

我国刑事犯罪空间相关的形成机制^{*}

——一种理论假说及其验证

刘伯凡 曹建华

内容提要:现有关于犯罪率的研究普遍忽略了空间因素的影响,研究框架局限于单一地区内部,忽略了区域间的相互影响。通过计算犯罪率的莫兰指数,我们发现我国的刑事犯罪存在明显的空间正相关,那么这种空间相关的形成机制是什么呢?基于对现有理论的梳理和分析,本文提出了两个假说:第一,某一区域相邻区域的犯罪率对该区域的犯罪率具有正向影响;第二,收入水平、人力资本、福利支出、城市化和公共安全支出不仅仅会影响本地区的犯罪率,还会影响相邻地区的犯罪率。我们选取了1998—2011年我国31个省级面板数据样本,利用空间计量的方法对这两种假说进行了验证。结果表明:假说1成立,本地区的犯罪率对相邻地区的犯罪率具有显著的正向影响;假说2部分成立,只有人力资本对相邻地区的犯罪率存在显著影响。

关键词:犯罪率 空间相关 空间溢出 空间杜宾模型

一、引言

改革开放以来,我国经济社会在取得巨大发展的同时,不断增长的人均收入、快速的城市化进程、外来文化的冲击等因素使得我国居民的生活方式、价值观念发生了巨大改变。在此过程中,一个不容忽视的问题是我国的犯罪率正在逐年上升。1978—2011年,我国每十万人犯罪案件从55.7起上升到663.31起,增长了近12倍(严小兵,2013)。进入21世纪以后,我国犯罪率更是出现一次跳跃式上升,而且在此之后我国犯罪率并没有停止上升,相反在过去10多年里持续增长。

鉴于高犯罪率的危害性,我国学者针对犯罪问题做了很多研究。在社会学、经济学领域,学者们大都以犯罪社会学、犯罪经济学作为理论基础,使用计量经济学的方法分析我国犯罪率升高的成因,主要包括几种观点:(1)收入不平等程度的提升是导致我国犯罪率上升的重要原因(吴一平、芮萌,2011;章元等,2011),这一观点得到了实证研究的支持;(2)劳

动力市场状况是犯罪率升高的原因之一(陈春良、刘正山,2014),这种观点认为工资水平、失业对犯罪率具有重要影响;(3)城镇化进程导致了犯罪率的上升(郭涛、阎耀军,2014),这种观点认为犯罪率升高同环境污染等问题一样,是城市化进程的负面影响之一;(4)福利支出对于降低犯罪率具有显著影响(陈刚,2010),这一观点认为提高福利支出可以有效抑制犯罪率的升高。

这些观点对于我国各级政府打击犯罪、降低犯罪率都具有重要指导意义;然而这些研究的前提都是将每一个区域视为独立的个体,重视区域内部各种因素对于犯罪率的影响,忽略了区域间可能存在的联系,从而忽略了空间因素对于犯罪率的影响。有研究表明犯罪率高的地区通常倾向于空间集中(Wang et al,2013),那么我国是否也是如此呢?我们使用空间相邻权重矩阵^①计算了2002—2011年我国刑事犯罪率的莫兰指数(见表1),发现在所有年份莫兰指数的p值均小于5%,拒绝了不存在空间相关的原假设,即我国的刑事犯罪存在空间正相关。

* 刘伯凡、曹建华,上海财经大学财经研究所、城市与区域科学学院,邮政编码:200433,电子邮箱:pzlb@126.com。感谢匿名审稿专家的意见和建议,文责自负。

这意味着地区间的刑事犯罪存在着相互影响,那么我国刑事犯罪空间相关的形成机制是什么呢?我们尝试以现有犯罪经济学、犯罪社会学理论为基础,分析

区域间的相互影响。揭示这一机制的形成一方面可以丰富犯罪经济学的理论;另一方面对于打击犯罪活动,特别是对打击跨区域犯罪具有重要政策意义。

表1 2002—2011年我国刑事犯罪的空间相关性及其检验

	2011	2010	2009	2008	2007	2006	2005	2004	2003	2002
Moran's I	0.182	0.243	0.212	0.191	0.283	0.236	0.227	0.241	0.27	0.232
P 值	0.041	0.011	0.024	0.038	0.003	0.013	0.017	0.012	0.005	0.015

二、刑事犯罪空间相关形成机制的理论分析与待检验假说

(一) 犯罪空间相关形成机制

地理学第一定律认为事物普遍存在空间关联(Tobler,1970)。一般而言,某一变量空间关联的形成机制可以归为三种:(1)不同区域的同一变量本身相互影响;(2)在区域内部某些影响该变量的因素(变量)同样会对其他区域的这一变量产生影响,即空间溢出效应;(3)某些不可预测的外在冲击可能服从空间相关性。针对本文而言,我们认为刑事犯罪空间相关的形成是由于犯罪行为本身和其他影响因素同时存在空间交互影响。

第一,犯罪行为本身的空间影响机制。在人们相互交流的过程中,人们会彼此进行模仿和学习。事实上,模仿和学习的不仅仅包括知识、技术等好的方面,也可能包括犯罪的技巧、动机等不好的方面。即使人们彼此之间存在很大差异,模仿仍然可以使某个动作、某种习惯、甚至某种行为冲动在人与人间进行转移(迪尔凯姆,1996)。塔尔德(2008)将这一理论推广到犯罪领域,认为人们在社会生活的相互联系、相互接触中,通过模仿学会犯罪。因此,模仿是传播犯罪的基本途径。

事实上,模仿只是一种简单的学习形式,现实的犯罪传播要更为复杂,例如同样的诈骗方式在不同的地区会采用不同的策略。同时,犯罪行为会出现转变,比如一开始单纯的模仿吸毒,后来改为贩毒。犯罪行为差别接触理论(Differential Association Theory,又称异质接触理论、异质交往理论、差别连结理论)不再将犯罪的传播机制仅仅局限于模仿而强调学习的重要性。该理论认为犯罪行为是学习而来,与模仿规律类似。犯罪行为的学习机制和其他行为的学习机制没有区别。犯罪行为的学习发生于与他人互动的过程,包括犯罪技巧、动机、合理化思考、态度等等。接触的频率、持久、顺序、对个人的意

义不同会导致学习的强度不同。犯罪的动力源自个人从学习中得到对法律、犯罪的认知观念。如果个人在社会中学到的犯罪观念与反对犯罪观念相比更为强烈,则个体进行犯罪的可能性就较大(Andrews & Bonta,2010),即个体接触到犯罪与不犯罪间力量的差异最终决定个体的犯罪行为倾向。社会学习理论与差别接触理论的观点基本一致,只是表述的角度略有不同。该理论认为行为机制产生于不同的社会联系中,几乎所有的行为模式都可以从社会中学习而来,所以无论是高尚的行为还是犯罪行为,都是通过学习机制获得的。人类行为的学习途径包括:(1)观察学习,即通过观察他人的行为及其结果而进行的学习;(2)亲历学习,即从亲身经历的行为后果或亲身经历的成功与失败的经验教训中得到的学习(梅传强,2014)。观察学习的重要性在于个体通过观察示范行为所得到的结果,强化行为的选择。这意味着,人们可以仅仅通过观察他人犯罪行为的后果就可以学习到犯罪的动机决定对自我是否同样实施犯罪行为。以上理论表明人们在相互接触甚至在观察其他人行为的过程中,都可以通过模仿和学习获得犯罪的动机、技巧等等,这也就意味着犯罪会以模仿和学习的机制进行传播。

经验研究表明,根据社会学习理论所设变量对吸食大麻行为解释度达到0.68(Akers & Cochran,1985),为这种传播机制提供了有力的证据。事实上,很多研究都涉及这种传播机制,但到目前为止,对于这种传播机制的研究却局限于区域范围内部:Attila(2008)、陈刚(2010)、毛颖(2011)、吴一平和芮萌(2011)等的经验研究结果表明,在动态模型中滞后一期的犯罪率对当期的犯罪率有显著的正向影响,Attila将这种影响称为“传染效应”,意在表示前一期的犯罪行为会传染到当期,使得当期的犯罪行为增多。这实质上就是犯罪在某一区域内部传播的结果。虽然目前对于犯罪行为在空间传播的研究尚处于空白,但是如果区域范围内存在这种“传染”效

应,那么只要空间不是非连续的,跨区域的“传染”也应该是理所当然的。很显然行为人可以在跨区域的交流中通过模仿、学习获得犯罪的技巧、动机、合理化思考、态度等改变其犯罪倾向。这意味着如果某一地区的邻近地区犯罪率较高,则该区域的人们接触、观察犯罪的机会就较多,那么模仿和学习犯罪的机会同样较多,从而导致犯罪倾向提高的可能性增多,犯罪人群增加,最终导致该地区的犯罪率升高。所以我们认为模仿、学习为基础的犯罪传播机制,将导致区域间的犯罪率存在正向影响。

第二,其他因素的空间影响机制。根据犯罪经济学的基本理论,我们认为那些可以影响犯罪预期成本和收益的因素具有空间外溢性。1968年,贝克尔首次用经济学的方法分析了人类的行为决策问题,他将犯罪行为视为一种“理性行为”,当犯罪的收益大于其成本时,人们会选择犯罪(陈屹立,2007)。在贝克尔之后,犯罪经济学的研究始终围绕其创立的“成本—收益”框架进行。但如同大多数主流经济学的研究一样,这些理论忽略了空间因素的影响,他们对于犯罪率的探讨局限于一个封闭的空间范围内,而没有考虑区域间的相互影响。这些理论似乎认定犯罪行为人只会选择在本地实施犯罪行为,而不会跨区域犯罪。然而,我们不得不面对一个重要的事实:跨城市、跨省、甚至跨国的犯罪活动并不少见。那么我们应当如何解释这一现象呢?在理性人假设前提下,犯罪的收益大于其成本时,人们会选择犯罪。那么如果在不同的地点实施犯罪的预期净收益不同呢?比如有一个小偷,他了解甲、乙两个地区的详细信息,其中甲地区比乙地区更为富有,而其他的条件都相同,那么这个小偷会选择在哪个地区实施偷窃行为呢?很显然他会选择更为富有的甲地,因为在甲地进行偷窃的预期收益更高。

由此我们可以将“对犯罪地点的选择”纳入到贝克尔的“成本—收益”分析框架:假设犯罪市场信息可以充分流动^②,即任何人在任何地方都可以得到任何地区关于犯罪市场的一切信息,而且犯罪的边际收益随犯罪率的增加而递减,犯罪的成本随犯罪率的增加而增加。那么具有犯罪动机的人就会从预期净收益低的地区向预期净收益高的地区流动,直到地区间预期净收益相等时达到均衡。因而,当某一因素可以影响犯罪净收益时,该因素不仅仅会对本地区犯罪率产生影响,同样会影响其他区域的犯罪率,即存在空间溢出效应。

(二)影响犯罪空间外溢效率因素

依据犯罪经济学理论和现有文献,我们从犯罪的收益、成本和被惩罚的概率三个角度确定的因素包括:

1. 犯罪收益。(1)收入水平影响犯罪预期收益,收入高的地区意味着高的犯罪预期收益,反之亦然。理性的犯罪者有动力选择犯罪预期收益较高的地区进行犯罪。不仅如此,低收入地区犯罪的机会成本低,在高收入地区犯罪具有高的预期收益。因而低收入地区中潜在的犯罪者有动机流入高收入地区进行犯罪。这种流入意味着低收入地区的犯罪率下降。因此我们预期收入水平的空间外溢为负。

(2)一般理论认为高的人力资本意味着高收入,高收入意味着犯罪具有高的机会成本,从而导致低的犯罪率。但是人力资本并不是简单的抑制了犯罪,因为具有高的人力资本,犯罪所可能达到的收益也会随之提高,例如现代社会中屡屡出现的高智商犯罪。如果说当地的收入水平是犯罪收益的客观限制,那么人力资本水平则是犯罪收益的主观限制。有实证研究表明,在控制了收入水平之后教育水平对于白领犯罪的影响并不明显(Groot & Van den Brink, 2010; Lochner, 2004),原因在于白领可以通过犯罪得到更高的回报。我们认为人力资本水平提高不仅仅意味着正常收入随之升高,还意味着实施犯罪所获得的收入也会随之变高。因而在最初某种“高智商犯罪”在人力资本高的地区出现,并越来越多。根据犯罪收益递减的假设,这种犯罪的边际收益将降低,犯罪行为人有意愿从本地转向人力资本收入低的地区实施犯罪,从而导致人力资本较低的地区犯罪率上升。因此我们预期人力资本的空间外溢为正。

2. 犯罪成本。有实证分析表明福利支出有利于减少犯罪(Entorf & Spengler, 2008; 陈刚, 2010; 陈刚等, 2010; 毛颖, 2011; 郑筱婷、蓝宝江, 2010)。原因在于福利支出影响犯罪的机会成本,福利水平较高的地区,犯罪的机会成本高。一旦这种机会成本上升,当地潜在的犯罪行为人则会更乐意留在本地享受福利,而不是留在本地或者流窜到其他地区实施犯罪;而且一旦其他地区的人们可以了解到某一个地区的高福利,潜在的犯罪者很可能从原居住地迁移进入该地区享受福利,而不是留在原地区实施犯罪。因而一个地区提高福利有可能降低其他地区的犯罪率。因此我们预期福利支出的空间外溢

为负。

3. 被惩罚的概率。(1)大部分研究认为城市化是导致犯罪率上升(Glaeser & Sacerdote, 1999; 陈屹立, 2010; 郭涛、阎耀军, 2014)的原因之一。但是城市化的影响较为复杂:首先,一般的理论认为城市的人均收入水平高,因而犯罪的预期收入高。其次,由于城市人口密度高、人与人之间陌生程度高等原因增加了公安机关发现并侦破刑事案件的难度;又由于城市交通便利,方便犯罪嫌疑人逃窜,这又增加了公安机关的逮捕难度。在两种机制共同作用下,犯罪行为被惩罚的概率降低,从而使犯罪的预期成本减小。最后,还有研究认为户籍制度等原因导致我国城市化质量不足,即福利不足、失业、流动人口等原因是城镇化导致犯罪率增加的真实原因(陈硕, 2012; 王安、魏建, 2013)。本文考虑了收入水平和福利水平的影响,只需要在控制变量中考虑失业和流动人口变量。与此同时,城市便利的交通设施为犯罪分子的流入提供了很好的便利。因此城市化水平高对于潜在犯罪者而言意味着一个好的躲避惩罚的地点。很显然这可以刺激本地区潜在犯罪者实施犯罪,从而导致本地区的犯罪率增高。因而我们预期城市化的空间外溢效应为正。

(2)政府进行公共安全支出的一个目的是为了减少、预防和打击犯罪,而实现这一目的的机制在于公共安全支出可以影响犯罪行为被惩罚的概率,因为更高的公共安全支出往往意味着更多的警察、更好的公共安全基础设施、更强的执法力度。提高公共安全支出意味着被惩罚概率的提高,几乎所有的实证研究都表明提高惩罚概率具有显著的威慑作用(Ehrlich, 1973; Levitt, 2002; Mocan & Gittings, 2003)。犯罪行为人有动力从被惩罚概率高的地区逃离到被惩罚概率低的地区,这似乎意味着公共安全支出的空间外溢效应为负。但是,事实可能并非如此简单。由于犯罪行为人无法事先预知当地打击犯罪的力度,一旦某一地区加大了公共安全投入,就会有更多的犯罪行为人在察觉该地的被惩罚概率升高之前就被抓获,这意味着他们将无法逃离到其他地区。因而公共安全支出又存在正的空间外溢效应。因此,公共安全支出的空间外溢取决于惩罚和逃离的速度,遗憾的是我们暂时无法对这两种速度进行很好的度量,也就无法判断公共安全支出空间外溢效应的符号。

当然,以上分析过于理想化:(1)距离影响区域

间的交流频度,一般而言,距离较近的区域相互交流频率要高于距离较远的区域,很显然这会影响模仿、学习的强度;(2)距离影响信息的流动,获取近距离区域的信息所需成本要低于远距离区域信息所需的成本,而其跨区域本身需要的成本同样与距离成正比,因而距离的远近都将跨区域犯罪的净收益。以上两者都弱化了区域间犯罪率的相互影响,但是由于现在没有更好的办法得到这种影响的距离边界^③,为了使研究可以进行,我们仅仅分析相邻区域的影响机制。基于此,我们提出假说1和假说2。

假说1:某一区域的犯罪率对其相邻区域的犯罪率具有正向影响。

假说2:收入水平、人力资本、福利支出、城市化和公共安全支出不仅仅会影响本地区的犯罪率,还会影响相邻地区的犯罪率。

三、模型设定、数据来源及检验方法

(一) 模型设定

Fajnzylber et al(2002)以犯罪经济学为理论基础,给出了单一区域内平均意义上的犯罪率供给函数回归模型:

$$Y_{it} = \alpha_0 + X_{it}\alpha_1 + Z_{it}\alpha_2 + \epsilon_{it} \quad (1)$$

其中, Y 表示犯罪率, X 表示影响犯罪预期成本或收益的 k 个变量所组成的 $1 \times k$ 阶向量^④, Z 表示引入模型的其他 h 个控制变量组成的 $1 \times h$ 阶向量^⑤; $\alpha_0 \sim \alpha_2$ 为待估参数向量; ϵ 为随机扰动项; 下标 i 和 t 分别表示区域和时期。

依据前文提出的假说,我们将该模型扩展为SDM模型(空间杜宾模型),原因有以下三点:第一,空间杜宾模型是讨论空间回归模型的一般起点(Lesage, 2009);第二,该模型包含了空间滞后因变量和空间滞后自变量,可以对假说1和假说2同时进行验证,避免分别进行验证时由于忽略另一方面可能存在的影响而造成的误差;第三,该模型可以对直接效应、间接效应进行估计(杨孟禹、张可云, 2015),避免了用回归系数对假说验证可能造成的偏差。

由于选用的是空间面板数据模型,所以在确定回归模型之前,我们应当首先确定空间权重矩阵。另外,本文仅分析相邻区域的影响机制,因此采用最为常见的相邻空间权重矩阵 \tilde{W} ,该矩阵的对角线元素均为 0,最后我们按照一般做法,将该矩阵进行行标准化处理,使每行元素之和为 1。另外,为了避免

“孤岛效应”，我们将海南与广东设为相邻。则该矩阵其他元素满足方程(2)：

$$\tilde{w}_{ij} \begin{cases} = 1, & \text{若 } i \text{ 与 } j \text{ 相邻} \\ = 0, & \text{若 } i \text{ 与 } j \text{ 不相邻} \end{cases} \quad (i \neq j) \quad (2)$$

该权重矩阵经过行标准化处理，使每一行元素之和为1，于是我们得到回归模型中使用的空间权重矩阵 W ，该矩阵所有元素满足方程(3)：

$$w_{ij} = \frac{\tilde{w}_{ij}}{\sum_{j=1}^n \tilde{w}_{ij}} \quad (3)$$

依据假说1和假说2将(1)式进行扩展，得到空间面板数据模型(空间杜宾模型)：

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 W Y_t + X_t \phi_2 + W X_t \phi_3 + Z_t \phi_4 + \xi_u \quad (4)$$

其中， Y 表示由 n 个地区犯罪率组成的 $n \times 1$ 阶向量； X 表示 n 个地区影响犯罪预期成本和收益的变量所组成的 $n \times k$ 阶矩阵； Z 表示 n 个地区控制变量所组成的 $n \times h$ 阶矩阵； ϕ_0 为 $n \times 1$ 阶常数参数向量； ϕ_1 为待估参数； ϕ_2, ϕ_3 均为 $k \times 1$ 阶待估参数向量， ϕ_4 为 $h \times 1$ 阶待估参数向量； ξ_u 表示 n 个随机扰动项组成的 $n \times 1$ 阶向量； W 为 $n \times n$ 阶空间权重矩阵。

到目前为止，模型一直都是静态的，无法解决模型以外变量导致的内生性问题，在不考虑空间因素的面板数据模型中一般通过加入被解释变量的滞后项作为部分遗漏变量的代理变量(Sachs & Warner, 1995)来解决这一问题。类似的，为了充分考虑模型以外的其他因素对解释变量的影响，动态面板将被解释变量的一阶(或多阶)滞后作为解释变量纳入模型(李婧等, 2010)。于是，我们又得到了一个动态空间面板数据方程：

$$Y_t = \theta_0 + \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 W Y_t + X_t \theta_3 + W X_t \theta_4 + Z_t \theta_5 + u_u \quad (5)$$

其中， Y_{t-1} 为 Y_t 的滞后一期， θ_0 为 $n \times 1$ 阶常数参数向量； θ_1, θ_2 为空间自回归系数； θ_3, θ_4 均为 $k \times 1$ 阶待估参数向量， θ_5 为 $h \times 1$ 阶待估参数向量； η 为 n 个地区个体效应组成的 $n \times 1$ 阶向量； u_u 为 n 个随机扰动项组成的 $n \times 1$ 阶向量。

方程(4)和方程(5)确定了假说检验的基本模型形式，现在我们需要确定该模型的具体形式。

虽然我们无法获得精确的犯罪率数据，但是根据 Levitt(1998)的研究，使用报案数度量犯罪率并不会导致明显的估计偏误。然而我们同样无法得到

我国各地区报案数据。现有文献中，大部分的做法是使用每万人逮捕人数和每万人公诉人数作为犯罪率的代理指标。如果我们假定这两者与公安机关立案案件数的关系是固定的，则使用这两个指标可以得到一致估计。事实上，2001—2010年全国数据表明，逮捕数与公安机关立案案件数的比值较为稳定，标准差为0.01(徐宏发, 2015)，而起诉数与公安机关立案案件数的比值的标准差更大，因而使用每万人逮捕人数(arrest)作为代理变量更为准确。需要说明的是，该变量在我们的模型中不仅仅作为被解释变量，还将作为空间滞后被解释变量，其回归系数的符号及显著性将是验证假说1的关键。

根据理论分析，本文的主要解释变量包括：收入水平，用人均收入(perincome)并使用GDP平减指数将其调整为以2000年不变价格来衡量。城市化水平(urbanization)，采用非农人口占总人口的比例衡量该指标。人力资本水平(perhumancapital)，采用最为常见的6岁以上平均受教育年限作为其代理变量^⑥。福利支出，对于该指标，现有文献中有些使用的是“民生支出”，有些使用的是“福利支出”。福利支出是民生支出的一部分，如果福利支出对减少犯罪的效果是显著的，那么民生支出的效果很可能也是显著的。我们无法分解出具体哪个变量在起作用；而且民生支出具体包括哪些内容尚存争议，所以本文选用福利支出作为解释变量。借鉴陈刚(2010)的做法，将抚恤和社会福利救济费、社会保障补助加总作为政府的福利支出，然后计算得到人均福利支出(perwelfare)，并调整为以2000年不变价格来衡量。公共安全支出，由于财政支出统计项目的变更，只能得到各省2007年及以后的公共支出数据。为了使数据前后保持一致性，根据定义，在2007年之前的年份我们用公检法支出、武装警察部队支出之和得到相应年份的公共安全支出数据，最后计算得到人均公共安全支出(persafe)，并将其调整为以2000年不变价格衡量。

以犯罪社会学为基础，根据现有文献确定了控制变量：失业率(unemployee)，一般认为，失业会导致收入降低，从而影响犯罪的机会成本并影响犯罪率。然而，(1)式所表达的是平均意义上的犯罪率供给函数。一般而言，失业导致收入低于平均水平，因而失业率从某种程度上反映的是现实对平均的一种偏离，即失业率越高收入低于平均水平的人越多，这种偏离有可能会对犯罪率产生影响，因而对其进行

控制,可以使我们的模型更加准确。事实上,在实证研究中的失业率影响也并不一致。Hooghe et al (2010)、张冲、孙炜红(2013)和章元等(2011)的实证研究认为失业率与犯罪率存在正相关关系;然而也有文献的实证结果表明失业率对犯罪率的影响并不显著(Gould et al, 2002; jmrohoroğlu et al, 2000)。

收入不平等(Inquality),紧张理论(Strain Theory)认为,由于收入的不平等,引起“社会紧张”,穷人无法通过合法手段实现目标,这些人则更有可能实施犯罪来实现自己的目标(Kelly, 2000)。而陈春良、史晋川(2011)结合犯罪社会学理论进一步分析指出,收入差距会引发社会失序、紧张和亚文化冲突等问题,从而导致对抗性社会心理或“相对剥夺感”上升,又由于传统社会关系纽带的逐渐弱化,在外界机会条件的丰富及同群效应的影响,最终都将使个体行为偏离社会规范要求,导致犯罪参与增加。大量实证结果显示收入不平等程度高将导致高的

犯罪率(Burdett et al, 2003; jmrohoroğlu et al, 2004; 陈春良、史晋川, 2011; 史晋川、吴兴杰, 2010; 吴一平、芮萌, 2011)。不过也有实证研究显示两者关系并不明显,甚至存在负相关关系(Doyle et al, 1999; Neumayer, 2005),但这些研究没有给出合适的理论解释。尽管从实证的角度无法确定收入差距影响的显著性,但是为了确保回归的稳健性,我们在进行计量检验时加入了这一变量。对于收入不平等最常用的度量指标是基尼系数,但由于数据的限制我们仅能得到城镇内部和农村内部的基尼系数,而无法得到全社会的基尼系数。王安和魏建(2013)、陈春良和易君健(2009)、徐宏发(2015)的做法是直接采用城乡收入比作为收入不平等的代理变量,这种方法略显粗糙。而吴一平、芮萌(2011)则使用了胡祖光(2005)给出了简便而相对精确的计算方法。我们采用这种等分组收入法可以求得城乡合一的基尼系数,具体方法详见胡祖光(2005)。

表 2 变量定义及描述

变量类别	变量符号	变量定义	度量指标说明	单位
被解释变量	arrest	每万人被批捕人数	对数形式	—
解释变量 (空间滞后)	perincome	人均收入	2000 年价格衡量	元/人
	urbanization	城市化水平	城市非农业人口占总人口比例	%
	perhumancapital	人均人力资本	6 岁以上人口平均受教育年限	年/人
	perwelfare	人均福利支出	抚恤和社会福利救济费、社会保障之和。以 2000 年价格衡量	元/人
	persafe	人均公共安全支出	2000 年价格衡量	元/人
	unemployee	城镇登记失业率	城镇登记失业人口占总人口比例	%
控制 变量 (非空间滞后)	inequality	不公平程度	城乡综合基尼系数,具体算法详见胡祖光(2005)	—
	mobility	流动人口比例	暂住时间 1 年以下人口占总人口比例	%
	fight	严打	2002 年、2003 年赋值为 1, 其他年份为 0	—

流动人口(mobility),我国的流动人口以农民工为主,其生活习惯、文化等各个方面均与当地居民有所不同,因而将流动人口归为反映社会“异质性”的变量。社会解体理论将犯罪率升高的原因归结于移民的增加导致的原有社会快速解体;文化冲突理论认为移民与当地社会文化规范产生冲突导致了犯罪率升高。由于我国城市化进程尚未完成,社会、文化体系尚不成熟,流动人口短时间内无法适应城市

生活,所以以上理论对于转型期的中国社会具有一定解释力,但是对于社会文化较为稳定的发达国家却缺乏解释力度。因而,利用我国数据所实证研究中流动人口对犯罪率的影响往往是显著的(陈刚等, 2009; 史晋川、吴兴杰, 2010; 王志强, 2006; 许承余, 2008);而利用发达国家数据进行实证研究时,这一影响大都是不显著的(Bianchi et al, 2008)。当然也有文献认为流动人口不是我国犯罪率上升的主要原

因(章元等,2011),但是由于本文的研究主要围绕我国的犯罪问题,为了防止遗漏变量问题,因而我们考虑了流动人口因素。流动人口的主体是农民工,但是目前缺乏相关的统计,因而我们借鉴(史晋川、吴兴杰,2010)的做法,用暂住时间在1年以下的人口定义为流动人口,并用该指标占总人口的比重来衡量流动人口。

最后,我们考虑“严打”(fight)这一我国特殊事件的影响。改革开放以来我国进行过3次“严打”行动,在样本数据的时间跨度内严打的时间为2001年4月到2002年年底。严打行动意味着惩罚概率提高了,这显然提高了犯罪成本,从而降低犯罪率,因而我们判断该变量对于犯罪的影响为负。事实上,严打是在全国范围内进行的,地区之间并无差异,因而设置时间虚拟变量来表示严打。对于该虚拟变量的设置,现有研究(陈屹立、张卫国,2010)表明严打的威慑力具有时间滞后性,因而借鉴陈刚(2010)的做法,对于严打的赋值,将2002年和2003年赋值为1,其他年份赋值为0。

最后需要说明的是被惩罚成本(punishment),事实上惩罚是犯罪成本的重要组成部分,但该变量无法衡量,不过由于我国刑法上一次出现重大变化是在1997年,自此之后罪行的惩罚没有发生太大变化,因而在1997年以后的惩罚成本我们可以将其视为常数。

如同非空间的面板数据一样,我们还需要考虑空间特定效应以避免横截面研究模型估计的偏误;同时,我们还考虑了时间效应,以避免时间序列研究模型估计的偏误(Arellano, 2003; Baltagi, 2008; Hsiao, 2014)。事实上,我们已经设定了时间虚拟变量fight,这其实相当于确定了时间固定效应。于是根据(4)式,我们得到静态空间面板回归模型(6);根据(5)式,我们得到动态空间面板回归模型(7)式。

$$\begin{aligned} arrest_{it} = & \beta_0 + \beta_1 \sum_{j=1}^n w_{ij} arrest_{jt} + \beta_2 perincome_{it} \\ & + \beta_3 urbanization_{it} + \beta_4 perhumancapital_{it} \\ & + \beta_5 perwelfare_{it} + \beta_6 persafe \\ & + \beta_7 unemploy_{it} + \beta_8 inequality_{it} \\ & + \beta_9 mobility_{it} + \beta_{10} fight_t \\ & + \beta_{11} \sum_{j=1}^n w_{ij} perincome_{jt} \\ & + \beta_{12} \sum_{j=1}^n w_{ij} urbanization_{jt} \\ & + \beta_{13} \sum_{j=1}^n w_{ij} perhumancapital_{jt} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & + \beta_{14} \sum_{j=1}^n w_{ij} perwelfare_{jt} \\ & + \beta_{15} \sum_{j=1}^n w_{ij} persafe_{jt} + \nu_i + u_{it} \quad (6) \end{aligned}$$

其中, $\beta_0 \sim \beta_{15}$ 为待估参数, ν_i 为空间特定效应, u_{it} 为随机扰动项。

$$\begin{aligned} arrest_{it} = & \varphi_0 + \varphi_1 arrest_{it-1} + \varphi_2 \sum_{j=1}^n w_{ij} arrest_{jt} \\ & + \varphi_3 perincome_{it} + \varphi_4 urbanization_{it} \\ & + \varphi_5 perhumancapital_{it} + \varphi_6 persafe_{it} \\ & + \varphi_7 persafe_{it} + \varphi_8 unemploy_{it} \\ & + \varphi_9 inequality_{it} + \varphi_{10} mobility_{it} \\ & + \varphi_{11} fight + \varphi_{12} \sum_{j=1}^n w_{ij} perincome_{jt} \\ & + \varphi_{13} \sum_{j=1}^n w_{ij} urbanization_{jt} \\ & + \varphi_{14} \sum_{j=1}^n w_{ij} perhumancapital_{jt} \\ & + \varphi_{15} \sum_{j=1}^n w_{ij} perwelfare_{jt} \\ & + \varphi_{16} \sum_{j=1}^n w_{ij} persafe_{jt} + \sigma_i + \tau_{it} \quad (7) \end{aligned}$$

其中, $\varphi_0 \sim \varphi_{16}$ 为待估参数, σ_i 为空间特定效应, τ_{it} 为随机扰动项。

(二)样本选取及数据来源

历年的《中国检察年鉴》报告了上一年我国大陆地区省级行政单位起诉人数和批捕人数的数据。可以通过该数据计算得到各个地区历年的犯罪率数据。不过,我国现行刑法是1997年10月1日开始执行的,考虑到这一变化可能会对实证结果产生影响,又由于数据样本的可得性,所以本文选取1998—2011年作为研究时间跨度。同时我们选取该年鉴报告的我国大陆地区31个省、自治区、直辖市为样本。这里需要特别指出的是,该年鉴将新疆地区相关数据分成了两组,即新疆维吾尔自治区的相关数据和新疆生产建设兵团的相关数据。由于新疆生产建设兵团的犯罪率数据缺失严重,所以为了统计口径的一致性,我们剔除了所有指标中新疆生产建设兵团的数据,即关于新疆维吾尔自治区中不包括新疆生产建设兵团的数据。

本文各个变量的数据来源包括:批捕人数来源于《中国检察年鉴》,计算人均人力资本水平所用的受教育年限来源于《中国统计年鉴》^②。流动人口数据为暂住时间在1年以下的人口,数据来源于公安部编制的《全国暂住人口统计资料汇编》。计算基尼系数所使用的收入分组数据来源于各个省、直辖市、自治区各自的统计年鉴。其他未做说明的数据均来

源于《中国统计年鉴》、《中国区域经济统计年鉴》以及《新中国六十年统计资料汇编》，缺失数据均以插值法补齐。

(三)参数估计方法

空间回归模型实质上是一个联立方程系统，用传统的 OLS 方法进行估计会导致联立方程偏差。对非动态空间面板数据模型的参数估计可通过几种方法解决内生性问题：最大似然法(ML)(Elhorst, 2010; Ord, 1975)、准最大似然法(QML)(Lee, 2004)、工具变量法(IV)(Anselin, 1988)、广义矩方法(GMM)(Kelejian & Prucha, 1998, 1999)等。现有文献中大部分使用最大似然估计法进行参数估计，这主要是由于工具变量法(IV)和广义矩方法(GMM)的估计量忽略了雅可比矩阵，估计量不受空间参数的约束，因而最终的系数估计可能落在其参数空间之外(Elhorst, 2014)。因而本文采用被广泛使用的最大似然法(ML)对静态空间模型进行参数估计。

与静态模型相类似，动态空间面板数据模型的参数估计方法主要有：偏误修正的最大似然估计或准最大似然估计(Lee & Yu, 2010; Yu et al, 2008)、GMM(Elhorst, 2010; Jacobs et al, 2009; Lee & Yu, 2014; Monteiro & Kukenova, 2009)。与本文模型设定相似的文献中，Jacobs et al(2009)和 Kukenova & Monteiro(2008)使用了 GMM 方法进行参数估计，李婧等(2010)、聂飞和刘海云(2015)则使用最大似然估计法进行参数估计；另外，还有一些文献并没有明确指出参数估计的方法。现在一般研究认为，GMM 一般用于存在多个内生变量(除 Y_{t-1} 和 WY_t 之外)的动态空间模型，而且系统 GMM 要优于差分 GMM，然而 Lee & Yu(2014)发现该方法的估计量在理论上存在偏误。相比较而言，虽然存在内生变量将导致最大似然估计量产生偏误，但是 Yu et al(2008)对此进行了修正，在仅具有空间固定效应的动态模型条件下构建了偏误校正估计量，Lee & Yu(2014)对此进行了进一步扩展，使其不仅包括了空间固定效应，还包括了时间固定效应。由于动态模型中内生变量只有 Y_{t-1} 和 WY_t ，而且 Hausman 检验结果显示静态和动态模型都选用固定效应，因而选用偏误纠正的最大似然估计进行参数估计是更为稳妥的方法，具体方法详见 Elhorst(2010)、Elhorst(2014)和 Lee & Yu(2010)。

(四)假说检验方法

对于假说 1 的验证相对简单，我们通过以上给

出的参数估计方法对(6)(7)式进行参数估计可以得到相应系数 β_1 和 φ_2 ，如果两者均为正且显著，假说 1 成立，否则假说 1 不成立。该显著性检验的理论已经相当成熟，这里不再赘述。

然而假说 2 的验证则比较复杂，我们无法根据相关系数及其显著性判断空间滞后解释变量是否会对其他地区的被解释变量存在影响，即是否存在空间外溢效应。LeSage(2009)的研究认为依据点估计对空间外溢进行判断可能会导致错误结论，而通过偏微分作为检验空间溢出效应的基础是更为有效的方法。具体方法如下：首先对式(4)进行转化得到一般形式^⑧：

$$\begin{aligned} Y_t = & (1 - \varphi_1 W)^{-1} \varphi_0 + (1 - \varphi_1 W)^{-1} (X_t \varphi_2 \\ & + WX_t \varphi_3) + (1 - \varphi_1 W)^{-1} Z_t \varphi_4 \\ & + (1 - \varphi_1 W)^{-1} \xi_u \end{aligned} \quad (8)$$

在时间 t 上， Y 的期望值关于 n 个地区的第 m 个空间滞后解释变量和第 k 个非空间滞后解释变量的偏导数矩阵分别为：

$$\begin{aligned} \left[\frac{\partial E(Y)}{\partial x_{1m}} \dots \frac{\partial E(Y)}{\partial x_{nm}} \right] &= \begin{bmatrix} \frac{\partial E(y_1)}{\partial x_{1m}} \dots \frac{\partial E(y_1)}{\partial x_{nm}} \\ \dots \dots \dots \\ \frac{\partial E(y_n)}{\partial x_{1m}} \dots \frac{\partial E(y_n)}{\partial x_{nm}} \end{bmatrix} \\ &= (1 - \varphi_1 W)^{-1} \begin{bmatrix} \phi_{2m} & w_{12} \phi_{3m} & \dots & w_{1n} \phi_{3m} \\ w_{21} \phi_{3m} & \phi_{2m} & \dots & w_{2n} \phi_{3m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{n1} \phi_{3m} & w_{n2} \phi_{3m} & \dots & \phi_{2m} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \left[\frac{\partial E(Y)}{\partial z_{1k}} \dots \frac{\partial E(Y)}{\partial z_{nk}} \right] &= \begin{bmatrix} \frac{\partial E(y_1)}{\partial z_{1k}} \dots \frac{\partial E(y_1)}{\partial z_{nk}} \\ \dots \dots \dots \\ \frac{\partial E(y_n)}{\partial z_{1k}} \dots \frac{\partial E(y_n)}{\partial z_{nk}} \end{bmatrix} \\ &= (1 - \varphi_1 W)^{-1} \begin{bmatrix} \phi_{4k} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \phi_{4k} & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \phi_{4k} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (10)$$

(9)(10)两式中的矩阵，每一个主对角线元素代表的是直接效应，而非对角线元素代表间接效应。某一地区其中一个解释变量发生变化时，本地区被解释变量随之发生变化，则该影响被称为直接效应；而其他地区的被解释变量也随之发生变化，则该影响被称为间接效应。Elhorst(2014)认为，最终应使用解释变量估计间接效应^⑨来验证空间溢出效应是否存在假设。因而，我们应当使用解释变量的间

接效应来验证空间溢出效应是否存在(Anselin, 1988)。间接效应显著性的检验方法为:

$$\bar{\mu}_m = \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D \mu_{md} \quad (11)$$

其中, μ_{md} 为抽样 d 的第 m 个解释变量的间接效应,D 为抽样次数。可以得到变量间接效应的 t 值^⑩:

$$t = \frac{\bar{\mu}_m}{\sqrt{\frac{1}{D-1} \sum_{d=1}^D (\mu_{md} - \bar{\mu}_m)^2}} \quad (12)$$

(12)式给出了第 m 个解释变量间接效应的 t 值,从而可以对其显著性进行验证,即对第 m 个解释变量的空间溢出效应的显著性进行检验。于是得到假说 2 的检验方法:如果得到的解释变量的估计的间接效应是显著的,那么假说 2 成立,否则假说 2 不成立。

四、假说验证及相关讨论

(一) 空间杜宾模型的 Hausman 检验

在对假说验证之前,首先应当确定空间杜宾模型中的个体效应是固定效应还是随机效应。一般认为当样本选取的地区具有整体性的时候视为固定抽样,这样固定效应模型更为合适(Elhorst, 2014)。由于本文选取了中国大陆地区 31 个省、自治区、直辖市作为样本,因而固定效应可能是一个更好的选择。当然,仅仅据此将模型设定为固定效应显然是不够严谨的。我们借鉴了(Lee & Yu, 2012)的研究,分别对方程(6)(7)式进行 Hausman 检验,检验结果见

表 3。表 3 结果表明动态、静态模型的 Hausman 检验结果均拒绝原假设,因而两者均选用固定个体效应进行分析。

表 3 Hausman 检验

	静态模型(6)式	动态模型(7)式
chi 值	33.8	243.49
P 值	0.0000	0.0000

(二) 假说 1 的验证及讨论

根据前文参数估计方法分别对(6)(7)式进行估计,结果见表 4。根据表 4,在动态模型中犯罪率一阶滞后项的系数为正,而且在 1% 的水平上显著,这与大部分现有文献(Attila, 2008; 陈刚, 2010; 毛颖, 2011; 吴一平、芮萌, 2011) 动态模型的结果相似。该系数反映的是犯罪行为区域内部的传播效应,该效应使区域内部的犯罪率出现“自我助推”式上升,这是犯罪率不断上升的原因之一。当然本文的研究目的是检验判断空间滞后被解释变量系数的符号及其显著性,在静态模型(6)式中犯罪率空间滞后项的系数为正,并在 1% 水平上显著。与静态模型相比,在动态模型(7)式中犯罪率空间滞后项的系数有所减小,同时显著性也略有下降^⑪。尽管如此,动态模型的犯罪率空间滞后项的系数依然为正,且在 5% 的水平上显著。这意味着我们有理由相信即使在考虑犯罪率一阶滞后的情况下,本地区的犯罪率对相邻地区的犯罪率存在正向且显著的影响,即假说 1 成立。

表 4 模型回归结果

变量	静态模型(6)式		动态模型(7)式	
	系数	t 值	系数	t 值
L · arrest	—	—	0.26896***	5.65
W · arrest	0.17730***	2.8	0.14604**	2.25
perincome	-0.00001**	-2.32	-0.00001***	-2.6
urbanization	0.92399***	4.03	0.82444***	3.12
perhumancapital	0.02188	0.59	-0.00367	-0.09
perwelfare	-0.00001	-0.16	-0.00002	-0.24
persafe	-0.0824***	-4.54	-0.06857***	-3.48
unemploye	0.00027	1.36	0.00032	1.61
inequality	0.31562	1.58	0.14135	0.7
mobility	0.14102	0.86	0.12470	0.76
fight	-0.06877***	-2.94	-0.07942***	-3.46
W · perincome	-0.00001	-1.45	-0.00002*	-1.69

续表 4

变量	静态模型(6)式		动态模型(7)式	
	系数	t 值	系数	t 值
W · urbanization	0.27767	0.98	0.20376	0.64
W · perhumancapital	0.22115***	4.43	0.19725***	3.8
W · perwelfare	-0.00012	-0.9	-0.00018	1.64
W · persafe	-0.00040	-1.07	-0.00013	0.12
sigma2_e	0.01846***	14.68	0.01868***	232.89
Log-likelihood	243.6814	—	243.6814	—
R ²	0.3968	—	0.3859	—

注: *、**、***分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平上显著。

(三) 假说 2 的验证及讨论

1. 初步验证及讨论。通过微分分解法对各个空间滞后解释变量进行空间效应分解,我们可以得到各个解释变量的直接效应、间接效应和总体效应,以确定各个解释变量对当地、相邻地区及总体的影响。依照前文(8)~(11)式所给出的方法对各解释变量进行空间效应分解及其显著性检验^①,其结果报告于表 5、表 6。如前所述,我们应当用解释变量的间接效应来确定该解释变量是否存在空间溢出效应。对比静态和动态模型中各个变量间接效应的估计结果及其显著水平我们发现,人均收入、城市化水平、人均人力资本和人均福利支出间接效应符号符合预期^②,而人均公共安全支出的间接效应符号为负,这意味着公共安全支出同时存在的正空间外溢效应和负空间外溢效应中,负的空间外溢效应更大。

虽然被解释变量的间接溢出效应符号符合预期,但只有人力资本间接效应同时在两个方程中显著(1% 的水平上),其他解释变量间接效应的显著性检验并不理想。这意味着假说 2 并不完全成立。我们设定原假设:人均收入、城市化水平、人力资本、人均福利水平、公共安全支出的间接效应全部为 0,并利用沃尔德检验(Wald Test)分别对静态和动态方程进行间接效应的联合检验。其中,静态模型的 $\chi^2(5)$ 的值为 27.39,对应的 P 值为 0.0000;动态模型的 $\chi^2(5)$ 的值为 19.85,对应的 P 值为 0.0013。两个检验结果都表明解释变量中至少存在一个变量的间接效应不为 0。

2. 假说 2 的进一步验证及讨论。事实上,虽然 Elhorst(2014)建议使用间接效应证明空间溢出效应的存在,但由于空间滞后被解释变量的存在,导致了某些解释变量可以不直接作用于相邻地区的被解

释变量,而是通过本地区的被解释变量间接的作用于相邻地区。例如,两个模型中的时间虚拟变量“严打”虽然没有作为空间滞后解释变量,但是它的间接效应却是显著。假说 2 实质上是在表述解释变量对相邻区域犯罪率可以产生直接作用,即这些变量的局部效应是显著的。不过,目前的计量方法还无法将间接效应详细分为局部效应和全局效应,我们只能在间接效应分析结果的基础之上,从参数估计的结果对局部效应是否存在进行判断。由表 4 得知人力资本空间滞后系数为正,而其在 1% 水平上显著不为 0,从而可以判定人力资本的间接效应中局部效应为正且显著,这意味着人力资本确实可以跨区域影响犯罪率。

鉴于以上方法无法分析局部效应,为了验证的严谨性,我们通过改进的空间杜宾模型对该假说进行稳健性检验和进一步探讨。在该模型中,我们省略了被解释变量的空间滞后,这样可以消除全局效应带来的影响,而且所得到的每个空间滞后解释变量系数的参数估计可以视为该变量的局部效应,如(12)式所示。

$$\begin{aligned}
 arrest_{it} = & \alpha_0 + \alpha_1 perincome_{it} + \alpha_2 urbanization_{it} \\
 & + \alpha_3 perhumancapital_{it} + \alpha_4 perwelfare_{it} \\
 & + \alpha_5 persafe_{it} + \alpha_6 unemploy_{it} \\
 & + \alpha_7 inequality_{it} + \alpha_8 mobility_{it} \\
 & + \alpha_9 fight_t + \alpha_{10} \sum_{j=1}^n w_{ij} perincome_{jt} \\
 & + \alpha_{11} \sum_{j=1}^n w_{ij} urbanization_{jt} \\
 & + \alpha_{12} \sum_{j=1}^n w_{ij} perhumancapital_{jt} \\
 & + \alpha_{13} \sum_{j=1}^n w_{ij} perwelfare_{jt} \\
 & + \alpha_{14} \sum_{j=1}^n w_{ij} persafe_{jt} + \delta_i + \epsilon_{it} \quad (12)
 \end{aligned}$$

对(12)式进行参数估计的结果见表 7。表 7 结果表明,(12)式中人均收入和人均人力资本的空间

滞后系数显著。进一步对该式空间滞后解释变量的系数做 F 检验,其 F(4,433)值为 22273.24,相应的

P 值为 0.0000。这再次表明,解释变量中至少存在一个变量可以对犯罪率产生跨区影响。

表 5 静态模型回归结果

变量	静态空间模型					
	直接效应	t 值	间接效应	t 值	总体效应	t 值
perincome	-0.00001***	-2.88	-0.00002	-1.59	-0.00003**	-2.28
urbanization	0.96169***	3.84	0.51675 *	1.88	1.47843***	5.25
perhumancapital	0.03404	0.86	0.26124***	4.43	0.29528***	5.16
perwelfare	-0.00002	-0.24	-0.00014	-0.81	-0.00016	-0.78
persafe	-0.07906***	-4.34	-0.01807**	-2.26	-0.09713***	-4.09
unemployee	0.00027	1.54	-0.00045	1.04	-0.00018	-0.4
inequality	0.31401	1.44	0.07295	1.13	0.38696	1.40
mobility	0.13261	0.80	0.0307	0.67	0.1633	0.78
fight	-0.07183***	-3.40	-0.01617**	-2.00	-0.08800***	-3.31

注: *、**、*** 分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平上显著。

表 6 动态模型回归结果

变量	动态空间模型					
	直接效应	t 值	间接效应	t 值	总体效应	t 值
perincome	-0.00001**	-2.35	-0.00002 *	-2.35	-0.00003**	-1.72
urbanization	0.84490***	3.04	0.31145	3.04	1.15635***	0.92
perhumancapital	0.00303	0.08	0.22030***	0.08	0.22333***	3.75
perwelfare	-0.00001	-0.12	-0.00023	-0.12	-0.00024	-1.38
persafe	-0.06830***	-3.36	-0.0112	-3.36	-0.07950***	-1.64
unemployee	0.00031	1.42	-0.0001	1.42	0.00021	-0.22
inequality	0.13517	0.66	0.01902	0.66	0.15419	0.49
mobility	0.11532	0.75	0.02089	0.75	0.13621	0.68
fight	-0.07939***	-3.28	-0.01227 *	-3.28	-0.09165***	-1.90

注: *、**、*** 分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平上显著。

表 7 改进的空间杜宾模型参数估计结果

变量	改进的空间杜宾模型((12)式)	
	系数	t 值
perincome	-0.0000112**	-2.27
urbanization	0.9668629***	3.95
perhumancapital	0.0326243	0.82
perwelfare	-0.0000168	-0.24
unemployee	0.0002559	1.22
persafe	-0.0803651***	-4.14
inequality	0.3466934	1.62
mobility	0.1475768	0.84
fight	-0.0845857***	-3.48
W · perincome	-0.0000181 *	-1.72
W · urbanization	0.4760873	1.63
W · perhumancapital	0.243727***	4.63
W · perwelfare	-0.0001811	-1.29
W · persafe	-0.0003115	-0.78
Log-likelihood	245.0519	—

注: *、**、*** 分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平上显著。

从对假说 2 进行的验证结果来看,我们设定的五个解释变量中可以显著影响相邻地区犯罪率的仅有人力资本。这意味着本文对于假说 2 的分析存在一定漏洞。理论分析和实证分析的结果不尽相同的原因可能在于理论分析中的假设过于严格:我们假设犯罪市场信息可以充分流动。就实证分析而言,至少要求五个被解释变量的相关信息可以充分流动,然而这并不符合现实。潜在的犯罪行为人可以获得一些相邻省份的相关信息,如人均收入、城市化水平和福利支出后,其检验结果的符号符合我们的理论预期;但潜在犯罪行为人无法充分掌握这些信息则导致了这些解释变量无法显著影响相邻省份的犯罪率。与之相比,信息不能充分流动对于人力资本和公共安全支出的影响较小,因为潜在犯罪者可以清楚地了解自身的人力资本水平,也基本可以感受到公共安全支出的高低;人均公共安全支出的影响并不显著可能是由于正、负两种影响相互抵消造

成的。

(四)稳健性讨论

对比以上三个回归模型,我们发现(6)式比(12)式多考虑了被解释变量空间滞后的影响,(7)式则比(6)式多考虑了被解释变量时间滞后的影响,对比这三者的回归结果可以对实证结果进行稳健性验证。比较发现各个回归方程中解释变量系数、空间滞后解释变量系数的符号相同,显著水平也较为接近,这表明即使考虑了被解释变量空间滞后、时间滞后的影响,回归结果并没有发生根本性改变,因此我们有理由相信回归结果是稳健的。

五、结论与政策含义

传统的犯罪社会学、犯罪经济学在分析犯罪率问题时忽略了犯罪的空间相关,本文将这种空间相关的形成机制归纳为犯罪的空间传播和其他因素的跨空间影响,并利用1998—2011年31个省的面板数据通过空间计量方法对这两种可能的机制进行了验证。

(1)假说1成立:本地区的犯罪率对相邻地区的犯罪率具有显著的正向影响。这一结果表明,犯罪在地区间的传播是存在的,即某一个地区的犯罪率上升时,与其相邻的地区很难独善其身。这要求各地区相互配合,在共同打击、预防犯罪的同时还要加强对犯罪传播的控制。

(2)假说2只有部分成立:在设定的五个解释变量中只有人均人力资本水平可以显著影响相邻地区的犯罪率。由于“高智商犯罪”和高人力资本水平密切相关,因此这一结果可能意味着“高智商犯罪”对于犯罪的地点更为敏感。“高智商犯罪”更倾向于在区域间流动,这提高了打击“高智商犯罪”的难度。同时,这也意味着相对其他犯罪形式,针对“高智商犯罪”开展区域间的合作更为必要。

(3)人均收入、城市化水平、人均福利支出虽然无法显著影响相邻地区的犯罪率,但是影响方向和理论分析一致,我们认为这是由于犯罪市场信息无法完全流动导致的。显然,对于地区间联合预防犯罪而言,阻止犯罪市场信息的充分流动乃至进一步降低其流动性是非常必要的。

(4)公共安全支出对于相邻地区犯罪率的影响并不显著,我们认为这是正、负两种效应相互抵消的结果。理论分析认为,公共安全支出对相邻地区犯罪率的影响最终取决于打击犯罪和犯罪者逃离的速

度。因此,公共安全支出的提高是否可以对相邻省份降低犯罪率有帮助取决于执法速度。

注:

- ①选择该矩阵的具体原因见本文第二部分。
- ②如果信息不能充分流动,行为人无法了解其他地区犯罪预期收益和预期成本。
- ③更为远距离的影响,影响的距离边界本文并不涉及,当然这是一个非常值得研究的方向。
- ④设这样的变量有k个。
- ⑤设这样的变量有h个。
- ⑥我们的设定为小学受教育6年、初中9年、高中与中专均是12年、大专及以上是16年。
- ⑦我们根据该年鉴人口一栏中分地区按性别和受教育程度分的人口指标计算整理得到。
- ⑧由于(5)式的转化和(4)式类似,这里不再重复。
- ⑨不可以使用内生交互效应(WY)的系数估计和/或外生交互效应(WX)的系数估计。
- ⑩我们这里只给出了空间滞后解释变量的间接效应t值检验,这一方面是因为空间滞后解释变量的间接效应t值检验是我们验证假说2的关键,而非空间滞后解释变量的间接效应显著与否与假说2无关。另外,一方面,非空间滞后解释变量的间接效应t值检验与之相似,所以这里不再重复。
- ⑪由于直接效应和总体效应的t值和间接效应的t值计算方法类似,所以前文并没有给出。
- ⑫在理论分析部分,我们无法预期人均公共安全支出的空间溢出符号。

参考文献:

- 陈春良 刘正山,2014:《劳动力市场状况与刑事犯罪——基于城市面板数据的经验研究》,《浙江社会科学》第9期。
- 陈春良 史晋川,2011:《收入差距、劳动力市场状况与犯罪率》,《经济学动态》第8期。
- 陈刚,2010:《社会福利支出的犯罪治理效应研究》,《管理世界》第10期。
- 陈刚 李树 陈屹立,2009:《人口流动对犯罪率的影响研究》,《中国人口科学》第4期。
- 陈刚 李树 陈屹立,2010:《中国犯罪治理的财政支出偏向:选择“大棒”还是“胡萝卜”?》,《南开经济研究》第2期。
- 陈硕,2012:《转型期中国的犯罪治理政策:堵还是疏?》,《经济学(季刊)》第2期。
- 陈屹立,2007:《犯罪经济学研究新进展》,《经济学动态》第12期。
- 陈屹立,2010:《收入不平等、城市化与中国的犯罪率变迁》,《中国刑法杂志》第11期。
- 陈屹立 张卫国,2010:《惩罚对犯罪的威慑效应:基于中国数据的实证研究》,《南方经济》第8期。
- 迪尔凯姆,1996:《自杀论》,商务出版社。

- 郭涛 阎耀军,2014:《城市化与犯罪率非线性动态关系实证研究》,《统计与信息论坛》第4期。
- 胡祖光,2005:《基尼系数和统计数据——以浙江省为例》,《统计研究》第7期。
- 李婧 谭清美 白俊红,2010:《中国区域创新生产的空间计量分析——基于静态与动态空间面板模型的实证研究》,《管理世界》第7期。
- 毛颖,2011:《民生支出有助于减低刑事犯罪率吗?——来自中国(1995—2008)省级面板数据的证据》,《南开经济研究》第4期。
- 梅传强,2014:《犯罪心理学》,中国法制出版社。
- 聂飞 刘海云,2015:《中国对外直接投资与国内制造业转移——基于动态空间杜宾模型的实证研究》,《经济学家》第7期。
- 戴尔·H.申克,2003:《学习理论:教育的视角》,江苏教育出版社。
- 史晋川 吴兴杰,2010:《我国地区收入差距、流动人口与刑事犯罪率的实证研究》,《浙江大学学报(人文社会科学版)》第1期。
- 塔尔德,2008:《模仿律》,中国人民大学出版社。
- 王安 魏建,2013:《城市化质量与刑事犯罪》,《山东大学学报(哲学社会科学版)》第3期。
- 王志强,2006:《对近年来流动人口犯罪问题的实证分析》,《中国公安大学学报(社会科学版)》第2期。
- 吴一平 芮萌,2011:《收入分配不平等对刑事犯罪的影响》,《经济学(季刊)》第1期。
- 徐宏发,2015:《转型期中国犯罪成因研究:基于犯罪经济学的视角》,《中国公安大学学报(社会科学版)》第1期。
- 许承余,2008:《论城市外来人口犯罪与我国目前犯罪率上升的共同根源》,《法制与社会》第8期。
- 严小兵,2013:《上海市就业市场状况与城市犯罪的空间计量分析》,《人文地理》第3期。
- 杨孟禹 张可云,2015:《城市基础设施建设与产业结构升级的外部效应》,《现代财经(天津财经大学学报)》第3期。
- 张冲 孙炜红,2013:《社会转型背景下城镇失业率对财产犯罪的影响研究——基于中国1986—2011年时间序列数据的实证研究》,《江西财经大学学报》第6期。
- 章元 刘时菁 刘亮,2011:《城乡收入差距、民工失业与中国犯罪率的上升》,《经济研究》第2期。
- 郑筱婷 蓝宝江,2010:《犯罪率的增长及其差异:正式与非正式社会支持和保障的视角——基于中国1998~2006年省际面板数据的实证研究》,《制度经济学研究》第3期。
- Akers, R. L. & J. K. Cochran(1985), “Adolescent marijuana use: A test of three theories of deviant behavior”, *Deviant Behavior* 6(4):323—346.
- Andrews, D. A. & J. Bonta (2010), *The Psychology of Criminal Conduct*, Routledge.
- Anselin, L. (1988), *Spatial Econometrics: Methods and Models*, Springer Science & Business Media.
- Arellano, M. (2003), *Panel Data Econometrics*, Oxford University Press.
- Attila, J. (2008), “Is corruption contagious? An econometric analysis”, NBER Working Paper, No. 742.
- Baldus, D. C. & J. W. Cole (1975), “A comparison of the work of Thorsten Sellin and Isaac Ehrlich on the deterrent effect of capital punishment”, *Yale Law Journal* 85(2): 170—186.
- Baltagi, B. (2008), *Econometric Analysis of Panel Data*, John Wiley & Sons.
- Bianchi, M., P. Buonanno & P. Pinotti (2008), “Immigration and crime: An empirical analysis”, NBER Working Paper, No. 698.
- Burdett, K., R. Lagos & R. Wright (2003), “Crime, inequality, and unemployment”, *American Economic Review* 93(5):1764—1777.
- Doyle, J. M., E. Ahmed & R. N. Horn (1999), “The effects of labor markets and income inequality on crime: Evidence from panel data”, *Southern Economic Journal* 65(4):717—738.
- Ehrlich, I. (1973), “Participation in illegitimate activities: A theoretical and empirical investigation”, *Journal of Political Economy* 81(3):521—565.
- Elhorst, J. P. (2010), “Dynamic panels with endogenous interaction effects when T is small”, *Regional Science and Urban Economics* 40(5):272—282.
- Elhorst, J. P. (2014), *Spatial Econometrics: From Cross-sectional Data to Spatial Panels*, Springer.
- Entorf, H. & H. Spengler (2008), “Is being ‘soft on crime’ the solution to rising crime rates? Evidence from Germany”, Discussion Papers, No. 3710.
- Fajnzylber, P., D. Lederman & N. Loayza (2002), “What causes violent crime?”, *European Economic Review* 46 (7):1323—1357.
- Glaeser, E. L. & B. Sacerdote (1999), “Why is there more crime in cities?”, *Journal of Political Economy* 107(s6): s225—s258.
- Gould, E. D., B. A. Weinberg & D. B. Mustard (2002), “Crime rates and local labor market opportunities in the United States: 1979—1997”, *Review of Economics and Statistics* 84(1):45—61.
- Grogger, J. (1995), “The effect of arrests on the employment and earnings of young men”, *Quarterly Journal of Economics* 110(1):51—71.
- Groot, W. & H. M. Van den Brink (2010), “The effects of education on crime”, *Applied Economics* 42(3):279—289.

- Hooghe, M. et al(2010), “Unemployment, inequality, poverty and crime spatial distribution patterns of criminal acts in Belgium, 2001–06”, *British Journal of Criminology* 51(1):1–20.
- Hsiao, C. (2014), *Analysis of Panel Data*, Cambridge University Press.
- Imai, S. & K. Krishna(2001), “Employment, dynamic deterrence and crime”, *International Economic Review* 45(3):845–872.
- İmrohoroglu, A., A. Merlo & P. Rupert(2000), “On the political economy of income redistribution and crime”, *International Economic Review* 41(1):1–26.
- İmrohoroglu, A., A. Merlo & P. Rupert(2004), “What accounts for the decline in crime?”, *International Economic Review* 45(3):707–729.
- Jacobs, J. P., J. E. Ligthart & H. Vrijburg(2009), “Dynamic panel data models featuring endogenous interaction and spatially correlated errors”, NBER Working Paper, No. 2009–92.
- Kelejian, H. H. & I. R. Prucha(1998), “A generalized spatial two-stage least squares procedure for estimating a spatial autoregressive model with autoregressive disturbances”, *Journal of Real Estate Finance and Economics* 17(1):99–121.
- Kelejian, H. H. & I. R. Prucha(1999), “A generalized moments estimator for the autoregressive parameter in a spatial model”, *International Economic Review* 40(2):509–533.
- Kelly, M. (2000), “Inequality and crime”, *Review of Economics and Statistics* 82(4):530–539.
- Kukenova, M. & J. Monteiro(2008), “Spatial dynamic panel model and system GMM: A Monte Carlo investigation”, IRENE Institute of Economic Research, No. 09–01.
- Lee, L. (2004), “Asymptotic distributions of quasi-maximum likelihood estimators for spatial autoregressive models”, *Econometrica* 76(2):1899–1925.
- Lee, L. & J. Yu(2010), “A spatial dynamic panel data model with both time and individual fixed effects”, *Econometric Theory* 26(2):564–597.
- Lee, L. F. & J. Yu(2012), “Spatial panels: Random components versus fixed effects”, *International Economic Review* 53(4):1369–1412.
- Lee, L. & J. Yu(2014), “Efficient GMM estimation of spatial dynamic panel data models with fixed effects”, *Journal of Econometrics* 180(2):174–197.
- LeSage, J. P. (2009), *An Introduction to Spatial Econometrics*, CRC Press.
- Levitt, S. D. (1998), “Why do increased arrest rates appear to reduce crime: Deterrence, incapacitation, or measurement error?”, *Economic Inquiry* 36(3):353–372.
- Levitt, S. D. (2002), “Using electoral cycles in police hiring to estimate the effects of police on crime: Reply”, *American Economic Review* 92(4):1244–1250.
- Lochner, L. (2004), “Education, work, and crime: A human capital approach”, *International Economic Review* 45(3):811–843.
- Mocan, H. N. & R. K. Gittings(2003), “Getting off death row: Commuted sentences and the deterrent effect of capital punishment”, *Journal of Law and Economics* 46(2):453–478.
- Neumayer, E. (2005), “Inequality and violent crime: Evidence from data on robbery and violent theft”, *Journal of Peace Research* 42(1):101–112.
- Ord, K. (1975), “Estimation methods for models of spatial interaction”, *Journal of the American Statistical Association* 70(349):120–126.
- Sachs, J. D. & A. M. Warner(1995), “Natural resource abundance and economic growth”, NBER Working Paper, No. 5398.
- Sah, R. K.(1991), “Social osmosis and patterns of crime: A dynamic economic analysis”, *Journal of Political Economy* 99(6):1272–1295.
- Tobler, W. R. (1970), “A computer movie simulating urban growth in the Detroit region”, *Economic Geography* 46(2):234–240.
- Wang, D. et al(2013), “Understanding the spatial distribution of crime based on its related variables using geospatial discriminative patterns”, *Computers, Environment and Urban Systems* 39:93–106.
- Yu, J. et al(2008), “Quasi-maximum likelihood estimators for spatial dynamic panel data with fixed effects when both n and T are large”, *Journal of Econometrics* 146(1):118–134.

(责任编辑:陈建青)