师语音的正面情绪,构造分析师自身乐观情绪的代理变量,研究了分析师自身乐观情绪的构成情况,以及其对于后续盈余预测结果和市场价格走势的影响,并对其产生机理进行了根源上的剖析。

本文研究发现:首先,在控制了该分析师召开电话会议前最近一次盈余预测乐观程度后,分析师在电话会议中展现出的自身乐观情绪与其电话会议后发布的研究报告中的盈余预测乐观程度正相关,这一关系对明星分析师更为显著,表明了语音正面情绪作为分析师自身乐观情绪新代理变量的合理性。其次,普通分析师的自身乐观情绪和其后续发布的研究报告的预测乐观偏差情况显著正相关,是“夸夸其谈”的体现,而明星分析师的自身乐观情绪则

存在显著差异，其中存在理性的信息优势，是“成竹在胸”的证据，但受制于信息含量和市场反应机制差异，两类分析师的自身乐观情绪对其所分析公司的会后超额收益率没有显著的解释能力。最后，研究发现分析师所在券商的整体研究乐观氛围是造成普通分析师自身乐观情绪中非理性因素占优的重要影响因素，是该分析师“夸夸其谈”行为的根源之一。

本文可能的边际贡献包括：

(1) 本文首次明确界定了分析师乐观性的构成，并利用语音情绪分析技术直接衡量了分析师自身乐观情绪，既为分析师自身乐观情绪的存在提供了直接的实证证据，又弥补了间接度量法导致情绪代理不全面的缺陷，从而可以更精确地研究分析师情绪相关的重要问题，扩展了分析师情绪指标构建的相关研究。

(2) 本文通过电话会议这一特殊场景，首次设计识别模型，在同一个框架下验证了分析师情绪代理变量的有效性，识别了分析师情绪的具体构成并进一步分析了造成这一结果的根源。这为分析师情绪的产生、传导机制与后续影响提供了理论基础和实证证据。

(3) 本文是国内少数从声音维度研究上市公司信息披露的文献，丰富了国内上市公司信息披露渠道的相关研究文献，也提供了一个全新的视角来剖析分析师乐观情绪的信息含量，有利于提高分析师的信息准确性，提升资本市场定价效率。

二、文献评述

国内外关于分析师盈余预测乐观偏差方面的文献大致可分为两大方向：一方面是从理性角度，基于分析师独立性丧失视角解释分析师盈余预测偏差；另一方面则是从非理性角度，剖析其背后可能存在的个体异质因素。

对于前者，已经有较多研究证据支持：证券分析师自身利益受制于所在券商以及目标上市公司，因而倾向于发布偏乐观预测的信息，并不愿意披露负面的公司信息 (Francis and Philbrick, 1993; Easterwood and Nutt, 1999; Das *et al.*, 1998; Lim, 2001; 原红旗和黄倩茹, 2007; 曹胜和朱红军, 2011)。而一些研究则深入探寻其背后的动机，发现分析师会因高评级而获得更多佣金及仓位收益，导致分析师存在较大的乐观偏差 (Cowen *et al.*, 2006; Mola and Guidolin, 2009; Gu *et al.*, 2013; 丁方飞和张宇青, 2012)。从分析师自身因素出发，一些研究从维护声誉的角度发现，由于“鹤立鸡群”惩罚较大，分析师更倾向于追随其他分析师的看法以维护自己的声誉，从而给出偏乐观的评级 (Scharfstein and Stein, 1990; Welch, 2000; Hong *et al.*, 2000; 吴超鹏等, 2013)。

而非理性角度的文献认为，分析师盈余预测偏差来源于人性弱点，其中

最重要的因素就是情绪。少数文献试图从行为金融的角度阐述分析师偏差这一现象：有研究认为相比独立性丧失，分析师盈余预测的乐观偏差更多是由自激励因素或者认知偏差导致（Kang *et al.*, 1994；游家兴等，2013；游家兴等，2017；朱小能和刘鹏林，2018），并基于此构建了相关的模型进一步论证了非理性因素显著存在的原因（Loffler, 1998）；也有研究在实证层面给出了投资者情绪与分析师乐观偏差的正向关系，从而论证了分析师情绪的存在（Qian, 2009；Bhojraj *et al.*, 2009；Corredor *et al.*, 2014；伍燕然等，2012；伍燕然等，2016）。

然而，对于分析师自身的情绪，除去作为中介机制的研究，目前没有特别直接的代理指标，大多集中于人数、评级变动、盈余预测以及目标价格等（胡昌生和高玉森，2018），变量容易陷入“循环论证”逻辑。而且这些研究大多将情绪作为控制变量而非主要研究对象，直接研究非常少。比如有学者运用分析师研报数量去代理分析师情绪，构建直接研究分析师情绪的研究框架，发现了情绪代理变量与股票价格的显著“跷跷板”效应（胡昌生和高玉森，2018）。而对于投资者情绪的相关研究，基于微观个体的变量构建方法已十分丰富，比较常用的是基于股吧或者雪球网帖子的文本情绪分析。在非文本情绪方面，已有利用个体声音进行情绪分析的研究：利用声音分析手段去检测管理层在电话会议的财务误播（Hobson *et al.*, 2012）、研究管理层情绪表现对于股价的异常影响（Mayew and Venkatachalam, 2012）、利用电话会议中上市公司高管语音情绪作为高管情绪的代理，发现其对未来超额收益率具有显著的解释能力（刘莉亚等，2019）等。所以声音维度可能是分析师情绪研究的一个较好切入点。

综上，目前学界对分析师乐观偏差问题的研究并没有分析清楚其自身乐观性的真实构成与来源，无法在一个框架下同时区分分析师的各类动机，尤其是区分分析师的信息优势动机和非理性动机。因此本文试图通过量化分析师的语音情绪，以电话会议的信息披露机制为基础构建识别模型，实证区分上述两种动机的影响。而选择语音情绪是因为：首先，一个人自身的乐观程度本来就不可直接观测，一般是通过情绪进行代理感知。其次，分析师的研究报告的文字有共同撰写和润色的可能，一般情况下不会带有较高的主观情绪。最后，分析师的语音情绪是其自身的情绪采样，可以显著代表一个人的主观特性，所以借助电话会议这一事件，可以在合理假设下有效利用这一采样特性设计实验进行相关研究。一旦分析师自身的乐观性可以被科学代理与区分，我们就可以更深入地研究分析师的行为动机及其影响，进而更好地了解分析师的各种行为及其背后的机制。

三、模型构建与研究设计

(一) 分析师自身乐观情绪代理变量构造有效性研究

本文构建一个计量识别策略来对代理有效性进行识别：考虑一个四期模型：第 $t-1$ 期是分析师参与上市公司电话会议之前最近一次评级报告公布时间，第 t 期是电话会议召开时间，第 $t+1$ 期是分析师参加电话会议之后下一份评级报告公布时间，以及第 $t+2$ 期为公司真实盈余信息发布时间。

然后再假设 $Focast_{it+1}$ 为第 i 个分析师第 $t+1$ 期给出的预测报告结果， $PriorOpt_{it+1}$ 、 $PostOpt_{it+1}$ 以及 $OptBias_{it+2}$ 分别为第 $t+1$ 期的分析师自身乐观程度、分析师预测结果乐观程度以及第 $t+2$ 期的分析师预测偏差的高估程度（即乐观偏差）。然后开始模型构建：

首先是分析师自身乐观程度，对于 $t-1$ 期，即召开电话会议前，假设分析师信息优势、个人偏好以及非理性因素分别为 $Info_{it-1}$ 、 $Pref_i$ 以及 Irr_{it-1} ，那么就有

$$PriorOpt_{it-1} = Info_{it-1} + Pref_i + Irr_{it-1}. \quad (1)$$

其中由于四期的时间跨度较短，可以假设偏好不随时间变化，而信息优势与非理性因素是随时间变化。而继续定义第 $t-1$ 期信息优势的来源是挖掘非公开信息 Pri_{it-1} ，那么可以再给出如下式：

$$Info_{it-1} = H_i \times Pri_{it-1}, \quad (2)$$

其中 H_i 衡量了第 i 个分析师挖掘信息的能力，按照模型设 $0 \leq H_i \leq 1$ 。再定义分析师第 $t-1$ 期的预测乐观程度 $PostOpt_{it}$ 为：

$$PostOpt_{it-1} = PriorOpt_{it-1} + Nonindept_i, \quad (3)$$

其中 $Nonindept_i$ 是分析师的独立性丧失部分，根据之前的文献在此设定不随时间变化。再假定第 $t-1$ 期公开信息为 Pub_{it-1} ，那么第 $t-1$ 期的分析师报告的构成情况就为：

$$Focast_{it-1} = Pub_{it-1} + Info_{it-1} + Irr_{it-1} + Pref_i + Nonindept_i. \quad (4)$$

然后在第 t 期，第 i 分析师和上市公司联合召开了电话会议。根据信号传递理论，其主持电话会议就是释放一个背书信号，其动机就无外乎两种：第一是第 $t-1$ 时期上次报告发布到第 t 时期电话会议召开期间该分析师获得了源自 Pri_{it} 的新的内部信息 $Info_{it}$ ，而这个信息其他分析师并没有获得；第二是分析师在第 $t-1$ 时期到第 t 时期因为个人原因出现了新的非理性因素 Irr_{it} ，例如过度自信从而愿意主持这次电话会议。

按此逻辑，电话会议的主持分析师一定存在理性或者非理性信息增量。继续假设电话会议第 t 期到第 $t+1$ 期以及第 $t+2$ 期公司真实数据发布期间非

理性因素与公司公开经营信息变化分别服从 i. i. d 的白噪音 ϵ_{it+1} 与 ϵ_{it+2} , 并令 $\gamma_{it+2} = \epsilon_{it+1} + \epsilon_{it+2}$, 且公司内部信息 Pri_{it} 第 t 期后无变化, 令 $\Delta Info_{it} = Info_{it} - Info_{it-1}$, $\Delta Irr_{it} = Irr_{it} - Irr_{it-1}$, 并假设其均为非负, 易得:

$$PostOpt_{it+1} = \Delta Info_{it} + \Delta Irr_{it} + PostOpt_{it-1} + \gamma_{it+2}. \tag{5}$$

至此, 式 (5) 即为第 $t+1$ 期报告乐观性的构成, 其构成详见图 1。

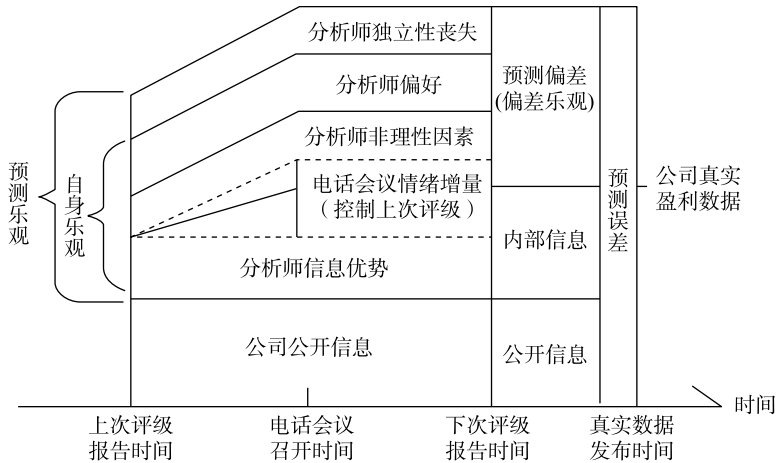


图 1 分析师乐观性构成

可事实上式 (5) 并无法直接进行实证, 因为情绪所带来的信息增量 ΔIrr_{it} 与 $\Delta Info_{it}$ 并不可直接观测。如此, 反过来再考虑 $PriorOpt_{it-1}$: 由于自身乐观性不可观测, 只能通过自身乐观情绪进行表征, 所以利用第 t 期电话会议的语音正面情绪 $VoicePosi_{it}$ 作为分析师自身乐观情绪第 t 期的一个代理, 从而间接代理自身乐观性, 因此继续假设下式:

$$VoicePosi_{it} \approx \omega(\Delta Info_{it} + \Delta Irr_{it} + Info_{it-1} + Irr_{it-1} + Pref_i). \tag{6}$$

其中, ω 为语音正面情绪中各个维度转换系数, 由于是随机采样设为常数。可以发现 $VoicePosi_{it}$ 含有情绪信息增量 (简称情绪增量, 下同), 但也含有其他信息。因此继续假设从第 $t-1$ 期到第 t 期之间存在的情绪信息增量中 ΔIrr_{it} 与 $\Delta Info_{it}$ 相互独立, 也与各自第 $t-1$ 期的变量 Irr_{it-1} 和 $Info_{it-1}$ 相互独立。然后选择 $PostOpt_{it-1}$ 通过线性回归将 $VoicePosi_{it}$ 中的其他因素剥离, 即式 (7):

$$\widehat{VoicePosi_{it}} = c + \beta_0 PostOpt_{it-1} + \widehat{r_{it}}. \tag{7}$$

如此, 残差 $\widehat{r_{it}}$ 即包含情绪增量 $\Delta Info_{it} + \Delta Irr_{it}$ 的成分, 本文将其命名为会议情绪增量, 再次构建回归方程式 (8):

$$PostOpt_{it+1} = c + \beta_1 \widehat{r_{it}} + \beta_2 PostOpt_{it-1} + \beta_3 Controls_{it} + u_{it+1}, \tag{8}$$

其中 $Controls_{it}$ 为相关控制变量。只要式 (8) 中 β_1 显著, 则可以证明通过语音正面情绪构建的代理变量的有效性。而情绪增量与前期信息的独立性的强假

设导致的最坏结果就是 β_1 被低估，这从稳健性的角度来说是可以被接受的。

而更进一步从声誉角度分析：一方面，声誉高的分析师应该有更多的信息优势，也更爱惜自己的声誉，所以其愿意主持电话会议为公司“背书”，应该伴随更高的乐观性；另一方面，文献也发现高声誉分析师存在更高过度自信的可能（王宇熹等，2012），因此同样会得到更为乐观的评级。所以语音正面情绪如果代理有效，应该能显著观察到高声誉分析师与其他分析师的差异。故令 Π 为新财富明星分析师的哑变量，如果符合预期，应该可以额外观测到明星分析师与会议情绪增量 \widehat{r}_{it} 的交乘项系数 β_4 显著为正，本文将这部分命名为声誉情绪增量，见式（9）：

$$\begin{aligned} PostOpt_{it+1} = & c + \beta_1 \widehat{r}_{it} + \beta_4 \Pi_i \times \widehat{r}_{it} + \beta_5 \Pi_i + \beta_2 PostOpt_{it-1} \\ & + \beta_3 Controls_{it} + u_{it+1}. \end{aligned} \quad (9)$$

如果上述逻辑在实证结果中均成立，则说明语音正面情绪的确是有效的分析师自身乐观性代理变量，故本研究提出如下假设：

假设 1A 分析师在电话会议中会议情绪增量越高，则后续该分析师的预测结果越乐观。

假设 1B 分析师在电话会议中是否为明星分析师，并不会显著影响其会议情绪增量与后续预测结果的关系。

（二）分析师会议情绪增量构成识别及影响

回到最初的问题：会议情绪增量中究竟是因为分析师对于该公司有非常深入的研究和准确判断的信心，“侃侃而谈”地向投资者介绍好公司，从而表现出“成竹在胸”的样子；还是因为分析师自己对于该公司的判断也被非理性的过度自信主导，其并不具有对该公司进行精准判断的能力，展现出的乐观其实是在“夸夸其谈”。因此，继续构建识别策略，选用第 $t+2$ 期的预测高估 $OptBias_{it+2}$ 作为被解释变量，化简可得：

$$OptBias_{it+2} = \Delta Irr_{it} + \frac{H_i - 1}{H_i} \Delta Info_{it} - \frac{1}{H_i} Info_{it-1} + PostOpt_{it-1} + \gamma_{it+2}, \quad (10)$$

其中 H_i 是分析师挖掘内部信息的能力，为简化模型，设其为固定值 0.5，如此可得式（11）：

$$OptBias_{it+2} = \Delta Irr_{it} - \Delta Info_{it} + Irr_{it-1} - Info_{it-1} + Pref_i + Nonindept_i + \gamma_{it+2}. \quad (11)$$

可以发现，式（11）无法直接构建相关的回归模型。但由于假设从第 $t-1$ 期到第 t 期之间的情绪增量分量 ΔIrr_{it} 与 $\Delta Info_{it}$ 相互独立，并也与各自第 $t-1$ 期的变量 Irr_{it-1} 和 $Info_{it-1}$ 相互独立，所以事实上 $\Delta Irr_{it} - \Delta Info_{it}$ 与

$Irr_{it-1} - Info_{it-1}$ 也是独立的。而 $\Delta Irr_{it} - \Delta Info_{it}$ 与 $\Delta Irr_{it} + \Delta Info_{it}$ 可能存在相关性, 同理适用于 $Irr_{it-1} - Info_{it-1}$ 与 $Irr_{it-1} + Info_{it-1}$ 。如此, 再构建如下的回归方程:

$$OptBias_{it+2} = c + \delta_1 \widehat{r_{it}} + \delta_2 PostOpt_{it-1} + \delta_3 controls_i + \mu_{t+2}. \quad (12)$$

易证, 如果会议情绪增量中理性因素占优, 则可以观察到 δ_1 显著为负; 而如果会议情绪增量中非理性因素占上风, 甚至没有理性因素, 那么应该可以观察到 δ_1 显著为正。而进一步研究明星分析师, 同样令 Π 为是否为明星分析师的虚拟变量, 得式 (13):

$$OptBias_{it+2} = c + \delta_1 \widehat{r_{it}} + \delta_4 \Pi_i \times \widehat{r_{it}} + \delta_5 \Pi_i + \delta_2 PostOpt_{it-1} + \delta_3 controls_{it} + u_{it+2}. \quad (13)$$

如果明星分析师召开电话会议释放背书信号并没有相对信息优势, 则 δ_4 不显著甚至显著为正, 反之则显著为负。进一步结合式 (9) 与式 (13) 分析说明, 如果基于式 (9) 回归的明星分析师的会议情绪增量显著要比普通分析师大 (β_4 显著大于 0), 而基于式 (13) 回归的结果说明普通分析师会议情绪增量中的非理性因素占优 (δ_1 显著为负), 那么只要 δ_4 显著为负, 即明星分析师的声誉情绪增量中理性因素相对更多, 即可证明分析师自身乐观性中存在理性成分, 这与基于式 (9) 与式 (13) 的分析存在差异。但如需要确认明星分析师会议情绪增量到底是不是理性因素占优, 需要进一步验证 $\delta_1 + \delta_4$ 是否显著为负。如果不显著, 则同样说明同时存在更多的理性和非理性因素, 但无法区分。

进一步分析, 选用股票后续的超额收益率作为被解释变量, 直接从因子模型的角度来分析, 验证会议情绪增量是否为一个有效的定价因子, 如设期数为 n , 则可得:

$$CAR(0, n)_{it+n} = c + \theta_1 \widehat{r_{it}} + \theta_2 \Pi_i \times \widehat{r_{it}} + \theta_3 \Pi_i + \theta_4 Controls_{it} + u_{it+n}. \quad (14)$$

所以本研究继续提出如下假设:

假设 2A 分析师在电话会议中会议情绪增量越高, 可以显著预测后续该分析师的预测精度越差, 预测高估越多。

假设 2B 明星分析师相对更加理性。

假设 2C 分析师在电话会议中会议情绪增量越高, 则后续该股票的超额收益率越高。

(三) 分析师会议情绪增量来源分析

为了分析会议情绪来源, 在之前模型的基础上, 再拓展式 (14), 构建潜在原因变量与 $\widehat{r_{it}}$ 的交乘项, 来深入研究引发上述构成结果的可能原因。

此处存在两个可能的思路：一是“近朱者赤，近墨者黑”，是否是所在券商的特征导致了分析师个体的理性或非理性情绪结果；二是由分析师的自身因素决定，即分析师自身的研究能力和乐观程度是否会导致分析师会议相关情绪增量的不同。

因此继续选择分析师所在券商的维度和个体维度来深入挖掘这个问题，再提出如下假设：

假设 3A 分析师在电话会议中会议情绪增量的理性因素受所在券商的研究能力的影响，非理性因素受所在券商的乐观氛围的影响。

假设 3B 分析师在电话会议中会议情绪增量的理性因素受其自身前期的研究能力的影响，非理性因素受其自身前期的乐观情况的影响。

此时构建式 (15)，其中 Γ 分别选取券商的研究能力和乐观倾向，以及分析师上期研究能力和乐观倾向的代理变量来验证。

$$OptBias_{it+2} = c + \delta_1 \widehat{r}_{it} + \delta_4 \Gamma_{it} \times \widehat{r}_{it} + \delta_5 \Gamma_{it} + \delta_2 PostOpt_{it-1} + \delta_3 controls_{it} + u_{it+2} . \quad (15)$$

四、实证结果及分析

(一) 样本选择和数据来源

本文通过技术手段收集了 2013—2017 年我国上市公司在 Wind 3C 电话会议平台上召开的投资者电话交流会样本 1 203 次，其中含有完整录音文件，并且包含主持人分析师信息的样本为 629 次，时间跨度为 2013 年 8 月 7 日至 2017 年 12 月 31 日。其他数据均来自国泰安 CSMAR 数据库。¹上市公司召开的电话会议大致可以分为三类：近期财务报告交流会、公司重大事项的交流会以及针对近期行业变化的交流会。为保证信息不受干扰，本文只选用第一类和第三类会议进行研究与分析。

(二) 语音情绪变量的构造

本文最重要的技术问题是如何提取出分析师的语音正面情绪。在语音情绪提取技术上，目前的技术路线有靠志愿者构成的情绪样本库进行有监督分类学习，以及使用声学特征对情绪直接建模。基于国内外研究现状，综合考虑成本、场景适用度以及现有技术成熟度等多个维度，本文选择第二类方法对分析师语音情绪进行建模。并在具体实践中，广泛参考国内外相关研究，如语音情绪测谎能力 (Brown *et al.*, 2003)、越战老兵战争后遗症检测 (Konopka

¹ 为保证数据的代表性，我们还进行了大量的问卷与分布计算，限于篇幅在此不赘述。

et al., 2010)、高管财务误报 (Hobson, 2012; Mayew and Venkatachalam, 2012) 以及高管负面情绪 (Mayew and Venkatachalam, 2012; 刘莉亚等, 2019) 等, 最后选择基于 Layered Voice Analysis (LVA) 技术的 Ex-Sense Pro-R 软件 (后文以“LVA 软件”表示) 进行后续情绪分析。LVA 的主要优势在于可以实现跨语言和跨场景的使用, 并且能够基于被试个体的正常情绪样本对其声音特征进行校准, 减少不同个体声音异质性的干扰。LVA 最后可以产生包括感情层、认知层、全局压力层和思考层等多个维度的连续变量, 可以对被研究者的声音特征进行多维度刻画 (刘莉亚等, 2019)。

在数据处理方面, 本文利用了 LIUM 的说话人识别算法与科大讯飞的语音识别技术对语音数据进行了转换设计, 并编写软件实现了声音识别、校准、人工角色识别与标签、切割、时间轴重塑和 LVA 批量导入功能, 解决了数据的来源问题。经过处理后, 一次电话会议中的分析师的音频可以合并导入 LVA 软件, 进行最终的语音情绪识别与处理 (见图 2)。

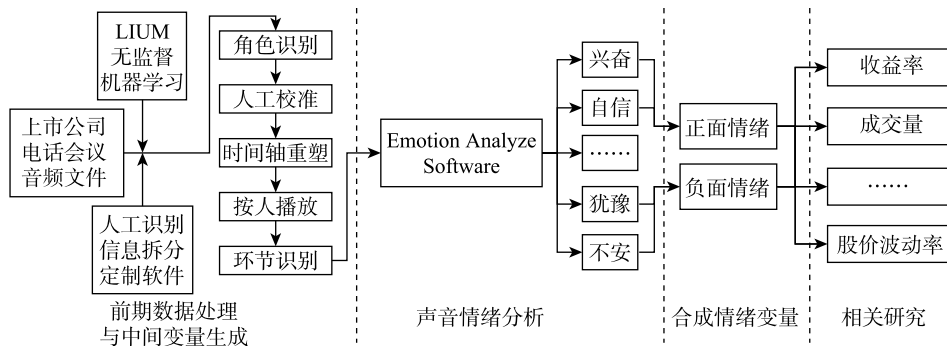


图 2 语音情绪变量的构造流程图 (刘莉亚等, 2019)

LVA 软件会输出对应的情感水平 (emotion level)、认知水平 (recognition level) 等维度的变量信息。基于前人的研究方法 (Mayew and Venkatachalam, 2012; 刘莉亚等, 2019), 此处设定一个阈值 (情感为 120, 认知为 110), 当某时刻情感水平或认知水平高于其自身阈值时, 认定其为异常兴奋或认知失调 (见图 3), 而把这些异常现象占总量的比例作为分析师声音正面或负面情绪的代理变量 $VOICE_P$ ($VOICE_N$)。

最后, 为控制会议中分析师通过文字语言流露的文本情绪的干扰, 本文同样使用电话会议中分析师讲话的文字稿作为文本情绪的控制变量。利用说话人识别技术切分录音文件, 再用科大讯飞的语音转换 API 将电话会议的音频转成文字, 并参考前人研究 (Loughran and McDonald, 2011; 林乐和谢德仁, 2016), 使用字典法 (词袋法), 构造文本正面情绪 $NEWS_P = \text{正面词汇数量} / \text{总体词汇}$, 以及文本负面情绪 $NEWS_N = \text{负面词汇数量} / \text{总体词汇}$ 。

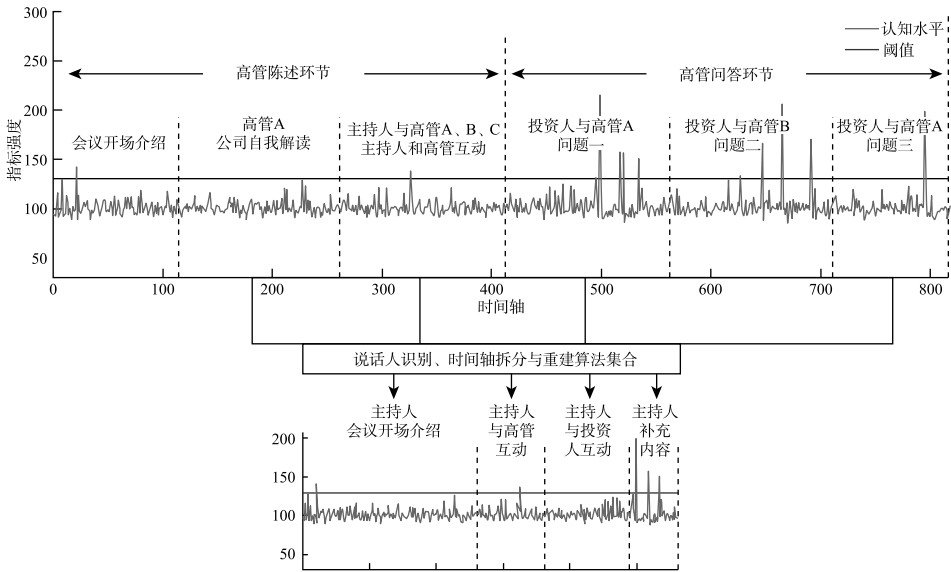


图 3 基于 LVA 方法对电话会议中分析师语音情绪进行提取的过程图示

(三) 变量选择及实证结果

1. 分析师自身乐观情绪代理变量构造有效性研究

本文构建了相关的因变量：首先，通过 EPS 预测对数负排名 (LOG_AFTER_EPS_RANK，为统一变量变化方向所以取负) 和预测排名分位数对数比率 (LOG_AFTER_EPS_ODD) 两个维度度量分析师研究乐观倾向；然后，基于以往文献计算了分析师的会后预测高估 (AFTER_EPS_ACC)，用来刻画分析师的预测乐观偏差（即预测高估，相对绝对值变量更为严格）；最后，计算了各个不同基准、不同窗口期下的超额累计收益率 (CAR(0, T))，用来捕捉公司基本面的异常波动。

而自变量方面构建了根据识别策略模型构建的残差序列 (RHAT)、语音情绪变量 (VOICE_P、VOICE_N)、电话会议前主持人分析师和全体分析师的关注度代理变量 (LOG_BEFORE_REPORT_NO、LOG_BEFORE_ALL_REPORT_NO)、电话会议前主持人分析师和全体分析师的预测高估情况 (BEFORE_EPS_ACC、BEFORE_ALL_EPS_ACC)、电话会议前一年的 EPS 预测对数负排名 (LOG_BEFORE_EPS_RANK) 和预测排名分位数对数比率 (LOG_BEFORE_EPS_ODD) 等，还根据公司及分析师的异质情况增加了相关的控制变量，进一步排除电话会议以往因素的干扰，主要描述性统计如下：

表1 主要变量描述性统计表

变量	N	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
LOG_AFTER_EPS_RANK	342	-0.9859	0.8393	-2.8904	-1.0986	0.0000
LOG_AFTER_EPS_ODD	277	0.2046	1.1212	-2.8332	0.0000	2.8904
AFTER_EPS_ACC	610	0.2190	1.0040	-4.5000	0.0102	14.8333
VOICE_P	614	0.0378	0.0370	0.0000	0.0297	0.2925
VOICE_N	614	0.0566	0.0489	0.0000	0.0460	0.2857
RHAT	442	0.0000	0.0320	-0.0488	-0.0057	0.2051
LOG_BEFROE_EPS_RANK	499	-1.3512	0.8685	-3.2189	-1.3863	0.0000
LOG_BEFORE_EPS_ODD	448	0.2862	1.2516	-3.0445	0.2513	3.2581
LOG_BEFORE_ALL_REPORT_NO	619	2.1882	0.7761	0.0000	3.4657	2.3979
LOG_BEFORE_REPORT_NO	499	1.2057	0.7331	0.0000	3.2189	1.0986
BEFORE_EPS_ACC	610	0.2755	2.6654	-57.0000	0.1250	20.2329
BEFORE_ALL_EPS_ACC	622	0.4136	3.1775	-30.4405	0.0370	50.2899
IS_NFT	623	0.2953	0.4566	0	0	1
REVEN_GRO_STD	587	5.5570	36.8011	0.0000	0.3612	546.8523
LOG_TOTALASSET	623	23.4662	1.2031	20.9550	23.2935	27.8955
BM	623	0.7658	0.9558	0.0552	0.4626	6.9174
MOM	602	0.1212	0.3728	-0.4479	0.0322	2.5459
CAR(-10, -1)	623	0.0285	0.1183	-0.3847	0.0127	1.0584
WORDS_P	623	0.0142	0.0040	0.0000	0.0138	0.0351
WORDS_N	623	0.0067	0.0035	0.0008	0.0062	0.0313

基于此,本文首先进行假设1系列的验证。由于存在分析师只主持一次会议的情况,此处采用截面回归,并使用稳健方差法进行估计,结果见表2。

表2 假设1系列模型估计结果

变量	LOG_AFTER_EPS_RANK (1)	LOG_AFTER_EPS_RANK (2)	LOG_AFTER_EPS_ODD (3)	LOG_AFTER_EPS_ODD (4)
IS_NFT		-0.1850* (0.1074)		-0.3432** (0.1715)

(续表)

变量	LOG_AFTER_ EPS_RANK	LOG_AFTER_ EPS_RANK	LOG_AFTER_ EPS_ODD	LOG_AFTER_ EPS_ODD
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>RHAT</i> × <i>IS_NFT</i>		6.7976** (3.1372)		8.8812** (4.5107)
<i>RHAT</i>	4.5197*** (1.1857)	2.3518* (1.3522)	5.1673*** (1.9376)	2.2184 (2.1686)
常数项	3.3519*** (1.2779)	2.6096** (1.2862)	-0.9184 (2.2084)	-1.1197 (2.2900)
其他变量	控制	控制	控制	控制
年度	控制	控制	控制	控制
行业	控制	控制	控制	控制
Observations	254	254	212	212
<i>R</i> ²	0.3621	0.3857	0.1512	0.1837

注：***、**、* 分别代表 1%、5%、10% 的显著性水平；括号内为稳健标准误。下同。

可以发现，在会后预测对数负排名和预测分位数对数比率两个维度上，基于语音正面情绪构建的残差序列 *RHAT* 有较好的显著性水平，在模型中显著为正，而且主持会议明星分析师的交乘项也是同向显著，证明了语音正面情绪对于分析师自身乐观情绪的代理合理性。虽然第 (4) 列 *RHAT* 系数不显著，但新财富交乘项的同向显著性同样可以说明其变量的构造有效性，符合本文之前的理论推理结果，假设 1 系列得到证实，新计算的语言情绪变量的确是合格的代理变量。

2. 分析师会议情绪增量构成识别及影响

因此，本文继续进行假设 2 的模型估计与分析，对会后预测的 EPS 误差进行研究，具体结果见表 3。首先发现第 (1) 和 (2) 列中 *RHAT* 系数显著为正，说明分析师整体、普通分析师情绪增量中的非理性因素占优。第 (2) 列中明星分析师的交乘项显著为负，而系数相加是否为 0 的 Wald 检验无法拒绝，即明星分析师会议情绪增量中存在信息优势的理性因素，相对于普通分析师显著更加理性，但无法区分何种因素占优，而普通分析师无法识别理性因素，非理性因素占优。

据此，假设 2 的 A 和 B 已经得到论证。而为了进一步提高稳健性，在此放宽识别策略的假设，将电话会议会后分析师报告的乐观性直接作为控制变量，如果观察到与之前一致的结果，则更加说明 *RHAT* 有效识别分析师的非理性因素。如此，本文构建了第 (3) 与 (4) 列的估计，可以发现，由于控制变量更为严苛，显著性下降明显，第 (3) 列中 *RHAT* 已经不显著，但通过对于明星分析师的有效分类，第 (4) 列中本文得到了显著一致的结果。通

过第(3)和(4)列的进一步论证,更加强化了假设2A和2B的结论,进一步论证了自身乐观情绪代理变量构建的有效性。

表3 假设2系列模型估计结果

变量	AFTER_EPS_ACC (1)	AFTER_EPS_ACC (2)	AFTER_EPS_ACC (3)	AFTER_EPS_ACC (4)
IS_NFT		0.1510 (0.1002)		0.1823 (0.1651)
RHAT×IS_NFT		-6.7881** (3.2779)		-7.8038* (4.8509)
RHAT	4.5973* (2.5590)	6.5474** (2.9357)	5.9077 (4.0784)	8.1093* (4.6168)
LOG_BEFROE_EPS_ RANK	-0.2546 (0.1861)	-0.3427* (0.1993)		
LOG_BEFORE_EPS_ ODD	0.1406 (0.1141)	0.1934 (0.1218)		
LOG_AFTER_EPS_ RANK			0.0449 (0.2934)	0.0641 (0.2918)
LOG_AFTER_EPS_ ODD			0.1218 (0.1963)	0.1319 (0.1941)
常数项	4.2645** (1.8137)	4.5384** (1.8910)	6.3607** (3.0819)	6.4346** (3.1461)
其他变量	控制	控制	控制	控制
年度	控制	控制	控制	控制
行业	控制	控制	控制	控制
Observations	398	398	208	208
R ²	0.1433	0.1526	0.1692	0.1779
明星分析师系数		0.92		0.94
Wald Test (p值)				

基于此,本文继续利用超额收益率来研究所构建的会议情绪增量RHAT究竟有无信息优势,分为三种模型(市场指数、FF3、FF5),其中基于市场指数计算的具体结果详见表4。遗憾的是,无论是否为明星分析师,RHAT

均无法解释未来的超额收益。因此，从这个角度上讲，分析师的会议情绪增量中所含有的信息优势并不能够被市场显著反应。

表 4 假设 2 系列超额收益率解释情况（市场指数控制住明星分析师）

变量	CAR(0,1)_M	CAR(0,5)_M	CAR(0,10)_M	CAR(0,30)_M	CAR(0,60)_M
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>IS_NFT</i>	0.0012 (0.0071)	0.0039 (0.0144)	0.0076 (0.0161)	0.0051 (0.0226)	0.0327 (0.0261)
<i>RHAT</i> × <i>IS_NFT</i>	0.2615 (0.3379)	0.8762 (0.9437)	0.8297 (1.0995)	0.5146 (1.0838)	1.0659 (0.9867)
<i>RHAT</i>	0.0250 (0.1152)	-0.0151 (0.1555)	-0.2190 (0.1789)	-0.1221 (0.3477)	-0.2939 (0.4080)
常数项	0.1158 (0.1046)	-0.0192 (0.1900)	-0.1588 (0.2161)	-0.2337 (0.3184)	-0.0806 (0.3945)
其他变量	控制	控制	控制	控制	控制
年度	控制	控制	控制	控制	控制
行业	控制	控制	控制	控制	控制
Observations	373	373	373	373	373
R^2	0.0616	0.0535	0.0429	0.0361	0.0523

导致这一结果的原因可能如下：首先，有学者发现市场投资者对负面情绪和正面情绪的反应存在不对称性（Mayew and Venkatachalam, 2012；刘莉亚等，2019），即市场投资者对负面情绪更加敏感，而本文分析师的信息主要体现在正面情绪中，所以市场反应可能相对较弱；其次，因为卖方分析师存在乐观偏差是业界“共识”，哪怕其情绪中存在足量的理性信息增量，市场因为验证成本也不一定会“买单”；最后，目前的分析师的评价机制主要是参考他们预测的 EPS 误差，而并不是目标公司股票市场价格，从而加大识别难度。

进一步，明星分析师的系数为正，说明其信息含量还是相对较多，但实证结果还是不显著。换言之，当普通分析师在电话会议上“侃侃而谈”、表现出过度的正面情绪时，大部分情况下，他们可能只是在“夸夸其谈”，而对于明星分析师，虽然无法证明其是绝对的“价值中立”，但是其乐观性相对而言更可能是“胸有成竹”，而非“夸夸其谈”。

3. 分析师会议情绪增量构成来源分析

基于之前的分析, 根据已有文献, 并综合考虑变量代表性和计算可得性, 对于券商, 本文选择年度券商研究报告上调评级占比 (UP_CHG_PER) 以及平均评级情况 (AVG_RANK) 作为券商的乐观氛围代表 (蔡庆丰和杨侃, 2013)。为了区分券商的乐观性中存在的理性因素, 本文通过代理变量来识别券商的研究能力 (研究面覆盖情况 $COVERFIRM_NO$ 、新财富团队数量 $NFTEAM_NO$) 并加以区分。而对于分析师, 则直接采用前期的预测倾向 ($LOG_BEFORE_EPS_ODD$) 和预测高估 ($BEFORE_EPS_ACC$) 代理, 回归结果详见表 5:

表 5 假设 3 系列模型估计结果

变量	$AFTER_EPS_ACC$	$AFTER_EPS_ACC$	$AFTER_EPS_ACC$	$AFTER_EPS_ACC$
	(1)	(2)	(3)	(4)
IS_NFT	0.1582* (0.09737)	0.1357 (0.0964)	0.1398 (0.0991)	0.1427 (0.0942)
$RHAT \times IS_NFT$	-7.0632** (3.1939)	-6.9173* (3.6883)	-8.5186** (3.7178)	-9.1055** (4.1728)
$RHAT$	1.5011 (2.2400)	5.0383 (3.7996)	8.6868** (3.4075)	5.5342 (4.0343)
UP_CHG_PER	-1.4301 (2.3282)			-0.5653 (2.2902)
$UP_CHG_PER \times RHAT$	219.5445** (93.4652)			273.7425** (122.7931)
AVG_RANK	-0.0828 (0.6690)			-0.0134 (0.0918)
$AVG_RANK \times RHAT$	0.0117 (2.3835)			-2.1303 (4.2505)
$COVERFIRM_NO$		-0.0002 (0.0002)		-0.0002 (0.0003)
$COVERFIRM_NO \times RHAT$		0.0008 (0.0047)		0.0029 (0.0092)
$NFTEAM_NO$		-0.0084 (0.0194)		-0.0130 (0.0195)

(续表)

变量	AFTER_EPS_ACC			
	(1)	(2)	(3)	(4)
NFTEAM_NO × RHAT		-1.4726 (1.1001)		-1.5842 (1.0618)
LOG_BEFORE_EPS_ODD			-0.1656 (0.1249)	-0.1840 (0.1330)
LOG_BEFORE_EPS_ODD × RHAT			2.4852 (2.4362)	2.7122 (2.6149)
BEFORE_EPS_ACC			0.0329 (0.0502)	0.0300 (0.0504)
BEFORE_EPS_ACC × RHAT			-3.7794 (2.6113)	-3.4692 (2.5977)
其他变量	控制	控制	控制	控制
年度	控制	控制	控制	控制
行业	控制	控制	控制	控制
Observations	398	398	398	398
R ²	0.1609	0.1600	0.1688	0.1821
明星分析师系数	0.09	0.55	0.65	0.15
Wald Test (p 值)				

计量结果中关键变量的符号符合预期，并在控制住其他变量后：一方面，券商的乐观氛围代理变量 *UP_CHG_PER* 与 *RHAT* 的交乘项系数是显著的，而在控制住券商研究能力后依然显著，说明分析师会议情绪增量中的非理性因素很有可能是券商的乐观氛围所导致的，但平均评级的交乘项可能由于变动不大缺乏显著性；另一方面，券商的研究能力变量的交乘项符号都为负，说明与分析师会议情绪增量中的理性因素相关，但都不显著，即相对乐观倾向而言无法较好解释分析师会议情绪中的理性因素。综上假设 3A 部分得证。而对于分析师个体因素，可以发现均不显著，因此假设 3B 无法成立。

因此，基于以上分析，分析师电话会议情绪中非理性因素的一个重要来源就是所在券商的乐观氛围，而券商整体的研究能力对于其分析师的研究能力影响有限，体现出不对称性。所以存在券商到分析师个体“近墨者黑”式的非理性乐观情绪形成机制。

五、稳健性检验

首先,本文利用多种模型进行对比分析,并用基于不同情绪阈值计算的语音情绪指标来进行稳健性检验,结果仍然保持不变。²

其次,由于本文研究对象是上市公司自愿召开的电话会议,研究样本可能存在选择偏误问题。本文选择使用 Heckman 两步法对其进行修正。其中在 Heckman 的第一阶段,本文选择全样本参与回归,即将所有发过研究报告的分析师都纳入研究样本,并选取券商当年佣金收入、是否为上市公司、券商当年新财富团队数目(前五)、覆盖公司数目、会前分析师最近一次对于该公司 EPS 预测高估程度、券商当年所有研究报告中上调评级的比例、分析师会前 EPS 预测对数负排名、上市公司与分析师所在券商办公地点的距离作为新的代理变量。Heckman 一阶段的回归结果显示对分析师参加和主持会议的倾向拟合结果较好。而二阶段的结果表明,假设 1、2 和 3 的结论均保持不变。这意味着在部分消除选择性偏误的情况下,本文的结果依然稳健。

再次,本文还利用分析师类型的划分进行稳健性检验。本文对明星分析师的综合上榜情况进行综合打分,将明星分析师群体分为顶级明星分析师和次级明星分析师,然后再度基于 Heckman 模型对重要结论进行了回归分析。按照前文逻辑,更好的分析师应该有更多的乐观情绪,而且理性的信息优势更大。回归结果表明顶级明星分析师的交乘项符合预期,且无论是系数还是显著程度对比原来的划分方法都更大,结果仍然保持稳健。

最后,在变量遗漏问题方面:第一,遗漏变量问题如真实非理性因素、独立性丧失等时变因素以及主观恶意因素都会高估非理性因素。但由于这些因素都会导致更严重的预测偏差,所以从实际应用层面考虑,这种类型变量的缺失反而能增加模型对风险的识别能力。第二,本文在回归分析中都对分析师的语音负面情绪和文本负面情绪进行了控制,尽可能减少主观因素高估情况。第三,本文也在假设 3 的验证中使用了分析师电话会议之后发布的研究报告的盈余预测乐观性作为控制变量,使用这种强控制变量也能一定程度上削弱变量遗漏带来的内生性问题。

六、结论及政策建议

本文以分析师参与投资者电话交流会为切入点,利用语音情绪分析技术

² 具体各种指标计算方法及回归结果由于篇幅原因结果没有列出,备索,下同。

构造了分析师自身乐观情绪的全新代理变量，并基于多期理论分析框架，对分析师自身乐观性的构成、影响及来源进行了深入的研究。研究发现：（1）语音正面情绪能够作为分析师自身乐观性的有效代理变量，且声誉越高的分析师其自身乐观情绪越高，存在显著的正向声誉情绪增量。（2）就召开电话会议的乐观情绪增量而言，普通分析师自身乐观情绪中非理性因素占优，可以有力解释会议后续盈余预测偏差的高估部分，即为“夸夸其谈”。而明星分析师则相对理性，其自身乐观情绪中显著存在理性的信息优势成分，这就肯定了分析师乐观性的积极意义，表明分析师存在“胸有成竹”的可能。但由于有效信息识别成本与市场反应机制的双重问题，明星分析师和普通分析师的会议乐观情绪增量对相关上市公司股价的长期超额收益率没有预测能力。（3）分析师所在券商的整体乐观氛围可能是分析师乐观情绪中非理性因素的重要来源。

基于上述结果，本文提出如下政策建议：

首先，对于相关数据服务商和分析机构，应当重视投资者电话交流会等基于新技术的信息传递渠道，收集和整理包括语音在内的各种维度的数据，不断深入分析和挖掘各种非结构化数据中的信息，如通过收集分析师的语音数据，构建能够代理分析师非理性因素的自身乐观性情绪指标，提前调整相关分析师的一致预期权重，为资本市场提供更精确的估值模型，丰富我国金融市场的信息来源。

其次，对于监管机构，应当鼓励和规范各类信息披露机制，推动我国上市公司进行更多更有效的信息披露行为，使广大投资者和上市公司之间保持通畅的信息沟通渠道，并不断健全对资本市场中各类主体违规信息披露的惩罚机制。同时，也应该加强对分析师的职业道德教育，推动我国证券公司建立完善的内控流程，不断完善机制设计，提高投资环境质量，从而增加投资者对我国资本市场的投资信心。

最后，对于证券公司及其内部的分析师，应该加强自我道德修养，不忘初心，守住底线，培养独立冷静和专业务实的研究氛围，努力提高自身知识水平和职业素养，提高对信息披露重要性的认知程度。同时证券公司应设立更加合理的评价机制，减少分析师“夸夸其谈”的行为，充分发挥分析师信息加工中介的作用，不断提高我国证券市场的定价效率。

参 考 文 献

- [1] Brown, T. E., S. M. Senter, and A. H. Ryan Jr. *Ability of the Vericator to Detect Smugglers at a Mock Security Checkpoint*. Longmans, 2003.

- [2] Bhojraj, S., P. Hribar, M. Picconi, and J. McInnis, "Making Sense of Cents: An Examination of Firms that Marginally Miss or Beat Analyst Forecasts", *The Journal of Finance*, 2009, 64 (5), 2361-2388.
- [3] 蔡庆丰、杨侃, "是谁在 '捕风捉影': 机构投资者 VS 证券分析师——基于 A 股信息交易者信息偏好的实证研究", 《金融研究》, 2013 年第 6 期, 第 193—206 页。
- [4] 曹胜、朱红军, "王婆贩瓜: 券商自营业务与分析乐观性", 《管理世界》, 2011 年第 7 期, 第 20—30 页。
- [5] Corredor, P., E. Ferrer, and R. Santamaria, "Is Cognitive Bias Really Present in Analyst Forecasts? The Role of Investor Sentiment", *International Business Review*, 2014, 23 (4), 824-837.
- [6] Cowen, A., B. Groysberg, and P. Healy, "Which Types of Analyst Firms Are More Optimistic?", *Journal of Accounting and Economics*, 2006, 41 (1/2), 119-146.
- [7] Das, S., C. B. Levine, and K. Sivaramakrishnan, "Earnings Predictability and Bias in Analysts' Earnings Forecasts", *Accounting Review*, 1998, 73 (2), 277-294.
- [8] 丁方飞、张宇青, "基于佣金收入动机的机构投资者盈利预测偏离与股票交易量研究", 《金融研究》, 2012 年第 2 期, 第 196—206 页。
- [9] Easterwood, J. C., and S. R. Nutt, "Inefficiency in Analysts' Earnings Forecasts: Systematic Misreaction or Systematic Optimism?", *The Journal of Finance*, 1999, 54 (5), 1777-1797.
- [10] Francis, J., and D. Philbrick, "Analysts' Decisions as Products of a Multi-Task Environment", *Journal of Accounting Research*, 1993, 31 (2), 216-230.
- [11] Gu, Z., Z. Li, and Y. G. Yang, "Monitors or Predators: The Influence of Institutional Investors on Sell-side Analysts", *The Accounting Review*, 2013, 88 (1), 137-169.
- [12] Hobson, J. L., W. J. Mayew, and M. Venkatachalam, "Analyzing Speech to Detect Financial Misreporting", *Journal of Accounting Research*, 2012, 50 (2), 349-392.
- [13] Hong, H., T. Lim, and J. C. Stein, "Bad News Travels Slowly: Size, Analyst Coverage, and the Profitability of Momentum Strategies", *The Journal of Finance*, 2000, 55 (1), 265-295.
- [14] 胡昌生、高玉森, "分析师情绪会影响股票价格吗?", 《投资研究》, 2018 年第 1 期, 第 99—113 页。
- [15] Kang, S., J. O'Brien, and K. Sivaramakrishnan, "Analysts' Interim Earnings Forecasts: Evidence on the Forecasting Process", *Journal of Accounting Research*, 1994, 32 (1), 103-112.
- [16] Konopka, L., J. Duffecy, and K. Hur, "Technology Assisted PTSD Screening (TAPS) for the Vietnam Veterans of America (VVA) Study", *Pilot Study Abstract*, The Chicago School of Professional Psychology, Northwestern University, and The University of Illinois at Chicago, 2010.
- [17] Lim, T., "Rationality and Analysts' Forecast Bias", *The Journal of Finance*, 2001, 56 (1), 369-385.
- [18] 林乐、谢德仁, "投资者会听话听音吗? ——基于管理层语调视角的实证研究", 《财经研究》, 2016 年第 7 期, 第 28—40 页。
- [19] 刘莉亚、陈瑞华、闵敏、朱小能, "投资者 '听话听音' 能获得超额收益吗? ——从中国上市公司投资者电话交流会中高管声音情绪视角出发", 《经济研究》工作论文, 2019-03-11。
- [20] Loffler, G., "Biases in Analyst Forecasts: Cognitive, Strategic or Second-Best?", *International Journal of Forecasting*, 1998, 14 (2), 261-275.
- [21] Loughran, T., and B. McDonald, "When Is a Liability Not a Liability? Textual Analysis, Dic-

- tionaries, and 10-Ks”, *The Journal of Finance*, 2011, 66 (1), 35-65.
- [22] 罗皓璇, “投资者关系管理类市值管理方法刍议”, 《当代经济》, 2014年第1期, 第72—73页。
- [23] Mayew, W. J., and M. Venkatachalam, “The Power of Voice: Managerial Affective States and Future Firm Performance”, *The Journal of Finance*, 2012, 67 (1), 1-43.
- [24] Mehrabian, A., *Silent Messages*. Wadsworth Belmont, CA, 1971.
- [25] Mola, S., and M. Guidolin, “Affiliated Mutual Funds and Analyst Optimism”, *Journal of Financial Economics*, 2009, 93 (1), 108-137.
- [26] Qian, H., “Time Variation in Analyst Optimism: An Investor Sentiment Explanation”, *The Journal of Behavioral Finance*, 2009, 10 (3), 182-193.
- [27] Scharfstein, D. S., and J. C. Stein, “Herd Behavior and Investment”, *American Economic Review*, 1990, 80 (3), 465-479.
- [28] 王宇熹、洪剑峭、肖峻, “顶级券商的明星分析师荐股评级更有价值么? ——基于券商声誉, 分析师声誉的实证研究”, 《管理工程学报》, 2012年第3期, 第197—206页。
- [29] Welch, I., “Herding Among Security Analysts”, *Journal of Financial Economics*, 2000, 58 (3), 369-396.
- [30] 吴超鹏、郑方轶、杨世杰, “证券分析师的盈余预测和股票评级是否具有独立性?”, 《经济学》(季刊), 2013年第12卷第3期, 第935—958页。
- [31] 伍燕然、江婕、谢楠、王凯, “公司治理、信息披露、投资者情绪与分析师盈利预测偏差”, 《世界经济》, 2016年第2期, 第100—119页。
- [32] 伍燕然、潘可、胡松明、江婕, “行业分析师盈利预测偏差的新解释”, 《经济研究》, 2012年第4期, 第149—160页。
- [33] 游家兴、邱世远、刘淳, “证券分析师预测‘变脸’行为研究——基于分析师声誉的博弈模型与实证检验”, 《管理科学学报》, 2013年第6期, 第67—84页。
- [34] 游家兴、周瑜婷、肖珉, “凯恩斯选美竞赛与分析师预测偏差行为——基于高阶预期的研究视角”, 《金融研究》, 2017年第7期, 第192—206页。
- [35] 原红旗、黄倩茹, “承销商分析师与非承销商分析师预测评级比较研究”, 《中国会计评论》, 2007年第3期, 第285—304页。
- [36] 朱小能、刘鹏林, “雾里看花——空气质量影响了分析师的预期吗?”, 《经济管理》, 2018年第10期, 第173—192页。

Analyst Optimism: “Rational Behavior” or Just “Talking on Paper”? —An Empirical Study on Analysts’ Voice Emotion

MIN MIN* RUIHUA CHEN LIYA LIU YUANCHEN PANG
(*Shanghai University of Finance & Economics, Shanghai Institute
of International Finance & Economics*)

Abstract Based on the teleconference audio of listed companies, we construct proxies of analysts’ own optimism by voice emotion analysis technology to study the mechanism of analysts’ optimism in their earnings forecast. The results show that: (1) Voice emotion of teleconference can proxy analysts’ own optimism appropriately; (2) The optimistic performance of ordinary analysts is “exaggerated”, while the star analysts’ performance truly shows some information advantages, which is a sign of confidence and readiness; (3) The overall optimistic forecast atmosphere of the securities institution where one ordinary analyst is located may be an important factor causing the “exaggeration” of that analyst.

Keywords analysts optimism, voice sentiment, earnings teleconference

JEL Classification G14, G24, G39

* Corresponding Author: Min Min, School of Finance, Shanghai University of Finance & Economics, Room 215, Tongde Bldg., No. 100 Wudong Road, Yangpu District, Shanghai 200433, China; Tel: 86-15921571417; E-mail: mmin@mail.shufe.edu.cn.