

参赛队员：李劲鹏、董行芷、杨皓天

学校：深圳中学

省份：广东省

国别：中国

指导老师姓名：王奕君、李婧婷

报告标题：新冠疫情下餐饮企业受到的冲击及复苏——基于
大众点评数据的实证分析

2020 S.-T. Yau High School Science Award

新冠疫情下餐饮企业受到的冲击及复苏

——基于大众点评数据的实证分析

作者：李劲鹏、董行芷、杨皓天

摘要

2020年初爆发的新冠疫情给中国经济，尤其是以餐饮业为代表的线下服务业带来了巨大冲击。为推动保就业保民生等“六保”工作，加速发展经济内循环，需要通过实证研究了解餐饮企业的所受到的冲击、恢复情况及对政策需求，从而可以对相关政策提供有价值的借鉴。

本文通过爬虫技术从大众点评获取九个城市共 1075 家餐馆从 2019 年 1 月到 2020 年 7 月的点评，使用双重差分和多重差分方法发现：与去年相比，2 月份比 1 月份餐馆获得的点评数量多下降了 17.02 条，占餐馆月均点评数的 82%。从 4 月份开始大部分地区的点评数量已经开始迅速回升，而武汉由于更严重的疫情和更严格的管控措施，恢复时间明显晚于其它城市。6 月份发生的新发地疫情显著的影响了北京餐馆点评数量的回升速度。

结合理论模型的预测和对实证假设的数据验证，本次研究还发现：满分为 5 分的餐馆评分每高 1 分，其 2020 年 2 月 9 日后获得第一条点评的时间提前 38 天。对于 2020 年 2 月已获得新点评的餐馆，评分每高 1 分，在 3-7 月份获得点评的数量会多 162.83 条。对于食材差异不大的火锅类餐馆，平均价格每上升 10 元，餐馆获得 2 月 9 日后第一条评价的时间提前 1.1 天，但价格对于餐馆 3-7 月获得点评的数量无影响。

最后，通过搜集 90 份餐饮企业调查问卷，我们看到餐饮企业对于政策的需求集中在租金减免和税金减免，即降低成本压力方面，同时企业的政策需求与获得的政策支持并不完全吻合。

本次研究从数据上证明了疫情对餐饮行业的致命打击，也显示出疫情波动会严重阻碍行业复苏的速度。声誉好的餐饮企业在疫情冲击下表现出更强的韧性和更好的恢复能力。高企的成本仍是餐饮企业恢复过程中面临的巨大压力来源。因此，与之对应的政策重心应放在严格防控，促使餐饮企业提高质量和服务水平，坚持成本减负等方面。

关键词：新冠疫情；餐饮企业；消费者评价；声誉

目录

一、引言	4
1.1 研究背景与意义	4
1.2 相关文献	6
二、数据来源与样本统计	7
2.1 点评数据	7
2.1.1 数据来源	7
2.1.2 样本描述统计	8
2.1.3 关于点评数据的假设及讨论	11
2.2 问卷调查数据	11
2.3 主要指标及其含义	12
三、新冠疫情对餐饮企业的冲击：基于点评数据的实证分析	13
3.1 双重和多重差分计量模型	13
3.2 疫情爆发对餐馆月评价数量的影响	14
3.2.1 双重差分模型回归结果	14
3.2.2 稳健性检验：对比农历春节前后数据	15
3.3 武汉与其它城市餐馆点评数恢复情况对比	16
3.4 新发地疫情对于北京餐馆点评数量恢复的影响	17
3.4.1 双重差分回归结果	17
3.4.2 稳健性检验：对比6月11日前后数据	18
四、决定餐饮企业在疫情中表现的内因：理论及点评数据实证分析	19
4.1 理论模型：声誉和固定成本的影响	19
4.1.1 理论模型基本变量及其与数据变量的对应	19
4.1.2 模型设定与求解	20
4.1.3 理论定理	21
4.2 实证假设和模型	22
4.2.1 餐馆评分影响的实证假设与模型	22
4.2.2 餐馆价格影响的实证假设与模型	22
4.3 餐馆评分影响的实证分析	23
4.4 餐馆价格影响的实证分析	24
五、问卷数据分析	25
5.1 市场压力与成本压力	25
5.2 政策需求与政策供给	28
六、总结与讨论	29
6.1 模型优点与缺点	29
6.2 主要结论	29
6.3 政策建议	30
参考文献	31
致谢	32

一、引言

1.1 研究背景与意义

2020 年突如其来的新冠疫情对于中国乃至全球的经济产生了巨大的冲击。2020 年 1 月 23 日武汉正式封城，随后全国普遍实施全民居家隔离，群防群控，直至 2 月 9 日 24 点之前，大部分城市都处于停摆状态。随后新冠疫情在海外加速扩散，全球陷入严重的经济收缩。虽然中国通过强力有效的防控措施使国内疫情得以初步控制，多数城市复工复产，经济逐渐开始恢复。然而直至今日，国内外仍持续承受着疫情爆发所导致的经济创伤。

根据彭博数据和 21 世纪数据新闻实验室统计，在全球已公布二季度 GDP 数据的主要经济体中，多国经济衰退程度甚于 2008 年金融危机。其中，13 国 GDP 实际同比降幅超 10%；印度、西班牙、英国更是萎缩超 20%。美国方面，二季度 GDP 同比下滑 9.1%，折合年率下降了 31.7%，创 1947 年以来新低。中国在全国上下统筹推进疫情防控和经济发展各项工作的努力下，二季度 GDP 实现同比增长 3.2%，但是上半年 GDP 仍然下降 1.6%。疫情对于本已脆弱的全球经济无疑是雪上加霜。

疫情的影响遍及国民经济各个部门，在部门之间也具有一定差异性。Fernandes (2020) 指出，服务行业是受到新冠疫情冲击最大的行业，这其中，尤其是以餐饮、住宿、旅游为代表的线下服务业损失惨重。美国国家餐饮协会 (NRA) 在 7 月发布报告表示，75% 的餐厅预计未来 6 个月内不会盈利，餐饮业截止 2020 年底的损失预计高达 2400 亿美元 (约合 16600 亿元人民币)。在中国，2020 年 2 月中国烹饪协会发布的《2020 年新冠肺炎疫情期间中国餐饮业经营状况和发展趋势调查报告》显示，相比 2019 年，受疫情影响，今年春节 78% 的餐饮企业营业收入损失达 100% 以上。以规模较大的西贝莜面村为例，¹根据报导，截止到 2020 年 1 月 31 日，西贝莜面村已有 127 家门店倒闭，部门门店仅提供外卖服务，但只能达到正常营收的 5%-10%，预计春节前后一个月的损失可达 7 亿元至 8 亿元。公司在接受采访是表示，两万多名员工待业，如营业额持续不能有效提升，公司账目资金加上贷款最多可维持公司 3 个月的运营。对于更多中小餐饮企业而言，疫情所导致的资金链紧张更是尤为致命。

2020 年 4 月份以来，疫情基本受到控制，进入常态化防控阶段。2020 年 4 月 17 日，中共中央政治局会议上首次提出统筹推进疫情防控和经济社会发展，在疫情防控常态化前提下，做好“六保”工作，即保居民就业、保基本民生、保市场主体、保粮食能源安全、保产业链供应链稳定、保基层运转。5 月 22 日，李克强总理在政府工作报告中再次强调加大“六保”工作力度。5 月 23 日，习近平总书记近平看望参加全国政协十三届三次会议经济界委员并参加联组会，指出我们要把满足国内需求作为发展的出发点和落脚点，逐步形成以国内大循环为主体、国内国际双循环相互促进的新发展格局。而餐饮业作为实体服务行业的主要组成部分之一，占我国社会消费品零售总额的比重达到 11%，吸纳就业 2100 万人，对于保就业、

¹ 西贝莜面村是西贝餐饮集团旗下的主品牌，主营中式休闲正餐，曾被评为“2013 年度北京餐饮企业 50 强”，截止到 2019 年 12 月，367 家门店覆盖全国 60 多个城市，拥有 2 万多名员工，年营业收入超过 60 亿元。

保民生、保市场主体等工作，对于扩大国内消费循环，都有极其重要的意义。因此在疫情防控常态化时期，在极具挑战性的国内国际经济形势下，亟需各方力量助推餐饮行业走出困境重获发展。

同时，党的十八大以来，习近平总书记在多个场合强调要在经济社会发展中做到精准施策。当前，在疫情防控常态化后经济恢复的过程中，因地制宜，精准施策尤为关键。要做到精准施策，一个最重要的前提是充分的现实数据。以餐饮行业为例，为有效推动其快速复苏，促进六保工作和双循环发展，必须真实了解餐饮企业受到的冲击大小以及在疫情防控常态化以后恢复的情况及面临的主要障碍，餐饮企业最为急迫的政策需求是哪些，政策的供给是否满足了它们的需求等。在以往的政策研究过程中，餐饮行业协会和政府更多通过调研的方式来了解企业的状况和需求，通过宏观数据判断行业整体情况并制定应对措施。该方法并不能满足精准施策的要求，其效率相对较低。随着数字经济的蓬勃发展，网络平台产生的大数据在学术研究和政府决策过程中占据的地位越来越重。与传统的抽样调查相比，网络平台大数据的覆盖面极大、代表性强，并且数据由真实消费者行为带来，可信度高；与宏观数据相比，平台大数据下沉到每一个微观主体，能有效反映不同对象的差异性。尤其是在当前经济形势下的精准施策，更离不开网络平台数据的帮助。

在餐饮行业中，网络平台的头部效应非常明显。根据统计，美团和点评在到店餐饮 app 中首选率高达 90% 以上，²而它们已于 2015 年合并，其消费者点评互通通用。因此本次研究中，我们选择大众点评网站进行数据爬取，通过对大样本的计量建模分析精确了解新冠疫情对于餐饮企业的冲击及其复苏的进程。在理论建模的基础上，进一步用数据分析影响餐饮企业恢复过程的重要内在因素。同时为了弥补点评数据不直接涉及政策需求的不足，我们还通过调查问卷访问了部分餐饮企业，作为补充分析的依据。

本次研究，我们爬取了大众点评网页上 9 个城市（武汉、北京、上海、广州、深圳、长沙、重庆、成都、西安）的餐馆，使用共 1075 家抽样餐馆从 2019 年 1 月 1 日至 2020 年 7 月 31 日的精选点评数据，使用双重差分方法，发现疫情确实对于餐饮行业获得的点评数量产生了巨大的负面冲击，与去年相比，2 月份比 1 月份餐馆获得的点评数量多下降了 17.02 条。³使用三重差分方法，发现从 4 月份开始大部分地区的点评数量已经开始迅速回升，而武汉的恢复速度明显晚于其它城市。使用双重差分方法，发现 6 月份发生的新发地疫情显著的影响了北京餐馆点评数量的回升速度。为讨论影响餐饮企业复苏的内因，我们建立了理论模型，该模型显示餐馆的声誉越高，其存活率越高，开业时间会越早，开业后客流量会越大；餐馆的固定成本越高，其开业时间会越早，开业后客流量不会有显著差异。数据回归分析的结果表明，餐馆的评分每高 1 分，在社会复工复产后其获得第一条点评的时间早 38 天，而 2 月已经开业的餐馆在 3-7 月份获得点评的数量会多 16.28 条。如果限定餐馆种类为火锅，以消除食材的影响，使价格能更好的反映固定成本差异，数据表明餐馆平均价格每上升 10 元，餐馆获得第一条评价的时间提前 1.1 天。价格的差异对于餐馆 2 月份开业后 3-7 月获得点评的数量并无影响。最后，通过搜集 90 份餐饮企业调查问卷，我们看到餐饮企业对于政策的

² <http://www.chyxx.com/industry/202001/825149.html>

³ 数据期内总体餐馆月均点评数量为 20.65 条。

需求集中在租金减免和税金减免,即降低运营成本方面,同时企业的政策需求与获得的政策支持并不完全吻合。

本文使用点评大数据结合理论模型与调查问卷,从疫情冲击、企业内因以及外在政策几个角度研究了餐饮企业从停摆到复苏的全过程。在学术上,该研究补充了疫情下餐饮行业大数据研究的缺失;在政策层面上,它有助于社会和政府更准确的了解疫情对餐饮行业的影响、不同特征的餐饮企业的复苏情况、差异化的政策需求等,为后续精准施策提供了有力的参考依据。

1.2 相关文献

从国际文献上看,有两类研究与本文相关。

第一类是中国封城政策造成的影响。He et al. (2020)用双重差分的方法检验了封城政策对于AQI和PM2.5的影响。他们发现封城使AQI下降了18.04点,而对于未封城的城市,由于内部交通的降低,AQI也下降了6.34点。对PM2.5的影响相似。Han et al. (2020)使用空气污染和气候数据表明空气污染会加剧新冠病毒的传播,而封城政策会显著降低病毒传播速度。Qiu et al. (2020)通过空间计量模型发现,政府限制出门的措施会使一个感染者在一周内传播的人数下降0.278。这些研究通常都发现封城政策在提升空气质量、控制疫情传播上具有积极作用。

其中与本次研究联系最紧密的是Fang et al. (2020)。他们使用了一系列的双重差分模型来讨论武汉封城措施对于交通出行及随之而来的疫情传播的影响。他们使用百度迁徙的大数据,论证了封城让进入武汉的人数下降了76.04%,离开武汉的人数下降了56.35%,市内流动下降了54.15%。通过反事实分析,他们发现如果没有武汉封城,湖北省外347个城市的新冠病例数会上升64.81%,湖北省内16个其它城市的病例数会上升52.64%。本文在计量方法上主要参考了他们的研究。

第二类是使用大数据研究新冠疫情对于消费的影响。如Baker et al. (2020)通过交易数据研究了新冠疫情对于美国家庭消费的影响。该研究指出在疫情初期家庭消费呈现大幅度上涨,主要用于日用品囤积,随后消费迅速下降。Tucker and Yu (2020)使用美国的手机跟踪数据研究了新冠疫情对于消费者外出就餐的影响。研究发现,消费者需求的下降是比禁止堂食政策和疫情严重程度更重要的影响因素,同时疫情并没有让消费者从堂食转为外卖。

Chen et al. (2020)的研究与本文相关性较强。该研究通过银联交易数据分析了新冠疫情对于中国消费者线下消费的影响。他们使用双重差分的方法,发现新冠疫情使人们的线下日消费在武汉封城后四周中下降了32%。其中,餐饮和娱乐消费下降64%,是所有类别中下降最多的。武汉的线下消费下降最为厉害,达到70%。研究还发现,在三月底线下消费恢复到正常水平,但四月初输入性病例和无症状感染者风险又带来消费的下降。他们的结论与我们针对餐饮业的研究结论有相似之处。

与我们的研究相关的中文文献也可以大致分为两类。

第一类是关于新冠疫情影响的研究。一些文章从理论上讨论了疫情对餐饮业的主要影响以及餐馆可能的应对方式(潘龙非,2020;杨华利,郭本功,2020;高倩,2020)。朱祥宁

等作者 (2020) 与我们的研究相关性较强。他们通过问卷调查数据说明疫情对于线上线下市场都产生了巨大的冲击, 疫情后餐饮业的恢复需要一定时间, 并且回复情况具有不对称性, 部分类别和大型连锁品牌受偏好程度提升。

另外一类是使用网络平台评价大数据的研究。卢向华和冯越 (2009) 使用大众点评数据发现点评分数对于餐馆消费有显著的正面影响, 并且对于价位越高的餐馆, 这一影响越大。类似的, 龚诗阳等人 (2013) 用当当网数据发现评论数量和评价高低对于销量有显著的正影响。与他们研究的主要区别是, 我们在分析点评分数与价格对于餐馆复苏情况影响的时候引入了理论建模, 使实证假设和结果的经济学含义更为清晰。

上述文献虽在很大程度上剖析研究了新冠疫情对餐饮行业的影响, 但就疫情对中国餐饮这样具体行业的影响缺少基于大数据的实证分析。与上述研究相比, 我们工作最主要的贡献有如下几个方面。1. 聚焦于中国的餐饮行业, 与现有对于美国餐饮行业和中国线下消费的研究互为补充。2. 我们考察了从疫情爆发直到 7 月份餐饮企业的持续复苏情况, 在较长的时间跨度内看到不断变化的疫情防控形势的影响。3. 与文献中多使用高频交易数据不同, 我们使用大众点评的点评数据, 从消费者点评数的角度来看疫情影响, 同时带来的重要优势是可以综合考察餐馆的评分和价格如何影响它们在疫情中的表现。

接下来我们在第二部分介绍数据情况。在第三部分我们使用点评数据通过双重和多重差分模型研究疫情对于餐饮行业的冲击及其复苏。在第四部分, 我们结合理论模型与点评数据, 讨论影响餐饮企业在应对疫情中表现的内在因素。在第五部分, 我们用问卷数据对企业的政策需求和获得的政策支持进行分析。最后在第六部分进行总结和讨论。

二、数据来源与样本统计

我们的数据来源分为两个部分, 一是通过爬虫技术获取大众点评的餐馆信息与点评数据; 二是通过用问卷星在线上和线下对餐馆进行调查。

2.1 点评数据

2.1.1 数据来源

本次研究创建了一个新的样本数据库。我们首先通过 python 爬虫技术通过大众点评的网页版爬取了北京、武汉、上海、广州、深圳、长沙、成都、重庆、西安 9 个城市共约 60 万家餐馆的基本信息。⁴

具体的数据爬取过程如下。

⁴ 在前期我们还爬取了郑州的数据作为实验, 由于后续抽样规则进行了调整, 去掉了精选点评总数小于 100 的餐馆, 因此在正式分析中没有使用郑州数据。

(1) 选择城市，进入美食频道。在页面上选择一个“分类”（即美食类别）以及一个“地点”（即行政区划或者商圈等），然后按页爬取该组合下的餐馆信息。由于大众点评的网页版限制每一个“分类”+“地点”的组合下最多有 50 页，因此获得的并非所有餐馆的信息，但是由于这样的爬取方式足够随机，不会产生过多的偏误。最后对于爬取的餐馆进行去重处理，共得到 595,633 家餐馆的基本信息。

(2) 分城市对于餐馆进行随机抽样，武汉和北京各抽取了 200 家，其它城市各抽取了 100 家，一共是 1100 家餐馆。其中武汉多抽取的原因是因为它是疫情首次集中爆发的地点。而北京则是因为在 6 月份新发地发生了第二次疫情爆发。这两个城市同时也是从突发公共卫生事件一级响应调整为二级响应最晚的城市。

(3) 爬取这 1100 家餐饮店铺的所有精选点评，共计 896,804 条。获得这些数据以后，我们用 python 的 pandas 库对数据进行了整合，将店铺的基本信息（店铺名、城市、区域、总评分、类别、店铺人均消费、评论数等）和店铺评论文件里的点评时间、点评内容对应起来，获得一个总的样本数据库。

(4) 基于创建的样本数据库，我们对数据进行了进一步处理，使用 python 的 pandas 库按照不同城市，统计每个城市的店铺从 2019 年 1 月至 2020 年 7 月每个月的评论数。⁵同时把这段时间里没有点评的店铺剔除。得到共计 1075 家餐馆，点评数 421,820 条，月均每餐馆评论数为 20.65 条。与 Fang et al.(2000)和 Chen et al.(2000)相似，选择这一时间段是为了在双重或者多重差分分析时将 2020 年与 2019 年的情况进行对比。与前述研究的高频数据不同，由于精选点评并非每天都有，因此我们使用月评论数作为店铺消费量的代理变量。

2.1.2 样本描述统计

首先对餐馆月均评论数进行图形化描述。从图 2.1 可以看到，武汉的餐馆获得的点评数量在 2 月份急剧下降，在 3 月和 4 月都维持在一个较低的水平，直到 5 月份开始迅速爬升，到 7 月份的时候，已经恢复到和去年同期接近的水平。而通过图 2.2 可以看到，北京餐馆获得的点评数量在 2 月份同样有一个断崖式下降，但是在 4 月份左右，点评数量已经开始回升；在 6 月份由于新发地疫情的影响，回升趋势明显受阻。

⁵ 点评数据的爬取工作在 8 月初完成。

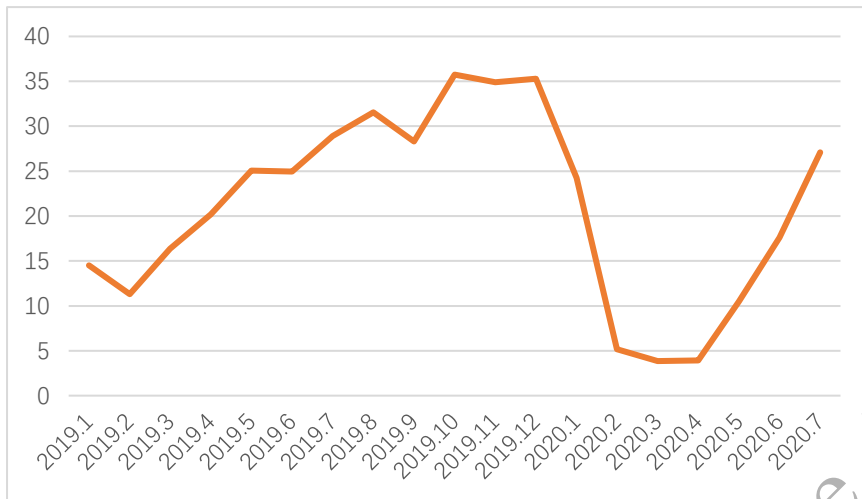


图 2.1 武汉餐馆月均点评数量

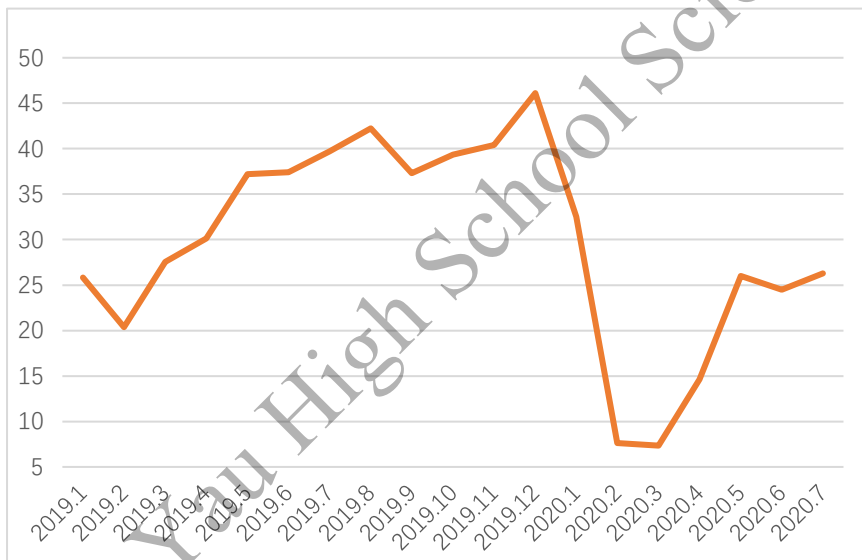


图 2.2 北京餐馆月均点评数量

图 2.3 是九个城市的餐馆月均点评数量。其它城市与北京的趋势基本相似。一个区别是，除了北京和武汉，其它城市在 5 月份的时候，点评数量已经基本恢复甚至超过去年同期水平。因此虽然它们中间的很多城市在 6 月份同样出现了点评数的下降，但是我们较难判断这是由于时间趋势引起的，还是由于受到了新发地二次疫情的冲击引起的，⁶因此我们在后续进行计量分析的时候，对于 6 月份的变化仅仅考虑了北京市的情况。

⁶ 注意到大部分城市在 19 年的 6 月份，点评数量相较 19 年 5 月的数据也出现了下降或者变化不大。

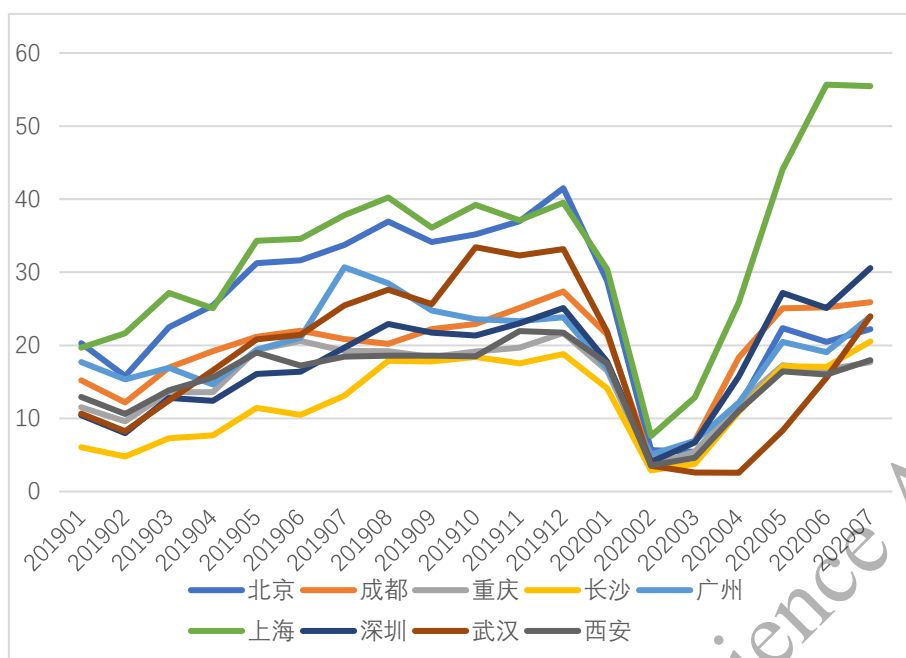


图 2.3 九城市餐馆月均点评数量

最后，我们对于 2020 年 2 月份后的评价进行了词云制作，以下是各个月的词云情况。可以看到，在 2 月份，“疫情”在评价中出现的频率很高，随着时间的变化，其频率逐渐下降，直至 5 月以后基本消失。这与疫情逐渐受控并进入常态化防控阶段的趋势吻合。



图 2.4 点评词云

下面我们对餐馆的主要信息进行统计描述。

表 2.1 餐馆信息描述性统计

Mean	Sd	Min	Max
------	----	-----	-----

评分	4.32	0.37	2.98	4.95
人均消费（价格）	93.72	78.03	10	1333
新点评时间	22.73	29.50	1	171

其中，新点评时间是餐馆恢复营业日期的代理变量，具体为 2020 年 2 月 9 日之后餐馆获得的第一条点评时间距离 2020 年 2 月 9 日的天数。选择 2 月 9 日这样一个时间点的原因是，大部分城市规定复工复产时间不得早于 2 月 9 日 24 点。

2.1.3 关于点评数据的假设及讨论

1. 假设样本抽取足够随机，具有一定的代表性

对于每个城市的样本，我们使用 stata 语句进行随机抽取，过程上是完全随机的。同时也看到样本与整体主要信息（总评分、人均消费）的均值和方差无大的差异。

2. 假设精选点评能够反映真实消费情况

大众点评上的评价分为全部点评和精选点评。由于全部点评仅仅能够通过 app 看到，而我们掌握的爬虫技术暂时无法爬取 app 信息，因此我们改为爬取所有的精选点评。精选点评代理真实消费情况而不出现严重偏误的前提是，精选的筛选标准并没有发生实质性变化，以及消费者在疫情前后消费过程中的点评动机没有发生大的变化。

3. 假设复工复产后餐馆获得的第一条点评可以反映餐馆的开业日期

这里可能存在一个重要偏误：同期开业的餐馆，可能有的顾客多，有的顾客少，顾客多的餐馆在概率上会更早的获得评论。在我们讨论评分高低对于餐馆影响时，确实无法区分这两种因素，辨识到底是开业更早还是顾客人数更多导致的第一条评论数更早，这也是本研究的一个不足。但是在分析价格的影响时，能够间接的看到这两种因素的区别。

4. 假设疫情冲击后餐馆的评分和价格没有发生系统性改变

餐馆的总评分是由每个点评评分值通过后台公式计算得出。由于我们要讨论总评分对于餐馆在疫情中表现的影响，需要假设疫情爆发前后其总分值没有发生系统性变化。我们计算了 2 月份以后的月均点评评分和之前的月均点评评分，并未发现显著性差异。

我们无法直接通过点评数据看到价格（即人均消费）是否发生在疫情前后发生变化。问卷调查表明，仅有 25%的餐馆调整了价格，其中幅度超过 10%的仅有 11%。

2.2 问卷调查数据

作为对点评数据的补充，我们使用问卷星软件，在 8 月中旬结合线上微信推送和线下餐馆调查的方式对将近 100 家餐饮企业问卷调查，共回收获得 149 份问卷。由于网上问卷出现了很多餐馆名重复但答案内容不一样的问卷，我们无法判断选取标准，因此进行了剔除，最后累计有效问卷 90 份。线下问卷来源地全部是深圳，线上问卷来源地根据 ip 地址判断，

主要也为深圳。⁷问卷一共有 21 道题目，答题时间约为 5-10 分钟，对于至今仍未开业的企业设置了跳转。

最终 90 家餐饮企业中，有 12 家至今仍未开业，开业的企业为 78 家。由于样本量限制，大部分计量结果并不显著，因此我们对问卷数据的讨论将以统计分析为主。

2.3 主要指标及其含义

在第二章的最后，我们先将第三和第四章中点评数据计量分析需要用的主要指标及含义做一个概括。见表 2.2。

表 2.2 计量分析中各指标符号及含义

指标	符号	含义
1) 被解释变量		
月度点评数量	monthcomments	每个月每家餐馆的点评数量
月度点评数量增长	monthcommentschange	餐馆点评数量相对于上月的增量
新点评时间	newcommentdate	2020 年 2 月 9 日之后第一条点评时间距离 2020 年 2 月 9 日的天数
企业存活	survival	2020 年 2 月 9 日以后有点评餐馆标记为 1, 无点评餐馆标记为 0
新点评数量	newcomments	2 月开业餐馆在 3-7 月的总点评数量
2) 解释变量		
年度 (具体由模型决定)	year	虚拟变量, 取值 0, 1
月度 (具体由模型决定)	month	虚拟变量, 取值 0, 1
是否武汉	citywuhan	虚拟变量, 取值 0, 1
年度与是否武汉的交乘项	yc	year 值与 citywuhan 值的交乘项, 取值 0, 1
月度与是否武汉的交乘项	mc	month 值与 citywuhan 值的交乘项, 取值 0, 1
年度与月度的交乘项	ym	year 值与 month 值的交乘项, 取值 0, 1
年度、月度与是否武汉的交乘项	ymc	year 值、month 值与 citywuhan 值的交乘项, 取值 0, 1
餐厅评分	score	餐馆的点评总分
餐厅价格	price	餐馆的人均消费

⁷ 90 份有效问卷中，62 份来自深圳，77 份来自广东。

3) 控制变量

城市	city	虚拟变量, 取值 0, 1
种类	variety	虚拟变量, 取值 0, 1
城市与产品种类之交乘项	city*variety	虚拟变量, 取值 0, 1

三、新冠疫情对餐饮企业的冲击：基于点评数据的实证分析

在本章中, 我们使用双重和多重差分计量模型, 从 2 月份疫情全面爆发的冲击、对比武汉和其它城市餐馆在 4 月份的复苏情况, 以及 6 月份新发地疫情对于北京餐馆的影响这几个角度出发对点评数据进行计量分析, 从微观数据看疫情影响及餐饮行业复苏进程。

3.1 双重和多重差分计量模型

从图形 2.1-2.3 上可以看到, 点评数量及背后的消费者行为具有一定的时间趋势和周期性。与 Chen et al. (2020) 相似, 为了清晰讨论疫情的影响, 我们选择双重或者多重差分模型作为主要计量模型。

在讨论 2 月份疫情冲击时, 我们选取 2019 和 2020 年 1 月和 2 月的数据, 使用如下双重差分模型:

$$\begin{aligned} monthcomments_{ft} &= \alpha_1 + \alpha_2 ym_{ft} + \alpha_3 year_{ft} + \alpha_4 month_{ft} + \alpha_5 score_{ft} + \alpha_6 price_{ft} + \alpha_7 \\ &+ \alpha_7 city_{ft} * variety_{ft} + \varepsilon_{ft} \end{aligned}$$

其中:

$$year_{ft} = \begin{cases} 1 & \text{if } t = 202001 \text{ or } 202002 \\ 0 & \text{if } t = 201901 \text{ or } 201902 \end{cases}$$

$$month_{ft} = \begin{cases} 1 & \text{if } t = 201902 \text{ or } 202002 \\ 0 & \text{if } t = 201901 \text{ or } 202001 \end{cases}$$

在这一模型中, α_4 代表月度趋势, 即 2 月份点评数比 1 月份点评数的增量。 α_3 代表年度趋势, 即 2020 年比 2019 年的增量。主要解释变量为交叉项 ym 。如果我们能够看到其系数 $\alpha_2 < 0$, 则说明 2020 年的疫情使餐馆点评数在月度趋势的基础上发生了明显下降。我们使用餐馆评分、价格、城市和餐馆种类之交乘项作为控制变量。⁸

为了研究武汉与其它城市的餐馆在 4 月份复苏情况的差异, 我们选取 2019 和 2020 年 3 月和 4 月的数据, 构造了如下三重差分模型:

⁸ 在回归中我们也用了单独的城市虚拟变量, 以及城市+种类虚拟变量进行稳健性检验。

$$\begin{aligned}
& monthcomments_{ft} \\
& = \alpha_1 + \alpha_2 ym_{ft} + \alpha_3 ym_{ft} + \alpha_4 yc_{ft} + \alpha_5 mc_{ft} + \alpha_6 citywuhan_{ft} + \alpha_7 year_{ft} \\
& + \alpha_8 month_{ft} + \alpha_9 score_{ft} + \alpha_{10} price_{ft} + \alpha_{11} city_{ft} * variety_{ft} + \varepsilon_{ft}
\end{aligned}$$

其中：

$$\begin{aligned}
year_{ft} & = \begin{cases} 1 & \text{if } t = 202003 \text{ or } 202004 \\ 0 & \text{if } t = 201903 \text{ or } 201904 \end{cases} \\
month_{ft} & = \begin{cases} 1 & \text{if } t = 201904 \text{ or } 202004 \\ 0 & \text{if } t = 201903 \text{ or } 202003 \end{cases} \\
citywuhan_{ft} & = \begin{cases} 1 & \text{if } f \in \text{武汉} \\ 0 & \text{if } f \in \text{北京、上海、深圳、广州、长沙、成都、重庆、西安} \end{cases}
\end{aligned}$$

在这一模型中， α_3 与上面讨论2月疫情冲击的双重差分模型类似，反映的是2020年4月对3月的变化与2019年同期相比的差异。如果 α_3 显著为正，说明武汉外的城市餐饮业在4月份开始进入快速复苏。 α_2 表示武汉与其它城市的差异。如果 α_2 显著为负，说明与其它城市相比，武汉餐饮业在4月份的恢复较慢。控制变量与前面的双重差分模型相同。

最后，为了考察新发地疫情对于北京餐饮企业复苏速度的影响，我们计算了餐馆每个月相对于上个月的点评数量的变化，即环比增长数量，并选取2019和2020年4月、5月、6月的数据。使用如下双重差分模型：

$$\begin{aligned}
& monthcommentschange_{ft} \\
& = \alpha_1 + \alpha_2 ym_{ft} + \alpha_3 year_{ft} + \alpha_4 month_{ft} + \alpha_5 score_{ft} + \alpha_6 price_{ft} \\
& + \alpha_7 variety_{ft} + \varepsilon_{ft} \\
& year_{ft} = \begin{cases} 1 & \text{if } t = 2020\Delta 4 \text{ or } 2020\Delta 5 \text{ or } 2020\Delta 6 \\ 0 & \text{if } t = 2019\Delta 4 \text{ or } 2019\Delta 5 \text{ or } 2019\Delta 6 \end{cases} \\
& month_{ft} = \begin{cases} 1 & \text{if } t = 2019\Delta 6 \text{ or } 2020\Delta 6 \\ 0 & \text{if } t = 2019\Delta 4 \text{ or } 2019\Delta 5 \text{ or } 2020\Delta 4 \text{ or } 2020\Delta 5 \end{cases}
\end{aligned}$$

在此模型中， α_3 表示4月和5月的点评环比增长量2020年与2019年的差异。如果 α_3 显著为正，则说明北京餐饮业在4月份和5月份处于复苏中。 α_2 表示6月份与4、5月份复苏速度的差异。如果 α_2 显著为负，说明6月份新发地疫情对于北京餐饮业的复苏产生了阻碍。这里的控制变量为餐馆评分、价格、城市虚拟变量。

3.2 疫情爆发对餐馆月评价数量的影响

3.2.1 双重差分模型回归结果

我们首先使用双重差分模型进行回归，其结果如下表所示：

表 3.1 疫情爆发对餐馆月评价数的影响（双重差分）

	<i>monthcomments</i>			
<i>ym</i>	-16.3763***	-16.4095***	-16.7695***	-17.0154***

	(1.9353)	(1.9124)	(1.8812)	(1.8614)
<i>year</i>	3.6717***	3.6669***	3.5239***	3.4174***
	(1.3294)	(1.3142)	(1.2931)	(1.2834)
<i>month</i>	-2.9032**	-3.0289**	-3.0450**	-3.1211**
	(1.3998)	(1.3832)	(1.3600)	(1.3440)
<i>score</i>	23.5088***	25.7199***	27.8910***	27.2868***
	(1.3527)	(1.4144)	(1.4717)	(1.5819)
<i>price</i>	0.0343***	0.0246***	0.0262***	0.0243***
	(0.0060)	(0.0061)	(0.0063)	(0.0068)
城市虚拟变量	否	是	是	否
种类虚拟变量	否	否	是	否
城市*种类虚拟	否	否	否	是
常数项	-85.2001***	-97.3021***	-113.8087***	-102.9752***
	(5.7886)	(6.0711)	(16.8702)	(27.5103)
<i>N</i>	3388			

注：*表示 $p < 0.1$, **表示 $p < 0.05$, ***表示 $p < 0.01$

首先，2019年2月份比1月份的点评数平均下降3.12条，因此仅从时间趋势比较2月份与1月份的点评数并不足以说明疫情的影响。通过双重差分我们看到，将2020年与2019年相比，2月份比1月份的下降的点评数多了17.02条。考虑到整体样本中餐馆月均点评数为20.63条，这一差异说明疫情让餐饮行业客流量在2月份下降超过80%。

3.2.2 稳健性检验：对比农历春节前后数据

武汉封城发生在2020年1月23日，是大年廿九；大部分城市复工复产开始于2020年2月10日，是农历一月十七。为了排除新年的影响，我们以农历为时间轴构建数据进行了稳健性检验。包括农历大年廿八，往前推15天；包括农历一月十七，往后推15天，我们计算了餐馆2020年和2019年的春节前与春节后的半月评论数，以此为依据进行双重差分分析。⁹ 结果如下：

表 3.2 疫情爆发对餐馆月评价数的影响（春节前后双重差分）

	<i>halfmonthcomments</i>			
<i>ym</i>	-11.9272***	-11.9272***	-11.9272***	-11.9272***
	(0.9099)	(0.9030)	(0.8933)	(0.8862)
<i>year</i>	5.8629***	5.8629***	5.8629***	5.8629***
	(0.6434)	(0.6385)	(0.6317)	(0.6266)
<i>month</i>	1.7295***	1.7295***	1.7295***	1.7295***
	(0.6434)	(0.6385)	(0.6317)	(0.6266)
<i>score</i>	9.6724***	10.4225***	11.2354***	11.0424***

⁹ 由于2020年的大年廿八往前推30天跨过了元旦，因此我们在这里报告的是半月度指标。我们也做了起始点不变，往前后各推30天的新的月度指标，结果并无太大差异。

	(0.6205)	(0.6468)	(0.6741)	(0.7248)
<i>price</i>	0.0182***	0.0146***	0.0156***	0.0151***
	(0.0030)	(0.0031)	(0.0032)	(0.0034)
城市虚拟变量	否	是	是	否
种类虚拟变量	否	否	是	否
城市*种类虚拟变量	否	否	否	是
常数项	-37.3148***	-37.5013***	-49.6495***	-38.6007***
	(2.6614)	(2.7309)	(7.8453)	(7.6687)
<i>N</i>	4288			

注：*表示 $p < 0.1$, **表示 $p < 0.05$, ***表示 $p < 0.01$

通过表 3.2 可以看到, 对比春节前后, 2020 年餐馆半月均点评数量的变化比 2019 年下降了 11.93 条, 考虑到这仅仅是半个月的点评数, 这一变化实际比前面直接对比 2 月和 1 月时更为强烈。

3.3 武汉与其它城市餐馆点评数恢复情况对比

随着疫情逐渐缓解并进入常态化防控阶段, 经济和民生的恢复就成为社会和政府关注的焦点。我们同样希望透过点评数据的变化来看餐饮业复苏的过程。特别的, 武汉作为本次新冠疫情爆发的中心, 也是控制措施最严格的城市, 我们想通过它与其它城市的对比, 在一定程度上反映疫情及管控的程度对于餐饮行业复苏时间的影响。

武汉直到 5 月 2 日才从公共卫生事件一级响应降为二级响应, 因此我们认为在 4 月份武汉的餐饮业复苏的条件仍不成熟。而其它城市除了北京之外, 都已在 3 月底之前降为二级响应。北京的响应级别有其作为首都的特殊性, 多有新闻报道显示在 4 月餐饮业已经开始恢复,¹⁰因此我们仍然将它放在控制组进行分析。¹¹使用三重差分模型回归的结果在表 3.3 中。

表 3.3 武汉与其它城市餐馆点评数恢复情况对比 (三重差分)

	<i>monthcomments</i>			
<i>ymc</i>	-13.0196***	-13.1631***	-13.2849***	-13.2120***
	(4.6759)	(4.6003)	(4.5650)	(4.4824)
<i>ym</i>	9.0307***	9.2004***	9.2875***	9.5144***
	(1.9220)	(1.8911)	(1.8752)	(1.8418)
<i>yc</i>	0.2693	0.2274	0.1460	0.4567
	(3.3320)	(3.2782)	(3.2552)	(3.2093)
<i>mc</i>	3.9262	3.9022	4.0896	4.1042

¹⁰ 如 <http://www.bbtnews.com.cn/2020/0422/350492.shtml>

¹¹ 我们也将北京从控制组中去掉, 进行了稳定性检验, 结论并无显著差异。

	(3.1902)	(3.1386)	(3.1118)	(3.0534)
<i>citywuhan</i>	-7.5983***	-18.2766***	1.2980	3.3943
	(2.2982)	(2.6713)	(2.7422)	(30.0810)
<i>year</i>	-15.9572***	-16.2152***	-16.5543***	-16.8567***
	(1.3850)	(1.3641)	(1.3542)	(1.3361)
<i>month</i>	-0.0047	0.0279	-0.0173	-0.1076
	(1.3727)	(1.3506)	(1.3390)	(1.3136)
<i>score</i>	22.4322***	24.4377***	26.0264***	25.1550***
	(1.2358)	(1.2843)	(1.3482)	(1.4398)
<i>price</i>	0.0224***	0.0124**	0.0141**	0.0155**
	(0.0055)	(0.0055)	(0.0058)	(0.0061)
城市虚拟变量	否	是	是	否
种类虚拟变量	否	否	是	否
城市*种类虚拟变量	否	否	否	是
常数项	-75.8565***	-73.1191***	-100.048***	-90.7173***
	(5.2767)	(5.6950)	(15.5945)	(25.1948)
<i>N</i>	3421			

注：*表示 $p < 0.1$, **表示 $p < 0.05$, ***表示 $p < 0.01$

首先，2020年三月的评价数比2019年平均下降了16.85条，这体现了疫情的影响。与2019年相比，控制组（武汉外的其它城市）2020年4月与3月的评价数量的变化增加了9.51条，这一变化体现出疫情后餐饮业正在快速复苏。最后，武汉在4月份的复苏程度远小于其它城市，其差异为-13.21条。¹²点评数据明确反映了疫情和防控措施对于餐饮企业复苏过程的影响。

3.4 新发地疫情对于北京餐馆点评数量恢复的影响

3.4.1 双重差分回归结果

我们在分析北京新发地的疫情影响时，首先发现全国餐馆和北京餐馆的月均点评数据从五月到六月的变化与2019年相比并无显著区别，因此无法直接通过类似于3.1节中的方法直接判断二次疫情的冲击。结合3.2节中发现的餐馆点评数复苏趋势，如果与去年对比，北京的点评数据在4月份和5月份增长速度很快（疫情后复苏）而到了6月份突然停止了增加，一个可信的原因是新发地疫情的爆发影响了北京餐饮业的复苏。¹³双重差分的回归结果

¹² 由于这里讨论的都是绝对点评数量的变化，我们还加入餐馆历史点评数作为控制变量进行了稳健性检验，结论无显著差异。后面的回归也类似。

¹³ 这一分析的前提是，与去年同期相比，北京的点评数据在六月份仍远远落后，证明此时北京的餐饮业并没有恢复到正常水平。与之相对的，除武汉之外的大部分城市，在5月份的评价数已经都大致回复到去年同期的水平甚至超出，这中间可能有所谓的“报复性消费”，也可能有疫情后就餐点评积极性提高等原

见表 3.4。

表 3.4 新发地疫情对于北京餐馆点评数恢复的影响（双重差分）

	<i>monthcommentschange</i>	
<i>ym</i>	-7.7184*** (2.9458)	-7.7184*** (2.9564)
<i>year</i>	4.2184** (1.7008)	4.2184** (1.7069)
<i>month</i>	-4.2263** (2.0830)	-4.2263** (2.0905)
<i>score</i>	7.3348*** (1.9327)	8.3040*** (2.2110)
<i>price</i>	0.0078 (0.0091)	0.0066 (0.0103)
种类虚拟变量	否	是
常数项	-28.5752*** (8.4318)	-30.0809** (12.5789)
<i>N</i>	1140	

注：*表示 $p < 0.1$, **表示 $p < 0.05$, ***表示 $p < 0.01$

我们看到，首先，2020 年 4 月和 5 月点评数量的环比增量比 2019 年高 4.22 条，这反映了疫情受到控制后北京餐饮行业正在复苏。而交叉项表明，与 4 月和 5 月相比，6 月份点评数环比增量和去年的差异下降了 7.72 条。这一结论清晰的反映了北京餐饮行业在复苏过程中受到新发地疫情的阻碍。

3.4.2 稳健性检验：对比 6 月 11 日前后数据

为了检验结果的稳健性，我们以北京第二波疫情爆发时间 6 月 11 日为基期，后推 30 天，前推 90 天，构建了新的月度数据和月度环比增长数据，同样进行了双重差分回归。从结果看，除了更强烈的表现出的新发地疫情对餐饮行业复苏进程的阻碍（系数从 -7.72 变为 -13.71），并无其它显著差异。

表 3.5 新发地疫情对于北京餐馆点评数恢复的影响（以 6.11 为界的双重差分）

	<i>newmonthcommentschange</i>	
<i>ym</i>	-13.7105*** (3.0176)	-13.7105*** (3.0396)
<i>year'</i>	4.0895** (1.7422)	4.0895** (1.7549)
<i>month'</i>	-4.6947**	-4.6947**

因。因此在此节分析中我们仅仅使用北京市的数据。

	(2.1338)	(2.1493)
<i>score</i>	5.5525***	6.4952***
	(1.9798)	(2.2732)
<i>price</i>	0.0036	0.0045
	(0.0093)	(0.0106)
种类虚拟变量	否	是
常数项	-20.1570**	-22.1341*
	(8.6373)	(12.9330)
<i>N</i>	1140	

注：*表示 $p < 0.1$, **表示 $p < 0.05$, ***表示 $p < 0.01$

四、决定餐饮企业在疫情中表现的內因：理论及点评数据实证分析

4.1 理论模型：声誉和固定成本的影响

无论是在前面的文献中还是我们爬取的数据中，大众点评上餐馆的主要特征是评分和价格（人均消费）。¹⁴在我们的数据中，衡量单个餐饮企业复苏情况的主要指标是新点评时间（newcommentdate）及开业后获得的新评价总量（newcomments）。为了更好的理解数据分析的实际含义，我们首先提出一个简单的理论模型。

4.1.1 理论模型基本变量及其与数据变量的对应

1. 外生变量（解释变量）

a) 餐馆声誉 r ，对应数据中的评分（score）

餐馆声誉在模型中是决定一个餐馆客流量的最关键因素，在动态中，它也是影响餐馆恢复开业时间的决定性因素。

b) 餐馆固定成本 f ，对应数据中的价格（price）

餐馆的固定成本，即其即使不营业也需要付出的成本（主要是房租等），是影响餐馆在疫情中生存能力的重要因素。由于数据中并不能看到固定成本，因此我们用价格作为其代理变量。而因为价格不仅仅取决于固定成本，还受到食材等可变成本的影响，因此在计量分析中，我们将控制住食材差异，以火锅类餐馆为对象研究价格的影响。

2. 内生变量（被解释变量）

a) 餐馆恢复营业时间 T ，对应数据中的新点评时间（newcommentdate）

在 2.1.3 中我们已经讨论过使用 newcommentdate 作为恢复营业时间代理变量可能的偏

¹⁴ 这也是大多数人进行餐馆选择时最为关注的因素。

误。由于真实开业时间提前与客流量增加都会降低 newcommentdate ，因此我们会看到这一偏误不会影响理论预测与实证结果的吻合。

b) 餐馆恢复营业后的客流量，对应数据中的新点评数 (newcomments)

在模型中客流量被假设为餐馆声誉和疫情严重程度的函数。新点评数是指在 2020 年 2 月 9 日后已经在 2 月份获得了点评的餐馆，即 $\text{newcommentdate} \leq 20$ 的餐馆，在 3-7 月份所获得的总点评数量。它被用来代理餐馆恢复营业后的客流量。2020 年 2 月 10 日至 2 月 29 日这一时间段内获得了点评的餐馆共 732 家。

c) 餐馆是否退出，对应数据中的企业存活 (survival)

我们假设在 2020 年 2 月 10 日与 2020 年 7 月 30 日之间没有获得任何点评的餐馆已经退出了市场。在 1075 家餐馆中，有 1047 家在此时间区域内获得了点评，所以我们认为退出的餐馆共 28 家。

4.1.2 模型设定与求解

1. 基本设定

考虑一个餐馆，它的声誉是 r ，它的固定成本是 f 。¹⁵ 在疫情爆发的时刻它停业了。

我们用 s 表示疫情风险的大小。如果餐馆在疫情风险为 s 时营业，有概率 s 受到一个损失 l 。同时其能够获得的消费者数量为 $r(1-s)$ 。餐馆的声誉 r 与疫情严重程度一起决定了客流量。

假设单位可变成本为 c ，为了简单起见，我们假设价格为 $p = f + c$ 。这意味着单位消费者带来的毛利润为 f 。¹⁶ 因此餐馆在疫情风险为 s 时营业获得的毛利润为 $r(1-s)f$ 。

最后，我们假设疫情风险随着时间推移而下降，具体的，假设 $s_t = k^t s_0$ ， $k \in (0,1)$ ，其中 s_0 为最初的疫情风险， t 为时间的期数，从 1 开始。

在每一期的开始，餐馆如果退出市场，其收益将永远为 0。如果留在市场中而不开业，则需要在当期付出固定成本 f 。如果它决定开业，则获得

$$r(1-s)f - f - sl.$$

很显然，这一收益随着 s 的下降而上升，因此一旦餐馆开业，它将会一直营业。¹⁷ 于是餐馆恢复营业的时间点 T 由如下式子决定：

$$T = \min\{t: r(1-k^t s_0)f - k^t s_0 l \geq 0\}. \quad (1)$$

而一个理性的餐馆决策者，决定在一开始就留在市场中等待疫情缓解再开业的前提条件是：

¹⁵ 在另一个版本的模型中我们引入了准固定成本，即一旦开业就需要付出的与顾客量无关的成本，如固定薪酬等。但是实际上很多地方要求餐饮企业即使在停工期间也要发工资，同时愿意留在行业内的餐馆也会因为长远考虑为工人发放工资。问卷调查的结果对此有所证实。因此最终我们去掉了准固定成本的设定。

¹⁶ 将一个普通餐馆正常情形下的消费者数量标准化为 1，那么根据竞争的零利润条件能够得到餐馆的毛利润为 f 。我们假设价格具有刚性，不随疫情变化而变化，问卷结果对此有所证实。同时还假设价格与声誉无关，这是为了分析的方便。价格随着声誉的上升而提高并不会影响我们的结论。

¹⁷ 可以假设在疫情风险在每一期有一定概率回到 s_0 ，并不会改变我们的主要结论。

$$\sum_{t=T}^{\infty} \delta^t [r(1 - k^t s_0) f - f - k^t s_0 l] - \sum_{t=1}^{T-1} \delta^t f > 0. \quad (2)$$

2. r 和 f 对开业时间的影响

根据式子 (1), 容易得到

$$T = \lceil \left(\frac{\ln(rf) - \ln(rf + l) - \ln s_0}{\ln k} \right) \rceil$$

其中 $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整。

接下来我们讨论参数对于餐馆开业时间的影响。关于声誉 r , 我们有:

$$\frac{\partial \left(\frac{\ln r + \ln f - \ln(rf + l) - \ln s_0}{\ln k} \right)}{\partial r} = \frac{1}{\ln k} \left(\frac{1}{r} - \frac{f}{rf + l} \right) = \frac{1}{\ln k} \frac{l}{r(rf + l)} < 0.$$

因此餐馆声誉越高, 其开业时间也应该越早。这中间的经济学含义很直观, 声誉高的餐馆其顾客量大, 因此能更好的抵御疫情冲击的影响。

关于餐馆的固定成本 f , 我们有:

$$\frac{\partial \left(\frac{\ln r + \ln f - \ln(rf + l) - \ln s_0}{\ln k} \right)}{\partial f} = \frac{1}{\ln k} \left(\frac{1}{f} - \frac{r}{rf + l} \right) = \frac{1}{\ln k} \frac{l}{f(rf + l)} < 0.$$

因此固定成本越高, 其开业时间也应该越早。其经济学含义为, 固定成本越高的餐馆其不开业时毛利润的损失越大, 因此其受到的开业压力也越大。

3. r 和 f 对餐馆是否决定退出的影响

现在我们看式子 (2) 的左边, 如果 r 上升 (即使维持 T 不变), 那么其值会越大。也就是说, 声誉更高的餐馆留在行业中的总收益不会比声誉较低的餐馆差。因此声誉越高, 在一开始就决定留在行业中的可能性越大。

f 上升对于式子 (2) 左边大小的影响难以确定, 因为一方面它增加了开业后餐馆的毛利润, 一方面又增加了开业前餐馆的固定成本净投入。因此我们无法判断固定成本如何影响餐饮企业的退出决策。

4. r 和 f 对餐馆开业后客流量的影响

在模型中, 客流量为 $r(1 - s)$ 。因此餐馆的声誉越高, 开业后客流量越大 (这也是它选择更早开业的直接原因)。餐馆的固定成本与开业后客流量无关。

4.1.3 理论定理

我们用如下两个定理总结理论部分的结论:

定理一、 餐馆的声誉越高, 则其越其越容易留在行业中, 并且其开业的时间也会更早。其开业后的客流量会更大。

定理二、 餐馆的固定成本对于其是否会留在行业中的决定影响不确定。对于决定留在

行业中的餐馆，其固定成本越高，则其开业的时间会越早。开业后客流量与固定成本无关。

4.2 实证假设和模型

4.2.1 餐馆评分影响的实证假设与模型

根据理论部分定理一，我们提出实证假设 1-3。

假设 1: 评分越高的餐馆，其存活率越高。

假设 2: 存活的餐馆中，评分越高，其新点评时间 (*newcommentdate*) 越早。

假设 3: 在 2 月份已经获得新点评的餐馆，评分越高，新点评数 (*newcomments*) 越多。

在计量模型选择上，由于有具体理论模型和与其对应的明确实证假设，因此我们使用基本的最小二乘计量模型 (OLS) 和 Probit 模型。

在验证假设 1，即评分对餐馆存活率的影响时，我们使用如下 Probit 模型：

$$\begin{aligned} \text{Probit}(\text{survival}_f) &= E(\text{survival}_f > 0) \\ &= \alpha_1 + \alpha_2 \text{score}_f + \alpha_3 \text{price}_f + \alpha_4 \text{city}_f * \text{variety}_f + \varepsilon_f \end{aligned}$$

在此模型中，如果系数 α_2 显著为正，则假设 1 得到验证，说明餐馆声誉能够有效提高存活率。控制变量为价格和城市与餐馆类别交乘项这一虚拟变量。

在验证假设 2，即评分对新点评时间的影响时，我们使用如下最小二乘模型：

$$\text{newcommentdate}_f = \alpha_1 + \alpha_2 \text{score}_f + \alpha_3 \text{price}_f + \alpha_4 \text{city}_f * \text{variety}_f + \varepsilon_f$$

这里如果 α_2 显著为负，则假设 2 得到验证，说明评分越高的餐馆获得第一条新点评的时间越早，当然其背后的原因可能是真实恢复营业时间更早，也可能是恢复营业后客流量更大。控制变量为价格和城市与餐馆类别交乘项这一虚拟变量。

在验证假设 3，即评分对新点评数的影响时，我们使用的模型与上面类似：

$$\text{newcomments}_f = \alpha_1 + \alpha_2 \text{score}_f + \alpha_3 \text{price}_f + \alpha_4 \text{city}_f * \text{variety}_f + \varepsilon_f$$

如果 α_2 显著为正，则假设 3 得到验证，在 2 月份恢复营业以后餐馆在 3-7 月份获得的总点评数更多，对应的客流量更大。控制变量与前面一致。

4.2.2 餐馆价格影响的实证假设与模型

由于价格同时由固定成本与可变成本决定，因此为了更好的通过价格了解背后固定成本的影响，我们控制住食材（可变成本），将这一部分的研究对象设计为火锅类餐馆。选择火锅类餐馆的原因是我们认为它的食材差异较小，并且数量足够多（共 126 家）。

根据定理二，提出以下两个实证假设。

假设 4: 存活的火锅店，价格越高，其新点评时间 (*newcommentdate*) 越早。

假设 5: 在 2 月份已经获得新点评的火锅店，其价格对于新点评数 (*newcomments*) 没有显著影响。

假设 4 对应的模型如下：

$$newcommentdate_f = \alpha_1 + \alpha_2 price_f + \alpha_3 score_f + \alpha_4 city_f + \varepsilon_f$$

如果看到 α_2 显著为负，则假设 4 得到验证，说明固定成本越高，获得第一条新点评的时间越早，而由于固定成本和价格对于客流量不应该有显著影响，因此更可能是由于真实恢复营业时间提前了。控制变量为评分和城市虚拟变量。

假设 5 对应的模型类似，

$$newcomments_f = \alpha_1 + \alpha_2 price_f + \alpha_3 score_f + \alpha_4 city_f + \varepsilon_f$$

如果看到 α_5 不显著，则假设 5 得到验证，说明固定成本对于客流量无影响。控制变量与假设 4 的模型相同。

4.3 餐馆评分影响的实证分析

对假设 1-3 的验证分别见表 4.1-表 4.3。

表 4.1 餐馆评分对其存活率的影响

	<i>survival</i>			
<i>score</i>	1.3741*** (0.2782)	1.6882*** (0.3171)	2.2080*** (0.4062)	3.1921*** (0.6001)
<i>price</i>	0.0037 (0.0026)	0.0062* (0.0033)	0.0069 (0.0043)	0.0092 (0.0062)
城市虚拟变量	否	是	是	否
种类虚拟变量	否	否	是	否
城市*种类虚拟变量	否	否	否	是
常数项	-3.9359*** (1.1167)	-5.4954*** (1.2960)	-7.4492*** (1.7622)	-11.6928*** (2.3629)
<i>N</i>	1072	972	718	288

注：*表示 $p < 0.1$, **表示 $p < 0.05$, ***表示 $p < 0.01$

表 4.2 餐馆评分对于新点评时间的影响

	<i>newcommentdate</i>			
<i>score</i>	-31.1186*** (2.2972)	-35.3134*** (2.3933)	-37.3857*** (2.4984)	-38.1100*** (2.7416)
<i>price</i>	0.0155 (0.0109)	-0.0100 (0.0112)	-0.0121 (0.0116)	-0.0088 (0.0125)
城市虚拟变量	否	是	是	否
种类虚拟变量	否	否	是	否
城市*种类虚拟变量	否	否	否	是
常数项	158.8126***	165.1061***	165.6678***	154.1103***

	(9.7720)	(9.9991)	(28.2534)	(28.0638)
<i>N</i>	1047			

注：*表示 $p < 0.1$, **表示 $p < 0.05$, ***表示 $p < 0.01$

表 4.3 餐馆评分对于新点评数的影响

	<i>newcomments</i>			
<i>score</i>	133.4666*** (18.8427)	170.826*** (19.3137)	176.8552*** (20.6480)	162.8269*** (23.5540)
<i>price</i>	0.2291*** (0.0718)	0.0862 (0.0714)	0.0954 (0.0751)	0.0567 (0.0844)
城市虚拟变量	否	是	是	否
种类虚拟变量	否	否	是	否
城市*种类虚拟变量	否	否	否	是
常数项	-497.9214*** (82.1292)	-520.1617*** (86.6332)	-581.9389*** (180.0055)	-632.5787*** (200.3225)
<i>N</i>	732			

注：*表示 $p < 0.1$, **表示 $p < 0.05$, ***表示 $p < 0.01$

从表 4.1 中我们看到假设 1 得到了验证。¹⁸餐馆的评分显著提高了其存活率。表 4.2 的结果验证了假设 2。我们看到存活餐馆的评分每高 0.1 分，其新点评时间提前约 3.8 天。考虑到新点评时间的均值是 22.7 天，这一影响相当可观。遗憾的是因为有客流量的影响，我们无法准确判断这一数据在多大程度上反映真实恢复营业时间的提前。表 4.3 的结果验证了假设 3，数据表明，2 月已经获得新点评的餐馆，评分每上升 1 分，餐馆在 3-7 月获得的总评价数上升 162.83 条，与文献中的结论相似，印证了餐馆声誉对于其客流量有着非常重要的影响。

总体上声誉（评分）越高的餐馆，能凭借自身对于消费者的吸引力更有效的抵抗疫情的冲击，更早和更快的得到恢复。

4.4 餐馆价格影响的实证分析

对于假设 4 和假设 5 的检验结果分别见表 4.4 和表 4.5。

表 4.4 火锅店价格对于新点评时间的影响

	<i>newcommentdate</i>	
<i>price</i>	-0.1275** (0.0556)	-0.1112* (0.0620)
<i>score</i>	-29.1867***	-32.3453***

¹⁸ 在死亡样本数不多而虚拟变量较多时，probit 回归会出现大量样本被删除的情况。显著性没有发生变化。

	(4.2139)	(4.9060)
城市虚拟变量	否	是
常数项	157.9647***	166.6396***
	(18.4281)	(22.4541)
<i>N</i>	126	

注：*表示 $p < 0.1$, **表示 $p < 0.05$, ***表示 $p < 0.01$

表 4.5 火锅店价格对于新点评数的影响

<i>newcomments</i>		
price	0.1021	0.1672
	(0.4367)	(0.4762)
score	91.2893**	149.9603***
	(43.1120)	(46.629)
城市虚拟变量	否	是
常数项	-312.3268	-613.7673***
	(192.5119)	(222.8879)
<i>N</i>	92	

注：*表示 $p < 0.1$, **表示 $p < 0.05$, ***表示 $p < 0.01$

假设 4 被表 4.4 验证。火锅店的价格每高 10 元，其获得第一条新点评的时间提前 1.1 天。也就是说固定成本越高的餐馆，其恢复营业的动机越强。假设 5 同样被表 4.5 所验证。价格的高低对餐馆重新营业后的客流量并无显著影响。综合来看，固定成本高的餐馆，面临的成本压力更大，虽然不见得能吸引更多客流，但早开业通过经营来释放成本压力是它们倾向做出的选择。

五、问卷数据分析

点评数据已经帮助我们比较全面的了解了疫情对餐饮行业的影响，以及餐馆自身因素对其抵抗疫情冲击的作用。但是其中一个重要的缺失是政策在其中所起的作用。因此我们通过调研问卷的数据来对此进行补充。

5.1 市场压力与成本压力

在 90 份问卷中，有 12 份问卷选择至今仍未开业。由于问卷调查是在 8 月中旬进行，因此我们默认当时仍未开业的餐馆已经相当于倒闭了。其原因（多选，最多两项）占比如下图所示。可以看到，流动资金紧张和市场需求不足为餐馆无法复工的主因。前者体现成本压力，后者反映着市场压力。

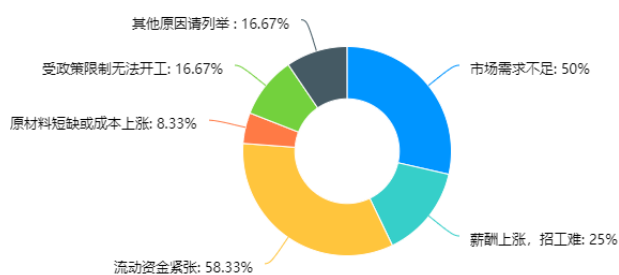


图 5.1 餐馆开工、复工的主要阻碍因素

在开业的 78 家餐馆中，开业时间的月份分布如图 4.2 所示。可以看到，到 4 月份，80% 左右的餐馆都已经开业。这与点评数据（新点评时间的均值为 22.7 天）一致。

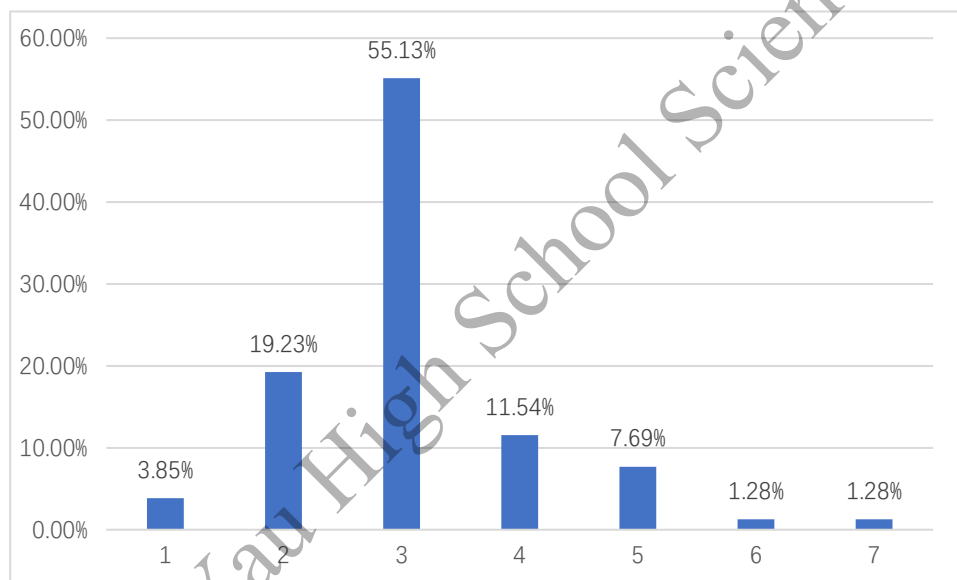


图 5.2 餐馆恢复营业时间分布

在开工的 78 家餐馆中，与去年同期相比，大部分 (61.53%) 的上半年营收下降超过 25%。而同时，绝大部分餐馆 (70.52%) 的餐馆上半年的营业成本下降不到 25%，有将近一半 47.44% 的餐馆反映上半年的营业成本与去年同期基本持平或上升。这说明餐馆在受到疫情影响不能开业或者业务量受损时，其各方面成本仍然居高不下。与倒闭的餐馆一样，即使餐馆恢复营业，仍然同时受到市场和成本两个方面的巨大压力。

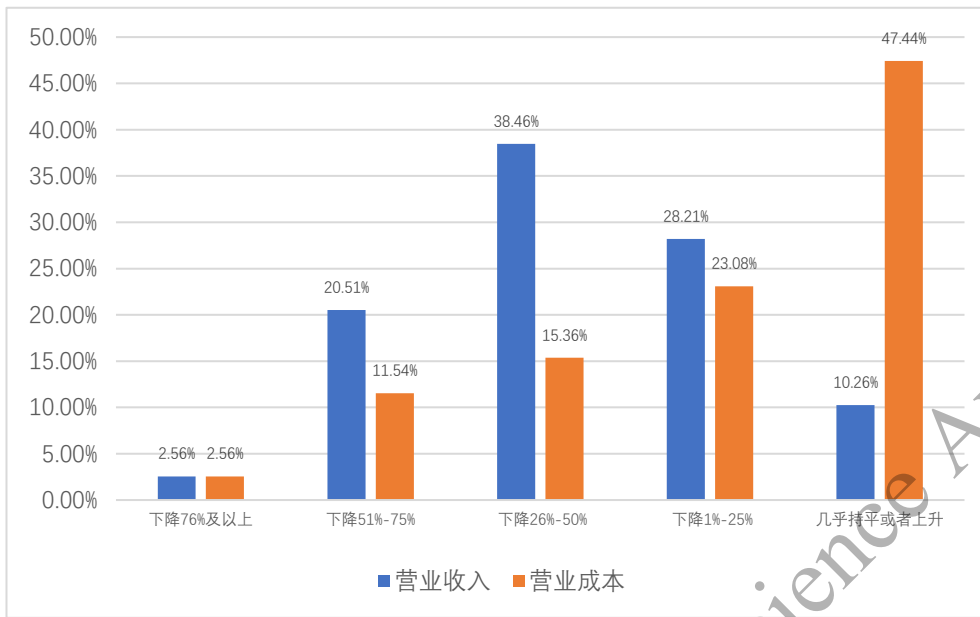


图 5.3 餐馆 2020 年上半年与 2019 年上半年对比

最后，与 Tucker and Yu (2020)的结论相似，我们并不能看到线上（外卖）需求对于线下（堂食）需求的替代。图 4.3 显示，超过 80%餐馆的堂食营业额已经恢复了 50%以上，仍有 46.15%的餐馆其外卖营业额恢复不到 50%。如果剔除外卖占销售额比例小于 10%的餐馆再看，情况有所好转，但仍有 22.92%的餐馆其外卖恢复比例小于 50%，而仅有 10.42%的餐馆堂食恢复不到 50%。这说明疫情对于消费者需求的冲击是多个维度的，我们预想中的外卖在疫情期间借力发展的情况并没有出现。当然，这也可能是因为很多餐馆并没有把外卖作为主战场进行投入。

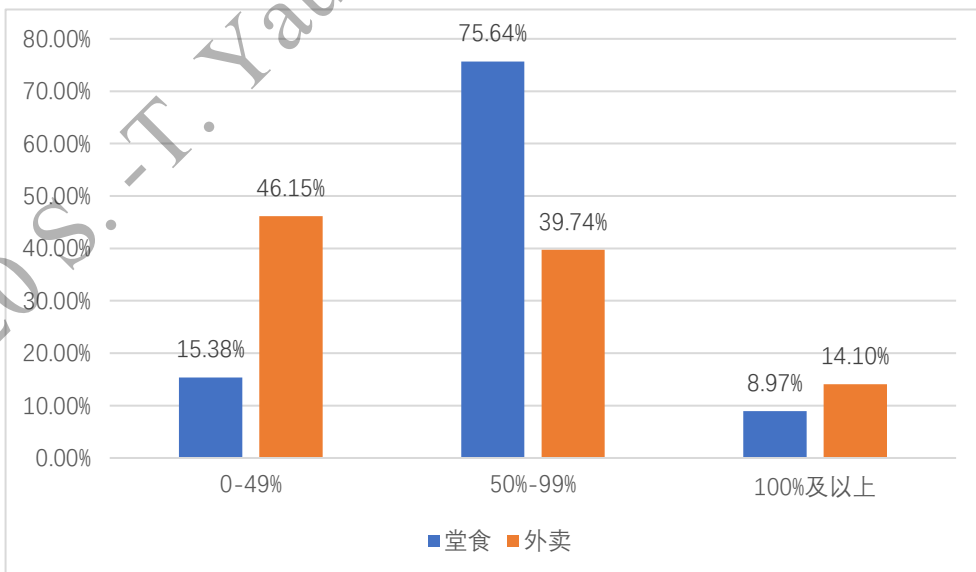


图 5.4 堂食和外卖营业额与疫情前相比恢复程度

5.2 政策需求与政策供给

通过前面的问卷数据可以看到餐馆在疫情的影响下面临着巨大的成本压力和市场压力。其政策需求也应该体现在这两方面。

我们询问了餐馆对于政策的需求，分为五个维度，分别是租金减免等降负政策、税收减免等税收政策、低息贷款等金融支持、消费券等定向补贴、以及减免五险一金等稳岗政策，让调查对象分别赋值 1-5 分，1 分为最不重要，5 分为最重要。

数据显示，有 54.44% 的餐馆把获得租金减免作为最重要的政策需求，有 21.11% 的餐馆把税收减免作为最重要的政策需求。各项平均分如表 5.1 所示。餐馆对于租金减免的强烈需求体现出固定成本的巨大压力，而其对于税收减免的需求反映了过重的税负有可能成为压倒疫情期间餐馆自救努力的最后一根稻草。很有意思的是，餐馆对于消费券等定向补贴需求不高，而我们原本认为定向补贴可能是促进消费，缓解餐馆面临的需求不足压力的有效政策。其中原因有可能是消费券等补贴的作用不明显，或者给餐馆造成的直观感受不深，不如租金减免等降低成本的政策立竿见影。

表 5.1 餐馆对于各项政策的需求

租金减免等	税收减免等	低息贷款等	消费券等	五险一金减免等
4.11	3.4	2.82	1.98	2.69

我们还询问了餐馆所获得的政策支持。有 51.11% 的餐馆获得了租金减免类的支持，有 58.89% 的餐馆获得了税收政策的支持。然而通过数据间的关联分析，我们发现餐馆的政策需求与获得的支持之间并不完全一致。

我们使用了简单的 probit 回归，¹⁹用 *rent* 代表租金方面的政策，*tax* 代表税收方面的政策，*finance* 代表低息贷款等金融政策，*coupon* 代表消费券等定向补贴政策，*require* 表示需求程度，值为问卷答案中的赋分 1-5，依次表示从最不重要到最重要，*get* 表示是否获得该项政策支持，1 为是，0 为否。结果如下：

表 5.2 政策支持与政策需求关系：Probit 回归

	<i>get_rent</i>		<i>get_tax</i>
<i>require_rent</i>	0.2297** (0.1164)	<i>require_tax</i>	0.1469 (0.1091)
常数项	-0.9179* (0.4989)	常数项	-0.2727 (0.3930)
<i>N</i>	90	<i>N</i>	90
	<i>get_finance</i>		<i>get_coupon</i>
<i>require_finance</i>	0.1809	<i>require_coupon</i>	0.0304

¹⁹ 用 OLS 回归与 Pearson 相关系数检查的结果均一致。

	(0.1271)		(0.1062)
常数项	-1.6020***	常数项	-0.5533 **
	(0.4259)		(0.2534)
N	90	N	90

可以看到，除了租金减免政策之外，在税收政策、低息贷款等金融政策、消费券等定向补贴政策上，餐馆的需求程度与它们是否获得对应支持之间均无显著关系。这意味着或者政策支持的渠道仍然不够畅通，或者政策在设计上仍有可以进步的空间。

六、总结与讨论

6.1 模型优点与缺点

在本文的第三章，我们通过双重差分和多重差分的模型分析了疫情对于餐饮企业点评数量的冲击，以及疫情防控常态化后点评数总体复苏的形势。这些模型的主要优点是能够有效的剔除时间趋势和其它可能的内生性问题，较清晰的聚焦在疫情影响、复苏态势、城市对比等研究对象上。它们也是国际文献中关于疫情影响的研究里常见的方法。

模型的主要不足之处在于，除了关于武汉在 4 月份的不同复苏趋势之外，我们没有讨论其它可能的异质性影响，比如不同类别、不同评分、不同价格餐馆之间受到影响程度的差异等。这些都是未来研究可以拓展的方向，对于更精确的政策制定也有重要参考意义。

在第四章中，我们构建了一个简单的理论模型，并通过理论预测得出实证假设，然后使用简单的 Probit 和 OLS 模型对于假设进行了验证。这一过程的优点是，理论支撑使计量结果的经济学含义更为清晰。其遗憾在于，我们还可以更进一步挖掘理论模型的内涵并寻找对应的计量证据，比如固定成本更高的餐馆，其声誉的影响程度是否更大，等等。同时并没有处理可能的内生性问题，如是否有未知因素同时影响评分与开业时间等。

在第五章中我们使用问卷数据进行了简单的统计分析，在政策层面对于点评数据进行了有益的补充。其不足之处在于问卷的数量不够，并且由于经验缺乏有些问题设计不够完善，导致问卷部分能够进行计量分析的内容不多。

6.2 主要结论

在本文中，我们通过大众点评上 1075 家餐馆共 421,820 条点评，研究了餐饮企业在新冠疫情下受到的巨大冲击及其复苏的过程。我们发现，对比 2019 年，新冠疫情使得餐馆月均点评数在 2020 年 2 月比 1 月多下降了 17.02 条。这一数字占到总样本月均评论数的 82%，说明在疫情初期对于餐饮行业的打击是致命的。在其它城市在 4 月份开始复苏的时候，武汉更严重的疫情和更严格的限制政策使其点评数复苏速度要低 13.21 条/月。在北京，新发地

疫情使得餐饮点评数在 4 月和 5 月增速远高于去年同期的情况下，6 月份复苏速度下降了 7.72 条/月。数据说明，如果能够严格的对于疫情进行常态化管控，餐饮业有能力通过自身的努力和社会的支持得到恢复，但一旦出现疫情反复，则很容易重陷困境。

本文的理论模型指出，餐馆声誉越高，其存活率越高，恢复营业的时间越早，恢复营业后获得的顾客流量越多。同时，餐馆的固定成本越高，其恢复营业的时间会越早，但对于顾客流量没有影响。与之对应的，计量结果显示，餐馆的高评分会显著提高其存活率。分数每上升 1 分，其在 2 月 9 日后获得第一条点评的时间提前 38.11 天，如果在 2 月份已经获得新点评，则其获得的 3 月到 7 月总点评数量上升 162.83 条。针对火锅类餐馆（价格可以较好的代理固定成本），我们发现价格每高 10 元，2 月 9 日后获得第一条评价的时间提前 1.1 天，但其开业后的点评数量并无显著变化，高固定成本下的早开业更多的是因为高压力。从内因上来说，提升自身质量，增加对于消费者的吸引力，仍然是餐馆应对危机最重要的方式。

通过调研问卷，可以得知疫情下餐饮消费需求并没有从堂食转移到外卖。餐馆在收入下降的同时，其成本仍然居高不下。因此，餐馆现下主要政策诉求是租金和税金的减免。但是餐馆的政策需求与受到的政策支持并不完全吻合，因此从外因来看，因地制宜，灵活而富有针对性的政策可能才能对于疫情常态化后的餐饮业提供它们真正需要的帮助。

6.3 政策建议

在疫情防控常态化，国内外经济形势严峻的大背景下，无论是保就业保民生等六保工作，还是加快推动内循环发展，都无法绕过餐饮行业这个线下服务行业的支柱之一，需要在这一领域内精准施策。本次研究为此目标提供了很好的参考依据。

首先，疫情防控仍是重中之重。无论是 4 月份武汉餐饮业复苏的滞后，还是 6 月份新发地疫情对北京餐饮业复苏进度的打击，都充分说明餐饮行业恢复正常的最重要前提是防疫安全。一旦发生新的疫情传播事件，困境中的餐饮企业将会再次遭受毁灭性打击。研究同时表明，当下虽然总体餐饮消费尚未完全恢复，但声誉高的餐馆已经逐步吸引了很多顾客，刺激消费，这实际上也为餐饮企业带来了更大的防疫压力和更高的防疫要求。一旦声誉高的餐馆中发生疫情传播，其影响会更为严重和广泛。因此有必要在常态化防控中重点留意热门餐馆，在不给餐馆造成过度负担的基础上，堵住防疫漏洞。

其次，修炼内功是餐饮企业应对危机的最佳法宝。研究发现声誉好、吸引力强的餐馆在疫情中生存得更好，甚至会借助本次疫情导致的优胜劣汰变得更强。政府可采取有效政策刺激餐饮企业之间良性竞争，比如为评分进步快，顾客反馈好的餐厅提供定向奖励或补助，通过行业协会等组织宣传优秀餐馆等，帮助“好酒”走出深巷，从而激励更多“好酒”的出现。

最后，从理论和数据两方面来看，餐馆面临的主要压力仍是市场需求不足与成本高企。在需求端，主要政策供给除严格防控，避免消费者心理因疫情受挫之外，还应更有效的使用消费券等定向补贴，比如可以与大众点评等头部网络平台进行合作，在大数据基础上进行有针对性的投放。在成本端，应该持续做好租金政策和税收政策的供应，让政策渠道更加通畅，使优政能切实为需要度最高的餐饮企业提供支持。

参考文献

- [1]. 高倩. 新型冠状病毒肺炎疫情对餐饮企业的冲击及其应对建议[J]. 商场现代化, 2020, 6: 18-19.
- [2]. 龚诗阳, 刘霞, 刘洋, 等. 网络口碑决定产品命运吗——对线上图书评论的实证分析[J]. 南开管理评论, 2012, 15(4): 118-128.
- [3]. 李弄文, 张小松. 新冠肺炎疫情对物流行业的影响及可能的对策[J]. 商场现代化, 2020, 6: 51-52.
- [4]. 卢向华, 冯越. 网络口碑的价值——基于在线餐馆点评的实证研究[J]. 管理世界, 2009(7): 126-132+171.
- [5]. 潘龙非. 新冠肺炎疫情对我国餐饮业的影响探析[J]. 现代商贸工业, 2020, 23: 3-4.
- [6]. 杨华利, 郭本功. 浅谈新冠疫情对餐饮业的影响和发展思考[J]. 高校后勤研究, 2020(5): 30-32.
- [7]. 朱祥宁, 朱美鸿, 刘紫微. 新冠肺炎疫情对餐饮业的影响及应对策略探讨——基于线上 534 份调查问卷分析[J]. 商场现代化, 2020, 14: 1-4.
- [8]. Baker S R, Farrokhnia R A, Meyer S, et al. How Does Household Spending Respond to an Epidemic? Consumption During the 2020 COVID-19 Pandemic[R]. NBER Working Paper, 2020.
- [9]. Chen H Q, Qian W L, and Wen Q. The Impact of the COVID-19 Pandemic on Consumption: Learning from High Frequency Transaction Data[R]. Working Paper, 2020.
- [10]. Fang H M, Wang L, Yang Y. Human Mobility Restrictions and the Spread of the Novel Coronavirus (2019-nCoV) in China[R]. PIER Working Paper, 2020.
- [11]. Fernandes N. Economic effects of coronavirus outbreak (COVID-19) on the world economy[R]. Working Paper, 2020.
- [12]. Han Y, Lam J C, Li V O, et al. The effects of outdoor air pollution concentrations and lockdowns on Covid-19 infections in Wuhan and other provincial capitals in China[R]. Working Paper, 2020.
- [13]. He G J, Pan Y H, Tanaka T. The short-term impacts of COVID-19 lockdown on urban air pollution in China[J]. Nature Sustainability, 2020.
- [14]. Qiu Y, Chen X, Shi W. Impacts of social and economic factors on the transmission of coronavirus disease 2019 (COVID-19) in China[J]. Journal of Population Economics, 2020, 33: 1127-1172.
- [15]. Tucker C, Yu S Y. The Early Effects of Coronavirus-Related Social Distancing Restrictions on Brands[R]. Working Paper, 2020.

致谢

2020 年受新冠疫情的影响，我国消费行业遭受重创。本次研究，我们从身边最触手可及也是受到影响最大之一的餐饮行业着手进行研究。我们在观察到生活社区周边不同规模、不同类型的餐厅相继缩小规模或者倒闭，开始思考：餐饮行业受影响和恢复的程度如何？什么因素影响到餐饮企业的恢复？为了刺激消费，政府应采取什么样形式的政策措施协助企业渡过难关，恢复往日生机？论文基于大众点评数据以及实地问卷调查，系统研究了新冠疫情下餐饮行业受到的冲击与复苏。本次研究基于事实并且讨论了当下国内外各界关心的热门话题，具有可应用性。

在研究过程中，我们受益良多。感谢指导老师们的耐心指导以及组员们的共同努力，使得本次研究能够顺利完成。在此，我们感谢深圳中学在校指导老师王奕君老师在理论、实验方面对我们的耐心指导；同时我们感谢组员李劲鹏同学的姐姐李婧婷老师在前期选题以及论文写作方面对我们的启发与指导。两位老师无偿的辛苦付出以及富有创新和逻辑的思维方式方法让我们能够顺利攻克数据采集等多项难题，顺利完成建模和理论分析。同时，感谢各位组员的辛勤付出。感谢李劲鹏同学对大众点评数据爬取方面的贡献，让我们的论文在数据论证方面能够详实精准的反映出新冠疫情对餐饮企业的营业冲击。感谢董行芷同学在理论模型方面和文献整理方面的贡献，让我们从理论角度上分析餐饮行业受新冠疫情的影响程度以及恢复状态。感谢杨皓天同学在实地问卷信息设计与收集方面的贡献，让我们对餐饮企业的状态分析更加全面、多元化。三位组员在研究过程中，各司其职互帮互助，积极交流认真思考，最终有条不紊地按分工顺利完成论文。

再次感谢所有对论文提出指导性意见的老师和团结协作的组员！

王奕君

深圳中学 | 中学一级教师
AP微观经济学老师 | 国际部升学指导
深圳市罗湖区泥岗西路1068号
电话: 13760337786
Email: yiwang@shenzhong.net



教育背景	
2008.9-2011.6	华东师范大学 学科教育专业, 硕士研究生
2004.9-2008.7	华东师范大学 人文学院 政治经济学专业 学士学位 外语学院 英语专业 (双学位)
工作经历	
2011.11 至今	<ul style="list-style-type: none">深圳中学 国际部 AP 经济学教师 (美国大学理事会认证)深圳中学 国际部 升学指导 (美国海外升学指导协会成员)
赛事指导经历	
2017.3-2017.6	指导学生参加美国 FBLA 商赛总决赛, 获得全球前 15 名
2018.3-2018.6	指导学生参加 CTB 全球决赛, 《太阳能板在校园运用中的成本运营分析》获得创新奖
荣誉奖励	
2016 年	<ul style="list-style-type: none">深圳市青年教师教学基本功二等奖
2018 年	<ul style="list-style-type: none">《现代企业的运营》入选广东省优质课
个人信息	
<ul style="list-style-type: none">CTB 优秀指导教练芝加哥大学颁发“Excellent Educator”获得英语专业八级, 日语能力考一级 (最高级) 证书	

Li, Jingting

902, Block B, Huarunchengrunfu II, Tonggu Rd., Nanshan Dist., Shenzhen, Guangdong
+86-177-2747-0815 | 2731644867@qq.com

EDUCATION

University of California, Berkeley

Berkeley, CA

Major: Economics

Aug 2013 - May 2017

- GPA: 3.73 / 4.00
- *Relevant Coursework:* Financial Economics, Econometrics, Intro to Finance, Intro to Managerial Accounting, Intro to Financial Accounting, Economics Analysis-Micro/Macro, Linear Algebra and Differential Equations
- *Honors:* Dean's Honor List

WORK EXPERIENCE

CMB International

Hong Kong

Analyst, Investment Banking

June 2019 – Oct 2019

- Worked in the Wealth Management Department to assist sales managers in offering help to private banking clients
- Passed orders including buy/sell trades according to sales managers and clients' instructions
- Provided account opening support to private banking clients and provided administrative support to sales managers

Mizuho Securities Asia

Hong Kong

Analyst, Investment Banking

Apr 2018 – August 2018

- Worked in the ECM and Corporate Finance team to assist in transactions including IPOs, M&A, CB issuance, etc.
- Connected relationship manager and syndicate to arrange NDRs for strategic and institutional investors in an US IPO
- Assisted in drafting IFA letter for a connected and major transaction in an ongoing M&A transaction in mainland
- Took charge of internal work in the team including pipeline consolidation and sales memo drafting

ICBC International

Hong Kong

Analyst, Investment Banking

August 2017 – Apr 2018

- Worked in the execution team in Investment Banking Department to assist in transactions including IPOs, M&A, etc.
- Engaged actively in financial, management and business due diligence during execution phase of an ongoing IPO
- Assisted in building financial model and drafting business section and industry outline in the prospectus in an HK IPO
- Compiled NDR presentations and drafted strength section in NDR deck and investor Q&A in an M&A transaction

ICBC International

Hong Kong

Summer Intern, Investment Banking

July 2016 – August 2016

- Worked as a summer analyst in the Corporate Advisory Group to assist in the execution of a variety of deals
- Initiated independent research on industry and corporation business of water treatment companies in China
- Completed a mock IPO pitch book of a company in water treatment industry and presented to department heads
- Collaborated with Client Coverage Group to work on a pitch in cold-chain logistics industry

Morgan Stanley Huaxin Funds

Shenzhen, China

Summer Analyst, Research Department

May 2015 – July 2015

- Accompanied analysts to visit companies to interview CEOs and secretaries of the board
- Assisted in data management and analysis regarding covered companies' prospects and valuation
- Conducted research on the fundamentals of the assigned five companies in entertainment industry in China

LEADERSHIP & ACITIVITIES

Eta Omega Chi

Berkeley, CA

President, Pledge Educator

Jan 2015 – May 2017

- Administered and oversaw the managerial process in Spring 2016, and improved regulation and recruiting process
- Designed and helped to develop the stock investment group and foreign exchange market group within the fraternity
- Planned and executed an on-site visiting event to get familiar with targeted corporations and their recruitment process

OTHER

- *Skills:* Proficient in Mandarin Chinese, English, Microsoft Office (Word, Excel, PowerPoint), Photoshop
- *Awards:* American Mathematics Contest (Top 1%), American Invitational Mathematics Examination (Global Top 1%)
- *Interests:* Chinese Dance, Culinary Arts and Food, Wedding Design, Karaoke