利用 Facebook 数据分析野火疏散：来自 Palisades 和 Eaton 火灾的证据

Shangkun Jiang[a]、Ruggiero Lovreglio[b]、Thomas J. Cova[c]、Sangung Park[a]、Susu Xu[d]、Xilei Zhao[a,*]

[a]佛罗里达大学土木与海岸工程系，美国佛罗里达州盖恩斯维尔，邮编 *32611*[b]梅西大学建成环境学院，新西兰奥克兰，邮编 *0632*[c]犹他大学环境、社会与可持续发展学院，美国犹他州盐湖城，邮编 *84112*[d]约翰斯·霍普金斯大学土木与系统工程系，美国马里兰州巴尔的摩，邮编 *21218*

arXiv:2601.01052v1 [stat.AP] 3 Jan 2026

摘要

野地—城市交界区域的野火发生频率和强度不断上升，对社区构成严重威胁。了解疏散行为对于有效开展应急规划至关重要。本研究利用高分辨率 Facebook 数据，分析了2025年Palisades和Eaton火灾期间的疏散情况。我们提出了一套综合框架，用于推导野火疏散相关指标，包括遵从率、出发时间、延误、起讫点流量、出行距离和目的地类型。我们提出了一项新指标——损害—疏散差异指数（DEDI），用于识别建筑物损毁严重但疏散遵从度较低的区域。结果显示出时空异质性：距离火灾较近的居民更早疏散，而较晚发布或在夜间发布的命令会导致遵从度降低、延误增加。阿尔塔迪纳东部和西部之间的不同模式进一步凸显了这种差异。DEDI识别出的社区具有较高的社会脆弱性和火灾风险。大多数疏散者最终前往住宅区，而较长距离的出行则主要前往酒店和公共设施。这些发现表明，Facebook 数据在数据驱动的山火疏散规划方面具有潜力。

关键词：野火疏散、Facebook数据、人类移动模式，
损害-疏散差异指数，应急管理

*通讯作者：Xilei Zhao。电子邮箱：xilei.zhao@essie.ufl.edu

1. 引言

气候变暖加剧导致天气更加炎热干燥，这种变化与野地—城市交界区（WUI）的城市扩张相结合，强化了全球野火发生频率，并加剧了社区脆弱性（Bowman 和 Sharples，2023年；Jones 等人，2024年；Radeloff 等人，2018年；Wu 等人，2022年）。加利福尼亚州就是这一危机的典型例证：1950年至2020年间，该州发生了2,857起大型野火，过火面积约占全州土地面积的20.67%（CAL FIRE，2025年；Ostertag 等人，2023年）。尤其令人震惊的是，2025年1月发生在洛杉矶的伊顿和帕利塞兹山火造成29人死亡、超过15,000座建筑物完全损毁，并导致超过130,000人流离失所（CAL FIRE，2025年）。这些灾难性影响凸显了推进野火疏散研究的迫切必要性，重点应放在WUI地区。了解疏散期间的人类行为，对于交通规划、土地利用政策和野火应急管理至关重要。尤其是，分析人类流动模式和空间动态，能够为疏散遵从度、目的地选择和出行距离提供关键洞见。这些因素直接影响疏散行动的效率以及受影响社区的韧性。然而，目前关于这些流动特征的系统性证据仍然十分有限，制约了有效疏散策略的制定（Cova 等人，2024年；Zhao 等人，2022年）。

近年来，Meta AI for Good 项目[1] (Maas 等，2019)已成为灾害研究的重要数据来源（Jia 等，2020；Maas 等，2019）。这些数据集下文统称为 Facebook数据，开放且经过隐私保护，可提供危机影响地区的人口和流动性信息（Maas 等，2019；Rashid 等，2025b）。它们能够捕捉野火期间的疏散动态，包括起讫点（OD）和移动流量（Jia 等，2020）。这些特点使 Facebook数据非常适合用于系统分析野火期间的人类出行和空间动态。Facebook数据已成功用于研究飓风（Jamal 和 Hasan，2023；Rashid 等，2025b）、地震（Varol 等，2024）以及 COVID-19 疫情（Bonaccorsi 等，2020；Galeazzi 等，2021）期间的人类行为。尽管 Facebook数据在灾害研究中的应用日益广泛

[1]请参阅 https://dataforgood.facebook.com/（访问日期：2025年10月26日）。

但目前尚未建立一套综合框架，以系统推导疏散相关指标，来刻画人们是否疏散、何时疏散以及前往何处的选择；这一研究空白在野火疏散方面尤为明显。

另一个研究空白涉及社区对野火的脆弱性。现有关于野火脆弱性的研究大多将结构脆弱性和社会脆弱性视为彼此独立的问题（Mahmoud，2024年；Naser 和 Kodur，2025年；Sun 等，2024）。鲜有研究探讨这两个维度如何共同塑造社区整体的野火脆弱性。因此，对于那些遭受严重建筑物损毁、但疏散遵从度较低的脆弱社区，目前仍缺乏充分识别（Lambrou 等人，2023）。由于疏散延迟或不充分，这些社区面临更高的野火死亡人数和受伤人数，而这类疏散问题往往由警报不足、交通可及性有限或社会经济障碍所致（Paveglio 等人，2016）。构建整合结构损坏严重程度与疏散遵从度的综合指标，有助于更好地捕捉这些空间差异，并识别需要针对性支持的社区（Palaiologou 等人，2019）。

第三个研究空白在于，人们对土地利用如何影响野火期间的野火疏散出行距离、流动模式和目的地选择，了解仍然有限。尽管以往研究考察了疏散决策和时间安排（Forrister 等，2024年；Gra-jdura 等人，2022年；Lovreglio 等人，2019年；McLennan 等人，2019年；Sun 等，2024），但鲜有研究全面分析人们疏散后如何移动、前往何处。近期研究开始探讨疏散路线（Brachman 等人，2020年；Wong 等人，2023年）和目的地选择（Cova 等，2024），但结合出行数据与不同土地利用背景下时空疏散模式的综合分析仍然有限。了解土地利用如何塑造疏散行为，对于应急规划和避难所分配至关重要（Cova 等，2024；Kuligowski，2021年；Ronchi 等人，2019年；Toledo 等，2018）。

本研究利用 Facebook数据分析 2025年1月洛杉矶（LA）发生的两场严重野火——Palisades 火灾和伊顿山火，推动了野火疏散研究的发展。之所以选择这两场火灾，是因为它们是当月洛杉矶发生的14场野火中破坏最严重的，也跻身南加利福尼亚州历史上最致命的野火之列

。我们计算了多项疏散指标，包括疏散率、出发曲线、延误、起讫点流量、目的地分布和出行距离。此外，我们还提出了一项新指标——损伤—疏散差异指数（DEDI），将疏散遵从度与结构损坏严重程度相结合，以识别高度脆弱区域。分析以 Bing 瓦片为单位进行（约 2.4 km $\times$ 2.4 km），其尺度与南加利福尼亚典型交通分析区（TAZ）相当（南加利福尼亚州政府协会，2024年）。具体而言，本研究旨在回答以下研究问题：

- 如何构建一个利用 Facebook 数据动态衡量野火疏散情况的综合框架？

- 能否通过整合野火损害严重程度与基于 Facebook 数据推导的疏散遵从度来衡量社区脆弱性？

- 野火疏散期间，土地利用特征与疏散出行距离、流动模式及目的地选择有何关联？

本文其余部分安排如下：第2节回顾相关的既有研究。第3节介绍所采用的分析框架和方法。第4节介绍2025年1月上旬洛杉矶野火的案例研究，并概述所使用的 Facebook 数据。第5节呈现野火期间人口疏散行为的研究发现及模型结果。最后，第6节和第7节讨论主要发现、优势、局限性以及未来研究的潜在方向。

2. 文献综述

过去几十年来，野火疏散研究的方法不断演进。早期的野火疏散研究依赖调查（Grajdura 等人，2021年；Kuligowski 等人，2022年；Toledo 等人，2018年；Whittaker 等人，2017年；Xu 等人，2023年）和访谈（Christianson 等人，2019年；Grajdura 等人，2021年；Wong 等人，2020年），以了解疏散决策（McCaffrey 等人，2018年；Xu 等人，2023年）、时间安排（McCaffrey

等人，2018年）、风险认知（McCaffrey 等人，2018年；Toledo 等人，2018年）及影响因素（Kuligowski，2013年；Lindell 和 Perry，2012年）。尽管这些方法提供了宝贵的行为洞见，但仍受回忆偏差、自我报告局限、数据收集成本高以及时空分辨率有限等因素制约（Wu 等人，2022年；Zhao 等人，2022年）。

移动设备位置数据的出现，为疏散行为的精细时空分析提供了另一种分析视角 Cova 等（2024）；Raei 等（2025）；Sun 等（2024）；Wu 等（2022）；Zhao 等（2022）。例如，Wu 等（2022）利用全球定位系统数据分析了2019年金凯德大火期间的家庭疏散决策，拓展了 Kuligowski 等人（2022）基于调查的研究结果，并说明不同数据源能够为理解疏散行为提供互补视角。近期研究探讨了疏散路线（Raei 等（2025））和目的地选择（Cova 等（2024））。然而，这些数据源涉及疏散行为推断算法，可能引入系统性偏差（Chen 等，2014；Guan 等，2025；Zhao 等，2022），获取成本仍然高昂，而且通常难以用于更广泛的研究和实际应用（Liu 等，2025）。此外，研究人员还利用交通检测器（Dixit 和 Wolshon，2014；Feng 和 Lin，2022；Rohaert 等，2023a,b）和网联车辆数据（Ahmad 等，2024），通过网络性能指标捕捉疏散动态，但这些数据的空间覆盖范围有限，尤其是在易发生野火的农村地区（Liu 等，2024；Zhao 等，2022）。

由于上述数据源在可获取性和覆盖范围方面存在局限，研究人员转而将 Facebook 数据视为一种颇具前景的解决方案（Jamal 和 Hasan，2023；Jia 等，2020；Maas 等，2019；Rashid 等，2025b）。如表 1 所示，Facebook 人口与移动数据集已成功应用于多种灾害情境，包括地震（Varol 等，2024）、飓风（Jamal 和 Hasan，2023；Rashid 等，2025a,b）和大流行病（Beria 和 Lunkar，2021；Bonaccorsi 等，2020；Galeazzi 等，2021；Lusseau 和 Baillie，2023），为分析人口迁移、移动模式和网络动态提供了支持。此外，既有研究表明，Facebook 数据在不同人口群体和地理区域中具有足够的代表性（Duan 等，2024；Jia 等，2020；Rashid 等，2025b）。

表 1：Facebook人口与移动数据集在各类灾害中的应用及所用指标。

文献	灾害	主题	数据集	指标
Jia 等人（2020）	野火	人口迁移	人口	1. 人口数量 2. 人口 Z 分数
Varol 等（2024）	地震	移动模式	移动	1. 移动人数百分比变化 2. 出行距离
Jamal 和 Hasan（2023）	飓风	社区韧性	人口	人口活动率
Rashid 等（2025b）	飓风	疏散建模	人口	停留指数
Rashid 等（2025a）	飓风	交通流量预测	移动	移动百分比变化
Bonaccorsi 等（2020） Galeazzi 等（2021）	COVID-19	移动网络分析	移动	1. 弱连通分量 2. 最大弱连通分量
Beria 和 Lunkar（2021） Lusseau 和 Baillie（2023）	COVID-19	人口与流动性动态	移动	1. 移动次数百分比变化 2. 出行距离 3. 人口 Z 分数
Liu 等（2024）	/	空气质量与人类流动性	移动	移动人数百分比变化
Duan 等人（2024年）	/	逆城市化模式	人口	1. 人口数量 2. 人口数量百分比变化

尽管 Facebook 数据已应用于其他灾害情境，但在野火研究中的应用仍不充分。唯一相关研究（Jia 等，2020）利用内置的 Z 分数变量分析了加利福尼亚州野火期间的人口迁移，但未考察出发时间、延迟、出行距离或目的地模式等疏散专用指标。因此，仍有必要建立一个全面的分析框架，利用 Facebook 数据提取疏散相关指标，并评估野火期间的疏散行为和出行模式。此外，既有野火研究鲜少探讨疏散率与建筑物损毁之间的关系（Mahmoud，2024；Palaiologou 等，2019）；这种关系可能揭示出一些脆弱社区：它们遭受严重损害，却因社会经济或可达性障碍而疏散遵从度较低（Lambrou 等，2023；Mahmoud，2020）。最后，关于土地利用特征如何影响疏散流动性（例如出行距离、流动模式和目的地选择），尤其是通过 Facebook 数据进行分析时，目前所知甚少。尽管近期研究考察了疏散路线（Brachman 等，2020；Wong 等，2023）和目的地

各国（Cova 等，2024）的研究中，综合分析疏散起讫流、土地利用变化和目的地类型的研究仍然鲜见。本研究旨在弥补这些不足，利用开放获取的Facebook数据分析2025年Palisades和Eaton火灾期间的疏散流动性，为理解野火情景下的灾害出行提供一种可扩展的方法。

3. 方法

如图1所示，我们提出了一套综合框架，用于根据 Facebook数据计算各种野火疏散指标。该框架依赖两个 Facebook数据集。第一个是人口数据集，提供每个 Bing 瓦片的基准值和危机人口数量。一个 Bing 瓦片是 Facebook数据集中的空间聚合单元，覆盖面积约为 2.4 km × 2.4 km。其空间分辨率与南加利福尼亚常用的交通分析区（TAZ）相当（南加州政府协会，2024年）。第二个是移动数据集，记录出发地—目的地（OD）配对及出行次数。两个数据集的详细说明见第 4.2 小节。利用人口数据集，我们通过比较每个 Bing 瓦片的基准值和危机人口数量，估算疏散遵从率。我们还将疏散率与 CAL FIRE 损害检查数据[2] 相结合，以识别损害严重但疏散率低的区域。这些区域通过二元指标——损伤—疏散差异指数（DEDI）来表征。此外，人口下降的时间变化使我们能够测量疏散出发时间和延误。利用移动数据集，我们通过对比基准期和危机期的出行次数，推导出疏散起讫流；计算出行距离，以评估空间位移模式；并通过对行程终点所在的 Bing 瓦片分类，考察目的地分布。这七项指标共同构成了一个系统视角，用于借助 Facebook数据集分析野火疏散行为。

[2]请参阅 https://hub-calfire-forestry.hub.arcgis.com/datasets/cal-fire-damage-inspection-dins-data/explore（访问日期：2025年10月26日）。

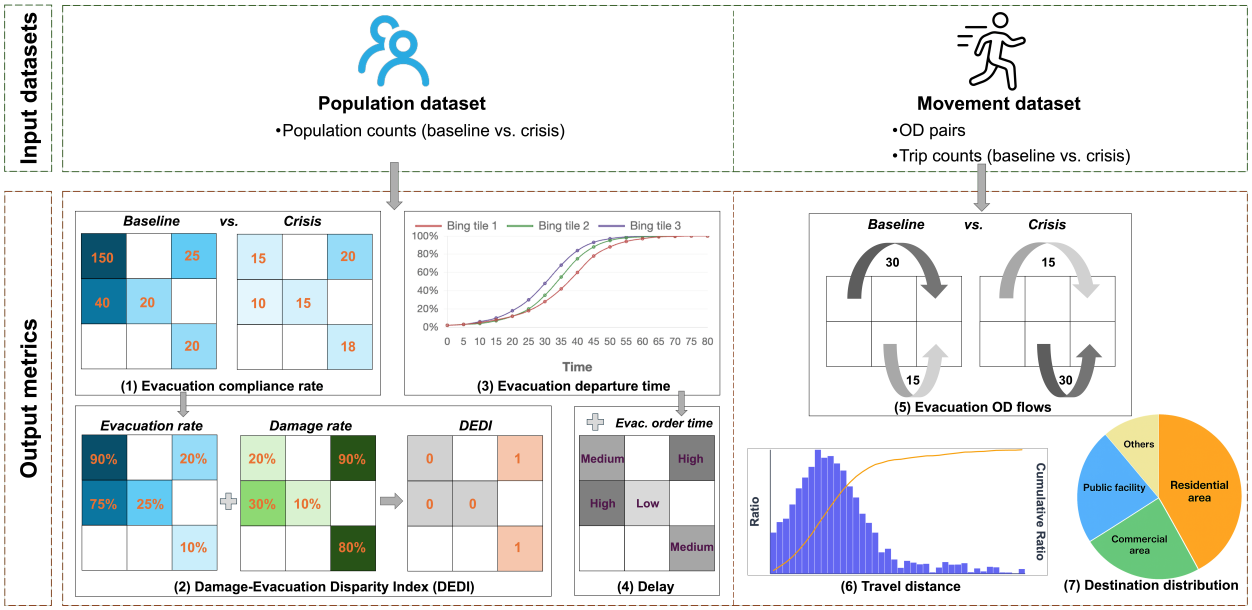

图1：使用 Facebook数据分析疏散行为的拟议框架。

3.1. 疏散遵从率

Facebook 人口数据集用于估算野火期间的人口疏散遵从率。我们使用公式 1 计算基准期与野火期之间的人口百分比变化。我们假设，相对于基准值的负向偏差反映了疏散行为，而后续增长则代表居民返回后的重新进入（Jia 等，2020；Rashid 等，2025b）。负的 $P_i(t) < 0$ 表示发生疏散，即第 t 天 Bing 瓦片 i的人口低于基准值。 $P_i(t) > 0$ 为正则表示人口流入。

$$P_i(t) = \frac{n_i^{crisis}(t) - n_i^{baseline}(t)}{n_i^{baseline}(t)} \tag{1}$$

其中， $P_i(t) < 0$ 是 Bing瓦片 i 在第 t 天的人口百分比变化，取值范围为 $[-1, +\infty)$。

根据这些百分比变化，我们将 Bing 瓦片 i 在时间 t 的疏散遵从率 $E_i(t)$ 定义为离开该瓦片的 Facebook 用户所占比例的绝对值。该指标基于公式 1，但仅考虑负向变化。我们采用绝对值，以确保疏散遵从率为非负值。虽然可以追踪每个 Bing

瓦片的 $t^*(i)$，以展示外迁的时间动态，但该数值应表示为一个针对特定火灾的单一标量，用以反映居民对疏散命令的服从情况。为此，我们将参考时间 t^* 定义为该命令造成最大人口缺口的时间戳。随后，瓦片 i 的疏散遵从率按 $E_i(t^*)$ 计算。根据表A1所示的发布时序，我们将两场野火的 t^* 设为 2025年1月8日上午8时至下午4时的时间段。以这种方式使用 $E_i(t)$，可确保报告的疏散遵从率反映居民对疏散令的实际遵从情况，而非人口数量的日常波动。

$$E_i(t) = \begin{cases} |P_i(t)|, & \text{if } n_i^{crisis}(t) < n_i^{baseline}(t) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{2}$$

接下来，我们将每个 Bing瓦片的建筑物损毁程度与疏散遵从率结合起来，识别野火脆弱性热点。损害数据取自加州消防局损毁检查（DINS）数据集，该数据集记录了火灾边界附近建筑物损毁的严重程度。数据集将损害分为五个等级：完全损毁（>50%）、严重损毁（26–50%）、轻微损毁（10–25%）、受影响（1–9%）和未受损。对于每个 Bing瓦片（2.4 km × 2.4 km），我们计算其中所有建筑物的平均损害等级，并将其与相应的疏散遵从率进行比较。为识别居民遭受严重财产损失但疏散响应较少的网格，我们构建了损伤—疏散差异指数（DEDI），定义见公式3。如果某个 Bing瓦片同时表现出高建筑物损毁程度和低疏散遵从率，则会被标记为野火脆弱性热点，这表明客观风险与疏散行为之间存在不匹配。

$$DEDI_i = \begin{cases} 1, & \text{if } D_i > E_i(t^*) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{3}$$

其中， $D_i(t)$表示区域 i的损毁率。

3.2. 疏散出发时间与延迟

为考察野火事件期间的疏散出发模式，我们将每个Bing瓦片 i 在时间 t 的出发人口 $D_i(t)$定义为基准值人口与危机人口之差（公式4）。随后，将瓦片 i 截至时间 t 的累计出发百分比 $C_i(t)$计算为截至时间 t的累计出发人数占该瓦片总出发人口的比例（公式5）。这些函数生成疏散曲线，用于描述网格单元级人口对疏散命令的响应时间动态。

$$D_i\left(t\right) = max\left(n_i^{baseline}\left(t\right) - n_i^{crisis}\left(t\right), 0\right) \tag{4}$$

$$C_i\left(t\right) = \frac{\sum_{\tau \leq t} D_i\left(\tau\right)}{\sum_{\tau} D_i\left(\tau\right)} \times 100\% \tag{5}$$

我们还为每个 Bing瓦片定义了一个延迟指标，用于量化疏散延迟。疏散令到达瓦片 i 的时间记为 t_r。在每个时间片 t，延迟按出发人口与自 t_r以来经过的时间的乘积计算。给定分析结束时间 T_e，瓦片 i 的总延迟按公式 6 计算。

$$T_i = \sum_{t=t_r}^{T_e} \left(D_i\left(t\right) \times max\left(t - t_r, 0\right)\right) \tag{6}$$

3.3. 疏散 *OD* 流量与目的地

本文使用 Facebook 移动数据集分析野火期间的疏散移动行为。分析重点包括疏散起讫流、出行距离和目的地分布。如图 2 所示，根据移动与疏散区的空间关系对移动进行分类。这种分类区分了不同移动类型，并识别出与疏散相关的流量。疏散移动定义为起讫点流量，其出发地位于疏散区或警戒区，目的地位于外部区域（图 2 中的类型 4）。此外，也包括区域间移动，其中目的地在疏散期间比出发地距离野火边界更远

。野火疏散期定义为发布疏散令后的三天，这是野火疏散的典型时间窗口（Cova 等，2024；Jia 等，2020；Zhao 等，2022）。

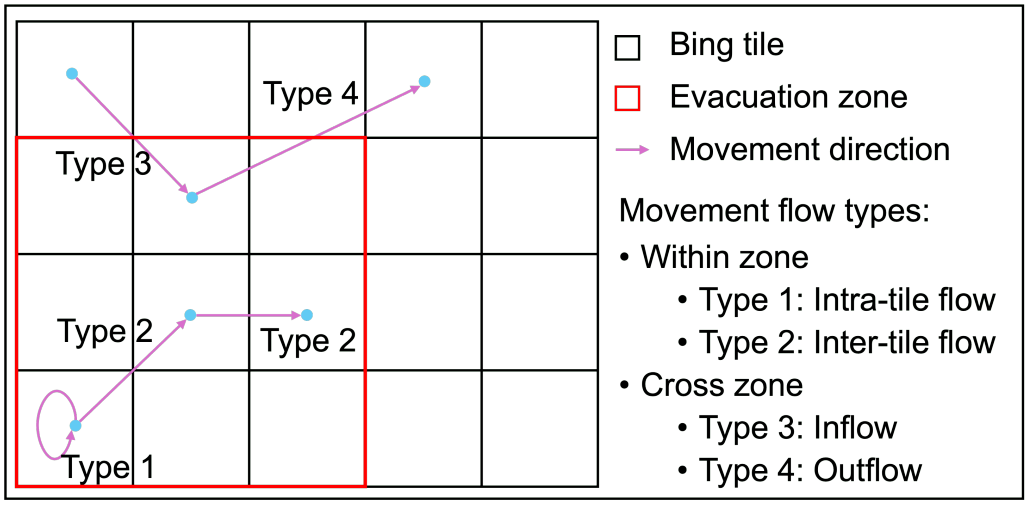

图 2：使用 Bing 瓦片进行移动类型分类（2.4 km × 2.4 km）。

在识别所有疏散移动后，我们考察其特征，包括与基准值相比的百分比变化、出行距离和目的地分布。疏散移动按起讫点对分组，以生成起讫点流量。随后，我们计算野火期内这些流量数量相对于基准值的百分比变化，并考察疏散移动次数与距离之间的关系。这种方法使我们能够分析野火事件如何影响疏散移动行为。

基于疏散移动，我们进一步考察疏散目的地的类型及其与疏散距离的关系。我们依据地块级土地利用数据，按照表 B1（Cova 等，2024）中的分类标准对目的地进行分类。对于每个目的地 Bing瓦片，我们根据各土地利用类型的覆盖面积计算其占比。对于每个起讫点对 $o \in \mathcal{O}$，将疏散行程总数 w_o乘以目的地网格中 k 类土地利用类型的占比 λ_o^k 。对所有起讫点对求和，即可得出前往 k类土地利用类型的疏散移动总体占比，记为 S_k（公式 7）。

$$S_k = \frac{\sum_{o \in \mathcal{O}} w_o \cdot \lambda_o^k}{\sum_{o \in \mathcal{O}} w_o} \tag{7}$$

其中， $\mathcal{O}$ 是所有起讫点对的集合， w_o 是与起讫点对 o相关的疏散行程数， λ_o^k 是起讫点对 o的目的地网格中 k 类土地利用类型的占比。

为计算每种土地利用类型 k 的平均疏散距离，我们选取所有目的地包含土地利用类型 k 的起讫点对，并将其记为 $\mathcal{O}_k \subseteq \mathcal{O}$。加权平均疏散距离由公式 8 给出。最后，我们进行了皮尔逊相关分析，以考察疏散距离与目的地土地利用类型之间的关系。

$$\bar{d_k} = \frac{\sum_{o \in \mathcal{O}_k} w_o \cdot d_o}{\sum_{o \in \mathcal{O}_k} w_o} \tag{8}$$

其中， d_o 为起讫点对 o 的出行距离。

4. 数据

4.1. 研究地点

2025年1月，一系列野火袭击了南加利福尼亚，对洛杉矶大都市区及周边县造成严重影响（CAL FIRE, 2025）。在干旱、低湿度和飓风级圣安娜风的共同作用下，14场火灾相继燃起（Berker, 2025）。截至当月底，这些火灾已烧毁超过57,000英亩土地，造成至少29人死亡，迫使超过200,000名居民流离失所，并摧毁了超过18,000栋房屋和建筑物（Berker, 2025; CAL FIRE, 2025）。其中，阿尔塔迪纳的伊顿山火和太平洋帕利塞兹的帕利塞兹山火破坏性最大。两场火灾均于1月7日开始，并持续了24天（CAL FIRE, 2025）。表A1总结了关键日期和影响。

帕利塞兹山火于太平洋标准时间约10:30在洛杉矶太平洋帕利塞兹社区附近被报告。十小时后发布了疏散命令，随后范围扩大至太平洋海岸公路、塔扎纳和恩西诺，导致超过30,000名居民流离失所。火灾烧毁了23,707英亩土地，完全损毁6,837栋建筑物，并造成12人死亡。它排名

加利福尼亚州第十大致命、第三具破坏性的野火，也是洛杉矶历史上最严重的火灾（Caramela，2025年）。当晚18:18，伊顿山火在阿尔塔迪纳（帕萨迪纳以北）起火，距此约40英里。六小时后发布了疏散命令，影响到帕萨迪纳、塞拉马德雷北部和阿卡迪亚。24小时内，超过100,000名居民被疏散。由于火灾发生在夜间，且阿尔塔迪纳湖大道以西的社区直到凌晨3:25（比起火时间晚了九个多小时）才收到疏散令（Lee 等人，2025年；Terry Castleman，2025年），伊顿山火造成的17人死亡全部发生在湖大道以西（Ortiz 和 Schuppe，2025年），其中15人位于凌晨3:25首次收到疏散令的区域。火灾于2025年1月31日得到完全控制，此前烧毁了14,021英亩土地，完全损毁10,491栋建筑物。它跻身南加利福尼亚历史上破坏性最强的野火之列。

本研究聚焦于Palisades和Eaton山火及其对应的官方疏散/警戒区域。图3展示了研究区域以及用于分析的Bing 瓦片。图 A1(a)呈现了疏散令发布的时间安排及其对应的空间覆盖范围，图A1(b)展示了各Bing瓦片的疏散令发布时间分布。第4.2节将详细介绍这些数据。

*4.2. Facebook*数据描述

本研究使用 Facebook人口与移动数据集进行分析。观测窗口为2025年1月7日至3月10日，涵盖表A1所列的关键日期（CAL FIRE，2025年）。这些数据集覆盖了加利福尼亚州大部分可获取脸书应用程序位置讯号的区域，如图3所示。如图4的数据结构所示，两个数据集均经过时间和空间聚合。数据以八小时时间间隔汇总，并映射到14级必应瓦片，这些瓦片代表约2.4公里 $\times$ 2.4公里的网格单元（Maas 等，2019；Schwartz，2025年）。人口数据集报告每个时间间隔内各网格单元中启用了定位服务的用户数量，而移动数据集记录网格单元对之间的移动数量；每个网格单元均由唯一的 四叉树键标识。对于每个 Bing瓦片，$n_{\text{基准值}}$ 表示事件前45天时段内人口或移动数量的平均值（Maas 等，2019）。

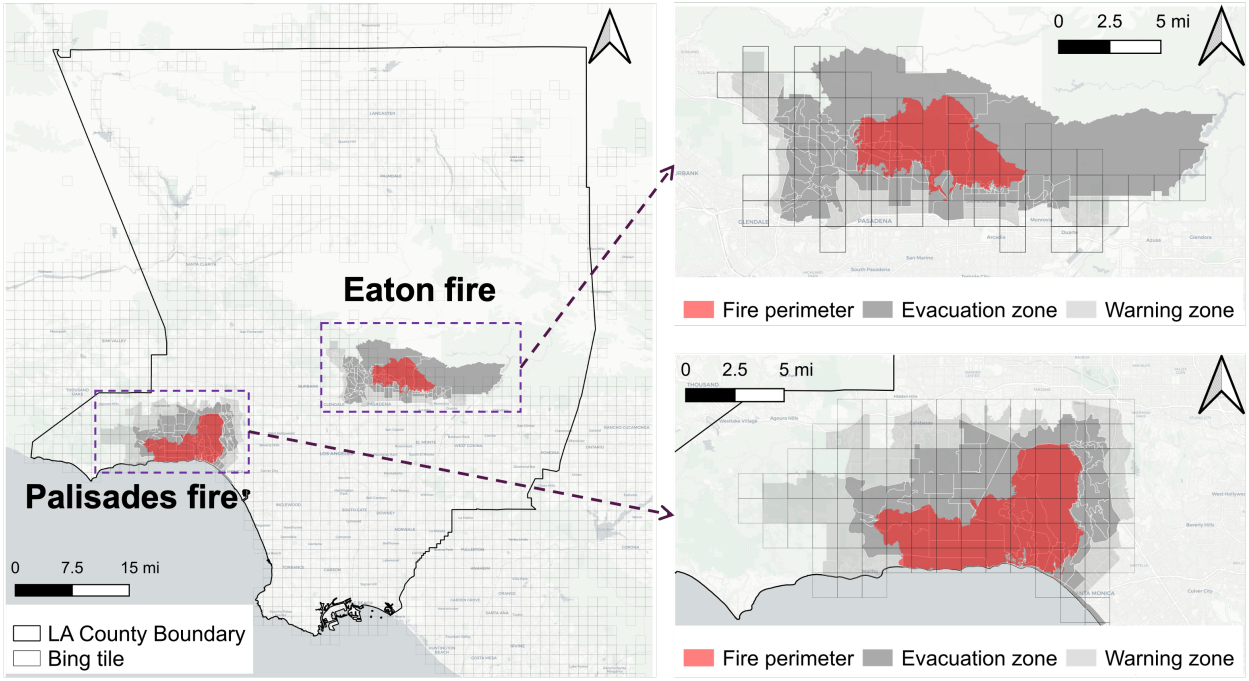

图3：洛杉矶县 Eaton 和帕利塞德火灾的边界及其警告区和疏散区。注：Bing瓦片的尺寸为 2.4 km $\times$ 2.4 km。

Facebook还计算了三个额外指标：危机与基准值计数之间的绝对差值（$n_$差值）、百分比变化（百分比_变化），以及用于标准化相对于基准值水平偏差的 z 分数（Maas 等，2019）。

两个数据集都包含多项隐私保护措施，不仅仅是简单的数据聚合（Maas 等，2019）。首先，如果基准值（$n_baseline$）和危机（n_crisis）计数都低于 10，则删除该行。如果只有一个计数达到或超过这一阈值，则保留该值，并将另一个值及其衍生指标设为 null。其次，为防止在人口稀少地区重新识别用户，会在危机计数中添加随机噪声。第三，数据经过反距离加权空间平滑处理（Achilleos，2011；Maas 等，2019），即将每个位置的计数与附近网格的计数进行融合，并赋予较近邻居更大的权重。这些数据处理机制保护了用户隐私，但也增加了估算的不确定性。尽管存在这一缺点，Facebook数据集仍为研究灾害期间的人类行为提供了宝贵见解（Jamal 和 Hasan，2023；Jia 等，2020；Rashid 等，2025b；Varol 等，2024）。

Facebook Population dataset					
latitude	longitude	quadkey	date_time	n_baseline	n_crisis
y1	x1	2301*********	**/**/** 00:00:00	15	30
y1	x2	2301*********	**/**/** 00:00:00	30	15
y1	x2	2301*********	**/**/** 08:00:00	(< 10)	20
y2	x1	2301*********	**/**/** 16:00:00	20	(< 10)

Facebook Movement dataset									
start_latitude	start_longitude	end_latitude	end_longitude	start_quadkey	end_quadkey	date_time	length_km	n_baseline	n_crisis
y1	x1	y1	x1	2301*********	2301*********	**/**/** 08:00:00	0	15	30
y1	x1	y1	x2	2301*********	2301*********	**/**/** 08:00:00	5.321	30	15
y1	x1	y2	x2	2301*********	2301*********	**/**/** 08:00:00	10.123	(< 10)	20
y2	x2	y2	x2	2301*********	2301*********	**/**/** 16:00:00	0	20	(< 10)

图4：Facebook 人口与移动数据结构。

Facebook数据集中的缺失值是由隐私保护机制造成的，因此需要进行插补。对于每个必应瓦片，我们分别计算了$n_$基准值 和$n_$危机的缺失值比例。缺失观测超过 14%（相当于每周超过一天）的瓦片（四叉树键）被排除在分析之外。我们假设相邻的 8 小时时段内计数变化很小，且具有时间连续性（Duan 等，2024；Maas 等，2019）。因此，使用移动平均法对每个缺失值进行插补，计算方式为取前一天和后一天对应时段的均值（Jia 等，2020；Yabe 和 Ukkusuri，2020）。随后使用面板数据集进行后续分析。

5. 结果

本节展示第3节定义的疏散指标的实证结果，包括疏散遵从率、出发时间、延误、疏散起讫流、出行距离和目的地类型。

5.1. 疏散遵从率

图5展示了伊顿和帕利塞兹山火的疏散遵从率时空分布。所选时间片对应两场野火发生后第二天的白天时段。此时，帕利塞兹山火的疏散令已基本覆盖其疏散区，而伊顿山火

也已覆盖野火附近的主要区域，如图 A1 所示。图 5(a)展示了各 Bing 瓦片间遵从度的空间差异。疏散遵从率介于 0% 至 95.0% 之间，最高值集中在火灾边界附近的区域，表明疏散行为存在明显的空间异质性。外围区域的遵从率中等（46.1–70.2%），而较远的警戒区遵从率极低（0–9.8%）。外侧警戒区的若干 Bing 瓦片出现人口流入，反映了野火初期的人口外迁。帕利塞兹山火期间，沿加州 1 号州道的马里布、西北部的卡拉巴萨斯以及东南部的圣莫尼卡等社区出现了大量人口迁移。伊顿山火呈现出类似的空间模式：位于火灾边界以西、美国 210 号公路沿线的帕萨迪纳和塞拉马德雷遵从率较高。

为考察空间邻近性与疏散遵从度之间的关系，图 C1 展示了疏散遵从率与距火灾边界质心的距离之间的关系。结果显示二者呈中度负相关（$r = -0.477$, $p < 0.001$），表明随着与火灾距离的增加，遵从率会下降。这一结果支持了以下假设：与火灾的物理距离接近程度是影响疏散行为的关键因素 Cova 等（2024）；Sun 等（2024）；Wu 等（2022）；Zhao 等（2022）。

在图 5(a)中，橙色边界标示了 DEDI 识别出的 Bing 瓦片。这些瓦片遭受了严重的建筑物损毁，但疏散率较低，因此被归类为野火脆弱性热点。Eaton 山火周边有九个这样的瓦片，帕利塞兹山火周边则有两个。绿色圆圈标出了西阿尔塔迪纳的五个 Bing 瓦片；该未建制地区收到疏散令的时间较晚，且是在夜间（Lee 等人，2025年；Ortiz 和 Schuppe，2025年；Terry Castleman，2025年）。该地区的居民未能及时疏散，导致疏散遵从率较低。然而，由于这些瓦片直接暴露于 Eaton 山火之下，仍遭受了严重损毁。因此，Eaton 山火期间的 17 名死亡者中，有 15 人位于湖大道以西的西阿尔塔迪纳（Lee 等人，2025年）。图6展示了这一模式。图(a)标出了西阿尔塔迪纳和东阿尔塔迪纳对应的 Bing 瓦片，图(b)则显示了这六个瓦片的疏散遵从率随时间的变化。东部（1月7日20:00）与西部（1月8日03:25）疏散令之间相差七小时，导致响应出现明显的时间差异，西阿尔塔迪纳的遵从度上升较晚。西部的疏散率直到疏散令发布后才开始上升，并在08:00至16:00之间达到峰值

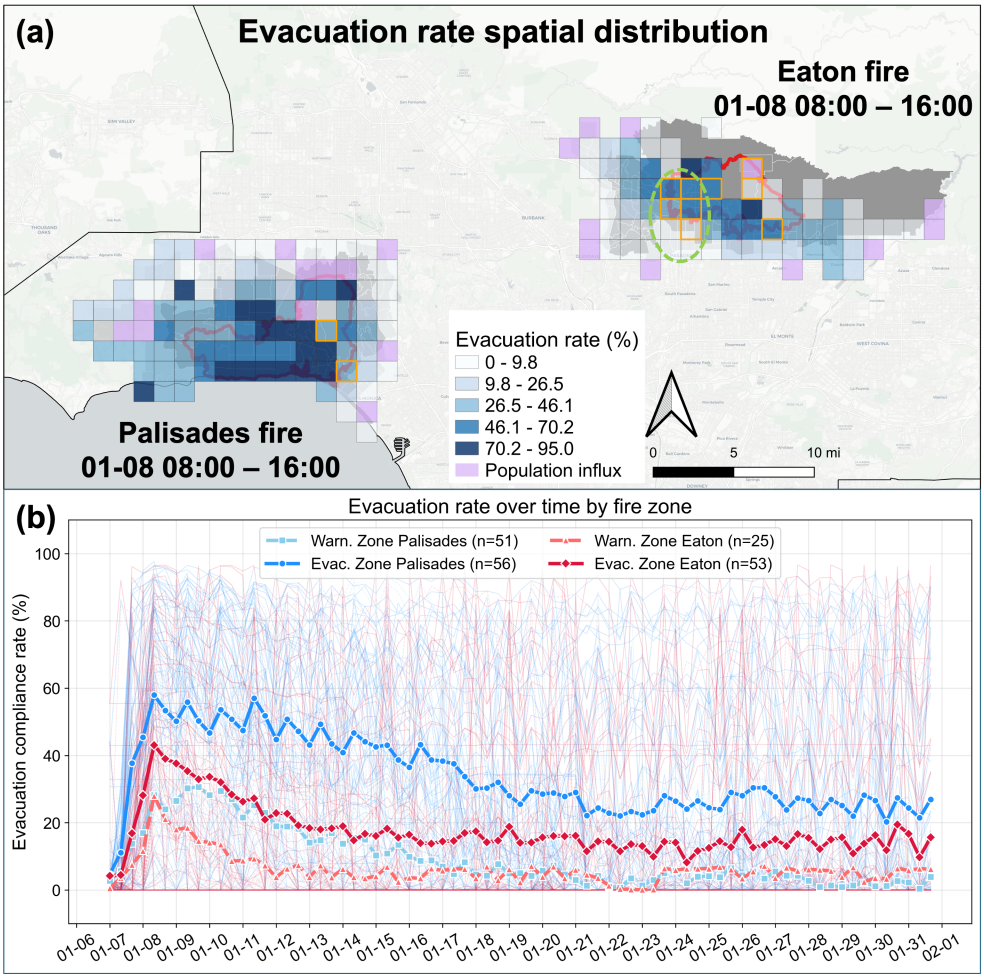

图5：野火事件期间疏散遵从率的时空模式。注释：(a) 伊顿和帕利塞兹山火的疏散令达到最大空间范围时，疏散遵从率的空间分布。橙色边界标出了被归类为野火脆弱性热点（$DEDI = 1$）的 Bing 瓦片，这些区域损害严重而疏散率较低。粉色网格表示野火事件期间人口显著流入的区域（$P_i > 20\%$）。绿色圆圈标出了西阿尔塔迪纳的 Bing 瓦片；这些区域的疏散令在午夜前后延迟发布，对应的死亡人数最高（请进一步参阅图6）。(b) 不同区域内各 Bing 瓦片疏散遵从率的时间变化，并突出显示日均值。

而西部（1月8日03:25）疏散令引发了明显的响应时间差异，西阿尔塔迪纳的服从度上升有所延迟。西部的疏散率直到疏散令发布后才开始上升，并在08:00至16:00之间达到峰值。

在1月8日，即火灾开始后的第二天。

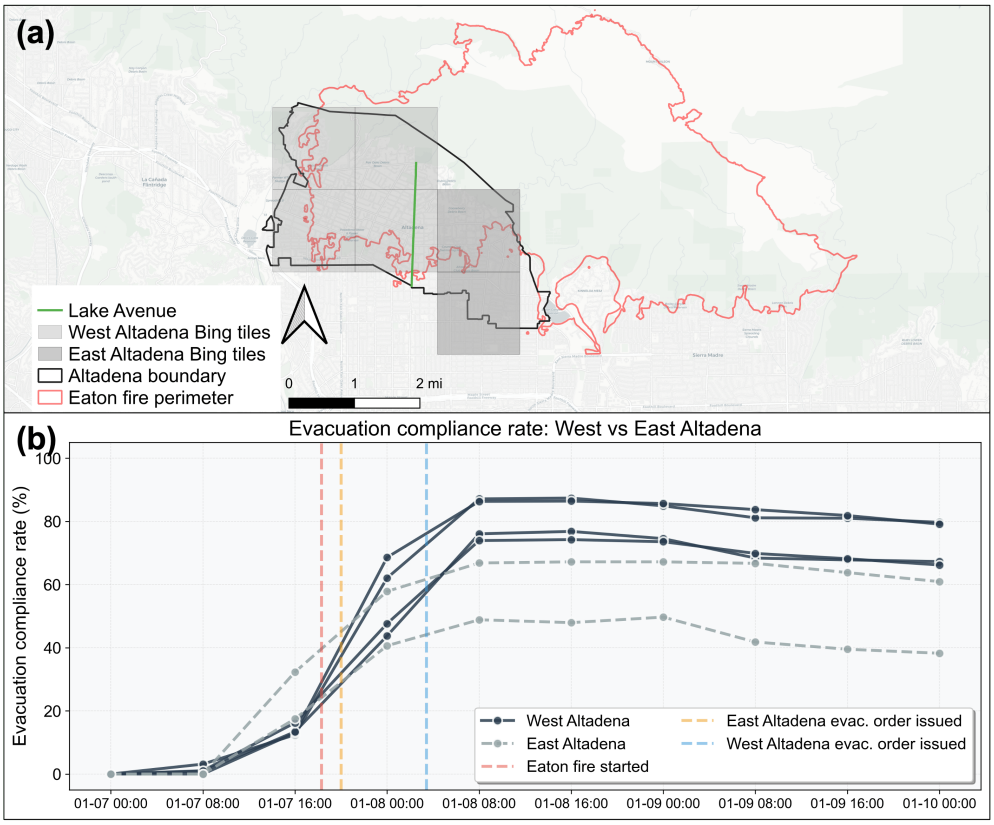

图6：伊顿山火期间阿尔塔迪纳疏散模式的时空对比。(a) 研究区域，显示阿尔塔迪纳边界；以湖大道为界，划分为西部和东部阿尔塔迪纳 Bing 瓦片，以及伊顿山火边界。(b) 2025年1月7日至2025年1月10日西部和东部阿尔塔迪纳的疏散遵从率。竖直虚线表示伊顿山火起燃的时间，以及各子区域发布疏散命令的时间。

图5(b)展示了从野火发生到完全控制期间疏散遵从率的变化趋势。分析显示，两起事件的疏散遵从模式各不相同。在帕利塞兹山火中，疏散区的初始遵从率较高，在发布命令后的头几天内达到约60%的峰值。此后，遵从率逐渐下降，并在观测期结束时稳定在约30–35%。相比之下，伊顿山火中的疏散区峰值较低，约为40%，且下降得更为缓慢，最终稳定在约15–20%。在两起火灾中，警戒区的遵从率始终低于疏散区。

图7进一步比较了这些由DEDI识别的热点区域与其他网格的平均社会经济指标和风险指标。结果显示，DEDI网格的平均值通常较高，尤其是在种族和教育等社会经济变量以及火灾风险指数方面。这一发现表明，损害严重但疏散率较低的区域往往是社会脆弱社区；这些社区的低遵从度凸显了疏散规划中有必要给予重点关注。

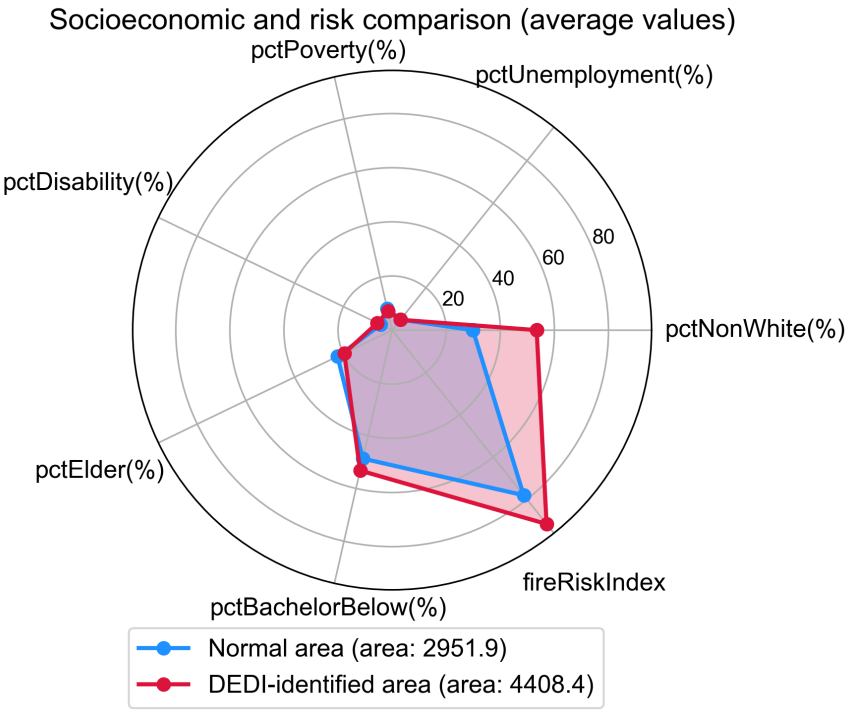

图7：普通区域与 DEDI 识别区域（高损害、低疏散率）的社会经济和野火风险指标雷达图。变量包括非白人居民、失业者、贫困线以下人口、残障人士、老年人、未取得学士学位的居民所占比例，以及火灾风险指数。

5.2. 疏散出发时间与延迟

家庭疏散的响应时间通常根据过去灾害期间收集的经验数据，通过累计出发S曲线（例如瑞利分布）进行估算（Murray-Tuite 和 Wolshon，2013年；Ozbay 等，2012年；Woo 等，2017年；Zhao 等，2022年）。在本研究中，我们为疏散区和警戒区内的每个必应

瓦片构建了累积疏散响应曲线，以表示每个时间段离开的撤离人员比例。如图 A1(b)所示，我们根据疏散令发布时间将必应瓦片划分为多个波次，以评估时间安排的影响。离开曲线的分析时段从野火发生起，持续至随后三天（1月8日至11日）。时间以火灾发生后的小时数计量，以便无论疏散令何时发布，都能对各区域进行比较。

图8(a)和(b)展示了按疏散令发布批次分组的 Bing 瓦片累计疏散曲线。较早发布疏散令对应较早的撤离时间和更陡的累计曲线。这种模式在帕利塞兹山火中十分明显。相比之下，伊顿山火的大多数疏散令是在1月8日午夜前后发布的，因此曲线在此之前上升缓慢。一些在1月8日午夜后收到疏散令的网格显示，部分自行撤离人员在官方疏散令发布前就已离开（Zhao 等，2022）。最早收到疏散令的网格，撤离人数增长得更快。两场火灾的累计疏散量都出现了显著上升，分别发生在帕利塞兹山火发生后的第16小时和伊顿山火发生后的第8小时。这些时段对应1月8日08:00至16:00，此时所有疏散令均已发布，人员也在白天时段撤离。

图8(c)和(d)展示了野火发生后8、16、24和48小时这几个时间点 Bing 瓦片累计疏散百分比的箱线图。两场火灾发生后24小时内，累计疏散率均达到约40%。较早收到疏散令的 Bing 瓦片服从度较高。在伊顿山火中，午夜后发布疏散令的网格，其疏散百分比始终较低。这种模式在西阿尔塔迪纳尤为明显，较晚发布的夜间疏散令降低了人员撤离的及时性。

图 9(a) 展示了 Bing 瓦片中总疏散延迟的空间分布。位于火灾边界附近的网格显示出更高的延迟。在帕利塞兹山火中，延误主要集中在毗邻太平洋帕利塞兹和圣莫尼卡的东南部地区。在伊顿山火中，延误主要出现在西阿尔塔迪纳和拉加拿大弗林楚奇北部。这些地区位于野火-城市交界区（WUI）内，人口稠密。较晚发布的疏散命令进一步加剧了这些地区的延误，如图 9(a) 中的绿色圆圈所示。我们还观察到，标有橙色边界的网格，

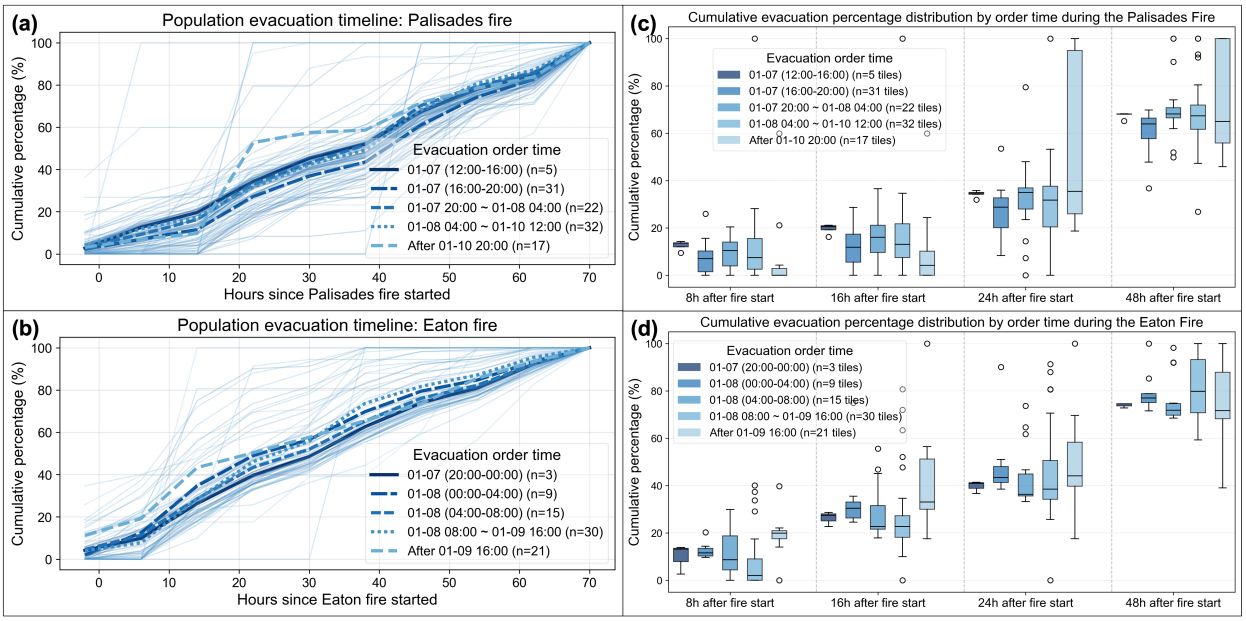

图8：按疏散命令波次分组的累积疏散离开曲线。注释：(a, b) 根据疏散命令的发布时间（见图A1(b)），将 Bing 瓦片划分为不同波次。时间以山火起燃后的小时数计。每条曲线代表一个 Bing 瓦片的累积疏散遵从率，粗线表示各波次的平均轨迹。(c, d) 箱线图展示了野火起燃后 8、16、24 和 48 小时，不同命令波次中 Bing 瓦片累积疏散遵从率的分布。

由 DEDI 指标识别出的网格始终表现出较高的疏散延迟。这一模式表明，疏散率较低的社会脆弱地区往往会经历更长的延迟。以往研究也报告了类似发现（Forrister 等，2024；Kuligowski 等，2022；Sun 等，2024；Xu 等，2023）。

图9(b)和(c)展示了总疏散延迟的时间变化。在两场火灾中，发布疏散命令后，延迟曲线都迅速上升，但上升时间有所不同。帕利塞兹山火在1月7日12:00、16:00和20:00发布疏散命令后，延迟较早开始加速上升。相比之下，伊顿山火的延迟主要在1月8日午夜后上升，反映出疏散命令发布时间较晚。这些发现表明，疏散命令的发布时间、人口密度以及位于火灾边界内的位置，共同显著影响了疏散延迟的程度和分布。

为捕捉东阿尔塔迪纳与西阿尔塔迪纳之间疏散行为的时间差异，

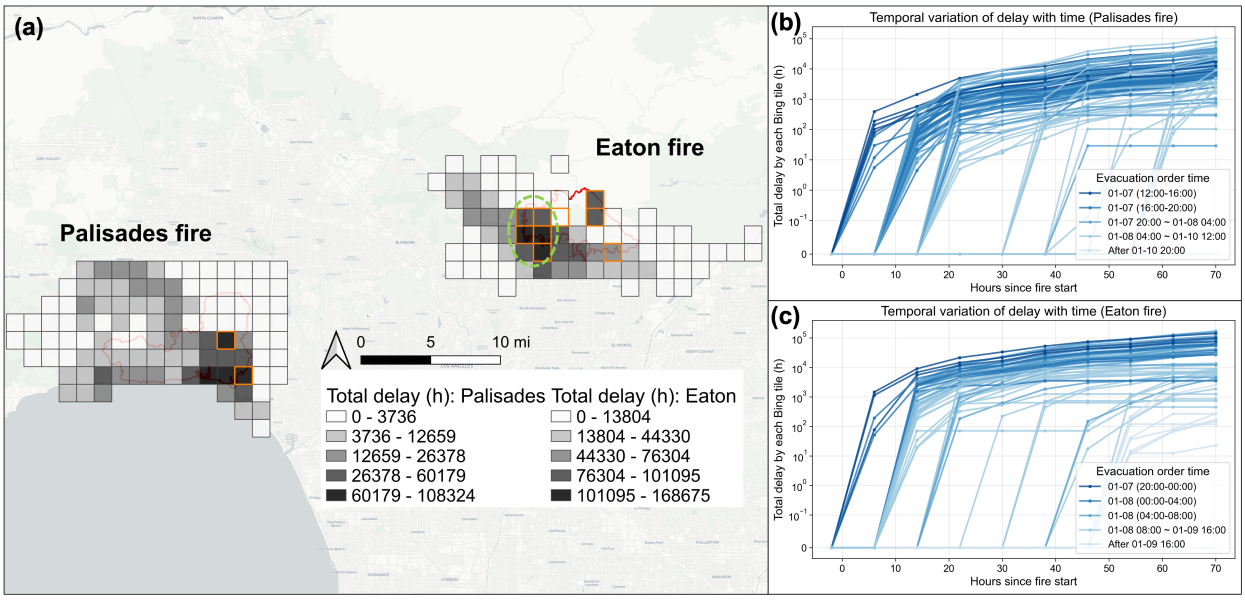

图9：累计疏散出发延迟：空间分布与时间动态。注释：(a) Bing 瓦片上的总疏散延迟空间分布。绿色圆圈表示由 DEDI 识别的网格。(b, c) 按疏散令发布批次分组的 Bing 瓦片出发延迟时间变化。

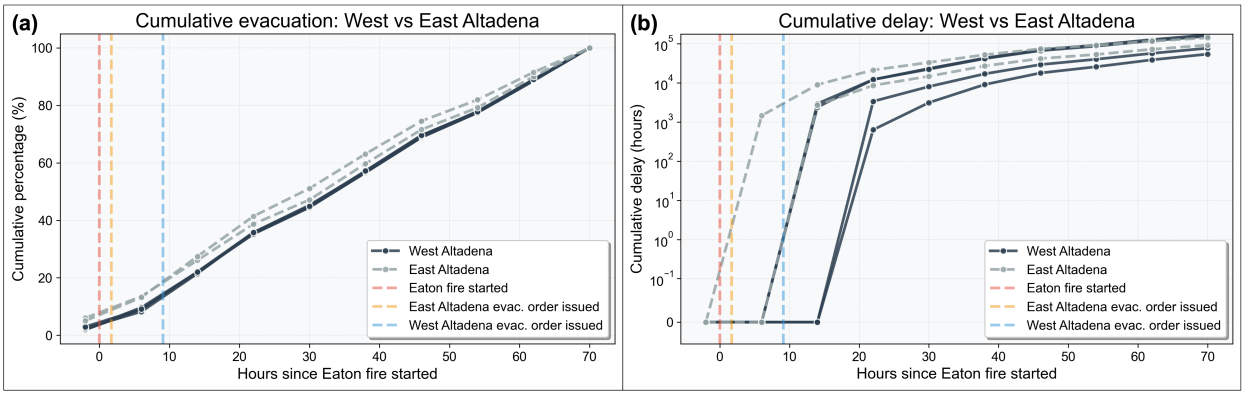

图10：伊顿山火期间东阿尔塔迪纳和西阿尔塔迪纳的累计疏散与延迟模式。注释：(a) 累计疏散百分比随时间的变化。Bing 瓦片的空间分布请参见图6(a)。(b) 累计疏散延迟，显示两个子区域的疏散令发布相差九小时所产生的影响。垂直虚线表示山火起燃时间以及各区域疏散命令的发布时间。

图10展示了累计疏散曲线和延迟曲线。东阿尔塔迪纳收到疏散令的时间比西阿尔塔迪纳早九个小时，这一差异在

曲线。结果显示出明显的两阶段模式：东阿尔塔迪纳的居民在收到最初的疏散命令后不久便开始撤离，而西阿尔塔迪纳的居民在累计撤离人数和总延迟方面均呈现出滞后上升。西阿尔塔迪纳在凌晨3:25下达命令前出现的部分移动，可能反映了居民受到附近火灾迹象的影响而自行疏散。

5.3. 疏散移动的空间模式

按照第3.3节所述的方法，我们识别了疏散令发布后一周内发生的疏散移动，并将其映射出来以展示其空间分布。图11(a)和(b)展示了疏散移动百分比变化的空间分布，图11(d)和(e)则汇总了城市级起讫点百分比变化。这些模式揭示了两起火灾事件中截然不同的疏散行为，并凸显了人口迁移在地理分布上的差异。两场野火都引发了疏散移动的大幅增加，与基准条件相比，帕利塞兹山火增加了12%，伊顿山火增加了9%。帕利塞兹山火（图11(a)）呈现出明显的方向性流动，移动主要从受影响区域向东和向南。流动可视化图突显了高强度疏散通道（深紫色，表示增幅为76.2–288.1%），这些通道从火灾边界延伸至洛杉矶东部社区。平均疏散距离从基准值的7.6公里大幅增加至火灾期间的9.3公里（增幅为22.3%）。疏散距离的延长表明，居民寻求前往更远的地方避难，这可能是因为火灾邻近人口稠密的沿海地区，且附近安全网格单元有限。相比之下，伊顿山火（图11(b)）呈现出更为放射状的疏散模式，移动从火灾区向多个方向扩散。移动强度差异显著，一些通道的增幅极高（64.3–185.7%），而另一些则变化较为温和。尽管移动总量的整体增幅低于帕利塞兹山火，伊顿山火的疏散在空间上更为复杂，移动分散至多个邻近社区。平均疏散距离从4.4公里增加至4.6公里（增幅为4.17%），表明撤离人员通常在离火灾区较近的地方找到避难场所。

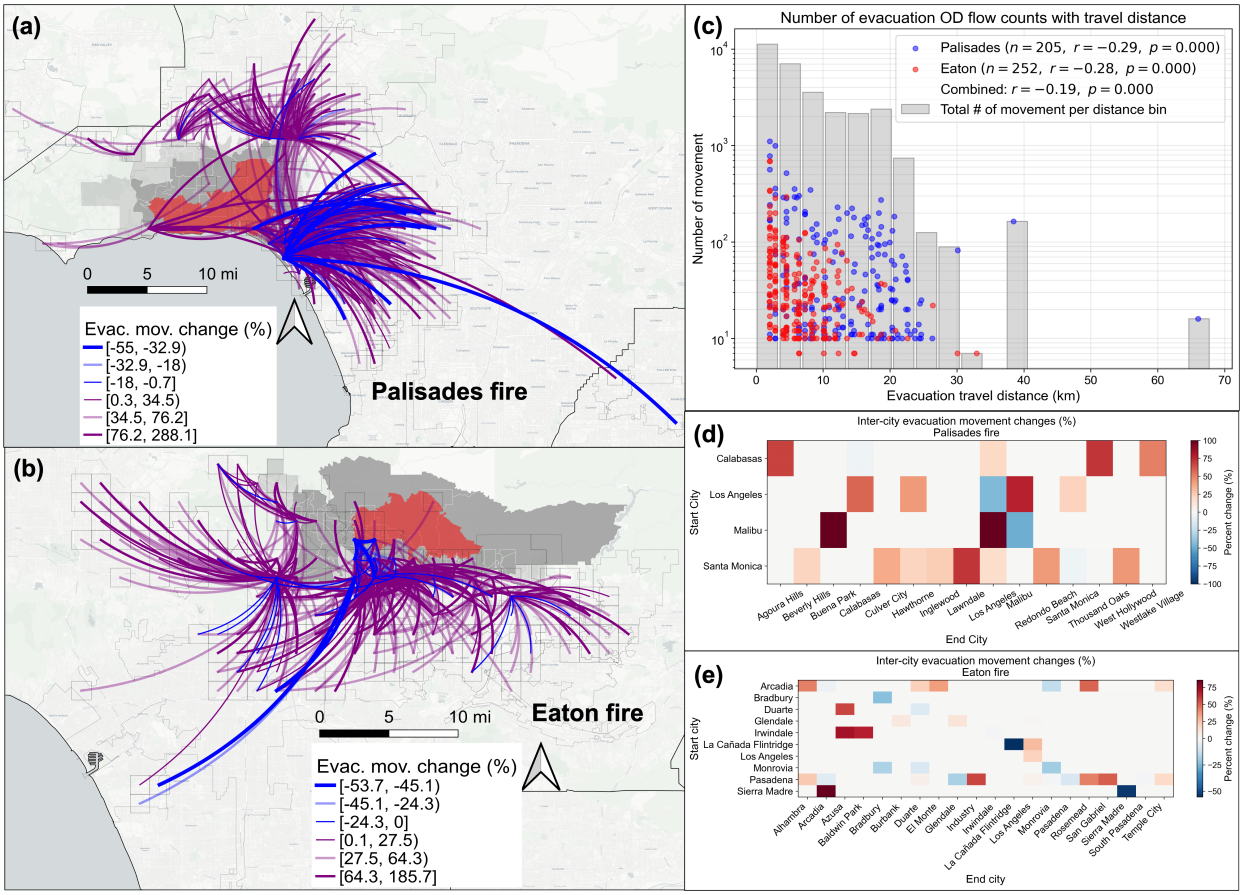

图11：野火事件期间疏散移动的空间模式。注：（a、b）Palisades 和伊顿山火的疏散流量百分比变化。（c）出行距离和流量计数的直方图及散点图。（d、e）相对于基准条件，起讫点城市对之间疏散移动数量的百分比变化。

图11(c)通过散点图和直方图展示了伊顿山火和帕利塞兹山火期间移动次数与出行距离之间的关系。随着距离增加，移动次数减少。这一模式表明，大多数疏散移动距离较短（Cova 等，2024；Wong 等人，2023）。Facebook 移动数据集捕捉到了两个显著峰值，分别位于0–5公里和15–20公里范围内（见图12(a)）。这些峰值反映了不同的本地和区域移动模式。图11(d)和(e)展示了城市间疏散移动百分比变化。帕利塞兹山火期间，从马里布前往多个目的地的疏散流量显著。前往洛杉矶的移动

圣莫尼卡的数值极高，超过了100%。热力图显示，圣莫尼卡等沿海社区既是出发地，也是目的地。这一模式反映了复杂的双向流动动态。帕萨迪纳和塞拉马德雷是伊顿山火期间的主要出发地，并向附近地区产生了大量流出。阿卡迪亚和蒙罗维亚等城市既有流入，也有流出。这种双重模式表明，它们既是疏散出发地，也是临时避难地点。这些空间模式凸显了野火疏散规划中区域协调的关键必要性。疏散移动的影响超出直接受影响的社区，并在整个大都市区引发连锁效应。两场山火之间的差异进一步表明，火灾位置、城市地理以及疏散路线结构如何影响野火事件中的人口迁移。

5.4. 流动目的地与距离

表2根据第3.3节介绍的方法，总结了不同土地利用类型的疏散目的地占比及相应的平均疏散距离。目的地 Bing 瓦片的土地利用分类采用 Cova 等（2024）的方法，如表 B1 所示。结果显示，在两场野火事件中，目的地选择和流动行为呈现出一致的模式。两场山火中，住宅区都是主要目的地类型；伊顿和帕利塞兹山火期间的流动中，分别有75.4%和73.8%前往住宅区。这一模式凸显了社交网络和居住资源在野火疏散期间提供临时避难所方面的根本作用。这些资源包括朋友和亲属的住所，以及第二居所（Golshani 等人，2019；Toledo 等，2018）。

此外，住宅目的地占比与疏散出行距离之间存在统计上显著的负相关（Eaton 的 $r = -0.427, p < 0.001$ ；Palisades 的 $r = -0.205, p < 0.1$）。条件允许时，撤离人员主要选择在附近地区避难。在选择熟悉或有社会联系的目的地时尽量缩短出行距离的这一倾向，印证了 Cova 等（2024）的研究发现。此外，酒店／汽车旅馆类别与疏散距离呈显著正相关

表2：按土地利用类型划分的目的地构成和疏散出行距离。

		Palisades			Eaton		
	土地利用	占比	Dis.	相关性	占比	Dis.	相关性
居住区	居住区	**75.4**	10.1 (7.8)	−0.205*	**73.8**	6.3 (4.2)	−0.427***
公共设施	酒店/汽车旅馆	3.2	**20.4 (9.2)**	0.357**	2.8	**9.4 (5.5)**	0.167*
	其他公共设施	6.3	11.2 (7.8)	−0.106	6.9	6.8 (6.4)	−0.213*
商业区	购物/商店	5.0	10.9 (7.5)	−0.072	4.9	7.1 (5.1)	−0.196
	工业/工作	4.6	12.6 (8.7)	0.032	6.2	9.1 (5.8)	0.046
	服务	4.6	14.9 (9.4)	−0.248	4.2	7.6 (5.8)	−0.124
其他类型	其他类型	0.9	8.6 (4.2)	−0.198	1.2	9.2 (4.3)	0.150

注释：（1）详细的土地利用分类见表 B1。（2）“距离”列报告平均疏散出行距离（公里），括号内为标准差。（3）相关性表示各火灾区内必应瓦片的目的地占比与相应出行距离之间的皮尔逊相关系数。（3）***：< 0.01；**：< 0.05；*：< 0.1。

（Eaton 的 $r = 0.357, p < 0.01$；Palisades 的 $r = 0.167, p < 0.1$）。这一模式证实了较长距离疏散与正式公共住宿设施之间的关联。图 12(c)通过箱线图展示了不同土地利用类型下的疏散出行距离分布，并突出显示了各目的地类别内部及彼此之间的差异。

公共设施和商业区作为次要疏散目的地所占比例相近。伊顿山火中，公共设施占9.7%；帕利塞兹山火中则占9.5%。这些场所包括学校、医院和政府物业。它们为没有替代住所的撤离人员提供便捷的避难场所，在应急管理基础设施中发挥了关键作用（Beyki 等，2023；Toledo 等，2018）。两场火灾中，商业区约占疏散目的地的14%–15%。该类别中的工业区、工作区和服务场所，其疏散距离始终长于购物和零售场所。

然而，我们观察到，选择酒店或汽车旅馆作为疏散目的地的撤离人员比例相对较低。这一发现与 Cova 等（2024）的研究形成对比；该研究分析了

来自加利福尼亚州索诺玛县金凯德山火的 GPS数据，并发现酒店和汽车旅馆是在住宅区之后最主要的公共设施目的地类型。一种可能的解释与不同地区在人口密度和住宅可用性方面的差异有关。与人口稀疏的索诺玛县不同，受帕利塞兹山火影响的地区（包括太平洋帕利塞兹、马里布和圣莫尼卡）人口稠密且较为富裕。伊顿山火附近的社区也呈现出类似特征，其中包括帕萨迪纳和拉卡尼亚达。这些社区附近提供了更多住房选择，例如朋友、亲属和同事的住所。这种获得非正式住宿的途径可能会减少人们在疏散期间对酒店或汽车旅馆的依赖。此外，数据分辨率的差异也可能造成这一不一致。我们的研究使用在 Bing 瓦片级别聚合的 Facebook数据，根据各土地利用类型的面积覆盖范围来估算目的地比例。这种方法缺乏个体层面的特异性，可能低估对酒店和汽车旅馆的选择。尽管存在这些局限性，但在我们的研究结果中，酒店和汽车旅馆在所有土地利用类别中的平均疏散距离最长。选择正式公共住宿设施与较长疏散距离之间的这种正相关关系，与 Cova 等（2024）报告的研究结果一致。

此外，图 12 展示了不同疏散距离下的目的地分布。图 12(a) 根据所有疏散移动（图 11(a)和(b)）绘制了核密度分布，并按移动次数加权。结果表明，在帕利塞德和伊顿山火期间，疏散移动频率与距离之间的关系存在两个明显峰值，分别约为 5 公里和 15 公里。图 12(b) 根据这两个峰值将疏散移动分为短距离和长距离两组，并比较了两组的目的地分布。两组的目的地均以住宅区为主。不过，短距离移动中住宅区所占比例高于长距离移动。与短距离目的地相比，酒店和汽车旅馆在长距离目的地中所占比例接近其两倍。这些模式证实了表2中的发现，并与 Cova 等（2024）的研究一致。相较之下，短距离疏散移动中商业区（如购物中心）所占比例更高。长距离移动则更多地前往工业区、工作区和公共设施。

这些模式反映了野火疏散目的地选择的独特特征。图 12(c) 展示了两场火灾中不同土地利用类型对应的疏散出行距离箱线图。前往住宅区和服务区的移动通常距离较短，而前往工业区或公共设施的移动距离往往较长。这些发现进一步验证了表2所呈现的结果。

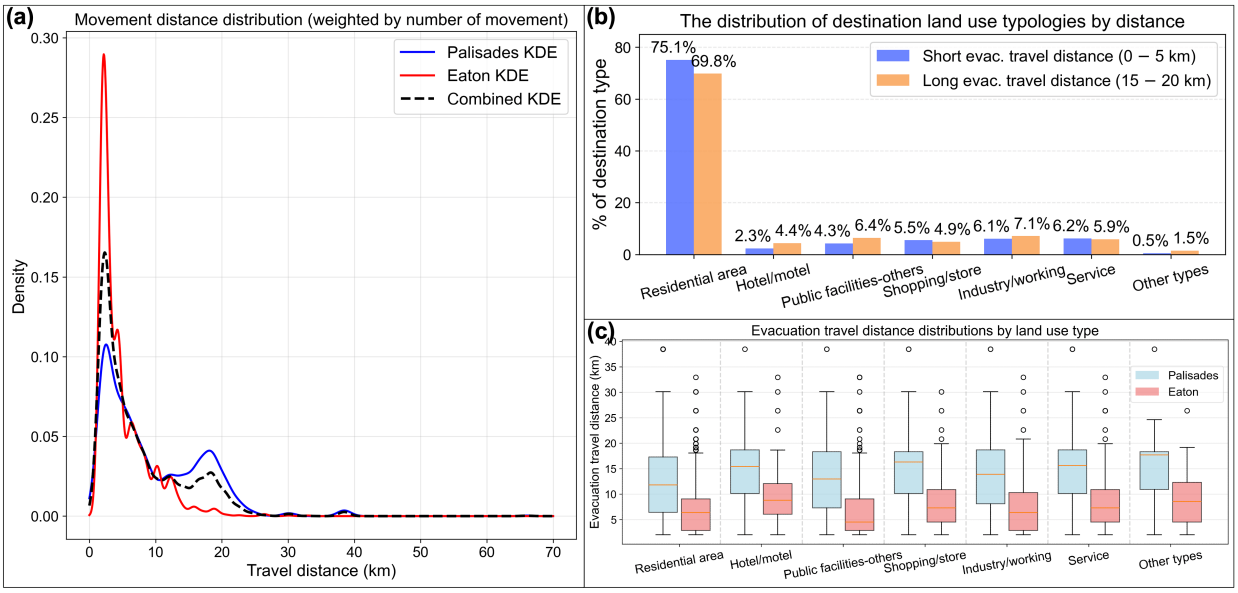

图12：野火疏散的出行距离与目的地特征。注释：（a）Palisades 火灾和 Eaton 火灾的疏散出行距离核密度分布，按移动次数加权。两种分布均在 0–5 km 的较短距离处出现明显峰值，并在 15–20 km 左右出现次峰。（b）按出行距离划分的目的地土地利用类型分布。（c）两场火灾中按土地利用类型划分的疏散出行距离箱线图。

6. 讨论

6.1. 主要发现与启示

本研究利用免费开放的高分辨率 Facebook 数据集，分析 2025年 Palisades 和 Eaton 野火期间的人口疏散行为与出行模式。具体而言，我们使用 Facebook 数据集推导疏散相关指标。

这些指标包括疏散遵从率、出发时间和延迟。随后，我们将疏散率与建筑损毁数据相结合，识别出损毁率高但疏散率低的脆弱性热点网格。此外，我们利用 Facebook 移动数据集分析疏散起讫点移动流、目的地选择和出行距离。我们还考察了疏散出行距离的分布及其与目的地类型之间的关系。

本文提供了若干重要见解。首先，所提出的框架（图1）表明，Facebook数据集能够有效支持对野火事件期间人口疏散和流动性的分析。这些数据集的开源特性和较高的时空分辨率，凸显了其在野火研究中的价值与适用性。尽管Facebook数据按Bing瓦片级别汇总（2.4 km × 2.4 km），但这一空间尺度与南加利福尼亚通常使用的交通分析区（TAZ）相当（南加州政府协会，2024年）。因此，该数据集提供了一种有效捕捉野火疏散行为的方式。我们的结果进一步验证了Facebook数据反映疏散动态的能力，拓展了 Jia 等人（2020年）的研究发现。此外，本研究开发的分析方法可推广至其他灾害情境，为不同危机情境提供有益见解。

其次，所提出的疏散相关指标体系不仅适用于Facebook平台，还可推广至其他突发性灾害情境，例如飓风（Jamal 和 Hasan，2023；Rashid 等，2025b）、洪水（Maas 等，2019）、地震（Varol 等，2024）和大流行病（Galeazzi 等人，2021）。只要能够以可比的时间分辨率获取人口流动或在场数据，这些指标便可扩展至从Bing 瓦片到大都市地区的不同空间单元（通过聚合实现）。原则上，任何能够记录人员在场情况或移动动态随时间变化的匿名化数据集，都可以用于计算这些指标（Liu 等人，2025；Sun 等，2024；Wu 等人，2022；Zhao 等，2022）。数据应具备足够的时间分辨率，以捕捉事件发生前后的人口变化；应与受影响区域保持空间一致性；并应具有足够的粒度，以便通过分析建模推断移动或分布的变化。这些条件可由多种数据源满足，例如全球定位系统（Cova 等，

2024；Zhao 等，2022）和交通检测器记录（Dixit 和 Wolshon，2014；Feng 和 Lin，2021；Janfeshanaraghi 等，2025），凸显了所提出指标在更广泛的灾害监测和跨灾种比较中的潜力。然而，Facebook数据的开放可访问性以及精细的时空粒度（Maas 等，2019），使其尤其适合实时疏散评估。

第三，Facebook 人口数据集捕捉到的每日人口变化，展示了帕利塞德和伊顿山火期间以 Bing 瓦片级别呈现的人口疏散时空模式（图5）。这些模式凸显了由不同野火特征和地理条件所驱动的疏散行为空间异质性。基于疏散率，我们定义了损伤—疏散差异指数（DEDI），并将其与建筑损毁数据结合，以识别受灾率高但疏散率低的 Bing 瓦片。我们发现，这些瓦片在空间上集中于野火边界附近，在时间上则与较晚发布的疏散命令及夜间发布命令相关。这一模式在受伊顿山火影响的西阿尔塔迪纳尤为明显（Ortiz 和 Schuppe，2025年；Terry Castleman，2025年），该区域包含所识别出的11个高损害、低疏散瓦片中的6个（图5）。图7进一步显示，DEDI识别出的瓦片通常具有较高的社会脆弱性和火灾风险指数。这表明，疏散规划需要重点关注这些区域。

第四，我们利用每日人口变化，绘制了从野火发生到随后三天的累积疏散响应曲线。这些曲线捕捉了野火疏散的关键时期（图8）。我们将这些曲线与疏散命令发布时间相结合，计算了延迟指标（图9）。结果表明，疏散令发布得越晚，疏散响应越慢，延误也越大。DEDI识别出的网格始终表现出较高的延迟值（图9(a)）。不同的野火特征和疏散命令发布时间，导致疏散曲线呈现出独特的时间模式。然而，我们的分析表明，Facebook 人口数据能够有效捕捉疏散时间安排，从而丰富现有的野火疏散研究（Zhao 等，2022）。

第五，Facebook 移动数据集为野火期间的出行模式提供了详细洞见。我们量化了与疏散相关的移动指标，包括起讫点流量、

出行距离和目的地分布。我们还考察了不同移动类型的流量和平均距离相对于正常状况的变化。空间可视化（图11(a)和(b)）展示了野火期与基准期之间的明显差异。结果显示，与正常状况相比，Palisades和伊顿山火期间的疏散移动平均距离增加了约13%，频率增加了10%。图11(c)捕捉到了疏散出行距离的两个明显峰值。在城市间层级对汇总起讫点流量的分析（图11(d)和(e)）揭示了短期城市间迁移的趋势。这些可视化结果有助于识别疏散交通流量较大的通道，为制定有针对性的交通管理策略提供依据。

最后，我们根据 Cova 等（2024）提出的土地利用分类方法分析了疏散目的地。具体而言，我们利用 Bing 瓦片内面积加权土地利用分布推算目的地比例。我们发现，在这两次野火事件中，住宅区均占据疏散目的地的绝大多数。住宅目的地占比与疏散出行距离呈显著负相关。相比之下，酒店/汽车旅馆目的地与出行距离呈显著正相关。这些规律与先前的研究结果一致（Cova 等，2024；Golshani 等人，2019；Toledo 等，2018）。例如，Cova 等（2024）利用 GPS数据追踪个体疏散者，发现长距离疏散更可能以酒店、公园或联邦地产等公共设施为终点，因此这类情况下住宅目的地的占比会降低。这一规律表明，只要条件允许，撤离人员往往会选择与自己有社会联系且距离较近的住宅地点作为目的地。然而，当必须进行长距离出行时，他们更可能选择酒店或汽车旅馆等正规住宿设施，作为疏散路线上的临时目的地。为更详细地考察这一规律，我们根据图11(c)和图12(a)中所揭示的疏散出行距离与频次之间的关系，将疏散移动分为短距离（0–5 km）和长距离（5–15 km）两类。随后，我们考察了各类别的目的地土地利用分布（图12(b)）。结果显示，长距离疏散更常选择酒店/汽车旅馆及其他公共设施作为目的地，而短距离疏散则主要选择住宅区，例如第二住所或亲属的住所。

这些发现印证了表2所示的相关性规律。此外，由于 Facebook数据集存在空间聚合现象，我们的结果不可避免地低估了选择酒店或汽车旅馆作为目的地的撤离人员比例（表2）。我们还发现，以酒店或汽车旅馆为目的地的疏散，其平均疏散距离最长，这与先前的研究一致（Cova 等，2024；Wong 等人，2023）。

本研究还为政策制定者提出了两项切实可行的建议，以加强灾害管理。首先，政策制定者可以运用我们的研究发现，并利用公开获取的Facebook数据集，识别疏散遵从率较高且撤离交通流量显著的区域。这种方法无需额外成本即可实时追踪每日变化，帮助政策制定者有效制定、量化并验证恢复计划或预算分配（Park等人，2024年）。其次，政策制定者可以通过改善基础设施和服务，针对撤离需求较高的区域，主动规划大规模撤离。应特别关注损毁率高但疏散率低的社会脆弱社区，以及面临高野火风险的社区。鉴于大规模疏散移动无法完全避免，政策制定者应在关键疏散时段尽量减少交通拥堵，并为服务不足人群提供巴士撤离等服务。此外，灾害防备工作还应包括向居民普及疏散路线，以减少紧急情况下混乱无序的疏散。

6.2 局限性与未来工作

尽管本文得出了一些有价值的见解，但仍存在若干局限。首先，我们的分析依赖于以 2.4 km $\times$ 2.4 km 网格单元为粒度汇总的社交媒体数据集（Maas 等，2019）。为保护用户隐私，数据集中排除了用户数少于 10 人的必应瓦片。这种汇总和截断方式限制了人口密度估算、疏散遵从率计算及流动性分析的精确度。不过，必应瓦片的空间范围与南加利福尼亚典型的交通分析区相当，因此我们的分析结论具有有效性。未来研究可通过纳入更细粒度的数据集来克服这一局限，例如基于全球定位系统的

手机数据（Zhao 等，2022）或兴趣点访问记录（Yabe 等人，2025）。

其次，如图8和图9所示，与调查数据（Forrister 等，2024）或全球定位系统数据（Sun 等，2024）相比，Facebook数据的时间聚合降低了对撤离人员出发时间和延误进行估算的精度。8小时的时间分辨率往往会高估疏散时间安排，这一点反映在疏散曲线和延误曲线呈现的阶梯状模式中。尽管如此，Facebook数据集分析仍能捕捉到DEDI识别出的损害严重但疏散率较低的Bing瓦片，并揭示不同网格中出发时间曲线和累计延误的独特空间模式。

第三，Facebook数据中的空间聚合需要通过面积加权计算来估算目的地类型的占比。由于洛杉矶县的土地利用类型，这种方法显著提高了住宅区占比的估算值，并低估了选择酒店或汽车旅馆作为疏散目的地的撤离人员数量（Cova 等，2024）。这种空间聚合方法假设Bing瓦片内的移动距离为零，因而进一步低估了实际疏散出行距离。此外，由于我们的分析是在Bing 瓦片级别进行的，可解释变量只能根据聚合后的CBG数据通过面积加权平均推断。这种空间聚合进一步限制了我们识别细粒度或非线性行为模式的能力。

7. 结论

本研究利用 Facebook 数据集，分析了 2025年帕利塞兹和伊顿野火期间洛杉矶的疏散与出行模式。我们开发了一个可迁移的 Facebook数据分析框架，从出行生成和分布的角度推导出一系列疏散相关指标。这些指标包括疏散服从率、出发时间、延误、疏散移动OD流、距离和目的地分布。我们进一步将建筑损毁数据与疏散率相结合，定义了DEDI。该指数帮助我们识别社会脆弱性热点，并描述这些社区的社会经济特征。通过分析这些野火疏散指标，我们发现了由火灾情境、空间邻近性所塑造的不同出行行为模式，

以及土地利用特征。我们发现，疏散令发布较晚以及夜间疏散会导致疏散率极低、延误严重并造成人员伤亡。伊顿山火期间，西阿尔塔迪纳的高死亡率便体现了这一模式。此外，距离火灾较近的居民服从度更高，疏散也更迅速；距离较远的居民则反应迟缓。推断出的疏散目的地模式显示，撤离人员绝大多数选择住宅目的地，通常会前往附近亲友的住所。然而，出行距离较远的人更有可能选择酒店或公共设施作为避难场所。这些发现进一步凸显了社交网络、邻近程度和土地利用对疏散决策的重要性。我们的结果为本地化规划策略提供了参考，并强调了 Facebook 数据集在支持适应性和情境敏感型疏散管理方面的价值。

CRediT 作者贡献声明

Shangkun Jiang：撰写——审阅与编辑、撰写——初稿、可视化、验证、软件、方法、调查、正式分析、数据整理、概念化。**Ruggiero Lovreglio**：撰写——审阅与编辑、正式分析、方法、概念化。**Thomas J. Cova**：撰写——审阅与编辑、方法、正式分析、概念化。**Sangung Park**：撰写——审阅与编辑、正式分析。**Susu Xu**：撰写——审阅与编辑、正式分析。**Xilei Zhao**：撰写——审阅与编辑、监督、经费获取、概念化、方法、正式分析。

利益冲突声明

作者声明，他们不存在已知的经济利益冲突或可能影响本文所报告工作的个人关系。

致谢

本项工作依据美国商务部、美国国家标准与技术研究院（NIST）提供的财政资助奖项编号 60NANB24D245 开展。

本材料所述工作得到美国国家科学基金会（NSF）资助，资助编号为 2338959、2536600、2536601 和 2536602。本材料中表达的任何意见、研究结果、结论或建议均属于作者观点，不一定反映 NIST 或 NSF 的看法。在准备本项工作期间，作者使用 ChatGPT 检查语法错误并改进语言表达。使用该工具后，作者根据需要对内容进行了审阅和编辑，并对出版物的内容承担全部责任。

附录A. 野火时间线

表A1：野火时间线：关键日期和影响。

	发生日期	疏散令发布	最大疏散。疏散令范围	控制率 date	过火面积（英亩）	建筑物完全损毁	死亡
帕利塞兹山火	1月7日，10:30	1月7日，12:00	1月11日，20:13	1月31日，08:22	23,707	7,854	12
伊顿火灾	1月7日，18:18	1月7日，19:27	1月9日，20:09	1月31日，18:54	14,021	10,491	17

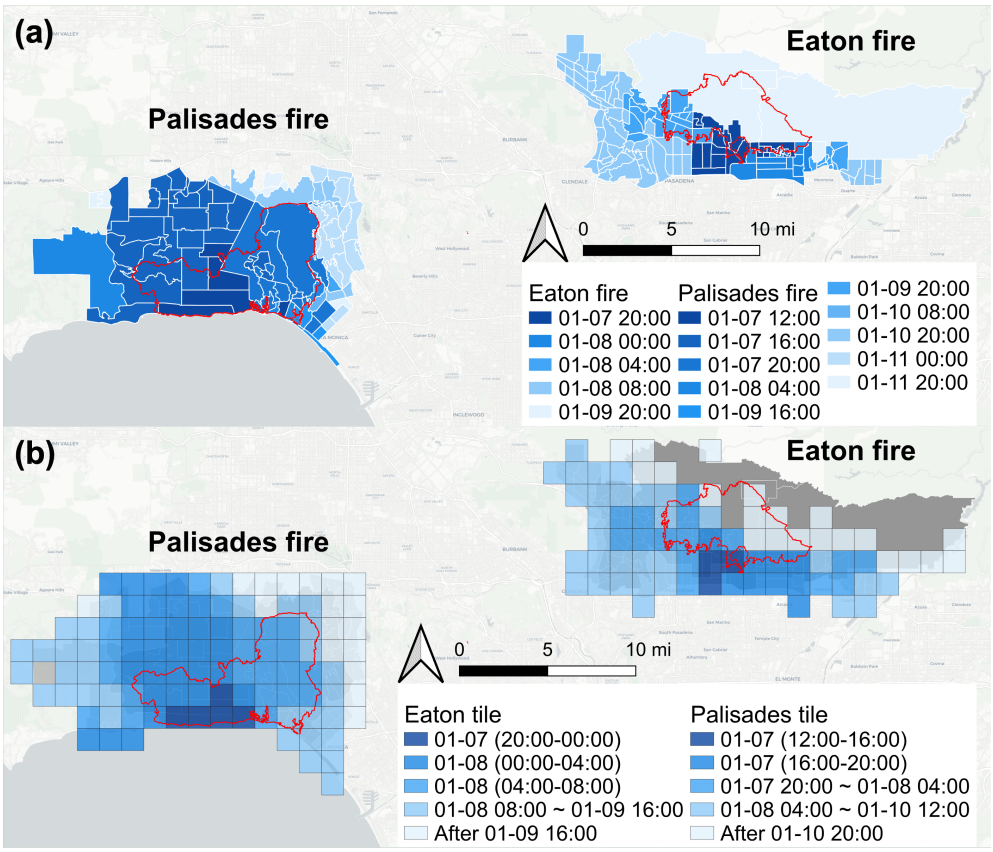

图 A1：疏散令发布的时间演变及受影响区域的空间分布。来源：（CAL FIRE，2025年）。注释：（a）各区域疏散命令的时间扩展；（b）对应的 Bing 瓦片表示。

附录 B. 土地利用类型分类

表 B1：土地利用类型分类。

一级类别	二级类别	详细子类型
居住区	-	-
公共设施	酒店/汽车旅馆	-
	其他	联邦财产、学校/大学、医院、Church、机场、航站楼，博物馆、输电设施、塔、体育场、政府财产，图书馆、Park、海滩、港口
商业区	购物/商店	-
	工业/工作	仓储、制造业、仓库、工厂、厂房、办公室、加工
	服务	餐馆、停车场、银行、洗车场、经销商、仓储、休闲娱乐、加油站、维修、健身房／水疗中心、高尔夫球场
其他类型	-	空地、移动房屋、农用地、农场、湿地、墓地沙漠 ，荒地 ，其他

附录 C. 疏散遵从率与距离分析

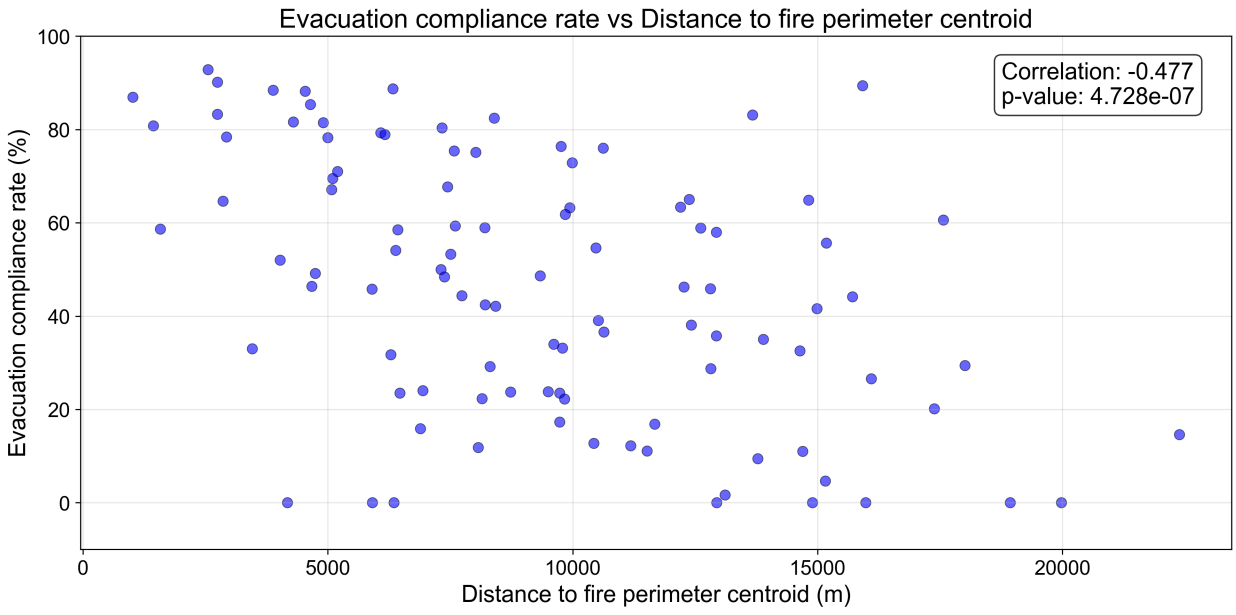

图 C　　1：疏散遵从率与到火灾边界质心距离的关系　　.

数据可用性

作者无权分享数据。

参考文献

Achilleos, G., 2011. 反距离加权插值法及误差传播机制——利用模拟地形图生成数字高程模型。《空间科学杂志》56, 283–304.

Ahmad, S., Ahmed, H.U., Ali, A., Yang, X., Huang, Y., Guo, M., Ren, Y., Lu, P., 2024. 利用网联车辆数据评估野地—城市交界区域野火疏散期间的驾驶行为模式。《消防安全期刊》142, 104015.

Beria, P., Lunkar, V., 2021年. 意大利COVID-19疫情暴发第一波期间及封锁期间的人口分布与流动性。《可持续城市与社会》65, 102616.

Berker, M., 2025年。南加州野火在24天后全部得到控制。https://www.aa.com.tr/en/americas/southern-california-wildfires-fully-contained-after-24-days/3468561。访问日期: 2025年3月7日。

Beyki, S.M., Santiago, A., Laím, L., Craveiro, H.D., 2023年。野火威胁下的疏散模拟——研究、发展与知识空白综述。《应用科学》13, 9587。

Bonaccorsi, G., Pierri, F., Cinelli, M., Flori, A., Galeazzi, A., Porcelli, F., Schmidt, A.L., Valensise, C.M., Scala, A., Quattrociocchi, W., 等，2020年。COVID-19疫情下人员流动限制对人类出行的经济和社会影响。《美国国家科学院院刊》117, 15530–15535。

Bowman, D.M., Sharples, J.J., 2023年。《驯服火焰：从地方到全球极端野火》。《科学》381，616–619。

Brachman, M.L., Church, R., Adams, B., Bassett, D., 2020年。野火疏散期间的寻路。《灾害预防与管理：国际期刊》29，249–265。

CAL FIRE，2025年。CAL FIRE——加州林业与消防局。https://www.fire.ca.gov/。网址：https://www.fire.ca.gov/。访问日期：2025年9月13日。

Caramela，S.，2025年。太平洋帕利塞兹野火正式成为洛杉矶历史上破坏力最大的野火。https://www.vice.com/en/article/pacific-palisades-wildfire-officially-most-destructive-in-los-angeles-history/。访问日期：2025年3月7日。

Chen，C.，Bian，L.，Ma，J.，2014。从轨迹数据到移动轨迹：我们能多准确地根据手机轨迹数据推测活动地点？《交通研究C辑：新兴技术》46，326–337。

Christianson，A.C.，McGee，T.K.，459，W.L.F.N.，2019。艾伯塔省加拿大怀特菲什湖第一民族459号成员的野火疏散经历。《自然灾害》98，9–29。

Cova, T.J., Sun, Y., Zhao, X., Liu, Y., Kuligowski, E.D., Janfeshanaraghi, N., Lovreglio, R., 2024年。《目的地未知：利用GPS数据考察野火疏散者出行》。《交通地理学杂志》117，103863。

Dixit, V., Wolshon, B., 2014.《疏散交通动态》。《交通研究C辑：新兴技术》49，114–125。

Duan, Q., Steele, J., Cheng, Z., Cleary, E., Ruktanonchai, N., Voepel, H., O'Riordan, T., Tatem, A.J., Sorichetta, A., Lai, S., 等，2024年。《利用Facebook用户计数数据识别逆城市化》。《国际生境》150，103113。

Feng, K., Lin, N., 2021年。《重建并分析飓风厄玛（2017年）疏散期间的交通流》。《交通研究D辑：交通与环境》94，102788。

Feng, K., Lin, N., 2022年。《飓风厄玛（2017年）疏散期间交通流的建模与分析》。《交通研究D辑：交通与环境》110，103412。

Forrister, A., Kuligowski, E.D., Sun, Y., Yan, X., Lovreglio, R., Cova, T.J., Zhao, X., 2024年。风险感知、疏散决策和延误时间分析：科罗拉多州2021年马歇尔山火案例研究。《旅行行为与社会》35，100729。

Galeazzi, A., Cinelli, M., Bonaccorsi, G., Pierri, F., Schmidt, A.L., Scala, A., Pammolli, F., Quattrociocchi, W., 2021年。法国、意大利和英国对COVID-19的应对中人类出行情况。《科学报告》11，13141。

Golshani, N., Shabanpour, R., Mohammadian, A., Auld, J., Ley, H., 2019年。突发紧急事件中的疏散目的地和出发时间选择分析。《交通计量学A辑：交通科学》15，896–914。

Grajdura, S., Borjigin, S., Niemeier, D., 2022年。快速移动的致命野火疏散模拟。《交通研究D辑：交通与环境》104，103190。

Grajdura, S., Qian, X., Niemeier, D., 2021年。突发野火疏散中的意识、出发与准备时间。《安全科学》139，105258。

Guan, X., Huang, S., Chen, C., 2025年。利用行为信息模型从多个偏差数据集中恢复缺失行程。《交通科学》。

Jamal, T.B., Hasan, S., 2023年。利用Facebook数据理解飓风造成的社区韧性损失。《国际灾害风险降低期刊》97，104036。

Janfeshanaraghi, N., Rohaert, A., Ronchi, E., Bénichou, N., Kuligowski, E.D., 2025年。疏散交通运行指标：2020年西尔维拉多山火案例研究。《消防技术》，1–25。

Jia, S., Kim, S.H., Nghiem, S.V., Doherty, P., Kafatos, M.C., 2020年。利用Facebook灾害地图检测到的加利福尼亚州特大火灾期间人口迁移模式。《环境研究快报》15，074029。

Jones, M.W., Veraverbeke, S., Andela, N., Doerr, S.H., Kolden, C., Mataveli, G., Pettinari, M.L., Le Quéré, C., Rosan, T.M., van der Werf, G.R.等，2024年。热带外地区与气候变化相关的森林火灾排放在全球范围内上升。《科学》386，eadl5889。

Kuligowski, E.，2013年。预测火灾期间的人类行为。《消防技术》49，101–120。

Kuligowski, E.，2021年。野火中的疏散决策与行为：既往研究、当前挑战与未来研究议程。《消防安全期刊》120，103129。

Kuligowski, E.D., Zhao, X., Lovreglio, R., Xu, N., Yang, K., Westbury, A., Nilsson, D., Brown, N.，2022年。对2019年加利福尼亚州金凯德山火中疏散决策的建模。《安全科学》146，105541。

Lambrou, N., Kolden, C., Loukaitou-Sideris, A., Anjum, E., Acey, C., 2023年。野火灾害脆弱性的社会驱动因素：文献综述。《景观与城市规划》237，104797。

Lee, J.S., Partlow, J., 等，2025年。阿尔塔迪纳燃烧之夜出了什么问题。https://www.washingtonpost.com/weather/interactive/2025/altadena-wildfire-destruction-eaton-fire/。访问日期：2025年10月2日。

Lindell, M.K., Perry, R.W., 2012年。防护行动决策模型：理论修订与补充证据。《风险分析：国际期刊》32，616–632。

Liu, L., Zhang, X., Jiang, S., Zhao, X., 2025年。利用大规模移动设备位置数据分析飓风伊恩期间的疏散。《交通研究D辑：交通与环境》139，104559。

Liu, Z.、Li, Y ., Law, A., Tan, J.Y.K., Chua, W.H., Zhu, Y., Feng, C.C., Luo, W., 2024年 .

COVID-19 疫情期间东南亚二氧化氮与人类出行的关联：一项为期两年的时空研究。《GIS年鉴》30，475–492。Lovreglio, R., Kuligowski, E., Gwynne, S., Strahan, K., 2019年。面向野火紧急事件的住户决策建模框架。《国际灾害风险降低期刊》41，101274。Lusseau, D., Baillie, R., 2023年。COVID-19流动限制期间绿地可及性的不平等。《环境研究》225，115551。

Maas, P., Iyer, S., Gros, A., Park, W., McGorman, L., Nayak, C., Dow, P.A., 2019年。Facebook灾害地图：面向危机响应与恢复的汇总洞见，载于：KDD，第3173页。

Mahmoud, H., 2020年。评估建成环境气候脆弱性的障碍。《自然·气候变化》10，482–485。

Mahmoud, H., 2024年。利用流行病网络模型提升野火韧性。《自然·计算科学》4，253–256。

McCaffrey, S., Wilson, R., Konar, A., 2018年。我现在该留下还是离开？还是该等待观望？影响野火疏散决策的因素。《风险分析》38，1390–1404。

McLennan, J., Ryan, B., Bearman, C., Toh, K., 2019年。我们现在该离开吗？野火威胁下疏散行为的影响因素。《消防技术》55，487–516。

Murray-Tuite，P.，Wolshon，B.，2013年。疏散交通建模：研究、发展与实践综述。《交通运输》研究C辑：新兴技术 27，25–45。

Naser, M., Kodur, V., 2025年. 野火对结构与基础设施的脆弱性：评估与缓解策略的视角. 《自然灾害》 121, 9995–10015. Ortiz, E., Schuppe, J., 2025 年 . 伊顿山火的 17 名遇难者全部位于疏散命令耗时数小时才抵达的区域。
https://www.nbcnews.com/news/us-news/

eaton-fire-deaths-los-angeles-evacuation-orders-took-hours-rcna188729. 访问日期：2025年10月2日。

Ostertag, S., Rice, M., Qu, J.J., 2023. 加利福尼亚州大型野火的时空趋势研究（1950年至2020年）。国际制图协会制图学与地理信息科学进展 4, 16。

Ozbay, K., Yazici, M.A., Iyer, S., Li, J., Ozguven, E.E., Carnegie, J.A., 2012. 运用区域交通规划工具模拟紧急疏散：新泽西州北部案例研究。《交通运输研究记录》2312, 89–97。

Palaiologou, P., Ager, A.A., Nielsen-Pincus, M., Evers, C.R., Day, M.A., 2019. 美国西部大型野火中的社会脆弱性。《景观与城市规划》189, 99–116。

Park, S., Yabe, T., Ukkusuri, S.V., 2024. 城市社会物理系统的灾后恢复政策评估。《计算机、环境与城市系统》114, 102184。

Paveglio, T.B., Prato, T., Edgeley, C., Nalle, D., 2016年. 评估野火社会脆弱性的特征：人口统计、感知和地块特征。《环境管理》58, 534–548。

Radeloff, V.C., Helmers, D.P., Kramer, H.A., Mockrin, M.H., Alexandre, P.M., Bar-Massada, A., Butsic, V., Hawbaker, T.J., Martinuzzi, S., Syphard, A.D., et al., 2018年. 美国野地 — 城市交界区的快速扩张加剧了野火风险。《美国国家科学院院刊》 115, 3314–3319。

Raei, B., Kinateder, M., Benichou, N., Gomaa, I., Wang, X., 2025年. 数据够好吗？利用全球定位系统数据对小型农村社区的疏散者行为进行时空建模。《国际灾害风险降低期刊》116, 105054。

Rashid, M.M., Rahman, R., Hasan, S., 2025a. 基于交通检测器和Facebook移动数据预测快速增强的飓风中的全网络疏散交通：深度学习方法。《交通工程杂志：A辑：系统》151, 04024085。

Rashid, M.M., Tirtha, S.D., Eluru, N., Hasan, S., 2025b. 利用Facebook数据了解飓风疏散行为。《国际灾害风险降低期刊》116, 105147。

Rohaert, A., Janfeshanaraghi, N., Kuligowski, E., Ronchi, E., 2023a. 野火疏散交通数据分析：2020年玻璃火灾案例研究。《消防安全期刊》141, 103909。

Rohaert, A., Kuligowski, E.D., Ardinge, A., Wahlqvist, J., Gwynne,S.M.,Kimball, A., Béni- chou, N., Ronchi, E., 2023b. 2019年金凯德野火疏散期间的交通动态。《交通研究D辑：交通与环境》116, 103610。

Ronchi, E., Gwynne, S.M., Rein, G., Intini, P., Wadhwani, R., 2019年. 用于模拟林地—城市交界火灾疏散的开放式多物理场框架。《安全科学》118, 868–880。

Schwartz, J., 2025年. 必应地图瓦片系统。https://learn.microsoft.com/en-us/bingmaps/articles/bing-maps-tile-system。访问日期：2025年3月7日。

南加州政府协会，2024年。Connect SoCal 2024：人口统计与增长预测技术报告。技术报告。南加州政府协会。加利福尼亚州洛杉矶。网址：https://www.scag.ca.gov/sites/default/files/2024-05/23-2987-tr-demographics-growth-forecast-final-040424.pdf# page=3.11。于2024年4月4日通过。

Sun, Y., Forrister, A., Kuligowski, E.D., Lovreglio, R., Cova, T.J., Zhao, X., 2024年。社会脆弱性与野火疏散：2019年金凯德大火案例研究。《安全科学》176，106557。

Terry Castleman, I.J.，2025年。西阿尔塔迪纳接到疏散令——但这花了数小时。https://www.yahoo.com/news/western-altadena-got-evacuation-order-004500325.html。访问日期：2025年10月2日。

Toledo, T., Marom, I., Grimberg, E., Bekhor, S., 2018年。野火事件中的疏散行为分析。《国际灾害风险降低期刊》31，1366–1373。

Varol, C., Hayrullahoglu, G., Soylemez, E., Sat, N.A., Varol, E., Ozcan, N.T., 2024年。灾害发生后人口移动模式的变化：2020年10月爱琴海地震案例。《国际灾害风险降低期刊》112, 104743。

Whittaker, J., Blanchi, R., Haynes, K., Leonard, J., Opie, K., 2017年。黑色星期六丛林大火期间的避难经历：对政策与研究的启示。《国际灾害风险降低期刊》23, 119–127。

Wong, S.D., Broader, J.C., Shaheen, S.A., 2020年。共享经济平台能否在灾害响应与救援中促进脆弱人群的社会公平？2017年和2018年加利福尼亚州野火案例研究。《交通运输：跨学科视角》5, 100131。

Wong, S.D., Broader, J.C., Walker, J.L., Shaheen, S.A., 2023年。了解加利福尼亚州野火撤离者行为与联合决策。《交通运输》50，1165–1211。

Woo, M., Hui, K.T.Y., Ren, K., Gan, K.E., Kim, A., 2017年。重建加拿大艾伯塔省麦克默里堡野火中的陆空紧急疏散。《交通运输研究记录》2604，63–70。

Wu, A., Yan, X., Kuligowski, E., Lovreglio, R., Nilsson, D., Cova, T.J., Xu, Y., Zhao, X., 2022年。利用GPS数据进行野火疏散决策建模。《国际灾害风险降低期刊》83, 103373。

Xu, N., Lovreglio, R., Kuligowski, E.D., Cova, T.J., Nilsson, D., Zhao, X., 2023年。利用机器学习预测和评估野火疏散决策：来自2019年金凯德大火的发现。《消防技术》59, 793–825。

Yabe, T., García Bulle Bueno, B., Frank, M.R., Pentland, A., Moro, E., 2025年。基于行为的地点间依赖网络塑造城市经济韧性。《自然·人类行为》9，496–506。

Yabe, T., Ukkusuri, S.V., 2020年。收入不平等对灾害发生后疏散、重新进入和隔离的影响。《交通研究D辑：交通与环境》82，102260。

Zhao, X., Xu, Y., Lovreglio, R., Kuligowski, E., Nilsson, D., Cova, T.J., Wu, A., Yan, X., 2022年。利用大规模GPS数据估计野火疏散决策和出发时间。《交通研究D辑：交通与环境》107，103277。