

买卖双方即时通信中对话行为对购买的影响研究*

周逸美, 黄京华

(清华大学 经济管理学院, 北京 100084)

摘要 买卖双方如何更加有效地在即时通信中沟通具有重要的现实意义。本文借鉴互动校准模型(interactive-alignment model)和人际协同理论(interpersonal synergy theory), 将对话协调性(对话者在沟通时相互配合的程度)的概念引入买卖双方对话行为(对话协调性和对话内容)对购买的影响。研究发现, 对话协调性以及产品匹配和服务相关对话内容会促进购买; 对话协调性会减弱这两类对话内容对于购买的影响。本文的研究成果能为企业与消费者的沟通提供指导, 促进消费者购买。

关键词 即时通信, 对话行为, 对话协调性, 对话内容, 不确定性

中图分类号 C931.6

1 引言

随着线上购物的普及, 即时通信在消费者的购买决策中发挥着越来越重要的作用。根据用户调研, 消费者借助“阿里旺旺”等即时通信平台与卖方进行沟通能够表明需求和意图, 对推动交易形成有很大的帮助^[1, 2]。卖方和买方通过即时通信进行同步的沟通和交流能够弥补线上购买互动性和购买体验等方面的不足, 对于购买有积极的影响。然而在线上购物情境中, 买卖双方在即时通信中并不一定能进行有效的沟通交流。调研过程中一位消费者表示, “好多商家在沟通时不听你说话, 只顾自己说, 像是完全不配合你”。同样, 另一位消费者也观察到, “咨询问题的时候, 就算商家都在推荐产品, 有些商家就是让我感觉沟通效率很低”。在大规模调研的市场研究中也存在同样的问题, 由于线上购物环境中的对话相较传统的面对面对话存在更大的不确定性, 消费者和商家的沟通问题越发凸显^[3, 4]。因此, 如何更加有效地在即时通信中进行沟通, 进而提高销量具有重要的现实意义。

目前关于使用即时通信的行为研究大多聚焦于是否使用即时通信对于购买的影响^[5-7], 很少有研究关注买卖双方如何在即时通信中更有效地沟通进而更大程度地促进购买。即时通信等计算机中介的沟通(computer-mediated communication, CMC)的作用是让买卖双方更好地进行交流, 从而减少购买过程的不确定性, 因而本文从对话的角度来分析买卖双方的行为^[8, 9]。根据以往对话相关研究, 本文从交流语言内容和交流语言加工的角度对交流行为进行研究^[10]。一方面, 从交流语言内容的角度出发, 目前关于即时通信中文本分析的研究通常挖掘对话的主题和情感, 并采用字数或句子数目来衡量它们的信息量^[11-13]。信息量还可以从信息论的角度进行衡量, 即信息熵, 它相较于上面两种方法能够进一步基于具体信息内容出现的概率, 衡量上下文情境中的信息量^[14, 15]。另一方面, 从交流语言加工的角度出发, 对话的协调性(对话者在沟通时相互配合的程度)在不断地被强调^[16-18], 与消费者和商家在对话实践中

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(72072100)。

通信作者: 黄京华, 清华大学经济管理学院教授、博士生导师, E-mail: huangjh@sem.tsinghua.edu.cn。

所提及的“听你说话”和“配合”能够很好地对应。而且线上对话场景的不确定性更大,对于对话者之间相互配合的要求也更高^[16, 19]。然而即时通信的相关研究却缺乏从卖方和买方互动的角度进行深入分析。

为弥补上述不足,本文用信息熵来衡量对话内容,借鉴互动校准模型和人际协同理论,引入对话协调性的概念^[16, 17, 20]分析买卖双方的交互行为。具体而言,本文将对买卖双方即时通信中的对话行为进行以下分析:①对话协调性对购买有怎样的影响?②对话内容对购买有怎样的影响?③对话协调性如何调节对话内容对购买的影响?

2 文献综述

2.1 线上购买的不确定性

在线上购买中,不确定性具体指消费者对于产品或者品牌的表现无法进行准确预估的程度^[21],一般被划分为产品不确定性和卖方不确定性^[21, 22]。对于产品不确定性,一般认为可以分为产品质量不确定性和产品匹配不确定性^[21-24]。其中产品质量不确定性是指消费者难以对产品属性进行评估、并准确预测产品未来表现的程度^[22, 24];产品匹配不确定性是指消费者难以评估产品属性是否与他们的个人情况相匹配的程度^[22]。对于卖方不确定性,卖方提供的服务质量会影响买卖双方之间的关系,进而影响消费者对于卖方的不确定性^[24-26]。一般认为,消费者对于服务质量的判断会受到用户反馈、第三方测评和卖方所提供的信息等的影响^[24, 26]。

即时通信中的信息交流会影响到消费者感知到的不确定性^[7, 27],从而促进购买。Zhang 和 Liu 提出是否使用即时通信可以影响到消费者与卖方的实时沟通,并影响到消费者对于网页展示的产品信息的理解,进而影响到消费者对于卖方可信度的认知,作用于消费者对于产品和卖方不确定性的感知,从而影响到其购买决策^[27]。Adjei 等对一个在线产品评论社区中的消费者对话进行分析,发现交流的速度、相关性、频次和信息量等能够显著降低消费者感知到的不确定性,从而影响到购买^[28]。

2.2 线上购买的人际交互

由于本文聚焦于即时通信中对话行为对于购买的影响,这部分文献综述主要关注即时通信等 CMC 场景下的人际交互研究,包括基于消费者感知到的交互性和临场感的研究,以及基于沟通相关理论的研究。

第一部分研究关注是否使用即时通信通过影响到买卖双方的人际交互,进而作用于消费者感知到的交互性和临场感,从而影响到购买^[5, 6, 26]。感知交互性是指对话者认为双方之间对话是双向和实时的程度。临场感是指对于他人的亲密感和接近的程度,包括心理和生理两个维度。Kang 等通过对线上消费者的调研,提出即时通信能提高消费者的感知交互性,进而缓解不确定性带来的负面影响,从而增加他们的交易意愿^[5]。Ou 等结合消费者的日志数据和调研数据,提出即时通信等 CMC 能够通过模仿传统的面对面交流,提高消费者的感知交互性和临场感,进而增加消费者对于卖方的信任并构建买卖双方之间的关系,从而促进购买^[26]。

第二部分研究从沟通的相关理论出发研究人际交互对购买的影响^[13, 29]。Lowry 等基于对话的相关文献和理论,提出 CMC 中的人际交互对于沟通质量有重要影响,并进一步作用于顾客满意度^[29]。Kang 等将言语行为理论(speech act theory)拓展到线上购物的即时通信场景,关注实时客户支持聊天(live customer support chat)等 CMC 中的认知、情感和说话者的角色三个要素,基于对话内容数据研究卖方

和买方的认知和情感表达对于购买的影响^[13]。然而该部分文献多是从卖方或买方的角度单独分析,没有充分考虑买卖双方的交互,因此有必要进一步参考对话相关理论。

2.3 对话中的协调性研究

在对话的认知研究中,可以从交流语言内容和交流语言加工两个角度进行^[8, 10, 16-20]。从交流语言加工的角度来分析,对话的协调性(coordination)在心理语言学、认知科学等领域中是非常重要的话题^[16-18],其具体含义是对话者在对话中的相互配合^[16, 17, 20]。这部分文献综述主要包括互动校准模型和人际协同理论等对话的相关理论以及相关定量研究。

2.3.1 对话相关理论

Pickering 和 Garrod 强调对话与独白在主体之间的交互性上的差别,于 2004 年提出一种对话语言处理机制——互动校准模型^[16]。他们认为,对话相较于演讲等独白场景,主体之间的交互性更强,需要更加精准而持续的协调,因此对话的相关研究要从对话双方互动的角度进行考虑和研究。互动校准模型表明所有对话者对于话语的产生和理解能够通过不同表征层次的校准(在某一特定层次使用相同表征)耦合在一起,强调对话者之间的相互影响。后续认知科学和语言处理等领域的研究也通过不同的研究方法印证对话过程中对话者之间的相互影响^[17, 30, 31]。Menenti 等提出在语言处理中讲话和听时表征是相似的,基于认知神经科学为对话者的相互影响提供支持^[30]。

考虑到互动校准模型在对话动态性方面的不足,近年有学者提出人际协同理论等补充性的理论解释^[17, 31],从动态交互的角度阐明对话的机制。受运动协调动力学模型的启发,Fusaroli 等在动态框架下将人际协调思想引入对话场景,并进一步发展出用于对话分析的人际协同理论^[17]。他们认为互动校准模型对于解释对话中一些重要步骤是至关重要的,但是仅仅从简单的同步模仿行为角度来分析也是不充分的。具体而言,他们提出良好的对话协调性不仅依赖选择性的校准,还取决于对话者之间的动态互补,如对话者之间提问和回答的互补、对话者进一步发展彼此的观点。

2.3.2 对话协调性的定量研究

在计算语言学领域中,很多学者基于互动校准模型和人际协同理论等,开发出衡量对话协调性的不同指标进行定量研究^[18, 32, 33]。例如,局部语言校准指标(local linguistic alignment)是通过对话者相邻的句子之间含有相同词汇的数目,被这两个句子词汇数目标标准化后的数值来衡量对话协调性^[18, 32]。但是该类指标在具体计算过程中,每次只能以一个语言单位(如句子)作为对象,难以直接从对话的整体层面充分考虑对话的动态性。考虑到对话内容的动态模式,Xu 和 Reitter^[34]将 Oullier 等^[35]在协调动力学理论框架下开发的人际协调指标——峰-峰相对相位(peak-to-peak relative phase)引入对话内容研究,用频次维度替代原有的时间维度,对两个对话者的熵值序列进行频谱分析,描述其熵值序列的耦合程度。峰-峰相对相位能够反映对话者相互间信息交换的协调性,充分体现对话者的交互和相互影响;能够以整个对话作为研究对象,基于信息熵衡量对话中信息交互的协调性。如果熵值序列对应的频谱图的峰-峰相对相位较大,说明对话者中一方在对话过程中输出的信息量较大,另一方输出的信息量较少。此时对话者能够更好地实现相互配合,具有较高的对话协调性。如果峰-峰相对相位较小,说明对话者配合程度较差,对应的协调性较低。

许多学者基于定量研究发现,对话协调性能提高沟通质量,具体反映在对话者的合作表现上,即他们完成任务的成功程度^[18, 34]。例如,Reitter 和 Moore 用局部语言校准指标衡量对话协调性,通过大规模的实证研究发现其与任务成功度是正相关的^[18]。Xu 和 Reitter 用峰-峰相对相位衡量对话协调性,基于

英语和丹麦语的语料库再次印证其与任务成功度正相关^[34]。

2.4 文献综述小结

综合以上文献,对于即时通信等 CMC 影响购买的相关领域,在交流语言内容和交流语言加工方面还存在待研究的空间。大部分研究聚焦于使用即时通信与否对于购买的影响^[5~7],但是很少有研究关注即时通信中买卖双方具体行为如何影响购买,仅有的少量研究也存在以下局限^[12, 13]。

第一,相关研究缺少对买卖双方的交互行为的研究。从对话中的协调性研究可以看出,心理语言学等领域中对话者的相互影响在不断地被强调^[17, 31, 36]。卖方和买方在即时通信中的对话行为也不例外,即时通信的相关研究中应充分重视双方行为的交互。但是已有研究在这方面还有待完善。例如,Lv 等借鉴商务沟通的文献,对于即时通信中用户行为的影响仅从卖方的角度考虑,研究卖方的回复次数和速度等对购买的影响^[12]。Kang 等基于言语行为理论,仅研究卖方和买方的认知和情感要素对购买的影响^[13]。

第二,在对话内容方面,现有研究对于信息的衡量有待改进。线上购买的不确定性文献表明,信息量对于信息价值有重要影响,能够降低消费者感知到的不确定性,而现有文献中对于信息量的衡量没有考虑信息的具体内容和上下文情境。例如,Lv 等根据产品不确定性对对话内容进行分类^[12],却没有对信息量进行衡量;Kang 等只通过信息条数和字数去衡量信息量^[13]。

第三,即时通信对购买影响的研究中,对于购买的衡量仅采用“是/否”^[12, 13],而在市场营销领域对于购买的研究中还有更精确的衡量购买的方法,如购买的数量、购买的种类。

3 研究假设

3.1 即时通信中对话协调性对购买的影响

卖方和买方的对话协调性是指买卖双方在沟通时相互配合的程度^[16, 17, 20]。一方面,从感知交互性的角度,即时通信能让买卖双方进行积极的互动^[11],良好的对话协调性能够保证双方有效的互动与交流,进而提高消费者的感知交互性^[6, 26]。消费者感知到较高的交互性,能增加其对于卖方的信任,有利于买卖双方关系的构建,从而促进购买^[5, 26]。另一方面,从不确定性的角度,对话的协调性对于消费者感知交互性的提升意味着消费者的临场感处于较高的程度,让消费者产生对于卖方的亲近感,也让消费者认为他们在整个线上购买流程中能随时从卖方获取帮助,进而降低消费者感知到的不确定性^[5],最后对消费者的购买产生促进作用^[21, 27]。对话协调性能够从以上两方面促进消费者的购买决策^[5, 29]。由此本文认为

H₁: 即时通信中,卖方与买方的对话协调性对购买有正向的影响。

3.2 即时通信中对话内容对购买的影响

在线上购物环境中,消费者在整个购买流程中的所有体验通常可以分为产品和服务两部分。产品是指卖方最后实际收到的有形物品;服务是指除了有形物品之外无形的体验过程,如产品退换货政策、附赠礼物、快递政策等^[37]。结合不确定性相关理论,本文将对话内容分为产品相关对话内容和服务相关对话内容^[21, 22, 24~26],产品相关对话内容进一步分为产品质量相关对话内容和产品匹配相关对话内容^[21~24]。

首先对产品相关对话内容进行分析。第一,买卖双方交流的产品相关对话内容能够让消费者获得产

品信息,而大量研究表明产品信息可以降低产品不确定性^[5, 24]。产品不确定性得到降低后,消费者对于交易的感知风险更小,更可能进行购买^[21, 28]。第二,在线上购物环境中,消费者可以通过网页上的信息展示和以往消费者的评论对产品质量有更充分的了解,产品质量不确定性得到显著降低^[7, 12]。但是消费者无法在线上购物环境中体验产品,而且很难通过其他消费者的评论或者产品的一般信息展示充分了解产品的属性是否符合他们的需求^[12, 38],如某护肤品是否适合自己的肤质、某鼠标是否是自己喜欢的触感,因而产品匹配不确定性带来的问题显得更加突出。对于该问题,卖方如果能针对消费者的个人喜好问题提出建议或者分享见解,让消费者较准确地预测自身使用后产品的表现^[24, 38],能够有效地降低产品匹配不确定性从而促进购买。即相较于产品质量相关对话内容,产品匹配相关对话内容能够更大限度地促进购买。因此本文认为

H₂: 即时通信中,买卖双方交流产品相关内容对购买有正向的影响,其中产品匹配相关对话内容比产品质量相关对话内容的影响更大。

下面对服务相关对话内容进行分析。研究表明,线上购买时消费者对服务质量的判断对于买卖双方友好关系的建立至关重要,并进一步影响消费者感知的卖方不确定性^[24-26]。买卖双方交流服务相关内容有助于消费者对服务质量的判断,降低消费者对于卖方的不确定性,进而促进其购买。此外,在消费者购买的过程中,消费者经常通过卖方的真诚性和情感表现来判断服务质量^[39, 40]。但是在线上购买的过程中,消费者难以得到卖方与其交互时的表情等非语言信息,因此消费者通常更加依靠文字去判断服务质量^[12, 40]。由此本文认为

H₃: 即时通信中,买卖双方交流服务相关内容对购买有正向的影响。

3.3 即时通信中对话协调性对对话内容的调节作用

下面对话协调性对对话内容的调节作用进行分析。当买卖双方在即时通信的对话行为中表现出较低的对话协调性时,买卖双方有效的互动与交流难以得到保证,消费者在交流的过程中难以感知到足够的交互性^[5, 6]。感知交互性的缺乏让消费者更难确定在购买流程中他们能否随时从卖方获取帮助,从而在购买决策的过程中产生较高的感知风险^[5, 29, 41]。此时,消费者对于潜在风险表现得更为敏感,而对话内容能够降低买卖双方的信息不对称性,进而降低消费者感知的不确定性^[21, 27, 42],因此消费者更依赖对话内容作为决策依据。当买卖双方在交流过程中表现出较高的协调性时,消费者对卖方感觉更加亲近,由此感知到更高的交互性,对于购买的不确定性也更低^[5, 29, 41]。此时,即使买卖双方交流时相关对话内容在信息量上不高,消费者也可能产生购买决策,即对话内容此时对于购买的影响被减弱。由此本文认为

H₄: 即时通信中,卖方与买方的对话协调性,会减弱对话内容对购买的正向影响。

4 研究设计

4.1 数据收集

研究团队与淘宝网上的一家护肤品店开展合作,获取本次研究的相关数据。该护肤品店于 2009 年在淘宝网上开张,主要向消费者销售国际知名护肤品牌“倩碧”的护肤品。研究团队获得 2015 年 6 月 1 日至 2015 年 12 月 8 日该店铺的相关数据,共包含电脑端和手机端的 6 517 份阿里旺旺对话记录(包括消费者的提问和卖方的回复及对应的时间),以及消费者的浏览记录、购买记录、产品评论数据、产品信息和消费者个人数据。获取数据后,本文对话记录进行筛选,剔除售后的对话记录和文本长度低于

五句的对话记录(文本长度小于五句的对话记录无法计算协调性)。最终,得到 5 137 个有效的对话样本,并将这些对话记录与购买记录等与其他数据进行匹配处理。

4.2 模型设计

参考 Bolton 等的研究,本文从深度和广度两个维度对购买进行研究,分别用购买数量和购买种类衡量购买深度和购买广度^[43]。由于两个因变量都属于非负整数,因此本文不能采用普通最小二乘法等进行回归。当因变量为非负整数时,通常会考虑泊松回归。但是泊松分布建立在均值等于方差的条件之下,本文研究的购买变量会出现过度离差现象而让泊松分布的条件得不到满足,此时负二项分布模型更为有效。因此本文主要采用负二项回归来验证假设,模型 1~2 用于验证 H₁~H₃,模型 3~4 用于验证 H₄。如下所示:

$$\begin{aligned} \text{Ln}\left[E\left(\text{PurchaseDepth}_j \mid X_j, \beta_d\right)\right] &= \beta_{d0} + \beta_{d1} \times \text{Coordination}_j + \beta_{d2} \times \text{FitEntropy}_j \\ &+ \beta_{d3} \times \text{QuaEntropy}_j + \beta_{d4} \times \text{SerEntropy}_j \\ &+ \sum \beta_{dc} \times \text{Controls}_j + \epsilon_{dj} \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \text{Ln}\left[E\left(\text{PurchaseBreadth}_j \mid X_j, \beta_b\right)\right] &= \beta_{b0} + \beta_{b1} \times \text{Coordination}_j + \beta_{b2} \times \text{FitEntropy}_j \\ &+ \beta_{b3} \times \text{QuaEntropy}_j + \beta_{b4} \times \text{SerEntropy}_j \\ &+ \sum \beta_{bc} \times \text{Controls}_j + \epsilon_{bj} \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \text{Ln}\left[E\left(\text{PurchaseDepth}_j \mid X_j, \beta_d\right)\right] &= \beta_{d0} + \beta_{d1} \times \text{Coordination}_j + \beta_{d2} \times \text{FitEntropy}_j \\ &+ \beta_{d3} \times \text{QuaEntropy}_j + \beta_{d4} \times \text{SerEntropy}_j \\ &+ \beta_{d5} \times \text{Coordination}_j \times \text{FitEntropy}_j \\ &+ \beta_{d6} \times \text{Coordination}_j \times \text{QuaEntropy}_j \\ &+ \beta_{d7} \times \text{Coordination}_j \times \text{SerEntropy}_j \\ &+ \sum \beta_{dc} \times \text{Controls}_j + \epsilon_{dj} \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \text{Ln}\left[E\left(\text{PurchaseBreadth}_j \mid X_j, \beta_b\right)\right] &= \beta_{b0} + \beta_{b1} \times \text{Coordination}_j + \beta_{b2} \times \text{FitEntropy}_j \\ &+ \beta_{b3} \times \text{QuaEntropy}_j + \beta_{b4} \times \text{SerEntropy}_j \\ &+ \beta_{b5} \times \text{Coordination}_j \times \text{FitEntropy}_j \\ &+ \beta_{b6} \times \text{Coordination}_j \times \text{QuaEntropy}_j \\ &+ \beta_{b7} \times \text{Coordination}_j \times \text{SerEntropy}_j \\ &+ \sum \beta_{bc} \times \text{Controls}_j + \epsilon_{bj} \end{aligned} \quad (4)$$

其中, PurchaseDepth_j 是参与对话 j 的消费者在该次对话后的购买数量, 衡量其购买深度; PurchaseBreadth_j 是参与对话 j 的消费者在该次对话后的购买种类, 衡量其购买广度; Coordination_j 是对话 j 中买卖双方输出信息的峰-峰相对相位, 衡量对话协调性; FitEntropy_j 是对话 j 中买卖双方关于产品匹配相关内容对应句子的信息熵之和, 衡量产品匹配相关对话内容的信息量; QuaEntropy_j 是对话 j 中买卖双方关于产品质量相关内容对应句子的信息熵之和, 衡量产品质量相关对话内容的信息量; SerEntropy_j 是对话 j 中买卖双方关于服务相关内容对应句子的信息熵之和, 衡量服务相关对话内容的信息量。如表 1 所示, 本文会控制沟通的一些其他特征、对话涉及的产品特征和参与对话 j 的消费者的个人信息等影响购买的变量。此外, ϵ_{dj} 和 ϵ_{bj} 是随机误差项。

表 1 模型中控制变量的相关说明

变量类别	变量名称	变量含义	参考文献
沟通的其他特征	ArEntropy _j	对话 <i>j</i> 中卖方自动回复的信息熵之和	Lv 等 ^[12] , Adjei 等 ^[28]
	Frequency _j	卖方在对话 <i>j</i> 中回复消费者的次数	
	Speed _j	卖方在对话 <i>j</i> 中第一次回复消费者以秒为单位的时间间隔	
消费者的个人特征	ActiveLevel _j	参与对话 <i>j</i> 的消费者的活跃度, 反映消费者使用阿里旺旺进行沟通的频繁程度	Lv 等 ^[12] , Kang 等 ^[13] , Ou 等 ^[26]
	MemberLevel _j	参与对话 <i>j</i> 的消费者的会员等级, 反映消费者在淘宝网购物的开销情况	
	CreditLevel _j	参与对话 <i>j</i> 的消费者的信用等级, 反映消费者在淘宝网购物历史中的守信情况	
	WangGender _j	参与对话 <i>j</i> 的消费者在阿里旺旺上填写的性别, 1 为女性, 0 为男性	
网页展示的产品信息和用户生产内容等	ChatPrdctWord _j	对话 <i>j</i> 中谈及的产品的平均网页描述字数	Jiang 等 ^[11] , Lv 等 ^[12] , Fusaroli 等 ^[17]
	ChatPrdctPic _j	对话 <i>j</i> 中谈及的产品的平均网页展示图片数	
	ChatReview _j	对话 <i>j</i> 中谈及的产品的平均评论条数	
	ChatRating _j	对话 <i>j</i> 中谈及的产品的平均评分	
	ChatPrice _j	对话 <i>j</i> 中谈及的产品的平均价格	
	ChatRemd _j	对话 <i>j</i> 中谈及的产品出现在卖方推荐列表中的产品个数	
	PrdctMentione _j	对话 <i>j</i> 中是否谈及具体产品; 若是则取值为 1, 反之取值为 0	
消费者原有的购买意愿和不确定性程度	RptDialogue _j	参与对话 <i>j</i> 的消费者是否在过去一周内与卖方进行过对话, 如果是则取值为 1, 否则为 0。该变量值为 1 时表明消费者的购买意愿较强	Tan 等 ^[7] , Lv 等 ^[12]
	CountQuestion _j	对话 <i>j</i> 中消费者的问题个数, 问题越多说明消费者对于产品的不确定性越高	

对于对话协调性, 本文主要采用峰-峰相对相位指标。本文通过获取到的对话文本训练三元语言模型, 然后计算每个对话文本中对应每个句子的信息熵。在三元语言模型中, 一句话被当作词语的序列, 即 $S = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$, 能够对上下文情境进行充分的考虑。句子的信息熵是通过式 (5) 进行估计的:

$$H(w_1, \dots, w_n) = -1/n \sum \log P(w_i | w_1, \dots, w_{i-1}) \quad (5)$$

其中, w_1, \dots, w_n 是该句子; w_1 和 w_n 是该句子中的第一个词和最后一个词; n 是该句子的总数目; w_i 是该句子中的第 i 个词, $P(w_i | w_1, \dots, w_{i-1})$ 是该句子中已知前 $i-1$ 个词的概率下第 i 个词的位置为现在第 i 个词的概率; $H(w_1, \dots, w_n)$ 是该句子的信息熵。本文采用 SRILM 软件来构建训练语言模型和计算句子的信息熵^[34]。

基于对话文本的熵值序列, Rp 的计算步骤如下: 第一步, 将计算得到的句子信息熵记成序列的形式:

$$H_k = \{H(s_i^k) | i=1, 2, \dots, N_k\} \quad (6)$$

其中, N_k 是第 k 份对话文本中的句子数目; s_i^k 是第 k 份对话文本中第 i 句话; $H(s_i^k)$ 是根据上文中等式计算出来该句的信息熵; H_k 是第 k 份对话文本中句子信息熵组成的序列。第二步, 基于熵值序列 H_k 对文本数据进行平稳性检验和白噪声检验, 确认其适用于频谱分析的处理。本文采用 Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) 检验^[44]方法对文本数据进行熵值序列的平稳性检验, 超过 61% 的对话文本通过平稳性检验, 基本符合平稳性要求。然后将对应的频谱图与白噪声进行比较, 证实本文关于熵值数据的周期性假设。第三步, 将句子的熵值序列根据句子的来源 (买方和卖方) 分成两个子序列, 分别是买方的熵值序列 H_k^B 和卖方的熵值序列 H_k^S , 以句子为单位进行频谱分析。具体而言, 对两个熵值序列进行傅里叶变换后, 得到对应的频谱图 P_k^B 和 P_k^S , 计算两个频谱图曲线的峰-峰相位之差。相位之差

取值为 0 到 π 之间, 将其标准化到 0 到 1 之间, 即为峰-峰相对相位。

对于对话内容的分类, 本文采用文本卷积神经网络 (text convolutional neural network, TextCNN) 模型。具体分为以下步骤: 第一步, 先对对话文本进行预处理, 通过回复速度等识别并提取卖方的自动回复用于单独的统计分析 (后面步骤的对话文本均不含自动回复), 并且对网址和产品专业词汇等名词进行替换处理。第二步, 从 5 137 个有效的对话样本中, 随机选取 423 份对话记录 (包含 6 257 个句子, 约占有效对话样本句子总数目的 10%), 然后通过人工标记的方法将所获文本中的每句话分为以下四组中的一个组: 产品匹配相关内容、产品质量相关内容、服务相关内容和其他。在标记过程中, 本文邀请两位管理专业学生, 对其培训后分别对所获文本进行标记, 两人标记一致性超过 95%, 标记不一致的数据由本文作者进行判断。第三步, 用 6 257 个句子中的 5 305 个句子 (84.79%) 作为训练集, 输入 TextCNN 模型、支持向量机 (support vector machine, SVM) 模型和朴素贝叶斯 (naive Bayesian, NB) 模型中构建分类器。第四步, 用三个分类器对剩下的 15.21% 的句子进行分类。结果显示, 输入 TextCNN 模型构建分类器的分类准确率 (86.55%) 较 SVM (80.78%) 模型和 NB 模型 (76.42%) 更高。第五步, 采用 TextCNN 模型构建的分类器对所有对话文本的句子进行分类。

5 研究结果

5.1 描述性统计

对于 5 137 份有效的对话记录, 参与相关对话的消费者平均购买 0.973 个产品, 平均涉及 0.743 个产品类别, 买卖双方的平均协调性为 0.214。平均而言, 每份对话中卖方与消费者交流最多的是产品质量相关内容, 其信息熵为 1.117; 其次是服务相关内容, 其信息熵为 0.973; 最后是产品匹配相关内容, 其信息熵为 0.754。此外, 平均每份对话中自动回复的信息熵是 0.720。对消费者的不确定性和购买意愿的刻画中, 参与这些对话的消费者在每次对话中平均产生 8.327 个问题, 同时 7.60% 的消费者在过去一周内曾与卖方进行过对话。其他控制变量的描述性统计见表 2。

表 2 买卖双方对话行为相关变量的描述性统计

变量名称	均值	标准差	最小值	最大值
PurchaseDepth _j	0.973	2.321	0	100
PurchaseBreadth _j	0.743	1.313	0	13
Coordination _j	0.214	0.633	0	0.778
FitEntropy _j	0.754	0.953	0	10.865
QuaEntropy _j	1.117	1.512	0	16.415
SerEntropy _j	0.973	1.722	0	14.650
ArEntropy _j	0.720	1.029	0	15.477
Frequency _j	8.570	10.087	0	122
Speed _j	1 040.469	7 491.828	0	86 400
ActiveLevel _j	10 269.050	19 984.280	0	214 423
MemberLevel _j	3.013	0.930	0	6
CreditLevel _j	5.913	1.657	1	13
WangGender _j	0.826	0.380	0	1
ChatPrdctWord _j	1 447.896	530.521	20	3 715
ChatPrdctPic _j	7.662	2.503	1.25	19

续表

变量名称	均值	标准差	最小值	最大值
ChatReview _j	21.930	20.113	0	130
ChatRating _j	4.816	0.099	4.4	5
ChatPrice _j	146.314	119.100	2	686
ChatRcmd _j	0.135	0.460	0	8
PrdctMentione _j	0.730	0.443	0	1
ChatDiversityDegree _j	1.173	0.384	1	7
RptDialogue _j	0.076	0.266	0	1
CountQuestion _j	8.327	6.573	0	37

注：对于购买深度 PurchaseDepth_j和购买广度 PurchaseBreadth_j大于 10（购买数量和购买种类大于 10）的对话都有进行人工核对，认为其属于有效购买行为（如此处 PurchaseDepth_j为 100 的对话是购买 100 袋脱脂棉）

这些变量之间的相关系数基本都低于 0.6。同时本文计算了方差膨胀因子，所有变量的方差膨胀因子均低于 Kutner 等建议的临界值 10^[45]。

5.2 假设检验

本文使用负二项回归对模型进行估计，具体结果见表 3 和表 4。首先分析对话协调性的影响。根据回归结果，对话的协调性对消费者的购买深度（ $\beta=0.261$, $p<0.01$ ）和购买广度（ $\beta=0.274$, $p<0.01$ ）有显著的正向影响。即 H₁ 被证实。

表 3 买卖双方对话行为对购买深度的影响

变量名称	Model 1		Model 2		Model 3	
	系数	标准误	系数	标准误	系数	标准误
Controls						
ArEntropy _j	0.136***	0.037	0.128***	0.040	0.125***	0.040
Frequency _j	0.024***	0.005	0.007	0.006	0.013**	0.006
Speed _j	0***	5.16×10^{-6}	0***	5.20×10^{-6}	0***	5.31×10^{-6}
ActiveLevel _j	0	1.63×10^{-6}	0	1.66×10^{-6}	0	1.64×10^{-6}
MemberLevel _j	0.125***	0.035	0.119***	0.035	0.124***	0.035
CreditLevel _j	0.085***	0.020	0.090***	0.020	0.092***	0.020
WangGender _j	-0.212***	0.070	-0.134*	0.072	-0.119*	0.072
ChatPrdctWord _j	0	5.01×10^{-5}	0	4.99×10^{-5}	0	4.99×10^{-5}
ChatPrdctPic _j	0.138***	0.010	0.137***	0.010	0.137***	0.010
ChatReview _j	0.003	0.002	0.004*	0.002	0.004*	0.002
ChatRating _j	0.534*	0.324	0.550*	0.327	0.521	0.331
ChatPrice _j	-0.003***	3.21×10^{-4}	-0.002***	3.33×10^{-4}	-0.002***	3.27×10^{-4}
ChatRcmd _j	-0.166**	0.065	-0.159**	0.064	-0.154**	0.063
PrdctMentione _j	-0.391***	0.068	-0.414***	0.068	-0.434***	0.068
ChatDiversityDegree _j	0.275***	0.076	0.269***	0.077	0.255***	0.074
RptDialogue _j	0.403***	0.096	0.412***	0.097	0.411***	0.097
CountQuestion _j	-0.004	0.004	-0.004	0.004	-0.004	0.004
Main effects						
Coordonation _j			0.261***	0.049	0.418***	0.066

续表

变量名称	Model 1		Model 2		Model 3	
	系数	标准误	系数	标准误	系数	标准误
Main effects						
FitEntropy _j			0.129***	0.034	0.354***	0.064
QuaEntropy _j			-0.034	0.022	-0.049	0.036
SerEntropy _j			0.060***	0.016	0.111***	0.030
Moderating effects						
Coordonation _j × FitEntropy _j					-0.246***	0.057
Coordonation _j × QuaEntropy _j					0.020	0.033
Coordonation _j × SerEntropy _j					-0.050**	0.024
intercept	-4.492***	1.589	-4.832***	1.607	-4.890***	1.630
/lnalpha	0.649***	0.049	0.617***	0.051	0.607***	0.051
alpha	1.913	0.094	1.854	0.094	1.834	0.094
N		5 137		5 137		5 137
Log-likelihood		-6 431.86		-6 402.11		-6 391.14
Likelihood-ratio test: χ^2	481.690***		580.760***		607.750***	

* $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$

注：标准误为稳健性标准误

表 4 买卖双方对话行为对购买广度的影响

变量名称	Model 1		Model 2		Model 3	
	系数	标准误	系数	标准误	系数	标准误
Controls						
ArEntropy _j	0.125***	0.031	0.106***	0.032	0.102***	0.031
Frequency _j	0.019***	0.004	0.002	0.004	0.008*	0.004
Speed _j	0***	4.66×10^{-6}	0***	4.68×10^{-6}	0**	4.78×10^{-6}
ActiveLevel _j	0	1.15×10^{-6}	0	1.15×10^{-6}	0	1.14×10^{-6}
MemberLevel _j	0.089***	0.031	0.083***	0.031	0.086***	0.031
CreditLevel _j	0.094***	0.017	0.100***	0.018	0.100***	0.017
WangGender _j	-0.250***	0.062	-0.194***	0.063	-0.178***	0.063
ChatPrdctWord _j	0	4.65×10^{-5}	0	4.63×10^{-5}	0	4.61×10^{-5}
ChatPrdctPic _j	0.123***	0.009	0.122***	0.009	0.122***	0.009
ChatReview _j	0.001	0.001	0.002	0.001	0.002	0.001
ChatRating _j	0.453	0.276	0.469*	0.275	0.441	0.274
ChatPrice _j	-0.002***	2.58×10^{-4}	-0.002***	2.68×10^{-4}	-0.002***	2.65×10^{-4}
ChatRemd _j	-0.125**	0.061	-0.121**	0.058	-0.114**	0.057
PrdctMention _j	-0.367***	0.061	-0.387***	0.061	-0.404***	0.061
ChatDiversityDegree _j	0.317***	0.071	0.313***	0.072	0.302***	0.068
RptDialogue _j	0.409***	0.079	0.421***	0.081	0.421***	0.082
CountQuestion _j	0.000	0.004	0.000	0.004	0.000	0.003
Main effects						
Coordonation _j			0.274***	0.043	0.416***	0.057
FitEntropy _j			0.127***	0.031	0.336***	0.056

续表

变量名称	Model 1		Model 2		Model 3	
	系数	标准误	系数	标准误	系数	标准误
Main effects						
QuaEntropy _j			-0.016	0.020	-0.032	0.032
SerEntropy _j			0.044***	0.014	0.087***	0.028
Moderating effects						
Coordonation _j × FitEntropy _j					-0.233***	0.051
Coordonation _j × QuaEntropy _j					0.019	0.031
Coordonation _j × SerEntropy _j					-0.041*	0.022
intercept	-4.172***	1.341	-4.496***	1.334	-4.536***	1.334
/lnalpha	0.152**	0.062	0.106*	0.064	0.092	0.064
alpha	1.164	0.072	1.112	0.0701	1.096	0.071
N		5 137		5 137		5 137
Log-likelihood		-5 761.18		-5 726.02		-5 714.92
Likelihood-ratio test: χ^2	658.670***		762.180***		773.730***	

* $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$

注: 标准误为稳健性标准误

该结果说明如果企业在消费者提供大量信息后也急于表达(对话协调性低),可能会由于信息的过载而不能进行有效沟通,不利于消费者的购买。例如,某一方有很多内容要交流,在对方还没有做出反应时就抛出很多新的问题,另一方需要同时对很多问题进行回答(附表 A1)。由于缺乏互动和反馈,可能另一方在沟通时不能很好地全方位回答对方想要了解的确切内容。提问只是一个比较典型的场景,对于不同话题内容在交流时的衔接和转换都需要注意合适的时机。例如,当消费者与商家对于某款保湿喷雾是否合适进行探讨时提到自己还会长痘:“但是我脸上有时候还觉得疼,有时候还长痘,这款能缓解吗?”(附表 A2)。此时对于该款保湿喷雾的话题还没有完全沟通清楚,商家就迫不及待地提供对于问题肌肤的产品推荐:“如果长痘的话,我们还推荐这一款”。新话题引入后,商家在此时进一步提供大量新的信息:“有痘又敏感的话,这款也可以”……对于两个话题同时进行探讨时,买卖双方都会有自己想要表达的内容,信息的过载会影响买卖双方的相互配合,让沟通显得低效,此时消费者感到较大的不确定性,不利于消费者购买。

与之相反,选择合适的时间将所要表达的内容提供给消费者,较高的对话协调性能让企业和消费者感受到良好的互动,有利于沟通的展开和消费者的购买决策。例如,在某一对话情境中消费者或商家有很多问题需要沟通时,应该等另一方对提出的问题充分的讨论后,再依次提出新的问题进行沟通(附表 A3)。与依次提问类似,在多个话题的沟通时,最好等一个话题沟通完毕再抛出新的话题进行沟通。例如,消费者对某一产品进行询问,“请问有吗”,商家对消费者的疑问进行回答:“有”(附表 A4)。然后商家等待消费者继续表达自己的困惑,“上次好像听说洁面皂停产了?还以为没有了呢”,以及消费者提出新的问题“这款没停产吗”,商家再次进行回答,“没停产啊”……商家配合消费者的节奏,等待消费者充分阐述自己的疑问,并依次对消费者的疑问进行回答。等消费者不再引入新的话题后,商家再通过“您要温和型还是清爽型”的提问引导消费者在此对于产品具体选择进行探讨,并适当地提供自己对产品的建议等相关信息,“那您为啥不买大块的呀”,“大块的多划算啊”,“128 还包邮”……对于话题之间转换和衔接的把握充分体现出买卖双方之间的相互配合,让沟通更加高效,降低消费者感知到的不确定性,从而促进购买。

然后分析对话内容的效果。根据回归结果,产品匹配相关对话内容对消费者的购买深度($\beta=0.129$, $p<0.01$)和购买广度($\beta=0.127$, $p<0.01$)有显著的正向影响。产品质量相关对话内容对消费者的购买没有显著影响(购买深度: $\beta=-0.034$, $p=0.573$; 购买广度: $\beta=-0.016$, $p=0.265$)。因此产品匹配相关对话内容比产品质量相关对话内容的影响更大。即 H_2 被部分证实。此处产品质量相关对话内容影响不显著的原因,本文推测是由于产品质量不确定性的个性化程度较低,通过网页上的产品信息展示已经能够有效地降低。因此对相关产品的网页信息等控制后,买卖双方在即通信中交流产品质量相关内容,不会再产生显著的正向影响。服务相关对话内容对消费者的购买深度($\beta=0.060$, $p<0.01$)和购买广度($\beta=0.044$, $p<0.01$)有显著的正向影响。即 H_3 被证实。

最后分析对话协调性对于对话内容的调节作用。根据回归结果,对话的协调性会显著减弱产品匹配相关对话内容(购买深度: $\beta=-0.246$, $p<0.01$; 购买广度: $\beta=-0.233$, $p<0.01$)和服务相关对话内容(购买深度: $\beta=-0.050$, $p<0.05$; 购买广度: $\beta=-0.041$, $p<0.10$)对购买的正向影响。由于产品质量相关对话内容对购买的影响不显著,所以此处不分析对话协调性对其影响的调节作用。即 H_4 被部分证实。

该结果说明在线上购物情境中,如果企业和消费者在对话中配合程度较高,能让消费者在沟通过程中感受到与企业较高的交互性,此时即使企业没有过多地介绍产品匹配等相关内容,消费者也更倾向于选择购买。例如,当对话协调性比较高时,消费者能够通过商家的配合感受到与商家的积极交互(附表 A3),原有的需求通过较少的信息也能够得到解决。在通过简单的问题“您是什么肤质”后,商家针对消费者的情况进行推荐,然后对于消费者对质量和服务的疑问进行简单回答,高交互性能够有效降低消费者的不确定性。

与之相反,如果对话协调性比较低,消费者在沟通过程中不能感受到企业的积极配合,感知到的交互性较低,可能需要更大的信息量才能促进购买。例如,当消费者对一个产品的相关问题进行咨询时,若商家引入另一个产品进行讨论(附表 A2),会让沟通过程由于多个话题并行而变得更加低效。此时,由于信息没有得到有效的传递,可能需要商家提供较多的产品匹配等相关内容,才能让消费者购买。

由于负二项回归一般适用于因变量无大量零值的情况,因此本文还通过零膨胀负二项回归进行稳健性检验,回归结果展示出较强的稳健性(见附录 B)。在本文最终得到的 5 137 份有效样本中,对于因变量购买深度和购买广度,有 3 168 个零观测值,有 1 969 个非零的观测值。在零膨胀负二项回归中,将因变量的回归视为两个过程。第一个对应于零事件的发生过程,假定其服从二项分布,在本文的建模过程中用 logit 模型进行回归,称为零过程。第二个对应购买深度和购买广度的发生过程,假定其服从负二项分布,此过程中个体的取值可为零或正的事件数,称为计数过程。在零模型中,选取较为重要的对话特征变量 $Frequency_j$ 和 $Speed_j$, 以及对于消费者原有购买意愿和不确定性程度的描述变量 $RptDialogue_j$ 和 $CountQuestion_j$ 作为解释变量。零膨胀负二项回归与负二项回归结果基本一致,由此本文提出的假设在实证结果中得到了较强的支撑。

6 研究结论

6.1 研究结果

本文采用一家线上护肤品商店的数据,分析买卖双方在即时通信中的对话行为如何促进消费者购买。研究发现:第一,卖方与买方对话的协调性正向影响购买(购买深度和购买广度)。具体而言,买

买卖双方不要同时输出大量信息或极少信息, 双方的信息交换达到动态的平衡更有利于购买决策。第二, 买卖双方交流产品匹配相关内容对购买有显著的正向影响, 但是产品质量相关对话内容的影响却不显著, 可能是因为产品质量不确定性的个性化程度较低, 通过网页上产品信息的展示和用户评论等能被有效地降低。第三, 买卖双方交流服务相关内容对购买有显著的正向影响。第四, 卖方与买方对话的协调性对于产品匹配和服务相关对话内容对购买的正向影响存在替代作用。

6.2 理论贡献

第一, 本文对即时通信中买卖双方的行为进行研究, 充分考虑买卖双方之间的交互, 将以往单方视角的行为研究(多从卖方角度进行考虑)拓展到买卖双方交互视角的行为研究。在单方视角的行为研究中, Lv 等^[12]提出卖方的回复速度、回复次数和对话内容会影响购买行为, Kang 等提出卖方和买方的对话内容会影响购买行为^[13]。从对话领域相关文献可以看到, 对话研究强调对话者之间的相互影响, 尤其是一方的话语会影响另一方的话语理解和产生^[16-18, 30, 31]。因此, 在即时通信对话场景中, 若仅对某一方的行为进行研究, 对于对话行为的刻画是不完全的。将单方视角拓展到买卖双方交互视角, 能够很好地弥补之前研究在这方面的缺失。从交流语言内容来看, 对话内容通常是上下文关联的, 甚至有些场景下多个对话者会合作来产生同一句话^[16, 30]。单方视角的行为研究, 由于没有考虑到另一方的对话内容而缺少上下文背景, 对于对话内容衡量可能存在缺失或者不准确的情况^[12, 13]。考虑到对话内容会受上下文情境的影响, 本文将买卖双方的交流内容进行整体分析。从交流语言加工来看, 卖方和买方在语言处理时会受到另一方的影响^[17, 30, 31], 单方视角的行为研究往往难以刻画对话者之间的相互配合。参考对话和认知相关文献, 本文引入对话协调性分析买卖双方的信息交互, 具体采用峰-峰相对相位指标衡量对话协调性, 充分体现买卖双方的交互和相互影响。

第二, 本文拓展了互动校准模型和人际协同理论在线上情境中的应用。相较于以往研究的线下情境^[46-50], 由于不能面对面沟通, 线上情境中的对话可能会展示出区别于线下对话的新特性, 如线上对话场景更需要对话者之间的相互配合^[16, 19]。在本文研究的线上购物情境中, 买卖双方只能在即时通信中进行文字交流, 不能看到对方也不能听到对方的声音, 对话协调性的分析显得更加重要。本文以即时通信为背景分析对话, 补充了互动校准模型和人际协同理论在线上对话场景中的分析和应用, 证明了对话协调性在线上情境中的重要性。

第三, 本文从交流语言内容和交流语言加工视角出发, 在研究对话内容和对话协调性对于购买影响的基础上, 进一步提出对话协调性对于对话内容的替代作用, 能够为交流语言内容和交流语言加工的交互研究提供启示。虽然有少量研究揭示不同内容的对话在交流语言加工上体现出不同的特性^[18, 31], 但是大部分研究聚焦于交流语言内容或交流语言加工单方面的研究^[8, 46-49], 对于两方面交互作用的研究不是很充分。本文对于对话内容和对话协调性的交互分析, 能够为对话领域中交流语言内容和交流语言加工两方面的交互作用提供启示。此外, 关于线上购买中即时通信的已有研究仅分析对话内容或者回复次数等语言处理对购买的影响^[12, 13], 却忽视了买卖双方之间不同对话行为(对话内容和回复次数等)是否会存在交互的影响。本文基于不确定性和感知交互性等相关理论^[21-26, 33], 提出对话协调性对于对话内容的替代作用, 能够为线上购买中的对话研究提供新的理论视角。

第四, 本文在对话内容分类和信息量及购买行为的分析上采用定量指标, 对即时通信在线上购物情境中的定量研究进行补充。对于对话内容的分类, 本文结合不确定性理论将对话内容进一步划分为产品质量、产品匹配和服务相关内容, 在实证研究的分类过程中采用 TextCNN 模型, 较之前的研究在分类准确度上有所提升^[12]。在分类的基础上, 本文采用三元语言模型计算每句话的信息熵衡量信息量, 充分考虑上下文情境。相较于字数或句子数目的衡量方法^[14, 15], 本文能够进一步考虑具体信息内容出现的概

率,更精确地计算出该信息在相关上下文情境中的信息量。此外,之前的研究多采用是否购买衡量购买行为,本文进一步从购买深度和购买广度刻画购买行为,证明即时通信中的对话行为在消费者和企业关系加深和延展上的有效性^[43]。

6.3 管理启示

考虑到线上购物环境中的对话和传统的面对面对话存在巨大差异,买卖双方之间的沟通效率显得更加重要,此时更加需要消费者和商家在对话中彼此配合。在本文研究过程中,一位商家表明了自己的困惑,“有时候明明讲的内容差不多,但是效果却完全不一样”。一些商家敏锐地意识到除了对话内容,合适的时机和恰当的节奏同样重要。基于这一背景,本文对即时通信中的对话行为进行分析,强调“对话协调性”的重要性,让企业充分意识到沟通过程中与消费者配合的重要性。本文的研究结果能够为企业与消费者在 CMC 中从交流语言内容和交流语言加工两个方面提供指导,从而促进消费者购买,并加深和延展消费者和企业之间的关系。

在交流语言内容方面,企业在介绍产品质量相关信息之外,还要注重产品匹配相关信息和服务相关信息的提供。对于产品质量相关信息,企业可以通过线上的网页描述等途径展示给消费者。但是对于更加个性化的产品匹配和服务相关信息,企业应该通过沟通的方式提供给消费者。因此企业在与消费者进行沟通时,可以多结合消费者的个人状况和偏好针对性地提供建议,让消费者更好地了解不同产品与自己的匹配程度,并注意提供物流和优惠活动等相关服务信息,让消费者对于企业提供的服务质量有更好的判断,进一步降低对企业的不确定性。

在交流语言加工方面,企业要注意与消费者沟通的相互配合,选择合适的时机传递信息。诚然,企业与消费者沟通时传达的信息内容很重要,同时企业在沟通时对信息的分配策略同样不可忽视。当消费者在沟通时提供大量信息后,企业不必急于立即提供大量信息,而是要选择合适的时间将所要表达的内容提供给消费者。这种信息高峰的错开让企业和消费者在沟通过程中感受到良好的互动,能够更好地保证沟通的有效进行,有利于消费者的购买决策。值得注意的是,消费者或者企业提供的信息量并不是用字数来衡量的,而是用在沟通的前后文情境下,消费者或者企业提供的信息为沟通带来的新的内容的数量及需要消化和理解的时间来衡量。例如,“欢迎光临美国倩碧代购店~倩碧专卖!正品现货,能拍即有”虽然字数很多,但是由于在相关情境下并没有带来大量新内容(附表 A1),更偏向于商家的礼貌性用语,在信息量上并不大。与之相比,消费者对于自身肤质情况介绍的话语,如“有时候还长痘”(附表 A2),虽然字数不多,但是所包含的信息量往往比礼貌性用语大。

结合交流语言内容和交流语言加工两个方面,企业消费者对话中的配合对产品匹配和服务等相关内容的介绍存在替代作用。在线上购物情境中,若企业和消费者在对话中实现较高的配合度,能够让消费者在沟通过程中感受到与企业较高的交互性,从而降低其不确定性。此时即使企业没有过多地介绍产品匹配等相关内容,消费者也更倾向于选择购买。

6.4 局限和未来研究方向

本文还存在一些局限性。第一,研究数据仅局限于一家淘宝店铺,数据来源较为单一,在研究结果的普适性方面可能存在问题。本文所合作的店家具有较为丰富的产品品类,覆盖了较大的客户群体,并且成立时间较长,因此具有一定的代表性。然而一家淘宝店铺的数据从某些角度说具有一定的局限性,以后的研究可以加入更多店家的数据进行更加深入的研究,对本文结论的普适性进行进一步验证。第二,本文的研究数据虽然覆盖较多的产品,但都局限于护肤品等个性化产品,在研究结果的拓展性上可能存在问题。以后的研究可以加入非个性化产品的数据进行对比研究,探索不同产品类型

中的结果是否存在差异。第三,由于本文研究的对话数据主要是人工回复,仅少量自动回复,因而在研究过程中将自动回复作为控制变量。以后的研究可以加入自动回复为主的对话数据进行对比研究,探索自动回复与人工回复中的结果是否存在差异。此外,本文研究的焦点是对话协调性,并没有关注情绪。然而情绪一直是电子商务研究中非常重要的话题,在对话行为中的研究比较缺乏。以后的研究可以关注电子商务情景下对话中的情绪,如即时通信中消费者的情绪是否会影响对话协调性的效果。

参 考 文 献

- [1] Ji R, Meeker M. Creating consumer value in digital China[R]. New York: Morgan Stanley, 2005.
- [2] 艾瑞研究院. 中国移动即时通讯应用用户调研报告[R]. 北京: 艾瑞咨询, 2014.
- [3] 艾瑞研究院. 2014年中国 B2C 在线零售商 Top50 研究报告[R]. 北京: 艾瑞咨询, 2014.
- [4] 艾瑞研究院. 2020年中国双 11 网络购物消费信任洞察报告[R]. 北京: 艾瑞咨询, 2020.
- [5] Kang L, Wang X, Tan C H, et al. Understanding the antecedents and consequences of live chat use in electronic markets[J]. *Journal of Organizational Computing and Electronic Commerce*, 2015, 25 (2): 117-139.
- [6] Sundar S S, Bellur S, Oh J, et al. Theoretical importance of contingency in human-computer interaction[J]. *Communication Research*, 2014, 43 (5): 595-625.
- [7] Tan X, Wang Y, Tan Y. Impact of live chat on purchase in electronic markets: the moderating role of information cues[J]. *Information Systems Research*, 2019, 30 (4): 1248-1271.
- [8] Brown-Schmidt S. Partner-specific interpretation of maintained referential precedents during interactive dialog[J]. *Journal of Memory and Language*, 2009, 61 (2): 171-190.
- [9] Pickering M J, Garrod S. The interactive-alignment model: developments and refinements[J]. *Behavioral and Brain Sciences*, 2004, 27 (2): 212-225.
- [10] 张恒超. 交流语言认知特征[J]. *心理科学进展*, 2018, 26 (2): 270-282.
- [11] Jiang Z, Chan J, Tan B C, et al. Effects of interactivity on website involvement and purchase intention[J]. *Journal of the Association for Information Systems*, 2010, 11 (1): 34-59.
- [12] Lv Z, Jin Y, Huang J. How do sellers use live chat to influence consumer purchase decision in China? [J]. *Electronic Commerce Research and Applications*, 2018, 28: 102-113.
- [13] Kang L, Tan C H, Zhao J L. Do cognitive and affective expressions matter in purchase conversion? A live chat perspective[J]. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 2020, 71 (4): 436-449.
- [14] Shannon C E. A mathematical theory of communication[J]. *The Bell System Technical Journal*, 1948, 27: 379-423.
- [15] Xu Y, Reitter D. Information density converges in dialogue: towards an information-theoretic model[J]. *Cognition*, 2018, 170: 147-163.
- [16] Pickering M J, Garrod S. Toward a mechanistic psychology of dialogue[J]. *Behavioral and Brain Sciences*, 2004, 27(2): 169-190.
- [17] Fusaroli R, Rączaszek-Leonardi J, Tylén K. Dialog as interpersonal synergy[J]. *New Ideas in Psychology*, 2014, 32: 147-157.
- [18] Reitter D, Moore J D. Alignment and task success in spoken dialogue[J]. *Journal of Memory and Language*, 2014, 76: 29-46.
- [19] Doherty-Sneddon G, Anderson A, O'Malley C, et al. Face-to-face and video-mediated communication: a comparison of dialogue structure and task performance[J]. *Journal of Experimental Psychology Applied*, 1997, 3 (2): 105-125.
- [20] Clark H H, Wilkes-Gibbs D. Referring as a collaborative process[J]. *Cognition*, 1986, 22 (1): 1-39.
- [21] Pavlou P, Liang H, Xue Y. Understanding and mitigating uncertainty in online exchange relationships: a principal-agent perspective[J]. *MIS Quarterly*, 2007, 31 (1): 105-136.

- [22] Hong Y, Pavlou P A. Product fit uncertainty in online markets: nature, effects, and antecedents[J]. *Information Systems Research*, 2014, 25 (2): 328-344.
- [23] Ghose A. Internet exchanges for used goods: an empirical analysis of trade patterns and adverse selection[J]. *MIS Quarterly*, 2009, 33 (2): 263-291.
- [24] Dimoka A, Hong Y, Pavlou P A. On product uncertainty in online markets: theory and evidence[J]. *MIS Quarterly*, 2012, 36 (2): 395-426.
- [25] Benbasat I, Gefen D, Pavlou P A. Trust in online environments[J]. *Journal of Management Information Systems*, 2008, 24 (4): 275-286.
- [26] Ou C X, Pavlou P A, Davison R M. Swift guanxi in online marketplaces: the role of computer-mediated communication technologies[J]. *MIS Quarterly*, 2014, 38 (1): 209-230.
- [27] Zhang G, Liu Z. Effects of influential factors on consumer perceptions of uncertainty for online shopping[J]. *Nankai Business Review International*, 2011, 2 (2): 158-171.
- [28] Adjei M T, Noble S M, Noble C H. The influence of C2C communications in online brand communities on customer purchase behavior[J]. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2010, 38 (5): 634-653.
- [29] Lowry P B, Romano N C, Jenkins J L, et al. The CMC interactivity model: how interactivity enhances communication quality and process satisfaction in lean-media groups[J]. *Journal of Management Information Systems*, 2009, 26 (1): 155-196.
- [30] Menenti L, Pickering M J, Garrod S C. Toward a neural basis of interactive alignment in conversation[J]. *Frontiers in Human Neuroence*, 2012, 6 (1): 185-193.
- [31] Abney D H, Paxton A, Dale R, et al. Complexity matching in dyadic conversation[J]. *Journal of Experimental Psychology General*, 2014, 143 (6): 2304-2315.
- [32] Fusaroli R, Bahrami B, Olsen K, et al. Coming to terms: quantifying the benefits of linguistic coordination[J]. *Psychological Science*, 2012, 23 (8): 931-939.
- [33] Fusaroli R, Tylen K. Investigating conversational dynamics: interactive alignment, interpersonal synergy, and collective task performance[J]. *Cognitive Science*, 2016, 40 (1): 145-171.
- [34] Xu Y, Reitter D. Spectral analysis of information density in dialogue predicts collaborative task performance[C]. *Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, Vancouver, 2017: 623-633.
- [35] Oullier O, de Guzman G C, Jantzen K J, et al. Social coordination dynamics: measuring human bonding[J]. *Social Neuroence*, 2008, 3 (2): 178-192.
- [36] Pickering M J, Garrod S. Alignment as the basis for successful communication[J]. *Research on Language and Computation*, 2006, 4 (2/3): 203-228.
- [37] Valvi A C, Fragkos K C. Critical review of the e-loyalty literature: a purchase-centred framework[J]. *Electronic Commerce Research*, 2012, 12 (3): 331-378.
- [38] Andrews C C, Haworth K. Online customer service chat: usability and sociability issues[J]. *Journal of Internet Marketing*, 2002, 2 (1): 1-20.
- [39] Bell S J, Auh S, Smalley K. Customer relationship dynamics: service quality and customer loyalty in the context of varying levels of customer expertise and switching costs[J]. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2005, 33 (2): 169-183.
- [40] Elmorshidy A. Applying the technology acceptance and service quality models to live customer support chat for e-commerce websites[J]. *Journal of Applied Business Research*, 2013, 29 (2): 589-596.
- [41] Lu B Z, Fan W G, Zhou M. Social presence, trust, and social commerce purchase intention: an empirical research[J].

- Computers in Human Behavior, 2016, 56: 225-237.
- [42] Weiss A M, Lurie N H, Macinnis D J. Listening to strangers: whose responses are valuable, how valuable are they, and why? [J]. Journal of Marketing Research, 2008, 45 (4): 425-436.
- [43] Bolton R N, Lemon K N, Verhoef P C. The theoretical underpinnings of customer asset management: a framework and propositions for future research[J]. Journal of the Academy of Marketing Science, 2004, 32 (3): 271-292.
- [44] Kwiatkowski D, Phillips P C, Schmidt P, et al. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: how sure are we that economic time series have a unit root? [J]. Journal of Econometrics, 1992, 54 (1/3): 159-178.
- [45] Kutner M H, Nachtsheim C J, Neter J, et al. Applied Linear Statistical Models[M]. 5th Edition. New York: McGraw-Hill Irwin, 2004.
- [46] Pickering M J, Garrod S. Do people use language production to make predictions during comprehension? [J]. Trends in Cognitive Sciences, 2007, 11 (3): 105-110.
- [47] Pickering M J, Ferreira V S. Structural priming: a critical review[J]. Psychological Bulletin, 2008, 134 (3): 427-459.
- [48] Pickering M J, Garrod S. An integrated theory of language production and comprehension[J]. Behavioral and Brain Sciences, 2013, 36 (4): 329-347.
- [49] Pickering M J, Gambi C. Predicting while comprehending language: a theory and review[J]. Psychological Bulletin, 2018, 144 (10): 1002-1044.
- [50] Mills G. J. Dialogue in joint activity: complementarity, convergence and conventionalization[J]. New Ideas in Psychology, 2014, 32 (1): 158-173.

Research on Influence of Dialogue Behavior on Purchase in Instant Messaging between Buyers and Sellers

ZHOU Yimei, HUANG Jinghua

(School of Economics and management, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract It is of great practical significance for sellers and buyers to communicate more effectively in instant messaging. Drawing on the interactive-alignment model and the theory of interpersonal synergy, this study introduces the concept of dialogue coordination (the degree to which interlocutors cooperate with each other during communication) and analyzes the influence of dialogue behaviors of buyer and sellers (dialogue coordination and dialogue content) on purchase. It is found that dialogue coordination and dialogue content related to product fit and service will promote purchase, while dialogue coordination will weaken the influence of these two types of dialogue content on purchase. This study can provide guidance for enterprises in communication with consumers, promoting consumer purchase.

Key words instant messaging, dialogue behavior, dialogue coordination, dialogue content, uncertainty

作者简介

周逸美 (1998—), 女, 清华大学经济管理学院博士研究生, 研究方向为管理信息系统、IT 中的用户行为等。E-mail: zhouym.18@sem.tsinghua.edu.cn。

黄京华 (1963—), 女, 清华大学经济管理学院教授、博士生导师, 研究方向为信息系统与电子商务等。E-mail: huangjh@sem.tsinghua.edu.cn。

附录 A 即时通信中对话实例

附表 A1 即时通信中对话实例 1

对话者	对话内容
买方	亲在吗
卖方	欢迎光临美国倩碧代购店~倩碧专卖! 正品现货, 能拍即有
卖方	您好, 欢迎光临, 全店现货能拍即有
买方	产品怎么没有盒子啊
买方	亲眼霜怎么没有盒子啊
买方	亲好评返现不
卖方	是从礼盒拆的, 您看下说明
卖方	日上机场免税店的
卖方	五星带字好评, 返 3 元店铺优惠券; 五星带字好评+晒图分享, 返 5 元店铺优惠券。单笔满 100 元启用, 有效期至 2015 年 11 月 15 日 (请提交评价前, 截图给客服)

附表 A2 即时通信中对话实例 2

对话者	对话内容
买方	你好请问我最近脸上又痒又疼是缺水了么? 我是敏感肌, 想问问保湿喷雾能不能用
卖方	您好
买方	(产品链接)
卖方	这个季节一般是
买方	敏感肌可以用吗
卖方	可以用
买方	(产品链接)
买方	这款保湿喷雾也可以用吗
卖方	可以用
买方	但是我脸上有时候还觉得疼, 有时候还长痘, 这款能缓解吗?
卖方	如果长痘的话, 我们还推荐这一款
卖方	(产品链接)
买方	我脸上很敏感, 这款可以吗?
卖方	有痘又敏感的话, 这款也可以
卖方	(产品链接)
买方	算了, 就之前那款
买方	(产品链接)
卖方	嗯, 这款也比较适合你的皮肤, 镇定缓解的效果不错
买方	那是用什么快递发? 还有这个是什么时候用?
卖方	中通快递, 北京发货哈~~
买方	好的, 这个是什么时候用? 在三部护肤以后吗?
卖方	嗯, 这款用途很广
买方	是什么时候用?

续表

对话者	对话内容
卖方	三部曲后任意步骤都可以
买方	必须得在三部护肤以后吗?
卖方	嗯嗯, 妆后也可以用

附表 A3 即时通信中对话实例 3

对话者	对话内容
买方	有洗面奶和面霜推荐吗
卖方	您是什么肤质
买方	油性吧
买方	但是冬天容易干
卖方	您多大?
买方	20
卖方	(产品链接)
卖方	秋冬季可以用这款
买方	您这能保证是正品吗
卖方	放心吧, 我开倩碧专卖 6 年了, 正品要是都保证不了, 就甭干了!
买方	你们发什么快递?
卖方	中通快递, 北京发货哈~~
买方	那个面霜多大啊, 能用多久
卖方	一个月吧

附表 A4 即时通信中对话实例 4

对话者	对话内容
买方	(产品链接)
买方	请问有吗
卖方	您好
卖方	有
买方	上次好像听说洁面皂停产了? 还以为没有了呢
买方	这款没停产吗
卖方	没停产啊
买方	我在北京机场的日上免税店。。。那个店员说停产了。。。
卖方	没有停产
卖方	只不过日上不卖固体皂
卖方	只卖液体皂
买方	哦, 原来如此
买方	这个洁面皂买三个, 就带小盒子是吧
卖方	是的
买方	好的
卖方	您要温和型还是清爽型

续表

对话者	对话内容
买方	清爽型
买方	我是油性皮肤
卖方	那您为啥不买大块的呀
卖方	大块的多划算啊
买方	大块的用到最后就不想用了。。。
买方	你说的哪种?
买方	我看看
卖方	好的~
卖方	(产品链接)
卖方	这个
卖方	128 还包邮
卖方	反正您也是都用了
卖方	都是 150g
买方	这个好大 哈哈 出门带着不方便
买方	我还是小的吧
卖方	行, 随您
买方	今天发吗
卖方	您好, 除周六休息不发货外, 每天 17 点发货
买方	好的。

附录 B 零膨胀负二项回归结果

从附表 B1 和附表 B2 可以看出, 零膨胀负二项回归与负二项回归结果一致。对于对话协调性, 其对消费者的购买深度 ($\beta=0.139, p<0.01$) 和购买广度 ($\beta=0.156, p<0.01$) 有显著的正向影响, 即 H_1 被证实。对于对话内容, 产品匹配相关对话内容对于购买深度 ($\beta=0.109, p<0.01$) 和购买广度 ($\beta=0.109, p<0.01$) 有显著的正向影响, 但是产品质量相关对话内容影响不显著 (购买深度: $\beta=-0.025, p=0.673$; 购买广度: $\beta=-0.009, p=0.258$)。即 H_2 被部分证实。服务相关对话内容对于购买深度 ($\beta=0.059, p<0.01$) 和购买广度 ($\beta=0.044, p<0.01$) 有显著的正向影响。即 H_3 被证实。对于对话协调性对对话内容的调节作用, 对话协调性会减弱产品匹配相关对话内容 (购买深度: $\beta=-0.147, p<0.05$; 购买广度: $\beta=-0.133, p<0.05$) 对购买的影响, 对于服务相关对话内容 (购买深度: $\beta=-0.038, p=0.128$; 购买广度: $\beta=-0.029, p=0.147$) 对购买影响的替代效果不显著。即 H_4 被部分证实。

附表 B1 买卖双方对话行为对购买深度影响的零膨胀负二项回归

变量名称	Model 1		Model 2		Model 3	
	系数	标准误	系数	标准误	系数	标准误
Count model						
Controls						
ArEntropy _j	0.112***	0.032	0.112***	0.034	0.110***	0.034

续表

变量名称	Model 1		Model 2		Model 3	
	系数	标准误	系数	标准误	系数	标准误
Count model						
Controls						
Frequency _j	0.012***	0.004	0.001	0.005	0.004	0.005
Speed _j	0	1.05 × 10 ⁻⁵	0	1.05 × 10 ⁻⁵	0	1.06 × 10 ⁻⁵
ActiveLevel _j	0	1.33 × 10 ⁻⁶	0	1.34 × 10 ⁻⁶	0	1.34 × 10 ⁻⁶
MemberLevel _j	0.108***	0.031	0.104***	0.031	0.108***	0.031
CreditLevel _j	0.094***	0.019	0.098***	0.019	0.098***	0.019
WangGender _j	-0.165**	0.070	-0.092	0.073	-0.083	0.073
ChatPrdctWord _j	0	4.80 × 10 ⁻⁵	0	4.80 × 10 ⁻⁵	0	4.80 × 10 ⁻⁵
ChatPrdctPic _j	0.127***	0.011	0.127***	0.011	0.128***	0.011
ChatReview _j	0.004***	0.001	0.004***	0.001	0.004***	0.001
ChatRating _j	0.575**	0.291	0.604**	0.292	0.580**	0.292
ChatPrice _j	-0.003***	2.47 × 10 ⁻⁴	-0.002***	2.57 × 10 ⁻⁴	-0.002***	2.57 × 10 ⁻⁴
ChatRemd _j	-0.138**	0.063	-0.133**	0.063	-0.130**	0.063
PrdctMention _j	-0.416***	0.061	-0.427***	0.062	-0.440***	0.062
ChatDiversityDegree _j	0.298***	0.064	0.293***	0.064	0.284***	0.064
RptDialogue _j	0.312***	0.091	0.330***	0.091	0.333***	0.092
CountQuestion _j	-0.006	0.004	-0.006	0.004	-0.006	0.004
Main effects						
Coordonation _j			0.139***	0.046	0.238***	0.063
FitEntropy _j			0.109***	0.036	0.252***	0.07
QuaEntropy _j			-0.025	0.023	-0.050	0.04
SerEntropy _j			0.059***	0.015	0.099***	0.028
Moderating effects						
Coordonation _j × FitEntropy _j					-0.147**	0.062
Coordonation _j × QuaEntropy _j					0.027	0.034
Coordonation _j × SerEntropy _j					-0.038	0.024
intercept	-4.360***	1.429	-4.747***	1.432	-4.774***	1.433
Zero model						
Frequency _j	-0.485***	0.088	-0.475***	0.097	-0.466***	0.101
Speed _j	0**	1.25 × 10 ⁻⁵	0***	1.27 × 10 ⁻⁵	0***	1.30 × 10 ⁻⁵
RptDialogue _j	-0.565	0.465	-0.568	0.505	-0.568	0.531
CountQuestion _j	-0.014	0.015	-0.016	0.016	-0.016	0.017
intercept	0.687***	0.234	0.558**	0.254	0.468*	0.265
/lnalpha	0.338***	0.063	0.344***	0.064	0.351***	0.064
alpha	1.403	0.088	1.410	0.090	1.420	0.091
N		5 137		5 137		5 137
Log-likelihood		-6 369.62		-6 352.65		-6 348.39
Likelihood-ratio test: χ^2	527.25***		561.21***		569.71***	

* $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$

注: 标准误为稳健性标准误

附表 B2 买卖双方对话行为对购买广度影响的零膨胀负二项回归

变量名称	Model 1		Model 2		Model 3	
	系数	标准误	系数	标准误	系数	标准误
Count model						
Controls						
ArEntropy _j	0.106***	0.028	0.096***	0.03	0.094***	0.030
Frequency _j	0.008**	0.003	-0.003	0.004	0	0.004
Speed _j	0	9.13 × 10 ⁻⁶	0*	9.21 × 10 ⁻⁶	0*	9.32 × 10 ⁻⁶
ActiveLevel _j	0	1.25 × 10 ⁻⁶	0	1.25 × 10 ⁻⁶	0	1.25 × 10 ⁻⁶
MemberLevel _j	0.067**	0.029	0.065**	0.029	0.068**	0.029
CreditLevel _j	0.103***	0.018	0.106***	0.018	0.106***	0.018
WangGender _j	-0.219***	0.063	-0.167**	0.065	-0.159**	0.066
ChatPrdctWord _j	0	4.39 × 10 ⁻⁵	0	4.39 × 10 ⁻⁵	0	4.40 × 10 ⁻⁵
ChatPrdctPic _j	0.114***	0.009	0.114***	0.009	0.115***	0.009
ChatReview _j	0.001	0.001	0.002	0.001	0.002	0.001
ChatRating _j	0.435	0.274	0.468*	0.274	0.451	0.275
ChatPrice _j	-0.002***	2.33 × 10 ⁻⁴	-0.002***	2.43 × 10 ⁻⁴	-0.002***	2.43 × 10 ⁻⁴
ChatRemd _j	-0.099*	0.057	-0.098*	0.057	-0.095*	0.057
PrdctMentione _j	-0.404***	0.056	-0.411***	0.056	-0.420***	0.056
ChatDiversityDegree _j	0.338***	0.056	0.335***	0.056	0.328***	0.057
RptDialogue _j	0.340***	0.082	0.360***	0.082	0.364***	0.083
CountQuestion _j	-0.001	0.004	-0.001	0.004	-0.001	0.004
Main effects						
Coordonation _j			0.156***	0.042	0.246***	0.058
FitEntropy _j			0.109***	0.032	0.241***	0.063
QuaEntropy _j			-0.009	0.020	-0.030	0.035
SerEntropy _j			0.044***	0.014	0.074***	0.026
Moderating effects						
Coordonation _j × FitEntropy _j					-0.133**	0.055
Coordonation _j × QuaEntropy _j					0.022	0.030
Coordonation _j × SerEntropy _j					-0.029	0.021
intercept	-3.730***	1.344	-4.145***	1.349	-4.189***	1.351
Zero model						
Frequency _j	-0.490***	0.088	-0.487***	0.101	-0.479***	0.106
Speed _j	0***	1.22 × 10 ⁻⁵	0***	1.27 × 10 ⁻⁵	0***	1.31 × 10 ⁻⁵
RptDialogue _j	-0.348	0.418	-0.340	0.468	-0.330	0.493

续表

变量名称	Model 1		Model 2		Model 3	
	系数	标准误	系数	标准误	系数	标准误
Count model						
Zero model						
CountQuestion _j	-0.008	0.015	-0.009	0.017	-0.009	0.018
intercept	0.626***	0.237	0.457*	0.268	0.354	0.284
/lnalpha	-0.228***	0.083	-0.207**	0.083	-0.195**	0.083
alpha	0.796	0.066	0.813	0.068	0.823	0.069
<i>N</i>		5 137		5 137		5 137
Log-likelihood		-5 699.04		-5 680.42		-5 676.49
Likelihood-ratio test: χ^2	479.63***		516.86***		524.73***	

* $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$

注: 标准误为稳健性标准误