



# 空气质量对消费者 互联网搜索行为的影响

张泽林<sup>1</sup>, 韦斐琼<sup>2</sup>, 韩冀东<sup>1</sup>, 陈蔚妮<sup>1</sup>

1 中国人民大学 商学院 北京 100872

2 南京工业大学 经济与管理学院, 南京 211800

**摘要:**随着经济和城市化进程的快速发展,中国部分地区雾霾天气频发,已经影响人们的日常生活。与雾霾相关的议题已经引起政府、业界和学界的共同关注,但雾霾如何影响消费者行为,特别是消费者的互联网搜索和使用行为,目前还缺少充分的证据和研究。

已有研究发现,空气质量变差会降低消费者的信息处理能力,并导致消极情绪,被称之为成本效应。同时,面对消极情绪时人们会自发地通过购物和娱乐(听音乐、看电影)等补偿行为来缓解其影响,表现为增加对购物类和视频类网站的搜索和使用,被称之为补偿效应。

基于对由空气质量引起的消费者感知的成本效应与补偿效应间的博弈,以北京市为例,采用国家环保部提供的空气质量指数和18个主要网站的百度搜索指数,使用Stata/MP 13.0对数据进行实证分析,研究空气质量对消费者的互联网搜索和使用行为以及终端的使用偏好的影响。

研究结果表明,随着空气质量变差,消费者对视频类网站的总搜索热度保持不变,但对购物类网站的总搜索热度会经历一个先增加后下降的倒U形过程。然而,消费者在移动端对两类网站的搜索均呈现倒U形过程,而且消费者对购物类网站的搜索在空气质量较差时的下降趋势要强于视频类网站。同时,空气质量对消费者的终端使用偏好有显著影响,具体来说,消费者搜索和浏览购物类和视频类网站时,空气质量变差会使更多的人从使用PC端转向使用移动端,这种终端间的迁移程度随着空气质量的进一步变差而变缓,进而下降;视频类网站中PC端向移动端迁移的程度显著地低于购物类网站。

研究结果拓展了已有的空气质量对消费者情绪和行为影响的理论,为空气质量对消费者网站搜索和使用行为的影响提供定量的证据。研究结论有助于企业更好地调整其营销策略,也为政府和相关领域的决策提供理论基础。

**关键词:**空气质量;搜索行为;百度指数;移动端;购物类网站;视频类网站

**中图分类号:**F713.56

**文献标识码:**A

**doi:**10.3969/j.issn.1672-0334.2018.05.002

**文章编号:**1672-0334(2018)05-0016-14

**收稿日期:**2018-02-01 **修返日期:**2018-08-11

**基金项目:**国家自然科学基金(71772172)

**作者简介:**张泽林,管理学博士,中国人民大学商学院副教授,研究方向为定价理论、博弈论、大数据营销、服务营销和营销金融交叉学等,代表性学术成果为“Probabilistic selling in quality-differentiated markets”,发表在2015年第8期《Management Science》,E-mail:zhangzelin@rmba.ruc.edu.cn

韦斐琼,管理学博士,南京工业大学经济与管理学院讲师,研究方向为定价理论和大数据营销等,E-mail:sherrywfq@163.com

韩冀东,管理学博士,中国人民大学商学院副教授,研究方向为顾客关系管理、大数据营销和网上拍卖等,代表性学术成果为“The effects of competitive reserve prices in online auctions”,发表在2018年第7/8期《European Journal of Marketing》,E-mail:hanjiedong@rmba.ruc.edu.cn

陈蔚妮,中国人民大学商学院硕士研究生,研究方向为定价理论和大数据营销等,E-mail:cwmthappy@126.com

## 引言

随着经济快速发展和城市化进程的加快,近年来中国部分地区雾霾天气频发,空气质量和污染问题已经影响人们的生活。根据ZHANG et al.<sup>[1]</sup>使用电商数据的研究发现,空气质量指数(air quality index, AQI)每上升100点,会增加54.5%的普通口罩和70.6%的防雾霾口罩销量。雾霾这一环境现象已经引起政府、业界和学界的共同关注<sup>[2]</sup>。

从生活经验中能够感觉到雾霾对消费者的行为有影响,直觉上也能猜到雾霾严重时口罩的销量会增加。但空气质量对消费者的行为到底有什么影响、在哪些方面有影响、影响程度如何,则并不容易获得直观的结果。

借鉴多个学科的已有研究,空气质量对消费者的影响可能来自于两方面,一是信息处理能力的改变,二是情绪的改变。具体到消费者的互联网搜索行为而言,由于不同类型的网站提供的信息量多少和引发的消费者情绪积极程度不同,导致空气质量变化时消费者搜索不同类型网站的数量会发生变化,但搜索数量是增加还是减少、变化程度的大小均未有清楚的结论。

此外,手机等移动端设备具有与PC端不同的特点,如更小的屏幕、更频繁地使用和可触控等。在空气质量改变时,消费者是否会更多使用移动端设备进行搜索,搜索不同类型网站的数量是否会有变化,变化的方向和程度如何,这些都尚不清楚。

过去几年,中国较大范围的空气质量不良(如雾霾),为研究空气质量对消费者搜索行为的影响提供了大样本的实际数据。基于上述情景,本研究开展空气质量对消费者搜索行为影响的研究,主要回答两个问题:

第一,空气质量是否影响消费者对不同类型网站的搜索数量,影响程度如何,且影响程度是否随空气质量变差呈现不同(非线性)趋势。

第二,空气质量是否影响消费者偏好使用的搜索终端设备,终端设备对消费者搜索不同类型网站的数量是否有影响,影响程度如何,且影响程度是否随空气质量变差呈现不同(非线性)趋势。

本研究基于实际的空气质量数据和消费者搜索数量数据,拓展已有的空气质量对消费者行为影响方面的理论,帮助企业更好地规划其营销策略,也为政府和相关领域的决策提供数据基础。

## 1 相关研究评述

关于空气质量对人的影响的研究主要涉及4个方面,①空气质量对人的生理和心理(情绪)的影响,②情绪对人的行为的影响,③空气质量对消费者互联网搜索行为的影响,④终端设备的特点对消费者行为的影响。

### 1.1 空气质量对人的生理和心理(情绪)的影响:成本效应

空气质量下降会对人的生理产生影响。近年

来,病理学相关研究发现,长期暴露于污染的空气中,会显著增加人们患呼吸系统疾病<sup>[3]</sup>、肺癌<sup>[4]</sup>和心血管疾病的几率<sup>[5]</sup>。同时,流行病学专家通过对不同年龄和性别人群样本的观测和研究发现,空气污染导致人的认知能力显著下降,影响其记忆力、语言能力、注意力、逻辑和数学计算能力等<sup>[6]</sup>。

空气污染除了造成生理影响外,还会对人的心理产生影响。环境心理学的研究发现,暴露在污染的空气中的人,会产生焦虑、抑郁和紧张情绪,从而更愿意花费时间和金钱降低空气污染<sup>[7]</sup>。MEHTA et al.<sup>[8]</sup>研究发现,心烦、控制能力下降、紧张、处理能力下降和自信心下降等知觉压力与个体所处环境的空气污染程度显著相关。且这些消极情绪在空气污染程度高时变得更加显著<sup>[9]</sup>。近年来,吕小康等<sup>[10]</sup>对空气污染的心理影响机制进行探讨和研究;张君等<sup>[11]</sup>基于北京海淀区的样本,发现81.3%的居民在有雾霾时会容易感到焦虑、低落和幸福感下降。

上述研究都发现,当空气质量变差时,人会容易产生不良的生理和消极的心理反应,进而导致人体的认知能力和信息处理能力下降。消费者上网过程中势必要涉及信息的搜索和处理过程,当其认知能力和信息处理能力下降时,所感知的信息搜索和处理成本将上升,本研究将其称为空气污染导致的成本效应。

### 1.2 情绪对人的行为的影响:补偿效应

空气污染会导致消极情绪,而消极情绪又影响人们的行为。行为经济学和消费者行为学的学者们就消极情绪如何影响人的行为以及人们会通过哪些行为降低这种消极情绪这两个主要问题进行了大量的探索。

SAUNDERS<sup>[12]</sup>研究天气状况是否通过影响交易员的情绪影响股票交易的回报率,结果表明阴雨天气使交易员情绪低落、精神萎靡,导致其理性程度和判断力下降,最终降低股票交易的回报率;LEPORI<sup>[13]</sup>的研究也发现,大气污染对人的情绪造成很大影响,降低其判断力且变得更加偏好高风险的股票;蒋玉梅等<sup>[14]</sup>的研究发现,投资者的悲观情绪会放大企业负面信息导致的股票价格下降。类似的,消费者行为学的学者对于天气状况对消费者决策的影响也进行了相关探索。聂春艳等<sup>[15]</sup>进一步关注环境气味的共同影响,发现消费者性别与气味性别一致性提高消费者的产品评价和购买意愿;LI et al.<sup>[16]</sup>发现消费者对移动端促销信息的反馈在晴朗的天气下最显著也最迅速,而多云和阴雨天都会不同程度降低消费者的反馈强度和速度。

然而,与行为经济学的研究视角不同,消费者行为学的学者还关注人通过哪些行为缓解其消极情绪。该领域的研究发现,人通过各种补偿行为应对包括焦虑、沮丧、压力和恐惧等在内的消极情绪。KIM et al.<sup>[17]</sup>发现人们通过购买大件、稀缺或独特性商品降低其对消极情绪的感知;张初兵等<sup>[18]</sup>的研究也证实这种消极情绪的感知可以通过网络购物获得

补偿。这种通过购物调节情绪和释放压力的方法学术上称为零售疗法<sup>[19]</sup>。相关研究也发现消极情绪还可以通过带有柔软性质的产品<sup>[20]</sup>或绿色产品<sup>[21]</sup>的消费获得补偿,王建明等<sup>[22]</sup>则完善了绿色购买与行为的机制研究。

还有学者发现人们会通过过量饮食或消费不健康食品降低其对消极情绪的感知<sup>[23]</sup>。除了消费实物商品和食品外,听音乐、看新闻和杂志<sup>[24]</sup>、看电影<sup>[25]</sup>等方式也在不同程度上降低人的消极情绪感知。NEPOMUCENO et al.<sup>[26]</sup>甚至发现,购物能够帮助一些人缓解对死亡的恐惧。

通过以上回顾本研究发现,当面对空气污染所导致的消极情绪时,人们自发地通过购物、娱乐(听音乐和看电影)或看新闻等补偿行为缓解其消极情绪,本研究将其称为空气污染导致的补偿效应。

### 1.3 互联网搜索行为

随着互联网的飞速发展,信息的数量和复杂程度呈现爆炸式增长。为了更快、更准确地获取目标信息,互联网用户变得越来越习惯于使用搜索引擎<sup>[27]</sup>。

BRODER<sup>[28]</sup>在计算机领域的研究发现,依据搜索词与搜索目的之间的关系,用户的搜索行为可以分为导航性、信息性和事务性3类。用户以到达目标网站为目的的搜索属于导航性搜索,以搜索减肥食谱等获取信息为目的的搜索属于信息性搜索,以购物、下载文件和查找地图等完成特定任务为目的的搜索属于事务性搜索。

本研究主要关注互联网用户以目标网站关键字为搜索内容的导航性搜索。张谊浩等<sup>[29]</sup>研究发现,互联网用户的搜索行为能够很好地体现其后续使用相关网站的意愿和行为。有不少研究给这一发现提供了证据。许启发等<sup>[30]</sup>发现网络情绪与股市收益之间存在显著的相关性,并可以预测股市的未来趋势;CHOI et al.<sup>[31]</sup>也发现谷歌搜索指数可以很好地预测北美的汽车销售量。利用百度指数分离出的关键词,黄先开等<sup>[32]</sup>比较精确地对故宫游客的数量进行预测。除了网络搜索对微观领域消费者行为的研究外,王勇等<sup>[33]</sup>通过对宏观数据的分析还发现网络搜索对中国的季度失业率也具有很好的预测效果。

基于对已有研究的梳理,本研究认为网络搜索数量(发布搜索指数的机构常常称之为“热度”)可以很好地作为消费者后续行为的代理变量或者预判指标。因此,在本研究中使用目标网站关键字的百度搜索热度指数作为该网站用户使用意愿和网站流量的预判指标。

### 1.4 终端设备的特点对消费者行为的影响

随着移动设备(智能手机和平板电脑)在中国的普及,互联网用户使用移动设备的比例越来越高。据中国互联网络信息中心统计,截至2017年12月,中国网民规模达7.72亿,网民中使用手机上网人数的占比由2016年的95.1%提升至97.5%<sup>[34]</sup>。

相对于传统的PC端,移动设备有两个特性,一

是无处不在,主要体现在可持续性、及时性和便携性<sup>[35-36]</sup>;二是独特性,主要体现在轻便化、私人化、网络化、可视化和聚集性<sup>[37]</sup>。同时,除了键盘和屏幕尺寸的差别外,移动设备还有相机、扫描和定位等PC端不具备的功能<sup>[38]</sup>。

除设备本身的差别外,用户在移动端与PC端的使用行为上也存在差异。KAMVAR et al.<sup>[39]</sup>通过分析谷歌的日志数据,发现消费者在移动端的搜索要多于PC端的搜索;吴丹等<sup>[40]</sup>发现,由于输入方式、任务模式、信息展现形式、广告及干扰信息等因素在两个终端存在差异,用户在移动端的搜索次数、搜索时长、浏览结果时长都少于PC端;刘百灵等<sup>[41]</sup>的研究也表明,由于移动端包含大量个人隐私和信息,其带来的隐私风险感知会降低消费者对移动端购物的使用意愿。

综上所述,与本研究有关的已有研究主要沿着以下两个脉络展开。

一是空气质量对人情绪和后续行为的影响。已有研究发现,较差的空气质量引发消极情绪,如焦虑和沮丧等。一方面,消极情绪降低消费者的信息处理能力,导致消费者不愿意处理复杂的信息,即成本效应;另一方面,消极情绪引发消费者缓解消极情绪的行为,导致消费者更偏好能引发积极情绪的行为,即补偿效应。

二是终端设备特点对消费者互联网搜索和使用行为的影响。已有研究发现,消费者互联网搜索和使用行为是在其均衡付出成本与所获收益基础上的结果。移动设备(如手机)具有小屏幕、随身、可触控的特点,小屏幕限制了每屏展示的信息量,而随身、可触控的特点则提供了亲密等积极情绪的补偿。

空气质量对人们的互联网搜索和使用行为有什么影响,尤其是当所搜索的网站类型不同时,空气质量的影响程度如何以及影响机理是什么,对以上问题还缺乏充分的研究和证据。另外,用于搜索的终端设备对上述搜索行为影响程度如何,也需要进一步研究。

## 2 研究假设

从已有研究可知,空气污染降低了消费者的信息处理能力,导致消费者产生消极情绪。这可以形象地理解为,前者使消费者在雾霾天气不喜欢干“费脑筋”的事,后者使消费者想干点“开心”的事。

已有的网站多种多样,目前并没有标准的网站分类方法。2017年7月参照中国互联网络信息中心发布的搜索服务渗透率,排名前5的是综合搜索(85%)、购物类(81.5%)、视频类(77.1%)、新闻类(77%)和地图类(69.3%)<sup>[42]</sup>。考虑到排名第1的综合搜索范围太广、排名第5的地图类网站数量较少,且在初步研究中本研究发现雾霾对新闻类网站的搜索热度及消费者的终端设备偏好均无显著影响,因此本研究主要集中在购物类和视频类网站上。

购物类网站主要向消费者提供各种零售服务,

销售数以亿计的商品。视频类网站主要提供各种娱乐节目,包括音乐、影片、综艺节目等。本研究围绕空气质量对上述两类网站搜索热度的影响和对消费者偏好的终端设备的影响展开研究。

### 2.1 空气质量对消费者搜索不同类型网站热度的影响

基于已有研究,本研究推测,空气质量下降(如雾霾)引起消费者的消极情绪。一方面,这个消极情绪会导致成本效应,即消费者在雾霾天的信息处理能力下降且更加不愿意接受信息处理负荷过高的任务;另一方面,消极情绪又会导致消费者增加对补偿效应的需求。但是,本研究认为消费者的消极情绪随空气质量变差并不是一个线性变化的模式,应该是一个非线性的模式。具体来说,当空气质量较好时,消费者不会产生消极情绪;随着空气质量持续变差,消费者从生理到心理层面均产生不适,进而导致消极情绪的增加;当空气质量进一步变差时,根据前人研究,消费者生理上产生病理性反应,且心理上产生极大的焦虑、沮丧,甚至恐惧等剧烈的消极反应。因此,本研究认为,随着空气质量变差,消费者的消极情绪会呈现一个从缓慢到剧烈的几何式增长的模式。进而,由消极情绪导致的消费者信息处理的成本效应也呈几何式增长。但是,需要注意的是,补偿效应的需求的增长并不会服从几何式的模式,这主要由于其还受限于相关行为的补偿能力。消费者的补偿行为一般包括购物、看视频(电影)、听音乐等,随着空气质量变差,消费者可以通过提高这些补偿行为的频率和强度实现对其消极情绪的补偿。当该行为带来的心理补偿大于行为本身所需信息处理的成本时,消费者就会执行此补偿行为。但是,消费者不太可能无节制地进行购买,或者看视频、听音乐,当空气质量变差到一定程度后,消费者通过补偿行为所能得到的心理补偿达到饱和。而此时,由于补偿行为所需的信息处理负荷(也就是成本效应)会延续几何式的增长,开始蚕食甚至抵消补偿行为本身可以为消费者带来的心理补偿效用。成本效应和补偿效应的强度随雾霾指数变化情况见图1,图1中,随着雾霾指数的增加,成本效应曲线接近并超过补偿效应曲线。

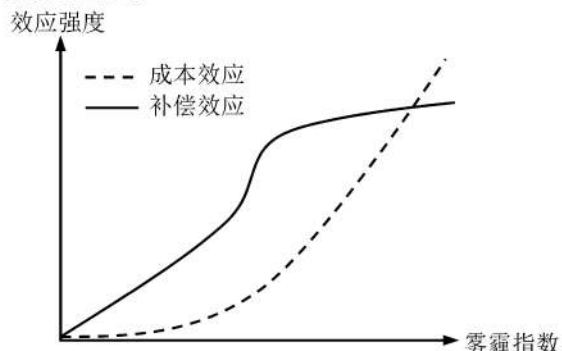


图1 成本效应和补偿效应的强度随雾霾指数变化示意图

Figure 1 Change of the Cost and Compensation Effect with the Level of Haze Pollution

根据以上分析,本研究认为随着雾霾程度的提高,在成本效应仍处于缓慢增长且补偿效应未达到饱和状态前,消费者对购物类和视频类的搜索热度呈上升趋势。但随着雾霾程度的持续增大,当成本效应开始快速增长或补偿效应已达到饱和状态时,成本效应会蚕食甚至抵消补偿效应,进而导致消费者对购物类和视频类的搜索热度的上升趋势减缓,甚至是下降。因此,本研究提出假设。

H<sub>1a</sub> 消费者对购物类和视频类的总搜索热度随雾霾程度的变化呈先增加后下降的倒U形趋势。

但是,由于消费者的购物过程一般会涉及较大的认知资源投入和信息处理负荷(成本效应),而视频的选择和观看过程中涉及的信息处理负荷相对较小。且随着雾霾程度的变大,由于视频类网站本身成本效应基数小于购物类网站,其成本效应上升的绝对幅度也会低于购物类网站,导致两类网站间成本效应的差别随之变大。但从补偿能力上看很难说购物行为与视频和音乐的欣赏行为哪一个会带来更大的补偿。因此,当雾霾程度较大时,与视频类网站相比,成本效应对购物类网站的牵制程度加大,进而导致购物类网站随雾霾程度变化的倒U形曲线低于视频类网站的曲线。根据以上讨论,本研究提出假设。

H<sub>1b</sub> 在雾霾程度较大时,消费者对购物类网站的总搜索热度随雾霾程度变化的倒U形曲线低于视频类网站的倒U形曲线。

### 2.2 空气质量对消费者使用移动端设备搜索不同类型网站热度的影响

上文本研究分析并比较了空气质量对消费者搜索购物类和视频类网站热度的影响,研究过程中并没有区分消费者采用的终端设备是计算机还是手机。

依照与H<sub>1</sub>类似的逻辑,空气污染导致人的信息处理能力下降并使人更偏好带有积极情绪的活动。且随雾霾程度增加,与视频类网站相比,成本效应对购物类网站的牵制程度加大,而补偿效应随雾霾程度增加存在饱和状态。因此,当消费者采用移动端设备进行搜索时,本研究提出假设。

H<sub>2a</sub> 消费者使用移动端对购物类和视频类的搜索热度随雾霾程度的提高呈先增加后下降的倒U形趋势;

H<sub>2b</sub> 在雾霾程度较大时,消费者使用移动端对购物类网站的搜索热度随雾霾程度变化的倒U形曲线低于视频类网站的倒U形曲线。

### 2.3 空气质量对消费者偏好搜索设备的影响

本研究已经探讨空气质量对消费者在两种不同类型网站搜索热度之间的对比,下面进一步探索针对同一种类型的网站,空气质量对消费者偏好的搜索设备的影响。

空气污染降低消费者的信息处理能力并带来消极情绪,导致消费者在污染天气更偏好信息负荷低、能带来积极情绪补偿的移动端搜索。由于不同类型

的网站提供的信息量和积极情绪的补偿程度不同,所以在空气污染的情况下,消费者搜索这些网站时,对使用移动端的偏好程度也应该有差异。

与PC端相比,移动端设备小屏幕的特点限制了其每屏幕能够展示的信息量,推动网站方面必须给消费者提供更简洁的界面和信息,降低消费者处理信息的负荷。因此可以推测,雾霾导致的消费者信息处理能力下降的效果(成本效应)在移动端有所减弱。同时,移动端随身、触屏的特点,提供了心理学上的亲密感觉,有助于消费者缓解消极情绪(补偿效应),这也导致消费者在移动端获取的积极情绪补偿比PC端更高。而随着雾霾程度的持续提高,消费者的消极情绪也持续升高,进而消极情绪导致的成本效应也在移动端和PC端同时快速增长。此时,与PC端相比,移动端设备在成本效应和补偿效应上的相对优势将被成本效应的绝对强度的持续上升所稀释,进而导致移动端搜索占比在达到极值后开始下降。因此,本研究提出假设。

$H_{3a}$  空气污染导致消费者在搜索购物类和视频类网站时,随着雾霾程度的提高,使用移动端所占比例呈先增加后下降的倒U形趋势。

进一步,本研究还将讨论由空气污染导致消费者对移动端偏好的强度在购物类与视频类网站间是否存在差别。移动端特有的随身、触屏等特点导致的积极情绪补偿与网站类别无关,消费者只要使用移动端,不论其搜索和使用任何类型的网站,均可获得积极情绪的补偿。因而,在比较消费者对移动端偏好的强度在两类网站间的差别时,应考虑不同终端导致的信息负荷的变化在两类网站间是否存在差异。

相对而言,消费者搜索和使用购物类网站时,需要处理较多的信息。当终端设备从PC转变为移动端时,由于移动端屏幕较小、每屏信息量有限,能够较大程度地降低消费者的信息负荷。因而,消费者搜索购物类网站时,空气污染会导致消费者更多从PC端转换到移动端(即移动端所占比例提高)。而当消费者搜索和使用视频类网站时,处理信息的负荷较小,移动端带来的信息负荷降低并不明显,因而空气污染导致的终端设备的转换程度也应该较小。综上所述,本研究提出假设。

$H_{3b}$  空气污染导致消费者搜索视频类网站时,使用移动端所占比例随雾霾程度变化的倒U型曲线低于购物类网站的倒U形曲线。

### 3 变量和模型

为了检验研究假设,本研究构建能够测量空气质量、搜索热度和终端设备偏好程度的变量。

(1)空气质量。本研究采用环境空气质量指数(AQI)测量空气质量,具体标准参见2012年2月29日环境保护部发布的《环境空气质量指数(AQI)技术规范(试行)》(HJ 633-2012),该标准与国际通行标准基本相同。

(2)搜索热度。本研究采用从百度指数获得的PC端搜索指数和移动端搜索指数测量搜索热度,并作如下具体定义:TS为某类网站当天的总搜索热度;MS为某类网站当天的移动端搜索热度, $MS = TS - PC$ 端搜索热度;MP为移动端搜索占比, $MP = \frac{MS}{TS}$ 。

根据以上定义,MP可用于表示单一消费者选择移动端进行搜索的可能性。

本研究采用虚拟变量 $I_k$ 表示网站类别,用于区分AQI对消费者在两类网站搜索行为的影响<sup>[43]</sup>, $k = 0, 1, I_0$ 为购物类网站, $I_1$ 为视频类网站。当 $I_0 = 1$ 而 $I_1 = 0$ 时,因变量为购物类网站的搜索热度;当 $I_1 = 1$ 而 $I_0 = 0$ 时,因变量为视频类网站的搜索热度;不存在 $I_0$ 和 $I_1$ 同时为1的情况。

考虑到天气对空气质量<sup>[44]</sup>、消费者情绪和行为可能产生的影响,本研究在模型中增加气温、风力和雨雪等天气状况,以及周一至周日和国家法定节假日的哑变量作为控制变量。

变量含义见表1。

表1 变量含义  
Table 1 Variables Denotations

变量类别	变量名称	变量含义
因变量	TS	总搜索热度
	MS	移动端搜索热度
	MP	移动端搜索占比
自变量	$I_k$	网站类别,购物类网站k取值为0,视频类网站k取值为1
	AQI	北京市当日AQI指数
控制变量	RS	北京市当日是否为雨雪天气,是雨雪天取值为1,不是取值为0
	MT	北京市当日的平均温度,最高温与最低温的平均值
	WD	北京市当日风力是否达到3级以上,大于3级取值为1,小于等于3级取值为0
	$D_i$	周一至周日的哑变量, $i = 1, \dots, 6$
	HD	法定节假日的哑变量,是法定节假日取值为1,不是取值为0

变量中,因变量搜索热度有两个属性,即时间和网站类别,自变量空气质量和控制变量天气只有一种时间属性。由于在后面处理数据中本研究对所有18个网站中的因变量进行标准化处理,去除自变量中与网站相关的截面维度,这样因变量、自变量和控制变量就都只剩下时间维度,再利用最小二乘法进

行回归时就可以得到较为稳健的结果。

综上所述,本研究建立3个模型。

模型1:总搜索热度模型

$$TS = I_0 + I_1 + \sum_{k=0}^1 \gamma_{11k}AQI \cdot I_k + \sum_{k=0}^1 \gamma_{12k}AQI^2 \cdot I_k + \beta_{11}RS + \beta_{12}MT + \beta_{13}WD + \sum_{i=1}^6 \alpha_{1i}D_i + HD + \varepsilon_1 \quad (1)$$

模型2:移动端搜索热度模型

$$MS = I_0 + I_1 + \sum_{k=0}^1 \gamma_{21k}AQI \cdot I_k + \sum_{k=0}^1 \gamma_{22k}AQI^2 \cdot I_k + \beta_{21}RS + \beta_{22}MT + \beta_{23}WD + \sum_{i=1}^6 \alpha_{2i}D_i + HD + \varepsilon_2 \quad (2)$$

模型3:移动端搜索占比模型

$$MP = I_0 + I_1 + \sum_{k=0}^1 \gamma_{31k}AQI \cdot I_k + \sum_{k=0}^1 \gamma_{32k}AQI^2 \cdot I_k + \beta_{31}RS + \beta_{32}MT + \beta_{33}WD + \sum_{i=1}^6 \alpha_{3i}D_i + HD + \varepsilon_3 \quad (3)$$

其中,  $I_0$  和  $I_1$  为截距项; 当  $k$  取值为 0 时,  $\gamma_{110}$  为空气质量对购物类网站总搜索热度的线性影响,  $\gamma_{120}$  为空气质量对购物类网站总搜索热度的二次方影响,  $\gamma_{210}$  为空气质量对购物类网站移动端搜索热度的线性影响,  $\gamma_{220}$  为空气质量对购物类网站移动端搜索热度的二次方影响,  $\gamma_{310}$  为空气质量对购物类网站移动端搜索占比的线性影响,  $\gamma_{320}$  为空气质量对购物类网站移动端搜索占比的二次方影响; 当  $k$  取值为 1 时,  $\gamma_{111}$  为空气质量对视频类网站总搜索热度的线性影响,  $\gamma_{121}$  为空气质量对视频类网站总搜索热度的二次方影响,  $\gamma_{211}$  为空气质量对视频类网站移动端搜索热度的线性影响,  $\gamma_{221}$  为空气质量对视频类网站移动端搜索热度的二次方影响,  $\gamma_{311}$  为空气质量对视频类网站移动端搜索占比的线性影响,  $\gamma_{321}$  为空气质量对视频类网站移动端搜索占比的二次方影响;  $\beta_{11} \sim \beta_{13}$ 、 $\beta_{21} \sim \beta_{23}$ 、 $\beta_{31} \sim \beta_{33}$ 、 $\alpha_{1i} \sim \alpha_{3i}$  分别为控制变量的回归系数;  $\varepsilon_1 \sim \varepsilon_3$  为残差项。

以  $TS$  为例, 当  $I_0 = 1$  而  $I_1 = 0$  时,  $AQI$  对购物类网站总搜索热度的影响因子是  $\gamma_{110}$ ; 当  $I_1 = 1$  而  $I_0 = 0$  时,  $AQI$  对视频类网站总搜索热度的影响因子是  $\gamma_{111}$ 。

#### 4 数据来源

本研究所用数据均为客观数据。

##### 4.1 天气和空气质量数据

研究中所用天气状况数据来自天气后报网 (<http://www.tianqihoubao.com/>), 原始数据包括天气状况、当天最高温、当天最低温、风力风向数据。经处理, 得到是否为雨雪天气的虚拟变量  $RS$ 、是否为大风天的虚拟变量  $WD$  和平均气温  $MT$ 。

空气质量的数据来自于环境保护部数据中心 (<http://datacenter.mep.gov.cn/index>), 本研究采用 2015 年 1 月 1 日至 2015 年 12 月 31 日北京市全年的空气质量日报中的相关数据。

##### 4.2 搜索热度的数据

消费者的互联网关键词搜索数量主要采集自消

费者通过搜索引擎进行的搜索。

##### 4.2.1 搜索引擎的选择

根据 2017 年 7 月中国互联网络信息中心发布的搜索引擎渗透率, 截至 2016 年 12 月, 搜索服务用户中百度搜索的品牌渗透率为 82.9%, 其次是搜狗搜索和 360 搜索, 品牌渗透率分别为 41.1% 和 27.3%。本研究以百度为搜索引擎的数据来源。

##### 4.2.2 搜索关键词数量数据的来源

百度公司通过百度指数对外提供搜索关键词的数据, 某网站的被搜索数量常用其搜索热度表述, 本研究调用北京区域的此数据反映关键词的被搜索热度。百度指数提供的数据区分了来自 PC 端和移动端的搜索。

##### 4.2.3 不同类型的网站来源

本研究综合参照相关的分类排行榜, 依据代表性和数据完整性原则, 挑选出两种类型的 18 家网站, 并按照网站名称的常用代表性关键词, 收集其在搜索引擎中的被搜索情况。两种类型的网站名单见表 2。

表 2 两种类型的网站名单

Table 2 List of the Websites in Two Categories

网站类别	网站名称
购物类	京东商城、淘宝网、唯品会、1 号店、当当网、聚美优品、国美在线、亚马逊商城
视频类	爱奇艺、优酷、腾讯视频、bilibili、乐视网、QQ 音乐、百度音乐、网易云音乐、音悦台、虾米音乐

##### 4.2.4 关键词搜索数量数据

本研究采集 2015 年 1 月 1 日至 2015 年 12 月 31 日上述 18 家网站的 PC 端和移动端百度搜索指数的数据, 采用已有数据的均值填补法补充缺失值, 用哑变量区分工作日和周末, 法定节假日安排来自中国政府网 (<http://www.gov.cn>)。

#### 5 数据分析

本研究使用 Stata/MP 13.0 软件对数据进行分析, 分析过程中预先处理数据缺失值。各网站对应的 PC 端和移动端百度搜索指数数据见表 3。由表 3 可知, 购物类网站的搜索指数高于视频类网站, 且购物类网站中又以京东商城和淘宝网的搜索指数均值最高。另外, 同一类别的不同网站之间的搜索指数的差异也较大, 如淘宝网的移动端搜索指数均值是当当网的 10 倍。除此以外, 同一个网站的数据波动也较大, 以唯品会的数据为例, 其 PC 端搜索指数的最大值是最小值的约 15 倍。

由于不同网站的搜索指数绝对值相差较大, 且与  $AQI$  指数数量纲不同, 本研究对原始数据中 18 个网站

表3 各网站对应的百度搜索指数统计数据  
Table 3 Statistics of Websites' Baidu Searching Index

分类	网站	客户端	样本数	均值	中位数	标准差	最小值	最大值	
购物类	京东商城	PC端	365	21 349.584	21 649	6 516.336	3 933	66 081	
		移动端	365	28 939.773	28 472	5 486.511	10 702	91 935	
	淘宝网	PC端	365	22 823.011	22 808	6 613.902	3 522	61 692	
		移动端	365	25 045.891	24 654	4 528.272	8 728	63 275	
	唯品会	PC端	365	4 270.096	4 245	1 377.625	931	13 572	
		移动端	365	3 369.849	3 348	870.489	1 358	9 720	
	1号店	PC端	365	5 394.803	5 202	2 023.302	938	12 892	
		移动端	365	1 869.808	1 846	434.299	885	4 377	
	当当网	PC端	365	4 562.469	4 691	1 512.433	866	10 230	
		移动端	365	2 531.717	2 416	622.391	871	6 320	
	聚美优品	PC端	365	1 793.162	1 704	884.251	495	7 986	
		移动端	365	1 763.282	1 639	768.197	886	9 962	
	国美在线	PC端	365	1 113.646	1 000	324.996	419	3 555	
		移动端	365	1 050.758	978	300.057	673	2 802	
	亚马逊商城	PC端	365	831.858	851	163.273	243	1 629	
		移动端	365	1 168.386	1 133	216.601	598	2 877	
	视频类	爱奇艺	PC端	365	14 798.014	14 892	4 997.437	3 790	56 398
			移动端	365	8 448.701	7 906	2 568.018	5 193	32 595
优酷		PC端	365	13 987.926	14 070	2 130.411	6 647	21 175	
		移动端	365	7 621.422	7 661	1 426.124	4 880	12 440	
腾讯视频		PC端	365	6 558.447	6 301	1 891.478	1 426	17 387	
		移动端	365	3 866.153	3 601	1 005.774	2 443	8 714	
bilibili		PC端	365	5 315.364	5 405	945.108	2 955	8 090	
		移动端	365	941.680	924	102.324	796	1 612	
乐视网		PC端	365	3 342.044	3 224	774.894	1 166	7 082	
		移动端	365	1 477.397	1 379	477.525	891	4 000	
QQ音乐		PC端	365	2 196.444	2 096	526.033	896	3 561	
		移动端	365	2 435.880	2 339	468.159	1 686	3 979	
百度音乐		PC端	365	1 705.469	1 591	507.985	636	2 603	
		移动端	365	1 195.614	1 096	277.731	894	2 360	
网易云音乐		PC端	365	1 586.474	1 453	618.252	364	3 334	
		移动端	365	464.625	447	125.275	188	861	
音悦台		PC端	365	1 262.411	1 281	263.104	131	2 223	
		移动端	365	638.858	620	133.357	363	1 387	
虾米音乐		PC端	365	469.699	453	130.943	140	802	
		移动端	365	412.178	383	94.921	236	704	

表4 TS、MS、MP、AQI和RS的描述性统计结果  
Table 4 Results for Descriptive Statistics of the TS、MS、MP、AQI and RS

变量	样本数	均值	中位数	标准差	最小值	最大值
TS(购物类)	365	0	0.010	0.750	-2.800	6.190
MS(购物类)	365	0	-0.060	0.703	-2.400	6.630
MP(购物类)	365	0	-0.365	1	-1.950	2.638
TS(视频类)	365	0	-0.060	0.621	-2.220	1.680
MS(视频类)	365	0	-0.100	0.574	-1.050	1.970
MP(视频类)	365	0	0.080	1	-1.591	3.485
AQI	365	123.112	101.500	79.402	23	485
AQI(标准化)	365	0	-0.272	1	-1.260	4.558
RS	365	0.271	0	0.445	0	1
MT	365	13.708	15	10.623	-5	32.500
WD	365	0.301	0	0.459	0	1

的搜索指数和AQI指数均进行标准化处理。具体来说,对于模型中的两个类别网站的TS和MS,通过对其包含的各网站的标准化总搜索指数和移动端搜索指数取均值得到;对于MP,通过对其包含的各网站的移动端搜索指数占总搜索指数的比值取均值后进行标准化得到。面板数据的平稳性检验表明,两类网站的数据均平稳。用作自变量的空气质量指数以及用作控制变量的天气状况等都是外生变量,因此均不与残差相关。对TS、MS、MP、AQI和RS进行描述性统计,结果见表4。由表4可知,AQI的均值为123.112,中位数为101.500,说明雾霾在人们生活中还是一个很普遍的现象,这也是本研究的价值和意义所在。

将标准化后的数据放入(1)式、(2)式和(3)中进行回归分析,模型的回归结果见表5。

由表5的回归结果可知,网站类别及其与空气质量的交互对搜索热度有影响,且是非线性的。

(1)总搜索热度

由AQI·I<sub>k</sub>和AQI<sup>2</sup>·I<sub>k</sub>的系数可知,对于购物类网站,AQI·I<sub>0</sub>的回归系数不显著,AQI<sup>2</sup>·I<sub>0</sub>的回归系数显著为负,消费者对购物类网站的TS随AQI的变化呈倒U形。然而,对于视频类网站,AQI·I<sub>1</sub>和AQI<sup>2</sup>·I<sub>1</sub>的回归系数均不显著,说明消费者在使用视频类网站时需要承担的信息处理负荷并不高,因此AQI的上升不会对这个本来就较低的负荷产生太大影响。同时,补偿效应提高并没有提高视频类网站的TS,这可能主要受制于消费者每日可用来观看视频的闲暇时间或碎片时间有限这一因素。在MS的研究分析中,本研究发现虽然视频类网站的TS受AQI的影响并不显著,但是AQI对消费者在移动端和PC端观看视频的选择上的影响还是很显著的。因此,H<sub>1a</sub>得到部分验证。

表5 回归分析结果  
Table 5 Results for the Regression Analyses

变量	TS	MS	MP
I <sub>0</sub>	0.074 (0.924)	0.520*** (7.142)	0.822*** (9.777)
I <sub>1</sub>	0.010 (0.125)	0.488*** (6.694)	0.889*** (10.577)
AQI·I <sub>0</sub>	0.057 (1.229)	0.087** (2.052)	0.077 (1.579)
AQI·I <sub>1</sub>	0.063 (1.355)	0.131*** (3.104)	0.160*** (3.294)
AQI <sup>2</sup> ·I <sub>0</sub>	-0.055*** (-2.601)	-0.068*** (-3.546)	-0.021 (-0.930)
AQI <sup>2</sup> ·I <sub>1</sub>	0.009 (0.430)	-0.035* (-1.832)	-0.089*** (-3.968)
RS	0.081 (1.461)	0.080 (1.583)	0.034 (0.579)
MT	-0.003*** (-2.735)	-0.005*** (-4.406)	-0.005*** (-3.816)
WD	-0.053 (-0.991)	0.096** (1.973)	0.291*** (5.184)
HD	-0.921*** (-10.744)	-0.408*** (-5.226)	1.290*** (14.306)
D <sub>1</sub> ~D <sub>6</sub>	D <sub>6</sub> 不显著	D <sub>6</sub> 不显著	D <sub>6</sub> 不显著
R <sup>2</sup>	0.182	0.217	0.570
调整R <sup>2</sup>	0.164	0.199	0.560

注:括号内数据为经过标准误计算的t值;\*为在10%水平上显著,\*\*为在5%水平上显著,\*\*\*为在1%水平上显著,下同。



另外,为了对 $H_{1b}$ 进行分析,本研究以显著非零的 $AQI^2 \cdot I_0$ 的系数(-0.055)作为参数,对购物类和视频类网站的 $TS$ 与 $AQI$ 的变化关系用图2描绘,横坐标为 $AQI$ ,纵坐标为消费者的 $TS$ 中受 $AQI$ 影响的部分,视频类网站的系数均不显著,因此其曲线与 $X$ 轴重合。由图2可知,当 $AQI$ 较高时,消费者对购物类网站的 $TS$ 随 $AQI$ 的变化曲线低于视频类网站的变化曲线, $H_{1b}$ 得到验证。

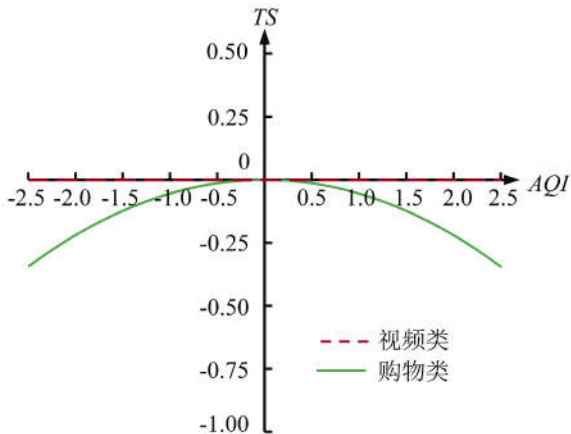


图2 两种类型的网站 $TS$ 随 $AQI$ 变化示意图  
Figure 2 Change of  $TS$  with  $AQI$  in Two Categories of Websites

(2) 移动端搜索热度

由 $AQI \cdot I_k$ 和 $AQI^2 \cdot I_k$ 的系数可知,对于购物类和视频类网站, $AQI \cdot I_0$ 和 $AQI \cdot I_1$ 的回归系数均显著为正, $AQI^2 \cdot I_0$ 和 $AQI^2 \cdot I_1$ 的回归系数均显著为负,消费者对两类网站的 $MS$ 随 $AQI$ 的变化呈倒U形, $H_{2a}$ 得到验证。然而,对于视频类网站,本研究在上文总搜索热度分析中发现 $TS$ 随 $AQI$ 无明显变化,而 $MS$ 却呈倒U形的趋势,这主要是受限于移动端屏幕较小的特征,其观看视频的效果被打折扣,进而其补偿效应较PC端更容易达到饱和。与包含了移动端和PC端的 $TS$ 相比,由于移动端观看视频的补偿效应更容易达到饱和,且移动端额外提供的心理学上的亲密感觉的补偿也会随 $AQI$ 的上升而被稀释(见关于 $H_{3a}$ 的分析),因此 $MS$ 会在 $AQI$ 较高时呈下降趋势。

另外,为了对 $H_{2b}$ 进行分析,本研究以 $AQI \cdot I_0$ 的系数(0.087)、 $AQI^2 \cdot I_0$ 的系数(-0.068)、 $AQI \cdot I_1$ 的系数(0.131)和 $AQI^2 \cdot I_1$ 的系数(-0.035)作为参数,对购物类和视频类网站的 $MS$ 与 $AQI$ 的变化关系用图3描绘。由图3可知,当 $AQI$ 较高时,消费者对购物类网站的 $MS$ 随 $AQI$ 的变化曲线(实线)低于视频类网站的变化曲线(虚线), $H_{2b}$ 得到验证。

(3) 移动端的搜索热度占比

由 $AQI \cdot I_k$ 和 $AQI^2 \cdot I_k$ 的系数可知,对于视频类网站, $AQI \cdot I_1$ 的回归系数显著为正, $AQI^2 \cdot I_1$ 的回归系数显著为负,消费者对视频类网站的 $MP$ 随 $AQI$ 的变化呈倒U形。对于购物类网站, $AQI \cdot I_0$ 的回归系数为0.077, $t =$

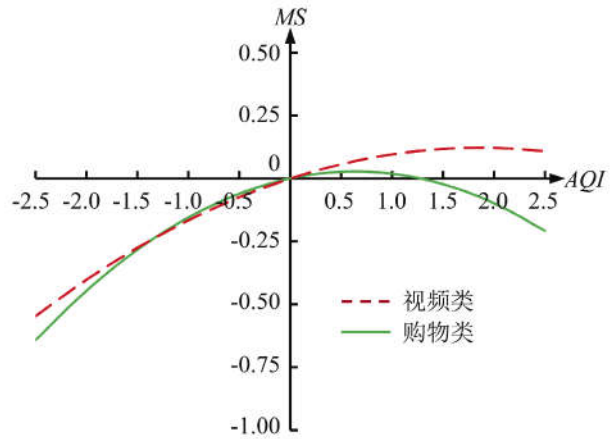


图3 两种类型的网站 $MS$ 随 $AQI$ 变化示意图  
Figure 3 Change of  $MS$  with  $AQI$  in Two Categories of Websites

1.579, 对应 $p$ 值为0.115, 边际显著, 而 $AQI^2 \cdot I_0$ 的回归系数不显著。因此, 本研究认为 $H_{3a}$ 得到部分验证。

另外,为了对 $H_{3b}$ 进行分析,本研究以 $AQI \cdot I_0$ 的系数(0.077)、 $AQI \cdot I_1$ 的系数(0.160)和 $AQI^2 \cdot I_1$ 的系数(-0.089)作为参数,对购物类和视频类网站的 $MP$ 与 $AQI$ 的变化关系用图4描绘。由图4可知,可以看到,消费者对视频类网站的 $MP$ 随 $AQI$ 的变化曲线(虚线)基本低于购物类网站的变化曲线(实线), $H_{3b}$ 得到验证。

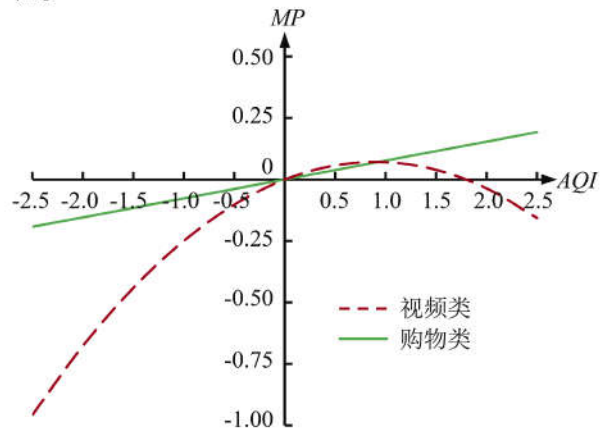


图4 两种类型的网站 $MP$ 随 $AQI$ 变化示意图  
Figure 4 Change of  $MP$  with  $AQI$  in Two Categories of Websites

6 因果性检验

在上文中,本研究通过回归分析发现并度量了空气质量对消费者在视频类和购物类网站的搜索和使用行为的影响,下面通过断点回归比较雾霾前后人们的搜索和使用行为的差异,并据此检验因果关系的存在。

根据2012年国家环境保护部发布的《环境空气质量指数(AQI)技术规定(试行)》标准,空气污染指数划分为0~50、51~100、101~150、151~200、201~300和

大于300共6档,0~50和51~100表示空气质量良好,101~150及以上均表示不同程度的空气污染。因此,本研究选择AQI=100为断点回归的断点,AQI≤100的空气质量定义为无雾霾污染,AQI>100的空气质量则定义为雾霾污染。

根据上述断点的标准,从2015年1月1日至2015年12月31日共365天中,本研究选取相邻的两天中其中一天的空气质量为无雾霾污染,而另一天为有雾霾污染,作为断点回归分析的样本。同时,由于人们工作日与周末的搜索行为存在明显差异,形成了周末与工作日的断点,因此本研究在样本选取中剔除两天中一天为周五而另一天为周六的样本。另外,由于存在某一天的空气质量是雾霾污染,而前后两天均是无雾霾污染,或某一天的空气质量是无雾霾污染,而前后两天均是雾霾污染,样本中存在重复选择的情况,本研究进行去重处理。之后根据获取的数据的均值和标准差,剔除大于3个标准差的数据。通过以上样本选择的标准,本研究共选择无雾霾污染样本71天,有雾霾污染样本72天。

本研究检验断点回归需要满足的分布条件连续假设和局域平滑假设,发现空气质量指数的核密度函数在断点附近不存在不连续的情况。另外,除空气质量指数之外的其他控制变量在断点处无显著跳

跃,满足局部平滑假设。

表6给出断点的回归结果,黑体数据表示系统给出的最优带宽。可以看出,在最优带宽附近的回归结果对于不同带宽的选择上敏感度较强,断点回归结果内部有效性不高,不能用来佐证因果性。

通过分析,本研究认为断点回归不成功的原因主要是由于存在以下的困难和问题。

(1)断点的选择上无法以客观的跳跃的处置来实现

一般来说,断点回归的断点左右两边会存在明显跳跃的处置,如政策转变的日期、政策转变的地域边界、获得奖学金的分数线等,以上断点的左右两边的样本会面对显著跳跃的处置。而AQI作为连续变量,很难客观确定哪个数值以下应该被归类为无雾霾、哪个数值以上应该归类为雾霾。本研究在断点回归中选择100作为断点,主要是基于国家标准。有可能存在的情况是,消费者感知的无雾霾和有雾霾的AQI并不一定处在AQI=100这个点。由于其他协变量的影响在不同时间的差异性,消费者的感知中存在的真实断点基本无法通过数据观测或计量的方式获得,需要心理学、生理学和病理学的研究支持。消费者对雾霾感知的切换很可能分布在一个区间内,由于不同消费者对雾霾的敏感度不同,此区间可能

表6 断点回归结果

Table 6 Regression Results for the Discontinuity

	带宽	TS	带宽	MS	带宽	MP
购物类	2.516	0.745*** (2.338)	2.947	-1.396*** (-12.559)	<b>2.802</b>	<b>-4.442***</b> (-5.398)
	3.354	0.822*** (2.691)	<b>3.683</b>	<b>-1.315***</b> (-9.545)	3.363	-4.361*** (-5.330)
	<b>4.193</b>	<b>0.842***</b> ( <b>2.954</b> )	4.420	-1.234*** (-5.996)	4.484	-4.176*** (-5.271)
	5.031	-0.012 (-0.023)	5.156	-0.550 (-1.533)	5.044	-1.220 (-0.817)
	5.870	-0.124 (-0.253)	5.893	-0.412 (-1.069)	5.604	-0.793 (-0.560)
视频类	2.641	0.574* (1.825)	2.947	-1.218*** (-8.718)	2.653	-2.373*** (-3.107)
	3.521	0.589** (1.968)	<b>3.683</b>	<b>-1.151***</b> (-7.603)	<b>3.317</b>	<b>-2.207***</b> (-2.956)
	<b>4.401</b>	<b>0.645**</b> ( <b>2.193</b> )	4.421	-1.079*** (-5.477)	4.484	-1.002 (-0.944)
	5.282	0.095 (0.294)	5.156	-0.222 (-0.530)	5.307	-0.116 (-0.118)
	6.162	0.022 (0.070)	5.893	-0.103 (-0.241)	5.970	-0.082 (0.083)

注:括号内数据为经过标准误计算的z值。

分布范围较大,当把消费者作为一个整体时,很难确定统一的断点。所以,虽然本研究采用断点回归,但仍旧无法对本研究指向的因果性进行有效检验。

### (2) 最优带宽范围实际意义不足

当对两类网站的TS、MS和MP进行断点回归时可以看出,系统给出的最优带宽均在5以内,这表示以AQI=100为断点,向左取AQI>95、向右取AQI<105内的样本点。统计上,这样的带宽是最优的。但逻辑上,本研究无法认为AQI处于95~100的区间与100~105区间的空气质量会存在有雾霾与无雾霾的显著差别。

### (3) 现阶段数据可得性的限制

雾霾与人们的搜索行为之间有可能存在相互影响或者共同受到其他因素的影响。

本研究主要探索雾霾对人们搜索行为的影响,至于人们搜索行为对雾霾的影响,本研究从逻辑上判断,认为雾霾作为自然界指标,不太会受到人们网络浏览行为的影响,更多是受到自然气候和人们的生产及生活排放(如交通)的影响。

为了找出有可能共同影响雾霾和人们网络浏览行为的因素,本研究首先考虑影响雾霾的因素,即气候和人的生产、生活行为。本研究已经把自然气候状况作为控制变量加以考虑,人们的生产和生活状况确实会对雾霾产生影响,只是目前无法获得精确到天的生产和生活数据。虽然各地统计局会提供各种年度、季度甚至是月度的宏观数据,但并无精确到天的生产和生活的宏观数据。可以预见的短期内,政府也很难发布精确到天的宏观数据,这是本研究不得不受到的数据颗粒度的限制。

## 7 结论

空气质量涉及人们生活的多个方面,本研究从空气质量对消费者搜索和使用行为的影响入手,基于北京地区的空气质量指数以及消费者PC端和移动端的百度搜索指数,分析空气质量对消费者搜索视频类和购物类网站行为的影响。

### (1) 研究结果

由于空气污染会降低人的信息处理能力并导致消极情绪,因而,当空气质量变差时,人们更倾向于去从事低信息负荷的活动,并更偏好能缓解消极情绪、带来积极情绪的活动。

本研究结果表明,就消费者的总搜索热度看,随着空气质量变差,消费者对视频类网站的搜索无明显变化,但其对购物类网站的搜索会经历一个先增加后下降的倒U形过程。然而,消费者在移动端对两类网站的搜索均呈现先增加后下降的倒U形过程。同时,在空气质量较差时,消费者对购物类网站的搜索的下降趋势要强于视频类网站。

另外,消费者搜索购物类和视频类网站时,空气质量变差使更多的人从使用PC端转向使用移动端。然而,这种终端间的迁移程度会随着空气质量的进一步变差而变缓,进而下降。同时,视频类网站中PC端向移动端迁移的程度显著低于购物类网站。研究

结论表明,空气质量对消费者的购物终端使用偏好有显著的影响。

### (2) 理论意义

已有研究发现,空气质量对人的生理和心理产生影响,并进而影响人的某些决策和行为。虽然有研究发现,空气质量影响人的信息处理能力并导致消极情绪,但空气质量对消费者互联网搜索和使用行为的影响尚不清楚,也缺乏足够的研究。尤其重要的是,虽然根据已有研究从理论上能够推测空气质量可能对消费者网上行为产生影响,但缺少理论验证,更缺少较大范围的客观数据的实证支撑。

一方面,本研究把已有的医学和心理学方面的研究成果,基于营销领域的特定情景进行测试,发现了部分与理论不完全一致的地方,拓展了现有的空气质量对消费者情绪和行为影响的理论;另一方面,也为空气质量对消费者搜索行为的影响提供了量化的证据。

### (3) 研究结果对实践的指导建议

本研究发现空气质量对消费者行为的改变主要有两方面的意义。一方面,客观数据证明空气质量确实对消费者行为产生影响,这为政府涉及空气质量的宏观决策提供了数据依据;另一方面,空气质量变差使消费者增加搜索和浏览视频类网站,这需要视频类网站提前准备额外的网络带宽和节目,且在空气质量严重变差时向PC端倾斜资源;而空气质量变差使消费者在搜索和浏览购物类网站时更多地从使用PC端转向使用移动端,这要求购物类电商网站据此调整针对不同终端的界面,更加重视移动端的页面设计、网络带宽准备,并加强空气污染期间移动端的服务保障。

### (4) 研究不足

本研究的不足主要存在于数据的地域广度和分析的时间跨度两个方面。研究主要基于北京地区的空气质量和北京地区的百度搜索热度数据,研究数据仅限于单一城市,并未对不同城市的情况进行对比分析。时间跨度方面,研究过程中并未考虑空气质量变化的提前预报和滞后影响对消费者的作用。同时,研究结论仅依赖于客观数据分析,由于数据本身以及研究场景的特征,因果验证的内部有效性不高,敏感度较高。未来研究可以增加多区域的交叉对比,分析空气质量的动态影响,并通过加入实验室实验和田野实验进一步对变量间的因果关系及机制进行验证。

## 参考文献:

- [1] ZHANG J J, MU Q. *Air pollution and defensive expenditures: evidence from particulate-filtering facemasks*. Kunshan; Duke Kunshan University, 2017.
- [2] 姜春海,宋志永,冯泽. 雾霾治理及其经济社会效应: 基于“禁煤区”政策的可计算一般均衡分析. *中国工业经济*, 2017(9): 44-62.  
JIANG Chunhai, SONG Zhiyong, FENG Ze. Haze governance and its economic and social effect: an analysis of CGE model

- based on "coal restricted area" policy. *China Industrial Economics*, 2017(9):44-62. (in Chinese)
- [3] GUARNIERI M, BALMES J R. Outdoor air pollution and asthma. *The Lancet*, 2014,383(9928):1581-1592.
- [4] RAASCHOU-NIELSEN O, ANDERSEN Z J, BEELEN R, et al. Air pollution and lung cancer incidence in 17 European cohorts; prospective analyses from the European Study of Cohorts for Air Pollution Effects (ESCAPE). *The Lancet Oncology*, 2013,14(9):813-822.
- [5] CESARONI G, FORASTIERE F, STAFOGGIA M, et al. Long term exposure to ambient air pollution and incidence of acute coronary events: prospective cohort study and meta-analysis in 11 European cohorts from the ESCAPE Project. *British Medical Journal*, 2014,348:f7412-1-f7412-16.
- [6] COLICINO E, POWER M C, COX D G, et al. Mitochondrial haplogroups modify the effect of black carbon on age-related cognitive impairment. *Environmental Health*, 2014,13(1):42-49.
- [7] SASS V, KRAVITZ-WIRTZ N, KARCESKI S M, et al. The effects of air pollution on individual psychological distress. *Health & Place*, 2017,48:72-79.
- [8] MEHTA A J, KUBZANSKY L D, COULL B A, et al. Associations between air pollution and perceived stress: the veterans administration normative aging study. *Environmental Health*, 2015,14(1):1-10.
- [9] WEUVE J, PUETT R C, SCHWARTZ J, et al. Exposure to particulate air pollution and cognitive decline in older women. *Archives of Internal Medicine*, 2012,172(3):219-227.
- [10] 吕小康,王丛. 空气污染对认知功能与心理健康的损害. *心理科学进展*, 2017,25(1):111-120.  
LYU Xiaokang, WANG Cong. Exposure to air pollution impairs cognitive function and psychological well-being. *Advances in Psychological Science*, 2017,25(1):111-120. (in Chinese)
- [11] 张君,孙岩,陈丹琳. 公众理解雾霾污染:海淀区居民对雾霾的感知调查. *科学学研究*, 2017,35(4):491-499.  
ZHANG Jun, SUN Yan, CHEN Danlin. Public understanding of smog pollution: a survey on the residents' perception of air pollution in Haidian district. *Studies in Science of Science*, 2017,35(4):491-499. (in Chinese)
- [12] SAUNDERS E M, Jr. Stock prices and wall street weather. *American Economic Review*, 1993,83(5):1337-1345.
- [13] LEPORI G M. Air pollution and stock returns: evidence from a natural experiment. *Journal of Empirical Finance*, 2016,35:25-42.
- [14] 蒋玉梅,王明照. 投资者情绪、盈余公告与市场反应. *管理科学*, 2010,23(3):70-78.  
JIANG Yumei, WANG Mingzhao. Investor sentiment, earnings announcement and market response. *Journal of Management Science*, 2010,23(3):70-78. (in Chinese)
- [15] 聂春燕,宋晓兵,孟佳佳. 环境气味对消费者产品评价和购买的影响研究. *管理科学*, 2016,29(5):93-105.  
NIE Chunyan, SONG Xiaobing, MENG Jiajia. The influence of ambient scent on consumers' product evaluation and purchase intention. *Journal of Management Science*, 2016,29(5):93-105. (in Chinese)
- [16] LI C X, LUO X M, ZHANG C, et al. Sunny, rainy, and cloudy with a chance of mobile promotion effectiveness. *Marketing Science*, 2017,36(5):762-779.
- [17] KIM S, GAL D. From compensatory consumption to adaptive consumption: the role of self-acceptance in resolving self-deficits. *Journal of Consumer Research*, 2014,41(2):526-542.
- [18] 张初兵,王旭燕,李东进,等. 网络购物中消极情绪与行为意向的传导机制:基于压力应对与沉思理论整合视角. *中央财经大学学报*, 2017(2):84-92.  
ZHANG Chubing, WANG Xuyan, LI Dongjin, et al. The transmission mechanism of negative emotion and behavior intention in online shopping: based on stress-and-coping and rumination theory. *Journal of Central University of Finance & Economics*, 2017(2):84-92. (in Chinese)
- [19] RICK S I, PEREIRA B, BURSON K A. The benefits of retail therapy: making purchase decisions reduces residual sadness. *Journal of Consumer Psychology*, 2014,24(3):373-380.
- [20] 丁瑛,宫秀双. 社会排斥对产品触觉信息偏好的影响及其作用机制. *心理学报*, 2016,48(10):1302-1313.  
DING Ying, GONG Xiushuang. The influence of social exclusion on consumer preference for products with different textures and its underlying process. *Acta Psychologica Sinica*, 2016,48(10):1302-1313. (in Chinese)
- [21] 庞英,盛光华,张志远. 环境参与度视角下情绪对绿色产品购买意图调节机制研究. *软科学*, 2017,31(2):117-121.  
PANG Ying, SHENG Guanghua, ZHANG Zhiyuan. Research on modulation mechanism of emotion on purchase intention of green products based on the view of environmental involvement. *Soft Science*, 2017,31(2):117-121. (in Chinese)
- [22] 王建明,吴龙昌. 绿色购买的情感-行为双因素模型:假设和检验. *管理科学*, 2015,28(6):80-94.  
WANG Jianming, WU Longchang. Two-factor model of affection-behavior in green purchase: hypotheses and test. *Journal of Management Science*, 2015,28(6):80-94. (in Chinese)
- [23] GARG N, LERNER J S. Sadness and consumption. *Journal of Consumer Psychology*, 2013,23(1):106-113.
- [24] HOEGG J A, SCOTT M L, MORALES A C, et al. The flip side of vanity sizing: how consumers respond to and compensate for larger than expected clothing sizes. *Journal of Consumer Psychology*, 2014,24(1):70-78.
- [25] MANDEL N, RUCKER D D, LEVAV J, et al. The compensatory consumer behavior model: how self-discrepancies drive consumer behavior. *Journal of Consumer Psychology*, 2017,27(1):133-146.
- [26] NEPOMUCENO M V, LAROCHE M. Do I fear death? The effects of mortality salience on anti-consumption lifestyles. *The Journal of Consumer Affairs*, 2016,50(1):124-144.
- [27] KLEIN L R, FORD G T. Consumer search for information in the digital age: an empirical study of prepurchase search for automobiles. *Journal of Interactive Marketing*, 2003,17(3):29-49.

- [28] BRODER A. A taxonomy of web search. *ACM SIGIR Forum*, 2002, 36(2):3-10.
- [29] 张谊浩, 李元, 苏中锋, 等. 网络搜索能预测股票市场吗?. *金融研究*, 2014(2):193-206.  
ZHANG Yihao, LI Yuan, SU Zhongfeng, et al. Can internet search predict the stock market?. *Journal of Financial Research*, 2014(2):193-206. (in Chinese)
- [30] 许启发, 伯仲璞, 蒋翠侠. 基于分位数Granger因果的网络情绪与股市收益关系研究. *管理科学*, 2017, 30(3):147-160.  
XU Qifa, BO Zhongpu, JIANG Cuixia. Exploring the relationship between internet sentiment and stock market returns based on quantile granger causality analysis. *Journal of Management Science*, 2017, 30(3):147-160. (in Chinese)
- [31] CHOI H, VARLAN H. Predicting the present with google trends. *The Economic Record*, 2012, 88(S1):2-9.
- [32] 黄先开, 张丽峰, 丁于思. 百度指数与旅游景区游客量的关系及预测研究: 以北京故宫为例. *旅游学刊*, 2013, 28(11):93-100.  
HUANG Xiankai, ZHANG Lifeng, DING Yusi. Study on the predictive and relationship between tourist attractions and the baidu index: a case study of the forbidden city. *Tourism Tribune*, 2013, 28(11):93-100. (in Chinese)
- [33] 王勇, 董恒新. 大数据背景下中国季度失业率的预测研究: 基于网络搜索数据的分析. *系统科学与数学*, 2017, 37(2):460-472.  
WANG Yong, DONG Hengxin. The forecast of China's quarterly unemployment rate in the background of big data: analysis based on network search data. *Journal of Systems Science and Mathematical Sciences*, 2017, 37(2):460-472. (in Chinese)
- [34] 中国互联网络信息中心. 第41次中国互联网络发展状况统计报告. 北京: 中国互联网络信息中心, 2018.  
China Internet Network Information Center. *The 41st China statistical report on internet development*. Beijing: China Internet Network Information Center, 2018. (in Chinese)
- [35] BALASUBRAMANIAN S, PETERSON R A, JARVENPAA S L. Exploring the implications of m-commerce for markets and marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2002, 30(4):348-361.
- [36] OKAZAKI S, MENDEZ F. Perceived ubiquity in mobile services. *Journal of Interactive Marketing*, 2013, 27(2):98-111.
- [37] LARIVIÈRE B, JOOSTEN H, MALTHOUSE E C, et al. Value fusion: the blending of consumer and firm value in the distinct context of mobile technologies and social media. *Journal of Service Management*, 2013, 24(3):268-293.
- [38] STRÖM R, VENDEL M, BREDICAN J. Mobile marketing: a literature review on its value for consumers and retailers. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 2014, 21(6):1001-1012.
- [39] KAMVAR M, KELLAR M, PATEL R, et al. Computers and iphones and mobile phones, oh my! A logs-based comparison of search users on different devices // *Proceedings of the 18th International Conference on World Wide Web*. New York: ACM, 2009:801-810.
- [40] 吴丹, 毕仁敏. 用户移动搜索与桌面搜索行为对比研究. *数据分析与知识发现*, 2016(2):1-8.  
WU Dan, BI Renmin. Mobile and desktop search behaviors: a comparative study. *Data Analysis and Knowledge Discovery*, 2016(2):1-8. (in Chinese)
- [41] 刘百灵, 徐伟, 夏惠敏. 应用特征与个体特质双重视角下移动购物持续使用意愿研究. *管理科学*, 2018, 31(2):59-70.  
LIU Bailing, XU Wei, XIA Huimin. A study on the continuing use information of mobile shopping from the perspectives of characteristics for individuals and applications. *Journal of Management Science*, 2018, 31(2):59-70. (in Chinese)
- [42] 中国互联网络信息中心. 2016年中国网民搜索行为调查报告. 北京: 中国互联网络信息中心, 2017.  
China Internet Network Information Center. *The 2016 report of user online search behavior*. Beijing: China Internet Network Information Center, 2017. (in Chinese)
- [43] WOOLDRIDGE J M. *Econometric analysis of cross section and panel data*. 2nd ed. Cambridge, MA: The MIT Press, 2010:89-122.
- [44] 郑晓霞, 赵文吉, 晏星, 等. 降雨过程后北京城区 PM<sub>2.5</sub> 日时空变化研究. *生态环境学报*, 2014, 23(5):797-805.  
ZHENG Xiaoxia, ZHAO Wenji, YAN Xing, et al. Spatial and temporal variation of PM<sub>2.5</sub> in Beijing city after rain. *Ecology and Environmental Sciences*, 2014, 23(5):797-805. (in Chinese)

## Impact of Air Quality to Consumers' Online Website Search Behaviors

ZHANG Zelin<sup>1</sup>, WEI Feiqiong<sup>2</sup>, HAN Jidong<sup>1</sup>, CHEN Weini<sup>1</sup>

<sup>1</sup> School of Business, Renmin University of China, Beijing 100872, China

<sup>2</sup> School of Economics & Management, Nanjing Tech University, Nanjing 211800, China

**Abstract:** With the fast growth of economy and the accelerated process of urbanization, haze pollution appears more and more frequently in many areas in China and has substantially affected people's daily life. The emerging and universalizing of Haze Pollu-

tion has raised serious concerns by governors, business practitioners and academic scholars these years. However, few studies have been done to formally investigate its impact on consumers' commercial behavior, especially their online website search and usage behavior.

Previous studies have found that the deterioration in air quality can significantly debase consumers' information processing ability and further trigger their negative emotions and moods. In this study, we call this a cost effect. Meanwhile, consumers may also strategically rely on consumption and entertainment behaviors such as increase in their online website search and usage behavior in e-commerce and video media websites, to release these negative emotions and moods caused by bad air quality. We call this a compensation effect. Following these findings in behavior areas, with considering the tradeoff between their perceived cost effect and the compensation effect caused by the bad air quality, and with data from air quality index (AQI) data of Beijing and Baidu search index of 18 major websites, the authors formally investigate the impact of air quality on consumers' online website search behaviors.

The results of empirical analyses show several interesting nonlinear patterns. First, consumers' overall search intensity in video media websites is not significantly influenced by AQI, but their overall search intensity in e-commerce websites exhibits an inverse U-shape pattern with AQI. However, if we only count consumers' search behaviors via mobile devices, the search intensities in both types of websites will consistently follow an inverse U-shape pattern with increases in AQI. Moreover, the comparison of the results between two types of websites indicate that when AQI is sufficiently high, its negative impact on consumers' search intensity for e-commerce websites is stronger than that for video media websites. Finally, the authors also find that high AQI will push consumers to switch from the PC devices to mobile devices in both types of websites, but this switching behavior will become diminishing and eventually turn back in video media websites when AQI is sufficiently high. Finally, the consumers' switching behaviors caused by the air pollution is more prominent in e-commerce websites than in video media websites.

The study extends current theories concerning air quality impact on consumer emotion and behavior, providing quantitative evidence. The results of this study can provide useful insights to both firms' strategy and government's policy making process.

**Keywords:** air quality; search behavior; Baidu index; mobile device; e-commerce websites; video media websites

**Received Date:** February 1<sup>st</sup>, 2018      **Accepted Date:** August 11<sup>th</sup>, 2018

**Funded Project:** Supported by the National Natural Science Foundation of China (71772172)

**Biography:** ZHANG Zelin, doctor in management, is an associate professor in the School of Business at Renmin University of China. His research interests cover pricing theory, game theory, big data marketing, service marketing, and marketing-finance interface. His representative paper titled "Probabilistic selling in quality-differentiated markets" was published in the *Management Science* (Issue 8, 2015). E-mail: zhangzelin@rmbs.ruc.edu.cn

WEI Feiqiong, doctor in management, is a lecturer in the School of Economics & Management at Nanjing Tech University. His research interests include pricing theory and big data marketing. E-mail: sherrywfq@163.com

HAN Jidong, doctor in management, is an associate professor in the School of Business at Renmin University of China. His research interests cover CRM, big data marketing, and online auction. His representative paper titled "The effects of competitive reserve prices in online auctions" was published in the *European Journal of Marketing* (Issue 7/8, 2018). E-mail: hanjidong@rmbs.ruc.edu.cn

CHEN Weini is a master degree candidate in the School of Business at Renmin University of China. Her research interests include pricing theory and big data marketing. E-mail: cwnmthappy@126.com

□