

# 国家治理政府注意力指数构建 及其应用<sup>\*</sup>

——基于新闻文本的测度

方匡南 戴明晓 郑挺国 林洪伟

**内容提要：**推进国家治理现代化包括推进国家治理体系和治理能力两个方面的现代化。为实现国家治理现代化的长期目标，根据政府注意力分配理论，政府需要持续保持相当的注意力于国家治理建设，因此有效测度政府在国家治理建设的注意力具有重要意义。鉴于政府注意力具有不可直接观测性等问题，本文提出一种用于提取文本特定主题信息的定向隐含狄利克雷分布（LDA）模型，以人民日报、光明日报和新闻联播文字稿等官方媒体为语料库，首次构建基于新闻文本的国家治理政府注意力指数，有效测度政府在国家治理领域所投入的注意力，并基于该指数实证研究政府注意力的治理效应与信息效应。研究发现：定向LDA模型可以提炼得到更纯净的定向LDA的关注度，无需设定主题数、不过度依赖人工构建的词典且无需人工审核；基于新闻文本构建的国家治理政府注意力指数能有效反映政府对国家治理现代化关注度的动态变化；政府对国家治理现代化的重视可以有效转化为治理效能的提升，同时政府透过官方媒体的宣传也能有效带动公众对国家治理的关注度。对国家治理政府注意力的测度与研究，可以加快国家治理现代化理念在各级政府与民众间的传播与实现，为推动国家治理现代化进程提供参考。

**关键词：**国家治理现代化；定向LDA；政府注意力；文本分析

**DOI:** 10.19343/j.cnki.11-1302/c.2025.03.010

中图分类号：F222.1, TP391.1, D630 文献标识码：A 文章编号：1002-4565(2025)03-0131-15

## The Construction of Government Attention Index for National Governance and Its Application: Based on the Measurement of News Texts

Fang Kuangnan Dai Mingxiao Zheng Tingguo Lin Hongwei

**Abstract:** Advancing the modernization of national governance involves the modernization of both the national governance system and governance capacity. In order to achieve the long-term goal of modernization of China's governance, according to the theory of government attention allocation, the government needs to maintain considerable attention to the construction of national governance, so it is of great significance to measure the government's attention to the construction of national governance effectively, but the government's attention has such problems as being unobservable. This paper proposes a

\*基金项目：国家社会科学基金重大项目“国家治理能力现代化的测度理论、方法与进展评价研究”（21&ZD146）。感谢计量经济学教育部重点实验室（厦门大学）迟语寒工程师在数据收集和处理的技术协助。

specific LDA model for extracting topic-specific text information, and takes official media such as People's Daily, Guangming Daily and the text transcripts of CCTV News Broadcasts as the corpus, constructs for the first time a government attention index for national governance based on news texts, effectively measures the attention invested by the government in the field of national governance. Based on this index, the governance effect and information effect of government attention are empirically studied. The study finds that: the specific LDA model can be refined to obtain a purer directed LDA attention, and does not need to be given the number of topics, does not overly rely on manually constructed dictionaries, and does not need to be manually audited; the government attention index of China's governance based on the news texts can better reflect the changes in the government's attention to the modernization of China's governance; the government's attention can be effectively translated into the improvement of the governance effectiveness, and the government's publicity through the official media can also effectively drive the public's attention to national governance. The measurement and study of government attention for national governance can speed up the communication and realization of the concept of modernization of national governance, and provide support for the progressing of the modernization of China's governance.

**Key words:** Modernization of China's Governance; Specific LDA; Government Attention; Textual Analysis

## 一、引言与文献回顾

随着我国经济社会的快速发展，国家面临着经济转型升级、社会结构变化、生态环境压力以及国际竞争加剧等诸多挑战。为有效应对挑战，实现国家长治久安与可持续发展，推进国家治理体系和治理能力现代化成为必然选择。2013年，党的十八届三中全会首次指出“全面深化改革的总目标是完善和发展中国特色社会主义制度，推进国家治理体系和治理能力现代化”，开启了国家治理现代化的探索之路。党的十九届四中全会进一步明确国家治理现代化的内涵，涵盖提升执政能力、完善社会民主政治、提升民生福利保障、促进经济高质量发展、健全法治体系、完善行政体制、建设生态文明、推进独立自主和平外交、强军治军的实施以及权力制约监督机制的健全等诸多领域。党的二十大将国家治理体系和治理能力现代化作为中国式现代化的重要目标之一，明确“两步走”递进式全面建成社会主义现代化强国的战略安排（张维群和严少东，2025）。政府注意力是指政府在特定时期内对不同政策议题的聚焦程度和资源分配方向，是决定某一时期内政策产出和执行的重要基础，能够引导政府资源向关键领域倾斜，反映政府的战略重点和治理目标。政府注意力的有效配置不仅影响政策的制定和实施效果，还直接关系到国家治理效能的提升。因此，为实现政府注意力聚焦于国家治理进而提升治理效能，对其开展测度与实证检验具有重要意义。

公共管理学的政府注意力分配理论指出政府有限的注意力会优先分配给其重点关注的对象，从而推动相应的决策行动。诺奖得主Simon认为，基于有限理性假设，组织的决策者仅能部分处理环境中的信息，决策过程中真正稀缺的资源是“注意力”，高效配置注意力资源才是决定发展的关键（Simon, 1983）。相较其他组织，政府具有多元价值导向，工作任务涵盖政治、经济、社会等各方面，需要与各类社会主体互动。面临复杂多变的治理问题时，政府只能依靠有限的注意力应对无限变化的现实，这表明从政策科学角度研究政府注意力分配的重要性（孙柏瑛和周保民，2022；Li等，2023）。政策注意力理论认为，要注重政府对具体政策的注意力分配的因果链条分析（孙柏瑛和周保民，2022）。在政策视角下，学者们着重研究影响政策注意力分配的因素（姚怡帆和许正中，2024；Sevenans, 2018），以及研究政府注意力分配对政策实施的影响效果（伍业锋和周晓彤，2024；Jennings

和John, 2009)。部分学者研究通过考察政府对政策注意力分配的变化规律,阐明政策变迁的机理和逻辑(王印红和李萌竹, 2017),也有学者研究地方政府对某项具体政策的注意力与政策扩散或执行力的关联(张楠等, 2023; 陶鹏和初春, 2022)。综上所述,政府注意力分配理论是研究国家政策制定、实施和扩散的主流视角之一,但目前从政府注意力视角研究国家治理现代化相关问题,测度国家治理政府注意力以及实证检验其治理效应和信息效应的研究,尚属空白领域。

政府注意力分配的研究前提在于对政府注意力进行有效的测度,而政府注意力难以通过现有的统计指标进行直接测度,因此早期有关政府注意力的研究以定性分析为主。随着文本分析技术的发展,使用非结构化的文本数据来测度政府注意力已成为可能。文本数据作为一种新兴的数据形式,是人类互动、沟通和文化的载体(Gentzkow等, 2019),承载着丰富的信息。文本数据作为叙事和信息的载体,已经广泛应用于测度政策及经济的不确定性、关注度、情绪等(沈艳等, 2019)。从文本数据中提取目标信息时,主要使用规则提取和主题模型两种方法。规则提取方法是基于“数词”的思想,人工构建词典和逻辑筛选文档将其分为与主题相关或不相关(张一帆等, 2024; Baker等, 2016; Huang和Luk, 2020)。主题模型是以非监督学习的方式对文本的隐含语义结构进行主题提取的统计方法(Papadimitriou等, 2000),具有能够识别文本中信息含量的优势(王靖一和黄益平, 2018)。其中,最常用的主题模型是Blei等(2003)提出来的隐含狄利克雷分布(Latent Dirichlet Allocation, LDA)主题模型,假定文本由诸多潜在主题构成,将文章主题以概率分布的形式给出并进行主题聚类,广泛应用于经济和金融领域(王成龙和吴忧, 2024; Thorsrud, 2020)。然而,这两种方法各有其局限性。首先,规则提取的核心是基于特定词典的数词操作,非黑即白的硬分类方法过度依赖于建模前人工构造的带有主观色彩的词典,并且人工审核筛选出的新闻也需要耗费极大的时间精力,具有较大主观性。其次,LDA主题模型则在一些应用场景内可能出现主题关键词混杂、主题间的关系混乱等问题,尤其是LDA方法难以识别与聚合小主题,例如无法直接使用LDA模型从新闻语料库中提取出国家治理的相关主题。

为此,本文开发一种可以定向提取特定主题信息的定向LDA模型,基于《人民日报》、《光明日报》与《新闻联播》等高频率的官方新闻文本大数据语料库,构建国家治理政府注意力指数。通过定向LDA模型提取主流官方媒体在报道国家治理主题概率分布,以此测度政府在国家治理领域所投入的注意力,进一步通过向量自回归模型(VAR)实证检验政府注意力指数在政府行政方面的治理效应与信息效应。本文的边际贡献主要体现在以下三个方面。第一,本文提出一种用于提取特定主题信息的定向LDA模型,弥补了传统LDA模型无法提取特定主题和小主题的不足,该模型可以提取到更纯净的定向LDA的关注度,且不需要事先给定主题数、不过度依赖于人工构建的词典以及无需人工审核。第二,基于官方主流媒体新闻文本构建国家治理政府注意力指数,有效测度政府凝聚在国家治理领域的注意力,提供一套测度国家治理政府注意力变化的工具性数据,为进一步研究国家政策信息扩散等奠定基础,拓宽国家治理现代化的研究视角。第三,厘清并证实政府注意力指数在政府行政方面的治理效应与信息效应,为国家治理理念在各级政府与民众间的传播提供理论支撑。

## 二、定向LDA模型

为克服传统LDA模型无法提取特定主题和小主题的缺陷,本文开发用于在文本数据中定向提取特定目标信息的主题模型,即定向LDA模型。假设所有文本仅由两个主题构成(图1),即为研究所关心的目标信息主题与其他信息主题,其中,其他信息主题包括非目标信息和噪声。不同的文本有

不同的主题概率分布，两个主题均由词汇表中所有词语的概率分布来表示。定向LDA模型的目的在于，求解各篇文本中目标信息主题的概率比重和目标信息主题的词语概率分布。

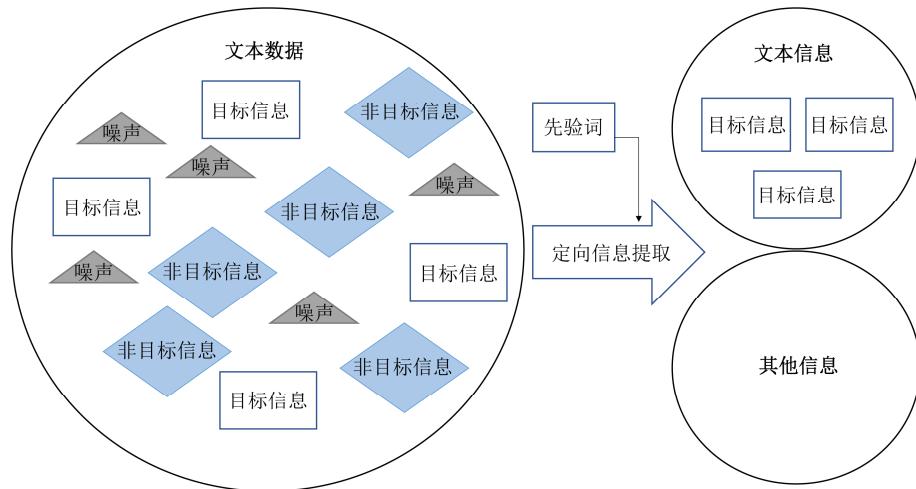


图1 文本数据的定向信息提取示意图

定向LDA模型与传统LDA模型的差异体现在以下三个方面。第一，定向LDA模型假设不同文本的主题分布以及不同主题的关键词分布由各自对应的狄利克雷分布生成，不再假定不同文本的主题分布和不同主题的关键词分布均由同一个狄利克雷先验分布生成，其允许在不同的文本、不同的主题中使用不同的先验信息，因此可以更好地吻合文本数据的实际情况。第二，传统LDA模型的主题数是要事先给定的，不同的主题数设定得出的结果会不一样，而定向LDA模型中的主题数固定为2，因为该模型只关注目标主题的提取，而把其他主题的信息都合并到非目标信息中。第三，传统LDA模型本质上是一种无监督学习方法，对提取到的主题进行解释有时是比较困难的，而且往往无法提取到研究所关心的目标主题，尤其是当目标主题是一个小主题时，而定向LDA模型通过设定目标主题的先验词以便定向提取主题信息。

### (一) 符号说明

语料库。语料库  $\mathbf{w} = (\mathbf{w}_1^T, \dots, \mathbf{w}_m^T, \dots, \mathbf{w}_M^T)^T$ ，其中  $M$  为语料库中文本的总数；  
 $\mathbf{w}_m = (w_{m,1}, \dots, w_{m,n}, \dots, w_{m,N_m})^T$  为第  $m$  篇文本， $w_{m,n}$  是其中的第  $n$  个词语， $N_m$  为第  $m$  篇文本的词语总数。

词汇表。词汇表  $\{w_1, \dots, w_v, \dots, w_V\}$ ，其中  $V$  为词汇表中的词语总数， $v$  为词语在词汇表中的索引。

主题。每篇文本含有  $K$  个主题， $k$  为主题索引，定向LDA模型中  $K=2$ ，即只包含目标主题和非目标主题； $\mathbf{z}$  为主题矩阵， $z_{m,n}$  为第  $m$  篇文本中第  $n$  个词语的主题。

文本主题分布。 $z_{m,n}$  服从多项分布  $p(z_{m,n} | \boldsymbol{\theta}_m)$ ，其中  $\boldsymbol{\theta}_m = (\theta_{m,1}, \dots, \theta_{m,K})^T$  为  $K \times 1$  维向量，  
 $\boldsymbol{\theta} = (\boldsymbol{\theta}_1^T, \dots, \boldsymbol{\theta}_M^T)^T$ ；假设  $\boldsymbol{\theta}_m$  的先验分布为狄利克雷分布  $\boldsymbol{\theta}_m \sim \text{Dir}(\boldsymbol{\alpha})$ ，其中  $\boldsymbol{\alpha}$  为狄利克雷分布的参数；  
在定向LDA模型中， $K=2$  且允许各文本使用不同的先验分布参数， $\boldsymbol{\theta}_m \sim \text{Dir}(\boldsymbol{\alpha}_m)$ ，此时退化为贝塔分布  $\boldsymbol{\theta}_m \sim \text{Beta}(\boldsymbol{\alpha}_m)$ ， $\boldsymbol{\alpha} = (\boldsymbol{\alpha}_1^T, \dots, \boldsymbol{\alpha}_M^T)^T$ 。

主题词语分布。 $w_{m,n}$  服从多项分布  $p(w_{m,n} | \boldsymbol{\varphi}_{k=z_{m,n}})$ ，其中  $\boldsymbol{\varphi}_k = (\varphi_{k,1}, \dots, \varphi_{k,V})^T$  为  $V \times 1$  维向量，  
 $\boldsymbol{\varphi} = (\boldsymbol{\varphi}_1^T, \dots, \boldsymbol{\varphi}_K^T)^T$ ；假设  $\boldsymbol{\varphi}_k$  的先验分布为狄利克雷分布  $\boldsymbol{\varphi}_k \sim \text{Dir}(\boldsymbol{\beta})$ ，其中  $\boldsymbol{\beta}$  为狄利克雷分布的参数；  
在定向LDA模型中， $K=2$  且允许各主题使用不同的先验分布参数， $\boldsymbol{\varphi}_k \sim \text{Dir}(\boldsymbol{\beta}_k)$ ， $\boldsymbol{\beta} = (\boldsymbol{\beta}_1^T, \dots, \boldsymbol{\beta}_K^T)^T$ 。

吉布斯抽样。 $n_m$  为第  $m$  篇文本的  $K \times 1$  维主题计数向量， $n_{m,k}$  为第  $m$  篇文本在第  $k$  个主题上的计数； $n_k$  为第  $k$  个主题的  $V \times 1$  维关键词计数向量， $n_{k,v}$  为第  $k$  个主题在第  $v$  个词语上的计数； $n_{m,-i}^{(k)}$  为扣除  $i=(m,n)$  词后，第  $m$  篇文本在第  $k$  个主题上的词语计数； $n_{k,-i}^{(t)}$  为扣除  $i=(m,n)$  词后，第  $k$  个主题在第  $t$  个词语上的词语计数。

## （二）生成文本

文本生成的依据是文本主题分布  $p(z_{m,n}|\theta_m)$  和主题词语分布  $p(w_{m,n}|\varphi_{k=z_{m,n}})$ 。在生成一篇文本时，首先根据先验参数  $\alpha$  和  $\beta$  的狄利克雷分布生成文本主题分布的参数  $\theta_m$  和主题词语分布的参数  $\varphi$ ，其次依据文本主题分布  $p(z_{m,n}|\theta_m)$  确定文本中各个词语位置的主题  $z_{m,n}$ ，最后根据每个位置对应的主题  $z_{m,n}$  及其主题词语分布  $p(w_{m,n}|\varphi_{k=z_{m,n}})$  生成具体的词语  $w_{m,n}$ ，遍历每个位置依次生成主题和词语。

文本-主题生成过程需确认每个词是否属于目标主题，使用二项分布表示，假设贝塔分布为先验分布，即狄利克雷分布退化为二维的特殊情形。与传统的LDA主题模型不同的是，先验分布参数  $\alpha$  为  $M \times 2$  维，每一个维度代表某一篇具体文本的先验信息。狄利克雷分布根据的每个  $\alpha$  维度都随机生成一组值  $\theta_m$ ，一共随机生成  $M$  组值，构成  $M$  个二项分布的参数，分别代表序号为  $m$  的文本中主题的分布情况。主题-词语生成过程需要确认具体用以代表主题的词汇表中的词，使用多项分布表示，假设狄利克雷分布为先验分布。与传统的LDA主题模型不同的是，先验分布参数  $\beta$  为  $2 \times V$  维，分别代表目标主题的词语分布和非目标主题的词语分布的先验信息。狄利克雷分布根据  $\beta$  的两个维度各自随机生成一组值  $\varphi_k$ ，构成2个多项分布的参数，分别代表目标主题和非目标主题由某个特定词代表的概率。

主题生成过程  $\alpha_m \rightarrow \theta_m \rightarrow z_{m,n}$  表示在生成第  $m$  篇文本时<sup>①</sup>，首先生成文本的主题分布的参数  $\theta_m$ ，然后据此主题分布生成文本中第  $n$  个词的主题编号  $z_{m,n}$ ： $p(z, \theta | \alpha) = \prod_{m=1}^M \prod_{n=1}^{N_m} p(z_{m,n} | \theta_m) p(\theta_m | \alpha_m)$ 。词语生成过程  $\beta_k \rightarrow \varphi_k \rightarrow w_{m,n} | k = z_{m,n}$  表示生成语料中第  $m$  篇文本的第  $n$  个词的时候，首先根据主题编号  $z_{m,n}$ ，选择代表目标主题的词语分布或者代表非目标主题的词语分布  $\varphi_{k=z_{m,n}}$ ，然后据此多项分布生成具体的词形式： $p(w, \varphi | z, \beta) = \prod_{m=1}^M \prod_{n=1}^{N_m} \prod_{k=1}^2 p(w_{m,n} | z_{m,n} = k, \beta_k) = \prod_{m=1}^M \prod_{n=1}^{N_m} \prod_{k=1}^2 p(w_{m,n} | z_{m,n} = k, \varphi_k) p(\varphi_k | \beta_k)$ 。因此，生成语料库中所有文本的联合分布为

$$p(w, z, \theta, \varphi | \alpha, \beta) = \prod_{k=1}^K \underbrace{p(\varphi_k | \beta_k)}_{\text{Dirichlet}} \prod_{m=1}^M \underbrace{p(\theta_m | \alpha_m)}_{\text{Beta}} \prod_{n=1}^{N_m} \underbrace{p(z_{m,n} | \theta_m)}_{\text{Multinomial}} \underbrace{p(w_{m,n} | z_{m,n}, \varphi_{k=z_{m,n}})}_{\text{Multinomial}}$$

其中，仅有  $w$  可观测。生成语料库中所有文本的分布为

$$p(w | \alpha, \beta) = \prod_{k=1}^2 \left[ \int p(\varphi_k | \beta_k) \left[ \prod_{m=1}^M \int p(\theta_m | \alpha_m) \prod_{n=1}^{N_m} \left[ \sum_{l=1}^2 p(z_{m,n} = l | \theta_m) p(w_{m,n} | \varphi_l) \right] d\theta_m \right] d\varphi_k \right]$$

## （三）后验分布

与文本生成不同，在实际研究中，文本语料库  $W$  是给定的，而主题  $z$  未知。当下的任务是根据现有的文本中的词  $w_{m,n}$ ，来推断其所代表的主题  $z_{m,n}$ ，确定主题词语分布的参数  $\varphi$  和文本主题分布的参数  $\theta$ 。此外，文本主题分布的先验分布  $\text{Dir}(\alpha)$  和主题词语分布的先验分布  $\text{Dir}(\beta)$  也是事先给定。在利用二项分布给每篇文本中的每个词  $w_{m,n}$  初始化其所代表的主题  $z_{m,n}$ ，以及在吉布斯抽样

<sup>①</sup>因篇幅所限，定向LDA模型的概率图模型以附图1展示，见《统计研究》网站所列附件。下同。

过程中计算条件概率时，会涉及到词和主题这两个狄利克雷分布。即模型需要求解的问题为  $p(z|w, \alpha, \beta) = \frac{p(z, w|\alpha, \beta)}{p(w|\alpha, \beta)} \propto p(z, w|\alpha, \beta)$ 。进一步拆分为  $p(w, z|\alpha, \beta) = p(w|z, \alpha, \beta) \times p(z|\alpha, \beta) = p(w|z, \beta) \times p(z|\alpha)$ 。其中第一项  $p(w|z, \beta)$  即为主题词语生成分布

$$\begin{aligned} p(w|z, \beta) &= \int \underbrace{p(w|z, \varphi)}_{\text{Multinomial}} \underbrace{p(\varphi|\beta)}_{\text{Dirichlet}} d\varphi \\ &= \int \left( \prod_{k=1}^K \frac{1}{B(\beta_k)} \prod_{v=1}^V \varphi_{k,v}^{\beta_{k,v}-1} \right) \left( \prod_{k=1}^K \prod_{v=1}^V \varphi_{k,v}^{n_{k,v}} \right) d\varphi = \prod_{k=1}^K \frac{B(n_k + \beta_k)}{B(\beta_k)} \end{aligned}$$

其中， $\int \prod_{v=1}^V \varphi_{k,v}^{n_{k,v} + \beta_{k,v}-1} d\varphi = B(n_k + \beta_k)$ ， $B(\cdot)$  为贝塔函数。

类似的，第二项为  $p(z|\alpha) = \int p(z|\theta) p(\theta|\alpha) d\theta = \prod_{m=1}^M \frac{B(n_m + \alpha_m)}{B(\alpha_m)}$ 。

结合第一项和第二项，可得  $z$  的后验分布为  $p(z|w, \alpha, \beta) \propto \prod_{k=1}^K \frac{B(n_k + \beta_k)}{B(\beta_k)} \prod_{m=1}^M \frac{B(n_m + \alpha_m)}{B(\alpha_m)}$ 。

令  $i = (m, n)$  代表第  $m$  篇文本中的第  $n$  个词语， $\neg i$  代表除了  $i$  以外的语料库其他所有词语， $z_i$  的条件分布为  $p(z_i|z_{\neg i}, w, \alpha, \beta) = \frac{1}{Z_i} p(z|w, \alpha, \beta)$ 。其中  $Z_i$  为分布归一化因子。进一步化简为

$$\begin{aligned} p(z_i = k|z_{\neg i}, w) &\propto p(z_i = k, w_i = t|z_{\neg i}, w_{\neg i}) \\ &= \int p(z_i = k, \theta_m|z_{\neg i}, w_{\neg i}) \times p(w_i = t, \varphi_k|z_{\neg i}, w_{\neg i}) d\theta_m d\varphi_k \\ &= \int p(z_i = k|\theta_m) p(\theta_m|z_{\neg i}, w_{\neg i}) \times p(w_i = t|\varphi_k) p(\varphi_k|z_{\neg i}, w_{\neg i}) d\theta_m d\varphi_k \\ &= \int \theta_{m,k} Dir(\theta_m|n_{m,-i} + \alpha_m) d\theta_m \times \int \varphi_{k,t} Dir(\varphi_k|n_{k,-i} + \beta_k) d\varphi_k \\ &= E(\theta_{m,k}) \times E(\varphi_{k,t}) \end{aligned}$$

根据狄利克雷分布的性质可得

$$p(z_i|z_{\neg i}, w, \alpha, \beta) \propto \underbrace{\frac{n_{k,-i}^{(t)} + \beta_{k,v}}{\sum_{v=1}^V (n_{k,-i}^{(t)} + \beta_{k,v})}}_{\text{Gibbs Sampling p.d.f.}} \times \underbrace{\frac{n_{m,-i}^{(k)} + \alpha_{m,k}}{\sum_{k=1}^K (n_{m,-i}^{(k)} + \alpha_{m,k})}}$$

吉布斯抽样生成主题实际上为文本–主题–词语的路径概率。采样概率由两个部分组成，一是文本中各个主题的概率，二是各个主题中取到该词语的概率。

#### (四) 参数估计

通过吉布斯抽样可以得到  $p(z|w, \alpha, \beta)$ ，即语料库中词语主题的分布，接下来进一步估计文本主题分布的参数  $\theta$  和主题词语分布的参数  $\varphi$ 。

$\theta$  的后验分布也是狄利克雷分布：

$$p(\theta_m|z_m, \alpha_m) = \frac{1}{Z_{\theta_m}} \prod_{n=1}^{N_m} p(z_{m,n}|\theta_m) p(\theta_m|\alpha_m) = Dir(\theta_m|n_m + \alpha_m)。$$

其中  $Z_{\theta_m} = \int p(\theta_m, z_m|\alpha_m) d\theta_m$ ，因此  $\theta$  的后验估计为

$$\theta_{m,k} = \frac{n_{m,k} + \alpha_{m,k}}{\sum_{k=1}^K (n_{m,k} + \alpha_{m,k})}, m = 1, 2, \dots, M; k = 1, 2, \dots, K。$$

类似的， $\boldsymbol{\varphi}$ 的后验分布也是狄利克雷分布，即

$$p(\boldsymbol{\varphi}_k | \mathbf{w}, \mathbf{z}, \boldsymbol{\beta}) = \frac{1}{Z_{\boldsymbol{\varphi}_k}} \prod_{i=1}^I p(w_i | \boldsymbol{\varphi}_k) p(\boldsymbol{\varphi}_k | \boldsymbol{\beta}_k) = Dir(\boldsymbol{\varphi}_k | n_k + \boldsymbol{\beta}_k)。$$

其中， $Z_{\boldsymbol{\varphi}_k} = \int p(\boldsymbol{\varphi}_k, \mathbf{w} | \mathbf{z}, \boldsymbol{\beta}_k) d\boldsymbol{\varphi}$ ，因此 $\boldsymbol{\varphi}$ 的后验估计为

$$\boldsymbol{\varphi}_{k,v} = \frac{n_{k,v} + \beta_{k,v}}{\sum_{v=1}^V (n_{k,v} + \beta_{k,v})}, \quad k=1, 2, \dots, K; v=1, 2, \dots, V。$$

### (五) 算法步骤

定向LDA模型基于吉布斯抽样进行参数估计的具体算法步骤如下：

算法输入：语料库  $\mathbf{w} = (\mathbf{w}_1^T, \dots, \mathbf{w}_m^T, \dots, \mathbf{w}_M^T)^T$ ，其中第  $m$  篇文本  $\mathbf{w}_m = (w_{m,1}, \dots, w_{m,n}, \dots, w_{m,N_m})^T$ ，循环迭代次数  $n_{iter}$ 、词语主题更新比例  $r_{update}$  或一致性得分阈值  $thresh_{coherence}$ 。

算法输出：后验分布  $p(z | \mathbf{w}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta})$ ，参数  $\boldsymbol{\theta}$ 、 $\boldsymbol{\varphi}$ ，超参数： $\boldsymbol{\alpha}$ 、 $\boldsymbol{\beta}$ 。

第一步，计数初始化。将计数  $n_{k,v}$  和  $n_{m,k}$  初始化为0。

第二步，主题初始化。遍历语料库中的每一篇文本  $\mathbf{w}_m, m=1, 2, \dots, M$ ，对于文本中的每一个词  $w_{m,n}, n=1, 2, \dots, N_m$ ，抽样确定该词的主题  $z_{m,n} \sim p(z_{m,n} | \boldsymbol{\theta}_m)$ ，假设其在词汇表中的位置为  $v$ 、主题为  $k$ ， $n_{m,k} = n_{m,k} + 1$ ， $n_{k,v} = n_{k,v} + 1$ 。

第三步，循环迭代模型。进入迭代过程，每次迭代更新每个词的主题分配。主题更新数  $n_{update} = 0$ ，对于语料库中每一篇文本  $\mathbf{w}_m, m=1, 2, \dots, M$ ，对于文本中的每一个词  $w_{m,n}, n=1, 2, \dots, N_m$ 。

一是假设其在词汇表中的位置为  $v$ 、主题为  $k$ ，删除原计数： $n_{m,k} = n_{m,k} - 1$ ， $n_{k,v} = n_{k,v} - 1$ 。

二是根据条件分布进行抽样：

$$p(z_i | z_{-i}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}) \propto \underbrace{\frac{n_{k,-i}^{(t)} + \beta_{k,v}}{\sum_{v=1}^V (n_{k,-i}^{(t)} + \beta_{k,v})}}_{\text{Gibbs Sampling p.d.f.}} \times \frac{n_{m,-i}^{(k)} + \alpha_{m,k}}{\sum_{k=1}^K (n_{m,-i}^{(k)} + \alpha_{m,k})}。$$

三是增加新计数：假定  $w_{m,n}$  抽到第  $k^T$  个主题， $n_{m,k^T} = n_{m,k^T} + 1$ ， $n_{k^T,v} = n_{k^T,v} + 1$ ，如果  $k^T \neq k$ ，则  $n_{update} + 1$ 。

四是根据更新后的计数  $n_{k,v}$  和  $n_{m,k}$  更新后验分布  $p(z | \mathbf{w}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta})$ ，计算主题一致性得分  $score_{coherence}$ 。

第四步，收敛条件判断。重复第三步，直至满足以下三个条件之一：

$$\text{循环迭代次数} > n_{iter} ; \quad score_{coherence} > thresh_{coherence} ; \quad \frac{n_{update}}{\sum_{m=1}^M N_m} < r_{update}。$$

第五步，输出结果。根据最终的计数  $n_{k,v}$  和  $n_{m,k}$  估计模型参数。

$$\boldsymbol{\theta}_{m,k} = \frac{n_{m,k} + \alpha_{m,k}}{\sum_{k=1}^K (n_{m,k} + \alpha_{m,k})}, \quad \boldsymbol{\varphi}_{k,v} = \frac{n_{k,v} + \beta_{k,v}}{\sum_{v=1}^V (n_{k,v} + \beta_{k,v})}$$

本文开发的定向LDA模型融合了规则提取和传统LDA两类方法的优点。一方面，定向LDA模型基于传统LDA模型的思路构建而成，可以完全自动化地抽取定向LDA信息，将每篇文本的主题以概率分布的形式给出并根据主题进行聚类，能够克服规则提取法的主观性问题。另一方面，定向LDA模型借鉴了规则提取的思想，通过给定目标主题的先验词定向提取主题信息，且允许目标信息主题与其他信息主题使用不同的先验信息，可以克服传统LDA模型主题数难以确定和无法提取小主题等问题。

### 三、国家治理政府注意力指数构建与趋势分析

#### （一）数据来源

本文选取我国主流官方媒体《人民日报》、《光明日报》与《新闻联播》在2009年1月至2021年8月期间发布的新闻报道作为文本分析语料库<sup>①</sup>。《人民日报》创刊于1948年6月15日，是中国共产党中央委员会机关报。本文于人民日报图文数据库获取到样本期内4615份报纸，共计446164篇新闻。《光明日报》创刊于1949年6月16日，是中共中央主办，以知识分子为主要读者对象的思想文化大报，其是中共中央直属的历史悠久、独具特色的全国性、综合性日报。本文于光明数字报网站，获取到样本期内4615份报纸，总计314579篇新闻。《新闻联播》节目于1978年1月1日起每日19:00在中央电视台综合频道首播，是中央电视台综合频道推出的晚间新闻节目，1982年《新闻联播》进一步被明确规定为官方发布新闻的渠道。本文于gopup数据开源网站获取到样本期内总计82147篇《新闻联播》新闻稿。<sup>②</sup>

#### （二）国家治理政府注意力指数构建及趋势分析

国家治理政府注意力指数构建步骤具体如下。首先，基于百度新闻获取到同国家治理现代化直接相关的200篇新闻，通过专家阅读所有新闻后整理出国家治理相关的先验词，包括窄口径和宽口径先验词<sup>③</sup>。其次，基于2009年1月至2021年8月期间《人民日报》《光明日报》以及《新闻联播》的所有842890篇新闻为语料库，使用本文提出的定向LDA模型求解得到新闻的主题后验概率分布以及主题的词语后验概率分布，并以此计算每日语料库内所有新闻属于国家治理主题的概率，生成日度的主题概率时间序列。接着，基于主题概率时间序列构建国家治理政府注意力指数，参照相关学者构建关注度指数的方法（Baker等，2016；王靖一和黄益平，2018；沈艳和王靖一，2021），将日度时间序列加总为月度主题概率时间序列，再除以当月新闻数量计算得到初步的月度指数。最后，将国家治理现代化概念首次提出的时间节点（2013年11月）设为基期，将每个月份的指数除以基期指数并乘以100得到最终的国家治理政府注意力指数。

图2展示了2009年1月至2021年9月基于全语料库构建的国家治理政府注意力的月度指数。从图2可以看出，本文构建的国家治理政府注意力指数有效刻画了政府对国家治理关注度的变化情况，指数的峰值基本都符合我国国家治理的重大事件，验证了指数的有效性。党和政府在重要会议上做出关于国家治理现代化的相关决策，官方媒体报道中的措辞会体现为国家治理政府注意力指数的变化。此外，通过图2可以发现该指数存在明显的三个阶段：分别为2009年1月至2013年10月的第一阶段，2013年11月至2018年2月的第二阶段，以及2018年3月至2021年8月的第三阶段。在第一阶段，国家治理政府注意力指数的保持在较低的水平，直至2013年11月12日，“推进国家治理体系和治理能力现代化”概念被首次提出，之后政府对国家治理现代化的关注骤然提升，进入第二阶段。党的十八届四中全会明确设定国家治理体系和治理能力现代化分三步走的目标，党的十九大将国家治理现代化纳入到第二个百年奋斗目标。第二阶段的国家治理政府注意力指数均值相比第一阶段明显提高，说明随着我国政府对国家治理现代化的认识不断深化，对国家治理现代化的关注程度也逐渐增大。第三阶段起始于2018年3月两会的召开，党的十九届三中全会通过《国务院机构改革方案》，十三届全

<sup>①</sup>本文所设定的样本区间，主要因百度指数数据的可获取性以及部分治理效能指标采集方面的限制而确定。该区间覆盖了国家治理现代化理念提出、政策转型推进以及制度塑造构建的关键阶段，能够充分支撑本文的核心结论。

<sup>②</sup>人民日报图文数据库网址为<https://data.people.com.cn/rmrb/20220306/1>；光明数字报网址为<https://epaper.gmw.cn/>；gopup网站网址为<https://github.com/justinzm/gopup>。

<sup>③</sup>因篇幅所限，先验词典以附表1展示。

国人大一次会议通过《监察法草案》《宪法修正案》，构建了系统完备、科学规范、运行高效的党和国家机构职能体系，标志着我国国家治理体系与治理能力现代化的制度框架更加成熟，政府对国家治理现代化的关注上升至更高的层次。2019年10月31日，党的十九届四中全会对国家治理现代化理论体系进行系统性的完整论述，政府对国家治理现代化的注意力再次攀升。之后党的十九届五中全会将“国家治理效能得到新提升”作为今后五年我国经济社会发展的主要目标之一，并对“十四五”时期推进国家治理体系和治理能力现代化作出重要部署。十三届全国人大四次会议表决通过第十四个五年规划和2035年远景目标纲要，进一步明确推进国家治理体系和治理能力现代化的目标。因此，第三阶段的国家治理政府注意力指数均值相对于第二阶段提升到了更高的层次。总体上，三个阶段的国家治理政府注意力指数是呈逐渐增大的趋势，这说明我国政府对国家治理的关注度是越来越高的。

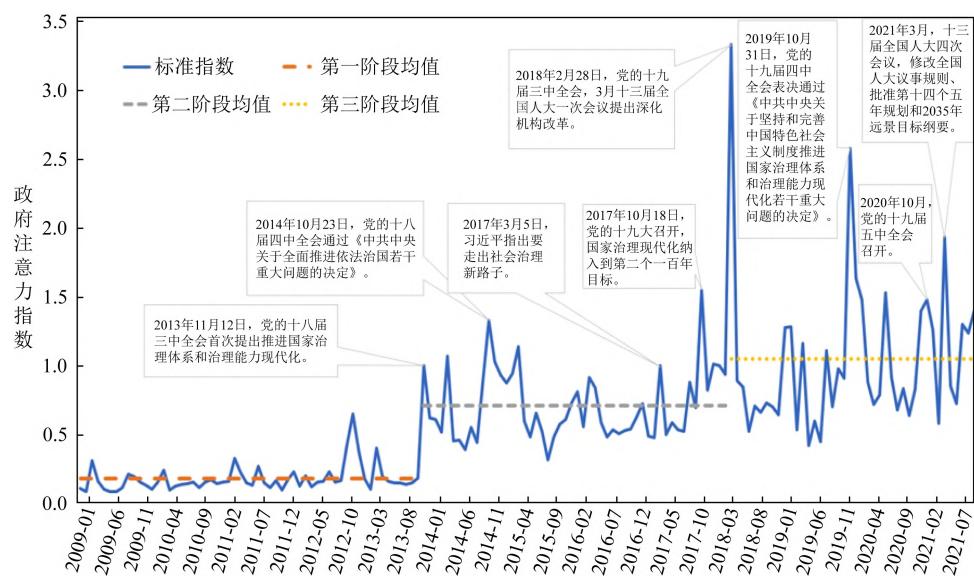


图2 国家治理政府注意力指数

### (三) 与不同文本分析方法构建的指数对比分析

为进一步验证基于定向LDA模型的国家治理政府注意力指数的效果，本文尝试采用传统LDA模型和规则提取方法去构建国家治理政府注意力指数，并比较不同方法构建的国家治理政府注意力指数的优劣。首先，使用传统LDA方法构建国家治理政府注意力指数。基于与定向LDA模型相同的语料库，采用传统LDA方法提取主题信息，并将主题数量分别设定为30、90、120以及200，然而传统LDA均无法提取到同国家治理现代化相契合的主题。主要是因为国家治理现代化主题虽然近几年随着我国政府的重视，新闻媒体对该主题的报道越来越多，但是在整体的官方新闻媒体里，该主题报道所占的比重还是很低，属于小主题，而传统LDA方法本质上是一种无监督的主题提取方法，无法提取到这种小主题信息或者某个特定主题的信息，因此无法使用传统LDA方法构建指数。

接着，使用传统的规则提取方法构建国家治理政府注意力指数。参照Baker等（2019）的做法，本文采用机器学习方法结合专家审核的方式以及基于国家治理现代化的特点，制定一套提高人工审核效率的三层关键词筛选检索方法<sup>①</sup>。具体步骤如下：第一步，如果新闻含有一级关键词中的任意词，则为一级相关新闻。一级关键词词典包括同“国家治理体系和治理能力现代化”理念直接相关的词

<sup>①</sup>因篇幅所限，关键词词典以附表2展示。

语,因此筛选出的新闻不需要进行人工审核,共计筛选出8290篇一级相关新闻。第二步,二级相关新闻只包含二级关键词不包含一级关键词,即新闻有很大概率报道同国家治理现代化的核心概念相关的内容但也可能存在误判,共计11381篇,需要再进行人工审核。第三步,基于相似的思路筛选出三级相关新闻,共计9248篇,也需要进行人工审核。第四步,将筛选出的新闻以月份为单位加总,采用相同的指数构建方式,将每月筛选后的新闻除以当月新闻数量得到月度指数,再以2013年11月为基期对月度指数进行标准化,最终获得基于规则提取的国家治理政府注意力指数,记为  $Concern_{lex}$ 。将  $Concern_{lex}$  同基于定向LDA模型计算得到的指数  $Concern_{OR-LDA}$  进行对比,结果如图3所示。从图3可以看出两个指数的趋势具有很强的一致性,都能反映出重要事件的时间节点,并且两种方法计算得到指数间的相关系数为0.897,相关性很高。但本文提出的定向LDA模型相比传统的规则提取方法的优势有以下两个方面。一方面,本模型并不过度依赖于人工构建的词典,模型可以自动从文本语料中识别出各个词语对定向信息的重要程度,还可以挖掘对定向信息具有重要影响的词典外的词语,放松了被词典限制的程度,对词典的确定也无需过于严格,具有更好的可扩展性。另一方面,规则提取法属于针对局部信息的硬分类方法,而本文提出的定向LDA模型是属于软分类方法,假设所有的文章都有涉及这个目标信息,只是在不同文章中定向信息的比例大小不同而已,这个假设更符合实际情况。

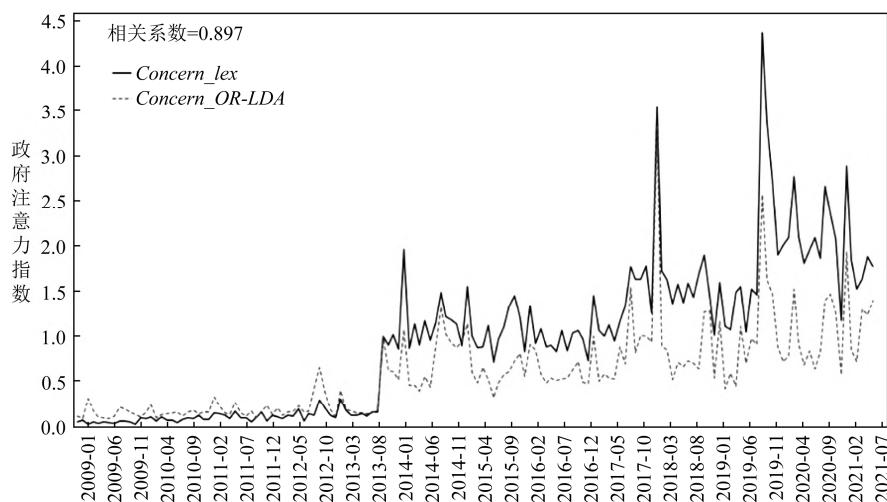


图3 两种文本分析方法构建的国家治理政府注意力指数对比

#### (四) 稳健性检验

为进一步检验本文提出的定向LDA模型所构建的国家治理政府注意力指数的稳健性,进行两种稳健性检验。第一,本文开发的定向LDA模型需要事先提供目标信息主题的先验词,为检验先验词的选择对指数的影响,尝试只使用窄口径的先验词构建指数。第二,检验指数构建方式对指数结果的影响,尝试将基于定向LDA模型提取的日度主题概率时间序列进行90天移动平均后计算得到最终指数。以定向LDA构建的指数作为标准指数,对比结果发现以窄口径的先验词构建指数和90天移动平均后计算得到的指数均和标准指数有很强的相似性,这说明定向LDA模型对先验词的选择和指数的计算方式均具有很好的稳健性<sup>①</sup>。

<sup>①</sup>因篇幅所限,国家治理政府注意力指数的稳健性分析以附图2展示。

## 四、国家治理政府注意力的治理效应与信息效应检验

### (一) 国家治理政府注意力的治理效应检验

国家治理现代化的广义内涵涉及内政外交、党建治军、文化建设、生态文明等多方面，本文单独就政府行政能力这一方面展开研究。国家治理效能是指国家将治理目标转化为治理成果的能力及其所取得的治理效果。党的十九届五中全会强调“国家治理效能得到新提升”，要求国家行政体系更加完善，政府作用更好发挥，也是国家治理体系和治理能力现代化建设中的主要目标之一。根据公共管理学中“有限关注理论”与“注意力分配理论”，组织中管理者的关注主导了管理决策，政府处于复杂的多层次结构场景内，面对的是具备多元价值导向的目标，这种背景下政府注意力对决策的影响很重要（孙柏瑛和周保民，2022；陶鹏和初春，2022）。治理效应理论认为政府注意力具有治理效应，即政府注意力可以有效推动国家治理现代化建设，从而提高政府治理效能，并且政府治理效能的提升也将进一步吸引政府更多的注意力，二者之间存在一种动态的相互作用关系，如图4所示。因此，本文使用VAR模型实证检验国家治理政府注意力指数的治理效应。

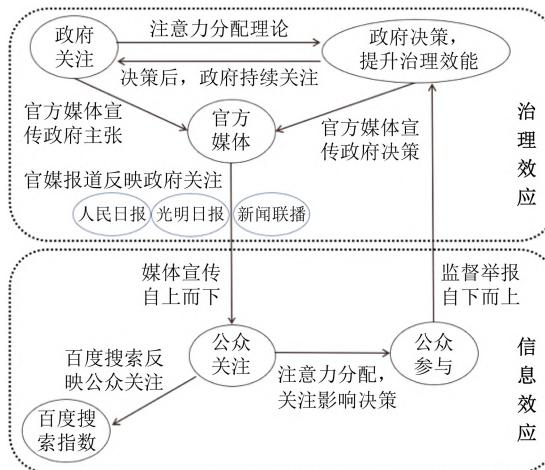


图4 治理效应和信息效应理论分析框架

关于政府治理效能的测度，学者普遍使用年度频率数据构建的政府治理效能指数，从政府的财政收支效率、行政管理效率、医疗卫生、福利保障、教育等角度测度政府的总体治理效能（刘海英和董宇婧，2021）。综合考虑数据的可获得性以及政府治理全面性的考量，本文从7个子维度综合考察政府治理效能水平。政府治理效能指数的架构与各子维度的投入-产出指数的衡量参考林细细等（2022）的具体做法。依据党的十九届四中全会《决定》对国家治理现代化各方面的具体要求，本文具体指标体系详见表1所示。

表1中的数据来源于Wind数据库、CEIC宏观经济数据库、中国研究数据服务平台与国家统计局数据库等。投入指标中的财政支出金额、国内生产总值、授权专利数、碳排放均可以通过数据库与政府报告获取到季度数据。学生数量虽然只可获取到年度数据，但由于我国的学期制，因此设定每学期即当年第三、四季度与次年第一、二季度的学生数量相等以获取季度数据。产出指标中的财政供养人口、福利床位数、卫生人员数、养老与医保人数，只可获取到国家层面的年度数据，利用Python软件使用多项式曲线插值法估计得到季度数据（范如国，2018）。为便于比较，本文对所有数据进行人均化、去价格化和去季节性趋势处理。最后，参照林细细等（2022）的研究，采用DEA-Malquist方法构建政府治理效能指数，该指数为季度频率指数。为便于实证，将前文构建的指数做同频化处理，即将月度指数转换为季度指数。

表1

政府治理效能指标体系

总指标	子维度	投入	产出
国家治理效能	行政管理	人均行政管理财政支出	每万人财政供养人口
	医疗卫生	人均医疗财政支出	每万人卫生人员数
	教育治理	人均教育财政支出	每万人在校学生数
	社会保障	人均社会保障财政支出	每万人福利床位数
			养老保险覆盖率
			基本医疗保险覆盖率
	经济发展	人均一般预算财政支出	人均国内生产总值
	科学技术	人均科学技术财政支出	每万人授权专利数
	节能环保	人均节能环保财政支出	每万人碳排放

分析国家治理政府注意力与国家治理效能的互动效应，还需排除经济因素可能产生的干扰影响，考虑到满足模型的自由度需求，必须使用季度或更高频率的变量作为控制变量，因此将季度国内生产总值纳入VAR模型中，如式（1）所示：

$$\begin{bmatrix} Dgdp_t \\ Gov\_eff_t \\ Concern_t \end{bmatrix} = \Phi(L) \begin{bmatrix} Dgdp_{t-1} \\ Gov\_eff_{t-1} \\ Concern_{t-1} \end{bmatrix} + v_t \quad (1)$$

其中， $Concern_t$ 表示 $t$ 期政府对国家治理的关注程度， $Gov\_eff_t$ 表示 $t$ 期政府的治理效能， $Dgdp_t$ 为 $t$ 期的国内生产总值增长率， $\Phi(L)$ 代表滞后因子， $v_t$ 则代表随机扰动项。由图4展示的治理效应框架可知，国家治理政府注意力指数对政府决策的影响具有明显的滞后效应，可以认为政府注意力指数无法对当期的政府决策产生即时影响；另外由于媒体报道的即时性，通过媒体报道构建的政府注意力指数会受到当期政府决策的影响，因此设定VAR模型中政府注意力指数 $Concern_t$ 位于政府效能指数 $Gov\_eff_t$ 之后。基于类似的原因，政府治理效能变动对经济的影响是长期的过程，很多政策的生效需要时间发酵，因而政府治理效能无法对同期的经济变量产生影响，但国内经济状况的变化会即刻影响到政府的相关决策，故在模型中设定政府效能指数 $Gov\_eff_t$ 位于经济指数国内生产总值增长率 $Dgdp_t$ 之后。对国家治理政府注意力指数的对数、政府治理效能指数和国内生产总值增长率指数进行平稳性检验，所有变量皆通过平稳性检验<sup>①</sup>。

滞后阶数检验确定式（1）中的滞后因子阶数为2，标准VAR模型得到的脉冲响应分析如图5所示<sup>②</sup>。由图5（a）政府治理效能 $Gov\_eff$ 的脉冲响应图可知，政府治理效能对政府注意力冲击的响应为正。治理效能能在1~3季度内产生正向反馈，是符合常理的，因为治理效能的提升需要一定时间。治理效能第2.5季度达到最大响应值，第3至第4季度存在短暂负向的响应，最终正向响应在第6季度消减为0。结果表明国家治理政府注意力会持续对政府治理效能产生正向的推动作用，验证了注意力的治理效应。此外，由图5（b）中政府注意力 $Concern$ 的脉冲响应图可知，政府注意力面对政府治理效能的冲击也会产生正向的反馈，响应在1.5期时达到最大值，正反馈长期存在并逐渐收敛为0。这也证实，政府的决策行为会借助官方媒体的宣传对政府注意力产生反馈作用，因为官方媒体不仅要宣传国家治理现代化等宏观理念与长期规划，也会报道现有的国家治理现代化建设成果。因此，政府治理效能的提升会促使官方媒体对国家治理现代化的更多报道，进而提升了政府注意力指数。

①因篇幅所限，平稳性检验结果以附表3展示。

②图5展示冲击变量在0时刻产生一单位标准差的冲击，响应变量对冲击的反馈。每个图的横坐标为滞后期间，纵坐标为响应程度，下同。

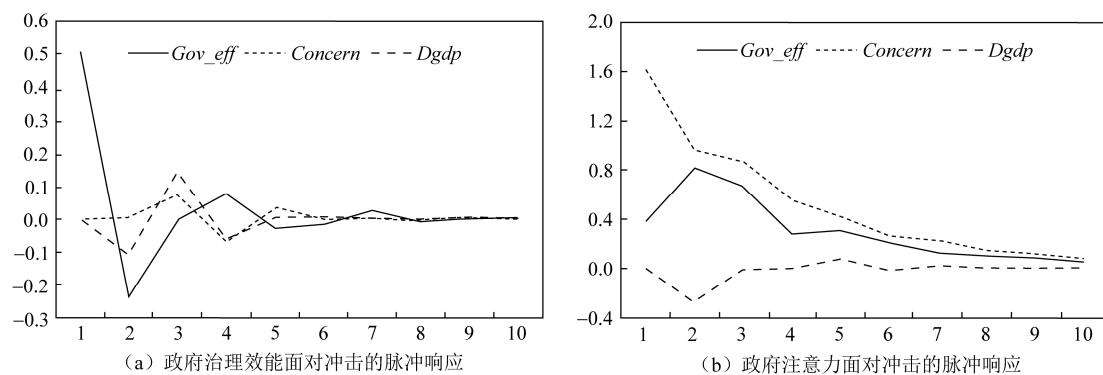


图5 国家治理政府注意力治理效应脉冲响应分析图

## （二）国家治理政府注意力的信息效应检验

国家治理现代化是中国共产党领导下的“一核多元”主体的协商共治（赵中源和黄罡，2023）。作为核心的党中央领导多元主体为实现共治共建共享的社会发展新局面，需要通过“自上而下”的信息传播渠道，以其强大的公信力与影响力宣传并号召公众关注国家治理现代化。公众对国家治理的积极关注，会提升公众参与治理的意愿与积极性（王宇哲和赵静，2018），并生成“自下而上”的间接参与治理渠道。这正是政府注意力指数的信息效应，如图4所示。若政府宣传力度不够，则无法有效驱动信息传递链条，无法引起公众对国家治理的关注和重视，自然无法实现共建共治共享。在当今信息爆炸的时代，公众周围的信息纷繁复杂，为政府的宣传效果达成预定目标增添难度。因此，检验国家治理政府注意力的信息效应具有重要的意义，接下来通过VAR模型实证检验国家治理政府注意力对公众关注度的信息效应。

国家治理公众关注度也具有不可直接观测性，本文使用我国规模最大的搜索引擎公司百度提供的百度指数计算国家治理公众关注度。当今时代，搜索引擎的广泛应用深刻地改变了公众的信息获取行为和认知行为，搜索引擎和互联网正在成为公众的外部记忆资源（Sparrow等，2011）。因此，公众对特定事物的关注会反映在同互联网搜索引擎的交互行为之上，搜索引擎数据能够反应公众的关注度。百度指数是2006年推出的基于百度网络搜索和新闻服务的大数据分析服务，可以用于衡量和表征数亿网民的在线搜索行为。百度指数以搜索量为统计依据，计算特定关键词在百度网页上的搜索频率加权和，并以图表的形式展示，反映网民对该问题的信息获取情况，也反映了该主题的受欢迎程度以及用户的兴趣（Fang等，2020）。

基于国家治理的百度搜索指数，本文测算得到2017年1月至2021年8月间月度频率的国家治理公众关注度指数<sup>①</sup>。基于国家治理政府注意力指数与公众关注度指数构建月度频率的VAR模型：

$$\begin{bmatrix} Gov_t \\ Public_t \end{bmatrix} = \Phi(L) \begin{bmatrix} Gov_{t-1} \\ Public_{t-1} \end{bmatrix} + \nu_t \quad (2)$$

其中， $Gov_t$  为国家治理政府注意力指数， $Public_t$  为国家治理公众关注度指数， $\Phi(L)$  代表滞后因子， $\nu_t$  则代表随机扰动项。上述两个指数均通过了平稳性检验<sup>②</sup>。由信息的传导过程可知，政府宣传会对当期的公众关注产生影响，因此在设定VAR模型中将公众关注度指数  $Public_t$  置于政府注意力指数  $Gov_t$  之后。滞后阶数检验确定式（2）中的滞后因子阶数为3，VAR模型的脉冲响应分析结果如图6所示。

①因篇幅所限，基于百度搜索指数构建的国家治理公众关注度指数以附图3展示。

②因篇幅所限，平稳性检验结果以附表4展示。

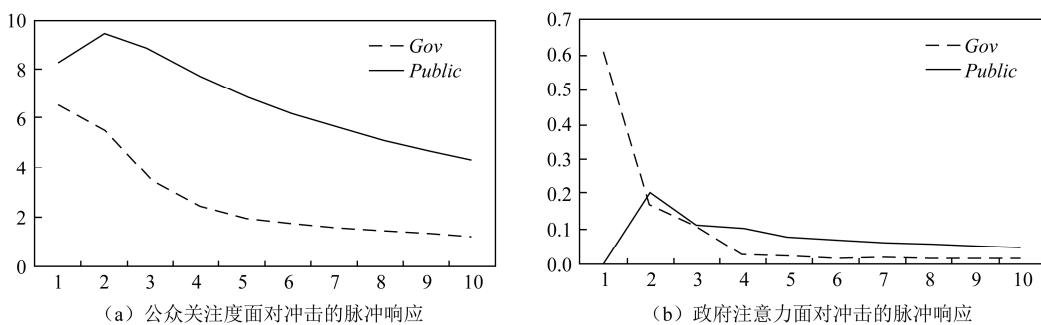


图6 国家治理政府注意力信息效应脉冲响应分析图

由图6（a）可知，政府通过官方媒体宣传的冲击对公众关注具有显著的正向影响。公众关注度的响应程度在第1月时达到最大，在第2~4月内响应逐渐变小，在第5~10月内响应程度仍保持较高的水平，由此可见，国家治理的官方宣传确实可以带动公众对该主题的关注度。政府在历次会议后通过官方媒体开展对国家治理现代化相关命题的大规模宣传，在短期内可以极大地吸引公众的关注度，公众在关注国家治理现代化后并通过互联网搜索更多的相关信息，体现为公众关注度指数的急速攀升。这种影响会在1个月后缓慢减弱，符合公众关注度指数的变化趋势，指数具有较大的波动且每次波峰并不会持续很久。再则，较低程度的正向脉冲响应仍能维持10个月，也契合公众关注度指数虽然有较大的波动但是在样本期间内仍维持整体上升的趋势。此外，由图6（b）可知，政府注意力对公众关注冲击的响应为正，响应在2月内达到最大，在长期内缓慢缩减，证实了公众对某些主题的关注可能会对政府政策注意力分配产生影响，同Jennings和John（2009）的研究结论一致。

## 五、结论与启示

政府注意力分配对政府行为有重要影响，有限的注意力通常优先分配给重点关注对象，从而推动决策行动。政府注意力分配的研究前提在于对政府注意力进行有效的测度，而政府注意力具有不可直接观测性。本文提出提取文本特定主题的定向LDA模型，以《人民日报》《光明日报》《新闻联播》为语料库，构建月度国家治理政府注意力指数，测度政府在该领域的注意力投入。通过重大事件分析验证指数有效性与稳健性，并用VAR模型检验政府注意力的治理与信息效应。研究发现：第一，定向LDA模型在提取特定主题信息时相比传统方法更具优势，能计算每篇文本归属特定主题的概率。第二，基于主流官方媒体构建的国家治理政府注意力指数能较好地刻画政府对国家治理现代化关注度的变化，指数峰值基本符合我国国家治理现代化的重大事件，并且指数具有逐渐递增的长期趋势。第三，政府注意力在行政方面具有治理效应，与政府治理效能指数有正向相互反馈作用。此外，政府注意力在行政方面也具有信息效应，对公众关注度指数有正向刺激作用，表明对国家治理现代化的官方宣传确实可以带动公众的关注度。

本文的研究结论证实了政府注意力在国家治理现代化建设中的重要性，为实现国家治理体系和治理能力现代化目标，需要政府持续保持对国家治理的高度关注和通过官方媒体的信息传播效应吸引各社会主体对国家治理现代化的关注和参与，带动国家治理的自上而下的信息传播链条，践行“共建共治共享”理念，各社会主体共同努力实现国家治理体系和治理能力现代化。后续研究，将以各省份的官方主流报纸作为语料库，采用定向LDA模型，构建各个省份的地方政府治理注意力指数，实证研究现代化的治理信息在各层级政府间的政策扩散情况以及治理信息生效所依赖的路径与机制。

## 参考文献

- [1] 范如国. 公共管理研究基于大数据与社会计算的方法论革命[J]. 中国社会科学, 2018(9): 74–91, 205.
- [2] 林细细, 赵海, 张海峰, 等. 政府层级关系简化与公共治理效能[J]. 财贸经济, 2022, 43(5): 36–51.
- [3] 刘海英, 董宇婧. 我国地方政府社会保障财政支出效率测度及影响因素探究[J]. 公共财政研究, 2021(4): 30–47, 84.
- [4] 沈艳, 陈赟, 黄卓. 文本大数据分析在经济学和金融学中的应用: 一个文献综述[J]. 经济学(季刊), 2019, 18(4): 1153–1186.
- [5] 沈艳, 王靖一. 媒体报道与未成熟金融市场信息透明度——中国网络借贷市场视角[J]. 管理世界, 2021, 37(2): 35–50, 4, 17–19.
- [6] 孙柏瑛, 周保民. 政府注意力分配研究述评: 理论溯源、现状及展望[J]. 公共管理与政策评论, 2022, 11(5): 156–168.
- [7] 陶鹏, 初春. 领导注意力的传播效应: 党政结构视角及环保议题实证[J]. 公共管理学报, 2022, 19(1): 72–83, 170.
- [8] 王成龙, 吴忧. 年报风险信息披露模仿行为研究: 基于LDA主题模型分析[J]. 世界经济, 2024, 47(11): 183–205.
- [9] 王靖一, 黄益平. 金融科技媒体情绪的刻画与对网贷市场的影响[J]. 经济学(季刊), 2018, 17(4): 1623–1650.
- [10] 王印红, 李萌竹. 地方政府生态环境治理注意力研究——基于30个省市政府工作报告(2006—2015)文本分析[J]. 中国人口·资源与环境, 2017, 27(2): 28–35.
- [11] 王宇哲, 赵静. “用钱投票”: 公众环境关注度对不同产业资产价格的影响[J]. 管理世界, 2018, 34(9): 46–57.
- [12] 伍业锋, 周晓彤. 海洋经济政策效力评价及其经济增长效应研究[J]. 统计研究, 2024, 41(12): 111–122.
- [13] 夏志强. 国家治理现代化的逻辑转换[J]. 中国社会科学, 2020(5): 4–27, 204.
- [14] 姚怡帆, 许正中. 地方政府数据治理的注意力配置差异与内在逻辑——基于发展与安全“孰轻孰重”的视角[J]. 电子政务, 2024(3): 68–80.
- [15] 张楠, 黄梅银, 罗亚, 等. 全国政府网站内容数据中的知识发现: 从注意力分配到政策层级扩散[J]. 管理科学学报, 2023, 26(5): 154–173.
- [16] 张维群, 严少东. 中国特色国家治理能力现代化的理论逻辑、测度框架与测度体系[J]. 统计研究, 2025, 42(1): 1–12.
- [17] 张一帆, 樊嘉诚, 林建浩, 等. 央行沟通信息与政策利率传导——基于公开市场操作的研究[J]. 统计研究, 2024, 41(12): 54–70.
- [18] 赵中源, 黄罡. 新时代国家治理现代化理论建构及其原创性贡献[J]. 政治学研究, 2023(4): 3–12, 148.
- [19] Baker S R, Bloom N, Davis S J. Measuring Economic Policy Uncertainty[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2016, 131(4): 1593–1636.
- [20] Blei D M. Latent Dirichlet Allocation[J]. Journal of Machine Learning Research, 2003, 3: 993–1022.
- [21] Fang J, Gozgor G, Lau C K M, et al. The Impact of Baidu Index Sentiment on the Volatility of China's Stock Markets[J]. Finance Research Letters, 2020, 32: 101099.
- [22] Gentzkow M, Kelly B, Taddy M. Text as Data[J]. Journal of Economic Literature, 2019, 57(3): 535–574.
- [23] Huang Y, Luk P. Measuring Economic Policy Uncertainty in China[J]. China Economic Review, 2020, 59: 101367.
- [24] Jennings W, John P. The Dynamics of Political Attention: Public Opinion and the Queen's Speech in the United Kingdom[J]. American Journal of Political Science, 2009, 53(4): 838–854.
- [25] Li S, Miao X, Feng E, et al. Urban Governmental Environmental Attention Allocation: Evidence from China[J]. Journal of Urban Planning and Development, 2023, 149(1): 04022055.
- [26] Papadimitriou C H, Raghavan P, Tamaki H, et al. Latent Semantic Indexing: A Probabilistic Analysis[J]. Journal of Computer and System Sciences, 2000, 61(2): 217–235.
- [27] Sevenans J. How Mass Media Attract Political Elites' Attention[J]. European Journal of Political Research, 2018, 57(1): 153–170.
- [28] Simon H. A. Reason in Human Affairs[M]. Stanford University Press, 1983.
- [29] Sparrow B, Liu J, Wegner D M. Google Effects on Memory: Cognitive Consequences of Having Information at Our Fingertips[J]. Science, 2011, 333(6043): 776–778.
- [30] Thorsrud L A. Words are the New Numbers: A Newsy Coincident Index of the Business Cycle[J]. Journal of Business & Economic Statistics, 2020, 38(2): 393–409.

## 作者简介

方匡南(通讯作者), 厦门大学经济学院教授、博士生导师。研究方向为经济管理统计、金融大数据、风险测度、统计机器学习。电子邮箱: xmufkn@xmu.edu.cn。

戴明晓, 暨南大学应用经济学博士后流动站。研究方向为经济管理统计、文本分析。

郑挺国, 厦门大学经济学院和宏观经济研究中心教授、博士生导师。研究方向为大数据宏观经济监测预测、复杂经济系统建模分析、宏观经济风险管理。

林洪伟, 国泰君安证券股份有限公司交易经理助理。研究方向为量化投资、机器学习。

(责任编辑: 赵颂扬)