

# 【Stata17更新】DSGE的贝叶斯估计

脉冲点击宏观经济研学会关注我们

*All is Study, All is Research*

许文立, CIMERS, cimers\_dsge@econmod.cn

全文约 3045 字

预计需 12 分钟阅读全文

文



我曾经写过一份“应用计量经济学讲稿”：最新的下载地址为：

链接: <https://pan.baidu.com/s/1nqUDI9UJ0MHf4KYuzcBbtw>

提取码: nyt3

其中, 包含了一些缩减形式计量方法及其简要的 stata 操作。为了推广结构模型, 例如 DSGE 进入本科计量课程, 乘 stata 流行的东风, 我也写了 DSGE 及其 stata 操作:

**【讲稿更新】应用计量经济学讲稿—Ch10** (共 11 讲, 其它讲稿见上述连接)。

现在 Stata17 发布, 且更新了许多命令, 在此就不一一呈现, 详细信息参见 [重磅! Stata 17 正式发布: DID 的官方命令, 完美的表格输出, Lasso 新功能, 离散选择新命令, much more!](#)

今天继续为大家带来 Stata 在 DSGE 中的应用。因为到这一版 stata 中的 DSGE 才算是实现了学术与政策分析的“基本的功能”。

下列内容主要来自于 stata 网站:

<https://www.stata.com/new-in-stata/bayesian-linear-nonlinear-DSGE/>

正文

为什么说到这一版 stata 升级才算实现了 DSGE 在 stata 中的“基本功能”呢? 这是因为在 15、16 中, DSGE 估计都使用 ML, 而 SW(2003\2007)以后, DSGE 估计更多采用 Bayesian 估计, 而 stata17 就在 Bayesian 估计方面做出了重大升级。下面, 我们来

看看 DSGE 的 bayesian 估计。

在 15、16 版本中，DSGE 的命令为

```
dsge          %线性dsge
或者
dsge1         %非线性dsge
```

在 stata17 中沿袭了这个命令，只需要在上述命令加上前缀 `bayes`

下面我们分别看看线性和非线性 DSGE 的贝叶斯估计：

## 1、线性 DSGE

DSGE 的细节及其经济学含义，我就不讲了。想了解的人参见 [【讲稿更新】应用计量经济学讲稿—Ch10](#)，想深入学习的人参见 [DSGE 建模与编程汇总](#)

以最简化的 DSGE 为例——三方方程 NK 模型：

$$\text{动态 IS 方程: } x_t = E_t x_{t+1} - (r_t - E_t \pi_{t+1} - z_t)$$

$$\text{动态菲利普斯曲线: } \pi_t = \beta E_t \pi_{t+1} + \kappa x_t$$

$$\text{货币政策: } r_t = \frac{1}{\delta} \pi_t + m_t$$

$$\text{需求冲击: } E_t z_{t+1} = \rho_z z_t + \epsilon_{z,t}$$

$$\text{货币政策冲击: } E_t m_{t+1} = \rho_m m_t + \epsilon_{m,t}$$

首先，声明参数的先验

beta 在 0-1 之间，0.95；kappa 值较小，且为正数；delta 介于 0-1，0.2；

第二步，看看数据及其相关统计量描述：

```
. webuse usmacro2
(Federal Reserve Economic Data - St. Louis Fed, 2017-01-15)

. describe p r
```

Variable name	Storage type	Display format	Value label	Variable label
p	double	%10.0g		Growth rate of prices (GDPDEF)
r	double	%10.0g		Federal funds rate (FEDFUNDS)

```
. summarize p r
```

Variable	Obs	Mean	Std. dev.	Min	Max
p	2.44	3.236709	2.281433	-.6681431	11.60957
r	2.44	5.035328	3.59569		

宏观经济学学会

第二步 将参数先验吉阳和模型吉阳放在一起来估计线性 DSGE

第一，我们使用贝叶斯估计方法，对模型进行估计。这里我们使用 DSGE 模型：

```
. bayes, prior({beta}, beta(95,5))          ///
prior({kappa}, beta(30,70))                ///
prior({delta}, beta(60,30))                ///
prior({rhoz}, beta(10,10))                 ///
prior({rhom}, beta(10,10))                 ///
rseed(17) :                                ///
dsge ( x = F.x - (r - F.p - z), unobserved) ///
( p = {beta}*F.p + {kappa}*x )            ///
( r = 1/{delta}*p + m )                   ///
(F.z = {rhoz}*z, state )                  ///
(F.m = {rhom}*m, state )                  ///
note: initial parameter vector set to means of priors.

Burn-in ...
Simulation ...

Model summary
```

---

```
Likelihood:
p r ~ dsgell({beta},{kappa},{delta},{rhoz},{rhom},{sd(e.z)},{sd(e.m)})

Priors:
{beta} ~ beta(95,5)
{kappa} ~ beta(30,70)
{delta} ~ beta(60,30)
{rhoz rhom} ~ beta(10,10)
{sd(e.z) sd(e.m)} ~ igamma(.01,.01)
```

---

```
Bayesian linear DSGE model                MCMC iterations = 12,500
Random-walk Metropolis-Hastings sampling    Burn-in = 2,500
Sample: 1955q1 thru 2015q4                MCMC sample size = 10,000
                                           Number of obs = 244
                                           Acceptance rate = .2483
                                           Efficiency: min = .005767
                                           avg = .02115
                                           max = .03808
Log marginal-likelihood = -794.29162
```

	Mean	Std. dev.	MCSE	Median	Equal-tailed [95% cred. interval]	
beta	.9406005	.0243801	.001984	.9428465	.8869374	.9812481
kappa	.206337	.0327608	.001679	.2046031	.1470858	.273637
delta	.5832685	.0404188	.004897	.5835278	.497712	.6607058
rhoz	.9171911	.015764	.000978	.9170596	.8846393	.9467265
rhom	.561412	.0296339	.001667	.5621747	.5036024	.6184265
sd(e.z)	.5280986	.057275	.003639	.5255331	.4217194	.6467684
sd(e.m)	2.161816	.1585077	.020872	2.141682	1.902466	2.333669

从上述结果可以看出，模型 summary 给出了 likelihood 函数和先验分布。例如，kappa 的先验分布为 beta 分布，冲击的分布为逆 gamma 分布。

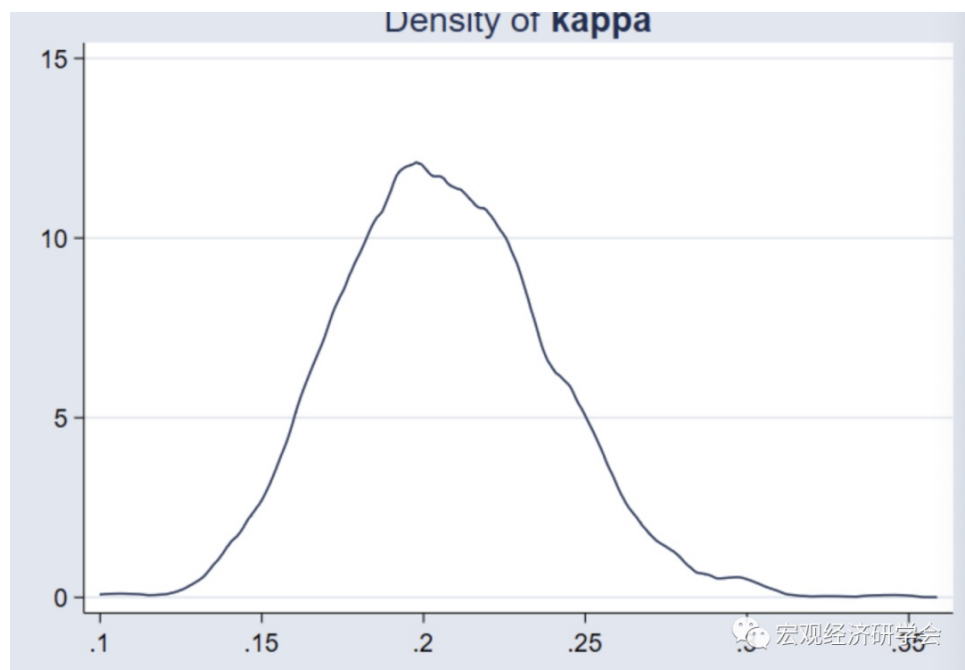
而估计结果显示，MCMC 迭代了 12500 次，丢弃了前 2500 次的结果，有效 MCMC 的样本为 10000 次，观测数据样本为 244 期。接受率为 0.2483，我们在 [DSGE 建模与编程汇总](#) 中讲过，经验来看，接受率一般在 0.2-0.4 之间均可。

而参数的估计结果呈现了参数的均值、标准差、中位数和置信区间。例如，beta 的后验均值为 0.94，kappa 的后验均值为 0.21 等等。

估计完 DSGE 后，我们就可以使用贝叶斯估计的其它命令：

例如，我们画出 kappa 的后验密度函数：

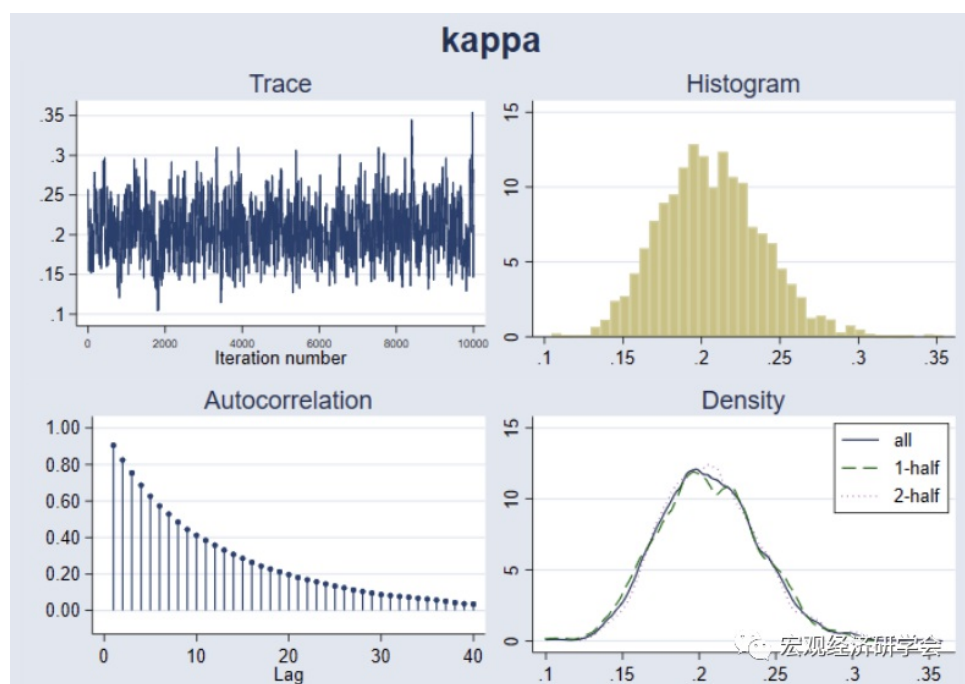
```
bayesgraph kdensity {kappa}
```



此外，还可以画出 kappa 的诊断图：

•

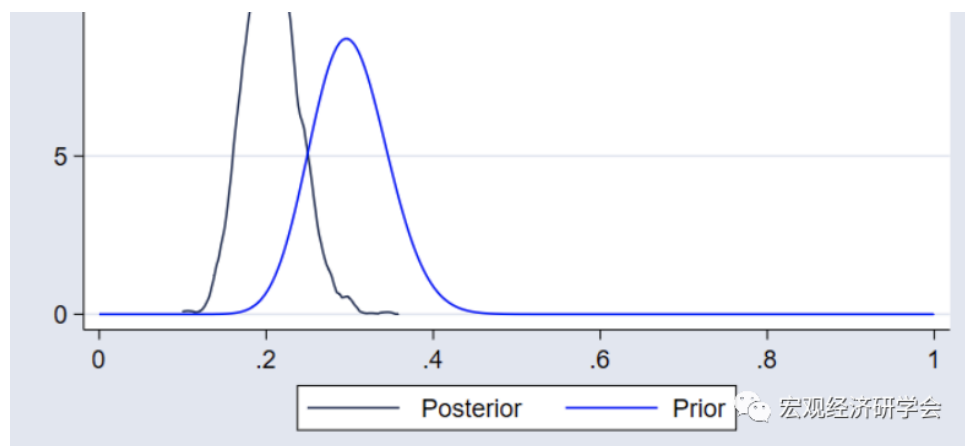
```
bayesgraph diagnostics {kappa}
```



我们还可以将先验密度函数添加到后验密度函数图中：

```
bayesgraph kdensity kappa, addplot(function Prior = betaden(30,
70,x), ///
    legend(on label(1 "Posterior") lcolor(blue))
```





我们也可以查验参数的后验密度，例如货币政策系数：

```
bayesstats summary (1/{delta})
```

Posterior summary statistics MCMC sample size = 10,000  
 expr1 : 1/{delta}

	Mean	Std. dev.	MCSE	Median	Equal-tailed [50% cred. interval]	
expr1	1.722922	.1225577	.015302	1.713714	1.513533	2.009195

我们还可以计算贝叶斯脉冲响应：

1、储存 MCMC 结果到一个数据集，nk\_mcmc.dta

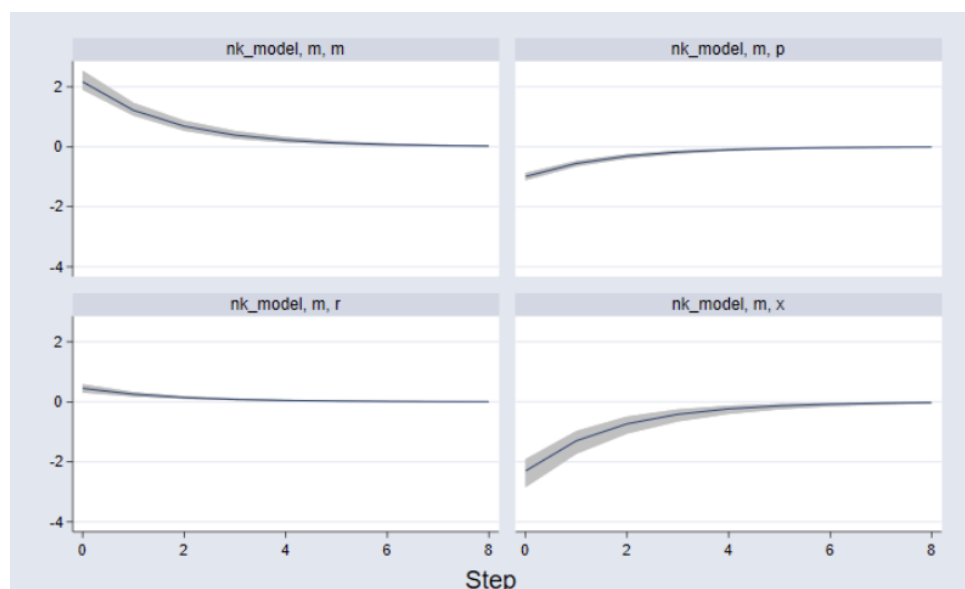
```
bayes, saving(nk_mcmc.dta, replace)
```

2、用 bayesirf 来创建贝叶斯脉冲响应图：

```
. bayesirf set bayes_irfs.irf, replace
(file bayes_irfs.irf created)
(file bayes_irfs.irf now active)

. bayesirf create nk_model
(file bayes_irfs.irf updated)

. bayesirf graph irf, impulse(m) response(x p r m)
```



## 2、非线性 DSGE

欧拉方程： $\frac{1}{c_t} = \beta \frac{1}{c_{t+1}} (1 + r_{t+1} - \delta)$

资本需求方程： $r_t = \alpha \frac{y_t}{k_t}$

生产函数： $y_t = z_t k_t^\alpha$

资源约束方程： $y_t = c_t + (1 - \delta)k_t - k_{t+1}$

技术冲击： $z_{t+1} = \rho z_t + \epsilon_{z,t}$

首先，看看数据描述，去趋势的 gdp：

```

. webuse m1gdp, clear
. describe
Contains data from https://www.stata-press.com/data/r17/m1gdp.dta
Observations:      223
Variables:          3                               26 Mar 2020 02:49

Variable      Storage      Display      Value
  name        type         format      label
-----
t             int          %tq         Quarterly time variable
ln_m1         float         %9.0g       ln(M1) monthly to quarterly by
              averaging: M1 is Fred M1SL, Bil
              of $ seas adj
ln_gdp        float         %9.0g       ln(gdpc1) FRED GDP in Bil of 1996
              chained $ seas adj

```

Sorted by: t

用 `tsfilter` 来提取周期成分。stata 官网上用的是 HP 滤波来去趋势（注意：不推荐大家使用这种双边 hp 滤波，参见 DSGE 建模与编程汇总）。

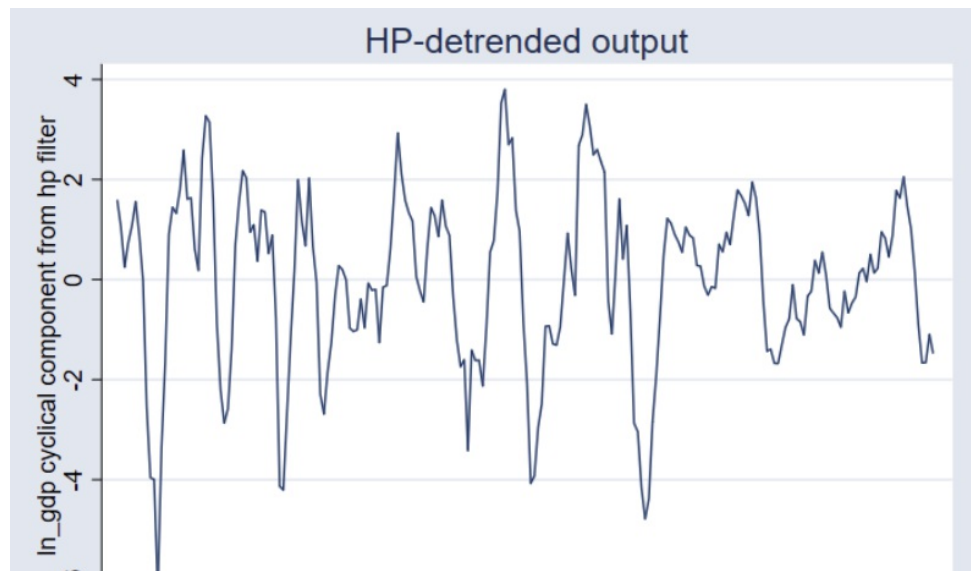
```

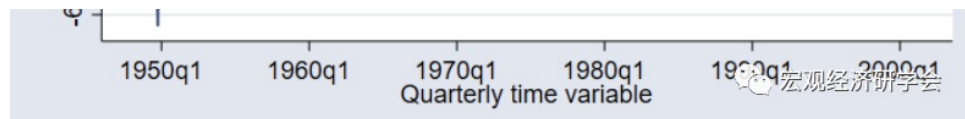
. tsfilter hp y = ln_gdp

. replace y = 100*y
(222 real changes made)

. tsline y, title("HP-detrended output")

```





非线性 DSGE 模型的贝叶斯估计为：

```
. bayes, prior({alpha}, beta(30,70))          ///
      prior({beta}, beta(95,5))              ///
      prior({delta}, beta(25,900))           ///
      prior({rho}, beta(10, 10))             ///
      rseed(20) dots saving(rbc_mcmc, replace): ///
      dsgenl (1/c      = {beta}*(1/F.c)*(1+f.r-{delta})) )
      ///
      (r      = {alpha}*y/k                    )
      ///
      (y      = z*k^{alpha})                  )
      ///
      (f.k     = y - c + (1-{delta})*k        )
      ///
      (ln(f.z) = {rho}*ln(z))                 ) ,
      ///
      exostate(z) endostate(k) observed(y) unobserved(c
r)
```

得到的结果如下：

```
note: initial parameter vector set to means of priors.

Burn-in 2500 aaaaaaaa1000aaaaaa...2000..... done
Simulation 10000 .....1000.....2000.....3000.....4000.....
5000.....6000.....7000.....8000.....9000.....10000 done

Model summary
```

---

```
Likelihood:
  y ~ dsgell({beta},{delta},{alpha},{rho},{sd(e.z)})

Priors:
  {beta} ~ beta(95,5)
  {delta} ~ beta(25,900)
  {alpha} ~ beta(30,70)
  {rho} ~ beta(10,10)
  {sd(e.z)} ~ igamma(.01,.01)
```

---

```
Bayesian first-order DSGE model          MCMC iterations =    12,500
Random-walk Metropolis-Hastings sampling  Burn-in           =     2,500
                                           MCMC sample size =   10,000
Sample: 1947q1 thru 2002q2              Number of obs     =     222
                                           Acceptance rate    =    .2189
                                           Efficiency: min    =    .02528
                                           avg               =    .04236
                                           max               =    .05567

Log marginal-likelihood = -311.7914
```

---

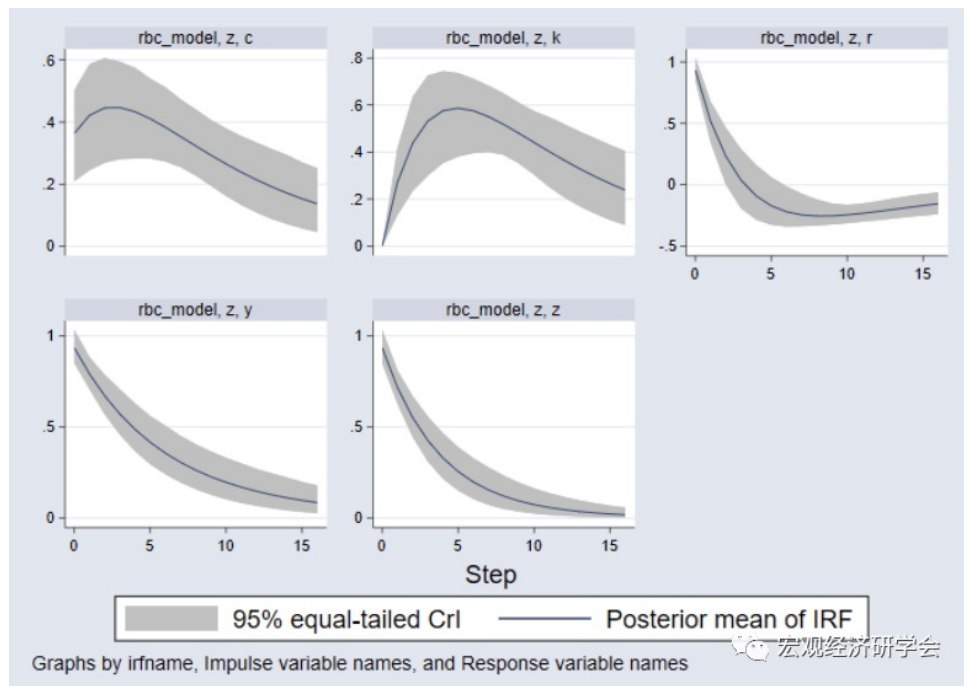
	Mean	Std. dev.	MCSE	Median	Equal-tailed [95% cred. interval]	
beta	.9095501	.0392698	.001886	.9133171	.8231531	.9726171
delta	.0286052	.0054865	.000345	.0284	.0192159	.0404854
alpha	.2768864	.0451422	.002097	.2738962	.1964999	.3772306
rho	.7680742	.036755	.001813	.7680699	.56177	.8412948
sd(e.z)	.9340691	.0458306	.001943	.9328126	.8502487	1.032548

脉冲响应的命令：

```
. bayesirf set bayes_irf2.irf, replace
(file bayes_irf2.irf created)
(file bayes_irf2.irf now active)

. bayesirf create rbc_model, step(16)
(file bayes_irf2.irf updated)
```

```
. bayesirf graph irf, impulse(z) byopts(yrescale)
```



用 bayesirf table 命令来提取参数均值和置信区间：

```
. bayesirf table irf, impulse(z) response(c)
```

#### Results from **rbc\_model**

step	(1) irf	(2) Lower	(3) Upper
0	.363699	.209593	.502829
1	.421867	.245335	.587063
2	.445802	.269215	.606835
3	.446962	.280481	.595064
4	.433453	.282893	.575041
5	.410962	.282863	.540024
6	.383436	.272859	.511974
7	.353574	.254899	.473345
8	.323189	.227486	.440766
9	.293459	.195011	.40683
10	.265119	.162333	.379442
11	.238595	.133143	.354938
12	.214099	.108564	.334151
13	.1917	.087822	.313609
14	.171372	.071785	.294301
15	.153031	.057275	.270277
16	.136556	.045631	.251522

Posterior means reported  
 95% equal-tailed credible lower and upper bounds reported.  
 (1) irfname = rbc\_model, impulse, = z, and response = c.

更多关于 Stata 17 的 DSGE 估计信息，点击“阅读原文”。



参考文献：

THE END

• 图片贴纸来源 | 秀米 IUMI

• 排版 | 许坤，卢倩倩

长按 关注公众号



CIMERS\_DSGE

长按识别二维码，关注我们

回复关键词：DSGE | R

声明：我们欢迎读者朋友通过留言的方式与作者交流使用心得以及探讨研究合作；同时，为支持知识产权保护，本文在任何情形下均不得用于商业目的。