

数字经济发展不平衡抑制了 经济周期协同性吗？

孙焱林¹ 马绍雄¹ 汪小愉²¹

(1. 华中科技大学 经济学院, 武汉 430074;

2. 浙江财经大学 经济学院, 杭州 311400)

【摘要】:本文基于 2003—2018 年我国 30 个省份的面板数据,采用贝叶斯模型平均(BMA)和结构方程模型(SEM)实证分析区域数字经济发展不平衡对经济周期协同性的影响。研究发现:区域数字经济发展不平衡对经济周期协同性存在稳健的负向作用;数字经济发展不平衡通过降低产业结构相似度和贸易关联度对区域经济周期协同性产生负向影响;数字经济发展整体水平的提高强化了产业结构相似度的中介效应,弱化了贸易关联度的中介效应。

【关键词】:数字经济发展不平 经济周期协同 产业结构相似 贸易关联度

【中图分类号】:F061.5 **【文献标识码】:**A **【文章编号】:**1006—2912(2022)08—0014—23

一、引言

我国数字经济体量持续增长,从 2005 年的 2.62 万亿元,增长到 2019 年的 35.84 万亿元,年均增长 20.6%,远高于同时期 GDP 年均 12.6%的增速,占 GDP 比重也由 2005 年的 14.2%增长到 2019 年的 36.2%^[1]。以大数据、云计算、人工智能、物联网为标志的数字经济已渗透到经济社会的方方面面,数字经济催生的平台经济、共享经济、零工经济等新业态深刻改变了各个领域主体思维方式、产业组织形态、行业生产模式和经济发展路径^[1],为我国经济高质量发展注入了全新动力,在经济增长中扮演愈来愈重要的角色,在未来很长一段时间内仍将对中国产生全方位的重大影响^[2]。

我国数字经济快速发展的同时,各区域数字经济发展不均衡问题日益显现^[3]。2019 年我国有 12 个省市数字经济规模超过 1 万亿元,其中 7 个为东部省市,4 个为中部省份,1 个为西部省份,区域间数字经济发展存在明显差距²。数字经济不仅是 GDP 的组成部分,也是经济发展的基础,其不平衡发展可能加剧区域经济发展不平衡,已经引起中央和有关部门的高度重视。2020 年 11 月 20 日,习近平主席出席亚太经合组织第二十七次领导人非正式会议并发表重要讲话,强调“促进新技术传播和运用,加强数字基础设施建设,消除数字鸿沟”³。中央网信办、国家发展改革委、国务院扶贫办、工业和信息化部联合印发《2020 年网络扶贫工作要点》,提出夯实信息基础,不断激发贫困地区内生动力,共享数字经济成果。因此,研究数字经济发展不平衡如何影

¹**作者简介:**孙焱林(1963-),男,湖北鄂州人,华中科技大学经济学院教授、博士生导师,研究方向:发展经济学与数量经济学;马绍雄(1995-),男,湖北天门人,华中科技大学经济学院博士研究生,研究方向:区域经济学与数量经济学;汪小愉(1994-),女,湖北恩施人,浙江财经大学经济学院讲师,经济学博士,研究方向:区域经济学与数量经济学。

基金项目:国家社科基金项目“中国区域经济周期差异性、集群性和收敛性与区域梯级宏观调控机制研究”(20BJY012),主持人:孙焱林

响区域经济周期协同对新时代区域协调发展具有重要现实意义。

纵观数字经济的相关研究,国内外学者的研究主要集中于数字经济规模测算、数字经济的经济效应以及数字鸿沟的影响,其中数字鸿沟的影响是与本文研究最为接近的系列文献。数字经济规模测算方法主要有三种:一是直接估算法,通过界定数字经济范围估算数字经济规模^[4],二是指数构建法,建立综合指标体系衡量数字经济规模^[5],三是卫星测算法,构建数字经济卫星账户衡量数字经济规模^[6]。数字经济的经济效应研究主要集中在宏观经济、行业或部门经济、微观经济三个层面。在宏观层面,数字经济减弱经济摩擦,平滑经济周期波动^[7,8],提高生产率^[9,10],促进经济增长^[11,12,13]。在行业或部门经济层面,数字经济一方面扩展贸易边界,增强贸易关联度^[14,15],另一方面优化资源配置,催生新型业态,扩展生产边界,促进产业结构转型升级^[13,16]。在微观层面,数字经济降低了搜索成本,一方面增加产品多样性,改变商品定价规则^[17],另一方面促使企业组织变革,加剧组织形式分化^[18]。数字鸿沟的影响研究主要关注微观主体、宏观层面以及社会公平。在微观层面,数字鸿沟会加剧经济信息分布不均匀,减少弱势群体的经济机会^[19];在宏观层面,数字鸿沟扩大收入差距,加剧城乡发展不平衡^[20];在社会公平层面,数字鸿沟阻碍了民主推进,不利于信息弱势群体参与公共活动和公共服务、表达诉求^[21]。关于经济周期协同性的研究,国内外研究主要集中于经济周期协同性的特征描述和影响因素分析,其中影响因素分析主要集中于产业结构相似度^[22,23]、贸易关联度^[24,25]、金融一体化^[26]和政策^[27,28]等四个方面。而对于这些因素对经济周期协同性的作用方向,众多研究结论并不一致,例如有研究指出产业结构相似度、贸易关联度对经济周期协同性的影响取决于相关控制变量的选择^[22,28]。

国内外学者应用多种分析方法或数据从不同角度考察了数字经济的经济效应和数字鸿沟的影响,得出了富有启发性的研究结论,但也存在以下几点不足:第一,根据熊皮特破坏性创新理论,数字经济的兴起可能改变经济周期波动,但以往大多数文献关注数字经济对经济增长的影响,极少关注数字经济对经济周期的影响。第二,以往文献探究了数字鸿沟对经济社会的多维影响,但并未从经济周期协同这一视角考察对区域协调发展的影响。第三,经济周期协同性影响因素较多,变量选择的不确定性导致以往文献结论缺乏稳健性。基于此,本文将关注数字经济发展不平衡对区域经济周期协同性的作用,可能的边际贡献主要体现在以下三个方面:一是在研究对象上,不同于以往数字鸿沟的研究,本文从经济周期协同角度切入,聚焦数字经济发展不平衡对区域协调发展的影响;二是在理论机制上,以往文献未对数字经济发展不平衡和经济周期协同性关系进行系统性研究,本文对两者的作用机理进行分析,一定程度上填补了相关的研究缺憾;三是在实证策略上,现有绝大多数文献设定一个确定的计量模型,未考虑模型不确定性和变量选择不确定性,估计结果稳健性不足,本文考虑到模型设定的不确定性,利用贝叶斯模型平均(BMA)对理论假说进行验证。

二、理论机制与假说

时至今日数字经济尚无权威界定,其中 OECD、BEA、中国通信研究院所提出的数字经济定义被引较多⁴。结合三个机构对数字经济的定义,本文对数字经济的理解分为三个层面,第一层面侧重于数字经济的技术层面,将其理解为以数字信息设备支撑的数字技术,如 5G、大数据、云计算、人工智能、物联网、区块链以及量子信息技术等。第二层面侧重于数字技术虚拟空间和应用场景的扩展,将其理解为围绕数字技术应用所衍生的商业模式和组织变革,如 Uber、滴滴平台连接骑行者和司机,Amazon、淘宝、京东等平台连接买者和卖者并衍生出 B2B、B2C、C2B、C2C、O2O 等模式,平台直播带货等,以及许多大型企业趋向于开放化、分散化、扁平化。第三层面主要强调数字经济的扩散和融合作用,如智能制造、数字普惠金融、数字贸易、数据价值链等。三个层面相辅相成,第一层面是底层支撑,是第二、三层面发展实现的基础;第二层面实质上是交易关系和企业组织在数字空间(比特空间)中的转变,是第一层面的应用和第三层面价值实现的空间场景;第三层面是前两个层面的深化和发展,是升级第一层面和拓展第二层面的抓手。综上,本文认为数字经济是以知识和数据作为关键生产要素,以网络化、智能化的数字基础设施为支撑,通过数字技术的扩散与跃迁,促进数字技术与实体经济深度融合,实现效率提升和结构优化的新型经济形态。那么,数字经济发展不平衡是指由于区域间数字经济不同层面的差异综合而成的数字经济发展差异。进一步,本文将从直接路径、间接路径两个方面论证区域数字经济不平衡对经济周期协同的影响并提出本文的研究假设。

(一)直接路径

数字经济的深化显著增强了泛在连接能力，突破地理空间的限制，增强信息可流动性，消除信息不对称，促进供需匹配，使经济运行更顺畅，减少经济波动，从而改变区域经济周期^[7]。数字化过程中，数据作为新型生产要素在生产、消费、交换等环节中不可或缺，以叠加形式投入生产时，海量数据的边际成本为零，带来的边际收益递增，从而提高生产率和扩展生产可能性边界，数据的柔性化投入提升生产分工的契合度，减少生产环节的摩擦力，即时的信息生成、处理、传递与接受利用使专业分工更合理，优化资源配置，改变资产和生产周期，进而影响经济周期。此外，数字经济促进跨平台、行业、领域数据集成和数据共享，扩展信息空间，丰富信息交互形式和知识编码方式，推动集成创新溢出^[29]，产生前向后向关联效应，互动循环催生新型业态，成为促进经济发展的持续动力^[16]，进而改变区域经济周期。因此，数字经济作为经济发展的新型动力，将影响区域经济有规律的扩张或收缩幅度、持续时间等，进而影响经济周期；区域数字经济发展不平衡，即存在差异时，将会导致区域经济周期波动的差异，进而影响区域经济周期协同性。

因此，提出假设 1：

H1：区域数字经济发展不平衡对区域经济周期协同性产生负向作用。

（二）间接路径

1. 产业结构相似度的中介效应

数据信息是数字经济的核心要素，也是经济活动中的关键要素，数字技术与经济社会交互融合的深化带来海量数据，改变资源禀赋结构，重塑产业结构发展路径^[30]。当存在区域数字经济发展差异时，一方面数字经济发展高水平地区存在更高的生产效率、更大的数字密度，其数字经济部门的超额收益和集聚优势对数字经济低水平地区的知识信息等要素产生回流作用，进而拉大资源禀赋结构差距，降低区域产业结构相似度；另一方面由于知识信息要素的高流动性和数字经济活动的互联互通，数字经济发展高水平地区存在扩散效应，知识信息等要素扩散至数字经济发展低水平地区，从而减小资源禀赋结构差异，增强区域产业结构相似度。因此，数字经济发展不平衡将影响产业结构相似度。此外，数字技术将资金流、人力流编码为信息流，以互联网为载体突破空间地理限制，改变要素的物理形态以及传输、利用方式，提升要素流动性，外延知识技术溢出边界^[31]。若区域数字经济发展差异一定，较低的数字经济整体水平为要素流动性赋能较弱，对要素流动促进作用较小，区域间回流和扩散的速度较为缓慢，对产业结构相似度影响较小；当区域数字经济整体水平较高，根据梅特卡夫法则，数字经济的不断深化带来的收益将呈指数式增长，实现更多的数字接入和数字应用，使知识信息等要素传输、利用形式更多样化，几何式增强要素流动性，大幅提升区域间回流和扩散的速度，可能使资源禀赋结构进一步分化，对产业结构相似度作用更为显著。因此，产业结构相似度不仅与数字经济发展不平衡相关，还与数字经济整体水平相关。

一般而言，区域间产业结构相似度越高，当面对共同冲击或行业特异性冲击时，其行业的要素配置、组织形式以及生产结构相似度越高，对冲击作出反应时，行业要素更替、组织变迁乃至结构重组等都将存在较高的重合度，整体冲击效应相似度更高，经济走势呈现同步性，进而增强区域经济周期协同性^[22]。

据此，本文提出：

H2a：数字经济发展不平衡通过数字经济整体水平对回流效应和扩散效应的调节效应影响产业结构相似度。

H2b：数字经济发展不平衡通过产业结构相似度的中介效应影响区域经济周期协同性。

2. 贸易关联度的中介效应

数字经济主要从三个方面增进贸易关联度：一是降低运输成本^[32]、二是节约贸易成本^[33]、三是扩展贸易市场，增强供需匹配^[34]。当区域数字经济水平差异较大时，数字经济低水平地区运输成本较高、市场信息透明度较低、数字贸易模式较单一、数字交易流程较复杂，抬高了数字经济高水平地区与其贸易成本，减弱区域间贸易激励，降低贸易关联度。因此，数字经济不平衡加剧将降低贸易关联度。若区域数字经济发展差异一定，数字经济整体水平达到一定程度可能触发“梅特卡夫法则”，数字经济高水平区域将享受更多“梅特卡夫法则”带来的红利，促使贸易数字化出现爆发式增长，而数字经济低水平地区分享较少红利，贸易数字化增长较为缓慢，从而扩大贸易数字化水平差距，进一步提高数字经济高水平区域和低水平区域的贸易成本，降低贸易关联度。但是，随着数字化不断推进，数字经济扩散效应越发明显^[35]，这一效应将增强贸易数字技术的溢出强度和范围，促进数字经济发展低水平地区学习模仿，提高整体贸易数字化水平，增加智能分拣装配，改善物流运输效率，削减产品运输成本；简化交易流程，提升贸易效率；增进企业交流频率，降低贸易信息壁垒，突破现实地理空间，扩大市场边界，从而降低区域间贸易成本，形成区域间贸易的正向激励，提升贸易关联度。因此，贸易关联度不仅与数字经济发展不平衡相关，还与数字经济整体水平相关。

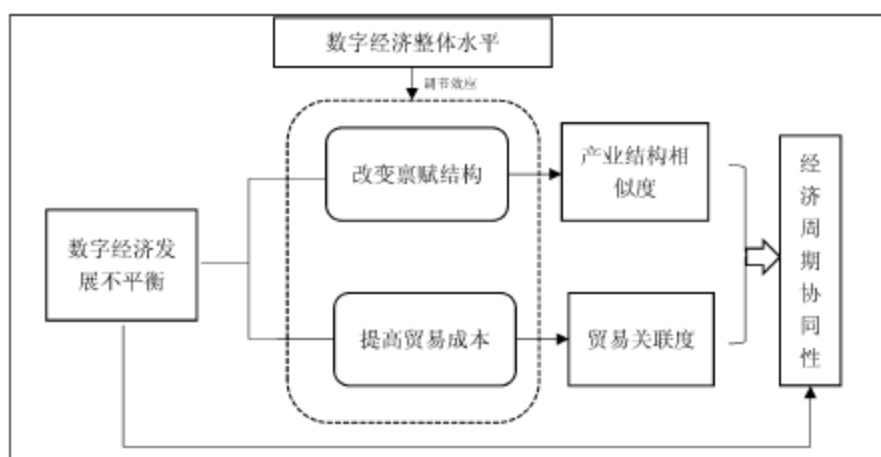


图1 数字经济发展不平衡对经济周期协同的作用机制

双边贸易主要从供需溢出、产生专业化两个途径作用于经济周期协同，是影响经济周期协同性的重要因素。从供需溢出视角来看，区域贸易关联度增强，产品服务往来更加密切，更加强化了区域供需关系，加快区域间资金流、信息流等以实体或数字虚拟体的方式流动，进一步增加产品服务的供给与需求，产生供需溢出效应，促使区域经济周期协同^[24]。从生产专业化视角来看，区域间贸易模式将决定贸易关联度对经济周期协同性的影响。当贸易模式以产业内贸易(intra-industry trade)为主时，区域贸易往来的要素、产品服务属于同一部门，在面对特定行业冲击时，其作出反应相似，避免非对称影响，进而增强了经济周期协同性^[36]；当贸易模式以产业间贸易(inter-industry trade)为主时，区域间交换的产品服务属于不同部门并根据比较优势形成专业化分工，在发生冲击后作出特征化反应，降低区域经济周期协同性^[36]。据此，本文提出：

H3a: 数字经济发展不平衡通过数字经济整体水平的调节效应影响贸易关联度。

H3b: 数字经济发展不平衡通过贸易关联度的中介效应影响区域经济周期协同。

理论机制图如图1所示。

三、模型设定、变量测度与数据说明

(一)模型设定

1. 模型不确定性

模型不确定性主要体现在两个层面：模型形式不确定性和变量选择不确定性。首先，由于视域问题(horizon problem)普遍存在，即由于每个人提出理论的前提假设、潜在先验不同且具有局限性，无法将无限的假说空间一一映射至现实空间，使理论具有开放性，具体表现为许多经济理论可以相互补充或相互替代甚至相互抵触，进而带来理论的不确定性，使理论无法指导模型形式和变量选择，产生模型形式不确定性和变量选择不确定性^[37, 38]。其次，即使消除了理论不确定性，使理论可以指导变量选择，但变量实际上概括经济社会活动的某一过程，因为这一过程的不确定，难以证明变量是否恰当概括了理论中的某一特征，进而增加变量选择的不确定性^[37, 38]。模型不确定将带来统计推断偏误，Young 指出因为在进行点估计之前，需要设定相应的模型函数形式并选择变量，相当于“在众多可能的方式中选择一条临时路径”，当且仅当已知“真”模型(true model)或所有相关模型估计结果相同时，单一点估计结果才是可靠的^[39]。显然现实中这两个条件难以满足，表明存在模型不确定时，点估计有偏误。

现有研究经济周期协同性的文献提供了许多例证支持模型不确定性的存在。关于贸易关联度对经济周期协同性的影响，弗兰克尔和罗斯进行了开创性工作，他们研究得出双边贸易强度对经济周期协同性产生正向影响^[24]，许多学者证实了这一结果^[36]，有一些研究得出贸易对经济周期协同性的影响并不稳健^[28]，而另一些研究表明贸易的重要性取决于所用模型的规范性^[40]。关于产业结构相似性对经济周期协同性的影响，一些文献证明产业结构相似性对经济周期协同性呈正向作用^[41]，而其他文献表明这一结论是否成立取决于模型中包含的其他变量^[42]。综上所述，众多学者设定不同模型、选择不同变量而得到不同的结论，对经济周期协同性影响因素的研究存在比较普遍的模型不确定性问题。

2. 贝叶斯模型平均

因为模型不确定性问题的普遍存在，如何明确地展示研究者的多种备选模型以及在多种备选模型下得出稳健的估计结果便成为经济学量化研究的重要任务之一。面对这一情况，较好的策略是估计所有的候选模型，然后计算所有解释变量的系数估计的加权平均数(即模型平均法)，最后基于整个候选模型空间进行推断。贝叶斯模型平均法正是基于这一策略进行估计，用以解决模型不确定性问题，目前在经济学实证分析应用较广泛^[43]。贝叶斯模型平均法相对于传统计量模型，至少有以下三个优点：一是因为数据不可能仅由模型空间中某一模型生成，所以贝叶斯模型平均通过构造较大的模型空间，增加数据生成的还原度，提升估计的稳健性和可靠性；二是贝叶斯模型平均法(BMA)通过构建许多潜在模型，避免遗漏变量，增强数据信息利用率，一定程度上解决变量选择的问题；三是通过得到估计系数的概率分布并根据概率分布加权平均得出估计系数，一定程度上避免点估计的偏误。目前，在经济学领域，贝叶斯模型主要应用仍集中于线性回归不确定性问题，所以本文贝叶斯模型平均的设定仍是基于线性回归。

假设一个线性回归模型有 K 个潜在解释变量和 N 个观测值：

$$y = \alpha + X_j\beta_j + \varepsilon \quad (1)$$

其中 y 是 $N \times 1$ 的向量， $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I)$ ， X 是一个由解释变量组成的 $N \times K$ 矩阵， X_j 是从 K 个潜在解释变量中选择出来的变量组合矩阵，相应地，这一变量组合代表了模型 M_j ，则共有模型 2^k 个，其中 $j=1, \dots, 2^k$ ， β_j 代表模型 M_j 中的解释变量相应的估计系数。

贝叶斯模型平均的基本思想是，根据每个潜在模型参数的后验概率进行加权平均，以后验包含概率确定入选的变量组合。因此，贝叶斯平均模型的后验包含概率(posterior inclusion probability, PIP)是主要关注指标，其主要度量在模型空间中解释

变量 x_k 包含于模型中的比例。

$$P(I_k = 1 | y) = \sum_A P(M_j | y) \quad (2)$$

其中 $I_k=1$ 作为一个示性函数表明解释变量 x_k 包含于模型 j 中，否则 $I_k=0$, $A=M_j: j=1, \dots, 2^k$; $I_k=1$ 代表包含 x_k 的模型集合。换言之， x 的 PIP 是包含 x_k 模型的后验概率之和。后验模型概率由贝叶斯定理可得：

$$P(M_j | y) = \frac{P(y | M_j) P(M_j)}{\sum_{l=1}^{2^k} P(y | M_l) P(M_l)} \quad (3)$$

其中 $P(M_j)$ 是模型的先验概率， $P(y | M_j)$ 是模型 M_j 的边缘似然 (marginal likelihood)。分母则遵循全概率定律，在不同模型下都为常数。其中模型 M_j 的边缘似然 $P(y | M_j)$ 计算如下：

$$P(y | M_j) = \int P(y | \alpha, \beta_j, \sigma, M_j) P(\alpha, \beta_j, \sigma | M_j) d\alpha d\beta_j d\sigma \quad (4)$$

其中 $P(\alpha, \beta_j, \sigma | M_j)$ 代表在模型 M_j 中估计系数的先验概率密度， $P(y | \alpha, \beta_j, \sigma, M_j)$ 代表模型 M_j 的似然值。一般来说，贝叶斯平均模型倾向于选择无信息先验，即先验分布对后验分布的推断基本无影响。本文参照 Fernandez 等的做法，在 β_j 上指定超参数 g (hyperparameter- g)：

$$\begin{aligned} P(\alpha) &\propto 1 \\ P(\sigma) &\propto \sigma^{-1} \\ \beta_j | \sigma, M_j &\sim N(0, \sigma^2 g (X_j X_j)^{-1}) \end{aligned} \quad (5)$$

选择超参数 g 对分析至关重要⁵。这意味着研究者认为系数为零，超参数 g 体现对估计系数是否为零的确定程度，当 g 取值很小甚至接近于 0 时，意味着先验系数方差很小，表明确定系数确实为零。相比之下， g 取值较大意味着不确定系数是否为零。

然后，为 (3) 中的每个模型设定一个先验分布⁶。

$$P(M_j) = \theta^{k_j} (1 - \theta)^{K-k_j} \quad (6)$$

θ 表示变量包含于模型中的概率， k_j 表示包含于模型 M_j 中的变量个数，相应地， $(1 - \theta)$ 表示变量未包含于模型中的概率， $K-k_j$ 表示排除在模型 M_j 外的变量个数。

基于此，本文将参照 Sala-i-Martin 等的做法，对面板数据取平均，将面板数据转化为截面数据，利用 BMA 模型来估计引力变量的影响，模型设定如下：

$$y = \alpha + X\beta + \varepsilon \quad (8)$$

其中 α 表示截距项, X 代表 26 个解释变量所组成的矩阵, β 为参数矩阵。在估计时, 总有 2^{26} 个潜在模型。

考虑到利用截面数据进行回归时, 固定效应的存在可能使其估计产生一定的偏误 (Benito, 2012), 从而将进一步对面板数据进行估计, 以确定估计结果的稳健性, 模型设定如下:

$$(y - \bar{y}) = (X - \bar{X})\beta + \varepsilon \quad (9)$$

模型 (9) 是本文的主要模型。各变量减去组内均值来消除固定效应, 意味着假定存在确定性的个体固定效应。由于消除了固定效应, 不随时间变化的引力变量将不再包含于模型中, X 代表 18 个解释变量所组成的矩阵, 总有 2^{18} 个潜在模型。

由于个体固定效应也可能存在不确定性, 从而模型设定如下:

$$y = \alpha_i + X\beta + \varepsilon \quad (10)$$

其中 α_i 表示个体的固定效应, X 代表 27 个解释变量所组成的矩阵, β 为参数矩阵。在估计时, 将模型设定为 LSDV 模型, 即存在 435 ($30 \times 29/2$) 个虚拟变量, 由于个体固定效应与引力变量同在一个模型中会产生完全多重共线性, 从而剔除引力变量, 剩余潜在解释变量 18 个, 从而总共有 $2^{(18+434)}$ 即 2^{452} 个潜在模型。

考虑到贝叶斯模型平均法在多方估计上尚不成熟, 对多路径机制验证存在缺陷, 本文将结合贝叶斯模型平均 (BMA) 和结构模型方程 (SEM) 对间接路径作用机制进行验证。具体而言, 结合贝叶斯模型平均法所得较为稳健的变量, 根据理论假说构造结构模型方程 (SEM), 验证间接路径的作用机制。

(二) 经济周期协同性的测算

首先, 利用 BP 滤波分解出经济周期成分; 其次, 参照 Antonakakis 等的测算方法^[44], 采用 DCC 模型对 30 个省市间的经济周期协同性进行测算。DCC 模型的估计包括两个步骤, 首先, 将每个条件方差指定为单变量 GARCH 过程, 然后利用标准化残差构造条件相关矩阵。模型框架为:

$$y_t = \mu_t + \epsilon_t, \epsilon_t | \Omega_{t-1} \sim N(0, H_t) \quad (11)$$

其中: $\epsilon_t = H_t^{1/2} u_t$, $u_t \sim N(0, I)$, $H_t = D_t R_t D_t$, $D_t = \text{diag}(h_{1,1,t}^{1/2}, \dots, h_{N,N,t}^{1/2})$ 为条件方差平方根的对角矩阵, 服从单变量 GARCH 过程。 R_t 为时变条件相关系数矩阵为:

$$R_t = D_t^{-1} Q_t D_t^{-1} \quad (12)$$

$$Q_t = (1 - \alpha - \beta) \bar{Q} + \alpha u_{t-1} u_{t-1}' + \beta Q_{t-1} \quad (13)$$

u_t 为标准化残差矩阵, $\bar{Q}$ 为 u_t 的无条件方差矩阵。DCC 模型能估计较大的时变协方差矩阵, 参数估计通常采用拟极大似然法 (quasi-maximum likelihood estimation)。

在给定条件协方差矩阵 Q_t 后， i 省市和 j 省市在 t 时刻的经济周期协同性计算如下：

$$\rho_{\bar{y},t} = \frac{q_{ij,t}}{\sqrt{q_{\bar{y},t} \cdot q_{\bar{j},t}}} \tag{14}$$

(三)核心解释变量测度

1. 数字经济发展不平衡

本文借鉴黄群慧等的做法^[45]，结合数字经济定义和数据的可获得性，通过客观性较强的主成分分析法对不同指标赋权，综合计算得到数字经济发展综合指数，将区域间的数字经济发展水平指数两两相减并取绝对值，来衡量区域数字经济发展不平衡，记作 $digit$ 。各层面指标选择如表 1 所示。

表 1 数字经济发展水平构成指标

	维度	代理指标	数据来源
数字经济水平	信息基础设施水平	每万人 CN 域名数域名数目	中国互联网发展统计报告
		每万人网站数	中国互联网发展统计报告
		长途光缆总长度	中国互联网发展统计报告
	数字应用水平	每百人拥有移动电话数	中国互联网发展统计报告
		每百人上网人数	中国互联网发展统计报告
	数字产业化水平	软件与信息技术服务业收入	中国信息年鉴
		软件与信息技术服务业从业占比	中国城市统计年鉴、中国信息年鉴

2. 中介变量与调节变量

产业结构相似度。利用克鲁格曼指数度量产业结构相似度：

$$Struc_{\bar{j}} = \sum_{k=1}^n |s_{ik} - s_{jk}| \tag{15}$$

s_{ik} 代表 i 地区 k 产业的占比， s_{jk} 代表 j 地区 k 产业的占比， n 是产业的所有分类。本文按照第一产业、第二产业、第三产业的分类对产业结构相似度进行计算， $Struc_{ij}$ 越大，代表产业结构相似度越小。

贸易关联度。考虑到国内贸易数据的可得性，参考徐现祥等 (2012) 的做法度量贸易关联度：

$$trade_{ij} = \frac{trans_{ij} \times trans_{ji}}{geodist_{ij}^2} \quad (16)$$

其中， $trans_{ij}$ 是 i 区域流向 j 区域的铁路货运量， $trans_{ji}$ 是 j 区域流向 i 区域的铁路货运量， $geodist_{ij}$ 是 i 区域与 j 区域之间的地理距离。 $trade_{ij}$ 越大，说明两个区域间的贸易往来越紧密。

数字经济整体水平。利用每年数字经济发展水平的平均值进行指代，从而构造一个外生的调节变量，记为 $averdigit$ 。

(四) 其他解释变量的测度

本文参照 OCA 理论及 Beck (2019) 的研究^[46]，将解释变量分为四组：OCA 理论变量、宏观变量、要素禀赋变量、引力变量。OCA 理论变量包括双边经济联系、生产结构相似度、财政政策相似度、货币政策相似度以及资本流动；宏观变量包括技术进步差异、开放程度、消费水平差异、人均 GDP 差异、通货膨胀差异；要素禀赋变量包括人力资本、资本存量、可利用耕地面积、城镇化率、人均消耗能源；引力变量包括共同边界、共同语言、地理距离。

1. OCA 理论变量

经济联系紧密度。根据引力定理，构造指标如下：

$$GDPconnect_{ij} = \frac{GDP_i \times GDP_j}{geodist_{ij}^2} \quad (17)$$

其中 GDP_i 是 i 区域 GDP， GDP_j 是 j 区域 GDP， $geodist_{ij}$ 是 i 区域与 j 区域之间的地理距离。 $GDPconnect_{ij}$ 越大，说明两个区域间的经济联系越紧密。

财政政策相似度。利用区域间一般财政预算收入在 GDP 占比之差的绝对值测度，记作 FPS 。货币政策相似度。利用年末银行存款代理货币需求量，通过区域间年末银行存款之差的绝对值测度，记作 MPS 。市场分割程度。利用樊纲等编制的市场化指数差异度量，记作 $market$ 。金融发展差异。利用年末银行金融贷款占 GDP 比重之差的绝对值来度量，记作 fin 。

2. 宏观变量

消费水平差异。用区域间社会零售品销售额之差的绝对值度量，记作 $cons$ 。技术差异。利用区域间专利授权数之差的绝对值度量，记作 $tech$ 。开放程度。利用区域间进出口总额占 GDP 比重之差的绝对值度量，记作 $open$ 。经济体量差异。利用区域间人均 GDP 差异度量，记作 $diffGDP$ 。通货膨胀差异。利用区域间 CPI 之差度量，记作 $inflation$ 。

3. 要素禀赋变量

人力资本差异。利用区域间在校学生占总人口比重之差的绝对值度量，记作 $human$ 。资本差异。借鉴单豪杰算法，根据固定资产及资产价格指数，永续盘存法求得资本存量，并对省市资本存量相减后取绝对值，记作 $capital$ 。可用土地差异。利用区域间人均耕地面积之差的绝对值度量，记作 $land$ 。城镇化差异。利用区域间城镇人口占比之差的绝对值度量，记作 urb 。能源差异。利用区域间人均消耗电力量之差的绝对值度量，记作 $energy$ 。

4. 引力变量

共同边界。区域间是否相邻，相邻则取 1，否则取 0，记作 bound。共同语言。区域间是否处于共同方言区，处于共同方言区则取 1，否则取 0，数据来源于中国语言地图，记作 lan1, lan2, lan3, lan4, lan5, lan6。地理距离。区域间的地理距离，数据来源于百度地图后台数据库，记作 geodist。

(五)数据说明

本文以全国 30 个省份(不包含西藏与港澳台地区)为研究样本，数据时间跨度为 2003—2018 年。以上变量的原始数据来自于历年《中国统计年鉴》、《中国互联网发展统计报告》、《中国城市年鉴》、《中国铁道年鉴》、EPS 数据库、中国语言地图、百度地图后台数据库。所有变量描述性统计如表 2 所示。

表 2 数据描述与统计

变量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
BCS	6960	0.563	0.227	-0.292	0.967
digit	6960	0.946	1.07	0	9.669
struc	6960	320.634	506.23	0.05	3470.871
trade	6960	4.922	6.869	-0.522	164.228
inflation	6960	0.677	0.671	0	5.5
human	6960	49.023	37.978	0	207.05
MPS	6960	140.949	224.92	0	1915.591
fin	6960	39.977	35.317	0.001	190.621
FPS	6960	9.011	8.436	0.001	49.592
land	6960	50.177	41.793	0.009	235.141
market	6960	2.066	1.554	0	10.915
cons	6960	265.238	310.279	0.017	1296.136
diffGDP	6960	1.543	1.512	0	8.239
GDPconnect	6960	0.294	2.513	0.001	92.491
percapital	6960	3.43	3.547	0.001	22.988
energy	6960	0.214	0.223	0	1.295
open	6960	157.063	148.565	6.21	743.002
tech	6960	23.208	38.198	0.002	319.326

urb	6960	14.492	12.68	0.001	70.475
lan1	435	0.007	0.083	0	1
lan2	435	0.014	0.117	0	1
lan3	435	0.014	0.117	0	1
lan4	435	0.023	0.15	0	1
lan5	435	0.023	0.15	0	1
lan6	435	0.023	0.15	0	1
bound	435	0.152	0.359	0	1
geodist	435	1307.333	689.074	96.056	3461.533

对 2003—2018 年区域经济周期协同性取平均值做热图，如图 2 所示。从图 2 可知，区域间经济周期协同存在较大差异。数字经济发展不平衡和经济周期协同性各年份平均值如图 3 所示，可以看出，2003—2018 年数字经济发展不平衡整体上持续加剧，经济周期协同性出现较大幅度的震荡，并且两者呈一定的负相关关系。

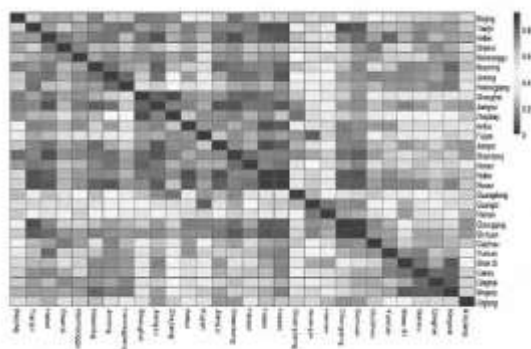


图 2 经济周期协同性分布

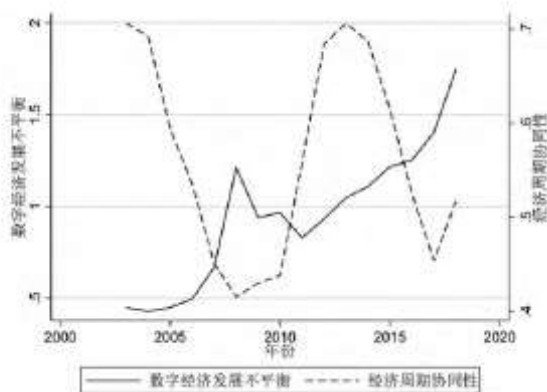


图 3 数字经济发展不平衡和经济周期协同性趋势

四、实证分析

本部分主要包括两部分：直接路径验证和间接路径验证。由于直接路径验证基于单一方程估计，所以利用贝叶斯模型平均进行估计，主要利用模型 (9) 确定性个体固定效应的面板模型进行估计，得到稳健的估计结果。而间接路径验证涉及到多方程估计，考虑到贝叶斯模型平均法在多方程估计上尚不成熟，本文将结合贝叶斯模型平均(BMA)和结构模型方程(SEM)对间接路径进行验证。

(一)直接路径验证

1. 截面模型估计

在截面模型 (7) 中，模型先验分布设定为均匀分布，超参数 g 先验分布设定为单位信息先验 (UIP) (Zeugner, 2011)。本文模型空间包括 2^{26} 个潜在模型，对其进行估计，估计结果如表 4 所示。表中 PIP 代表在模型空间中变量包含于所有模型的后验概率，即每个变量在所有模型中包含的频率，PIP 越大则说明该变量包含于模型中的频率越高，该变量对被解释变量的影响越重要、越稳健；一般地，PIP 大于 0.5, 则说明该变量的影响较为稳健^[46]。PostMean 代表基于变量后验包含概率其估计系数的加权平均结果，大于 0 则代表正向作用，否则为负向作用。PostSD 代表后验标准误的加权平均。从表中可得，数字经济发展不平衡(digit) 的后验包含概率为 1, 且系数后验均值为-0.6655, 说明数字经济发展不平衡对经济周期协同性存在稳健的负向作用。同时，产业结构相似度(struc)的后验包含概率为 1, 系数后验均值为-0.3301, 说明产业结构差异越大，经济周期协同性越低，即产业结构相似度对经济周期协同性存在稳健的正向作用。贸易关联度(trade)的后验包含概率为 0.4523, 系数后验均值为 0.6607, 说明贸易关联度对经济周期协同性存在正向影响。因此，综合来看，数字经济发展不平衡对经济周期协同性存在负向影响，证实了 H1。

表 3 截面 BMA 的经济周期协同性影响因素

	PIP	PostMean	PostSD
Digit	1.0000	-0.6655	0.1422
Struc	1.0000	-0.3301	0.0839
human	1.0000	0.2728	0.0573
traindist	1.0000	-0.4507	0.0875
market	0.9607	-0.3667	0.1321
urb	0.5900	0.1028	0.0983
Trade	0.4523	0.6607	0.8362
FPS	0.3713	0.1124	0.1686
inflation	0.2950	-0.1776	0.3191
cons	0.1923	0.0139	0.0335
diffGDP	0.1853	0.0965	0.2573

geodist	0.1563	-0.0005	0.0014
lan2	0.0977	0.6467	2.8498
energy	0.0900	0.0086	0.0326
tech	0.0817	0.0073	0.0751
open	0.0673	0.0064	0.0341
MPS	0.0653	-0.0096	0.0448
lan5	0.0597	0.3168	1.8133
lan4	0.0550	-0.1915	1.3640
land	0.0540	0.0024	0.0134
lan3	0.0500	0.2130	1.7294
GDPconnect	0.0487	-0.0037	0.0864
cardist	0.0450	0.0000	0.0003
lan6	0.0443	-0.1377	1.1812
bound	0.0407	-0.0024	0.4942
lan1	0.0310	0.1850	1.8109
percapital	0.0227	-0.0017	0.0213

2. 面板模型估计

考虑到平均后的截面数据可能未完全消除固定效应而产生估计偏误,本文基于模型(9)进行BMA估计,面板模型中先验概率设定为均匀分布,超参数 g 先验概率设定为单位信息先验(UIP),在该模型空间中共有 2^{18} 个模型。同时,为了避免内生性,本文进一步将面板数据中解释变量滞后一期进行估计,结果如表4所示。从表4可以看出,数字经济发展不平衡(digit)、产业结构相似度(struc)是经济周期协同性的稳健影响因素,并且估计系数的后验均值未发生显著变化,说明结果较为稳健。在面板模型中未加入引力变量,贸易关联度(trade)的后验包含概率显著增加,在一定程度说明截面模型中贸易关联度(trade)和火车车程(traindist)存在较高的相关性,导致贸易关联度(trade)被挤出模型,降低了其后验包含概率。因此,证实了H1的稳健性。

表4 面板BMA

	面板BMA			滞后一期面板BMA		
	PIP	PostMean	PostSD	PIP	PostMean	PostSD
digit	1.000	-0.310	0.039	0.964	-1.536	0.489
struc	1.000	-0.633	0.093	0.965	-0.395	0.130

trade	1.000	0.497	0.040	1.000	0.054	0.012
inflation	1.000	-0.249	0.030	1.000	-2.769	0.308
human	1.000	-1.559	0.156	1.000	-1.530	0.177
MPS	1.000	-1.296	0.297	1.000	-0.119	0.021
fin	1.000	0.766	0.119	0.977	0.519	0.154
FPS	0.209	-0.031	0.067	0.154	0.247	0.642
land	0.002	0.000	0.004	1.000	0.035	0.008
market	0.056	0.023	0.114	0.025	0.011	0.090
cons	0.948	3.614	1.278	0.037	0.000	0.000
diffGDP	0.016	0.000	0.002	0.157	-0.006	0.015
GDPconnect	0.009	-0.002	0.022	0.031	-0.008	0.052
percapital	0.163	0.039	0.097	0.019	-0.039	0.324
energy	1.000	0.151	0.018	1.000	1.398	0.187
open	1.000	2.964	0.393	1.000	3.011	0.392
tech	0.475	0.000	0.000	0.019	0.000	0.000
urb	0.024	0.003	0.021	0.619	1.478	1.299

进一步，本文在 2^{18} 个模型中挑选出后验概率最高的 27 个模型，并根据挑选出的模型绘制各变量的后验包含概率，如图 4 所示。可以看出，数字经济发展不平衡、产业结构相似度、贸易关联度对经济周期协同性影响很稳健。

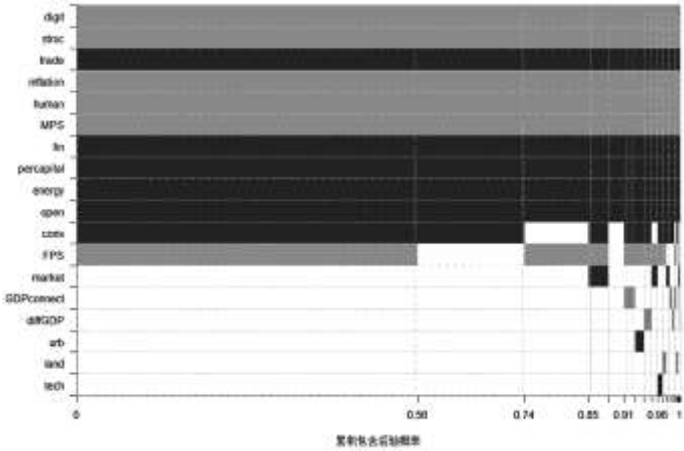


图 4 后验概率最高的 27 个模型中各变量的后验包含概率

为了更细致、直观的展示核心变量在各潜在模型中的估计系数，本文给出核心变量估计系数的概率分布图，如图 5 所示，数字经济发展不平衡对经济周期协同的估计系数全部为负，产业结构相似度(产业结构相似度)对经济周期协同的估计系数全部为负(正)，贸易关联度对经济周期协同的估计系数几乎全部为正，说明这三个核心变量对经济周期协同性影响较为稳健。

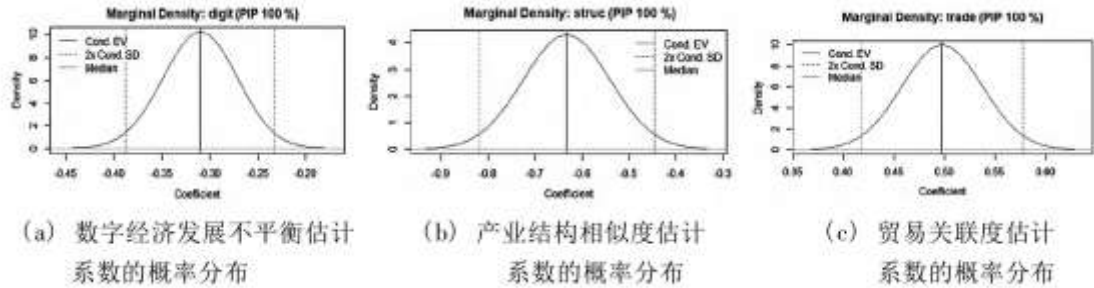


图 5 变量估计系数的概率分布

3. 稳健性检验

首先，利用模型 (9) 进行估计时，忽略了个体固定效应的不确定性，从而本部分将加入个体固定效应的不确定性并以模型 (10) 来估计；其次，虽然对解释变量构造了较大的变量组合空间，一定程度上减弱了模型不确定性问题，但是忽略了被解释变量可能存在的变量测度问题而带来模型不确定性，本部分将更换经济周期协同性测度方式并以模型 (9) 进行估计；再次，不同的参数先验设定可能对估计结果产生影响，本部分将更换先验分布设定并以模型 (9) 进行估计；最后，在贝叶斯模型平均估计过程中，模型中变量会出现频繁的增添或删减，模型规模也随之改变，容易造成遗漏变量问题，从而可能引发内生性问题，使估计结果出现偏误，本部分将利用工具变量验证估计结果的稳健性。综上，本部分将从以上四个层面来验证估计结果的稳健性。

个体固定效应不确定估计。由于可能存在个体固定效应不确定性问题，本文建立模型 (10) 并利用贝叶斯模型平均(BMA) 估计以验证结果的稳健性，估计结果如表 5 所示。可以看出，数字经济发展不平衡(digit)、产业结构相似度(struc)、贸易关联度(trade)等核心解释变量的后验包含概率(PIP)和系数后验均值(PM)都未发生显著变化，表明数字经济发展不平衡(digit)对经济周期协同性(BCS)存在稳健的负向关系。

表 5 个体固定效应不确定面板 BMA

	PIP	PostMean	PostSD
digit	1.000	-0.535	0.005
Struc	1.000	-0.173	0.003
Trade	1.000	0.408	0.012
inflation	1.000	-0.015	0.001
human	1.000	-0.031	0.004
FPS	0.910	-0.015	0.008
Fin	0.963	0.419	0.178

MPS	0.783	-0.012	0.006
cons	1.000	0.063	0.006
GDPconnect	1.000	-0.027	0.004
percapital	1.000	0.020	0.003
energy	1.000	0.017	0.003
open	1.000	0.041	0.003
tech	0.589	0.010	0.009
market	0.545	0.007	0.007
land	0.540	-0.010	0.010
urb	0.066	-0.001	0.005

更换被解释变量。借鉴张军等(2017)的研究,本文将利用 scalar-BEKK 模型计算经济周期协同性,更换被解释变量进行稳健性检验,结果如表 6 所示。从表 6 中可知,数字经济发展不平衡(digit)、产业结构相似度(struc)以及贸易关联度(trade)的后验包含概率以及后验系数均值都较为稳健。

表 6 基于 scalar-BEKK 经济周期协同性的面板 BMA 估计结果

	PIP	PostMean	PostSD
digit	1.000	-0.233	0.029
struc	1.000	-0.517	0.072
trade	1.000	0.418	0.031
inflation	1.000	-0.221	0.024
human	1.000	-1.023	0.121
MPS	1.000	-1.074	0.173
fin	1.000	0.653	0.092
FPS	1.000	-0.268	0.050
energy	1.000	0.097	0.014
open	1.000	2.118	0.276
tech	1.000	0.000	0.000
cons	0.969	3.075	0.937

market	0.822	0.603	0.338
land	0.029	0.003	0.019
percapital	0.021	0.001	0.015
GDPconnect	0.019	-0.001	0.017
diffGDP	0.016	0.000	0.001
urb	0.000	0.000	0.000

为进一步验证估计结果稳健性，本文将对更换被解释变量前后核心变量估计系数的概率分布。更换被解释变量后核心变量估计系数的概率分布如图 6 所示，与图 5 相比，数字经济发展不平衡、产业结构相似度、贸易关联度估计系数的概率分布以及分布区间都未发生显著改变，说明这三个核心变量对经济周期协同性影响较为稳健。

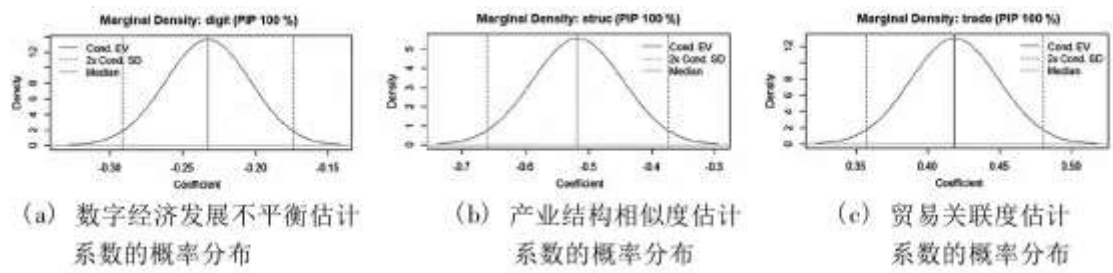


图 6 变量估计系数的概率分布

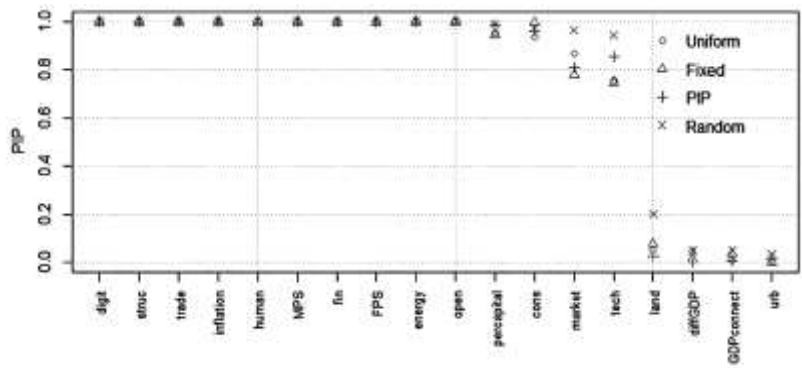


图 7 不同的先验假设下变量后验包含概率

不同模型先验概率设定。如图 7 所示，变换不同的模型先验概率设定，列出了所有变量在不同模型先验概率设定下的后验包含概率，所得的结果与表 5 的结果基本一致。对经济周期协同性影响显著的因素仍然是数字经济发展不平衡(digit)、产业结构相似度(struc)、贸易关联度(trade)等，与基准模型(9)设定下所有变量的后验包含概率基本相同，这表明基准实证所得结论在不同先验模型概率设定下所得结论是稳健的。

从模型规模(Model Size)的分布对结论稳健性进行考察，如图 9 所示，包括基准设定在内的四种不同模型先验概率分布设

定, 在先验模型规模设定上差别悬殊, 但模型的后验分布十分类似, 平均的后验模型规模依次为 10.9、10.7、10.9 和 11.4, 可见在研究经济周期协同性的影响因素模型中, 包含 11 个左右最稳健因素的模型可充分解释经济周期协同性的形成原因。

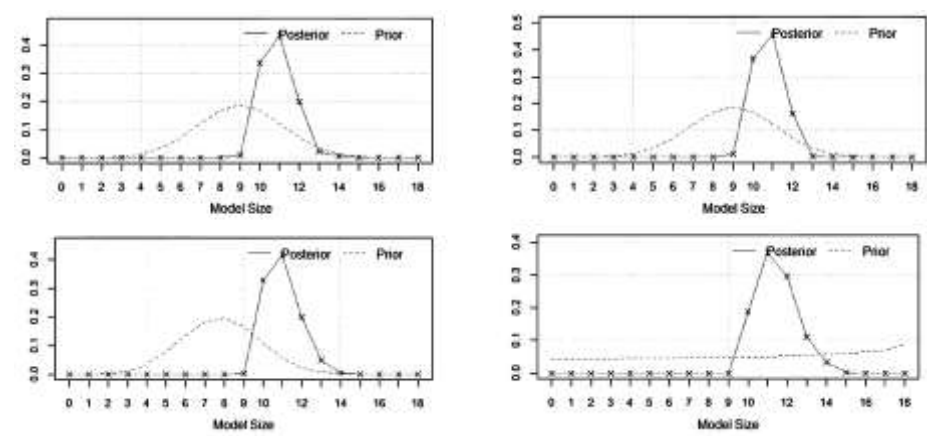


图 8 不同的先验假设下模型规模

不同超参数 g 先验概率的设定。变换参数先验概率分布的设定, 如表 7 所示, 对经济周期协同性影响高度显著的因素仍然是数字经济发展不平衡(digit)、产业结构相似度(struc)、贸易关联度(trade)等, 并且后验均值与表 4 相比无显著变化, 表明基准实证所得结论与在不同超参数 g 分布设定下所得结论相比仍是稳健的。

表 7 不同超参数 g 先验概率设定的估计结果

	g=5			UIP			EBL		
	PIP	PostMean	PostSD	PIP	PostMean	PostSD	PIP	PostMean	PostSD
digit	1.000	-0.269	0.035	1.000	-0.316	0.038	1.000	-0.316	0.038
struc	1.000	-0.511	0.086	1.000	-0.605	0.092	1.000	-0.606	0.092
trade	1.000	0.414	0.037	1.000	0.488	0.040	1.000	0.487	0.040

内生性检验。由于工具变量在贝叶斯模型平均中的应用极少, 并且在检验工具变量可行性方面仍存在较多缺陷, 所以本部分一方面采用确定性模型中的 2SLS 进行估计, 另一方面兼顾模型不确定性的存在, 将在模型空间中挑选 5 个具有代表性的模型进行估计, 即 5 个后验包含概率最高的模型。当假定模型空间由前 88 个模型组成时, 5 个代表性模型的后验包含概率之和为 67.7%; 当假定模型空间由前 118 个模型组成时, 5 个代表性模型的后验包含概率之和为 67%, 可以看出, 当模型空间扩大时, 5 个代表性模型的后验包含概率之和不会发生显著变化且大于 50%, 说明这 5 个模型具有较强的稳定性和解释力, 从而利用 5 个代表性模型进行 2SLS 估计可以兼顾不确定性问题 and 内生性问题。

借鉴黄群慧等(2019)、孙传旺等(2019)的思路^[45, 47], 以 1984 年区域电话数差异和区域平均坡度差异为工具变量进行 2SLS 估计。选择区域平均坡度差异作为数字经济发展不平衡的工具变量是基于以下两个方面的考虑: 第一, 在建设数字信息设施时, 坡度是影响相关设施建设难易程度的重要指标, 所以对于平均坡度不同的区域, 区域内不同的地形分布将给信息设施建设带来不同的布置难度和建设成本。因此, 数字经济发展不平衡很可能受到区域坡度差异的直接影响, 满足了有效工具变量与内生变量的

相关性假定。第二，坡度是区域固有的地理属性之一，具有天然的外生特性，从而较好地满足了有效工具变量的外生性假定。选择区域 1984 年区域电话数差异作为数字经济发展不平衡的工具变量是基于以下两个方面的考虑：第一，在互联网接入初期，接入形式基本是以话线拨号接入，互联网最初的发展依赖于固定电话的普及，所以历史固定电话普及率较高的地区极有可能是互联网普及率较高的地区，区域历史固定电话普及率差异较大可能导致区域互联网普及率差异较大，进而可能导致数字经济发展差异较大；第二，在互联网还未接入时期的电话数目不会影响到现阶段经济周期协同性，从而这一工具变量是有效的。

由于 1984 年区域电话数差异和区域平均坡度差异是截面数据，而研究样本包为均衡面板数据，在数据特征上不匹配。如果直接估计，一方面损失了数据信息，另一方面忽略了时间维度上的变量关系。因此，借鉴黄群慧等(2019)的设置方法^[45]，本文利用 1984 年区域电话数差异和区域平均坡度差异分别与上一年整体数字经济发展水平(L. averdigit)交乘，作为数字经济不平衡的工具变量，从而克服截面工具变量的数据维度限制。

基于 BMA 所选择的 5 个模型，将所有控制变量滞后一期，采用两阶段最小二乘法(2SLS)进行工具变量回归如表 8 所示。首先，第一阶段回归的 F 统计量远高于经验值 10，表明所选择的工具变量与内生解释变量高度相关，从而排除弱工具变量问题。其次，进行工具变量过渡识别检验，Sargan 统计量对应的 P 值均大于 10%，接受所有变量外生的原假设，表明工具较为有效。最后，从表 8 中的估计系数可以看出，digit 的估计系数始终显著为负，与基准估计系数方向保持一致，表明数字经济不平衡(digit)的加剧抑制了经济周期协同性(BCS)。

表 8 后验包含概率最高 5 个模型的 2SLS 估计

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	BCS	BCS	BCS	BCS	BCS
digit	-0.855*** (0.194)	-0.847*** (0.196)	-0.959*** (0.191)	-0.806*** (0.185)	-0.966*** (0.190)
struc	-0.498*** (0.0935)	-0.498*** (0.0934)	-0.552*** (0.0938)	-0.486*** (0.0921)	-0.552*** (0.0939)
trade	0.309*** (0.0397)	0.309*** (0.0396)	0.322*** (0.0404)	0.309*** (0.0396)	0.322*** (0.0405)
human	0.516* (0.299)	0.501* (0.301)	0.619** (0.298)	0.445 (0.286)	0.632** (0.296)
open	0.500*** (0.0309)	0.504*** (0.0312)	0.493*** (0.0317)	0.501*** (0.0308)	0.489*** (0.0315)
energy	13.56*** (1.550)	13.45*** (1.557)	12.90*** (1.596)	13.85*** (1.594)	13.00*** (1.587)
tech	0.553*** (0.174)	0.549*** (0.174)	0.632*** (0.172)	0.511*** (0.166)	0.635*** (0.172)
MPS	-0.0971*** (0.0181)	-0.0964*** (0.0181)	-0.0973*** (0.0184)	-0.0934*** (0.0180)	-0.0979*** (0.0183)
fin	0.0701*** (0.0114)	0.0702*** (0.0114)	0.0738*** (0.0114)	0.0693*** (0.0113)	0.0736*** (0.0114)
FPS	-0.248*** (0.0551)	-0.247*** (0.0550)	-0.253*** (0.0557)	-0.242*** (0.0556)	-0.254*** (0.0558)
inflation	-2.448*** (0.319)	-2.473*** (0.322)	-2.385*** (0.323)	-2.549*** (0.306)	-2.363*** (0.319)
land			0.249*** (0.0653)		0.247*** (0.0653)
cons		0.00916 (0.00879)	0.00843 (0.00888)		
market				-0.366 (0.248)	

Constant	-1.751*** (0.157)	-1.747*** (0.157)	-1.751*** (0.159)	-1.767*** (0.156)	-1.755*** (0.159)
第一阶段 F 值	77.47	76.28	82.13	85.28	83.28
第二阶段 F 值	68.10	62.89	58.92	63.06	63.36
Sargan 统计量	1.808	1.774	1.854	2.582	1.884
(P 值)	(0.179)	(0.183)	(0.173)	(0.108)	(0.170)
样本量	6,525	6,525	6,525	6,525	6,525
R ²	0.060	0.062	0.039	0.070	0.038

(二)间接路径验证

由于贝叶斯模型平均(BMA)在多路径机制验证方面存在明显的缺陷,本文将结合贝叶斯模型平均(BMA)与结构方程模型(SEM)对多路径机制进行验证。首先,利用滚动窗口和异质性分析结合贝叶斯模型平均(BMA)验证数字经济发展不平衡与经济周期协同性可能存在非线性效应,其次,利用结构方程模型(SEM)探究非线性效应的来源,检验其中的具体机制。

1. BMA 模型验证

本文利用滚动窗口考察数字经济对经济周期协同性影响的稳健性,以8年为一个阶段,间隔4年向后移动一个阶段,从而将数据分为2003—2010年、2007—2013年以及2011—2018年三个阶段,结果如图9所示。根据图9可以看出,数字经济发展不平衡对经济周期协同性的影响重要性,从解释力极弱的因素演变为极其重要的影响因素,其后验包含概率从2003—2010年的0.03,变为第二阶段的1,最后到2011—2018阶段的0.77。相应地,产业结构相似度对经济周期协同性影响的重要程度整体呈上升趋势,贸易关联度对经济周期协同性影响的重要程度则较为稳健,一直在1左右。之所以出现这种趋势,可能是因为在2003—2010年这一阶段,数字经济发展仍处于起步阶段,其对经济运行方式的影响还未产生重大深刻的影响。在第二阶段,数字经济规模逐渐增大,产生网络效应,对经济运行方式和经济活动决策等都产生了较大的影响,在产业组织和商业模式中凸显扩散性和融合性,进而数字经济发展对经济周期协同性影响重要性骤增。在第三阶段,数字经济战略地位持续提高,数字经济作为结构转型、模式升级的新驱动力,在全国范围内普及率进一步提升,对产业结构转型升级的促进作用逐渐显现,产业结构相似度对经济周期协同性的稳健性增加,而数字经济发展不平衡对经济周期协同性的稳健程度减小。

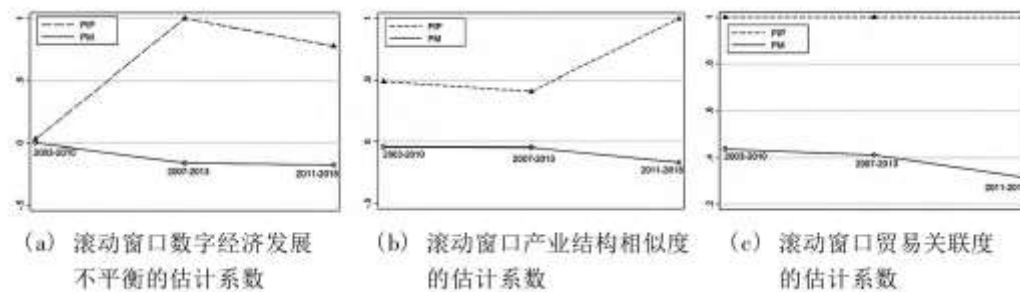


图9 滚动窗口变量估计系数与后验包含概率

根据互联网的梅特卡夫法则,网络的价值与节点数的平方相等且呈现网络溢出边际效应递增特征,在不同数字经济发展水

平的区域，数字经济发展不平衡对经济周期协同性的影响可能存在差异。本文按照数字经济发展水平将样本分为两组：数字经济发展高水平组与数字经济发展低水平组。具体而言，首先，区域数字经济发展水平高于平均值，则为数字经济发展高水平样本组，反之，则为数字经济发展低水平组，其次，分别在样本组内计算经济周期协同性以及相关解释变量并利用 BMA 进行估计。估计结果如图 10 所示，可以看出，两组样本数字经济发展不平衡(digit)的后验包含概率都超过 0.9,但是从估计系数的后验均值来看，高水平区域对经济周期协同性的影响显著大于低水平区域，从而在一定程度上证实了数字经济发展不平衡对经济周期协同性存在非线性作用。

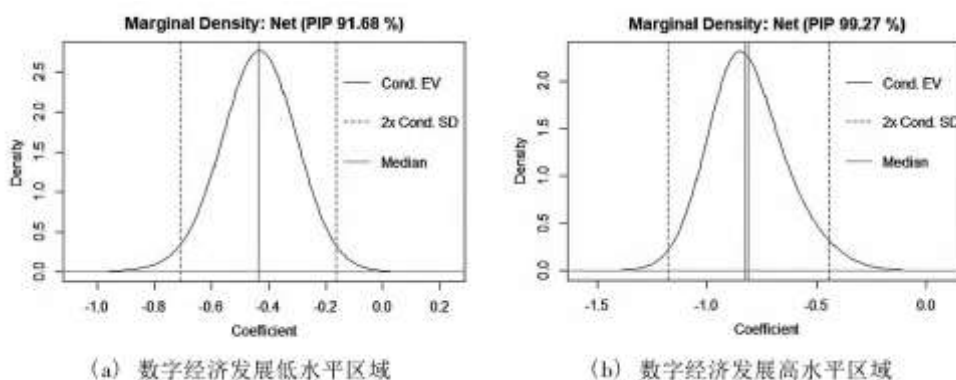


图 10 不同数字经济发展水平区域估计系数的概率分布

2. 结构方程估计

为了弥补贝叶斯模型平均对理论机制验证不足的缺点，本文进一步利用结构方程模型验证数字经济发展不平衡对经济周期协同性的作用机制。由于结构方程模型属于确定性模型，需要选择变量，为此，综合以上截面数据和面板数据的贝叶斯模型平均的估计结果，挑选后验概率最大的模型来进行构方程模型估计。为了避免内生性，本文取滞后一期的数字经济发展不平衡(L. digit)进行估计。同时，考虑到当期数字经济发展不平衡可能影响当期数字经济发展整体水平，即区域数字经济发展增速不同导致不平衡有所缓解或更为严重，也将提升数字经济发展整体水平，在进行结构方程估计时，当期变量构造的交互项对数字经济发展整体水平调节效应的度量可能存在偏误。因此，本文选择滞后两期的数字经济发展整体水平(L2. aver_digit)作为调节变量，避免估计调节效应时混杂其他效应。

结构方程估计结果如表 9 所示，核心解释变量估计系数都在 1%置信水平上显著，标准化估计系数如图 11 所示。根据图 11 标准化系数，从直接路径来看，数字经济发展不平衡对区域经济周期协同存在显著的负向作用；从间接路径来看，数字经济发展不平衡对产业结构相似度存在非线性效应，数字经济发展不平衡(L. digit)对产业结构相似度(struc)的估计系数为 0.059,交互项(L. digit×L2. averdigit)对产业结构相似度(struc)的估计系数为 0.047,说明数字经济发展整体水平的提高强化了回流效应，促使数字经济发展不平衡降低产业结构相似度。可能是由于数字经济发展整体水平触发“梅特卡夫法则”后，数字经济高水平地区获取了相对更多的增长动能，极大地提升了数字经济的生产效益、集聚密度，多样的应用场景和传输方式加快了对数字经济低水平区域知识信息要素的吸收。因此，证实了 H2a。产业结构相似度(struc)对经济周期协同性(BCS)估计系数为-0.064,证实了 H2b。可以看出，数字经济发展整体水平的提高强化了回流效应，促使数字经济发展不平衡降低产业结构相似度，进而减弱区域经济周期协同性。数字经济发展不平衡对贸易关联度存在非线性效应，数字经济发展不平衡(L. digit)对贸易关联度(trade)的估计系数为-0.12,交互项(L. digit×L2. averdigit)对贸易关联度(trade)的估计系数为 0.089,说明数字经济发展整体水平的提高弱化了数字经济发展不平衡对贸易关联度抑制作用。因此，证实了 H3a。贸易关联度(trade)对经济周期协同性(BCS)估计系数为 0.11,证实了 H3b。数字经济发展整体水平的提高弱化数字经济发展不平衡对贸易关联度的抑制作用，进而增强区域经济周期协同。

表 9 结构方程估计

被解释变量		解释变量	系数	标准误	T 值	P 值
struc	←	L. digit	0.773	0.239	3.240	0.001
struc	←	L. digit×L2. averdigit	0.446	0.108	4.120	0.000
trade	←	L. digit	1.388	0.223	6.230	0.000
trade	←	L. digit×L2. averdigit	-0.838	0.101	-8.320	0.000
BCS	←	L. digit	-1.449	0.277	-5.220	0.000
BCS	←	struc	-0.183	0.035	-5.210	0.000
BCS	←	trade	0.322	0.038	8.490	0.000
BCS	←	huamn	-0.057	0.014	-4.030	0.000
BCS	←	inflation	-3.151	0.257	-12.250	0.000
BCS	←	MPS	-0.001	0.000	-5.030	0.000
BCS	←	FPS	-0.259	0.053	-4.930	0.000
BCS	←	ernegy	11.933	1.431	8.340	0.000
BCS	←	open	0.052	0.003	17.230	0.000
BCS	←	tech	0.000	0.000	-1.150	0.251
BCS	←	fin	0.045	0.010	4.740	0.000

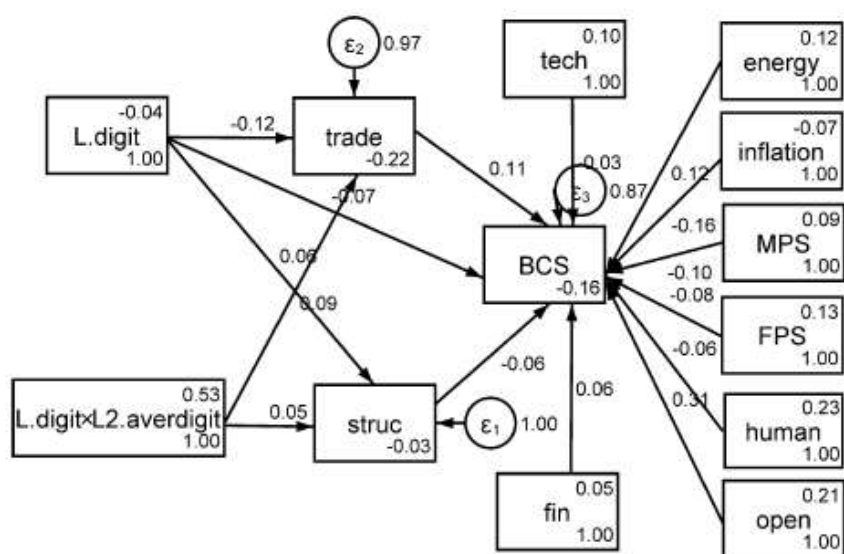


图 11 结构方程模型估计标准化系数

为验证结构方程估计的稳健性，本文利用 BEKK-scalar 模型测度经济周期协同性，其标准化系数如图 12 所示，估计系数未发生明显变化，说明基于结构方程估计的结果较为稳健。

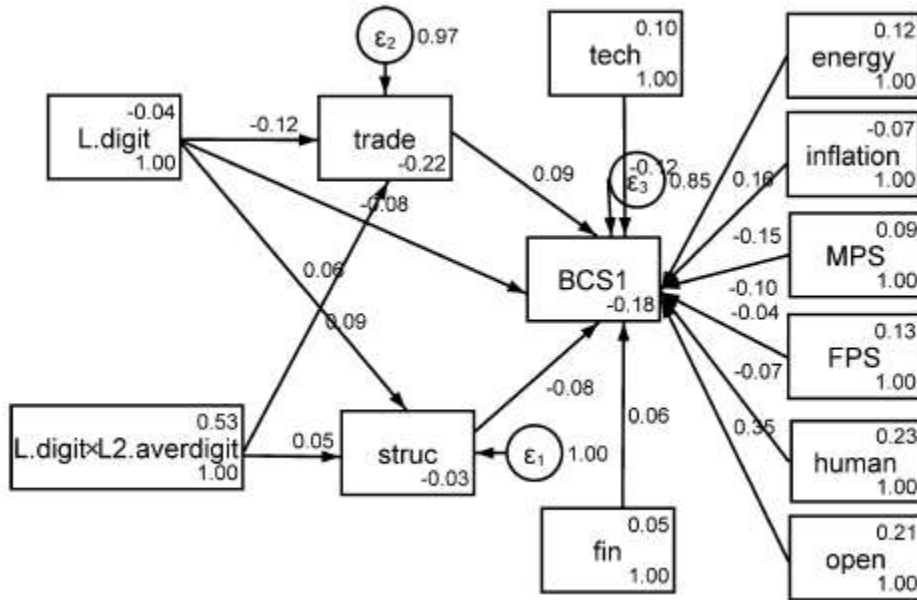


图 12 更换被解释变量的结构方程模型估计标准化系数

五、结论与政策建议

本文以 2003—2018 年全国 30 个省市为样本，利用贝叶斯模型平均 (BMA) 和结构方程模型 (SEM) 分析数字经济不平衡对区域经济周期协同性的作用机理。结论如下：第一，数字经济发展不平衡对经济周期协同性存在稳健的负向作用，即数字经济发展不平衡会加速区域经济周期分化，不利于我国区域经济均衡协同发展；第二，提高数字经济整体水平将强化数字经济不平衡的回流效应，即整体数字经济达到一定水平，数字经济发展不平衡通过降低产业结构相似度，减弱区域经济周期协同；第三，提高数字经济整体水平将强化数字经济不平衡在贸易中的扩散效应，即整体数字经济达到一定水平，数字经济发展不平衡通过提升贸易关联度，增强区域经济周期协同。基于以上结论，本文认为一方面缩小数字经济发展差距，另一方面积极利用数字经济发展高水平区域的扩散效应，提出建议如下。

第一，落后地区不能缺席新基建，支持落后地区大力发展数字经济。

在数字经济落后区域着力完善与新技术相配套的基础设施建设，发力“新基建”，因地制宜适度布局 5G、人工智能、物联网等新型基础设施，积极引入信息化主流技术，实现数字技术与产业的深度融合，筑牢发展基础。

第二，尊重资源禀赋差异，促进发达地区与落后地区数字经济协同发展。

积极引导数字经济发达区域实用数字技术、人才到相关落后区域实施帮扶，促进帮扶双方做好数字资源汇聚和对口帮扶项目实施，加强沟通对接，围绕数字产业合作、数字人才培养、电子商务等领域，实施相关协作项目。

第三，提升落后区域贸易数字化水平，增强区域贸易关联度。

鼓励落后地区发展以提升贸易关联度为中心的数字经济，促进数字技术与生产贸易的融合发展。加快建设创新型贸易平台，扩展数字贸易边界，推进贸易流程智能化，深化人、机、物的多元互联，实现贸易场景多维化，促进区域贸易往来。

最后，加快推进发达地区产业数字化，适度提升产业相似度。鼓励发达地区大力发展以结构升级为中心的数字经济，创新数字产业与产业融合体制机制，凝聚优势形成产业升级新动能。

参考文献:

- [1]李海舰,田跃新,李文杰.互联网思维与传统企业再造[J].中国工业经济,2014(10):135-146.
- [2]施炳展,李建桐.互联网是否促进了分工:来自中国制造业企业的证据[J].管理世界,2020,36(04):130-149.
- [3]邱泽奇.弥合数字鸿沟促进数字红利普惠大众[N].中国经济时报,2019-10-14(005).
- [4]蔡跃洲,张钧南.信息通信技术对中国经济增长的替代效应与渗透效应[J].经济研究,2015,50(12):100-114.
- [5]刘军,杨渊望,张三峰.中国数字经济测度与驱动因素研究[J].上海经济研究,2020(06):81-96.
- [6]杨仲山,张美慧.数字经济卫星账户:国际经验及中国编制方案的设计[J].统计研究,2019,36(05):16-30.
- [7]乌家培.网络经济及其对经济理论的影响[J].学术研究,2000(1):5-11.
- [8]Stiroh K J.Are ICT spillovers driving the new economy?[J].REVIEW OF INCOME AND WEALTH,2002(1):33-57.
- [9]Oliner S D,Sichel D E.The resurgence of growth in the late 1990s:Is information technology the story?[J].JOURNAL OF ECONOMIC PERSPECTIVES,2000,14(4):3-22.
- [10]郭家堂,骆品亮.互联网对中国全要素生产率有促进作用吗?[J].管理世界,2016(10):34-49.
- [11]Jorgenson D W,Vu K.Information Technology and the World Economy[J].The Scandinavian journal of economics,2005,107(4):631-650.
- [12]Jorgenson D W,Stiroh K J.Raising the speed limit:US economic growth in the information age[J].BROOKINGS PAPERS ON ECONOMIC ACTIVITY,2000(1):125-235.
- [13]Cardona M,Kretschmer T,Strobel T.ICT and productivity:conclusions from the empirical literature[J].INFORMATION ECONOMICS AND POLICY.2013,25(3SI):109-125.
- [14]Melitz M J.The Impact of Trade on Intra-Industry Reallocations and Aggregate Industry Productivity[J].Econometrica,2003,71(6):1695-1725.

-
- [15]施炳展. 互联网与国际贸易——基于双边双向网址链接数据的经验分析[J]. 经济研究, 2016(5):172-187.
- [16]左鹏飞, 姜奇平, 陈静. 互联网发展、城镇化与我国产业结构转型升级[J]. 数量经济技术经济研究, 2020, 37(07):71-91.
- [17]Yang H.Targeted search and the long tail effect[J].The Rand journal of economics.2013,44(4):733-756.
- [18]Garicano L.Hierarchies and the Organization of Knowledge in Production[J].The Journal of political economy,2000,108(5):874-904.
- [19]Singleton A D,Dolega L,Riddlesden D,et al.Measuring the spatial vulnerability of retail centres to online consumption through a framework of e-resilience[J].Geoforum,2016,69.
- [20]金春枝, 李伦. 我国互联网数字鸿沟空间分异格局研究[J]. 经济地理. 2016, 36(08):106-112.
- [21]吴玲, 张福磊. 精准扶贫背景下农村数字化贫困及其治理[J]. 当代世界社会主义问题, 2018(02):28-35.
- [22]Imbs J.Trade,Finance,Specialization,and Synchronization[J].The review of economics and statistics,2004,86(3):723-734.
- [23]黄玖立, 李坤望, 黎德福. 中国地区实际经济周期的协同性[J]. 世界经济, 2011,34(09):19-41.
- [24]Frankel J A,Rose A K.The Endogeneity of the Optimum Currency Area Criteria[J].The Economic journal (London),1998,108(449):1009-1025.
- [25]杜群阳, 朱剑光. 产业内贸易对东亚经济周期协调性影响的实证研究[J]. 国际贸易问题, 2011(12):81-89.
- [26]Bekiros S,Duc Khuong N,Uddin G S,et al.Business cycle (de)synchronization in the aftermath of the global financial crisis:implications for the Euro area[J].STUDIES IN NONLINEAR DYNAMICS AND ECONOMETRICS,2015,19(5):609-624.
- [27]Duval R,Li N,Saraf R,et al.Value-added trade and business cycle synchronization[J].JOURNAL OF INTERNATIONAL ECONOMICS,2016,99:251-262.
- [28]Rana P B. TRADE INTENSITY AND BUSINESS CYCLE SYNCHRONIZATION:THE CASE OF EAST ASIAN COUNTRIES[J]. SINGAPORE ECONOMIC REVIEW,2008,53(2):279-292.
- [29]柳洲. “互联网+”与产业集群互联网化升级研究[J]. 科学学与科学技术管理, 2015, 36(08):73-82.
- [30]Liao H,Wang B,Li B,et al. ICT as a general-purpose technology:The productivity of ICT in the United States revisited[J].Information economics and policy,2016,36:10-25.
- [31]Langley D J,van Doorn J,Ng I C L,et al.The Internet of Everything:Smart things and their impact on business models[J].JOURNAL OF BUSINESS RESEARCH,2021,122:853-863.

-
- [32]Anderson H M,Ramsey J B.US and Canadian industrial production indices as coupled oscillators[J].JOURNAL OF ECONOMIC DYNAMICS & CONTROL,2002,26(1):33-67.
- [33]石良平,王素云.互联网促进我国对外贸易发展的机理分析:基于31个省市的面板数据实证[J].世界经济研究,2018(12):48-59,132-133.
- [34]王如玉,梁琦,李广乾.虚拟集聚:新一代信息技术与实体经济深度融合的空间组织新形态[J].管理世界,2018,34(02):13-21.
- [35]宋洋.数字经济、技术创新与经济高质量发展:基于省级面板数据[J].贵州社会科学,2020(12):105-112.
- [36]Calderon C,Chong A,Stein E.Trade intensity and business cycle synchronization:Are developing countries any different?[J].JOURNAL OF INTERNATIONAL ECONOMICS,2007,71(1):2-21.
- [37]Durlauf S N,Kourtellos A,Tan C M.Is God in the details?A reexamination of the role of religion in economic growth[J].Journal of Applied Econometrics,2012,27(7):1059-1075.
- [38]Durlauf S N,Kourtellos A,Tan C M.IS GOD IN THE DETAILS?A REEXAMINATION OF THE ROLE OF RELIGION IN ECONOMIC GROWTH[J].Journal of applied econometrics (Chichester,England),2012,27(7):1059-1075.
- [39]Young,Cristobal.Model Uncertainty in Sociological Research:An Application to Religion and Economic Growth. [J].American Sociological Review,2009.
- [40]Lee G H Y,Azali M.The endogeneity of the Optimum Currency Area criteria in East Asia[J].ECONOMIC MODELLING,2010,27(1):165-170.
- [41]肖威,刘德学.垂直专业化分工与经济周期的协同性——基于中国和主要贸易伙伴的实证研究[J].国际贸易问题,2013(03):35-45.
- [42]Baxter M,Kouparitsas M A.Determinants of business cycle comovement:a robust analysis[J].Journal of monetary economics,2005,52(1):113-157.
- [43]Fragoso T M,Bertoli W,Louzada F.Bayesian Model Averaging:A Systematic Review and Conceptual Classification[J].INTERNATIONAL STATISTICAL REVIEW,2018,86(1):1-28.
- [44]Antonakakis N,Scharler J.The synchronization of GDP growth in the G7 during US recessions[J].APPLIED ECONOMICS LETTERS,2012,19(1):7-11.
- [45]黄群慧,余泳泽,张松林.互联网发展与制造业生产率提升:内在机制与中国经验[J].中国工业经济,2019(08):5-23.
- [46]Beck K.Migration and business cycles:testing the OCA theory predictions in the European union[J].APPLIED ECONOMICS LETTERS,2020.

[47]孙传旺, 罗源, 姚昕. 交通基础设施与城市空气污染——来自中国的经验证据[J]. 经济研究, 2019, 54(08):136-151.

注释:

1 数据来源: 中国信息通信研究院《中国数字经济发展白皮书 2020》。

2 数据来源: 中国信息通信研究院《中国数字经济发展白皮书 2020》。

3 习近平. 携手构建亚太命运共同体[N]. 人民日报, 2020-11-21(002).

4 OECD(2014)指出,“数字经济是一个由数字技术驱动,在社会经济领域持续数字化的生态系统,且该系统至少包括大数据、物联网、人工智能和区块链”。BEA(2018)指出,“数字经济分为三个层面,第一层面是计算机网络存在和运行所需的数字化基础设施,第二层面是基于网络系统的数字交易,第三层面是数字经济用户创建和访问内容”。中国通信研究院(2020)指出,“数字经济是以数字化的知识和信息作为关键生产要素,以数字技术为核心驱动力量,以现代信息网络为重要载体,通过数字技术与实体经济深度融合,不断提高经济社会的数字化、网络化、智能化水平,加速重构经济发展与治理模式的新型经济形态”。综上所述,可以看出数字技术是贯穿数字经济发展的核心。

5 关于超参数 g 的选取,详细可参考(Feldkircher 和 Zeugner, 2009;Ciccone 和 Jarocinski, 2010)。

6 模型先验分布常用的主要有四种:均匀分布、固定概率、随机分布以及后验包含概率分布,详细可参考(Raftery 等, 1997;Fernandez 等, 2001a;Ley 和 Steel, 2009)。