Institute
www.hanlin.io
仅内部使用,严禁商用

参赛队员姓名：麦一芮

中学：华东师范大学第二附属中学

省份：上海市

国家/地区：中国

指导教师姓名：曹啸 副教授、博导

论文题目：政策冲击对在线商品消费量变动趋势的影响研究

Institute
www.hanlin.io
仅内部使用,严禁商用

政策冲击对在线商品消费量变动趋势的影响研究

摘要：政策冲击下的网络搜索对在线商品消费量往往造成巨大影响，本文以 近年来发生的国际贸易贸易冲击中的“贸易战”为关键词的百度搜索指数变化为线索，考察基于互联网在线数据的交通和通讯类消费价格指数（ICPI）数据对国内在线商品智能设备、电子辞典、电子文具等最终产品成交量的突变性影响。这影响在替换国内进口替代原材料“3C 数码配件”的成较量为解释变量后，结果依然显著。研究结果表明：政策冲击是较高进口依存度在线销费价格指数（ICPI）影响进口替代商品销售额的突变点，在替换国内进口替代原材料“3C 数码配件”的成较量为解释变量后，结果依然显著。百度搜索指数对进口替代商品交易额之间存在不可逆、且方向不同的突变影响。本文随后建立了上述三种商品销售额趋势变化的干预模型，模型的建立为管理部门及时应对市场冲击，平抑市场供需关系提供可靠依据。

关键词：百度搜索指数；突变点；贸易战；干预模型

Institute
www.hanlin.io
仅内部使用,严禁商用

Research on the Impact of Internet Breaking News Events on Online Commodity Consumption

Abstract: The network search under the policy impact often has a huge impact on the consumption of online goods. This paper takes the online trade data based on the changes of the Baidu search index with the "trade war" in the impact of international trade trade in recent years. The impact of traffic and communications consumer price index (ICPI) data on the volume of online products such as domestic smart devices, electronic dictionaries, and electronic stationery. This affects the effect of replacing the domestic imported substitute raw material "3C digital accessories" as an explanatory variable, and the results are still significant. The results of the study indicate that the policy shock is the sudden change in the impact of the higher import dependency online sales price index (ICPI) on the sales of imported substitutes. After replacing the domestically imported substitute raw material "3C digital accessories", the contest is the explanatory variable. This paper then establishes an intervention model for the above three commodity sales trends. The establishment of the model provides a reliable basis for the management department to respond to market shocks in a timely manner and stabilize the market supply and demand relationship.

Keywords: Attention Mechanism; Deep learning; Convolutional Recurrent Neural Network; Emotion recognition;

Institute
www.hanlin.io
仅内部使用,严禁商用

目录

一、引言 5
1.1 问题的提出 5
1.2 文献综述 8
二、研究方法和数据来源 9
2.1 研究方法 9
2.2 数据来源 9
三、搜索指数变动对在线商品销售量影响的理论与假设 10
3.1 理论分析 10
3.2 假设的提出 11
四、干预模型模型分析 11
4.1 干预模型的类型 11
4.2 干预模型的型式选择 13
五、在线商品销售量的实证检验 14
5.1 突变点 Chow 检验 14
5.2 在线商品销售量的自回归移动平均模型 15
六、稳健性检验 18
6.1 替换解释变量的突变点 Chow 检验 18
6.2 在线商品销售量的自回归移动平均模型 19
七、结论 21
7.1 主要结论 21
7.2 进一步讨论 22
参考文献 23

Institute www.hanlin.io 仅内部使用,严禁商用

一、引言

1.1 问题的提出

根据 2018 年的全球互联网报告的统计内容，在全球 76 亿人口中，互联网用户的人数已超过 40 亿。人们更为普遍地运用互联网获取实时咨询和新闻。而同一年，中国互联网信息中心（CNNIC）研究报告显示，截至 2018 年 12 月，我国网民规模已达 8.29 亿，网络关注和网络购物正成为社会化消费的主流。在此背景下，网络关注的浏览量已成为消费者在线购买商品的先导指标。

在网络用户呈现爆炸式增长的今天，突发性的经济事件借助网络传输迅速影响经济主体的经济决策。进而影响到商品市场和股票市场。突发性事件对经济的冲击呈现出快速、集中的特征。对社会经济造成的影响力越来越广泛。突发事件如何通过网络搜索影响经济主体的决策，如何从网络用户的关注和搜索行为中寻找出网络搜索相关规律，以及如何度量突发事件前后经济主体的经济影响，进而分析这些经济影响的后果是当前网络社会需要重视的重要问题。

由于近年来，影响经济冲击较大的注突发事件是国际之间的贸易冲突。贸易冲突的影响不仅影响到国家经济的增长，也同时影响到行业发展和行业竞争格局，同时国家贸易冲突的爆发更直接地影响到居民的日常消费和生活，亟待运用相关模型预测突发事件对消费者的影响，以便及早评估影响做出平抑市场的保障措施。因此，为使项目的研究更具有普遍意义，本项目选择贸易冲突初次爆发期的网络用户关注数据，并以此为基础进一步考察网络用户的浏览、网络用户的点击、网络用户的搜索等指标对消费者在线消费所造成的影响。通过建立突发时间的模型，考察突发新闻事件对消费者消费行为的影响。项目的研究有助于为引导消费者理性消费，正确对待突发事件，提前做出预警和检测的理论支持。

当国际贸易收到不畅时其影响范围正逐渐扩大时，国际贸易冲突的直接影响体现为国内商品销售量的变化。这种变化通常的主要原因是随着贸易冲突的加剧，国际贸易量会逐渐下滑。其直接影响将体现为一些依赖于进口的消费品的需求得不到满足。这部分需求将以购买境内商品销售量的增加体现出来，形成消费需求的进口替代。在商品销售中，对商品销售量最为敏感的变化就体现在线消费量的变化上。在线消费量的变化是对突发事件最为敏感的指标。因为最近出现的全球贸易格局较为紧张的变化具有突发可能性，因此。本项目选择具有突发性影响的贸易新闻指数为突发事件起点，分析在新闻冲击下网络用户在线搜索数据的变动。并探讨以高度相关的关键词为搜索指数的数据的变动对在线商品销售量的持续影响。图 1 和图 2 展示了突发新闻关键词“贸易战”、“关税”“特朗普”的搜索指数和资讯指数的

Institute www.hanlin.io 仅内部使用,严禁商用

变动状况。

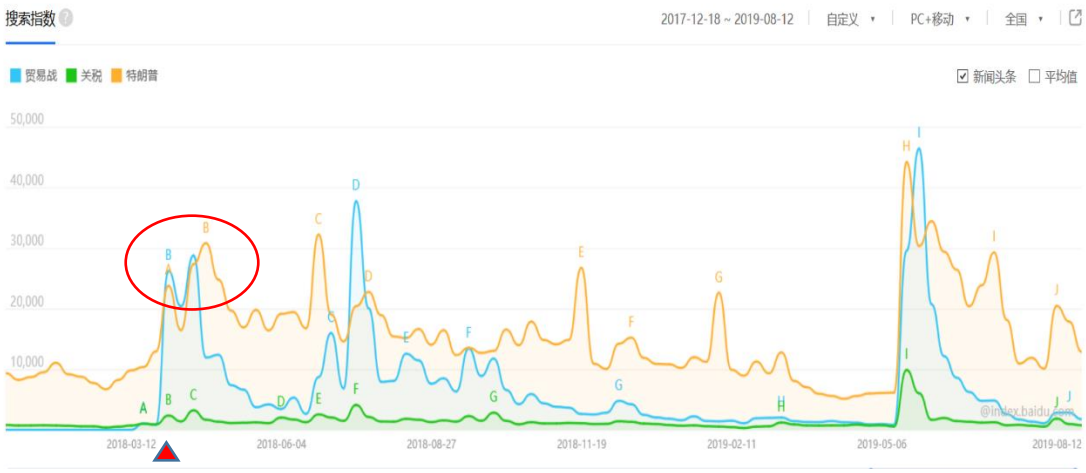

图 1：2018 年 1 月-2019 年 8 月的百度搜索指数（红色三角为突变点）

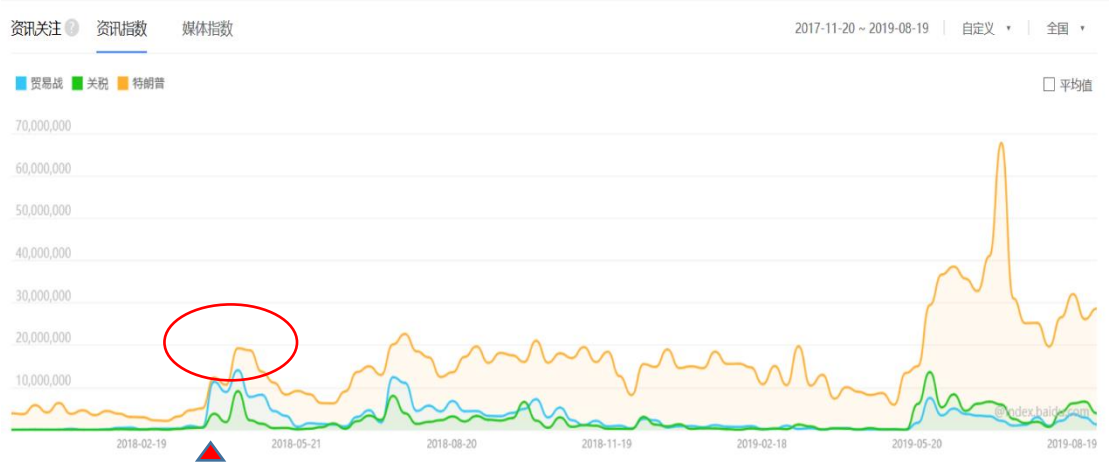

图 2：2018 年 1 月-2019 年 8 月的百度资讯指数（红色三角为突变点）

图 1 和图 2 中可见，“贸易战”和“特朗普”的搜索指数和资讯指数数据剧烈变动，且有较强的相关性。而关键词“关税”的相对搜索量和资讯指数数量相对较低。但是上述三个关键词的搜索指数和资讯指数的峰值都具有高度的相关性，且变动明显。可见，在高峰时期网络用户的关注度比较集中且可能存在一致性的影响。

贸易格局的突变的直接影响还体现在网络用户在线搜索内容的变化方面。为进一步分析贸易战搜索词的动态变化，我们通过用户在搜索“贸易战”一词的前后的搜索行为变化中表现出来的相关检索词需求。图 3 和图 4 显示，圆与圆之间的距离表示其他词语与目标检索词的关联强度；相关词自身大小表示相关词自身搜索指数大小。

Institute
www.hanlin.io
仅内部使用,严禁商用

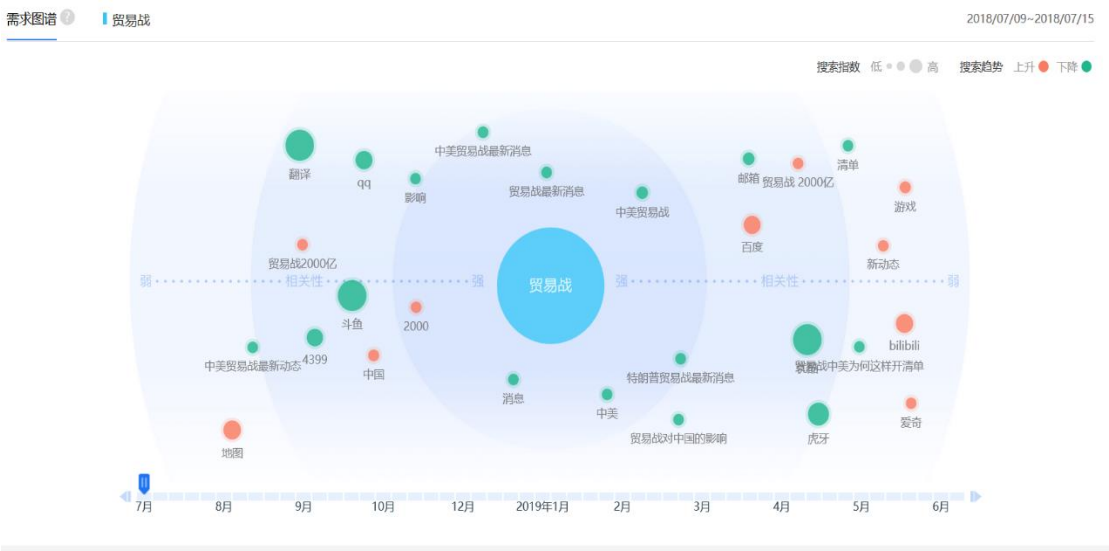

图 3：2018 年 7 月的百度相关词检索需求图谱（www.baidu.com）

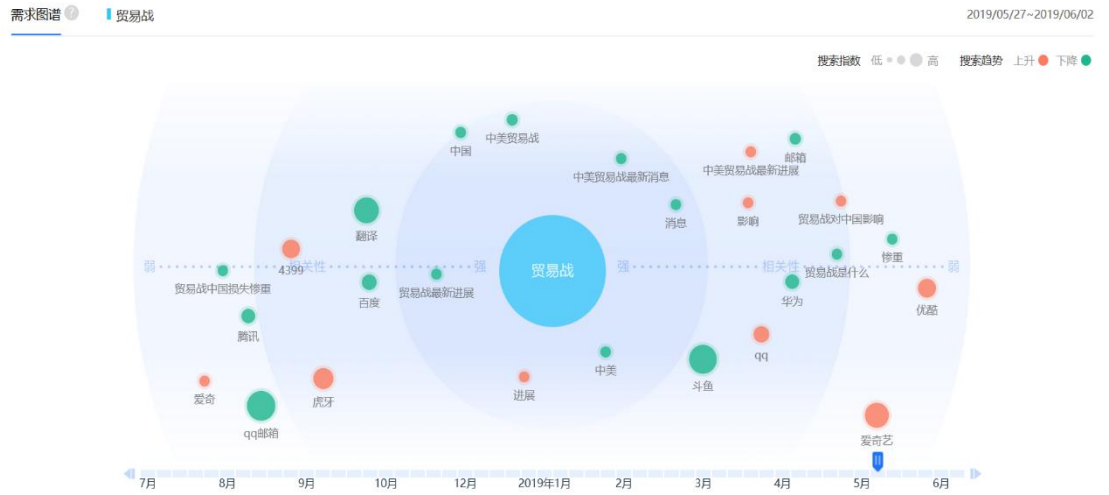

图 4：2019 年 6 月的百度相关词检索需求图谱（www.baidu.com）

从图 3-图 4 的搜索需求图谱中，能够看到，在 2018 年 7 月的检索相关词更多的是对贸易战的进展相关的问题，但是到 2019 年 6 月时，对中国国内的影响的相关搜索更普遍，关注度也更高，以贸易战为代表的搜索相关词更多的是对中国自身经济影响的相关搜索。显然相关事件的影响程度已经从“进展”、“消息”的层面发展到对“中国的影响”、“中国损失”等关系自身利益问题上。

由于中国网络购物产业的快速发展，网络购物已然成为消费者实现消费的重要方式。因此，项目的主要议题是讨论以“贸易战”为关键词的突发事件冲击所造成的典型进口替代商品的在线购买数量的变化趋势。我们预测，随着突发贸易时间的冲击的产生将对进口替代商品的购买量产生更有利的影响。即突发事件的爆发将刺激进口替代商品销售量的不断增长，从而改变原有商品的销售量的变动轨迹。另外，探讨网络新闻指数变动对在线商品购买量具

Institute www.hanlin.io 仅内部使用,严禁商用

有较直接的影响。

1.2 文献综述

关文献的研究主要从三个方面展开：

一是突发事件对消费者购买行为的影响研究。在此研究领域中，针对突发事件的影响研究，最早衡量突发性干预事件的影响的是 Box 和 Tiao（1975），他们在其论文《Intervention analysis with applications to economic and environmental problem》中他们提出了干预模型（Intenvention Analysis Model）在他们发表的原创性文献发表后，相关研究成果不断发展。Twine 等（2016）分析了加拿大牛肉供给周期的政策冲击，他们发现牛肉平抑政策冲击将使牛肉周期峰值幅度降低了 58%。国内研究者冯文权（1990）；杨楠和邢力聪（2005）；陈兆友（2011）将该模型运用到产业政策、汇率政策、货币政策冲击的研究中，与此类似的相关研究文献达到数百篇，研究成果被学术界广泛认可。梁立俊和游桂芬（2011）将干预模型运用到贸易余额的研究中，他们的研究发现汇率政策的干预能够较好地解释中美贸易余额的变化机制。

二是在线消费者的消费意向的形成的过程。Lin 等（2009）；Kwek 等（2010）；Lee 等（2017）从网购体验、网络客户忠诚度等方面研究购买意向的形成过程，他们的研究均支持网络用户的搜索行为对购买意向存在着积极影响的结论。庄倩倩（2019）研究发现网络消费者购买意向影响因素中，以信息获取效率为关键指标的线上购物感知利益对在线购买意愿的影响最强。李光明和蔡旺春（2015）、沈鹏熠和范秀成（2016）、喻昕和许正良（2017）从网络消费者购买意向的角度分析在线销售，他们研究均支持在线消费购物体验能够增加客户的购买意愿的结论。

三是网络购买量的影响因素及其变动趋势分析。Limayem 等（2000）；Lim 等（2012）；Twine 等（2016）；MacCarthy（2019）从在线消费者购买决策影响因素的角度的研究，认为改变消费者购买意向的主要因素与其网络搜索方式的关系密切。张崇等（2012）研究发现网络搜索数据与 CPI 之间存在协整关系，模型拟合度达到 0.978。他们的研究发现提供了从网络搜索与零售商品价格变化之间存在高度相关关系。任乐和崔东佳（2014）通过网络检索数据预测了游客数量的变化，达到较高的预测精度。李飞等（2010）以 2008 性突发事件为例，以会员顾客作为研究样本，剖析顾客购买行为的影响要素，他们运用突发事件的研究方法，分析同突发事件对零售企业顾客购买方式的影响。他们发现，突发事件对消费者的影响较显著。

从已有研究来看，基于突发事件冲击在线商品消费量的研究从 1975 年开始至今仍然在

Institute www.hanlin.io 仅内部使用,严禁商用

不断深化发展，涉及社会经济各个研究领域。模型经过不断深入探讨已经能够运用到国际贸易冲突、汇率冲击以及产业冲击等方面。相关研究的结论为本文的研究提供了有益借鉴。随着国际国内经济一体化的深入。政策冲击的范围越来越广，相关研究的运用越来越广泛，为本文的创新提供可借鉴的依据。

本研究以“贸易战”等网络突发新闻关键词指数变动的影响为分析起点，拟通过突发事件的关键词词频分析，运用皮尔逊相关性分析方法。找到相关性最强的词汇，并分析这些词汇百度搜索指数和百度媒体指数。进而确定网络突发事件的突变点，再确定突变点之后。比较并筛选突发事件冲突对在线消费量的影响。本项目基于网络数据的干预模型的分析，为在贸易政策冲击下的国内在线商品购买量预测提供了可靠依据。

二、研究方法和数据来源

2.1 研究方法

(1)通过网络爬虫方法，获得网络新闻按时间序列排序的序列关键词，重点分析关键词在网络搜索中的重要性，通过百度搜索指数的数据分析干预冲击事件。观察干预事件的影响的类型，区分是短暂影响还是长期影响。

(2)本文首先找到干预事件，通过关键词搜索的方式找到关键词的搜索指数和咨讯指数。建立高频关键词与搜素指数时间的相关性，按照相关性排序。

(3)进行 Chow 突变点检验，以考察是否突发事项对互联网搜索数据造成显著影响，进而检验是否存在电商在线销售量发生的突变现象。

(4)再利用如果存在突变，则选择干预事件影响的类型，通过真实数据的变动情况确定干预模型的形式。

(5)在此基础上分析干预事件对经济造成的影响的干预模型，通过建立干预实证模型，重点考察突变变量对模型的影响。将干预变量和随时间变化的回归模型进行整合，最终建立完整的包含干预项的干预模型。

2.2 数据来源

本文的在线商品销售量的数据来自于 wind 数据库，百度搜索指数和百度资讯指数趋势信息来源于百度网站，百度指数和资讯数据来源于中国研究数据服务平台数据库。关键此的筛选中我们主要依据关键词在百度指数官网的百度指数变动趋势比对得到。

Institute
www.hanlin.io
仅内部使用,严禁商用

三、搜索指数变动对在线商品销售量影响的理论与假设

3.1 理论分析

在开放的经济中，突发新闻事件的影响首先会冲击宏观经济变量。但是，随着网络用户数量的急剧增长，网络浏览数量的变化势必对网络在线消费者群体产生影响。而网络用户和网络消费者的行为模式，决定了消费者在线消费决策，消费决策最终体现为在线商品销售额上。图 5 列示了本文分析的理论逻辑，图中可见由于互联网消费是由每个个人消费者在线搜索的结果，在线搜索量虽然不能全部转化为在线购买决策，但在很大程度上在线消费是依靠在线搜索为前提的。其原因在于，在线搜索除了了解新闻事件，掌握商品市场资讯意外，每个网络用户在网络购物之前几乎都事先借助网络用户的评价、点击率等信息获得在线商品更多的信息。重复点击并且在线浏览的好处在于能够帮助消费者在较短的时间内获得更多的商品信息。以较低的搜寻成本获取较高质量的消费。基于此逻辑本文认为突发事件与其相关的在线消费品之间存在显著的关系，我们猜测在未考虑突发事件的情形下，在线消费是平稳增长的。一旦受到不可逆的突发事件的冲击，则在线消费商品的数量将呈现出不可逆的变化，消费量的增长路线将发生明显变化。这一思路为本文的实证研究提供了理论依据。

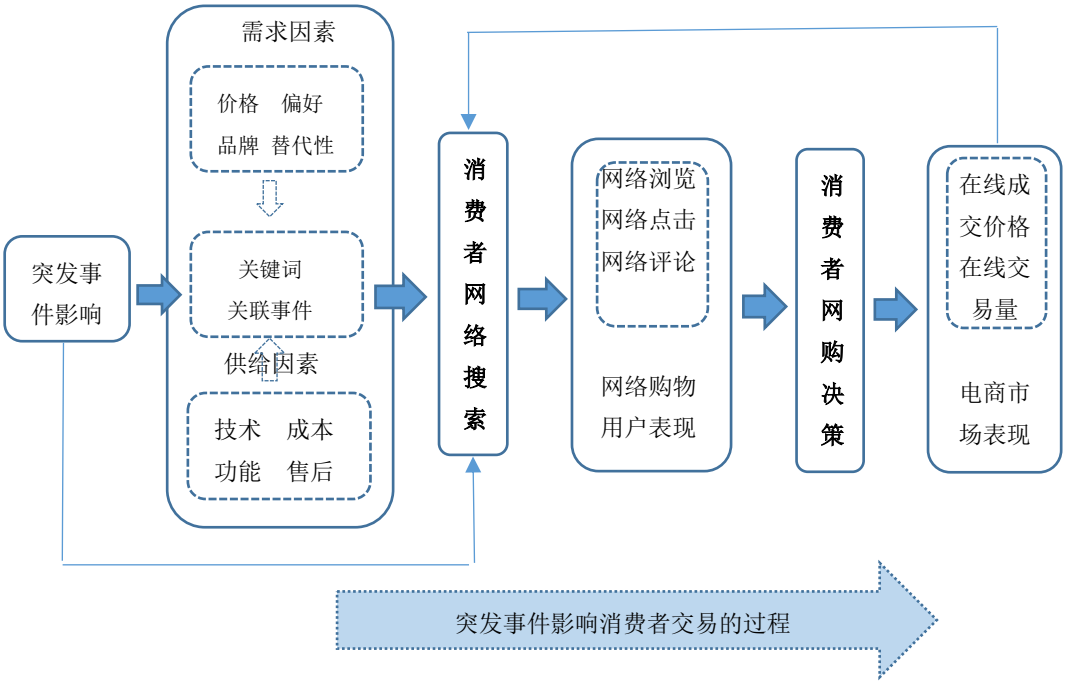

图 5：突发事件对进口替代在线商品销售量影响的路径

本文以“贸易战”为关键词的百度搜索指数的数据为基础分别对在线商品“智能设备”、“3C 数码配件”“电子辞典”的在线销售量进行回归分析。是因为一方面贸易战中针对部分商品关税的成本的提高影响到相关行业内的产品生产，另外一方面则直接影响到相关产物的

Institute www.hanlin.io 仅内部使用,严禁商用

消费需求。特别是对“进口替代”类的产品的影响将形成持续的影响。

3.2 假设的提出

基于上述理论分析，我们提出基本假设：突变点的冲击时间为 2018 年 3 月，且干预冲击具有不可逆性。

在提出上述假设之后我们将运用 Chow 检验进行验证，以确定改时间点为突变点。为后续干预分析模型的选型和建模确定基础。

四、干预模型模型分析

4.1 干预模型的类型

1975 年美国学者 Box 和 Tiao 结合多种实业生产数据提出了干预分析模型（Intenvention Analysis Model）。本文在该文的启发下，并对冯文权（1990）的模型进行了改动，将改动之后的模型形式进行整理，得到干预事件的影响的下四种类型[6]：

（1）突发性干预影响突然开始，并长期持续。

我们假定干预变量的影响是突发的，这一影响从序列中的时间 T 开始，且并不能确定其影响的后果。此时，我们可以将及模型设定为如下形式：

$$Y_t = \varepsilon\ C_t^T \qquad (1)$$

这里的Y_t表示干预事件冲击后输出的结果， ε 是未知参数，C 表示事件冲击。有时突发性干预的影响并非立即产生，可能要经过一定的时期才可能产生影响，此时我们可以改变模型的形式。模型改为：

$$Y_t = \varepsilon\ D^a C_t^T \qquad (2)$$

在（2）式中，D 代表延迟算子，a 代表延迟的时间。通常我们可以将干预突然开始并长期持续的影响描述如下图所示：

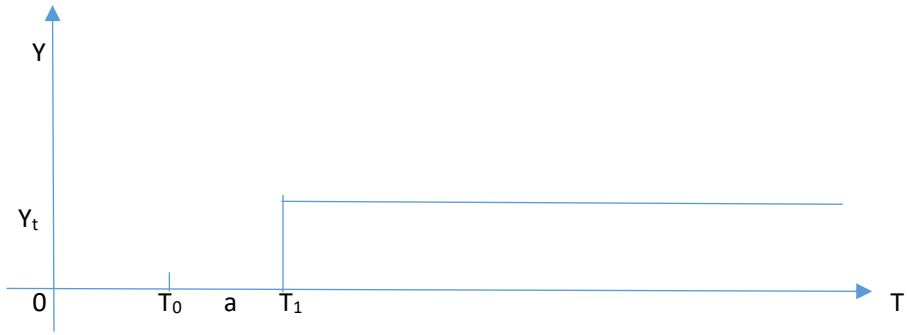

图 7：发生后持续影响的干预事件

在图 7 中，一种是在 T_1 发生的突发事件，这一突发事件在 T_1 时刻立即产生影响，且

Institute www.hanlin.io 仅内部使用,严禁商用

其影响持续保持在 Y_t 的水平上，影响持续不变。这是典型的突发时间影响其影响与表达式（1）对应。而与此类相似的一类突发事件影响是（2）所表示的突发事件影响，在图 7 中可见，突发事件在 T_0 时刻爆发，但经过一个缓冲期 a 之后，其影响才开始，这一影响持续保持在 Y_t 的水平上。

（2）突发性干预事件逐渐开始，其影响长期保持下去

在突发事件爆发后其影响并非突然爆发，而是逐渐放大，其影响达到顶峰之后再逐渐保持在顶峰的影响状态。其模型表达式为：

$$Y_t = \frac{\varepsilon}{1-\xi D} C_t^T \qquad 0 < \xi < 1 \tag{3}$$

在(3)式中，ξ表示延迟变量 D 的调节参数，ξ不等于 0 时表示为存在延迟影响，当ξ等于 0 时表示不存在延迟影响。（3）式的变化可以用图 8 来表示：

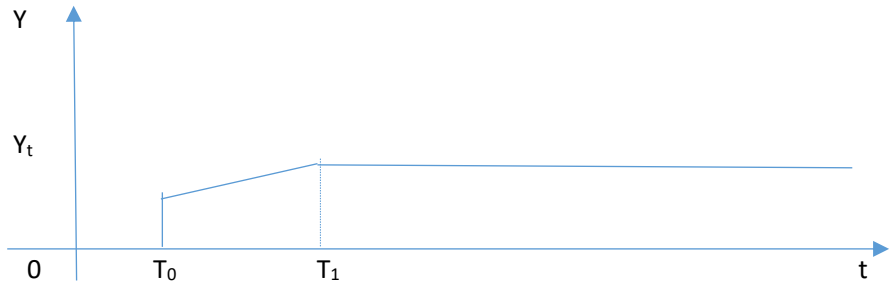

图 8：逐渐产生并达到峰值并持续的影响事件

（3）突然开始并逐渐消失的短暂影响

如果突发事件是突然开始造成影响，并随着时间的推移其影响逐渐消失，那么该事件的影响可以表示为（4）式的形式。

$$Y_t = \frac{\varepsilon D^a}{1-\xi D} L_t^T \qquad 0 < \xi \leqslant 1 \text{ 且 } 0 < a \leqslant 1 \tag{4}$$

式（4）表示干预事件开始后，其影响突然出现，此时的影响最大，随者时间的推移，干预事件的影响逐渐消失，最后影响降低至零。当 a 等于 0 时，突发事件的影响较短，但当 a 等于 1 时，突发事件的影响将会长期持续下去。我们用图 6 表示这种突发事件暂时的

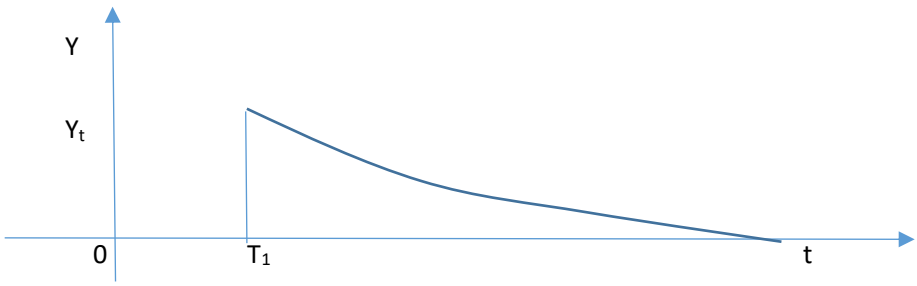

图 9：突发事件的影响逐渐消失

Institute
www.hanlin.io
仅内部使用,严禁商用

影响。从图 9 中可见，这种影响是随着时间逐渐消失的，例如，某一时间的冲击是暂时的，随着随着时间的推移，冲击的作用将逐渐减小，而原有影响也随之减小。这中突发性事件影响的不可持续后果在证券市场中比较常见。

（4）突发性干预事件的影响逐渐开始，到峰值之后逐渐消失的短暂影响

此类事件属于短期影响事件，突发事件发生后，其干预影响逐步增加，其影响在某个时间到达顶峰，随后其影响逐渐减弱直至为零。其变化过程可以通过以下曲线来描述。短期影响的表达式可以由（5）式来表示。

$$Y_t = \frac{\varepsilon}{1-\xi D-\cdots-\xi^r D_r} L_t^T \qquad 0 < \xi \leqslant 1 \text{ 且 } 0 < r \leqslant 1 \tag{5}$$

从表达式（5）可见，当 r 等于 0 时，突发事件的影响是逐渐减小的，不存在从 T_0 到 T_1 的峰值变化。当ξ等于 0 时，突发事件的影响非常短暂，此时，其影响瞬时就会消失。图 7 中描述了这种突发冲击事件的影响过程。

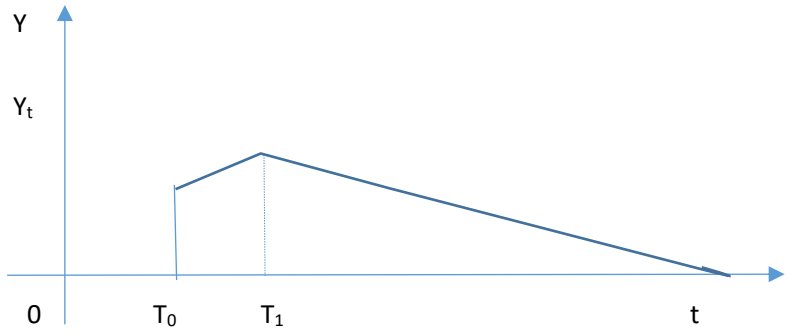

图 7：突发事件的影响持续增加再逐渐消失

上述突发事件的影响的类型中，前两种（1）和（3）式是突然产生影响并持续一段时间的，而后两种即（4）和（5）式的影响则是短暂的，随着时间的推移，后两种突发事件的影响将会消失。

4.2 干预模型的型式选择

从干预冲击影响后被干预变量变化的趋势来分类，我们可以将上述四类干预模型总结成干预发生后被干预变量发生延续性变化（1）和（3）式的形式，以及干预发生后被干预变量逐渐消失（4）、（5）两种变动趋势分类。就本文研究的在线零售商品销售量而言，由于在线商品销售量并不会因为网络新闻干预的冲击而逐渐消失。因此，（4）和（5）并不适合作为本文研究问题的模型型式。因此我们在（1）式和（3）式中进行选型，由于贸易战爆发到产生实质影响存在时滞，从销售量数据逐渐变化的趋势显然适合模型（3）的变化趋势，且销售量的变化存在各期之间的滞后的影响，因此，本文选择模型（3）作为实证检验

Institute www.hanlin.io 仅内部使用,严禁商用

得模型形式，在以下研究中进行实证分析。

五、在线商品销售量的实证检验

5.1 突变点 Chow 检验

在运用突发事件干预模型进行分析之前，我们首先判断应为突发事件的冲击，从图 1 和图 2 中可以直观地看出，突变点可能出现在 2018 年 3 月。这是因为在这个时间点“贸易战”为搜索关键词的网络搜索指数和网络资讯指数均呈现出急剧的增加。

我们分别用对数形式进行被解释变量和解释变量的标记，以基于互联网在线数据的通讯和交通类消费价格指数（iCPI）数据为解释变量,记为 lns，解释三类网络在线商品销售量的数据，其中，智能设备记为 lnz，3c 数码配件记为 lnc,电子辞典记为 lnm，具体回归方程形式分别为：

$$Lnz = \alpha_i lns + \beta_i \quad i=1,2,3 \tag{6}$$

$$Lnc = \alpha_i lns + \beta_i \quad i=1,2,3 \tag{7}$$

$$Lnm = \alpha_i lns + \beta_i \quad i=1,2,3 \tag{8}$$

对（6）、（7）、（8）分别运用获取的数据进行回归分析。以 2018 年 3 月为突变点检验，参数估计结果如表 1 所示。

表 1　在线销售商品的方程参数估计

参数 \ 因变量	智能设备（lnz）	3C 数码配件(lnc)	电子辞典(lnm)
α_i	4.521	3.176048	6.290
β_i	-19.075	-12.70204	-26.974
R^2	0.6765	0.9705	0.9726
F	63.72	954.07	1066.16

从表 1 可见，三类商品在线销售额的增长均呈现出系数为正的变动关系。由基于互联网在线数据的交通和通讯类消费价格指数（iCPI）数据能够显著解释三类商品的销售量的增长。我们以 2018 年 3 月为突变点，采用 Chow 检验方法，分别对在线销售的商品智能设备、3C 数码配件、电子辞典进行突变点检验，Chow 突变点检验结果如表 2、表 3、表 4 所示。

Institute www.hanlin.io 仅内部使用,严禁商用

表 2　智能设备 Chow 突变点检验结果

“智能设备”在线销售量的 Chow 突变点检验：2018 年 3 月			
F 统计值	70.7269	P 值	0.0000
对数似然率	56.7556	P 值	0.0000

表 3　3C 数码配件 Chow 突变点检验结果

“3C 数码配件”在线销售量的 Chow 突变点检验：2018 年 3 月			
F 统计值	5.5247	P 值	0.0097
对数似然率	10.6344	P 值	0.0011

表 4　电子辞典 Chow 突变点检验结果

“电子辞典”在线销售量的 Chow 突变点检验：2018 年 3 月			
F 统计值	12.2844	P 值	0.0002
对数似然率	20.0595	P 值	0.0000

从表中可见，上述 3 中在线商品销售额的突变点检验都严格拒绝原假设，即实证分析结论支持 2018 年 3 月是突变点的假设。

5.2 在线商品销售量的自回归移动平均模型

（1）选取分界点建立自回归移动平均模型

由以上突变点检验可知，2018 年 3 月为在线商品销售量发生突发性变化的时间点。因此，我们选取 2017 年 1 月-2018 年 3 月的智能设备（lnz）、3C 数码配件(lnc)、电子辞典(lnm)的销售额样本数据构建其随时间 t 变化的时间序列模型。

$$Lnz = a_i t + b \qquad i=1,2,3 \tag{9}$$

$$Lnc = a_i t + b \qquad i=1,2,3 \tag{10}$$

$$Lnm = a_i t + b \qquad i=1,2,3 \tag{11}$$

模型随时间变动的的线性估计结果，列示在表 5 中。

表 5　在线商品销售随时间 t 变动的系数和截距

参数 \ 因变量	智能设备（lnz）	3C 数码配件(lnc)	电子辞典(lnm)
a	0.2728	0.5920	0.4741
b	8.0233	11.1803	5.4428
调整 R^2	0.9739	0.8767	0.9861

Institute www.hanlin.io 仅内部使用,严禁商用

F	523.3083	100.5128	989.7587

(2)估计干预模型的变量参数

利用表 5 列出了时间序列模型，它是 2017 年 1 月-2018 年 2 月的数据进行的估计参数的时间序列参数模型，我们用此模型对 2018 年 3 月-2019 年 6 月的在线商品销售额进行趋势外推，分别预测出智能设备、3C 数码配件、电子辞典在 2018 年 3 月至 2019 年 6 月的销售量值，我们将预测的销售量的值分别记为：$\ln z^*$、$\ln c^*$、$\ln m^*$。然后，我们用在线商品销售额的实际值减去预测值所得到的差值，就是贸易战干预所得到的干预值 Y_t，即干预值为：

$$Y_t = \ln z_t - \ln z^*_t \qquad t=1,2,3 \qquad (12)$$

其他两类商品的差值计算与（11）类似。我们将（11）式计算出来的 Y_t 的值带入（12）式可以计算得到表 6 的干预模型参数值。

在找到以 2018 年 3 月的突变点之后，我们开始建立干预模型。如前所述，干预事件的影响可以分为两类：一类是长期持续的影响，另一类是短期产生影响，但其影响逐渐消失的突发性干预事件。

由于贸易战的影响是持续的，因此以贸易战所影响的在线销售也是持续的，其对在线商品销售量的变化是持续影响的。因此，结合贸易战的实质性影响，我们将贸易战搜索时间的影响方程的方程形式为：

$$Y_t = \frac{\varepsilon}{1-\xi D} C_t^T \qquad 0 < \xi < 1 \qquad (13)$$

其中 D 为后移算子，有 $DC_t^T = C_{t-1}^T$，可见因变量 Y 是随时间 t 的变动而变化的。从以贸易站为突变点的网络突发性干预事件，开始我们根据在线商品的成交量的趋势变化，可以得到智能设备、3C 数码配件、电子辞典等三类商品的销售量经过 chow 检验显示，拒绝原假设的结果表明，2018 年 3 月是三类商品在线销售量的突变点。通过观察该三类在线商品销售量的变化的延续性，我们发现 2018 年 3 月开始的“贸易战”为关键词的百度网络搜索指数所造成的影响具备显著的延续性。该事件不属于短暂突发事件，而属于突发性且持续性影响的事件。因此，我们采用分段函数来表示这一事件的影响，分段函数的方程式可表述如下：

$$C_t^T = \begin{cases} 0，贸易战发生前 & （t<2018 年 3 月） \\ 1，贸易战发生后 & （t>2018 年 3 月） \end{cases}$$

Institute www.hanlin.io 仅内部使用,严禁商用

我们最后估计得到干预事件的参数如表 6 所示。

表 6 突发事件干预模型的参数估计

	ε	ξ
智能设备参数	-0.010	0.7634
3C 数码配件参数	0.2157	0.6734
电子辞典参数	0.0062	0.6096

（3）时间序列模型与干预模型相整合的在线商品销售量干预模型

以智能设备销售额为解释变量的完整的模型形式为（12）。因此，在线商品智能设备作为被解释变量的完整的干预模型的形式为：

$$\ln z = at + b + Y_t \qquad 0 < \xi < 1 \qquad (14)$$

将（11.0）式代入（12.0）式，我们得到最终的包含突发事件干预的，上述三类在线商品销售量的模型表达式为：

$$\ln z = at + b + \frac{\varepsilon}{1-\xi D} C_t^T \qquad 0 < \xi < 1 \qquad (15)$$

其他两类在线商品“3C 数码设备”、“电子辞典”的销售 e1 作为被解释变量的方程形式类似于（12）和（13）式。

将上述表 5 和表 6 步骤所形成的实证分析参数进行整合，我们最终得到完整的智能设备、3C 数码配件、电子辞典的在线商品销售额的干预模型表达式，列示如下：

（1）智能设备在线销售额的完整干预模型：

$$\mathrm{Lnz} = 0.2728t + 8.0233 + \frac{-0.0099}{1-0.7634D} C_t^T \qquad (16)$$

R^2=0.9870,　　F= 2281.52

其中，

$$C_t^T = \begin{cases} 0，贸易战发生前 & (t<2018\text{ 年 }3\text{ 月}) \\ 1，贸易战发生后 & (t>2018\text{ 年 }3\text{ 月}) \end{cases}$$

（2）3C 数码配件在线销售额的完整干预模型：

$$\mathrm{Lnc} = 0.592t + 11.18029 + \frac{0.2157}{1-0.6734D} C_t^T \qquad (17)$$

R^2=0.9705,　　F= 986.64

Institute www.hanlin.io 仅内部使用,严禁商用

其中，

$$C_t^T = \begin{cases} 0，贸易战发生前 & (t<2018\text{ 年 }3\text{ 月}) \\ 1，贸易战发生后 & (t>2018\text{ 年 }3\text{ 月}) \end{cases}$$

（3）电子辞典在线销售额的完整干预模型：

$$Lnm = 0.4741t + 5.4428 + \frac{0.0061}{1-0.6096}C_t^T \qquad (18)$$

R^2=0.9679,　　F= 907.11

其中，

$$C_t^T = \begin{cases} 0，贸易战发生前 & (t<2018\text{ 年 }3\text{ 月}) \\ 1，贸易战发生后 & (t>2018\text{ 年 }3\text{ 月}) \end{cases}$$

上述模型的拟合度较高，均通过参数的显著性检验和回归方程的显著性检验，且能够合理解释自 2018 年 3 月之后，在国际贸易政策冲击下国内在线销售量的变动趋势。

六、稳健性检验

6.1 替换解释变量的突变点 Chow 检验

接下来我们再次从生产原材料的角度分析贸易战所带来的影响。以 3c 数码配件为解释变量,记为 lnc，解释三类网络在线商品销售量的数据，其中，智能设备记为 lnz，电子文件产品记为 lnq，电子辞典记为 lnm，具体回归方程形式分别为：

$$Lnz = \alpha_i lnc + \beta_i \quad i=1,2,3 \qquad (19)$$

$$Lnq = \alpha_i lnc + \beta_i \quad i=1,2,3 \qquad (20)$$

$$Lnm = \alpha_i lnc + \beta_i \quad i=1,2,3 \qquad (21)$$

对（19）、（20）、（21）分别运用获取的数据进行回归分析。以 2018 年 3 月为突变点检验，参数估计结果如表 7 所示。

表 7　在线销售商品的方程参数估计

参数 \ 因变量	智能设备（lnz）	电子文具(lnq)	电子辞典(lnm)
α_i	0.4959	1.2683	0.8174
β_i	0.946	0.2921	-0.0669
R^2	0.9606	0.9330	0.9278

Institute www.hanlin.io 仅内部使用,严禁商用

F	733.34	418.64	386.63

从表 7 可见，三类商品在线销售额的增长均呈现出系数为正的变动关系。由 3c 数码配件销售量数据能够显著解释三类商品的销售量的增长。我们以 2018 年 3 月为突变点，采用 Chow 检验方法，分别对在线销售的商品智能设备、电子文具、电子辞典进行突变点检验，Chow 突变点检验结果如表 8、表 9、表 10 所示。

表 8　智能设备 Chow 突变点检验结果

“智能设备”在线销售量的 Chow 突变点检验：2018 年 3 月			
F 统计值	10.72	P 值	0.0004
对数似然率	18.1135	P 值	0.0000

表 9　电子文具 Chow 突变点检验结果

“电子文具”在线销售量的 Chow 突变点检验：2018 年 3 月			
F 统计值	23.8807	P 值	0.0007
对数似然率	31.5724	P 值	0.0000

表 10　电子辞典 Chow 突变点检验结果

“电子辞典”在线销售量的 Chow 突变点检验：2018 年 3 月			
F 统计值	15.5640	P 值	0.0000
对数似然率	23.7711	P 值	0.0000

从表中可见，上述 3 中在线商品销售额的突变点检验都严格拒绝原假设，即实证分析结论支持 2018 年 3 月是突变点的假设。

6.2 在线商品销售量的自回归移动平均模型

（1）选取分界点建立自回归移动平均模型

由以上突变点检验可知，2018 年 3 月为在线商品销售量发生突发性变化的时间点。因此，我们选取 2017 年 1 月-2018 年 3 月的智能设备（lnz）、电子文具(lnq)、电子辞典(lnm)的销售额样本数据构建其随时间 t 变化的时间序列模型。

$$Lnz = a_i t + b \qquad i=1,2,3 \tag{22}$$

$$Lnq = a_i t + b \qquad i=1,2,3 \tag{23}$$

$$Lnm = a_i t + b \qquad i=1,2,3 \tag{24}$$

模型随时间变动的的线性估计结果，列示在表 11 中。

Institute www.hanlin.io 仅内部使用,严禁商用

表 11　在线商品销售随时间 t 变动的系数和截距

参数　　因变量	智能设备（lnz）	电子文具(lnc)	电子辞典(lnm)
a	0.2559	3.6259	0.4111
b	8.1928	19.6359	5.9428
调整 R^2	0.9870	0.9805	0.9871
F	2281.523	1512.247	2302.6188

(2)估计干预模型的变量参数

参考第五章中干预模型的计算公式，该模型的估计结果列示在表 12 中

表 12 突发事件干预模型的参数估计

	ε	ξ
智能设备参数	-0.010	0.7634
电子文具参数	-0.9186	1.0435
电子辞典参数	0.0062	0.6096

（3）时间序列模型与干预模型相整合的在线商品销售量干预模型

将上述表 11 和表 12 步骤所形成的实证分析参数进行整合，我们最终得到完整的智能设备、电子文具、电子辞典的在线商品销售额的干预模型表达式，列示如下：

（1）智能设备在线销售额的完整干预模型：

$$\text{Lnz} = 0.2559t + 8.1928 + \frac{-0.0099}{1-0.7634D}C_t^T \qquad (25)$$

R^2=0.9870,　　F= 2281.52

其中，

$$C_t^T = \begin{cases} 0，贸易战发生前 & (t<2018\text{ 年 }3\text{ 月}) \\ 1，贸易战发生后 & (t>2018\text{ 年 }3\text{ 月}) \end{cases}$$

（2）电子文具在线销售额的完整干预模型：

$$\text{Lnq} = 3.6259t + 19.6359 + \frac{-0.9186}{1-1.0435D}C_t^T \qquad (26)$$

R^2=0.9805,　　F= 2302.6188

其中，

$$C_t^T = \begin{cases} 0，贸易战发生前 & (t<2018\text{ 年 }3\text{ 月}) \\ 1，贸易战发生后 & (t>2018\text{ 年 }3\text{ 月}) \end{cases}$$

Institute www.hanlin.io 仅内部使用,严禁商用

（3）电子辞典在线销售额的完整干预模型：

$$Lnm = 0.4111t + 5.9428 + \frac{0.0061}{1-0.6096}C_t^T \quad (27)$$

R^2=0.9871,　　F= 907.11

其中，

$$C_t^T = \begin{cases} 0，贸易战发生前 & (t<2018年3月) \\ 1，贸易战发生后 & (t>2018年3月) \end{cases}$$

上述模型的拟合度较高，均通过参数的显著性检验和回归方程的显著性检验。结合公式（25）（26）（27）同样能够说明且能够合理解释自 2018 年 3 月之后，在国际贸易政策冲击下国内在线销售量的变动趋势。

七、结论

7.1 主要结论

网络新闻冲击对相关产业的在线消费数量产生了显著的影响，而且这一影响具有不可逆的特征。实证分析表明，在 2018 年 3 月以“贸易战”为代表关键词的百度网络搜索数量的急剧增加，显示出该关键词集中体现了社会个体关注的焦点事件。运用 Chow 突变点检验、回归分析建立的干预模型得出的结论表明：

（1）以关键词检索相关的百度网络搜索指数具有明显的代表性，网络搜索指数反映了社会个体对相关事件进展的密切关注态势。关键词“贸易战”的网络搜索指数数据急剧增加，还体现了社会个体对相关突发事件影响自身利益的关切。本文实证检验也表明网络在线消费价格指数影响着在线消费商品数量，且具有不可逆的变动，这一变动正是消费者基于突发事件的影响而做出的消费决策的改变。

（2）突变点的冲击对不同进口替代程度消费品消费量的增长趋势的影响存在差异。本文选取了“智能设备”、“3C 数码配件”、“电子辞典”分别代表高新技术企业产品、以“信息小家电”为主体的 3C 数码配件产品以及电子产品。分析结果表明，代表高端技术装备的智能设备的销售量在经受突变点冲击之后，有微小的降低。而代表具有较强进口替代能力的“3C”数码配件产品的销售量在经受突发事件冲击后，其销售量有明显的增加。最

Institute
www.hanlin.io
仅内部使用,严禁商用

后，代表电子产品的“电子辞典”在经受冲击之后有微幅的增长，体现出较小的变化趋势。

（3）模型的时间预测曲线为相关管理部门提高市场预测能力提供理论依据。本文的实证结论也为通过网络新闻事件干预并正确引导社会个体消费者的消费行为决策，提供可靠的依据。当面临强烈的新闻时间干预影响时，为平抑市场波动，减少对市场的冲击，相关舆情管理部门应该联合商业管理部门实施好新闻时间冲击的预警和分析。提前做好相关稳定市场环境的工作。

7.2 进一步讨论

贸易突发事件对交通和通讯类在线消费者价格指数产生影响，而交通和通讯类在线消费者价格指数影响以在线商品成交量为代表的消费者需求。影响路径为关税上升、国内进口替代原材料“3C 数码配件”价格和成较量均上升、国内智能设备、电子辞典、电子文具等最终产品成交量上升。这一逻辑链条在替换国内进口替代原材料“3C 数码配件”的成较量为解释变量后，结果依然显著。这一结果也较为符合目前国内的实际状况。本文在数据采集中仅使用了数据平滑的方法，在实证分析中使用了一阶滞后线性回归方法。由于在线商品价格和销售量之间多呈非线性特征，因此，在未来可以通过采用非平稳时间序列进行实证分析则更贴近现实状况，为相关管理部门提供可行的政策建议。

Institute www.hanlin.io 仅内部使用,严禁商用

参考文献

[1] Lin, JL；Chan, HC，Understanding the Beliefs and Intentions in Search and Purchase Functions in an E-Commerce Web Site，IEEE TRANSACTIONS ON ENGINEERING MANAGEMENT, 2009. 56(2):106-114.

[2] Lim, Jaejoo; Grover, Varun; Purvis, Russell L., The Consumer Choice of E-Channels as a Purchasing Avenue: An Empirical Investigation of the Communicative Aspects of Information Quality, IEEE TRANSACTIONS ON ENGINEERING MANAGEMENT, 2012.59(3):348-363.

[3] MacCarthy, Bart L.; Zhang, Lina; Muyldermans, Luc, Best Performance Frontiers for Buy-Online-Pickup-in-Store order fulfilment, INTERNATIONAL JOURNAL OF PRODUCTION ECONOMICS, 2019.211(5): 251-264.

[4] Box, G. E. P., & Tiao, G. C. Intervention analysis with applications to economic and environmental problem. Journal of the American Statistical Association, 1975(70):70–79.

[5] Kwek Ch.L, Lau T.Ch, Tan H.P., The Effects of Shopping Orientations, Online Trust and Prior Online Purchase Experience toward Customers' Online Purchase Intention. International Business Research, 2010, (3):63-76.

[6] Twine, EE ; Rude, J; Unterschultz, J., Canadian Cattle Cycles and Market Shocks, CANADIAN JOURNAL OF AGRICULTURAL ECONOMICS-REVUE CANADIENNE D AGROECONOMIE, 2016(64):119-146.

[7] Limayem M., Khalifa M., Frini. A. What makes consumers buy from Internet? A longitudinal study of online shopping. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans, 2000, Vol.30 (4):21-432.

[8] Wan-I. Lee, Shan-Yin Cheng, Yu-Ta Shih. Effects among product attributes, involvement, word-of-mouth, and purchase intention in online shopping. Asia Pacific Management Review, 2017, 22(4):23-229.

[9] 陈兆友，基于干预模型的 FDI 对产业结构的影响分析，统计与决策, 2011(8):119-121.

[10] 冯文权，政策干预或突发事件影响的统计分析模型，统计与决策, 1990(12):8-11.

[11] 杨楠；邢力聪，干预分析模型在房价指数预测中的应用，统计与决策, 2005(11):51-52.

[12] 任乐；崔东佳，基于网络搜索数据的国内旅游客流量预测研究，经济问题探索,

Institute www.hanlin.io 仅内部使用,严禁商用

2014(4):67-73.

[13] 张崇; 吕本富; 彭赓; 刘颖. 网络搜索数据与 CPI 的相关性研究, 管理科学学报, 2012(7) : 50-59.

[14] 喻昕; 许正良; 郭雯君.在线商户商品信息呈现对消费者行为意愿影响的研究， 情报理论与实践.2017(10)：80-84.

[15] 李光明,蔡旺春. 基于网站特性的在线购物体验研究，中国流通经济. 2015(11)：96-104.

[16] 沈鹏熠,范秀成. 在线零售商营销道德、购物体验与顾客行为倾向研究. 大连理工大学学报(社会科学版). 2016(03)：70-76.

[17] 李飞; 马宝龙; 林健. 突发事件对零售企业顾客购买行为的影响研究, 南开管理评论, 2010(06) ：4-11.

[18]庄倩倩. 网络消费者购买意愿影响因素实证研究. 商业经济研究. 2019(07):55-58.

[19]梁立俊;游桂芬. 汇率变动与贸易余额——基于政策干预和预期因素的模型分析和实证研究. 国际经贸探. 2011(06):17-25.

致谢：

感谢上海财经大学金融学院曹啸副教授、博士生导师的耐心指导，在他的指导下本研究取得了较好的预期结果。希望在未来的项目研究中，一如既往地得到各位前辈和老师的支持。

Institute
www.hanlin.io
仅内部使用,严禁商用

附：

Chow 检验的 Stata 命令程序

```
chowreg y1 x1 , dum(15) type(1)
chowreg y1 x1 , dum(15) type(2)
chowreg y1 x1 , dum(15) type(3)
est store m1
reg2docx m1    using G13.docx,replace scalars(N r2(%9.4f) r2_a(%9.4f))      ///
title("结果 1")
chowreg y2 x1 , dum(15) type(1)
chowreg y2 x1 , dum(15) type(2)
chowreg y2 x1 , dum(15) type(3)
est store m1
reg2docx m1    using G13.docx,replace scalars(N r2(%9.4f) r2_a(%9.4f))      ///
title("结果 2")
chowreg y3 x1 , dum(15) type(1)
chowreg y3 x1 , dum(15) type(2)
chowreg y3 x1 , dum(15) type(3)
est store m1
reg2docx m1    using G13.docx,replace scalars(N r2(%9.4f) r2_a(%9.4f))      ///
title("结果 2")
```

Institute
www.hanlin.io
仅内部使用,严禁商用

chow 检验分析

结果 1

	(1)	(2)	(3)
	y1	y1	y1
x1	4.817***	4.811***	4.224***
	(3.903)	(3.871)	(2.827)
D0	-0.040		-9.376
	(-0.271)		(-0.722)
Dx_x1		-0.008	1.944
		(-0.263)	(0.719)
_cons	-20.472***	-20.440***	-17.665**
	(-3.508)	(-3.479)	(-2.501)
N	31	31	31
R-Square	0.6881	0.6880	0.6939
Adj.R-Square	0.67	0.67	0.66

Ho: no Structural Change

- N1: 1st Period Obs = 15
- N2: 2nd Period Obs = 16
- Chow Test [K, N-2*K] = 70.7269 P Value > F(2 , 27) 0.0000
- Fisher Test [N2,(N1-K)] = 5.0802 P Value > F(16 , 13)0.0026
- Wald Test = 162.4099 P Value > Chi2(16) 0.0000
- Likelihood Ratio Test = 56.7556 P Value > Chi2(16) 0.0000
- Lagrange Multiplier Test = 26.0313 P Value > Chi2(16) 0.0000

结果 2

	(1)	(2)	(3)
	y2	y2	y2
x1	3.239***	3.242***	3.412***
	(14.463)	(14.383)	(12.784)
D0	-0.009		2.714
	(-0.319)		(1.170)
Dx_x1		-0.002	-0.567
		(-0.332)	(-1.174)
_cons	-13.000***	-13.015***	-13.818***
	(-12.275)	(-12.210)	(-10.948)

Institute
www.hanlin.io
仅内部使用,严禁商用

N	31	31	31
R-Square	0.9706	0.9706	0.9720
Adj.R-Square	0.97	0.97	0.97

Ho: no Structural Change

- N1: 1st Period Obs = 15
- N2: 2nd Period Obs = 16
- Chow Test [K, N-2*K] = 5.5247 P Value > F(2 , 27) 0.0097
- Fisher Test [N2,(N1-K)] = 1.2566 P Value > F(16 , 13)0.3429
- Wald Test = 12.6862 P Value > Chi2(16) 0.0004
- Likelihood Ratio Test = 10.6344 P Value > Chi2(16) 0.0011
- Lagrange Multiplier Test = 9.0022 P Value > Chi2(16) 0.0027

结果 3

	(1)	(2)	(3)
	y3	y3	y3
x1	5.454***	5.434***	4.652***
	(14.334)	(14.233)	(12.516)
D0	0.114**		-12.498***
	(2.485)		(-3.870)
Dx_x1		0.024**	2.626***
		(2.530)	(3.905)
_cons	-23.033***	-22.940***	-19.241***
	(-12.803)	(-12.708)	(-10.949)
N	31	31	31
R-Square	0.9783	0.9784	0.9861
Adj.R-Square	0.98	0.98	0.98

Ho: no Structural Change

- N1: 1st Period Obs = 15
- N2: 2nd Period Obs = 16
- Chow Test [K, N-2*K] = 12.2844 P Value > F(2 , 27) 0.0002
- Fisher Test [N2,(N1-K)] = 1.5706 P Value > F(16 , 13)0.2084
- Wald Test = 28.2086 P Value > Chi2(16) 0.0000
- Likelihood Ratio Test = 20.0595 P Value > Chi2(16) 0.0000

Institute www.hanlin.io 仅内部使用,严禁商用

- Lagrange Multiplier Test = 14.7692 P Value > Chi2(16) 0.0001

干预模型的 matlab 程序：

```
m1 = length(x);
for i = 1:m1;
    y(i-s) = x(i) - x(i-1); %滞后 1 周期的差分变换
end
w = diff(y);
m2 = length(2);
for i = 0:6
    for j = 0:6
        if i == 0 & j == 0
            continue
        elseif i == 0
            ToEstMd = arima('MALags',1:j,'Constant',0);
        elseif j == 0
            ToEstMd = arima('ARLags',1:i,'Constant',0);
        else
            ToEstMd = arima('ARLags',1:i,'MALags',1:j,'Constant',0);
        end
        k = k + 1;
        R(k) = i;
        M(k) = j;
        [EstMd,EstParamCov,LogL,info] = estimate(ToEstMd,w'); %  模型拟合
        numParams = sum(any(EstParamCov));
        [aic(k),bic(k)] = aicbic(LogL,numParams,m2);
    end
end
fprintf('R,M,AIC,BIC 的对应值如下\n%f');
check    = [R',M',aic',bic']
```