

在线评论与产品销量之间的动态交互影响

——基于淘宝网商品面板数据的实证研究

兰桂铖¹ 单娅军² 黄健青¹

(1. 对外经济贸易大学信息学院, 北京 100029; 2. 华夏基金管理有限公司, 北京 100000)

摘要: [目的/意义] 本文以淘宝网为数据采集平台, 探究在线评论与产品销量之间的长期的相互作用。[方法/过程] 运用面板向量自回归模型对产品销量与在线评论之间的动态交互影响进行实证分析, 并借助脉冲响应函数定性分析在线评论与产品销量之间的相互冲击。[结果/结论] 在线评论与产品销量之间存在动态交互影响。当在线评论作为影响因子时, 在线评论的数量、追加评论数量、图片数量在不同时期对产品销量产生不同程度的正面冲击; 当产品销量作为影响因子时, 产品销量对自身的冲击最大。

关键词: 在线评论 产品销量 动态交互 面板向量自回归

分类号: F49

DOI: 10.31193/SSAPJ.ISSN.2096-6695.2020.03.05

0 引言

根据中国互联网络信息中心于2020年4月发布的第45期《中国互联网络发展状况统计报告》, 截至2020年3月, 中国网购用户数量为7.10亿, 较2018年底增长16.4%, 网购用户规模占网民总体规模的比例达到78.6%, 我国网络零售规模逐年保持平稳增长的趋势, 在线购物已经成为互联网用户日常使用比例较高的应用之一^[1]。

随着各大电子商务平台销售的商品、服务种类日益丰富, 面对繁多的商品或服务, 消费者为了买到心仪的商品, 降低风险和损失, 购物时会重点关注商品的评论信息。在线评论信息是所有

[作者简介] 兰桂铖 (ORCID: 0000-0002-6756-8253), 男, 硕士, 研究方向为金融科技, Email: 18811308097@163.com; 单娅军 (ORCID: 0000-0001-7020-0911), 女, 硕士, 研究方向为金融科技; 黄健青 (ORCID: 0000-0002-5984-2814), 女, 教务处副处长, 教授, 博士, 研究方向为互联网金融, Email: 01489uibe.edu.cn。

消费者行为的综合结果, 能够减少商品质量的不确定性, 支撑消费者的购买决策, 是消费者决策的重要信息源^[2]。

当前大多数在线评论系统中存在过量的评论信息, 消费者若要浏览所有的评论内容需要花费大量的时间和精力, 然而消费者的精力是有限的, 所能关注到的信息也是片面的。因此, 研究在线评论不同维度的聚合信息与产品销量之间的关系, 对于电子商务平台的参与者具有重要的参考意义和实践价值。

近年来, 许多国内外学者都在探索在线评论的不同维度, 如在线评论数量、负面点评标签百分比、追加评论数量等对产品销量的效应, 但大多只是探究截面数据环境下在线评论对销量的单向影响。那么, 消费者是如何从海量的评论中获取到产品质量的客观评价信息的? 正反馈机制是如何在在线评论和产品销量之间起作用的? 目前国内外学者对在线评论与产品销量之间的动态交互影响的研究仅涉及电影、音乐以及股票等行业, 尚未扩展到电子商务领域, 并且对产品销量和在线评论的测度尚存在不足。本文针对这一问题, 基于电子商务领域下的面板数据环境, 加入时间因子以及两者的双向影响, 采用向量自回归模型 (Vector Autoregression Model, VAR) 检验在线评论和产品销量之间的动态交互影响。相比较于传统的联立方程模型, VAR 模型不受传统经济理论的限制, 以数据间的关系为导向, 更灵活强大。本文将 VAR 模型应用在电子商务领域的在线评论研究中, 既可以对在线评论和产品销量之间的相互作用进行结构分析, 又可以探究在线评论的不同维度对产品销量的预测能力, 不仅深化了在线评论的研究层次, 也拓展了 VAR 模型的应用范围。研究表明, 正向的在线评论对消费者存在积极影响, 有利于提高产品销量; 同时, 销量越大意味着更多消费者认同该产品, 会导致更多正向在线评论的产生。在线评论和产品销量之间的动态交互过程如图 1 所示:

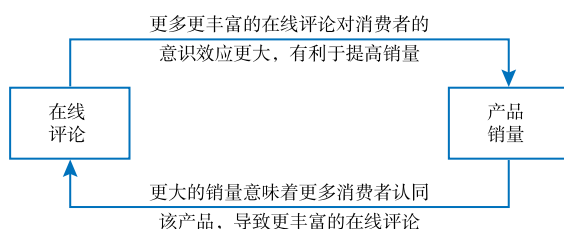


图 1 在线评论与产品销量的交互影响

1 文献综述

1.1 向量自回归模型及其应用研究

向量自回归模型 (简称 VAR 模型) 是一种动态联立方程模型, 由克里斯托弗·西姆斯 (Christopher Sims) 于 1980 年提出。VAR 模型用所有当期变量对所有变量的若干滞后变量进行回归, 用来估计联合内生变量的动态关系, 而不带有任何事先约束条件。^[3] VAR 模型把系统中每一个内生变量作为系统中所有内生变量的滞后值的函数来构造模型, 从而将单变量自回归模型推广到由多元时间序列变量组成的向量自回归模型。

VAR模型的基本公式为:

$$Y_t = A_1 Y_{t-1} + \dots + A_r Y_{t-r} + B_1 X_t + \dots + B_r X_t + C + \varepsilon_t$$

其中, Y_t 和 X_t 分别是内生变量向量和外生变量向量, A_i 和 B_i 是待估参数矩阵, r 是滞后期, C 为常数项, ε_t 为误差项。一般根据 AIC (Akaike Information Criterion, 赤池信息准则) 和 SC (Schwarz Criterion, 施瓦兹准则) 信息量最小标准确定模型滞后期数。

与传统的联立方程模型相比, 该方法基于数据的统计特性建立模型, 克服了由于经济理论不完善而带来的内/外生变量划分、估计和推断等问题, 因而非常适合进行经济系统动态性分析, 通过预测相互联系的时间序列及分析随机扰动对变量系统的动态冲击, 来解释各种冲击对变量形成的影响。近年来, 该方法被应用于市场营销、金融等领域。如: Dekimpe、Hanssens 等使用 VAR 模型来分析广告对产品销量的长期影响^[4]; Pauwels、Hanssens 等运用 VAR 模型探究价格促销^[5]及新产品扩散的长期影响效应^[6]; 陈六傅、刘厚俊利用 VAR 模型分析人民币有效汇率的价格传递效应^[7]; 王来福、郭峰通过建立 VAR 模型, 运用脉冲响应函数与方差分解的方法研究了货币供应量与利率变化冲击对中国房地产价格的动态影响^[8]。本文将 VAR 模型应用在电子商务领域在线评论的研究中, 既可以对在线评论和产品销量之间的相互作用进行结构分析, 又可以探究在线评论的不同维度对产品销量的预测能力。

1.2 在线评论与产品销量间动态交互影响研究综述

目前国内外仅有少数学者开始考虑内生性的问题, 此部分学者基于面板数据环境, 对在线评论的不同维度与产品销量之间的动态交互影响做了初步的探索。例如, Dewan 等人将在线评论作为内生变量, 探究了音乐博客论坛的评论与唱片销量之间的交互影响, 得出二者之间存在显著的正向影响且这种正向影响对于独立发售的唱片影响更强的结论^[9]。龚诗阳、刘霞等在探究在线评论对图书销量的影响时提到: 未来需要进一步深入探究在线评论和产品销量之间的因果关系^[10]。张明玺、雷明等以天猫商城为研究对象, 探究了周销量、在线评论与在线学习信息之间的动态交互影响和这三者之间的相互预测能力^[11]; 但是文章研究数据仅仅来自天猫商城销售的 14 寸笔记本一种商品, 数据缺乏多样性, 说服力有待提升。

因此, 本文以电子商务领域为背景, 爬取服装、配饰、家电、珠宝等 48 类商品数据, 采用面板数据进行建模分析, 将在线评论作为内生变量, 探讨在线评论与产品销量之间的动态交互影响, 并对前人学者的研究进行延伸拓展。产品销量与在线评论之间是否存在动态影响关系? 在线评论的不同维度对产品销量是否存在长期效用? 产品销量是否对在线评论产生动态反馈效应? 本文试图对以上问题进行解答。

2 研究设计

2.1 数据来源和变量定义

本文以国内大型网络零售平台淘宝网为实证数据采集平台, 根据淘宝网商品分类的方法, 利用 Python 程序对服装、配饰、家电、珠宝等 48 个主要分类分别随机抽取 3 个商品作为代表样本, 对样本商品持续观察一周以确定是否会出现频繁上下架或者其他异常现象, 对不符合要求的商品

予以剔除, 并补充新的商品。然后, 采用解析网页的方式, 从产品销售页面抓取样本商品的产品销量数据和在线评论数据。对于每一个样本商品, Python 程序追踪采集以下数据字段: 商品 id、名称以及价格、已售出数量、确认收货数量、库存数量、评论的数量、好中差评论、评论内容以及评论时间、描述、物流、服务、收藏宝贝人数等。淘宝网对于产品销量数据的展示规则为显示 30 天内的累计量, 为了得到每个商品的日销量, 在每天 23:00 ~ 24:00 这个时间段抓取一次产品销量数据, 与前一日抓取数据的差值即为当日的销量。数据采集的起止时间为 2019 年 5 月 1 日 ~ 9 月 28 日, 共采集到 33915 条数据。将抓取的不合格数据进行清洗后, 共计 21756 条数据。

将抓取到的数据和理论模型涉及的影响因子进行统计和量化。本文的研究变量及释义如表 1 所示:

表 1 变量的定义与描述

变量分类	变量名称	变量解释
内生变量	在线评论数量 (TRV)	连续两周产品累计评论数量的增加值
	负面点评标签百分比 (NRP)	连续两周负面点评标签数量增加值占评论总量增加值的比例
	追加评论数量 (ARV)	连续两周累计追加评论数量的增加值
	图片数量 (Pic)	连续两周累计图片数量的增加值
	店铺动态评分 (SDS)	“描述”、“物流”、“服务”三类评分的算术平均值
	周销量 (Wsales)	连续两周累计产品销量的增加值
外生变量	产品收藏数量 (POG)	连续两周累计被收藏数量的增加值
	产品价格 (Price)	连续两周产品的平均价格

2.2 研究假设

本文从内生变量、外生变量的定义出发, 分别将在线评论和产品销量作为影响因子, 提出相关假设, 探究在线评论和产品销量之间的动态交互影响。

2.2.1 在线评论作为影响因子的相关假设

(1) 在互联网环境下, 消费者浏览到的评论信息一般为历史评论信息, 即在线评论对产品销量的影响存在滞后性; 由于产品信息数量的巨大, 用户可以高效地通过负面在线评论识别和过滤掉质量不高、服务不佳的产品, 负面在线评论对消费者的购买动机会产生显著的负面影响, 进而影响产品的销量。因此提出假设 1、2:

H1: 在线评论数量的滞后期对当期产品销量存在正向影响;

H2: 负面评论标签百分比的滞后期对当期产品销量存在负向影响。

(2) 追加评论功能是近几年在线评论系统功能中的一项重要创新, 为消费者提供了一个补充反馈产品使用感受及售后服务的渠道。追加评论存在不同于初次评价的影响, 且这种影响存在滞后性^[12]。基于此提出假设 3:

H3: 追加评论数量的滞后期对当期产品销量存在正向影响。

(3) 随着在线评论系统的完善, 消费者可以通过上传图片对产品进行评价, 在一定的阈值范围内, 图片的数量越多, 所反映的信息量越大, 越能激发消费者的购买欲望, 从而促进产品销售^[13]。因此提出假设4:

H4: 图片数量的滞后期对当期产品销量存在正向影响。

(4) 店铺动态评分分别从商品与描述相符程度、物流服务质量、卖家服务态度三个方面进行评价, 店铺的动态评分越高表示该店铺在产品描述、物流服务、售前售后服务方面越好, 因此提出假设5:

H5: 滞后期的店铺动态评分对当期销量存在正向影响。

2.2.2 产品销量作为影响因子的相关假设

数字经济时代下, 由于网络外部性的存在, 在线评论与产品销量之间存在着正反馈机制。即假如在线评论促进了产品销量的提升, 当产品销量提高后反过来又产生了更高的销量和更多的在线评论^[14]。另一方面, 产品销量越高, 产品所获得的曝光率和关注度越多, 从而促使更多的潜在消费者产生购买行为以及发表不同形式的在线评论。一般来说, 随着销量的升高, 意味着更多的消费者对该产品的认可, 正面评价的比例会大于负面评价。此外, 消费者购买产品或服务的时间越短, 越容易对产品发表评价。这也意味着产品销售在一段时间内对在线评论产生的影响较大, 随着时间的延长, 影响逐渐消失。因此, 提出假设6~10:

H6: 产品销量的滞后期对当期在线评论的数量存在正向影响;

H7: 产品销量的滞后期对当期负面点评标签百分比存在负向影响;

H8: 产品销量的滞后期对当期追加评论数量存在正向影响;

H9: 产品销量的滞后期对当期图片数量存在正向影响;

H10: 产品销量的滞后期对当期店铺动态评分存在正向影响。

2.3 模型建立

为了探究在线评论的不同测度与产品销量之间的动态交互关系, 本文基于淘宝网平台上产品销量和在线评论的面板数据, 以两周为一期, 建立滞后K期的面板向量自回归模型, 如公式1所示。模型中的内生变量为: 周销量、在线评论数量、负面点评标签百分比、追加评论数量、图片数量和店铺动态评分, 外生变量为: 产品价格和产品收藏数量。

$$\begin{bmatrix} Wsales_{i,t} \\ TRV_{i,t} \\ NRP_{i,t} \\ ARV_{i,t} \\ Pic_{i,t} \\ SDS_{i,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_1 \\ C_2 \\ C_3 \\ C_4 \\ C_5 \\ C_6 \end{bmatrix} + \sum_{j=1}^k A_j \begin{bmatrix} Wsales_{i,t-j} \\ TRV_{i,t-j} \\ NRP_{i,t-j} \\ ARV_{i,t-j} \\ Pic_{i,t-j} \\ SDS_{i,t-j} \end{bmatrix} + B_1 PRICE_{i,t} + B_2 POG_{i,t} + \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \theta_3 \\ \theta_4 \\ \theta_5 \\ \theta_6 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中*i* (*i*=1,2,3...*n*) 表示样本个数, *k* 表示滞后期数, *C*₁, *C*₂...*C*₆ 代表常数项, *A*_{*j*} 表示由待估系数构成的6×6维矩阵; *PRICE*_{*i,t*}、*POG*_{*i,t*} 为外生变量, $\theta_1, \theta_2 \dots \theta_6$ 代表随机误差项。

3 实证结果与分析

基于上文构建的 VAR 研究模型对研究假设进行实证检验。首先, 对研究变量进行描述性统计和相关分析; 其次, 对研究变量和模型进行平稳性和稳定性检验并确定模型的最优滞后阶数; 最后, 借助于脉冲响应函数定性的分析在线评论与产品销量之间存在何种方向、大小的相互冲击, 分析在线评论对未来产品销量波动的预测能力。

3.1 数据描述性统计与相关关系

3.1.1 数据描述性统计

首先, 本文利用 Eviews 软件对 VAR 模型涉及的变量进行描述性统计, 从总体上对研究变量进行统计和概述以了解研究数据的全貌。描述性统计结果如表 2 所示:

表 2 描述性统计结果

	TRV	NRP	ARV	Pic	SDS	Wsales	POG	Price
Mean	449.6617	0.008498	7.915666	23.13789	4.823064	418.1329	1869.88	461.6468
Median	97	0	3	7	4.8	151	119	138
Maximum	31026	1.766667	316	1031	4.966667	16726	188272	5521
Minimum	0	0	0	0	4.466667	0	0	2.15
Std. Dev.	1301.453	0.050293	18.92504	53.372	0.076315	967.5015	10544.66	874.5638
Skewness	10.12985	23.54683	7.483609	6.90307	-1.104883	8.551424	10.05277	3.378509
Kurtosis	182.0953	766.4632	86.79028	85.14901	5.230341	112.8231	122.3152	15.41004

由表 2 可知: 每一种产品的销量、评论数量、产品收藏数量和产品价格的差异比较大, 而负面点评标签百分比、追加评论数量、图片数量和店铺动态评分的差异较小; 根据指标 Std.Dev (标准差)、Skewness (偏度)、Kurtosis (峰度) 综合得出, 店铺动态评分的差异最小。

3.1.2 相关关系分析

本文利用 Pearson 简单相关系数法对研究变量的相关性进行分析, 结果如表 3 所示:

表 3 相关性分析结果

	Wsales	TRV	NRP	ARV	Pic	SDS	POG	PRICE
Wsales	1							
TRV	0.8109	1						
NRP	-0.712394	0.2344	1					
ARV	0.664644	0.361722	0.462795	1				
Pic	0.584728	0.533386	0.496594	0.488019	1			

续表

	Wsales	TRV	NRP	ARV	Pic	SDS	POG	PRICE
SDS	0.010426	0.005368	-0.075644	-0.087722	-0.048129	1		
POG	0.28274	0.331241	0.208857	0.345925	0.414333	0.051082	1	
PRICE	-0.326569	-0.083229	-0.010389	0.181593	0.109072	0.259249	0.081505	1

可以看出：负面点评标签百分比与产品销量存在显著的负相关关系；在线评论数量、追加评论数量、图片数量与产品销量存在显著的正向相关关系；店铺动态评分、产品收藏数量与产品销量存在正向相关关系，但相关性较弱；产品价格与销量存在负向相关关系。

3.2 VAR模型的构建与检验

3.2.1 平稳性检验

由于本文基于面板数据环境，为了防止模型中的变量出现“虚假回归”现象，本文采用ADF单位根检验法对时间序列数据进行平稳性检验。检验结果如表4：

表4 平稳性检验结果

变量名	t-Statistic	Prob.*	是否平稳
Wsales	-7.29	0.0000***	平稳
TRV	-6.64	0.0000***	平稳
NRP	-42.42	0.0000***	平稳
ARV	-44.48	0.0001***	平稳
Pic	-21.52	0.0000***	平稳
SDS	-6.30	0.0000***	平稳
POG	-3.42	0.0105***	平稳
Price	-14.17	0.0000***	平稳

注：***表示在1%的水平下显著

由表4可知：产品销量、在线评论数量、负面点评标签百分比、追加评论数量、图片数量、店铺动态评分、产品价格和产品收藏数量均为零阶单位整数，即说明这些变量均为平稳的，不存在单位根。因此这种线性组合应该存在长期均衡的协整关系，可以建立无约束的VAR模型。

3.2.2 确定最优滞后阶数

在对VAR模型进行参数估计前需要确定最优滞后阶数。模型的滞后阶数要尽可能的大，以便完整的反映模型的动态特征，同时要避免模型的自由度太小，影响模型的估计效果。因此，本文运用AIC和SC两种信息准则确定VAR模型的最优滞后阶数。最优滞后阶数选择结果如表5所示：

表 5 最优滞后阶数选择

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-52696.37	NA	1.43E+17	59.3664	59.43123	59.39035
1	-46935.35	11457.16	2.30E+14	52.93395	53.15002	53.01377
2	-46433.82	993.4474*	1.38e+14*	52.42435*	52.79168*	52.56004*

由表 5 可得, 当滞后阶数为 2 时, AIC 和 SC 信息准则同时达到最小值。因此, 本文确定 VAR 模型的最优滞后阶数为 2, 即 K=2。

3.2.3 VAR 模型的确定

由上可知, K=2, 因此建立滞后 2 阶的 VAR 模型, 如公式 2 所示。

$$\begin{bmatrix} Wsales_{i,t} \\ TRV_{i,t} \\ NRP_{i,t} \\ ARV_{i,t} \\ Pic_{i,t} \\ SDS_{i,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_1 \\ C_2 \\ C_3 \\ C_4 \\ C_5 \\ C_6 \end{bmatrix} + A_1 \begin{bmatrix} Wsales_{i,t-1} \\ TRV_{i,t-1} \\ NRP_{i,t-1} \\ ARV_{i,t-1} \\ Pic_{i,t-1} \\ SDS_{i,t-1} \end{bmatrix} + A_2 \begin{bmatrix} Wsales_{i,t-2} \\ TRV_{i,t-2} \\ NRP_{i,t-2} \\ ARV_{i,t-2} \\ Pic_{i,t-2} \\ SDS_{i,t-2} \end{bmatrix} + B_1 PRICE_{i,t} + B_2 POG_{i,t} + \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \theta_3 \\ \theta_4 \\ \theta_5 \\ \theta_6 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中 i ($i=1,2,3\dots 111$) 代表样本个数, $C_1, C_2\dots C_6$ 代表常数项, A_1, A_2 分别代表待估系数构成的 6×6 维矩阵; $PRICE_{i,t}$ 、 $POG_{i,t}$ 为外生变量, $\theta_1, \theta_2\dots \theta_6$ 代表随机误差项。

确定了滞后二阶的 VAR 模型后, 再次采用单位根检验法对 VAR 模型进行稳定性检验, 结果表明 VAR 模型是稳定的。

3.2.4 脉冲响应函数分析

为了更加直观、清晰地观察在线评论与产品销量之间的动态交互作用, 本文使用蒙特卡洛 (Monte Carlo) 方法模拟 1000 次得到脉冲响应函数图。在其他变量的当期和滞后期保持不变的前提下, 本文考虑当 VAR 模型中所有的内生变量发生一个标准差的冲击对产品销量的当期与未来多期影响的变化趋势, 结果如图 2 所示。当 VAR 模型中产品销量发生一个标准差的冲击对所有内生变量的当期与未来多期影响的变化趋势, 结果如图 3 所示。其中横轴表示一个脉冲冲击影响的时期数 (单位: 周), 本文考察冲击作用的时期为 10 周。每个子图中间实线表示对脉冲冲击响应的变化趋势, 虚线表示在正负一个标准差偏离的区域。

(1) 在线评论的不同维度对产品销量的冲击

图 2 依次为店铺动态评分 (SDS)、追加评论数量 / 周 (ARV)、图片数量 / 周 (Pic)、在线评论数量 (TRV)、周销量 (Wsales)、负面点评标签百分比 (NRP) 对产品销量 (Wsales) 的冲击程度。

通过图 2 可以得出以下结论: 在线评论数量对产品销量存在显著的长期的正向影响, 假设 1 成立; 负面点评标签百分比对产品销量的冲击为负值, 并且随着时间的延长, 冲击逐渐趋于 0, 假设 2 成立; 追加评论数量的变化、图片数量的变化对产品销量的冲击在第一周达到最大, 随着

时间的变化略有起伏,总体来说随着时间的延长趋于稳定,假设3、4成立;店铺动态评分对产品销量的冲击几乎接近于0,可忽略不计,假设5拒绝。

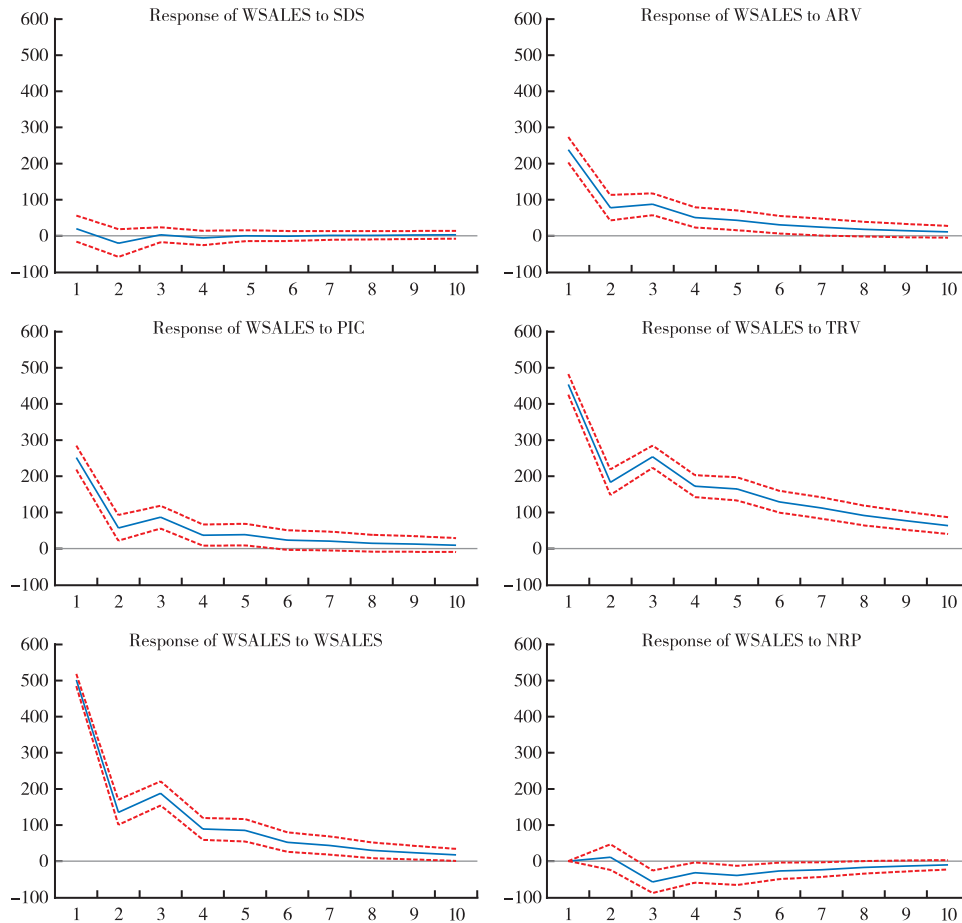


图2 在线评论的不同维度对产品销量的冲击

(2) 产品销量对在线评论不同维度的冲击

图3依次为产品销量(W_{sales})对产品销量(W_{sales})、在线评论数量(TRV)、负面点评标签百分比(NRP)、追加评论数量/周(ARV)、图片数量/周(Pic)、店铺动态评分(SDS)的冲击程度。

通过图3可以得出以下结论:产品销量对在线评论数量的冲击在第一周达到最大,并随着时间的延长逐渐下降并最终趋于0,这说明产品销量的上升意味着更多的消费者对该产品的认同,促使更多消费者发表评论,假设6成立;产品销量对负面点评标签百分比的冲击为负值,并随着时间的延长逐渐上升并逐渐趋于0,这意味着产品销量的上升,消费者对产品产生认同,发表的负面点评减少,假设7成立;产品销量对追加评论数量的冲击在第一周达到最大,随着时间的延长在上下波动中逐渐下降,假设8成立;产品销量对图片数量的冲击在第一周达到最大并在前4周处于上下波动状态,从第二周至第三周逐渐升高,这意味着消费者在购买后逐渐通过图片或文

字分享产品或服务的使用感受, 从第四周开始, 产品销量对图片数量的冲击逐渐趋于稳定, 假设 9 成立; 产品销量对店铺动态评分的冲击以平缓的速度上升, 这也意味着随着产品销量的增加, 店铺的评分逐渐升高, 假设 10 成立。

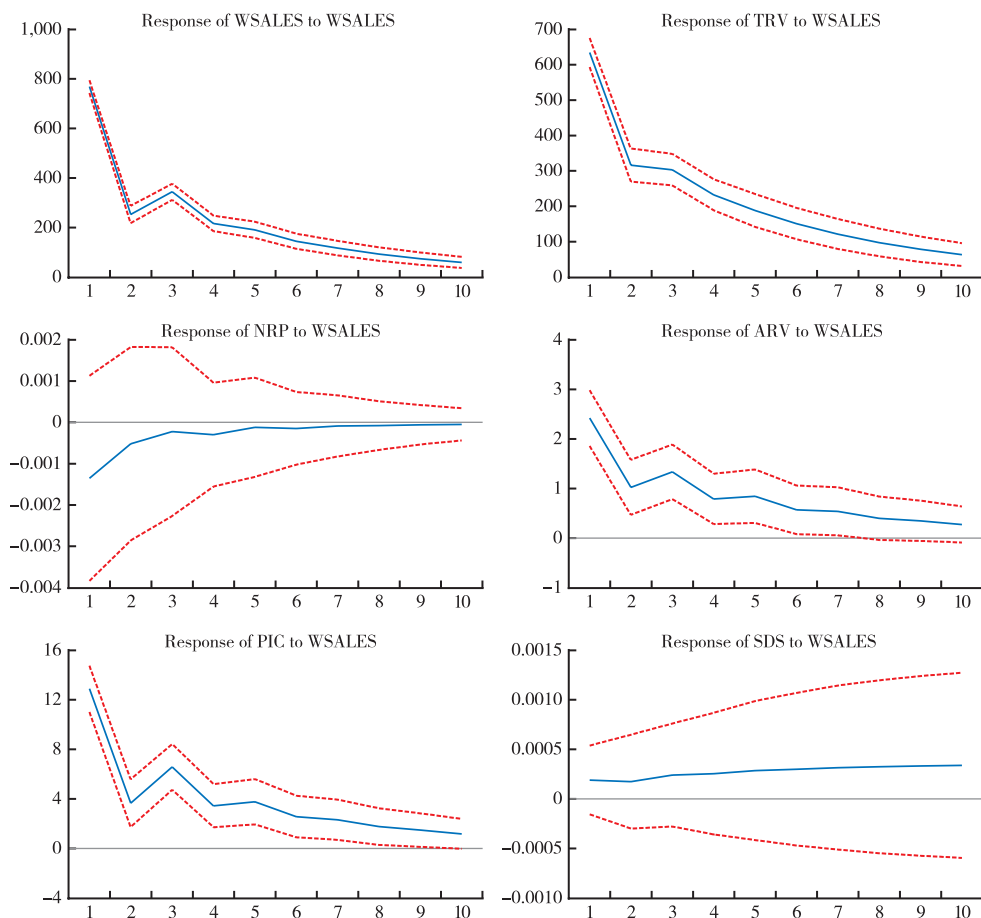


图 3 产品销量对在线评论不同维度的冲击

4 结语

本文基于面板数据环境, 采用 VAR 模型实证探究了在线评论与产品销量之间的动态交互影响。从脉冲响应函数来看, 本文得到的研究结论如下: 产品销量存在自增强机制; 销量对自身的冲击最大, 这意味着在正反馈机制下销量自身存在强化效应, 且对未来产品销量波动的预测主要源于自身。在线评论的数量与产品销量存在相互促进作用, 而负面点评标签占比与产品销量存在相互抑制作用; 随着产品销量的上升, 在线评论的数量不断增加, 负面点评标签占比不断降低。追加评论数量、图片数量与产品销量存在相互促进作用; 店铺动态评分与产品销量之间的相互影响几乎为 0。

根据上述分析结果,结合电子商务发展现状,本文针对电子商务平台以及企业管理者提出以下几点建议:

4.1 加强在线评论系统的建设

在线评论系统在电子商务中发挥着非常重要的作用,在线评论的不同表现形式对产品销量存在不同的效应。因此,电子商务平台应该致力于优化现有评论系统的功能,完善在线评论系统的机制,并开发出更加丰富、更有特色的评论形式。

4.2 引导在线评论的数量和质量

在产品销售生命周期的初期,意识效应起到更大的作用,在线评论数量通过传递产品的存在性对消费者的购买行为产生影响(大家都买,所以评论数量多,在从众效应的影响下,买的人就更多了)。随着时间的延长,意识效应逐渐减弱,负面点评标签占比的说服效应发挥更大的作用,这一阶段,消费者更关注在线评论中反映的产品质量信息。在正反馈机制下,产品销量的上升又对自身产生强化效应,对在线评论产生反馈效用。因此,企业管理者应该在不同的时期采取不同的营销策略。在产品销售初期,应该重视在线评论的管理并充分利用在线评论的价值,采用一定的激励方式主动地引导消费者发表更多的在线评论,充分发挥在线评论意识效应的价值。随着时间的延长,卖家应该积极引导消费者发表更多的正面点评,降低负面点评标签的比例,同时对有失公允的评论信息进行解释和回复。

4.3 注重在线评论的时效性

由研究结论可知,在线评论的变化对产品销量的冲击在初期影响最大,随着时间的延长,冲击逐渐减小并趋于0。对于企业管理者来说,在进行在线评论管理时,应适当的采取奖励措施,鼓励消费者及时对产品的质量、使用感受等作出积极正面的评价。

【参考文献】

- [1] 中华人民共和国国家互联网办公室.第44次中国互联网络发展状况统计报告[EB/OL].[2020-8-22].
http://www.cac.gov.cn/2019-08/30/c_1124938750.htm.
- [2] 殷国鹏.消费者认为怎样的在线评论更有用?——社会性因素的影响效应[J].管理世界,2012(12):115-124.
- [3] LAWRENCE J. CHRISTIANO. Christopher A. Sims and Vector Autoregressions*[J]. The Scandinavian Journal of Economics,2012,114(4).
- [4] DEKIMPE M G, HANSSENS D M. Sustained spending and persistent response: A new look at long-term marketing profitability[J]. Journal of Marketing Research, 1999, 36(4):397-412.
- [5] PAUWELS K, HANSSENS D M, SIDDARTH S. The long-term effects of price promotions on category incidence, brand choice, and purchase quantity[J]. Journal of Marketing Research, 2002, 39(4):421-439.
- [6] SRINIVASAN S, PAUWELS K, HANSSENS D M, et al. Do promotions benefit manufacturers, retailers, or both?[J]. Management Science, 2004, 50(5):617-629.
- [7] 陈六傅,刘厚俊.人民币汇率的价格传递效应——基于VAR模型的实证分析[J].金融研究,2007(4):1-13.
- [8] 王来福,郭峰.货币政策对房地产价格的动态影响研究——基于VAR模型的实证[J].财经问题研究,2007(11):15-19.
- [9] DEWAN S, RAMPRASAD J. Chicken and egg? Interplay between music blog buzz and album sales[C]. Pacific

兰桂铖, 单娅军, 黄健青. 在线评论与产品销量之间的动态交互影响——基于淘宝网商品面板数据的实证研究[J]. 文献与数据学报, 2020, 2(3): 048-059.

Asia Conference on Information Systems, Pacis 2009, Hyderabad, India, July. DBLP, 2009:87.

[10] 龚诗阳, 刘霞, 刘洋等. 网络口碑决定产品命运吗——对线上图书评论的实证分析[J]. 南开管理评论, 2012, 15(4):118-128.

[11] 张明玺, 雷明. 产品销量、网络口碑与在线观察学习信息之间的动态交互影响——基于天猫商城笔记本销售页面信息的实证分析[J]. 复印报刊资料: 市场营销, 2016(6):35-44.

[12] 石文华, 龚雪, 张绮等. 在线初次评论与在线追加评论的比较研究[J]. 管理科学, 2016, 29(4):45-58.

[13] 林爽, 吕兴洋, 宋慧林. 一图胜千言? 图片与文字在线评论对消费者购买意向的影响研究[J]. 商业经济与管理, 2017(8):59-68.

[14] DUAN W, GU B, WHINSTON A B. Do online reviews matter? — An empirical investigation of panel data[J]. Decision Support Systems, 2008, 45(4):1007-1016.

The Dynamic Interaction Effects between Online Comments and Product Sales: An Empirical Analysis Based on the Panel Data of TaoBao

LAN Guicheng¹ SHAN Yajun² HUANG Jianqing¹

(1. School of Information, University of International Business and Economics, Beijing 100029, China;

2. China Asset Management, Beijing 100000, China)

Abstract: [**Purpose/significance**] This paper takes Taobao as the data collection platform, explores the long-term interaction between online reviews and product sales. [**Method/process**] The panel vector autoregression model is used to empirically analyze the dynamic interaction between product sales and online reviews, and the impulse response function is used to qualitatively analyze the interaction between online reviews and product sales. [**Result/conclusion**] There is a dynamic interaction between online reviews and product sales. When online comments are used as impact factors, the number of online comments, additional comments and pictures have different degrees of positive impact on product sales in different periods. When product sales are used as an impact factor, product sales have the greatest impact on itself.

Keywords: Online reviews; Product sales; Dynamic interaction; Panel vector autoregression

(本文责编: 王秀玲)