

绪 论

第一节 金融计量概论

金融计量学(Financial Econometrics)是金融学领域的一个重要分支,通常是指运用计量经济学方法对金融市场做实证分析,如对金融市场资产的价格、交易量、收益率、波动率等变量做计量建模与统计检验,或者对金融市场中的可行性方案展开实证分析。作为连接金融理论与市场经验证据的桥梁,金融计量在现代金融学中具有举足轻重的地位,它可用于检验金融理论或者金融假说,解释金融市场现象,同时还可用于对金融市场行为进行建模和预测,上述这些工作又可以为企业管理者提供决策参考。因此,金融计量的发展对现代金融学理论和公司经营管理均具有深远的影响。

时间序列分析是金融计量学最重要的内容之一,学术界一般将时间序列分析的起源追溯至英国统计学家乔治·乌德尼·尤尔(George Udny Yule)在1927年提出的自回归(Auto Regressive, AR)模型,它与同为英国统计学家的吉尔伯特·沃克(Gilbert Walker)在1931年提出的移动平均(Moving Average, MA)模型以及自回归移动平均(Auto-Regressive and Moving Average, ARMA)模型共同构成时间序列分析的基础内容。这些模型提供了分析和处理非平稳时间序列的方法,主要的思路是对非平稳序列做差分处理得到平稳序列,然后应用ARMA模型或自回归积分移动平均(Auto-Regressive Intergated Moving Average, ARIMA)模型对差分后的平稳序列进行拟合、估计和识别诊断分析。同时,不论是AR模型、MA模型、ARMA模型还是ARIMA模型,都要求时间序列是单变量和满足同方差的线性模型。

随着理论的发展,经验研究发现有很多证据并不满足上述假定,如出现时间序列数据中大于均值的样本的残差显著小于那些小于均值的样本的残差(Moran, 1953)或者残差的方差具有一定的聚集现象。因此,后来的学者开始思考和开发新的模型去识别现实数据中的异方差性、非线性现象,代表性成果为Engle(1982)提出的自回归条件异方差(Auto-Regressive Conditional Heteroskedasticity, ARCH)模型,该模型假定收益率方程的

残差项服从均值为 0、方差是时间变化具有异方差性的正态分布,同时假定方差的异方差性由过去收益率的平方项所决定。由于 ARCH 模型能够很好地刻画股票市场收益率的波动异方差特性,同时能够很好地识别市场运行的基本规律,并且在市场预测方面取得了较为显著的成效,因此自提出以来被学术界和业界广泛应用。然而,大量的经验数据表明,股票收益率不仅仅具有异方差性,还具有显著的波动聚集性,而 ARCH 模型只是设定异方差方程具有短期的自相关性,并没有很好地刻画出波动聚集性特征。因此,Bollerslev(1986)将 ARCH 模型拓展至广义自回归条件异方差(Generalized Autoregressive Conditionally Heteroskedastic, GARCH)模型。该模型设定方差的异方差性不仅取决于收益率的平方项,还受到自身滞后项的影响,故而能够很好地测度异方差项变动的平滑性特征、刻画波动率的长期记忆性和波动聚集性特征。在实际应用过程中,GARCH 模型在预测准确度方面表现优异。然而,对经验数据的进一步分析发现,金融市场对正负向冲击的反应表现迥异,市场对负向冲击的反应往往大于面对同样强度的正向冲击,这种非对称性特征在 GARCH 模型中并没有体现出来。因此,Nelson(1991)提出指数广义自回归异方差(EGARCH)模型,Zakoian(1994)和 Glosten et al.(1993)则提出门限 GARCH 模型(Threshold ARCH,即 TGARCH),这些模型能够很好地捕捉金融资产价格波动中的杠杆效应。此后,还有学者开始尝试将不同频率数据引入 GARCH 计量模型,提出单因子 GARCH-MIDAS 模型,将波动率分解为长期成分和短期成分(Engle et al., 2013)。至此,GARCH 族模型逐渐成为分析股市波动特征的经典方法。

ARMA 模型和 GARCH 族模型往往被用于分析平稳性的一元时间序列问题,但是大量文献发现,现实当中许多的金融变量并不满足平稳性序列的要求,同时,市场收益率的波动也不仅仅取决于自身的历史收益率,还可能受到其他市场收益率的影响。因此,一个自然的做法是将一元时间序列模型拓展至多元情形。但是,将一元自回归移动平均模型拓展至多元模型的情形还需要解决许多困难,包括模型设定、估计和识别等。因此,该领域的研究在 20 世纪 80 年代之前并未取得长足进展。直至,Engle and Granger(1987)提出协整(Co-integration)模型,为多元的非平稳时间序列建模提供了一个方法论指导,协整检验方法的提出可以说是时间序列分析的一个里程碑。协整模型不仅可用于识别非平稳时间序列的长期均衡关系,还可以检验模型中变量之间存在多少个函数关系。此后,在协整检验基础上,Phillips and Hansen(1990)提出的完全修正普通最小二乘法(FMOLS)以及 Stock and Watson(1993)提出的动态 OLS(DOLS)模型解决了模型残差存在的序列自相关性和内生性问题,由此一直被推崇为一元非平稳时间序列建模的首选方法。

在多元方程建模方面,Sims(1980)提出向量自回归(Vector Auto-regressive, VAR)模型,这是资产收益率多元建模中最常用的模型,VAR 模型及其拓展形式在金融计量中占据重要的地位。VAR 模型的多元联立方程组,右边的解释变量是相同的,是所有内生变

量的滞后期项,模型通过当期的内生变量对自身若干个滞后期项进行回归,从而识别内生变量之间的动态关系。此后,学术界围绕 VAR 族模型在以下四个方面进行拓展:一是统计推断方法上的革命。比如提出贝叶斯 VAR 模型(Koop and Korobilis, 2010),以及融合贝叶斯估计方法与微观基础理论的 DSGE-VAR 模型(Smets and Wouters, 2003; Ireland, 2004; Negro et al., 2007),该领域的拓展为宏观金融建模及其分析奠定了理论基础。二是将线性模型系统拓展至非线性情形。比如提出包括区制转移(Markov Switching VAR, MSVAR)模型、门限向量自回归(Threshold VAR, TVAR)模型以及平滑转移向量自回归(Smooth Transition VAR, STVAR)模型,这些模型也成为金融市场非线性建模的重要方法。三是向面板、空间、高维计量模型拓展。为了突破时间、空间以及数据维度的限制,后续学者陆续提出了面板向量自回归(Panel VAR, PVAR)模型、全局向量自回归(Global VAR, GVAR)模型、空间向量自回归(Space VAR, SVAR)模型以及高维向量自回归(High Dimensional VAR, HD-VAR)模型,这些模型能够针对时间和交叉区域数据进行建模,同时也能够突破数据高维限制。四是向时变参数模型拓展。传统 VAR 模型假定模型的系数和扰动项方差都是一成不变的,但这一假定与现实往往不相符。事实上,随着时间的推移,经济结构变化或者制度体系变迁等因素都会导致模型参数发生变化,因此一个自然的拓展是将传统的常系数 VAR 模型拓展至时变参数 VAR 模型。该领域的开拓性文献要数 Cogley and Sargent(2005)提出的时变参数 VAR(Time-varying Parameter VAR, TVP-VAR)模型。此后,学术界围绕时变参数模型构建陆续提出诸如时变参数高维向量自回归(HD-TVP-VAR)模型、时变参数潜在门限向量自回归(TVP-LT-VAR)模型、时变参数因子增广型向量自回归(TVP-FAVAR)模型、时变参数面板向量自回归(TVP-PVAR)模型。这些 VAR 模型族为多元时间序列建模提供了重要的方法论。

上述单方程建模和多元建模方法的提出与发展共同成为搭建金融计量基础的两个重要理论支柱,同时也构成本教材的重要内容。

第二节 单方程建模导读

金融计量的单方程建模主要考虑的是一元时间序列,它是统计分析的一个重要分支,主要研究数据的相依性问题,主要内容包括 AR 模型、MA 模型、ARMA 模型、GARCH 族模型以及变量相关的协整与误差修正模型等。这些方法有助于为我们理解变量之间的关系或者给出变量的准确预测提供有价值的信息。从这个角度看,单方程建模分析的目的在于:一是研究变量之间的关系,二是建立合适的方程以提升模型预测的能力和精确度。

从学科发展看,常用的 ARMA 族是单方程建模最基础的模型之一,主要用于估计变量(如股票价格)的滞后相关关系,以此构建模型以提高对未来变量(如股票价格)的预

测精度,能够为投资者的投资决策提供参考依据。其中,常用的模型包括自回归模型 AR(p)、移动平均模型 MA(q)、自回归移动平均模型 ARMA(p, q)、自回归差分移动平均模型 ARIMA(p, d, q)四种,事实上,前三种均是 ARIMA 模型的特例。该方法为我们如何辨别变量与其滞后期的关系进而与哪些或者滞后多少期存在显著关系提供了一个方法论指导,本教材将在第二章循序渐进介绍以上四种方法。

GARCH 族模型则是波动率建模的基础,主要用于刻画金融市场价格连续复利收益率的标准差。由于股票等金融变量的时间序列呈现较为明显的自相关、条件异方差、波动聚集、尖峰厚尾及杠杆效应等特征,因此对收益率序列采用波动率建模至关重要。同时,波动率建模对于期权价格预测、区间预测精准度、参数估计有效性、投资组合配置、期货风险对冲和风险管理等方面具有深远的影响。它是在收益率方程满足 ARMA 族模型的基础上,针对收益率方程的残差构建波动率方程,根据模型的特征又可以分为 ARCH 模型(Engle, 1982)、EWMA 模型(Roberts, 1959)、GARCH 模型(Bollerslev, 1986)和多元 BEKK-GARCH 模型(Engle and Kroner, 1995)以及非对称性 TGARCH 模型(Glosten et al., 1993; Zakoian, 1994)、EGARCH 模型(Nelson, 1991)等;考虑到数据的混频特征,还有 GARCH-Midas 模型(Engle et al., 2013)等。上述这些模型可用于估计金融资产收益率的波动率特征,本教材将在第三章和第四章介绍以上方法。

除此之外,在单方程建模中还包括协整与误差修正模型,这些方法主要用于估计一元或者多元变量之间的相关性。对于满足一阶平稳的序列变量且变量间仅存在一个协整关系,根据经济学理论,我们可以构建一元或者多元回归模型,此时就可以采用协整模型进行估计识别,常用方法包括完全修正的最小二乘法(FMOLS)(Phillips and Hansen, 1990)、动态普通最小二乘法(DOLS)(Stock and Watson, 1993)等。从估计结果看,我们不仅可以考察变量之间的相关性和相互影响关系,还可以基于实证方法对因变量进行预测。但是,如果所有变量并不是满足一阶平稳的序列变量,此时我们对变量进行单方程建模就要采用自回归分布滞后(ARDL)模型(Charemza and Deadman, 1992)进行识别;特别是,对于某些变量是平稳序列而另一些变量是非平稳序列的情形,此时就要构建误差修正模型(VECM)(Davidson et al., 1978),对变量之间的长期关系和短期关系进行识别。本教材将在第五章介绍以上方法。

第三节 多元方程建模导读

金融计量的多元方程建模主要是指多元时间序列分析的有关内容,它是多元统计分析的一个重要分支,考察的是变量之间的相互影响和相互反馈关系。多元时间序列的内容颇丰,本教材从第六章到第十章主要讲解多元方程建模中的向量自回归(VAR)模型及其拓展。

VAR 模型是一种常见的多元时间序列模型,它由 Sims(1980)提出,刻画的是所有当期变量都受到所有变量的若干滞后变量影响的模型。VAR 模型可用于估计联合内生变量之间的动态关系,也可以用于对内生变量进行有效的预测分析,因此近年来备受关注。本教材在第六章介绍经典 VAR 模型的基础上,在第七章放宽条件,依次介绍长期约束结构向量自回归(BQ-SVAR)模型(Blanchard and Quah, 1989)、贝叶斯向量自回归(BVAR)模型(Koop and Korobilis, 2010)、高维向量自回归(HD-VAR)模型(Banbura et al., 2010)、面板向量自回归(PVAR)模型(Holtz Eakin et al., 1988)、全局向量自回归(GVAR)模型(Pesaran et al., 2004),这些都是经典的线性 VAR 模型族。但现实当中许多内生变量之间并不仅仅存在简单的线性关系,更多地呈现较为明显的非线性关系,甚至是时变关系。故此,本教材第八章陆续介绍门限向量自回归(TVAR)模型(Tong, 1978)、逻辑平滑转移向量自回归(STVAR)模型和指数平滑转移向量自回归(LSTVAR)模型(Weise, 1993)、区制转移向量自回归(MS-VAR)模型(Hamilton, 1989),这些方法可用于考察内生变量之间的关系受到某一个门限变量影响所呈现的非线性关系,这也是多元建模研究的重要范畴。

同时,本教材在第九章对上述模型进行拓展,介绍五种经典的时变参数模型,分别是时变参数向量自回归(TVP-VAR)模型(Cogley and Sargent, 2005)、时变参数高维向量自回归(HD-TVP-VAR)模型(Koop and Korobilis, 2013)、时变参数潜在门限向量自回归(TVP-LT-VAR)模型(Nakajima and West, 2013)、时变参数因子增广型向量自回归(TVP-FAVAR)模型(Bernanke et al., 2005)、时变参数面板向量自回归(TVP-PVAR)模型(Ciccarelli et al., 2016),这些模型能够有效捕捉和刻画内生变量之间相互影响、相互反馈的内生与时变关系,是多元时变参数建模重要的研究领域。此外,上述计量方法更多地是针对宏观变量或者金融数据进行计量建模,但这些方法具有一个重要的缺陷——缺乏考虑微观主体的消费和投资决策,因此这些方法估计得到的变量之间的内生和互动关系往往缺乏微观基础。故此,本教材在第十章详尽介绍具有微观基础的动态随机一般均衡(DSGE)模型(Smets and Wouters, 2003; Ireland, 2004; Negro et al., 2007),以此讲解 DSGE-VAR 模型,在包括家庭、企业、政府、中央银行(以下简称“央行”)等投资决策最优化的条件下,结合贝叶斯方法对多元内生变量之间的动态内生关系进行动态识别,并讲解 DSGE-VAR 模型的线性和非线性求解过程。最后,结合模型求解的优缺点总结动态随机一般均衡模型的具体应用与批判。



主要参考文献

[1] Banbura M, Giannone D, and Reichlin L. Large Bayesian vector auto regressions [J]. *Journal of Applied Econometrics*, 2010, 25(1): 71-92.

[2] Bernanke B S, Jean B, and Piotr E. Measuring the effects of monetary policy: A factor-augmented

vector autoregressive (FAVAR) approach [J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2005, 120(1): 387–422.

[3] Blanchard O J, and Quah D. The dynamic effects of aggregate demand and supply disturbances [J]. *American Economic Review*, 1989, 79: 655–673.

[4] Bollerslev T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity [J]. *Journal of Econometrics*, 1986, 31(3): 307–327.

[5] Bruggemann R. Model Reduction Methods for Vector Autoregressive Processes [M]. *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*, Springer, 2004,.

[6] Charemza W, and Deadman D. *New Directions in Econometric Practice: General to Specific Modelling, Cointegration and Vector Autoregression* [M]. Aldershot: Edward Elgar, 1992.

[7] Christopher S. Macroeconomics and reality [J]. *Econometrica*, 1980, 48: 1–48.

[8] Ciccarelli M, Ortega E, and Valderrama M T. Commonalities and cross-country spillovers in macro-economic-financial linkages [J]. *The B.E. Journal of Macroeconomics*, 2016, 16(1): 231–275.

[9] Cogley T, and Sargent T J. Drifts and volatilities: Monetary policies and outcomes in the post WWII US [J]. *Review of Economic Dynamics*, 2005, 8(2): 262–302.

[10] Davidson J E H, Hendry D F, Srba F, et al. Econometric modelling of the aggregate time-series relationship between consumers, expenditure and income in the United Kingdom [J]. *The Economic Journal*, 1978, 88: 661–692.

[11] Engle R, and Kroner K. Multivariate simultaneous generalized ARCH [J]. *Econometric Theory*, 1995, 11(1): 122–150.

[12] Engle R F, and Granger C W J. Co-integration and error correction: Representation, estimation, and testing [J]. *Econometrica*, 1987, 55(2): 251–276.

[13] Engle R F. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation [J]. *Econometrica*, 1982, 50: 987–1008.

[14] Glosten L R, Jagannathan R, and Runkle D E. On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks [J]. *The Journal of Finance*, 1993, 48: 1779–1801.

[15] Hamilton J D. A new approach to the economic analysis of non-stationary time series and the business cycle [J]. *Econometrica*, 1989, 57(2): 357–384.

[16] Holtz-Eakin, Whitney D N, and Harvey R S. Estimating vector autoregressions with panel data [J]. *Econometrica*, 1988 (56): 1371–1395.

[17] Ireland P N. Technology shocks in the new Keynesian model [J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2004, 86(4): 923–936.

[18] Koop G, and Korobilis D. Bayesian multivariate time series methods for empirical macroeconomics [J]. *Foundations and Trends in Econometrics*, 2010, 3(4): 267–358.

[19] Koop G, and Korobilis D. Large time-varying parameter VARs [J]. *Journal of Econometrics*, 2013, 177(2): 185–198.

[20] Koop G. Forecasting with medium and large Bayesian VARs [J]. *Journal of Applied Econometrics*,

2013, 28(2): 177–203.

[21] Moran P A P. The statistical analysis of the Canadian lynx cycle. II. Synchronization and meteorology [J]. Australian Journal of Zoology, 1953, 1(3): 291–298.

[22] Nakajima J, and West M. Dynamic factor volatility modeling: A Bayesian latent threshold approach [J]. Journal of Financial Econometrics, 2013, 11: 116–153.

[23] Negro M, Schorfheide F, Smets F, et al. On the fit of new Keynesian models [J]. Journal of Business & Economic Statistics, 2007, 25(2): 123–143.

[24] Nelson D B. Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach [J]. Econometrica, 1991, 2: 347–370.

[25] Pesaran M H, Schuermann T, and Weiner S M. Modeling regional interdependencies using a global error-correcting macroeconomic model [J]. Journal of Business & Economic Statistics, 2004, 22(2): 129–162.

[26] Phillips P, and Hansen B E. Statistics inference in instrumental variables with $I(1)$ processes [J]. Review of Economic Studies, 1990, 57: 99–124.

[27] Engle R F, Eric G, and Bumjean S. Stock market volatility and macroeconomic fundamentals [J]. The Review of Economics and Statistics, 2013, 95(3): 776–797.

[28] Engle R F. Control chart tests based on geometric moving average [J]. Technometrics, 1959, 1: 239–250.

[29] Sims C. Macroeconomics and reality [J]. Econometrica, 1980, 48: 1–48.

[30] Smets F, and Wouters R. An estimated dynamic stochastic general equilibrium model of the Euro area [J]. Journal of the European Economic Association, 2003, 1(5): 1123–1175.

[31] Stock J H, and Watson M W. A. Simple estimator of co-integrating vectors in higher order integrated systems [J]. Econometrica, 1993, 61: 783–820.

[32] Tong H. On a Threshold Model in Pattern Recognition and Signal Processing [M]. Amsterdam: Sijhoff & Noordhoff, 1978.

[33] Walker G. On periodicity in series of related terms [J]. Proceedings of the Royal Society London, 1931, 131: 518–532.

[34] Weise C. The asymmetric effects of monetary policy: A nonlinear vector autoregression approach [J]. Journal of Money, Credit and Banking, 1993, 31(1): 85–108.

[35] Yule G U. On a method for investigating periodicities in disturbed series with special reference to Wolfer's sunspot numbers [J]. Philosophical Transactions of the Royal Society of London, 1927, Series A 226: 267–298.

[36] Zakoian J M. Threshold heteroscedastic models [J]. Journal of Economic Dynamics and Control, 1994, 18: 931–955.