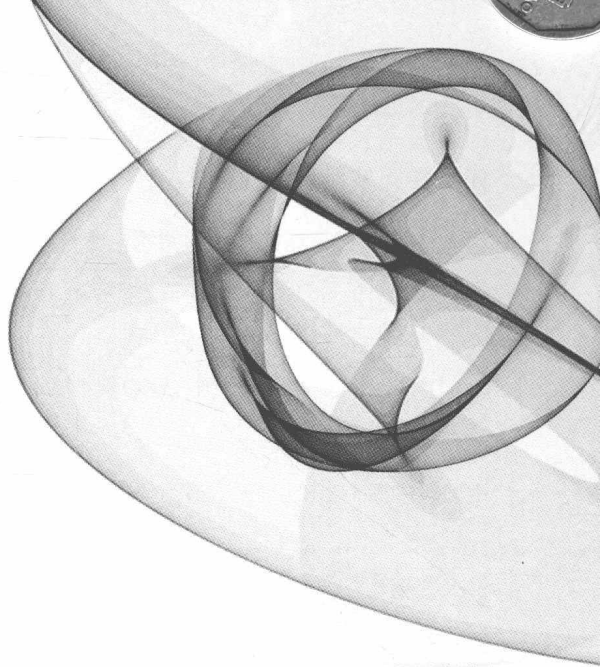


基于Markov因果结构推断的 结构向量自回归模型识别

张二华 著

 中国社会科学出版社



基于Markov因果结构推断的 结构向量自回归模型识别

张二华 著

图书在版编目(CIP)数据

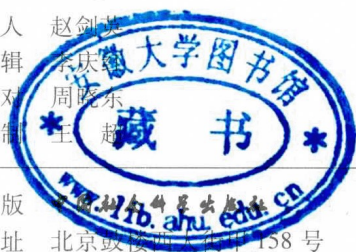
基于 Markov 因果结构推断的结构向量自回归模型识别 / 张二华著.
—北京: 中国社会科学出版社, 2015. 5

ISBN 978 - 7 - 5161 - 6223 - 1

I. ①基… II. ①张… III. ①时间序列分析 - 自回归模型 - 识别
IV. ①O211. 61

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2015)第 118556 号

出版人 赵剑波
责任编辑 李庆华
责任校对 周晓东
责任印制 王 越



出版社 址 北京鼓楼大街 158 号
邮编 100720
网址 <http://www.csspw.cn>
发行部 010 - 84083685
门市部 010 - 84029450
经销 新华书店及其他书店

印刷装订 三河市君旺印务有限公司
版次 2015 年 5 月第 1 版
印次 2015 年 5 月第 1 次印刷

开本 710 × 1000 1/16
印张 10.25
插页 2
字数 178 千字
定价 35.00 元

凡购买中国社会科学出版社图书, 如有质量问题请与本社联系调换

电话: 010 - 84083683

版权所有 侵权必究

目 录

| | |
|--|------|
| 第一章 绪论 | (1) |
| 第一节 研究背景及意义 | (1) |
| 第二节 国内外研究现状及其发展动态 | (3) |
| 第三节 研究内容 | (10) |
| 第四节 研究创新 | (12) |
| 第二章 因果结构推断的主要概念、定理及算法 | (13) |
| 第一节 基本概念 | (13) |
| 第二节 概率分布和 DAG | (16) |
| 第三节 Markov 因果结构模型和递归结构模型 | (21) |
| 第四节 DAG 和因果结构推断 | (28) |
| 第五节 结论 | (36) |
| 第三章 SVAR 模型与线性动态 Markov 因果结构模型 | (37) |
| 第一节 VAR 和 SVAR 模型 | (37) |
| 第二节 SVAR 模型的识别 | (41) |
| 第三节 SVAR 模型的递归结构假设 | (45) |
| 第四节 线性动态 Markov 因果结构模型及其 SVAR 模型等价形式 | (47) |
| 第五节 弱因果 Markov 条件与严格因果忠实条件 | (51) |
| 第六节 结论 | (63) |
| 第四章 同期变量间 Markov 因果结构推断与 SVAR 模型识别 | (64) |
| 第一节 同期变量间 Markov 因果结构推断 | (64) |
| 第二节 SVAR 模型及其线性动态 Markov 因果结构模型等价形式 | (68) |
| 第三节 同期变量间 Markov 因果结构与 SVAR 模型识别 | (72) |

| | | |
|------|---|-------|
| 第四节 | 同期变量间 Markov 因果结构推断条件下 SVAR 模型识别的充要条件 | (77) |
| 第五节 | Monte Carlo 模拟 | (80) |
| 第六节 | 结论 | (92) |
| 第五章 | 动态 Markov 因果结构推断与 SVAR 模型识别 | (93) |
| 第一节 | 动态 Markov 因果结构推断的理论基础 | (93) |
| 第二节 | 动态 Markov 因果结构推断的主要算法 | (105) |
| 第三节 | 动态 Markov 因果结构推断与 SVAR 模型识别条件的构建 | (109) |
| 第四节 | Monte Carlo 模拟 | (113) |
| 第五节 | 结论 | (121) |
| 第六章 | 实证分析 | (123) |
| 第一节 | 数据及模型设定 | (123) |
| 第二节 | 识别条件的构建与 SVAR 模型估计 | (125) |
| 第三节 | 脉冲响应函数 | (139) |
| 第四节 | 结论 | (142) |
| 第七章 | 研究结论及展望 | (143) |
| 第一节 | 研究结论 | (143) |
| 第二节 | 研究展望 | (144) |
| 参考文献 | | (146) |
| 致谢 | | (158) |

第一章

绪 论

第一节 研究背景及意义

本研究的选题主要基于以下几点原因：

首先，SVAR 模型在经济研究领域有着非常广泛的应用。向量自回归模型（vector autoregressive model, VAR）由 Sims（1980）在 20 世纪 80 年代初引入，向量自回归模型以及由其发展而来的结构向量自回归模型（structural vector autoregressive model, SVAR）在宏观经济波动的成因、货币政策和财政政策效应、金融市场的关联性分析等宏观经济学以及金融学研究领域得到非常广泛的应用^①。Sims 也因其所创立的这一方法与纽约大学的 Sargent 教授共同分享了 2011 年度诺贝尔经济学奖，VAR 模型和 SVAR 模型对经济研究特别是宏观经济研究的重要意义可见一斑。

其次，模型识别问题在 SVAR 模型的实际应用中处于核心地位。SVAR 模型的识别就是：利用 SVAR 模型的简约形式（reduced form）VAR 模型得到真实的数据生成过程 SVAR 模型。VAR 模型的两大基本分析工具脉冲响应函数（impulse responses function）和方差分解（variance decomposition）均有赖于 SVAR 模型的正确识别，否则二者均将因缺乏结构解释而失去经济学含义。可见，SVAR 模型的是否得以正确识别对于其在宏观经济理论检验以及政策效应分析中的应用来说至关重要。

最后，基于图方法的 SVAR 模型识别虽然优势明显，但仍亟待完善。

^① 如 Sims（1986, 1992），Blanchard 和 Quah（1989），Bernanke 和 Mihov（1998），Cochrane（1998），Gali（1999），Blanchard 和 Perotti（2002），Bernanke et al.（2005），Christiano et al.（2005），Christiano et al.（2006）等。

目前,SVAR 模型识别使用最为广泛的方法是:通过特定假设,对 SVAR 模型同期变量(contemporaneous variables)的系数矩阵施加直接或间接限制,从而得到使模型得以识别的约束条件^①。但是这一方法的识别条件不是来自数据本身,而是过于依赖事先假设,不同理论假设导致的实证分析结果可能会截然不同。基于图方法(graphical approach)的 SVAR 模型识别是一种数据驱动(data driven)的识别方法,与假设驱动(hypothesis driven)的方法不同,其识别条件主要源于数据的统计特征,而非事先设定,其结果也因此较为客观,且在 SVAR 模型识别中有着较好的表现^②。但是,至少在以下方面,现有的基于图方法的 SVAR 模型识别仍然有待进一步深入研究:第一,基于图方法构建 SVAR 模型识别条件在理论上的可行性。虽然 Geiger et al. (1990)、Spirtes et al. (2000)、Pearl (2000)、Lauritzen (2001)以及 Lauritzen 和 Richardson (2003)等均在理论上证明了图方法在因果推断方面的可行性,进而可以运用于模型识别,但这些均主要针对横截面数据而非时间序列数据,由于时间序列数据的自身特点,所以这些结论不能直接推广到时间序列数据,从而也就不能作为基于图方法的 SVAR 模型识别的有力理论支撑。第二,扰动项服从非高斯分布条件下基于图方法的 SVAR 模型识别问题。由于在变量服从联合高斯分布条件下,条件独立与偏相关系数等于零是等价的,所以为了简化分析,几乎所有的相关文献均直接或隐含假设扰动项服从联合高斯分布^③。而金融时间序列数据具有明显的非高斯特征,如尖峰和厚尾。因此,将基于图方法的 SVAR 模型识别推广到扰动项服从非高斯分布情形,对于将这一方法正确

① 如 Shapiro 和 Watson (1988), Blanchard 和 Quah (1989), King et al. (1991), Stock 和 Watson (1996), Bernanke 和 Mihov (1998), Cochrane (1998), Cooley 和 Dwyer (1998), Gali (1999), Blanchard 和 Perotti (2002), Bernanke et al. (2005), Christiano et al. (2005), Francis 和 Ramey (2005), Gali 和 Rabanal (2005), Uhlig (2005), Christiano et al. (2006), Giane 和 Reichlin (2006), Franco 和 Philippon (2007) 等。

② 见 Swanson 和 Granger (1997), Reale 和 Wilson (2001), Demiralp 和 Hoover (2003), Demiralp et al. (2008), Oxley et al. (2009) 等。

③ 如 Swanson 和 Granger (1997), Bessler 和 Loper (2001), Reale 和 Wilson (2001), Bessler 和 Lee (2002), Awokuse 和 Bessler (2003), Bessler 和 Yang (2003), Demiralp 和 Hoover (2003), Haigh 和 Bessler (2004), 邓卫广 (2007), Demiralp et al. (2008), Moneta. (2008), Wilson 和 Reale (2008), 吴文锋等 (2008), 蔡风景等 (2009), Demiralp et al. (2009), Hoover et al. (2009), Fragetta (2010), Fragetta 和 Melina (2011a, 2011b) 等。

应用于金融时间序列分析十分必要。第三, 同期变量与滞后变量间的动态因果关系在模型识别中的作用。由于因果结构推断的理论基础与主要算法均建立在横截面数据基础上, 所以现有的文献中, SVAR 模型识别条件的构建主要基于由同期变量间因果结构推断 (contemporaneous causal inference)^①。实际上, 在时间序列数据分析中, 同期变量与滞后变量间的动态因果关系蕴含了同期变量间因果结构的推断所需的重要信息, 因此, 研究同期变量与滞后变量间的动态因果关系在模型识别中的地位和作用对完善基于图方法的 SVAR 模型识别具有重要理论意义。

所以, 本书重点研究的内容主要围绕以上三个方面展开, 就基于图方法构建 SVAR 模型识别条件而言, 上述研究内容均是这一研究领域亟待研究的问题, 也是当前国内外学术界的学科前沿问题。这些问题的系统深入研究不仅对于完善基于图方法的 SVAR 模型识别理论具有重大学术价值, 而且对将这一方法科学地应用于金融和宏观经济问题的实证分析具有重要现实意义。

第二节 国内外研究现状及其发展动态

一 SVAR 模型及其识别方法

自 Sims (1980) 在宏观经济计量分析中引入 VAR 模型以来, 其已成为重要的经济计量分析工具, p 阶简约式 VAR 模型 VAR (p) 具有如下一般形式:

$$Y_t = A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + \cdots + A_p Y_{t-p} + U_t \quad (1.1)$$

其中: $t = 1, 2, \cdots, T$, T 为时间序列的长度, $Y_t = (y_{1t}, y_{2t}, \cdots, y_{nt})'$, A_1, A_2, \cdots, A_p 均为 $n \times n$ 阶参数矩阵, 扰动项 U_t 满足: $E(U_t U_t') = \Sigma_u$, 以及当 $h \neq 0$ 时, 有: $E(U_t U_{t-h}') = 0$, Σ_u 是一个 $n \times n$ 阶对称正定矩阵, 通常情况下, 其为非对角矩阵。

^① 如 Swanson 和 Granger (1997), Bessler 和 Loper (2001), Reale 和 Wilson (2001), Bessler 和 Lee (2002), Awokuse 和 Bessler (2003), Bessler 和 Yang (2003), Demiralp 和 Hoover (2003), Haigh 和 Bessler (2004), 邓卫广 (2007), Demiralp et al. (2008), Moneta. (2008), Wilson 和 Reale (2008), 吴文锋等 (2008), 蔡风景等 (2009), Demiralp et al. (2009), Hoover et al. (2009), Fragetta (2010), Fragetta 和 Melina (2011a, 2011b) 等。

VAR 模型在实证分析中得到广泛运用的一个非常重要的原因是：其可以在不借助经济学理论对变量间的动态关系施加约束的条件下，方便地刻画数据的统计特征（Cooley 和 Dwyer, 1998），且在模型预测方面具有较好的表现（Litterman, 1982, 1984）。但是，在 VAR 模型中，由于扰动项的协方差矩阵通常是非对角化的，而这种非对角化的协方差矩阵使得模型不能独立量化来自某一特定扰动项对其他变量的影响，因此，其并不适合用于宏观经济政策分析^①，这就很大程度上限制了该模型在宏观经济理论检验以及政策效应分析领域的应用。SVAR 模型正是为了有效应对这一问题应运而生，其一般具有以下形式：

$$B_0 Y_t = B_1 Y_{t-1} + B_2 Y_{t-2} + \cdots + B_p Y_{t-p} + \xi_t \quad (1.2)$$

其中： $B_0, B_1, B_2, \dots, B_p$ 均为 $n \times n$ 阶系数矩阵， B_0 为对角元均为 1 的非奇异矩阵， $n \times 1$ 阶随机扰动向量 ξ_t 不存在序列相关，且其各元素是相互独立的。因此，与 VAR 模型不同，SVAR 模型中扰动项 ξ_t 的协方差矩阵 $\Lambda = E(\xi_t \xi_t')$ 为对角矩阵。事实上，在经济理论模型中，真实的数据生成过程一般可以最终表示为 SVAR 模型形式，例如，宏观经济学中的动态随机一般均衡模型、真实经济周期模型、新凯恩斯主义政策模型（New Keynesian policy model）的对数线性近似系统以及市场模型（需求/供给模型）都有类似的动态结构方程系统（Cooley 和 Dwyer, 1998；Giannone 和 Reichlin, 2006；Chari et al., 2008；Canova 和 Sala, 2009；Fry 和 Pagan, 2010）。此外，我们将式（1.2）的两端同乘以 B_0^{-1} ，这样就得到式（1.1）所表示的 VAR 模型。因此，可以将 SVAR 模型视为真实的数据生成过程（data-generating process, DGP），而 VAR 模型则是其简约形式。

在实证分析中，通常我们感兴趣的是来自 ξ_t 中某个元素 ξ_{it} 的冲击（shock）对 Y_{t+h} 各元素的影响及其对 Y_t 各元素波动率的贡献，因为这在宏观经济理论的检验以及宏观经济政策的效果分析中至关重要。显然，VAR 模型不能满足这一要求，除非我们能从式（1.1）导出式（1.2）所表示的真实的的数据生成过程，否则，作为 VAR 模型的核心工具的脉冲响应函数和方差分解就会因为缺乏结构解释而失去经济学含义，所以，如何利用经验数据由式（1.1）对式（1.2）做出正确推断，从而赋予 VAR 模型结

^① 见 Sargent (1984)，Cooley 和 LeRoy (1985)，Leamer (1985)，Hansen 和 Sargent (1991)，Lippi 和 Reichlin (1993, 1994) 等。

构含义,这就是SVAR模型识别的核心所在。虽然通常的最小二乘估计(OLS)和最大似然估计(MLE)容易对VAR模型即式(1.1)中的参数矩阵 A_1, A_2, \dots, A_p 以及协方差矩阵 Σ_U 做出一致估计(Bernanke, 1986; Canova和Nicoló, 2003; Lütkepohl, 2006),但由式(1.1)导出动态结构方程式(1.2)的结果并不是唯一的,所以除非对系数矩阵 B_0 施加特定的约束条件,否则动态结构方程式(1.2)不可识别(no identification)。现有的文献中,对 B_0 施加限制的方式主要有两大类,即假设驱动和数据驱动。

假设驱动的SVAR模型识别主要通过先验假设直接或间接限制系数矩阵 B_0 的结构,在经济学的实证分析中常用的方法有以下四种:一是Choleski分解(Choleski decomposition)。这一方法主要通过协方差矩阵 Σ_U 进行Choleski分解,即 $\Sigma_U = CC'$,其中 C 为下三角矩阵,然后对VAR模型的扰动项 U_t 进行正交化处理得到 $C^{-1}U_t$,并基于其展开脉冲响应分析和方差分解^①。事实上,基于Choleski分解的SVAR模型的识别暗含了非常严格的假设,即在线性动态结构模型中, Y_t 中的变量具有递归结构且其Wold因果顺序已知(Bernanke, 1986; Demiralp和Hoover, 2003),这也正是该方法一直广受争议的重要原因(Bernanke, 1986; Faust和Leeper, 1997; Chari et al., 2005)。二是长期约束(long-run restrictions)。长期约束则主要假设不同来源的随机冲击对经济变量的影响期限不尽相同,从而间接对系数矩阵 B_0 施加相应约束,例如,在RBC模型的实证分析中,通常假设技术冲击对其他宏观经济变量具有持续的影响,而源于货币等需求方面的随机冲击则对其他变量仅具有暂时性的影响^②。三是短期约束(short-run restrictions)。与长期约束不同,短期约束一般假设某一随机冲击在短期内不会给某些特定的经济变量带来影响,并由此直接对系数矩阵 B_0 中的元素施加约束条件^③。无论长期约束还是短期约束,其约束条件的来源主要有两个:经济理论和经济制度(或经济政策),前者依据经济学

① 如Sims(1980, 1986, 1992)。

② 如Shapiro和Watson(1988), Blanchard和Quah(1989), King et al.(1991), Stock和Watson(1996), Gali(1999), Gali和Rabanal(2005), Francis和Ramey(2005), Fisher(2006), Franco和Philippon(2007)等。

③ 如Bernanke(1986), Blanchard和Watson(1986), Gali(1992), Bernanke和Mihov(1998), Blanchard和Perotti(2002), Christiano et al.(2005)等。

理论对同期变量间的相互影响关系对系数矩阵 B_0 施加约束, 从某种程度上讲, 这一方法是利用相关经济学理论事先确定了变量间的相互作用方式; 后者则主要是通过对经济制度或经济政策的深入分析, 从而获得有关 SVAR 模型识别的假设信息, 例如, Blanchard 和 Perotti (2002) 基于税收方面的法律制度以及政府支出变动的立法程序对模型相关参数予以事先设定, 从而使模型得以识别, 由于该方法具有实在的法律或制度基础, 因而其相对于纯粹的经济学理论假设而言更为可信 (Stock 和 Watson, 2001)。四是符号约束 (sign restrictions)。与前面三种采用参数化的约束方法不同, 符号约束在假设随机冲击对各变量影响方向 (正向或反向) 的基础上, 通过特定的算法得到矩阵 T , 使得 $T^{-1}U_t$ 的协方差矩阵为一对角矩阵且基于矩阵 T 的脉冲响应函数在方向上与此前假设一致^①。

假设驱动的 SVAR 模型识别虽然在经济学中得到最为广泛的应用, 但是这一方法也存在着较为明显的不足。首先, 其识别条件不是来自数据本身, 而是过于依赖事先假设, 不同理论假设导致的实证分析结果可能会截然不同, 一个典型的情形是: 在 RBC 模型的实证分析中, 对非技术冲击的不同设定会对脉冲响应函数产生不同的影响, 进而可能得到完全相反的结论^②; 其次, 假设驱动的 SVAR 模型识别, 需要根据所分析问题的具体特点, 给出不同的经济学解释, 并据此给出不同的假设, 进而采用不同的处理技术得到所需的识别条件, 所以, 假设驱动的方法在技术和程序上缺乏明显统一性。

数据驱动的 SVAR 模型识别, 其识别条件主要源于数据的统计特征, 而非事先设定, 主要包括以下两大类: 独立成分分析 (independent component analysis, ICA) 和图方法。

独立成分分析, 其基本方法是: 依据 VAR 模型的扰动项 U_t , 搜寻矩阵 P , 使得向量 $P^{-1}U_t$ 中的各元素在统计上的相依性 (dependency) 达到最小化, 然后 P 代替系数矩阵 B_0 ^③。但是, 该方法仅在 SVAR 模型扰动项

① 见 Faust (1998), Canova 和 Nicoló (2002), Uhlig (2005), Paustian (2007), Rafiq 和 Mallick (2008), Fry 和 Pagan (2010) 等。

② 见 Gali (1999), Francis 和 Ramey (2005), Gali 和 Rabanal (2005), Chari et al. (2008) 等。

③ 见 Moneta et al. (2008, 2010), Hyvärinen (2011) 等。

ξ_t 是非高斯 (non-Gaussian) 分布条件下才能得到参数的正确估计, 这是因为, 当扰动项接近高斯分布时, 这一方法得到的估计量其方差将趋于无限 (Cardoso 和 Laheld, 1996; Hyvärinen et al., 2001)。因此, 基于独立成分分析的 SVAR 模型不仅需要扰动项做正态性检验, 如 Shapiro-Wilk 或 Jarque-Bera 检验, 还需利用 Bootstrap 或其他类似方法对所估计参数的精确性予以度量 (Hyvärinen et al., 2011)。由此可见, 该方法除在适用范围受到明显限制外, 在技术处理和程序方面也较为繁杂。

图方法, 由于其可以对变量间的因果关系做出正确推断, 所以其在人工智能、医药、生物、心理以及经济学等领域有着广泛的应用^①, 这一方法同样也被应用于时间序列数据的建模 (Whittaker, 1990; Dahlhaus, 2000; 李元等, 2008), 而且在多维时间序列分析中, 图方法还可以很好地刻画时序变量间的 Granger 因果关系 (Dahlhaus 和 Eichler, 2003; Eichler, 2006, 2007, 2011)。自 Swanson 和 Granger (1997) 以来, 一些学者开始尝试利用图方法构建 SVAR 模型的识别条件, 并在实证分析中取得了较为令人满意的结果^②。

二 图方法在 SVAR 模型识别中的应用及启示

基于图方法的因果关系推断, 其基本原理是: 给定真实的数据生成过程为一个因果结构模型 (causal model), 其中因果结构模型是对因果结构 (causal structure) 参数化的结果 (Pearl, 2000), 而因果结构则被定义一个有向无环图 (directed acyclic graphs, DAG), 在因果 Markov 条件 (causal Markov condition) 和因果忠实条件 (causal faithfulness condition) 两个基本假设下, 通过变量间条件独立关系的判断, 可以得到真实的 DAG 或包含了真实 DAG 的等价类, 其正确刻画了变量间的全部或者部分因果关系 (Geiger 和 Pearl, 1993; Spirtes et al., 2000; Pearl, 2000)。在

① 如 Lauritzen 和 Spiegelhalter (1988), Spirtes et al. (2000), Pearl (2000), Lauritzen 和 Richardson (2002), 赵慧等 (2007), Bryant et al. (2009), 吴文锋和靳莹 (2009), 周泳宏和邓卫广 (2010), Bessler 和 Wang (2011), Bryant 和 Bessler (2011), 蔡风景等 (2011), Hoover (2011) 等。

② 如 Reale 和 Wilson (2001), Bessler 和 Yang (2003), Demiralp 和 Hoover (2003), 邓卫广 (2007), Demiralp et al. (2008), 杨子晖 (2008, 2009), Oxley et al. (2009), 蔡风景等 (2009), 胡援成和张朝洋 (2012) 等。

SVAR 模型中, 由于同期变量间的因果结构蕴含了系数矩阵 B_0 的重要信息, 因此, 基于图方法的同期变量间因果关系的推断, 可以有效地获得 SVAR 模型的识别条件, 其基本步骤有二: 第一步, 从样本数据的经验分布出发, 根据变量 $y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{nt}$ 间的条件独立关系, 得到一个表示变量 $y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{nt}$ 间因果结构关系的 DAG。第二步, 利用 DAG 与系数矩阵 B_0 的对应关系, 得到相应的识别条件, 例如, 若在 DAG 中, y_{it} 和 y_{jt} 是邻接的 (adjacent), 且 y_{jt} 是 y_{it} 的父节点 (parent), 则在 B_0 中有 $b_{ij}^{(0)} \neq 0$, 其中 $b_{ij}^{(0)}$ 是矩阵 B_0 第 i 行和第 j 列元素; 若在 DAG 中, y_{it} 和 y_{jt} 是非邻接, 则有 $b_{ij}^{(0)} = 0$ 且 $b_{ji}^{(0)} = 0$ ①。依据第一步构建 DAG 的方法不同, 我们可以将现有利用图方法获得 SVAR 模型识别条件的文献大致分为以下两类:

第一类: 以 Reale 和 Wilson (2001) 为代表, 包括: Oxley et al. (2009)、Fragetta (2010)、Fragetta 和 Melina (2011a, 2011b) 等。这类文献主要采用的方法是: 首先, 基于 VAR 模型, 得到 U_t 协方差矩阵 Σ_u 的一致估计量 $\hat{\Sigma}_u$, 并计算其逆也即精度矩阵 $\hat{\Sigma}_u^{-1}$; 其次, 利用精度矩阵 $\hat{\Sigma}_u^{-1}$, 计算得到 u_{it} 和 u_{jt} 偏相关系数 $\hat{\rho}_{ij}$, 并以此构建条件独立图 (conditional independence graph, CIG); 最后, 在遵循道德规则 (moralization rule) 条件下, 对 CIG 的边进行定向, 从而得到一个或一簇 DAG②。

第二类: 以 Demiralp 和 Hoover (2003) 为代表, 包括: Awokuse 和 Bessler (2003)、Demiralp et al. (2004)、Moneta (2008)、Demiralp et al. (2009)、Hoover et al. (2009) 等。这类文献主要采用的方法是: 首先, 同样基于 VAR 模型, 得到 U_t 协方差矩阵 Σ_u 的一致估计量 $\hat{\Sigma}_u$; 其次, 以 $\hat{\Sigma}_u$ 为输入元, 通过 PC、SGS 等算法③, 最后, 输出的是一个 DAG, 或者为一个有着相同架构 (skeleton) 和 v -结构 (v -structure) DAG 所组成的等价类。在 PC 算法和 SGS 算法中, 变量间偏相关系数的计算和检验同样发挥着重要的基础作用。

这两类文献在以下方面是一致的: 首先, 使用的方法均直接基于 Pearl (2000) 和 Spirtes et al. (2000) 的理论成果; 其次, 识别条件的构

① 如 Reale 和 Wilson (2001), Demiralp 和 Hoover (2003), Oxley et al. (2009), Moneta (2008), Hoover et al. (2009), Fragetta 和 Melina (2011a, 2011b) 等。

② 具体见 Lauritzen 和 Spiegelhalter (1988)。

③ 可见 Spirtes et al. (2000)。

建仅仅限于同期变量间因果关系的推断；最后，在假设扰动项服从高斯分布的前提下，以消没的偏相关系数（varnishing partial correlation）的检验代替条件独立检验。所以，目前利用图方法构建 SVAR 模型识别条件的研究至少在以下三个方面有待进一步深入研究，从而给我们以相应的研究启示。

首先，基于图方法的 SVAR 模型识别缺乏必要的理论支撑。如上所述，现有有关利用图方法构建 SVAR 模型识别条件的文献，缺乏对这一方法的理论可行性的论证，虽然 Demiralp 和 Hoover（2003）从 Monte Carlo 模拟的角度证明该方法在 SVAR 模型识别上有着较好的表现。但是我们知道，模拟结果受模型参数影响较大，所以这一结果并不具有一般性。此外，由于在 SVAR 模型识别问题中，真实的数据生产过程为 SVAR 模型，而因果结构推断的主要算法则建立在真实的数据生成过程为因果结构模型基础之上。所以，除非我们能够证明：存在一类因果结构模型，其同 SVAR 模型是相同的数据生成过程，否则上述 Pearl（2000）和 Spirtes et al.（2000）的理论研究成果，不足以为利用图方法构建 SVAR 模型识别条件提供有力支撑。

其次，消没的偏相关系数检验代替条件独立检验过度依赖于高斯分布假设。虽然，以是否存在消没的偏相关系数的检验代替条件独立关系的检验，可以有效简化分析，但这仅在 U_i 服从联合高斯分布假设下方才成立，而不能推广到更为广泛的分布形式。我们知道在金融时间序列分析中，残差项具有明显的非高斯特征，所以，在该方法背景下，以消没的偏相关系数检验代替条件独立性检验，应用于金融时间序列数据的 SVAR 模型分析可能是不太恰当的。一个可能的替代方法是用非参数方法检验变量间的条件独立关系（Chlaß 和 Moneta, 2010；Moneta et al., 2011），但是，这不仅明显增加了分析的复杂程度，而且由于众所周知的维度诅咒（curse of dimensionality）的原因，其对样本量提出了更为严格的要求，而宏观经济数据的一个显著特征就是样本数据的有限性，这就使其在宏观经济学领域中的应用受到了极大限制。所以，如果能够针对 SVAR 模型的线性特征，在因果结构推断中，将以消没的偏相关系数检验代替条件独立检验这一方法推广到非高斯分布情形，这既可以减少对假设的依赖，又不会增加分析的复杂程度。

最后，同期变量与滞后变量间的动态因果关系在模型识别中的重要作

用被忽略。一方面, 由于因果结构推断的理论基础与算法主要针对横截面数据; 另一方面, 因为系数矩阵 B_0 仅与同期变量即 $y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{nt}$ 间的因果结构相关, 所以无论是在 Reale 和 Wilson (2001) 还是在 Demiralp 和 Hoover (2003) 为代表的文献中, 均只关注于同期变量即 $y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{nt}$ 间的因果结构的推断。然而根据观测等价定理 (observational equivalence theorem): 具有相同架构和 v -结构的 DAG 在统计上是等价的 (Pearl, 2000; Spirtes et al., 2000), 也就是说, 上述两类方法得到的可能不是唯一而是一类具有观测等价统计特征的识别条件, 从而也就不能使 SVAR 模型得以完全识别。事实上, 在实证分析中得到唯一的 DAG 的情形并不常见, 所以需要在此基础上, 再借助一些背景知识如经济理论和有关制度的设定, 使 SVAR 模型得以完全识别。这虽然比单纯依赖经济理论的假设驱动模型识别假设有了很大进步, 但是其依然存在较大改进空间。由于事件发生的时间先后关系可以为因果推断提供重要信息, 因此若考虑到 SVAR 模型中同期变量与滞后变量间的动态因果关系, 则可以使等价类中 DAG 进一步减少, 从而在减少甚至不再需要假设约束的条件下, 使 SVAR 模型得以完全识别。例如: 在仅考虑同期变量间因果结构条件下, 若在组成等价类的某一 DAG 中有 $y_{it} \rightarrow y_{jt}$, 而在另一 DAG 中则有 $y_{it} \leftarrow y_{jt}$, 这样会得到两组不同的识别条件。然而, 在考虑同期变量与滞后变量间动态因果关系条件下, 假设存在一个 $y_{k(t-h)}$, 在真实反映动态因果关系的 DAG 中, 其仅同 y_{it} 和 y_{jt} 之一是邻接的, 我们不妨设其为 y_{it} , 由于 $y_{k(t-h)}$ 是滞后变量, 因此有: $y_{k(t-h)} \rightarrow y_{it}$, 这样在反映动态因果关系的 DAG 等价类中下列两种情形仅有一个成立: $y_{i(t-h)} \rightarrow y_{it} \rightarrow y_{jt}$ 或 $y_{i(t-h)} \rightarrow y_{it} \leftarrow y_{jt}$, 这是因为后者是一个 v -结构, 而前者不然, 所以二者不可能同时出现在一个等价类中, 这样对系数矩阵 B_0 来讲也就不会得到两组不同的识别条件。可见, 将基于同期变量间因果结构推断来构建 SVAR 模型识别条件, 拓展到基于动态因果结构的推断, 可以在更为广泛的信息基础上构建 SVAR 模型的识别条件, 使 SVAR 模型正确识别的情形得到有效拓展。

第三节 研究内容

利用图方法从数据统计特征出发构建 SVAR 模型的识别条件, 是近十多年发展起来的一种新方法, 鉴于这一方法在理论研究和实际应用中存在

的亟待解决的问题，我们将在系统收集和梳理该研究领域最新研究进展的基础上，重点研究以下两个方面问题：首先，在不依赖于高斯分布假设条件下，从理论角度探讨利用图方法中的同期变量间因果结构推断来构建 SVAR 模型识别条件的可行性，并给出这一方法下，SVAR 模型得以完全识别的充分必要条件；其次，在研究同期变量与滞后变量间动态因果关系在同期变量间因果结构推断中的地位和作用的基础上，将基于同期变量间因果结构推断来构建 SVAR 模型识别条件，拓展到基于动态因果结构推断 (dynamic causal inference)，并设计相应的算法，使 SVAR 模型识别条件建立在更为广泛的信息基础之上。

本书接下来的内容安排如下：第二章，主要是相关概念及理论介绍。首先，介绍图模型及相关概念；其次，引入截面数据条件下因果结构推断的重要定理和主要算法，并根据需要给出自己的证明，从而为将基于因果结构推断的识别方法应用于 SVAR 模型做好理论铺垫。第三章，重点讨论 SVAR 模型与线性动态 Markov 因果结构模型的关系，首先，我们严格定义 SVAR 模型、动态 Markov 因果结构及线性动态 Markov 因果结构模型，并给出 SVAR 模型相关假设条件；其次，证明任何一个线性动态 Markov 因果结构模型存在一个 SVAR 模型等价表示形式；最后，给出弱因果 Markov 条件和严格忠实条件的定义，并讨论这两个条件是否成立以及在什么样的情形下得以成立，从而为基于同期变量间 Markov 因果结构推断的 SVAR 模型识别奠定理论基础。第四章，主要构建非高斯假设条件下利用现有的图方法构建 SVAR 模型的理论基础。首先，从理论上证明基于同期变量间 Markov 因果结构推断来构建 SVAR 模型识别条件的可行性，并给出具体算法；其次，讨论这一算法条件下 SVAR 模型得以识别的充分必要条件；最后，通过 Monte Carlo 模拟来进一步验证我们的算法是否有效以及所给出的充要条件是否正确。第五章，重点将基于同期变量间 Markov 因果结构推断来构建 SVAR 模型识别条件，拓展到基于动态 Markov 因果结构推断，首先，给出有关动态 Markov 因果结构推断的几个关键定理，并在此基础上构建具体的算法；其次，讨论这一算法条件下 SVAR 模型得以识别的充分必要条件；最后，通过 Monte Carlo 模拟来进一步验证我们的算法是否有效以及所给出的充要条件是否正确。第六章，将基于动态 Markov 因果结构推断构建 SVAR 模型识别条件的方法应用于实证分析，利用美国相关经济数据，分析货币供应量在以利率为主导的货币政策传导机制中的作

用，并同现有的实证研究结论进行比较，以对这一方法的有效性予以进一步评价。第七章，是结论和研究展望。

第四节 研究创新

本书的创新和特色之处主要体现在以下几个方面：

首先，我们在不借助高斯分布假设条件下，从理论角度论证了基于同期变量间因果结构推断构建 SVAR 模型识别条件的可行性，从而为该方法在宏观经济和金融问题的实证分析的应用奠定了坚实的理论基础，并且给出了这一方法条件下，SVAR 模型得以完全识别的充分必要条件。

其次，我们将基于同期变量间因果结构推断构建 SVAR 模型识别条件拓展到基于动态因果结构推断，并给出了具体算法。这样可以使时间因素在因果推断方面的重要作用得以有效发挥，且该算法条件下，SVAR 模型得以完全识别的充分必要条件表明：和基于同期变量间因果结构推断来构建 SVAR 模型识别条件相比，动态因果结构推断在构建 SVAR 模型识别条件方面有着更好的表现，使 SVAR 模型在不借助经济假设条件下得以完全识别的情形得到了有效拓展。

最后，我们还针对理论研究成果，设计了相应的 Monte Carlo 模拟具体方案，对理论成果予以了进一步的验证，从而保证了研究方法和研究结论的严谨性以及全书结构的完整性。