

基于贝叶斯 Markov 转换模型的股市收益与通胀波动关系研究

朱慧明, 邓慧敏, 谢赤, 马超群, 王延彦
(湖南大学 工商管理学院, 长沙 410082)

摘 要: 针对股市收益与通胀波动关系分析过程中随机参数条件下的建模问题, 构建了贝叶斯 Markov 转换 VAR 模型。通过分析模型的统计结构, 设置参数的先验分布, 利用贝叶斯统计方法, 推断了模型参数的后验分布, 设计相应的两次 Gibbs 抽样算法对模型参数进行贝叶斯估计, 运用该模型对上证股指回报率与通货膨胀率的波动关系进行实证分析。研究表明: 贝叶斯 Markov 转换 VAR 模型更准确地刻画两变量之间波动关系的非线性动态特征, 证明了费雪效应和代理效应在市场的不同机制中都成立。

关键词: 股票收益率; 通货膨胀率; 贝叶斯分析; Markov 转换模型; HP 滤波

中图分类号: F830.9

文献标识码: A

文章编号:

Study the Volatility Relationship Between the Stock Market Returns and the Inflation Rate Based on Bayesian Markov-Switching Model

ZHU Hui-ming, DENG Hui-min, XIE Chi, MA Chao-qun, WANG yan-yan

(College of Business Administration, Hunan University, Changsha, Hunan 410082)

Abstract: In order to solve the problem that how to modeling the relationship analysis process of stock market returns and inflation fluctuation under the condition of random parameter, this paper proposes a Bayesian Markov regime switching VAR model. Through analyzing the statistical model structure, setting parameters of the prior distribution, using Bayesian statistical method, deducing the posterior distribution of the model and designing two times of Gibbs sampling algorithm to estimate the parameters, we analyze the relationship between Shanghai stock index returns and inflation based on the proposed model. The empirical results suggest that the proposed model describes the nonlinear dynamic and asymmetric characteristics of the relationship between the two variables more accurately, and proves that the Fisher effect and Agent effect are respectively reflected in the two kinds of market mechanisms.

Key words: Stock returns; Inflation rate; Bayesian analysis; Markov switching model; HP filter

一、引言

股票市场的周期波动会对社会货币总供给与货币总需求产生结构性的影响, 从而影响通胀率的波动。而通货膨胀作为制定相关宏观经济政策的重要参考指标, 其波动特征和未来走势对经济形势有重要影响, 对股票收益率与通货膨胀率关系进行研究不仅有利于控制通货膨胀率、有效制定宏观经济政策, 而且能够帮助理性投资人对冲因通货膨胀带来的货币购买力损失的风险。

关于股票收益率与通货膨胀率的关系研究, 费雪 (1930) 指出资产收益率会随着通货膨胀率的变动而做出相应的调整, 从而股票收益率与通胀率呈正相关, 称之为费雪效应。然而, 许多学者发

基金项目: 国家自然科学基金项目 (71221001, 70771038, 71031004); 教育部博士点基金项目 (20110161110025), 湖南省自然科学基金项目 (11JJ3090)

作者简介: 朱慧明 (1966-), 男, 湖南湘潭人, 湖南大学工商管理学院教授、博士生导师, 研究方向: 贝叶斯计量经济模型

现股票收益率与通胀率的波动关系并不总是遵循费雪效应，可能存在四种关系：正相关、负相关、不相关及不确定。如 Fama (1981) 提出了代理假说，认为股票实际收益率与经济实际收益增长率呈正相关，通胀率预期上升意味着经济增长率将降低，从而股票收益率将降低，即认为股票收益率与通胀率呈负相关。Kevin 和 Perry (1998) 提出的波动性假说，认为通胀率过高会导致价格的不确定性，不利于企业发展，从而股票收益率降低，这种不确定性还会导致风险溢价的增加，从而使折现率增加，导致未来预期现金流现值的减少，未来股票的现值就会相应地减少，解释了股票收益率与通胀率负相关性的因果关系。

国内外学者利用 VAR 模型或者 SVAR 模型对股市收益与通货膨胀率之间的相互关系进行研究，虽然 VAR 模型能够反映出两者之间的波动关系，但是该模型是基于线性关系假设，并没有考虑结构性转变，但是实际上经济变量之间的关系往往是非线性的，Hamilton (1989) 在分析美国经济周期时，首次将 Markov 链引入到一般 VAR 模型中，使状态之间的变化服从一个不可观测的离散时间、离散状态的马尔可夫过程^[1]。相比 VAR 模型，引入 Markov 链的 VAR 模型能够更好地刻画经济波动中的非线性动态或非对称特性。张龙斌，夏程波分别利用 Markov 转换模型研究了两经济变量之间的相关关系，证明运用 Markov 转换模型比 GARCH 模型能更好地反映变量的体制转换特征^{[2][3]}。刘金全(2009)利用三机制 Markov 自回归模型研究了通胀率与股市收益率在不同机制状态下的相关关系，证明了费雪效应和代理效应在股票市场不同阶段成立^[4]。Sylvia (2001)具体阐述了在 Markov 转换自回归模型中采用的排列抽样方法来估计模型参数，即两次调用 Gibbs 抽样方法，第一次根据无约束的后验分布进行抽样，判别出合适的可识别性约束，再基于此进行第二次抽样估计，并利用模型对美国季度实际国内生产总值数据进行实证研究^[5]。李想 (2011) 使用持续期依赖 Markov 转换模型，利用 Gibbs 抽样算法，对上海股票市场是否存在泡沫进行实证研究，证明了我国股票市场具有明显的持续期依赖特征^[6]。但是对于拥有较小自由度的 VAR 模型，利用非限制性 VAR 方法进行的实证分析往往使得预测有很大的标准差，或难以形成良好的经济学理论解释。当样本数据少，信息较弱，或待估参数数量较多时，非限制性 VAR 估计将带来过度拟合问题，使得预测效果较差^[7]。贝叶斯方法的运用则可以很好地解决模型的样本外预测表现、模型误设定及数据和经济理论一致性问题。Patrick (2009) 利用贝叶斯 Markov 转换 VAR 模型具体描述了国际冲突的 Markov 过程，并对未来冲突的发展趋势做出预测^[8]，但只是对单变量的波动动态进行了研究。

为了能够解决参数随机化条件下的模型构建问题，准确地分析股市收益与通胀波动之间的非线性动态关系，为此利用MCMC方法构建用于我国股市收益与通胀波动关系研究的贝叶斯Markov转换VAR模型。

二、Markov 转换模型的贝叶斯分析

(一) Markov 转换模型

根据 Hamilton (1989) 提出的 Markov 机制转移模型^[1]，将 Markov 机制转移模型引入到 VAR 模型中，可以更精确地分析股票收益率与通货膨胀率中的非线性动态波动关系：

$$Y_t = U_{s_t} + \sum_{i=1}^h \alpha_{i,s_t} Y_{t-i} + \varepsilon_{s_t}, \quad \varepsilon_{s_t} \sim N(0, \Sigma_{s_t}) \quad (1)$$

此处, Y_t 表示观察值为 $m \times 1$ 的向量, 即假设 $Y_t = (y_1, y_2, \dots, y_m)'$; U_{s_t} 表示 s_t 状态下的均值向量; 状态变量 s_t 是随机变量, $s_t = 1, 2, \dots, k (k \geq 2)$ 与 ε_{s_t} 独立, 且满足离散取值序列构成一条一阶 Markov 链, 即下一状态的离散取值只取决于前一时刻所处状态的取值, 如下:

$$P(s_t = j | s_{t-1} = i, s_{t-2} = l, \dots, Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots) = P(s_t = j | s_{t-1} = i) = P_{ij} \quad (2)$$

此处, $\sum_{j=1}^k P_{ij} = 1$ 。

根据以上假设, 得 $Y_t \sim N_{m \times 1}(U_{s_t} + \sum_{i=1}^h \alpha_{i,s_t} Y_{t-i}; \Sigma_{s_t})$, 则向量 Y_t 的条件概率密度分布函数可表示为:

$$f(Y_t | s_t = i, S_{t-1}, \Phi_{t-1}) \propto \prod_{i=1}^T |\Sigma_{s_t}|^{-1/2} \exp\{-\frac{1}{2}(Y_t - U_{s_t} - \sum_{i=1}^h \alpha_{i,s_t} Y_{t-i})' \Sigma_{s_t}^{-1} (Y_t - U_{s_t} - \sum_{i=1}^h \alpha_{i,s_t} Y_{t-i})\} \quad (3)$$

其中, $S_{t-1} = \{s_{t-1}, s_{t-2}, \dots, s_1\}$, Φ_t 表示 t 时间点的已知信息, 得到模型的似然函数有:

$$\begin{aligned} f(Y_t | \Phi_{t-1}) &= \sum_{s_t=1}^k \sum_{s_{t-1}=1}^k f(Y_t, s_t, S_{t-1} | \Phi_{t-1}) \\ &= \sum_{s_t=1}^k \sum_{s_{t-1}=1}^k f(Y_t | s_t, S_{t-1}, \Phi_{t-1}) \cdot P(s_t, S_{t-1} | \Phi_{t-1}) \end{aligned} \quad (4)$$

这里 $P(s_t, S_{t-1} | \Phi_{t-1}) = P(s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-m} | \Phi_{t-1})$, 若给定初始值, $P(s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-m} | \Phi_{t-1})$ 可通过下面两方程迭代计算得到结果:

$$\begin{aligned} P(s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-m} | \Phi_{t-1}) &= \sum_{s_{t-m-1}=1}^k P(s_t | s_{t-1}, \dots, s_{t-m-1}, \Phi_{t-1}) P(s_{t-1}, \dots, s_{t-m-1} | \Phi_{t-1}) \\ &= \sum_{s_{t-m-1}=1}^k P_{s_{t-1}s_t} P(s_{t-1}, \dots, s_{t-m-1} | \Phi_{t-1}) \end{aligned} \quad (5)$$

$$P(s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-m} | \Phi_t) = \frac{f(Y_t | s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-m}, \Phi_{t-1}) P(s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-m} | \Phi_{t-1})}{\sum_{s_t=1}^h \sum_{s_{t-1}=1}^h f(Y_t | s_t, S_{t-1}, \Phi_{t-1}) P(s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-m} | \Phi_{t-1})} \quad (6)$$

综上所述, 推算得到模型的似然函数 (4), 根据贝叶斯定理, 利用似然函数进一步地进行 Markov 转换模型贝叶斯统计分析, 完成模型估计过程。

(二) 贝叶斯分析

在贝叶斯观点下, 待估参数被看作随机变量, 其中参数的推断都是以概率形式出现的, 那么可以考虑尽可能大的参数空间, 使得模型的估计更为稳健。先验分布是贝叶斯推断理论的基础与出发点, 反映实验前对总体参数分布的认识。假设 Ω 是待估参数向量, Q 是转置矩阵, 为了使后验分布更具敏感性, 收敛性强, 根据学者 Brandt 和 Freeman^[9] (2006) 与 Sims 和 Zha^[10] (1998) 的观点, 将参数 Q 的共轭先验分布设置如下:

$$Q \sim D(a_1, \dots, a_h) \quad (7)$$

其中, $D(\cdot)$ 为 Dirichlet 函数; 参数 Ω 先验设置服从 Sims-Zha 分布函数, 即在 Litterman 思想的基础上, 使用正态-逆 Wishart 先验分布作为结构参数的先验信息; Markov 过程服从遍历分布。那么模型

的联合先验密度函数为:

$$P(\Omega, Q, S_T) \propto P(\Omega)P(Q)P(s_0 | \Omega, Q) \prod_{t=1}^T P(s_t | \Omega, Q, S_{t-1}) \quad (8)$$

根据贝叶斯理论的基本观点, 不可观测量的联合后验分布密度函数与联合先验密度函数、模型的似然函数二者乘积成正比, 即:

$$\begin{aligned} P(\Omega, Q | Y_t) &\propto P(Y_t | \Omega, Q)P(\Omega, Q) \\ &\propto P(Y_t | \Omega, Q) \sum_{T=1}^T P(\Omega, Q, S_T) \end{aligned} \quad (9)$$

参数 S_T, Q 与 Y_t 对应的完全条件后验分布密度函数依次为 $P(S_T | Y_t, \Omega, Q)$, $P(Q | Y_t, \Omega, S_T)$ 和 $P(\Omega | Y_t, S_T, Q)$ 不能由 (9) 式直接获得, 下面分为三个部分讨论模型参数的后验分布及其贝叶斯估计问题, 并基于其后验分布进行 Gibbs 迭代抽样:

(1) 假设 $P(s_t | S_t)$ 已知, 可以通过 $P(s_t | W_{t-1})$ 进行数据扩充得到各参数对应的条件后验分布:

$$\begin{aligned} P(S_T | Y_T, \Omega, Q) &= P(s_T | Y_T, \Omega, Q)P(S_{T-1} | Y_T, \Omega, Q, S_T^T) \\ &= P(s_T | Y_T, \Omega, Q) \prod_{t=0}^{T-1} P(s_t | Y_T, \Omega, Q, S_{t+1}^T) \end{aligned} \quad (10)$$

此处, $S_{t+1}^T = \{s_{t+1}, \dots, s_T\}$, 根据 (5) (6) 式, 迭代得到 $P(s_t | Y_t, \Omega, Q)$ 与 $P(s_{t+1} | Y_t, \Omega, Q)$, 通过这些后验密度函数, 迭代抽样得到后验密度函数 $P(s_T | Y_T, \Omega, Q)$, 对于 (11) 式中第二项有:

$$\begin{aligned} P(s_t | Y_T, \Omega, Q, S_{t+1}^T) &= P(s_t | Y_t, \Omega, Q, s_{t+1}) \\ &= \frac{P(s_t, s_{t+1} | Y_t, \Omega, Q)}{P(s_{t+1} | Y_t, \Omega, Q)} \\ &= \frac{P(s_{t+1} | Y_t, \Omega, Q, s_t)P(s_t | Y_t, \Omega, Q)}{P(s_{t+1} | Y_t, \Omega, Q)} \\ &= \frac{P_{s_t, s_{t+1}} P(s_t | Y_t, \Omega, Q)}{P(s_{t+1} | Y_t, \Omega, Q)} \end{aligned} \quad (11)$$

综上推算, 得到参数 S_T 的条件后验分布密度函数, 并据此进行 Gibbs 抽样, 估计出参数 S_T 。

(2) 由于 Q 的先验设置为 Dirichlet 分布, 则有 $p_{ij} \sim D(\beta_{i,j}), i=1, 2, \dots, k; j=1, 2, \dots, k$, 根据 Sims, Wanggoner 和 Zha (2008) 的观点得到^[11]:

$$P(Q | Y_T, \Omega, S_T) \propto \prod_{i=1}^k p_{i,j}^{n_{ij} + \beta_{i,j}} \quad (12)$$

其中, $n_{i,j}$ 为从状态 i 跳到状态 j 的总次数和, $\beta_{i,j}$ 为在相同机制中 Dirichlet 先验分布阵的元素。

(3) 令 $X_t = (Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-h}, 1)'$, 在机制 j 中 VAR 的多元正态分布的叉积矩阵:

$$\Sigma_{YY,j} = \sum_{t \in S_j} Y_t Y_t' \quad \Sigma_{XY,j} = \sum_{t \in S_j} X_t Y_t' \quad \Sigma_{XX,j} = \sum_{t \in S_j} X_t X_t' \quad (13)$$

则 VAR 回归系数在机制 j 的条件后验分布如下:

$$A_j = (\Sigma_{xx,j} + H_0)^{-1}(\Sigma_{xy,j} + H_1) \quad \Sigma_j = (S_0 + \varepsilon'_{(s_i=j)} \varepsilon_{(s_i=j)})/T_j \quad (14)$$

此处, H_0 是 S_{xx} 矩阵的 Sims-Zha 先验部分, H_1 是 Σ_{xy} 矩阵的 Sims-Zha 先验部分^[10], S_0 是误差协方差的先验, $\varepsilon_{(s_i=j)}$ 是残差的 $1 \times m$ 向量, T_j 为机制 j 时观察值的数量, 其中 A_j 表示了 $\tilde{\Omega}$ 有:

$$P(\Omega | Y_T, S_T, Q) \propto N(\tilde{\Omega}, \tilde{\Sigma}) \quad (15)$$

综上可得到模型中各参数的后验分布, 再通过 Gibbs 抽样算法得到各参数的贝叶斯估计值。

(三) Gibbs 算法设计

Gibbs 抽样方法最先由 Geman 提出, 随后由 Gelfand 和 Smith^[12]引入到贝叶斯统计分析中进行模拟积分运算。它提供了从待估参数的后验分布抽样的估计, 从而使我们获得对待估参数或其函数估计值及其分布的估计。文中首先给定参数的初始值 (Ω^0, S_T^0, Q^0) , 然后, 分三步骤对模型的参数进行估计。

- (1) 根据 $P(S_T | Y_T, \Omega, Q) \propto P(s_i | \Phi_i, S_T)$ 抽取 S_T , 采用“向前滤波, 向后抽样”的多步移动方法^[13], 从 $P(s_i^t | \Phi_{t-1})$ 中按 $t=1, 2, \dots, T$ 抽样, 然后从 $P(s_i^t | \Phi_t, S_T^t)$ 中按 $t=T, T-1, \dots, 2, 1$ 抽样, 从而抽取 S_T ;
- (2) 根据 $P(Q | Y_T, \Omega, S_T) \propto \prod_{i=1}^k p_{i,j}^{n_{ij} + \beta_{i,j}}$ 抽取 Q^i ;
- (3) 参照 (1), 根据 $P(\Omega | Y_T, S_T, Q) \propto N(\tilde{\Omega}, \tilde{\Sigma})$ 抽取 $\tilde{\Omega}_j^i, \tilde{\Sigma}_j^i$;

由上完成一次 Gibbs 迭代过程, 依次重复 (1) (2) (3) 迭代抽样步骤, 直到经过 M 次迭代, 可认为各参数的边际分布为平稳分布, 此时收敛^[14], 在抽样迭代的初始阶段, 因为参数初始值设定的影响, 所以对模型参数进行估计和检验 Gibbs 算法的有效性时, 通常要舍弃掉最初的 M 个样本, 这个阶段称为“退火期”, 退火期生成的随机数一般是非平稳的。然后, 再进行 N 次迭代抽样, 利用剩余的 N 个抽样数据进行分析, 得到样本量为 N 的 Markov 链:

$$(S^{(1)}, Q^{(1)}, \Omega^{(1)}, \Sigma^{(1)}), (S^{(2)}, Q^{(2)}, \Omega^{(2)}, \Sigma^{(2)}), \dots, (S^{(N)}, Q^{(N)}, \Omega^{(N)}, \Sigma^{(N)})$$

当样本量 N 取比较大的值时, 参数的平稳分布将趋近于模型的后验分布, 遍历平均将趋近参数的数学期望^[15], 则:

$$\hat{S} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Phi^{(n)}; \quad \hat{Q} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N Q^{(n)}; \quad \hat{\Omega} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Omega^{(n)}; \quad \hat{\Sigma} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Sigma^{(n)} \quad (16)$$

因此, 参数的后验估计值可由上述 Gibbs 迭代抽样算法获得的数学期望表示。

三、实证分析

(一) 数据处理

文中股市收益率以上证综合指数月度回报率 y_t 作为代表, 通货膨胀率不能获得直接的数据, 由 CPI 数据换算得到。具体地: 已知 1996 年 1 月至 2012 年 7 月的月度同比居民消费价格指数及 2001 年 1 月至 2012 年 7 月的月度环比居民消费价格指数, 通过 (17) 式转换, 得到 1995 年 2 月至 2000 年 12 月的月度环比居民消费价格指数, 再以 1995 年 2 月的月度 CPI 为基数, 获得价格定基指数的月度时序数据来代表通胀率 pi 。数据来源于国泰安数据库, 《中国统计年鉴》(1996-2012)。

$$P_{\text{环比}N/i} = \frac{P_{\text{同比}N+1/i-1}}{P_{\text{同比}N+1/i}} \times P_{\text{环比}N+1/i} \quad (17)$$

其中, $P_{\text{环比}N/i}$ 为 N 年 i 月的环比居民消费价格指数, 其他据此类推。

通胀率 pi 要分解为通胀率波动成分和通胀率趋势成分两个部分, 文中使用 HP 滤波方法, HP 滤波将经济周期看成是宏观经济对某一缓慢变动路径的一种偏离, 该路径在期间内是单调递增的, 所以称为趋势。HP 滤波增大了经济周期的频率, 使周期波动减弱, 对趋势和结构的分析更加深入。分析前, 经 ADF 检验得到通胀率 pi 是趋势平稳的, 然后利用 Eviews6.0 软件分解 pi 得到通胀率波动项 pic 和趋势项 pit , 即持久的通胀率和暂时性的通胀率, 且 $pi = pic + pit$, 一般来说, 趋势成分 pit 定义为下面最小化问题的解:

$$\min \sum_{t=1}^T \{ (pit_t - pit_{t-1})^2 - \lambda \sum_{t=1}^T [(pit_{t+1} - pit_t) - (pit_t - pit_{t-1})]^2 \} \quad (18)$$

这里 λ 为平滑参数, 由于选用的是月度数据, 取 $\lambda = 14400$, 那么 $Y_t = \{y_t, pic_t, pit_t\}^T$ 。

(二) 模型实证结果分析

实证分析前, 经 ADF 检验得到通胀率波动项 pic , 趋势项 pit 及股市收益率 y_t 均趋势平稳, 为更好的说明模型实证结果的经济意义, 文章选取机制数为 2, 滞后阶数为 1 阶的 MSBVAR 模型来进行实证研究, 即假设 $h=1, k=2$ 。当状态变量为 s_t 时, 则有:

$$\begin{pmatrix} y_{t,s_t} \\ pic_{t,s_t} \\ pit_{t,s_t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_{11,s_t} & \alpha_{12,s_t} & \alpha_{13,s_t} \\ \alpha_{21,s_t} & \alpha_{22,s_t} & \alpha_{23,s_t} \\ \alpha_{31,s_t} & \alpha_{32,s_t} & \alpha_{33,s_t} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{t-1,s_t} \\ pic_{t-1,s_t} \\ pit_{t-1,s_t} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} u_{1,s_t} \\ u_{2,s_t} \\ u_{3,s_t} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{1,s_t} \\ \varepsilon_{2,s_t} \\ \varepsilon_{3,s_t} \end{pmatrix} \quad (19)$$

由上式得知, (1) 式模型的实证结果将对应 6 个方程, 28 个参数, 存在估计参数过多等问题, 贝叶斯 MCMC 方法的运用能很好的解决这个难题, 并使参数估计更加简便而精准。

首先, 运用 R 软件, 对各参数条件后验分布进行 Gibbs 抽样, 重复迭代抽样, 在足够的退火期后, Gibbs 抽样序列才收敛到独立于初始值的分布, 即舍弃前 1000 次迭代, 再重复 2000 次迭代, 得到关于参数 U_{s_t} 后验分布的结果如图:

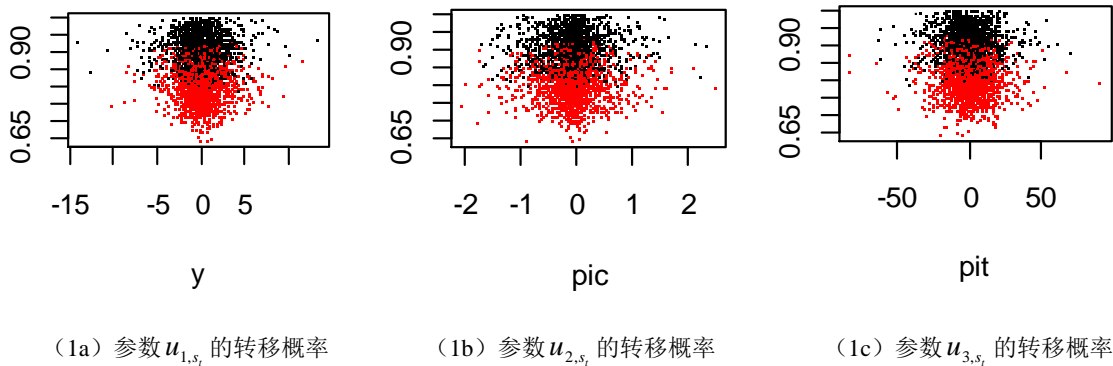


图 1 参数后验分布中 U_{s_t} 对应的转移概率散点图

图 1 中横坐标为参数 U_{s_t} , 纵坐标为参数分别在两种机制下的转移概率, 两种颜色分别代表两种不同的机制, 易得不同机制下, 参数 U_{s_t} 表现出不同的转移概率, 说明了股市收益与通货膨胀的波动

关系中表现出 Markov 转换过程，利用 Markov 转换模型能更好的分析两者之间的关系。

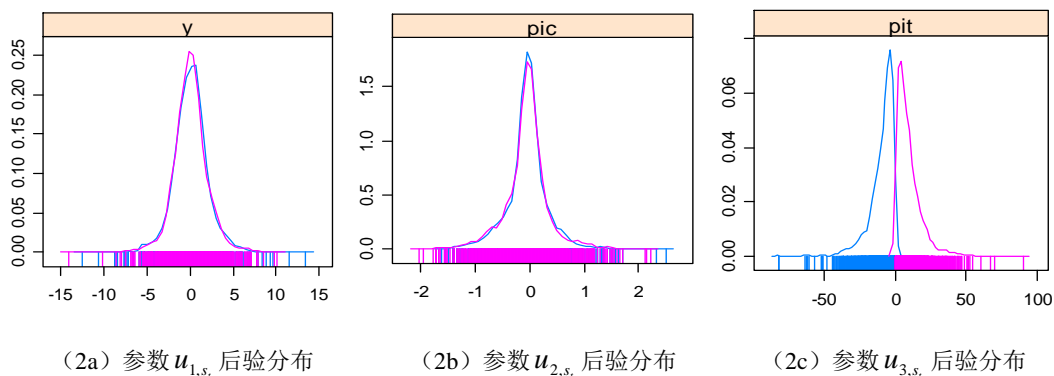


图 2 参数 U_{s_t} 后验分布密度函数图

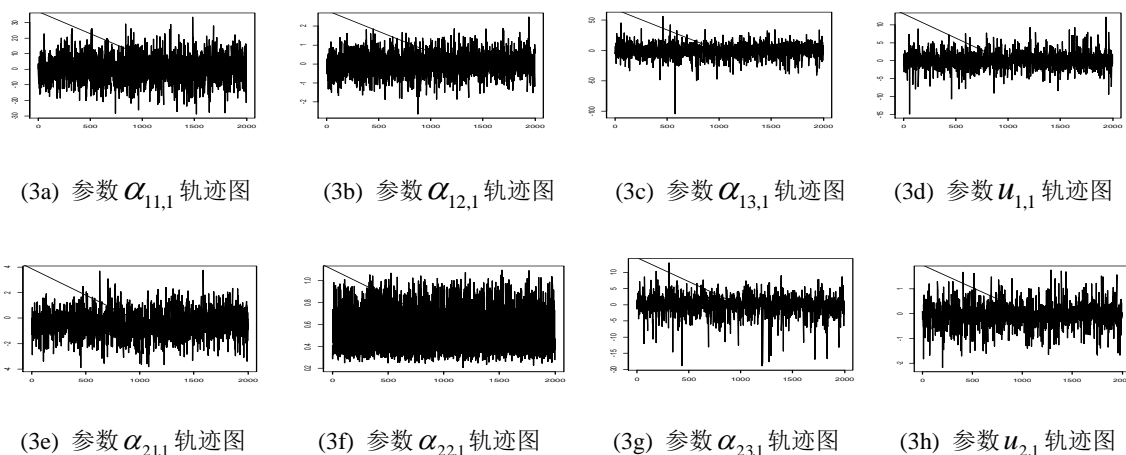
参数后验分布密度函数图 2 说明机制转换主要是由参数 u_{3,s_t} 的差异而产生的，所以基于参数 u_{3,s_t} 大小的不同，进行第二次可辨识约束条件下 Gibbs 抽样^[5]，更精准地对模型进行估计。

其次，在第二次 Gibbs 抽样中，舍弃前 1000 次迭代，再进行 2000 次迭代，得到模型参数估计的结果。表 1 给出了参数转移概率 p_{ij} 的后验估计结果，标准平均误差值较小，说明抽样结果与总体效应的误差较小，从表中可看出，机制 2 的维持概率最高，其次是机制 1，从机制 1 转移到机制 2 概率均值为 0.1424，从机制 2 转移到机制 1 概率均值为 0.1436，说明各机制状态的转移概率随着机制状态不同而异，即我国股市与通胀率的波动率关系表现出机制状态转移的非对称关系。

表 1 参数 p_{ij} 的后验估计

参数	估计值	标准误	平均标准误	25%分位数	中位数	75%分位数
$p_{1,1}$	0.8564	0.0688	0.0015	0.8062	0.8580	0.9105
$p_{1,2}$	0.1424	0.0684	0.0015	0.0903	0.1411	0.1934
$p_{2,1}$	0.1436	0.0688	0.0015	0.0895	0.1420	0.1938
$p_{2,2}$	0.8576	0.0684	0.0015	0.8066	0.8589	0.9096

然后，设 (19) 式对应的模型 1 为： $y_{t,s_t} = \alpha_{11,1}y_{t-1,1} + \alpha_{12,1}pic_{t-1,1} + \alpha_{13,1}pit_{t-1,1} + u_{1,1} + \varepsilon_{1,1}$ ，其他模型的项以此类推，第二次 Gibbs 抽样后得到如下各个参数后验分布对应的轨迹图及密度函数图：



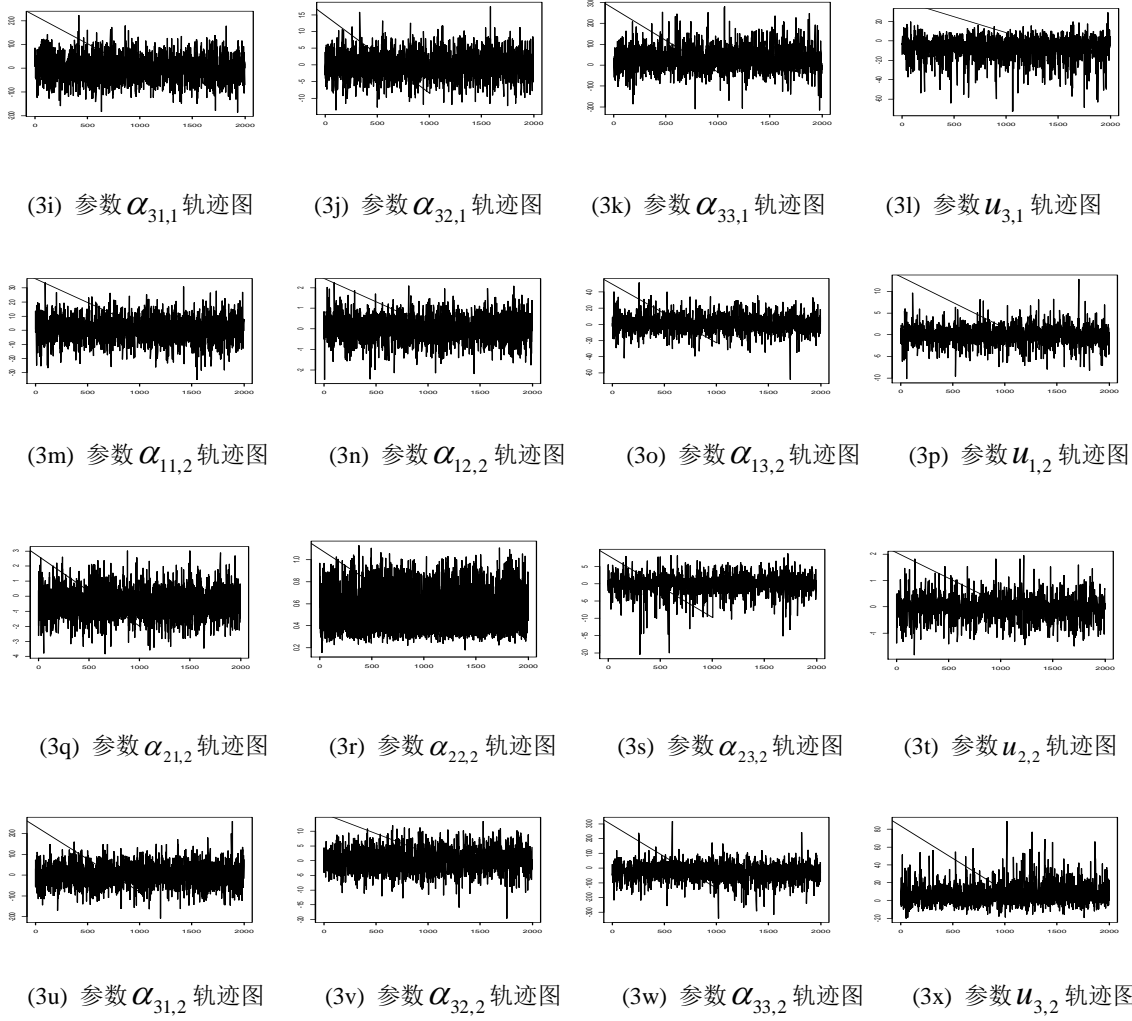
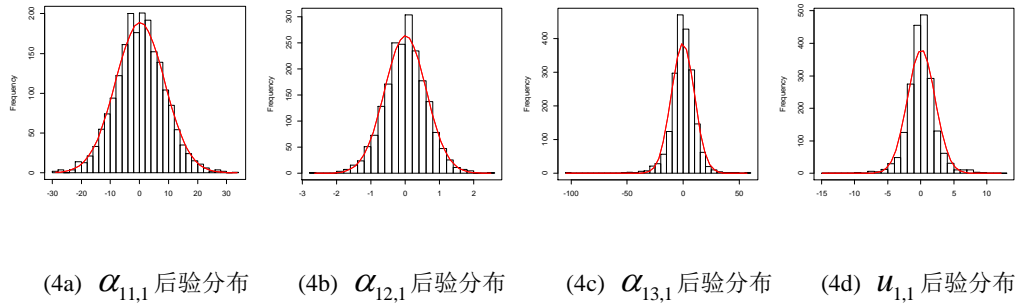
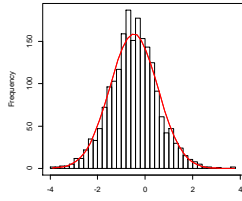


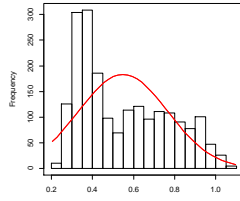
图 3 各参数对应的后验 Gibbs 抽样轨迹图

图 3 中横坐标为抽样迭代次数，纵坐标为模型中参数的模拟值，由上图可看出参数的后验 Gibbs 抽样轨迹图分别以靠近某个数值进行迭代抽样，说明 Gibbs 迭代抽样方法的收敛性良好，以下是各参数的后验密度函数图，进一步说明了抽样迭代的收敛性：

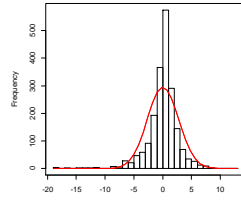




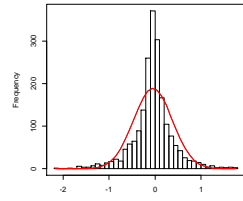
(4e) $\alpha_{11,1}$ 后验分布



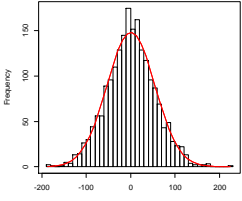
(4f) $\alpha_{12,1}$ 后验分布



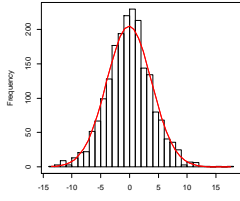
(4g) $\alpha_{13,1}$ 后验分布



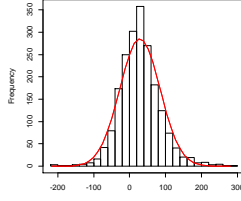
(4h) $u_{1,1}$ 后验分布



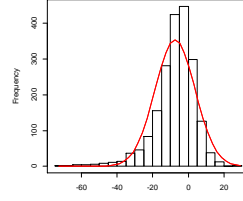
(4i) $\alpha_{31,1}$ 后验分布



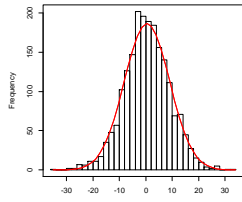
(4g) $\alpha_{32,1}$ 后验分布



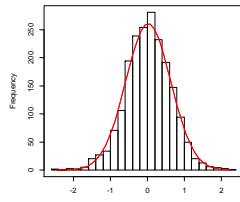
(4k) $\alpha_{33,1}$ 后验分布



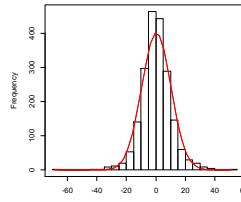
(4l) $u_{3,1}$ 后验分布



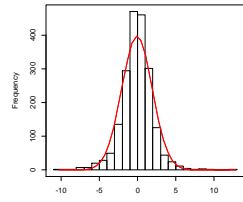
(4m) $\alpha_{11,2}$ 后验分布



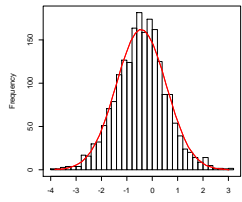
(4n) $\alpha_{12,2}$ 后验分布



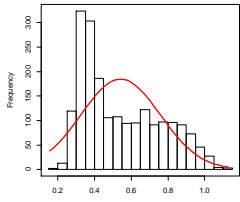
(4o) $\alpha_{13,2}$ 后验分布



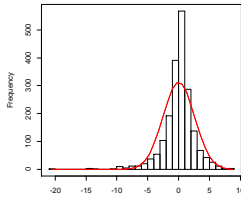
(4p) $u_{1,2}$ 后验分布



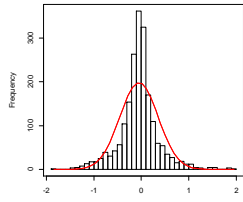
(4q) $\alpha_{11,2}$ 后验分布



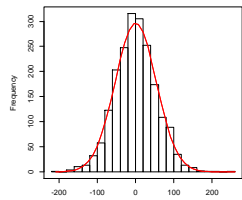
(4r) $\alpha_{12,2}$ 后验分布



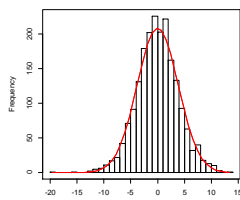
(4s) $\alpha_{13,2}$ 后验分布



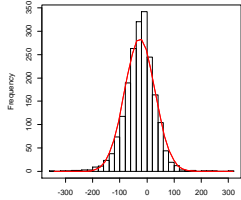
(4t) $u_{1,2}$ 后验分布



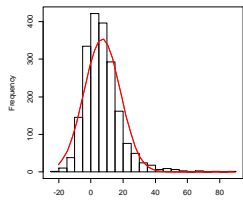
(4u) $\alpha_{31,2}$ 后验分布



(4v) $\alpha_{32,2}$ 后验分布



(4w) $\alpha_{33,2}$ 后验分布



(4x) $u_{3,2}$ 后验分布

图 4 各参数对应的后验核密度函数图

图 4 给出的各参数后验分布核密度估计曲线其形状平滑且具有明显的单峰对称性, 说明 Gibbs 迭代抽样过程有效地模拟了模型中参数的边缘后验分布。根据抽样结果, 可以得到贝叶斯 Markov 转换模型各参数的估计值, 即取各参数后验抽样的期望值作为各参数估计值, 如下表 2, 表 3 给出了各个模型对应的参数的后验均值。

表 2 机制 1 中参数 α_{i,s_t} 与 u_{i,s_t} 对应的后验估计均值

模型 1	参数值	模型 2	参数值	模型 3	参数值
$\alpha_{11,1}$	0.2302	$\alpha_{21,1}$	-0.4801	$\alpha_{31,1}$	0.6244
$\alpha_{12,1}$	0.0042	$\alpha_{22,1}$	0.5490	$\alpha_{32,1}$	-0.0710
$\alpha_{13,1}$	-0.3590	$\alpha_{23,1}$	0.0403	$\alpha_{33,1}$	28.8074
$u_{1,1}$	0.0934	$u_{2,1}$	-0.0459	$u_{3,1}$	-7.4135

表 3 机制 2 中参数 α_{i,s_t} 与 u_{i,s_t} 对应的后验估计均值

模型 4	参数值	模型 5	参数值	模型 6	参数值
$\alpha_{11,2}$	0.4504	$\alpha_{21,2}$	-0.4339	$\alpha_{31,2}$	0.5590
$\alpha_{12,2}$	0.0239	$\alpha_{22,2}$	0.5419	$\alpha_{32,2}$	0.0155
$\alpha_{13,2}$	0.3400	$\alpha_{23,2}$	0.0359	$\alpha_{33,2}$	-26.5224
$u_{1,2}$	-0.072	$u_{2,2}$	-0.0471	$u_{3,2}$	7.0191

然后, 根据参数 U_{s_t} 大小的差异, 分为两个机制: 机制 1 表示为市场扩张、低通胀机制; 机制 2 表示为市场紧缩、高通胀机制, 说明我国股票市场快速增长伴随着较低的通货膨胀率。若通货膨胀率过高则会导致价格的不确定性较高的贴现率, 使现金流减少, 从而降低股票市场的收益率, 符合波动性假说理论。

参数 $\alpha_{11,2}$ 与参数 $\alpha_{12,2}$, $\alpha_{13,2}$ 的符号一致, 说明在市场紧缩机制股市收益率与通货膨胀率呈正相关, 说明费雪效应在通货膨胀率与资产收益率的关系中存在, 从而政府可以通过适当地提高通胀预期, 推行温和的通胀政策以促进经济的增长。由模型 1 中相关项的系数值得到, 在市场扩张机制中, 由于 $\alpha_{12} = 0.004192$ 参数值较小, 则长期内股市收益率与通胀率呈较弱的正相关关系, 说明长期来看, 适当高的通胀还能继续促进经济的增长, 而参数 $\alpha_{13,1}$ 为负值, 说明短期内通胀率与股市收益率呈负相关, 代理效应在资本收益率与通货膨胀率间的关系中立。

根据模型 2 与模型 5 中参数值的变化易得通胀率波动成分在机制转移过程中表现得不明显, 然而通过模型 3 与模型 6 中参数值的变化得到通胀率趋势成分在机制转移中表现得非常明显, 说明通胀率的机制转换主要是由暂时性通胀率的变动而引起的, 政府有效的货币政策能达到促进机制转移, 调节通胀率, 刺激经济发展的作用。

最后, MSBVAR 模型将变量的滞前一阶项引入模型, 用以考察我国股市与通胀率的波动关系,

由于数据 $\alpha_{11,1}$ 与 $\alpha_{11,2}$ 都为正, 证明两种机制中的前期市场都具有惯性运动属性, 前期市场的运动方向将会影响后期市场的发展方向。 $\alpha_{33,1}$ 与 $\alpha_{33,2}$ 的绝对数值较大, 表明暂时性通胀率的波动性受前期市场的影响较大, 在低通胀机制, 前期市场的扩张或紧缩会对后期市场有相应的加强作用, 而在高通胀机制, 前期市场的扩张或紧缩会对后期市场有相应的抑制作用。

四、结论

以上针对传统 VAR 模型的局限性, 引入 Markov 转换过程, 采用贝叶斯分析方法, 调用两次 Gibbs 抽样算法对 Markov 转换 VAR 模型进行参数估计, 解决了 VAR 模型参数过多的问题, 提高了模型估计的准确度, 以上证股指收益率代表股市收益率, 以 CPI 换算获得通胀率, 选择从 1995 年 2 月至 2012 年 7 月的月度数据作为研究样本, 对股票回报率, 通胀率波动成分和通胀率趋势成分三者间的动态关系进行研究, 有助于我国货币政策的正确制定, 并对判断市场经济政策的效应具有重要意义。实证结果表明, 我国股市与通胀率的波动关系确实可以通过机制转换模型来刻画, 且通胀率趋势成分在机制转移中表现非常明显; 把整个市场划分为两个机制: 市场扩张, 低通胀机制和市场紧缩, 高通胀机制, 验证了波动性假说的存在; 同时, 股票收益率在市场紧缩机制分别与持久性通胀率, 暂时性通胀率呈正相关, 在市场扩张机制长期来看与通胀率呈弱正相关, 短期内呈负相关, 表明了费雪效应和代理效应分别在市场的两种机制中体现出来。

参考文献

- [1] Hamilton J. D. A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle[J]. *Econometrica*, 1989, 57: 357-384.
- [2] 张龙斌, 王春峰, 房振明. 关于人民币兑美元汇率体制转换特征的实证分析[J]. *统计与决策*, 2008(16): 137-139.
- [3] 夏程波, 庄媛媛. 房地产收益率与通货膨胀率的相关性研究[J]. *软科学*, 2012, 26(2): 57-60.
- [4] 刘金全. 股票收益率与通货膨胀率的相关性研究[J]. *吉林大学社会科学学报*, 2009(1): 121-122.
- [5] Sylvia F.S. Markov Chain Monte Carlo Estimation of Classical and Dynamic Switching and Mixture Models[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 2001, 96: 194-209.
- [6] 李想, 刘小二. 基于持续期依赖马尔可夫转换模型的我国股市泡沫研究[J]. *财经理论与实践*, 2011, 32(1): 43-47.
- [7] Canova, F. G-7 inflation forecasts: random walk, Phillips curve or what else? [J]. *Macroeconomic Dynamics* 2007, 11, 1-30.
- [8] Brandt P.T. Modeling Macro Political Dynamics[J]. *Political Analysis*, 2009, 17(2): 113-142.
- [9] Brandt P.T, Freeman J.R. Advances in Bayesian Time Series Modeling and the Study of Politics: Theory Testing, Forecasting, and Policy Analysis[J]. *Political Analysis*, 2006, 14 (1): 1-36.
- [10] Sims C.A., Zha T. Bayesian Methods for Dynamic Multivariate Models[J]. *International Economic Review*, 1998, 39(4): 949-68.
- [11] Sims C.A., Waggoner D.F., Zha .T. Methods for inference in large multiple-equation Markov

- switching models[J]. Journal of Econometrics, 2008, 146(2): 255-274.
- [12] Gelfand A. E, Adrian F. M. Smith. Sampling-Based Approaches to Calculating Marginal Densities[J]. Journal of the American Statistical Association, 1990, 85(410) : 398-409.
- [13] Kim S , Shephard N , Chib S. Stochastic volatility: Likelihood inference and comparison with ARCH models[J]. Review of Economic Studies, 1998, 65: 361 - 393.
- [14] 朱慧明, 李素芳, 虞克明, 曾惠芳, 林静. 基于 Gibbs 抽样的贝叶斯金融随机波动模型分析[J]. 湖南大学学报, 2008, 35(12): 88-92.
- [15] 朱慧明, 郝立亚, 虞克明, 曾惠芳, 李素芳. 基于 MCMC 模拟的贝叶斯复合状态信用溢价模型研究[J]. 中国管理科学, 2011, 19(3): 1-10.