

# 持久邻里效应：考虑居住历史和时间动态的框架

Urban Studies

1-19

© Urban Studies Journal Limited 2019

Article reuse guidelines:

sagepub.com/journals-permissions

DOI: 10.1177/0042098016639012

journals.sagepub.com/home/usj



艾米莉·米尔顿堡 (Emily M Miltenburg)

荷兰阿姆斯特丹大学

汤姆·WG 范·德·米尔 (Tom WG van der Meer)

荷兰阿姆斯特丹大学

## 摘要

邻里效应研究已形成庞大规模并仍在不断增加，但所有这些研究几乎都忽视了个人的特定居住史。先前的居住区可能会留下持久的影响，大于现有的居住区；这一影响依赖于接触时间和迁移次数。本文检验了这个研究盲点在多大程度上导致学界错误估计了有着不同居住史的个人受邻里效应影响的程度。最终，我们制定了一个能纳入居住史（搬迁行为、时间的流逝以及与不同居住区的接触时间）的方法论框架，用于研究邻里效应随时间变化的动态机制。我们应用交叉分类的多层级模型（在当前和先前居住区安家的居民），分析荷兰统计局的个人层面纵向人口数据，涵盖了关于居住史的精细指标。我们与常规模型做了系统的比较，表明有必要纳入时间维度：我们的模型表明当前居住区的邻里效应被高估了 16–30%，而总体邻里效应至少被低估了 13–24%。我们的研究结果表明，邻里效应持续、长久存在，并具有结构性特点，同时不局限于单一时间点。

## 关键词

交叉分类模型，个人居住历史，邻里效应，社会空间不平等，接触时间

收稿：2014年10月；接受：2015年1月

## 简介

在过去的几十年里，大西洋两岸的研究人员都发现了居住区影响居民社会经济生活机会的证据(例如Cotter, 2002; Van Ham和Manley, 2010)。据称，生活在贫困街区的居民缺乏社区中积极的榜样和资源丰富的社交网络(Friedrichs等人, 2003)。邻里效应场在使用纵向数据(Andersson等人, 2007; Musterd等人, 2003)和处理自我选择偏差(Van Ham and Manley, 2010)方面取得了进展。

然而，尽管有方法上的创新，邻里效应仍然被误估。这种错误估计是由于忽略了

邻里接触背后的时间维度(持续性、时点、持续时间)。学者们几乎只关注居民当前的居住区，尽管理论上这个居住区的影响应该随着个人的居住历史而变化。毕竟，仅在街区居住很短时间的居民较少受到潜在的邻里效应影响(Galster, 2012; Musterd等人, 2012a)。此外，居民很可能继续受到他

## 通讯作者：

艾米莉·米尔顿堡，荷兰阿姆斯特丹大学社会学系，Nieuwe Achtergracht 166, 1018WV Amsterdam, Netherlands。

电子邮箱：E.M.Miltenburg@uva.nl

们以前街区的影响,例如,由于以前社会化的持久影响,或者由于与以前的邻里保持社会联系(Hedman, 2011年)。由于搬迁者因此同时受不同街区影响,因此有必要将居住街区历史纳入分析(Hedman, 2011: 509 - 511; Hedman等人, 2013)。

尽管整合接触的时间性和持续时间是理解个体生命过程中邻里效应持久性的关键(Sharkey和Faber, 2014),但只有少数研究关注这一时间维度(关于全面综述,见Hedman等人, 2013; 另见Musterd等人, 2012a; Quillian, 2003; van Ham等人, 2014)。然而,在文献中有一个被广泛响应的呼吁,要求建立一个理论和方法逻辑框架来模拟邻近效应的时间性(Galster, 2008; Hedman, 2011; Musterd等人, 2012a)。这种模型将对学者和决策者有用:

重要的是要更多地了解时点、持续时间和累积接触的可能影响,以及这些影响的持久性,因为学术界对建立更坚实的理论感兴趣,也因为决策者正在寻找能够促进人类福祉的最有效的邻里环境的干预措施。(Musterd等人, 2012a: 606)

本研究将接受这一挑战,并把当前和过往住宅区的影响分开。我们评估当前和过往街区的影响对居住历史(搬迁次数、搬迁后经过的时间、居住时间)的依赖程度。

我们研究的目的有三个。首先,我们旨在引入长期以来被要求的理论和方法框架,以模拟成年劳动人口持久邻近效应的时间维度及其受邻里接触限制的性质。

其次,我们旨在说明如何利用纵向个人层面的人口数据,通过交叉分类多层次模型(个体嵌套在当前和以前的街区中)来模拟当前和持久的社区效应。第三,我们旨在审视在文献中普遍存在的传统的、有缺陷的邻近效应模型是如何使对邻近效应的评估发生偏差的。本研究揭示了隐含的方法决策在何种程度上成为了邻里效应研究缺乏共识的根本原因。<sup>1</sup>我们系统地对文献中广泛使用的传统模型的估计结果与时间动态模型的估计结果进行了比较。<sup>2</sup>

在研究居住史对个人当前社会经济地位的影响方面,荷兰是一个很好的例子。首先,就社会经济地位而言,荷兰居住区的隔离程度不如其他欧洲国家高,而且这些

居民区是非常异构的(heterogeneous),尤其是与美国相比。这种差异是由于贫困社区普遍存在的社会住房、福利分配方案和干预措施(De Vries, 2005; Musterd等人, 2006)。因此,搬迁历史倾向于显示居住流动的频率和方向的更多变化。其次,荷兰的收入分配相对平等,尤其是与美国相比。如果说本项研究发现在传统模型中当前街区的影响往往被错估,那么,荷兰的这些错估可能比不太平等的国家要小。这意味着我们对邻里效应的测试相当保守。最后,荷兰社会统计数据库提供独特的纵向个人人口数据。这使得我们能研究成年劳动人口(21-55岁,不包括1999年仍是学生的人)的不同居住地址记录(居住期)及其在我们分析期间(观察期1995/1999-2011)的社会经济地位。

而这又使我们能够将当前街区的影响与过往街区的遗留影响分开,并处理自我选择(选择性居住流动)偏差。

我们的分析提供了一系列理论上和方法上相关的结果。首先,我们说明了不同的建模程序在多大程度上产生了对邻里效应的不同估计。我们发现了强有力的经验证据,表明由于居民的居住环境是静态的这一无效假设,传统模型中对邻里效应的估计是错误的。一方面,仅评估居民当前街区的影响但不区分搬迁者和非搬迁者的模型(大部分文献中的模型便是这样),会导致高估当前街区的影响。另一方面,仅关注非搬迁者、从而评估居民当前街区影响的模型低估了邻里效应。当我们同时将居民当前和过往的居住区纳入模型,我们发现过往居住区对居民当前的收入仍然有统计学上的不利影响。

第二,我们为迫切需要的生命历程视角提供了一个基本框架。居民搬家越频繁,目前居住的街区的影响就越小。居民搬家越频繁,过往住宅区的持久影响也就越小。与此同时,对于这些搬迁的工人来说,他们在当前街区居住的时间越长,当前街区的影响就越大。只搬迁过一次的居民往往更强烈地受以前街区的影响,如果他们在以前街区居住的时间更长的话。

总之,这项研究表明从理论和方法上而言,有必要将过往居住区对成年劳动人口的持久影响纳入模型。

## 邻里效应时间维度的理论基础

### 考虑时间性的邻里效应估计

许多研究都将美国(Cotter, 2002; Weinberg等人, 2004)和欧洲(Andersson等人, 2007年; Musterd等人, 2003年; Van Ham and Manley, 2010)街区构成与个人社会经济结果联系起来。然而, 大多数这一路研究仅估计了Hedman等人(2013: 2)所描述的当前街区的“单个时间点测量的瞬时效应”对个体结果的影响, 没有考虑居民的个体街区居住历史。显然, 这种建模策略不一定反映了“只有当前的街区重要”的理论假设。相反, 数据方面的限制使得将住宅历史简化为单一时间点测量成为了科学的做法。然而, 这种通用建模策略的后果应该被检验。

很少有研究试图处理成年人人群中邻里效应的时间性。首先, 一组研究只关注非搬迁者, 相信他们在街区中接触了足够长的时间, 从而受到影响(Bergsten, 2010; Galster等人, 2008; Kauppinen等人, 2011; Musterd等人, 2012b)。然而, 这种非搬迁者分析的一个严重缺点是, 搬迁者的收入变化比非搬迁者更具有进取性, 因此为追求更高社会地位而搬出街区的人被忽略了(正如Musterd等人所确认的那样, 2012b)。

另一组研究(确切地说是两项)将成年劳动人口在不止一个街区的实际接触时间考虑在内。Hedman及其同事的一篇论文(2013年)包含了成年人长期接触贫困社区的时间。作者发现, 离开父母之家后对街区贫困的累积接触对收入有正面影响, 而在随后得年份里留在这种类型的街区有明显的负面影响。第一个发现仅仅反映了这样一个事实: 许多人在最初进入劳动力市场并开始起步的阶段, 会在相对贫困的街区开始其住房生涯(Hedman等人, 2013: 16)。第二个发现与Musterd等人(2012a)的研究相一致, 他还发现成年人的邻里效应会持续数年, 虽然它们确实会减弱。与偶然的、间隔时间较长的接触相比, 近期对低收入街区持续、累积的接触会对居民收入产生更大的影响。

然而, 这种方法有一些缺点。这两项研究都没有将过往街区的独特影响纳入模

型, 因为它们缺乏对居住历史的精确测量。Musterd等人(2012年a)的研究将接触时间限制在间隔四年内(如Hedman等人所述, 2013: 3)。我们的研究将这一时间跨度扩大到十几年, 以便对居住历史有更全面的了解。Hedman等人(2013年)的研究确实允许更完整的时间尺度, 但是将居住历史缩小到三个不同的累积接触变量(1991年至1996年、1997年至2002年和2003年至2007年之间对贫困社区的接触)。

我们的研究不是研究后续街区的累积效应, 而是详细分离这些不同环境的影响, 以了解邻里效应的动态。我们还包括了一个连续的街区贫困量表, 而不是Hedman等人(2013)所采用的、衡量集中贫困街区接触的二分变量。

最后, 对于什么可视为变化, 还没有达成一致意见。Hedman等人(2013)只承认实际的居住迁移后发生的变化, 而Musterd(2012a)只评估街区社会经济构成的变化, 而不考虑实际迁移。我们的研究遵循了Hedman等人(2013)的观点, 仅关注因居民实际搬迁而导致的居民区构成的变化, 但我们扩展了时间框架, 纳入了搬迁次数、对所有个别居民区的接触时间、以及搬离前一个居民区后经过的时间。在这些将时间维度考虑在内的最新的努力的基础上, 我们提出了第三个模型, 它并入了以前街区的持久影响, 包括更详细的个人居住史。

### 解释(持久)邻里效应的机制

许多学者将街区对居民社会经济结果的影响归因于社会互动机制(Galster, 2012: 41), 最显著的是社会化(接触邻里的态度、价值观和行为)和嵌套街区社会网络的资源(Friedrichs等人, 2003; Galster, 2012; Galster等人, 2010)。

这些机制取决于邻居之间的互动(Van Ham and Manley, 2012: 9), 只有在街区居住一定时间后, 居民才认识邻居(Hedman, 2011; Van Ham and Manley, 2012)。

从这个角度来看, 搬家是人生中一个重要的事件(Sampson, 2012)。搬迁者和非搬迁者之间的明显区别解释了居民在居住区之间搬迁的不同经历和接触各居住区的时

间(Hedman, 2011)。如果保持与前街区的联系(例如通过定期访问),来自前街区的影响在搬迁后仍将继续。人们的经历不会在离开原来的居住区后马上被抹去,甚至可能会持久存在。街区是不断变化的环境,具有各种不断变化的社会关系、网络和互动(Tienda, 1991)。虽然街区特征通常不会随着时间的推移而改变(Hedman等人, 2013),但随着社交网络的瓦解和其他前居民的离开,主观环境也在演变。因此,我们预期随着居住历史的远去,过往住宅区的影响将会越来越衰减。

还有一些相互竞争的机制可能能够解释邻里效应,如环境机制(接触暴力和建筑物的物理状态)、地理机制(接近工作地点和地方政治当局)和制度机制(污名化和当地制度化资源)(Galster, 2012)。总的来说,环境机制、地理机制和制度机制的影响预计在搬迁后影响降低。然而,人们可以预期以前居住在一个曾经被孤立于当地劳动力市场之外的贫困、污名化街区所带来的伤痕效应。

最终,尽管本文无法直接测试它们,但各种机制表明,以前的居住区可能会在以后的生活中具有持久的影响。这就更加突出了将以前街区的影响纳入模型的必要性。我们预期以前的居住区仍然会对一个人目前的社会经济地位产生影响。

### 持久邻里效应的条件性

无论是当前还是先前的街区,其邻里效应不大可能是无条件的。早先的研究已经认识到第一个时间条件性。为了产生邻里效应,居民需要接触其街区(Galster, 2008年),最显著的是要在那里长时间居住。Kasarda和Janowitz (1974: 334)强调“[.]无论是社会阶层还是生命阶段,在影响当地社会关系方面,都没有居住时间那么强大或持久。Musterd等人(2012a: 607)发现,“那些仅仅短暂接触试图重塑自身行为的环境的人,与那些接触相同社交环境更长时间的人相比,几乎不会受到任何影响”,并且“人们需要接触新的本地社交网络至少达到一定的时间,他们所传达的与工作相关的信息中才会产生可衡量的差异”。

这一调查结果的含义应该延伸到过往居民区:仅在居民区居住很短时间的居民可能不会在离开该居民区后继续受到影响。因此,早先社会化的影响取决于居住时间:暴露时间越长,居民的后续收入受邻里效应的影响就越强。

用Hedman及其同事的话来说(2013: 5):“在社会规范普遍不太支持正规就业的贫困社区长时间居住可能会导致低收入,而只在这样一个街区呆一段很短得时间可能不足以导致行为或信念受影响”。

总之,持续居住在贫困地区会带来长期的负面社会化效应,这不利于居民的社会经济成果。我们预期,目前和以前的街区对在那里生活较长时间的个人的影响将会更大。

然而,与一个人搬到一个街区后需要时间建立社会关系这一推理相一致的是,一个人搬出一个街区后,社会关系也需要时间来削弱。显然,迁出一个街区的活动很可能会破坏与(前)邻居的联系,但不能明确肯定的是这些联系在迁出后会完全抹去。尤其是在短期内,以前的邻居可能会保持联系,尽管这种联系将变得更加难以维持,将被新建立的联系所取代,因此最终会受到侵蚀。因此,即使是持久邻里效应也有可能随着时间的推移而消失:一个人在一个前居住区居住的历史越近(无论是按搬出后已过去的时间、还是按搬出后又经历的搬迁次数来看),该居住区对他的影响就越大。

### 持久邻里效应与模型估计

在对汇集数据(是指涵盖搬迁者和搬迁动者的数据,这些数据不区分以前的居住地、搬迁次数和居住时间,因此只对当前街区的直接建模)的分析中,我们预期该数据设置会对估计产生直接影响,因为以前街区的影响根本不包括在分析中。

一方面,由此可以得出结论,在对汇集数据的分析中,当前居住区对其居民社会经济地位的影响被高估了,因为这类分析中的部分影响可归因于以前的居住区。另一方面,由于一个人在其一生中通常接触不止一个街区,因此对可能的整体邻里效应的估计不足。



H1。在包含一个或多个前居住区潜在影响的模型中，当前居住区对居民社会经济地位的估计影响较小。

文献中的另一种模型专门关注非搬迁者以确定潜在的邻里效应，它只显示了整个潜在邻近效应范围中的选择性部分。它只限于当前的街区和无搬迁历史者。

一方面，一旦我们将搬迁者包括在内，我们预期会得出较弱的邻里效应，因为非搬迁者在接触街区的时间较长，因此更有可能受到街区的影响。然而，这种推理表明，非搬迁者实际上有选择。另一种假设是，非搬迁者的邻里效应在很大程度上反映了自我选择，因为他们缺乏流动的资源，而且总的来说收入较低 (Musterd等人, 2012b)，因此一旦我们将搬迁者包括在内，邻里效应就会更强。这导致了两种截然不同的假设：

H2a。与无搬迁者的模型相比，这些纳入了以往居住区影响的模型

所得出的、当前居住区对居民社会经济地位的影响较弱。

H2b。与无搬迁者模型相比，这些纳入了以往居住区影响的模型所得出的、当前居住区对居民社会经济地位的影响更强。

## 数据、衡量指标和方法

### 数据记录文件

本文探讨了不同建模程序（通过集合数据分析瞬时效应、对非搬迁者的分析、以及考虑居住区历史的分析）产生的邻里效应估计的差异程度。这种比较需要对单个个体层面的纵向人口数据集进行多次分析。这些数据应涵盖先前居住区和当前居住区的全部信息，以便我们可以将居民模拟为同时嵌套在当前居住区和先前居住区内。荷兰统计局提供的社会统计数据库符合这些要求。

这个数据库是个人层面的纵向数据库文件，涵盖整个荷兰人口(1995-2011年)。为了提高建模速度，我们抽取了一个完美的随机样本，即从1995年起荷兰登记的总人口的5%。我们进一步对样本进行了精细化，将其限于1956年至1974年(1995年至2011年期间年龄在21岁至55岁之间)出生的个人(包括男性和女性)。

接着，我们在这一群体中按就业历史进一步缩小范围，限定于1999年不是学生、2011年活跃于劳动力市场、以及没有遗漏居住历史关键变量的人。这给我们留下了158, 377个样本。<sup>3</sup>

### 变量描述

*时变和时不变的个体水平变量。*每个人最多可以有五个居住期；每个居住期都包括时点和持续时间特征。<sup>4</sup>我们模型中的因变量是个人收入，在一个时间点静态测量，即在2011年最后一个居住期结束时(以欧元计量)。<sup>5</sup>该收入变量结合了每年的工作收入(雇员的工资和自营职业者的利润)，还包括社会保障福利、基金和生活费，再减去收入保险费。该变量将中心化以用于分析。随着我们谨慎地建立我们的分析，后来的模型剔除了居民当前居住期开始时的收入的影响。

我们还针对最后一次居住期结束时出生年份、性别、国籍和家庭状况(四个虚拟变量：单身、有孩子和没有孩子的夫妇以及单亲父母，以及这些虚拟变量与性别的互动)进行控制。我们允许针对每个居住期改变的变量是街区贫困指数、居住时长、从离开街区到2011年底经过的时间(仅适用于以前的居住期)，对于有五个或更多地址的个人，我们将他们的居住流动性(地址数量)包括在内。由于没有对全体人口进行教育登记，目前还没有关于教育成就的数据。

*街区层面变量。*街区采用荷兰统计局指定的街区，平均规模约为1,500名居民。针对2011年每个街区的贫困状况，我们创建了一个基于人口的标准化街区贫困指数。

另一种建模策略是专注于以前的街区在居民离开时对居民的邻里效应，以测试以往社会化的持久影响。有两个主要原因使我们关注从2011年开始的街区信息。

从理论上讲，这种持久影响更多的是超越过去条件(应通过针对进入当前街区时的收入进行控制来捕捉)通过控制收入来捕捉)的持续社会化和互动效应(如与前邻居的接触)。2011年的环境不一定与被调查者离开社区时的环境相同(见“解释(持旧)邻里效应的机制”一节)，但我们通过测试前居住区对居民的影响随时间推移的衰退来考虑这一点。

表1 每个子样本的描述性统计分析。

	搬迁者/非搬迁者相组合			非搬迁者			搬迁者: 两个地址		
	样本量	百分比/标准差 平均值	最小值 最大值	样本量	百分比/标准差 平均值	最小值 最大值	样本量	百分比/标准差 平均值	最小值 最大值
性别	158,377			38,367			45,601		
男性		54.56%			52.23%			53.99%	
女性		45.44%			47.77%			46.01%	
来源	158,377			38,367			45,601		
搬迁者		15.35%			10.36%			14.50%	
非搬迁者		84.65%			89.64%			85.50%	
单身	158,377	12.80%		38,367	9.39%		45,601	12.84%	
无子女的夫妇	158,377	17.99%		38,367	19.81%		45,601	17.65%	
有子女的夫妇	158,377	61.03%		38,367	62.86%		45,601	62.82%	
单亲父母	158,377	6.03%		38,367	4.27%		45,601	5.34%	
个人收入	158,377	41,110	32,974	2	1,000,000	38,367	36,871	26,397	6
出生年份	158,377	1964.9	5.266	1956	1974	1956	1974	1956	1974
街区贫困指数	158,377	-0.099	0.981	-8.096	4.553	38,367	0.035	0.831	-8.096
最新地址	158,377	10.281	5.549	0	16.917	38,367	16.905	0.175	13
最新地址居住时长 (年数和不足一年的时间)									
次数/街区内搬迁									
t0地址: 街区数量	158,377	7513		38,367	6290		45,601	6693	
t2地址1: 街区数量/地址与t0		不适用			不适用		45,601	6280	25.19%
地址: 位于同一街区									
t2地址2: 街区数量/地址与t0		不适用			不适用				不适用
地址: 位于同一街区									
t2地址3: 街区数量/地址与t0		不适用			不适用				不适用
地址: 位于同一街区									
t2地址4: 街区数量/地址与t0		不适用			不适用				不适用
地址: 位于同一街区									
地址数量 (10个以内)	158,377	2.794	1.723	1	10	38,367	1	0	1
							45,601	2	0
								2	2

(续)

表1 (续)

	搬迁者: 3个地址			搬迁者: 4个地址			搬迁者: 5个以上地址		
	样本量	百分比/标准差 平均数	最小值 最大值	样本量	百分比/标准差 平均数	最小值 最大值	样本量	百分比/标准差 平均数	最小值 最大值
性别	32,321			19,259			22,829		
男性		55.48%			56.29%				
女性		44.52%			43.71%				
来源	32,321			19,259			22,829		
搬迁者		16.59%			17.83%				
非搬迁者		83.41%			82.17%				
单身	32,321	12.55%		19,259	13.88%		22,829		
无子女的夫妇	32,321	17.08%		19,259	17.00%		22,829		
有子女的夫妇	32,321	62.36%		19,259	59.94%		22,829		
单亲父母	32,321	6.49%		19,259	7.44%		22,829		
个人收入	32,321	42.866 34.060	2 1,000,000	19,259	44.220 36.271	5 1,000,000	22,829	42.787 38.240	9 1,000,000
出生年份	32,321	1966.29 4.964	1956 1974	19,259	1967.42 4.840	1956 1974	22,829	1968.32 4.647	1956 1974
街区贫困指数	32,321	-0.166 1.006	-8.096 3.793	19,259	-0.195 1.052	-8.096 4.553	22,829	-0.118 1.131	-8.096 4.553
最新地址	32,321	7.820 4.075	0 16.917	19,259	6.167 3.621	0 16.500	22,829	4.493 3.150	0 16.500
最新地址居住时长 (年数和不足一年的时间)									
次数/街区内搬迁									
t0地址: 街区数量	32,321	6191		19,259	5347		22,829	5541	
t2地址1: 街区数量/地址与t0地址: 位于同一街区	32,321	5880 21.28%		19,259	5170 18.77%		22,829	5334 16.51%	
t-2地址: 街区数量/地址与t0地址: 位于同一街区	32,321	5868 14.76%		19,259	4978 12.01%		22,829	5212 12.08%	
t2地址3: 街区数量/地址与t0地址: 位于同一街区		不适用		19,259	4983 9.79%		22,829	5139 7.97%	
t2地址4: 街区数量/地址与t0地址: 位于同一街区		不适用			不适用		22,829	5180 7.32%	
地址数量 (10个以内)	32,321	3 0 3	3 3 3	19,259	4 0 4	4 4 4	22,829	6.083 1.378 5 10	

在方法上, 替代模型策略会导致交叉分类模型中的嵌套问题。每个被调查者将会有独特的环境(取决于他们离开的时间)。如果我们必须考虑t0时刻街区组成的依赖性, 以及t21和t22时刻同一街区组成的依赖性, 我们应该在交叉分类模型的基础上增加另一个层次的分析。这是不可行的。

街区贫困指数包含代表街区机会结构、资源和分层的各个领域的社会经济层面。在7632个街区中检验了以下五个项目(2011年测量)的可分解性: (1) 每个收入接受者的平均个人收入; (2) 居民人均收入; (3) 收入低于或等于国民收入分配40%的收入接受者百分比; (4) 收入等于或大于国民收入分配的80%的收入接收者百分比; (5) 每1000个家庭的福利数量。

每对项目之间的相关性处于0.451到0.932之间。基于标准化项目, 使用Cronbach  $\alpha$  检验了指数的内部一致性, 该值很高(0.921)。Kaiser-Meyer-Olkin抽样充分性后因子测量值为0.81, 表明充分的可分解性。只使用主成分分析(未旋转)估计了一个成分, 解释了77%的方差, 该成分的特征值为3.86。街区贫困指数是标准化的, 并作为一个连续的独立变量纳入模型。<sup>6</sup>

### 描述性统计数据

第一个模型采用了158,377个人的主要数据集, 结合了对搬迁者和非搬迁者最近地址的分析。正如所解释的, 我们也估计非搬迁者和有过两个、三个、四个和五个(或更多)地址的居民的模型。表1提供了每个子数据集的描述性统计数据。<sup>7</sup>具有不相似居住轨迹的个体之间的明显差异强调了在比较替代模型和估计有条件邻里效应时明确考虑这一点的重要性。

### 建模策略

为了研究忽略个人居住区历史的模型对估计邻里效应的影响, 我们采取了两种不同的建模策略。在我们分析的第一步, 我们通过估计两个传统的两级模型来复制现有的方法, 个人则嵌套在当前居住区中。

第一个模型是根据迁移者和非迁移者的合并样本估计的, 忽略了居住历史(参

见Andersson等人, 2007; Musterd等人, 2003; Van Ham and Manley, 2010)。第二个模型是根据非搬迁者的样本估计的(参见Musterd等人, 2012b)。由于我们没有考虑以前的街区, 这些模型没有交叉分类。这些传统的随机截距两级模型(表2和表3中的模型1和模型2)用作参考点, 以揭示先前研究中的错误估计。

在分析的第二步, 我们考虑以前的居住区和现在的居住区。我们同时对多个环境建模, 即使这些环境本身并不相互嵌套。为此, 交叉分类的多级模型是最合适的技术。<sup>8</sup>它允许我们同时估计功能不同的环境(即当前和以前的街区)的影响。尽管在更高层次的分析中, 相同的社区构成了多个环境, 但这些环境对于受访者而言在功能上是不同的(因为我们将当前和以前的居住地分开), 理论上预计会产生不同的影响。分离这些效应对于测试潜在的不充分指定模型背后的假设至关重要(Fielding和Goldstein, 2006)。<sup>9</sup>交叉分类模型在计算上要求很高。为了避免数值和记忆问题, 我们使用Browne等人(2001)推广的更有效的MCMC贝叶斯估计方法和IGLS估计先验, 以在MLWin中估计我们的模型。由于这些交叉分类模型迅速变得过于复杂而难以估计, 在较高的分析水平上我们只对当前和前一个街区进行建模。

分别拥有三个、四个或五个地址的居民的倒数第二、倒数第三和倒数第四个街区被作为个人层面的特征纳入。虽然这对影响大小没有影响, 但是这些特定环境的影响标准误差被低估了。然而, 我们将它们纳入我们的分析, 以了解这些影响的纳入如何影响其他估计。我们为个人*i*考虑的交叉分类模型可以表示如下(Rasbash等人, 2009):

$$y_{i(jk)} = \beta_0 + \beta_1 x_{ijk} + \beta_2 z_{jk} + \beta_3 z_k + \beta_4 x_{ijk} + u_{0j} + u_{0k} + \varepsilon_{0i(jk)} \quad (1)$$

对于每个子样本, 我们首先只对当前街区的邻里效应进行建模, 然后在第二步中添加先前居住区的邻里效应。<sup>10</sup>因为这些模型固定地址和搬迁的数量, 所以我们的结果不依赖于居住不稳定性。



在我们的数据集和模型的构建过程中，我们对居住搬迁的构成条件、以及我们的人口研究做了一些重要的选择。

为了进一步证实我们的发现，我们对我们的核心模型进行了多次稳健性检查。我们将在“稳健性检查”部分对此进行详细说明。

其中 $y_{ijk}$ 是来自第(jk)个前街区/当前街区组合的受访者I在2011年的收入； $\beta_{1xijk}$ 是受访者I个人层面特征的影响； $\beta_{2zjk}$ 是当前街区(k)和前街区(j)交叉嵌套的街区级特征的影响； $\beta_{3zk}$ 是当前街区k的街区级特征的影响； $\beta_{4xijk}$ 是居民的倒数第二、倒数第三和倒数第四个街区的街区级特征的影响(作为受访者I的个人层面特征包括在内)； $u_{0k}$ 代表当前居住区截距的变化； $u_{0j}$ 代表前居住区截距的变化； $\varepsilon_{ijk}$ 是个体内部剩余的变异。我们建立了八个交叉分类的个体模型，这些个体嵌套在当前和以前的住宅区中，即那些在精确地有过两个居住地址(3-4)的受访者子样本上估计的个体，在精确地有过三个居住地址(5-6)的受访者子样本上估计的个体，曾居住在精确的四个地址(7-8)的受访者的子样本，以及曾居住在五个或更多地址的受访者的子样本，针对地址的数量(9-10)进行控制。

## 结果

### 基线模型

表2显示，无论居住时间长短，生活在贫困指数高的街区对个人收入有统计上显著的负面影响。换句话说，收入有实质性的损失：贫困指数上升一个百分点意味着年收入损失几千欧元。然而，取决于我们的子样本和建模策略，结果也显示了很大的影响差异。模型1将搬迁者和非搬迁者聚集在一起，忽略了居住流动性和持久邻里效应。相比之下，模型2只关注非搬迁者，并且显示了对邻里效应的低得多的估计。

模型3-10是针对曾居住在两个、三个、四个和五个(或更多)地址的居民的三级交叉分类模型。

从这些模型中显而易见的是，单独对当前住宅区的关注会导致高估邻里效应。当考虑到所有以前居住的街区时，当前街区

的影响会下降(如模型4、6、8和10所示)。曾经生活在贫困指数高的街区对个人目前的收入有统计上显著的不利影响。前一个街区的构成的影响是当前街区影响的一半以上。这表明以前的住宅区有相关的持久影响。对于分别拥有三个、四个或五个地址的居民来说，倒数第二、倒数第三和倒数第四个街区也有一定的影响，尽管不如最后一个街区强。

表3显示了一些模型得出的影响，这些模型针对这种自我选择的影响进行控制，并针对居民在最近居住期开始时的收入进行明确的控制。<sup>11</sup>尽管邻里效应比表2中的小得多，但可以观察到同样的规律。不管居住期开始时的收入和居住时长如何，生活在贫困指数高的街区对个人收入有统计上显著的负面影响。当考虑到上一个居住区时，当前居住区的影响会大大减小：在当前地址之前居住在贫困指数高的街区仍然会产生统计上显著的不利影响。如果将先前的居住期包括在内，就能揭示当前街区的影响被高估了16%(模型3-4)到30%(模型7-8)。一旦我们针对自我选择进行控制，拥有三个、四个或五个地址的居民的倒数第二、倒数第三和倒数第四的街区不再产生实质性的重大负面影响。然而，以前的住宅区的持久影响仍然表明，

整体的邻里效应被低估了13%(模型9-10)到24%(模型7-8)。

对有两到五个(或更多)地址的居民进行比较也表明，当前居住区的影响随着居民迁移的频率上升而减小。这支持了第一个假设：整合了前居住区影响的模型得出的、当前居住区对居民社会经济地位的影响较弱。同样，我们也发现了对假设2b的支持：只关注非搬迁者的模型低估了邻里效应，包含前居住区影响的模型得出了更强的邻里效应。因此，先前居住的街区仍然对个人当前的社会经济地位有影响。

### 邻里效应的时间条件性

持久影响不可能不以个人居住史为条件。表4和表5在表3的基础上引入了有条件的邻里效应。<sup>12</sup>表4将当前居住街区的影响与在这个街区中花费的时间量相互作用。<sup>13</sup>对于有三个、四个或五个地址的居民来说，当前街区的邻里效应对于在当前街

表2 接触贫困街区对个人2011年收入影响的随机截距模型（具有不同的个人居住史）。

	最新地址（搬迁者与非搬迁者）			非搬迁者			搬迁者（2个地址）			
	模型1	模型2	模型4	模型2	模型3	模型4	交叉分类	交叉分类	交叉分类	
	B	SE	B	SE	B	SE	B	SE	B	SE
t0地址:	-7511.382	100.049***	-5041.040	151.502***	-6337.753	164.003***	-5143.438	172.284***		
街区贫困指数 <sub>k</sub>										
居住时长（中心化）	-235.941	18.979***	不适用	不适用	2.787	31.750	25.295	31.804		
前地址（与t0地址在同一街区）	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	329.651***	不适用
前地址（与t0地址在同一街区的 的第一前地址	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用
前地址（与t0地址在同一街区的 的第二前地址	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用
前地址（与t0地址在同一街区的 的第三前地址	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用
地址数量	265.484	62.690***	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用
t2地址1										
t2地址2										
t2地址3										
t2地址4										
街区贫困指数 <sub>k</sub>										
街区贫困指数 <sub>k</sub>										
街区贫困指数 <sub>k</sub>										
街区贫困指数 <sub>k</sub>										
常数	426.310		663.584		1,022,711		984,453			
对数似然/MCMC偏离	-1,855.424		-439,968		1,065,491		1,065,476			
样本量	158,377		38,367		45,601		45,601			

(续)

表2 (续)

搬迁者 (3个地址)			搬迁者 (4个地址)			搬迁者 (5个地址)					
模型5	模型6		模型7		模型8		模型9		模型10		
交叉分类	交叉分类	交叉分类	交叉分类	交叉分类	交叉分类	交叉分类	交叉分类	交叉分类	交叉分类		
B	SE	B	SE	B	SE	B	SE	B	SE		
-7771.436	198.841 <sup>***</sup>	-5966.003	213.683 <sup>***</sup>	-8567.294	244.920 <sup>***</sup>	-5947.049	276.552 <sup>***</sup>	-8870.355	243.154 <sup>***</sup>	-6338.245	264.870 <sup>***</sup>
-103.932	42.444 <sup>***</sup>	-49.676	42.240	-30.794	66.725	45.412	65.830	32.681	75.904	132.794	75.048
不适用	不适用	-669.751	448.454	不适用	不适用	196.625	637.205	不适用	不适用	1265.595	655.677*
不适用	不适用	-3155.845	525.370 <sup>***</sup>	不适用	不适用	-2247.641	798.787 <sup>***</sup>	不适用	不适用	-1925.476	765.879 <sup>***</sup>
不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	-2994.422	874.821 <sup>***</sup>	不适用	不适用	-2423.186	907.475 <sup>***</sup>
不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	-2065.736	964.836*
不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	-1312.920	169.558 <sup>***</sup>	-1227.664	172.724 <sup>***</sup>
		-3332.917	203.958 <sup>***</sup>			-3658.834	268.037 <sup>***</sup>			-3144.384	257.948 <sup>***</sup>
		-1110.769	194.335 <sup>***</sup>			-1753.578	262.543 <sup>***</sup>			-1917.919	242.375 <sup>***</sup>
						-995.708 <sup>***</sup>	251.561 <sup>***</sup>			-1482.819	238.532 <sup>***</sup>
										-836.980	230.353 <sup>***</sup>
643.619	530.216			382.657		248.454		-110.319		-166.479	
758.247	758.028			454.880		454.607		541.247		541.033	
32.321	32.321			19.259		19.259		22.829		22.829	

注: \* $p < 0.05$ , \*\* $p < 0.01$ , \*\*\* $p < 0.001$  (单侧)。该模型针对性别、出生年份、搬迁情况、家庭状况虚拟变量(单身、有子女夫妇和单亲)以及家庭地位虚拟变量(与性别的互动进行控制)。不报告这些变量的系数。

表3 接触贫困街区对个人2011年收入影响（针对居住开始时的收入进行控制）的随机截距模型（具有不同的个人居住史）。

	最新地址（搬迁者与非搬迁者）				搬迁者（2个地址）			
	模型1		模型2		模型3		模型4	
两级	B	SE	B	SE	B	SE	B	SE
t0地址： 街区贫困指数 <sub>k</sub>	-2113.161	59.912***	-1481.927	107.861***	-2212.387	112.365***	-1853.780	125.533***
居住时长（中心化）	306.968	17.686***	不适用	不适用	-113.981	39.018***	-103.645	38.7644**
前地址（与t0地址在同一街区）	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	-139.607	238.660
前地址（与t0地址在同一街区的 的前一前地址	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用
前地址（与t0地址在同一街区的 的第二前地址	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用
前地址（与t0地址在同一街区的 的第三前地址	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用
地址数量	194.844	43.775***	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用
居住期开始时的收入	0.915	0.002***	0.920	0.005***	0.898	0.005***	0.888	0.005***
居住时长（中心化）	0.003	0.000	n/a	n/a	0.014	0.001***	0.014	0.001***
3 居住期开始时的收入								
t2地址1： 街区贫困指数 <sub>k</sub>							-873.583	125.4567***
t2地址2： 街区贫困指数 <sub>k</sub>								
t2地址3： 街区贫困指数 <sub>k</sub>								
t2地址4： 街区贫困指数 <sub>k</sub>								
常数	-236.506		-67.114		37,490		25.857	
对数似然JCMC(偏离	-1,798,490		-427,720		1,041,331		1,041,228	
样本量	158,377		38,367		45,601		45,601	

(续)



表3 (续)

搬迁者 (3个地址)			搬迁者 (4个地址)			搬迁者 (5个地址)					
模型5	模型6	模型7	模型8	模型9	模型10	交叉分类	交叉分类	交叉分类			
B	SE	B	SE	B	SE	B	SE	B	SE		
-2431.953	132.93 <sup>***</sup>	-1950.987	145.506 <sup>***</sup>	-2160.287	160.194 <sup>***</sup>	-1514.736	180.032 <sup>***</sup>	-1550.543	131.870 <sup>***</sup>	-1183.177	148.809 <sup>***</sup>
321.914	48.912 <sup>***</sup>	341.931	49.284 <sup>***</sup>	810.058	70.754 <sup>***</sup>	831.496	70.433 <sup>***</sup>	876.094	69.166 <sup>***</sup>	898.814	69.432 <sup>***</sup>
不适用	不适用	-430.839	319.682	不适用	不适用	-400.238	432.614	不适用	不适用	-142.043	394.812
不适用	不适用	-1435.307	365.237 <sup>***</sup>	不适用	不适用	-610.472	519.067	不适用	不适用	-789.754	453.533*
不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	-999.238	570.043*	不适用	不适用	-650.276	551.433
不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	-223.555	584.842
0.909	0.005 <sup>***</sup>	0.904	0.005 <sup>***</sup>	0.906	0.006 <sup>***</sup>	0.900	0.006 <sup>***</sup>	-160.191	104.887	-156.536	106.067
0.008	0.001 <sup>***</sup>	0.008	0.001 <sup>***</sup>	0.003	0.002	0.002	0.002	0.008	0.002 <sup>***</sup>	0.956	0.005 <sup>***</sup>
										0.008	0.002 <sup>***</sup>
										-573.180	150.868 <sup>***</sup>
										-3.096	148.265
										-240.884	142.540*
										-174.729	138.256
-182516		-206691		-348781		-359876		-262747		-261729	
736,812		736,776		413,479		439,096		518,621		518,562	
32,321		32,321		19,259		19,259		22,829		22,829	

注: \*p < 0.05, \*\*p < 0.01, \*\*\*p < 0.001 (单侧)。该模型针对性别、出生年份、搬迁情况、家庭状况虚拟变量(单身、有无子女夫妇和单亲)以及家庭地位虚拟变量与性别的互动进行控制。不报告这些变量的系数。

区生活较长时间的个人来说更强。对于只有两个地址的个人来说，没有发现这点。<sup>14</sup>

持久邻里效应也取决于居住历史的时间性吗？

表5只关注有两个或三个地址的个人，因为我们没有发现更早的居住区有显著影响。表5a(模型1)显示，对于只搬迁过一次的个体(有两个地址)而言，前一个街区的影响随着他们在当前地址居住的时间越长而变得越来越弱。<sup>15</sup>表5b显示，与我们的预期相反，对于有三个地址的个人(模型4)，当个人在更久远的过去在那儿居住，前一个街区的持久邻里效应更强而不是更弱。<sup>16</sup>

### 稳健性检查

我们的分析表明，在评估邻里效应时，有必要考虑个人的居住史。在本节中，我们测试我们的模型相对于核心模型背后的一些选择而言的稳健性(表3，模型3-4)。

第一个选择是关于什么构成搬迁：在我们的模型中，住宅搬迁是地址之间的任何搬迁，包括在一个街区内的搬迁。为了验证我们的结果的稳健性，我们区分了在街区内搬迁的搬迁者和在搬出街区的搬迁者中的数据(两者都用分割法和并采用交互模型)。我们发现这种区分不会有对我们的研究发现产生实质性的影响：与在不同街区间搬迁的人相比，前一居住期对在同一个街区内搬迁的人的影响要小一些(但差别不是很大)。

第二个主要选择涉及我们的数据选择。我们抽取了一个完美的随机样本，即从1995年起荷兰登记的总人口的5%。为了测试我们调查发现的稳健性，我们将原始样本分成两半，并重新运行我们的模型，结果得出了高度相似的结果。

我们对样本进一步精细化，将其现定于2011年期间收入高于零(不包括有债务和/或没有收入的个人)、且在最广泛意义上的劳动力市场活跃的个人。

我们使用以下数据集重新估计了我们的核心模型：(1)只有男性，(2)没有自营职业者，(3)年收入上限为100,000欧元，以及(4)没有来自最富裕和最贫困街区的个人(高于和低于街区人口平均值的1.5个标准差)。在所有这些分析中，邻里效应的方向和显著性与我们的主要模型非常相似。最

重要的是，我们所有关于邻里效应的实质性结论都成立。<sup>17</sup>无论数据选择如何，居住史都很重要。

### 结论

本项研究在考虑居住区历史的情况下，采用交替建模方法对邻里效应进行了系统比较。我们发现强有力的证据，表明传统的邻里效应模型过高估计了当前住宅区的邻里效应。以前的居住区对居民当前的收入有统计上的不利影响(超出了他们目前居住的居住区)，即使当我们针对居民进入他们目前的居住区时的收入水平进行控制也是如此。在我们的模型中包含以前的街区的这些持久影响，对于此类文献中传统使用的模型得出的、当前街区的估计影响具有显著和实质性的影响。与一般的截面研究相比，包含持久邻里效应在内会减少当前街区的估计影响。相比之下，与只关注非搬迁者的研究相比，包含持久邻里效应在内会显示更强的当前街区影响。

在方法上，我们的发现意味着学者应该意识到传统的、忽略居住历史的邻里效应模型会导致严重的估计偏差。

当前街区的影响被高估了(16-30%)；整个(现在和以前)街区的影响被严重低估(13-24%)。这项研究强调需要一个方法框架，更好地隔离当前和以前的街区效应。这个框架应该包括以前居住的街区、搬迁行为、时间的流逝和对不同街区的接触时间。交叉分类、多层次模型提供了这样一个框架。

理论上，这些发现表明居民同时接触不同的街区。即使在搬迁之后，人们仍然会受到以前居住区的影响(正如Hedman2011年提出的理论所表明的)。尽管这些持久邻里效应往往会随着个人搬迁的频率提高而消失，但它们相当持久，甚至会超越居民在当前居住期开始时的收入水平。这些影响可能是由长期的社会化(在随后的数年里继续影响居民)、持续的社会关系网、或糟糕的劳动力市场记录留下的伤疤效应。然而，最终，这项研究无法隔离我们发现的影响背后的机制。未来的研究应着眼于确定这些机制，例如通过用社会网络调查数据丰富登记数据。

表4 接触当前街区（与在当前街区居住的时长互动）对个人2011年收入影响（针对居住期开始的收入进行控制）的随机截距模型（具有不同的个人居住史）。

	搬迁者 (2个地址)			搬迁者 (3个地址)			搬迁者 (4个地址)			搬迁者 (5个以上地)		
	模型4 交叉分类			模型6 交叉分类			模型8 交叉分类			模型10 交叉分类		
	B	SE		B	SE		B	SE		B	SE	
t0地址:												
街区贫困指数 <sub>k</sub>	-1841.189	124.571***	-1986.089	145.313***	-1163.820	179.761***	-1203.113	115.193***				
居住时长(中心化)	-112.621	39.405**	358.847	50.065***	878.122	72.016***	971.061	72.212***				
前地址(与t0地址在同一街区)	-147.455	241.908	-416.672	315.050	-359.488	429.166	-94.592	391.354				
前地址(与t0地址在同一街区) 的第一前地址	不适用	不适用	-1421.283	367.781***	-562.774	520.636	-760.815	468.178				
前地址(与t0地址在同一街区) 的第二前地址	不适用	不适用	不适用	不适用	-992.120	578.233	-656.969	555.319				
前地址(与t0地址在同一街区) 的第三前地址	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	-185.051	592.125				
地址数量	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	不适用	-163.932	103.948				
居住期开始的收入	0.896	0.005***	0.904	0.005***	0.898	0.006***	0.954	0.005***				
居住时长(中心化) <sub>3</sub>	0.014	0.001***	0.007	0.001***	0.000	0.002	0.006	0.002***				
居住期开始的收入_居住时长 (中心化) x 街区贫困指数 <sub>k</sub>	47.634	25.413*	-96.558	30.171***	-225.815	42.795***	-208.846	41.396***				
t2地址1:												
街区贫困指数 <sub>k</sub>	-873.379	124.379***	-982.366	141.833***	-1163.820	179.761***	-576.934	150.237***				
t2地址2:												
街区贫困指数 <sub>k</sub>			-25.503	134.521	-339.856	173.096*	-12.380	146.987				
t2地址3:												
街区贫困指数 <sub>k</sub>												
t2地址4:												
街区贫困指数 <sub>k</sub>												
常数	28.092		-207.781		-364.445		-166.170	140.761				
MCMC偏离	1,041,270		736,774		439,121		518,547					
样本量	45,601		32,321		19,259		22,829					

注: \*p < 0.05, \*\*p < 0.01, \*\*\*p < 0.001 (单侧)。  
 该模型针对性别、出生年份、搬迁情况、家庭状况虚拟变量(单身、有子女夫妇和单亲)以及家庭地位虚拟变量(与性别的互动进行控制。不报告这些变量的系数)。

表5 接触先前居住区的影响的随机截距模型，其与(a)当前居住区的居住时长和(b)离开先前居住区后经过的时间相互作用(针对在开始居住期控制收入)。

	搬迁者 (2个地址)				搬迁者 (3个地址)			
	(a) 交叉分类模型1		(b) 交叉分类模型2		(a) 交叉分类模型3		(b) 交叉分类模型4	
	B	SE	B	SE	B	SE	B	SE
$\tau_0$ 地址:								
街区贫困指数 <sub>k</sub>	-1841.208	124.752 <sup>***</sup>			-1986.482	146.331 <sup>***</sup>		
居住时长 (中心化)	-131.423	40.471 <sup>***</sup>			359.665	51.794 <sup>***</sup>		
前地址 (与 $\tau_0$ 地址位于同一街区)	-135.584	249.298			-421.992	319.753		
前地址 (与 $\tau_0$ 地址位于同一街区) 的前一地址	不适用	不适用			-1435.519	374.496 <sup>***</sup>		
居住期开始时的收入	0.895	0.005 <sup>***</sup>			0.904	0.006 <sup>***</sup>		
居住时长3居住期开始时的收入	0.014	0.001 <sup>***</sup>			0.007	0.001 <sup>***</sup>		
居住时长 (中心化) 3 街区贫困指数 <sub>k</sub>	16.663	27.993			-92.261	34.426 <sup>*</sup>		
$\tau_0$ 地址居住时长 (中心化) 3 街区贫困指数 <sub>k</sub>	-873.182	124.586 <sup>***</sup>			-985.936	142.475 <sup>***</sup>		
$\tau_0$ 地址居住时长 (中心化) 3 街区贫困指数 <sub>k</sub>	72.649	28.692 <sup>**</sup>			-29.154	35.087		
$\tau_2$ 地址1:								
街区贫困指数 <sub>jk</sub>					-26.919	139.999		
$\tau_0$ 地址居住时长 (中心化) 3 街区贫困指数 <sub>jk</sub>					25.225	33.876		
$\tau_0$ 地址								
街区贫困指数 <sub>k</sub>								
前地址 (与 $\tau_0$ 地址位于同一街区)								
前地址 (与 $\tau_0$ 地址位于同一街区) 的前一地址								
居住期开始时的收入								
街区贫困指数 <sub>jk</sub>								
离开街区后至2011年经过的时间								
街区贫困指数 <sub>jk</sub> 离开后经过了3年								
$\tau_2$ 地址1:								
街区贫困指数 <sub>jk</sub>								
离开街区后至2011年经过的时间								
街区贫困指数 <sub>jk</sub> 离开后经过了3年								
$\tau_2$ 地址2:								
街区贫困指数 <sub>jk</sub>								
离开街区后至2011年经过的时间								
街区贫困指数 <sub>jk</sub> 离开后经过了3年								
常数	25.949	53.927	-207.089	-191.229			0.891	0.005 <sup>***</sup>
MCMC 偏差	1,041,227	1,041,409	736,800	736,781			-51.615	279.393
样本量	45,601	45,601	32,321	32,321			629,094	34,961 <sup>***</sup>
							-120.621	30.676 <sup>***</sup>
							-476.330	577.683
							77.400	44.670 <sup>*</sup>
							30.454	41.267

注: \* $p < 0.05$ , \*\* $p < 0.01$ , \*\*\* $p < 0.001$  (单侧)。该模型针对性别、出生年份、搬迁情况、家庭状况虚拟变量(单身、有无子女夫妇和单亲)以及家庭地位虚拟变量与性别的互动的相互作用进行控制。不报告这些变量的系数。



由此可见,学者应该将他们的研究范围扩大到目前居住的街区以外,并认识到个人选择和接触更多的街区是更大的社会和空间不平等结构的一部分。具有居住流动性的个体持续地嵌套在社会和空间结构中。由于街区条件会影响居民的激励(正如这项研究所表明的)和资源,而这又是随后决定迁入或迁出任何社区的原因,选择偏差现象本身就是一种邻里效应。这种邻里效应并不局限于一个街区或一个时间点。相反,它们跨越了当前居住区的边界,为居民带来了更大的时间和空间优势(劣势)。反过来,人们也可以争辩说,继续生活在贫困街区可能不仅是个人贫困的原因,也是(预先存在的)个人贫困的另一个指标(Bailey, 2012)。然而,学术研究似乎低估了社会空间分层环境孕育结构优势(劣势)的程度(Sampson, 2012)。

### 鸣谢

作者们感谢Matthijs Kalmijn、Herman van de Werfhorst、Sako Musterd和Cody Hochstenbach对本文早期版本的、大有裨益的评论。

### 资助

本项研究工作得到了荷兰科学研究组织(NWO)的支持,支持形式是向艾米丽·米尔顿堡授予了研究人才资助(资助号406-11-038),向汤姆·WG·范·德·米尔授予了VEI项目资助(资助号311-99-015)。

### 注解

1. 邻里效应领域存在明显的不一致:一些研究人员发现了负邻里效应的重要经验证据(例如Andersson等人,2007;Cotter,2002;Musterd等人,2003;Van Ham and Manley,2010),Brännström(2005)没有发现任何影响,Bolster等人(2007)甚至发现生活在贫困街区的积极影响。
2. 系统模型比较的使用与Galster和Hedman(2013)的方法没有什么不同,他们注重以不同的建模策略来评估因果关系。
3. 我们限定,第一个居住期应在1999年1月1日之前开始,最后一个居住期不应在2011年12月31日之前结束。对几乎所有人来说,从1995年起,我们就可以跟踪他们了。
4. 我们的数据分布使我们决定,只包括个人的最后五个居住期就足够了:24.2%的人从未搬迁过(38,367人),28.8%的人只搬迁过一次(45,601人),20.4%的人搬迁过两次(32,321人),12.2%的人搬迁过三次(19,259人),其余14.4%的人搬迁过四次或更多次(22,829人)。更准确地说,6.8%的人在五个地址生活过,3.6%的人在六个地址生活过,1.9%的人在七个地址生活过,1%的人在八个地址生活过(其余1.2%的人在九个以上的地址生活过)。对于在五个(或更多)地址居住过的个人的样本,我们针对居住流动性(最多十个地址)进行控制。
5. 我们只关注下列个人:在2011年时收入高于零(因此有债务和无收入的个人被排除在外),并且活跃在劳动力市场的个人(员工、公务员、其他活跃人士、自营职业者或企业家/控股股东)。收入采用2011年12月31日荷兰统计局的数据。
6. 街区贫困指数在荷兰7632个街区的总人口中标准化,荷兰统计局有2011年的此等社会经济信息。对于全部人口,该标准化指数的平均值为0,但在我们的子样本中略偏离0(如表1所示),因为未将街区的全部人口包括在内。此外,每个子样本的当前和先前居住地址的街区数量不同(另见表1)。
7. 关于个人收入和居住时间的变量在我们的模型中中心化,但是在表1中,我们提供了未中心化变量的描述性统计分析。
8. 到目前为止,这种交叉分类方法仅用于估计街区对儿童心理健康和认知能力的影响(参见Sampson等人,2008;Wheaton和Clarke,2003),而不是街区对成年人社会经济结果的影响。
9. 因为相同的环境在功能上是不同的,所以交叉分类模型比主要的替代模型(即多个成员模型)更合适。例如,参见Zaccarin和Rivellini(2002),他们采用了类似的策略来同时估计功能不同的地理环境的影响。
10. 数据是在地址中建立的,而不是在社区中。我们的模型包括指示前地址是否与当前地址在同一个街区中的虚拟变量。
11. 从2003年起可以获得年收入信息。对于那些在2003年前开始其当前居住期,并因此在当前街区居住了至少八年的居民,他们的收入将被设定为2003年的收入。为了将这一点考虑在内,我们包括了居住期开始时的收入与居住时长的交互作用。不到5%的人在2011年开始了其目前的居住期。因此,他们在居住期开始时的收入与我们的因变量相同。对于这些人,我们的测试特别严格。和因变量一样,我们只保留那些收入高于零的人,但我

- 们不把样本限制在居住期开始时活跃于劳动力市场的居民。
12. 没有非搬迁者模型, 因为这一群体的居住时长几乎没有变化。
  13. 居住时长是根据最近的地址测量的, 并被中心化。
  14. 我们估计了一个随机截距模型。在我们的模型中没有估计随机斜率参数, 因为随机斜率和截距斜率协方差在MLWin中不能估计(没有模型收敛)。
  15. 由于多重共线性, 我们不能同时包括当前和先前地址的居住时长。
  16. 这一结果在我们将样本分为在街区内和街区间流动的人群后仍然成立, 尽管对于在街区间流动的人群来说, 这一结果相对较弱。
  17. 显然, 邻里效应的精确系数在每个子样本中有所不同: 一旦排除极端街区, 它们大致相同, 但在男性中较大, 在工薪阶层(不包括自营职业者)和收入上限为10万欧元的居民中较小。后者表明街区效应对异常值很敏感。总之, 稳健性检查告诉我们, 不仅是居住史, 而且人口的选择也会导致结果的显著变化。

## 注解

- Andersson R, Musterd S, Galster G, et al. (2007) What mix matters? exploring the relationships between individuals' incomes and different measures of their neighbourhood context. *Housing Studies* 22(5): 637–660.
- Bailey N (2012) How spatial segregation changes over time: Sorting out the sorting processes. *Environment and Planning A* 44(3): 705–722.
- Bergsten Z (2010) *Bättre framtidsutsikter? Blandade bostadsområden och grannskapseffekter*. PhD Thesis, Uppsala University.
- Bolster A, Burgess S, Johnston R, et al. (2007) Neighbourhoods, households and income dynamics: A semi-parametric investigation of neighbourhood effects. *Journal of Economic Geography* 7(1): 1–38.
- Brännström L (2005) Does neighbourhood origin matter? A longitudinal multilevel assessment of neighbourhood effects on income and receipt of social assistance in a Stockholm birth cohort. *Housing, Theory and Society* 22(4): 169–195.
- Browne WJ, Goldstein H and Rasbash J (2001) Multiple membership multiple classification (MMMC) models. *Statistical Modelling* 1(2): 103–124.
- Cotter DA (2002) Poor people in poor places: Local opportunity structures and household poverty. *Rural Sociology* 67(4): 534–555.
- De Vries A (2005) Income segregation in The Netherlands: Trends and analysis. ERSA Conference Papers (05p597). European Regional Science Association.
- Fielding A and Goldstein H (2006) *Cross-classified and multiple membership structures in multilevel models: An introduction and review*. Research Report No. 791. Birmingham: University of Birmingham. Available at: <http://dera.ioe.ac.uk/6469/1/RR791.pdf>.
- Friedrichs JR, Galster G and Musterd S (2003) Neighbourhood effects on social opportunities: The European and American research and policy context. *Housing Studies* 18(6): 797–806.
- Galster G (2008) Quantifying the effect of neighbourhood on individuals: Challenges, alternative approaches, and promising directions. *Schmollers Jahrbuch* 128(1): 7–48.
- Galster G (2012) The mechanism(s) of neighbourhood effects: Theory, evidence, and policy implications. In: van Ham M, Manley D, Simpson L, et al. (eds) *Neighbourhood Effect Research: New Perspectives*. Dordrecht: Springer, pp. 23–56.
- Galster G and Hedman L (2013) Measuring neighbourhood effects non-experimentally: How much do alternative methods matter? *Housing Studies* 28(3): 1–26.
- Galster G, Andersson R, Musterd S, et al. (2008) Does neighborhood income mix affect earnings of adults? New evidence from Sweden. *Journal of Urban Economics* 63(3): 858–870.
- Galster G, Andersson R and Musterd S (2010) Who is affected by neighbourhood income mix? Gender, age, family, employment and income differences. *Urban Studies* 47(14): 2915–2944.
- Hedman L (2011) The impact of residential mobility on measurements of neighbourhood effects. *Housing Studies* 26(04): 858–870.
- Hedman L, Manley D, Van Ham M, et al. (2013) Cumulative exposure to disadvantage and the intergenerational transmission of neighbourhood effects. *Journal of Economic Geography* 15(1): 195–215.
- Kasarda JD and Janowitz M (1974) Community attachment in mass society. *American Sociological Review* 39(3): 328–339.
- Kauppinen TM, Kortteinen M and Vaattovaara M (2011) Unemployment during a recession and

- later earnings does the neighbourhood unemployment rate modify the association? *Urban Studies* 48(6): 1273–1290.
- Musterd S, De Vos S, Das M, et al. (2012b) Neighbourhood composition and economic prospects: A longitudinal study in the Netherlands. *Tijdschrift voor Economische en Sociale Geografie* 103(1): 85–100.
- Musterd S, Galster G and Andersson R (2012a) Temporal dimensions and measurement of neighbourhood effects. *Environment and Planning A* 44(3): 605–627.
- Musterd S, Murie A and Kesteloot C (2006) *Neighborhoods of Poverty. Urban Exclusion and Integration in Europe*. Hampshire, New York: Palgrave.
- Musterd S, Ostendorf W and De Vos S (2003) Neighbourhood effects and social mobility: A longitudinal analysis. *Housing Studies* 18(6): 877–892.
- Quillian L (2003) How long are exposures to poor neighborhoods? The long-term dynamics of entry and exit from poor neighborhoods. *Population Research and Policy Review* 22(3): 221–249.
- Rasbash J, Steele F, Browne WJ, et al. (2009) *A user's guide to MLWin, v2. 10*. Centre for Multilevel Modelling, University of Bristol.
- Sampson RJ (2012) *Great American City: Chicago and the Enduring Neighborhood Effect*. Chicago, IL: University of Chicago Press.
- Sampson RJ, Sharkey P and Raudenbush SW (2008) Durable effects of concentrated disadvantage on verbal ability among African-American children. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 105(3): 845–852.
- Sharkey PT and Faber JW (2014) Where, when, why, and for whom do residential contexts matter? Moving away from the dichotomous understanding of neighborhood effects. *Annual Review of Sociology* 40: 559–579.
- Tienda M (1991) Poor people and poor places: Deciphering neighborhood effects on poverty outcomes. In: Haber J (ed.) *Macro-micro Linkages in Sociology*. Thousand Oaks, CA: SAGE Publications, Inc, pp. 244–262.
- Van Ham M and Manley D (2010) The effect of neighbourhood housing tenure mix on labour market outcomes: A semi-parametric investigation of neighbourhood effects. *Journal of Economic Geography* 10(2): 257–282.
- Van Ham M and Manley D (2012) Commentary. Neighbourhood effects research at a crossroads: Ten challenges for future research. *Environment and Planning A* 44: 2787–2793.
- Van Ham M, Hedman L, Manley D, et al. (2014) Intergenerational transmission of neighbourhood poverty: An analysis of neighbourhood histories of individuals. *Transactions of the Institute of British Geographers* 39: 402–417.
- Weinberg BA, Reagan PB and Yankow JJ (2004) Do neighborhoods affect hours worked? Evidence from longitudinal data. *Journal of Labor Economics* 22(4): 891–924.
- Wheaton B and Clarke P (2003) Space meets time: Integrating temporal and contextual influences on mental health in early adulthood. *American Sociological Review* 68(5): 680–706.
- Zaccarin S and Rivellini G (2002) Multilevel analysis in social research: An application of a cross-classified model. *Statistical Methods and Application* 11(1): 95–108.