



# 基于引力模型的城市外部经济环境影响分析

周天鸿<sup>1</sup>, 韩筱璞<sup>1\*</sup>, 李睿琪<sup>2</sup>

(1. 杭州师范大学 阿里巴巴复杂科学研究中心, 杭州 311121; 2. 北京化工大学 信息科学与技术学院, 北京 100029)

**摘要** 作为现代经济增长的重要引擎, 城市发展同时受到其内部动力学机制与城市间交互影响的驱动与制约。文章从经济连接性角度出发, 基于引力模型的理论假设来近似定义各个城市所受到的来自其他城市的影响, 构建出同城市自身经济没有直接关系的指标——“外部影响场强”来刻画影响城市发展的外部经济环境。一个城市所受的外部影响总场强  $F$  和该场强来源分布的 Zipf 指数  $\alpha$  强烈正相关于该城市自身的经济规模, 而城市经济总量的增长中超过 50% 比例可以被  $F$  和  $\alpha$  的变化所描述, 揭示出城市外部经济环境的变化对城市经济发展的强烈影响。通过分析  $F$  和  $\alpha$  等指标的空间自相关性及其变化趋势, 观察到不同层级的城市的局部空间自相关性变化趋势呈现显著的异质性, 高层级城市趋向增强, 而低层级城市趋于减弱; 对比不同行政区的城市在局部空间自相关性变化趋势上的差异, 发现人口较少、经济体量较小的行政区往往更倾向于集中发展少数城市。以上结果显示, 外部影响场强作为一个同城市自身经济无直接关系的指标, 能够有效分离城市发展中所受到的内外部影响, 深化对城市自身发展与其他城市的经济互动之间的关系认知。

**关键词** 城市发展; 引力模型; 外部影响场强; 空间自相关性

中图分类号 N94 文献标志码 A DOI 10.12178/1001-0548.2023022

## Influence Analysis of Urban External Economic Environmental Based on Gravity Model

ZHOU Tianhong<sup>1</sup>, HAN Xiaopu<sup>1\*</sup>, and LI Ruiqi<sup>2</sup>

(1. Alibaba Research Center for Complexity Sciences, Hangzhou Normal University, Hangzhou 311121, China;

2. College of Information Science and Technology, University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

**Abstract** As one of the keys of economic growth, the development of cities is driven by city's own factors and the interaction among cities. In this paper, from the perspective of economic connectivity and based on the hypothesis of the gravity model, an indicator  $f$  naming “the intensity of the external influence field” is constructed as a metric of the influence of each city from the other cities. For each city, the total value  $F$  of its  $f_i$  as well as the Zipf's exponent  $\alpha$  of the distribution of  $f$ , is strongly and positively correlated to the city's economy size, and more than 50% on the variation of city's economy can be described by the changes of  $F$  and  $\alpha$ , revealing the strong impact of city's external economic environment on the development of city's economy. Furthermore, from the spatial autocorrelation analysis of these external influence field indicators, we observed the remarkable heterogeneity on the trend of local spatial autocorrelations of cities at different levels, namely, the high-level cities tend to strengthen their local spatial autocorrelations but the lower-level cities tend to weaken the local spatial autocorrelations. By comparing the variation trend of local spatial autocorrelations of cities in different administrative regions, it is found that administrative regions with small population and small economic size tend to concentrate on the development of a few cities. These findings indicate that, as the indicators without any direct relationship to city's own economy,  $F$  and  $\alpha$  can efficiently separate the external economic influences and other influences on city to dig out the hidden patterns in city development, which is helpful in mining of the relationship between city development and the interaction of cities.

**Key words** urban economy; gravity model; intensity of the external influence field; spatial autocorrelation

高度的城市化是现代工业社会的特征之一, 大部分人口和各类经济民生资源高度集中于城市<sup>[1-2]</sup>。

作为区域的经济、社会和文化中心, 城市的发展推进着社会生产与创新<sup>[3-5]</sup>。通过定量的手段深入挖掘

收稿日期: 2023-01-16; 修回日期: 2023-07-03

基金项目: 国家自然科学基金 (62073112, 72371014, 61903020)

作者简介: 周天鸿, 主要从事城市系统复杂性方面的研究。

\*通信作者 E-mail: xp@hznu.edu.cn

城市这一复杂的社会经济系统,有效地解释城市的结构、预测城市的发展,一直是被研究者所广泛关注的研究主题<sup>[6-9]</sup>。当前,人们已经认知到城市系统所具有的一系列普遍性规律。如人们观察到城市系统存在等级分布特性,即城市规模分布满足 Zipf 定律<sup>[10-14]</sup>;发现城市内部广泛存在尺度缩放特性<sup>[15-21]</sup>,即城市的各类要素同其规模之间呈现超线性或亚线性关系,对理解城市的各种统计特征与功能,包括经济产出<sup>[22]</sup>、人口发展<sup>[23]</sup>、犯罪控制<sup>[6]</sup>、创新聚集<sup>[24]</sup>等,具有重要作用。

城市的发展并非是孤立的,它们之间存在着持续的互动并对彼此造成深刻的影响。这种互动会给不同规模或定位的城市带来差异性的发展效益<sup>[25-28]</sup>。如各类产业的扩散往往广泛发生在邻近区域之间<sup>[29]</sup>;先进技术和产业往往首先集中在大城市然后逐步溢出到小城市<sup>[30-31]</sup>,大城市的发展会在一定程度上带动周边小城市的升级,并在城市之间的经济、人口的互动中也可以观察到尺度缩放特性<sup>[22]</sup>。研究者从多个研究视角出发通过实证和模型等手段广泛研究了城市之间的发展互动。部分研究从中心地理论(Central Place Theory)出发<sup>[32-33]</sup>,把城市视作提供各类服务的“中心”来讨论城市之间产业分工的形成与城市规模等级分布的形成机制<sup>[34-35]</sup>,分析城市之间的竞争与合作<sup>[36]</sup>,识别城市群和城市影响区域等<sup>[37-38]</sup>。更广泛的研究则直接从城市之间的空间交互强度出发,通过实际数据或理论假设来构建城市之间的交互强度信息或交互结构网络<sup>[20,39-42]</sup>。其中,引力模型(Gravity Model)是描述城市之间交互强度的代表性理论之一<sup>[40,43]</sup>,它认为两座城市之间的交互强度正比于这两座城市的规模量(如经济体量、人口体量等)的乘积,而平方反比于它们之间的地理距离<sup>[44-47]</sup>,类似于万有引力定律。它在研究城市之间的交通<sup>[48-49]</sup>、人口流动<sup>[50-51]</sup>、贸易联系<sup>[52-53]</sup>等方面广受关注,被广泛用于预测国家或城市间贸易量、人流量、公路车流量、航空客流量等<sup>[54-58]</sup>,是研究城市之间的空间交互的重要理论模型。

以往关于城市发展的研究,采用的城市指标往往是直接反映城市自身的各项特征,并不能对城市受到的来自外部和内部的影响进行直接区分。这给讨论城市发展的驱动力带来了一定的困难。本文基于实际的城市经济、人口与地理数据<sup>[59-60]</sup>,提出一个仅仅依赖于城市自身的地理位置而同自身经济指

标无直接关系的指标——外部影响场强,来描述一个城市所受到的来自其他城市的经济环境影响,并以此来分离影响城市经济发展的内外部影响因素。

## 1 研究方法

### 1.1 数据

本文采集到我国 332 个地级行政区和 4 个直辖市的相关数据。城市的地区生产总值数据来自各省市国民经济和社会发展统计公报及统计年鉴;人口数据来自第六次和第七次全国人口普查公报;地理坐标来自高德地图开放平台。为便于统计分析,将每一地级行政区的地区生产总值全部视作其中心城市的地区生产总值。考虑到价格变动影响,为使不同年份的地区生产总值数据具有可比性,以 2020 年为基期,根据历年的地区生产总值可比价格指数,将 2010—2019 年各城市的地区生产总值数值换算为按 2020 年可比价格的数值。

个别地级行政区在 2010—2020 年间出现过行政区划调整,如合肥市、芜湖市、马鞍山市、济南市。以 2020 年的行政区划为基准,对这些城市在区划调整前各年份的经济、人口指标根据调整所涉及的县区经济数据进行修复。以合肥市为例,它在 2011 年并入了原属巢湖市的居巢区和庐江县,为了获得合肥市 2010 年的经济与人口数据,将该年度居巢区和庐江县的人口和地区生产总值纳入合肥市来进行计算。

### 1.2 外部影响场强指标的构建

要构建一个可以直接反映城市所受到的外部经济影响且不直接依赖于城市自身经济指标的指标,一个直观的思路是,将所考察的城市视作位于其他城市所施加的“影响场”中,即能够从城市间交互强度的关系式中完全消除掉其中一方城市的指标,使其表述为由另一方城市引发的“影响场”的形式。在各类城市交互模型中,几乎所有的基于个体选择的模型,包括辐射模型<sup>[46]</sup>、人口加权机会模型<sup>[61]</sup>、机会优先选择模型<sup>[62]</sup>、交互城市选择模型<sup>[63]</sup>等,其基础假设均直接依赖于目标城市的经济指标,宏观交互强度关系难以简单改写为外部影响场的形式。因此,本文选择天然有着“影响场”形式且已经得到广泛应用的引力模型作为构建外部经济影响指标的基础。

根据引力模型,两个城市之间的交互强度近似正比于这两个城市的某个规模量(如人口、经济总

量等) 幂次的乘积, 而反比于它们之间的地理距离的幂次。以城市的地区生产总值作为规模量为例, 根据引力模型, 两个城市 (如城市  $i$  与城市  $j$ ) 之间的经济交互强度  $E_{ij}$  近似为:

$$E_{ij} \propto \frac{G_i^b G_j^c}{d_{ij}^a} \quad i \neq j \quad (1)$$

式中,  $G_i$  和  $G_j$  分别表示城市  $i$  和  $j$  的地区生产总值;  $d_{ij}$  为城市  $i$  到城市  $j$  之间的地理距离; 指数  $a$ 、 $b$ 、 $c$  为引力模型的 3 个控制参数。由于尚未引入地形及交通系统的影响, 因此直接采用城市  $i$  到城市  $j$  之间的地球大圆距离作为  $d_{ij}$  的取值。对于参数  $a$ 、 $b$ 、 $c$ , 通常需要对实际交互强度数据进行回归分析来获得其取值, 但在本文研究中, 由于所讨论的城市间相互影响涉及范围广泛, 少数类型的交互流量难以准确反映, 难以通过实际数据进行确定。因此, 本文不得不先验性地设置参数  $a$ 、 $b$ 、 $c$ 。同样出于将  $E_{ij}$  转换为“影响场”形式的考虑, 且假设城市之间的交互是对称的 (即  $E_{ij} = E_{ji}$ ), 因此设置参数  $b = c = 1$ 。对于参数  $a$ , 实证研究指出, 不同交互类型、不同地区其  $a$  值有所差异, 如地铁客流量为 1.94<sup>[48]</sup>, 公交客流量为 1.91<sup>[64]</sup>, 短距离移民流动量为 2.21<sup>[50]</sup>, 城市间通信交互近似为 2<sup>[44]</sup>, 在线社交平台 Facebook 上的交互平均为 1.98<sup>[65]</sup>, 地区间进出口贸易为 2.42<sup>[66]</sup> 等, 其值整体上集中在 2 附近。同时, 也有众多研究直接使用了  $a = 2$  的先验性假设<sup>[44, 49, 67]</sup>。综合以上考虑, 本文也先验地采用了  $a = 2$  这一假设, 即定义两城经济交互强度为:

$$E_{ij} = \frac{G_i G_j}{d_{ij}^2} \quad i \neq j \quad (2)$$

根据式 (2), 城市  $i$  处在一个由城市  $j$  所激发的影响场之中, 所受场强  $f_{ij}$  可以定义为:

$$f_{ij} = \frac{G_j}{d_{ij}^2} \quad i \neq j \quad (3)$$

场强  $f_{ij}$  所描述的是城市  $i$  的每单位地区生产总值所受到的源自城市  $j$  的经济影响强度。注意, 除了城市  $i$  与城市  $j$  的相对地理位置, 场强  $f_{ij}$  与城市  $i$  自身的经济指标无任何直接关系, 仅仅反映它所受到的来源于城市  $j$  的外部经济影响, 下文  $f_{ij}$  为城市  $i$  所受到的源自城市  $j$  的“外部影响场强”。另外,  $f$  具有量纲, 要对不同城市的  $f$  进行比较就必须首先统一单位且保证其地区生产总值的可比较

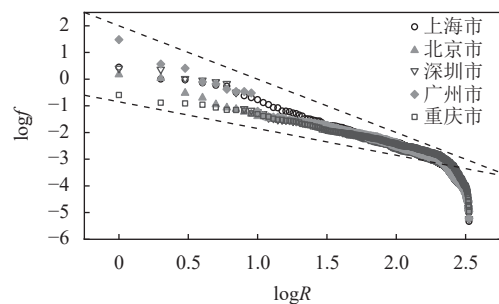
性。本文中城市的地区生产总值和地理距离的单位分别采用“亿元”和“千米”,  $f$  的单位统一采用“亿元/千米<sup>2</sup>”, 由于统计范围仅限于中国大陆的城市且采用可比价格指数换算不同年份的地区生产总值, 保证了不同年份不同城市的  $f$  的可比较性。

城市  $i$  所受到的源自其他所有城市的外部影响场的总强度则是全国各个城市对城市  $i$  的外部影响场的加总:

$$F_i = \sum_j f_{ij} \quad i \neq j \quad (4)$$

下文中称该总强度  $F_i$  为城市  $i$  所受到的“外部影响总场强”, 其量纲与  $f$  相同。显然,  $F_i$  也与城市  $i$  的任何城市经济指标都没有直接关系。统计显示,  $F$  较高的城市大多集中在东部沿海经济发达地区和大型城市群所在区域。

对城市  $i$  所受到的源自其他各个城市的外部影响场强  $f$  进行由高到低排序, 观察  $f$  的位序分布形态。2020 年地区生产总值最高的 15 个城市所受到的  $f$  的位序分布曲线如图 1 所示, 其横轴为位序  $R$  的对数, 两条虚线分别指示斜率 -1 和 -2。对于大部分城市,  $f$  的位序分布曲线除了曲线尾部有明显下垂, 在前部大部分区域各个源头的场强  $f$  与该源头的位序序号  $R$  之间呈现趋近于幂律  $f \propto R^{-\alpha}$  的关系。在双对数坐标下对各城市的  $f$  的位序分布前部 90% 区间范围内 (对应次序  $R$  的范围为 1~187) 的数据进行线性拟合, 所得的拟合斜率即为该指数  $\alpha$ , 它大部分处于 1.0~2.0 之间。指数  $\alpha$  所表征的是该城市所受外部影响场强来源的异质性程度, 它越高说明该城市所受外部影响来源的异质性越强, 即其外部影响来源趋向于集中在个别城市。同  $F$  的地理分布特征类似,  $\alpha$  较高的城市也大多集中在东部沿海经济发达地区。



a. 上海、北京、深圳、广州、重庆

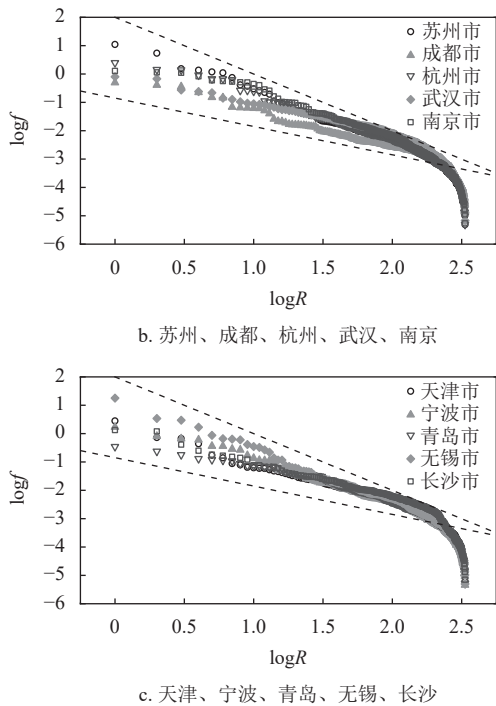


图1 地区生产总值最高的15个城市的 $f$ 的位序分布

$F$  和  $\alpha$  分别从整体强度和来源结构上描述了每个城市所受到的外部经济环境影响, 是本文的统计分析所用的两个关键指标。

## 2 分析结果

### 2.1 城市近邻程度对外部影响场强的贡献分析

首先进一步讨论各城市的  $F$  值的来源结构。根据外部影响场强的定义, 一个城市的  $F$  值水平主要来自于其近邻城市的贡献。为了分析不同近邻程度的城市对各城市的  $F$  值的贡献及影响, 本文采用距离位序来作为城市近邻程度的测度。这里距离位序指的是, 对一个城市 (如城市  $i$ ) 而言, 把全部其他城市按照相对城市  $i$  的地理距离以由近及远的顺序进行排序, 各城市 (如城市  $j$ ) 所对应排序序号 (如城市  $j$  的排序序号为  $R_{ij}^D$ ) 就是其距离位序。把整个距离位序空间 (序号从  $1 \sim 335$ ) 分割为  $N$  个 ( $1 < N < 335$ ) 互不重叠的区间单元:  $[1, R_1^D], [R_1^D + 1, R_2^D], \dots, [R_{N-1}^D + 1, R_N^D]$  (其中  $R_N^D = 335$ )。然后, 分别对每个城市 (如城市  $i$ ), 在其每一个位序区间, 计算距离位序在该区间内的近邻城市对它造成的外部影响场强之和  $f^D$ , 其计算公式为:

$$f_{i,R_n^D}^D = \sum_{k=R_{n-1}^D+1}^{R_n^D} f_{ik} \quad (5)$$

式中,  $k$  表示距离位序为  $k$  的城市,  $n(1 \leq n \leq N)$  表示第  $n$  个区间单元。然后对每一位序区间单元 (如区间单元  $[R_{n-1}^D + 1, R_n^D]$ ), 计算各个城市在该单元的  $f^D$  值的对数  $\log(f^D)$  同其  $F$  值的对数  $\log(F)$  的相关性系数  $r^D(R_n^D)$ 。该相关性系数  $r^D(R_n^D)$  所表征的就是来自距离位序在该区间单元内的近邻城市所造成的外部影响场强对  $F$  值的总体影响倾向性, 其正值水平越高说明来自该区间单元内城市的外部影响与  $F$  值的总体分布越一致, 对  $F$  值的贡献越趋向于正向。

本文采用了两种相关性系数来计算  $r^D$ : Pearson 相关性系数  $r_p^D$  和 Kendall's tau 相关性系数  $r_\tau^D$ 。2010 年和 2020 年两个年份的  $r^D$  随位序区间末尾序号的变化曲线如图 2 所示。图中每一个距离位序区间单元的宽度在  $R^D \leq 20$  的区域为 5, 在  $20 < R^D \leq 300$  的区域为 10,  $R^D > 300$  的区域分别为 15 和 20。两种相关性系数所呈现的变化趋势基本一致: 随距离位序的增加, 在距离位序小于 20 的区域内,  $r^D$  迅速下降; 而在距离位序  $20 \sim 160$  的区域内,  $r^D$  的变化相对缓慢, 维持在一个中等水平; 在距离位序超过 160 的区域,  $r^D$  再度快速下降直至在距离位序超过 270 后呈现出弱负相关。这种变化趋势说明, 来自各个城市的最近邻城市的外部影响场强基本决定了  $F$  值的整体分布特征; 中等距离的城市也对  $F$  值的整体分布有一定贡献; 而较远城市的影响则可能对  $F$  值的整体分布带来微弱的干扰。

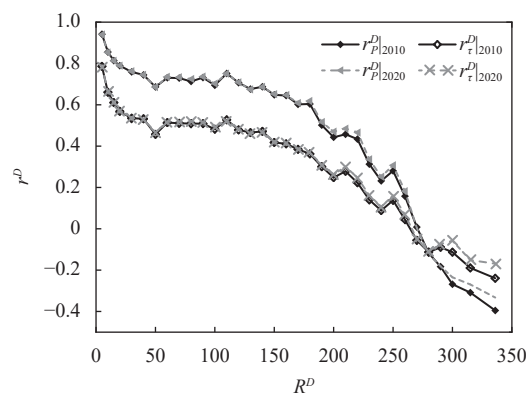


图2 2010年和2020年的 $r_p^D$ 和 $r_\tau^D$ 随位序区间末尾序号 $R^D$ 的变化曲线

### 2.2 外部影响指标的基本相关关系特性

尽管一个城市的外部影响总场强  $F$  和其来源分布的拟合指数  $\alpha$  在定义上不依赖于城市自身的任何经济指标, 但是, 考虑到沿海发达地区的城市往往有着较高的  $F$  和  $\alpha$ , 说明它们同城市经济

指标的密切关系。同时,  $F$  和  $\alpha$  之间的高度相似的地理分布也说明它们之间也非完全独立, 有着较强的相关性。

首先观察  $F$  和城市的地区生产总值  $G$  的关系。考虑到各个城市的地区生产总值和  $F$  值存在强烈的异质性, 为便于不同年份之间的比较, 根据每一年份各个城市的  $F$  的对数值  $\log F$  和城市的地区生产总值的对数值  $\log G$ , 分别取它们的  $z$  分数 ( $z$ -score) 作为其标准化值。以  $\log F$  为例, 其  $z$  分数为:

$$(\log F_i)^* = \frac{\log F_i - \langle \log F \rangle}{s_{\log F}} \quad (6)$$

式中,  $\langle \log F \rangle$  为该年份对全部城市的  $\log F$  的均值;  $s_{\log F}$  为该年份  $\log F$  的标准差。本文中各城市指标和各一级行政区指标的标准化计算均采用  $z$  分数。

2010 年、2015 年和 2020 年各个城市在  $\log F^*$ - $\log G^*$  空间中的位置关系如图 3a 所示。图 3 中 2010 年、2015 年和 2020 年的数据点分别用圆圈、小圆点和星表示, 同一城市的数据点用浅灰色线连接。深灰色点划线和灰色实线分别为 2010 年和 2020 年的拟合线。3 个年份的关系均呈现显著的正相关 (2010 年、2015 年和 2020 年 Pearson 相关性系数分别为 0.632、0.624 和 0.619, 显著性  $P$  值均小于  $1.0 \times 10^{-5}$ ), 即经济规模较大的城市往往也受到较为强烈的外部影响。经过标准化后, 各个城市在不同年份的数据点位置虽然有所移动, 但数据点的散布基本相同, 说明  $F$  和城市的地区生产总值的关系特性在这 10 年中没有发生大的变化。

外部影响场强来源分布的拟合指数  $\alpha$  也显示出和城市的地区生产总值的强烈相关。由于各个城市的  $\alpha$  值的异质性较弱, 因此用  $\alpha$  的原始值换算为  $z$  分数作为其标准化值  $\alpha^*$ 。图 3b 展示了 2010 年、2015 年和 2020 年 3 个年份中标准化后的各个城市的  $\alpha^*$  值与  $\log G^*$  的关系, 其 Pearson 相关性系数分别为 0.643, 0.629 和 0.626 (显著性  $P$  值均小于  $1.0 \times 10^{-5}$ ), 说明经济总量较高的城市其所受外部影响来源有着更强的异质性, 集中在少数排名靠前的影响来源上。

各城市的外部影响总场强  $F$  和其拟合指数  $\alpha$  之间的相关性如图 3c 所示。2010 年、2015 年和 2020 年,  $\log F$  和  $\alpha$  的 Pearson 相关性系数分别高达 0.834、0.832 和 0.834 (显著性  $P$  值均小于  $1.0 \times 10^{-5}$ ), 显示出  $F$  和  $\alpha$  之间的高度相关。

为了挖掘以上这些强烈的相关性的来源, 考虑

到城市的地区生产总值的异质性特征和城市地理分布的不均匀性, 本文依次对其进行随机化<sup>[68]</sup>, 构建了 3 个零模型来和真实数据进行比较。

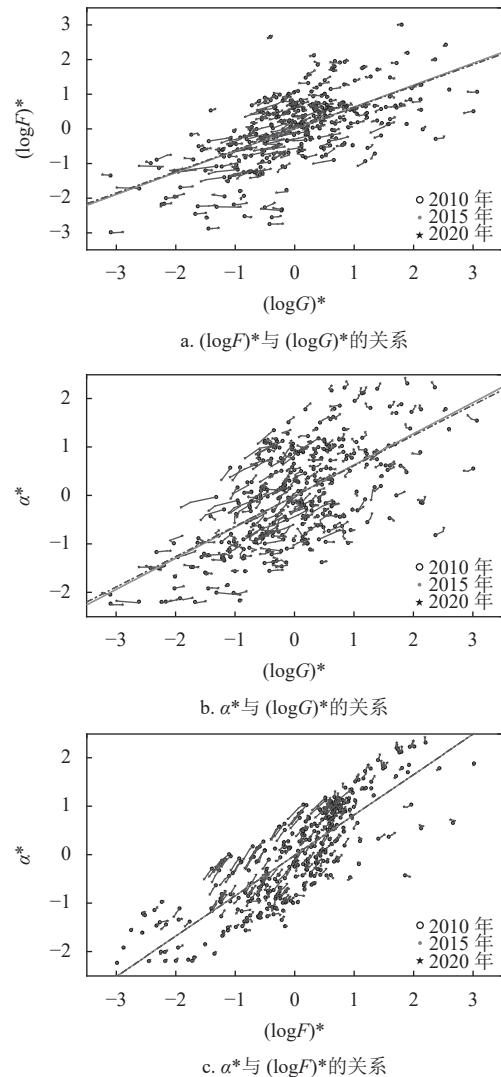


图 3 各城市在 2010 年、2015 年和 2020 年的  $\log G^*$ 、 $\log F^*$  和  $\alpha^*$  两两之间的相关性

一阶 A 零模型: 保留每个城市的真实地理位置信息, 仅把每一个城市的实际地区生产总值同另一个随机选取的城市的实际地区生产总值进行互换。这种随机交换排除了各城市的地区生产总值在地理分布上的不均匀性造成的影响。

一阶 B 零模型: 仍然采用城市的实际地理位置信息, 但是把每个城市的地区生产总值设定为 1。相比一阶 A 零模型, 该模型仍然保留了城市地理位置影响, 但彻底抹除了各城市在地区生产总值数量上的异质性。

二阶零模型: 在边长为  $1.0 \times 1.0$  的平面正方形空间内, 取随机的位置放置城市, 每个城市的地区生产总值固定为 1, 共布撒 336 个城市。相比一阶 B 零

模型，城市的地理位置分布的异质性也被消除。

计算各个零模型中各城市的外部影响总场强  $F$  和其拟合指数  $\alpha$ ，并计算  $\log G$ 、 $\log F$ 、 $\alpha$  三者之间的 Pearson 相关性系数  $r$ ，并同实际相关性值进行比较。由于一阶 B 零模型和二阶零模型中城市的地区生产总值均被置为 1，因此涉及  $\log G$  的相关性仅进行一阶 A 零模型比较。考虑到一阶 A 零模型和三阶零模型为随机性模型，对这两个零模型重复进行独立构建（均独立重复  $10^5$  次），计算每一次构建所得到的各个城市的  $F$  和  $\alpha$ ，以及各组 Pearson 相关性系数，并对独立重复构建零模型得到的各组 Pearson 相关性系数进行统计，得到其概率密度分布及均值。

一阶 A 零模型所得的  $\log F$  同  $\log G$  相关性与  $\alpha$  同  $\log G$  的相关性分别如图 4a 和图 4b 所示，图中黑色粗实线指示相关性的实际值，深灰色区域为一阶 A 零模型的相关性系数的概率密度分布，一阶 A 零模型的 Pearson 相关性系数的均值用灰色细实线表示并以  $\langle r_{IA} \rangle$  标出。经过对城市的地区生产总值的随机交换之后，这两种相关性的均值趋近于 0，远远低于实际相关性值，说明城市的地区生产总值的异质性空间分布是导致  $\log F$  和  $\alpha$  均呈现同  $\log G$  的强烈相关的主要原因。

3 个零模型所得  $\log F$  和  $\alpha$  的 Pearson 相关性系数  $r$  与实际相关性数值的比较结果如图 4c 所示。图中黑色粗实线指示相关性的实际值，深灰色和浅灰色区域分别为一阶 A 零模型和二阶零模型的相关性系数的概率密度分布，一阶 A 零模型、一阶 B 零模型和二阶零模型的 Pearson 相关性系数的均值分别以  $\langle r_{IA} \rangle$ 、 $r_{IB}$  和  $\langle r_{II} \rangle$  标出。其中，一阶 A 零模型所得  $r$  的均值  $\langle r_I \rangle$  为 0.669，已经明显小于实际值，所得  $r$  的分布中， $r$  大于真实值的概率仅为  $6.2 \times 10^{-4}$ ，说明一阶 A 零模型所得  $r$  和真实值之间的差异是显著的，意味着城市的地区生产总值空间分布上的异质性已经影响到了  $F$  和  $\alpha$  之间的强相关性的形成。一阶 B 零模型所得相关性系数  $r_{II}$  为 0.633，相比一阶 A 零模型所得  $\langle r_I \rangle$  值进一步减少，反映出城市的地区生产总值在数量上的异质性对  $F$  和  $\alpha$  之间的强相关性的贡献。二阶零模型  $r$  的均值  $\langle r_{III} \rangle$  为 0.487，已经远远小于实际值。综合以上，可以看出，驱动  $\log F$  和  $\alpha$  之间的强相关性形成的因素主要来自于城市的地区生产总值空间分布上的异质性和城市地理分布上的异质性，而各个城

市的地区生产总值在数量上的异质性也有一定贡献。

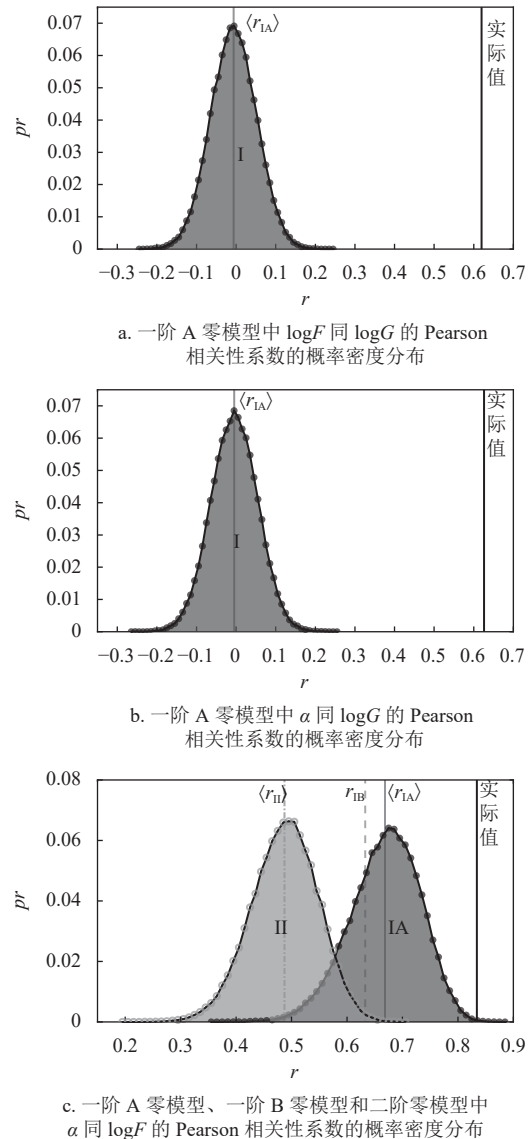


图 4 各个零模型所得相关性与实际值的比较

### 2.3 城市经济增长与外部环境影响变动的关系

城市经济的增长可以归结为内部发展与外部经济环境变化共同驱动的结果。为了区分城市内外部影响对城市经济增长的驱动作用，首先观察从 2010—2020 年间，各城市的地区生产总值、 $F$  和  $\alpha$  的变化量之间的关系。为了排除全国经济增长总体趋势的影响，采取城市的地区生产总值与外部影响总场强  $F$  的对数值的标准化值  $(\log G)^*$  和  $(\log F)^*$ ，以及  $\alpha$  值的标准化值  $\alpha^*$  来计算其年均变化量。 $(\log G)^*$ 、 $(\log F)^*$  和  $\alpha^*$  相应的年均变化量分别用  $\langle v_{G^*} \rangle$ 、 $\langle v_{F^*} \rangle$  和  $\langle v_{\alpha^*} \rangle$  表示，它们的计算公式分别为： $\langle v_{G^*} \rangle = ((\log G)^*|_{2020} - (\log G)^*|_{2010})/10$ ， $\langle v_{F^*} \rangle = ((\log F)^*|_{2020} - (\log F)^*|_{2010})/10$ ， $\langle v_{\alpha^*} \rangle = (\alpha^*|_{2020} -$

$\alpha^*_{2010}/10$ 。这里,  $\langle v_{G^*} \rangle$  表示城市经济规模在排除整体经济增长趋势之后的相对变化,  $\langle v_{F^*} \rangle$  反映了城市所受外部影响总强度相对全国平均水平的变化,  $\langle v_{\alpha^*} \rangle$  则描述了城市所受外部影响的来源结构的相对变化。

如图 5a 和图 5b 所示,  $\langle v_{G^*} \rangle$  与  $\langle v_{F^*} \rangle$ 、 $\langle v_{\alpha^*} \rangle$  之间均呈现强烈的正相关关系 (图中虚线为线性回归所得拟合直线), 反映了外部环境影响的变化同城市经济发展之间的联动, 即经济发展相对较快的城市, 往往有着相对增强的外部影响场强, 以及相对

扩大的外部影响来源异质性。考虑到  $\langle v_{F^*} \rangle$  和  $\langle v_{\alpha^*} \rangle$  高度相关 (图 5a 的插入图), 采用适用于处理存在多重共线性条件下的岭回归方法 (Ridge Regression) 来对其进行分析, 所得回归方程为:

$$\langle v_{G^*} \rangle = 1.040 \langle v_{F^*} \rangle + 0.272 \langle v_{\alpha^*} \rangle \quad (7)$$

其决定系数  $R^2$  为 0.515, 说明在这 10 年间, 排除整体的经济增长趋势, 城市之间经济规模的相对增长中超过 50% 的比例可以被城市外部经济环境的变化 (外部影响总强度变化  $\langle v_{F^*} \rangle$  和外部影响来源结构变化  $\langle v_{\alpha^*} \rangle$ ) 所解释。

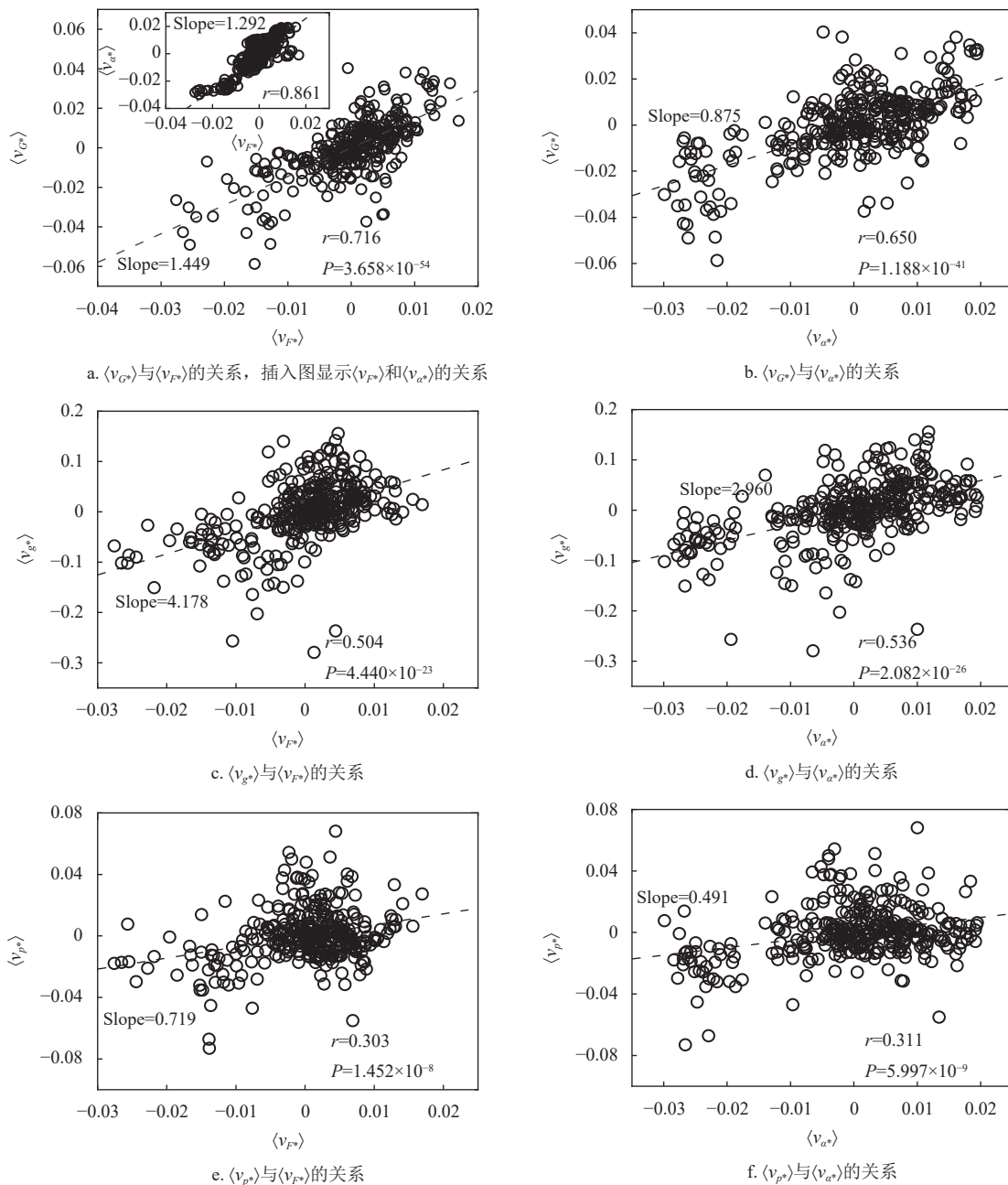


图 5 2010 年—2020 年间, 各城市的  $\langle v_{G^*} \rangle$ 、 $\langle v_{p^*} \rangle$  和  $\langle v_{p^*} \rangle$  与其  $\langle v_{F^*} \rangle$ 、 $\langle v_{\alpha^*} \rangle$  之间的关系

采用类似方法相应地观察了人均地区生产总值的变动和城市人口的变动同外部经济环境影响变动的关系。采用各个城市的人均地区生产总值数据和人口数据,同样进行了标准化处理(标准化时采用了人均地区生产总值的原始值和人口的对数值),计算从 2010—2020 年间各个城市的人均地区生产总值的标准化值年均变动量  $\langle v_{g^*} \rangle = (g^*|_{2020} - g^*|_{2010})/10$  和人口的标准化值年均变动量  $\langle v_{p^*} \rangle = ((\log p)^*|_{2020} - (\log p)^*|_{2010})/10$ , 此处  $g^*$  为人均地区生产总值的标准化值,  $(\log p)^*$  为城市人口  $p$  的对数标准化值。如图 5c 和图 5d 所示,  $\langle v_{g^*} \rangle$  与  $\langle v_{F^*} \rangle$ 、 $\langle v_{\alpha^*} \rangle$  的 Pearson 相关性系数分别为 0.504 和 0.536; 其岭回归分析所得回归方程为  $\langle v_{g^*} \rangle = 1.340\langle v_{F^*} \rangle + 2.138\langle v_{\alpha^*} \rangle$ , 其决定系数  $R^2$  为 0.294。而  $\langle v_{p^*} \rangle$  与  $\langle v_{F^*} \rangle$ 、 $\langle v_{\alpha^*} \rangle$  的相关关系如图 5e 和图 5f 所示, 其 Pearson 相关性系数分别为 0.303 和 0.311; 岭回归分析所得回归方程为  $\langle v_{p^*} \rangle = 0.011 + 0.214\langle v_{F^*} \rangle + 0.290\langle v_{\alpha^*} \rangle$ , 其决定系数  $R^2$  为 0.098。显然, 相比城市人口的变动, 城市的人均地区生产总值的变动可以更好地被外部经济环境影响变动所解释。

值得一提的是, 把城市常住人口  $M$  作为城市规模量, 在式 (3) 中把城市的地区生产总值简单替换为城市常住人口  $M$ , 采用完全相同的方法, 同样可以定义出基于城市常住人口的外部人口影响场强  $f^M$ 、外部人口影响总场强  $F^M$  和  $f^M$  次序分布的相应拟合指数  $\alpha^M$ 。进一步采用同样方法可以计算出  $\log(F^M)$  和  $\alpha^M$  的标准化值的年均变化量:  $\langle v_{F^*}^M \rangle = (\log(F^M)^*|_{2020} - \log(F^M)^*|_{2010})/10$ ,  $\langle v_{\alpha^*}^M \rangle = (\alpha^M|_{2020} - \alpha^M|_{2010})/10$ 。分析发现, 对于城市常住人口的变动  $\langle v_{p^*} \rangle$ ,  $\langle v_{F^*}^M \rangle$  和  $\langle v_{\alpha^*}^M \rangle$  提供了比外部经济环境影响更好的解释性, 它们同  $\langle v_{p^*} \rangle$  的 Pearson 相关性系数分别为 0.388 和 0.527。岭回归分析所得回归方程为  $\langle v_{p^*} \rangle = -0.010\langle v_{F^*}^M \rangle + 0.816\langle v_{\alpha^*}^M \rangle$ , 其决定系数  $R^2$  为 0.274, 大大超过基于外部经济环境影响指标所得结果, 说明外部人口环境变化的变化对城市常住人口的变化有着更好的解释性。同时, 与外部经济环境影响的情况不同,  $\langle v_{p^*} \rangle$  受到  $\alpha^M$  的变动  $\langle v_{\alpha^*}^M \rangle$  的影响更为强烈, 超过了来自  $\langle v_{F^*}^M \rangle$  的影响, 说明比起近邻城市人口总量的变化, 近邻城市人口分布特征的变化同城市人口变化的关系更为强烈。换句话说, 近邻城市人口分布异质性的增强有利于城市常住人口的增长。

## 2.4 城市的非外部影响增长能力分析

以上分析已经区分出了外部经济环境因素对城

市经济发展的影响。式 (7) 实际上给出了当一个城市所受的外部环境影响确定时, 其地区生产总值增长率的期望水平。该城市非外部环境因素对其经济增长的影响强弱可以用其实际地区生产总值增长率同该期望水平的差异  $\xi$  来测度:

$$\xi = \langle v_{G^*} \rangle - \langle v_{G^*} \rangle_E = \langle v_{G^*} \rangle - (1.040\langle v_{F^*} \rangle + 0.272\langle v_{\alpha^*} \rangle) \quad (8)$$

式中,  $\langle v_{G^*} \rangle_E$  为根据式 (7) (回归方程) 所描述的  $(\log G)^*$  年均变化量  $\langle v_{G^*} \rangle$  的期望水平。下文中, 该差异  $\xi$  被称为城市在 2010—2020 年间的“非外部影响增长能力”, 它越高说明城市的实际地区生产总值增长中源自非外部环境因素的影响贡献越大。

图 6a 和图 6b 展示了每个一级行政区的各城市的  $\xi$  值及其箱线图。图中箱线左侧圆圈表示各一级行政区内各城市的  $\xi$  值, 每个箱线的 5 条短线从上到下依次指示该级行政区内 90%、75%、50%、25%、10% 位数, 箱线内部的深灰色实点指示了该级行政区内各城市的  $\xi$  值的均值, 箱线上方和下方的星号数量分别表示该地区的  $\xi$  的均值高于或低于全国平均值 (由水平虚线指示) 的显著性水平, 1 个、2 个、3 个和 4 个星号分别表示其  $P$  值小于 0.05、0.01、0.001 和 0.000 1。其中, 重庆、贵州、西藏、河北、云南、宁夏、江西、内蒙古等地的均值显著超过全国平均水平。而上海、北京、天津、四川、湖北、山西、浙江、辽宁则显著低于全国均值。

各一级行政区的城市  $\xi$  值的均值 ( $\xi$ ) 与其人均地区生产总值对数标准化值在该期间 (从 2010—2020 年) 的均值  $\langle \log(G_{PC})^* \rangle$  的关系如图 6c 所示 (图中虚线为线性回归所得拟合直线), 呈现显著的负相关 (Pearson 相关性系数为 -0.510), 说明经济发达地区其非外部影响增长能力反而较弱。考虑到转移支付是平衡各地经济发展的重要手段, 有必要对转移支付水平同非外部影响增长能力的关系进行挖掘。此处使用一个地区的转移支付同地区生产总值的比值  $\rho_T = T/G$  ( $T$  为该地区当年的转移支付总值,  $G$  为该地区当年的地区生产总值,  $T$  和  $G$  单位均为亿元) 来作为该地区转移支付水平的测度。如图 6d 所示 (图中虚线为线性回归所得拟合直线), 各一级行政区在该期间各年度的  $\rho_T$  的对数均值  $\langle \log(\rho_T) \rangle$ , 显著地呈现出同  $\langle \xi \rangle$  的正相关关系, 其 Pearson 相关性系数为 0.489。然而, 由于  $\langle \log(G_{PC})^* \rangle$  和  $\langle \log(\rho_T) \rangle$  在排除对方影响后与  $\langle \xi \rangle$  的偏相关关系均不显著 (偏相关系数分别为 -0.217 和 0.139, 显著性  $P$  值

分别为 0.250 和 0.464), 因此该结果尚无法确定究竟是人均地区生产总值较低的地区存在增进其增长能力的自然机制, 还是转移支付影响到了各地的非外部影响增长能力。需要注意的是, 经济发达地区的非外部影响增长能力较弱也可能说明, 这些地区的经济增长更多地被不同城市之间的协同所驱动——对此基于外部影响场强的空间自相关性分析提供了更多证据。

它们的空间自相关性, 对于  $\alpha$  则直接采用其值进行计算。所用空间自相关性指标为莫兰指数 (Moran's I)<sup>[69-71]</sup>, 包括其全域指标  $I$  和局域指标  $I^{Local}$ 。以  $\alpha$  为例, 其  $I$  和  $I^{Local}$  具体计算方法分别如下:

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} x_i x_j}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}} \quad (9)$$

$$I_i^{Local} = x_i \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j \quad (10)$$

式中,  $n$  为总城市数;  $x_i$  和  $x_j$  分别表示  $i$  和  $j$  两个城市的指标 (此处为  $\alpha$  值) 的  $z$  分数标准化值;  $w_{ij}$  是城市  $i$  和城市  $j$  之间的空间权重, 对于城市  $i$  的最近邻的  $k$  个城市  $w_{ij} = 1/k$ , 其他城市  $w_{ij} = 0$ ; 这里  $k$  固定为 7。莫兰指数的正负分别说明  $\alpha$  值相近和相异的城市之间的相互聚集。

2020 年  $\log F$  和  $\alpha$  的全域莫兰指数分别为  $I_F = 0.825$ ,  $I_\alpha = 0.916$ , 均显著高于  $\log G$  的全域莫兰指数 ( $I_G = 0.499$ ), 显示出在全国层面上城市所受的外部影响场强存在比城市的地区生产总值更程度的地域聚集现象。

采用指标  $\log G$ 、 $\log F$  和  $\alpha$  计算了每个城市的局域莫兰指数  $I_G^{Local}$ 、 $I_F^{Local}$  和  $I_\alpha^{Local}$ , 来测度各城市邻近区域的局域空间自相关性。图 7 展示了这些分析结果, 图中同一城市的数据点由浅灰色线连接, 2010 年和 2020 年的拟合曲线分别由灰色实线和黑色虚线表示。图 7a 的主图呈现了 2010 年和 2020 年各城市的  $I_F^{Local}$  同其标准化值  $(\log F)^*$  之间趋近于抛物线的“U”形关系, 拟合所得函数分别为  $y = 0.723x^2 - 0.032x + 0.107$  和  $y = 0.714x^2 - 0.023x + 0.110$ 。图 7a 插入图展示出  $I_G^{Local}$  同  $(\log G)^*$  的关系也呈现相似的“U”形趋势。这里之所以使用  $\log F$  和  $\log G$  的标准化值同样是为了排除整体的增长趋势来方便进行不同年份的比较。 $I_\alpha^{Local}$  同  $\alpha$  关系也同样呈现“U”形, 其 2010 年和 2020 年的拟合函数分别为  $y = 15.567x^2 - 37.789x + 22.949$  和  $y = 15.864x^2 - 38.439x + 23.295$ , 且各数据点相比图 7a 更加趋近于拟合曲线, 如图 7b 所示。

图 7 中各个城市的变动轨迹大多接近拟合所得的抛物线方向, 说明不同层级的城市其局域空间自相关性同其相应指标的相对变化可能有着相反的趋势。因此计算了各个城市的局域莫兰指数 ( $I_G^{Local}$ 、

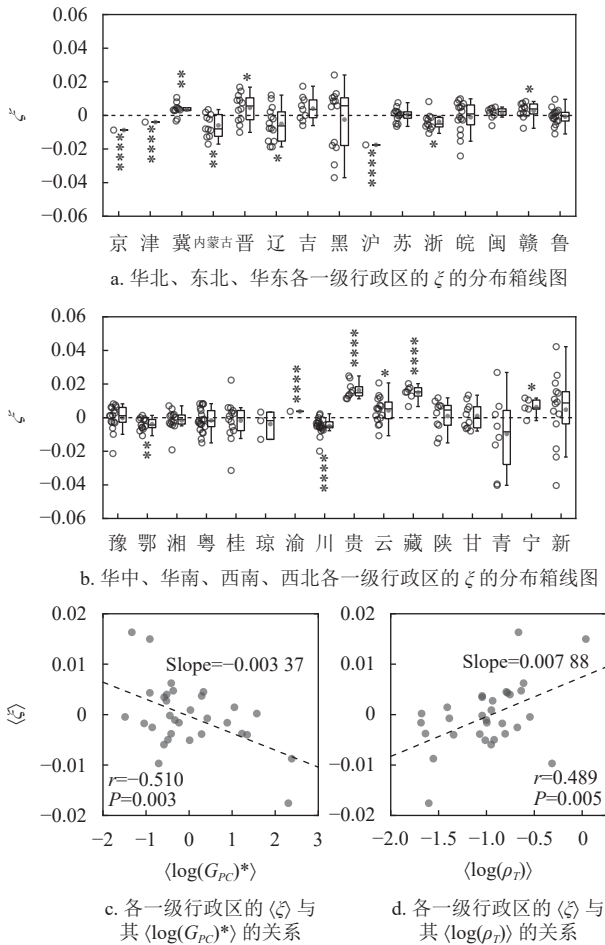


图 6 各一级行政区在 2010 年—2020 年间  $\xi$  的分布箱线图, 以及各一级行政区的  $\langle \xi \rangle$  与其  $\langle \log(G_{PC})^* \rangle$  和  $\langle \log(\rho_T) \rangle$  的关系

### 2.5 城市外部影响场强的空间自相关性及其变化趋势分析

图 6 已经显示出, 城市地理分布及地区生产总值空间分布上的异质性深刻影响到了城市的地区生产总值、 $F$  值和  $\alpha$  值三者之间的强相关性的形成, 说明城市之间广泛存在的空间关联。进一步通过分析这些指标上的空间自相关性来挖掘其空间结构特征。由于不同城市的地区生产总值和  $F$  值本身有着较高的异质性, 采用其对数值  $\log G$  和  $\log F$  来计算

$I_F^{\text{Local}}$ 和 $I_\alpha^{\text{Local}}$ 从 2010—2020 年的年均变化量 $\langle\delta I_G^{\text{Local}}\rangle$ 、 $\langle\delta I_F^{\text{Local}}\rangle$ 和 $\langle\delta I_\alpha^{\text{Local}}\rangle$ 。我们注意到, 有着较高的 $\log(G)$ 、 $\log(F)$ 或 $\alpha$ 的城市, 其 $\langle\delta I_G^{\text{Local}}\rangle$ 、 $\langle\delta I_F^{\text{Local}}\rangle$ 、 $\langle\delta I_\alpha^{\text{Local}}\rangle$ 与相应年均变化量( $v_{G^*}$ 、 $v_{F^*}$ 和 $v_{\alpha^*}$ )的关系与这些指标较低的城市截然相反。

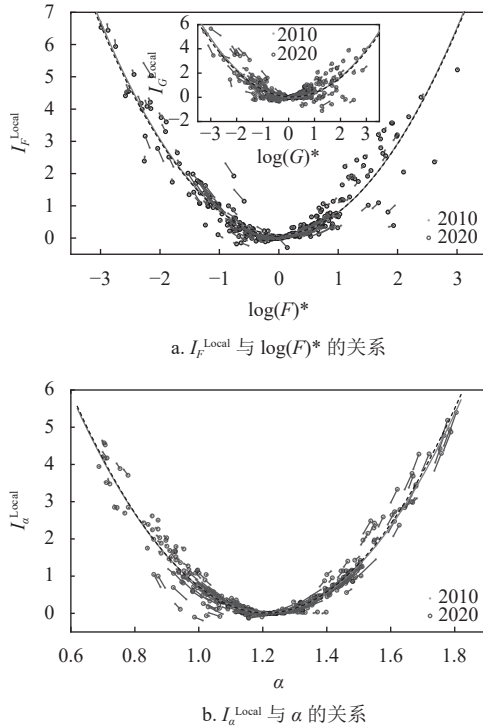


图 7 2010 年和 2020 年各城市在局域莫兰指数 $I_F^{\text{Local}}$ 、 $I_\alpha^{\text{Local}}$ 与其自身的 $\log(F)^*$ 和 $\alpha$ 的构成空间中的位置变化

为了深入挖掘这种趋势, 分别按照 $\log G$ 、 $\log F$ 以及 $\alpha$ 值以从高到低顺序对各城市进行排序, 并对这些序列的前后段进行分割。对所分析的各类关系(包括 $\langle\delta I_G^{\text{Local}}\rangle$ 和 $\langle v_{G^*}\rangle$ ,  $\langle\delta I_F^{\text{Local}}\rangle$ 和 $\langle v_{F^*}\rangle$ ,  $\langle\delta I_\alpha^{\text{Local}}\rangle$ 和 $\langle v_{\alpha^*}\rangle$ ), 以 $\langle\delta I_\alpha^{\text{Local}}\rangle$ 和 $\langle v_{\alpha^*}\rangle$ 之间的关系为例, 分割方法如下。

首先定义两个城市集合, 分别用 $V_F$ 和 $V_L$ 表示。在初始状态, 集合 $V_F$ 内仅包含从序列的第 1 到第 9 的城市, 第 10 及之后的城市均在 $V_L$ 内。然后按照序列以从前到后的顺序, 从 $V_L$ 中依次拿出 1 个城市转移至 $V_F$ 内。每转移 1 个城市(如序列次序为第 $i$ 的城市), 就分别计算集合 $V_F$ 和 $V_L$ 内各城市的 $\langle\delta I_\alpha^{\text{Local}}\rangle$ 和 $\langle v_{\alpha^*}\rangle$ 的 Pearson 相关性系数 $r_F(i)$ 和 $r_L(i)$ , 以及它们的绝对值之和 $r_T(i) = |r_F(i)| + |r_L(i)|$ , 直到 $V_L$ 内的城市总数剩下 10 个。然后把函数 $r_T(i)$ 的最大值 $r_T^{\max}$ 所对应的次序 $i^{\max}$ 作为分割点, 将序列分割为前后两段, 再分别对其前后段采用以上方法进行分割, 最终将整个序列分割

为 4 段。注意, 在分析不同的关系时, 因为所对应的城市序列次序不同, 各段的分割点也有差异。

图 8 展示了从 2010—2020 年期间的 $\langle\delta I_G^{\text{Local}}\rangle$ 与 $\langle v_{G^*}\rangle$ 、 $\langle\delta I_F^{\text{Local}}\rangle$ 与 $\langle v_{F^*}\rangle$ 、 $\langle\delta I_\alpha^{\text{Local}}\rangle$ 与 $\langle v_{\alpha^*}\rangle$ 3 种关系在相应序列的各个分段中的散点分布, 图中不同类型的数据点分别表示 2020 年各城市的 $\log G$ 、 $\log F$ 和 $\alpha$ 值, 虚线为拟合直线。对于排序靠前的城市, 这 3 种关系均呈现强烈的正相关, 最前段的回归曲线斜率大大高于次前段。而对于排序靠后的城市, 这些关系均为负相关, 而且其回归曲线斜率的绝对值是次后段小于最末段。这些现象显示出, 随着城市次序的增加, 即随着城市的地区生产总值规模、 $F$ 值和 $\alpha$ 值的下降, 这些指标的局部空间自相关性同其自身变化量的相关性逐渐从强烈正相关转变为强烈负相关, 确认了这种相反趋势的存在, 显示头部城市(具有高地区生产总值、高 $F$ 值、高 $\alpha$ 值)和尾部城市(具有低地区生产总值、低 $F$ 值、低 $\alpha$ 值)在同其周边城市的发展协同方面有着不同的形态: 头部城市各指标的局域空间自相关性趋向于随这些指标的变动而增强, 说明它们之中同其周边城市的空间聚集更为强烈者往往发展更快; 而尾部城市则反之, 自身发展较快者同周边城市发展的关联却愈加分散。结合前文所发现的“经济发达地区非外部影响增长能力较弱”现象, 该结果也为“经济发达地区的城市发展更多由城市之间的协同所驱动”这一猜测提供了支撑。

根据图 7 还可以定义出每个城市的轨迹方向相对拟合曲线方向的偏离角度:

$$\Delta\theta = \tan^{-1}\left(\frac{\Delta y_c}{\Delta x_c}\right) - \tan^{-1}\left(\frac{\Delta y_{2010} + \Delta y_{2020}}{2\Delta x_c}\right) \quad (11)$$

式中, 等号右方前项为实际方向, 后项为综合 2010 年和 2020 年两个年份的拟合线所得的平均方向;  $\Delta x_c$ 和 $\Delta y_c$ 分别为一个城市的实际数据点在该空间内横纵坐标的变化;  $\Delta y_{2010}$ 和 $\Delta y_{2020}$ 分别为根据该城市的横坐标在 2010 年拟合曲线上和 2020 年拟合曲线上相应的纵坐标的变化。

分别计算了各一级行政区的城市在 $I_F^{\text{Local}}$ - $\log(F)^*$ 空间和 $I_\alpha^{\text{Local}}$ - $\alpha$ 空间中的偏离角度的平均值 $\langle\Delta\theta_F\rangle$ 和 $\langle\Delta\theta_\alpha\rangle$ , 它们同各一级行政区的各项经济与人口指标(包括从 2010—2020 年的地区生产总值对数标准化值的均值 $\langle(\log G)^*\rangle$ 、人均地区生产总值对数标准化值的均值 $\langle(\log G_{PC})^*\rangle$ 和该期间常住人口的标准化值的均值 $\langle p^*\rangle$ )的关系如图 9 所示。除

了  $\langle \Delta \theta_F \rangle$  同  $\langle \log(G_{PC})^* \rangle$  未表现显著的相关性之外,  $\langle \Delta \theta_F \rangle$  和  $\langle \Delta \theta_\alpha \rangle$  同各项经济与人口指标均显著负相关。其中,  $\langle \Delta \theta_\alpha \rangle$  同  $\langle \log(G)^* \rangle$  的 Pearson 相关性系数为  $-0.654$ ,  $\langle \Delta \theta_F \rangle$  和  $\langle \Delta \theta_\alpha \rangle$  同  $\langle p^* \rangle$  的 Pearson 相关性系数分别为  $-0.603$  和  $-0.567$ , 负相关关系较为强烈, 说明人口较多、经济体量较大的行政区, 其平均偏离角度多为负值; 而人口较少、经济体量较小的行政区, 则更多呈现正的平均偏离角度。以  $I_\alpha^{\text{Local}}$ -

$\alpha$  空间内的变动为例, 平均偏离角度  $\langle \Delta \theta_\alpha \rangle$  为负值意味着: 对于行政区内  $\alpha$  趋向增大的城市, 若其  $\alpha$  较高, 其局域莫兰指数  $I_\alpha^{\text{Local}}$  的增长整体上慢于由拟合曲线所指示的期望水平; 而若其  $\alpha$  较低,  $I_\alpha^{\text{Local}}$  的下降趋向快于期望水平; 对于  $\alpha$  趋向减小的城市则反之。正的  $\langle \Delta \theta_\alpha \rangle$  所展示的趋势则与此相反。对于  $I_F^{\text{Local}}-\log(F)^*$  空间内的变动,  $\langle \Delta \theta_F \rangle$  正负值的含义与  $\langle \Delta \theta_\alpha \rangle$  类似。

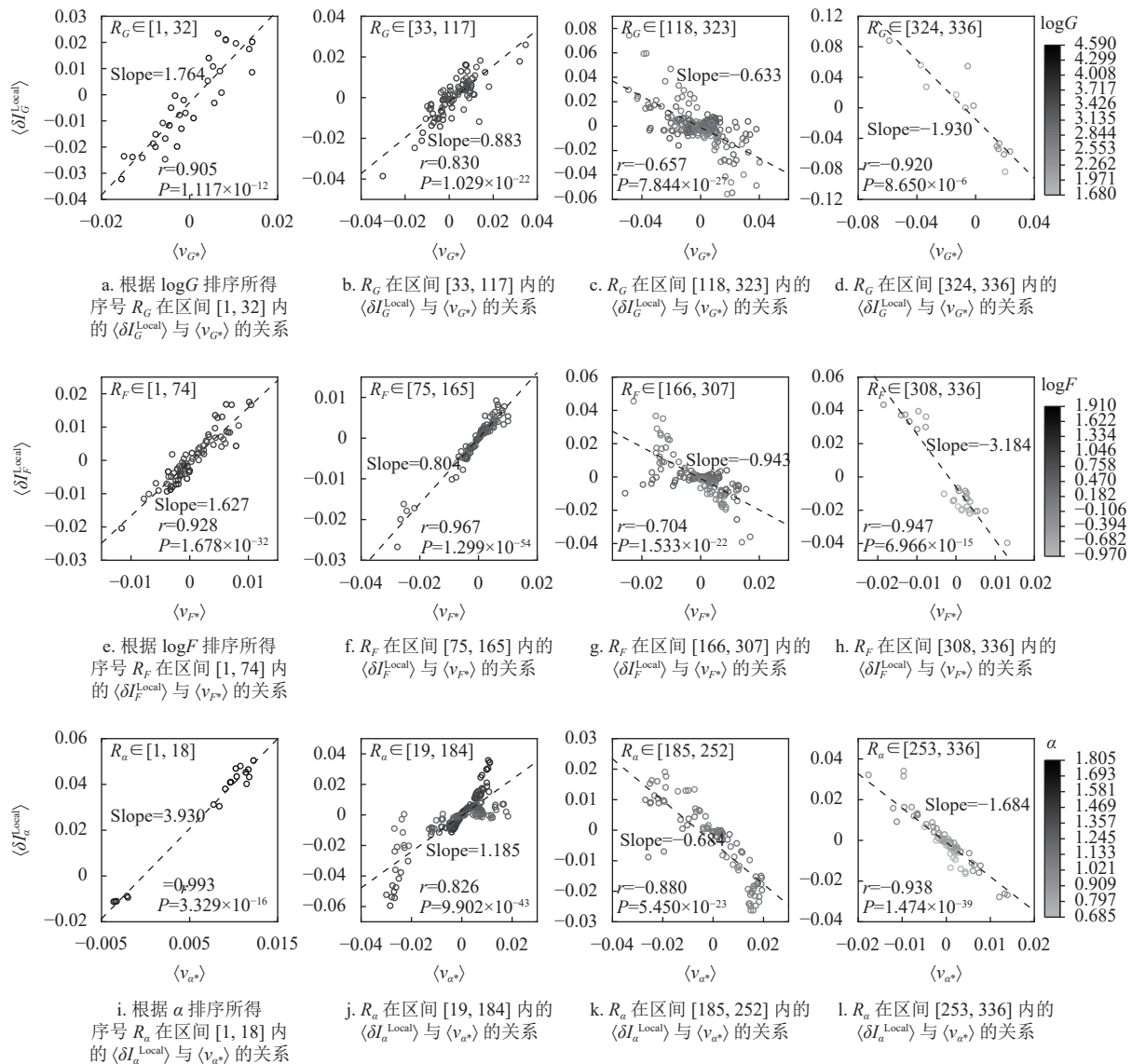


图 8 2010—2020 年间各城市的  $I_G^{\text{Local}}$ 、 $I_F^{\text{Local}}$  和  $I_\alpha^{\text{Local}}$  的年均变化量  $\langle \delta I_G^{\text{Local}} \rangle$ 、 $\langle \delta I_F^{\text{Local}} \rangle$  和  $\langle \delta I_\alpha^{\text{Local}} \rangle$  与标准化值  $\log(G)^*$ 、 $\log(F)^*$  和  $\alpha^*$  的年均变化量  $\langle v_{G^*} \rangle$ 、 $\langle v_{F^*} \rangle$  和  $\langle v_{\alpha^*} \rangle$  的关系

这些负相关关系反映出, 对于不同人口规模和经济体量的行政区, 其城市同周边城市的发展联动有着不同的趋势: 在人口较多、经济体量较大的行政区中, 当城市存在外部经济影响和其来源异质性增强的趋势时, 它们同周边城市之间的空间聚集效

应的变化相对全国层面的期望水平呈现出“上升更慢、下降更快”的趋势, 说明这些城市的发展趋向于均等; 而人口较少、经济体量较小的行政区, 其城市更多呈现相反的趋势, 即“上升更快、下降更慢”, 表现出更强烈的集中发展少数城市的倾向。

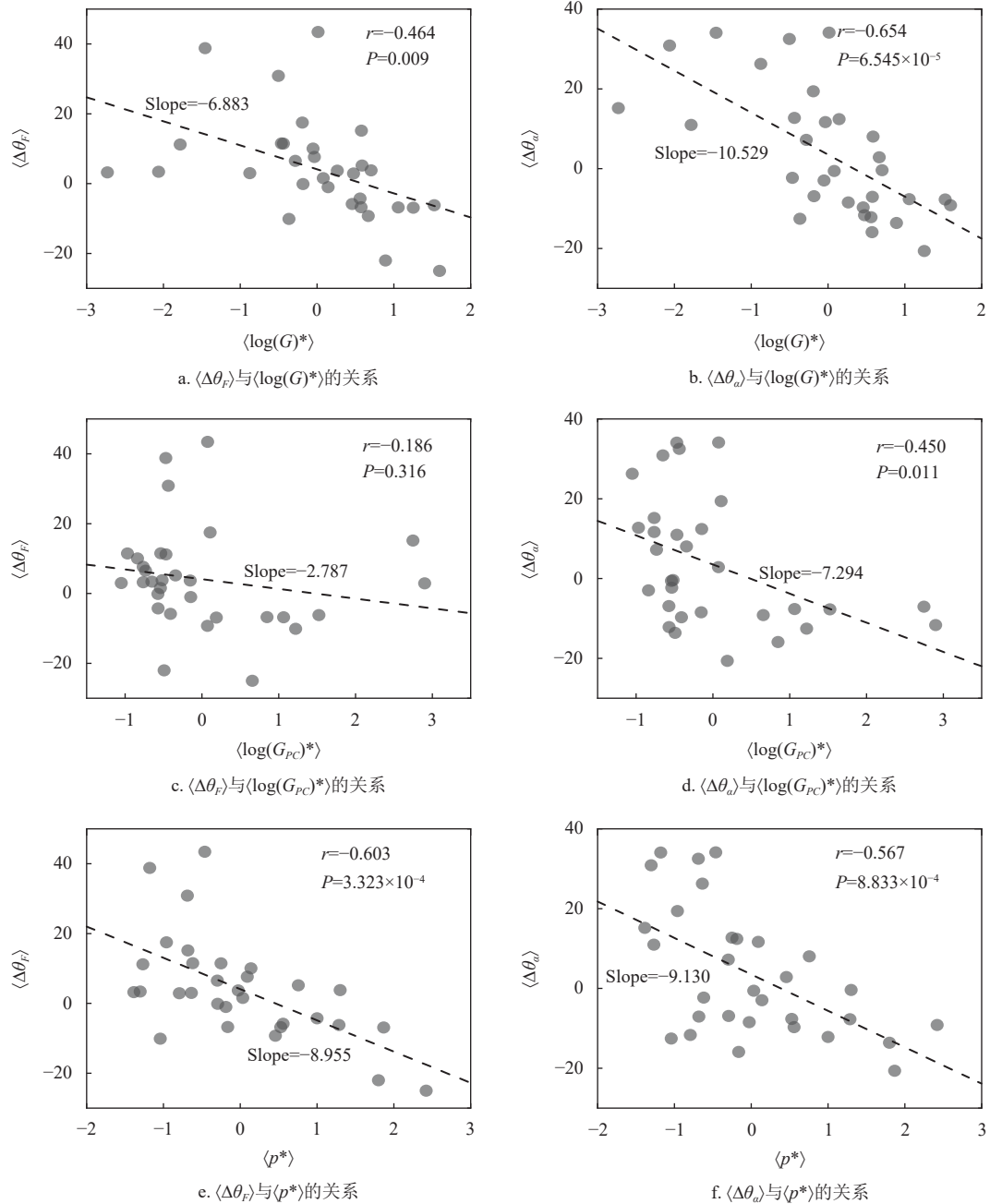


图9 2010—2020年,各个一级行政区的平均偏离角度( $\langle \Delta\theta_F \rangle$ 和 $\langle \Delta\theta_\alpha \rangle$ )与该期间各一级行政区的经济与人口指标( $\langle \log(G)^* \rangle$ 、 $\langle \log(G_{PC})^* \rangle$ 和 $\langle p^* \rangle$ )的关系。虚线为线性回归所得拟合直线

相比之下,在 $I_G^{\text{Local}}-\log(G)^*$ 空间内,尽管数据点同样呈现可被抛物线函数所拟合的“U”形趋势,但是各一级行政区的城市的轨迹方向相对拟合曲线的偏离角度的均值( $\langle \Delta\theta_F \rangle$ 和 $\langle \Delta\theta_\alpha \rangle$ )同 $\langle \log(G)^* \rangle$ 、 $\langle \log(G_{PC})^* \rangle$ 和 $\langle p^* \rangle$ 三者的相关性均不显著(其 Pearson 相关性系数分别为 0.068、-0.210 和 0.258,显著性  $P$  值依次为 0.716、0.257 和 0.161)。这一对比说明基于外部影响场强指标( $F$ 和 $\alpha$ )的空间自相关性分析在挖掘城市之间发展联动中的趋势性差异方面的优势。

### 3 结束语

本文基于引力模型理论,根据城市的地理位置和经济体量,构建了一系列刻画城市所受外部经济环境影响的指标,包括外部影响场强 $f$ 及其总场强 $F$ ,以及描述外部影响场强来源分布异质性程度的拟合指数 $\alpha$ 。同大多数城市经济指标的定义方式不同,这些指标在其定义中就剥离了城市自身的各项经济特征,仅仅反映由其他城市所带来的外部影响,因而在区分城市经济增长的内外部驱动力方面

有着自然的便利性。

尽管这些外部环境影响指标所依据的模型相当简单且不得不采用缺乏直接实证支撑的先验性参数设定, 但是这些指标依然从城市系统中挖掘出了丰富的统计现象。它们并不直接依赖于城市自身的经济特征, 但是它们与城市的经济规模与经济增长、人口聚集等方面仍然有着较为强烈的相关性。通过分析这些相关性, 发现城市经济规模的发展中超过 50% 的比例可以被城市所受的外部经济环境影响的变动所描述——即发展较快的城市往往有着相对增强的外部影响和相对扩大的外部影响来源异质性; 在此基础上, 进一步构建了“非外部影响增长能力”指标来测度各个城市和各个行政区在排除所受外部经济环境因素影响后的经济发展能力。同时, 还通过分析这些指标的空间自相关性, 观察到在同周边城市的发展协同方面不同层级的城市以及不同人口和经济体量的行政区所显现的差异性趋势。这些发现显示出外部经济影响指标在挖掘城市发展驱动方面的有效性, 加深了对城市间及区域间协同发展过程的认知, 也为城市经济发展和城市管理提供了若干参考性信息。如对于东部人口稠密、经济较为发达的地区, 发展城际交通网络, 增强邻近城市之间的经济连接与人口流动, 推动跨市域的资源整合与产业分工协同, 建设形成能够协作共进、均衡发展的都市圈和城市群, 是推动城市经济发展的重要举措; 而对于中西部人口稀疏、经济基础较差的地区, 重点发展部分已成规模的城市, 鼓励人口和产业向这些城市聚集, 形成对区域经济的有力支撑, 亦为一种有效的发展策略。这些认知同当前中国城市发展的政策导向是基本一致的<sup>[72]</sup>。

必须承认, 本文所构建的这些外部环境影响指标仅仅依据了城市的地理位置和经济体量, 尽管这些指标已经能够较好诠释城市之间的交互及其对经济发展的影响, 但是尚有多种实际因素未被纳入, 如对于区域间经济协作有着显著影响的铁路系统<sup>[26, 29, 73, 74]</sup>, 以及公路<sup>[75]</sup>、航空<sup>[76]</sup>、水运<sup>[77]</sup>等其他各类交通运输系统的影响以及地区间的资本流动<sup>[78-79]</sup>等经济因素影响。同时, 本文所用模型也存在参数先验设定的缺陷。在后续研究中将逐步引入各类实际因素, 夯实模型的实证基础, 进一步完善这些指标并提升其解释力。

### 参考文献

- [1] GINKEL H. Urban future[J]. *Nature*, 2008, 456(1): 32-33.
- [2] WEISS D J, NELSON A, GIBSON H S, et al. A global map of travel time to cities to assess inequalities in accessibility in 2015[J]. *Nature*, 2018, 553(7688): 333-336.
- [3] BETTENCOURT L M A, LOBO J, STRUMSKY D, et al. Urban scaling and its deviations: Revealing the structure of wealth, innovation and crime across cities[J]. *PLOS ONE*, 2010, 5(11): e13541.
- [4] GLAESER E. Cities, productivity, and quality of life[J]. *Science*, 2011, 333(6042): 592-594.
- [5] PAN W, GHOSHAL G, KRUMME C, et al. Urban characteristics attributable to density-driven tie formation [J]. *Nature Communications*, 2013, 4: 1-7.
- [6] BATTY M. The size, scale, and shape of cities[J]. *Science*, 2008, 319(5864): 769-771.
- [7] BARTHELEMY M. The statistical physics of cities[J]. *Nature Reviews Physics*, 2019, 1(6): 406-415.
- [8] LI R Q, DONG L, ZHANG J, et al. Simple spatial scaling rules behind complex cities[J]. *Nature Communications*, 2017, 8(1): 1-7.
- [9] LIU C X, YANG Y, CHEN B S, et al. Revealing spatiotemporal interaction patterns behind complex cities[J]. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 2022, 32(8): 081105.
- [10] ARSHAD S, HU S G, ASHRAF B N. Zipf's law and city size distribution: A survey of the literature and future research agenda[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2018, 492: 75-92.
- [11] CORRAL Á, SERRA I, FERRER-I-CANCHO R. Distinct flavors of Zipf's law and its maximum likelihood fitting: Rank-size and size-distribution representations[J]. *Physical Review E*, 2020, 102(5): 052113.
- [12] MAZZARISI O, DE AZEVEDO-LOPES A, ARENZON J J, et al. Maximal diversity and Zipf's law[J]. *Physical Review Letters*, 2021, 127(12): 128301.
- [13] GABAIX X. Zipf's law for cities: An explanation[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 1999, 114(3): 739-767.
- [14] CHEN Y G. The evolution of Zipf's law indicative of city development[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2016, 443: 555-567.
- [15] BETTENCOURT L M, LOBO J, HELBING D, et al. Growth, innovation, scaling, and the pace of life in cities[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2007, 104(17): 7301-7306.
- [16] GOMEZ-LIEVANO A, PATTERSON-LOMBA O, HAUSMANN R. Explaining the prevalence, scaling and variance of urban phenomena[J]. *Nature Human Behaviour*, 2016(1): 0012.
- [17] YOUN H, BETTENCOURT L M A, LOBO J, et al. Scaling and universality in urban economic diversification[J]. *Journal of The Royal Society Interface*, 2016, 13(114): 20150937.
- [18] RIBEIRO F L, RYBSKI D. Mathematical models to explain the origin of urban scaling laws: A synthetic review [EB/OL]. [2023-06-30]. <https://arxiv.org/abs/2111.08365>.
- [19] PRIETO CURIEL R, CABRERA-ARNAU C, BISHOP S

- R. Scaling beyond cities[J]. *Frontiers in Physics*, 2022, 10: 858307.
- [20] BETTENCOURT L M A. The origins of scaling in cities[J]. *Science*, 2013, 340(6139): 1438-1441.
- [21] ALTMANN E G. Spatial interactions in urban scaling laws[J]. *PLOS ONE*, 2020, 15(12): e0243390.
- [22] LEI W Q, JIAO L M, XU Z B, et al. Scaling of urban economic outputs: Insights both from urban population size and population mobility[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2021, 88: 101657.
- [23] SCHLÄPFER M, BETTENCOURT L M A, GRAUWIN S, et al. The scaling of human interactions with city size[J]. *Journal of The Royal Society Interface*, 2014, 11(98): 20130789.
- [24] HONG I, FRANK M R, RAHWAN I, et al. The universal pathway to innovative urban economies[J]. *Science Advances*, 2020, 6(34): eaba4934.
- [25] KE X, CHEN H Q, HONG Y M, et al. Do China's high-speed-rail projects promote local economy? —New evidence from a panel data approach[J]. *China Economic Review*, 2017, 44: 203-226.
- [26] QIN Y. 'No county left behind?' The distributional impact of high-speed rail upgrades in China[J]. *Journal of Economic Geography*, 2017, 17(3): 489-520.
- [27] LI B, GAO S, LIANG Y L, et al. Estimation of regional economic development indicator from transportation network analytics[J]. *Scientific Reports*, 2020, 10(1): 2647.
- [28] JIA S M, ZHOU C Y, QIN C L. No difference in effect of high-speed rail on regional economic growth based on match effect perspective?[J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2017, 106: 144-157.
- [29] GAO J, JUN B, PENTLAND A S, et al. 2021 Spillovers across industries and regions in China's regional economic diversification[J]. *Regional Studies* 2021, 55(7): 1311-1326.
- [30] PUMAIN D, PAULUS F, VACCHIANI-MARCUZZO C, et al. An evolutionary theory for interpreting urban scaling laws[J]. *Cybergeo: European Journal of Geography*, 2006, 343.
- [31] WANG C, WANG L, XUE Y, et al. Revealing spatial spillover effect in high-tech industry agglomeration from a high-skilled labor flow network perspective[J]. *Journal of Systems Science Complexity*, 2022, 35(3): 839-859.
- [32] CHRISTALLER W. *Central places in southern Germany* [M]. [S.l.]: Prentice-Hall, 1966.
- [33] HSU W T. Central place theory and city size distribution[J]. *The Economic Journal*, 2012, 122(563): 903-932.
- [34] TAYLOR P J, HOYLER M, VERBRUGGEN R. External urban relational process: Introducing central flow theory to complement central place theory[J]. *Urban Studies*, 2010, 47(13): 2803-2818.
- [35] OPENSHAW S, VENERIS Y. Numerical experiments with central place theory and spatial interaction modelling[J]. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 2003, 35(8): 1389-1403.
- [36] 刘攀, 韩筱璞, 吕琳媛. 基于三角形变换的中国城市空间分布与区域关联分析[J]. *电子科技大学学报*, 2019, 48(2): 301-306.
- LIU P, HAN X P, LYU L. Spatial distribution and regional correlations of chinese cities based on triangle transition analysis[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2019, 48(2): 301-306.
- [37] FANG C L, SONG J J, SONG D J. Stability of spatial structure of urban agglomeration in China based on Central Place Theory[J]. *Chinese Geographical Science*, 2007, 17(3): 193-202.
- [38] SMITH J W, FLOYD M F. The urban growth machine, central place theory and access to open space[J]. *City, Culture and Society*, 2013, 4(2): 87-98.
- [39] ROY J R, THILL J C. Spatial interaction modelling[J]. *Papers in Regional Science*, 2003, 83(1): 339-361.
- [40] HAYNES K E, FOTHERINGHAM A S. Gravity and spatial interaction models[M]. West Virginia: Regional Research Institute, West Virginia, 2020.
- [41] RIBEIRO F L, MEIRELLES J, FERREIRA F F, et al. A model of urban scaling laws based on distance dependent interactions[J]. *Royal Society Open Science*, 2017, 4(3): 160926.
- [42] TANG C H, CHAI J N. Spatial-temporal evolution and proximity mechanism of urban networks in China from the multiplicity perspective[J]. *Frontiers in Physics*, 2022, 10: 1099.
- [43] TOBLER W. Migration: Ravenstein, thornthwaite, and beyond[J]. *Urban Geography*, 1995, 16(4): 327-343.
- [44] KRINGS G, CALABRESE F, RATTI C, et al. Urban gravity: A model for inter-city telecommunication flows[J]. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2009(7): L07003.
- [45] KEUM K. Tourism flows and trade theory: A panel data analysis with the gravity model[J]. *The Annals of Regional Science*, 2010, 44(3): 541-557.
- [46] SIMINI F, GONZÁLEZ M C, MARITAN A, et al. A universal model for mobility and migration patterns[J]. *Nature*, 2012, 484(7392): 96-100.
- [47] YAN X Y, ZHOU T. Destination choice game: A spatial interaction theory on human mobility[J]. *Scientific Reports*, 2019, 9(1): 9466.
- [48] GOH S, LEE K, PARK J S, et al. Modification of the gravity model and application to the metropolitan Seoul subway system[J]. *Physical Review E*, 2012, 86(2): 026102.
- [49] JUNG W S, WANG F Z, STANLEY H E. Gravity model in the Korean highway[J]. *Europhysics Letters*, 2008, 81(4): 48005.
- [50] NAJEM S, FAOUR G. Debye-Hückel theory for refugees' migration[J]. *EPJ Data Science*, 2018, 7(1): 22.
- [51] LEWER J J, VAN DEN BERG H. A gravity model of immigration[J]. *Economics Letters*, 2008, 99(1): 164-167.
- [52] FAGIOLO G. The international-trade network: Gravity equations and topological properties[J]. *Journal of Economic Interaction Coordination*, 2010, 5(1): 1-25.
- [53] FEENSTRA R C, MARKUSEN J R, ROSE A K. Using

- the gravity equation to differentiate among alternative theories of trade[J]. *Canadian Journal of Economics/Revue Canadienne D'économique*, 2001, 34(2): 430-447.
- [54] 钱江海, 韩定定. 基于预期流优化的空间网络引力模型[J]. *物理学报*, 2009, 58(5): 3028-3033.  
QIAN J H, HAN D D. Gravity model for spatial network based on optimal expected traffic[J]. *Acta Physica Sinca*, 2009, 58(5): 3028-3033.
- [55] 闫小勇. 社会引力定律追根溯源[J]. *物理学报*, 2020, 69(8): 088903.  
YAN X Y. Exploring the roots of social gravity law[J]. *Acta Physica Sinca*, 2020, 69(8): 088903.
- [56] KAREMERA D, OGULEDO V I, DAVIS B. A gravity model analysis of international migration to North America[J]. *Applied Economics*, 2000, 32(13): 1745-1755.
- [57] GROSCHE T, ROTHLAUF F, HEINZL A. Gravity models for airline passenger volume estimation[J]. *Journal of Air Transport Management*, 2007, 13(4): 175-183.
- [58] LENORMAND M, BASSOLAS A, RAMASCO J J. Systematic comparison of trip distribution laws and models[J]. *Journal of Transport Geography*, 2016, 51: 158-169.
- [59] 高见, 周涛. 大数据揭示经济发展状况[J]. *电子科技大学学报*, 2016, 45(4): 625-633.  
GAO J, ZHOU T. Big data reveal the status of economic development[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2016, 45(4): 625-633.
- [60] GAO J, ZHANG Y C, ZHOU T. Computational socioeconomics[J]. *Physics Reports*, 2019, 817: 1-104.
- [61] YAN X Y, ZHAO C, FAN Y, et al. Universal predictability of mobility patterns in cities[J]. *Journal of the Royal Society Interface*, 2014, 11: 20140834.
- [62] LIU E J, YAN X Y. New parameter-free mobility model: Opportunity priority selection model[J]. *Physica A*, 2019, 526: 121023.
- [63] JIA X Y, LIU E J, CHEN C Y, et al. An interactive city choice model and its application for measuring the intercity interaction[J]. *Frontiers in Physics*, 2022, 10: 850415.
- [64] MASUCCI A P, SERRAS J, JOHANSSON A, et al. Gravity versus radiation models: On the importance of scale and heterogeneity in commuting flows[J]. *Physical Review E*, 2013, 88(2): 022812.
- [65] LEVY M, GOLDENBERG J. The gravitational law of social interaction[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2014, 393: 418-426.
- [66] KARAGOZ K, SARAY M O. Trade potential of turkey with asia-pacific countries: Evidence from panel gravity model[J]. *International Economics Studies*, 2022, 36(1): 19-26.
- [67] SUN Q P, WANG S J, ZHANG K Q, et al. Spatial pattern of urban system based on gravity model and whole network analysis in eight urban agglomerations of China[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2019: 6509726.
- [68] VÁŠA F, MIŠIĆ B. Null models in network neuroscience[J]. *Nature Reviews Neuroscience*, 2022, 23: 493-504.
- [69] MORAN P A P. Notes on Continuous Stochastic Phenomena[J]. *Biometrika*, 1950, 37(1/2): 17-23.
- [70] XIAO Y X, GONG P. Removing spatial autocorrelation in urban scaling analysis[J]. *Cities*, 2022, 124: 103600.
- [71] CHEN Y G. An analytical process of spatial autocorrelation functions based on Moran's index[J]. *PLOS ONE*, 2021, 16(4): e0249589.
- [72] 邓智团. 加快构建大中小城市协调发展格局[EB/OL]. [2023-06-30]. <http://www.gzpopss.gov.cn/n184/20230223/i4321.html>.
- [73] WANG F, WEI X J, LIU J, et al. Impact of high-speed rail on population mobility and urbanisation: A case study on Yangtze River Delta urban agglomeration, China[J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2019, 127: 99-114.
- [74] 谢梅, 白薇, 吴沁媛, 等. 高铁对经济发展的影响[J]. *电子科技大学学报*, 2020, 49(6): 891-904.  
XIE M, BAI W, WU Q Y, et al. Impact of high-speed railway on economic development[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2020, 49(6): 891-904.
- [75] HAN J, LIU J B. Urban spatial interaction analysis using inter-city transport big data: A case study of the Yangtze River Delta urban agglomeration of China[J]. *Sustainability*, 2018, 10(12): 4459.
- [76] 刘宏鲲, 周涛. 中国城市航空网络的实证研究与分析[J]. *物理学报*, 2007, 56(1): 106-112.  
LIU H K, ZHOU T. Empirical study of Chinese city airline network[J]. *Acta Physica Sinca*, 2007, 56(1): 106-112.
- [77] DUCRUET C, LUGO I. Cities and transport networks in shipping and logistics research[J]. *The Asian Journal of Shipping and Logistics*, 2013, 29(2): 145-166.
- [78] SHI S, WONG S K, ZHENG C. Network capital and urban development: An inter-urban capital flow network analysis[J]. *Regional Studies*, 2022, 56(3): 406-419.
- [79] LI R Q, LU L Y, CUI T Y, et al. Assessing the attraction of cities on venture capital from a scaling law perspective[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 48052-48063.

编辑 张莉