



No. 2501

Working Paper

中国 DSGE 建模中的参数估计

马勇

章洪铭

【摘要】 本文基于五个较为经典的 DSGE 模型，从不同国家、不同模型、不同先验设置、不同估计方法、不同观察变量、不同估计区间和不同数据集七个角度，系统考察了主流 DSGE 模型框架下的参数估计问题，特别是对采用中国数据的分析结果进行了重点分析、比较和总结。本文的分析不仅为中国 DSGE 建模中的参数估计提供了诸多原则性的归纳和建议，而且为不同条件下的参数估计在何种程度上是有效的提供了可资借鉴的参考，这为后续基于中国经济的 DSGE 模型研发和分析提供了涵盖模型设定、参数设置、估计方法、模型评估和结果优化等方面的具体启示。

【关键词】 DSGE 模型 贝叶斯估计 参数估计

【文章编号】 IMI Working Paper NO. 2501



微博·Weibo



微信·WeChat

國際貨幣網

<http://www.imi.org.cn/>

1937

中国 DSGE 建模中的参数估计

马勇¹ 章洪铭²

【摘要】本文基于五个较为经典的 DSGE 模型，从不同国家、不同模型、不同先验设置、不同估计方法、不同观察变量、不同估计区间和不同数据集七个角度，系统考察了主流 DSGE 模型框架下的参数估计问题，特别是对采用中国数据的分析结果进行了重点分析、比较和总结。本文的分析结果表明：（1）在单一模型下，部分参数在中美经济环境下给出了相对一致的估计结果，但在多个模型下，大部分参数在中美经济环境下并未给出一致的估计结果，这说明 DSGE 模型参数的决定不仅取决于实际数据的差异，而且具有很强的“模型依赖”性质，因此，不宜简单地将不同模型下的参数估计结果混合使用，特别是对完全基于校准的 DSGE 模型；（2）不同的先验分布会显著影响模型参数的估计结果，特别是随着先验分布发散程度的上升，大部分参数的估计结果会出现明显变化且伴随着模型对数边际似然的显著改善，这说明适用于外国经济的先验分布并不一定适用于本国，实践中应考虑通过适当调节先验分布的设置或使用非信息性的先验分布来避免先验分布的误设，尤其是在模型出现无法估计或估计困难问题时；（3）不同的估计方法同样会显著影响模型参数的估计结果，尽管广义矩估计和极大似然估计在理论上可以克服先验分布的不同选择对估计结果的影响，但二者在复杂模型下容易陷入不可信的角点解，而贝叶斯环境下的 DSGE-VAR 方法则有助于改善模型对数据的拟合度；（4）当观察变量的数量不足时，选择不同的观察变量或增加新的观察变量都会明显影响大部分参数的估计结果，而当观察变量的数量足够多时，选择不同的观察变量或增减不同的观察变量对模型估计结果的影响相对有限，但由于通常很难判断选择哪些观察变量可以提供充分的信息，因此在实践中应考虑结合其他统计识别手段或结合研究者的现实经验予以综合判断；（5）DSGE 模型的参数估计在不同的样本时段可能存在显著的结构变化，比如本文的分析显示，2008 年对中国而言可能是一个非常重要的时间节点，2008 年以前的中国经济表现出了更高的消费惯性、更小的消费需求跨期替代弹性以及更高的投资调整成本，而 2008 年以后的中国经济则表现出了更低的消费惯性、更大的消费需求跨期替代弹性以及更低的投资调整成本，这种结构性的差异为模型设定、参数设置和估计方法等都有明确启示；（6）在参数估计过程中，使用估算的数据作为观察变量时需要额外慎重，因为不同估算方法所带来的不同数据特征会影响到一部分参数的估计结果，而良好的 DSGE 模型估计离不开高质量的数据支持，因此，在实践中，如何选择和运用估算的数据乃是一个需要研究者同时借助理论和经验加以综合判断的问题。本文的分析不仅为中国 DSGE 建模中的参数估计提供了诸多原则性的归纳和建议，而且为不同条件下的参数估计在何种程度上是有效的提供了可资借鉴的参考，这为后续基于中国经济的 DSGE 模型研发和分析提供了涵盖模型设定、参数设置、估计方法、模型评估和结果优化等方面的具体启示。

【关键词】 DSGE 模型 贝叶斯估计 参数估计

一、引言与文献综述

早期的宏观经济模型常因忽视宏观表现的微观基础（即忽视宏观变量与微观个体行为之间的关联）而饱受诟病，在此背景下，具有明确微观基础的动态随机一般均衡模型（DSGE 模型）应运而生。DSGE 模型通过引入基于理性预期的最优化过程，充分考虑了不同主体在经济决策中的行为，同时通过构建一个动态的、随机的经济环境，使得相关的政策分析可以包含预期效应并具有动态一致性，这使得 DSGE 模型逐渐成为近年来宏观经济分析和政策评估的主流工具。总体来看，明确的宏微观相统一的理论基础、清晰的变量和参数定义、变量之间完全可追溯的相互影响和传导机制、可在任何假想的经济金融条件下实现对各

¹ 马勇，中国人民大学国际货币研究所特约研究员，中国人民大学财政金融学院教授

² 章洪铭，中国人民大学财政金融学院

种政策影响的量化评估（包括对尚未实施的政策方案的预评估）等使得 DSGE 模型具有传统的宏观模型和基于缩减方程的回归模型所无法替代的理论优势。在中国，近年来随着宏观调控科学性、准确性和前瞻性等需求的提升，如何基于中国自身的经济特征构建能够有效描述中国经济运行特征的 DSGE 模型，成为未来相当长一段时期内宏观经济分析与政策评估的一项重要内容。

毋庸讳言，随着 DSGE 模型成为现代宏观经济学的主流分析工具，该方法在理论上也遭遇了一些批评，其中一个方面来自于如何确定模型参数。理论界首先对 Kydland & Prescott（1982）提出的校准方法提出了质疑。该方法的优点在于，它很容易在仅有少数参数的模型中应用，并能迅速使研究者设定模型参数和进行政策模拟分析，具有很高的便利性。然而，该方法也因缺乏正式的统计学推断而被一些学者质疑（Hansen & Heckman, 1996; Sims, 1996），同时该方法也可能诱使研究者选择采用参数更少和更容易校准的模型（Hansen & Heckman, 1996）。此外，随着模型变得日益复杂，校准方法可能会为研究者在选择匹配的矩和适合的参数组合等方面带来过度的自由，从而降低模型估计结果的可靠性（Fernandez-Villaverde & Guerron-Quintana, 2021）。

其次，即使是采用估计的方法来获得 DSGE 模型的参数，也仍然存在一些质疑。比如，Stiglitz（2018）认为，由于模型的参数过多，以至于 DSGE 模型的参数估计变成了忽视统计标准的曲线拟合。同时，Stiglitz（2018）还引用了 Korinek（2018）对 DSGE 模型参数估计的四点批评，分别是：（1）数据的平稳化处理可能丢弃了数据的某些重要特征；（2）用于评估模型和数据拟合水平的矩的选择具有一定的随意性；（3）没有明确的方法来评估 DSGE 模型对于给定矩的拟合水平；（4）DSGE 模型设置与微观证据的冲突导致评估模型对数据的拟合没有意义。但 Christiano et al.（2018）对上述批评给出了颇为有力的回应，他们指出，上述批评中最核心的问题（特别是其中的（2）和（3）两点）实际上都是经典估计方法本身的问题，而不是通过估计方法来获取 DSGE 模型参数所带来的新问题，更不是宏观经济学的问题——事实上，正是因为长期以来没有评估 DSGE 模型的正式统计学方法，才使得模型参数的选择成为一个有争议的话题。

目前，DSGE 模型参数选取的主流方法是将校准与估计相结合。通过校准首先固定一些取值比较明确的参数，可以合理缩小模型的参数空间，从而提高参数估计的可靠性，其中贝叶斯估计方法因其能综合利用先验判断和实际数据而被广泛使用。从已有文献来看，目前关于 DSGE 模型参数估计的前沿问题主要包括三个方面。一是构造、求解和估计具有异质性个体的 DSGE 模型——尽管基于代表性个体进行建模是一种简便的做法，但由于经济本身是由不同的个体所组成，这些个体可能在偏好、禀赋和约束等方面存在显著差异，代表性个体假设对异质性的忽视在一定程度上弱化了 DSGE 模型的微观基础，并有可能导致错误的分析结果。二是为模型的核心参数提供微观证据与识别，同时交叉验证估计所得冲击序列的外部可靠性。DSGE 的模型设置与微观数据之间的冲突会削弱模型的微观基础，同时降低模型解释和预测现实经济的能力。为更好地将微观证据与宏观模型相结合，新近文献一方面考虑使用更多的微观数据对模型核心参数进行更加稳健的估计，另一方面对估计所得冲击序列进行多种的外部可靠性验证。三是在 DSGE 模型的估计中引入机器学习方法。一方面，模型结构的复杂化会使得模型的状态空间快速膨胀，显著增加模型求解的难度，而机器学习通过逼近高维函数，可以打破传统求解方法所面临的“维度诅咒”，进而实现参数的有效估计；另一方面，机器学习可以处理非结构化的数据，并通过提取其中的额外信息作为观察变量来提高模型参数识别与估计的能力。

尽管关于 DSGE 模型参数估计的方法一直处于不断改进的过程中，但当 DSGE 模型被应用于研究中国的经济金融问题时，研究者还可能面临一些额外的挑战。这些挑战大致可以概括为以下三个方面。

一是中国的宏观数据序列仍存在一些不尽完善之处。目前，相当一部分宏观数据仅有年度频率的数据，季度频率的宏观数据要么缺失、要么序列较短，同时一些宏观数据的缺失导致环比数据的测算变得困难。为克服这一问题，国内外学者进行了很多有益的探索。比如，Chen et al.（2024）在国家统计局公布的数据基础上构建了一套可以用于宏观理论模型分析的指标序列，Ge et al.（2022）利用劳动统计年鉴与人口普查数据进一步补充了季度频率下的劳动时间数据序列，而陈昌兵（2014）等学者通过极大似然估计测算了中国的资本存量情况。

二是刻画中国经济的独有特征以解释数据的生成过程。在家庭部门中，由于房地产是中国家庭的主要

财富，这使得房价波动会直接影响家庭部门的消费、投资、债务负担和储蓄决策等行为，进而引发宏观经济的波动，因此在解释与家庭部门相关的数据时往往可以考虑引入房地产市场的相关特征（孟宪春和张屹山，2021；Ge et al., 2022；Jin et al., 2022；马勇等，2023）；在企业部门中，国有企业与民营企业（或新兴企业和传统企业）在很多方面存在显著差异，一般情况下国有企业通常享有更低的融资成本和更强的政策支持，而民营企业则往往具有更强的创新能力但面临更严格的外部约束，因此在解释与生产相关的数据时，企业异质性特征的纳入将有助于相关问题的细致分析（Song et al., 2011；Liu et al., 2021；孟宪春等，2020；马勇和陈点点，2021）；在金融部门中，不同类型的金融部门往往在流动性约束与风险承担行为上存在差异，这些差异通过信贷渠道对整个经济金融体系产生重要影响，因此当以金融部门为切入点解释相关数据时，往往需要在模型中考虑金融结构（间接融资和直接融资的相对比例和关联关系）、银行产业结构（竞争状态以及大小银行的分布情况等）、正规银行与影子银行的关系等（马勇，2013；马勇和陈雨露，2013；王擎和田娇，2016；Hachem and Song, 2021；马勇和吕琳，2022；马勇和章洪铭，2022）；在政府部门中，由于政府在中国经济运行过程中扮演着重要角色，因此分析政府部门的决策和行为对于理解中国经济的运行具有重要意义（马勇，2015，2016；骆永民和翟晓霞，2018；田国强和赵旭霞，2019；梅冬州和王志刚，2023；Chen et al., 2024），并且有助于解释中国经济数据的许多不可忽视的特征（赵扶扬等，2017；马勇和姚驰，2022）。

三是关于采取何种估计的具体设定。由于中国经济与西方经济存在一些明显的差异，这一方面推动中国学者对模型结构做出针对性的调整，从而更好地解释中国的现实情况，但另一方面，这些调整也使得基于中国经济的参数校准和估计可能面临一些质疑，包括先验分布的设置是否合理、采用西方国家的先验分布是否适用于中国经济、选择的观测数据是否能产生有效的参数估计等。上述问题的存在，使得基于中国经济的 DSGE 模型通常需要在参数的校准和估计上投入大量的时间和精力，且常常出现令研究者困扰的问题和困难。以实践中最为常见的贝叶斯估计方法为例，国内外的相关文献在估计过程中的先验分布设定、观察变量选取、估计区间选择等往往存在较大差异，同时很多参数的估计结果也大相径庭，这使得 DSGE 模型的参数估计成为一个棘手的问题。

基于上述背景，本文尝试运用多个经典的 DSGE 模型，同时结合相关的理论与文献依据，对中国经济背景下的模型参数估计进行一个初步但细致具体的讨论。较之已有文献，本文的边际贡献主要包括以下三个方面：（1）本文详细展示了应用贝叶斯方法估计 DSGE 模型参数的若干关键步骤，包括数据处理、先验分布设置、观察变量选取、估计区间选取等方面所可能面临的若干理论和实践问题，这为后续研究者提供了具有参考价值的估计策略和问题解决路径；（2）本文以多个模型的对比分析为基础，具体深入地讨论了贝叶斯估计过程中的若干常见问题，为研究者灵活运用贝叶斯方法估计 DSGE 模型扫除了一些关键障碍，同时本文对重要资料的示例性解释和分析也有助于研究者进一步理解和掌握 DSGE 模型的相关估计；（3）本文基于多种情景下的参数估计结果和大量的模型评估分析，最终形成了基于中国经济构建 DSGE 模型和进行参数估计（校准）的若干原则性建议，这些建议为后续研究提供了可资借鉴的参考基准，同时也有助于研究者在模型设定、参数设置、估计方法、模型评估和结果优化等方面做出更有效的选择和决策。

二、模型选择、数据说明与先验设定

本文的主要目标是对 DSGE 建模中的参数校准和估计进行分析和评估，因此，在展开正式的分析之前，本部分首先从模型选择、数据说明和先验设定三个方面介绍后文参数估计过程中所使用到的一些基础设定。

（一）模型选择

在 2008 年金融危机以前，在 RBC 模型基础上增加劳动力市场和商品市场摩擦的模型结构成为了 DSGE 建模的标准框架，其中比较具有代表性的模型如 Smets & Wouters（2003）提出的 SW 模型和 Christiano et al.（2005）提出的 CEE 模型。SW 模型引入了消费习惯、价格粘性、工资粘性、投资调整成本等一系列实际经济特征，极大地提高了模型对现实经济的解释力，不仅成为 DSGE 领域的经典模型之一，而且为后续的 DSGE 建模提供了一个基准框架，因此本文首先将 Smets & Wouters（2003）的模型作为本文研究的代表

性模型之一（以下简称“SW03”）。此后，Smets & Wouters（2007）进一步将 SW03 模型扩展为考虑增长的 SW 模型，并成功地对美国经济进行了估计和拟合。为丰富相关分析和讨论，本文也将 Smets & Wouters（2007）的模型作为本文研究的代表性模型（以下简称“SW07”）。

2008 年金融危机以后，金融活动对实体经济的影响开始得到反思和检视，金融因素开始以各种方式被纳入标准的 DSGE 框架。在主流 DSGE 模型中植入金融因素（部门）的常见建模策略主要有三类：一是基于 Bernanke et al.（1999）提出的金融加速器机制进行建模，二是基于 Kiyotaki & Moore（1997）的方法通过抵押品约束机制进行建模，三是基于 Gertler & Karadi（2011）的方法通过银行资本机制进行建模。在上述三种建模策略中，基于金融加速器机制的建模方法一般不在其模型框架中设立独立的金融部门，而基于抵押品约束机制和银行资本机制的建模方法则一般会在模型中设立一个明确的金融部门。为了考察包含金融因素的 DSGE 模型的估计问题，本文使用 Villa（2016）的模型作为代表。Villa（2016）在 SW03 模型的基础上分别根据 Bernanke et al.（1999）和 Gertler & Karadi（2011）引入了金融因素（以下简称“SWBGG”模型和“SWGK”模型）。此外，为了增强模型之间的可比性，本文在 Villa（2016）使用的 SW 环境下通过抵押品约束机制引入金融部门，而金融部门的引入方式则参考 Gerali et al.（2010）的建模方法，主要引入终端贷款利率以及抵押品约束（以下简称“SWGNS 模型”），其中终端贷款利率会受到银行杠杆调整成本和终端贷款利率调整成本的影响³。

尽管相比于 SW03，SW07、SWBGG、SWGK 和 SWGNS 各有不同的建模特征，但这 4 个模型均是在 SW03 的基础上进行构建，即 5 个模型拥有相同的 SW 经济环境，与 SW 经济环境相关的结构参数具有共同建模的特征，这构成了后文采用相同先验设置并对比估计结果的基础。为了进一步增强可比性，本文在后续的对比中尽量将 5 个模型分为两组对比，不包含金融因素的 SW03 和 SW07 作为一组，包含金融因素的 SWBGG、SWGK 和 SWGNS 为另一组。此外，本文也对外生冲击的设置也进行了适当调整。与 Smets & Wouters（2007）一致，本文在 SW03 和 SW07 主要考虑技术冲击、偏好冲击、政府支出冲击、投资冲击、货币冲击、物价加成冲击和工资加成冲击；而在包含金融因素的 SWBGG、SWGK 和 SWGNS 模型中，与 Villa（2016）一致，我们主要考虑技术冲击、资本质量冲击、政府支出冲击、投资冲击、货币冲击、物价加成冲击和工资加成冲击。

（二）数据说明

在观察变量的选取上，与 Smets & Wouters（2007）和 Villa（2016）一致，本文选择人均实际 GDP、人均实际消费、人均实际投资、人均工作时间、人均实际工资、价格水平和短期利率作为观察变量⁴。其中，价格水平通过 GDP 平减指数度量以贴合模型，名义 GDP、名义消费、名义投资和名义工资都根据 GDP 平减指数调整为实际值。参考 Smets & Wouters（2007），美国数据的时间范围为 1966Q1 至 2022Q4，而由于数据可得性等原因，将中国数据的时间范围定为 1996Q1 至 2022Q4⁵。对于仅有年度频率的中国数据，尽

³ SW03 模型的代码来自 Nicola Viegi 教授的复现，SW07 的代码来自 Johannes Pfeifer 教授的复现，SWBGG 和 SWGK 的代码来自 MMB 数据库，SWGNS 的代码为本文在 SWGK 模型的代码基础上修改得到。

相关模型的具体设置可以使用以下链接查看：

SW03: <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/152605/1/ecbwp0171.pdf>

SW07: <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/144322/1/wp109en.pdf>

SWBGG 和 SWGK: <https://eprints.bbk.ac.uk/id/eprint/26602/1/26602.pdf>

SWGNS: <https://forum.dynare.org/uploads/short-url/IOekss5RxNsovSifvkaF0F46v1U.pdf>

⁴ 名义 GDP 使用剔除了进出口数据后的名义 GDP 数据，人口使用经济活动人口总数，价格水平使用 GDP 平减指数。工作时间数据来自城镇就业人员周平均工作时间，名义工资数据来自城镇非私营单位就业人员平均工资，其余变量数据来源均与现有文献一致。

⁵ 关于疫情冲击问题，在 DSGE 模型估计时，已有文献常常不对样本期间发生的特定经济冲击进行特殊处理，如 Smet and Wouters（2007）使用了美国 1966 年到 2004 年的季度数据进行估计，但并未对期间发生的特定经济冲击（如石油危机）进行特殊处理。这一做法的合理性有二：（1）模型中已引入了多种结构冲击，可以吸收特定经济冲击的影响；（2）参数估计过程使用了较长时间的观测数据，降低与特定经济冲击相关数据的整体影响。参考 Smet and Wouters（2007）的做法，本文同样引入了多种结构冲击，并在数据可得性范围内使用了较长时间的观测数据，尽可能缓解疫情冲击的影响。此外，对于特定经济冲击的一个常见处理是将样本进行分段估计或者直接进行样本分割，在“（四）不同的估计区间”中以 2017 年为分界线的分段估计，实际上已经隐含考虑了疫情冲击的影响。

管混频数据也可以用于进行 DSGE 模型估计，但这会导致无法进行标准的参数识别检验。为了避免这一问题，本文采用 Denton 插值方法，在保留数据低频趋势的前提下，将年度数据转化为季度数据。

在数据处理上，与标准文献做法一致，本文依次对变量进行季节性调整、取对数和去趋势处理。⁶常见的分离趋势方法有 HP 滤波法、线性去趋势法、对数差分滤波法等。选择不同的滤波方法很可能会使数据产生不同的特征，本文主要从与模型匹配的角度选择去趋势的方法。由于 SW07 模型引入了稳态增速参数并考虑参数与增长率之间的依赖关系，因此本文与 Smets & Wouters (2007) 保持一致，使用对数差分滤波法对非平稳变量进行去趋势，所得数据作为 SW07 模型使用的估计数据。相比之下，HP 滤波考虑了中期趋势，得到的数据具有渐进零均值的特征，与 SW03、SWBGG、SWGK 和 SWGNSS 四个模型更加匹配，因此本文将 HP 滤波后的数据用于这四个模型的估计⁷。

需要特别说明的是，本文使用单侧 HP 滤波对数据进行去趋势。由于 DSGE 模型求解的本质是找出经济体在已决定状态和当期结构冲击下如何向新的均衡状态运动，揭示了过去、现在和未来之间的因果关系，这意味着用于估计的数据也应该具有这样的因果特征。然而，使用双侧 HP 滤波法获得的数据实际上包含了未来的信息，这样的数据是“非因果”的，因此一个更好的选择是使用仅考虑过去数据的单侧 HP 滤波法 (Stock & Watson, 1999)。但单侧 HP 滤波在保证因果性时，其渐进性零均值的特征会受到一定影响。具体而言，由于滤波过程不使用未来信息，渐进零均值的特征将会更容易受到经济体本身特征与序列长短的影响，当所得序列均值没有足够接近 0 时，这仍会产生难以忽视的影响，因此，按照大部分文献的做法，本文在进行单侧 HP 滤波处理后又进行了去均值处理。

(三) 先验设定

为了便于对比模型差异产生的影响，避免先验设定的差异干扰后续的对比分析，本文将所有模型的先验设定保持一致。在具体的先验设定上，由于本文需要对比中美估计情况的差异，并且在实际操作中常常参考基于美国数据而设定的先验分布，因此本文以 Smets & Wouters (2007) 为基础来设定 SW03、SW07、SWBGG、SWGK 和 SWGNSS 五个模型的先验分布，而对于 Smets & Wouters (2007) 未包含的参数的先验设置，我们直接沿用原始文章的设定⁸。根据 Del Negro & Schorfheide (2008)，参数一般可以分为冲击运动过程参数、结构参数与稳态参数三类。其中，那些用来定义偏好和技术的参数常被称为“结构参数” (structural parameters)。这些参数之所以被称为“结构性”的，主要是源于 Hurwicz (1966) 的如下定义：它们不会因为干预而发生变化。由于这些参数一方面从经济理论角度是完全可解释的，另一方面不会随政策干预而发生变化，因而可以有效避免卢卡斯批判 (Lucas critique)，成为定量政策评估的良好工具。

表 1 汇总了相关模型参数的先验分布设置⁹。

⁶ 由于使用 Denton 插补法得到的季度数据不包含季节性影响因素，故不对该类数据进行季节性调整。

⁷ 通过 HP 滤波得到的价格水平和短期利率缺口值可能与其他数据的关系出现异常，因此本文根据缺口值定义计算了价格水平和短期利率的缺口值，并作为对应的观察变量。

⁸ Del Negro & Schorfheide (2008) 明确指出，可以参考其他国家的数据设定先验，如欧元区 DSGE 模型的先验设定往往基于美国数据。

⁹ 在该先验分布设定下，仅 SW07 模型中 \bar{L} 这一参数不可识别，其余参数均可识别。

表 1 参数的先验分布设置

变量符号	变量含义	先验分布	均值	标准差
冲击运动过程参数				
σ_a	技术冲击的标准差	INV_GAMMA	0.1	2
σ_b	偏好冲击的标准差	INV_GAMMA	0.1	2
σ_k	资本质量冲击的标准差	INV_GAMMA	0.1	2
σ_g	政府支出冲击的标准差	INV_GAMMA	0.1	2
σ_I	投资冲击的标准差	INV_GAMMA	0.1	2
σ_r	货币冲击的标准差	INV_GAMMA	0.1	2
σ_p	物价加成冲击的标准差	INV_GAMMA	0.1	2
σ_w	工资加成冲击的标准差	INV_GAMMA	0.1	2
ρ_a	技术冲击的惯性系数	BETA	0.5	0.2
ρ_b	偏好冲击的惯性系数	BETA	0.5	0.2
ρ_k	资本质量冲击的惯性系数	BETA	0.5	0.2
ρ_g	政府支出冲击的惯性系数	BETA	0.5	0.2
ρ_I	投资冲击的惯性系数	BETA	0.5	0.2
ρ_r	货币冲击的惯性系数	BETA	0.5	0.2
ρ_p	物价加成冲击的惯性系数	BETA	0.5	0.2
ρ_w	工资加成冲击的惯性系数	BETA	0.5	0.2
结构参数				
φ	投资调整成本	NORMAL	4	1.5
σ_c	消费需求跨期替代弹性的倒数	NORMAL	1.5	0.375
h	消费习惯	BETA	0.7	0.1
ξ_w	Calvo 工资粘性参数	BETA	0.5	0.1
σ_L	劳动供给弹性的倒数	NORMAL	2	0.75

ξ_p	Calvo 价格粘性参数	BETA	0.5	0.1
l_w	工资指数化程度	BETA	0.5	0.15
l_p	物价指数化程度	BETA	0.5	0.15
ψ	资本利用率调整成本	BETA	0.5	0.15
Φ	生产中的固定成本	NORMAL	1.25	0.125
r_π	货币政策对通胀反应的力度	NORMAL	1.5	0.25
$r_{\Delta\pi}$	货币政策对通胀一阶差分的反应力度	NORMAL	0.3	0.1
ρ	货币政策的惯性系数	BETA	0.75	0.1
r_Y	货币政策对产出的反应力度	NORMAL	0.125	0.05
$r_{\Delta Y}$	货币政策对产出一阶差分的反应力度	NORMAL	0.0625	0.05
κ	外部融资弹性	BETA	0.05	0.05
κ_{bE}	银行杠杆调整成本	GAMMA	10	5
κ_{kb}	终端利率调整成本	GAMMA	3	2.5
稳态参数				
$\bar{\pi}$	通胀的稳态值	GAMMA	0.625	0.1
$100(\beta^{-1}-1)$	名义利率稳态值	GAMMA	0.25	0.1
\bar{L}	劳动供给的稳态值	NORMAL	0	2
\bar{y}	增长趋势稳态值	NORMAL	0.4	0.1

注： $r_{\Delta\pi}$ 仅在 SW03 中估计，所有稳态参数仅在 SW07 中估计， κ 仅在 SWBGG 中估计， κ_{bE} 和 κ_{kb} 仅在 SWGNSS 中估计。

三、不同模型设定如何影响估计结果：中美情况对比

关于 DSGE 模型在中国经济分析中的适用性，现有争议主要集中在两个方面：一是 DSGE 模型设定的适用性问题，即基于西方经济特征得到的模型设定是否同样适用于中国经济，能否较好地捕捉到中国经济的特征；二是 DSGE 模型参数的选择问题，即基于西方经济数据得到的参数估计结果在多大程度上可以用于中国经济。然而，这些讨论往往缺乏定量分析的支持，更多地停留在逻辑推导和定性判断的层面。为此，本部分基于相同的模型、相同的先验设置、相同的参数校准和相同的观察变量分别对中美数据进行估计，尝试对上述问题给出回答。相关估计结果如表 2 和表 3 所示¹⁰。

¹⁰ 本文所有基于贝叶斯方法的估计结果均满足收敛性要求，即两条链均移动至同一后验区域并基本保持稳定，后文不再额外说明。此外，在中国数据下，由于参数先验的设置完全基于美国，这使得贝叶斯估计在绝大多数情况下很难快速找到众数的位置，因此需要显著增加贝叶斯估计过程中的抽样次数。

（一）中美整体估计结果对比

对于 DSGE 模型的贝叶斯估计结果，已有文献通常采用两种方法评估其合理性：一是对比实际数据与模拟数据的关键特征矩（通常是一阶矩和二阶矩），有时还会计算关键特征矩的置信区间（Iacoviello & Neri, 2010）；二是使用对数边际似然（log marginal likelihood，亦称 log data density）来衡量当前模型设定生成指定观测数据的对数概率，从而衡量估计结果的合理性。此外，将估计结果与已有文献或经济理论进行对比分析，或者基于估计结果进行样本外的预测以及对关键参数进行敏感性分析，也可被用于验证估计结果的准确性与合理性。不过，值得注意的是，在贝叶斯估计框架下，由于似然函数是基于整个数据集构建的，这使得贝叶斯估计不仅仅是在匹配数据的一阶矩和二阶矩，而是在利用数据中的全部信息来估计参数，并隐含地对数据中的所有矩进行匹配。这意味着可能出现一种情况：由于贝叶斯估计捕捉到了数据中存在的其他特征，导致模拟数据的一阶矩与二阶矩并不能最好地匹配实际数据，但这并不能作为否认贝叶斯估计结果合理性的证据。An & Schorfheide（2007）同样指出，那些决定实际数据是否位于模型数据分布尾部的评估方法可能会偏向于采用不合理扩散预测的模型。因此，本文主要考虑使用对数边际似然进行评估。需要强调的是，只有在相同的观测数据下，对数边际似然才具有可比性，而对数边际似然（一般为负值）越大，则意味着当前模型设定生成观测数据的可能性越高；但在不同的观测数据下，对数边际似然并不具有直接可比性。

从表 2 和表 3 的结果可以清楚地看到，在任一模型中，基于相同的观察变量与先验分布分别使用中国数据和美国数据进行估计后，大部分结构参数的估计结果在两个国家之间存在较为明显的差异，这表明有相当一部分基于西方经济估计得出的结构参数并不宜直接应用于中国经济的 DSGE 模型。从理论上讲，一方面这一结果的出现是令人欣喜的，因为它体现了贝叶斯估计方法在整合先验信息与实际数据时的平衡能力。具体而言，Smets & Wouters（2007）在其模型的先验设置中设定了较低的标准差水平，用以反映了作者对待估计结构参数取值的强信念。在此设定下，当估计结果偏离先验设置时会被施加更强的惩罚，促使估计结果向先验分布靠拢。而表 2 和表 3 中估计结果的明显差异表明，贝叶斯估计过程确实有效利用了数据中的信息，以至于即使是在强信念的约束下，也能在很大程度上摆脱先验分布的束缚，从而揭示出数据本身所蕴含的结构信息。

但另一方面，这一结果也可能意味着中美经济之间的巨大差异。特别是在动态经济模型中，一处参数的细微差异可能不会造成明显的影响，但多处参数的偏差会迅速累积成明显的差异，以至出现“淮南为橘，淮北为枳”的现象。除了经济结构差异的影响，参数估计结果的显著差异还可能源自模型误设以及统计数据质量问题。DSGE 模型的建立通常需要对经济机制进行简化，这种简化可能并不足以刻画经济微观个体的行为特征，特别是在中国的市场机制、金融制度和政策干预等方面与西方存在明显不同的情况下，模型设定上的差异可能导致估计参数无法准确捕捉中国经济的真实动态，从而反映在估计结果的偏差上。而统计数据质量也是一个重要因素，高质量的数据是进行有效经济模型估计和政策分析的基础。如果统计数据存在严重的误差、缺失或者前后不一致，那么即使模型设定完全正确，估计结果也会产生严重的偏差。此外，由于建模需要对现实进行抽象和简化以便于操作和分析，这使得 DSGE 模型中的变量通常代表了经济理论中定义的纯粹概念，但现实中统计数据往往受到特定统计方法、口径和数据层次的限制，这常常导致数据难以与模型变量相匹配，而使用不匹配的数据进行估计也会严重影响估计的结果。

值得一提的是，上述因统计数据原因而产生的偏误，本质上反映了经济学建模通常要面临的理论一致性与经验拟合之间的权衡。为了放宽现实经验的约束，一个常用的方法是在观察变量与模型变量之间引入测量误差来予以缓解，这被称为附加混合模型（Additive Hybrid Models）。在附加混合模型中，测量误差被视为一种随机变量，它代表了统计数据与模型变量之间可能存在的偏差。通过引入测量误差，模型的参数估计可以更加灵活，允许数据在一定程度上偏离理论模型的直接预测。这种方法在处理诸如统计数据不完整、误差较大或者与模型变量不完全一致的情况下尤为有用。Smets & Wouters（2003）正是通过这种方法，在缺少直接的工资数据时，通过设置测量误差将失业率数据引入估计，而运用该方法的一个重要前提是他们认为失业率中包含了与工资变动相关的重要信息。此外，附加混合模型还能增强贝叶斯估计过程的推断能力，因为通过设置测量误差可以将模型未明确建模的观察变量数据纳入贝叶斯估计过程，从而使用这些

观察变量所蕴含的信息来更新模型结构参数的后验分布。

从表 2 和表 3 还可以看出，除结构参数外，中美两国冲击标准差的估计结果通常具有很大差异。这是因为在利用卡尔曼滤波计算似然函数时，观测变量的变化会传递至状态变量中，并反映为状态方程的冲击，而中美两国经济结构与经济历程的不同会导致数据天然具有相当程度的差异，最终使得冲击的标准差出现较大的不同。此外，由于对数边际似然主要用于评估不同模型对同一数据的拟合程度，同一模型不同数据的对数边际似然并不能直接进行比较，因此这种差异并不能说明模型更加适用于中国而不是美国。

表 2 SW03 和 SW07 在中美数据下的估计结果（基于美国的先验分布）

	SW03				SW07			
	美国		中国		美国		中国	
	后验均值	后验标准差	后验均值	后验标准差	后验均值	后验标准差	后验均值	后验标准差
σ_a	0.5116	0.0264	0.9491	0.0668	0.4550	0.0217	1.0801	0.1116
σ_b	6.2730	1.4524	0.4198	0.2072	0.1060	0.0156	0.0521	0.0103
σ_g	0.4362	0.0208	1.1882	0.0816	0.3982	0.0202	0.7512	0.0609
σ_l	1.6247	0.1220	0.0603	0.0078	1.6487	0.1313	0.0433	0.0065
σ_r	0.2331	0.0122	0.1433	0.0183	0.2658	0.0142	0.1469	0.0139
σ_p	0.1621	0.0097	0.0473	0.0116	0.1284	0.0166	0.1487	0.0450
σ_w	0.4185	0.0239	0.0269	0.0046	0.5274	0.0282	0.0364	0.0065
ρ_a	0.4735	0.0589	0.8462	0.0584	0.9931	0.0022	0.9546	0.0124
ρ_b	0.1804	0.0795	0.8325	0.0799	0.8361	0.0405	0.8543	0.0302
ρ_g	0.8737	0.0302	0.4699	0.0806	0.9962	0.0020	0.9616	0.0130
ρ_l	0.1988	0.0604	0.8738	0.0317	0.3202	0.0645	0.9721	0.0146
ρ_r	0.4380	0.0744	0.1786	0.0919	0.0796	0.0375	0.1908	0.0708
ρ_p	0.0716	0.0389	0.9979	0.0013	0.7792	0.0761	0.9803	0.0061
ρ_w	0.0538	0.0298	0.8554	0.0380	0.9571	0.0167	0.9657	0.0070
φ	7.1469	1.0726	9.6151	1.0171	3.6719	1.0195	11.4647	0.9583
σ_c	1.9621	0.3083	1.9653	0.2860	2.1345	0.2330	0.2545	0.0048
h	0.7863	0.0489	0.6077	0.0463	0.1374	0.0238	0.9080	0.0151

ξ_w	0.7797	0.0351	0.8654	0.0242	0.8180	0.0363	0.7227	0.0295
σ_L	3.2540	0.6161	1.3911	0.7434	5.5031	0.5316	3.6345	0.6050
ξ_p	0.8869	0.0216	0.9313	0.0149	0.7595	0.0548	0.6935	0.0653
l_w	0.8128	0.0692	0.1136	0.0293	0.2977	0.1088	0.0979	0.0306
l_p	0.8938	0.0367	0.1605	0.0564	0.2325	0.1094	0.1875	0.0649
ψ	0.6211	0.1225	0.2316	0.1030	0.2904	0.0674	0.6014	0.1181
Φ	1.7304	0.0798	1.9723	0.0552	2.0293	0.0144	1.6150	0.1067
r_π	1.2778	0.1376	1.2467	0.1408	1.9129	0.1606	1.4107	0.1648
$r_{\Delta\pi}$	0.2576	0.0457	0.1201	0.0324				
ρ	0.7625	0.0344	0.8557	0.0241	0.8632	0.0173	0.8865	0.0205
r_Y	0.2122	0.0404	0.0319	0.0172	0.2259	0.0381	0.0648	0.0382
$r_{\Delta Y}$	0.0408	0.0191	0.0697	0.0341	0.4201	0.0196	0.1398	0.0343
对数边际似然	-1613.45		-720.65		-1599.21		-681.11	

注：对数边际似然采用拉普拉斯近似得到，后文不再赘述。

表 3 SWBGG、SWGK 和 SWGNSS 在中美数据下的估计结果（基于美国的先验分布）

	SWBGG		SWGK		SWGK		SWGNSS		SWGNSS			
	美国 后验 均值	中国 后验标 准差										
σ_a	0.664 8	0.0349	1.041 8	0.0861	0.676 5	0.0344	0.574 1	0.0551	0.683 3	0.0344	1.005 1	0.0770
σ_k	0.926 8	0.1858	1.343 1	0.1758	0.426 8	0.0454	2.850 9	0.2669	0.253 2	0.0392	1.891 6	0.2690
σ_g	1.809 0	0.0871	5.832 2	0.4002	1.720 3	0.0882	5.926 1	0.4148	1.843 1	0.0919	5.921 7	0.4013
σ_l	1.845 3	0.4580	4.360 3	1.0450	5.652 7	1.0367	41.21 29	5.0447	4.575 0	1.0203	2.674 5	0.3954
σ_r	0.249 3	0.0155	0.124 2	0.0101	0.239 6	0.0136	0.127 9	0.0111	0.236 8	0.0130	0.110 4	0.0080
σ_p	0.174 2	0.0110	0.099 5	0.0213	0.093 5	0.0328	0.232 8	0.0421	0.175 9	0.0142	0.165 9	0.0207
σ_w	0.451 2	0.0269	0.035 6	0.0049	0.461 1	0.0270	0.049 4	0.0061	0.440 8	0.0267	0.026 3	0.0067

ρ_a	0.867 9	0.0359	0.735 3	0.0435	0.956 8	0.0125	0.844 6	0.0592	0.962 2	0.0126	0.811 5	0.0454
ρ_k	0.867 9	0.0448	0.969 2	0.0095	0.986 9	0.0050	0.184 9	0.0462	0.973 9	0.0135	0.986 3	0.0039
ρ_g	0.912 5	0.0335	0.463 8	0.0894	0.928 0	0.0331	0.564 8	0.0750	0.973 4	0.0227	0.440 9	0.0820
ρ_l	0.825 7	0.0717	0.665 2	0.0753	0.996 7	0.0019	0.978 6	0.0019	0.312 2	0.0691	0.986 6	0.0052
ρ_r	0.307 8	0.0688	0.131 2	0.0643	0.204 4	0.0612	0.041 2	0.0227	0.204 1	0.0562	0.162 4	0.0719
ρ_p	0.091 8	0.0516	0.908 9	0.0237	0.678 8	0.2203	0.872 1	0.0289	0.135 6	0.0903	0.735 1	0.0425
ρ_w	0.047 9	0.0270	0.849 3	0.0290	0.047 0	0.0267	0.818 9	0.0279	0.061 2	0.0335	0.857 5	0.0438
φ	5.694 0	1.0936	11.78 43	0.7885	1.963 6	0.2208	1.714 3	0.0748	1.664 7	0.3628	9.066 0	0.7759
σ_c	1.857 3	0.1759	1.730 9	0.1747	1.701 1	0.1398	1.275 2	0.1451	2.607 9	0.1982	1.682 8	0.2777
h	0.209 5	0.0407	0.697 3	0.0405	0.231 1	0.0415	0.737 0	0.0323	0.216 3	0.0427	0.929 4	0.0160
ξ_w	0.708 5	0.0373	0.663 8	0.0288	0.710 7	0.0321	0.583 0	0.0364	0.696 7	0.0477	0.838 3	0.0279
σ_L	3.797 3	0.5471	2.190 9	0.3172	3.083 0	0.5155	2.046 9	0.2907	4.160 8	0.5454	3.316 2	0.6019
ξ_p	0.838 6	0.0219	0.827 1	0.0193	0.866 0	0.0203	0.688 8	0.0310	0.833 2	0.0219	0.863 5	0.0255
t_w	0.558 8	0.1205	0.188 7	0.0329	0.645 2	0.1123	0.127 3	0.0297	0.721 8	0.0943	0.137 0	0.0315
t_p	0.836 3	0.0544	0.079 0	0.0297	0.244 7	0.2214	0.118 1	0.0407	0.796 1	0.0960	0.072 1	0.0265
ψ	0.858 0	0.0434	0.934 6	0.0249	0.881 8	0.0430	0.951 6	0.0192	0.919 2	0.0325	0.862 1	0.0489
Φ	1.009 0	0.0087	1.876 1	0.0822	1.026 0	0.0212	1.945 0	0.0656	1.022 5	0.0191	1.778 1	0.0882
r_π	1.765 0	0.1686	1.011 1	0.0109	1.498 1	0.1601	1.003 4	0.0035	1.540 2	0.1215	1.020 6	0.0190
ρ	0.819 7	0.0261	0.885 8	0.0120	0.815 9	0.0204	0.895 0	0.0108	0.789 6	0.0226	0.919 6	0.0120
r_Y	0.251 0	0.0366	0.089 7	0.0210	0.299 2	0.0385	0.210 9	0.0316	0.131 0	0.0377	0.069 4	0.0194
$r_{\Delta Y}$	0.107 8	0.0283	0.067 7	0.0188	0.115 3	0.0277	0.012 6	0.0078	0.113 5	0.0299	0.055 6	0.0212
κ	0.116 6	0.0061	0.005 4	0.0026								

κ_{bE}					6.835	1.577
					1	6
κ_{Kb}					3.700	2.079
					6	0
对数边	-1715.81	-696.82	-1715.89	-804.37	-1709.26	-712.02
似然						

（二）不同模型下中美估计结果对比

为了更好地进行对比，本文通过如下公式计算同一模型下中美系数的差异程度：

$$\text{差异程度} = \frac{2 \times |\text{中国系数} - \text{美国系数}|}{\text{中国系数} + \text{美国系数}}$$

计算结果如表 4 所示。其中，结果（1）和（2）是 SW03 模型和 SW07 模型下的中美系数差异程度。在 SW03 模型中，结构参数在中美之间的差异水平整体较高，平均结构参数差异水平为 55.47%，但也有部分结构参数差异较小，并且估计结果较为符合经济直觉与常见的校准结果。例如，消费需求跨期替代弹性的倒数在 2 附近，消费习惯在 0.6-0.8 之间，Calvo 工资粘性参数在 0.8 左右，Calvo 物价粘性参数在 0.9 左右，生产中的固定成本在 2 左右，货币政策对通胀的反应系数在 1.3 左右，货币政策的平滑系数在 0.7-0.9 之间等。而在 SW07 模型中，结构参数在中美之间的差异水平上升，投资调整成本、消费需求跨期替代弹性的倒数、消费惯性等参数在两国间的差异出现不同程度的放大，导致结构参数的平均差异水平上升至 66.35%。这种差异水平的放大可能源于以下三个方面：（1）如前所述，不同的数据处理方式会令数据保留不同的特征，这会对估计结果产生影响；（2）在引入稳态增速参数后，模型中部分参数与长期增长趋势相关联，这使得参数间的相互依赖性会产生影响；（3）较之不考虑增长因素的模型，稳态增速参数的引入可能放大了不同国家之间增长特征差异所导致的参数差异。

表 4 的结果（3）、（4）和（5）分别显示了 SWBGG、SWGK 和 SWGNSS 模型下的中美系数差异程度。从这些结果可以看出，在 SW 模型中加入金融部门后，不论是以何种方式引入金融部门，结构参数在中美之间的差异水平仍保持较高水平，SWBGG、SWGK 和 SWGNSS 模型的平均结构参数差异水平分别为 64.25%、53.36%和 67.53%，但也有部分结构参数的估计结果在中美之间差异较小。例如，在 SWBGG 模型中，消费需求的跨期替代弹性的倒数在 2 附近，Calvo 工资粘性参数均在 0.7 左右，物价指数化水平在 0.8 左右，资本利用率调整成本在 0.9 左右，货币政策的惯性系数在 0.8-0.9 之间。但是，这些参数在 SWBGG 模型和 SWGK 模型中基本没有得到近似的估计结果。不过，这一情况的出现是符合预期的。从贝叶斯估计过程来看，贝叶斯估计的重要步骤是计算似然函数，而似然函数的计算一般需要在状态空间表示法下使用卡尔曼滤波器进行。在状态空间表示法下，状态方程描述了状态变量随时间演化的动态过程，由模型系统的内在逻辑和随机扰动所驱动；而观测方程则描述观测变量与状态变量之间的关系，反映的是实际观测数据和理论模型之间的联系。因此，不同模型意味着不同的状态方程与观测方程，这会影响到卡尔曼滤波器对似然函数的计算，从而对估计结果产生影响。

综上所述，结构参数的估计结果在中美之间存在的显著差异表明，在 DSGE 建模过程中，要通过贝叶斯估计得到一组可靠的参数估计结果，其前提是要构建贴近中国经济特征的模型，从而形成正确的数据生成机制。然而，尽管国内学者已经充分意识到 DSGE 模型本土化的重要性，并做出了不少的努力，但由于中国经济的复杂性，现有模型通常都只是从不同角度去描述特定背景下的中国经济运行特征，尚未提炼出具有共识性的 DSGE 基准模型框架。一个理想的基准模型框架能够有效捕捉到中国经济金融运行的关键特征，并能提供足够的灵活性以适应中国经济的未来发展和结构变化。从应用角度，开发具有中国经济特色的 DSGE 基准模型框架，不仅有利于 DSGE 模型在中国的开发、拓展与运用，而且更有助于科学的政策评估，从而提供更加合理有效的政策建议。

表 4 五个模型在中美数据下的估计结果差异程度（基于美国的先验分布）

	SW03	SW07	SWBGG	SWGK	SWGNS
σ_a	59.91%	81.44%	44.18%	16.39%	38.12%
σ_b	174.91%	68.28%			
σ_k			36.69%	147.92%	152.78%
σ_g	92.58%	61.41%	105.30%	110.01%	105.05%
σ_l	185.69%	189.77%	81.06%	151.75%	52.43%
σ_r	47.70%	57.61%	66.99%	60.75%	72.79%
σ_p	109.67%	14.64%	54.58%	85.42%	5.88%
σ_w	175.88%	174.17%	170.76%	161.28%	177.51%
ρ_a	56.49%	3.96%	16.55%	12.46%	16.99%
ρ_b	128.76%	2.15%			
ρ_k			11.03%	136.89%	1.27%
ρ_g	60.11%	3.54%	65.22%	48.66%	75.31%
ρ_l	125.86%	100.89%	21.53%	1.83%	103.86%
ρ_r	84.15%	82.30%	80.47%	132.96%	22.72%
ρ_p	173.23%	22.87%	163.29%	24.93%	137.69%
ρ_w	176.33%	0.89%	178.64%	178.29%	173.34%
φ	29.45%	102.97%	69.69%	13.56%	137.95%
σ_c	0.17%	157.39%	7.05%	28.62%	43.12%
h	25.62%	147.43%	107.60%	104.52%	124.48%
ξ_w	10.41%	12.37%	6.51%	19.75%	18.45%
σ_L	80.21%	40.90%	53.65%	40.40%	22.59%
ξ_p	4.89%	9.09%	1.39%	22.79%	3.58%

l_w	150.94%	101.00%	99.02%	134.07%	136.19%
l_p	139.10%	21.39%	165.47%	69.82%	166.78%
ψ	91.37%	69.75%	8.55%	7.61%	6.41%
Φ	13.07%	22.74%	60.10%	61.86%	53.96%
r_π	2.46%	30.23%	54.31%	39.56%	40.58%
$r_{\Delta\pi}$	72.80%				
ρ	11.51%	2.66%	7.75%	9.25%	15.21%
r_Y	147.75%	110.85%	94.72%	34.63%	61.47%
$r_{\Delta Y}$	52.29%	100.11%	45.63%	160.63%	68.54%
κ			182.34%		
κ_{bE}					124.99%
κ_{Kb}					56.11%
平均差异程度 1	74.41%	71.21%	68.21%	61.10%	70.07%
平均差异程度 2	55.47%	66.35%	64.25%	53.36%	67.53%

注：平均差异程度 1 计算了结构参数与冲击运动过程惯性系数差异程度的平均值，平均差异程度 2 计算了结构参数差异程度的平均值。

四、不同的估计设定如何影响估计结果：以中国情况为例

为集中讨论模型估计过程中的不同设定将如何影响到参数的估计，并考察相关参数在不同条件下的稳定性，本部分沿用前述的几个代表性模型，基于中国的数据从先验分布的设计、估计方法的选择、观察变量的选取和估计区间的设置四个方面展开进一步的比较分析。

（一）更加发散的先验设定

从贝叶斯定理来看，参数的先验分布和似然函数的结合形成了后验分布，这意味着先验分布对参数估计的最终结果有直接影响，因此先验分布的设置往往是在进行贝叶斯估计时首先关心的问题。通常情况下，先验分布被用来反映研究者未观测到样本数据时所认为的参数状态。在估计过程中，通过设定先验分布，可以前提性地引入一些现有估计样本中可能并未直接包含的信息，而基于频率学派思想开发的估计方法则往往难以直接使用样本外的信息。用于设定先验分布的信息可以来自现有样本未包含的历史数据、先前的研究、相关的经济或金融理论等，并且这些信息中至少有一部分被认为独立于观测样本。从这个角度来看，为了充分体现这些不包含在当前样本的信息，先验分布的形式并不受到特定的约束（Koop, 2003; Del Negro & Schorfheide, 2008）。但在实际操作过程中，研究者一般会结合参数的定义域选择便于解释或者便于计算的分布形式（如正态分布、伽马分布、贝塔分布、逆伽马分布、均匀分布等），而分布均值的选择则直接反映了研究者在考虑样本外信息后所认为的最可能取值，同时分布标准差的选择反映了研究者相信先验信息为真的信念强度：先验分布的标准差设定越小（即分布越紧、越不发散），表示研究者对其先验信息的信任程度越高，而参数的先验分布在形成后验分布时也会拥有更高的权重。

显然，从上述分析可以看出，当我们使用中国数据对 DSGE 模型的参数进行估计时，分布形式的选择与先验分布均值的设置并不是一个较紧的约束，但标准差的设定尤为重要。换言之，对于已有文献中参数先验形式与均值的设置，我们既可以选择直接参考，也可以（在有充分理由的基础上）进行必要的调整与修改，但最好对标准差进行适当的调整。比如，Herbst & Schorfheide（2016）就曾提议，为使先验分布更加合理，可以先基于参数的先验分布生成抽样，然后利用 DSGE 模型模拟相关变量的轨迹并计算出感兴趣的样本矩，直至样本矩满足研究的需求为止。

一般而言，当我们对于先验均值具有强烈的信念时，可以尝试优先设置较小的标准差，从而使估计结果尽可能地体现我们的信念，但如果我们对先验均值的位置不太确定，则最好适当增大标准差的设置，以更多地让观察数据去引导形成后验分布。对于既无明确经济理论支持同时也缺乏充分经验数据的参数，在进行先验分布设置时可以考虑使用一些非信息性的先验分布，如均匀分布或具有较大标准差的正态分布，以避免错误的先验信息对估计结果产生过多影响。此外，需要强调的是，当我们推断某个参数时，如果观测数据无法提供有效的信息，那么先验分布的影响就会是主导性的，最终导致估计值与先验均值十分接近。

为考察先验分布中不同标准差设定的影响，本部分基于 SW03 和 SW07 模型，设置了中度发散和高度发散的标准差两种情况。在具体的设定方面，本文所指的“中度发散”是指不改变原始的分布形式，仅将先验分布的标准差放大为原来的 2 倍，而“高度发散”则指将所有贝塔分布替换为均匀分布，同时将所有正态分布的标准差放大为原来的 3 倍。相关估计结果如表 5 所示¹¹。

从对数边际似然来看，随着先验分布逐渐发散，估计参数偏离先验设定的惩罚力度降低，参数估计会更多地依赖观测数据所包含的信息，从而直观体现为模型对数据的拟合程度普遍出现明显的上升。同时，SW03 和 SW07 模型中的冲击标准差普遍出现了明显的变化，冲击惯性系数的变化则相对较小，同时部分结构参数也出现了明显的变化。具体而言，在 SW03 模型中，投资调整成本、消费习惯、劳动供给弹性的倒数、生产中的固定成本均随着分布的发散而出现了明显的上升，分别由 9.6151 上升至 14.1812，0.6077 上升至 0.7759，1.3911 上升至 4.4212，1.9723 上升至 3.2162；货币政策的惯性系数随着分布的发散出现小幅上升，由 0.8557 上升至 0.8959；物价指数化程度、货币政策对通胀一阶差分的反应力度和货币政策对产出一阶差分的反应力度则随着分布的发散而出现逐步下降，分别有 0.1605 下降至 0.0634，0.1201 下降至 0.0656，0.0697 下降至 0.0118。相比之下，消费需求跨期替代弹性的倒数、Calvo 工资粘性参数、Calvo 价格粘性参数和工资指数化程度则波动较小，分别稳定在 2 左右、0.87 左右、0.93 左右和 0.10 左右。其余结构参数随着分布的发散而产生了不规律的变化。在 SW07 模型中，投资调整成本、劳动供给弹性的倒数、资本利用率调整成本和生产中的固定成本均随着分布的发散而出现了明显的上升，分别由 11.4647 上升至 23.9339，3.6345 上升至 5.6421，0.6014 上升至 0.8007，1.6150 上升至 2.5388；工资指数化程度、物价指数化程度和货币政策对产出一阶差分的反应力度则随着分布的发散而出现了下降，由 0.0979 下降至 0.0508，0.1875 下降至 0.0602，0.1398 下降至 0.0782；消费习惯和 Calvo 工资粘性参数随分布的发散而出现了小幅的变动，分别由 0.9080 上升至 0.9622，0.7227 下降至 0.8168；消费需求跨期替代弹性的倒数、Calvo 价格粘性参数、货币政策对通胀的反应力度基本不随分布的发散而改变，分别稳定在 0.25、0.70、1.40 左右；其余结构参数大多因分布的发散而产生了不规律的变化。

总体来看，上述比较分析结果表明：在同一模型中，不同参数对于先验分布发散程度的敏感性是不同的；而在不同模型中，同一参数对于先验分布发散程度的敏感性也是不同的。此外，即使像消费需求跨期替代弹性的倒数和 Calvo 价格粘性参数这种在两个模型中分别表现非常稳定的参数，模型之间的差异也最终影响了其估计结果，导致其在不同模型之间的估计结果仍然产生了较为明显的差异。

¹¹ 其中，由于贝塔分布会随着标准差变大而出现形态的突变，因此，本文将先验均值为 0.5 的贝塔分布，标准差统一设置为 0.2，而对于先验均值大于 0.5 的贝塔分布，标准差与原始设置保持一致。

表 5 不同先验分布下 SW03 和 SW07 基于中国数据的估计结果

	SW2003						SW2007					
	原始分布		中度发散		高度发散		原始分布		中度发散		高度发散	
	后验均值	后验标准差	后验均值	后验标准差	后验均值	后验标准差	后验均值	后验标准差	后验均值	后验标准差	后验均值	后验标准差
σ_a	0.9491	0.0668	0.8265	0.0611	0.7760	0.0616	1.0801	0.1116	0.7379	0.0686	0.6713	0.0634
σ_b	0.4198	0.2072	0.0955	0.0530	0.0644	0.0269	0.0521	0.0103	0.0505	0.0112	0.0503	0.0108
σ_g	1.1882	0.0816	1.1914	0.0806	1.1922	0.0814	0.7512	0.0609	0.7182	0.0605	0.7327	0.0590
σ_l	0.0603	0.0078	0.0490	0.0061	0.0462	0.0056	0.0433	0.0065	0.0368	0.0046	0.0366	0.0057
σ_r	0.1433	0.0183	0.1198	0.0090	0.1170	0.0088	0.1469	0.0139	0.1365	0.0160	0.1236	0.0121
σ_p	0.0473	0.0116	0.0424	0.0074	0.0497	0.0119	0.1487	0.0450	0.1043	0.0443	0.0900	0.0347
σ_w	0.0269	0.0046	0.0268	0.0043	0.0258	0.0042	0.0364	0.0065	0.0298	0.0050	0.0269	0.0048
ρ_a	0.8462	0.0584	0.8115	0.0431	0.8484	0.0414	0.9546	0.0124	0.9561	0.0126	0.9644	0.0121
ρ_b	0.8325	0.0799	0.9751	0.0150	0.9880	0.0081	0.8543	0.0302	0.8375	0.0362	0.8346	0.0372
ρ_g	0.4699	0.0806	0.4746	0.0799	0.4675	0.0869	0.9616	0.0130	0.9637	0.0130	0.9750	0.0094
ρ_l	0.8738	0.0317	0.8831	0.0301	0.8968	0.0321	0.9721	0.0146	0.9677	0.0154	0.9831	0.0120
ρ_r	0.1786	0.0919	0.1064	0.0496	0.0577	0.0408	0.1908	0.0708	0.1828	0.0981	0.0937	0.0702
ρ_p	0.9979	0.0013	0.9971	0.0015	0.9979	0.0017	0.9803	0.0061	0.9758	0.0107	0.9808	0.0097
ρ_w	0.8554	0.0380	0.8295	0.0350	0.8348	0.0344	0.9657	0.0070	0.9537	0.0169	0.9446	0.0264
φ	9.6151	1.0171	13.6486	0.9881	14.1812	0.7044	11.4647	0.9583	18.2133	1.9001	23.9339	2.8583
σ_c	1.9653	0.2860	2.1159	0.3410	1.9170	0.4048	0.2545	0.0048	0.2541	0.0041	0.2538	0.0039
h	0.6077	0.0463	0.7034	0.0361	0.7559	0.0381	0.9080	0.0151	0.9411	0.0143	0.9622	0.0135
ξ_w	0.8654	0.0242	0.8652	0.0245	0.8751	0.0249	0.7227	0.0295	0.7903	0.0381	0.8168	0.0414
σ_L	1.3911	0.7434	3.8666	1.3803	4.4212	1.5743	3.6345	0.6050	4.6134	1.2358	5.6421	1.8423
ξ_p	0.9313	0.0149	0.9380	0.0096	0.9279	0.0160	0.6935	0.0653	0.7566	0.0935	0.7152	0.0893

l_w	0.1136	0.0293	0.1143	0.0298	0.0962	0.0306	0.0979	0.0306	0.0735	0.0302	0.0508	0.0284
l_p	0.1605	0.0564	0.1065	0.0477	0.0634	0.0424	0.1875	0.0649	0.1223	0.0582	0.0602	0.0397
ψ	0.2316	0.1030	0.2485	0.1700	0.1951	0.1790	0.6014	0.1181	0.6554	0.1140	0.8007	0.1209
Φ	1.9723	0.0552	2.6762	0.1059	3.2162	0.2022	1.6150	0.1067	2.3234	0.1320	2.5388	0.1575
r_π	1.2467	0.1408	1.0742	0.0388	1.1160	0.0536	1.4107	0.1648	1.3025	0.1341	1.4465	0.1792
$r_{\Delta\pi}$	0.1201	0.0324	0.0721	0.0129	0.0656	0.0128						
ρ	0.8557	0.0241	0.8854	0.0114	0.8959	0.0100	0.8865	0.0205	0.8962	0.0256	0.9243	0.0171
r_Y	0.0319	0.0172	0.0077	0.0048	0.0105	0.0055	0.0648	0.0382	0.0192	0.0191	0.0256	0.0221
$r_{\Delta Y}$	0.0697	0.0341	0.0182	0.0103	0.0118	0.0071	0.1398	0.0343	0.1114	0.0491	0.0782	0.0365
对数似然	-720.65		-648.77		-612.31		-681.11		-627.16		-582.09	

（二）不同的估计方法

上述分析表明，先验分布的设置确实会显著影响估计结果，尽管这一点在先验分布信息非常重要时会产生有利影响，但这也是贝叶斯估计的一大潜在问题。从理论上讲，尽管近年来 DSGE 文献主要使用贝叶斯方法进行参数估计，但除了贝叶斯方法之外，还有其它一些方法也可用于 DSGE 模型的参数估计。根据 Feto et al. (2023) 的统计，在 DSGE 模型的估计中，贝叶斯估计的使用率高达 60%，而含校准方法在内的其余方法的使用率仅为 30%。因此，到目前为止，尽管对不同估计方法特点的理论对比有相对丰富的文献，但通过实际的建模数据分析来测试和讨论不同估计方法对 DSGE 模型参数估计影响的文献还非常少。比如，Canova (2007) 和 DeJong & Dave (2012) 虽对多种估计方法进行了系统介绍和理论对比，但并未进行直接的数据分析和比较。Ruge-Murcia (2007) 使用实际商业周期 (RBC) 模型进行测试，对比了极大似然估计法 (MLE)、广义矩估计方法 (GMM)、模拟矩估计方法 (SMM) 和间接推断方法对参数估计的影响，尽管该研究对这些估计方法的参数识别能力、小样本特性等方面提供了一些有价值的见解，但相关结论是否适用于更复杂的 DSGE 模型尚不清楚。有鉴于此，本部分尝试在已有文献的基础上，基于中度发散的先验设置，对贝叶斯估计、极大似然估计、广义矩估计和 DSGE-VAR 估计四种方法下的参数估计情况进行详细的对比分析。

与贝叶斯估计不同，尽管极大似然估计同样运用了似然函数，也是一种完全信息估计法，但极大似然估计基于频率学派的思想，主要是通过寻找能够最大化观测数据似然（即观察样本出现的概率）的参数值来估计模型参数和提供参数的点估计值。从运用条件来看，极大似然估计适合在对先验信息的依赖较低时适用，且该方法在样本量较大且模型较为简单时可以提供比较有效的估计结果。这意味着极大似然估计可以在一定程度上摆脱先验分布的束缚，克服贝叶斯估计的问题，但同时也意味着，在样本量不足或模型较为复杂的情况下，极大似然估计未必是一个好的选择。

GMM 估计方法作为一种有限信息估计法，并不需要知道待估参数的分布形式，只需要构建矩条件方程组，然后通过最小化样本矩和理论矩之间的距离来估计参数。正是由于不需要依赖先验分布，GMM 估计方法比贝叶斯估计和极大似然估计拥有更快的计算速度，但关键问题在于如何选择合适的矩条件来构建方程组，因为矩条件的质量与数量将对估计结果产生显著影响。尽管 GMM 估计量在大样本下具有较好的统计性质，但由于 DSGE 模型估计往往使用的是小样本且观察变量的数量有限，因此当模型需要对多个参数进行估计时，就需要对有限的观察数量设置大量的矩条件以满足过度识别条件，这一点对 GMM 估计而

言非常不利。在技术上，由于估计参数数量较多且需要满足过度识别条件，本部分使用 7 个观察变量所有的一阶矩、二阶矩、一阶自相关矩、二阶自相关矩和两两之间的所有协方差构成 GMM 估计的矩条件¹²。

在 DSGE 模型发展的早期，为了对 DSGE 模型进行评估，研究者常常将 DSGE 模型生成的脉冲响应与 VAR 生成的脉冲响应进行对比。然而，即使是简单的 VAR 模型也主导着 DSGE 模型的设置，这一现象让少数学者意识到这种做法可能是不合理的，比如 Schorfheide (2000) 就曾指出，在贝叶斯估计背景下，只有当 VAR 模型达到比 DSGE 模型更高的后验概率时，这样的评估方法才是明智的。而后，Smets & Wouters (2003) 的研究发现直接挑战了这一做法，他们发现，相比于运用 VAR 进行评估，使用后验概率会更有利于模型贴合数据。DSGE-VAR 方法正是在这一背景下被开发出来的。Del Negro & Schorfheide (2004) 首次展示了如何将 VAR 参数的后验推断转化为 DSGE 模型参数的后验推断，而 Del Negro et al. (2007) 则进一步扩展了该方法，通过系统地放宽 DSGE 模型的隐含交叉系数限制来获得一个保证比 DSGE 模型更适合（但同时尽可能接近 DSGE 限制）的 VAR 模型，从而可以用于描述和理解 DSGE 模型的误设程度。简单来说，该方法在利用 VAR 模型来捕捉数据动态关系的基础上，将 DSGE 模型中的变量关系引入到 VAR 模型中，使得 VAR 模型的估计受到 DSGE 模型结构的约束。由此可见，DSGE-VAR 估计方法也是为了弥合理论与现实之间的差异而开发的，本质上是一种分层混合模型 (Hierarchical Hybrid Models)，这种方法可以在不完全信赖模型设定的情况下，利用实证估计的信息来优化模型。本部分所用的 DSGE-VAR 估计也是在贝叶斯环境中展开的，其估计结果如表 6 所示。

从表 6 可以直观地看出，不管是在 SW03 模型还是 SW07 模型中，绝大多数参数无法在四种估计方法下得到相对一致的估计结果，尤其是其中的结构参数。具体而言，在 SW03 模型中，仅 Calvo 工资粘性参数估计结果相对一致，大多在 0.8 左右；而在 SW07 模型中，消费需求跨期替代弹性的倒数、消费惯性和生产中的固定成本在四种估计方法下的结果似乎较为一致，消费需求跨期替代弹性的倒数在 0.25 左右，消费惯性在 0.9 以上，生产中的固定成本基本在 2 左右。然而，这里需要说明的是，这里极大似然估计和 GMM 估计所得到的估计结果很可能是不可信的，因为本文在使用极大似然和 GMM 估计对 SW03 和 SW07 模型进行估计时，只能在角点处找到众数。这意味着在上述两种估计方法下，我们没有得到一个性质良好的估计结果，说明极大似然和 GMM 估计很可能未能很好地捕捉到数据中的信息，或者说模型与估计过程可能在某种程度上存在着误设。对于极大似然估计而言，似然函数可能在参数空间的边界找到局部极值，导致优化算法收敛到这些局部极值点，从而出现角点解。类似地，由于 GMM 估计依赖于模型的矩条件，如果这些矩条件仅能在参数空间的边界处找到结果，就会导致 GMM 估计出现角点解。此外，由于极大似然估计与 GMM 估计均对单个参数的估计值敏感，因此，如果一个或者多个参数的估计结果较差，就会显著影响到其他参数的估计结果。

相比之下，DSGE-VAR 方法由于综合考虑了结构模型与数据的特征，直接体现为估计结果对数据的拟合程度大幅上升。结合表 6 的结果来看，由于 DSGE-VAR 估计放宽了 DSGE 模型中施加的限制，而这种限制的放宽带来了模型对数据拟合程度的大幅上升，这在一定程度上暗示模型可能并未准确地贴合现实经济。对于冲击的标准差而言，DSGE-VAR 估计的标准差大多低于直接进行贝叶斯估计下的结果，而冲击的惯性系数所受的影响则没有表现出明显的规律。对于结构参数而言，在 SW03 模型中，Calvo 价格粘性参数、工资指数化程度和资本利用率调整成本在两种估计方法下结果差异很小。同样值得关注的是，在考虑 VAR 模型所提供的信息后，部分结构参数的估计结果出现了较为明显的下修。因分布发散程度提高而上升的投资调整成本被下修至 10 左右，与原始发散程度的参数估计结果基本一致；消费需求跨期替代弹性的倒数被下修至 1.2 左右，更加地接近对数效用函数；劳动供给弹性的倒数被大幅下修至 1.3 左右，意味着劳动供给似乎应该具有更高的弹性。同时，基本不受分布发散影响的 Calvo 工资粘性参数、Calvo 价格粘性参数也在 DSGE-VAR 估计中被小幅下修，与使用美国数据估计的结果较为接近。此外，货币政策的惯性系数被下修，而对产出、产出一阶差分、通胀和通胀一阶差分的反应力度均被上修。相比之下，在 SW07 模型中，消费需求跨期替代弹性的倒数、消费习惯、Calvo 工资粘性参数和资本利用率调整成本在两种估

¹² 由于原始模型并未进行 GMM 估计，本文的 GMM 估计程序来自 dynare 内置的 GMM 估计代码，估计第一阶段使用最优权重矩阵的对角阵，第二阶段使用最优权重矩阵。

计方法下结果差异很小。具体而言，在 SW07 模型中，消费需求跨期替代弹性的倒数在 0.25 左右，消费惯性几乎趋近于 1，Calvo 工资粘性参数在 0.8 左右，资本利用率调整成本在 0.65 左右。

此外，从表 6 的结果对比来看，似乎需要对 DSGE-VAR 方法下价格粘性和工资粘性的参数估计结果进行必要的讨论，因为不论是在 SW03 模型中还是在 SW07 模型中，DSGE-VAR 方法下的估计结果似乎都预示着中国有一个价格相对灵活的商品市场和工资刚性相对较高的劳动力市场。尽管这可能意味着，在进行参数校准或者设置先验分布时，考虑价格相对灵活的商品市场和工资刚性相对较高的劳动力市场是一个合适的选择，但本文依然想要强调的是，这一结果的出现很有可能与本文选取的数据有关。具体而言，尽管我国的 CPI 水平长期保持稳定，但由于观察变量的物价水平对应 GDP 平减指数所计算的物价水平，该物价水平综合考虑了各种商品的价格变动，因此表现出了较高的价格灵活性。相比之下，工资的观察变量由于主要选择的是城镇职工的工资数据，而城镇职工的工资水平通常非常稳定，这一方面是由于工资一般会随着工作年限的增加而稳定上升，另一方面是由于工资水平通常并不与物价水平挂钩。此外，在 DSGE-VAR 估计下，SW03 和 SW07 模型中的大部分结构参数仍然表现出了较大的估计差异。

总体来看，较之贝叶斯估计，极大似然估计与 GMM 估计虽然各有自身的理论优点，但实际估计过程中由于模型复杂、观测样本小、对单个参数结果敏感等原因，容易出现难以得出可靠估计结果的问题，这在很大程度上限制了这两种方法在现实中的运用。相比之下，DSGE-VAR 估计方法在很多场景下似乎确实能有效提高模型对现实数据的拟合程度，至少从对数边际似然标准来看是如此。

表 6 不同估计方法下 SW03 和 SW07 基于中国数据的估计结果

	SW03				SW07							
	中度发散		DSGE-VAR		MLE	GMM	中度发散		DSGE-VAR		MLE	GMM
	后验均值	后验标准差	后验均值	后验标准差	众数	众数	后验均值	后验标准差	后验均值	后验标准差	众数	众数
σ_a	0.826 5	0.0611	0.279 9	0.0392	1.7954	0.065 3	0.737 9	0.068 6	0.520 6	0.059 7	0.8309	0.7339
σ_b	0.095 5	0.0530	0.195 7	0.0914	0.4800	1.747 1	0.050 5	0.011 2	0.033 5	0.005 0	0.4244	0.0250
σ_g	1.191 4	0.0806	0.487 1	0.0609	1.2257	0.190 0	0.718 2	0.060 5	0.053 6	0.008 6	0.4855	0.0100
σ_l	0.049 0	0.0061	0.035 3	0.0062	0.0717	0.037 6	0.036 8	0.004 6	0.035 0	0.006 9	0.1810	0.2692
σ_r	0.119 8	0.0090	0.088 9	0.0114	0.2647	0.377 4	0.136 5	0.016 0	0.086 1	0.010 1	0.4467	0.2338
σ_p	0.042 4	0.0074	0.137 6	0.0263	0.3395	0.844 1	0.104 3	0.044 3	0.087 4	0.019 9	0.1838	0.0202
σ_w	0.026 8	0.0043	0.031 5	0.0053	0.0468	0.092 6	0.029 8	0.005 0	0.028 1	0.005 0	0.1673	0.2756
ρ_a	0.811 5	0.0431	0.817 6	0.0545	0.7392	0.997 9	0.956 1	0.012 6	0.763 6	0.084 5	0.9044	0.5462
ρ_b	0.975 1	0.0150	0.745 8	0.0891	0.7237	0.513 7	0.837 5	0.036 2	0.170 5	0.077 4	0.5180	0.0107
ρ_g	0.474 6	0.0799	0.582 3	0.1177	0.5655	0.980 8	0.963 7	0.013 0	0.743 5	0.082 5	0.8241	0.5522

ρ_l	0.883 1	0.0301	0.769 0	0.0764	0.8058	0.807 0	0.967 7	0.015 4	0.803 8	0.077 9	0.8067	0.3853
ρ_r	0.106 4	0.0496	0.145 6	0.0732	0.3794	0.346 8	0.182 8	0.098 1	0.154 0	0.074 5	0.2778	0.0166
ρ_p	0.997 1	0.0015	0.521 5	0.1500	0.5174	0.208 2	0.975 8	0.010 7	0.633 4	0.111 1	0.8061	0.9712
ρ_w	0.829 5	0.0350	0.678 2	0.0743	0.7739	0.540 4	0.953 7	0.016 9	0.869 7	0.056 4	0.9529	0.8604
φ	13.64 86	0.9881	9.992 2	1.8252	10.359 0	15.00 00	18.21 33	1.900 1	12.03 05	1.518 9	12.0424	13.464 3
σ_c	2.115 9	0.3410	1.180 7	0.2816	1.2530	2.706 1	0.254 1	0.004 1	0.255 9	0.006 2	0.3470	0.2500
h	0.703 4	0.0361	0.631 5	0.0696	0.5460	0.493 6	0.941 1	0.014 3	0.979 6	0.005 7	0.9428	0.9900
ξ_w	0.865 2	0.0245	0.770 5	0.0526	0.7089	0.767 4	0.790 3	0.038 1	0.805 3	0.049 8	0.6874	0.9499
σ_L	3.866 6	1.3803	1.285 4	0.9783	6.3558	0.667 3	4.613 4	1.235 8	1.616 4	0.881 5	2.3656	9.1232
ξ_p	0.938 0	0.0096	0.859 9	0.0667	0.9500	0.682 4	0.756 6	0.093 5	0.888 7	0.054 8	0.9500	0.9500
l_w	0.114 3	0.0298	0.107 8	0.0518	0.1098	0.989 3	0.073 5	0.030 2	0.177 3	0.083 3	0.4384	0.0108
l_p	0.106 5	0.0477	0.363 3	0.1623	0.3830	0.0111	0.122 3	0.058 2	0.476 8	0.131 9	0.4987	0.0100
ψ	0.248 5	0.1700	0.249 3	0.1551	0.0100	1.000 0	0.655 4	0.114 0	0.626 5	0.137 1	0.6904	0.3612
Φ	2.676 2	0.1059	2.389 4	0.1793	2.8240	1.405 8	2.323 4	0.132 0	1.989 2	0.057 8	2.0045	2.0063
r_π	1.074 2	0.0388	1.328 5	0.2612	1.3430	1.055 6	1.302 5	0.134 1	1.061 5	0.056 3	1.0177	1.0000
$r_{\Delta\pi}$	0.072 1	0.0129	0.123 4	0.0492	0.2000	0.013 8						
ρ	0.885 4	0.0114	0.787 5	0.0376	0.7245	0.719 7	0.896 2	0.025 6	0.795 9	0.033 4	0.7750	0.0101
r_Y	0.007 7	0.0048	0.033 2	0.0287	0.0414	0.239 2	0.019 2	0.019 1	0.209 0	0.074 1	0.0033	0.1977
$r_{\Delta Y}$	0.018 2	0.0103	0.122 5	0.0556	0.0523	0.438 1	0.111 4	0.049 1	0.148 5	0.080 0	0.3419	0.4995
对数边际似然		-648.77	-472.31		-665.30		-627.16		-385.27		-1119.66	

注：本表结果基于中度发散的先验分布设定进行估计。

（三）不同的观察变量

除先验分布以外，在对 DSGE 模型进行贝叶斯估计时，另一个重要问题是应如何选择观察变量。观察变量的选择决定了模型所要拟合的真实数据的时间序列，通常对估计结果会有重要影响。从理论上讲，如

果观察变量的个数大于模型中的独立随机冲击个数，会导致模型中的外生冲击无法解释所有的观测数据，从而致使模型在统计上识别不足，出现“随机奇异性”（Stochastic Singularity）的问题。因此，在对 DSGE 模型进行贝叶斯估计时，一般需要令所选择的观察变量的个数小于或等于冲击的个数。如果观察变量的个数大于冲击的个数，则需要引入测量误差进行调整，直至观察变量的数量小于或等于冲击数量为止¹³。

然而，对于观察变量应该等于冲击数量还是应该小于冲击数量这一问题，已有文献并没有明确一致的答案。从理论上讲，当观察变量等于冲击数量时，特别是当一个观察变量对应一个冲击时，可以更直接地根据观测数据来识别和估计模型中的结构参数，从而使模型的估计变得相对简单。然而，现实世界的复杂性意味着数据的形成过程也是复杂的，当一个观察变量对应一个冲击时，有可能会出现过拟合问题，特别是在观察数据长度不足时尤其如此。在这种情况下，通过引入额外的冲击来吸收和解释观测变量的变动，可以在一定程度上缓解上述问题，这种做法在本质上是提供了一种吸收数据中噪声的机制，从而为模型的参数估计提供了额外的灵活性，并使得相关估计结果更加稳健。因此，在 DSGE 模型的估计过程中，无论是令观察变量的个数小于还是等于冲击的个数在理论上都是可行的，具体的选择取决于研究者对其特定研究的具体判断。

在避免随机奇异性后，与观察变量相关的另一个重要问题是，在估计过程中选择哪些观察变量。特别是在观察变量个数小于冲击个数的情况下，观察变量的选择就变得更加重要。仅从理论角度判断，当观察变量与某个冲击对应时，会有助于对与该冲击相关的变量的推断，进而有利于相关结构参数的估计。尽管此时研究者可以根据不同的研究侧重点选取不同的观察变量，但事实上，观察变量组合的选择仍存在较大的余地，并且由于数据生成机制的复杂性，选择不同的观察变量究竟会产生何种影响难以简单断定。为对该问题进行初步探讨，本部分使用 SWBGG、SWGK 和 SWGNSS 三个含有金融部门的模型进行对比分析，具体做法是设置 8 组对比实验，具体情况如表 7 所示。需要说明的是，出于对比分析的需要，本部分引入了信贷总量与贷款利率两个金融观察变量（数据处理方式与其他变量一致），同时在 8 组对照实验中均增加了信贷冲击以保持一致性。具体的估计结果如表 8-10 所示¹⁴。

表 7 模型实验使用的 8 组观察变量与冲击数量

组别	观察变量	冲击数量
O 组	产出、价格水平、短期利率、劳动时间、劳动报酬、消费、投资	7 个
A 组	产出、价格水平、短期利率	8 个
B 组	产出、价格水平、短期利率、劳动报酬、投资	8 个
C 组	产出、价格水平、短期利率、消费、劳动时间	8 个
D 组	产出、价格水平、短期利率、贷款利率、贷款数量	8 个
E 组	产出、价格水平、短期利率、劳动报酬、投资、贷款利率、贷款数量	8 个
F 组	产出、价格水平、短期利率、消费、劳动时间、贷款利率、贷款数量	8 个
G 组	产出、价格水平、短期利率、劳动时间、劳动报酬、消费、投资	8 个
H 组	产出、价格水平、短期利率、劳动时间、劳动报酬、消费、投资、贷款数量	8 个

注：产出、价格水平、短期利率对应经典的三方程模型观察变量，本文将劳动报酬与投资视作企业部门的决策变量，消费与劳动时间视作家庭部门的决策变量、贷款利率与贷款数量视作金融部门的决策变量。因此，A 组是只使用经典三方程模型对应变量进行估计，B 组是三方面模型变量+企业部门决策变量，C 组是三方面模型变量+家庭部门决策变量，D 组是三方面模型变量+金融部门决策变量，E 组是三方程模型变量+企业部门决策变量+金融部门决策变量，F 组是三方程模型变量+家庭部门决策变量+金融部门决策变量，G 组是三方程模型变量+企业部门决策变量+家庭部门决策变量，H 组是三方程模型变量+企业部门决策变量+家庭部门决策变量+金融部门决策变量，O 组为对照组。

¹³ 这实际上就构成前文所说的附加混合模型。

¹⁴ σ_B 为信贷冲击的标准差， ρ_B 为信贷冲击的惯性系数。

整体来看，金融观察变量的引入直接影响了信贷冲击运动过程（即信贷冲击标准差和惯性系数）的估计。三个模型中的结果均表明，在加入金融观察变量（主要是信贷总量，贷款利率事实上提供的信息较少）的估计结果中（D、E、F、H组），信贷冲击惯性系数的估计普遍在0.9左右，信贷冲击标准差的估计值普遍大于0.7，而不加入金融观察变量的模型中（A、B、C、G组），惯性系数的估计值基本在0.5左右，而标准差估计值则在0.1左右。这一结果与前文的分析一致，即当观察变量未充分包含与估计参数相关的信息时，即使通过设置了一个较大的先验标准差来加强数据对估计结果的影响，估计的先验设置仍然在很大程度上决定了这类参数的估计结果。

接着，通过分别对比G、H组和A、D组，我们可以观察在使用较多观察变量和使用较少观察变量情况下，再增加金融数据会对估计结果产生何种影响¹⁵。A和D两组的对比结果表明，在三种金融部门建模方式下，金融观察变量的引入不仅会对金融部门相关的参数产生影响，还会对部分非金融部门相关的结构参数产生明显影响。出现这一结果的原因可能在于A和D两组使用的观察变量过少，仅使用产出、通胀和基准利率并不能向模型提供足够的信息进行大量的参数估计。在这种情况下，当D组引入金融观察变量后，这些新增变量向模型提供了有效的增量信息，大幅影响了与投资相关的参数估计（投资调整成本、资本利用率调整成本、金融参数等），并进一步对其他参数的估计产生影响。G和H两组的结果表明，在三种金融部门建模方式下，即使其他观察变量提供了较为充足的信息，金融观察变量的引入不仅会直接影响金融部门参数的估计结果，也会对非金融部门结构参数的估计产生影响，但影响有限。

然后，通过对比A、B、C、D四组和E、F、G、H四组，我们可以观察在使用较少观察变量和较多观察变量的情况下，分别增加和减少不同部门的观察变量会对估计结果产生何种影响。从A、B、C、D四组的对比来看，相比信息匮乏的A组，B、C、D三组分别增加了有关企业部门、家庭部门和金融部门的观察变量，这些观察变量的引入理论上可以为对应部门的相关参数估计提供额外的信息。然而，通过对比三个模型的估计结果可以发现，特定部门信息的引入并不能稳定地改善该部门的参数估计结果。这很可能是因为观察变量的整体不足扭曲了后验分布，增加多模态的可能性，从而导致估计结果不稳定。E、F、G三组可以看作是在H组基础上抽离某一部门信息后的估计结果。在同一模型下，如果我们将H组的估计结果认为是最接近真实情况的估计结果，E、F、G三组的结果表明，抽离特定部门的观察变量后，与被抽离观察变量直接相关的参数估计结果并不总是大幅偏离H组的结果，而与抽离观察变量不直接相关的参数估计结果也有可能大幅偏离H组的结果。以SWBGG模型下的结果为例¹⁶，家庭部门中的消费与消费惯性可以认为是直接相关的，其在E组（缺少家庭部门观察变量）和G组（缺少金融部门观察变量）中分别为0.8762和0.7497，均在先验分布均值（0.7）的右侧，而其在F组中（缺少企业部门观察变量）和H组中分别为0.4285和0.6193，均在先验分布均值（0.7）的左侧。从上述结果可以看出，如果想要较好地估计消费惯性，需要同时引入家庭部门和企业部门的观察变量，这一方面可能是因为不同部门的估计参数结果会互相影响，而另一方面则是因为每一个部门的信息不仅与本部门有关，同时也可能包含了其他部门的信息，如企业部门设定的工资就不仅会影响企业自身的生产决策，同时也会影响到家庭部门的消费。

特别是在信息匮乏的环境下，如果先验设置不能提供足够强的额外信息，新增一个观察变量的信息将对估计结果产生非常明显的影响。此外，通过对比O和G组可以发现，即使没有对应的观察变量，一个额外的金融冲击的引入也可能对模型的估计结果产生明显影响，但具体是否产生影响似乎与模型设计有关。比如，在SWBGG模型中，信贷冲击的引入对参数估计的影响几乎可以忽略不计；但在SWGK模型中，信贷冲击的引入不仅对半数的结构参数估计结果产生了明显的影响，同时也影响其他冲击的标准差估计结果；而在SWGNSS中，信贷冲击的引入会对金融参数的估计产生有限的影响，其余参数的估计结果基本未受明显影响。

直观来看，理论模型的本质是给出一个生成数据的机制，而参数估计则是利用相关信息来推断最有可

¹⁵ 在H组中，为与其他组保持一致，在8个外生冲击的约束下只能增加一个金融变量，当金融变量设置为贷款利率时对估计结果影响很小，该数据包含的信息较少，故本组只使用信贷总量作为金融观察变量，也保证了可对比性。

¹⁶ 该情况并非个例，如SWBGG模型中的资本利用率调整成本，SWGK模型中的投资调整成本、生产中的固定成本，SWGNSS模型中的消费需求跨期替代弹性的倒数、资本利用率调整成本。

能生成观察数据的一套参数。从这个角度来看，上述对比分析产生了一个“清晰而又模糊”的启示，即：一方面，通过观察变量向模型提供用于参数估计的相关信息时，投入较少的信息（观察变量）往往难以得到稳定可靠的估计，而提供充足的信息则有助于更好地“逼近”隐含在数据背后的真实模型参数；但另一方面，我们事实上很难判断在不同的模型设计、不同的待估参数和不同的先验设置下，到底使用哪些观察变量可以为模型参数的估计提供“充足”的信息，进而得到可靠的估计结果。对此，Guerron - Quintana(2010)还指出，尽管额外的观察变量可以通过克服弱识别问题而产生积极作用，但随着观察变量数目的增加，模型可能会被推向未被合理设计的维度。类似地，对于额外冲击的引入（即考虑测量误差），尽管理论上是通过将模型转换为附加混合模型来优化模型参数的估计，但从本文的相关估计结果来看，额外冲击的引入并不总是能改善模型参数的估计结果。尽管额外冲击的引入通常也不会令估计结果变得明显更差，但这同时也意味着，此方法对参数估计产生有效优化的前提是能够选择出合适的冲击。

表 8 不同观察变量下 SWBGG 基于中国数据的估计结果

SWBGG									
	O 组	A 组	B 组	C 组	D 组	E 组	F 组	G 组	H 组
	后验均值								
σ_a	0.9317	0.0933	0.3360	0.0567	0.5863	2.3921	0.6022	0.9327	0.6874
σ_k	1.3314	0.0945	1.1623	1.6818	0.0599	0.3915	0.0601	1.3283	0.4490
σ_g	5.8820	5.3987	5.7445	0.0902	0.0920	5.6604	3.9503	5.8784	6.1376
σ_l	3.5147	0.0877	0.1016	2.1962	0.0284	1.3777	0.0271	3.5235	2.3640
σ_r	0.1256	0.1298	0.1404	0.1127	0.1212	0.1625	0.0687	0.1252	0.0563
σ_p	0.0772	0.6583	0.2217	0.0898	0.8611	0.2189	0.8751	0.0772	0.2753
σ_w	0.0322	0.1012	0.0295	3.9815	0.3351	0.0359	0.6789	0.0324	0.0361
σ_B		0.0947	0.1221	0.0917	0.8122	0.0806	0.8344	0.0852	1.0793
ρ_a	0.7928	0.4982	0.6372	0.4882	0.5923	0.9545	0.8668	0.7912	0.9715
ρ_b	0.9744	0.9232	0.6846	0.9594	0.9315	0.6134	0.9328	0.9745	0.9806
ρ_g	0.4415	0.4740	0.5329	0.5044	0.4914	0.5133	0.9771	0.4363	0.6216
ρ_l	0.5359	0.4987	0.4830	0.6754	0.6128	0.5929	0.6279	0.5387	0.3360
ρ_r	0.1401	0.1696	0.0751	0.0812	0.4249	0.0607	0.8675	0.1444	0.9098
ρ_p	0.9206	0.2355	0.8695	0.8432	0.0153	0.7904	0.0165	0.9206	0.7449

ρ_w	0.8465	0.5887	0.9452	0.3640	0.7286	0.8343	0.6300	0.8464	0.7783
ρ_B		0.4972	0.5764	0.4809	0.9796	0.7053	0.9782	0.5119	0.9807
φ	14.5834	5.7927	10.3581	11.9207	0.0006	14.2641	0.0008	14.4434	11.2348
σ_c	1.7035	1.6155	2.2199	2.3842	1.5605	0.8427	1.7372	1.6926	2.1175
h	0.7522	0.6526	0.6582	0.8371	0.7425	0.8762	0.4285	0.7497	0.6139
ξ_w	0.7217	0.6271	0.7440	0.5342	0.5497	0.6722	0.3719	0.7214	0.9451
σ_L	1.6702	2.5441	0.3619	5.7996	3.6925	0.9217	5.3256	1.6469	3.4527
ξ_p	0.8678	0.6716	0.8492	0.9349	0.9384	0.7477	0.9471	0.8674	0.8698
l_w	0.1401	0.4900	0.1189	0.5034	0.6196	0.0564	0.3163	0.1404	0.0644
l_p	0.0528	0.2315	0.2564	0.0831	0.0150	0.1170	0.0194	0.0525	0.1350
ψ	0.9604	0.5165	0.7863	0.6779	0.2297	0.5136	0.0886	0.9615	0.9301
Φ	2.3250	1.3406	1.4150	1.7298	1.5615	1.1498	2.0250	2.3338	2.7895
r_π	1.0127	1.3771	1.0480	1.0655	1.3112	1.1441	1.5479	1.0119	1.0907
ρ	0.8789	0.9407	0.8628	0.9417	0.9068	0.8896	0.9312	0.8786	0.8235
r_Y	0.0600	0.2730	0.0266	0.1600	0.3016	0.1871	0.1810	0.0594	0.0024
$r_{\Delta Y}$	0.0667	0.0582	0.0848	0.0079	0.2736	0.0044	0.2992	0.0677	0.2005
κ	0.0053	0.0255	0.0026	0.0558	0.1416	0.0015	0.2585	0.0052	0.0522
对数边际似然	-653.34	-278.68	-410.05	-498.90	-374.15	-656.20	-633.52	-657.98	-899.94

注：O 组为对照组，是在中等发散程度的先验分布下、不加入信贷冲击、采用金融观察变量以外的所有观察变量的估计结果。

表 9 不同观察变量下 SWGK 基于中国数据的估计结果

SWGK									
	O 组	A 组	B 组	C 组	D 组	E 组	F 组	G 组	H 组
	后验均值	后验均值	后验均值	后验均值	后验均值	后验均值	后验均值	后验均值	后验均值
σ_a	0.4762	0.0859	1.3869	0.0506	0.5903	0.9571	0.5207	0.6785	0.7843
σ_k	2.3415	0.1278	0.1948	1.1543	0.0595	0.0824	0.0651	1.2232	0.1382
σ_g	5.9077	5.2618	5.4844	0.0863	0.0928	6.3252	16.5197	5.9114	5.9090
σ_l	39.6979	0.1067	3.6928	2.5721	0.0261	0.0411	0.0304	4.9379	2.5191
σ_r	0.1277	0.1352	0.1218	0.1126	0.0498	0.0498	0.0413	0.1219	0.1651
σ_p	0.2398	0.6595	0.0571	0.0902	1.0374	0.7397	1.1706	0.1470	0.2834
σ_w	0.0516	0.1061	0.0344	6.2145	5.3840	0.0737	0.6307	0.0325	0.0501
σ_B		0.0917	0.0889	0.0966	0.1997	0.7894	0.9166	0.0966	1.3308
ρ_a	0.8218	0.4941	0.9145	0.4677	0.7625	0.9916	0.9828	0.8250	0.8645
ρ_b	0.2268	0.9277	0.9132	0.9781	0.8881	0.8374	0.9596	0.9755	0.9837
ρ_g	0.5596	0.5213	0.4550	0.4887	0.4781	0.8926	0.9233	0.5091	0.4631
ρ_l	0.9771	0.4993	0.4421	0.6744	0.5057	0.5719	0.7122	0.2359	0.5100
ρ_r	0.0422	0.1839	0.0449	0.0773	0.4737	0.2197	0.8969	0.0537	0.0862
ρ_p	0.8519	0.2240	0.4695	0.8497	0.0108	0.2415	0.0186	0.8690	0.9182
ρ_w	0.8069	0.6689	0.8058	0.1789	0.5457	0.8112	0.6789	0.8498	0.7301
ρ_B		0.5045	0.5054	0.5054	0.6062	0.9604	0.9622	0.4887	0.9275
φ	1.5956	6.6358	13.3705	13.4779	0.0005	0.4808	0.0003	10.9214	13.4905
σ_c	1.0186	1.4930	2.0487	2.6512	2.3760	2.0316	1.9969	1.7650	1.1877
h	0.7686	0.6175	0.7691	0.8276	0.6942	0.5590	0.4880	0.8487	0.5886
ξ_w	0.5805	0.6000	0.9125	0.4430	0.3810	0.6794	0.4016	0.7214	0.9259
σ_L	1.9724	2.6351	2.7168	6.1142	3.6473	0.5224	8.5997	3.7595	1.4354

ξ_p	0.6927	0.6648	0.5555	0.9438	0.9383	0.8940	0.9442	0.8020	0.7678
l_w	0.1097	0.4737	0.0680	0.5076	0.4858	0.0377	0.1958	0.1706	0.1204
l_p	0.0638	0.2107	0.1582	0.0746	0.0109	0.1551	0.0181	0.0481	0.0831
ψ	0.9743	0.4072	0.6798	0.7667	0.0583	0.6413	0.2653	0.9708	0.9607
Φ	2.6272	1.2967	1.7241	2.0084	1.5849	1.8399	2.6082	2.4933	2.6865
r_π	1.0061	1.4533	1.0909	1.0128	1.1568	1.0161	1.4301	1.1033	1.5890
ρ	0.9028	0.9405	0.9282	0.9244	0.9557	0.8906	0.9026	0.9078	0.8965
r_Y	0.2324	0.2600	0.3524	0.0401	0.0682	0.0450	0.1379	0.1540	0.0045
$r_{\Delta Y}$	0.0088	0.0577	0.0092	0.0132	0.4273	0.1659	0.3277	0.0177	0.1163
对数边际似然	-766.57	-283.13	-416.16	-515.74	-372.56	-639.34	-687.71	-685.07	-906.32

注：O 组为对照组，是在中等发散程度的先验分布下、不加入信贷冲击、采用金融观察变量以外的所有观察变量的估计结果。

表 10 不同观察变量下 SWGNSS 基于中国数据的估计结果

SWGNSS									
	O 组	A 组	B 组	C 组	D 组	E 组	F 组	G 组	H 组
	后验均值								
σ_a	0.8611	0.0896	0.1789	0.0505	0.0880	2.9368	0.5110	0.8524	0.7407
σ_k	1.4539	0.1059	0.3892	1.2686	0.0904	1.0829	0.1137	1.4398	0.2224
σ_g	5.8854	5.3695	5.1507	0.1041	0.0989	5.6548	0.0926	5.8734	5.8573
σ_l	3.6059	0.0896	0.0705	2.9918	0.2515	2.3012	0.8291	3.5538	2.4523
σ_r	0.1087	0.1209	0.1124	0.1141	0.1158	0.1176	0.1175	0.1089	0.1167
σ_p	0.1589	0.6107	0.1941	0.1189	0.6782	0.5943	0.4310	0.1616	0.2725
σ_w	0.0201	0.0683	0.0285	4.4255	2.7658	0.0360	2.9718	0.0201	0.0294
σ_B		0.0929	0.0842	0.0882	0.3165	0.1322	0.8265	0.0991	0.7296
ρ_a	0.8901	0.4863	0.4863	0.5165	0.5357	0.5465	0.9029	0.8908	0.8507
ρ_b	0.9919	0.5048	0.6297	0.9895	0.9281	0.0426	0.9937	0.9919	0.9836

ρ_g	0.4210	0.5707	0.4597	0.4603	0.5003	0.3790	0.5026	0.4083	0.4030
ρ_l	0.9634	0.4873	0.4963	0.6304	0.5710	0.6632	0.9821	0.9667	0.9216
ρ_r	0.1377	0.1449	0.1260	0.0983	0.1362	0.2030	0.0745	0.1482	0.1333
ρ_p	0.7012	0.2443	0.8381	0.7927	0.0913	0.2042	0.3401	0.6978	0.6237
ρ_w	0.8958	0.5234	0.8339	0.0870	0.7046	0.8108	0.0693	0.8957	0.8370
ρ_B		0.4788	0.5266	0.4856	0.7821	0.6771	0.9600	0.5329	0.9564
φ	11.2797	3.4776	4.7257	16.4831	0.0507	8.4512	10.8357	10.9611	11.3213
σ_c	2.2852	1.7217	2.6530	2.3850	1.9815	2.5671	2.6777	2.1648	2.7480
h	0.8895	0.7888	0.7017	0.8508	0.6534	0.6722	0.6058	0.8933	0.7569
ξ_w	0.9228	0.6104	0.7426	0.6336	0.4679	0.8571	0.4231	0.9236	0.7620
σ_L	2.1428	3.4589	4.2727	4.3677	2.8650	0.4428	7.7453	2.1471	6.8000
ξ_p	0.8937	0.7532	0.8933	0.9433	0.9475	0.9245	0.9166	0.8912	0.8453
l_w	0.1755	0.5455	0.1399	0.4155	0.4778	0.0778	0.4417	0.1760	0.1559
l_p	0.0415	0.1811	0.1379	0.0548	0.0653	0.0947	0.0864	0.0396	0.0393
ψ	0.9339	0.4829	0.4610	0.6087	0.1784	0.7245	0.5342	0.9402	0.9534
Φ	2.2919	1.3242	1.7829	1.8085	1.0841	1.5072	2.3540	2.3179	2.6291
r_π	1.0524	1.3536	1.1087	1.0427	1.1473	1.1221	1.0565	1.0527	1.0130
ρ	0.9297	0.9333	0.9375	0.9230	0.9480	0.9403	0.9156	0.9288	0.8807
r_Y	0.0295	0.1822	0.2850	0.0070	0.3296	0.3352	0.0398	0.0276	0.0937
$r_{\Delta Y}$	0.0519	0.1022	0.0413	0.0111	0.0140	0.0263	0.0090	0.0545	0.1111
κ_{bE}	0.4049	8.9784	2.0689	4.5415	3.8004	3.3214	18.7011	0.3648	0.2776
κ_{Kb}	1.1077	2.9725	6.4343	5.1633	3.5257	1.1691	7.0636	1.2680	5.6206
对数边际似然	-660.30	-282.60	-390.86	-546.10	-314.77	-449.58	-629.69	-664.65	-833.32

注：O 组为对照组，是在中等发散程度的先验分布下、不加入信贷冲击、采用金融观察变量以外的所有观察变量的估计结果。

（四）不同的估计区间

在 DSGE 模型的估计中，另一个值得探讨的重要问题是估计所选择的数据区间会对参数的估计结果产

生何种影响。从理论上讲，由于经济体在不同的时间段可能有着不同的经济结构与运行动态，因此选择不同时间段的数据作为观察变量至少会影响部分参数的估计结果。但与此同时，一个相关联的问题是，那是否存在一些非常稳定、不随时间明显变化的参数呢？为讨论这些问题，本文分别选择 2008 年、2012 年和 2017 年作为分界线¹⁷，将样本区间划分为两部分进行估计并对比，相应的估计结果如表 11-13 所示。

从表 11-13 的相关结果来看，与前文的分析结论一致，即使使用同一时间段的数据，三个模型对大部分结构参数的估计结果仍然存在一些明显差异，但通过对比时间断点前后参数估计的变化，我们仍然能得出一些有参考价值的结论。从冲击的惯性系数和标准差来看，在使用 2008 年以前的数据时，对技术冲击、政府支出冲击、货币冲击和信贷冲击的估计更有可能得到更加持久的惯性系数与更小的标准差，而使用 2008 年以后的数据进行估计时则更有可能得到一个更小的惯性系数与更大的冲击标准差。其他冲击参数的估计结果在三个模型中没有出现相对一致的变化特征，但值得注意的是，当使用较短的观察序列进行估计时（即使用 2017 年后的观察序列），部分冲击的惯性系数相比使用 2008 年以后和 2012 年以后的观察序列出现了比较明显的降低或者升高。进一步对比三个时间断点以后的模型估计结果，SWBGG 模型的估计结果显示，使用 2012 年以后观察变量序列的估计结果与使用 2017 年以后观察变量序列的估计结果相对接近，但在 SWGK 和 SWNSS 模型中，使用 2008 年以后观察变量序列的估计结果与使用 2012 年以后观察变量序列的估计结果是相对接近的，而与使用 2017 年以后观察变量序列的估计结果则具有较大的差异。表 14 展示了不同样本区间下三个模型的估计参数差异程度，可以看出，除冲击运动过程参数以外，在任一模型中，相当一部分的结构参数会在不同样本区间下产生 50% 水平以上的差异，并且结构参数差异程度的平均值至少在 30% 以上。更值得关注的是，随着样本区间的划分位置由 2008 年向 2017 年移动，有相当一部分参数由没有明显差异转变为出现明显差异，或由存在明显差异转为不存在明显差异，并且参数平均差异水平也随之上升。这一结果提示我们，模型中可能存在相当一部分参数（包括深层结构参数）是随时间变化的，因此对于常参数 DSGE 模型的估计和讨论，最好将其置于较为明确的讨论期之内，同时确保该时期内的模型重要参数并未发生（足以影响文章结果的）重大结构性变化；而当我们研究不同时期存在明显参数变化的样本对象时，最好使用包含时变参数的 DSGE 模型，如包含机制转换（regime-switching）的 DSGE 模型以及相应的估计方法。

从结构参数的估计结果来看，如果使用 2008 年以前的数据进行估计，那么我们更有可能得到一个更高的投资调整成本估计值、更低的消费需求跨期替代弹性估计值（更高的消费需求跨期替代弹性倒数估计值）估计值和更为持久的消费惯性估计值，而当使用 2008 年以后的数据进行估计时，则更有可能给出一个更低的投资调整成本估计值、更高的消费需求跨期替代弹性估计值（更低的消费需求跨期替代弹性倒数估计值）和持续性更低的消费惯性估计值。在假设使用的观察序列长度足够的前提下，上述参数在不同模型中的类似转变是有参考价值的，这意味着在进行参数估计或校准时，当我们希望研究或解释更近期的中国经济时，考虑更低的投资调整成本、更高的消费需求跨期替代弹性估计值（更低的消费需求跨期替代弹性倒数估计值）和持续性更低的消费惯性可能相对更为合理。在金融部门的参数方面，对于 SWBGG 模型，如果使用 2008 年以前的数据估计外部融资弹性，那么研究者更有可能得到一个相对更低的估计值，而使用 2012 年以后的数据之后，估计值会有所上升。在 SWGNSS 模型中，两个金融部门的成本参数会随着估计时间区间的不同而出现无规律的变化，这很有可能是因为不同时间段的金融特征变化被成本参数所捕获（进而引发其他参数估计结果的变化），而有些特征并未被 SWGNSS 模型明确建模，所以间接地反映在了成本参数的变化上。

¹⁷ 2008 年，国际金融危机爆发，全球经济随之发生深度衰退。这一事件一方面迫使中国政府采取大规模的经济刺激措施来稳定经济，另一方面促使政府开始更加重视经济结构的调整和转型。2012 年，党的“十八大”的召开标志着新的领导集体诞生，随后提出的一系列新的政策方向和改革措施，对中国后续的政策走向和经济发展产生了重要影响。2017 年，中国经济和社会发展面临多方面的变革，国内人口增长率步入下行通道，政府加大了供给侧结构性改革的力度，金融领域的监管明显加强，“一带一路”进入全面实施阶段，与此同时，主张“美国优先”的特朗普当选美国总统，标志着中美关系进入新阶段。

表 11 不同样本区间下 SWBGG 基于中国数据的估计结果

	SWBGG						
	全样本 后验均值	2008 年以前 后验均值	2012 年以前 后验均值	2017 年前 后验均值	2008 年以后 后验均值	2012 年以后 后验均值	2017 年以后 后验均值
σ_a	0.6874	0.8094	0.7469	0.6530	0.7763	0.7948	1.1851
σ_k	0.4490	0.5593	0.7776	0.7455	0.3032	0.1599	0.1679
σ_g	6.1376	3.7557	3.7054	3.3553	6.7514	7.7610	10.8464
σ_l	2.3640	0.3525	0.2685	0.2455	0.8255	0.5220	0.9076
σ_r	0.0563	0.1523	0.1494	0.1706	0.1831	0.1315	0.0914
σ_p	0.2753	0.0666	0.0850	0.0785	0.5430	0.4238	0.3130
σ_w	0.0361	0.0429	0.0360	0.0314	0.0458	0.0453	0.0666
σ_B	1.0793	1.2278	1.3567	1.1878	0.6539	0.3963	0.2752
ρ_a	0.9715	0.7832	0.7907	0.7973	0.5987	0.4739	0.3980
ρ_b	0.9806	0.9807	0.9885	0.9883	0.8181	0.9736	0.9005
ρ_g	0.6216	0.6851	0.7281	0.7424	0.3292	0.2923	0.3551
ρ_l	0.3360	0.9892	0.9932	0.9956	0.9986	0.9919	0.9813
ρ_r	0.9098	0.4161	0.4079	0.3490	0.0324	0.0732	0.1964
ρ_p	0.7449	0.8404	0.8151	0.8082	0.4170	0.2875	0.2264
ρ_w	0.7783	0.8160	0.8432	0.8495	0.7471	0.6493	0.3809
ρ_B	0.9807	0.9250	0.9232	0.9257	0.8939	0.8916	0.5151
φ	11.2348	9.2621	10.2728	10.0733	2.5573	4.1027	3.9195
σ_c	2.1175	2.2305	2.3565	2.3566	0.4633	0.8409	0.5339
h	0.6139	0.8193	0.8211	0.8199	0.5701	0.6347	0.6184
ξ_w	0.9451	0.7404	0.7146	0.7121	0.5776	0.8024	0.5980
σ_L	3.4527	5.0951	4.3313	4.0610	3.0210	4.6060	4.6881

ξ_p	0.8698	0.9027	0.9229	0.9214	0.6736	0.8338	0.8239
l_w	0.0644	0.2517	0.1540	0.1380	0.0565	0.0894	0.1755
l_p	0.1350	0.0993	0.0856	0.0771	0.2227	0.2681	0.2534
ψ	0.9301	0.9376	0.9473	0.9552	0.8151	0.7078	0.8118
Φ	2.7895	2.0475	2.1442	2.2344	2.5915	2.4673	2.2349
r_π	1.0907	1.0217	1.0153	1.0130	1.0432	1.1972	1.4231
ρ	0.8235	0.8121	0.8081	0.7874	0.7754	0.8595	0.8782
r_Y	0.0024	0.0351	0.0191	0.0204	0.0046	0.0259	0.0415
$r_{\Delta Y}$	0.2005	0.1168	0.1017	0.1214	0.0287	0.0715	0.0947
κ	0.0522	0.0049	0.0043	0.0035	0.0020	0.0124	0.0082
对数边际似然	-899.94	-440.08	-583.74	-663.13	-474.21	-351.18	-196.82

表 12 不同样本区间下 SWGK 基于中国数据的估计结果

	SWGK						
	全样本 后验均值	2008 年以前 后验均值	2012 年以前 后验均值	2017 年前 后验均值	2008 年以后 后验均值	2012 年以后 后验均值	2017 年以后 后验均值
σ_a	0.7843	0.8031	0.7780	0.5317	0.7858	0.7778	1.2002
σ_k	0.1382	0.4780	0.1915	0.6710	0.1367	0.1201	0.1215
σ_g	5.9090	3.7135	3.6698	3.3729	6.7142	7.6331	10.6178
σ_l	2.5191	0.3324	3.3362	3.5738	2.7524	2.9915	1.7240
σ_r	0.1651	0.1564	0.1595	0.1899	0.1803	0.1486	0.1004
σ_p	0.2834	0.0672	0.3143	0.1548	0.2967	0.3097	0.2367
σ_w	0.0501	0.0490	0.0612	0.0457	0.0503	0.0484	0.0696
σ_B	1.3308	1.2641	1.5959	1.2868	1.1354	0.9113	0.5622
ρ_a	0.8645	0.7810	0.8960	0.9221	0.6833	0.5321	0.4089
ρ_b	0.9837	0.9846	0.9744	0.9938	0.9715	0.9680	0.9189
ρ_g	0.4631	0.6826	0.7239	0.7526	0.2918	0.2759	0.3088

ρ_l	0.5100	0.9783	0.5048	0.6119	0.4554	0.4416	0.8525
ρ_r	0.0862	0.3343	0.2156	0.5017	0.0813	0.0675	0.2092
ρ_p	0.9182	0.8624	0.9355	0.7217	0.8025	0.6727	0.3737
ρ_w	0.7301	0.7923	0.7172	0.7463	0.6417	0.6361	0.4139
ρ_B	0.9275	0.9205	0.9104	0.9231	0.8818	0.8382	0.6400
φ	13.4905	10.0757	14.3766	11.5734	9.9457	8.2852	6.9717
σ_c	1.1877	2.2714	1.8480	1.3740	1.0102	0.8831	0.5049
h	0.5886	0.7837	0.5634	0.7139	0.5467	0.4883	0.5807
ξ_w	0.9259	0.7386	0.9428	0.9303	0.9029	0.7949	0.5786
σ_L	1.4354	5.3207	1.4494	1.7244	2.4060	4.3249	4.5771
ξ_p	0.7678	0.8944	0.7457	0.9327	0.7554	0.7833	0.8350
l_w	0.1204	0.2819	0.1525	0.2544	0.1427	0.1151	0.1960
l_p	0.0831	0.1085	0.1094	0.0582	0.1575	0.1729	0.3966
ψ	0.9607	0.9440	0.9652	0.9778	0.8935	0.8824	0.8252
Φ	2.6865	2.1086	2.1974	2.6260	2.6875	2.6816	2.2192
r_π	1.5890	1.0170	1.7444	1.0054	1.6542	1.6824	1.7002
ρ	0.8965	0.8280	0.9036	0.7567	0.8852	0.8866	0.8999
r_Y	0.0045	0.0270	0.0036	0.0014	0.0070	0.0426	0.0773
$r_{\Delta Y}$	0.1163	0.0990	0.1575	0.3074	0.1462	0.1234	0.1083
对数边际似然	-906.32	-452.74	-606.32	-688.57	-488.53	-360.85	-205.60

表 13 不同样本区间下 SWGNSS 基于中国数据的估计结果

	SWGNSS						
	全样本 后验均值	2008 年以前 后验均值	2012 年以前 后验均值	2017 年前 后验均值	2008 年以后 后验均值	2012 年以后 后验均值	2017 年以后 后验均值
σ_a	0.7407	0.7775	0.7283	0.6554	0.7309	0.7734	1.4379
σ_k	0.2224	0.6555	0.1379	0.2235	0.0778	0.0899	0.1647
σ_g	5.8573	3.8181	3.7072	3.3847	6.7346	7.7799	10.9028
σ_l	2.4523	1.6209	3.8210	3.1192	1.3902	0.9168	1.4379
σ_r	0.1167	0.1193	0.1056	0.1303	0.1203	0.1146	0.0643
σ_p	0.2725	0.0820	0.1070	0.0507	0.3864	0.3228	0.1806
σ_w	0.0294	0.0433	0.0282	0.0319	0.0339	0.0410	0.0541
σ_B	0.7296	0.7894	0.9790	0.9149	0.3163	0.2025	0.0506
ρ_a	0.8507	0.8170	0.8634	0.8239	0.7675	0.5372	0.5148
ρ_b	0.9836	0.9801	0.9959	0.9806	0.9898	0.9675	0.9947
ρ_g	0.4030	0.6015	0.6883	0.7051	0.2394	0.2347	0.3035
ρ_l	0.9216	0.8043	0.9827	0.9857	0.9426	0.9892	0.5999
ρ_r	0.1333	0.4239	0.2668	0.2329	0.0798	0.0872	0.1721
ρ_p	0.6237	0.8157	0.7573	0.9115	0.6340	0.5256	0.4074
ρ_w	0.8370	0.8050	0.9957	0.8526	0.7393	0.6951	0.5112
ρ_B	0.9564	0.8870	0.9526	0.9444	0.9061	0.8537	0.6064
φ	11.3213	11.4355	9.4416	9.7082	8.2587	5.8301	7.0204
σ_c	2.7480	2.6523	2.7400	2.6679	2.2807	1.9920	1.5165
h	0.7569	0.8548	0.8354	0.8478	0.6482	0.6125	0.7295
ξ_w	0.7620	0.7674	0.7318	0.6999	0.8396	0.8358	0.9193
σ_L	6.8000	5.9910	4.1646	4.8074	6.5807	5.4905	3.8466

ξ_p	0.8453	0.8824	0.9006	0.9038	0.7247	0.8503	0.9209
l_w	0.1559	0.3030	0.2735	0.1687	0.1197	0.1171	0.2260
l_p	0.0393	0.1237	0.0573	0.0454	0.1509	0.2634	0.3382
ψ	0.9534	0.9426	0.9534	0.9624	0.9149	0.7828	0.1592
Φ	2.6291	2.0554	2.1549	2.3155	2.6817	2.5075	1.9227
r_π	1.0130	1.0107	1.0986	1.0142	1.4942	1.5034	1.1398
ρ	0.8807	0.8418	0.9038	0.8517	0.9215	0.9202	0.8910
r_Y	0.0937	0.0752	0.0062	0.0505	0.1055	0.0366	0.0056
$r_{\Delta Y}$	0.1111	0.1258	0.1019	0.2007	0.1178	0.0969	0.0160
κ_{bE}	0.2776	0.7055	11.1661	21.0054	3.3159	13.5394	10.2831
κ_{Kb}	5.6206	2.2580	2.8640	5.7429	3.3688	2.9196	0.8784
对数边际似然	-833.32	-415.63	-551.96	-629.73	-435.93	-327.75	-211.95

表 14 不同样本区间下三个模型基于中国数据的估计结果差异程度

	SWBGG			SWGK			SWGNS		
	2008 年	2012 年	2017 年	2008 年	2012 年	2017 年	2008 年	2012 年	2017 年
σ_a	4.18%	6.21%	57.90%	2.18%	0.02%	77.20%	6.18%	6.01%	74.77%
σ_k	59.39%	131.79%	126.48%	111.04%	45.84%	138.66%	157.57%	42.15%	30.30%
σ_g	57.02%	70.74%	105.50%	57.55%	70.13%	103.57%	55.27%	70.91%	105.24%
σ_l	80.30%	64.13%	114.84%	156.90%	10.90%	69.83%	15.32%	122.59%	73.79%
σ_r	18.38%	12.70%	60.52%	14.22%	7.03%	61.67%	0.87%	8.17%	67.81%
σ_p	156.32%	133.15%	119.81%	126.14%	1.47%	41.86%	129.99%	100.39%	112.27%
σ_w	6.52%	23.01%	71.78%	2.77%	23.24%	41.33%	24.43%	36.90%	51.61%
σ_B	61.00%	109.58%	124.76%	10.72%	54.61%	78.37%	85.58%	131.44%	179.02%
ρ_a	26.71%	50.11%	66.82%	13.33%	50.96%	77.12%	6.25%	46.59%	46.17%
ρ_b	18.07%	1.52%	9.29%	1.35%	0.67%	7.83%	0.98%	2.89%	1.43%

ρ_g	70.18%	85.41%	70.57%	80.23%	89.61%	83.64%	86.11%	98.27%	79.62%
ρ_l	0.94%	0.12%	1.46%	72.94%	13.35%	32.86%	15.83%	0.66%	48.66%
ρ_r	171.12%	139.14%	55.97%	121.73%	104.60%	82.29%	136.61%	101.49%	30.00%
ρ_p	67.35%	95.70%	112.47%	7.19%	32.69%	63.53%	25.07%	36.13%	76.44%
ρ_w	8.82%	25.98%	76.17%	21.00%	11.99%	57.29%	8.51%	35.55%	50.07%
ρ_B	3.41%	3.48%	57.00%	4.29%	8.27%	36.22%	2.14%	10.94%	43.59%
φ	113.45%	85.84%	87.96%	1.30%	53.76%	49.63%	32.26%	47.30%	32.13%
σ_c	131.21%	94.80%	126.12%	76.86%	70.66%	92.51%	15.07%	31.61%	55.03%
h	35.87%	25.60%	28.03%	35.62%	14.29%	20.59%	27.49%	30.78%	14.99%
ξ_w	24.70%	11.57%	17.42%	20.01%	17.03%	46.62%	8.98%	13.27%	27.09%
σ_L	51.11%	6.15%	14.33%	75.44%	99.60%	90.54%	9.38%	27.47%	22.21%
ξ_p	29.07%	10.15%	11.17%	16.84%	4.92%	11.05%	19.62%	5.75%	1.87%
l_w	126.69%	53.10%	23.90%	65.60%	27.95%	25.91%	86.69%	80.10%	29.05%
l_p	76.63%	103.16%	106.65%	36.91%	45.01%	148.83%	19.82%	128.53%	152.69%
ψ	13.98%	28.95%	16.23%	5.50%	8.97%	16.93%	2.98%	19.65%	143.21%
Φ	23.45%	14.01%	0.02%	24.14%	19.85%	16.79%	26.44%	15.13%	18.53%
r_π	2.08%	16.44%	33.67%	47.71%	3.62%	51.36%	38.60%	31.11%	11.66%
ρ	4.62%	6.16%	10.91%	6.68%	1.89%	17.29%	9.04%	1.80%	4.51%
r_Y	153.72%	29.92%	68.17%	117.93%	168.84%	192.66%	33.53%	142.44%	160.31%
$r_{\Delta Y}$	121.11%	34.82%	24.67%	38.55%	24.28%	95.78%	6.56%	4.96%	170.47%
κ	85.39%	97.16%	79.49%						
κ_{bE}							129.82%	19.21%	68.54%
κ_{Kb}							39.48%	1.92%	146.93%
平均差异水平 1	59.12%	44.32%	47.76%	40.51%	39.67%	59.88%	32.80%	38.90%	59.80%
平均差异水平 2	62.28%	38.83%	44.11%	40.65%	40.05%	62.61%	31.61%	37.56%	66.20%

注：本表根据不同样本区间的估计结果来计算单个参数的差异程度，而平均差异程度 1 计算了结构参数与冲击运动过程惯性系数差异程度的平均值，平均差异程度 2 计算了结构参数差异程度的平均值。

最后，尽管三个模型在相同的环境下并没有为大多数结构参数的估计提供高度一致的结果，但这一结果是合理且正常的。不同角度下 DSGE 模型参数估计差异反映的并非是 DSGE 模型的可靠性问题，而是经济模型在参数估计过程中不可避免的普遍问题。尽管参数估计的目的是使模型能够最好地解释数据，但在这个过程中至少要面对以下四个问题：使用何种模型来解释数据（模型不确定性问题）、如何最好地解释数据（估计方法问题）、解释哪些数据（观测数据选择问题）以及最优标准问题（即如何判断是否达到了“最好”）。以模型不确定性问题为例，在其他条件相同的情况下，不同的模型设定意味着不同的数据生成机制，在这种情况下，部分参数的估计结果出现比较大的差异乃是一个大概率事件。

但这些结果仍然从不同角度为理解中国 DSGE 模型的估计提供了一些宝贵的信息。我们应当正确理解不同角度下 DSGE 模型参数估计的结果差异，表 15 对本文的相关结构参数的估计结果进行了一个简单汇总。一方面，本文发现消费习惯、Calvo 价格粘性参数、工资指数化程度、物价指数化程度、资本利用率调整成本、生产中的固定成本、货币政策的惯性系数和 SWBGG 模型中的外部融资弹性总体上相对较为稳定，这些参数的估计结果可用于中国 DSGE 建模的相关参数校准或者作为参数估计的先验均值使用，同时可以考虑在必要时设置一个较小的标准差，从而压缩参数空间和提高估计的效率。但另一方面，本文发现投资调整成本、消费需求跨期替代弹性的倒数、Calvo 工资粘性参数、劳动供给弹性的倒数、货币政策对通胀反应的力度、货币政策对产出的反应力度、货币政策对产出一阶差分的反应力度和 SWGNSS 模型中的两个调整成本参数在不同条件下的估计结果差异较大，这些参数可能需要结合具体研究的背景和需要进行重新估计，以获得适用于特定模型或特定分析的估计值，而本文的估计结果则可以作为设置先验分布的参考，同时给予一个较大的标准差设置，从而更多地让数据去决定合适的参数取值。

表 15 常见结构参数在中国经济背景下的估计结果归纳

变量符合	经济含义	结果区间	参考建议
φ	投资调整成本	4-12	不稳定，建议估计
σ_c	消费需求跨期替代弹性的倒数	0.5-3	不稳定，建议估计
h	消费习惯	0.6-0.8	校准或估计
ξ_w	Calvo 工资粘性参数	0.5-0.9	不稳定，建议估计
σ_L	劳动供给弹性的倒数	0.5-6	不稳定，建议估计
ξ_p	Calvo 价格粘性参数	0.7-0.9	校准或估计
l_w	工资指数化程度	0.1-0.3	校准或估计
l_p	物价指数化程度	0.1-0.3	校准或估计
ψ	资本利用率调整成本	0.8-0.95	校准或估计
Φ	生产中的固定成本	2-3	校准或估计
r_π	货币政策对通胀反应的力度	1.1-1.7	不稳定，建议估计
ρ	货币政策的惯性系数	0.7-0.9	校准或估计
r_Y	货币政策对产出的反应力度	0.01-0.4	不稳定，建议估计
$r_{\Delta Y}$	货币政策对产出一阶差分的反应力度	0.05-0.3	不稳定，建议估计

κ	外部融资弹性	0.01-0.04	校准或估计
κ_{bE}	银行杠杆调整成本	1-20	不稳定，建议估计
κ_{Kb}	终端利率调整成本	1-5	不稳定，建议估计

注：(1) 表中“不稳定，建议估计”的参数是指在没有特别依据或理由的情况下都应该优先选择利用实际数据进行估计的参数；(2) “校准或估计”的参数是指当该参数并非研究所关注的核心参数时，可以考虑直接在相应范围内校准，但若该参数是研究所关注的核心参数（直接影响文章所讨论的问题），为提高结果特别是定量分析结果的精准度，研究者需要视情况利用实际数据进行估计，或者通过增加敏感性检验来验证相关分析结果的稳健性。

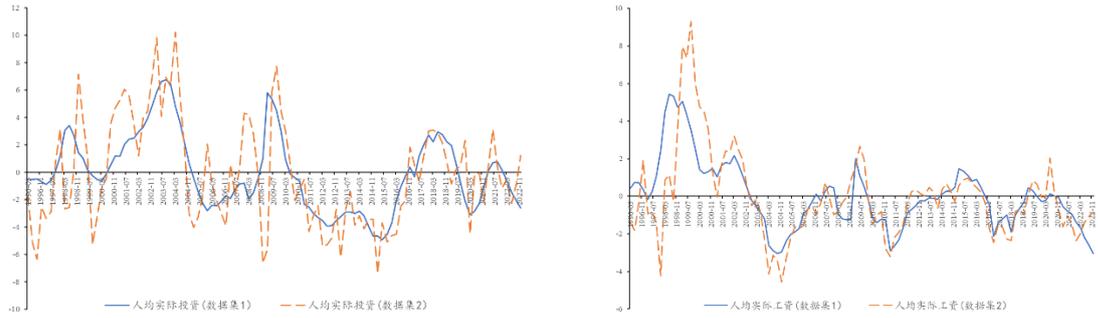
（五）不同的数据集

由于中国的宏观数据序列不完善，研究者常需要对相关数据进行额外的处理，才能得到季度频率的数据用以 DSGE 模型的估计。但是，由于这些处理并没有统一的标准，一个随之而来的问题是：不同的处理会如何影响模型参数的估计结果？为回答这一问题，本部分尝试分别基于 Chen et al. (2024) 所提供数据（以下称为数据集 2）与本文数据（以下称为数据集 1）进行估计并对比，并对相关差异的影响进行讨论。通过对比使用相同方法处理后的观察变量数据序列，我们发现数据集 1 与数据集 2 的差异主要在人均实际投资和人均实际工资上，因此本文设置 AB 两组实验，其中 A 组使用人均实际产出、名义利率和通货膨胀作为观察变量，而 B 组则在 A 组的基础上额外加入人均实际投资和人均实际工资作为观察变量。人均实际投资和人均实际工资的具体情况如图 1。为排除模型设定差异所带来的影响，本部分基于对人均实际产出、名义利率和通货膨胀拟合最好的 SWBGG 模型展开讨论。同时，由于不同数据下的对数边际似然不能进行比较，因此我们进一步计算了相关结果的矩条件。

从表 16 可以看出，当仅使用人均实际产出、名义利率和通货膨胀作为观察变量时（即 A 组），结构参数在不同数据集下的估计结果十分接近，其中相当一部分结构参数的差异可以忽略不计，平均结构参数差异程度仅略高于 10%。从表 17 中的矩条件也可以看出，在不同数据集下，基于 A 组估计结果计算的理论矩均能在一定水平上拟合实际矩，且两组的理论矩差异不大。这一方面表明数据集 1 与数据集 2 在人均实际产出、名义利率和通货膨胀的计算上确实差异较小，另一方面表明 B 组的估计结果差异主要由人均实际投资和人均实际工资的数据差异导致。

结合图 1 可以直观地看出，数据集 1 中的人均实际投资和人均实际工资波动性更低但惯性更强，而数据集 2 中人均实际投资和人均实际工资则波动性更高但惯性更弱。表 16 的估计结果也体现了这一点。当进一步加入人均实际投资和人均实际工资作为观察变量后（即 B 组），基于数据集 2 估计得到的投资冲击标准差和工资加成冲击标准差明显大于基于数据集 1 估计得到的结果，而投资冲击的惯性与工资加成冲击的惯性则明显小于基于数据 1 估计得到的结果。而在 SWBGG 模型的结构参数上，相比于数据集 2 的估计结果，基于数据集 1 会得到更高的投资调整成本、更高的劳动供给弹性（更低的劳动供给弹性的倒数）、更低的工资指数化水平、更低的货币政策对产出的反应力度，但也有一部分参数（如消费替代弹性的倒数、消费惯性、Calvo 价格粘性参数、物价指数化程度等）基本不受影响。

因此，在进行贝叶斯估计时，使用估算数据作为观察变量需要更加慎重，不同估算方法带来的不同特征会直接影响一部分参数的估计结果，这也意味着良好的 DSGE 模型估计离不开优质的官方数据支持。



(a) 人均实际投资

(b) 人均实际工资

图 1 人均实际投资与人均实际工资数据对比

表 16 不同数据集下 SWBGG 模型的估计结果与差异程度

	A 组		B 组		差异水平	
	数据集 1	数据集 2	数据集 1	数据集 2	A 组	B 组
σ_a	0.0933	0.0925	0.3360	0.0961	0.81%	111.07%
σ_k	0.0945	0.1261	1.1623	0.0951	28.67%	169.74%
σ_g	5.3987	4.7654	5.7445	3.3904	12.46%	51.54%
σ_l	0.0877	0.0938	0.1016	8.3352	6.72%	195.18%
σ_r	0.1298	0.1633	0.1404	0.1351	22.91%	3.88%
σ_p	0.6583	0.5707	0.2217	0.4079	14.26%	59.14%
σ_w	0.1012	0.1082	0.0295	0.6073	6.69%	181.49%
σ_B	0.0947	0.0867	0.1221	0.0960	8.81%	23.95%
ρ_a	0.4982	0.5072	0.6372	0.5200	1.80%	20.26%
ρ_b	0.9232	0.9195	0.6846	0.9200	0.40%	29.35%
ρ_g	0.4740	0.4935	0.5329	0.6797	4.03%	24.21%
ρ_l	0.4987	0.4910	0.4830	0.2154	1.56%	76.62%
ρ_r	0.1696	0.2300	0.0751	0.1726	30.26%	78.69%
ρ_p	0.2355	0.3398	0.8695	0.4713	36.27%	59.40%

ρ_w	0.5887	0.6345	0.9452	0.1486	7.50%	145.66%
ρ_B	0.4972	0.4941	0.5764	0.5071	0.63%	12.78%
φ	5.7927	4.9935	10.3581	2.7800	14.82%	115.36%
σ_c	1.6155	1.4657	2.2199	1.9831	9.72%	11.27%
h	0.6526	0.5901	0.6582	0.7055	10.06%	6.94%
ξ_w	0.6271	0.4106	0.7440	0.5177	41.72%	35.87%
σ_L	2.5441	2.8142	0.3619	4.1219	10.08%	167.71%
ξ_p	0.6716	0.5940	0.8492	0.8647	12.27%	1.82%
l_w	0.4900	0.5096	0.1189	0.3967	3.91%	107.74%
l_p	0.2315	0.2610	0.2564	0.2031	11.97%	23.22%
ψ	0.5165	0.4232	0.7863	0.5685	19.86%	32.15%
Φ	1.3406	1.2776	1.4150	1.7167	4.81%	19.27%
r_π	1.3771	1.5101	1.0480	1.3317	9.21%	23.84%
ρ	0.9407	0.9239	0.8628	0.9372	1.80%	8.27%
r_Y	0.2730	0.2017	0.0266	0.2959	30.03%	167.05%
$r_{\Delta Y}$	0.0582	0.0727	0.0848	0.0330	22.05%	88.04%
κ	0.0255	0.0273	0.0026	0.0043	6.83%	48.64%
对数边际似然/平均差异水平 1	-278.68	-269.83	-410.05	-694.37	12.68%	56.70%
平均差异水平 2					13.94%	57.15%

注：本表根据不同数据集的估计结果来计算单个参数的差异程度；数据集 1 为本文制作的数据集，数据集 2 为基于 Chen et al. (2024) 制作的数据集；平均差异程度 1 计算了结构参数与冲击运动过程惯性系数差异程度的平均值，平均差异程度 2 计算了结构参数差异程度的平均值。

表 17 不同数据集下 SWBGG 模型估计结果的矩条件对比

	标准差/产出标准差			一阶自相关系数			与产出的相关系数		
	A 组	B 组	数据	A 组	B 组	数据	A 组	B 组	数据
数据集 1									
实际产出	1.0000	1.0000	1.0000	0.7512	0.9774	0.6627	1.0000	1.0000	1.0000
实际消费	1.1439	0.5466	0.8804	0.9893	0.9942	0.8723	0.4166	0.5509	0.3734
实际投资	2.5163	2.7944	1.5358	0.9817	0.9938	0.9435	0.7051	0.9634	0.5584
通货膨胀	0.4539	0.2293	0.5142	0.4813	0.8476	0.4357	0.1059	-0.1879	0.2815
名义利率	0.1591	0.1255	0.3473	0.9277	0.9784	0.9813	-0.1776	-0.3174	-0.2152
数据集 2									
实际产出	1.0000	1.0000	1.0000	0.7562	0.8646	0.6306	1.0000	1.0000	1.0000
实际消费	1.5061	1.1343	1.1874	0.9883	0.9971	0.5316	0.3735	0.3035	0.3979
实际投资	3.0641	2.3115	2.3823	0.9834	0.8893	0.7159	0.6824	0.8868	0.7553
通货膨胀	0.4719	0.3520	0.5608	0.5989	0.5891	0.5496	0.2599	-0.1219	0.3470
名义利率	0.1515	0.1406	0.3492	0.8897	0.9360	0.9746	-0.1612	-0.3336	-0.2536

五、主要结论与参数估计建议

本文基于五个较为经典的 DSGE 模型，从不同国家、不同模型、不同先验设置、不同估计方法、不同观察变量、不同估计区间和不同数据集七个角度，系统考察了主流 DSGE 模型框架下的参数估计问题，特别是对采用中国数据的分析结果进行了重点分析、比较和总结。本文的分析结果表明：（1）在单一模型下，部分参数在中美经济环境下给出了相对一致的估计结果，但在多个模型下，大部分参数在中美经济环境下并未给出一致的估计结果，这说明 DSGE 模型参数的决定不仅取决于实际数据的差异，而且具有很强的“模型依赖”性质，因此，不宜简单地将不同模型下的参数估计结果混合使用，特别是对完全基于校准的 DSGE 模型；（2）不同的先验分布会显著影响模型参数的估计结果，特别是随着先验分布发散程度的上升，大部分参数的估计结果会出现明显变化且伴随着模型对数边际似然的显著改善，这说明适用于外国经济的先验分布并不一定适用于本国，实践中应考虑通过适当调节先验分布的设置或使用非信息性的先验分布来避免先验分布的误设，尤其是在模型出现无法估计或估计困难问题时；（3）不同的估计方法同样会显著影响模型参数的估计结果，尽管广义矩估计和极大似然估计在理论上可以克服先验分布的不同选择对估计结果的影响，但二者在复杂模型下容易陷入不可信的角点解，而贝叶斯环境下的 DSGE-VAR 方法则有助于改善模型对数据的拟合度；（4）当观察变量的数量不足时，选择不同的观察变量或增加新的观察变量都会明显影响大部分参数的估计结果，而当观察变量的数量足够多时，选择不同的观察变量或增减不同的观察变量对模型估计结果的影响相对有限，但由于通常很难判断选择哪些观察变量可以提供充分的信息，因此在实践中应考虑结合其他统计识别手段或结合研究者的现实经验予以综合判断；（5）DSGE 模型的参数估计在不同的样本时段可能存在显著的结构变化，比如本文的分析显示，2008 年对中国而言可能是一个非常重要的时间节点，2008 年以前的中国经济表现出了更高的消费惯性、更小的消费需求跨期替代弹性以及更高的投资调整成本，而 2008 年以后的中国经济则表现出了更低的消费惯性、更大的消费需求跨期替代弹性以及更低的投资调整成本，这种结构性的差异为模型设定、参数设置和估计方法等都有明确启示；（6）在参数估计过程中，使用估算的数据作为观察变量时需要额外慎重，因为不同估算方法所带来的不同数据特征会影响到一部分参数的估计结果，而良好的 DSGE 模型估计离不开高质量的数据支持，因此，在实践中，如何选择和运用估算的数据乃是一个需要研究者同时借助理论和经验加以综合判断的问题。

基于本文对相关参数的估计和比较分析结果，我们对中国 DSGE 建模中的参数估计提出以下几点原则性的建议：

一是分类处理原则。对于一些比较明确或相对比较稳定的参数，可以优先考虑校准，而对于那些在不同条件下变动较大、明显不太稳定的参数，则应考虑利用实际数据进行估计，并通过参数的可识别性检验、模型对实际数据的整体拟合优度等技术手段来帮助确定相关参数在特定的模型中是否得到了良好估计。

二是国家特定原则。由于相关分析表明，即使是在同一个模型结构下，很多参数的估计在不同的经济体中往往会出现明显差异，这意味着在中国 DSGE 建模的过程中，不能简单地套用基于外国经济的参数取值，而应该重点从基于中国经济的相关文献和数据中去发掘有关参数取值和分布的相关信息。

三是模型关联原则。由于一些参数在不同模型中的估计结果差异较大，这意味着此类参数的取值可能是与其所在的模型联合决定的（原因可能是建模过程中的某些简化使得一些参数在事实上承载了多个模型遗漏因素的影响），因此，当模型结构被改变时，一些参数的取值需要在新的模型结构下予以重新估计而不是直接应用到新的模型中。

四是先验分布的设置需要综合考虑理论、数据和经验。先验均值的设定在很大程度上取决于研究者的经验和积累（涵盖文献、数据、理论判断和实践经验等方面），而标准差则反映了研究者对相关设定的信心程度（同样依赖于研究者对文献和数据的掌握及其从理论和实践经验等角度的判断），一般在强信念下可考虑设置较小的标准差，而在弱信念下则应通过增大标准差以使数据更多地影响后验分布的形成，同时对那些无明确理论和数据支持的参数，可以考虑使用非信息性先验以避免扭曲估计结果。

五是估计方法的选择一般以贝叶斯估计为常规选择，特定条件下可使用其他估计方法。在大部分情况下，选择贝叶斯估计基本是可靠的，因此可以作为一种最常用的基础性选择。当模型比较简单且样本量较大的情况下，也可以考虑使用极大似然估计与 GMM 估计。此外，当我们特别关注模型误设情况或者特别强调模型对数据的拟合优度时，使用 DSGE-VAR 估计也是一个比较好的选择。

六是观察变量的选择要充分考虑和提取其“信息含量”。一方面，我们应根据待估参数的经济含义尽可能选择包含相关信息的观察变量，特别是考虑与模型关键冲击直接有关的观察变量；另一方面，我们也可以适当增加额外的观察变量或通过引入测量误差来改善模型误设问题，从而得到更加可靠的估计结果。

七是参数在不同时期的变化需要置于现实的经济背景中加以理解。在实践中，经济和金融的运行结构和动态特征在不同的历史时期可能存在显著的变化，而这种变化会反映在模型一些参数的重要变化上，这意味着基于不同时间区间所得到的参数估计值可能存在重要差别，而理解和确认这些差别则是深入分析模型背后经济金融运行机制的一把“钥匙”。

最后，对于创新性建模过程中所引入的各种新参数，可能并无前期文献和实际数据作为先验分布设置的引导，此时需要根据参数的经济学含义从理论上予以判断，然后结合多次不断迭进优化的数值模拟，按照一定的标准（比如模型经济和实际经济的拟合程度），最终确定相关参数适宜的取值或取值范围。

参考文献:

- [1] 陈昌兵 (2014):《可变折旧率估计及资本存量测算》,《经济研究》第 12 期。
- [2] 骆永民、翟晓霞 (2018):《中国税收自动稳定器功能的双重约束研究》,《经济研究》第 7 期。
- [3] 马勇 (2013):《植入金融因素的 DSGE 模型与宏观审慎货币政策规则》,《世界经济》第 7 期。
- [4] 马勇 (2015):《中国货币政策透明度的经验研究》,《世界经济》第 9 期。
- [5] 马勇 (2016):《中国的货币财政政策组合范式及其稳定效应研究》,《经济学(季刊)》第 1 期。
- [6] 马勇、陈雨露 (2013):《宏观审慎政策的协调与搭配:基于中国的模拟分析》,《金融研究》第 8 期。
- [7] 马勇、陈点点 (2021):《经济转型升级与中央银行的多种政策工具研究》,《世界经济》第 7 期。
- [8] 马勇、姜伊晴、郭锐 (2023):《经济开放、金融开放与双支柱调控的政策工具组合研究》,《金融研究》第 11 期。
- [9] 马勇、吕琳 (2022):《货币、财政和宏观审慎政策的协调搭配研究》,《金融研究》第 1 期。
- [10] 马勇、姚驰 (2022):《通胀目标调整、政策可信度与宏观调控效应》,《金融研究》第 7 期。
- [11] 马勇、章洪铭 (2022):《不同融资结构下的“双支柱”调控效应研究》,《财贸经济》第 10 期
- [12] 梅冬州、王志刚 (2023):《土地财政、基建投资扩张与生产率下降》,《经济学(季刊)》第 4 期。
- [13] 孟宪春、张屹山 (2021):《家庭债务、房地产价格渠道与中国经济波动》,《经济研究》第 5 期。
- [14] 孟宪春、张屹山、张鹤、冯叶 (2020):《预算软约束、宏观杠杆率与全要素生产率》,《管理世界》第 8 期。
- [15] 田国强、赵旭霞 (2019):《金融体系效率与地方政府债务的联动影响——民企融资难融资贵的一个双重分析视角》,《经济研究》第 8 期。
- [16] 王擎、田娇 (2016):《银行资本监管与系统性金融风险传递——基于 DSGE 模型的分析》,《中国社会科学》第 3 期。
- [17] 赵扶扬、王忞、龚六堂 (2017):《土地财政与中国经济波动》,《经济研究》第 12 期。
- [18] An, S., and Schorfheide, F. “Bayesian Analysis of DSGE Models.” *Econometric Reviews*, 2007, 26(2-4), pp.113-172.
- [19] Bernanke, B. S., Gertler, M., and Gilchrist, S. “The Financial Accelerator in a Quantitative Business Cycle Framework.” *Handbook of Macroeconomics*, 1999, 1, pp.1341-1393.
- [20] Canova, F. “Methods for Applied Macroeconomic Research.” Princeton University Press, 2007.
- [21] Chen, K., Higgins, P., and Zha, T. “Constructing quarterly Chinese time series usable for macroeconomic analysis.” *Journal of International Money and Finance*, 2024, 143, pp.103052.
- [22] Christiano, L. J., Eichenbaum, M., and Evans, C. L. “Nominal Rigidities and the Dynamic Effects of a Shock to Monetary Policy.” *Journal of Political Economy*, 2005, 113(1), pp.1-45.
- [23] Christiano, L. J., Eichenbaum, M. S., and Trabandt, M. “On DSGE Models.” *Journal of Economic Perspectives*, 2018, 32(3), pp.113-140.
- [24] DeJong, D. N., and Dave, C. “Structural Macroeconometrics.” Princeton University Press, 2012.
- [25] Del Negro, M., and Schorfheide, F. “Priors from General Equilibrium Models for VARs.” *International Economic Review*, 2004, 45(2), pp.643-673.
- [26] Del Negro, M., and Schorfheide, F. (2008). “Forming Priors for DSGE Models (and How it Affects the Assessment of Nominal Rigidities).” *Journal of Monetary Economics*, 55(7), pp.1191-1208.
- [27] Del Negro, M., Schorfheide, F., Smets, F. and Wouters, R. (2007). “On the Fit of New Keynesian Models.” *Journal of Business and Economic Statistics*, 25(2), pp.123-143.
- [28] Fernandez-Villaverde, J., & Guerron-Quintana, P. A. “Estimating DSGE Models: Recent Advances and Future Challenges.” *Annual Review of Economics*, 2021,13, pp.229-252.
- [29] Feto, A., Jayamohan, M. K., and Vilks, A. “Applicability and Accomplishments of DSGE Modeling: A Critical Review.” *Journal of Business Cycle Research*, 2023, 19(2), pp.213-239.
- [30] Ge, X., Li, X. L., Li, Y., and Liu, Y. “The Driving Forces of China's Business Cycles: Evidence from An Estimated DSGE Model with Housing and Banking.” *China Economic Review*, 2022, 72, pp.101753.

- [31] Gerali, A., Neri, S., Sessa, L., and Signoretto, F. M. "Credit and Banking in a DSGE Model of the Euro Area." *Journal of Money, Credit and Banking*, 2010, 42, pp.107-141.
- [32] Gertler, M., and Karadi, P. "A Model of Unconventional Monetary Policy." *Journal of Monetary Economics*, 2011, 58(1), pp.17-34.
- [33] Guerron - Quintana, P. A. "What You Match does Matter: The Effects of Data on DSGE Estimation." *Journal of Applied Econometrics*, 2010, 25(5), 774-804.
- [34] Hachem, K., and Song, Z. "Liquidity Rules and Credit Booms." *Journal of Political Economy*, 2021, 129(10), pp.2721-2765.
- [35] Hansen, L. P., and Heckman, J. J. "The Empirical Foundations of Calibration." *Journal of Economic Perspectives*, 1996, 10(1), pp.87-104.
- [36] Herbst, E. P., and Schorfheide, F. "Bayesian Estimation of DSGE Models." Princeton University Press, 2016.
- [37] Hurwicz, L. "On the Structural Form of Interdependent Systems." In *Studies in Logic and the Foundations of Mathematics*, Editor(s): Ernest Nagel, Patrick Suppes, Alfred Tarski, Elsevier, Volume 44, pp. 232-239, 1966.
- [38] Iacoviello, M., and Neri, S. "Housing Market Spillovers: Evidence from An Estimated DSGE Model." *American Economic Journal: Macroeconomics*, 2010, 2(2), pp.125-164.
- [39] Jin, T., Kwok, S., and Zheng, X. "Financial Wealth, Investment, and Confidence in a DSGE Model for China." *International Review of Economics & Finance*, 2022, 79, pp.114-134.
- [40] Kiyotaki, N., and Moore, J. "Credit Cycles." *Journal of Political Economy*, 1997, 105(2), pp.211-248.
- [41] Koop, G. M. "Bayesian Econometrics." John Wiley & Sons Press, 2003.
- [42] Korinek, A. "Thoughts on DSGE Macroeconomics: Matching the Moment, but Missing the Point?." In *Toward a Just Society: Joseph Stiglitz and Twenty-First Century Economics*, Columbia University Press, 2018.
- [43] Kydland, F. E., and Prescott, E. C. "Time to Build and Aggregate Fluctuations." *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1982, pp.1345-1370.
- [44] Liu, Z., Wang, P., and Xu, Z. "Interest Rate Liberalization and Capital Misallocations." *American Economic Journal: Macroeconomics*, 2021, 13(2), pp.373-419.
- [45] Ruge-Murcia, F. J. "Methods to Estimate Dynamic Stochastic General Equilibrium Models." *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2007, 31(8), pp.2599-2636.
- [46] Schorfheide, F. "Loss Function - Based Evaluation of DSGE Models." *Journal of Applied Econometrics*, 2000, 15(6), pp.645-670.
- [47] Smets, F., & Wouters, R. "An Estimated Dynamic Stochastic General Equilibrium Model of the Euro Area." *Journal of the European Economic Association*, 2003, 1(5), pp.1123-1175.
- [48] Smets, F., and Wouters, R. "Shocks and Frictions in US Business Cycles: A Bayesian DSGE Approach." *American Economic Review*, 2007, 97(3), pp.586-606.
- [49] Sims, C. A. "Macroeconomics and Methodology." *Journal of Economic Perspectives*, 1996, 10(1), pp.105-120.
- [50] Song, Z., Storesletten, K., and Zilibotti, F. "Growing like China." *American Economic Review*, 2011, 101(1), pp.196-233.
- [51] Stiglitz, J. E. "Where Modern Macroeconomics Went Wrong." *Oxford Review of Economic Policy*, 2018, 34(1-2), pp.70-106.
- [52] Stock, J. H., and Watson, M. W. "Forecasting Inflation." *Journal of Monetary Economics*, 1999, 44(2), pp.293-335.
- [53] Villa, S. "Financial Frictions in the Euro Area and the United States: A Bayesian Assessment." *Macroeconomic Dynamics*, 2016, 20(5), pp.1313-1340.

A Study on the Estimation of Parameters in Constructing DSGE

Models for the Chinese Economy

Abstract: This paper systematically examines the issue of parameter estimation within mainstream DSGE models from seven perspectives, focusing on five classic DSGE models. These perspectives include different countries, models, prior settings, estimation methods, observed variables, estimation periods, and datasets. In particular, the paper emphasizes, compares, and summarizes the results of analyses using Chinese data. The findings of this paper indicate the following: (1) In a specific model, some parameters yield relatively consistent estimates in both the Chinese and U.S. economic environments. However, across multiple models, most parameters do not produce consistent estimates between the two countries. This suggests that DSGE model parameters are not only determined by differences in actual data but also exhibit a strong “model dependence.” Therefore, it is inappropriate to simply mix parameter estimates from different models, especially in DSGE models that are entirely calibrated. (2) Different prior distributions significantly influence the parameter estimates of models. Particularly, as the divergence in the prior distributions increases, most parameter estimates undergo noticeable changes, accompanied by a significant improvement in the model’s log marginal likelihood. This indicates that prior distributions suitable for foreign economies may not necessarily apply to domestic ones. In practice, adjusting prior settings or using non-informative priors should be considered to avoid mis-specification of priors, especially when the model encounters estimation difficulties. (3) Different estimation methods also significantly affect the parameter estimates of models. Although Generalized Method of Moments (GMM) and Maximum Likelihood Estimation (MLE) theoretically overcome the influence of prior selection on the estimation results, both methods are prone to unreliable corner solutions in complex models. In contrast, the DSGE-VAR method in a Bayesian framework helps improve the model’s fit to the data. (4) When the number of observed variables is insufficient, selecting different observed variables or adding new ones can significantly impact most parameter estimates. However, when the number of observed variables is sufficiently large, the choice of variables or the inclusion/exclusion of certain variables has a relatively limited effect on the model’s estimation results. Since it is often difficult to determine which observed variables provide sufficient information, practitioners should consider combining other statistical identification methods or integrating researchers' practical experience to make comprehensive judgments. (5) DSGE model parameter estimates may exhibit significant structural changes across different sample periods. For instance, this paper’s analysis shows that 2008 is a critical turning point for the Chinese economy. Before 2008, China’s economy exhibited higher consumption inertia, smaller intertemporal elasticity of substitution for consumption demand, and higher investment adjustment costs. After 2008, the Chinese economy displayed lower consumption inertia, larger intertemporal elasticity of substitution for consumption demand, and lower investment adjustment costs. These structural differences provide clear implications for model specifications, parameter settings, and estimation methods. (6) Special caution is required when using estimated data as observed variables in parameter estimation. Different characteristics of data produced by varying estimation methods can affect some parameter estimates. High-quality data are essential for reliable DSGE model estimation. In practice, how to select and utilize estimated data is a matter that requires researchers to make comprehensive judgments based on both theory and experience. The analysis in this paper not only provides a series of principled insights and suggestions for parameter estimation in DSGE modeling for China but also offers valuable references regarding the extent to which parameter estimates are valid under different conditions. This provides specific guidance for future DSGE model development and analysis based on the Chinese economy, including model specification, parameter setting, estimation methods, model evaluation, and result optimization.

Key Words: DSGE Model; Bayesian Estimation; Parameter Estimation



中国人民大学国际货币研究所

INTERNATIONAL MONETARY INSTITUTE OF RUC

地址：北京市海淀区中关村大街 59 号文化大厦 605 室，100872 电话：010-62516755 邮箱：imi@ruc.edu.cn