

# 美食探店短视频对到店餐饮的导流效果分析

——以"锦府盐帮"店铺的抖音和大众点评评论数据为例



小组名称: 御剑

小组成员: (北京大学) 陆哲皓 张啸威 周瑞民

2021.4

# 一、背景介绍与研究问题

## 1. 行业背景:餐饮商家的短视频营销

自 2012 年 11 月快手转型成为短视频社区开始,随着流量使用成本的下降和智能手机普及率的提高,短视频行业迎来了自己的发展契机; 2016 年 9 月抖音上线后,短视频行业更是进入了快速发展的阶段。在内容接触形式方面,从 2020 年用户接触的内容形式来看,短视频内容位居首位,高达 48.4%<sup>1</sup>; 从 UserTracker 的网民行为监测数据库来看,短视频渗透率自 2018 年的 51.6%增长到 65.8%。短视频本身的内容直接性、传达便捷性吸引了各类主流媒体的入驻,这进一步加快了短视频平台用户数量的增长和内容生产。

作为短视频行业中的头部平台,抖音通过优质的推荐算法和独到的使用流程,吸引了大批用户。从活跃用户数来看,抖音在 2020 年的日活跃用户数突破 6 亿;从用户人均使用时长数据来看,抖音 2020 年 9-10 月的用户总时长为 441.6 亿分钟 <sup>2</sup>。极高的用户忠诚度让抖音从此前单纯的内容平台渐渐转化成了一个流量入口和流量聚集地,这也让抖音可以在用户的各类生活场景中衍生出自己的业务:通过直播带货进入电商领域,收购大量游戏工作室来试图进入游戏行业等等。抖音依仗自己的内容平台,可以将高质量的流量赋能到任何一个内部孵化的项目上,从而加速项目的成长并颠覆进入行业的游戏规则。同样的道理,当抖音这一潜在进入者进入到到店餐饮等本地生活领域后,作为本地生活领域领先者的美团要怎样维持自己的市场领先地位,是值得探讨和思考的。

用户端层面,两大平台的用户重合度高。在短视频的用户画像层面,中国短视频用户中女性居多,占比约 61.3%,18 岁以下用户的 TGI 为 157.3,18-24 岁用户的 TGI 为 116.2<sup>3</sup>,24 岁以下的人群为短视频用户的主力军;对于到店就餐的用户,女性占比约为 52.7%,26-30 岁的用户占比 37.1%,31-40 岁的用户占比 26.6%<sup>4</sup>,二者的用户均以一线城市为主。此外,90 后群体正在逐渐成为消费主体,而餐饮是消费领域中的重要组成部分,毫无疑问在未来"Z 世代"消费群体将会成为餐饮的主力军,而这部分用户多为抖音的重度用户,因此在中长期层面,两大平台存在用户层面的重叠。

商家端层面,餐饮商户乐于通过短视频平台进行营销。通过到店访谈的形式发现,对于大部分商家来说,在抖音提供零佣金入驻以及首页资源倾斜的情况下商家并没有动机拒绝抖音:由于短视频营销形式的适应性广、承载量大、传播力强,同时饮食/健康类短视频也是短视频平台中比例不小的品类,商家也有较强的意愿通过抖音平台拓宽自己的流量获取渠道。因此对于美团来说,它没有较强的壁垒在平台上阻止商家通过抖音进行推广营销,商家在抖音上的广告投放直接影响了美团/点评对商户营销费用的获取。

抖音在商家端和用户端具备的错位优势以及独特的种草式营销在形式上与美团产生了错位竞争,在用

<sup>1</sup> 数据来源: 艾瑞咨询发布的《2020 上半年中国到店餐饮专题研究报告》

<sup>2</sup> 数据来源: 抖音发布的《2020 抖音数据报告》

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup> 数据来源: MobData

<sup>4</sup> 数据来源: 艾瑞咨询发布的《中国咨讯短视频市场洞察白皮书》

**户群体、商家以及消费场景方面产生了直接竞争。**与"口碑"等平台不同的是,抖音是一个擅长不同领域、 具备不同竞争优势的庞大竞争对手,因此美团需要新的形式来维持自己作为头部玩家的地位。

#### 2. 研究问题: 美食探店视频对店家营业额的贡献

在各类短视频中,美食探店视频是应用在本地生活中的重要品类,与用户到店就餐的场景相关性较强。 这类短视频对于商家来说能够达到营销效果的最优化,对用户来说可以增强其内心的安全感以及认同感。 因此本报告将通过对某一家店面进行数据分析,通过收集探店视频的播放量、评论量以及美团/点评上同家 店面的消费量及点评量进行比对,判断探店视频对商家的引流以及提升营业额的作用。

对于当前中国的餐饮市场来说,O2O 餐饮渗透率还比较低,2019 年 O2O 餐饮市场规模只占到店餐饮行业总市场规模的 12.4%5。本报告希望通过数据的比对和建模分析,评估探店视频对店家营业额的贡献作用,进而对提高 O2O 餐饮渗透率提出一些建设性的意见,同时也为美团在交易环节的上游——营销及种草环节提供更多可借鉴的思路,从而实现对抖音等短视频平台这类潜在进入者的优势竞争。

#### 二、数据说明与描述

本报告采用的数据来自大众点评网与抖音 APP,通过网络爬虫获取。以下对两个来源的数据分别进行说明。

### 1. 大众点评评论数据

本文采用的数据来自大众点评店铺锦府盐帮·徐宅(望京丽都店)、锦府盐帮·李宅(欧美汇购物中心店)和楼亭泰(望京丽都店)的部分网友评价。锦府盐帮-望京店共1281条评论数据,时间跨度为2020年9月7日到2021年4月11日;锦府盐帮-欧美汇店共6359条评论数据,时间跨度为2018年5月7日到2021年4月11日;楼亭泰共366条评论数据,时间跨度为2020年8月19日到2020年12月1日。

本文希望获取的是商家历史营业额的时间序列数据,但历史销量数据难以直接得到。考虑到美团和大众点评平台对日常到店餐饮场景的高渗透率,假定单位时间内到大众点评网上评论的人数/到店消费人数的比率保持稳定,可以用按时间聚合的评论量数据来近似到店餐饮消费的人数;而带有创建时间标签的评论数据可以在大众点评网上直接浏览到,有较好的可得性。下图展示了锦府盐帮-望京店自开业以来的日评论量变化(为图像美观进行了7阶滑动平均处理)。

\_

<sup>5</sup>数据来源:国家统计局,前瞻产业研究院

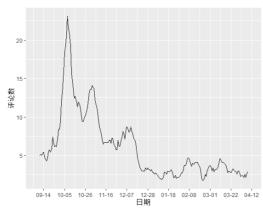


图 1 锦府盐帮-望京店大众点评日评论数

在选取的三家商铺中,锦府盐帮-望京店为受到美食探店短视频导流的店铺(详见下节),作为处理组; 锦府盐帮-欧美汇店为同一商户不同分店的控制组,楼亭泰-望京店为同一商圈不同商户的控制组,通过控制 餐厅品牌和所在商圈来识别评论数量与探店视频热度的因果关系。

# 2. 抖音评论数据

本文采用的数据来自抖音美食自媒体@大 LOGO 吃垮北京(以下简称"大 LOGO")于 2020年 10月2日发布的锦府盐帮(望京丽都店)探店短视频,共计 20115条评论数据,时间跨度为 20年 10月2日到 21年4月12日。本文期望通过评论数据及其创建时间标签,构建出一个反映该探店视频的热度的时间序列,进而分析其对到店餐饮的导流效果。

选用该视频的原因有二。第一,该视频的影响力较高,其在抖音搜索"锦府盐帮"的所有视频中热度最高,转评赞数据分别为 9126、2.2 万和 45.4 万,其他仅有两个短视频的评论数超过了 100 (分别为 235 和 187),而足够多的评论数是进行后续数据分析的基础;视频发布者大 LOGO 作为优质美食自媒体,拥有 2739.4 万粉丝量,他发布的探店视频有相当广泛的受众。第二,该视频发布时间较早,相较于其他视频大多发布在 12 月,本视频的数据能够捕捉更长时期的热度变化。下图展示了该视频发布以来的每日新增评论量(进行了对数处理)。

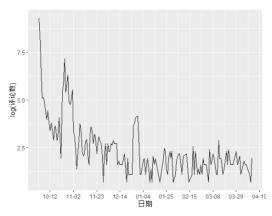


图 2 大 LOGO 探店短视频日评论数

容易发现,视频的日评论数整体呈现下降趋势,这与短视频平台的普遍推广规律是一致的。其热度最高峰为新发布时,然后热度迅速下降;到10月23日单日评论量又飙升回到243条,持续到11月1日,猜测为抖音平台的算法对该视频进行了推广,出现第二个热度高峰,此后日评论量一直维持在较低水平。

# 三、数据分析与解读

# 1. 探店短视频对于餐厅评论数的影响识别: 双重差分模型

为了识别餐厅探店视频的发布对于大众点评上餐厅评论数上升的因果影响,本文使用了计量经济学中常用的双重差分模型(Difference-in-Differences)。其基本思想是通过对事件冲击前后控制组和处理组之间差异的比较,以识别事件冲击对于处理组的因果影响。

在这一案例中,本文把抖音探店视频发布作为一次事件冲击(Treatment),锦府盐帮-望京店作为处理门店,锦府盐帮-欧美汇店作为控制门店。由于两者为同一餐饮品牌的不同门店,因此相对可比。双重差分的共同趋势假设要求:如果探店视频没有发布,锦府盐帮-望京店与锦府盐帮-欧美汇店的点评数变动应该保持相同的变化趋势。一个可能的担心是,因为某种原因十一之后望京丽都商圈先比欧美汇所在的中关村地区有更大的人流,这也会使得锦府盐帮-望京店偏离共同趋势。因此,我们选择了离锦府盐帮-望京店约500米的另一家大众点评热门餐厅——楼亭泰-望京店作为第二个控制组。如果这个担心成立,我们应该看到楼亭泰-望京店在十一后点评数也有明显的增长。

下图直观地显示了餐厅探店视频发布对于大众点评上餐厅评论数的促进作用。Y 轴为处理门店和控制门店在大众点评上每天评论数的差异(处理门店减控制门店),X 轴为以探店视频发布为基准的相对天数,其中横坐标为0对应探店视频发布当天,即10月2日,横坐标为21对应该视频在抖音上被二次推广开始的时间10月23日。绿线和红线分别表示以锦府盐帮-欧美汇店和楼亭泰-望京店作为控制组的情形。

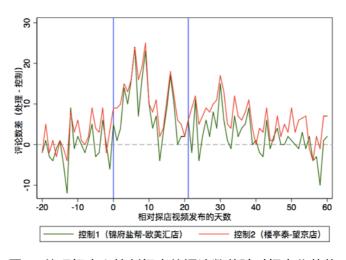


图 3 处理门店和控制门店的评论数差随时间变化趋势

可以看到在探店视频发布之前,两线均主要在 0 上下震荡,表明处理门店和控制门店的评论数差异不大。探店视频发布后,处理门店与两个控制门店的评论数差距迅速扩大,随后有所回落。探店视频发布 21 天后被二次推广,评论数差距随之再次扩大,出现第二个"峰"后又逐渐回落,大约在视频发布 40 天以后,评论数差距回到视频发布前的水平。

本文进行了以下回归以估计处理效应的大小,其中门店用  $\mathbf{r}$  表示,日期用  $\mathbf{t}$  表示。因变量为点评上门店  $\mathbf{r}$  在日期  $\mathbf{t}$  的评论数。对于锦府盐帮-望京店有 $Treat_r=1$ ,否则为  $\mathbf{0}$ 。 $\gamma_t$ 为日期固定效应。回归的样本区间 为视频发布前 20 天到视频发布后 59 天的评论数据。为了研究处理效应随时间的变化,本文把这 80 天时间 分成 8 个区间,每组 10 天(即[T-20,T-11],[T-10,T-1],…,[T+50,T+59],T 为视频发布日)。 $Period_{g(t)}$ 为表示日期  $\mathbf{t}$  所对应的区间 $\mathbf{g}(t)$ 的哑变量,区间视频发布前  $\mathbf{10}$  天(即[T-10,T-1])作为基准区间。系数 $\boldsymbol{\beta}_0$ 反映了在基准区间处理门店和控制门店在日均评论数上的差异,系数 $\boldsymbol{\beta}_a$ 反映了不同区间处理效应的大小。

Neonments 
$$_{rt} = \alpha + (\beta_0 + \sum_{t \notin [T-10, T-1]} \beta_g Period_{g(t)}) * Treat_r + \gamma_t + \varepsilon_{rt}$$

表 1 双重差分模型回归结果

	(1)	(2)	(3)	(4)
	Ncomments	Ncomments	log (Ncomments)	log (Ncomments)
Treat	0.100	3.556**	-0.001	0.671***
	(1.603)	(1.399)	(0.180)	(0.193)
Treat*Period[T-20,T-11]	-1.800	-2.956	-0.253	-0.624**
	(2.266)	(1.928)	(0.254)	(0.266)
Treat*Period[T,T+9]	11.900***	12.044***	0.841***	0.719***
	(2.266)	(1.928)	(0.254)	(0.266)
Treat*Period[T+10,T+19]	5.700**	4.778**	0.583**	0.463*
	(2.266)	(1.978)	(0.254)	(0.273)
Treat*Period[T+20,T+29]	3.400	4.344**	0.409	0.533**
	(2.266)	(1.928)	(0.254)	(0.266)
Treat*Period[T+30,T+39]	4.700**	5.144***	0.437*	0.407
	(2.266)	(1.928)	(0.254)	(0.266)
Treat*Period[T+40,T+49]	0.800	-0.056	0.144	0.052
	(2.266)	(1.928)	(0.254)	(0.266)
Treat*Period[T+50,T+59]	-1.300	-0.444	-0.136	-0.138
	(2.266)	(1.978)	(0.254)	(0.273)
Observations	160	157	160	157
R-squared	0.763	0.873	0.712	0.835
Control Restaurant	JFYB-OMH	LTT-WJ	JFYB-OMH	LTT-WJ
Restaurant Fixed Effect	Yes	Yes	Yes	Yes

Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

上表显示了回归结果,其中列 1、2 因变量为评论数量的水平值,列 3、4 因变量为评论数量的 log 值。 锦府盐帮-欧美汇店为控制组;列 1、3 使用锦府盐帮-欧美汇店为控制组,列 2、4 使用楼亭泰-望京店为控制组。结果显示,探店视频发布后 10 天内处理效应最强,处理门店相比两个控制门店的日均评论数差距分别上升了 11.9 条(84.1%)和 12.0 条(71.9%),随后逐渐减弱。抖音二次推广后,处理效应又有所上升,探店视频发布后 30-40 天处理门店处理效应仍然有 43.7%和 40.7%,但在 40 天以后,探店视频的影响基本消失,表现为估计系数的绝对值大幅缩小,且不显著。

### 2. 探店短视频热度向到店餐饮的转化率估计: 泊松回归与时间序列模型

在上一节的基础上,本文希望进一步将抖音评论的数量纳入分析中,因此需要构建系数可解释的统计模型。考虑评论量的计数性质,本节采用泊松回归的方式,被解释变量为锦府盐帮-望京店的大众点评评论量*Ncomments*,解释变量为抖音探店视频的当期和往期评论量*dou*取对数,回归模型为:

$$Ncomments_t \sim Poisson(\mu_t)$$
,  $log(\mu_t) = \alpha + \sum_{i=0}^n \beta_i \cdot log(dou_{t-i})$ 

使用周度数据,分别取 n=2 和 n=1,为避免过度离散采用了类泊松方法,结果如下:

表 2 泊松回归结果

	Dependent variable:  Ncomments		
	(1)	(2)	
Log(dou_t)	0.199***	0.202***	
	(0.053)	(0.055)	
Log(dou_t-1)	0.161***	0.159***	
	(0.040)	(0.042)	
Log(dou_t-2)	-0.023		
	(0.038)		
Constant	2.178***	2.073***	
	(0.356)	(0.321)	
Observations	29	29	
Note:	p<0.1; **p<0	.05; ***p<0.	

结果表明,当周和上周的探店视频评论数量对大众点评的评论量有显著的正向影响,边际转化率分别约为 20%和 16%;评论发布两周后对到店餐饮已经没有转化效果。如果改用日度数据,可以得到类似的结果:抖音评论发布的 3~6 天向大众点评的转化率最高,超过 10 天的评论数量滞后项不再显著。模型检验的结果表明,周度数据的残差各阶 ACF 均不显著,但采用日度数据的模型残差表现出了序列相依性。因此考

虑改用时间序列的方法进行建模。

本文对锦府盐帮-望京店的大众点评日评论量、抖音探店视频日评论量两个时间序列进行了建模分析。构建向量自回归模型并进行了格兰杰因果检验,结果如下:

Granger causality H0: dou do not Granger-cause comments

F-Test = 7.4565, df1 = 7, df2 = 376, p-value = 2.076e-08

有充足的证据拒绝原假设,表明抖音评论量的历史信息对大众点评评论量的预测有贡献。VAR 模型的回归结果显示,1 阶、3 阶、5 阶和 6 阶的抖音评论量滞后项系数较为显著,p 值均小于 0.05,与上文的研究结果基本一致。本文也尝试了 VECM 模型、带有滞后项预测变量的 ARIMA 模型等,拟合结果大同小异,这里不再赘述。

#### 四、商业应用与总结

本报告基于商业数据分析验证了抖音平台的探店视频对于餐饮门店的引流作用,并以锦府盐帮-望京店 为例估计了引流的影响规模,主要具有以下两个方面的商业应用:

### 1. 探店短视频的销量提升作用估算

美团平台上,可以看到锦府盐帮·徐宅(望京丽都店)的到店套餐半年销量为 3726,近半年该店铺的大众点评评论数为 941,粗略估算评论数/购买美团套餐人数为 25%。大众点评网的评论数据中包含"人均"一项,全部 1281 条评论中有 358 条填写了消费数额,求得人均消费为 159.08 元。从 DID 模型的估计结果,粗略估算出探店视频使得评论数增加了 260 条。进一步假设,购买美团套餐人数/实际到店消费人数 = 20%(仅增量部分),可得销量增量为 83.2 万元。这一估计可能偏误很大,但给出了一种可行的营业额提升的链路拆解方案,未来还有很多细化的空间。

#### 2. 美食探店视频的到店业务变现

对于抖音、快手、微信视频号、小红书等大流量的短视频内容平台,本文所验证的、探店视频的巨大引流作用提供了在到店业务上流量变现的可能,例如在短视频平台内,用户即可完成团购产品的消费。事实上,今年 3 月**抖音已经率先上线了餐饮"团购"功能**。这一商业模式能否改变消费者的消费习惯,并获得商家的认可还有待观察。在操作层面,本文的分析既可以用以向店家显示探店视频引流的效果,也可以用于评估对于不同的视频风格或对于不同类型的商家,探店视频引流效果具有怎样的差异,总而确定优先发展(地推)的商家类型。这对于抖音等短视频平台提升地推效率,并在视频内容生产上更好地赋能商家及其合作的视频创作者能够提供定量层面的证据支持。而对美团这类到店餐饮领域中的领先者,本文提供了一种方法来估计其可能受到的挑战,并为是否增加探店短视频方面的内容等商业决策提供了数据上的支持。



图 4 抖音餐饮团购功能入口

# 3. 不足与展望

由于初赛时间较为紧张,且编写爬虫程序占用较多时间,本文的分析部分还存在诸多可以改进的地方。例如,本文仅对锦府盐帮一个代表性商家进行研究,使用更多商家的数据进行分析能够增强结果的稳健性,并能够进一步分析不同类型商家/探店视频对于引流效果的差异性。同时,本文使用的统计模型还比较粗糙,有待使用更契合的模型进行进一步分析。此外,对评论数据还有更多可以挖掘的维度,例如评论内容的语义分析、评论用户的特征等等,将探店视频的导流效应进行维度拆分,可做的工作还有非常多。