附录 1

定理 1 和定理 3 推导说明

在 QML 转换法下，由于 $\boldsymbol{\theta}_0$ 处有 $\mathrm{E}\sum_{t=1}^{T}\widetilde{\boldsymbol{V}'_{Nt}}\boldsymbol{J}_N\widetilde{\boldsymbol{V}_{Nt}}=(N-1)(T-1)\sigma_0^2$，根据前文有 $\mathrm{E}L_{N,T}(\boldsymbol{\theta}_0)=-(1/2)(N-1)T\ln 2\pi-(1/2)(N-1)T\ln\sigma_0^2-T\ln(1-\lambda_0)+T\ln\left|\boldsymbol{S}_N\right|-(1/2)(N-1)(T-1)$。

令 $\sigma_N^2(\lambda)=\sigma_0^2/(N-1)tr(\boldsymbol{S}_N^{-1\prime}\boldsymbol{S}'_N(\lambda)\boldsymbol{J}_N\boldsymbol{S}_N(\lambda)\boldsymbol{S}_N^{-1})$。$\boldsymbol{S}_N(\lambda)\boldsymbol{S}_N^{-1}=\boldsymbol{I}_N+(\lambda_0-\lambda)\boldsymbol{G}_N$，可以得到：

$$
\begin{aligned}
&(1/((N-1)T))\mathrm{E}L_{N,T}(\boldsymbol{\theta})-(1/((N-1)T))\mathrm{E}L_{N,T}(\boldsymbol{\theta}_0)\\
&=-(1/2)(\ln\sigma^2-\ln\sigma_0^2)+(1/(N-1))\ln\left|\boldsymbol{S}_N(\lambda)\right|\\
&\quad-(1/(N-1))\ln\left|\boldsymbol{S}_N\right|-((1/(2\sigma^2(N-1)T))
\end{aligned}\tag{1}
$$

$$
\begin{aligned}
&\sum_{t=1}^{T}\mathrm{E}\tilde{\boldsymbol{V}}_{Nt}(\theta)\boldsymbol{J}_N\tilde{\boldsymbol{V}}_{Nt}(\theta)-(T-1)/2T-1/(N-1)(\ln(1-\lambda)-\ln(1-\lambda_0))\\
&=\boldsymbol{T}_{1,N}(\lambda,\ \sigma^2)-1/(2\sigma^2)\boldsymbol{T}_{2,N,T}(\boldsymbol{k},\ h,\ \lambda,\ q,\ d)+O(T^{-1})
\end{aligned}\tag{2}
$$

其中，$\boldsymbol{T}_{1,N}(\lambda,\ \sigma^2)=-(1/2)(\ln\sigma^2-\ln\sigma_0^2)+(1/(N-1))\ln\left|\boldsymbol{S}_N(\lambda)\right|-(1/(N-1))\ln\left|\boldsymbol{S}_N\right|-1/(2\sigma^2)(\sigma_N^2(\lambda)-\sigma^2)-1/(N-1)(\ln(1-\lambda)-\ln(1-\lambda_0))(\sigma_N^2(\lambda)-\sigma^2)-(1/(N-1))(\ln(1-\lambda)-\ln(1-\lambda_0))$，$\boldsymbol{T}_{2,N,T}(\boldsymbol{k},\ h,\ \lambda,\ q,\ d)=1/((N-1)T)\sum_{t=1}^{T}\mathrm{E}\{[\tilde{\boldsymbol{Z}}_{Nt}(\boldsymbol{k}_0-\boldsymbol{k})+\widetilde{\boldsymbol{X}_{Nt}\circ\boldsymbol{B}_{q,d}}(h_0-h)+(\lambda_0-\lambda)\boldsymbol{G}_N(\tilde{\boldsymbol{Z}}_{Nt}\boldsymbol{k}_0+\widetilde{\boldsymbol{X}_{Nt}\circ\boldsymbol{B}_{q,d}}h_0)]'\times\boldsymbol{J}_N[\tilde{\boldsymbol{Z}}_{Nt}(\boldsymbol{k}_0-\boldsymbol{k})+\widetilde{\boldsymbol{X}_{Nt}\circ\boldsymbol{B}_{q,d}}(h_0-h)+(\lambda_0-\lambda)\boldsymbol{G}_N(\tilde{\boldsymbol{Z}}_{Nt}k_0+\widetilde{\boldsymbol{X}_{Nt}\circ\boldsymbol{B}_{q,d}}h_0)]\}$。考虑 t 期空间自回归过程 $\boldsymbol{Y}_{Nt}=\lambda_0\boldsymbol{W}_N\boldsymbol{Y}_{Nt}+\alpha_t\boldsymbol{l}_N+\boldsymbol{V}_{Nt}$。数据转换后，得到这个过程的对数似然函数为：

$$
\begin{aligned}
\ln L_{p,N}(\lambda,\ \sigma^2)&=-((N-1)/2)\ln 2\pi-((N-1)/2)\ln\sigma^2-\ln(1-\lambda)\\
&\quad+\ln(\boldsymbol{S}_N(\lambda))-(1/2\sigma^2)\boldsymbol{V}'_{Nt}(\lambda)\boldsymbol{J}_N\boldsymbol{V}_{Nt}(\lambda)
\end{aligned}\tag{3}
$$

其中，$\boldsymbol{V}_{Nt}(\lambda)=\boldsymbol{S}_N(\lambda)\boldsymbol{Y}_{Nt}$。在这个纯空间自回归过程中，令 $\mathrm{E}_p(\cdot)$ 为 $\boldsymbol{Y}_{Nt}$ 的期望算子。可以得到：

$$
\begin{aligned}
&\mathrm{E}_p(1/(N-1)\ln L_{p,N}(\lambda,\ \sigma^2))-\mathrm{E}_p(1/(N-1)\ln L_{p,N}(\lambda_0,\ \sigma_0^2))\\
&=-(1/2)(\ln\sigma^2-\ln\sigma_0^2)+1/(N-1)\ln\left|\boldsymbol{S}_N(\lambda)\right|-1/(N-1)\ln\left|\boldsymbol{S}_N(\lambda_0)\right|\\
&\quad-(1/2\sigma^2)(\sigma_N^2(\lambda)-\sigma^2)-1/(N-1)(\ln(1-\lambda)-\ln(1-\lambda_0))
\end{aligned}\tag{4}
$$

式（4）等价于 $\boldsymbol{T}_{1,N}(\lambda,\ \sigma^2)$。根据信息不等式 $\ln L_{p,N}(\lambda,\ \sigma^2)-\ln L_{p,N}(\lambda_0,\ \sigma_0^2)\leqslant 0$，可得：对任何 $(\lambda,\ \sigma^2)$ 有 $\boldsymbol{T}_{1,N}(\lambda,\ \sigma^2)\leqslant 0$。$\boldsymbol{T}_{2,N,T}(\boldsymbol{k},\ h,\ \lambda,\ q,\ d)$ 为 $\boldsymbol{k}$、h、λ、q 和 d 的二次型函数。在 $\lim_{T\to\infty}\mathrm{E}\boldsymbol{H}_{NT}$ 非奇异的假定条件下，对任何 $(\boldsymbol{k},\ h,\ \lambda,\ q,\ d)\neq(\boldsymbol{k}_0,\ h_0,\ \lambda_0,\ q_0,\ d_0)$ 有 $\lim_{T\to\infty}\boldsymbol{T}_{2,N,T}(\boldsymbol{k},\ h,\ \lambda,\ q,\ d)>0$。因此，$(\boldsymbol{k},\ h,\ \lambda,\ q,\ d)$ 是全局识别的。对给定 N，λ_0 和 σ_0^2 是 $\boldsymbol{T}_{1,N}(\lambda_0,\ \sigma^2)$ 的唯一最优解。当 $N\to\infty$ 时，σ_0^2 是 $\lim_{T\to\infty}\boldsymbol{T}_{1,N}(\lambda_0,\ \sigma^2)$ 的唯一最优解。因此，$(\boldsymbol{k},\ h,\ \lambda,\ \sigma^2,\ q,\ d)$ 是全局识别的。结合 Lee 和 Yu（2010）命题 1 的一致收敛和等连续性，一致性得证。

当限定 $\mathrm{E}\boldsymbol{H}_{NT}$ 奇异时，$\boldsymbol{k}_0$，h_0，λ_0，q_0，d_0 不能直接从 $\boldsymbol{T}_{2,N,T}(\boldsymbol{k},\ h,\ \lambda,\ q,\ d)$ 中识

别。全局识别要求限定$\boldsymbol{T}_{1,N}(\lambda，\sigma^2)$严格小于 0。因此，需根据具有式（3）似然函数的纯空间模型进行全局识别。通过剔除式（3）中的σ^2，得到集中对数似然函数：

$$\ln L_{p,\ N}(\lambda) = -((N-1)/2)(\ln(2\pi)+1) - ((N-1)/2)\ln\hat{\sigma}_{Nt}^2(\lambda) - \ln(1-\lambda) + \ln\left|\boldsymbol{S}_N(\lambda)\right| \quad （5）$$

其中，$\hat{\sigma}_{Nt}^2(\lambda) = 1/(N-1)\boldsymbol{V}_{Nt}'(\lambda)\boldsymbol{J}_N\boldsymbol{V}_{Nt}(\lambda)$，$\boldsymbol{D}_N(\lambda) = \max_{\sigma^2} \mathrm{E}(\ln L_{p,\ N}(\lambda，\sigma^2)) = -((N-1)/2)(\ln(2\pi)+1) - ((N-1)/2)\ln\hat{\sigma}_{Nt}^2(\lambda) - \ln(1-\lambda) + \ln\left|\boldsymbol{S}_N(\lambda)\right|$。$\lambda_0$的全局识别要求对任何$\lambda \neq \lambda_0$，有$\lim\limits_{N\to\infty}[\boldsymbol{D}_N(\lambda) - \boldsymbol{D}_{Nt}(\lambda_0)]/N \neq 0$；等价于对任何$\lambda \neq \lambda_0$有$\lim\limits_{N\to\infty}[\ln\left|\boldsymbol{S}_N(\lambda)\right| - \ln\left|\boldsymbol{S}_N\right| - ((N-1)/2)(\ln\hat{\sigma}_{Nt}^2(\lambda) - \ln\sigma_N^2(\lambda_0)) - (\ln(1-\lambda) - \ln(1-\lambda_0))]/N \neq 0$。各项重新调整，对$\lambda \neq \lambda_0$有$\boldsymbol{D}_N(\lambda) - \boldsymbol{D}_{Nt}(\lambda_0) \neq 0$，等价于对任何$\lambda \neq \lambda_0$有：$\ln\left|\sigma_0^2\boldsymbol{S}_N^{-1\prime}\boldsymbol{S}_N^{-1}\right|/N - \ln\left|\sigma_N^2(\lambda)\boldsymbol{S}_N^{-1}(\lambda)'\boldsymbol{S}_N^{-1}(\lambda)\right|/N + \left(\ln\sigma_0^2(1-\lambda_0)^{-2} - \ln\sigma_N^2(\lambda)(1-\lambda)^{-2}\right)/N \neq 0$。当$N\to\infty$时，可得对任何$\lambda \neq \lambda_0$，有$\lim\limits_{N\to\infty}((1/N)\ln\left|\sigma_0^2\boldsymbol{S}_N^{-1\prime}\boldsymbol{S}_N^{-1}\right| - (1/N)\ln\left|\sigma_N^2(\lambda)\boldsymbol{S}_N^{-1}(\lambda)'\boldsymbol{S}_N^{-1}(\lambda)\right|) \neq 0$。$\lambda_0$被识别后，$\sigma_0^2$相应被识别。同时，$\boldsymbol{k}_0$，$h_0$，$\lambda_0$，$q_0$，$d_0$可通过$\lim\limits_{T\to\infty}\boldsymbol{T}_{2,\ N,\ T}(\boldsymbol{k}，h，\lambda，q，d)$进行识别。结合 Lee 和 Yu（2010）命题 1 的一致收敛和等连续性结论，一致性得证。

综上，定理 1 得证。定理 3 可类似证明得到。

附录 2

定理 2 和定理 4 推导说明

在 QML 转换法下，$\sqrt{(N-1)T}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{NT}^{a}-\boldsymbol{\theta}_{0}^{a})=(-1/((N-1)T)(\partial^{2}\ln L_{N,T}(\bar{\boldsymbol{\theta}}_{NT}^{a})/\partial\boldsymbol{\theta}^{a}\partial(\boldsymbol{\theta}^{a})'))^{-1}(1/\sqrt{(N-1)T}(\partial\ln L_{N,\ T}^{(u)}(\boldsymbol{\theta}_{0}^{a})/\partial\boldsymbol{\theta}^{a})-\boldsymbol{\Delta}_{NT})$，其中，$\bar{\boldsymbol{\theta}}_{NT}^{a}$ 取值为 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{NT}^{a}$ 到 $\boldsymbol{\theta}_{0}^{a}$ 中间，$\boldsymbol{\Delta}_{NT}=\sqrt{((N-1)/T)}\boldsymbol{a}_{\theta_{0}^{a},\ N}+O(\sqrt{(N-1)/T^{3}})+O_{p}(1/\sqrt{T})$。$\partial\ln L_{N,\ T}(\boldsymbol{\theta}_{0}^{a})/\partial\boldsymbol{\theta}^{a}=\partial\ln L_{N,\ T}^{(u)}(\boldsymbol{\theta}_{0}^{a})/\partial\boldsymbol{\theta}^{a}+\boldsymbol{\Delta}_{NT}$。类似 Yu 和 Lee 等（2008）的附录 D，有 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{NT}^{a}-\boldsymbol{\theta}_{0}^{a}=O_{p}(\max(1/\sqrt{NT},1/T))$。由于 $\boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{0}^{a},\ NT}$ 非奇异，$\boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{0}^{a},\ NT}$ 相应的逆为 $O(1)$。根据 $(-(1/((N-1)T))(\partial^{2}\ln L_{N,\ T}(\bar{\boldsymbol{\theta}}_{NT}^{a})/\partial\boldsymbol{\theta}^{a}\partial(\boldsymbol{\theta}^{a})'))^{-1}=\boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{0}^{a},\ NT}^{-1}+O_{p}(\max(1/\sqrt{NT},1/T))$，有 $\sqrt{(N-1)T}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{NT}^{a}-\boldsymbol{\theta}_{0}^{a})+\boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{0}^{a},\ NT}^{-1}\times\boldsymbol{\Delta}_{NT}+O_{p}(\max(1/\sqrt{NT},1/T))\times\boldsymbol{\Delta}_{NT}=(\boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{0}^{a},\ NT}^{-1}+O_{p}(1))\times(1/\sqrt{(N-1)T})(\partial\ln L_{N,\ T}^{(u)}(\boldsymbol{\theta}_{0}^{a})/\partial\boldsymbol{\theta}^{a})$。

由于，$\boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{0}^{a}}=\lim\limits_{T\to\infty}\boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{0}^{a},\ NT}$ 存在，根据 Lee 和 Yu（2010）的命题 2 和 $\boldsymbol{\Delta}_{NT}=\sqrt{(N-1)/T}\boldsymbol{a}_{\theta_{0}^{a},\ N}+O(\sqrt{(N-1)/T^{3}})+O_{p}(1/\sqrt{T})$ 以及 $\boldsymbol{a}_{\theta_{0}^{a},\ N}=O(1)$ 可得：

$$\sqrt{(N-1)T}(\boldsymbol{\theta}_{NT}^{a}-\boldsymbol{\theta}_{0}^{a})+\sqrt{(N-1)T}\boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{0}^{a},\ NT}^{-1}\boldsymbol{a}_{\theta_{0}^{a},\ N}+O(\max(\sqrt{N/T^{3}},\sqrt{1/T}))$$

$$\xrightarrow{d}\mathrm{N}(\boldsymbol{0},\ \boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{0}^{a}}^{-1}(\boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{0}^{a}}+\boldsymbol{\Omega}_{\theta_{0}^{a}})\boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{0}^{a}}^{-1}) \tag{6}$$

综上，定理 2 得证。定理 4 可类似证明得到。

附录 3

定理 5 和定理 6 推导说明

由于 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{NT}^{1a}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_{NT}^{a}+(1/T)\Big(-(1/((N-1)T))\mathrm{E}(\partial^2\ln L_{N,T}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{NT}^{a})/\partial\boldsymbol{\theta}^{a}\partial(\boldsymbol{\theta}^{a})')\Big)^{-1}\times\boldsymbol{a}_{N}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{NT}^{a})$，其中 $\boldsymbol{a}_{N}(\boldsymbol{\theta}^{a})=\boldsymbol{a}_{\boldsymbol{\theta}^{a},N}$。这表明如果：

$$\sqrt{(N-1)/T}\Big(\Big(-(1/(N-1)T)\mathrm{E}(\partial^2\ln L_{N,T}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{NT}^{a})/\partial\boldsymbol{\theta}^{a}\partial(\boldsymbol{\theta}^{a})')\Big)^{-1}\boldsymbol{a}_{N}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{NT}^{a})-\boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{\theta}_0^a,NT}^{-1}\boldsymbol{a}_{N}(\boldsymbol{\theta}_0^{a})\Big)\xrightarrow{p}0 \tag{7}$$

当 $N/T^3\rightarrow 0$ 时，则有：$\sqrt{(N-1)T}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{NT}^{1a}-\boldsymbol{\theta}_0^{a})\xrightarrow{d}N(0,\boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{\theta}_0^a}^{-1}(\boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{\theta}_0^a}+\boldsymbol{\Omega}_{\boldsymbol{\theta}_0^a})\boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{\theta}_0^a}^{-1})$。

假设 $N/T^3\rightarrow 0$，我们可以类 Yu 和 Lee 等（2008）定理 4 的证明过程证明式（7）。

综上，定理 5 得证。定理 6 可类似证明得到。

附录 4

参数组合 $\boldsymbol{\theta}_0^2$ 的模拟结果

表 1 是在拟极大似然（QML）转换法下，参空间动态面板 Logistic 平滑转换自回归（SDPD-LSTAR）模型，在参数组合 $\boldsymbol{\theta}_0^2=(0.2,0.2,0.2,1.2,0.6,1,2,2,1)$ 下，未修正和修正的参数估计量的 Monte Carlo 模拟结果，其中，$\boldsymbol{\theta}_0=(\gamma，\rho，\lambda，\beta_1，\beta_2，\delta，q，d，\sigma^2)$ 。

表 1　　双向固定效应 SDPD-LSTAR 模型基于转换法的 QML 估计结果

样本	θ		γ	ρ	λ	β_1	β_2	h	q	d	σ^2
N=49，T=50	$\hat{\theta}_{NT}^1$	Mean	0.2001	0.2001	0.1995	1.1993	0.6007	1.0029	2.0163	2.0007	0.9977
		相对 Bias（%）	0.0500	0.0500	-0.2500	-0.0583	0.1167	0.2900	0.8150	0.0350	-0.2300
		相对 RMSE（%）	0.0000	0.1000	0.1000	0.1083	0.4167	0.3100	1.6950	0.1050	0.0900
		覆盖率	0.9510	0.9390	0.9500	0.9500	0.9440	0.9540	0.9500	0.9540	0.9440
	$\hat{\theta}_{NT}$	Mean	0.1980	0.2020	0.1988	1.2016	0.6008	1.0042	2.0153	2.0019	0.9782
		相对 Bias（%）	-1.0000	1.0000	-0.6000	0.1333	0.1333	0.4200	0.7650	0.0950	-2.1800
		相对 RMSE（%）	0.0000	0.1000	0.1000	0.1083	0.4167	0.3200	1.6950	0.1050	0.1300
		覆盖率	0.9450	0.9380	0.9470	0.9510	0.9430	0.9540	0.9500	0.9540	0.8430
N=49，T=10	$\hat{\theta}_{NT}^1$	Mean	0.2001	0.2012	0.1982	1.1896	0.6004	1.0212	2.0760	2.0004	0.9698
		相对 Bias（%）	0.0500	0.6000	-0.9000	-0.8667	0.0667	2.1200	3.8000	0.0200	-3.0200
		相对 RMSE（%）	0.1000	0.5000	0.6000	0.6583	2.3333	2.4000	12.5500	0.9450	0.5800
		覆盖率	0.9480	0.9300	0.9440	0.9440	0.9540	0.9410	0.9380	0.9470	0.8380
	$\hat{\theta}_{NT}$	Mean	0.1901	0.2085	0.1959	1.1970	0.6000	1.0274	2.0663	2.0080	0.8813
		相对 Bias（%）	-4.9500	4.2500	-2.0500	-0.2500	0.0000	2.7400	3.3150	0.4000	-11.8700
		相对 RMSE（%）	0.1500	0.5500	0.6500	0.6500	2.3333	2.5000	12.0150	0.9500	1.8100
		覆盖率	0.8750	0.8970	0.9240	0.9360	0.9390	0.9360	0.9440	0.9510	0.4430
N=16，T=50	$\hat{\theta}_{NT}^1$	Mean	0.1991	0.2015	0.1967	1.1920	0.6050	1.0170	2.0236	1.9988	0.9895
		相对 Bias（%）	-0.4500	0.7500	-1.6500	-0.6667	0.8333	1.7000	1.1800	-0.0600	-1.0500
		相对 RMSE（%）	4.7500	12.8000	13.2000	5.7833	15.1833	10.9500	17.3550	4.6350	5.2500
		覆盖率	0.9380	0.9550	0.9400	0.9340	0.9500	0.9300	0.9450	0.9510	0.8740
	$\hat{\theta}_{NT}$	Mean	0.1970	0.2034	0.1960	1.1951	0.6050	1.0181	2.0226	2.0023	0.9700
		相对 Bias（%）	-1.5000	1.7000	-2.0000	-0.4083	0.8333	1.8100	1.1300	0.1150	-3.0000
		相对 RMSE（%）	4.7500	12.8500	13.2000	5.6750	15.1833	10.8700	17.2700	4.5850	5.1500
		覆盖率	0.8680	0.9190	0.9240	0.9150	0.9340	0.9010	0.9110	0.9440	0.4870

注：$\hat{\theta}_{NT}^1$ 为修正的参数估计值，$\hat{\theta}_{NT}$ 为未修正的参数估计值。下同。

表 2 是在拟极大似然（QML）直接法下，参空间动态面板 Logistic 平滑转换自回归（SDPD-LSTAR）模型，在参数组合 $\boldsymbol{\theta}_0^2=(0.2,0.2,0.2,1.2,0.6,1,2,2,1)$ 下，未修正和修正的参数估计量的 Monte Carlo 模拟结果，其中，$\boldsymbol{\theta}_0=(\gamma,\ \rho,\ \lambda,\ \beta_1,\ \beta_2,\ \delta,\ q,\ d,\ \sigma^2)$ 。

表 2 双向固定效应 SDPD-LSTAR 模型基于直接法的 QML 估计结果

样本	θ		γ	ρ	λ	β_1	β_2	h	q	d	σ^2
N=49，T=50	$\hat{\theta}_{NT}^1$	Mean	0.2002	0.2000	0.1975	1.1962	0.6011	1.0073	2.0086	1.9995	0.9997
		相对 Bias（%）	0.1000	0.0000	-1.2500	-0.3167	0.1833	0.7300	0.4300	-0.0250	-0.0300
		相对 RMSE（%）	0.0000	0.1000	0.1000	0.1083	0.3833	0.3100	1.6100	0.1150	0.0900
		覆盖率	0.9550	0.9500	0.9440	0.9550	0.9470	0.9380	0.9430	0.9480	0.9410
	$\hat{\theta}_{NT}$	Mean	0.1977	0.2094	0.1855	1.1921	0.6034	1.0249	1.9868	2.0018	0.9617
		相对 Bias（%）	-1.1500	4.7000	-7.2500	-0.6583	0.5667	2.4900	-0.6600	0.0900	-3.8300
		相对 RMSE（%）	0.0000	0.1500	0.2000	0.1167	0.3833	0.3800	1.5600	0.1150	0.2300
		覆盖率	0.9510	0.8980	0.7990	0.9480	0.9480	0.9290	0.9520	0.9480	0.7100
N=49，T=10	$\hat{\theta}_{NT}^1$	Mean	0.1996	0.2031	0.1943	1.1901	0.6059	1.0206	2.0902	1.9931	0.9720
		相对 Bias（%）	-0.2000	1.5500	-2.8500	-0.8250	0.9833	2.0600	4.5100	-0.3450	-2.8000
		相对 RMSE（%）	0.1000	0.5000	0.6000	0.7000	2.3167	2.4200	13.4900	0.8750	0.5000
		覆盖率	0.9440	0.9480	0.9280	0.9480	0.9470	0.9500	0.9430	0.9400	0.8380
	$\hat{\theta}_{NT}$	Mean	0.1896	0.2155	0.1805	1.1919	0.6078	1.0449	2.0622	2.0066	0.8680
		相对 Bias（%）	-5.2000	7.7500	-9.7500	-0.6750	1.3000	4.4900	3.1100	0.3300	-13.2000
		相对 RMSE（%）	0.1500	0.6500	0.7500	0.7167	2.3500	2.8400	12.7450	0.9700	2.0800
		覆盖率	0.8990	0.9290	0.9010	0.9570	0.9460	0.9490	0.9440	0.9480	0.3010
N=16，T=50	$\hat{\theta}_{NT}^1$	Mean	0.2020	0.2000	0.1846	1.1793	0.6017	1.0373	1.9968	2.0011	0.9924
		相对 Bias（%）	1.0000	0.0000	-7.7000	-1.7250	0.2833	3.7300	-0.1600	0.0550	-0.7600
		相对 RMSE（%）	0.0500	0.4000	0.5500	0.4750	1.4667	1.4500	5.5750	0.4550	0.2700
		覆盖率	0.9520	0.9400	0.9020	0.9350	0.9320	0.9170	0.9290	0.9340	0.8990
	$\hat{\theta}_{NT}$	Mean	0.1997	0.2270	0.1438	1.1601	0.6044	1.0881	1.9305	2.0097	0.9188
		相对 Bias（%）	-0.1500	13.5000	-28.1000	-3.3250	0.7333	8.8100	-3.4750	0.4850	-8.1200
		相对 RMSE（%）	0.0500	0.7500	2.0500	0.6167	1.4833	2.2400	5.3550	0.4600	0.8800
		覆盖率	0.9450	0.7580	0.4990	0.9380	0.9280	0.8560	0.8990	0.8280	0.4740