

基于改进 BVAR 模型和 MS-VECM 模型的能源消费分析

王 星

重庆工商大学 数学与统计学院, 重庆 400067

摘要:针对向量自回归模型(VAR)的高维估计问题,结合贝叶斯理论提出了一种融合正态-逆 Wishart 共轭先验分布的估计方法。在该估计方法中,所提出的模型引入 Metropolis-Hastings(MH)算法,从以往数据集中确定先验分布超参数,并通过设定与模型尺寸相关的收缩系数从而进行估计。与传统 VAR 模型相比,基于贝叶斯理论的估计方法可在保留相关样本信息的同时控制过度拟合,具有较好的稳健性和有效性。此外,在改进的 BVAR 模型基础上,结合区制转移技术与误差修正模型提出了 MS-BVECM 模型,该模型能够有效分析经济周期内各变量之间长期与短期均衡状态变化,当短期内经济变量受到波动而与长期均衡状态发生偏离时,误差修正模型机制会使其逐渐重新回到长期均衡状态,以保证模型的稳健性。最后,以重庆市为例,利用所提模型对其能源消费、产业结构升级和经济增长的动态关系进行了分析与预测并提供了可行建议。

关键词:向量自回归模型;正态-逆 Wishart 共轭先验分布;贝叶斯理论;误差修正模型;能源消费

中图分类号:O212.7 **文献标识码:**A **doi:**10.16055/j.issn.1672-058X.2023.0006.014

Energy Consumption Analysis Based on Improved BVAR Model and MS-VECM Model

WANG Xing

School of Mathematics and Statistics, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China

Abstract: An estimation method incorporating a normal-inverse Wishart conjugate prior distribution was proposed in conjunction with Bayesian theory to address the problem of high-dimensional estimation of traditional vector autoregressive models (VARs). In this estimation method, the proposed model introduced the Metropolis-Hastings (MH) algorithm to determine the hyperparameters of the prior distribution from the previous dataset and to estimate them by setting the shrinkage coefficients associated with the model dimensions. Compared with traditional VAR models, the estimation method based on Bayesian theory can control overfitting while retaining relevant sample information and has better robustness and effectiveness. In addition, based on the improved BVAR model, the MS-BVECM model was proposed by combining the zone system transfer technique with the error correction model, which can effectively analyze the long-run and short-run equilibrium state changes between the variables during the economic cycle. When the economic variables are subject to fluctuations in the short run and deviate from the long-run equilibrium, the error correction model mechanism will gradually bring them back to the long-run equilibrium to ensure the robustness of the model. Finally, taking Chongqing as an example, the proposed model was used to analyze and predict the dynamic relationship between energy consumption, industrial structure upgrading, and economic growth in Chongqing, and to provide feasible suggestions.

Keywords: vector autoregressive model; normal-inverse Wishart conjugate prior distribution; Bayesian theory; error correction model; energy consumption

收稿日期:2022-08-16 **修回日期:**2022-09-18 **文章编号:**1672-058X(2023)06-0111-08

基金项目:重庆市教委科学技术研究计划重大项目(KJZD-M202100801).

作者简介:王星(1998—),女,重庆万州人,硕士研究生,从事经济统计研究.

引用格式:王星.基于改进 BVAR 模型和 MS-VECM 模型的能源消费分析[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2023,40(6):111—118.

WANG Xing. Energy consumption analysis based on improved BVAR model and MS-VECM model[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2023, 40(6): 111—118.

1 引言

由 Sim^[1] 提出的向量自回归模型 (VAR) 广泛应用于包括多元时间序列分析、货币政策效应分析等宏观经济研究中, 但该模型只能包含有限的变量, 在高维数据情形下会产生数据信息不全、误差增大、预测精度降低等问题。为了弥补这一缺陷, Koop 等^[2] 提出将贝叶斯方法中的先验分布引入 VAR 模型中, 从而建立贝叶斯向量自回归模型 (BVAR)。先验信息为模型增加了额外的数据结构, 使模型参数的不确定性降低并显著增强了样本外预测性能。然而, 先验分布的具体选择和超参数的确定始终为该类模型的难点, 对此, 国内外学者提出了许多解决办法。

Litterman^[3] 在其研究中发现, 在包含 6 个变量的 VAR 模型中应用贝叶斯收缩可以显著提高预测准确性; Miranda 等^[4] 提出共轭先验分布同样能够有效地估计模型, 达到极高的预测精度并在一般的宏观经济分析中表现出较好的性能。为了降低先验分布的主观性, Giannone 等^[5] 利用分层建模思想, 基于已有数据集, 运用马尔可夫链蒙特卡洛 (MH) 算法提取先验信息; Carriero 等^[6] 提出在正态-逆 Wishart 分布的前提下, 利用模型系数的后验方差 Kronecker 结构和蒙特卡洛算法可以有效地模拟多步预测密度函数; Banbura 等^[7] 从更实际的角度出发, 考虑一组与能源消费变化关联性较强的变量, 并在此基础上评估不同先验分布 BVAR 模型的泛化能力和有效性, 其中正态-逆 Wishart 分布的表现尤其出色; 而 Sims 等^[8] 同样发现将正态-逆 Wishart 先验分布与 VAR 模型相结合, 经优化, 其紧密性和滞后长度得出的 BVAR 模型符合预期。

尽管 Banbura^[7] 和 Sims^[8] 提出的 BVAR 模型展现了良好的效果, 但当数据呈现高维情形时, 模型难以在较多变量下保持准确估计。因此, 本文考虑在传统 VAR 模型中运用贝叶斯收缩建立 BVAR 模型, 其中先验分布根据具体研究问题由 MH 算法从以往数据集中提取超参数来确定, 并且当变量增加时, 通过设定与模型尺寸相关的收缩程度以保留相关样本信息的同时控制过度拟合。

另一方面, BVAR 模型在实际运用中容易受到面板时间序列数据的制约, Fan^[9] 认为, 这类数据不是一个线性随机过程, 而是由时变、高阶矩结构、非对称周期等非线性动力学性质产生的, 数据在时间序列中可能存在跳跃或断裂。为了使 BVAR 模型能够应用在时间序列分析中, Hamilton^[10] 提出的马尔可夫区制转移自回归模型是目前应用较广泛的选择, 该模型可以较好地拟合数据出现跳跃或断裂的时间序列。Krolzig^[11] 将

Hamilton 模型推广到马尔可夫区制转移向量自回归模型 (MS-VAR) 和马尔可夫区制转移误差修正模型 (MS-VECM), MS-VECM 模型在估计变量受限模型框架的长期关系时更加灵活, 并且由于该模型具有时变的动态特征, 对市场变化的适应性更强。但在 MS-VAR 模型的基础上建立的 MS-VECM 模型仍然具有传统 VAR 模型的局限性, 因此本文在改进的 BVAR 模型基础上, 将 MS-VAR 模型推广为 MS-BVAR 模型, 并基于该模型建立 MS-BVECM 模型。

为了验证改进后模型的有效性, 本文以重庆市为例, 研究其能源消费、产业结构升级和经济增长的动态关系, 并对各项指标进行相关预测。

2 模型简述

2.1 传统向量自回归模型

向量自回归模型 (VAR) 是单变量自回归模型的推广, 较后者能够更充分考虑滞后值之间的相互依赖关系, 通常作为研究动态冲击效应的工具。有限 p 阶的 VAR 模型可表示为

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{A}_c + \mathbf{A}_1 \mathbf{y}_{t-1} + \mathbf{A}_2 \mathbf{y}_{t-2} + \cdots + \mathbf{A}_p \mathbf{y}_{t-p} + \boldsymbol{\varepsilon}_t \quad (1)$$

其中, $t = 1, 2, \dots, T$; $\mathbf{A}^T = [\mathbf{A}_c, \mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_p]$; $\boldsymbol{\varepsilon}_t \sim N(0, \boldsymbol{\Sigma})$ 为 $N \times M$ 维误差协方差矩阵。

若定义一个由截距项和滞后 p 阶的解释变量组成的矩阵

$$\mathbf{x}_t = (1, \mathbf{y}_{t-1}^T, \mathbf{y}_{t-2}^T, \dots, \mathbf{y}_{t-p}^T)^T$$

则式 (1) 可改写为

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{A}^T \mathbf{x}_t + \boldsymbol{\varepsilon}_t \quad (2)$$

VAR 模型以伴随形式表示多步预测, 即

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{A}^+ \mathbf{x}_t + \tilde{\boldsymbol{\varepsilon}}_t \quad (3)$$

其中, $\tilde{\boldsymbol{\varepsilon}}_t$ 是包含 $\boldsymbol{\varepsilon}_t$ 和 0 的向量,

$$\mathbf{A}^+ = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \mathbf{A}_c & \mathbf{A}_1 & \mathbf{A}_2 & \cdots & \mathbf{A}_p \\ 0 & \mathbf{I}_N & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & 0 & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \mathbf{I}_N & \cdots & 0 \end{bmatrix}$$

显然, \mathbf{y}_t 与 \mathbf{x}_{t+1} 存在线性关系, 简记为 $\mathbf{y}_t = \mathbf{s} \mathbf{x}_{t+1}$, \mathbf{s} 可取 \mathbf{A}^+ 中第 2 至 $N+1$ 行中任意行, 多步预测则可表示为 $\hat{\mathbf{x}}_{t+h} = (\mathbf{A}^+)^h \mathbf{x}_t$ 。

在高维情形下, 高密度参数化导致维数灾祸的风险急剧上升, 因此如何改进传统 VAR 模型, 使其能在变量增加时, 通过设定与模型尺寸相关的收缩程度以保留相关样本信息的同时控制过度拟合成为了关键。

2.2 先验分布的设定

为了处理向量自回归模型普遍存在的维数灾祸问题, 引入先验信息概念, 从而降维数据成为众多学者的选

择。此处采用 Kadiyala^[12] 和 Robertson^[13] 的方法,为传统 BVAR 模型设置正态-逆 Wishart 共轭先验分布,即

$$A | \Sigma \sim N(A_0, \Sigma \otimes \Omega_0) \quad \Sigma \sim IW(S_0, V_0) \quad (4)$$

该分布保留了 Minnesota 先验分布的基本准则,同时,由于正态-逆 Wishart 先验分布为共轭先验分布,该模型的条件后验分布也为 $N-IW$ 分布,即

$$A | \Sigma, Y \sim N(\bar{A}, \Sigma \otimes \bar{\Omega}), \quad \Sigma | Y \sim IW(\bar{S}, \bar{V}) \quad (5)$$

其中,

$$\bar{A} = (\Omega_0^{-1} + X^T X)^{-1} (\Omega_0^{-1} A_0 + X^T Y)$$

$$\bar{\Omega} = (\Omega_0^{-1} + X^T X)^{-1}, \quad \bar{V} = V_0 + T$$

以及

$\bar{S} = A_0 + \hat{E}^T \hat{E} + \hat{A}^T X^T \hat{X} A + A_0^T \Omega_0^{-1} A_0 - \bar{A}^T \bar{\Omega}^{-1} \bar{A}$, \hat{A} 和 \hat{E} 的值由最小二乘估计得到。

2.3 BVAR 模型参数估计过程

选定先验分布后,本节结合贝叶斯理论与 MH 算法确定先验参数。由于先验分布 $p(x)$ 的形式较为复杂,无法直接对其抽样,因此,此处构造一个较为简单的建议分布 $q(x)$,使得 $p(x) = \tilde{p}(x)/Z_p$ 。对于当前状态变量 x_t ,由条件分布 $q(x|x_t)$ 产生候选样本 x^* ,候选样本被接受作为 $t+1$ 时刻状态的概率为

$$\alpha(x^*, x_t) = \min \left(1, \frac{\tilde{p}(x^*) q(x_t | x^*)}{\tilde{p}(x_t) q(x^* | x_t)} \right)$$

概率转移函数为

$$\beta(x_{t+1} | x_t) = q(x_{t+1} | x_t) \alpha(x_t, x_{t+1})$$

接着,添加虚拟观测值来实现式(5),在式(3)中添加 $T_d(Y_d$ 和 $X_d)$ 虚拟观测值,将

$$A_0 = (X_d^T X_d)^{-1} X_d^T Y_d, \quad \Omega_0 = (X_d^T X_d)^{-1}$$

$$S_0 = (Y_d - X_d B_0)^T (Y_d - X_d B_0)^T$$

以及 $V_0 = T_d - k$ 添加到正态-逆 Wishart 先验中。为了匹配 Minnesota 先验分布的维度,此处添加的虚拟观测变量形式为

$$Y_d = \begin{pmatrix} \text{diag}(\delta_1 \sigma_1, \delta_2 \sigma_2, \dots, \delta_n \sigma_n) / \lambda \\ 0_{n \times (p-1) \times n} \\ \vdots \\ \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n) \\ \vdots \\ 0_{1 \times n} \end{pmatrix}$$

$$X_d = \begin{pmatrix} J_p \otimes \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n) / \lambda & 0_{n \times 1} \\ \vdots & \vdots \\ 0_{n \times np} & 0_{n \times 1} \\ \vdots & \vdots \\ 0_{1 \times np} & \epsilon \end{pmatrix}$$

其中, $J_p = \text{diag}(1, 2, \dots, p)$ 。对虚拟观测变量矩阵分块:第一块是添加在自回归系数的先验信息,第二块是实现协方差矩阵的先验,第三块反映截距的无信息先验。虽然参数设定原则上应该只使用先验信息,但遵循共同的惯例,即设定尺度参数 σ_i^2 等于变量 y_{it} 的 p 阶单变量自回归模型的残差方差。

现将式(6)代入式(3)中,以强化 BVAR 模型

$$Y_* = X_* A_* + E_* \quad (7)$$

其中, $T_* = T + T_d$, $Y_* = (Y^T, Y_d^T)^T$, $X_* = (X^T, X_d^T)$, $E_* = (E^T, E_d^T)^T$ 。为确保参数 Σ 的先验期望是存在的,此处需要添加一个虚拟先验 $\Sigma \sim |\Sigma|^{-(n+3)/2}$,则后验分布将具有以下形式:

$$\text{vec}(A) | \Sigma, Y \sim N(\text{vec}(\bar{A}), \Sigma \otimes (X_*^T X_*)^{-1})$$

$$\Sigma | Y \sim iW(\tilde{\Sigma}, T_d + 2 + T - k)$$

其中,

$$\tilde{\Sigma} = (Y_* - X_* \bar{B})^T (Y_* - X_* \bar{B})$$

$$\bar{A} = (X_*^T X_*)^{-1} X_*^T Y_*$$

需要说明的是,系数的后验期望与 Y_* 对 X_* 的回归 OLS 估计值一致。并从计算的观点来看,模型估计是可行的,只需求出维度为 $M = np + 1$ 方阵的逆矩阵即可。

2.4 MS-BVECM 模型的建立

改进后的 BVAR 模型可以有效预测高维数据下能源消费和产业结构的动态关系,但却无力分析经济周期内各变量之间长期与短期均衡状态变化。当短期内经济变量受到波动而与长期均衡状态发生偏离时,误差修正模型机制会使其逐渐重新回到长期均衡状态,以保证模型的稳健性。但一般的误差修正模型无法具体描述短期均衡向长期均衡状态转移的过程,因此笔者考虑在以 MS-VAR 为基础发展的 MS-VECM 模型中进一步结合贝叶斯理论建立 MS-BVECM 模型。

若式(7)中的向量均为一阶单整向量,且向量之间存在协整关系,则将其变换可得到以下形式:

$$\Delta y_t^* = c + \Pi x_{t-1}^* + \sum_{i=1}^{p-1} A_i \Delta x_{t-i}^* + \epsilon_t^* \quad (8)$$

其中, $\Delta y_t^* = y_t^* - y_{t-1}^*$, c 是截距向量, Π 和 A_i 是系数矩阵, ϵ_t^* 被设置为误差向量并假服从正态分布,即 $\epsilon_t^* \sim N_n(0, \Sigma)$, Σ 是误差的协方差矩阵。由 Johansen 协整关系可知存在矩阵 φ 和 β 使得 $\Pi = \varphi \beta^T$, β 为 y_t^* 的协整向量, φ 为误差修正系数,从而式(11)可调整为

$$\Delta y_t^* = c + \varphi \beta^T x_{t-1}^* + \sum_{i=1}^{p-1} A_i \Delta x_{t-i}^* + \epsilon_t^* \quad (9)$$

根据 Hamilton^[10] 的方法,对上述误差修正模型加

入马尔科夫区制转移特征,即对于可观测的时间序列向量 y_t ,其潜在数据生成过程的参数依赖于不可观测的区制变量 s_t ,其中 $s_t \in \{1, 2, k, m\}$ 表示系统所处的不同状态,且

$$p_{ij} = P(s_t = j | s_{t-1} = i), \forall i, j \in \{1, 2, \dots, m\} \quad (10)$$

其中, $\sum_{j=1}^m p_{ij} = 1$ 。因此对式(9)具有贝叶斯特征的误差修正模型加入马尔科夫区制转移特征,可得具有马尔科夫区制转移的向量误差修正模型 MS-VECM,其一般表达式为

$$\Delta y_t^* = c(s_t) + \varphi(s_t) \beta^T x_{t-1}^* + \sum_{i=1}^{p-1} A_i(s_t) \Delta x_{t-i}^* + \varepsilon_t^* \quad (11)$$

其中, $\varepsilon_t^* : NID(0, \Sigma(s_t))$; $c(s_t), \varphi(s_t), A_1(s_t), k, A_p(s_t), \Sigma(s_t)$ 是依赖区制 s_t 的变量。可将式(10)用均值形式表示:

$$\Delta y_t^* - \mu(s_t) = \varphi(s_t) \beta^T x_{t-1}^* + \sum_{i=1}^{p-1} A_i(s_t) \Delta x_{t-i}^* - \mu(s_{t-1}) + \varepsilon_t^* \quad (12)$$

其中, $\mu(s_t)$ 表示经济周期中不同阶段的增长率均值向量,即

$$\mu(s_t) = [\mu_1(s_t), \mu_2(s_t), \mu_3(s_t)]^T$$

例如: $\mu_1(s_t), \mu_2(s_t)$ 和 $\mu_3(s_t)$ 可分别表示为重庆市能源消费增长率、地区生产总值增长率和产业结构转化率的条件均值。

3 实证分析

首先构造适当的虚拟观测先验分布,接着估计虚拟先验分布的参数并对其进行分层处理。需提出的是,这里不对先验参数 α 分层处理,因为该参数可以通过模式论证固定,一般情况下 $\alpha = 1$,先验参数 λ 服从伽马超先验分布,之后运用 MH 算法时会为其算法所需的建议分布(此处为高斯分布)提供上界和下界。

对每个变量拟合 p 阶自回归模型后,自动设定先验参数 ψ ;接着,通过 MH 算法将确定的超参数分层处理后提供给虚拟观测先验分布,为建立 BVAR 模型提供条件。同时,为判断超参数是否达到平稳分布,需要知道其样本路径图,模型中选择的超参数包括 λ , soc 和 sur ,经过优化后,以上 3 个超参数值分别为 0.889 29, 0.400 88, 0.970 96,其中 λ 系数较大,说明模型可能会过拟合,因此参数数量应当缩减,如图 1 所示。(图 1 左侧图为轨迹图,右侧为概率密度函数度)可以看出: λ , soc 和 sur 是平稳的,没有漂移的情况发生,即可以认为 3 个超参数的马氏链构造是成功的,接下来便可以通过采集到的样本建立 BVAR 模型。

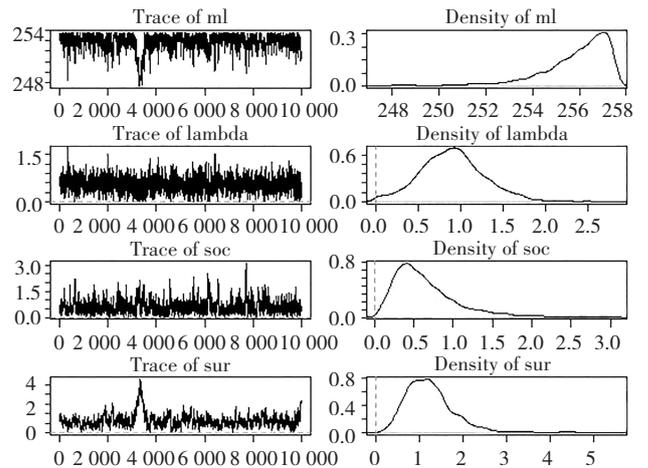


图 1 边际似然和分层处理的超参数跟踪和轨迹图

Fig. 1 Hyperparametric tracking and trajectory plots for marginal likelihood and hierarchical processing

由表 1 可见:由于 VAR 模型中滞后阶数对协整检验和后续模型估计有一定的影响,所以根据 LR、FPE、AIC、HQIC 和 SBIC 这 5 种信息准则选定滞后阶数为 5 (Lag 为滞后阶数,NA 表示取值为空)。

表 1 VAR 模型滞后阶数选择

Table 1 VAR model lag order selection

Lag	Log L	LR	FPE	AIC	SC	HQ
1	211.204	NA	6.53E-10	-12.637 76	-12.225 53 *	-12.501 12
2	222.242	17.936 3	5.82E-10	-12.765 12	-11.940 64	-12.491 83
3	229.366	10.241 1	6.76E-10	-12.776 26	-11.411 17	-12.237 95
4	240.420	13.817 6	6.37E-10	-12.776 26	-11.127 31	-12.229 68
5	263.952	25.002 *	2.90E-10 *	-13.684 5 *	-11.623 31	-13.001 27 *

注: * 表示各自信息准则下选中的滞后阶数。

基于 R 软件进行平稳性检验和先验分布的选取以及滞后阶数确定之后,就可以估计并得到 BVAR 模型的参数,本文选取产业结构对数、能源消费对数和地区生产总值对数这 3 个指标即 $L = [\ln V_{EC}, \ln V_{IS}, \ln V_{GDP}]^T$ 建立 BVAR 模型,该模型以矩阵的形式可表示如下:

$$\begin{pmatrix} \ln V_{EC} \\ \ln V_{IS} \\ \ln V_{GDP} \end{pmatrix}_t = \begin{pmatrix} 0.679 92 & 0.035 44 & 0.039 63 \\ -0.013 04 & 0.724 53 & 0.413 58 \\ 0.080 64 & 0.801 58 & 0.774 19 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \ln V_{EC} \\ \ln V_{IS} \\ \ln V_{GDP} \end{pmatrix}_{t-1} + \begin{pmatrix} 0.126 17 & 0.051 38 & 0.010 16 \\ -0.006 84 & 0.069 67 & 0.007 48 \\ 0.043 01 & 0.196 56 & 0.087 25 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \ln V_{EC} \\ \ln V_{IS} \\ \ln V_{GDP} \end{pmatrix}_{t-2} + \begin{pmatrix} 0.048 03 & 0.025 17 & 0.010 37 \\ -0.006 23 & 0.025 71 & 0.005 88 \\ 0.020 06 & 0.081 21 & 0.012 04 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \ln V_{EC} \\ \ln V_{IS} \\ \ln V_{GDP} \end{pmatrix}_{t-3} + \begin{pmatrix} 0.720 7537 \\ 0.329 856 6 \\ -0.886 590 5 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \\ e_{3t} \end{pmatrix}$$

如图 2 所示,模型的残差都接近于 0,说明其拟合程度较好,模型可用。重庆市能源消费、产业结构和地区生产总值对数时间序列的预测结果如图 3 所示,阴影区间分别表示 90%置信区间和 68%置信区间。

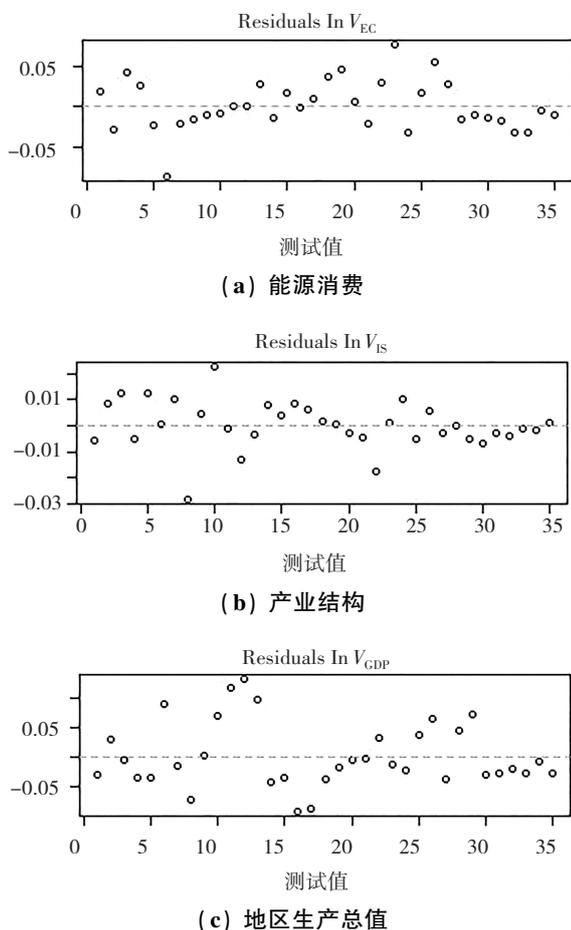


图 2 能源消费、产业结构升级和地区生产总值对数残差图

Fig. 2 Residuals of energy consumption, industrial upgrading and regional GDP

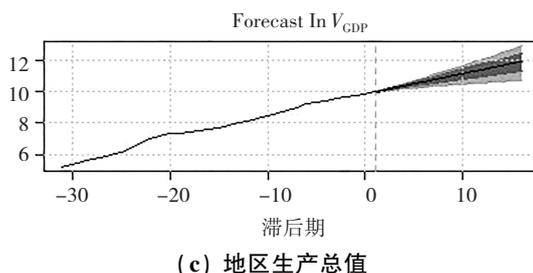
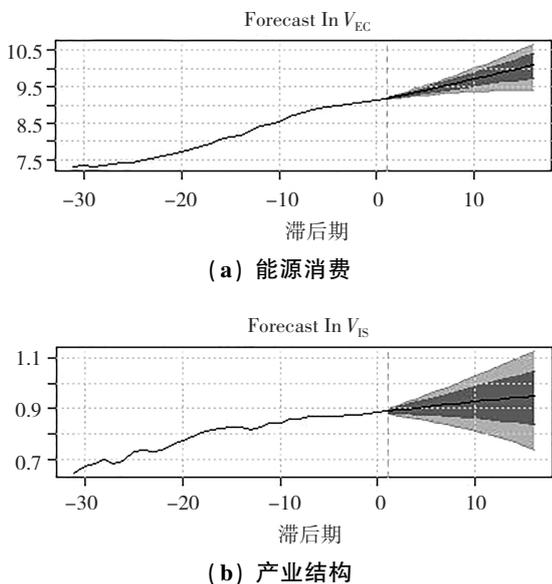


图 3 能源消费、产业结构和地区生产总值对数时间序列预测图
Fig. 3 Logarithmic time series projections of energy consumption, industrial structure and regional GDP

根据近 5 年能源消费增长率进行二区制划分,区制 1(即 $s_t = 1$) 表示平稳增长阶段,区制 2(即 $s_t = 2$) 表示快速增长阶段,并利用三元变量的 MS2-VECM2 模型描述不同增长阶段下重庆市能源消费和产业结构升级之间的动态关系。 $\mu_1(s_t)$ 表示重庆市产出增长率过程中对应区制的条件均值,在区制阶段的限制下条件均值的参数约束为 $\mu_1(1) < \mu_1(2)$; $\mu_2(s_t)$ 和 $\mu_3(s_t)$ 分别表示能源消费增长率和产业结构转换率在对应区制中的条件均值,其中能源消费增长率的区制划分依赖于产业结构转化率,所以能源消费增长率对应取值的条件均值没有参数约束。

在建立和估计 MS-VECM 模型之前,需要对重庆市能源消费、产业结构和地区生产总值进行平稳性检验,表 2 分别给出了以上 3 个指标的对数序列以及对数差分序列的 ADF 检验结果。结果表明:重庆市能源消费、产业结构以及地区生产总值的对数序列都是一阶单整过程,因此以上 3 个时间序列具有相同的单整阶数,可以在此基础上通过建立协整关系和误差修正模型来分析这 3 者之间的短期波动和长期均衡关系。

表 2 ADF 检验结果

Table 2 ADF test results

变量	ADF 值	临界水平			检验结果
		1% 临界值	5% 临界值	10% 临界值	
$\ln V_{EC}$	-0.127 7	-3.646 3	-2.954 0	-2.615 8	不平稳
$D \ln V_{EC}$	-3.652 2	-3.632 9	-2.948 4	-2.612 9	平稳
$\ln V_{IS}$	-1.307 1	-3.615 6	-2.941 1	-2.609 1	不平稳
$D \ln V_{IS}$	-5.292 0	-3.621 0	-2.943 4	-2.610 2	平稳
$\ln V_{GDP}$	-0.645 6	-3.621 0	-2.943 4	-2.610 3	不平稳
$D \ln V_{GDP}$	-3.368 5	-3.626 8	-2.945 8	-2.611 5	平稳

已知向量 $y_t = (y_{1t}, y_{2t}, y_{3t})^T$, 表 3 给出了 y_t 的 Johansen 协整检验结果,通过比较 5% 显著性水平临界值与迹统计量的大小,得出结果为拒绝“没有协整关系”和“至多一个协整关系”的原假设,接受“至多两个协整关系”的原假设,所以重庆市能源消费、产业结构和地区生产总值的对数序列之间存在两个显著协整关

系,即长期均衡关系,说明重庆市能源消费、产业结构和地区生产总值之间具有相同的趋势水平。

表 3 Johansen 协整检验
Table 3 Johansen co-integration test

原假设	特征根	迹统计量	临界值
没有协整关系	0.612 330	51.938 77 *	29.797 07
至多一个协整关系	0.429 071	21.615 58 *	15.494 71
至多两个协整关系	0.108 630	3.679 879	3.841 466

注: * 表示在 5% 水平下拒绝原假设或参数估计显著。

表 4 VECM 模型估计
Table 4 VECM model estimates

误差修正	D(LNV _{EC})	D(LNV _{GDP})	D(LNV _{IS})	误差修正	D(LNV _{EC})	D(LNV _{GDP})	D(LNV _{IS})
C _{E1}	-0.163 298	0.166 208	-0.006 074	D(LNV _{GDP} (-3))	0.093 824	-0.152 646	0.018 388
	(0.065 57)	(0.081 30)	(0.013 51)		(0.184 05)	(0.228 22)	(0.037 93)
	[-2.400 59]	[2.044 36]	[-0.449 48]		[0.509 78]	[-0.668 86]	[-0.484 73]
C _{E2}	0.107 606	-0.118 445	0.008 406	D(LNV _{GDP} (-4))	-0.276 256	0.031 310	0.083 093
	(0.045 10)	(0.055 92)	(0.009 30)		(0.161 22)	(0.199 91)	(0.033 23)
	[2.386 01]	[-2.118 04]	[0.904 29]		[-1.713 51]	[0.156 62]	[2.500 63]
D(LNV _{EC} (-1))	0.348 683	-0.268 665	0.092 850	D(LNV _{IS} (-1))	0.485 756	-1.126 010	-0.206 983
	(0.206 43)	(0.255 96)	(0.042 55)		(0.747 36)	(0.926 72)	(0.154 04)
	[1.689 15]	[-1.04962]	[2.182 36]		[0.649 96]	[-1.215 05]	[-1.343 74]
D(LNV _{EC} (-2))	-0.079 323	0.343 575	0.130 188	D(LNV _{IS} (-2))	0.175 517	0.553 541	-0.088 459
	(0.240 54)	(0.298 27)	(0.049 58)		(0.611 58)	(0.758 35)	(0.126 05)
	[-0.329 77]	[1.151 191]	[2.626 00]		[0.286 99]	[0.729 93]	[-0.701 77]
D(LNV _{EC} (-3))	0.180 767	0.100 483	-0.055 246	D(LNV _{IS} (-3))	-0.133 202	-0.600 479	-0.088 459
	(0.237 07)	(0.293 96)	(0.048 86)		(0.569 75)	(0.706 49)	(0.117 43)
	[0.762 51]	[0.341 82]	[-1.130 67]		[-0.233 79]	[-0.085 61]	[-0.795 04]
D(LNV _{EC} (-4))	0.371 967	-1.401 568	-0.012 332	D(LNV _{IS} (-4))	-0.393 134	-0.981 168	0.086 803
	(0.233 70)	(0.289 79)	(0.048 17)		(0.574 41)	(0.712 26)	(0.118 39)
	[1.591 64]	[-4.836 56]	[-0.256 603]		[-0.684 41]	[-1.377 54]	[-0.733 20]
D(LNV _{GDP} (-1))	0.084 497	0.793 628	0.046 407	C	0.061 242	0.136 867	-0.005 177
	(0.125 08)	(0.155 10)	(0.025 78)		(0.036 82)	(0.045 65)	(0.007 59)
	[0.675 55]	[5.117 00]	[1.800 16]		[1.663 37]	[2.997 95]	[-0.682 28]
D(LNV _{GDP} (-2))	-0.253 812	0.014 032	-0.101 660				
	(0.166 21)	(0.206 10)	(0.034 26)				
	[-1.527 04]	[0.068 08]	[-2.967 55]				

注: 括号中数值为 P 值, 方括号中数值为 t 统计量值, 括号外为回归参数估计值, C 为常数项。

由表 4 可知: 第一个协整方程 3 个误差修正项 C_{E1} 分别为 -0.163 298、0.166 208、-0.006 074, 说明模型分别以 -0.163 298、0.166 208、-0.006 074 的速度对重庆市能源消费、地区生产总值和产业结构进行修正。第二个协整方程 3 个误差修正项 C_{E2} 分别为 0.107 606、-0.118 445、0.008 406, 说明模型分别以

随后, 根据 EViews 软件可估计得出协整方程为

$$e_{1t} = y_{1t} - 22.200 47y_{3t} + 9.150 286$$

$$e_{2t} = y_{2t} - 39.664 61y_{3t} + 23.339 27$$

向量误差修正模型将偏离长期均衡关系的变量作为解释变量, 对短期偏离的变量进行长期调节, 因此该模型能同时描述短期调节过程和长期调节过程。并且该模型是在变量之间具有协整关系的基础上来体现不同经济时间序列之间的长期关系, 以及短期偏离长期均衡的修正机制, 所以具有较高的稳健性和准确性。模型估计结果如表 4 所示。

0.107 606、-0.118 445、0.008 406 的速度对重庆市能源消费、地区生产总值和产业结构进行修正。

得到变量的协整关系后, 再假定式 (11) 中均值修正项 $\mu(s_t) = [\mu_1(s_t), \mu_2(s_t), \mu_3(s_t)]^T$, 具有状态转移性质的前提下, 取式 (11) 中的滞后阶数 $p = 5$ (该阶数由 LR、FPE、AIC、HQIC 和 SBIC 5 种信息准则得出), 则所

得 MS-VECM 模型为

$$\Delta y_t - \mu(s_t) = \varphi(s_t) \beta^T y_{t-1} + \sum_{i=1}^4 A_i(s_t) \Delta y_{t-i} - \mu(s_{t-1}) + \varepsilon_t$$

图 4 和图 5 给出了能源消费在两个区制中的滤波概率估计。图 4 所示:1984—1996 年,重庆市能源消费增长率开始出现区制 1 的运行特征,区制的取值概率接近于 1,这意味着产业结构基本保持不变,同时经济增长基本保持平稳,能源消费基本处于“快速增长阶段”。1997—2006 年,区制概率发生改变,此处是因为重庆成为直辖市后能源消费持续上升。图 5 表明此时重庆市能源消费正处于“平稳增长阶段”:2007—2011 年,区制概率频繁发生改变,表明此时能源消费转变了平稳增加的状态,原因在于此时重庆市开始出台关于加快产业结构升级的若干政策,在产业结构升级的过程中能源消费增长率在逐渐降低。

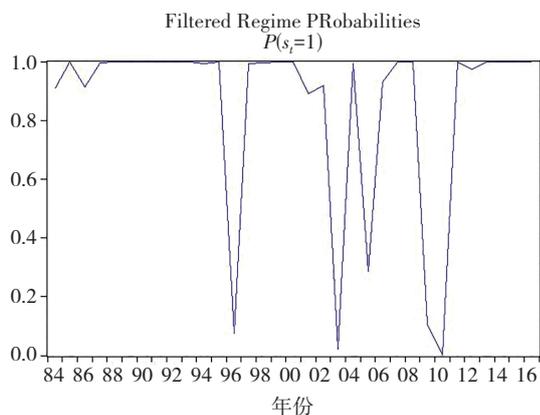


图 4 快速增长期的滤波概率

Fig. 4 Filtering probabilities for fast growth periods

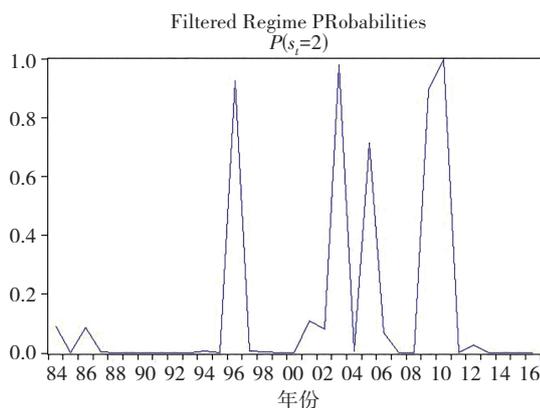


图 5 平稳增长期的滤波概率

Fig. 5 Filter probabilities for a period of smooth growth

表 5 给出了能源消费时间序列中区制转移概率 p_{ij} ,当能源消费增长率处于“快速增长阶段”时,区制 1 的持续概率为 0.958,这表明该阶段具有相当高的稳定性,主要原因在于重庆作为工业城市,在加速工业发展的同时必定会需要大量的能源消耗。从区制 1 转移到

区制 2 的概率为 0.042,从区制 2 转移到区制 1 的概率为 0.038,这表明能源消费的阶段性转移具有一定的次序。当通过产业结构升级后,能源消费进入到“平稳增长阶段”,区制 2 的持续概率为 0.962,这表明经过工业产业结构合理升级后,能源消费增长率大概率会持续在“平稳增长阶段”,但由于区制之间转移概率相差不大,一旦产业结构不合理便又会回到“快速增长阶段”。

表 5 转移概率矩阵

Table 5 Transfer probability matrix

	区制 1	区制 2
区制 1	0.957 712	0.042 288
区制 2	0.037 585	0.962 415

4 结论与建议

4.1 结论

针对传统向量自回归模型 (VAR) 的高维估计问题,结合贝叶斯理论,提出一种融合正态-逆 Wishart 共轭先验分布的估计方法并引入 Metropolis-Hastings (MH) 算法。从以往数据集中确定超参数收缩模型尺寸与传统 VAR 模型相比,基于贝叶斯理论的估计方法可在保留相关样本信息的同时控制过度拟合,具有较好的稳健性和有效性。此外,在改进的 VAR 模型基础上,结合区制转移技术与误差修正模型提出了 MS-BVECM 模型,该模型能够有效分析经济周期内各变量之间长期与短期均衡状态变化。最后,以重庆市能源消费为例进行了实证分析,主要研究结论如下:

(1) 通过 MH 算法将确定的超参数分层处理后提供给虚拟观测先验分布,并建立 BVAR 模型进行预测。预测结果表明:长期内重庆市产业结构升级和经济增长对能源消费增加有显著影响;短期内能源消费对经济增长有正向作用,但长期来说其对经济发展的促进作用有限。

(2) 通过平稳性检验和 Johansen 协整检验,得知重庆市能源消费、产业结构和地区生产总值的对数序列之间存在两个显著协整关系,即长期均衡关系,说明重庆市能源消费、产业结构和地区生产总值之间具有相同的趋势水平。

(3) 在协整关系基础上建立的 MS-VECM 模型(向量误差修正模型)表明:短期波动中,能源消费增长率与产业结构升级呈反向关系,与地区生产总值增长率呈正向关系,并且对能源消费和地区生产总值短期修正力度更大。

(4) 运用 Hamilton 模型中划分二区制的方法,将

能源消费增长率划分为“快速增长阶段”和“平稳增长阶段”,通过建立区制转移模型得出结论:1984—1996年,重庆市能源消费增长率开始出现区制1的运行特征,区制的取值概率接近于1,这意味着产业结构基本保持不变,经济增长也基本保持平稳,能源消费基本处于“快速增长阶段”;1997—2006年,区制概率发生改变,原因在于重庆成为直辖市以后,能源消费明显增加;2007—2011年,区制概率频繁发生改变,表明此时能源消费转变为平稳增加的状态。

(5) 区制转移矩阵中,当能源消费增长率处于“快速增长阶段”时,该阶段具有相当高的稳定性,能源消费的阶段性转移具有一定的次序。当通过产业结构升级后,能源消费进入到“平稳增长阶段”,此时经过工业产业结构合理升级后,能源消费增长率大概率会持续在“平稳增长阶段”,但由于区制之间转移概率相差不大,一旦产业结构不合理便又会回到“快速增长阶段”。

4.2 建议

针对上述研究结果,提出建议:

(1) 致力于发展低碳技术,特别是煤的清洁高效净化技术,以及二氧化碳捕获与埋存等领域开发的有效控制碳排放的新技术。重庆市“十四五”时期是能源低碳转型进入碳达峰关键期,加大开展林业碳汇交易,研发出低价、清洁、高效和低排放的能源技术,对抢占低碳能源技术制高点,大力推进碳排放交易具有重要意义。因此,重庆市也应联合多方组织开展有关低碳经济关键技术的攻关,制定开发新型高效低碳技术的长远发展规划。

(2) 大力调整产业结构,尤其是工业内部行业结构。对于重庆市高能耗产业,例如电石、钢铁、铁合金等,可通过行业电价差别引导,实施惩罚性电价政策以整治高能耗产业。加大对重庆市落后产能的淘汰力度,降低节能损耗和推动循环经济,并打造新的低碳产业链。以往产业链的价值流向主要是资源型企业,发展低碳经济可打破目前流向:首先将由高碳产业引申出来的产业链条“低碳化”,接着通过逐渐降低高碳产业在国民经济中的比重,调整高碳产业结构,最终使重庆市国民经济的产业结构逐步趋向低碳经济的标准。

(3) 注重能源技术进步的长期发展以及持久研发,同时保持区制的自维持概率。短期内,行业能源技术的提高具有较强的跟风效应,但长期效应表现得并

不明显。目前重庆市制度、市场和政策等条件虽然具备支持区制自维持能力,但企业技术进步的效应很难持久,缺乏长期、持久研发的动力。所以应加大对研发企业的补贴力度,增强企业研发的持久动力,保持重庆市快速经济增长过程的持续性和稳定性。

参考文献(References):

- [1] SIMS C A. Macroeconomics and reality [J]. *Econometrica*, 1980, 48(1): 1—48.
- [2] KOOP G M, KOROBILIS D. Bayesian multivariate time series methods for empirical macroeconomics [J]. *Foundations and Trends in Econometrics*, 2010, 3(4): 267—358.
- [3] LITTERMAN R B. Forecasting with Bayesian vector autoregressions-five years of experience [J]. *Journal of Business & Economic Statistics*, 1986, 4(1): 25—38.
- [4] MIRANDA S, REY H. World asset markets and the global financial cycle [J]. *NBER Working Papers*, 2015, 21(2): 122—138.
- [5] GIANNONE D, LENZA M, PRIMICERI G E. Prior selection for vector autoregressions [J]. *Review of Economics and Statistics*, 2015, 97(2): 436—451.
- [6] CARRIERO A, CLARK T E, MARCELLINO M. Bayesian VARs: Specification choices and forecast accuracy [J]. *Journal of Applied Econometrics*, 2015, 30(1): 46—73.
- [7] BANBUA M, GIANNONE D, REICHLIN L. Large Bayesian vector auto regressions [J]. *Journal of Applied Econometrics*, 2010, 25(1): 71—92.
- [8] SIMS C A, ZHA T. Bayesian methods for dynamic multivariate models [J]. *International Economic Review*, 1998, 3(1): 949—968.
- [9] FAN J, YAO Q. *Nonlinear time series: Nonparametric and parametric methods* [M]. Berlin: Springer, 2003.
- [10] HAMILTON J D. A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle [J]. *Econometrica*, 1989, 57(2): 357—384.
- [11] KROLZIG H M. *Markov-switching vector autoregression* [M]. Berlin: Springer, 1997.
- [12] KADIYALA K R, KARLSSON S. Numerical methods for estimation and inference in Bayesian VAR-models [J]. *Journal of Applied Econometrics*, 1997, 12(2): 99—132.
- [13] ROBERTSON J C, TALLMAN E W. Vector autoregressions: Forecasting and reality [J]. *Economic Review*, 1999, 84(1): 4—18.