

C2C 二手交易平台动态定价行为研究

谷 炜, 于晓茹, 李 晴, 宋亚楠, 闫相斌

(北京科技大学 经济管理学院, 北京 100083)

摘 要 如何快速达成交易、提高商品流转效率是 customer-to-customer (C2C) 二手交易平台运营问题的关键。基于此, 本文针对个人卖家的非专业性及二手商品特性, 构建了双期定价决策模型。通过模型分析, 提出了影响个人卖家定价及调价决策的相关假设, 并利用闲鱼平台的交易数据进行实证分析。结果表明: 定价和调价决策与新品价格正相关, 调价决策与转售价格正相关; 调价方向 (涨价或降价) 与转售价格、新品价格和浏览量相关; 涨价幅度与转售价格负相关, 降价幅度与转售价格正相关; 考虑商品异质性, 时间敏感度不同的商品在调价幅度上未完全呈现出预期的显著差异。本文将定价模型和实证研究相结合, 分析了个人卖家动态定价行为, 为优化定价策略、实现商品高效流转提出了相关建议。

关键词 customer-to-customer (C2C); 个人卖家; 动态定价; 二手交易

Dynamic pricing behavior of C2C second-hand trading platform

GU Wei, YU Xiaoru, LI Qing, SONG Yanan, YAN Xiangbin

(School of Economics and Management, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract How to quickly reach transactions and improve the efficiency of commodity circulation is the key to the operation of customer-to-customer (C2C) second-hand trading platforms. Based on this, this paper builds up an intertemporal pricing decision model for the amateur characteristic of individual sellers and the characteristic of second-hand goods. Through the analysis of the model, this paper raises hypotheses influencing factors of individual sellers' pricing and price adjustment decisions, and conducts the empirical analysis using the data from the Xianyu trading platform. The empirical results indicate that: The pricing and the pricing of adjustment of second-hand goods are positively correlated with the new commodity price, and the pricing of adjustment is positively correlated with the resale price; the decision of the seller's price adjustment direction (price markdown or markup) is significantly correlated with the resale price, the new commodity price and page views; the range of price markup is negatively correlated with the resale price, and the range of price markdown is positively correlated with the resale price; when considering the heterogeneity of commodities, the different time-sensitive commodities have not fully conveyed the expected significant differences in price adjustment range. By combining the theoretical pricing model with empirical studies, this paper analyzes individual sellers' dynamic pricing behaviors, and puts forward suggestions for optimizing pricing strategies and realizing the efficient circulation of commodities.

Keywords customer-to-customer (C2C); individual sellers; dynamic pricing; second-hand trading

收稿日期: 2020-07-10

作者简介: 谷炜 (1982-), 男, 辽宁锦西人, 教授, 博士生导师, 研究方向: 收益管理, 物流及供应链管理, 大数据分析 & 挖掘, E-mail: guwei@ustb.edu.cn; 于晓茹 (1995-), 女, 河南濮阳人, 硕士研究生, 研究方向: 收益管理, 大数据分析, E-mail: 17839163640@163.com; 李晴 (1996-), 女, 河北唐山人, 硕士, 研究方向: 收益管理, 大数据分析, E-mail: qingl@xs.ustb.edu.cn; 宋亚楠 (1985-), 女, 辽宁抚顺人, 副教授, 硕士生导师, 研究方向: 收益管理, 策略型消费者行为, E-mail: ynsong@ustb.edu.cn; 闫相斌 (1975-), 男, 黑龙江哈尔滨人, 教授, 博士生导师, 研究方向: 电子商务与商务智能, 商务数据分析, E-mail: xyban@ustb.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金 (72072010, 71702009); 北京市哲学社科规划项目 (20GLB017); 中央高校基本科研业务费 (FRF-IDRY-19-009)

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (72072010, 71702009); Beijing Social Science Fund (20GLB017); Fundamental Research Funds for the Central Universities (FRF-IDRY-19-009)

中文引用格式: 谷炜, 于晓茹, 李晴, 等. C2C 二手交易平台动态定价行为研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2021, 41(5): 1150–1161.

英文引用格式: Gu W, Yu X R, Li Q, et al. Dynamic pricing behavior of C2C second-hand trading platform[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2021, 41(5): 1150–1161.

1 引言

随着电子商务的发展及人们消费观念的转变,线上二手平台应运而生。二手平台不仅解决了人们闲置物品处置的问题,而且为个人卖家带来了收益,减少了资源的浪费。作为在线交易的典型模式,C2C(customer-to-customer)平台与起步较早的B2C(business-to-customer)平台相比,一方面C2C平台中流转的为二手商品,具有存量少、独特性强的特点,且个人卖家在定价、调价以及交易中较为业余;另一方面,针对C2C二手平台进行的定价及调价理论研究还相对不足,致使二手电商平台的定价机制缺乏相关依据。因此,在C2C二手交易中,如何通过科学合理的定价以及调价机制实现平台二手商品的高效流转,成为亟待解决的问题。

研究C2C二手平台中影响消费者选择的因素是提高平台交易量、实现商品高效流转的重要基础,目前国内外学者主要针对影响商品成交价格和成交率的因素进行了探讨。对于成交价格影响因素的研究,Zhang等^[1]以ebay拍卖平台的二手商品为研究对象,发现卖家声誉对最终成交价格有着显著的积极作用;Elmaghraby等^[2]在二手电子产品拍卖研究中,通过田野实验证明了起拍价对最终成交价格有显著影响。此外,在成交率的研究问题上,Han等^[3]基于ebay拍卖平台的交易数据研究了竞争性的底价对商品成交的影响;马欣楠^[4]以闲鱼平台的交易数据为基础,研究发现转售价格对二手商品交易有显著影响。从现有关于C2C二手平台的研究可以发现,商品的价格是影响消费者选择的重要因素。因此,研究卖家定价行为,对提高商品售出的概率和C2C二手平台的活跃率具有重要意义。

动态定价是收益管理中的重要研究内容。国内外学者对动态定价理论已经进行了广泛的研究,主要分析卖家在面对异质性消费者、异质性商品和不同库存水平时的最优定价策略。基于消费者角度的动态定价研究中,Zhao等^[5]在考虑消费者惯性的基础上,对零售商的动态定价策略进行了研究;程明宝等^[6]发现通过一定的价格策略可以减少消费者的策略型行为,王大飞等^[7]研究了面对市场中的策略型消费者,如何应用动态定价策略实现卖方收益最大化;李宗活等^[8]考虑了策略型消费者和近视型消费者的特点,构建了双渠道的动态定价模型,并针对不同比例的消费类型优化了定价策略。在异质性商品的动态定价研究方面,曹裕等^[9]研究了生鲜商品零售商的动态定价策略;Jing等^[10]研究了基于消费者特征影响下的耐用品如何定价以使零售商获利更多;Wei等^[11]以C2C二手市场中的时尚商品为研究对象,研究了动态定价策略对收益的影响。关于不同库存水平的动态定价研究,胡玉生等^[12]在考虑消费者惰性的基础上研究了易腐商品的最优价格与库存水平的关系;Feng等^[13]利用随机函数研究了基于销售损失条件下库存水平对动态定价的影响;Stamatopoulos等^[14]则证明了零售商在库存驱动下的动态定价比单一定价可以获取更多利润。综上所述,关于动态定价的研究大多基于B2C市场,较少涉及C2C市场。此外,虽然现有研究表明在多数情况下,采取动态定价策略更加有益,但是C2C市场中部分个人卖家由于其自身的非专业性,还未充分意识到这一点。因此,本文将基于个人卖家和二手商品的特征对C2C二手平台的动态定价行为展开探讨,为C2C市场的动态定价提供理论基础。

部分学者还对影响卖方调价策略选择的因素进行了研究,基于用户需求和习惯进行调整定价,对于提高平台利润和用户满意度都十分重要^[15]。Lazear^[16]研究表明在清仓销售时,卖方会根据第一时期获得的市场信息进行价格调整以期获得更大收益;Feng和Gallego^[17]基于季节性商品零售商的角度,讨论了涨价或者降价的最优时机,并论证了在第二时期采取降价措施为最优;Pashigian^[18]则进一步研究了在需求不确定情况下,时尚商品零售商的降价幅度和降价影响因素;Golrezaei等^[19]研究了销售耐用品的卖家面对时间敏感度不同的消费者时,应采取何种速率降价使获益更高。从现有研究成果可以看出,对于调价策略选择的研究大多针对单一品类或不划分品类,但交易市场中商品品类众多,不同品类对应的调价策略也不尽相同,因此跨品类对卖家调价行为进行研究十分必要。

上述关于定价和调价的研究大多是以B2C为对象开展,由于C2C平台发展较晚,相应的理论较少,目前已经有部分学者将基于B2C平台的理论拓展到C2C平台,为C2C平台提供了一定的理论基础。例如,Huang等^[20]借鉴社会资本理论,将在B2C平台提出的社会资本、经济和社会满意度等相关理论应用于C2C平台进行实证研究;Wang和Zhang^[21]基于以往B2C平台中的客户定位和客户价值理论,提出了C2C平台中卖家与消费者的关系模型,并利用平台数据进行了实证分析;Kirshner等^[22]借鉴B2C背景中的数量

竞争模型, 根据 C2C 平台的特征进行建模并利用相关数据进行了验证. 经过上述分析发现, 将 B2C 平台的相关理论拓展到 C2C 平台进行分析已成为主要的研究方法之一. 虽然 B2C 平台和 C2C 平台在商品特征、卖家特征上有一定的差异, 但是两种平台中卖家的目标都是实现收益最大化, 且对应的消费者均存在异质性, 因此, 本文认为基于卖家目标和消费者特征的定价和调价理论, 可以拓展到 C2C 平台建立分析模型, 并利用数据进行验证.

本文借鉴 B2C 市场中的定价和调价理论, 在考虑 C2C 平台特征和策略型消费者的基础上, 构建了个人卖家的双期定价模型, 并利用相关平台的数据进行了实证分析. 一方面从理论上补充了现有文献中关于 C2C 二手交易平台中动态定价和跨品类定价研究的空白. 另一方面通过实证对二手商品个人卖家的动态定价行为进行研究, 对于优化个人卖家定价引导, 提高平台的交易量和活跃度, 实现二手商品的高效流转, 具有较强的现实意义.

2 理论模型及假设提出

2.1 问题描述

在构建 C2C 二手交易平台卖家双期定价决策模型过程中, 本文借鉴 Lazear^[16] 有关 B2C 市场中卖方的定价决策模型, 针对个人卖家和二手商品的特征对模型进行了拓展. 假设个人卖家出售一个单位的闲置商品, 面对交易平台上的众多买方, 卖家可以自由与其交流, 也可以通过买家留言了解买家需求, 从而根据众多买家一段时间内的反馈进行调价. 我们将卖家双期定价模型分为转售定价和调价定价两期 $t = 1, 2$ (如图 1 所示). 由于 C2C 二手平台上的卖家大多是业余卖家, 一般不具备定价的专业知识以及丰富的售卖经验, 因此假设个人卖家的定价及调价行为是不具备前瞻性的, 也就是个人卖家会在第一期制定转售价格 p_1 , 到第二期再结合第一期获取的信息制定第二期价格 p_2 . 而买家一般希望以更低的价格购买二手商品, 因此在二手商品不十分稀缺的前提下会存在一定的策略型行为, 从而更有可能结合两期购买的效用做出直接购买或等待调价的决策. 假设平台上的个人卖家每期会遇到数量为 $N(N > 0)$ 的浏览者, 而浏览者会以一定概率转化为潜在买家, 个人卖家将依据可能的购买情况, 采取最优的定价或调价决策以获得最大收益.

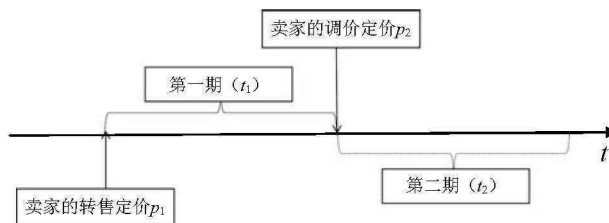


图 1 卖家双期定价图

2.2 个人卖家双期定价及调价策略

第一期定价决策 在第一期, 商品浏览者可分为两类, 潜在买家 (即满足心理期望有可能购买商品的浏览者) 和单纯浏览者 (即只是浏览或询问但不会购买商品的浏览者), 浏览者是单纯浏览者的概率用 q 表示, 故 $1 - q$ 为浏览者是潜在买家的概率. 每个潜在买家对商品的购买意愿 r 为连续随机变量服从累积分布函数 $F(\cdot)$. 个人卖家无法准确推算 r , 但是明确 r 服从 L 到 H 的均匀分布, 即 $r \sim U(L, H)$. 其中, L 是个人卖家对此二手商品可接受的最低卖出价格, H 是买家愿意支付的最高价格与对应的新品价格有关. 据此, 个人卖家的最大化预期收益如下:

$$\max_{p_1} p_1 [1 - F(p_1)] (1 - q^N), \quad (1)$$

其中, $(1 - q^N)$ 表示众多浏览者中至少有一个成为潜在买家的概率, $[1 - F(p_1)]$ 表示潜在买家购买意愿 r 超过第一期价格 p_1 的概率, 也就是潜在买家能够转换成真正买家的概率. 只有同时满足浏览者是潜在买家以及潜在买家购买意愿大于当期价格这两个条件, 该二手商品才会被成交. 上文我们提到 $r \sim U(L, H)$, 由此可得:

$$F(p_1) = \frac{p_1 - L}{H - L}. \quad (2)$$

将 $F(p_1)$ 代入公式 (1) 中求极值, 则可以得到第一期的最优定价 $p_1^* = \frac{H}{2}$.

命题 1 个人卖家对二手商品的转售定价 p_1^* 随对应新品价格 H 递增.

由上述命题可以推断, 由于 C2C 二手平台中个人卖家对售卖商品的市场信息了解不足, 个人卖家在出售单一闲置商品时, 主要参考商品对应的新品价格来制定转售价格.

第二期调价决策 商品在二手平台上以第一期价格挂出一段时间后, 个人卖家根据第一期获得的市场信息决定维持转售价格还是进行调价. 卖家获得的市场信息即是卖家对买家购买意愿的进一步了解. 也就是, 在第二期卖家会根据第一期的经验, 更新买家在第二期的购买意愿为 r_1 , 其累积分布函数为 $F_2(\cdot)$. 具体地, 根据第一期的市场情况, 如果所有浏览者都不会成为潜在买家, 即满足概率 q^N , 则商品不会成交; 如果所有浏览者中至少有一个成为潜在买家, 即满足概率 $1 - q^N$, 则还需满足 $r < p_1$ 才能确保第一期商品不会成交. 因此, 第一期二手商品未成交的概率如公式 (3) 所示:

$$P = \frac{q^N H - L + (1 - q^N)p_1}{H - L}. \quad (3)$$

基于商品未成交的市场信息, 卖家对买方的购买意愿重新进行判断. 根据第一期的先验分布, 基于贝叶斯学习更新第二期买方购买意愿的分布 $F_2(r_1)$, 如公式 (4) 所示:

$$F_2(r_1) = \frac{r_1 - L}{q^N H - L + (1 - q^N)p_1}. \quad (4)$$

则在第二期, 个人卖家将根据新的市场情况, 制定最优的调价策略以追求最大的第二期收益:

$$\max_{p_2} p_2 [1 - F_2(p_2)] (1 - q^N). \quad (5)$$

对公式 (5) 关于 p_2 求偏导并令偏导数为 0, 得到第二期的最优定价 $p_2^* = \frac{1}{2}[p_1(1 - q^N) + q^N H]$. 由第二期的最优定价结果可以看出, 第二期的最优定价 p_2^* 与转售价格 p_1 、全新商品的市场价格 H , 以及浏览者人数 N 正相关.

命题 2 第二期最优价格 p_2^* 随第一期定价 p_1 、新品价格 H 以及浏览者数量 N 递增.

相比第一期而言, 卖家在第二期会获取较多的市场信息和浏览者反馈, 因此第二期定价会有较多的参考信息. 由第二期的最优定价结果可以得到, 第二期的价格依然是与二手商品对应新品的市场价格正相关. 此外, 还与转售价格和买家数量正相关, 也就是卖家在第一期制定的转售价格较高, 那么在第二期的定价也往往较高, 且个人卖家在第一期看到较多的浏览者可能会认为商品比较受欢迎, 从而也会导致第二期定价较高. 结合上述分析提出以下假设:

假设 1 二手平台上, 二手商品的售卖价格与其对应新品价格正相关.

假设 2 二手平台上, 二手商品的调价定价与转售价格、对应新品价格及浏览量正相关.

调价策略 第二期调价包含了两个调价方向, 一个是涨价即 $p_1 < p_2$, 一个是降价即 $p_1 > p_2$. 为探讨影响卖家第二期调价方向选择的因素, 我们计算 $p_1 - p_2^* = \frac{1}{2}[p_1 + q^N(p_1 - H)]$, 由于 $p_1 > 0$, 而 $p_1 - H \leq 0$, 可知当 $p_1 = \frac{Hq^N}{1+q^N}$ 时, $p_1 - p_2^* = 0$, 也就是, 第二期调价方向的选择与转售价格 p_1 、新品价格 H 和浏览者数量 N 均有关.

因此, 当 $p_1 < \frac{Hq^N}{1+q^N}$ 时, $p_1 - p_2^* < 0$, 即 $p_1 < p_2^*$, 卖家在第二期将选择涨价决策; 当 $p_1 > \frac{Hq^N}{1+q^N}$ 时, $p_1 - p_2^* > 0$, 即 $p_1 > p_2^*$, 卖家在第二期将选择降价决策.

命题 3 个人卖家在第二期调价时, 调价方向与转售价格 p_1 、新品价格 H 以及浏览者数量 N 相关.

当转售价格定的较低, 而商品的新品价格相对较高时, 该二手商品的买具有强烈购买意愿, 从而个人卖家得知买家强烈的购买意愿做出涨价决策; 相反, 卖家在第一期定价较高, 从第一期得知的买家购买意愿较低, 那么基于获得的低购买意愿, 卖家在第二期的最优定价较低, 可能做出降价决策. 二手商品的转卖价格和新品价格的相对大小会影响浏览量, 而浏览量又进一步会影响卖家对消费者购买意愿的判断. 据此, 提出以下假设:

假设 3 卖家调价方向的决策与转售价格、新品价格和浏览量相关.

上述已经分析了卖家调价方向的影响因素, 而在两个调价方向上, 调价行为可能会有所差异. 故计算出两个调价方向上的调价幅度 $m = |p_1 - p_2^*| = \frac{1}{2}|p_1(1 + q^N) - q^N H|$, 分别对涨价和降价两个调价方向上的调价幅度 m 与转售价格 p_1 之间的关系进行了讨论:

当降价时, $p_1 > p_2^*$, $m = \frac{1}{2}[p_1(1+q^N) - q^N H]$, 考虑到 $q^N \in (0, 1)$, 所以可以得到 $\partial m / \partial p_1 > 0$.

当涨价时, $p_1 < p_2^*$, $m = \frac{1}{2}[q^N H - p_1(1+q^N)]$, 考虑到 $q^N \in (0, 1)$, 所以可以得到 $\partial m / \partial p_1 < 0$.

命题 4 个人卖家在第二期做出降价决策时, 降价的幅度 m 和转售价格 p_1 正相关; 相反, 个人卖家在第二期做出涨价决策时, 涨价的幅度 m 和转售价格 p_1 负相关.

个人卖家由于自身的非专业性及单一二手商品市场信息不足, 可能发生卖家转售定价不太合理现象, 即在第一期定价太高或者太低. 在第一期商品未售出的情况下, 卖家在第二期会获取较多的需求信息来调整自己的定价决策. 在进行降价决策时, 第一期定价较高的卖家在下一期会有较大的降价空间; 在进行涨价决策时, 第一期定价较低的卖家在下一期会有较大的涨价空间. 故提出以下假设:

假设 4a 当第二期降价时, 降价的幅度与转售价格正相关.

假设 4b 当第二期涨价时, 涨价的幅度与转售价格负相关.

2.3 考虑时间敏感度的双期定价策略

二手交易平台中的商品涵盖众多品类, 不同品类商品具有不同特征, 最优调价决策会因商品的品类特征有所调整. 在此部分, 本文将对时间敏感度不同的商品的调价幅度进行分析. 由于个人卖家缺乏前瞻性, 在第一期定价时不会考虑商品卖不出去的情况, 所以第一期定价不会考虑商品的时间敏感度, 但在第二期由于商品的时间敏感度不同, 会导致不同品类商品的买卖行为产生差异. 商品的时间敏感度体现在各品类商品自身折旧或贬值的速度不同, 不同的折旧或贬值速度使得买家的购买意愿发生了差异性变化, 商品时间敏感度越高, 买家第二期的购买意愿越低, 卖家需要依据品类特征考虑买家在第二期的购买意愿. 假设第二期买方的购买意愿 r_2 以速率 e^θ 变化, ($0 \leq \theta \leq 1$), θ 是商品的时间敏感度, θ 越大代表商品的时间敏感度越高. 在此情况下, 个人卖家根据商品本身特征和市场情况, 以收益最大化为目标制定出第二期最优定价 p_2^* :

$$p_2^* = \frac{[q^N H + (1 - q^N)p_1]}{2e^\theta}. \quad (6)$$

为具体分析时间敏感度不同的商品的调价幅度有何差异, 计算出调价幅度 m_1 的表达式, 如式 (7) 所示:

$$m_1 = \left| p_1 - p_2^* \right| = \left| \frac{(2e^\theta + q^N - 1)p_1 - q^N H}{2e^\theta} \right|. \quad (7)$$

然后, 为具体分析价格对时间敏感度不同商品的调价行为的影响, 分别对降价和涨价方向上的调价幅度展开分析:

当 $p_1 > p_2^*$ 时, 即卖家考虑消费者在第二期的估值减少选择降价, 则 $m_1 = p_1 - p_2^* = \frac{(2e^\theta + q^N - 1)p_1 - q^N H}{2e^\theta}$, 考虑到 $q^N \in (0, 1)$ 且 $p_1 \leq H$, 对 θ 求导得到 $\partial m_1 / \partial \theta > 0$, m_1 随 θ 单调递增, 即卖家在做出降价决策的时候, 时间敏感度越低的商品降价幅度越小.

当 $p_1 < p_2^*$ 时, 即卖家考虑消费者在第二期的估值增加选择涨价, 则 $m_1 = p_2^* - p_1 = \frac{q^N H - (2e^\theta + q^N - 1)p_1}{2e^\theta}$, 考虑到 $q^N \in (0, 1)$ 且 $p_1 \leq H$, 对 θ 求导得到 $\partial m_1 / \partial \theta < 0$, m_1 随 θ 单调递减, 即卖家在做出涨价决策的时候, 时间敏感度越低的商品涨价幅度越大.

命题 5 卖家在第二期做出降价决策时, 时间敏感度 θ 越低的商品降价幅度 m_1 越小; 卖家在第二期做出涨价决策时, 时间敏感度 θ 越低的商品涨价幅度 m_1 越大.

根据上述分析和命题可以发现, 不同时间敏感度商品的价值随时间的变化规律不同, 由于时间敏感度高的商品能够在市场中停留的时间有限, 对于卖家来说, 面对第一期商品未售出的情况, 如果第一期获得的消费者购买意愿较低, 卖家急于在商品丧失价值之前卖出, 则会在第二期大幅降价, 即使第一期获得的消费者购买意愿较高, 考虑到商品需要在销售期限内卖出, 也不会有较大的涨价幅度; 然而对于时间敏感度较低的商品, 由于其在市场上可以停留较长时间, 故对于卖家来说, 即使在第一期商品未成功售出, 在得知消费者第一期购买意愿较低后, 卖家也不必急于大幅降价, 相反如果得知消费者第一期购买意愿较高, 考虑到收益最大化则会有较高的涨价幅度. 因此, 提出以下假设:

假设 5a 当第二期降价时, 时间敏感度越低的品类降价幅度越小.

假设 5b 当第二期涨价时, 时间敏感度越低的品类涨价幅度越大.

3 数据描述

3.1 数据收集及预处理

为了验证上述双期定价模型分析提出的命题和假设,本文从闲鱼二手交易平台收集了 407 件商品在 2019 年 11 月 20 日至 12 月 22 日的售卖信息,将所获取的数据作为本文的实证研究数据。数据集中包括手机、数码、生鲜水果、居家、家电、美妆等六个品类。在对原始数据处理时,首先将每一个子样本数据集的获取时间补充到样本数据中,并对 407 件商品进行编码排序,然后对于存在部分缺失的新品价格,本文根据商品描述中的品牌和规格进行查询补充,最后对所有的子样本数据集进行合并,得到了 407 件商品售卖信息的原始数据。总的原始数据集内共 243651 条商品信息,具体字段包括:商品 ID、爬取时间、文本描述、转卖价、浏览量、商品折旧情况、卖家注册时长、商品品类、新品价格。

为将原始数据转化为所需的面板数据,本研究对每个商品的所有时间段进行了编码排序。然后,将原始数据中的文本变量转化为数值型变量,例如,原始数据中商品的折旧情况为全新或非全新,若商品显示为全新,则赋值为 1,否则为 0;原始数据中六个品类商品分别用 1~6 的整数进行赋值,依次为手机、数码、生鲜水果、居家、家电、美妆。根据实证分析的需要,对商品的价格进行分析生成新的变量,若发生涨价行为,则是否涨价标记为 1,否则为 0,且将该商品两时刻价格之差的绝对值计为涨价幅度,否则涨价幅度为 0;同理,若发生降价行为,则是否降价标记为 1,否则为 0,并将两时刻价格之差的绝对值计算为降价幅度,否则降价幅度为 0。除上述定价模型中所涉及到的售卖价格(p)、新品价格(H)、浏览量(N)、调价幅度(m)外,本文对部分新引入的变量进行了符号定义,具体见变量描述。

3.2 变量描述

3.2.1 被解释变量

为验证二手商品定价影响因素的相关假设,本文将售卖价格(p)和调价定价作为被解释变量,售卖价格反映的是商品在转售期间的价格水平变化情况,调价定价反映的是商品在调价之后的价格水平情况;对于调价行为影响因素的分析,根据前文相关假设,将是否涨价(markup)、是否降价(markdown)、涨价幅度(m^u)以及降价幅度(m^d)等四个相关变量作为被解释变量,是否涨(降)价反映的是卖家在销售期间做出的调价方向的选择,涨(降)价幅度反映的是商品在各调价方向上的调价水平。

3.2.2 核心解释变量

在前文的模型分析中,主要讨论了新品价格(H)、转售价格(p_{t-1})、浏览量(N)和商品品类与卖家定价、调价之间的关系,因此在后续实证中根据分析的被解释变量,将上述变量作为实证分析中的核心解释变量。其中新品价格(H)指的是二手商品在新品市场中的对应价格;转售价格(p_{t-1})由售卖价格(p)的滞后一期生成,用来分析定价或者调价与前期价格的关系;当商品品类作为核心解释变量时,其由原来的分类变量转化为虚拟变量,用来反映商品是否是某一品类。

3.2.3 控制变量

从二手商品交易的相关研究中发现,信用等级、评分等有关卖家声誉的信息是影响商品交易的重要因素,而卖家注册时长在一定程度上反映了卖家在二手交易中的专业程度及信用程度,注册时间较长的卖家可能卖出过更多的商品,通过多次交易积累较多的经验,且信用等级也可能更高,因此认为卖家注册时长可能是影响卖家定价及调价决策的重要因素,将其作为控制变量引入到实证分析中。此外,从二手商品定价的相关研究中发现,商品的特征是影响卖家定价和调价的重要因素,不同特征的商品在定价及调价上有不同的规律,因此将商品类别、折旧情况等特征作为控制变量。

3.3 描述性统计分析

考虑到各变量的特征不同,本文针对变量特征分别进行了统计分析。为分析售卖价格(p)与新品价格(H)在时间上的关系,利用公式 $\frac{H-p}{H}$ 计算出折扣率,折扣率的变化如图 2(a) 所示,其总体上呈降低的趋势,但是变化幅度较小,维持在 0.1 之内。此外,折扣率的均值为 0.543,标准差为 0.234,说明二手商品的售卖价格(p)约是新品价格(H)的二分之一,与第一期定价模型得到的最优定价结果一致,但是还需具体分析卖家定价在整个观察期间是否合理。从图 2(b) 浏览量(N)的变化曲线发现,商品未售出时,随时间推移浏览量的

均值以递减的趋势增加,说明商品的吸引力在降低,从而可能导致商品售出的概率降低。

从图 3(a) 可以看出,生鲜水果和美妆品类中全新商品的比重较高,与实际情况相符,同时商品折旧情况在样本数据中的均值为 0.597,标准差为 0.490,说明样本数据中全新商品较多。卖家注册时长在样本数据中的均值为 3.713,标准差为 3.741,说明大多数卖家具有多年的买卖经验,但是从图 3(b) 看出各品类既存在有多年买卖经验的卖家,又有新手卖家,其比例在各品类中相差较大,可能会存在定价不合理及品类间调价行为差异较大的情况。此外,为初步了解各品类间的调价行为,对数据的调价次数进行了统计,总调价次数共 220 次,具体各品类的分布如图 3(c) 所示。从图中发现,除生鲜水果和美妆之外,其余各品类的降价次数多于涨价次数。为了解差异产生的原因,对各商品的文本描述进行了分析,发现生鲜水果品类中有个别卖家并不是单纯的二手商品卖家,有长期销售可能性,图 3(b) 中卖家注册时长的占比情况也证实了这一点,故可能存在预售情况导致涨价次数高于降价次数;对美妆品类进行分析,发现美妆商品流转较快,大多数商品都在较短时间内售出,因此美妆品类的调价次数相较于其它品类少,同时这可能也是导致美妆品类降价次数少于涨价次数的原因。

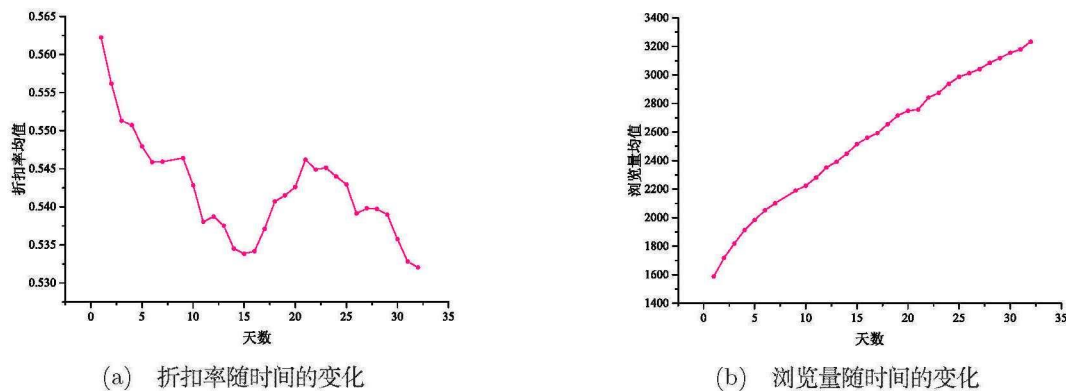


图 2 折扣率、浏览量在时间上的变化趋势

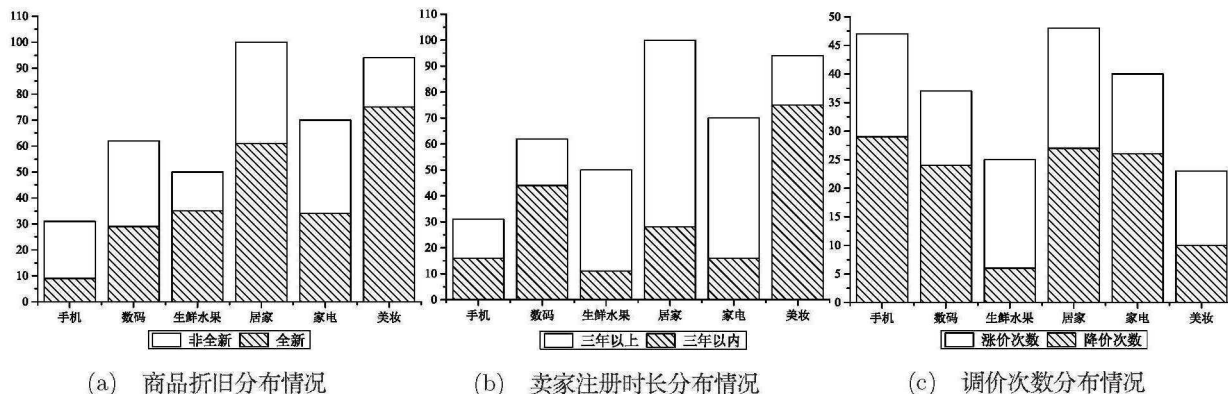


图 3 商品折旧情况、卖家注册时长及调价次数在各品类的分布

接着,对调价幅度进行分析,如图 4(a) 和 (b) 所示,图中圆越大代表调价幅度越大。从图中可以看出,较大调价幅度发生在早期,且在品类分布上相对集中,随时间推移部分卖家会继续调价,但是调价幅度变小。在样本观察期间,经统计,降价幅度的均值为 18.467,最大值为 218,最小值为 0.01;涨价幅度的均值为 20.124,最大值为 243,最小值为 0.03。从各自的统计数值来看,卖家在涨价幅度和降价幅度的选择上差异不大,但是具体卖家的调价行为是否合理还需考虑其它因素,本文将在回归模型中做进一步分析。

4 实证分析

4.1 定价行为影响因素

本文首先分析商品在销售期间的全部价格水平情况,即分析个人卖家售卖价格的影响因素,被解释变量售卖价格为连续型变量,鉴于研究数据为面板数据,在此部分研究中将建立面板分析模型,采取逐渐引入控制变量的方式验证模型的稳健性,具体计量模型见式 (8)。以此验证假设 1: 二手平台上,二手商品的售卖价

格与其对应新品价格正相关。

$$p_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 H_i + \gamma_i \text{controls}_{i,t} + e_{i,t}. \quad (8)$$

式中 $p_{i,t}$ 代表商品 i 在时刻 t 的售卖价格, H_i 表示商品 i 的新品价格, $\text{controls}_{i,t}$ 为引入的控制变量, 分别是商品品类、商品折旧程度、卖家注册时长和浏览量, β_1 为核心解释变量新品价格的系数, γ_i 为控制变量的系数, $e_{i,t}$ 为随机误差项。本部分采用面板数据混合回归模型进行分析, 具体结果见表 1。通过对回归结果中新品价格 (H) 系数的观察, 发现三个模型中新品价格 (H) 的回归系数均显著为正, 说明二手商品的售卖价格与其对应新品价格存在显著的正相关关系, 显著水平为 1%。通过验证, 假设 1 成立。此外, 发现随着逐步引入控制变量, 回归结果中系数的正负和显著程度并没有明显变化, 说明结果具有一定的稳健性, 可排除遗漏变量造成的偏误。通过对控制变量的结果进行观察, 发现商品品类、商品折旧情况、卖家注册时长和浏览量等都会显著影响卖家对商品的定价, 这与已有的研究结果相似。

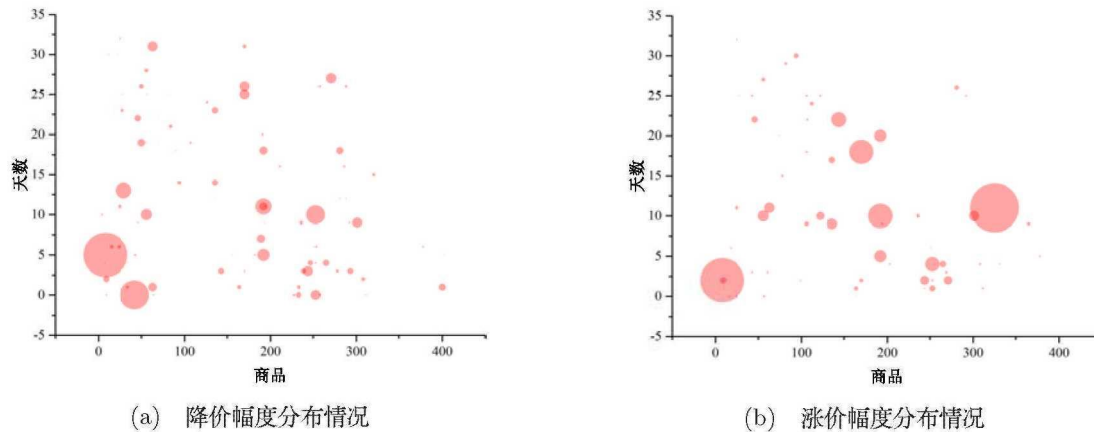


图 4 调价幅度在商品、时间上的分布

其次, 为探讨个人卖家调价定价的影响因素, 本研究对发生调价行为的 220 条数据进行分析, 同样采取逐渐引入控制变量的方式以验证模型的稳健性, 计量模型见式 (9), 验证假设 2: 二手平台上, 二手商品的调价定价与转售价格、对应新品价格及浏览量正相关。

$$p_{i,t} = \beta_0 + \beta_i X_i + \gamma_i \text{controls}_{i,t} + e_{i,t}. \quad (9)$$

式中 X_i 为核心解释变量, 分别为新品价格、转售价格和浏览量, β_i 为核心解释变量的系数。本部分采用 OLS 回归模型进行分析, 具体结果见表 2。通过对回归结果中新品价格 (H) 和转售价格 (p_{t-1}) 系数的观察, 发现三个模型中市场价格和转售价格的回归系数均显著为正, 新品价格的显著水平为 5%, 转售价格的显著水平为 1%, 说明二手商品的调价定价与其对应的新品价格和转售价格存在着显著的正相关关系, 这一验证结果与假设 2 中相关部分一致。对应的新品价格和前期的价格越高, 二手商品卖家调整之后的价格水平越高。但是通过对浏览量 (N) 系数的观察, 发现调价定价与浏览量之间并未存在显著的正相关关系, 与假设 2 的相关条件不符, 分析其原因, 如果浏览量较少, 卖家可能认为定价不太合理, 价格对买家不具有吸引力, 从而考虑调整价格。而如果浏览量较多但又没有成交, 卖家可能会认为定价不符合买家心理预期, 从而同样也会考虑调价。所以, 不论浏览量多少, 卖家都可能做出调价的决策, 因此通过实证数据没能考察到浏览量与调价的相关性。

4.2 降价及涨价决策影响因素

在卖家调价决策影响因素分析中, 由于调价决策涉及到涨价和降价两个方向, 本文首先将是否涨价 (markup) 与是否降价 (markdown) 作为被解释变量, 分析调价方向选择的影响因素, 根据定价模型分析将转售价格、新品价格以及浏览量作为核心解释变量, 并引入卖家信息和商品特征作为控制变量。具体模型如下所示, 验证假设 3: 卖家的调价决策与转售价格、新品价格和浏览量相关。

$$\text{prob}(\text{markdown}_{i,t} = 1 | \text{controls}_{i,t}) = \phi(\beta_0 + \beta_1 \ln X_i + \gamma_i \text{controls}_{i,t} + e_{i,t}), \quad (10)$$

$$\text{prob}(\text{markup}_{i,t} = 1 | \text{controls}_{i,t}) = \phi(\beta_0 + \beta_1 \ln X_i + \gamma_i \text{controls}_{i,t} + e_{i,t}). \quad (11)$$

X_i 为核心解释变量, 鉴于被解释变量是否涨价 (markup) 和是否降价 (markdown) 为虚拟变量, 同时为了提高结果的稳健性, 本部分采用稳健标准误的 probit 模型进行分析. 基于公式 (10) 和 (11) 的回归结果见表 3 列 (1) 和列 (2). 通过对转售价格 (p_{t-1})、市场价格 (H) 和浏览量 (N) 系数的观察, 发现卖家的调价决策 (涨价或降价) 与转售价格、市场价格和浏览量均显著相关, 显著水平为 1%, 与定价模型分析中的结果一致. 因此, 通过验证, 假设 3 成立. 通过对控制变量的进一步观察, 发现卖家信息、市场信息和商品特征也会影响未来一段时间内的调价方向.

在分析了影响卖家做出调价方向决策的因素之后, 对于涨价和降价两个不同调价方向的调价幅度影响因素分析, 本文进一步将涨价幅度与降价幅度作为被解释变量, 转售价格作为核心解释变量, 同样引入卖家信息和商品特征信息作为控制变量. 建立如式 (12) 和 (13) 的模型验证假设 4a: 当第二期降价时, 降价的幅度与转售价格正相关; 假设 4b: 当第二期涨价时, 涨价的幅度与转售价格负相关.

$$m_{i,t}^d = \beta_0 + \beta_1 \ln p_{i,t-1} + \gamma_i \text{controls}_{i,t} + e_{i,t}, \quad (12)$$

$$m_{i,t}^u = \beta_0 + \beta_1 \ln p_{i,t-1} + \gamma_i \text{controls}_{i,t} + e_{i,t}. \quad (13)$$

鉴于被解释变量涨价幅度 (m^u) 与降价幅度 (m^d) 为连续型变量, 经过面板数据检验以及豪斯曼检验, 本部分选用面板数据的固定效应模型进行回归分析. 公式 (12) 和 (13) 的回归结果见表 4 的列 (1) 和 (2). 通过对转售价格 (p_{t-1}) 系数的观察, 发现降价幅度与卖家转售价格显著正相关, 显著水平为 1%, 而涨价幅度与转售价格显著负相关, 显著水平为 1%. 此结果说明卖家在降价时, 降价幅度与转售价格正相关, 即前一期的价格越高, 降价的幅度越大; 在涨价时, 涨价幅度与转售价格负相关, 即前一期的价格越低, 涨价的幅度越大. 故通过验证, 假设 4a 和 4b 成立.

4.3 考虑时间敏感度的调价决策影响因素

对于时间敏感度不同的商品的调价行为分析, 本研究首先比较六个品类的时间敏感度 θ . 参考现有文献中关于品类的划分, Sen^[23] 在研究易腐商品的定价时, 将电子产品、食物、时尚品等销售周期短的商品作为易腐品考虑, Estelami 和 De Maeyer^[24] 将冰箱、电视机等家用电器作为耐用品进行研究, 并且认为耐用品通常会有较高的价格水平和差异化程度. 因此, 基于现有研究中对各类商品在时间敏感度上的划分, 在考虑各品类商品生命周期和更新换代速度的基础上, 将六个品类的时间敏感度 θ 从高到低排序为: 品类 3 生鲜水果、品类 6 美妆、品类 1 手机、品类 2 数码、品类 4 居家、品类 5 家电. 另外, 在比较时间敏感度不同的各品类商品的调价幅度时, 参考 Luo 等^[25] 的实证分析策略, 将六个品类生成六个虚拟变量, 选定一个品类为基准, 将其它五个品类生成的虚拟变量作为自变量进行回归, 根据自变量的显著情况比较自变量与基准项的大小. 具体的, 本研究依次以六个品类为基准进行回归分析, 在以降价幅度为被解释变量的实证结果中, 若是作为自变量的五个品类系数显著为正, 说明基准品类与这五个品类比具有更小的降价幅度; 同理, 在以涨价幅度为被解释变量的实证结果中, 若是作为自变量的五个品类系数显著为正, 说明基准品类与这五个品类比具有更小的涨价幅度. 根据前文提出的假设建立如下模型, 验证假设 5a: 当第二期降价时, 时间敏感度越低的品类降价幅度越小; 假设 5b: 当第二期涨价时, 时间敏感度越低的品类涨价幅度越大.

$$m_{i,t}^d = \beta_0 + \beta_1 X_i + \gamma_i \text{controls}_{i,t} + e_{i,t}, \quad (14)$$

$$m_{i,t}^u = \beta_0 + \beta_1 X_i + \gamma_i \text{controls}_{i,t} + e_{i,t}. \quad (15)$$

式中 X_i 为核心解释变量, 分别是手机、数码、生鲜水果、居家、家电、美妆, 由原来的分类变量生成新的虚拟变量, 当商品品类为手机时, 将新的变量品类 1 赋值为 1, 否则为 0; 其它五个品类同理. $\text{controls}_{i,t}$ 为控制变量, 分别是商品折旧情况、浏览量、商品未售出时长、售卖价格、新品价格以及卖家注册时长. 基于式 (14) 和 (15), 本部分采用面板数据的混合效应回归, 回归结果分析见表 5 和 6. 表中各品类回归结果根据时间敏感度从高到低进行了排序, 纵列为基准项, 横向为自变量, 如果所示结果显著为正, 说明自变量的降价或涨价幅度高于基准项, 如果结果显著为负, 说明自变量的降价或涨价幅度低于基准项. 为使结果更加直观, 表中只对自变量的时间敏感度低于基准项的结果予以展示, 如果表 5 中的结果全部显著为负则假设 5a 成立, 如果表 6 中的结果全部显著为正则假设 5b 成立.

表 1 售卖价格影响因素的回归结果

	售卖价格 (p)		
	(1)	(2)	(3)
新品价格 (H)	0.287*** (718.27)	0.284*** (713.60)	0.290*** (727.06)
商品品类		9.878*** (55.16)	7.832*** (43.95)
商品折旧情况		-19.167*** (-35.06)	-19.063*** (-35.24)
卖家注册时长			2.768*** (39.43)
浏览量 (N)			-0.004*** (-65.26)
常数项	24.139*** (80.49)	-1.589** (-2.08)	2.395** (2.87)
观察值	191,755	191,755	191,755
R^2	0.7290	0.7342	0.7424
Adjusted R^2	0.7290	0.7342	0.7424
F 统计量	519,990***	176,500***	110,500***

注: *, **, *** 分别代表 10%、5%、1% 的显著水平; 括号中为 t 值。

表 2 调价定价影响因素的回归结果

	调价定价 (p)		
	(1)	(2)	(3)
转售价格 (p_{t-1})	0.893*** (29.23)	0.886*** (28.69)	0.886*** (28.79)
新品价格 (H)	0.018** (2.37)	0.018** (2.42)	0.018** (2.44)
浏览量 (N)	0.000 (0.02)	0.000 (0.34)	0.000 (0.25)
商品品类		2.504 (1.49)	3.425 (1.93)
商品折旧情况		-0.988 (-0.18)	-1.985 (-0.36)
卖家注册时长			-1.211 (-1.53)
常数项	4.526 (1.28)	-3.216 (-0.51)	-1.258 (-0.19)
观察值	220	220	220
R^2	0.9436	0.9442	0.9448
Adjusted R^2	0.9428	0.9429	0.9432
F 统计量	1,203.90***	724.12***	607.62***

注: *, **, *** 分别代表 10%、5%、1% 的显著水平; 括号中为 t 值。

表 3 调价决策影响因素的回归结果

	是否降价 (markdown)	是否涨价 (markup)
	(1)	(2)
转售价格 (p_{t-1})	0.016*** (2.95)	0.277*** (35.11)
新品价格 (H)	0.053*** (9.97)	-0.339*** (-41.31)
浏览量 (N)	0.039*** (10.64)	0.197*** (48.67)
商品折旧情况	-0.174*** (-22.85)	-0.270*** (-31.78)
商品未售出时长	0.025*** (61.74)	0.014*** (31.96)
卖家注册时长	0.011*** (10.69)	-0.018*** (-14.95)
常数项	-2.114*** (-72.48)	-2.237*** (-61.79)
观察值	191,224	191,224
Pseudo R^2	0.0374	0.0626
Log Likelihood	-70,728.018	-54,478.65

注: *, **, *** 分别代表 10%、5%、1% 的显著水平; 括号中为 z 值。

表 4 调价幅度影响因素的回归结果

	降价幅度 (m^d)	涨价幅度 (m^u)
	(1)	(2)
转售价格 (p_{t-1})	0.555*** (24.96)	-0.299*** (-11.79)
商品未售出时长	-0.001*** (-3.38)	-0.000 (-1.55)
商品折旧情况	0.025 (0.94)	-0.010 (-0.32)
浏览量 (N)	0.000 (0.80)	-0.000 (-0.21)
卖家注册时长	0.025 (1.01)	0.003 (0.11)
常数项	-2.414*** (-17.29)	1.258*** (7.92)
观察值	191,224	191,224
R^2	0.0033	0.0008
F 统计量	126.46***	28.93***

注: *, **, *** 分别代表 10%、5%、1% 的显著水平; 括号中为 t 值。

表 5 不同品类降价幅度比较结果

自变量 \ 基准项	品类 3	品类 6	品类 1	品类 2	品类 4	品类 5
品类 3	—	-0.002	0.032***	0.012	0.007	0.010
品类 6		—	0.034***	0.014*	0.009	0.012*
品类 1			—	-0.020**	-0.025***	-0.022**
品类 2				—	-0.005	-0.002
品类 4					—	0.003
品类 5						—

注: *, **, *** 分别代表 10%、5%、1% 的显著水平。

表 6 不同品类涨价幅度比较结果

基准项 \ 自变量	品类 3	品类 6	品类 1	品类 2	品类 4	品类 5
品类 3	—	0.001	0.017*	0.003	0.005	0.002
品类 6		—	0.017*	0.003	0.004	0.001
品类 1			—	-0.014	-0.012	-0.016
品类 2				—	0.002	-0.002
品类 4					—	-0.004
品类 5						—

注: *, **, *** 分别代表 10%、5%、1% 的显著水平。

首先从表 5 第三行结果中可以得到品类 2 数码、品类 4 居家、品类 5 家电的降价幅度小于品类 1 手机, 与假设 5a 推论一致, 即时间敏感度越低的品类降价幅度越小; 但是从表 5 第一行和第二行得知品类 3 生鲜水果和品类 6 美妆的降价幅度小于品类 1 手机, 品类 6 美妆还小于品类 2 数码和品类 5 家电, 这与假设 5a 推论相反; 而其它品类之间没有呈现出显著的差异, 因此通过验证, 假设 5a 部分成立。此外, 从表 6 第一行和第二行结果可以得知品类 1 手机的涨价幅度高于品类 3 生鲜水果和品类 6 美妆, 与假设 5b 推论相符, 即时间敏感度越高的品类涨价幅度越大; 但是其余各品类在涨价幅度上没有显著的差异, 可知假设 5b 部分成立。通过验证发现, 并不是所有个人卖家在调价时都会充分考虑到商品的品类特征, 这可能是由于 C2C 平台中销售二手商品的卖家较为业余, 缺乏丰富的售卖经验以及专业的定价知识, 导致调价时不能全面考虑到各方面的因素以确定合理的调价幅度。

4.4 稳健性检验

从上述图 3(c) 和 3.3 的分析可知, 除生鲜水果和美妆两个品类外, 其它品类都是降价次数多于涨价次数, 为验证生鲜水果和美妆两个品类是否会对上述验证成立的结果产生影响, 将总数据集分成三个子数据集, 即生鲜水果、美妆以及其它品类, 对上述已经验证成立的假设进行检验。使用三个子数据集及上述假设验证中所用的回归模型, 对假设 1、假设 3 和假设 4 进行验证, 最后得到的稳健性检验结果与上述结果在正负和显著性水平上基本一致, 因此认为生鲜水果品类中少量商品的差异, 以及流转较快的美妆在调价行为上的差异并未使验证成立的结果产生偏误, 上述分析结果具有稳健性。

5 结论与管理启示

本文基于 C2C 二手平台商品的售卖信息和动态定价相关理论, 对个人卖家的定价和调价行为进行了研究。首先将传统 B2C 市场中的动态定价及价格调整模型扩展到 C2C 二手市场中, 针对二手市场的交易特征, 建立了个人卖家的双期定价模型并根据模型分析提出了相关假设。接着, 基于从闲鱼平台获得的数据进行了实证分析, 通过个人卖家定价行为、降价和涨价行为的影响因素以及不同时间敏感度商品的调价差异等三个实证模型, 验证和分析了研究假设。研究发现, 二手商品的定价会考虑新品价格, 当商品一段时间没有卖出时, 卖家会参考转售价格进行调价, 转售价格、新品价格和浏览量都是选择调价方向时重要的参考依据, 在确定各调价方向上的调价幅度时也会参考转售价格, 这些定价行为都符合相关的理论; 此外, 虽然目前个人卖家会选择跨期调价, 但是个人卖家在考虑时间敏感度进行调价时表现出了非专业性, 未能充分考虑商品的特征确定合理的调价策略。

本文一方面通过理论和实证分析证实了个人卖家的定价和调价行为存在一定的非专业性。另一方面, 基于各品类商品的时间敏感度不同, 探讨了不同品类商品调价幅度的差异, 丰富了跨品类的定价理论。基于研究结论, 二手平台在卖家上架商品时可以根据经典动态定价理论、C2C 交易平台的特征以及基本的商品信息对个人卖家进行定价引导; 当商品未能如期卖出, 卖家进行调价时, 平台应针对不同品类商品的特性对个人卖家给予调价引导, 帮助个人卖家快速满意的卖出商品, 以实现二手平台商品的高效流转, 提高二手商品交易效率。

参考文献

- [1] Zhang J. The roles of players and reputation: Evidence from eBay online auctions[J]. Decision Support Systems,

- 2006, 42(3): 1800–1818.
- [2] Elmaghraby W J, Gopal A, Pilehvar A. Starting prices in liquidation auctions for IT equipment: Evidence from field experiments[J]. *Production and Operations Management*, 2018, 27(11): 1906–1927.
- [3] Han J, Qiu C, Leszczyc P P. The effects of competitive reserve prices in online auctions[J]. *European Journal of Marketing*, 2018, 52(7–8): 1439–1456.
- [4] 马欣楠. 二手闲置物品在线交易的影响因素研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2018.
Ma X N. What affects online second-hand market transactions? Evidence from the idle fish APP[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2018.
- [5] Zhao L, Tian P, Li X. Dynamic pricing in the presence of consumer inertia[J]. *Omega*, 2012, 40(2): 137–148.
- [6] 程明宝, 邹美萍, 王影, 等. 基于策略型顾客行为的策略选择研究: 价格承诺或者定量配给 [J]. *系统工程理论与实践*, 2020, 40(11): 2910–2920.
Cheng M B, Zou M P, Wang Y, et al. Strategy selection based on strategic customer behavior: Price commitment or rationing[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2020, 40(11): 2910–2920.
- [7] 王大飞, 张旭梅, 周茂森, 等. 考虑消费者策略行为的产品服务供应链动态定价与协调 [J]. *系统工程理论与实践*, 2017, 37(12): 3052–3065.
Wang D F, Zhang X M, Zhou M S, et al. Dynamic pricing and coordination of product service supply chain considering strategic consumer behavior[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2017, 37(12): 3052–3065.
- [8] 李宗活, 杨文胜, 司银元, 等. 短视型与策略型消费者并存的双渠道两阶段动态定价策略 [J]. *系统工程理论与实践*, 2019, 39(8): 2080–2090.
Li Z H, Yang W S, Si Y Y, et al. Two-period dynamic pricing strategy of dual-channel with myopic and strategy consumers[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2019, 39(8): 2080–2090.
- [9] 曹裕, 易超群, 万光羽. 易逝品随机生产库存模型动态定价、服务水平和生产控制策略 [J]. *系统工程理论与实践*, 2018, 38(7): 1717–1731.
Cao Y, Yi C Q, Wan G Y. Dynamic pricing, service and production control strategy of stochastic production-inventory models with perishable products[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2018, 38(7): 1717–1731.
- [10] Jing B. Social learning and dynamic pricing of durable goods[J]. *Marketing Science*, 2011, 30(5): 851–865.
- [11] Wei M M, Wu M X. Dynamic pricing of fashionable products with C2C marketplaces and strategic consumers[J]. *SSRN Electronic Journal*, 2018. doi: 10.2139/ssrn.3294824.
- [12] 胡玉生, 李金林, 张文思, 等. 可加效用下基于消费者惰性的易逝品动态定价 [J]. *中国管理科学*, 2020. doi: 10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2019.1060.
Hu Y S, Li J L, Zhang W S, et al. Dynamic pricing of perishable product based on consumer inertia under additive utility[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2020. doi: 10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2019.1060.
- [13] Feng Q, Luo S, Shanthikumar J G. Integrating dynamic pricing with inventory decisions under lost sales[J]. *Management Science*, 2020, 66(5): 2232–2247.
- [14] Stamatopoulos I, Chehraz N, Bassamboo A. Welfare implications of inventory-driven dynamic pricing[J]. *Management Science*, 2019, 65(12): 5741–5765.
- [15] 刘征驰, 李慧子, 马滔. 用户适应度、交易成本与云服务混合定价 [J]. *系统工程理论与实践*, 2019, 39(3): 749–765.
Liu Z C, Li H Z, Ma T. User fitness, transaction cost and the mixed pricing scheme of cloud services [J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2019, 39(3): 749–765.
- [16] Lazear E P. Retail pricing and clearance sales[J]. *American Economic Review*, 1986, 76(1): 14–32.
- [17] Feng Y, Gallego G. Optimal starting times for end-of-season sales and optimal stopping times for promotional fares[J]. *Management science*, 1995, 41(8): 1371–1391.
- [18] Pashigian B P. Demand uncertainty and sales: A study of fashion and markdown pricing[J]. *The American Economic Review*, 1988: 936–953.
- [19] Golrezaei N, Nazerzadeh H, Randhawa R. Dynamic pricing for heterogeneous time-sensitive customers[J]. *Manufacturing & Service Operations Management*, 2020, 22(3): 562–581.
- [20] Huang Q, Chen X, Ou C X, et al. Understanding buyers' loyalty to a C2C platform: The roles of social capital, satisfaction and perceived effectiveness of e-commerce institutional mechanisms[J]. *Information Systems Journal*, 2017, 27(1): 91–119.
- [21] Wang C, Zhang M. The impacts of customer orientation on behavioral intention in C2C e-Commerce context: The mediating role of customer value[J]. *The Open Cybernetics & Systemics Journal*, 2015, 9(1): 1025–1032.
- [22] Kirshner S, Levin Y, Nediak M. Quantity competition in C2C exchange markets with strategic consumers and dynamic preferences[R]. Kingston: Queen's University, 2018.
- [23] Sen A. Competitive markdown timing for perishable and substitutable products[J]. *Omega*, 2016, 64: 24–41.
- [24] Estelami H, De Maeyer P. Product category determinants of price knowledge for durable consumer goods[J]. *Journal of Retailing*, 2004, 80(2): 129–137.
- [25] Luo X, Tong S, Fang Z, et al. Frontiers: Machines vs. humans: The impact of artificial intelligence chatbot disclosure on customer purchases[J]. *Marketing Science*, 2019, 38(6): 937–947.