

电商市场是否会促进价格水平的稳定？

——来自纯牛奶商品的实证证据

陈歆昱 黄益平 邱 晗*

摘要：2012 年以来，我国消费者价格指数（CPI）波动明显收窄，同期电商市场发展也显著提速。本文以纯牛奶商品作为研究对象，将购买自某全球知名市场调研公司的线下零售数据和天猫超市的线上零售数据相匹配。研究发现，线上销售占总销售的比例每增加 1%，线下价格波动率就会降低 3.2%—13.2%。反事实模拟的结果则显示，如果没有线上销售渠道，整体的价格波动率可能会上升 22.8%。该结果说明电商平台将各地市场更加紧密地融为一体，并增强了价格的稳定性。

关键词：消费者价格指数；价格稳定；网络零售

DOI：10.13821/j.cnki.ceq.2024.03.09

一、引 言

价格是经济学中的最重要的变量之一。从微观视角来看，价格可以影响消费者的福利，而从宏观视角来看，价格稳定是经济稳定的重要因素，这使得价格成为央行等宏观经济部门进行宏观调控的重要目标。理解价格变动也成为学术界和政策界的重要课题（Fischer, 1996; Englander and Gurney, 1994）。在 2012 年之前，我国的消费者价格指数（CPI）和生产者价格指数（PPI）的波动性都很强。但在那之后，PPI 仍保持了较大的波动性，CPI 的波动率却显著收窄（图 1）。国家统计局的数据显示，在 2001—2011 年间，CPI 月度同比增长率的标准差为 2.53%，而 2012 年至今（2022 年 6 月），该标准差显著地收缩到 0.97%。^① 如何理解我国的价格变动？具体而言，即中国的 CPI 在 2012 年之后更加稳定？

关于价格尤其是价格稳定的研究的文献大部分和理解“大缓和”时期相关。“大缓和”从 20 世纪 80 年代中期开始，直到 2007 年金融危机结束，其特点是期间经济持续增长，同时通货膨胀率保持在低且稳定的水平。一种解释是宏观政策调控的结果（Clarida et al., 2000; Benati and Surico, 2006）。实证研究（Orphanides, 2003）表明，期间美联储基本遵循“泰勒规则”来制定货币政策，名义利率对通胀的反应大于一对一，使得

* 陈歆昱，全国社会保障基金理事会；黄益平，北京大学国家发展研究院、数字金融研究中心；邱晗，国际清算银行。通信作者及地址：陈歆昱，北京市西城区丰汇园 11 号楼丰汇时代大厦南翼，100032；电话：13020040543；E-mail: xychen2017@nsd.pku.edu.cn。本文受阿里巴巴学者支持计划支持，作者感谢高红冰、任洁、胡向方等提供的研究支持和宝贵意见，感谢北京大学国家发展研究院邢剑炜助理教授的建设性指导。文责自负。

^① 省级层面的数据分析也显示出同样的特征，详见附录 I。篇幅所限，附录未在正文列示，感兴趣的读者可在《经济学》（季刊）官网（<https://ceq.ccer.pku.edu.cn>）下载。

实际利率与通胀同向运动，从而逆周期地调节了宏观经济，并保持了通胀稳定。也有其他观点，从别的角度出发，对“大缓和”给出了其他解释。例如，全球一体化程度的提高（Brahmbhatt and Dadush, 1996; Bowdler and Malik, 2017），存货管理能力的提高（Kahn et al., 2002; McCarthy and Zakrajsek, 2007），银行放松管制（Dyner et al., 2006）带来更自由的资本流动，分散了区域经济风险等。

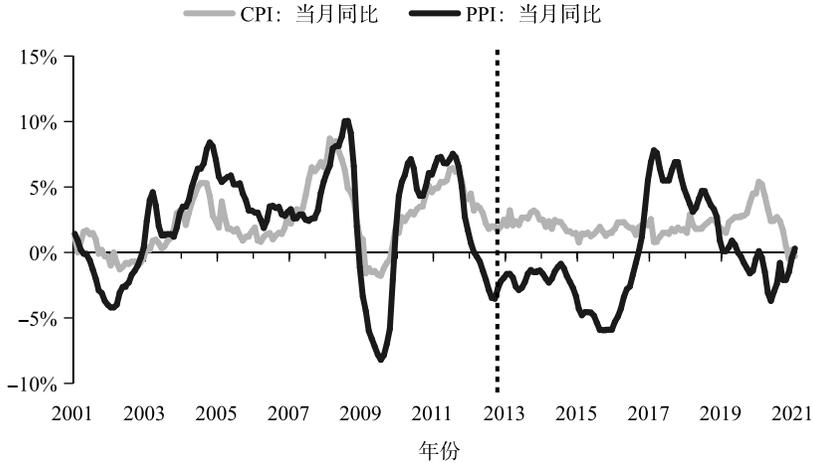


图1 中国CPI、PPI月度同比增长

资料来源：国家统计局。

目前也有很多关注中国价格变动的研究，包括价格粘性（刘涛雄等，2019；姜婷凤等，2020）、金融摩擦（徐臻阳等，2019）、国际价格输入（刘雪晨和张晓晶，2017）、产能过剩（龙少波和袁东学，2016）等视角。但这些研究主要集中在CPI与PPI的分离，而关于我国CPI趋于稳定的研究较少。在现有文献基础上，本文试图从电商发展的视角对2012年后CPI趋于稳定提出解释。

我国的电子商务市场在2012年后开始迅猛增长。2011年天猫超市上线，2013年京东超市上线，可以网购的商品范围大大增加。目前，网上购物占中国社会消费品零售总额的25%以上，而且这一比例还在保持快速增长。我们认为，电商市场可能通过如下三个渠道影响价格的稳定性：市场融合、竞争效应以及更好的存货管理。

第一个渠道是市场融合（market integration）。虽然中国已经形成了统一市场，但基于运输和信息成本等原因，各地区市场之间仍然存在明显的分隔性，这样就造成事实上的价格的地区性差异。一旦出现地区性的供求冲击，价格差异的消除相对缓慢。这可能导致较高的综合价格波动率。电商的发展可能会带来一些变化。近年来，网购的重要基础设施物流系统飞速发展，加强了区域间的紧密联系。这与“大缓和”文献中发现增加的贸易敞口有助于维持通胀稳定的观点一致（Gilchrist and Zakrajsek, 2019）。

第二个渠道是竞争效应（competition effect）。线上平台的同一商品，在不同地区的售价（不考虑运费）通常相同。其与线下零售渠道的竞争，间接融合了原本分割的线下零售市场，并遏制一些不合理、非有效的定价。在线上平台，消费者的搜寻成本极低，很容易就能触达并比较产品的价格、参数等信息，大大降低了信息不对称程度。这将导致成本变化更多地在线上平台被消化，而传导到最终价格、被消费者所承担的部分减

少。因此即使上游价格仍然波动,零售价格也能始终维持在稳定合理的水平,这与CPI、PPI数据展示出的特征相符。

第三个渠道是存货管理。在外部信息不充分时,零售商往往会视库存增减反推需求,由此决定进货量。这一过程天然就是滞后的,往往导致零售商“犯错”,从而进一步造成生产供应与零售需求之间的周期性不匹配,最终放大价格波动(蛛网模型)。而信息获取渠道的拓宽,与电子商务中广泛应用的大数据分析技术,帮助零售商更准确地管理存货,缩短零售商与生产厂家之间的信息传递距离与速度,及时应对冲击,从而减少价格波动。正如艾伦·格林斯潘(Alan Greenspan)所说,“信息技术无疑能增强企业经营活动的稳定性”(Greenspan, 1997)。

我们使用微观数据为电商市场假说寻找证据。使用这些微观价格数据的研究,一方面有利于得到相对比较干净的识别,另一方面也作为“宏观经济显微镜”,帮助理解某些宏观理论的微观基础,一个典型的例子是粘性价格如何影响货币政策传导(Bils and Klenow, 2004; Nakamura and Steinsson, 2008; Alvarez et al., 2016)。有的数据集覆盖较全面的商品类别,例如CPI的底层调查数据,尼尔森零售商扫描数据,以及清华大学的iCPI项目(从线上交易平台爬取价格序列)。其他的一些数据集聚焦于某一行业或某些产品的价格,实证分析以案例研究的形式展开,这也与产业组织领域的文献有很多交叉(Nakamura and Zerom, 2010; Flaaen et al., 2020)。不同于已有文献,本文同时获得了线上和线下两个市场的微观数据,并进行匹配,这样更有利于研究线上线下之间的相互影响。

受到客观条件限制,本文将视线聚焦在某一特定市场——纯牛奶市场。我们将线下的价格/销量数据集与线上的价格/销量数据集匹配起来进行研究。其中线下数据来自某全球知名市场调研公司,线上数据则来自阿里巴巴的天猫超市。我们采用约简式回归和结构模型来估计电商市场的影响。约简式回归(reduced form regression)显示,线上销售比例每增加1%,线下价格波动率下降约3.2%—13.2%;结构模型(structural model)并不直接将价格波动率作为因变量进行回归,而是建立在微观个体的行为基础上,采用方程系统来描述需求和供给。通过样本价格/销量数据,得到方程参数的估计。基于估计出的参数,我们模拟了电商市场消失情况下的反事实价格序列。我们将反事实价格序列与实际数据进行比较。结果显示,如果没有线上销售渠道,则整体价格波动率将上升22.8%。

本文余下部分的组织结构如下:第二部分介绍本文使用的微观数据,并展示描述性统计结果;第三部分展示了实证结果;第四部分是结论与启示。

二、微观数据介绍

(一)数据集构建

受到客观条件限制,我们无法得到横跨各个行业的一篮子代表性商品的数据,因此我们选择将视线聚焦在某一特定市场——纯牛奶市场。^①之所以挑选纯牛奶商品作为研

^① 本文也使用了宏观层面的数据进行了初步分析(见附录I)。

究对象，主要基于以下几点原因。第一，纯牛奶商品是标准化且相对同质的，我们可以很方便地使用单位价格（元/升）来在产品间进行加总和比较，而其他非标准化的商品诸如服装等，则面临复杂的质量调整、价格统一等问题。第二，纯牛奶商品具有多包装（如箱装 250ml×12）和单包装（如纸盒装 250ml）两种形式，而单包装商品几乎不在电商平台上售卖。报告的余下部分将充分展示我们如何利用这一性质，来识别网购对线下价格的影响。第三，与大米、面条这些具有战略意义的主食不同，据我们所知，牛奶没有政府性库存，也没有行政监管的天花板价格，因此我们可以在自由市场前提下讨论牛奶价格的波动，而不用担心行政干预。第四，牛奶行业已经比较成熟，生产技术进步影响价格波动的程度有限，这简化了我们的分析框架。

我们将线下的价格/销量数据集，同线上的价格/销量数据集，匹配起来进行研究。其中线下数据集来自某全球知名市场调研公司，其底层数据收集自超市、便利店、杂货店等各类线下零售渠道。根据该公司在中国出售数据的保密规则限制，无法提供精确到条形码级别，而只能是商品集合的平均销售额和平均价格。我们设计购买的纯牛奶商品集合，由在全国范围内售卖的流行品牌组成，以确保商品集合的组成在不同城市保持稳定。最终我们获得了2个商品集合——分别是多包装和单包装的纯牛奶商品，在82个地级市的线下商超，自2015年7月至2019年12月的月度平均价格、销售额数据。

购买获得线下数据集后，我们提取了阿里巴巴线上对应的数据，将天猫超市中的纯牛奶商品（均为多包装）与线下零售数据集中包含的商品进行匹配，然后再进行销售额的加总，并计算平均单位价格，以得到与线下商品集合可比的线上商品集合。最终相应地产生由天猫超市销售的多包装纯牛奶商品，在82个地级市，自2015年7月至2019年12月的月度平均价格、销售额数据。

（二）描述性统计

我们将线下数据集与线上数据集合并，得到最终的微观数据集。表1报告了价格、销售额变量的汇总统计。纯牛奶多包装的价格低于单包装，且多包装在线上的价格明显低于线下。样本区间内，天猫超市多包装的销售额占比为3.5%。假设对于纯牛奶商品而言，天猫超市占据30%的电商市场B2C份额^①，由此可以推算，电商市场整体占比线下零售销售额大约10.5%。由于样本自2015年开始，彼时网络零售还不甚发达，因此整个样本区间内电商的零售额占比总体并不高，这也反映了线下实体商超仍是零售的主要渠道。

表1 价格、销售额基本统计量

	观测数	均值	标准差
价格（元/升）			
线下			
多包装	4 428	19.144	1.465

^① 根据三胜咨询的报告《2018年中国牛奶市场行业分析》，2017年纯牛奶的B2C电商市场中，天猫超市的市场份额为30.9%，仅次于京东自营。（<https://m.chinalbaogao.com/fenxi/20180404/3430649.html>，访问时间：2024年4月22日）

(续表)

	观测数	均值	标准差
单包装	4 368	20.733	2.197
线上(天猫)			
多包装	4 401	16.662	1.762
销售额(百万元)			
线下			
多包装	4 356	3.360	4.471
单包装	3 290	1.216	1.732
线上(天猫)			
多包装	4 401	0.120	0.242

尽管电商市场不断发展,但区域间仍存在不平衡。在低等级的城市,网购发展的速度明显落后于高等级的城市。2015年网络零售还处于起步阶段时,天猫超市销售占比在各等级城市都不超过2%。到2019年,该占比在一线和二线城市都达到了10%左右,而在三线及以下城市,这一比例不到5%。

由于纯牛奶商品集合的价格表现出不同的时间趋势,我们将每个商品集合-城市的价格序列对线性时间 t 进行回归,然后保留其估计残差,作为去趋势价格(detrended price)。接着对每个商品集合-城市的去趋势价格序列,计算其在时间上的标准差来衡量波动率^①,以确保商品集合和城市之间的比较公平:

$$price_{jnt} = \hat{\alpha}_{jn} + \hat{\beta}_{jn} \times t + \hat{\epsilon}_{jnt},$$

$$vol_{jn} = \text{std}(\hat{\epsilon}_{jnt}),$$

其中 j 指代商品集合, n 指代城市, t 指代时间。 $\hat{\epsilon}_{jnt}$ 是估计得到的残差,作为去趋势价格。 vol_{jn} 为商品集合-城市的价格波动率。

然后,我们对同一等级城市的价格波动率求算术平均:

$$vol_{jc} = \frac{1}{N_c} \sum_{j \in \{c \text{ 线城市}\}} vol_{jn},$$

其中 N_c 是样本中 c 线城市城市的数量。 vol_{jc} 即为商品集合-城市等级的价格波动率。

图2展示了分城市等级的价格波动率。水平线代表多包装的线上价格波动率(不随城市变化),比多包装的线下价格波动率更高一些,部分原因是线上的促销活动更加频繁,打折力度也往往更大,最终导致计算的价格波动率更高。而多包装、单包装之间的横向比较显示,线上无法购买的单包装,其线下价格的波动率显著更高。与此同时,多包装的线下价格随着城市等级的增加而变得更稳定,但对于单包装这一特征不那么明显。

① 本文中后续的价格波动率,如果没有特别说明,均是指去趋势价格的标准差。

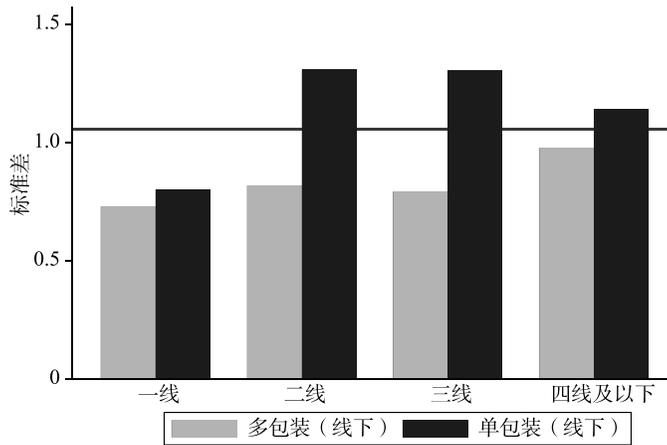


图2 分城市等级价格波动率

注：水平线表示线上价格波动。

三、实证结果

(一) 约简式模型

由于在零售业中，线下实体商超的销售仍占主导地位，所以线下的价格波动无疑对整体价格水平起主要影响作用。在所有回归模型中，我们都将线下价格波动率作为因变量，并检验其与网络零售强度的相关性。其中基准回归模型的设定如下：

$$\log(std_m^j) = \beta^j share_{n,t-1} + \gamma^j X_m + \alpha_n^j + \alpha_t^j + \epsilon_m^j, j=1,2, \quad (1)$$

其中 n 指代城市， t 指代年度，上标 j 指代商品集合，取值为 1 时代表多包装，取值为 2 时代表单包装。因变量 std_m^j 为地级市 n 的线下商超中，商品集合 j 在某年 t 中 12 个月的去趋势价格的标准差。 $share_{n,t-1}$ 为多包装在天猫超市的销售额占比， X_m 为一系列控制变量，包括人口、人均收入等， α_n^j 控制地区固定效应， α_t^j 控制年度固定效应， ϵ_m^j 为扰动项。 β^j 和 γ^j 是回归模型的系数，其中 β^j 是我们最关心的关键系数，衡量了网购规模对线下价格波动率的影响。

式 (1) 中实际包含两个方程，分别针对多包装、单包装。我们也可以进行联合回归，模型设定如下：

$$\log(std_{jm}) = \delta share_{n,t-1} + \beta \times share_{n,t-1} \times 1(j=1) + \gamma X_m + \alpha_{jn} + \alpha_t + \epsilon_{jm}, \quad (2)$$

其中各下标、变量的含义均同式 (1) 一致。 α_{jn} 控制商品集合-地级市固定效应， α_t 控制年度固定效应。在联合回归模型中， β 是我们最关心的关键系数，衡量了多包装商品集合的价格波动率，相对于单包装商品集合，受到网购规模的额外影响。

在上述式 (1)、式 (2) 回归模型的设定中，可能存在不可观测的、随时间和地区变动的因素，同时影响网购发展与地区的价格稳定。例如某些经济变量或者物流交通发展等同时利于线上和线下商贸的基础设施建设，这些因素可能同时促进网络贸易的发展和价格的稳定。因此我们将关键自变量 $share_{n,t-1}$ 滞后了一期，以减轻潜在的内生性问题。

我们还增加了使用工具变量的回归,来进一步处理内生性问题。本文使用的两个工具变量分别是人均快递使用量,以及快递路线密度。^①这两个变量与纯牛奶商品的网购规模显然是高度相关的,但与纯牛奶线下贸易量的相关性很小^②。

表2展示了基准模型回归结果,其中第(1)、(2)列单独对多包装进行回归,第(3)、(4)列单独对单包装进行回归,第(5)、(6)列是联合回归的估计结果。第(1)、(3)、(5)列使用OLS回归方法,第(2)、(4)、(6)列使用工具变量回归。结果显示,多包装的价格波动率与网购规模呈现显著的负相关关系,且该负相关关系对联合估计,以及工具变量设定都是稳健的。综合来看,天猫超市销售占比每增加1%,多包装线下价格波动率降低3.2%—13.2%。然而这一关系对于单包装则是不成立的——尽管电商市场降低了其替代品多包装的价格波动率,间接地对单包装产生影响。

表2 基准模型回归结果

因变量: log(年度价格波动)	多包装		单包装		联合回归	
	OLS	IV	OLS	IV	OLS	IV
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
天猫销售额占比	-3.170** (1.584)	-9.635*** (3.818)	0.084 (2.758)	1.633 (5.080)	3.087 (1.944)	2.594 (3.366)
天猫销售额占比×多包装					-9.234*** (1.978)	-13.19*** (2.623)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年度固定效应	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是		
商品集合×城市固定效应					是	是
样本量	296	214	295	214	591	428
R ²	0.679		0.599		0.616	

注:括号中为标准误,单独回归在城市上聚类,联合回归在商品集合-城市上聚类。*** $p < 0.01$,** $p < 0.05$,* $p < 0.1$ 。

在基准回归的基础上,我们对模型进行拓展,引入交叉项来检验本文之前提出的若干渠道。具体的,我们将式(1)改变为

$$\log(std_m^j) = \beta_0^j share_{n,t-1} + \beta_1^j share_{n,t-1} \times W_{n,t-1} + \gamma^j X_m + \alpha_n^j + \alpha_t^j + \epsilon_{nt}^j, j=1,2, \quad (3)$$

其中所有下标、变量含义与之前一致,除了新增的 $W_{n,t-1}$,用来刻画渠道的影响。一种设定下,我们引入“隶属牛奶进口省份”这一哑变量作为 $W_{n,t-1}$,该变量根据各省

① 人均快递使用量=快递服务业务量/人口,快递路线密度=快递服务网路长度/面积。数据来源:各地市邮政行业发展公报,各地统计局。本文用到的所有变量的描述性统计见附录II。

② 诚然,基建之间或许也存在相关性,例如公路的建设和快递基础设施的建设同时受到贷款利率、财政支出等的影响,从而存在快递基础设施—公路交通基础设施—线下商贸的相关性链条。但这一链条的跨度比较大,传递过程中相关性也将衰减,即使无法完全消除内生性,也能极大地缓解内生性问题的严重性。

(市、自治区)发布的年度统计公报中各省份年度牛奶产量,以及人均奶类消费量、常住人口数计算而得。如果产量小于总消费量,则为牛奶进口省份,反之则为出口省份。^①如果回归结果显示 β_1 显著为负,则表示电商市场增强价格稳定的效应,在牛奶进口区域作用更大,从而验证本文提出的“市场融合”渠道。

另一种设定下,我们使用零售企业利润率作为 $W_{n,t-1}$,来衡量当地零售业的竞争程度。利润率越高,竞争往往越不充分。这一变量同样来自各省(市、自治区)发布的年度统计公报,也是省级-年度的。如果回归结果显示 β_1 显著为负,则表示电商市场增强价格稳定的效应,在当地零售业竞争不充分的区域作用更大,从而验证本文提出的“竞争效应”渠道。

受数据限制,我们无从得知纯牛奶商品的存货情况,因此无法验证“更好的存货管理”渠道,这是本文的一个不足之处。

上述引入交叉项检验渠道的方法,同样也对联合回归适用,此时式(2)将改变为:

$$\log(std_{jnt}) = \delta share_{n,t-1} + \beta_0 \times share_{n,t-1} \times 1(j=1) + \beta_1 \times share_{n,t-1} \times 1(j=1) \times W_{n,t-1} + \gamma X_{nt} + \alpha_{jn} + \alpha_t + \epsilon_{jnt}, \quad (4)$$

其中所有下标、变量均与前述一致,不再赘述。

表3展示了检验“市场融合”渠道的回归结果。对于多包装纯牛奶,电商市场增强多包装价格稳定的效应,明显在牛奶进口区作用更大,且工具变量回归结果更加显著;但对于单包装价格稳定的效应依旧是不显著的。该相关关系在联合回归模型中仍是显著的,且对于工具变量稳健。总体上来看,网购对于纯牛奶商品价格在进口区的稳定效果明显更强。

表3 “市场融合”渠道回归结果

因变量: log(年度价格波动)	多包装		单包装		联合回归	
	OLS	IV	OLS	IV	OLS	IV
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
天猫销售额占比	0.693	-2.406	-1.334	4.147	0.010	0.870
	(2.558)	(5.101)	(4.792)	(9.102)	(2.767)	(6.239)
天猫销售额占比×牛奶进口省份	-10.63*	-17.39**	3.660	-10.19	1.026	0.137
	(5.728)	(5.072)	(9.461)	(12.56)	(7.419)	(10.97)
天猫销售额占比×牛奶进口省份×多包装					-10.88*	-27.85***
					(6.683)	(8.152)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年度固定效应	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是		
商品集合×城市固定效应					是	是

^① 尽管这一哑变量无法精确到地级市层面,但依然能较好地刻画某地级市牛奶消费是否依赖外部供给。即使该地级市本身牛奶产量不高,但隶属于牛奶供给省份的话,起码该市受到省外产区产量的影响相对较小。

(续表)

因变量: $\log(\text{年度价格波动})$	多包装		单包装		联合回归	
	OLS	IV	OLS	IV	OLS	IV
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
样本量	296	214	295	214	591	428
R^2	0.688		0.593		0.622	

注: 括号中为标准误, 单独回归在城市上聚类, 联合回归在商品集合-城市上聚类。*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$ 。

表4展示了检验“竞争效应”渠道的回归结果。对于多包装, 电商市场对于价格稳定的作用在线下零售竞争不充分的区域更大, 但对于单包装仍是不显著的。该相关关系在联合回归模型中仍然存在, 且工具变量回归结果更加显著。这些结果支持电商市场通过“竞争效应”渠道, 增强商品线下价格的稳定性。

表4 “竞争效应”渠道回归结果

因变量: $\log(\text{年度价格波动})$	多包装		单包装		联合回归	
	OLS	IV	OLS	IV	OLS	IV
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
天猫销售额占比	-0.146	-1.458	0.319	-0.644	0.036	-0.998
	(1.794)	(3.909)	(3.498)	(5.339)	(1.975)	(3.911)
天猫销售额占比 \times 零售企业利润率	-1.796**	-3.025***	-0.167	-2.326	-0.007	1.067**
	(0.857)	(0.495)	(0.843)	(4.088)	(0.683)	(0.499)
天猫销售额占比 \times 零售企业利润率 \times 多包装					-1.811*	-4.910***
					(0.962)	(0.621)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年度固定效应	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是		
商品集合 \times 城市固定效应					是	是
样本量	296	214	295	214	591	428
R^2	0.692		0.596		0.622	

注: 括号中为标准误, 单独回归在城市上聚类, 联合回归在商品集合-城市上聚类。*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$ 。

为增强结果稳健性, 本文还使用了 $\log(IQR_{it}^j)$ 作为因变量的替代性指标, 来衡量价格波动率。 IQR_{it}^j 为地级市 n 的线下商超中, 商品集合 j 在某年 t 中12个月的去趋势价格的四分位距。^①

(二) 结构模型

最理想的数据集, 应该同时包含网络零售出现前及出现后的价格序列, 这样就可以

① 回归结果见附录Ⅲ。所有工具变量回归的一阶段回归结果, 以及外生性和有效性检验也见附录Ⅲ。

直接观察到整个过程中的价格动态，并且可以使用诸如双重差分（DID，Difference in Difference）等常规计量经济学工具来估计电商市场的整体效应（treatment effect）。遗憾的是，线下零售数据自2015年7月开始，不满足这样“理想数据”的要求。

为克服数据上的挑战，我们通过结构模型进行反事实模拟，得到假设同期无电商市场的反事实价格序列，并将反事实的线下价格波动率与实际的价格波动率进行比较，量化了电商市场减少价格波动的贡献。在结构模型的框架下，我们在需求侧、供给侧分别构建方程，并基于样本数据估计关键参数。在得到了所有参数估计，包括必要的误差项后，可以重新求解函数形式发生变化时新的均衡价格序列。

虽然结构模型复杂度较大，且必须做一些额外的假设，但与约简式回归相比，结构模型具备以下两个优点：首先，结构模型以因果推断的方式估计网购效应，而不仅是发现统计相关性；其次，结构模型无需将月度数据转化为年度数据，因此避免了样本量的过多压缩，几乎没有信息损失。本节余下部分将更详细地介绍结构模型的分析框架和估计方法，并讨论反事实模拟的结果。

1. 需求侧

我们采用两阶段过程来刻画消费者的购买决策。在第一阶段，某代表性的消费者对其预算进行分配，决定在多包装、单包装纯牛奶商品上各自的花费比例。然后在第二阶段，消费者对于多包装商品，决定其在线上购买还是在实体店购买。第一阶段的需求是连续的（continuous demand），给定价格和预算，消费者决定购买量的多少。针对第一阶段的建模，我们使用 Deaton and Muellbauer（1980）提出的近似理想需求系统（almost ideal demand system，以下简称 AIDS），该系统无需控制产品特征，隐含的需求函数具有足够的灵活性，是任何规范的需求函数的线性近似。第二阶段的需求本质上是离散选择（discrete choice），决定购买渠道。针对第二阶段，我们采用了经典的 Logit 模型来刻画^①。

首先考虑第一阶段的预算分配。即使是同一种产品，不同的包装形式也对应着不同目的的需求。多包装常常是为了满足一段时间内的消费，通常会在家储存一段时间；而单包装往往是为了满足个人临时的需求，例如在购物时突然感到口渴等情形。因此在第一阶段，我们仍然区分不同的包装形式，采用不同的参数分别描述对它们的需求。根据 AIDS 的规范，每个商品集合的支出比例由下式给出：

$$S_{jnt} = \alpha_{jn} + \sum_k \gamma_{jk} \log P_{knt} + \beta_j \log \left(\frac{Y_{nt}}{P_{nt}^*} \right) + V_{jnt}, \quad (5)$$

其中 n 指代地级市， t 指代月度， j 指代商品集合，多包装取值为 1，单包装取值为 2。 S_{jnt} 是某商品集合 j 在地级市 n 于第 t 月发生的销售额占总体的份额， P_{knt} 是某商品集合

^① 理想情况下，可以使用 Berry, Levinsohn and Pakes（以下简称 BLP）（1995）为代表的随机系数模型，来对离散选择进行建模，从而避免 Logit 模型的不相关选项独立性问题（independence of irrelevant alternatives，简称 IIA 问题）。但由于本文关心的核心变量是波动率（本质上是二阶矩），反事实模拟的计算需要在每一个城市-月度上都进行，而不是通常的只用在某一点上计算一次。由于 BLP 模型的复杂度显著上升，尤其是需求价格弹性需要积分，在软件进行最优化解时，对初值精确度的要求较高，否则难以收敛。本文由于城市-月度的观测数量太多，反复试验初值是不现实的，最终软件最优化解的城市-月度约有一半不收敛，极大地影响了结果。因此，本文退而求其次，选择 Logit 模型建模。另外，本文也考虑了只有实体店、线上购买两种选项的设定，以此对 IIA 问题进行了处理（两个选项时不存在 IIA 问题）。综上，对于本文研究的问题来说，使用 BLP 模型的成本比潜在收益更高，所以本文最终对于二阶段选择了使用 Logit 模型进行建模。

j 的斯通价格指数(销售额作为权重,来对线上、线下价格进行加权平均), Y_{nt} 是两个纯牛奶商品集合加总的零售额, V_{jnt} 为扰动项反映需求冲击。 P_{nt}^* 则是 AIDS 系统的总体价格指数,由下式给出:

$$\log(P_{nt}^*) = \alpha_0 + \sum_k \alpha_{kn} \log P_{knt} + \frac{1}{2} \sum_j \sum_k \gamma_{jk} \log(P_{jnt}) \log(P_{knt}). \quad (6)$$

在式(5)和式(6)中, α_{jn} 是商品集-地级市固定效应。 γ_{jk} 反映了给定预算支出,第 k 个商品集合价格的百分比变化,对第 j 个商品集合支出份额的影响。 β_j 反映的是实际收入效应。

为使需求合理,需要对参数的取值施加一些限制,如下所示:

- 加总性(支出份额之和为1): $\sum_k \alpha_{nk} = 1, \forall n, \sum_k \beta_k = 0, \sum_k \gamma_{kj} = 0, \forall j$;
- 齐次性(所有价格同比例放缩,不影响实际需求): $\sum_k \gamma_{jk} = 0, \forall j$;
- 对称性(隐含需求函数的斯拉斯基矩阵是对称的): $\gamma_{jk} = \gamma_{kj}, \forall j, k$ 。

预算分配完成后,接下来消费者决定是从实体店购买还是在线上购买多包装(单包装只能从实体店购买)。除了阿里巴巴以外,还有京东、拼多多等其他电商,它们占网络零售市场的份额不可忽视,所以我们在第二阶段的建模中,增加了外部选项,允许消费者在除天猫超市以外的线上渠道购买多包装。令 e 表示零售商的类型,外部选项取值为0,天猫超市取值为1,线下实体店则取值为2。消费者 i 从零售商 e 购买多包装的效用 u_{int}^e 由以下公式给出:

$$u_{int}^e = \delta_{nt}^e + \epsilon_{int}^e, \quad (7)$$

其中 δ_{nt}^e 是不随个体变化的平均效用, ϵ_{int}^e 则是具有个体异质性的扰动项,遵循 Logit 模型的通常设定,服从 I 型极值分布。而平均效用 δ_{nt}^e 受到商品价格的影响:

$$\delta_{nt}^e = \begin{cases} \mu_n^e - (\lambda_0 + \lambda_1 labor_n + \lambda_2 edu_n + \lambda_3 \log(inc_n)) \times \log p_{1,nt}^e + \omega^e \log(DN_{nt}) + v_{nt}^e, & e=1, 2 \\ \kappa_n + \varphi_{nt}, & e=0 \end{cases}, \quad (8)$$

其中 $p_{1,nt}^e$ 是多包装纯牛奶在天猫超市($e=1$)或线下零售($e=2$)的价格, μ_n^e 控制固定效应,对不同城市消费者的异质性予以了一定程度上的控制。 v_{nt}^e 为不可观测的影响购买效用的因素。 $labor_n$ 是城市 n 的劳动年龄人口占比, edu_n 是城市 n 的平均受教育年限, $\log(inc_n)$ 是城市 n 的对数人均年收入。^① $\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 是我们感兴趣的参数,它们反映了购买价格对效用的影响,并允许不同城市间存在异质性。 $\log(DN_{nt})$ 是城市 n 在月度 t 的对数夜间灯光强度^②,反映经济活跃程度。随着经济活跃程度的发展,人们对于方便、快捷的网购方式的偏好程度可能会上升,参数 ω^e 控制了这一效应。对于外部选项其他电商,我们无法直接观察到其价格,故我们在效用函数中使用时间趋势项,来刻画其市场份额变化,后文将会进一步讨论。

考虑到电商之间纯牛奶商品的价格差异可能比较小,另外一种可选的做法是,用天猫超市的价格代表电商整体的价格,并把其他电商的销售额与天猫超市合并,将电商渠

^① 劳动年龄人口占比、平均受教育年限来自2020年第七次人口普查数据,对数人均年收入是2015—2019年区间平均值,来自各省(市、自治区)的年度统计公报。

^② 夜间灯光强度使用的是 NPP-VIIRS 数据。

道作为一个整体进行分析，从而在二阶段中取消了外部选项（两个选项时不存在 IIA 问题）。这样做的优点在于避免 Logit 模型通常被人诟病的 IIA 问题，但缺点在于忽略了电商间的竞争关系，且无法进行关闭天猫超市的反事实分析。^①

消费者选择带来效用最高的零售渠道购买多包装。简单进行积分运算后，可以得到多包装在各零售商中的销售占比。对于单包装，只有线下实体店售卖，自然其市场份额为 1。将其合并表达，如下式所示：

$$s_{jnt}^e = \begin{cases} \frac{\exp(\delta_{nt}^e)}{\sum_{f=0}^2 \exp(\delta_{nt}^f)}, & j=1 \\ 1, & j=2, e=2 \end{cases}, \quad (9)$$

其中 s_{jnt}^e 即为商品集合 j 于第 t 月在地级市 n 线上/线下零售商的销售份额。该市场份额也用于计算前文所述的斯通价格指数：

$$\log P_{jnt} = \begin{cases} \frac{s_{jnt}^1 \log p_{jnt}^1 + s_{jnt}^2 \log p_{jnt}^2}{s_{jnt}^1 + s_{jnt}^2}, & j=1 \\ \log p_{jnt}^2, & j=2 \end{cases}. \quad (10)$$

最后，我们利用链式规则，得到隐含的需求价格弹性（implied price elasticity of demand），包括自身需求价格弹性（own-price elasticity of demand）和交叉需求价格弹性（cross-price elasticity of demand）。令 $E_{je,kf,nt}$ 表示零售商 e 的商品集合 j ，相对于在零售商 f 的商品集合 k 的交叉需求价格弹性，并在不同地区和时间内不同。其表达式如下所示：

$$\begin{aligned} E_{je,kf,nt} &= \frac{\partial(\log s_{jnt}^e + \log S_{jnt} + \log Y_{nt} - \log p_{jnt}^e)}{\partial \log p_{knt}^f} \\ &= \frac{1}{s_{jnt}^e} \frac{\partial s_{jnt}^e}{\partial \log p_{knt}^f} + \frac{1}{S_{jnt}} \frac{\partial S_{jnt}}{\partial \log P_{knt}} \frac{\partial \log P_{knt}}{\partial \log p_{knt}^f} - 1 (e=f) 1 (j=k). \end{aligned} \quad (11)$$

总结起来，消费者首先将给定的预算分配在多包装、单包装的商品集合上，如式（5）、式（6）所示；接下来对于多包装，再决定从哪一个零售商处进行购买，如式（7）、式（8）所示；最后，隐含的需求价格弹性的函数形式由式（11）给出^②。

2. 供给侧

为了定义均衡以求解反事实价格，我们必须在需求侧和供给侧同时建模，使得结构模型完整。我们假设边际成本服从：

$$mc_{jnt}^e = \tau_{jn}^e + \phi \text{HotDays}_{nt} + \eta \log(\text{FastDelivery}_{nt}) \times 1(e=1) + \alpha_m(t) + u_{jnt}^e, \quad (12)$$

其中 mc_{jnt}^e 是在城市 n 月度 t ，零售商 e 售卖产品 j 的边际成本。 HotDays_{nt} 是城市 n 在第 t 月日内最高气温超过 30℃ 的天数^③，作为成本冲击。奶牛产奶最适宜的气温是 8—20℃，当气温超过 30℃ 时，每升高 1℃，牛奶产量下降 4% 左右（王军和杨先霞，2009）。 $\text{Fast-Delivery}_{nt}$ 是当地的快递企业密度^④，影响线上零售商的包邮运费成本。当地快递企业数量越多，竞争可能越充分，从而降低运费成本。 τ_{jn}^e 控制商品集合-城市固定效应。考虑

① 我们考虑这些不同设定，作为稳健性检验，限于篇幅，相关结果仅在附录中展示。

② 其中偏导数的显式表达式见附录 IV。

③ 有 5 个城市的观测值缺失，使用临近城市插值代替。

④ 快递企业密度 = 快递企业数量 / 面积。日内最高温度、快递企业数量数据来自 Wind 经济数据库。

到气温的季节性, 额外施加 $\alpha_m(t)$ 来控制月度固定效应, u_{jmt}^e 是扰动项。

理想情况下, 我们能直接观测得到零售商的边际成本, 然而这在现实中的多数情况下都是无法实现的。我们遵循经验产业组织文献中通常的方法, 首先对零售商的利润最大化问题进行建模, 然后利用一阶条件来对“隐含的”边际成本进行规范。我们假设零售商进行伯特兰德 (Bertrand) 静态竞争。在第 t 月, 对于地级市 n 的代表性线下零售商, 其利润最大化问题为:

$$\max_{p_{jmt}^2} \sum_j (p_{jmt}^2 - c_{jmt}^2) x_{jmt}^2,$$

其中 x_{jmt}^2 为商品集合 j 在线下的销售量。该问题的一阶条件为:

$$x_{jmt}^2 + \sum_k (p_{kmt}^2 - c_{kmt}^2) \frac{\partial x_{kmt}^2}{\partial p_{jmt}^2} = 0, \quad (13)$$

其中 $\frac{\partial x_{kmt}^2}{\partial p_{jmt}^2}$ 由之前的需求价格弹性稍做变形得到。这里我们简化一阶条件, 令 $\frac{\partial x_{kmt}^2}{\partial p_{jmt}^2} = 0, k \neq j$ 。零售商销售成百上千种商品, 完全知晓并利用各商品间的替代弹性进行定价, 在实践中是不可能的。遵循逆弹性规则, 对每个商品单独定价更加符合现实。文献中通常也采用这一设定来处理零售商定价问题 (如 Hottman, 2014)。此时一阶条件简化为:

$$p_{jmt}^2 = c_{jmt}^2 - \left(\frac{\partial x_{jmt}^2}{\partial p_{jmt}^2} \right)^{-1} x_{jmt}^2. \quad (14)$$

类似地, 对于在全国市场销售的天猫超市, 其一阶条件为:

$$p_{jt}^1 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(c_{jnt}^1 - \left(\frac{\partial x_{jnt}^1}{\partial p_{jt}^1} \right)^{-1} x_{jnt}^1 \right). \quad (15)$$

根据一阶条件 (14) 和 (15), 可以运用矩方法, 对式 (12) 中的参数进行估计。^①

3. 反事实模拟及分析

我们假设两种反事实场景, 分别是同期天猫超市关闭, 以及整体电商市场消失。我们在结构模型的框架下进行反事实模拟: 首先得到所有参数估计, 包括必要的误差项, 在已有参数、隐含需求价格弹性、边际成本的基础上, 再重新求解函数形式发生变化时新的均衡价格序列。最终将反事实的价格波动率与现实中的价格波动率进行比较, 量化了电商市场减少价格波动的贡献。^②

我们使用两种指标计算价格波动率, 分别是各个城市去趋势价格的标准差的均值 (表 5 前 3 列), 与去趋势的全国加总价格的标准差 (表 5 后 3 列)。表 5 显示, 如果关闭天猫超市, 多包装、单包装的价格波动率都将显著上升。就纯牛奶商品整体而言, 地级市内的平均价格波动率将上升 5.7%, 而全国加总价格的波动率将上升 6.9%。如果同期整个电商市场消失, 则多包装、单包装的价格波动率都将显著上升, 其中多包装牛奶的波动率上升幅度显著更大。就纯牛奶商品整体而言, 地级市内的平均价格波动率将上升 71.6%, 而全国加总价格在抵消了一些区域性的差异后, 其波动率上升幅度仍然高达 22.8%。在第一种情形下, 作为外部选项的其他电商依然存在, 因此对价格还有部分稳定作用, 这可以部分解释第一种情形下的价格波动率变化比第二种情形下小很多。

① 具体估计结果见附录 V。结构模型的稳健性检验见附录 VI。

② 反事实模拟的求解过程见附录 VII。关于价格分散度的讨论见附录 VIII。

表5 反事实场景下的价格波动率

	反事实场景：天猫超市关闭					
	城市内价格波动率均值			全国加总价格波动率		
	反事实 (A)	原始数据 (B)	$\log(A)-\log(B)$	反事实 (A)	原始数据 (B)	$\log(A)-\log(B)$
多包装 (天猫)	N. A.	1.118 (0.016)	N. A.	N. A.	1.093 (0.037)	N. A.
多包装 (线下)	0.805 (0.035)	0.786 (0.031)	2.4% (0.018)	0.494 (0.038)	0.465 (0.037)	6.1% (0.022)
单包装 (线下)	0.973 (0.057)	0.958 (0.056)	1.6% (0.004)	0.314 (0.053)	0.274 (0.053)	13.5% (0.046)
总体	0.761 (0.032)	0.719 (0.031)	5.7% (0.013)	0.483 (0.039)	0.451 (0.038)	6.9% (0.021)

	反事实场景：电商市场消失					
	城市内价格波动率均值			全国加总价格波动率		
	反事实 (A)	原始数据 (B)	$\log(A)-\log(B)$	反事实 (A)	原始数据 (B)	$\log(A)-\log(B)$
多包装 (天猫)	N. A.	1.118 (0.016)	N. A.	N. A.	1.093 (0.037)	N. A.
多包装 (线下)	1.687 (1.138)	0.786 (0.031)	76.4% (0.406)	0.744 (0.474)	0.465 (0.037)	47.0% (0.390)
单包装 (线下)	1.295 (0.278)	0.958 (0.056)	30.1% (0.171)	0.407 (0.157)	0.274 (0.053)	39.6% (0.254)
总体	1.479 (0.864)	0.719 (0.031)	72.1% (0.374)	0.566 (0.372)	0.451 (0.038)	22.8% (0.402)

注：括号里的标准误由自助法获得。

反事实模拟的结果，可以与之前约简式回归的结果进行比对。首先，约简式模型只能分析城市内平均价格波动率，但分析不了加总价格序列的波动率。其次，对于城市内价格波动率，约简式回归的结果和反事实模型的结果可以互相印证。约简式回归的基准模型估计显示，天猫销售额占比每增加1%，线下的城市内价格波动率下降3.2%—13.2%。2015—2019年的样本区间内，天猫超市销售额占比平均为3.5%，相乘后可以推算出约简式回归模型的预测：倘若关闭天猫超市，将导致线下价格波动率上升11.2%—46.2%。

需要注意的是，尽管使用了工具变量回归，但约简式回归对天猫超市边际效应的估计仍可能会因为遗漏变量问题而产生高估。具体地说，天猫超市和其他电商的发展是高度同步的，而其他电商的发展也会对价格波动率产生影响。但是，使用的工具变量人均快递使用量、快递路线密度，也均与其他电商的发展相关。换句话说，即便使用了工具变量，也无法排除干净其他电商的影响。因此，约简式模型中回归系数的估计应介于这两个真实值之间——下界是单纯天猫超市的影响，上界是所有电商的影响。而反事实模

型的结果显示,关闭天猫超市导致城市内价格波动率平均上升5.7%,低于约简式回归模型预测的最小值11.2%;电商市场消失则会让价格波动率平均上升72.1%,高于约简式回归模型预测的最大值46.2%。这和我们的分析是相一致的。最后,电商市场发展对于线下价格波动率的影响可能是非线性的,并不正比于其销售额占比,可能存在边际效应递减。额外增加电商市场渠道是从无到有的飞跃,哪怕初始销售额占比并不高,其影响可能也比销售额占比从10%提高到20%更大、更有意义。约简式回归只能做线性的近似,而结构模型则考虑了这种非线性的影响。

为了在结构模型的框架下进一步探究反事实场景下,线下价格波动率上升的机制,我们对其方差上升的来源进行了分解。具体计算方法如下:

线下纯牛奶商品集合的原始价格 p_{jn}^1 , 可以拆分为边际成本 c_{jn}^1 和原始加价 m_{jn}^1 之和^①, 进一步套用方差公式有:

$$\text{VAR}(p_{jn}^1) = \text{VAR}(c_{jn}^1) + \text{VAR}(m_{jn}^1) + 2\text{COV}(c_{jn}^1, m_{jn}^1), \quad \forall j, n. \quad (16)$$

记反事实场景下的线下价格为 \tilde{p}_{jn}^1 , 反事实加价为 \tilde{m}_{jn}^1 。同样套用方差公式, 并与式(16)做差有:

$$\begin{aligned} \text{VAR}(\tilde{p}_{jn}^1) - \text{VAR}(p_{jn}^1) &= \text{VAR}(\tilde{m}_{jn}^1) - \text{VAR}(m_{jn}^1) + 2\text{COV}(c_{jn}^1, \tilde{m}_{jn}^1) \\ &\quad - 2\text{COV}(c_{jn}^1, m_{jn}^1), \quad \forall j, n. \end{aligned} \quad (17)$$

注意到零售的边际成本主要包括进货成本和运输成本, 本身并不会受到电商市场的直接影响, 施加影响的是物流系统的发展。在我们的结构模型框架中, 反事实的边际成本也并未发生改变。因此在式(17)的差分中, 边际成本的方差相互抵消了。

重新整理式(17), 写作:

$$\Delta \text{VAR}_{jn}(\text{Price}) = \Delta \text{VAR}_{jn}(\text{Markup}) + 2\Delta \text{COV}_{jn}(\text{Markup}, \text{Marginal Cost}), \quad \forall j, n. \quad (18)$$

即价格方差的上升可以拆分成两部分的贡献来源: 一是来源于加价的方差上升, 二是来源于加价和边际成本的协方差上升。加价的方差上升, 导致总体价格的方差上升比较好理解。而加价和边际成本的协方差集中体现了加价和边际成本的相关性。如果二者相关系数为-1, 意味着总体价格保持相对稳定, 边际成本升高, 加价下降; 如果二者相关系数为+1, 意味着成本加成率保持相对稳定, 边际成本升高, 加价也相应上升。相关系数在-1和+1之间时, 则表明定价模式介于二者之间。而且, 相关系数越靠近某一端, 意味着越接近其代表的定价模式。

我们对式(18)在城市和商品集合间进行平均, 在表6中汇报综合性结果。在天猫超市关闭的反事实场景下, 价格方差上升主要是由协方差项贡献的, 特别是对于总体商品集合和多包装来说。背后的机制, 主要在于天猫超市原本是全国统一定价的, 形成了价格标杆, 并影响了线下价格的定价模式。在线下边际成本上升时, 加价下降。但天猫超市关闭打破了这一机制, 从而导致协方差上升, 进一步影响了总体价格方差。

^① 严格说来, 是将去趋势价格拆分为去趋势边际成本和去趋势加价。等式仍能保持平衡, 用矩阵形式证明最为便捷: 记线性时间和常数项排列构成的自变量矩阵为 M_x , $p=c+m$, 同样也有 $M_x p = M_x c + M_x m$ 。但为了便于理解和行文方便, 后文对去趋势不专门注明。

在电商市场消失的反事实场景下，加价方差的贡献也开始变得明显。主要原因是，一旦电商市场完全消失，线下零售就成了唯一的购物渠道。此时竞争效应的变化占主导地位^①，线下零售更可能按照稳定成本加成率的模式定价。在这样的模式下，不仅会导致协方差上升，同时加价方差也将显著放大。

表6 反事实价格方差上升来源拆分

反事实场景：天猫超市关闭						
	城市内均值			全国加总价格		
	Δ 价格方差	Δ 加价方差	Δ 加价与边际成本协方差	Δ 价格方差	Δ 加价方差	Δ 加价与边际成本协方差
多包装（线下）	0.039 (0.027)	-0.004 (0.011)	0.043 (0.037)	0.027 (0.010)	-0.010 (0.006)	0.037 (0.015)
单包装（线下）	0.035 (0.007)	0.028 (0.011)	0.008 (0.009)	0.006 (0.006)	0.029 (0.014)	-0.023 (0.012)
总体	0.039 (0.016)	0.000 (0.007)	0.039 (0.013)	0.021 (0.009)	0.001 (0.003)	0.020 (0.010)
反事实场景：电商市场消失						
	城市内均值			全国加总价格		
	Δ 价格方差	Δ 加价方差	Δ 加价与边际成本协方差	Δ 价格方差	Δ 加价方差	Δ 加价与边际成本协方差
多包装（线下）	2.429 (8.575)	1.988 (7.522)	0.441 (1.095)	0.459 (1.548)	0.194 (1.151)	0.265 (0.470)
单包装（线下）	0.881 (1.044)	-0.613 (0.250)	1.495 (1.182)	0.080 (0.169)	-0.211 (0.200)	0.291 (0.303)
总体	2.255 (8.675)	0.998 (5.936)	1.258 (2.792)	0.251 (1.499)	0.124 (1.006)	0.127 (0.508)

注：括号里的标准误由自助法获得。

四、结论与启示

近年来，中国的通货膨胀波动率急剧下降。我们认为，电商市场，特别是网络零售的发展可能是重要的解释因素。我们提出电商市场可能影响价格波动的三个渠道，分别是市场融合、竞争效应和更好的存货管理。宏观数据揭示的初步证据显示，快递网点密度越高的省份，通胀波动率越低。

我们进一步利用微观数据为电商市场假说寻找实证证据。聚焦于中国纯牛奶市场，

^① 单纯关闭天猫超市与电商市场完全消失的情形相比，竞争效应的变化可能是非线性的。换句话说，影响程度的大小可能不正比于市场份额。关闭天猫超市后，个人仍有替代性选择（alternative choice）；而电商市场完全消失，则个人在零售渠道的选择集中只剩下唯一的选项。

我们将线下零售数据集同天猫超市的线上数据相匹配进行研究。我们对包装形式进行了区分,因为线上销售的纯牛奶几乎都是多包装的。统计描述显示,在网络零售较发达的高等级城市,多包装的线下价格更加稳定。

我们同时使用约简式回归和结构模型来进行实证分析。约简式回归结果显示,天猫超市销售占比每增加1%,多包装线下价格波动率降低3.2%—13.2%。结构模型对需求侧和供给侧同时建模,并根据估计的参数进行反事实模拟。反事实结果显示,电商市场对多包装的价格稳定效果显著强于单包装。对于纯牛奶商品整体,如果不存在电商市场,整体的波动率将大幅上升22.8%。

我们的研究结果充分支持大规模的电商市场,特别是近年来飞速发展的网络零售,对线下零售商的定价模式存在实质性的影响,并很可能在宏观层面上带来价格稳定性的提高。我们的研究丰富了在数字时代下对宏观稳定的理解。宏观经济稳定不仅为正常时期的经济增长创造了环境,而且也增强了危机时期经济的韧性。而价格稳定作为宏观经济稳定的重要指标之一,也是宏观经济稳定的前提。

我们的推演自下而上。在微观层面,电商市场发展带来的价格稳定有助于个人平滑消费。特别是食物价格稳定,对穷人的福利具有重要意义。食物占贫穷家庭支出的很大份额,食物消费不足带来的即使是短期的营养不良,也可能带来健康损害、认知力下降等长远影响。在供给侧,价格稳定可以降低不确定性,有利于充分发挥价格的信号作用,鼓励企业积极投资,并做长期规划。电子商务还在区域间建立了密切联系。物流网络作为电商中的关键基础设施,与广泛应用于电商的大数据分析,一并提高了产业链每个环节的周转效率。一些区域性的冲击可以更好地抵消,或者至少由整个全国市场共同承担。最终在宏观层面,由于价格稳定,货物自由流通,企业获得更稳定、可预测的收入和利润,个人拥有更平滑的收入和支出,这无疑将增强经济增长的可持续性。数字时代下这种价格稳定的特征,如果已经实质性产生并发展为常态,同时改变了人们的通胀预期,那么对货币政策的制定也会提出新的要求,一些旧的规则可能需要重新审视并进行调整。

另外,经济体应对危机的能力也很重要。电子商务提供了匹配供需,并达成交易的替代渠道,特别是在线下贸易模式不能充分满足需求,或者是受到破坏的情况下。例如,在新冠肺炎爆发而导致的“大封锁”期间,许多贸易的发生都转移到了网上。发达的物流网络及时支持了货物的流动,一些重要的商品和物资,如食品、口罩的价格并没有太大涨幅,很快就回落到正常水平。数字经济在这个困难时期发挥了宏观经济稳定器的作用,不仅避免了潜在的巨大经济损失,而且还带来了社会稳定。支持电商市场发展,并保障物流基础设施的有效运作,能增强经济在极端情况下的韧性,是我国应对新冠肺炎灾害的宝贵经验之一。

参考文献

- [1] Alvarez, F., H. Le Bihan, and F. Lippi, “The Real Effects of Monetary Shocks in Sticky Price Models: A Sufficient Statistic Approach”, *American Economic Review*, 2016, 106 (10), 2817-2851.
- [2] Benati, L., and P. Surico, “The Great Moderation and the Bernanke Conjecture”, *Mimeographed*, Bank of

- England, 2006.
- [3] Berry, S., “Estimating Discrete-choice Models of Product Differentiation”, *The RAND Journal of Economics*, 1994, 242-262.
- [4] Berry, S., J. Levinsohn, and A. Pakes, “Automobile Prices in Market Equilibrium”, *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1995, 841-890.
- [5] Bils, M., and P. Klenow, “Some Evidence on the Importance of Sticky Prices”, *Journal of Political Economy*, 2004, 112 (5), 947-985.
- [6] Bowdler, C., and A. Malik, “Openness and Inflation Volatility: Panel Data Evidence”, *The North American Journal of Economics and Finance*, 2017, 41, 57-69.
- [7] Brahmabhatt, M., and U. Dadush, “Disparities in Global Integration”, *Finance & Development*, 1996, 33, 47-50.
- [8] Clarida, R., J. Gali, and M. Gertler, “Monetary Policy Rules and Macroeconomic Stability: Evidence and Some Theory”, *The Quarterly Journal of Economics*, 2000, 115 (1), 147-180.
- [9] Deaton, A., and J. Muellbauer, “An Almost Ideal Demand System”, *American Economic Review*, 1980, 70 (3), 312-326.
- [10] Dynan, K., D. Elmendorf, and D. Sichel, “Can Financial Innovation Help to Explain the Reduced Volatility of Economic Activity?”, *Journal of Monetary Economics*, 2006, 53 (1), 123-150.
- [11] Englander, A., and A. Gurney, “Medium-term Determinants of OECD Productivity”, *OECD Economic Studies*, 1994, 22 (1), 49-109.
- [12] Fischer, S., “Why Are Central Banks Pursuing Long-run Price Stability?”, *Achieving Price Stability*, 1996, 2, 7-34.
- [13] Flaaen, A., A. Hortaçsu, and F. Tintelnot, “The Production Relocation and Price Effects of US Trade Policy: The Case of Washing Machines”, *American Economic Review*, 2020, 110 (7), 2103-2127.
- [14] Gilchrist, S., and E. Zakrajsek, “Trade Exposure and the Evolution of Inflation Dynamics”, *Finance and Economics Discussion Series 2019-007*, Washington: Board of Governors of the Federal Reserve System, 2019.
- [15] Greenspan, A., “Testimony Before Congress”, 1997.
- [16] Hottman, C., “Retail Markups, Misallocation, and Store Variety in the US”, *Mimeograph*, Columbia University, 2014.
- [17] 姜婷凤、汤珂、刘涛雄, “基于在线大数据的中国商品价格粘性研究”, 《经济研究》, 2020年第6期, 第56—72页。
- [18] Kahn, J., M. McConnell, and G. Perez-Quiros, “On the Causes of the Increased Stability of the US Economy”, *Economic Policy Review*, 2002, 8 (1), 438-447.
- [19] 刘涛雄、汤珂、姜婷凤、仇力, “一种基于在线大数据的高频CPI指数的设计及应用”, 《数量经济技术经济研究》, 2019年第9期, 第81页—101页。
- [20] 刘雪晨、张晓晶, “中国PPI与CPI背离原因分析”, 《价格理论与实践》, 2017年第4期, 第88—91页。
- [21] 龙少波、袁东学, “经济新常态下中国CPI与PPI的‘正负背离’现象分析——基于部门间价格传导机制差异视角”, 《财贸研究》, 2016年第4期, 第1—8页。
- [22] McCarthy, J., and E. Zakrajsek, “Inventory Dynamics and Business Cycles: What Has Changed?”, *Journal of Money, Credit and Banking*, 2007, 39 (2-3), 591-613.
- [23] Nakamura, E., and J. Steinsson, “Five Facts About Prices: A Reevaluation of Menu Cost Models”, *The Quarterly Journal of Economics*, 2008, 123 (4), 1415-1464.
- [24] Nakamura, E., and D. Zerom, “Accounting for Incomplete Pass-through”, *The Review of Economic Studies*, 2010, 77 (3), 1192-1230.
- [25] Orphanides, A., “Historical Monetary Policy Analysis and the Taylor Rule”, *Journal of Monetary Economics*, 2003, 50 (5), 983-1022.
- [26] 王军、杨先霞, “夏季如何保持牛奶的产量和品质”, 《四川畜牧兽医》, 2009年第7期, 第42—43页。

[27] 徐臻阳、鄢萍、吴化斌, “价格指数背离、金融摩擦与‘去杠杆’”, 《经济学》(季刊), 2019年第18卷第4期, 第1187—1208页。

Does E-commerce Promote Price Stability? —Evidence from Pure Milk Products in China

CHEN Xinyu *

(National Council for Social Security Fund)

HUANG Yiping

(Peking University)

QIU Han

(Bank for International Settlements)

Abstract: Since 2012, the fluctuation of China's Consumer Price Index (CPI) has significantly narrowed, and the development of the e-commerce market has also significantly accelerated during the same period. Taking pure milk products as the research object, matching offline retail data purchased from a globally renowned market research company with online retail data from Tmall Supermarket, we find that for every 1% increase in the proportion of online sales to total sales, the offline price volatility will decrease by 3.2%-13.2%. The results of counterfactual simulation show that without online sales channels, the overall price volatility may increase by 22.8%. This result indicates that e-commerce platforms are integrating local markets more closely and enhancing price stability.

Keywords: consumer price index; price stability; online retailing

JEL Classification: E31, L16, L81

* Corresponding Author: CHEN Xinyu, National Council for Social Security Fund, Xicheng District, Beijing 100032, China; Tel: 86-13020040543; E-mail: xychen2017@nsd.pku.edu.cn.