arXiv:2603.06437v1 [stat.AP] 6 Mar 2026

使用家庭调查数据估算普吉特海湾中部地区的居住迁离

Ameer Dharamshi[1], Mary Richards[2], Suzanne Childress[3], Brian Lee[2], 和 Daniel Casey[4]

[1]华盛顿大学生物统计学系[2]普吉特海湾区域委员会[3]大都会交通委员会[4]公共卫生部—西雅图和金县

2026年3月9日

摘要

住房不稳定是美国各城市家庭长期面临的挑战。在最糟糕的情况下，家庭会被迫搬离住所，重新开始生活。为了减轻居住迁离造成的危害，地方政策制定者希望监测其社区内的居住迁离情况。在本研究中，我们提出一种新策略，利用三个家庭调查项目的数据，估算普吉特海湾中部地区县以下区域的住宅搬迁情况。我们首先使用贝叶斯时空模型，根据当地住户出行调查估算2016—2023年间的居住迁离情况，并利用美国社区调查的数据进行后分层。随后，我们将这些估计结果与美国住房调查进行基准比较，以确保不同数据来源之间的一致性。结果显示，该地区内部的居住迁离率存在东西向和南北向差异，同时，2020—2021年队列的搬迁者中，迁离情况暂时有所缓和。我们的估计结果已向有兴趣的利益相关者公开，以便进一步研究普吉特海湾中部地区居住迁离趋势；对于具有类似数据背景的其他辖区，我们的方法同样具有可迁移性。

关键词：居住迁离、住房政策、贝叶斯建模、时空模型、多层回归与后分层

1 引言

许多社会成员长期生活在住房不安全的环境中（DeLuca and Rosen，2022年）。他们因房价过高而无法拥有住房，难以支付租金，面临不断上升的驱逐率，和／或可能被迫离开自己的住房，重新开始生活，而新处境往往在物质条件上更为恶劣（Desmond 等，2015年；Aurand等，2023年）。

居住迁离在地方政策制定者和学者重新审视住房政策时，受到广泛关注。从历史上看，居住迁离主要是在

绅士化的背景下进行研究的。绅士化是指低收入且被忽视的社区，因高收入和／或受教育程度较高的人群涌入而发生剧烈变化的过程（Chapple 等，2021b）。学者们关注的问题包括：绅士化是否会导致绅士化前的居民被迫搬迁；如果会，哪些人会被迫搬迁，程度如何？例如参见 Zukin（2016）、Easton 等 （2020）、Hwang 和 Ding（2020）、Finio（2022）以及 Freeman 等 （2024）。这些研究通常聚焦于一部分被认定正在经历绅士化的社区，并考察所研究社区及迁入迁出者的迁移流动变化，以及人口统计、社会和经济特征。

Zuk 等人（2018）指出，居住迁离虽然是绅士化叙事中的重要组成部分，但在“分析上具有独立性”；也就是说，许多家庭面临置换风险，原因并非绅士化，所在地区也并非绅士化社区。要制定政策，支持面临置换风险的家庭以及已经被迫搬迁的家庭，就需要理解居住迁离的动态过程，而不应仅将其视为绅士化的下游影响。

尽管对此存在需求，但居住迁离的衡量指标并不容易获得。主要障碍在于测量：究竟应如何界定居住迁离？有哪些合适的数据来源可用于量化居住迁离？通行定义源自 Grier 和 Grier（1978）；他们正式将居住迁离定义为：当“家庭因影响住所或其周边环境的状况而被迫搬离住所，且这些状况：1. 超出家庭合理的控制或预防能力；2. 尽管家庭已满足此前规定的所有居住条件，仍然发生；并且 3. 导致该家庭无法继续居住，或使继续居住变得危险或负担不起”时，即可认定发生了居住迁离。这一定义涵盖范围广，既包括因绅士化而被迫搬迁的人，也包括因其他因素而被迫搬迁的人，例如“续租驱逐”、无法承受的租金上涨、征用权等。

依据这一界定量化居住迁离一直颇具挑战，主要是因为缺乏合适的数据：通常不会询问搬迁者的搬迁原因（Chapple *et al.*，2017；Easton *et al.*，2020）。例如，作为有关美国经济、社会和人口统计状况的首要数据来源，美国社区调查（ACS）包含住房产权类型信息（即能够识别搬迁者），但不直接收集居住迁离信息。实际上，居住迁离主要通过住房相关家庭调查中的专门子模块进行测量。美国住房调查（AHS）是这类调查的主要代表：它会询问近期搬迁者（即过去两年内搬过家的人）的搬迁原因，这些原因可重新编码为居住迁离指标，随后调查结果会按大型大都市区发布（具体而言，针对人口最多的核心统计区）。

但本地置换的测量又如何呢？城市规划者和政策制定者通常希望了解居民如何在其辖区内迁移。美国住房调查缺乏地理粒度，限制了其在这项任务中的实用性。为应对这一挑战，出现了两种主要方法。在一些城市，专门开展的地方住房调查包含类似的专项置换问题，可用于替代美国住房调查：例如，Desmond和Shollenberger（2015）、Freeman和Braconi（2004）、Wyly等（2010）以及Carlson（2020）分别利用此类数据研究密尔沃基和纽约市居住迁离的驱动因素及其影响。此类数据并不广泛可得，因为大规模住房调查对城市而言是颇具挑战的项目；这类调查成本高昂，而且需要在调查设计与实施方面具备丰富专业知识。在缺乏直接数据的情况下，城市规划研究人员利用风险因素综合指数开发了居住迁离的代理指标。

例如，城市搬迁项目为美国及全球多个主要城市中心制作了以普查区为单位的搬迁风险指数估算图和类型图（Chapple等，2021a）。这项工作有助于了解各城市的风险因素特征，但其可解释性面临挑战，因为难以厘清每个指数的具体驱动因素，也难以界定这些间接指数与置换本身的关系；尤其是在风险因素与置换之间的关系复杂且存在空间异质性的情况下。

本文研究普吉特海湾中部地区的居住迁离。本文将该地区定义为美国人口普查局划定的西雅图-塔科马-贝尔维尤大都市统计区，该区域包括华盛顿州金县、皮尔斯县和斯诺霍米什县的合并范围。影响该地区住房的因素相互交织，主要包括：1. 西雅图是普吉特海湾中部地区最大的城市，且周边多个郊区经历了大规模的科技业繁荣，大量高收入科技从业者的涌入推动了住房市场的重新调整；2. 该地区的自然水域以及《华盛顿州增长管理法》限制了城市蔓延；后者限制在指定城市增长区之外进行开发；3. 城市中心历史上划红线政策遗留下来的影响；以及4. 地方法律包含强有力的租户保护措施（Hunt，2012；Thomas等，2019；Ramiller，2022；西雅图市政档案馆，2025年）。我们的目标是量化普吉特海湾中部地区内迁入每个公共使用微观数据区（PUMA）的家庭中，有多少比例是因居住迁离而离开原居住地的，从而为政策制定者和规划人员详细呈现自2016年以来居住迁离的状况。本文聚焦于PUMA，以确保样本量达到合理水平，并与美国社区调查的地理区域保持一致。

2019年，普吉特海湾区域委员会扩充了其两年一度的住户出行调查（HTS）中针对近期迁居者的调查模块。新增了一道询问家庭搬迁原因的问题，以补充此前收集的数据，例如过去五年内搬迁家庭的迁出地和迁入地。然而，由于 HTS 主要关注交通出行习惯，近期搬迁的受访者子样本在 PUMA 层面可能较小，因此存在该样本在这一细分层级上不具代表性的风险。将 2019年、2021年和2023年 HTS 数据整理为两年一期的迁移队列（以配合调查每两年开展一次的特点）后，可以发现每个 PUMA 内的迁移队列通常只有少量样本（见图1），因此许多标准调查统计学方法无法适用。

为克服 HTS 的样本量限制，我们将 HTS 数据与美国社区调查和美国住房调查的数据结合使用。具体而言，我们采用后分层多层回归（MRP）方法，估算普吉特海湾中部地区每个 PUMA 在连续四个两年期迁移队列中的居住迁离情况。MRP 将目标总体划分为一组细致的亚群体，通常称为单元格，这些亚群体由一系列分类变量定义；随后利用可能不具代表性的数据估算各亚群体的目标指标，再使用来自高质量来源的外部总体权重，将这些估算值汇总回目标总体（Gelman，1997；Park 等，2004）。MRP 在利用部分或完全存在缺陷的调查数据估算各类社会和健康指标方面有着悠久的历史，其中最著名的应用是选举民意调查（Park 等，2004；Wang 等，2015）。

我们提出的方法分为三个阶段。1. 为了估计居住迁离，我们首先对 HTS 数据拟合贝叶斯混合效应逻辑回归模型，其中包括收入和住房产权类型等重要固定效应，以及空间、时间和调查波次随机效应。2. 对于每一种 PUMA

和迁移队列的组合，我们从拟合模型中提取模型协变量所定义的每个子总体的居住迁离估计风险，然后使用基于美国社区调查（ACS）得出的人口权重进行后分层，从而得出每个迁移队列的 PUMA 级居住迁离估计值。3. 按照多层回归与后分层程序，为确保 HTS 和 ACS 得出的 PUMA 级居住迁离估计值与 AHS 数据一致，我们从 AHS 计算每个迁移队列的区域整体居住迁离直接加权估计值，并采用 Okonek 和 Wakefield（2024）提出的方法，确保将我们的 PUMA 级估计值汇总至整个普吉特海湾中部地区后与 AHS 一致，这一过程称为基准化。

我们的分析得出了四个连续迁居队列的 PUMA 级居住迁离估计，并对相应的不确定性进行了评估。我们分析了这些结果，揭示了2016—2023年普吉特海湾中部地区居住迁离的新见解，并指出了进一步研究的机会。我们的估计结果公开提供，可供地方官员和研究人员研究居住迁离在空间和时间上的模式，也可用于其他分析。相关结果以及用于复现所有分析的代码均可通过 https://github.com/AmeerD/displacement-mapping 获取。

本文其余部分安排如下。第2节详细介绍 HTS、美国社区调查和美国住房调查，并结合我们的研究情境比较它们各自的优势与不足。第3节介绍用于估算 PUMA 级居住迁离的多层回归与后分层及基准化工作流程。第4节讨论分析结果，第5节则总结全文。

2 数据

我们对PUMA层面居住迁离的估计，是根据三项互补的家庭调查计算得出的：普吉特海湾区域委员会家庭出行调查（HTS）、美国社区调查（ACS）和美国住房调查（AHS）。每项调查都提供了居住迁离拼图的一部分：HTS提供家庭层面的居住迁移数据、详细的地理标识符，以及人口统计和家庭特征变量；ACS提供关于人口和家庭特征的细粒度信息；AHS则为整个普吉特海湾中部地区提供高质量的居住迁移数据样本。在本节中，我们将详细讨论每项调查，重点关注所关注的问题、数据预处理和调查设计。

2.1 普吉特海湾区域委员会家庭出行调查

HTS是由普吉特海湾区域委员会开展的两年一次的调查，旨在收集普吉特海湾中部地区居民的区域出行习惯数据。受访家庭需提供详细的人口统计、家庭和地理信息（相关变量摘要见表1），然后连续最多七天记录每日区域出行情况。从2019年调查开始，HTS在其搬迁模块中除询问家庭何时搬到现住址外，还询问为什么 家庭离开了先前的住房。综合来看，这些数据有助于按社会经济和人口统计特征洞察居住迁离随时间的变化。此外，HTS包含公共用途微观数据区标识符，从而能够进行县以下层级分析。

HTS采用分层设计：首先根据居住县/市、城市化程度，以及家庭是否属于为过度抽样而特别选定的某个目标群体，将普吉特海湾中部地区的人口划分为不同类别——

表1：概　　述用于建模的 HTS 和美国社区调查中的家庭分类变量　　g.

协变量	类别	类别数量
家庭规模	1人、2人、 3+人	3
家庭收入	<25,000, 25,000-49 ,999, 50,000-74 ,999, 75,000-99,999、100,000+	5
车辆数量	0、1、 2+	3
儿童	Yes, No	2
住房所有权	自有、租赁/其他	2
Race	非裔美国人、亚裔、西班牙裔、仅白人、其他	5

例如，2019年特别关注西雅图市城市村落（RSG，2020年、2022年、2024年）。在每一层中，随机抽取一部分家庭参与研究。与家庭出行调查的常见情况一样，受邀家庭中只有一小部分同意参与（例如，2019年HTS的参与率为4.52%）。为考虑调查设计和无应答，HTS采用一组家庭权重。这些权重首先通过设计权重对某些层中的系统性过度抽样进行校正，随后进行迭代比例拟合，使HTS样本与根据美国社区调查得出的若干个人和家庭层面变量相匹配，其中包括表1中的前四项（RSG，2020年、2022年、2024年）。

我们的目标是估算从2016—2017年开始至2022-2023年、连续两个年份迁移队列的PUMA层级居住迁离情况。2019年、2021年和2023年HTS共同包含所需的细粒度信息，涵盖家庭何时搬迁、搬迁到何处以及搬迁原因。

我们利用“现住址居住时长”这一问题来确定家庭何时搬迁，并将这些家庭划分到相应的迁移队列中。由于该问题为受访者提供的居住时长类别有限，这一过程并不精确：其中提供了“不满一年”和“一至两年”两个类别，这两个类别合在一起可以涵盖截至调查年份的迁移队列，但之后仅提供“两至三年”和“三至五年”两个类别，而这两个类别都无法与前一个迁移队列完全匹配。为避免舍弃大量受访者，我们将后两个类别合并，用以近似表示调查年份前两至四年的迁移队列，同时也承认这是数据限制所导致的不匹配。现住址居住时长超过5年的家庭不纳入分析。为确定家庭搬迁到何处，我们对受访者的住房地址进行地理编码，并将其对应到相关PUMA。有两套分别对应2010年和2020年人口普查的PUMA标签可供使用。对于2016—2017年、2018—2019年和2020—2021年迁移队列，我们保留2010年标签；对于2022-2023 年迁居队列，则使用2020年标签。这一决定由美国社区调查中可用的PUMA注释所决定。最后，关于家庭搬迁原因，我们将搬迁原因相关问题的答案集合二值化为一个置换指标：如果家庭因收入/成本相关原因搬迁，或被迫搬迁（由房东、银行、即将进行的建筑拆除或其他外部因素导致），则将其归类为被迫搬迁；具体哪些回答被归类为被迫搬迁，请参见补充材料B部分。

图1总结了 HTS 中可用的居住迁移数据，展示了对 HTS 数据进行预处理后保留下来的抽样家庭数量。每个面板都包含一幅地图，显示给定调查年份与迁移队列中各 PUMA 内抽样的家庭数量。各调查年份与搬迁队列组合的样本总数

标注在各面板的标题中。该图说明了为何仅凭 HTS 不足以完成当前任务：在很大一部分 PUMA 中，抽样家庭寥寥无几。对于 2018—2019年和 2020—2021年迁移队列，这一问题在一定程度上因有两项调查提供数据而有所缓解，但对于许多远离人口中心的 PUMA，合并后的样本量仍然很小。这使得按迁移队列对各 PUMA 内的居住迁离率进行直接加权估计（Horvitz 和 Thompson，1952）并不切实际（Rao 和 Molina，2015）。此外，样本量问题，加上较高的无应答率以及各层子集中缺乏可用人口信息，限制了标准小区域估计模型的适用性，因此我们采用多层回归与后分层（MRP），将 HTS 数据与其他来源的数据整合起来。

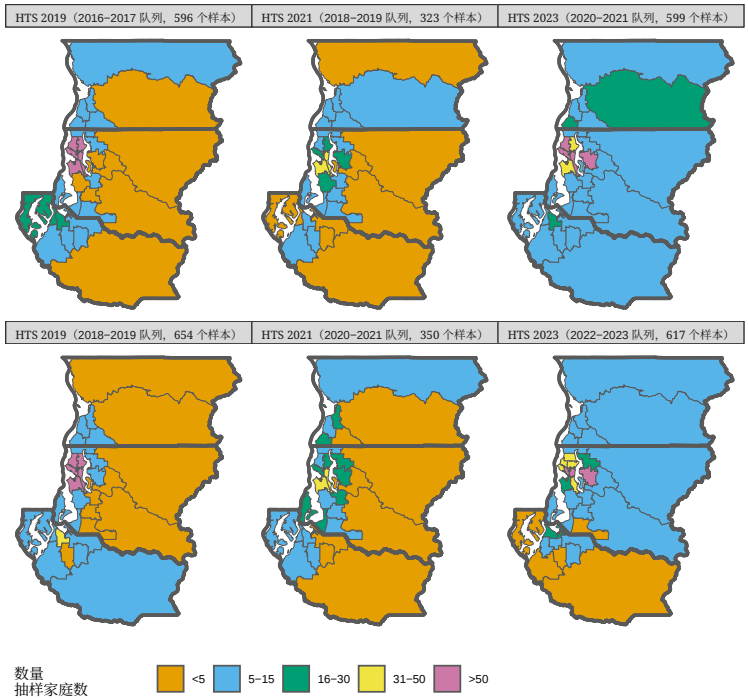


图1：按迁移队列和 PUMA 划分的 HTS 各调查波次抽取的近期搬迁者人数地图。对于许多迁移队列与 PUMA 的组合，样本数量较少，无法直接估算居住迁离。

2.2 美国社区调查

美国社区调查（ACS）是由美国人口普查局开展的一项持续性调查，收集有关美国人口的人口统计、经济、住房及其他信息（美国人口普查局，2025a）。ACS 是一项大规模调查：每年约有 350 万个家庭参与。每年，美国人口普查局都会按不同地理层级发布上一年度以及滚动五年期间的汇总统计数据。此外，该局还会发布包含个体层面回答的微观数据，供研究人员开展更具针对性的分析。这些数据产品是研究美国人口演变的主要

资源　　资料来源，尤其适用于两次人口普查之间的年份　　s.

美国社区调查在多层回归与后分层文献中有着悠久的应用历史。其覆盖面广、样本量大，且微观数据公开可用，因此用户能够据此构建高质量的后分层人口估计；例如参见 Gao 等 (2020) 和 Si 等 (2024)。在本研究中，我们使用 tidycensus R 软件包（Walker 和 Herman，2024）获取 2017年、2019年、2021年和 2023年美国社区调查 1 年期微观数据。我们首先筛选出此前两年内迁居的受访者。由此得到的 2016—2017年、2018—2019年、2020—2021年和 2022-2023 年迁居队列样本量分别为 3,434、3,353、3,438 和 3,465。随后，我们根据表1所列的协变量，构建各 PUMA 内人口的加权估计。此过程中使用的调查权重随微观数据一并提供，由美国人口普查局根据调查设计计算，并经过若干调整，以反映应答模式的月度变化和未访谈情况，同时确保与美国人口普查局人口估计计划的人口估计保持一致（美国人口普查局，2022）。

由于美国社区调查的 PUMA 人口普查区标签依据最近一次人口普查界定，因此跨多年汇编的美国社区调查数据可能无法使用一致的 PUMA 标签。2017年、2019年和2021年的美国社区调查采用基于2010年人口普查的 PUMA 标签，而2023年的美国社区调查采用基于2020年人口普查的 PUMA 标签。不同人口普查之间的差异并非只是细微的边界调整；在本研究中，2010年人口普查将普吉特海湾中部地区划分为29个公共使用微观数据区，而2020年人口普查则将该地区划分为32个公共使用微观数据区。因此，对于2016—2017年、2018—2019年和2020—2021年迁移队列，我们估算了按2010年人口普查界定的公共使用微观数据区的居住置换率；对于2022—2023年迁移队列，我们则估算了按2020年人口普查界定的公共使用微观数据区的居住置换率。

2.3 美国住房调查

美国住房调查是由美国住房与城市发展部（HUD）资助、美国人口普查局实施的两年一次的调查，旨在研究住房存量的结构及其随时间的变化。美国住房调查是一项纵向研究，分为两个部分：全国样本，以及美国15个最大大都市区的大都市区样本（其中包括西雅图—塔科马—贝尔维尤大都市统计区，即普吉特海湾中部地区）（美国人口普查局，2025b）。2015年，在全国层面以及各大都市区均抽取了具有代表性的样本。本小节余下部分将聚焦于普吉特海湾中部地区的大都市区样本。

普吉特海湾中部地区样本采用分层设计，共设9层。每层对应一种不同“类型”的住房单元；例如，租户居住且结构中的一户住宅、拖车式住宅或移动房屋，或者空置且结构中的两户或以上住宅。在每层内，研究人员从美国人口普查局维护的完整住房单元名录中抽取系统抽样样本。该住房单元名录构成了样本的初始队列。在美国住房调查后续每一调查波次（即每两年一次）中，研究人员都会采用相同的分层设计，从新建住房名录中抽取额外样本并纳入研究，以确保样本能代表住户总体。样本单元的权重通过以下方式构建：先采用设计所隐含的基础权重，再乘以无应答调整系数，并根据来自美国住房与城市发展部及美国人口普查局人口司其他数据产品的人口总量进行迭代比例拟合；完整详情请见美国人口普查局（2024a）。

在美国住房调查中，我们关注的是近期搬迁者所居住的住房单元子集；也就是说，入住该住房单元不超过两年的住户。对于这一子总体，美国住房调查会向受访者提出一系列

表2：美国住房调查数据摘要。

调查年份	迁移队列	近期搬迁者数量 近期搬迁者	估计住宅 置换	标准误差
2017	2016—2017年	585	0.266	0.019
2019	2018—2019年	526	0.212	0.018
2021	2020—2021年	598	0.240	0.018
2023	2022—2023年	451	0.228	0.021

有关搬迁原因的二元问题。与 HTS 的做法一致，我们将那些表示自己因房东、银行或其他金融机构、政府的要求而被迫搬迁，或为降低成本而搬迁的近期搬迁者归类为遭遇居住迁离者。对于2017年至2023年的每一轮美国住房调查，我们利用提供的重复权重计算被迫搬迁家庭比例的加权估计及其标准误；相关数据收录于美国住房调查公共使用文件中（美国人口普查局，2024b）。表2概述了所分析的四轮美国住房调查中普吉特海湾中部地区的样本规模，以及相应的居住迁离估计值。

3 方法

我们采用三阶段多层回归后分层法，针对普吉特海湾中部地区的所有公共使用微观数据区，估计每个迁移队列的居住迁离情况。首先，我们对 HTS 数据拟合时空逻辑回归模型，根据表1中的变量以及公共使用微观数据区和迁移队列，估计各类近期搬迁者的置换概率。其次，为确保估计结果能够代表近期搬迁者总体，我们利用每个公共使用微观数据区与迁移队列组合中近期搬迁者构成的数据，对回归模型估计的置换概率进行后分层。第三，我们将结果与表2中基于美国住房调查得出的汇总估计值进行基准校验，以确保结果一致。我们在贝叶斯框架内构建提出的工作流程，并生成每个公共使用微观数据区中各迁移队列居住置换率的后验分布。

3.1 居住置换的时空模型

我们采用贝叶斯时空逻辑回归，将置换的对数优势建模为一组人口统计和住房相关固定效应，以及空间、时间和调查特定随机效应的函数。纳入结构化随机效应，使我们能够大幅扩展可用于后分层的子总体数量（Gao 等，2020年）。如图1所示，许多公共使用微观数据区的样本量有限，无法纳入公共使用微观数据区特定的固定效应；通过纳入空间随机效应，这一问题得以解决。

形式上，令 Y_i 表示 HTS 数据中第 i 位近期迁居者是否发生置换的指示变量，并令 p_i 表示相应的置换概率。那么， Y_i 被建模为一次成功概率为 p_i 的伯努利试验：

$$Y_i \sim \text{Bernoulli}(p_i).$$

我们在 p_i 的logit尺度上，将其建模为固定效应和随机效应的线性组合。固定效应包括6个类别型或二元协变量：家庭规模、家庭收入、车辆数量、

儿童、住房所有权和种族；协变量的完整细分请见表1。考虑到这些协变量可能无法解释不同时间和空间中的置换差异，我们还纳入了时间和空间随机效应。我们采用一阶随机游走模型来平滑连续的迁移队列。对于空间维度，则为每个迁移队列指定一个离散空间模型，以捕捉PUMA中未被协变量解释的残余异质性。为此，我们使用BYM2模型；简而言之，BYM2模型认为，数据中的空间依赖可表示为两部分之和：一种空间结构效应，在相邻PUMA之间汇集信息；以及一种非结构化效应，用于反映各PUMA中特有的异质性（Riebler 等，2016年）。与PUMA边界的变化相对应，2016—2017年、2018—2019年和2020—2021年迁移队列所对应的空间模型均依据2010年PUMA边界定义，而2022-2023 年迁居队列对应的空间模型则依据2020年PUMA边界定义。最后，我们为调查效应纳入一个简单的独立同分布随机效应模型。调查效应是一种数据伪影，反映HTS调查波次中可能存在的系统性偏差，而非置换的驱动因素。因此，我们在此将其纳入模型，但在后续构建后分层估计时予以排除。

我们的完整模型为：

$$
\begin{aligned}
\operatorname{logit}(p_i) &= \beta_0 + X_i^\top \beta + \alpha_{t[i]} + \omega_{s[i],t[i]} + \gamma_{w[i]}, \\
\alpha &\sim \mathrm{RW1}(\sigma_\alpha^2), \\
\omega_{\cdot,t} &\sim \mathrm{BYM2}(\tau_t, \phi_t) \quad \text{for each } t, \\
\gamma_w &\sim N(0, \sigma_\gamma^2),
\end{aligned}
\tag{1}
$$

其中， β_0 为截距， X_i 表示迁居者 i协变量的指示变量向量， β 为相应的回归系数向量， $t[i]$、 $s[i]$和 $w[i]$ 分别表示迁居者 i的迁移队列、PUMA 和 HTS 调查波次， α 为时间随机效应， $\omega_{\cdot,\ t}$ 为空间效应， γ 为调查随机效应。随机效应模型由以下超参数参数化： α的时间方差 σ_α^2 ；每个迁移队列 t的空间模型的边际精度 τ_t 以及归因于空间的方差比例 ϕ_t；以及调查随机效应的方差 σ_γ^2 。

3.2 后分层

模型（1）为同一 PUMA 和同一迁移队列中具有相同协变量值的近期搬迁者赋予相同的置换概率。我们将每种协变量值组合称为一个后分层单元。每个 PUMA 与迁移队列组合中共有 $J = 900$ 个单元。在后分层阶段，对于每个 PUMA 与迁移队列组合，我们将相应的 900 个单元级估计值汇总为一个具有代表性的居住迁离估计值。具体做法是计算这些估计值的加权平均，其中每种组合的权重是 ACS 报告的属于相应单元的近期搬迁者比例。这确保了每个单元对总体估计值的贡献反映近期搬迁者的实际构成。

更准确地说，我们采用蒙特卡罗方法。从细胞层面位移概率的后验分布中抽取 $R = 10{,}000$ 个样本。令 $p_{j\ s}^{(r)}{}_{,,t}$ 表示 PUMA s 中迁移队列 t的细胞 j 对应的第 r 个后验抽样值。接着，令 $N_{j,s,t}$ 表示相应人口的加权估计

源自美国社区调查 S。然后，对于每个 PUMA 和迁移队列，以及每个值 $r = 1,\ldots, R$，我们计算 e

$$p_{s,t}^{(r)} = \frac{\sum_{j=1}^{J} N_{j,s,t} p_{j,s,t}^{(r)}}{\sum_{j=1}^{J} N_{j,s,t}}.$$

此处的 $p_{s\ t}^{(r)}$,是来自$p_{s,t}$后验分布的第 r 个样本，即 PUMA s 和迁移队列 t 的居住迁离后分层估计。这些 R 个样本刻画了居住迁移概率后分层估计的后验分布。

3.3 基准化

原则上，后分层步骤可确保 $p_{s\ t}^{(1)},\ldots, p_{s\ t}^{(R)}$,能够代表各 PUMA 和迁移队列中的居住迁离率，因此可用于计算居住迁离后验分布的各种汇总统计量，例如均值、标准差和分位数。然而，它们并不能保证与美国住房调查一致。这种不一致极不可取：如果差异很大，可能会损害其中一组或两组估计的可信度（Bell 等，2013年；Zhang 和 Bryant，2020年；Okonek 和 Wakefield，2024年）。

为避免这种情况，我们将多层回归与后分层估计与美国住房调查得出的普吉特海湾中部地区整体居住迁离估计进行基准化。我们采用 Zhang 和 Bryant（2020年）以及 Okonek 和 Wakefield（2024年）提出的全贝叶斯基准化方法，通过基准似然约束后验分布；在我们的情形中，这相当于为美国住房调查估计增加以下高斯似然项：

$$p_t^{AHS} \sim N\left(\frac{\sum_s N_{s,t} p_{s,t}}{\sum_s N_{s,t}}, \hat{\sigma}_t^2\right)$$

其中， p_t^{AHS}是表2中给出的整个普吉特海湾中部地区迁移队列 t 的基于美国住房调查得出的居住迁离估计值， $N_{s,\ t} = \sum_{j=1}^{J} N_{j,\ s,\ t}$ 是PUMA s中迁移队列 t 的人口规模估计值， $p_{s,\ t}$ 是居住迁离的后分层估计值，而$\hat{}\sigma_t^2$ 是表2中给出的、基于重复权重的 p_t^{AHS}方差估计值。这可以理解为：对偏离基准过远的多层回归与后分层估计进行惩罚。

Okonek 和 Wakefield（2024）表明，可以通过一个简单的后处理步骤纳入这一基准。首先，他们拟合一个未经基准化的模型，并从后验中生成大量样本（即生成 $p_{s\ t}^{(1)}$ ，，……， $p_{s\ t}^{(R)}$ ）。然后，他们表明，可以通过“筛除”与基准不一致的样本来实现基准化。我们使用他们的拒绝抽样器执行筛选步骤。完成基准化后，我们得到一组缩减的后验样本，将其记为$p_{s\ t}^{*(r)}$ ，其中 $r = 1$，……， R^*， $R^* = 779$ 是通过筛选的样本数量。这些缩减后的后验样本集就是我们工作流程的最终输出。在下一节中，我们将使用这些样本计算感兴趣的后验量，并最终报告居住迁离的估计值。

3.4 模型验证

我们对居住迁离的建模估计值是否可靠，取决于逻辑回归模型能否根据近期迁居者的家庭

表 3：留一区域交叉验证摘要。每一行对应一个候选模型，各列分别给出均方误差和覆盖率结果。

模型	MSE	覆盖率（80%）	覆盖率（90%）	覆盖率（95%）
协变量	4.35	78.99	88.24	93.28
队列	4.28	78.15	85.71	92.44
分层	4.25	78.99	85.71	95.80
提出的	4.24	83.19	93.28	96.64

特征准确预测其被迫搬迁的概率。因此，我们通过留一地区验证来评估我们在（1）中提出的模型设定在这项任务上的表现。

对于每个 PUMA 与迁移队列的组合，我们从 HTS 数据中移除所有相应的近期迁居者，并将这些家庭留作验证集。随后，我们重新拟合逻辑回归模型，并预测留出家庭的居住置换率。作为比较，我们使用三种相关的模型设定重复这一过程。第一种是简化模型，去除了所有随机效应；我们称之为“协变量”模型。该模型假设六个协变量足以解释居住迁离率的全部变异，其实现方法是将 (1) 替换为

$$\operatorname{logit}(p_i) = \beta_0 + X_i^\top \beta.$$

第二种模型重新引入了迁移队列的时间随机效应以及调查随机效应，但不包含 PUMA层级空间效应；我们称之为“队列”模型。该模型假设每个迁移队列和每个调查波次都可能存在系统性差异，同时也认为居住迁离率的异质性可由这六个协变量解释。它将 $\operatorname{logit}(p_i)$ 建模为：

$$\operatorname{logit}(p_i) = \beta_0 + X_i^\top \beta + \alpha_{t[i]} + \gamma_{w[i]}.$$

第三个模型与我们提出的模型最为相似，但我们没有在 PUMA 上纳入空间模型，而是纳入了一个作用于 PUMA 的独立同分布随机效应。该效应承认 PUMA 与迁移队列的组合在各迁移队列内按分层结构嵌套，但并未利用其固有的空间结构；我们将其称为“分层”模型。其形式如下：

$$\begin{aligned} \operatorname{logit}(p_i) &= \beta_0 + X_i^\top \beta + \alpha_{t[i]} + \omega_{s[i],t[i]} + \gamma_{w[i]}, \\ \omega_{s,t} &\sim N(0, \sigma_t^2) \quad \text{for all } s, t. \end{aligned}$$

我们使用两项指标评估这四个模型的表现：1. 计算预测的居住迁离率与观测到的居住迁离率之间的均方误差（MSE）；2. 计算可信区间在 80%、90% 和 95% 名义水平下的覆盖率。对于第一项指标，数值越低越好；对于第二项指标，数值越接近名义水平越好。

表 3 总结了这项分析的结果。在四种候选模型中，我们的模型报告的均方误差（MSE）最低。覆盖率结果表明，协变量模型、队列模型和层次模型在 80% 和 90% 的水平上均存在轻微的覆盖不足。相比之下，我们提出的模型在三个名义水平上均略有过度覆盖，这表明其不确定性区间的校准效果优于其他模型，只是

略显保守。为更好地了解覆盖不足的原因，我们在补充材料 A 中按迁居队列细分结果，发现三种竞争模型在 2018—2019年和 2022—2023年迁居队列上的表现不佳。这表明，这些队列中存在重要但未得到解释的异质性，协变量未能捕捉到，而较简单的模型设定也缺乏捕捉这种异质性的工具。

3.5 计算

模型参数采用 Rue等人（2009）提出的积分嵌套拉普拉斯近似法进行估计，该方法由 INLA R 包实现。所有先验分布均设为 INLA 中默认的非信息先验。使用 inla.posterior.sample 函数生成后验抽样。基准化步骤使用 stbench 包中的基准抽样器函数完成（Okonek 和 Wakefield，2024年）。

4 结果

4.1 PUMA 层面的居住迁离估计

我们首先讨论各迁移队列的 PUMA 级居住迁离估计。图 2 展示了一组地图，呈现居住迁离的基准化后验中位数估计（即 $p_{st}^{*(r)}$ 的中位数）。每张地图对应其面板标题所示的特定迁移队列。再次指出，2022-2023 年迁移队列的 PUMA 边界与前三个队列不同。

四张地图均呈现出明显的东西向梯度：估计显示，西部城市地区的居住迁离程度较高，而东部郊区／农村地区较低。这一模式在普吉特海湾中部地区的三个县均持续存在。具体而言，在金县，从西雅图南部延伸至该县南部边界的西南部 PUMA，其迁移率较高。这与这样的认识一致：社区居民正从西雅图城市核心区被迫搬迁至更靠南的街区（Hwang 和 Shrimali，2023年；Thomas等，2019年）。

2020—2021年迁移队列颇值得关注，因为这对应于在 COVID-19 疫情高峰期及相关社交距离措施和缓解政策期间迁移的人群。我们的估计表明，这一时期的居住迁离趋于平稳。我们还需要开展更多研究，以了解这是否是疫情期间政策（如驱逐禁令和疫情期间收入援助）的结果（RHAWA，2023；国家科学院、工程院和医学院，2022），或是相对更多富裕家庭利用这一时期疲软的住房市场，进行有利迁移所致（Hwang 等人$et\ al.$2022 年在旧金山湾区也发现了类似结果），抑或这是一种行为现象：家庭为尽量减少动荡时期的变化而避免迁移。

除点估计外，我们还针对每个迁移队列中的每个 PUMA 计算了 95%可信区间，以评估基准化估计的不确定性。在图 3 中，我们展示了这些区间宽度的地图，每个迁移队列对应一张地图。区间宽度约为 10%—25%；虽然并非大得不合理，但这意味着点估计应被视为不确定的数值，而非真实值。不同迁移队列的区间宽度存在显著差异：2016—2017年和 2020—2021年迁移队列的区间较窄（即精度较高），而 2018—2019年和 2022-2023 年迁居队列的区间较宽。这些差异是由

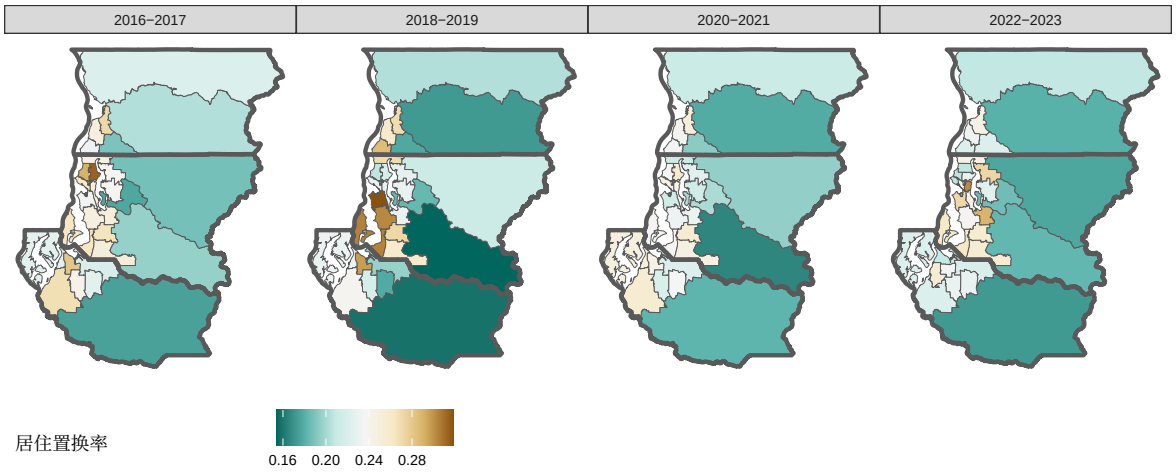


图 2：各迁移队列居住迁离率后验中位数估计图。县界以粗灰线表示，PUMA 边界以细灰线表示。2016—2017年、2018—2019年和2020—2021年迁移队列的 PUMA 边界对应2010年人口普查定义，而 2022-2023 年迁居队列的 PUMA 边界对应2020年人口普查定义。

队列特定空间场的方差差异所致，而这种差异随后会传导至居住迁移概率。对于 2022-2023 年迁居队列，较高的方差可能仅仅是因为目前只有一轮包含该队列数据的调查；下一轮调查的新数据或许有助于提高精度。另一种可能是，2022-2023 年迁居队列的行为本身存在更多不确定性，因为居民的迁移模式可能在 COVID-19 疫情之后受到扰乱。2018—2019年迁移队列的情况颇为有趣：尽管有两轮调查数据可用，不确定性仍然偏高。这可能是因为该队列的迁移行为存在一些未纳入协变量范围的局部特异性，因此需要采用更灵活的随机效应。

为完整起见，补充材料A包含所有公共使用微观数据区与迁居队列组合的后验中位数、95%可信区间宽度和后验标准差表。

4.2 协变量估计

在本小节中，我们探讨了根据（1）中详细说明的逻辑回归模型拟合 HTS 数据后得到的固定效应系数后验估计。表4将后验中位数汇总为优势比尺度上的点估计（相对于基准类别，并在其他所有变量保持不变的条件下），同时列出95%可信区间。该表根据表1中的六个协变量进行组织。

表4揭示了哪些亚群体与较高的置换水平相关。许多结果或许在意料之中：与房主相比，租户遭遇置换的几率显著更高，因为租户在住房市场中相较于房主一直处于不利地位，而且还

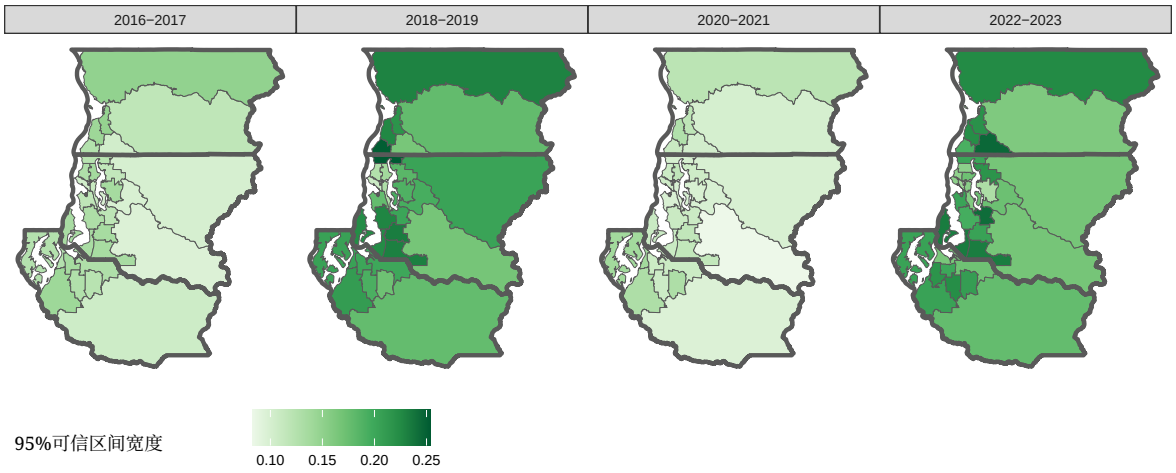


图 3：各迁移队列居住迁离率的95%可信区间宽度地图。绿色越深，表示可信区间越宽（即不确定性越大）。粗灰线表示县界，细灰线表示PUMA边界。2016—2017年、2018—2019年和2020—2021年迁移队列的PUMA边界采用2010年人口普查定义，而2022-2023 年迁居队列的PUMA边界采用2020年人口普查定义。

面临被房东迫使搬迁的风险（Siskar和Evans，2021；DeLuca and Rosen，2022）。我们的模型估计，在其他特征均相同的情况下，租户遭遇置换的几率是房主的2.17倍（95%可信区间：(1.72,2.74)）。同样，低收入家庭比高收入家庭面临更高的置换风险，这一发现并不令人意外，因为财务因素已纳入我们对置换的定义；风险升高的程度与收入差距相应变化（具体数值见表4）。美国其他城市也发现了类似结果（Wyly等，2010年；Desmond和Shollenberger，2015年）。有趣的是，我们还发现，较大家庭比个人或两人家庭面临更高的置换风险（Siskar和Evans，2021）。另一方面，我们发现，拥有两辆或更多车辆的家庭相较于相应的基准类别，遭遇置换的几率较低。最后需要指出的是，在控制所有其他变量后，种族的影响似乎有限，只有“其他”类别的95%可信区间不包含1；这一结果与包括Lee和Evans（2020年）以及Siskar和Evans（2021）在内的既有研究一致。

4.3 基准化的影响

接下来，我们通过比较每个PUMA s 和迁移队列 t中未基准化后验样本得出的后验中位数与基准化后验样本得出的后验中位数，考察基准化的作用。在图 4a中，每个点对应一个PUMA与迁移队列的组合。颜色表示迁移队列，黑色对角线表示完全吻合。

未基准化估计与基准化估计总体上相当一致，这令人宽慰。这表明

表4：在其他变量保持不变的情况下，各组固定效应中每个固定效应相对于基准类别的优势比后验中位数，以及相应的95%可信区间。与家庭构成和财富相关的变量与居住迁离率有较强关联。

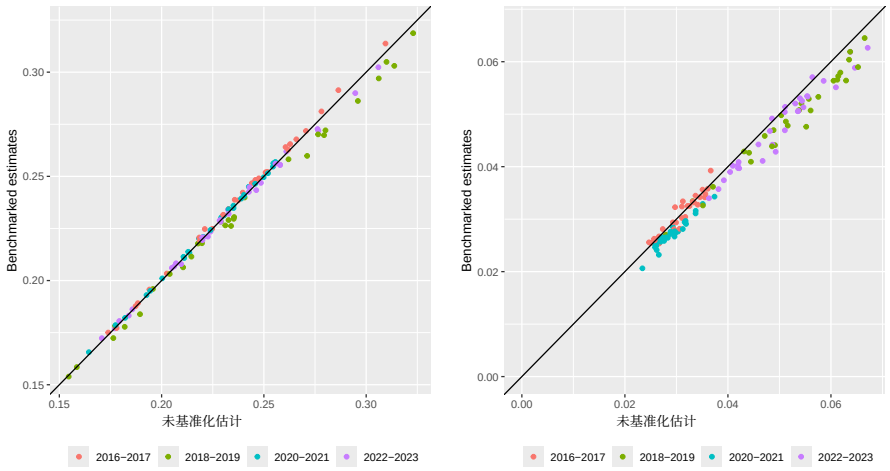
变量	类别	后验中位数	95%可信区间
家庭规模（基准：1人）	2人	0.97	(0.77, 1.23)
	3+ 人	1.77	(1.12, 2.80)
家庭收入（基准值：100,000+）	<25,000	1.70	(1.21, 2.38)
	25,000-49,999	1.68	(1.27, 2.22)
	50,000-74,999	1.44	(1.09, 1.90)
	75,000-99,999	1.47	(1.11, 1.96)
车辆数量（基准：1）	0	1.09	(0.85, 1.40)
	2+	0.75	(0.59, 0.96)
儿童（基准：无儿童）	儿童	0.67	(0.44, 1.03)
住房所有权（基准：自有住房）	租房／其他	2.17	(1.72, 2.74)
种族（基准：仅白人）	非裔美国人	0.88	(0.57, 1.38)
	亚裔	0.83	(0.64, 1.08)
	西班牙裔	0.77	(0.48, 1.24)
	其他	1.51	(1.20, 1.91)

我们工作流程中的多层回归与后分层环节成功纠正了 HTS 数据中固有的任何系统性偏差；不过，多层回归与后分层并非总能达到这一效果。在 2018—2019年和 2022—2023 年迁居队列中，置换估计值较高的 PUMA 似乎存在一定程度的差异。在这些情况下，基准化估计值略低于未基准化估计值，但差异很小；考虑到图 3 所示这些迁居队列存在较大的不确定性，这或许并不意外。

我们强调，不应将图 4a 解读为基准化并不重要。在图 4b 中，我们比较了使用未基准化和基准化后验样本计算得出的后验标准差：对于不确定性最高的 2018—2019年和 2022—2023 年迁居队列，基准化后验的标准差显著较小。相比之下，2016—2017年队列的基准化后验标准差基本没有变化，而 2020—2021年迁移队列的基准化后验标准差则略低于未基准化后验标准差。

5 讨论

在本研究中，我们对普吉特海湾中部地区的居住迁离进行了研究，最终为连续四个迁移队列提供了完整的 PUMA 级置换估计，并附有相应的不确定性测量结果。这些高分辨率估计为地方政策制定者提供了一种工具，可用于研究社区如何变化，以及最需要在哪些地方采取支持弱势群体的干预措施（例如 Chapple等人在2023年回顾的措施）。与许多迁离指标不同，我们的估计既不局限于绅士化社区，也不是对可能风险因素的拼凑；相反，它们基于从家庭收集的居住迁离直接测量数据



(a) 后验中位数　　(b) 后验标准差

图 4：居住置换率估计工作流程中基准化阶段的结果。面板 (a) 按迁居队列着色，绘制了 PUMA 层级的未基准化后验中位数估计与基准化后验估计的对比，并以黑色标出恒等线。各点紧贴该线，表明对于整个普吉特海湾中部地区，未基准化估计与基于美国住房调查得出的居住置换估计基本一致。面板 (b) 按迁居队列着色，绘制了 PUMA 层级的未基准化后验标准差与基准化后验标准差的对比，并以黑色标出恒等线。四个迁居队列中有三个的点位于该线下方，这表明总体而言，基准化提高了我们对居住置换风险估计的精度。

他们 精灵，并采用调查统计学文献中成熟的方法制作 e.

我们工作的主要贡献之一，是通过时空多层回归与后分层工作流程，对三种互补的数据来源进行了创新性整合。HTS、美国社区调查和美国住房调查就像一张三脚凳：每项调查都对估计结果的可靠性和稳定性作出了独特贡献，缺少任何一项都会造成重要信息的损失。HTS 提供关于居住迁离的高度本地化信息；美国社区调查确保结果具有代表性；美国住房调查则确保不同来源之间的一致性。此外，本研究使用的所有数据均为公开数据，因此估计过程透明。就我们所知，这种数据整合方式此前从未用于居住迁离研究，无论是结合普吉特海湾中部地区的 HTS，还是结合其他辖区的地方调查。

我们的方法可推广到数据条件相似的其他地区。其他美国住房调查重点大都市区是开展此类扩展的理想候选地区。所需的只是当地的一项调查，其中包含置换相关信息，以替代 HTS。在某些情况下，此类数据已经存在；例如，底特律都会区社区研究设有关于被迫搬迁的问题（Gerber 等，2025）。在目前尚无本地迁移数据的城市，我们认为，可以借鉴 HTS 的做法，在现有调查中加入搬迁原因问题或近期搬迁者模块，这或许是一条可行的推进路径。我们的研究表明，这样的尝试确实能取得成果。回到普吉特海湾中部地区的背景，进一步探索如何在更精细的地理尺度上生成估算结果也很有意义，尤其是普查区尺度，因为 HTS 确实包含普查区标签。不过，应谨慎对待，因为在如此小的尺度上，不确定性水平无疑会提高，这可能会限制

此类估算。

有一些重要的局限值得讨论。我们将其分为方法局限和数据局限。先谈前者：受样本量限制，可合理采用的方法范围有限。标准的小区域估计模型，无论是区域级还是个体级模型，都不可行。在我们的案例中，多层回归与后分层策略是合适的，尽管它没有直接纳入来自 HTS 的调查设计信息。幸运的是，我们可以通过在回归模型中纳入若干用于构建 HTS 权重的变量，将它们作为设计变量的代理，来缓解这一问题。第二个局限是，我们没有考虑美国社区调查人口估计所带来的不确定性。这在多层回归与后分层文献中相当常见，但可能会导致我们对估计结果的不确定性略有低估。

在数据方面，我们再次指出，PUMA 层级可用的样本量较小是主要问题。我们希望，本研究能够有力地说明，像 HTS 这样的调查是收集必要信息、推动有效地方政策决策的有力工具，也希望未来的调查波次能够相应扩大。除了样本量之外，我们还注意到，置换这一概念很难精确测量。在这里，我们将因收入或成本原因搬家的人，以及被银行、房东或其他人士迫使搬家的人归类为被迫搬迁者。但如果一个家庭搬家，是因为周围的社区发生了变化呢？他们或许完全负担得起继续住在现有住房中，却选择搬走，或因负面社会压力而感到不得不搬走（Davidson, 2009; Zukin, 2016）。他们算是被迫搬迁吗？或许值得改进有关置换的问题，以便在未来的调查中捕捉导致置换的这类复杂因素。在本研究中，我们根据家庭搬家后的去向来定义置换。在防止置换的背景下，研究家庭是从哪里被迫搬离，或许比研究它们被迫搬迁到哪里更有意义。遗憾的是，现有数据来源无法做到这一点，因为有关先前居住地的数据远比当前居住地的数据稀少，而且被迫搬离整个区域的人也未被纳入（Atkinson, 2000）；不过，未来若能改进记录工作，或许就能开启这方面的研究。

最后，我们想指出，我们的首要目标是进行测量：旨在为普吉特海湾中部地区县以下层级的居住迁离提供可靠的估算。从实践者的角度来看，测量是第一步。归根结底，我们的共同目标是通过政策干预，减轻居住迁离（及其他危害）。我们的研究提供了一种被动监测居住迁离随时间变化的方法，不过，厘清具体干预措施的影响并据此加以优化，仍是一个棘手问题，需要专门开展进一步研究。

致谢

我们谨此感谢 Adam Szpiro 和 Katherine Wilson 对本研究早期版本提出的宝贵意见。

参考文献

Atkinson, R.（2000年）。衡量大伦敦的绅士化与置换。《城市研究》，37(1)，149–165。

Aurand, A.、Emmanuel, D.、Foley, E.、Clarke, M.、Rafi, I. 和 Yentel, D.（2023年）。可负担住房短缺。访问地址：*https://www. nlihc. org/sites/default/files/gap/Gap-Report 2023. pdf*。Bell, W. R.、Datta, G. S. 和 Ghosh, M.（2013年）。小域估计量的基准化。《Biometrika》，100(1)，189–202。Carlson, H. J.（2020年）。衡量置换：评估非自愿居住流动的代理指标。《城市与社区》，19(3)，573–592。Chapple, K.、Waddell, P.、Chatman, D.、Zuk, M.、Loukaitou-Sideris, A.、Ong, P.、Gorska, K.、Pech, C. 和 Gonzalez, S. R.（2017年）。制定分析潜在置换的新方法。Chapple, K.、Thomas, T. 和 Zuk, M.（2021a）。城市置换项目网站。加利福尼亚州伯克利：城市置换项目。Chapple, K.、Thomas, T. 和 Zuk, M.（2021b）。什么是绅士化与置换。城市置换项目网站。Chapple, K.、Loukaitou-Sideris, A.、Miller, A. 和 Zeger, C.（2023年）。地方住房政策在防止置换中的作用：文献综述。《规划文献杂志》，38(2)，200–214。Davidson, M.（2009年）。置换、空间与住所：将绅士化争论置于具体场域。《伦理、地方与环境》（《伦理、地方与环境》与《哲学和地理学》合并），12(2)，219–234。DeLuca, S. 和 Rosen, E.（2022年）。当今贫困人口的住房不安全。《社会学年评》，48(1)，343–371。Desmond, M. 和 Shollenberger, T.（2015年）。租赁住房中的强迫性置换：发生率与邻里后果。《人口学》，52，1751–1772。Desmond, M.、Gershenson, C. 和 Kiviat, B.（2015年）。城市租户中的强制搬迁与居住不稳定性。《社会服务评论》，89(2)，227–262。Easton, S.、Lees, L.、Hubbard, P. 和 Tate, N.（2020年）。衡量与绘制置换：反绅士化斗争中的量化问题。《城市研究》，57(2)，286–306。Finio, N.（2022年）。城市研究与规划中的绅士化测量与定义。《规划文献杂志》，37(2)，249–264。Freeman, L. 和 Braconi, F.（2004年）。20世纪90年代纽约市的绅士化与置换。《美国规划协会杂志》，70(1)，39–52。Freeman, L.、Hwang, J.、Haupert, T. 和 Zhang, I.（2024年）。他们去了哪里？从绅士化街区迁出的居民的目的地。《城市事务评论》，60(1)，304–348。Gao, Y.、Kennedy, L.、Simpson, D. 和 Gelman, A.（2020年）。使用结构化先验改进多层回归与后分层。《贝叶斯分析》，16(3)，719。Gelman, A.（1997年）。使用分层逻辑回归将样本后分层为多个类别。《调查方法》，23，127。

Gerber, E. R., Morenoff, J. D., Ostfeld, M. C., Sand, S. L., and Fan, Y. (2025). 底特律都会区社区研究（DMACS）第 21 [调查波次]数据集。Grier, G. and Grier, E. (1978). 城市置换：一项初步调查。载于重返城市，第252–268页。爱思唯尔。Horvitz, D. G. and Thompson, D. J. (1952). 有限总体无放回抽样的一种推广。美国统计协会杂志，**47**(260)，663–685。Hunt, B. (2012). 城市增长区指南：审查、更新和实施城市增长区。技术报告，华盛顿州商务部。Hwang, J. and Ding, L. (2020). 不平等的置换：费城的绅士化、种族分层与居住目的地。美国社会学杂志，**126**(2)，354–406。Hwang, J. and Shrimali, B. (2023). 谁搬走了，他们去了哪里？对2002–2017年间华盛顿州金县居住搬迁模式的分析。社区发展研究简报，**2023年**(01)，1–52。Hwang, J., Liang, B., Kumar, V., and Vargo, J. (2022). COVID-19 疫情期间旧金山湾区的居住不稳定性。社区发展研究简报，**2022年**(04)，1–37。Lee, B. A. and Evans, M. (2020). 被迫搬迁：住房不安全时代居住迁离的模式与预测因素。社会科学研究，**87**，102415。美国国家科学院、工程院和医学院（2022）。租赁驱逐与 *COVID-19* 疫情：防范迫在眉睫的危机。华盛顿特区。Okonek, T. and Wakefield, J. (2024). 一种计算效率高的全贝叶斯基准校准方法。《官方统计学杂志》，**40**(2)，283–316。Park, D. K., Gelman, A., and Bafumi, J. (2004). 结合后分层的贝叶斯多层估计：基于全国民意调查的州级估计。政治分析，**12**(4)，375–385。Ramiller, A. (2022). 通过开发导致置换？西雅图的房产周转与驱逐风险。城市研究，**59**(6)，1148–1166。Rao, J. N. and Molina, I. (2015). 小区域估计。约翰威立父子。RHAWA (2023). 面向住房提供者和租户的 Covid-19 资源与信息。Riebler, A., Sørbye, S. H., Simpson, D., and Rue, H. (2016). 一种用于疾病制图并考虑缩放因素的直观贝叶斯空间模型。医学研究统计方法，**25**(4)，1145–1165。RSG (2020). 2019年普吉特海湾区域出行研究最终报告。技术报告，RSG。RSG (2022). 2021年普吉特海湾区域出行研究最终报告。技术报告，RSG。RSG (2024). 2023年普吉特海湾区域出行研究最终报告。技术报告，RSG。

Rue, H., Martino, S., and Chopin, N. (2009). 使用积分嵌套拉普拉斯近似对潜在高斯模型进行近似贝叶斯推断。英国皇家统计学会杂志 *B*辑：统计方法学，**71**(2)，319–392。西雅图市政档案馆（2025）。西雅图的划红线歧视。Si, Y., Tran, T., Gabry, J., Morris, M., and Gelman, A. (2024). 多层回归与后分层接口：用于追踪社区层面的 COVID-19 病毒传播。*arXiv* 预印本 *arXiv:2405.05909* 。Siskar, T. and Evans, M. (2021). 预测流动性：谁被迫搬迁？《城市与社区》，**20**(2)，141–159。Thomas, T. A., Toomet, O., Kennedy, I., and Ramiller, A. (2019). 驱逐现状：华盛顿大学驱逐研究项目的研究结果。西雅图：华盛顿大学。访问日期：*6*月，**12**，2023年。美国人口普查局（2022）。第11章：加权与估计。载于《美国社区调查与波多黎各社区调查设计与方法》（第*3.0*版）。美国人口普查局（2024a）。2023年美国住房调查大都市样本：样本设计、加权与误差估计。技术报告，美国人口普查局、美国商务部、美国住房与城市发展部。美国人口普查局（2024b）。美国住房调查（AHS）：数据。美国人口普查局（2025a）。美国社区调查（ACS）。美国人口普查局（2025b）。美国住房调查（AHS）。Walker, K. and Herman, M. (2024). *tidycensus*：将美国人口普查边界与属性数据加载为适用于‘*tidyverse*’和‘*sf*’的就绪数据框。R 软件包版本 1.6.5。Wang, W., Rothschild, D., Goel, S., and Gelman, A. (2015). 使用非代表性民意调查预测选举结果。《国际预测学杂志》，**31**(3)，980–991。Wyly, E., Newman, K., Schafran, A., and Lee, E. (2010). 驱逐纽约居民。《环境与规划*A*》，**42**(11)，2602–2623。Zhang, J. L. and Bryant, J. (2020). 对小区域估计模型进行全贝叶斯基准校准。《官方统计学杂志》，**36**(1)，197–223。Zuk, M., Bierbaum, A. H., Chapple, K., Gorska, K., and Loukaitou-Sideris, A. (2018). 绅士化、置换与公共投资的作用。《规划文献杂志》，**33**(1)，31–44。Zukin, S. (2016). 绅士化的三重悖论。《城市与社区》，**15**(3)，202–207。

表5：完整列　出2016—2017年迁移队列按 PUMA 划分的居住迁离率估计值　　.

PUMA	迁移队列	后验中位数	95%可信区间宽度	后验标准差
11501	2016—2017年	0.281	0.136	0.034
11502	2016—2017年	0.225	0.125	0.030
11503	2016—2017年	0.268	0.141	0.036
11504	2016—2017年	0.242	0.127	0.033
11505	2016—2017年	0.219	0.129	0.032
11506	2016—2017年	0.225	0.123	0.029
11507	2016—2017年	0.175	0.106	0.025
11601	2016—2017年	0.291	0.129	0.034
11602	2016—2017年	0.314	0.138	0.036
11603	2016—2017年	0.263	0.104	0.026
11604	2016—2017年	0.252	0.111	0.027
11605	2016—2017年	0.234	0.118	0.028
11606	2016—2017年	0.247	0.123	0.030
11607	2016—2017年	0.239	0.115	0.028
11608	2016—2017年	0.238	0.136	0.034
11609	2016—2017年	0.177	0.099	0.025
11610	2016—2017年	0.252	0.119	0.028
11611	2016—2017年	0.248	0.130	0.032
11612	2016—2017年	0.264	0.134	0.033
11613	2016—2017年	0.265	0.135	0.033
11614	2016—2017年	0.252	0.135	0.033
11615	2016—2017年	0.196	0.096	0.026
11616	2016—2017年	0.188	0.100	0.026
11701	2016—2017年	0.232	0.126	0.033
11702	2016—2017年	0.249	0.142	0.033
11703	2016—2017年	0.272	0.148	0.035
11704	2016—2017年	0.189	0.104	0.026
11705	2016—2017年	0.203	0.117	0.029
11706	2016—2017年	0.221	0.149	0.039

A 补充结果

A.1 居住置换率估计表

表5–8提供了居住迁移估算流程的完整结果。每张表包含一个迁移队列的结果，并按照相应的PUMA集合进行组织。

A.2 其他模型验证结果

表9提供了留一区域交叉验证练习的覆盖率结果，并按迁移队列进行细分。

表6：估计的居住置换率完整列 按PUMA划分的2018—2019年迁移队列居住置换率 .

PUMA	迁移队列	后验中位数	95%可信区间宽度	后验标准差
11501	2018—2019年	0.297	0.201	0.052
11502	2018—2019年	0.230	0.205	0.053
11503	2018—2019年	0.240	0.209	0.053
11504	2018—2019年	0.218	0.191	0.048
11505	2018—2019年	0.196	0.200	0.050
11506	2018—2019年	0.178	0.171	0.046
11507	2018—2019年	0.158	0.177	0.043
11601	2018—2019年	0.206	0.127	0.033
11602	2018—2019年	0.218	0.139	0.036
11603	2018—2019年	0.228	0.108	0.027
11604	2018—2019年	0.226	0.130	0.033
11605	2018—2019年	0.319	0.177	0.047
11606	2018—2019年	0.270	0.253	0.062
11607	2018—2019年	0.226	0.183	0.049
11608	2018—2019年	0.230	0.189	0.048
11609	2018—2019年	0.184	0.194	0.044
11610	2018—2019年	0.229	0.202	0.051
11611	2018—2019年	0.303	0.227	0.060
11612	2018—2019年	0.305	0.224	0.056
11613	2018—2019年	0.272	0.233	0.059
11614	2018—2019年	0.258	0.231	0.056
11615	2018—2019年	0.154	0.166	0.043
11616	2018—2019年	0.211	0.204	0.051
11701	2018—2019年	0.286	0.251	0.065
11702	2018—2019年	0.260	0.226	0.057
11703	2018—2019年	0.270	0.217	0.057
11704	2018—2019年	0.178	0.165	0.041
11705	2018—2019年	0.172	0.178	0.044
11706	2018—2019年	0.203	0.229	0.058

表7：完整的　按PUMA列出的2020—2021年迁移队列估计居住迁离率　　.

PUMA	迁移队列	后验中位数	95%可信区间宽度	后验标准差
11501	2020—2021年	0.245	0.108	0.028
11502	2020—2021年	0.250	0.138	0.034
11503	2020—2021年	0.256	0.130	0.031
11504	2020—2021年	0.220	0.107	0.027
11505	2020—2021年	0.221	0.108	0.026
11506	2020—2021年	0.236	0.130	0.033
11507	2020—2021年	0.182	0.096	0.023
11601	2020—2021年	0.235	0.108	0.026
11602	2020—2021年	0.257	0.116	0.029
11603	2020—2021年	0.247	0.105	0.026
11604	2020—2021年	0.241	0.099	0.026
11605	2020—2021年	0.214	0.098	0.025
11606	2020—2021年	0.211	0.100	0.024
11607	2020—2021年	0.224	0.106	0.027
11608	2020—2021年	0.213	0.099	0.027
11609	2020—2021年	0.201	0.098	0.025
11610	2020—2021年	0.230	0.109	0.027
11611	2020—2021年	0.231	0.109	0.028
11612	2020—2021年	0.239	0.109	0.027
11613	2020—2021年	0.255	0.116	0.030
11614	2020—2021年	0.246	0.115	0.028
11615	2020—2021年	0.166	0.083	0.021
11616	2020—2021年	0.195	0.098	0.025
11701	2020—2021年	0.234	0.109	0.028
11702	2020—2021年	0.241	0.127	0.029
11703	2020—2021年	0.251	0.118	0.029
11704	2020—2021年	0.193	0.103	0.025
11705	2020—2021年	0.179	0.101	0.025
11706	2020—2021年	0.211	0.120	0.032

表 8：按 PUMA 列出的 2022-2023 年迁居队列居住置换率估计值完整清单。

PUMA	迁居队列	后验中位数	95%可信区间宽度	后验标准差
23301	2022—2023年	0.247	0.202	0.051
23302	2022—2023年	0.177	0.167	0.039
23303	2022—2023年	0.273	0.217	0.055
23304	2022—2023年	0.223	0.131	0.034
23305	2022—2023年	0.186	0.173	0.041
23306	2022—2023年	0.183	0.167	0.041
23307	2022—2023年	0.255	0.232	0.062
23308	2022—2023年	0.262	0.233	0.057
23309	2022—2023年	0.256	0.204	0.053
23310	2022—2023年	0.290	0.242	0.059
23311	2022—2023年	0.240	0.194	0.047
23312	2022—2023年	0.272	0.203	0.053
23313	2022—2023年	0.243	0.160	0.040
23314	2022—2023年	0.302	0.154	0.040
23315	2022—2023年	0.243	0.142	0.036
23316	2022—2023年	0.206	0.151	0.037
23317	2022—2023年	0.228	0.171	0.047
23318	2022—2023年	0.207	0.152	0.040
25301	2022—2023年	0.208	0.165	0.044
25302	2022—2023年	0.234	0.200	0.050
25303	2022—2023年	0.219	0.171	0.043
25304	2022—2023年	0.172	0.177	0.044
25305	2022—2023年	0.229	0.208	0.051
25306	2022—2023年	0.229	0.222	0.052
25307	2022—2023年	0.256	0.217	0.053
25308	2022—2023年	0.221	0.205	0.051
26101	2022—2023年	0.208	0.224	0.056
26102	2022—2023年	0.181	0.161	0.040
26103	2022—2023年	0.221	0.245	0.063
26104	2022—2023年	0.221	0.192	0.049
26105	2022—2023年	0.232	0.222	0.053
26106	2022—2023年	0.245	0.219	0.051

表9：按迁移队列细分的留一区域交叉验证练习覆盖率结果。每一行对应一个候选模型和迁移队列，各列提供覆盖率结果。

模型	迁移队列	覆盖率（80%）	覆盖率（90%）	覆盖率（95%）
协变量	2016—2017年	89.66	93.10	96.55
队列	2016—2017年	89.66	93.10	96.55
分层	2016—2017年	89.66	93.10	96.55
提出的	2016—2017年	82.76	93.10	100.00
协变量	2018—2019年	72.41	79.31	86.21
队列	2018—2019年	75.86	75.86	82.76
分层	2018—2019年	75.86	79.31	96.55
提出的	2018—2019年	79.31	89.66	96.55
协变量	2020—2021年	82.76	93.10	96.55
队列	2020—2021年	82.76	89.66	96.55
分层	2020—2021年	82.76	89.66	96.55
提出的	2020—2021年	86.21	96.55	96.55
协变量	2022—2023年	71.88	87.50	93.75
队列	2022—2023年	65.62	84.38	93.75
分层	2022—2023年	68.75	81.25	93.75
提出的	2022—2023年	84.38	93.75	93.75

B HTS 搬迁原因问题

HTS 为受访者提供以下选项，以回答这个问题：“以下哪些因素对您决定搬离先前住所起到了重要作用？请选择所有适用项。”如果受访者选择了任何加粗选项，则会被归类为被迫搬迁。

- **租金或住房成本上涨，再也负担不起先前的住所**
- **收入或财务状况发生变化，再也负担不起先前的住所**
- 朋友、家人或文化社区离开或即将离开该地区
- 同住人员发生变化（例如独自搬出、结婚/离婚）
- 需要更大的空间
- 需要更小的空间
- 为了更方便上班（例如通勤更便利或接受新工作）
- 为了更方便前往娱乐、餐馆、商店及其他便利设施
- 雇主的远程办公政策使居住在先前住所不再成为必要
- 能够就读另一所K-12学校
- 对安全或犯罪的担忧

- 为了搬入品质更好的住房，或不再租房并购买住房
- **被迫搬离（例如，建筑物被拆除或翻新、房东要求搬离、止赎）**
- 其他原因
- 不愿回答