



RESOURCES
for the FUTURE

航班排放信息对消费者需求 的影响：来自美国航空业的 证据

娜菲莎·洛哈瓦拉和玄滕

工作文件26-08
2026年6月

关于作者

娜菲莎·洛哈瓦拉 她是资源未来研究所（RFF）的研究员。她在获得印度理工学院坎普尔分校的经济学本硕双学位（辅修计算机科学与工程（算法））后，在密歇根大学获得了经济学博士学位。洛哈瓦拉的科研领域位于产业组织、能源经济学和公共财政的交叉点。

玄腾 他是经济学系助理教授，同时也是慕尼黑路德维希·马克西米利安大学伊福研究所（ifo Institute）与经济研究中心（CESifo）的附属研究员。滕教授的研究领域包括产业组织、数字经济和应用微观经济学。

致谢

我们感谢 Lucie Bioret 和 Zach Whitlock 提供出色的研究助理支持，也感谢在 2025 年国际产业组织会议（田纳西大学与慕尼黑路德维希-马克西米利安大学联合举办）的会议及研讨会参与者们提供的有益反馈。我们同样感谢 RFF 开发与传播团队以及研究团队提供的反馈与协助，以传播此项研究。我们由衷感谢气候工作基金会（资助项目编号 23-2574）提供的资金支持。

关于RFF

未来资源研究所（RFF）是一家位于华盛顿特区的独立非营利性研究机构。其使命是通过公正的经济研究和政策参与，改善环境、能源和自然资源方面的决策。RFF致力于成为最受信赖的研究见解和政策解决方案来源，以促进健康的环境和繁荣的经济。

工作文件是由作者为信息交流和讨论而分发的研究资料。它们未必经过正式的同行评审。此处所表达的观点属于各位作者个人，可能与RFF其他专家、其官员或董事的观点有所不同。

分享我们的工作

我们的作品根据Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International (CC BY-NC-ND 4.0) 许可协议，可供分享和改编。您可以复制和重新分发我们的材料至任何媒介或格式；您必须恰当署名，提供指向许可协议的链接，并标明是否作出修改，且您不得应用额外的限制。您可以以任何合理的方式这样做，但不得以任何暗示许可方认可您或您的使用方式。您不得将材料用于商业目的。如果您混合、转换或基于材料创作，您不得分发修改后的材料。欲了解更多信息，请访问 <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/> .

航班排放信息对消费者需求的影响：来自美国航空业的证据

*

娜菲莎·洛哈瓦拉

†

玄腾

‡

2026年6月10日

摘要

航班预订网站，如Google Flights和Skyscanner，越来越多地显示航班行程的预估二氧化碳排放量，但人们对这些信息是否

2

影响预订决策。我们利用2018年至2022年的美国国内航班数据以及离散选择模型，研究了排放信息披露如何影响消费者的航班选择，发现它提高了消费者对航班排放的敏感度。在我们偏好的模型设定中，需求排放弹性的绝对值从信息披露前的0.23增加到首次披露后的0.28。以支付意愿（WTP）表示，在信息披露后，隐含的减排支付意愿每吨高出33美元。反事实模拟表明，强制所有航班预订平台进行排放信息披露将进一步增强消费者对排放信息的反应。

关键词： 支付意愿，碳排放信息披露，离散选择模型，航空

JEL代码： D12, D83, L93, Q58

*

我们感谢 Lucie Bioret 和 Zach Whitlock 提供出色的研究助理支持，也感谢国际产业组织会议（2025年）田纳西大学和慕尼黑路德维希·马克西米利安大学的会议及研讨会参与者提供的有益反馈。我们还感谢资源未来基金会（RFF）的开发与传播团队以及研究团队提供的反馈和协助，以传播这项研究。我们由衷感谢气候工作基金会（资助项目23-2574）提供的资金支持。

†

未来资源，华盛顿特区。nlohawala@rff.org。

‡

慕尼黑路德维希·马克西米利安大学经济系。xuan.teng@econ.lmu.de。

1 简介

商业航空自20世纪80年代中期以来二氧化碳 (CO₂) 排放量翻了一番，这使得

²它是气候影响增长最快的来源之一。

¹一些航班预订网站——包括Google Flights和Skyscanner——现在会在其他航班详情旁边显示预估排放量，旨在引导消费者选择低排放的选项（见图 1 例如网站展示的披露信息。这些披露使排放量在决策时成为一个更可见、更可比较的属性，使我们能够考察排放信息是否影响航班选择。如果消费者对此做出反应，披露应促使需求转向起点-终点对中排放较低的航线。衡量这种反应对于评估排放披露是否可以作为一项相对低成本的工具来影响航班选择至关重要。

我们考察了信息披露如何影响美国航空业航空需求的排放弹性。为了解释需求反应的幅度，我们还报告了估计的需求模型所隐含的低碳航班的支付意愿 (WTP)，我们将其称为 有效 WTP。

²为此，我们利用2018年至2022年美国国内航空旅行数据（期间有七家网站开始披露航班排放信息），构建了一个离散选择模型，消费者根据自身属性在航班选项中进行选择。为分离排放对需求的影响，我们控制了混杂的航班需求变动因素，包括票价、中转次数、航空公司机场覆盖，以及我们研究中特有的机队型号变量。为研究排放信息的影响，我们允许排放带来的非效用随信息曝光程度变化。我们通过复制谷歌航班使用的开源旅行影响模型 (TIM) 来计算航班排放。我们使用谷歌趋势数据衡量信息曝光程度，数据基于排放披露航班比较网站的基准流行度，并结合了各网站披露的时间。

我们的识别策略将不同行程的相对需求变化进行了比较。

随着信息披露的逐步扩大，在不同市场风险敞口水平下，排放水平也随之变化。

1. 参见 [世界数据平台：交通#航空运输](#) 针对此部门产生的二氧化碳排放趋势。

² 航空业也通过非二氧化碳效应（如一氧化氮 (NO)、凝结尾迹等）对气候变化做出贡献。

^{2 x} 诱导性云雾 (李等人) 2021 2. 我们使用 有效 WTP 我们需要区分观察到的航班选择所隐含的支付意愿 (WTP) 与消费者对减排的潜在估值。排放信息披露可能不会改变消费者的潜在偏好，但它可以通过在决策选择点上提供排放信息，从而影响这些偏好是否反映在预订决策中。因此，我们的估计捕捉了在特定信息环境下通过选择所揭示的支付意愿 (WTP)。

排放信息披露网站。该策略利用了三种变异来源：（1）在特定月份内，服务于同一起点-终点对的各条航线之间的排放量差异；（2）随时间推移的信息披露事件；（3）信息披露网站在各州披露前的受欢迎程度。如果排放信息披露是有效的，那么在信息披露事件发生后，低排放航班相对于高排放航班应该会获得更大的市场份额，尤其是在信息披露网站更受欢迎的州。我们将这种识别策略纳入一个嵌套Logit离散选择模型（Berry和Jia）。 2010 阿吉雷加比里亚和霍 2012 西里伯特和威廉姆斯 2014 西里伯特，默里和塔默 2021)

我们的研究发现，排放信息披露提高了消费者对二氧化碳排放的敏感度。

² 在选择航班时。在我们的首选规格中，需求排放弹性的绝对值从信息披露前的时期（2018年1月至2019年4月）的0.23增加到信息披露后的时期（2019年5月至2022年12月）的0.28，排放敏感性大约增加了22%。

³ 这种效应对于纳入各种协变量、丰富的固定效应集以及信息接触度的替代衡量方法都具有稳健性。为了解释效应的幅度，我们将有效支付意愿（WTP）计算为抵消一吨碳排放减少的边际票价增加，并保持...

² 消费者效用不变。我们接着考察当航班预订平台开始披露信息时，这一价值如何变化。在我们首选的设定中，披露信息开始后，每位航空乘客的有效支付意愿（WTP）在每吨观察到的排放量上增加了33美元。在我们样本中，每个航班的平均显示二氧化碳排放量为455公斤。对于这种规模的假设减排量，我们的估计...

² 配对意味着每份行程的有效支付意愿（WTP）将增加约15美元。反事实模拟表明，在所有网站强制披露信息的情况下，有效支付意愿（WTP）还可能大幅增加。

这些结果有几层含义。有证据表明消费者会对排放信息做出反应，这表明信息披露可能为航空公司提供差异化和提供低排放选择的动力。如果航空公司能够观察到并细分消费者的反应，它们或许能够通过价格差异来收回部分缓解策略的成本。

⁴ 此外，我们的研究结果表明，改进气候影响评估方式以及如何向消费者传达这些信息至关重要。网站上的算法通常没有考虑一些航空公司的缓解措施。

3. 由于披露前未显示行程级别的排放量，因此披露前的排放弹性应被理解为排放与选择之间的基准关系。这种关系可能反映了消费者根据可观察的行程属性对排放所做的推断。

4. 认识到这些可能性需要可信的（理想情况下由第三方核实）排放披露以避免漂绿，同时还需要航空公司联盟、航班预订网站和监管机构之间的协调。

例如购买可持续航空燃料（SAF）。纳入这些因素将提高所显示估计值的信息含量，并使消费者的选择与航空公司实际的气候表现更好地保持一致。

本文有助于碳排放在消费者支付意愿（WTP）方面的文献研究，重点关注航空业。已有研究考察了其他行业（包括食品业）减排的支付意愿（Canavari and Coderoni）。2020），建筑节能（Alberini 等人）2018 乘用车运输（Hulshof和Mulder）2020 航空领域的研究已探索了澳大利亚等国家的消费者对低碳旅行的偏好（Choi and Ritchie）。2014），中国（焦和陈）2015），爱尔兰（卡罗尔等）2022），荷兰（布鲁韦尔、布兰德和比克林格）2008），瑞典（Sonnenschein 和 Smedby）2019），瑞士（Berger 等人）2022），以及英国（MacKerrow 等人）。2009 在美国，桑吉内蒂和阿门塔（Sanguinetti and Amenta）2022 该研究调查了加州大学戴维斯分校的450多名员工，以评估他们为大学相关商务旅行选择低排放航班时的支付意愿，估计其支付意愿约为每减少一吨二氧化碳当量200美元。

2

尽管以往研究很大程度上依赖实验室环境或调查数据，我们利用大规模观测数据考察了针对较低航班排放的支付意愿（WTP）。本文在以下几个方面推进了相关文献。首先，我们使用实际预订中的显示偏好，从而能够基于观测到的消费者行为估算有效WTP。其次，我们使用覆盖美国国内航空业大部分份额的数据，而非特定旅客子群体，从而提升了外部效度。第三，我们采用结构化离散选择模型，能够对强制排放信息披露政策进行反事实分析。最后，虽然航空文献大多关注自愿碳抵消的WTP，但我们考察了针对同航线减排信息的反应。

本文亦为关于航空环境影响的新兴经济学文献做出了贡献。已有研究考察了诸如机场对周边空气污染与健康的影响等议题（Schlenker and Walker）。2016 航空燃料税和碳定价在减少排放中的作用（Fukui 和 Miyoshi）2017 法格达和泰克西多 2022），以及航空领域“以旧换新”计划的可行性（Brueckner、Kahn 和Nickelsburg）。2026 我们通过分析排放信息是否影响消费者选择低排放航班，丰富了这一领域的研究。

最后，本文为航空经济学领域广泛的文献做出了贡献。以往的研究考察了行业动态（Hurdle等人）。1989 贝里 1992 西里伯特和塔梅尔 2009），竞争（Berry）1990 贝里和贾 2010 阿特和奥洛夫 2015；Bontemps、Gualdani和

雷米 2025), 组织结构 (Hortaçsu 等人) 2024), 以及价格歧视 (Alderighi、Nicolini和Piga) 2015 威廉姆斯 2022 尽管已有研究考察了票价、质量和网络结构的影响, 但环境信息在塑造需求方面的作用仍 largely unexplored。本文旨在填补这一空白。

本文其余部分的结构安排如下: 第一节 3 讨论数据, 第几节 4 讨论消费者航班选择模型, 第 5 讨论估计和结果, 第X节 6 讨论了反事实实验, 以及第几节 7 结论。

2 机构背景

乘客可以通过多种渠道预订航班。航空公司通过其官方网站直接销售机票; 在线旅行社 (OTA), 如Expedia、Orbitz和携程, 允许乘客跨航空公司比较和预订行程。元搜索引擎, 如Google Flights和Kayak, 整合来自航空公司和OTA的航班选项。

5

除票价、旅行时间和停靠站数量等标准属性外, 一些航班比较网站已开始为每条行程显示预估排放量。图 1 展示了一个来自谷歌航班的示例, 并列出了二氧化碳排放量 (千克) 和百分比。

2

与同一路线的平均排放量进行比较, 为旅行者提供了一个基于排放量与其他属性对比来比较行程的基准。

6

对于谷歌航班, 这些估算使用旅行影响模型 (TIM) 计算得出, 该模型是一种开源方法, 考虑了机型、座位布局、客载率和航线。

5. 其他预订方式——例如电话预订、在航空公司柜台现场预订以及信用卡旅行门户网站——是可用的, 但未包含在我们的分析中。

6. CO₂当量 (CO₂e), 将各种温室气体的增温效应转换为单一单位。

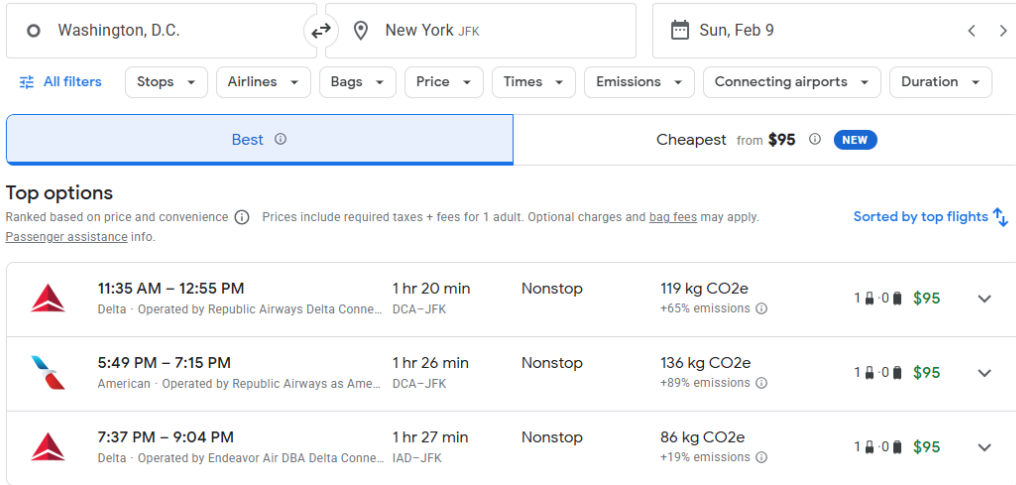
2

根据其相对于CO₂的全球变暖潜能值。我们用CO₂作为CO₂排放量估算的简称。

2 2 2

由各航班预订平台广泛展示。

图1：谷歌航班上排放显示示例



注：该图显示了谷歌航班上DCA与JFK之间航班的屏幕截图。除了中转停留时间、飞行时长和票价外，该平台还显示了二氧化碳排放量（以千克为单位）以及相对于...的百分比差异。

与该路线的平均排放量相比。尽管显示使用的是COe，但我们全程使用CO作为简称。

飞行比较网站上的排放信息披露起初是一项自愿行动。Skyscanner是首个大型平台，于2019年4月开始显示排放估算值。随后数年，其他平台也相继跟进了。图 2 该图展示了推广时间表。截至2022年10月，已有七个平台采用了信息披露。由于在排放信息出现之前，各州消费者对这些平台的使用方式存在差异，因此旅行者遇到排放估算的程度在时间和地理上都存在不同。我们利用这种差异进行分析。

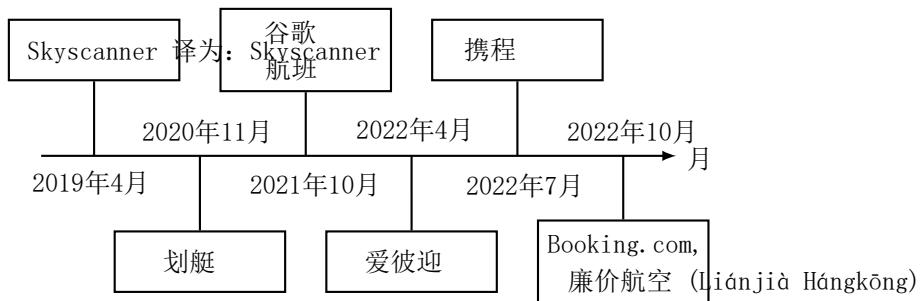


图2：排放信息披露时间线

3个数据

3.1 数据来源

我们整合了来自多个来源的数据。我们的主要数据集涵盖了2018年至2022年的美国国内航空交通。

⁷ 每项观测值均包含起点和终点机场、中途停留点、每段航程的运营和营销承运人、服务等级、月份和年份的组合。往返程被记录为两个独立的单程。对于每项观测值，我们记录总旅客数量和销售加权的平均票价。随后，我们按服务等级对观测值进行汇总；我们将由此产生的剩余属性组合称为航线。

⁸

我们将市场定义为：出发地大都市统计区（MSA）、目的地大都市统计区（MSA）以及出行月份的组合。

⁹

市场内的每一条线路都被视为一个独立的产品。例如，达美航空公司可能同时提供从华盛顿国家机场（DCA）直飞纽约肯尼迪机场（JFK）的航班，以及经底特律（DTW）中转的一条线路；我们将这些视为不同的产品。与文献一致，我们将市场规模定义为始发地和目的地大都市统计区（MSA）人口数量的几何平均值（Berry and Jia）。¹⁰ 我们通过汇总美国人口普查局的各县人口总数来重建MSA人口。

¹⁰

订票网站计算并显示排放量 *估计* 向消费者。这些估算涵盖了部分，但并非全部，实际航班排放的决定因素。

¹¹

我们并未直接观测到在2018–2022样本期间向消费者展示的排放估算值。抓取当前的航班搜索结果无法恢复这些估算值，因为航班供应会随时间变化，且TIM本身自样本期间以来已进行多次方法论更新。因此，我们通过结合多个数据源，尽可能复制TIM在样本期间的表现来近似这些估算值：(1) 来自运输部准点率(OTP)和T100细分数据集的航班时刻表，(2) 来自FAA的飞机注册信息，

7. 这些数据来自一家市场研究公司，根据保密协议，禁止披露其身份。

8. 在此过程中，我们汇总乘客数量，并计算同一行程内不同服务等级的销售加权平均票价和排放量。其他可观察的航班特征不受服务等级影响。

9. 我们采用2020年大都市统计区（MSA）定义，以确保样本期间地理范围的一致性。计算人口时，我们汇总2020年构成该大都市统计区的所有县的人口。由于机场可能服务于多个大都市统计区，我们将每个机场分配到其服务的所有大都市统计区。当两个机场服务的MSA范围重叠时，我们将这些重叠的MSA合并，并视为一个整体。此后，我们用“大都市统计区”涵盖这些合并后的MSA集合。

10. 见 [美国人口普查局数据表：2020年代各县总人口估计数](#) 11. 在我们的样本期间，TIM考虑了飞机类型、座位布局、客载量和飞行距离等因素，但未包含速度、燃油类型或飞行方向。

B-43库存，以及（3）从公开来源匹配的座椅布局。我们使用欧洲环境署2019年空气污染物排放清单指南书附件1. A. 3. a中的三级方法估算行程级别的排放。 (EEA 2019)。

我们手工收集图中所显示的排放信息披露日期。 2 从新闻报道中，并使用Google趋势来追踪按州和月份划分的预订网站的相对受欢迎程度。结合这些来源，我们构建了一个信息曝光指数，该指数捕捉了随时间推移和跨州的信息曝光变化。

我们还利用这些数据集来推导可能影响消费者偏好的其他行程特征，例如中转次数。最后，我们使用美国能源信息署（EIA）提供的月度航空煤油价格数据来构建机票价格的工具变量。

12

接下来的两个小节将描述我们如何利用这些数据来构建分析的两个关键变量：消费者接触排放信息的情况以及行程层面的排放量。随后，我们总结最终的分析样本。

3.2 信息泄露

我们使用谷歌趋势数据来衡量每个航班比较网站相对于所有航班比较网站总搜索量的搜索流量份额。对于网站 w 国家层面 s 本周期间 k 我们将这部分称为 WebPop。附录 A.2 提供更多关于其结构的细节。

wsk

我们将状态在月份 m 的信息暴露指数定义为：

$$\frac{1}{K} \sum_{k \in K} \frac{\text{网络流行文化}_{sm} \times \mathbf{1}_{\{k \geq \text{开始日期}\}}}{\text{网络流行文化}_{sm}} \quad (1)$$

哪里

$$\frac{1}{K} \sum_{k \in K} \frac{\text{网络流行文化}_{sm} \times \mathbf{1}_{\{k \geq \text{开始日期}\}}}{\text{网络流行文化}_{sm}} \quad (2)$$

K 表示月份中的周次 m 开始日期表示网站... w 开始
 m, w
 披露排放 k 表示样本中的第一周，和 k 2019年4月1日那一周——
 $0, 1$
 当排放信息首次在航班比较网站上可用时。

对于给定的状态和月份，该指数范围在0到100之间，反映了谷歌的份额

12. 图C. 3报告了样本期间每月喷气燃料现货价格。

针对那些在本月开始披露排放信息的航班比较网站进行的搜索。我们将该指数理解为消费者在预订过程中预期接触排放信息的代理指标。我们将此指标称为 *事前指数* 因为网站知名度权重WebPop在信息披露前已固定为其平均值。

任何一家航班比较网站开始显示排放信息。这种做法假设，信息披露前的网站人气能够反映未来的使用情况。

2019年4月至2021年10月期间，仅Skyscanner显示排放量；在此期间，该指数反映了其2019年4月前的各州平均人气。当Google Flights于2021年10月开始披露排放量时，该指数也包含其2019年4月前的平均人气，其他网站亦然。在需求模型中，我们为每条行程的出发州和目的州分别包含独立的曝光度指标。

在某些规范中，我们也考虑一种使用时变网站流行度作为信息曝光指数的并发版本：

$$E_{k,m} = \frac{1}{K} \sum_{k \in K} \mathbb{1}_{\{k \geq \text{开始日期 Info}\}} \cdot w_{sm} \quad (3)$$

3.3 行程层面的排放

本节概述了我们如何计算路线级别的排放量。附录 A.1 提供有关底层数据、计算步骤和匹配程序的具体细节。

我们从估算单次航班的每位乘客排放量开始，该航班定义为航空公司运营的、在两个机场之间不停留的航段。在月份 t 我们得到总排放量 A_{gt} 来自欧洲环境署（EEA）软件的数据，这些数据因飞机而异类型和飞行距离。我们将这些排放分配到不同的服务等级（索引为 s ）基于占用座位区域：

$$E_{gt} = \sum_s \omega_{sg} \cdot \lambda_t \cdot A_{gt} \quad (4)$$

哪里 λ_t 是假设的负载系数 ω_{sg} 商务舱座位数量 s ，并且 ω_{sg} 是 s 的权重，适用于该等级 s 这些权重反映了不同舱位等级的每座空间差异，并根据机型（窄体机与宽体机）而有所不同。该术语 λ_t 构成变化 / 导致变化

在TIM方法论中：它等于1.61。 $t < 2022$ 年7月及之后，反映了调整

TIM先前已用于核算非CO气候效应。

对于直飞航线，由于我们的空域数据按出发机场-目的机场-航空公司-月份的层级进行汇总，因此我们会计算给定月份内，一家航空公司于每一对出发机场-目的机场之间运营的所有航班排放量的平均值。 j 索引一个直飞行程，并让 r

表明其对应的机场对。 J 由承运人运营的所有直飞航班组成的集合

在月份期间 t 我们计算公务舱每位乘客的平均排放量。 s as

$$\frac{P E}{E} = \frac{\sum_{g \in J} s_{gt}}{\sum_{t,j} s_{jt}} \quad (5)$$

然后我们聚合 E 通过服务等级的销售加权平均值，获取行程

排放水平 E 对于由多个航段组成的行程，我们计算其排放总和。

3.4 数据描述性

为构建该样本，我们重点关注出发地和目的地机场均服务人口在2022年超过85万人的MSA航线。附录 A.1 详细说明了样本选择程序，包括异常值剔除以及确保时间范围内数据覆盖一致性的限制。最终数据集涵盖了60个月内63个出发MSA与63个到达MSA之间的1,180个起点-终点MSA对。该数据集占大型MSA之间总乘客数的74%，包含350万条行程。

图 3 截至2022年10月，该图展示了各州的预期信息暴露指数，以及根据各网站的相对受欢迎程度所做的贡献。

谷歌航班占据了衡量曝光量中最大的份额，这反映了其在谷歌趋势中极高的搜索强度。该数据还显示出显著的跨州差异：例如，到2022年10月，新墨西哥州的指数低于10%，而犹他州约为27%。

表格 1 报告总结了主要关注变量的统计摘要。平均行程由385名乘客选择，票价为255.6美元，并与454.7公斤的显示二氧化碳排放量相关联。

排放。其主要的航空公司服务于165个起降机场。在2019年4月之前，14.5%的谷歌趋势流量可归因于航班预订网站。

13. 图C.1展示了一个使用并发信息暴露的相似图形。

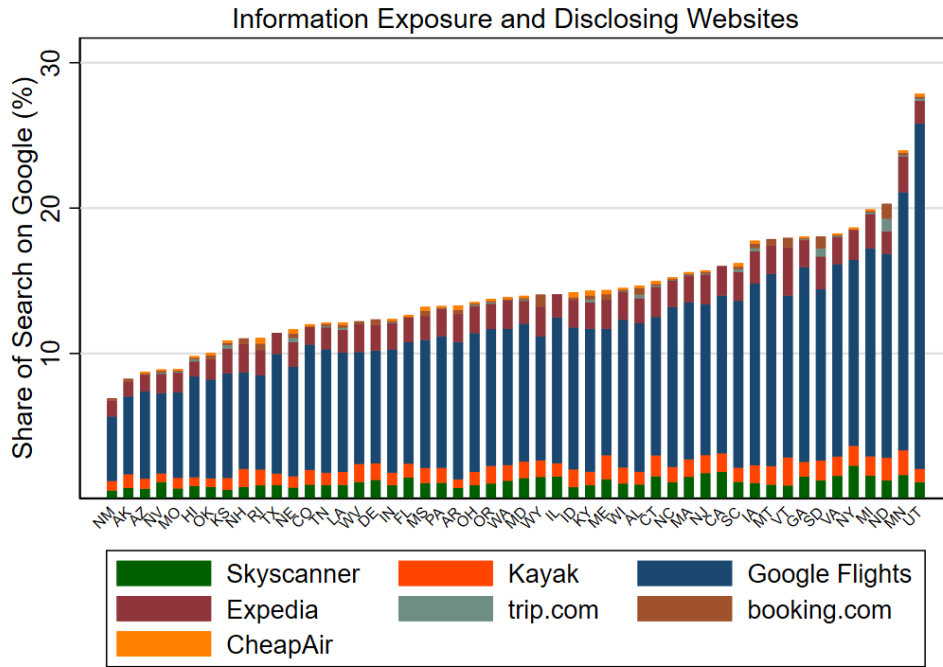


图3: 按州划分的消费者信息暴露情况

该图显示了截至2022年10月, 按州划分的事前信息暴露指数——该指数使用公式1计算得出。

表1: 摘要统计

	均值	标准差	最小值	最大值	中位数
票价 (每100英里)	3.010	0.10	0.90	692.320	2.150
预计碳排放量 (以吨英里为单位)	2.547	0.399	0.399	10.164	4.461
直飞	0.247	0.000	0.000	1.000	0.000
一站	0.495	0.000	0.000	1.000	1.000
航空公司原始覆盖情况 (100个机场)	0.100	0.000	0.000	1.000	1.960
目的地机场航班覆盖情况 (100个机场)	0.100	0.000	0.000	1.000	1.960
披露原始网页弹窗 (每100个)	0.692	0.100	0.000	2.786	1.381
披露弹窗出网页广告 (每100个)	0.692	0.100	0.000	2.786	1.397
原始网页弹窗披露 (每100个)	0.545	0.100	0.000	3.956	1.625
披露弹窗出网页广告 (每100个)	0.545	0.100	0.000	3.956	1.627

注释。 所有变量的观测值数量均为3, 458, 608。每个观测值对应一个行程。估计的CO值使用谷歌的旅行影响模型计算得出。距离指的是大圆距离。

在始发机场和目的机场之间; 对于多段行程, 我们将所有航段的距离相加。I(直飞)是直飞行程的指标。I(中转一次)是中转一次行程的指标。始发机场的航空公司覆盖是指主导航空公司从始发机场经该行程服务的目的机场数量。目的机场的航空公司覆盖是指同一航空公司连接到目的机场的始发机场数量。披露Web Pop报告披露的七个网站中始发或目的机场的总人气。事前指标使用2019年4月前的月平均人气。同期指标使用每个月的时间变化同期人气。

始发地和目的地州的信息被导向了后来披露排放量的网站。在旅行月份中，这些份额分别为始发地和目的地州的16.7%和16.8%。

表2：主要航空公司

	(1)	(2)
主导运营航空公司的客流量份额及行程份额		
西南	0.27	0.24
美国	0.18	0.27
Delta	0.16	0.20
联合	0.14	0.18
精神	0.06	0.03
JetBlue	0.06	0.02
阿拉斯加	0.06	0.04
边界	0.05	0.02
阿莱格里安	0.01	0.00
太阳国家	0.01	0.00
夏威夷	0.00	0.00
美国维珍航空	0.00	0.00
小	0.00	0.00

注释： 本表总结了样本中观察到的主要航空公司。主导运营航空公司是指运营给定行程中主导航段的航空公司。乘客份额是通过将使用该行程并搭乘主导运营航空公司的总乘客数除以样本覆盖的总乘客数来计算的。行程份额是指该航空公司运营的行程数量与样本中观察到的总行程数量之比。

表格 2 该表总结了样本中观察到的主要航空公司。第（1）列报告了在各航空公司执飞的主要航段上的航线乘客份额；第（2）列报告了相应的航线份额。例如，27%的乘客乘坐了主要航段由西南航空公司执飞的航线，而西南航空公司执飞了24%的航线的主要航段。客流量集中在西南、美国、达美和联合航空公司，这四家公司合计占75%的乘客和89%的航线。

表格 3 概述了样本中观察到的主要飞机型号。对于每个型号，第（1）列和第（2）列分别报告了其行程级别的采用率均值和标准差。对于给定的行程，采用率是指使用该型号运营的航班比例。对于多段行程，我们计算了该比例在各个航段上的距离加权平均值。表格显示，少数飞机型号占据了大部分行程距离。B738是最常见的飞机型号，平均占行程距离的24%。总计而言，

表3：常用飞机

机型	(1) (2)	
	收养率	
平均值	标准差	
B738	0.24	0.26
B737	0.17	0.30
A320	0.12	0.23
A321	0.12	0.23
B739	0.09	0.19
A319	0.10	0.20
B752	0.03	0.11
B717	0.02	0.10

注释：该表格总结了样本中航空公司经常采用的飞机型号。采用率是指特定月份内，某一航线使用特定飞机执飞的航班数量与该航线当月总航班数量的比值。对于多段航线，我们根据每一段的距离对采用率进行加权计算。

波音737、738和739以及空客A319 - A321涵盖了平均航线距离的84%。

表格 4 该报告展示了将行程层面的平均排放量对构建时使用的变量进行回归的结果。距离更长、中转次数更多的行程排放量更高；而使用宽体飞机、座位容量更大、经济舱比例更高的行程排放量则较低。它们在不同飞机型号之间也差异很大。由于消费者可能对与排放量相关的飞机型号有偏好，我们在需求估计中控制了采用率，以解释在识别排放量对需求的影响时可能存在的混杂因素。

4模型

我们估计了一个多项式离散选择需求模型，在该模型中，消费者在给定市场中从可用的航线中选择，或者选择不乘飞机。我们将市场定义为给定年份和月份的起点-终点大都市统计区对。产品是该市场内的航线。外部选项（不乘飞机）用0表示，其平均效用被标准化为零。

表4：航空排放决定因素

可变排放（100公斤）	
距离	1.858*** (0.000)
中转停留	0.443*** (0.000)
宽体飞机	-0.436*** (0.005)
座位数量	-0.006*** (0.000)
经济舱座位占比	-0.042*** (0.007)
A319飞机	-0.282*** (0.001)
A320飞机	-0.513*** (0.002)
A321飞机	-0.202*** (0.002)
波音717	-0.113*** (0.002)
波音737飞机	-0.214*** (0.002)
飞机 B738	-0.550*** (0.002)
飞机 B739	-0.740*** (0.002)
B752飞机	0.876*** (0.004)
常数	1.832*** (0.006)
观察结果	3,458,608
调整后的R平方	0.969
航空公司机长是	(是)
月份 FE 是	

注释：括号内为稳健标准误。飞机控制为航线级别的采用率。较少采用的飞机类型被归入参考类别。*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

消费者在市场 t 中从产品 j 获得的效用被指定为

$$U = \delta + \square, \quad (6)$$

哪里

$$\delta_{jt} = \alpha \text{Fare}_{jt} + \beta^1 \times \left(\begin{array}{l} \text{网络流行} \\ \text{排放} \end{array} \right) + \beta^2 \times \left(\begin{array}{l} \text{排放} \\ \text{排放} \\ \text{排放} \\ \text{事件后} \end{array} \right) + \beta^3 \times \left(\begin{array}{l} \text{信息} \end{array} \right) + \beta^4 \times \left(\begin{array}{l} \text{信息} \end{array} \right)$$

排放指的是与行程相关的排放。 t 适用于所有行程

披露状态。向量 Info_{jt} 包含了信息暴露指数。

与市场相关的目的地国家 t 如第 X 节所述 3.2 这项措施将网站层面的信息披露时间与信息披露前的国家层面网站人气措施相结合。

排放系数, β

它捕捉了排放-需求关系中对信息曝光不发生变化的组成部分。在没有排放披露的情况下, 它可能反映了消费者对可观察路线属性(如路线、距离或飞机类型)的排放的推断。信息与排放之间的相互作用是关键识别

术语。该识别策略类似于双重差分法中的三重差分设计: 我们比较随着信息披露的扩展, 在不同排放水平的市场中, 不同暴露于披露排放网站水平的路线。

向量 $\text{Post_DisEvent}_{jt}$ 记录每个排放披露网站的披露状态

在月份 $m(t)$ 该指标包含七个要素——每个网站一个要素——若该月网站披露了排放信息则为1, 否则为0。变量 WebPop_{jt} 用于衡量

市场比较航空排放披露网站的热度 t 我们包含排放与 Post_DisEvent 的交互。并且 WebPop 作为对应三元组的较低阶术语

排放、信息披露时机与网站人气之间的相互作用。

向量 x_{jt} 包含行程安排和市场层面的控制, 包括停靠次数、行程等。

关联性、信息以及 WebPop 。该术语 γ 代表固定效应, 考虑了持续航空公司之间消费者偏好的差异以及排放强度的系统性变化

由于船队构成和座位布局。

14

最后， ξ 捕捉未被观察到的产品

j_t

特性，以及 ϵ 这是一个特有错误术语。

我们考虑误差项的两种不同的分布假设 ϵ 首先， ϵ

i_{jt}

遵循独立同分布 (i. i. d.) 的第一型极值分布，对应标准logit模型。然后，每个产品的市场份额是

$$s_{jt}(\delta) = \frac{\exp(\delta_{jt})}{1 + \exp(\delta_{jt})} \cdot P_{jt} \quad (8)$$

第二项假设对应于嵌套logit模型。我们将所有飞行选项分配到一个巢中，而将外部选项分配到另一个巢中。这里， ϵ 遵循广义极值 (GEV) 分布 $\epsilon_{jt} \in J_t$

i_{jt}

联合累积分布函数的分布

$$F(\epsilon) = \frac{1 - \exp\left\{-\left(\sum_{j \in J_t} \epsilon_{jt}\right)^{1-\sigma}\right\}}{1 - \exp\left\{-\left(\sum_{j \in J} \epsilon_{jt}\right)^{1-\sigma}\right\}}$$

哪里 J 是市场中所有路线的集合 t ，并且 σ 规范了所有相关性的程度

内部选项。为了使该模型得到充分定义， σ 必须严格介于0和1之间。接近0的值表示巢内相关性很小，接近标准logit，反之亦然。

本规范放宽了无关选项独立性 (IIA) 的假设，并允许跨航线存在相关的未观察效用。在标准的logit模型中，该假设意味着引入新的航线会按比例重新分配需求到所有选项，包括外部选项。相比之下，嵌套logit规范允许新的航线从其他航班中吸引比从外部选项更多的替代需求。产品份额 j 由... 给出

$$P_{jt} = \frac{\exp(\delta_{jt})}{\sum_{k \in J_t} \exp(\delta_{kt}) + \left(\sum_{k \in J} \exp(\delta_{kt})\right)^\sigma} \quad (9)$$

产品j的价格弹性是

$$s_{jt}(\delta, \sigma) = \frac{\delta_{jt}}{P_{jt}} \cdot \frac{\partial P_{jt}}{\partial \delta_{jt}} = \frac{\delta_{jt}}{P_{jt}} \cdot \frac{\exp(\delta_{jt})}{\sum_{k \in J_t} \exp(\delta_{kt}) + \left(\sum_{k \in J} \exp(\delta_{kt})\right)^\sigma} \cdot \left(1 - \frac{\exp(\delta_{jt})}{\sum_{k \in J_t} \exp(\delta_{kt}) + \left(\sum_{k \in J} \exp(\delta_{kt})\right)^\sigma}\right) \quad (10)$$

对于逻辑回归模型和嵌套逻辑回归模型，我们估计了多种规格，这些规格在如何我们...

对于多段行程，我们根据主要运营承运人分配固定效应。

模型未观测质量, ξ_{jt}

我们将低排放航班的有效支付意愿 (WTP) 衡量为边际票价增加, 该增加额足以抵消估计排放量减少1公斤, 同时保持效用不变。这源于效用函数中排放与票价之间的边际替代率:

5 估算

对于逻辑回归模型, 我们首先恢复平均效用作为

$$WTP = \frac{\beta_1}{\beta_2} \cdot \delta \left(\log(s_{jt}) - \log(s_{0t}) \right)$$

哪里 $s_{jt} = q_{jt} / M_t$ 所观察到的产品市场份额 j 在市场上 t , q_{jt} 是总数行程乘客 j 在市场上 t , M_t 该市场定义如第 X 节所述 3, 并且 $s_{0t} = P_{0t} / M_t$ 外部选择权所占的份额。然后我们估计方程式 7.

对于嵌套logit模型, 平均效用可以表示为

$$-\log(s_{jt}) - \delta \log(s_{0t}) - \sigma \log(P_{0t})$$

我们回归 $\log(s_{jt}) - \log(s_{0t})$ 产品特性及巢内份额对数

$\log(s_{jt}) - \log(s_{0t})$

处理 σ 作为一个可估计的参数。这意味着在等式中将巢内份额作为另一个回归因子。 7.

5.1 识别

票价是内生的, 因为它们可能对未观察到的需求冲击做出反应。例如, 如果某个特定航线由于模型未包含的因素而变得更具吸引力, 航空公司可能会相应地提高票价。在嵌套logit设定中, 组内份额也是内生的, 因为它取决于受未观察到的需求冲击影响的均衡市场份额。为了解决这些内生性问题, 我们在所有设定中都使用了三组工具。

首先, 我们使用成本转移因素: 喷气式飞机燃油价格与行程特征之间的相互作用。

包括直飞和联程航班的距离和指标。其次，我们使用BLP式工具衡量市场竞争，定义为特定市场运营的航空公司数量。第三，我们纳入了差异化工具，甘地和霍德（2019），由外生旅游线路特征构成，包括CO排放、距离、是否存在目的地

2
出发地和目的地机场的运营航空公司，以及直飞和经停航班指标。

15

排放也可能与未观察到的质量相关。例如，较新的飞机往往排放较少，也可能提供更好的飞行体验。为解决此问题，我们控制了用于计算排放的部分变量，这些变量也可能影响效用，并在行程层面进行汇总。具体而言，我们纳入了行程中使用不同飞机型号的采用率，如第X节所述。3.4 各型号所飞行的总行程距离的占比。我们还包含了总行程距离。我们的识别假设是，在飞机、距离和其他需求控制条件下，排放的剩余变化与未观察到的行程质量不相关。由于飞行排放是这些变量的非线性函数，包含它们并不能吸收排放的所有变化。图4显示了排放的分布情况，包括原始排放（a图）以及控制了除排放和票价之外的所有需求侧变量后的残差排放（b图）。在考虑了行程距离、飞机采用率和其他需求变化因素后，仍存在显著差异。

图5说明识别信息曝光对支付意愿（WTP）的影响背后的直觉。考虑两种途径：A → B和C → D，两者均由低排放和高排放航班混合服务。最初，排放信息不可用。在有些网站开始披露该信息后，航线A → B比路线C更多地接触到排放信息 → D。如果消费者重视减排并愿意为此付费，那么数据显示，路线A上的低碳航班应出现交通量增加，或相对票价涨幅更大。 → B比C路线更优 → 因此，在其他因素得到控制的情况下，我们预计信息曝光与排放之间的交互作用将具有负系数。

15. 让 x 表示特征向量。对于连续特征（如碳排放、距离）

$$d_{jt} = \frac{1}{J} \sum_{j \in J} \frac{1}{x_{jt}} \left(\frac{1}{x_{jt}} - \frac{1}{\bar{x}_t} \right)$$
 并且机场覆盖情况），我们计算P在同类市场中与其他产品的平均欧几里得距离¹

$$d_{jt} = \frac{1}{J} \sum_{j \in J} \frac{1}{x_{jt}} \left(\frac{1}{x_{jt}} - \frac{1}{\bar{x}_t} \right)$$
 我们还在每个特征及其平均欧几里得距离之间构建交互项。
 与其他同市场行程的距离。对于离散特征（直飞、经停），我们定义P 1（ x

$$d_{jt} = \frac{1}{J} \sum_{j \in J} \frac{1}{x_{jt}} \left(\frac{1}{x_{jt}} - \frac{1}{\bar{x}_t} \right)$$

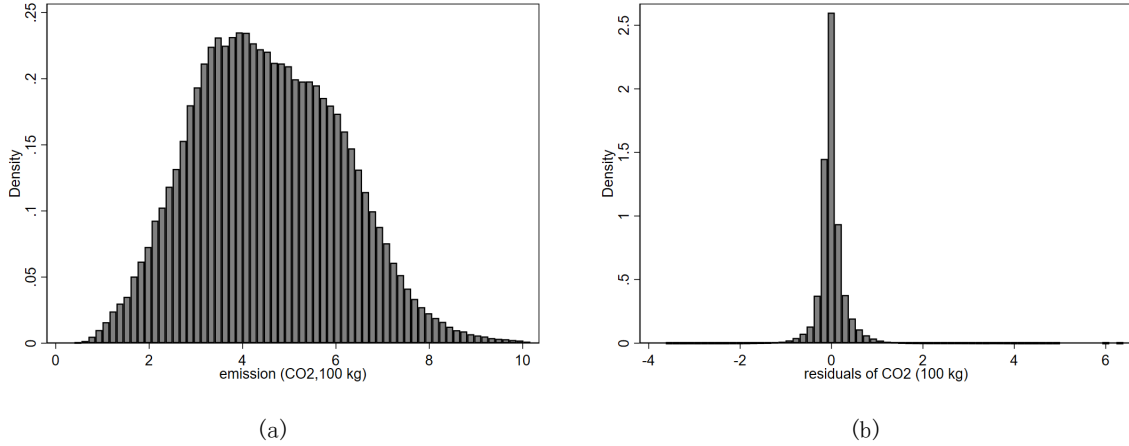


图4：向空中乘客展示的估计排放直方图

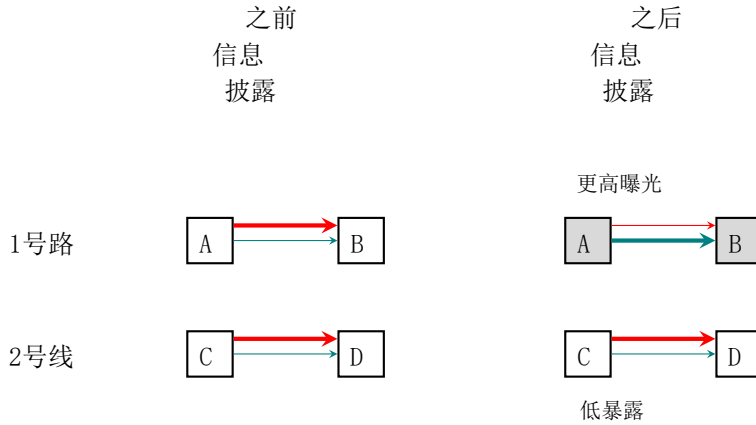


图5：识别排放支付意愿背后的直觉

注释 红色箭头代表高排放航班；绿色箭头表示低排放航班。阴影表示披露后对排放信息有更大接触。在示例中，航线A → B的曝光度高于路线C → D。因为在该航线上，披露排放信息的网站更受消费者欢迎。如果消费者对排放信息有反应，那么航线A上的交通应会更更多地转向（或相对票价应更多地提高）低排放航班。→ B比C路线更优 → D。

5.2 估计结果

5.2.1 基线

表格 5 展示基准结果。每一列对应不同的规格。列（1） - （3）报告来自嵌套logit模型的估计值，其中所有航班行程都属于一个巢，而外选项（不飞行）属于一个单独的巢。列（4） - （6）报告来自具有越来越饱和和固定效应的标准logit模型的估计值。价格被工具化。

$$\log \frac{s_{jt}}{P}$$

，如同所有规格。在第（1）至（3）列中，我们也处理了巢内份额。

$$s_{jt} \in J_{jt}$$

内生性。对于每一项标准，我们都报告了2019年4月前后需求的价格弹性和排放弹性，以及为降低排放的平均有效支付意愿。

16

第(1)列复制了文献中常用的一种规范：嵌套logit模型，包含航空公司和时间固定效应以及标准需求控制变量。我们通过加入排放量和飞机采用率扩展了这一规范。我们的估计结果与早期研究报告中报道的结果高度吻合，包括嵌套参数、自身价格弹性和距离的U型效应(Berry和Jia)。2010；Bontemps、Gualdani和Remmy 2025 这种一致性表明，尽管排放数据可用性带来了限制，我们的样本与先前的研究结果仍然吻合（参见附录）。A.1 排放系数为负且显著，表明在全样本期间，平均而言，低排放航线被更频繁地选择。我们包含此设定作为一个基准，将我们的设定与先前的工作联系起来。因为它不将排放与信息曝光度进行交互，所以它会合并信息曝光度不同水平的时期和市场，并且不会分别识别排放披露对需求的影响。

16. 表格 B.1 报告每个规格的第一阶段F统计量。

第(2)至第(6)列考察了接触排放信息如何影响排放的需求弹性。第(2)列在(1)的基础上增加了排放与信息接触组成部分(网站流行度和披露时间)之间的交互项。交互项的负向显著系数表明,排放信息提高了消费者对排放的敏感度。第(3)列显示,在加入原产地大都市区-目的地大都市区固定效应后,这种模式依然稳健。

17

第(4)列和第(5)列分别与第(2)列和第(3)列的规格相对应,但使用标准logit模型进行估计。第(6)列包含来源大都市区-目的地大都市区-时间固定效应。

18

为吸收可能混淆估计信息效应的所有时变、起点-终点特定的冲击。例如,在疫情期间,当虚拟会议取代部分商务旅行时,纽约和洛杉矶等商业中心很可能经历了不成比例的交通大幅下降。如果商务旅客也更可能使用排放披露网站,这些中心可能同时经历了需求和信息公开的变化。通过包含起点-终点-时间固定效应,我们解决了这种联合变化的来源。

19

因此,我们将此视为我们的首选规格。信息效应在不同模型规格下的稳健性表明,我们的估计并非由COVID在地理市场中的差异化影响所驱动。

在所有规范中,我们发现信息披露增加了消费者对碳排放的敏感性。我们首选规范(第6列)的结果表明,有效的

2

观察到的每吨排放的WTP在后披露期(2019年5月至2022年12月)比披露前期(2018年1月至2019年4月)高33美元。为解读此估计值的大小,请注意我们样本中每趟航班的平均CO₂排放量显示为

2

455公斤。这意味着对于一个假设的排放量,每个行程平均增加了约15美元。

17. 在包含起点-终点MSA固定效应后,距离的系数变为负数。这是可以预料的,因为现在比较的是MSA对内的航线,距离较长的航线可能反映了更不直接的路线或更耗时的中转。

18. 我们没有在嵌套logit模型中包含起点MSA-终点MSA-时间固定效应,因为这样做会导致模型无法估计。因变量是相对于外部选项的对数份额。

$\log(s_{jt}) - \log(s_{jt_0})$, 并且该模型包含了巢内共享项和对数

$\sum_{j \in J_t} s_{jt}$

这个术语是机械地

$\sum_{j \in J_t} s_{jt}$

与因变量相关。包含起点-终点-时间固定效应需要对该组内的所有变量进行去均值处理,这会消除该项中的识别变异。因此,它变得与左侧共线性,嵌套参数无法估计。19. 在此模型中,信息曝光对消费者效用的主效应不再单独识别,但由于排放量在市场内部的差异,排放与曝光的交互作用仍然可以识别。

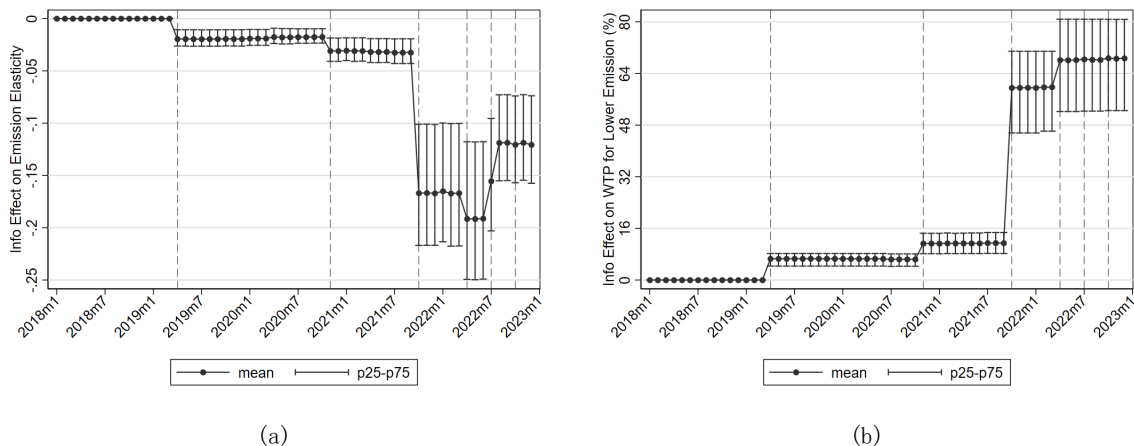


图6：平均排放弹性与随时间变化的有效支付意愿

达到如此规模的降幅。该估算反映了整个信息披露期内的平均值。截至2022年12月，有效支付意愿（WTP）达到每吨268美元，相较于信息披露前期增长了156美元。

图 6 展示了随时间推移的估计平均排放弹性（a图）和低排放航班的平均有效支付意愿（b图）。a图显示，排放信息增加了需求排放弹性的绝对值，尤其是在Google Flights开始披露之后；2021年10月左右急剧下降反映了其在比较网站中占有很高的市场份额。2022年7月向上移动与第X节中描述的算法变更相吻合。3.3 这导致所有航班的报告排放量大幅减少。后期月份的置信区间扩大，反映了随着更多网站开始披露排放信息，信息曝光度的更大波动。

(b) 面板显示，排放信息提升了低排放航班的实际支付意愿。到样本期末，实际支付意愿比样本平均值高出65%。总体而言，这些结果提供了经验证据，证明当存在排放信息时，消费者重视低排放，并且其选择可以通过信息披露来引导。这是我们论文的主要发现。

5.2.2 稳定性

我们首选的规范通过预先披露来构建信息曝光，而不是通过同时期的网站人气（参见公式 1）这确保了我们的治疗强度指标——公开网站的普及度——在治疗开始前就已经确定。

对比而言，同期网站受欢迎程度可能存在内生性：消费者在排放信息公开后可能会转向披露排放信息的网站，这使得同期受欢迎程度部分是对公开信息的反应，而非暴露程度的独立衡量指标。权衡在于，同期指标可能更接近实际暴露程度。如果披露网站在公开后变得更受欢迎，那么基于公开前的指数会低估后期实际暴露程度。在这种情况下，给定的排放敏感性增加会被归因于一个较小的测量到的暴露增加，机械地意味着单位暴露的估计系数会更大。因此，我们将同期指标视为一种稳健性检验，它可能更好地捕捉实际暴露程度，但也可能存在内生性。

表格 6 复制表格 5 使用通过公式构建的网站流行度并发测量 3 所有规格的结果在质量上仍然相似。

表格 7 在剔除市场层面人口统计特征的相关信息暴露后呈现结果。其理由在于，市场人口构成的时变变化可能会混淆信息暴露的估计效应。如果信息暴露程度较高的州随着时间的推移经历人口结构变化——例如，环保意识更强的消费者大量涌入——而这些变化独立地影响了排放敏感性，那么估计的披露效应就会产生混淆。通过剔除信息暴露与州-月层面人口统计变量相关联的部分，可以消除暴露指标中与这些时变变化相关的成分，从而分离出与可观察的人口变化无关的暴露变化。

表中所有规范 7 表6的镜像列 5 但信息曝光的定义有所不同。第（13）列使用事前信息曝光，该信息曝光通过公式构建。1 并使用州-月度人口统计数据进行 OLS 回归进行冗余项处理。

第（14）列进一步在残差化步骤中包含了国家和月份的固定效应。第（15）列和第（16）列分别重复了第（13）列和第（14）列，但使用了同期信息暴露指数，该指数是使用公式构建的，而不是事前信息暴露指数。在所有规范中，排放信息披露的预计效果大体上与基准保持一致。

6 假设分析

接下来，我们模拟了一组反事实场景，其中所有航班比较网站都披露每条航线的碳排放量。我们使用我们首选模型（模型6）的估计值，将出发地和目的地国家的信息透明度从0变化到100，分别对应所有网站的完全不披露和完全披露，并检验市场结果与现状相比有何不同。我们关注信息披露如何通过以下四个方面影响消费者行为：(i) 不同排放强度的航班上的乘客份额，(ii) 选择不乘机的乘客份额，(iii) 需求的排放弹性，以及 (iv) 隐含的有效WTP（支付意愿）以减少排放。

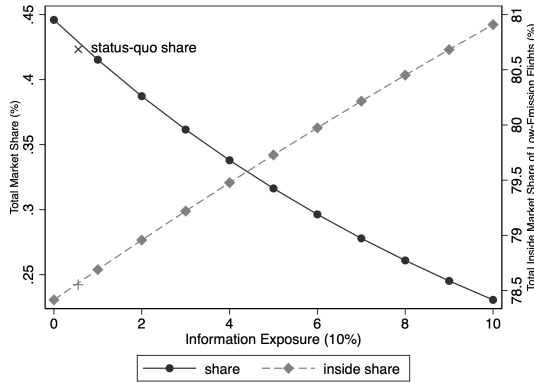
有两个关键的建模假设值得注意。首先，模拟假设信息曝光仅影响需求对排放的弹性——而不是需求的整体水平。由于曝光在州-月层面变化，其平均效应被吸收。

具体而言，我们控制了按州和月份划分的人口统计变量，包括平均年龄、平均家庭规模、居住在非都市地区的人口比例、高收入居民比例、白人居民比例以及至少受过高中教育居民的比例。

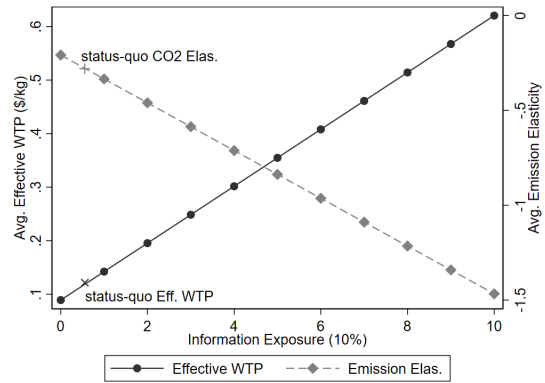
表7：基于残差化信息暴露的鲁棒性检验

模型	(13)	(14)	(15)	(16)				
市场份额的对数 ln(market share) - 外部份额的对数 ln(outside share)								
票价 (100美元)	-0.538***	-0.536***	-0.520***	-0.534***				
					(0.017)	(0.017)	(0.017)	(0.017)
排放 (100公斤)	-0.174***	-0.134***	-0.180***	-0.140***				
					(0.006)	(0.005)	(0.005)	(0.005)
排放 x 剩余信息博览会 (事前) 在原始	-0.032***							
					(0.003)			
目的地排放x残值信息博览会 (事前)	-0.045***							
					(0.003)			
排放x燃料效率残差信息博览会 (事前) 在原始	0.006					(0.006)		
目的地排放x燃油效率残差信息博览会 (事前)	-0.018***					(0.005)		
排放x残值信息博览会 (一致同意) 在原始	-0.030***						(0.003)	
目的地排放x残值信息博览会 (一致同意)	-0.032***						(0.003)	
排放x燃油效率残差信息博览会 (一致同意) 在原始	0.003							(0.005)
目的地排放x燃油效率残差信息博览会 (一致同意)	-0.011							(0.004)
观察结果	3,458,608	3,458,608	3,458,608	3,458,608				
调整后的R平方	0.634	0.634	0.634	0.634				
二氧化碳X网站人气	是	是	是	是				
二氧化碳排放信息披露事件	是	是	是	是				
需求控制	是	是	是	是				
航空公司机长	是	是	是	是				
起运-目的-时间-费率	是	是	是	是				
平均自价格弹性	-1.376	-1.369	-1.328	-1.365				
平均自有排放弹性	-0.271	-0.266	-0.272	-0.263				

注释：两阶段最小二乘法估计结果。第一阶段结果报告于附录表1。括号内为稳健标准误。*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1。需求控制变量包括距离、距离平方、直飞、中转、起讫机场的机场存在性、飞机采用率、披露网站的网站总流行度以及信息曝光度。事前信息曝光度基于事前网站流行度（2019年4月之前）构建。同期信息曝光度基于同期网站流行度（时态变化）构建。在控制变量中，使用相应的网站流行度以与各模型中使用的曝光度保持一致。残差信息曝光度是关于州-时间人口统计的OLS回归的残差。固定效应残差信息曝光度是关于州-时间人口统计的双向固定效应回归（含州固定效应和月固定效应）的残差。



(a) 替换为低碳航班和辍学



(b) 有效的低碳支付意愿
排放弹性

图7：反事实模拟

注释：该图展示了随着更多网站披露排放信息，需求模拟的结果。图(a)用实线绘制了所有航班的总市场份额，用虚线绘制了低碳航班的内部分额。我们将低碳航班定义为在每个市场中预计排放量低于第一四分位数的行程。总市场份额的下降表明，随着更多排放信息成为可用，消费者退出航班市场。低碳航班的内部分额的上升表明，当消费者确实选择航班时，他们选择排放更低的选项。图(b)用虚线绘制了平均排放弹性，用实线绘制了低碳航班的平均有效支付意愿。更负的排放弹性表明，需求对行程之间排放差异的敏感度有所提高。有效支付意愿的上升表明，随着这些信息变得更加易于获取，消费者表现出对低碳航班的更强偏好。

在原点MSA-目的地MSA-月份层面的固定效应，这也能捕捉其他市场层面的因素，如人口统计。模拟仅改变暴露对排放的（非）效用的效应，该效应按设计是线性的。其次，供给侧行为保持固定：航空公司关于航线选择、机队部署、票价和燃油使用的决策不会响应需求的变化。因此，模拟仅捕捉通过航线替代和整体航空旅行需求变化的需求侧调整，同时保持可用的产品和它们的排放强度固定。

两种相反的力量塑造着需求响应。首先，转向低排放航班的替代：随着排放信息变得更加公开，消费者能够更好地识别和选择低排放的选项。

²¹

其次，市场退出：对排放的日益关注可能导致部分消费者放弃乘坐飞机，转而选择铁路或公路出行。

图 图示了最终结果。图(a)显示了最低需求航班的情况。

21. 我们将低碳行程定义为：其预计的二氧化碳排放量低于第一四分位数的行程。

²

其市场内的排放分布。

随着暴露度的增加，估计排放的四分位数也随之变化。当暴露度从0%上升到100%时，这些低碳航班的内部市场份额（即在飞行者中的份额）从74.8%增加到80.9%，这与替代效应一致。与此同时，低碳航班的整体市场份额从0.45%下降到0.23%，反映了市场退出效应的主导作用。这些模式共同表明，排放信息披露可以引导消费者选择低碳航班，同时也会降低对航空旅行的整体需求。

(b) 面板 (b) 报告了2019年4月之后市场的平均数值。随着敞口增加，需求对排放的反应更为敏感，有效支付意愿（WTP）也随之提高。在完全披露的情况下，平均有效WTP达到每公斤二氧化碳0.62美元，平均排放弹性为1.47——略

²

表中所报的1.37的价格弹性之上⁵ 如果消费者已经自行选择进入披露排放信息的网站，那么这一估计反映了披露效应的上限。尽管如此，这些结果表明，排放信息的更广泛可获得性可能对消费者的选择产生有意义的影响。

7 结论

我们通过评估其对消费者选择和低排放航班隐含有效支付意愿的影响，来评估美国航空业排放信息披露的有效性。我们使用2018年至2022年美国国内航空旅行的数据，估计了一个离散选择模型，期间有七个网站开始显示排放信息。该分析通过结合市场内航程排放的差异、各网站排放信息披露的分期推出以及跨市场对这些网站的接触差异，识别了信息披露的影响。

我们发现，信息披露会增加航空需求对二氧化碳排放的敏感性。

²

该效应在规格、固定效应和变量定义方面均表现出稳健性。在首选模型中，披露开始后，平均有效WTP每吨CO₂上升33美元。

²

行程层面的二氧化碳排放量为455公斤，这意味着每个行程平均增加约15美元。

²

对于如此规模的降幅而言。到2022年12月——当时所有七个网站都已采用信息披露——与信息披露前相比，有效支付意愿增加了156美元。反事实模拟表明，强制信息披露可能进一步大幅提高有效支付意愿。

我们的研究发现，就排放信息披露作为一种气候政策工具而言，有几个启示。

首先，它提升了消费者对低碳航班的敏感度。这表明，若在航班预订平台广泛实施信息披露要求，可能会影响消费者的选择。消费者对排放的敏感度提升也为成本分摊创造了空间，航空公司或许可以通过差异化定价收回部分清洁燃料或技术的成本，但这取决于航空公司是否通过采取缓解措施并将票价与排放挂钩来进行应对。需要可信的信息披露机制来确保透明度并防止漂绿行为。未来的研究可以考察第三方验证的作用——尤其是在航空公司自行披露排放数据时——以及排放核算的标准化。了解不同消费者群体之间支付意愿的差异也同样重要。

其次，我们的结果表明有必要将SAF的使用纳入排放信息。SAF被广泛视为航空领域近期最具可行性的减排选择。罗哈瓦拉和温 2024 然而，目前没有美国法规强制要求或强烈鼓励使用它们。

²² 利用消费者需求来支持（可持续航空燃料）的推广，需要更新排放计算器以反映可持续航空燃料的使用情况，而这一点又取决于能否获取航空公司燃料采购数据。

第三，非二氧化碳效应——尤其是飞机尾迹——可能对航空业的气候影响贡献更大

² 比单独使用CO₂更有效。随着用于预测和避免尾迹形成的科学工具不断改进，增加可信度

² 关于飞行尾迹影响的资讯能更好地帮助消费者做出决策。

²³ 要充分发挥排放信息披露的潜力，需要航空公司、数据提供方、预订平台和监管机构之间持续协调。这包括改进数据共享、统一核算方法，以及开发可靠的系统，以核实单个航班上的燃油使用和其他减排工作，例如减少 contrail（凝结尾迹）。

尽管我们的分析提供了关于排放信息如何影响低排放航班平均有效支付意愿的有用估计，但它忽略了几个动态因素。首先，支付意愿可能因服务等级而异；例如，商务舱或头等舱的消费者可能对价格不太敏感，因此更愿意支付。我们将这种异质性留待未来的研究。其次，我们的方法没有模拟消费者在缺乏信息时如何形成预期。我们观察到

22. 截至2026年，可持续航空燃料（SAF）的生产在45Z条款和可再生燃料标准下获得激励，但尚无直接针对SAF使用的政策。

23. 截至2026年，谷歌航班已开始除二氧化碳排放估算外，还显示机尾烟迹信息。

² See 穆克吉帕迪亚 (2026) 查看更多详情。

披露前碳排放系数为负，表明存在一定的基准认知，但我们未能恢复潜在的信念分布。未来研究可通过探寻先验预期来量化信念更新及其福利影响。第三，该分析忽略了航空公司对需求变化的反应。即使原因不明，航空公司也可能通过调整价格等航班属性来应对需求从高排放航班转移的变化。披露后是否会发生此类反应仍是一个悬而未决的经验性问题。最后，我们没有纳入对价格、中转停留和排放的偏好异质性。将模型扩展以解释这一点将能够实现更灵活的替代模式。

参考文献

阿基雷加比里亚, V. 和 C.-Y. 何. 2012. “美国航空业动态寡头博弈：估计与政策实验.” *计量经济学杂志* 168 (1): 156 - 173. [10.1016/j.jeconom.2011.09.013](https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2011.09.013) .

阿尔贝里尼, A., A. 比加诺, M. 什卡尼, 和 I. 泽韦里诺娃. 2018. “对能源效率与可再生能源的偏好：减少CO₂排放的支付意愿是什么？” *生态经济学* 144:171 - 185. [10.1016/j.ecolecon.2017.08.009](https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2017.08.009) .

奥德利希, M., 尼古利尼, M., 和皮加, C. A. 2015. “运力与时间对票价的综合影响：一家低成本航空公司收益管理的启示。” *《经济学与统计学评论》* 97 (4): 900 - 915. [10.1162/REST_a_00451](https://doi.org/10.1162/REST_a_00451) .

阿特 (Ater) I., 和 (and) 奥尔洛夫 (Orlov) E. 2015. “互联网对绩效和质量的影响：来自航空业的数据。” *《经济学与统计学评论》* 97 (1): 180 - 194. [10.1162/REST_a_00442](https://doi.org/10.1162/REST_a_00442) .

贝格, S., 基尔克曼, A., 伦茨, O. L., 和施洛德, F.。2022. “对二氧化碳抵消的支付意愿：航空业显示偏好的实地证据。” *全球环境变化* 73:102470. [10.1016/j.gloenvcha.2022.102470](https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2022.102470) .

贝里, S. 和 Jia, P. 2010. “追踪航空业的困境：实证分析。” *美国经济杂志：微观经济学* 2 (3): 1 - 43. [10.1257/mic.2.3.1](https://doi.org/10.1257/mic.2.3.1) .

贝里, S. T. 1990. “机场存在作为产品差异化。” *美国经济评论* 80 (2): 394 - 399. <https://www.jstor.org/stable/2006607> .

——1992年, “航空业进入模型的估计。” *计量经济学* 60 (4): 889 - 917. [10.2307/2951571](https://doi.org/10.2307/2951571) .

Bontemps, C., C. Gualdani, and K. Remmy. 2025. *网络中的价格竞争与内生产品选择: 来自美国航空业的证据* CEPR讨论文件第20144号. *CEPR working paper series, No. 20144* .

布劳威尔 R., 布兰德 L. 和 凡·比克林 P. 2008. ““一个便捷的真相”: 乘坐飞机的旅客抵消其二氧化碳排放的支付意愿。” *气候变化* 90:299 - 313. <https://doi.org/10.1007/s10584-008-9414-0> .

布鲁克纳, J. K., M. E. 卡恩, 和 J. 尼克尔斯堡。2026. “去碳化航空: 航空业的‘以旧换新’。” *环境与资源经济学协会期刊* 13 (2): 463 - 494. [10.1086/739561](https://doi.org/10.1086/739561) .

卡纳瓦里, M. 和 S. 科德罗尼。2020. “意大利消费者对带有碳足迹标签的乳制品的陈述偏好。” *农业与食品经济学* 8 (1): 1 - 16. [10.1186/s40100-019-0149-1](https://doi.org/10.1186/s40100-019-0149-1) .

卡罗尔 J.、巴西尔 W.、霍华德 M. 和丹尼 E. 2022年. “飞行选择中的不完善排放信息及CO标签的作用。” *可再生能源与可持续发展评论* 2 165:112508. [10.1016/j.rser.2022.112508](https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112508) .

崔, A. S., 和 B. W. 里奇。2014. “澳大利亚人支付飞行碳中和意愿研究: 抵消者画像的探索性研究。” *可持续旅游杂志* 22 (8): 1236 - 1256. <https://doi.org/10.1080/09669582.2014.894518> .

西里伯特, F., C. 默里, 和 E. 塔默。2021. “航空市场中的市场结构与竞争。” *政治经济学杂志* 129 (11): 2995 - 3038. [10.1086/715848](https://doi.org/10.1086/715848) .

西里伯特, F. 和 E. 塔默。2009. “航空市场中的市场结构与多重均衡。” *计量经济学* 77 (6): 1791 - 1828. [10.3982/ECTA5368](https://doi.org/10.3982/ECTA5368) .

西里伯特, F. 和 J. W. 威廉姆斯。2014。“多市场接触是否促进默契串通?——航空业行为参数的推断。” *兰德经济学杂志* 45 (4): 764 - 791. [10.1111/1756-2171.12070](https://doi.org/10.1111/1756-2171.12070) .

欧洲经济区。2019年。 *EMEP/EEA空气污染物排放清单指南2019* 欧洲环境局, 第13/2019号报告。 [欧洲环境局出版物: EMEP-EEA指南手册2019](#) .

法格达, X. 和 J. J. 泰克西多。2022。“航空业碳定价: 来自欧盟排放交易体系的证据。” *环境经济学与管理杂志* 111:102591. [10.1016/j.jeem.2021.102591](https://doi.org/10.1016/j.jeem.2021.102591) .

福井浩, 宫崎千寻。2017。“航空燃料税对燃料消耗和碳排放的影响: 以美国航空业为例。” *运输研究D: 交通与环境* 50:234 - 253. [10.1016/j.trd.2016.10.015](https://doi.org/10.1016/j.trd.2016.10.015) .

甘地, A. 与 J.-F. 霍德。2019。 *对差异化产品行业的替代模式进行衡量*。 NBER工作论文第26375号。 [10.3386/w26375](https://doi.org/10.3386/w26375) .

霍塔克斯乌, A., O. R. 纳坦, H. 霍斯利, T. 施维格, 和 K. R. 威廉姆斯。2024。“组织结构与定价: 来自一家大型美国航空公司的证据。” *《经济学季刊》* 139 (2): 1149 - 1199. [10.1093/qje/qjad051](https://doi.org/10.1093/qje/qjad051) .

赫尔绍夫, D., 和 M. 马尔德。2020。“对航空碳排放减排的支付意愿”
2
汽车运输。 *环境与资源经济学* 75 (4): 899 - 929. [10.1007/s10640-020-00411-6](https://doi.org/10.1007/s10640-020-00411-6) .

哈德, G. J., 约翰逊, R. L., 乔斯科, A. S., 韦登, G. J., 和威廉姆斯, M. A.。1989年。“航空业的集中度、潜在进入和绩效。” *产业经济学杂志* 38 (2): 119 - 139. [10.2307/2098526](https://doi.org/10.2307/2098526) .

焦仁昌、陈天宇。2015。“航空旅客碳抵消支付意愿。” *可持续性* 7 (3): 3071 - 3085. [10.3390/su7033071](https://doi.org/10.3390/su7033071) .

李 (Lee), D. S., 法黑 (Fahey), D. W., 斯科温 (Skowron), A., 艾伦 (Allen), M. R., 伯克哈特 (Burkhardt), U., 陈 (Chen), Q., 多赫蒂 (Doherty), S. J., 弗里曼 (Freeman), S., 福斯特 (Forster), P. M., 富格莱斯特维特 (Fuglestedt), J., 等. 2021. “2000年至2018年全球航空业对人为气候强迫的贡献.” *大气环境* 244:117834. [10.1016/j.atmosenv.2020.117834](https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2020.117834) .

罗哈瓦拉, N., 和 文, Z. 2024. *导航可持续天空: 绿色航空的挑战与策略* 未来资源报告 第24-07号 <https://www.rff.org/publications/reports/sustainable-aviation-challenges-strategies-policies-for-greener-aviation/> .

麦凯伦, G. J., Egerton, C., Gaskell, C., 帕皮亚, A., 和莫拉托, S.。2009. “对碳抵消认证的支付意愿以及英国 (高) 飞青年群体的协同效益。” *能源政策* 37 (4): 1372 - 1381. [10.1016/j.enpol.2008.11.023](https://doi.org/10.1016/j.enpol.2008.11.023) .

穆库帕达亚, J. 2026. *机尾烟迹已回归谷歌航班*. Contrails.org 笔记本 [谷歌航班已重新出现 contrails \(飞机尾迹\)](https://notebook.contrails.org/contrails-are-back-in-google-flights/) <https://notebook.contrails.org/contrails-are-back-in-google-flights/> .

桑吉内蒂, A. 和 N. Amenta. 2022. “通过在在线航班搜索中加入碳因素来引导消费者选择更绿色的航空旅行。” *交通运输研究记录* 2676 (2): 788 - 799. [10.1177/03611981211046924](https://doi.org/10.1177/03611981211046924) .

施伦克 (Schlenker, W.) 和 R·W·沃克 (W. R. Walker)。2016. “机场、空气污染与健康。” *经济研究评论* 83 (2): 768 - 809. [10.1093/restud/rdv043](https://doi.org/10.1093/restud/rdv043) .

索南施恩, J., 和 N. 斯梅德比. 2019. “为气候变化缓解设计机票税: 来自瑞典评估研究的启示。” *气候政策* 19 (5): 651 - 663. [10.1080/14693062.2018.1547678](https://doi.org/10.1080/14693062.2018.1547678) .

威廉姆斯, K. R. 2022. “动态定价的福利效应: 来自航空市场的证据。” *计量经济学* 90 (2): 831 - 858. [10.3982/ECTA16180](https://doi.org/10.3982/ECTA16180) .

附录

数据

A. 1 空中交通与航程级排放

我们使用谷歌的旅行影响模型（TIM），这是一个公开可用且开源的框架，来估算消费者在航班比较网站上看到的排放量。

²⁴

TIM计算CO

²

附件1. A. 3. a中2019年欧洲环境署发布的空气质量污染物排放清单指南所采用的第三级方法（Tier 3）进行航班使用的每位乘客排放量 EEA 2019 谷歌和Skyscanner都使用TIM来计算航班排放量。Kayak在样本期间依赖Atmosfair模型，该模型使用了专有的Piano X软件；由于这并非公开可用，因此我们使用TIM来估算Kayak航班列表上显示的排放量。

TIM的方法论随时间发生了变化。例如，在2022年7月，TIM停止了针对非CO效应的调整，此前它通过将CO排放量乘以1.61的倍数来进行建模。

² ²

2023年9月，TIM也引入了一种全生命周期方法，该方法同样包括从井口到油罐的流程。

²

生产、加工、处理和交付燃料过程中产生的排放。我们排除了2022年12月之后引入的更新，以保持与我们的样本期间的一致性。

为估算空中交通数据集中每个航线的排放量，我们首先使用美国运输部维护的航空准点运行性能（OTP）数据中的航班级信息。

²⁵

航班被定义为航空公司运营的、在两个机场之间不经停的航段。OTP为美国承运人运营的、占航空公司总收入超过1%的国内航班提供详细记录。每条记录包括日期、时间、出发和到达机场、运营和营销承运人，以及用于飞机识别的唯一尾号。我们使用尾号，根据FAA和B43注册信息，将航班与飞机型号和座位配置联系起来。B43报告了按尾号和年份划分的确切座位数量。我们利用这些信息，从公开可用的航空网站识别匹配的座位图。

由于OTP不包含小型承运商，我们用DOT T100国内段数据对其进行了补充。

²⁶

该报告按航线、月份和飞机类型，汇总了所有国内航空公司的运营情况。

24. 看见 <https://github.com/google/travel-impact-model/#background> 详情请见25。
。 <https://www.transtats.bts.gov/> 详情请见26。 https://www.transtats.bts.gov/Fields.asp?gnoyr_VQ=GEE .

包括乘客数量、总航班数和座位数。与OTP不同，T100不报告尾号或座位配置，因此其产生的排放估算结果粒度较粗。只要尾号级匹配可用，我们就依赖OTP，仅使用T100来扩展OTP未涵盖航班的覆盖范围。

我们使用欧洲环境局（EEA）的排放计算器，首先根据每架飞机的型号和飞行距离计算其排放量。对于每种飞机型号，我们将爬升、巡航和下降（CCD）排放与起降（LTO）排放相结合。计算器根据飞机类型直接估算LTO排放。对于CCD排放，EEA提供了标准巡航距离（以海里为单位）的排放值，而我们则根据OTP记录的实际距离进行插值计算。

²⁷例如，根据EEA报告，250海里的二氧化碳排放量为4272.81千克，5189.25

²A320飞行500海里需耗费多少公斤燃油。对于293海里的飞行，我们计算排放量为 $4,272.81 + \frac{293 - 250}{500 - 250} \times (5,189.25 - 4,272.81)$ 。

然后，我们根据公式中所述的方式，将飞行层面的排放分配到各个服务等级。⁴ TIM假定头等舱和商务舱占用了更多空间，因此它们产生的排放量占比更大。对于窄体飞机，分配的权重为：头等舱和商务舱为1.5，Premium Economy和经济舱为1。对于宽体飞机，权重为：头等舱为5，商务舱为4，Premium Economy为1.5，经济舱为1。

座椅布局甚至可能在同一航空公司的同一机型内有所不同，因为航空公司通常会定制内饰。尽管B43数据集按尾号报告了每架飞机的确切座位数，但它不包含座位图。为了恢复座位配置，我们在公开的航空网站上搜索与航空公司、机型和座位数相匹配的座位图。

²⁸原始的TIM从OAG获取座位图，而OAG是一个我们不具备的专有数据源。

由于T100是按承运商-月份-飞机级别进行汇总的，因此缺乏飞机尾号和机级座位配置信息。我们通过将航线上的总座位数除以总航班数来计算每架飞机的平均座位数。当承运商在特定航线上使用某型飞机的单一座位配置时，我们可以使用OTP或T100来根据服务等级估算排放量。当使用多种配置时，OTP能提供更可靠的估算，因为它包含每架航班的飞机尾号，使我们能够识别确切的座位配置。

27. 根据 EEA 的方法，我们通过标准距离-排放点拟合一条分段线性函数。

28. 这些包括 www.aerolopa.com，www.seatmaps.com，www.seatguru.com，www.airseatmap.com，并且 www.seatmaestro.com。

由于我们的空域交通数据是按起运点-目的地-航空公司-月份级别聚合的，我们通过计算每条航线每个月该航空公司的所有航班平均排放量，并遵循公式 5。

尽管EEA数据包含了大多数常见机型，但它们排除了出现在部分航线中的空客A220。此外，一些空域交通观测数据无法与OTP或其他来源进行匹配。我们通过使用顺序匹配程序对未匹配的直接航班航线进行排放估算来弥补这些空白，只有当前一步失败时才会进行下一步。

1. 根据起运机场、目的机场、月份、年份、运营承运人和营销承运人，使用OTP计算出的排放量进行匹配。
2. 根据起运机场、目的机场、月份、年份和运营航空公司，与T100的排放进行匹配。
3. 根据出发机场、到达机场、月份、年份和运营航空公司，与OTP的排放进行匹配。
4. 使用T100查询同一航线和运营承运商在最近可用的月份的排放量（ \pm 12个月）；如果过去和未来的值都可用，取平均值。
5. 根据相同的出发机场、目的机场、月份、年份和承运人，与OTP的排放进行匹配。
6. 将营销承运人重新标记为运营承运人，并使用相同的出发机场、目的机场、月份和年份重复步骤1。
7. 使用相同的始发机场、目的机场和原始运营航空公司与OTP匹配（ \pm 12个月期限）。
8. 使用相同的始发机场、目的地机场和承运人，与OTP进行匹配。（ \pm 12个月期限）。

然后我们聚合 E 通过服务等级的销售加权平均值，获取行程

排放水平 $barE_{s jt}$ 对于包含多个航段的行程，我们将所有航段的排放量进行汇总。
 jt

我们按照以下步骤构建最终样本。首先，遵循 Berry 和 Jia (2010)，我们剔除了2022年居民数少于85万人的任意一个MSA的起点-终点MSA对。

其次，为减少测量误差，我们基于既有文献提出了三个标准来剔除异常行程。(i) 依据Ciliberto和Williams (2014)，我们将任何月份票价高于2,500美元或低于25美元的行程排除在外。如果某个月份中，某个MSA对的所有行程都落在此范围之外，我们将该MSA对在所有月份内都予以取消。(ii) 此外，我们也遵循Ciliberto和Williams (2014)，我们会淘汰任何一个月乘客数量少于200个的地区市场。(iii) 按照 Berry 的方法 (1992)，我们将那些不代表竞争性存在的承运商排除在外——竞争性存在定义为在特定月份内，从一个出发地大都市统计区到目的地大都市统计区服务少于50名乘客。

第三，我们仅保留那些在每个月中，至少90%的旅客乘坐的航线，这些航线的排放量可以被估算的市场。第四，在这些市场内，我们删除那些缺乏排放量估算的航线。第五，我们移除排放量极高的航线。由于TIM方法在2022年7月发生变化，我们使用每个时期内的99分位数，分别识别变化前和变化后的异常值。图 A-1 展示在方法变更前后，包含和排除这些异常值时的排放直方图。

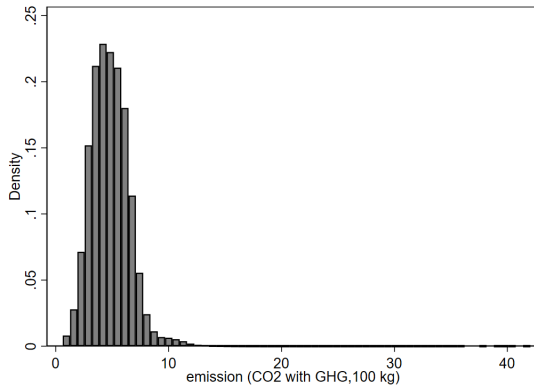
我们的最终样本涵盖了63个出发MSA和63个到达MSA之间的1,180个地理市场，时间跨度为60个月。保留的航线占大型MSA之间总乘客量的74%。包含没有排放量估计的航线只会使这一比例增加0.8个百分点，表明缺失的排放数据并非主要问题。

A.2 信息泄露

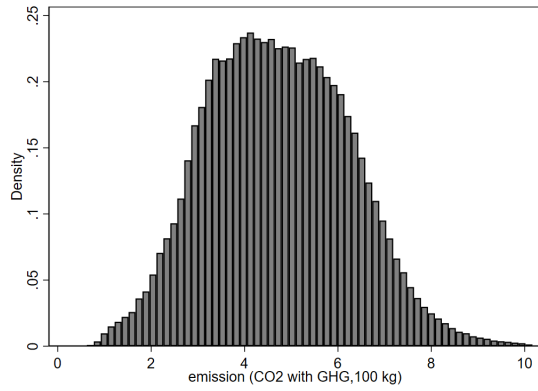
为衡量消费者在不同州和不同时间段接触排放信息的情况，我们使用了与各州-月份组合中的其他航班预订网站相比，披露排放信息的航班预订网站的谷歌趋势数据。

谷歌趋势提供搜索量指数 (SVI)，该指数衡量特定区域内给定搜索词的相对搜索量，并将其标准化为给定时间段内给定一组词中最常被搜索的词。 n 标示搜索词的实际搜索次数 w in

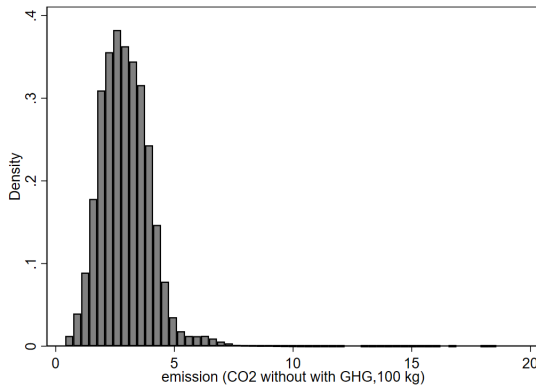
wst
地理区域 s 在日期 t ，让 W 表示一组搜索词，并让 T 表示一组天数



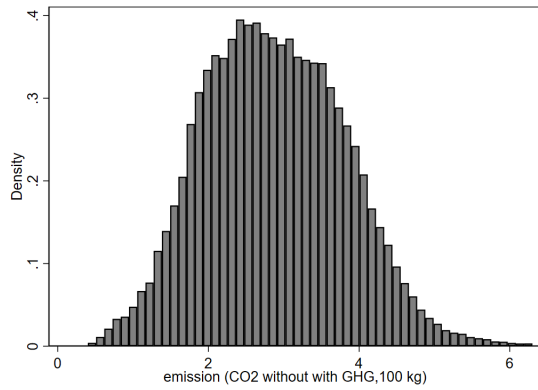
(a) 2022年7月之前（不含新冠） σ_2 调整
带有极端异常值



(b) 2022年7月之前（不含新冠） σ_2 调整
无极端异常值



(c) 2022年7月之后（不包括非新冠） σ_2 调整
(极端异常值)



(d) 2022年7月之后（不包括非新冠） σ_2 调整
(), 无极端异常值

图A-1：移除极端排放异常值

注释 该图显示了在去除异常值前后，各行程的排放量估算值的分布情况（参见第X节） A.1 在旅行影响模型中，分别针对2022年7月算法更新前后的时期进行评估。

在某个时间段内。谷歌趋势指数是

$$SVI = 100 \times \frac{n}{n_{max}}$$

*

,

$w \in W, t \in T, s$

哪里 n

*

最大值 n 该区域搜索量最大 s 在期间 T 在术语中

$\in T, w \in W, t \in T, s$

我们收集了2018年1月至2022年12月期间，美国各州59个“航空旅行”类别航班比较网站的趋势数据。由于谷歌趋势不提供每日级别的SVI，而是提供每周SVI数据，这些数据报告于每周的第一天。

谷歌也限制同时比较的术语数量为五个（即， $|W| \leq 5$ ）。为解决此限制并在各网站间保持SVI的可比性，我们采用以下观察结果：若网站A在A、B、C中拥有最高峰流行度，则在分别比较A与B、A与C的独立查询中，A的SVI在两个查询的整个期间内均保持不变。因此，我们首先对每个状态下的各网站搜索词进行两两比较，并识别出被搜索最多的网站。 w

*

作为所有两两比较中 SVI 都一致的网站。然后我们使用来自比较其他每个网站与... 查询的 SVI。 w

*

.

根据服务等级协议（SVI），我们为每个网站构建了以下流行度衡量指标：

$$网络流行文化 = 100 \times \frac{SVI_{wsk}}{SVI_{wsk}^{max}}$$

此处第二个等式源自SVI的定义。我们将WebPop解释为...

$wsk, w' \in W, w'' \in W$

谷歌对订票网站的搜索导致导向该网站 w 国家层面 s 本周期间 k 以百分点表示。

使用谷歌趋势数据的一个局限性在于，搜索趋势指数（SVIs）仅反映谷歌搜索行为。只要消费者使用移动应用程序或直接导航至航班预订网站，此类活动就不会被捕捉到，因此，搜索趋势指数（SVIs）仅能近似反映实际网站使用情况。

B. 补充表格

表B. 1: F统计量

模型	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
票价	1044.37	769.34	379.99	769.34	379.99	331.53
对数 (内部股份)	62,981.27	64,433	3,108.1			
模型	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
车费	1,043.85	761.60	369.15	761.60	369.15	326.02
对数 (内部股份)	63,955.6	65,044.5	3,065.9			
模型	(13)	(14)	(15)	(16)		
票价	330.51	330.79	326.65	331.7		

注释: 该表格报告了论文中所有模型的F统计量, 并按模型进行了分类。数字。

附加图表

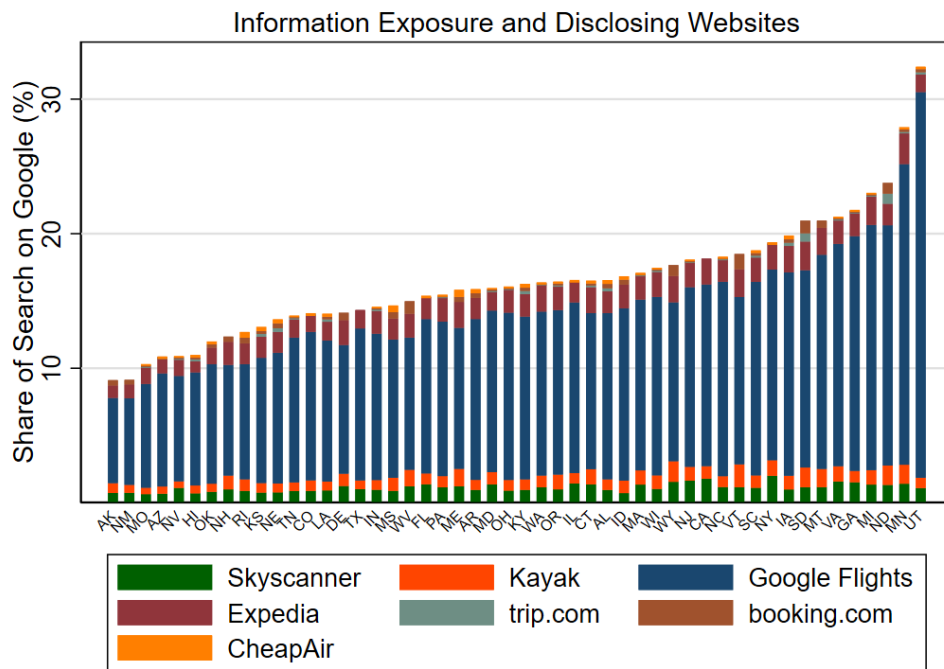


图 C.1: 按州划分的消费者信息暴露情况

该图显示了并发信息暴露指数——该指数使用公式计算³ 截至2022年10月，按州划分。

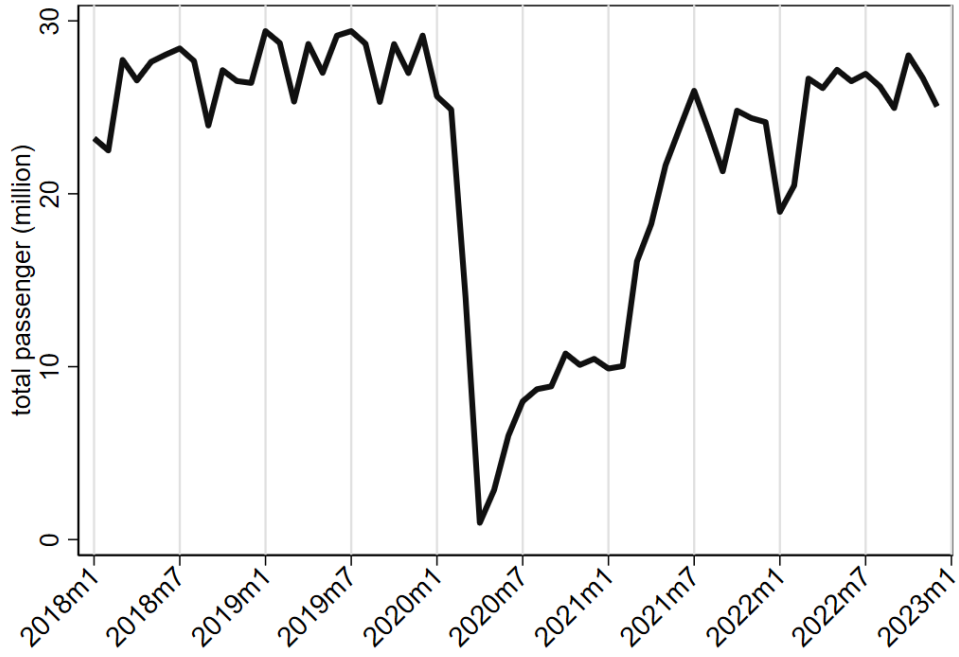


图 C.2: 样本月度客流量

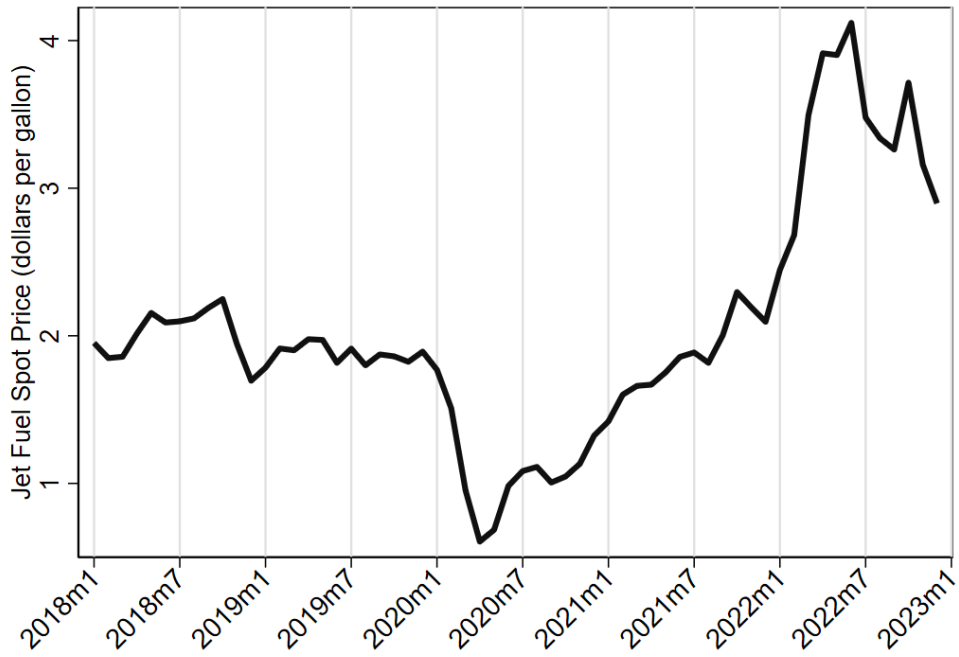


图 C.3: 月度喷气燃料现货价格