

时间的价值： 基于共享出行平台的实证研究^①

打车的等待时间，如何影响消费者的出行消费决策？

郭麦菊^②，厉行^③，雷莹^④，李群^⑤

摘要 消费活动往往伴随着一定的时间要求。有些消费行为本身就具有时间维度，如咨询服务的时长、交通方式的快慢。在另外一些场景中，购买商品需要消耗一定的等待时间，如游乐场和商店门口排队的时间、网购的物流时间、网约车等待接单的时间等。随着消费场景的多样化的出现，商家在设计产品组合的时候，也会考虑对应的与时间相关的产品策略，如“绿色通道票”“次日送达”“优先呼叫”等。本文通过使用经脱敏和标准化处理后的出行平台用户浏览和出行订单数据，研究打车等待时间如何影响消费者的出行消费决策，测量出行场景中消费者的时间价值。我们发现，经标准化处理后的时间和价格的边际替代率为 0.97，即节省 1 个时间单位的等待时间对乘客来说等价于 0.97 个价格单位的价格优惠，而相比之下，车型升级等价于 0.4 个价格单位的优惠。同时，等待时间的边际效用是非线性的，并且存在拐点：当等待时间少于 1.5 个时间单位时，时间的边际效用随时长递减；然而，当等待时间多于 1.5 个时间单位时，时间的边际效用随时长递增。通过进一步研究，我们发现拐点会随着出行时段变化而改变。在工作日和高峰时段的出行中，拐点发生的时间更晚。本研究通过使用真实交易数据对用户时间价值进行的量化以及对其非线性属性进行的刻画，既丰富了时间价值领域的实证研究，同时还可以为企业进行时间维度的产品优化提供丰富的管理策略启示。

关键词 时间价值；时间敏感度；共享经济；定价策略

(稿件审理信息 终审主编/联合主编：陈煜波；专业主编：孙亚程；收稿日期：2020 年 3 月 30 日；修订次数：3 次)

0 引言

俗话说，时间就是金钱。在现实生活和学术研究中，人们对时间价值的探索从未停止，而将时间价值以金钱的形式表现出来也已经十分常见。有的产品本身就具有时间这一维度的属性，如心理咨询有不同的时长，火车有高铁、快车、慢车之分，作为产品的一个维度，不同的时间对

应着不同的价格。而在有的场景中，时间是购买商品需要付出的一部分条件，如游乐场和商店门口的排队时间、网购的物流时间、网约车的等待接单的时间等。考虑到顾客可能愿意为了节省时间额外支付一定的金钱，在越来越多的商业实践中，商家直接对时间进行定价和收费。比如，游乐场的“快速通道”票让游客可以多花一些钱来节省排队的时间，代排队的跑腿服务让顾客可以

①感谢评审专家和专业主编对本文提出的宝贵修改建议。文责自负。

②郭麦菊，北京大学光华管理学院博士研究生，E-mail: guomaiju@pku.edu.cn。

③厉行，北京大学光华管理学院助理教授，E-mail: xingli@gsm.pku.edu.cn。

④雷莹，通信作者，北京大学光华管理学院助理教授，E-mail: ylei@gsm.pku.edu.cn。

⑤李群，滴滴出行学术合作经理和科技合作负责人，E-mail: liquntracy@didiglobal.com。

不用将自己的时间花在排队上。然而，时间的价值应该如何衡量？消费者在不同场景下对时间（或是节省时间）的支付意愿是什么样的？回答这些问题是企业了解顾客并进一步提供更好的产品和服务的基础。本文通过使用打车平台的数据分析了出行场景中人们对节省等待时间的价值感知与支付意愿。

与时间相关的决策在人们的工作和生活中无处不在。因此，在相关文献中，研究时间价值所依据的场景也十分多样化。以 Becker (1965) 为代表的一类文献中指出，理性的决策者在工作和闲暇之间分配时间——工作时间获得收入、闲暇时间用于享受，因此边际增加 1 单位时间所带来的价值（即效用增加）等于这 1 单位休闲时间的边际效用，同时也等于这 1 单位的时间用于工作所获得的收入——即工资率；而从 DeSerpa (1971) 开始的另一类文献将休闲带来的效用具体化为休闲时间用于各类活动时所带来的效用，并且引入了活动的“最少花费时间限制”。本文研究的“最小等待时间”恰好属于这一范畴，在这一数值之上消费者不会愿意花费更多的等待时间。在等待时间作为“最少花费时间”这一约束 (binding) 限制的情况下，等待时间的减少所带来的边际价值不仅包括时间的机会成本（即工资率），还包括减少等待时间带来的痛苦程度的降低，类似的逻辑不仅仅局限在“等待时间”这一研究情景中。只要某一活动有“最小时间限制”（如各类交通出行），并且这一约束对于消费者而言是紧缩的（即消费者不得不花费这一时间，无法进一步缩短时间），那么该最小时间限制的降低所带来的效用提升除了以工资率为衡量的机会成本外，还有放松这一限制本身所带来的效用的提升（即限制的影子价格）。本文基于 DeSerpa (1971) 的框架，提出了一个实证模型，用于估计等待时间减少所带来的效用，即时间的价值。还有一类时间，比如休闲活动（如朋友聚会、娱乐场游玩等）所需要花费的时间，没有“最少花

费时间限制”，这一类时间的价值应该参照 Becker (1965) 的框架，不在本文的讨论范围内。

尽管学界对于时间价值在理论方面的讨论已经非常成熟，然而在实证方面仍面临诸多挑战。

第一，时间对消费者来说难以触摸，这是因为时间在感知上较为抽象。虽然日常消费活动通常都需要花费时间，但是直观展示等待时间数值的消费场景却较为少见。第二，对于研究者而言，消费者在实际消费情境中所涉及的时间数值很难得到记录。一方面，传统的数据记录方式，如超市的流水金额记录等，往往缺少对决策时间方面的记录字段；另一方面，在很多情境中，消费活动的时间维度属性会实时发生变化（如等待时间等），消费者在做出购买决策的瞬间所看到的时间数值难以得到很好地记录。因此现有文献中用来衡量时间价值的数据的获取途径通常以实验室或调查问卷为主。然而由于时间无法进行存储、挪动的特性使得消费者对时间的价值在感知上会比较模糊且容易受到所处情境的影响。同时，正是由于日常出现频次较低，时间属性难以被具象化，因此在实验室中也较难让被试对时间维度进行想象和模拟。例如，令人痛苦的步行时间或许实际只有 3 分钟，而在人们的感知中和记忆里可能被认为有 5 分钟之久 (Quarmby, 1967)；再比如，在正常天气回答问卷时，人们在回忆或想象中对于雨天在街边等车时间的减少所带来的价值判断与真实情境中当时的感知会有出入。

本文基于真实交易数据，对“节省时间”的价值进行实证研究。同以往文献中使用的实验室或问卷调查不同，我们使用国内目前最大的网约车平台——滴滴出行上用户的浏览和订单数据，通过实时显示等待时间的浏览数据和真实的交易数据相结合，克服了上述的困难。滴滴出行在 2018 年推出的“排队模式”（其细节将在 2.1 节中详细描述），可以在用户做出叫车决策之前实时显示根据天气和路况等因素预估的各车型应答所需要的等待时间。相较于以往的文献研究，我

们的实证情景具有如下优势：其一，用户基于显示的等待时间进行决策，其对真实时间的感知非常明确；其二，用户感知到的等待时间同我们数据中的等待时间一致，并且是决策瞬时的真实数值，这解决了以往研究中数据测量的问题；其三，本文使用来自于真实消费场景中的数据，避免了被试在实验室中基于模拟和想象所导致的决策偏差。

基于来自滴滴出行的真实交易数据，我们估算了一个离散选择模型。根据对模型的参数预估，我们发现，与文献中普遍假设的时间和金钱之间的线性价值对应关系不同，节省打车等待时间的价值存在拐点，即人们在作出下单决策时对等待时间的反应敏感度随着时间增加先降低后增加，或者说，人们首先对单位等待时间的增加变得越来越麻木，接着却在某一个拐点之后对等待时间的增加变得越来越敏感。更进一步的研究发现，拐点会随着出行时段的变化而变化。具体而言，工作日的出行相比周末的出行、高峰时段的出现相比平峰时段的出行，时间敏感度的拐点出现的时间会更晚。

本文对现有研究主要有以下四点贡献：第一，本文是第一篇使用客观交易数据测量出行场景中时间价值的研究文章，克服了以往文献中基于实验室或调查问卷所得数据进行研究的不足；第二，本文关注消费活动之前的等待时间对乘客消费需求的影响，有助于企业更全面地理解市场供需关系如何在价格因素之外通过等待时间来影响消费者的决策；第三，本文提出的非线性模型拓展了目前时间价值文献中普遍采用线性假设的研究方式，基于实际场景中的真实交易数据，证明了时间价值拐点的存在并且估计了其大小；第四，本文发现了时间价值拐点的异质性，拓展了时间价值拐点的相关理论，丰富了相关的实证研究。与此同时，本研究的发现同样具有丰富的实践意义。首先，我们的发现有助于管理者更深入地理解消费者对时间的态度，进而指导他们制定

相应的产品和服务策略，例如等待时间展示与否以及展示的方式、是否提供快速通道等会员权益等；其次，基于顾客的过往消费记录，我们可以估计每一名顾客的边际时间价值，从而定制化产品设计与推广等；最后，对消费者时间价值的发现和测量对于城市政策制定者而言也具有重大的参考价值，可以用来评估大型基建项目，如智能信号灯、市内快速道路等，在节省居民时间层面带来可量化的收益。

在下文中，我们首先回顾了时间价值的相关文献。随后，我们介绍了本研究所使用的数据、研究模型和研究结果。紧接着，我们探讨了本文研究结果的影响机制。最后一部分是我们的研究总结、研究过程中的不足和未来研究方向的讨论。

1 文献综述

本文使用了消费者在共享出行平台上的真实交易数据来研究消费者的时间价值。因此，接下来我们将回顾与本文相关的两个领域中的文献，分别是时间价值的测量和共享出行领域时间价值的研究现状。

1.1 时间价值的测量和发展

Becker (1965) 将时间看作用于消费或用于工作的生产要素和稀缺资源，并最早提出消费者的（闲暇）时间价值等于时间的机会成本，即消费者把本可以用于消费的时间用来工作所能够得到的收入（工资率）。后续的文献拓宽了 Becker (1965) 研究中的假设，考虑了工作时间不可被灵活调整的情况，以及消费者对投入时间进行的活动喜好程度的不同可能使时间本身具有正或负效应的情况 (Johnson, 1966; Oort, 1969; Evans, 1972)。从另一个角度来看，DeSerpa (1971) 及后续的相关研究不再将闲暇时间看作是和商品一起被投入消费过程中的生产要素，而是本身可能存在效用的消费组成部分。DeSerpa (1971) 首次提出消费活

动具有最低时间要求,但在某些活动中时间本身可产生效用,因此,消费者在某些活动中可能愿意投入比最低时间要求更多的时间。在这样的角度下,消费活动中的时间价值则由时间和金钱投入的边际替代率来衡量。

基于不同的时间理解角度和衡量方式,多个研究领域在不同场景中都对时间价值进行着持续讨论和研究。劳动经济学领域的研究探讨了消费者如何在休闲和工作时分配时间 (Gronau, 1977; Aguiar and Hurst, 2007; Aguiar et al., 2012; Nevo and Wong, 2019)。在消费者行为领域中,时间作为一种稀缺资源,对消费者行为的影响也逐渐得到了关注。Jacoby 等 (1976) 和 Gross (1987) 是两篇从多学科视角分析时间对消费者行为的影响的早期研究综述。此外,时间的特性可能会使消费者对待时间的态度和对待金钱的态度不同,这引发了众多关于消费者对时间和金钱的决策差异的研究,如在风险偏好、启动方式以及损失整合偏好等方面的研究 (Leclerc et al., 1995; Chang et. al, 2013; Okada and Hoch, 2004; Saini and Monga, 2008; Monga et al., 2017)。关于消费者在时间决策和金钱决策上的对比研究综述可以参考张军伟等 (2010) 的研究。对在交通出行场景中的时间的研究相对较多,交通经济学家主要通过两种方式测量出行时间的节省 (VTTS) 对消费者的价值,Cherlow (1981) 和 Mackie 等 (2001) 都对出行时间节省的研究文献进行了很好的综述。第一种方式通过对消费者在不同出行方式中如何选择进行调查来研究时间的展示偏好 (Beesley, 1965; Quarmby, 1967); 第二种方式通常在问卷中提供不同的选项 (价格越高的出行方式所花费的通勤时间越少),采用问卷调查的方式去测量消费者对具有不同时间、价格属性的出行方案的陈述偏好 (Calfee and Winston, 1998; Hensher, 2001; Tseng and Verhoef, 2008)。然而,展示偏好的方式会存在主观记忆偏差,询问陈述偏好的问卷也面临时间价值感知不准确的问题。本文的分析得益于滴滴出行平台在

2018年推出的排队模式 (除了价格外,等待时间也明确地显示在选择界面上),这一独特的研究情境有助于更直接、更准确地分析消费者在真实购买决策过程中体现出的时间偏好。

在大部分对时间价值的分析中,时间一般被假设是线性进入消费者效用的函数,比如是工资率的某个固定比例或是与金钱之间有着固定的转换率,而很少有研究探究时间价值的非线性特征。在时间价值的非线性影响实证研究中,Koppelman (1981) 和 Gaudry 等 (1989) 发现相比于使用线性效用函数,非线性效用函数具有在模型估计、结果解释等方面的优势。Blayac 和 Causse (2001) 在 DeSerpa (1971) 的理论框架上首次放松了线性假设并探究了时间在消费者效用中可能存在的非线性特征。Festjens 和 Janiszewski (2015) 通过在实验中询问消费者对两个问题 (不同组的消费者希望得到多少时间来使自己的开心程度翻一倍,以及消费者愿意为得到1单位时间付出多少钱) 的回答来估计消费者的时间价值,他们在实验室设计的将时间与金钱进行交换的享乐型场景中发现,时间对人们的价值存在拐点——在中等时间长度下,消费者时间价值呈现边际效用递增趋势;但是当消费者获得的时间很多时,消费者时间价值又呈现边际效用递减趋势。本文也发现了时间价值的非线性特征,但与前述文献不同的是,首先,我们研究的是时间本身不具备娱乐价值的出行场景,并衡量适用于这一类场景中的“节省时间”的价值;其次,本文通过真实交易数据测量出消费者在出行场景中的时间偏好存在一个拐点,并进一步量化拐点的位置及其如何随着出行时段的变化而变化。

1.2 共享出行领域时间价值研究现状

目前,共享出行经济的研究主要探讨了共享出行平台对出行匹配效率和用户福利的影响 (Cramer and Krueger, 2016),以及价格对需求的影响 (Cohen et al., 2016; Farajallah et al., 2019),仅有少数几篇

研究探讨了时间对消费者需求的影响 (Lam and Liu, 2017; Buchholz et al., 2020)。Lam 和 Liu (2017) 在消费者需求估计中除了考虑价格因素外, 还考虑了区域的打车平均等待时间 (使用出租车等待时间来估计), 研究指出共享出行平台的消费者福利主要来源于平台高效匹配机制和动态定价策略带来的消费者等待时间的减少。Buchholz 等 (2020) 使用欧洲的一个出行平台上用户在不同司机竞标选项中进行选择的数据来估计时间价值。值得注意的是, 在共享出行领域, 时间价值的非线性影响目前并未得到关注。本文主要关注共享出行平台上出行决策过程全面在线化为测量消费者时间价值带来的新的可能性, 首次对车外等待时间的价值进行了直接和客观的测量, 并发现了出行场景中消费者时间偏好的非线性变化, 提高了共享出行行业给传统研究领域带来的创新价值。

2 实证分析

2.1 研究情境

本研究使用的数据来源于国内目前最大的网约车共享出行平台——滴滴出行。根据车辆的来源、类型和计费方式的不同, 滴滴出行提供多种不同的服务选项, 包括快车、专车、出租车等。其中, 滴滴快车是体量最大的模块。滴滴快车是典型的网约车类型, 司机通过安装“滴滴车主”手机客户端并进行注册, 经过审核后就成为快车司机。司机使用自己拥有或者租用的车辆提供载客服务, 但司机服务与乘客打车需求之间的匹配和价格制定都由滴滴出行平台决定。在我们研究的数据窗口中, 滴滴快车提供两个类型的服务: 普通快车 (以下简称快车) 和优享快车 (以下简称优享)。快车司机只有当服务得分 (综合考虑了司机服务水平、车型、订单量等方面) 达到一定要求, 才能升级为优享司机。

同 Uber 等其他共享出行平台类似, 滴滴出行

在 2018 年之前主要采取动态调价的方式, 在高峰期提高价格, 提高乘客和司机的匹配效率。从 2018 年年初起, 滴滴出行在北京地区上线了另外一种模式——排队模式, 这种模式替代了之前使用的动态调价方式。具体来说, 每当用户在滴滴 App 的快车页面输入起点、终点后, 用户就可以看到快车和优享两个选项, 以及对应车型的价格 (关于本文中使用的价格, 我们在这里进行两点说明。第一, 本文中所使用的价格是乘客在发单前看到的预估支付价格, 而非订单结束后实际支付的价格, 因为乘客在发单前看到的价格才是影响乘客打车决策的因素; 第二, 发单前的预估价格的计算比较复杂, 具体取决于里程、时长、时段等, 同时乘客账户中的折扣券也包含在其中: 即如果乘客账户中有折扣券可以使用, 那么乘客在消费前看到的预估支付价格就是根据订单服务内容计算的预估行程价格减去乘客账户中可用于抵扣该订单的折扣券面值的结果。如果乘客账户中没有折扣券可以使用, 那么乘客在消费前看到的就是根据订单服务内容估计的价格本身)。如果是在繁忙的时段, 用户的订单无法得到立即响应和匹配, 那么滴滴出行 App 上还会显示“预估等待时间” (预估的用户请求被司机响应所需的时间) 和“排队人数” (当前有多少人的订单在排队) 的信息 (如图 1 所示)。滴滴出行这一“排队模式”的使用, 为我们研究时间价值提供了契机, 基于用户在没有等待时所做出的选择, 我们将在打车这一场景中探究消费者的时间价值。

2.2 变量及描述性统计分析

我们随机选取了一周 (2018 年 7 月 9 日至 7 月 15 日), 然后收集了这一周内北京地区滴滴出行 App 用户在快车和优享页面经过匿名化脱敏处理之后的全部浏览和订单数据。为探究等待时间对用户打车选择的影响, 我们分析使用的数据需满足以下两个条件。第一, 每一次用户的浏览只涉及快车和优享, 没有涉及滴滴出行的其他



图1 滴滴出行 App 页面展示的用户等待时间信息

服务，如拼车、专车等；第二，在该浏览时刻，对两类车型的预估等待时间都大于零。对于每一次打车需求，我们能够观测到用户的最终选择——

快车、优享或者放弃。我们最终分析的数据涵盖 106,339 名用户的总计 149,682 次出行需求。在所有这些出行选择中，最终选择下单快车的比例为 39.89%，选择下单优享的比例为 37.65%，剩下 22.46% 的出行选择是放弃（既没有在快车服务页面上发单也没有在优享服务页面上发单）。

为避免极端值对分析的影响，我们首先对所有自变量进行 1% 的右侧缩尾处理（表 1 列出了所有涉及变量的名称）。基于保密性原则的要求，我们对数据进行了如下标准化处理（标准化处理后的变量描述见表 2）：（a）价格单位从元转换成快车订单的平均价格（具体数值无法披露）。具体而言，就是将所有的价格除以快车的平均价格。转换后，快车的平均价格为 1，优享的平均价格为快车的 1.168 倍；（b）同样地，等待时间的标准化单位为快车订单的平均等待时间（具体数值无法披露）。具体而言，就是将所有的等待时间除以快车的平均等待时间。转换后，快车的平均等待时间为 1，优享的平均等待时间是快车的 0.546 倍；（c）对路程的距离和时间进行标准化后，均值为 0，方差为 1。

表 1 变量名称和变量类型

	变量名	英文变量名	变量类型
因变量	是否选择呼叫某车型	y	虚拟变量 (1 呼叫; 0 未呼叫)
自变量	快车价格	Price_KC	连续变量
	优享价格	Price_YX	连续变量
	快车等待时间	WaitTime_KC	连续变量
	优享等待时间	WaitTime_YX	连续变量
控制变量	起终点距离	Distance	连续变量
	路途时长	Triptime	连续变量
	车型	Car type	分类变量 (1 快车; 2 优享; 0 退出)
	小时	Hour	包含 23 小时虚拟变量的向量
	星期	Dofw	包含 6 个星期虚拟变量的向量

表 2 变量的描述性统计和相关系数

变量	描述统计值					相关系数				
	观测值	平均数	标准差	最小值	最大值	Price_KC	Price_YX	WaitTime_KC	WaitTime_YX	Distance
Price_KC	149,682	1.000	0.694	0.006	4.494					
Price_YX	149,682	1.168	0.791	0.081	4.494	0.995*				
WaitTime_KC	149,682	1.000	0.761	0.037	2.440	0.094*	0.098*			
WaitTime_YX	149,682	0.546	0.474	0.037	2.440	0.079*	0.082*	0.818*		
Distance	149,682	0.000	1.000	-1.208	4.540	0.970*	0.970*	0.047*	0.048*	
Triptime	149,682	0.000	1.000	-1.747	3.841	0.865*	0.872*	0.023*	0.045*	0.818*

注：* 表示在 1% 的水平上显著。快车价格和优享价格经过了相同的线性变化，快车价格的均值标准化为 1；同样地，快车等待时间和优享等待时间也经过了相同的线性变化，快车等待时间标准化为 1。距离和路途时长分别进行了标准化处理，处理后的变量均值为 0，方差为 1。

在我们的样本中，平均而言，优享的等待时间是快车等待时间的 54.6%，在同样繁忙的时段，优享较快车在等待时间上有一定的优势。但从价格上看，优享的平均价格比快车高出 16.8%，这与二者分别为经济型和舒适型的产品定位相吻合。为控制不同出行行为的异质性，我们的分析还控制了行程的距离和路途时长。另外在相关系数结果中，我们议论的每对相关系数都在 1% 的水平上显著，并且符合预期。

2.3 消费者时间偏好的非参数估计

为探究消费者的时间价值，我们首先采用了非参数估计的方法来直观地呈现消费者时间价值的变化趋势。非参数化模型的优点是不要对数据分布做任何假设，也不会受模型设定的影响，因此可以较为真实地揭示变量之间的关系，为研究者提供启发和下一步的研究方向。

由于非参数模型的估计对数据的要求较高，我们从全样本 149,682 次出行数据中保留了满足以下条件的出行数据（为了检验非参数估计结果不受样本选择的影响，我们在在线附录中将快车换成了优享来进行分析，结果稳健）：(a) 用户的最终选择为快车或者退出滴滴出行 App；(b) 用户在快车上的等待时间为正。最

终，我们使用的数据中包含了 93,325 次出行，其中选择在快车服务页面下单的比例为 63.97%，剩下 36.03% 的出行选择为放弃。

对于每一次出行，我们使用非参数估计的方法估计下面的函数以及它的一阶导数：

$$f(x) = E(y_i | WaitTime_i = x) \quad (1)$$

其中， y_i 是下单的哑变量，取值为 1 表示当且仅当乘客在出行 i 上选择了快车。为了展示的方便，我们在公式 (1) 中没有放入其他任何控制变量（带有控制变量的非参数估计见在线附录）。估计的 $f(x)$ 描述了乘客选择快车的概率与在快车上等待时间的关系，估计的一阶导数 $f'(x)$ 描述了边际等待时间对于选择快车概率改变的关系（非参数估计的结果如图 2 所示）。

图 2 (a) 中的数据点是源数据的简单加总，我们以 0 个时间单位至 2.5 个时间单位为区间，数据点汇报了每个单位时间区间内的所有出行行为中选择快车行为的概率。图 2 (a) 中的曲线对应公式 (1) 中 $f(x)$ 的非参数估计。从图 2 (a) 中可以非常直观地看到边际时间价值存在一个拐点：乘客选择快车的概率随着等待时间的延长而下降，同时等待时间的边际影响先减少后增加，且时间偏好的拐点发生在 1.5 个时间单位时。图 2 (b) 是对于公式 (1) 中 $f(x)$ 的一阶导数

进行的非参数估计,进一步验证了上述的观察结果。非参数估计结果非常直观地展示了时间边际

效用先降后升的特点,论证了时间价值拐点的存在。

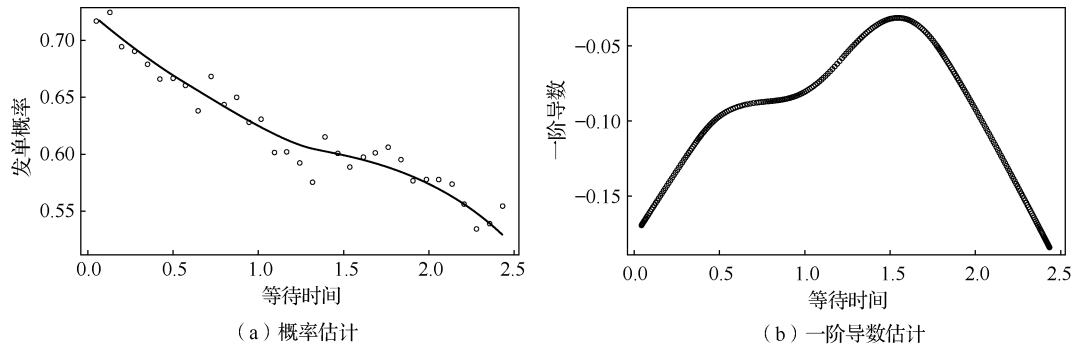


图2 选择快车概率的非参数估计

2.4 消费者时间偏好参数估计计量模型

在上一节中,我们使用非参数估计来直观地呈现了消费者时间价值的变化,拐点的存在启发我们使用可量化的、具有函数形式的参数估计模型来对这一问题进行更细致地探讨。首先,正如过往大部分文献中使用一次函数来估计线性效果,用二次函数来逼近非线性关系以及验证极值点存在,在本节中我们使用了三次函数形式来进一步探究等待时间的效用[在其他研究情境下,基于三次函数形式分析的实证文章有 Hanoch 和 Levy (1970) 和 Zuhair 等 (1992) 的文章]。使用最为简练的三次函数形式设定,不仅能够刻画拐点的存在,还可以计算拐点的具体大小,并用来探究在不同出行场景下拐点的相对大小及差异的显著性水平。

我们使用离散变量选择模型中的多类别逻辑回归来估计乘客的时间价值偏好(关于模型选择的稳健性,我们将在在线附录中讨论)。对于每一次出行 i (某位乘客某一次的 App 使用),如果选择第 j 种车型 ($j=1, 2$ 分别表示快车、优享),其效用为:

$$u_{ij} = \delta_j + \beta_1 \text{WaitTime}_{ij} + \beta_2 \text{WaitTime}_{ij}^2 + \beta_3 \text{WaitTime}_{ij}^3 + \beta_4 \text{Price}_{ij} + X_i \gamma_j + \varepsilon_{ij} = V_{ij} + \varepsilon_{ij} \quad (2)$$

如果乘客不选择任何一种车型,那么得到效

用为:

$$u_{i0} = \varepsilon_{i0} \quad (3)$$

其中, δ_j 为两种车型各自的服务质量, Price_{i1} 和 Price_{i2} 表示样本中第 i 次出行所面临的快车和优享的价格, WaitTime_{i1} 和 WaitTime_{i2} 为分别的等待时间,行程相关的控制变量 X_i 包括星期固定效应、小时固定效应、从起点到终点的距离和路途时长。由于数据可得性,我们无法从滴滴公司处得到乘客通过滴滴出行 App 选择其他交通工具,如出租车的信息,我们更无法得到乘客通过其他平台或方式选择出租车、公交车、地铁等行为的数据,因此,我们用外部选项 $u_{i0} = \varepsilon_{i0}$ 来刻画消费者从其他可能的出行方式中获得的平均效用。此外,我们允许控制变量的系数 γ 随车型的变化而变化,表示同样的控制变量对不同车型的效用可能不同。这样做的原因是,在一个完全相同的行程中,不同的车型带给消费者的体验、效用是不同的,比如,由于优享车型相对舒适,那么即使行程用时较长,对于效用的降低也比快车要慢。另外,我们的残差项 ($\varepsilon_{i0}, \varepsilon_{i1}, \varepsilon_{i2}$) 服从独立的 Type-I Extreme Value 的分布[在我们的模型中,消费者之间的异质性使用残差项来刻画。我们没有使用随机参数模型 (random coefficient), 原因在于我们缺少基于乘客的长面板。我们的数据包括 106,339 名乘客的 149,682 次出行,其中, 78,970

名乘客（占比 74.3%）在数据窗口只有 1 次出行，而有 10 次以上出行的乘客仅有 61 名（占比 0.057%）。我们担心，我们的数据缺乏足够的丰富程度来估计乘客之间对于时间价值需求的异质性。因此，每一次出行 i 选择每一种车型（ $j=1, 2$ ）的概率为：

$$\Pr(y_i=j) = \frac{\exp(V_{ij})}{1+\exp(V_{i1}) + \exp(V_{i2})} \quad (4)$$

不选择任何滴滴快车的概率为：

$$\Pr(y_i=0) = \frac{1}{1+\exp(V_{i1}) + \exp(V_{i2})} \quad (5)$$

取对数后的似然函数为：

$$\log L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=0}^2 I(y_i=j) \cdot \log \Pr(y_i=j) \right) \quad (6)$$

接下来我们采用极大似然函数的方法对模型进行估计。

对上述模型中各个参数的识别，尤其是对与等待时间相关的参数的识别，来源于乘客每次出行所面临的等待时间的外生性变化因素。一方面，我们通过不断加入控制变量 X_i ，渐渐剥离出可能导致内生性的因素，如出行的时间、路程长短等；另一方面，乘客面临的等待时间，尤其是在控制了出行的时间后，则取决于其他乘客用车需求冲击的大小，因此这一变化本身具有一定的外生性。同时，司机侧的供给冲击、平台的调度误差等因素也是造成乘客等待时间变化的原因 [在这里，我们认为滴滴出行平台不会通过故意操纵等待时间来将更多地乘客引流到优享车型上。一方面，我们同滴滴公司确认，用户 App 界面显示的是根据天气和路况等因素，通过客观算法实时预估的真实时间。对于快车和优享车型的等待时间，使用的是同一套算法；另一方面，尽管由于商业机密的限制，我们无法获取滴滴公司在快车和优享上的准确的提成比例，不过从网上一些公开的资料和讨论中，我们没有发现滴滴公司在这两个车型上的提成比例存在明显差异（两个车型的提成比例都在 20% 左右）。鉴于在我们

收集数据的时间里，滴滴出行的排队模式也刚被投入使用，暂时不太可能将等待时间纳入利润函数的一个考量范围]。关于价格的外生性和等待时间的测量误差的更多讨论，参见本文 3.1 节和 3.2 节。

基于上述的模型参数，我们可以进一步估计其他经济变量的数值。由于我们使用三次函数刻画乘客对于等待时间的效用，通过对公式 (1) 的 $WaitTime$ 的二阶导数取零，我们可以估计乘客时间价值的偏好拐点为：

$$t^* = -\frac{\beta_2}{3\beta_3} \quad (7)$$

另外，通过与价格项的系数相对比，我们可以将时长为 t 的时间价值以金钱为单位表示为：

$$V(t) = \frac{\beta_1 t + \beta_2 t^2 + \beta_3 t^3}{\beta_4} \quad (8)$$

进而计算任一时间区间 $[t_1, t_2]$ 内单位时间的平均价值为：

$$AvgV(t_1, t_2) = \frac{V(t_2) - V(t_1)}{t_2 - t_1} \quad (9)$$

2.5 消费者时间偏好的参数估计结果

表 3 汇报了基于上述公式 (2)—公式 (6) 所构建的模型估计。模型 1 为基本设定，其中，乘客对于两类车型的效用评价仅取决于行程的价格、等待时间以及用以控制质量的车型固定效应。不出意料地，等待时间越长，消费者的效用评价越低；行程的价格越高，消费者的效用评价越低。通过两者系数大小的比较，等待一个时间单位的价值等价于 0.97 个价格单位 (0.315/0.326)。模型 2 在模型 1 的基础上，加入了等待时间的二次和三次项以便进一步刻画时间的非线性价值。同模型 1 一样，等待时间的一次项系数为负，说明在原点附近消费者厌恶等待，消费者等得越久，其厌恶程度越深。我们的二次项系数为正，意味着边际的厌恶程度随时间的增加而减少，消费者对等待变得越来越麻木。根据公式 (8) 和公式

(9), 我们可以计算出消费者边际单位时间价值 (见附录表 A1): 在较短的第一个时间区间内 (低于快车平均等待时间), 节省 1 单位等待时间的效用对消费者来说等价于 1.5 个价格单位的价值; 而对于中等长度的第二个时间区间 (快车平均等待时间的一倍到两倍之间), 节省单位时间的效用价值降低到了 0.7 个价格单位。同一般资源一样, 时间的边际价值逐步递减, 我们可以看到第二个时间长度区间所对应的单位时间价值比第一个区间内要少 0.8 个价格单位。然而同一般资源不同的是, 这一边际效用递减的现象到一定的程度发生了改变。当时间长度超过某一拐点时, 等待时间的边际效用开始递增, 这体现为模型估计中等待时间的三次项系数显著为负 ($p < 0.01$)。表 3 中倒数第 5 行展示了使用公式 (7) 计算的这一拐点的位置, 为 1.584 个时间单位。具体而言 (同样见附录表 A1), 相较于第二个时间区

间, 在较长的第三个时间区间内 (快车平均等待时间的两倍到三倍之间), 单位等待时间的价值上升为 1.3 个价格单位。

为了进一步控制不同出行发生的异质性, 我们在模型 3—模型 5 依次加入了更多的控制变量。鉴于发生在不同时间 (工作日/非工作日、同一天的高峰时间/平峰时间) 的出行通常对应着不同的消费场景和乘客, 模型 3 加入了时间固定效应 (星期固定效应和小时固定效应)。另外, 考虑到行程的长短会影响顾客的心态, 模型 4 进一步加入了行程的用时和行程距离。最后, 我们在模型 5 中将这些控制变量同车型的交互项也进行控制, 最为完备地刻画了两类不同的车型给消费者造成的不同的效用感知。从统计指标上看, 无论是描述拟合程度的 Pseudo R^2 , 还是刻画模型包含信息量的 AIC 和 BIC, 模型 5 都是表现最好的。

表 3 离散选择模型下的车型选择估计

	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5
$WaitTime(\beta_1)$	-0.315 [†]	-0.788 [†]	-0.976 [†]	-0.938 [†]	-0.904 [†]
	(0.008)	(0.055)	(0.057)	(0.057)	(0.058)
$WaitTime^2(\beta_2)$		0.363 [†]	0.475 [†]	0.452 [†]	0.447 [†]
		(0.053)	(0.053)	(0.053)	(0.054)
$WaitTime^3(\beta_3)$		-0.0765 [†]	-0.101 [†]	-0.0978 [†]	-0.0991 [†]
		(0.014)	(0.014)	(0.014)	(0.014)
$Price(\beta_4)$	-0.326 [†]	-0.323 [†]	-0.351 [†]	-0.900 [†]	-0.367 [†]
	(0.008)	(0.008)	(0.008)	(0.037)	(0.045)
快车(δ_1)	1.238 [†]	1.370 [†]	1.671 [†]	2.194 [†]	1.439 [†]
	(0.014)	(0.019)	(0.041)	(0.057)	(0.065)
优享(δ_2)	1.094 [†]	1.214 [†]	1.492 [†]	2.107 [†]	1.589 [†]
	(0.013)	(0.018)	(0.040)	(0.060)	(0.069)
时间固定效应(星期、小时)			控制	控制	控制
行程用时、距离				控制	控制
X_i 同车型交互					控制
N	449,046	449,046	449,046	449,046	449,046

续表

	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5
偏好拐点	-	1.584	1.560	1.542	1.505
LogL	-158,408	-158,350.7	-158,120.5	-157,993.6	-157,516.3
Pseudo R^2	0.037	0.037	0.038	0.039	0.042
AIC	316,824	316,713.4	316,311.1	316,061.1	315,168.5
BIC	316,868.1	316,779.5	316,696.6	316,468.7	315,917.5

注：† 表示 $p < 0.001$ ；系数为标准化后的值。

基于模型 5 的估计我们发现，首先，乘客对优享的服务质量感知显著高于对快车的服务质量感知（分别为 1.589 和 1.439 个价格单位，检验统计量 $\chi^2 = 17.52$ ， p 值为 0.000），并且乘客愿意多花费 0.4 个价格单位 $[(1.589 - 1.439) / 0.367]$ 从快车升级到优享；其次，我们从模型 2 中得到的结论依然成立，乘客对于等待时间的边际价值感知先减少后增加：在较短时长的第一个区间内的单位时间价值为 1.5 个价格单位，中等时长的第二个区间内单位时间价值下降到 0.7 个价格单位，而在较大时长的第三个区间内单位时间价值又上升为 1.5 个价格单位（具体结果见附录表 A1 最后一列）。根据模型估计，我们计算出乘客对于时间偏好的拐点发生在第 1.5 个时间单位；最后，通过对模型 1—模型 5 的比较，我们发现系数估计非常稳健，且时间价值的拐点稳定出现在 1.5 至 1.6 个时间单位之间。我们有理由相信，我们的估计揭示了滴滴乘客对等待时间的价值感知，即滴滴乘客从节省的等待时间中获得的边际效用在拐点前递减、在拐点后递增。

2.6 不同打车情境下消费者时间偏好拐点的变化

为了考察乘客在不同的出行场景中对时间效用感知的异质性以及效用拐点的异质性，我们在模型 2 的基础上估计了如下带有参数异质性的模型：

$$u_{ij} = \sum_{k=1}^2 (\beta_{1k} \text{WaitTime}_{ij} + \beta_{2k} \text{WaitTime}_{ij}^2 + \beta_{3k} \text{WaitTime}_{ij}^3 + \beta_{4k} \text{Price}_{ij}) \cdot$$

$$I(k_i = k) + X_{ij} \gamma_j + \delta_j + \varepsilon_{ij} = V_{ij} + \varepsilon_{ij} \quad (10)$$

其中， $k_i \in \{1, 2\}$ 分别代表第 i 次出行所对应的两种场景类型，等待时间以及价格的效用系数在两种场景类型中各不相同。根据参数估计，我们可以分别估计两种场景的偏好拐点为：

$$t_1^* = \frac{\beta_{21}}{3\beta_{31}} \quad (11)$$

$$t_2^* = \frac{\beta_{22}}{3\beta_{32}} \quad (12)$$

两者的标准差可以由 delta method 计算得到。我们同时还检验了拐点相同的零假设，即： $t_1^* = t_2^*$ 。

表 4 呈现了两种不同的场景划分方式下的估计结果。在模型 1 中，我们将出行场景分为非工作日订单和工作日订单，我们发现，非工作日的出行时间拐点出现在第 1.328 个时间单位，而工作日出行的拐点则要推迟 0.243 个时间单位（即推迟 18%），这一差别在统计意义上显著（ $p = 0.006$ ）。类似地，模型 2 中将出行场景分为非高峰期订单和高峰期订单（6:30 AM—10:30 AM 和 5:00 PM—10:30 PM），我们同样发现，高峰期出行的拐点（1.569 个时间单位）的出现时间晚于非高峰期出行的拐点（1.407 个时间单位）的出现时间，拐点之间的差异为 0.162 个时间单位（等于推迟 12%），在统计意义上显著（ $p = 0.09$ ）。以上结果表明乘客在工作日（高峰期）

出行的时间敏感度拐点要显著晚于在非工作日（非高峰期）出行的拐点。对于上述发现的拐点以及在不同出行情境下拐点位置的变化，我们将在本文的第4部分中给出一个直观的解释 [在异质性估计的结果中，消费者对于快车和优享的质

量感知差别也是显著的，并且符合预期，在表4模型1中，分别表现为1.762和1.603个价格单位（ p 值为0.000）；在模型2中，分别表现为1.635和1.466个价格单位（ p 值为0.000）]。

表4 不同打车情境下消费者车型选择估计

	模型1		模型2	
	非工作日订单	工作日订单	非高峰期订单	高峰期订单
$WaitTime$ (β_1)	-1.152 [†]	-0.850 [†]	-0.974 [†]	-0.877 [†]
	(0.135)	(0.064)	(0.084)	(0.067)
$WaitTime^2$ (β_2)	0.764 [†]	0.386 [†]	0.567 [†]	0.398 [†]
	(0.134)	(0.059)	(0.086)	(0.064)
$WaitTime^3$ (β_3)	-0.192 [†]	-0.0820 [†]	-0.134 [†]	-0.0845 [†]
	(0.036)	(0.016)	(0.024)	(0.017)
$Price$ (β_4)	-0.483 [†]	-0.338 [†]	-0.412 [†]	-0.342 [†]
	(0.048)	(0.045)	(0.046)	(0.045)
快车 (δ_1)	1.603 [†]		1.466 [†]	
	(0.078)		(0.068)	
优享 (δ_2)	1.762 [†]		1.635 [†]	
	(0.078)		(0.071)	
时间固定效应 (星期、小时)	控制		控制	
行程用时、距离				
X_i 同车型交互				
N	449,046		449,046	
$LogL$	-157,486.2		-157,501.1	
Pseudo R^2	0.043		0.042	
AIC	315,116.4		315,146.2	
BIC	315,909.5		315,939.2	
车型偏好检验	$p=0.000$		$p=0.000$	
偏好拐点	1.328	1.571	1.407	1.569
	(0.046)	(0.076)	(0.053)	(0.080)
偏好拐点差异检验	$p=0.006$		$p=0.090$	

注：†表示 $p < 0.001$ ；系数为标准化后的值。

3 稳健性检验

接下来我们进行了一系列稳健性检验。首先，我们依次讨论了价格的外生性和等待时间的测量误差；其次，我们在在线附录中提供了更多非参数估计结果和参数估计结果的稳健性检验。

3.1 价格的外生性

我们的多类别逻辑回归模型假设价格的变动外生于需求冲击，这看似与管理实践以及文献中的通常做法不同。在本小节，我们对常见的出行场景相关分析中需要考虑的价格内生性因素进行讨论并提供进一步的证据，说明在我们的实证场景下，这一假设较有可能成立。

首先，出行平台可能存在动态调价的机制，根据供需相对水平调整价格。据我们的了解，滴滴出行在 2018 年之前主要采取动态调价的方式，在需求相对供给较高时提高价格，提高乘客和司机的匹配效率。从 2018 年年初起，滴滴出行在北京地区上线了另外一种模式——排队模式。在排队模式下，当某一时刻司、乘两端出现供不应求的情况时，用户的订单无法得到立即响应和匹配，那么 App 页面上会显示“预估等待时间”（预估的用户请求得到司机响应所需的时间）和“排队人数”（当前有多少用户在排队）信息（如图 1 所示）。本文的样本选取于北京 2018 年 7 月，对于样本中的出行，滴滴出行没有使用动态调价。另外，在我们的回归方程中控制了出行时间，即使存在基于总需求的高峰时段调价情况，也能够部分控制这一内生性因素。

其次，以往文献中的价格数据可能存在测量误差，如在 Camerer 等（1997）和 Farber（2015）的研究中，出租车司机的劳动供给价格（即每小时的工资率）来自于司机们自己的汇报。一方面，司机们自己的汇报本身可能不够精确；另一方面，他们的汇报中没有包括收到的小费，因此工资率数据存在着不可忽视的测量误差。在我们的

研究情景中，两个可能带来误差的来源都不存在——价格是由系统直接记录，并且我国市场上不存在小费文化。换言之，文中所使用的价格数据不存在测量误差，消费者做决策时所看到的预估价格就是我们数据中的价格。

再次，由于我们使用的价格，即乘客在做决定时看到的预估价格，包含该乘客拥有的打折券所能扣除的折扣，这与不同乘客的特质和乘车习惯相关，可能是价格内生性因素的来源。为消除这一影响，我们在 142,974 个没有使用打折券的子样本（占比 95.5%）上重复我们的分析，结果见在线附录表 B1。我们的主要结果依然成立。

最后，模型中使用的预估价格可能还存在来自其他遗漏变量的内生性问题，如乘客在长距离出行需求中对打车的偏好更大，而长距离出行对应的单价也更高，我们尽量使用增加控制变量（如出行距离等）的方式加以解决，结果如表 3 中第五列所示。除了表 3 中所展示的 X_i 中的控制变量，我们还尝试了在模型中尽可能添加乘客层面的控制变量来减少由乘客本身的因素带来的内生性，从而提高本文估计结果的严谨性。对这些变量的描述统计结果展示在附录表 A2 中。我们在表 3 第五列的模型基础上，逐步添加这些乘客层面的控制变量，并将结果体现在在线附录表 B2 中。其中，第一列是基准模型估计结果，来自于表 3 中第五列。在线附录表 B2 中第二列至第四列分别展示了逐步加入用户浏览次数、用户注册时长、手机系统以及乘客订单层面控制变量后的回归结果。由于第三列中新加入控制的两个变量（用户注册时长和手机系统）存在缺失值，第四列中新加入控制的乘客订单层面变量（剩余的六个变量）是针对最终下单的乘客来构建的变量，所以在控制这些变量后的模型估计中，样本数会有所减少。但是从参数估计结果、拐点位置以及统计检验等方面来看，差异都比较小，这说明本文研究结果仍然稳健。我们承认这样的控制方式并不完美，但可能导致的估计偏差不会太大，因为我

们的设定可以被看做是广泛存在于需求估计文献中的单一消费者微观数据，价格是外生给定，不随着单个消费者的需求变化而调整。

3.2 等待时间的测量误差检验

在乘客看来，滴滴出行 App 上显示的预计等待时间是算法提供的一个预测。当乘客选择了某一车型选项后，等待界面（见在线附录图 B1）开始显示，直到司机接单的时候结束显示。滴滴出行 App 上显示的预计等待时间同乘客做车型选择时所考虑的时间可能有两方面的差别：其一，乘客看到 App 上显示的预估等待时间时，自己根据经验判断所得到的实际预期的等待时间可能与 App 上显示的时间不同，乘客或许会不采信平台预估的时间；其二，乘客认为平台提供的是对从发单到司机接单之间时长的预测，而实际考虑的等待时间可能还需要加上从司机接单到乘客上车之间的时间。无论在上述哪一种情况下，乘客做决策所考虑的等待时间和平台上显示的等待时间都存在偏差。如果该偏差在不同的出行类型之间具有异质性，则可能会影响到我们的估计结果。

为了评估上述的测量误差，我们面向北京地区使用过滴滴快车和优享服务的用户进行了问卷调查。基于 189 份有效问卷数据的分析结果显示，89% 的用户看到平台上显示的预估等待时间时，他们实际预期的等待时间与平台显示的时间之间的差异在 5 分钟以内（此外，85% 的用户看到的显示的预估支付价格与实际预期的支付价格的差异在 5 元以内，在价格上也没有展示出对预估数字明显的预期偏差），即乘客在时间上没有展示出对预估数字明显的预期偏差。此外，我们也直接联系了滴滴公司，滴滴公司分享给我们的内部信息显示，91% 的订单中的消费者在 App 上看到的预估等待时间与真实等待时间的差异的绝对值在 3 分钟以内。我们同时尝试了从滴滴出行平台发布的关于等待时间算法的文章中寻找关于这两

者关系的解读。在公开的资料中，滴滴公司的一位产品经理揭示了展示出来的等待时间数值是如何被计算出来的：“等待时间算法模型考虑了司、乘双方的位置、当时的天气、是否是节假日等客观因素，结合了历史排队情况、供需的时空变化，通过实时的反馈机制修正预估误差。模型上线后，误差（预估的等待时间与真实的等待时间之间的时间差）在 3 分钟之内的准确率达到 92.3%”。结合该数据与问卷调查的结果，我们一定程度上验证了乘客对于平台显示的预估等待时间，以及决策时所考虑的预计等待时间之间没有系统性的测量误差。

4 机制解释

上文实证研究发现，乘客对于等待时间的偏好存在拐点。在拐点出现前，乘客对于等待时间的边际厌恶程度（或敏感程度）递减；而在拐点出现之后，乘客对于等待时间的边际厌恶程度（或敏感程度）递增。尽管我们的这一发现同 Festjens 和 Janiszewski（2015）的发现部分吻合，然而我们的时间场景完全不同。Festjens 和 Janiszewski（2015）在实验设计中描述的是享乐型时间场景，即时间对消费者来说会直接产生正向效用，他们通过问卷调查消费者对不同长度的时间的付费意愿，根据问卷调查结果来刻画时间价值曲线。而本文研究的是消费者希望尽量减少时间花费的出行场景。出行是一项消费者必须付出一定时间的活动，在该活动中节省出来的（车外）等待时间对消费者来说是有价值的。研究情境不同导致消费者看待时间价值方式的不同，使得 Festjens 和 Janiszewski（2015）提出的机制并不适用于解释本文的发现。在本部分中，我们将结合文献，对拐点的存在及其在不同出行情景中的强弱关系给出一个潜在的解释。

本文认为消费者对节省等待时间的价值感知的背后有两个主要的驱动因素。首先，等待是让

人不愉悦的。因此，减少等待时间会降低消费者在等待期间的不愉悦程度，进而产生正向的效用价值。第二个因素是节省出来的时间用于做其他事情可以实现的最高价值，即等待时间的机会成本。在不同的时间长度基础上节省1分钟的价值会受到这两个因素发挥作用的相对程度的变化的影响，从而导致了拐点的出现以及拐点位置的变化。

在拐点前，即在等待时间较短时，第一个驱动因素（效用价值）发挥着主导作用，因为对于节省出来的碎片化时间，消费者不太容易从机会成本的角度去考虑其价值。首先，时间无法灵活流通和被存储的特性使得碎片化时间本身的利用价值较低，在碎片化时间段内增加的1单位的节省出来的时间对消费者来说也仍然属于碎片时间，可以实现的价值仍然比较低（Mackie et al., 2001）；其次，由于时间没有具象化的属性，碎片化的时间通常不容易达到消费者对时间的认知阈值（Hultkrantz and Mortazavi, 2001），因此碎片化时间可以实现的价值也难以被感知到。以上两点表明，在较短时间区间内，消费者对等待时间的机会成本的价值感知程度较低，即第二个驱动因素（即机会成本价值）的作用在这个时长区间内整体较弱。然而从第一个驱动因素（即效用价值）来看，等待时间越长，消费者在等待中感受到的负效用（如焦虑、难受等）就越大，因此减少等待时间的效用价值就越大。同时，随着负效用的累积，乘客对等待时间会变得越来越大，因此，从效用价值来看也会出现边际效用递减的常见规律。综合来看，在等待时间处于比较短的时间区间时，由于碎片化时间的机会成本价值（因素二）很小且不易感知，节省时间所带来的效用价值（因素一）处于主导地位，所以在这个区间内，时间价值曲线主要由效用价值的变化趋势（边际效用递减）决定。因此，在比较短的时间区间内，等待时间对乘客打车决策的边际影响即打车需求的等待时间弹性呈递减状态。

然而在拐点之后，即当等待时间较长时，第二个因素（机会成本价值）就发挥了主导作用。与前文对碎片化时间的分析相对应地，首先，对消费者来说，较长的时间段（如半小时）更容易衡量和感知，更容易从价值的角度看待等待所要付出的时间。其次，碎片化时间不能转移或存储，因而机会成本价值较低；而较长的整段时间就足以用来安排其他的事情或者同出行前后的时间结合，从而实现时间优化配置带来的效用提升，所以具有较高的机会成本价值。再次，随着时间长度增加，消费者可以选择的时间安排方式越来越多，时间的机会成本价值的增速也越来越快。然而从第一个因素即效用价值来看，随着边际效用递减，乘客对于每多1分钟的等待是越来越麻木的，因此，在较长的时间区间内效用价值的变化已经相对很小了。综合上述两个因素的相对作用程度，我们认为当等待时间位于较大的区间时，第二个因素发挥主导作用，此时消费者的时间价值同时间机会成本的边际变化趋势相一致，即边际递增。因此，在较大的时间区间内，等待时间对乘客打车决策的边际影响即打车需求的等待时间弹性呈递增状态。

总结来说，拐点的存在是由于时间长度导致两个衡量等待时间价值的驱动因素的相对大小发生变化，起主导作用的因素从较短时间区间上的效用价值（因素一），转换成较长时间区间上的时间的机会成本价值（因素二）。机会成本价值在碎片化时间的区间上作用较小，这与时间具有的抽象的和无法存储、转移的特征有关。

此外，我们发现在工作日、高峰时段的订单中，拐点发生的时间点相比于非工作日、平峰时段的订单更晚。我们认为可能的原因是，在工作日，等待时间的潜在使用方式多与工作相关，因此在这个时段里，乘客对时间长度的要求较高，换句话说就是对“非碎片化时间”的定义偏向较长的时间段；而在非工作日的周末，等待时间的潜在使用方式更多与娱乐休闲相关，因此，一小

段时间能够被用于小型娱乐活动并获得效用的可能性很大,难以产生价值的“碎片化时间”的长度因此偏向较短的时间段。所以,随着时间长度的增加,从碎片化时间变成机会成本较大且容易被感知到的时间的这个转变,在工作日会发生在更靠右的较长时间区间内,也就是拐点会发生在数值更大的时间段。而在高峰时段(如上下班、午餐、晚餐时段等)的出行中,计划改变或取消的灵活度较小,也就是用于其他安排能够产生的价值相对较小,或是完全没有(乘客不得不等待),那么,时间的机会成本在较长的一个区间内都处于比较小的水平,这也会使拐点出现的时间点数值比改变计划相对更容易的非高峰时段更大一些。

当然,我们需要强调的是在这一部分中,我们仅参考了以往文献中对等待时间以及时间价值的理解,对我们观测到的时间价值存在拐点及其异质性变化提供了一个可能的解释机制,期待未来研究可以在本文的基础上做进一步探讨。

5 结论展望

5.1 研究总结和研究贡献

时间自古以来就是文人墨客感慨的对象,如“逝者如斯夫,不舍昼夜”“人生若白驹过隙”“时间就是金钱”等名句形象地描述了时间的易逝性和稀缺性。时间和金钱作为稀缺资源,都是影响消费者决策的重要因素。然而时间又远比金钱复杂,时间可以作为工作生产的投入要素,也可能是消费享乐的组成部分之一,还有可能是获得商品所附加的具有最低要求的条件。在如此多样化的场景中,时间的价值应该如何衡量,学术界对此也从不同角度进行着持续探讨。本文对出行场景中的时间价值进行了分析,并用真实交易数据估算出了等待时间的价值。

本研究采用参数估计方法对国内最大的出行平台——滴滴出行的打车数据进行分析,在对数

据进行脱敏和标准化处理后,首先通过非参数估计绘制了消费者对时间的敏感度的变化趋势,然后使用参数化的计量模型估计出消费者时间和价格的边际替代率为0.97(即节省1个标准化单位的等待时间对消费者来说大约等价于优惠0.97个价格单位)。结合参数和非参数估计结果,本文得出的第一个主要的结论是:消费者对等待时间存在一个敏感度拐点,当等待时间小于拐点值时,消费者对时间的敏感度逐渐降低,即等待时间对消费者打车决策的影响逐渐减弱;然而当等待时间大于拐点值时,消费者对时间的敏感度转而递增。

我们看到,当等待时间在互联网平台上成为消费者出行选择的一个参考维度并被实时显示,从而对人们的购买决策产生影响时,小段(碎片化)和大段(整段)时间对需求的边际影响有着相反的趋势。首先,和金钱不同,时间不能灵活流通和被存储,这使得小段的碎片化时间无法被独立用于其他安排并产生价值。其次,由于时间抽象、无实体的属性,对人们来说,相比于5元人民币能买到的其他商品的价值,5分钟的时间能够做的其他事情的价值难以被感知和被衡量。随着时间长度增加,机会成本变得越来越直观和清晰:半小时能完成的工作或能享受的休闲活动的价值相对较容易被感知和被衡量。因此,在较短的时间长度区间内,节省等待时间所产生的价值主要来源于人们在等待中负效用(不愉悦感)的降低,且该效用随着时间增加而逐渐递减;然而,在较长的时间长度区间内,消费者可能会进入机会成本的思考模式,随着时间长度增加、可选的其他时间安排方式增多,人们从额外1单位时间中获得的效用呈现递增趋势,由此,在这两个影响因素的共同作用下,我们看到了消费者的时间敏感度拐点的出现。

另外,我们还发现消费者的时间敏感度的拐点会随着出行时段的变化而改变,也就是说,消费者对时间价值的衡量会随着消费决策的情境而

改变。具体来说，当出行时段是工作日或者高峰期时，消费者时间偏好的拐点右移，也就是消费者在工作日或高峰期打车情境下相对更能容忍等待。通过对不同情境下消费者打车决策的分析，可以帮助我们更好地认识时间对消费者消费决策的影响。

本文研究贡献主要集中在以下三个方面。首先，本文是第一篇使用客观交易数据来测量出行场景中（节省）等待时间的价值的研究文章；其次，拐点的发现及其异质性结论丰富了消费者时间价值领域的实证研究，拓展了目前时间价值相关文献中普遍采用线性假设的研究方法；最后，上述发现有助于企业、学者们更好地理解消费者对时间的态度，并且能给企业提供丰富的营销管理启示，比如是否展示等待时间、如何设计优先排队权益等时间维度的产品和服务。

5.2 营销意义

具体到营销管理启示方面，本研究首先能够启发关于展示等待时间方式的思考。对于那些等待时间较长（司机较少或发单乘客较多）的时候，消费者对等待时间的敏感度边际递增，那么在等待时间数值较大（比如超过30分钟）的区间内不展示精确的等待时间，而是以例如“已经等了一半的时间了”的方式进行展示，或许能够增加下单概率。当然，鉴于滴滴出行目前在北京地区对所有进入排队环节的订单都根据精确排队订单数实时预估并展示等待时间，上述讨论如果在北京地区应用可能需要考虑突然不展示等待时间给消费者带来的迷茫、困惑等负面作用。不过，企业可以在尚未开展排队模式的城市进行试验。第二个启发是关于如何设计优先排队权益等时间维度的产品和服务的。如果像游乐园和机场一样将“快速通道”新增为会员权益或者供消费者可自行选择购买的出行服务，就能缩短消费者的等待时间，为消费者提供更多的价值，此举可以为企业提供相关

的启发。最后，考虑到等待本身对于消费者来说是不愉悦的经历，企业还可以考虑在用户等待页面上进行一些设计，比如提供一些不同时间长度的游戏，从而使等待时间本身产生一定的正面效用，增加用户发单的概率。未来研究可以借助实验机会对上述三点营销管理启发进行探讨，从而拓展时间这一产品或者服务属性在企业营销实践应用中的新价值。

5.3 研究不足和未来研究展望

在研究情景、数据获得和实证设计方面，本文存在以下不足，有待未来改进。首先，本文以网约车等待时间为例，试图揭示消费者对等待时间的偏好。然而，网约车情景同其他具有时间维度的消费情景，如公园排队、等待快递等，还是有一定的差别，我们通过网约车情景所得到的结论在其他情景中扩展的适用性还是未知的；其次，我们的数据仅包含滴滴出行平台上北京地区用户一周内的浏览和订单数据，具有天然的时间和地点（仅涉及中国市场）上的局限性，我们的发现还需要在其他不同场景下来验证；最后，由于我们的分析是基于二手数据的分析，对因果性的推断有所欠缺，尤其是对拐点存在的机制和不同出行情境下拐点的变化机制，我们缺乏可以识别它们的设计。在本文第4部分中，我们提供了一种可能的解释机制。在后续的研究中，我们期望能够通过实验操纵或者借助其他的识别方式，对本文提出的机制进行检验，并探索这一机制在其他场景中发挥作用的可能性，帮助学者们更好地了解消费者对时间的态度。

参考文献

- [1] 张军伟, 徐富明, 刘腾飞, 陈雪玲, 蒋多. 2010. 行为决策中作为价值的时间: 基于与金钱的比较[J]. 心理科学进展, 18 (10): 1574-1579.
- Zhang J W, Xu F M, Liu T F, et al. 2010. Time as

- value in behavioral decision making: A comparison between time and money [J], *Advances in Psychological Science*, 18 (10): 1574–1579. (In Chinese)
- [2] Aguiar M, Hurst E. 2007. Measuring trends in leisure: The allocation of time over five decades [J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 122 (3): 969–1006.
- [3] Aguiar M, Hurst E, Karabarbounis L. 2012. Recent developments in the economics of time use [J]. *Annu. Rev. Econ.*, 4 (1): 373–397.
- [4] Becker G S. 1965. A theory of the allocation of time [J]. *The Economic Journal*, 75 (299): 493–517.
- [5] Beesley M E. 1965. The value of time spent in travelling: Some new evidence [J]. *Economica*, 32 (126): 174–185.
- [6] Blayac T, Causse A. 2001. Value of travel time: A theoretical legitimization of some nonlinear representative utility in discrete choice models [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 35 (4): 391–400.
- [7] Buchholz N, Doval L, Kastl J, Matějka F, Salz T. 2020. The value of time: Evidence from auctioned cab rides [J]. *CEPR Discussion Papers*.
- [8] Calfee J, Winston C. 1998. The value of automobile travel time: Implications for congestion policy [J]. *Journal of Public Economics*, 69 (1): 83–102.
- [9] Camerer C, Babcock L, Loewenstein G, Thaler R. 1997. Labor supply of New York City cabdrivers: One day at a time [J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 112 (2): 407–441.
- [10] Chang C C, Chang S S, Chang J H, Chien Y L. 2013. Which is the better option? Quicker or cheaper? [J]. *Psychology & Marketing*, 30 (1): 90–101.
- [11] Cherlow J R. 1981. Measuring values of travel time savings [J]. *Journal of Consumer Research*, 7 (4): 360–371.
- [12] Cohen P, Hahn R, Hall J, Levitt S, Metcalfe R. 2016. Using big data to estimate consumer surplus: The case of uber [J]. *National Bureau of Economic Research Working Papers*.
- [13] Cramer J, Krueger A B. 2016. Disruptive change in the taxi business: The case of Uber [J]. *American Economic Review*, 106 (5): 177–182.
- [14] DeSerpa A C. 1971. A theory of the economics of time [J]. *The Economic Journal*, 81 (324): 828–846.
- [15] Evans A W. 1972. On the theory of the valuation and allocation of time [J]. *Scottish Journal of Political Economy*, 19 (1): 1–17.
- [16] Farajallah M, Hammond R G, Pénard T. 2019. What drives pricing behavior in Peer-to-Peer markets? Evidence from the carsharing platform blablacar [J]. *Information Economics and Policy*, 48 (2019): 15–31.
- [17] Farber H S. 2015. Why you can't find a taxi in the rain and other labor supply lessons from cab drivers [J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 130 (4): 1975–2026.
- [18] Festjens A, Janiszewski C. 2015. The value of time [J]. *Journal of Consumer Research*, 42 (2): 178–195.
- [19] Freedman D A. 2006. On the so-called “Huber sandwich estimator” and “robust standard errors” [J]. *The American Statistician*, 60 (4): 299–302.
- [20] Gaudry M J I, Jara-Díaz S R, Ortúzar J. 1989. Value of time sensitivity to model specification [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 23 (2): 151–158.
- [21] Gronau R. 1977. Leisure, home production, and work—The theory of the allocation of time revisited [J]. *Journal of Political Economy*, 85 (6): 1099–1123.
- [22] Gross B L. 1987. Time scarcity: Interdisciplinary perspectives and implications for consumer behavior [J]. *Research in Consumer Behavior*, 2 (2): 1–54.

- [23] Hanoch G, Levy H. 1970. Efficient portfolio selection with quadratic and cubic utility [J]. *The Journal of Business*, 43 (2): 181-189.
- [24] Hensher D A. 2001. Measurement of the valuation of travel time savings [J]. *Journal of Transport Economics and Policy (JTEP)*, 35 (1): 71-98.
- [25] Hultkrantz L, Mortazavi R. 2001. Anomalies in the value of travel - time changes [J]. *Journal of Transport Economics and Policy (JTEP)*, 35 (2): 285-299.
- [26] Jacoby J, Szybillo G J, Berning C K. 1976. Time and consumer behavior: An interdisciplinary overview [J]. *Journal of Consumer Research*, 2 (4): 320-339.
- [27] Johnson M B. 1966. Travel time and the price of leisure [J]. *Economic Inquiry*, 4 (2): 135-145.
- [28] Koppelman F S. 1981. Non-linear utility functions in models of travel choice behavior [J]. *Transportation*, 10 (2): 127-146.
- [29] Lam C T, Liu M. 2017. Demand and consumer surplus in the on-demand economy: The case of ride sharing [J]. *Social Science Electronic Publishing*, 17 (8): 376-388.
- [30] Leclerc F, Schmitt B H, Dube L. 1995. Waiting time and decision making: Is time like money? [J]. *Journal of Consumer Research*, 22 (1): 110-119.
- [31] Mackie P J, Jara-Diaz S, Fowkes A S. 2001. The value of travel time savings in evaluation [J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 37 (2-3): 91-106.
- [32] Monga A, May F, Bagchi R, Johar G, Gürhan-Canli Z. 2017. Eliciting time versus money: Time scarcity underlies asymmetric wage rates [J]. *Journal of Consumer Research*, 44 (4): 833-852.
- [33] Nevo A, Wong A. 2019. The elasticity of substitution between time and market goods: Evidence from the great recession [J]. *International Economic Review*, 60 (1): 25-51.
- [34] Okada E M, Hoch S J. 2004. Spending time versus spending money [J]. *Journal of Consumer Research*, 31 (2): 313-323.
- [35] Oort C J. 1969. The evaluation of travelling time [J]. *Journal of Transport Economics and Policy*, 3 (3): 279-286.
- [36] Quarmby D A. 1967. Choice of travel mode for the journey to work: Some findings [J]. *Journal of transport Economics and Policy*, 1 (3): 273-314.
- [37] Saini R, Monga A. 2008. How I decide depends on what I spend: Use of heuristics is greater for time than for money [J]. *Journal of Consumer Research*, 34 (6): 914-922.
- [38] Tseng Y Y, Verhoef E T. 2008. Value of time by time of day: A stated-preference study [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 42 (7-8): 607-618.
- [39] Zuhair S M, Taylor D B, Kramer R A. 1992. Choice of utility function form: Its effect on classification of risk preferences and the prediction of farmer decisions [J]. *Agricultural Economics*, 6 (4): 333-344.

The Value of Time: An Empirical Study on a Ride-Sharing Platform

Guo Maiju^①, Li Xing^①, Lei Ying^①, Li Qun^②

(^①Guanghua School of Management, Peking University;

^②Didi Chuxing Technology Co., Beijing)

Abstract Consumption is usually associated with time spending. Sometimes the length of time itself is part of the products, for example, the length of consulting services or time duration of transportation. In other scenarios, there is a minimum requirement of time, or waiting time, that customers have to spend during their consumption process. Examples include the long queue outside an amusement park, shipping time after placing an order on Amazon, and waiting time when hailing for a ride on the road. Marketers have started to offer various types of time-related service packages correspondingly, such as premium pass, 1-day delivery, and priority order. In this paper, we use anonymized and normalized browsing and order data from Didi—an online ride-hailing company, and estimate the value of waiting time in riding scenarios. We find that the value of saving one standardized unit of waiting time is equivalent to lowering 0.97 standardized unit of price for an average passenger. As a reference, upgrading to a higher level of car type is equivalent to lowering prices by only 0.4 standardized units. The marginal value is decreasing when the time horizon is short, but there exists a turning point at about 1.5 standardized time units. When the waiting time is less than 1.5 units, the marginal utility is decreasing; whereas when it is longer than 1.5 units, passengers exhibit an increasing marginal value in waiting time. Furthermore, we find a larger turning point in peak hour orders (relative to off-peak hour orders), and in weekday orders (relative to weekend orders). Our study provides new insights on understanding the value of time and is also practically relevant for managerial decisions on time-related product design and pricing.

Key words time value; time sensitivity; sharing economy; pricing strategy

附 录

表 A1 平均边际单位时间价值变化

时间顺序	时间区间	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5
第一个区间	[0, 1]	0.966	1.522	1.715	0.649	1.515
第二个区间	(1, 2]	0.966	0.695	0.735	0.296	0.699
第三个区间	(2, 3]	0.966	1.289	1.481	0.596	1.504

注：该表中每一个区间内的平均边际时间价值是基于正文表 3 中模型 1—模型 5 估计结果和公式 (7)、公式 (8) 计算出来的。

表 A2 乘客层面控制变量的描述性统计

变量	描述统计值				
	非缺失观测值	平均数	标准差	最小值	最大值
乘客浏览总次数	106,339	1.408	0.926	1	42
乘客注册时长	78,494	38.272	15.860	0	71
乘客使用滴滴出行 App 的手机系统是否是 iPhone 系统	78,494	0.334	0.472	0	1
乘客订单总次数	77,540	1.204	0.655	1	42
乘客平均每单消费金额 ^a	77,540	0.671	0.748	0	4.494
乘客平均每单距离 ^b	77,540	0.03	0.838	-1.193	4.549
乘客平均每单路途时长 ^b	77,540	0.013	0.81	-1.175	3.841
乘客使用优惠券次数	77,540	0.053	0.236	0	9
乘客使用的优惠券均额 ^a	77,540	0.046	0.245	0	1.866

注：带有 a 上角标的变量均进行了正文中所述的对价格的脱敏处理，带有 b 上角标的变量均进行了正文中所述的对距离或者路途时长的标准化处理。