

我国季度 GDP 实时数据预测与评价

耿 鹏 齐红倩

内容提要:传统实证研究中使用的当期特定数据存在滞后信息和噪音信息缺陷,导致模型估计结果存在偏误。应用宏观经济实时数据可以有效的剔除造成模型偏误的滞后信息和噪音信息,得到更为准确的估计结果。MIDAS 模型可将低频的关键经济数据与高频数据同时估计,较好的解决了应用一般模型存在的高频数据信息损失问题。本文应用 M-MIDAS-DL 模型与季度 GDP 实时数据建立我国季度 GDP 预测模型,实证表明,应用实时数据与组合预测方法,能及时准确预测出 2008 年以来中国经济增长率的下滑与反弹走势,能起到较好的提前预警作用,是当前较为有效的经济预测手段之一。

关键词:实时数据; MIDAS 模型; 经济预测

中图分类号: F222

文献标识码: A

文章编号: 1002-4565(2012)01-0008-07

Forecasting and Assessment of China's Quarterly Real-time GDP

Geng Peng & Qi Hongqian

Abstract: There exist drawbacks of lagging information and noise information in Current-vintage data in empirical research. Application of real-time macroeconomic data can effectively eliminate bias caused by the lagging information and noise information. MIDAS model will estimate low-frequency key economic data and high-frequency data together and solve the problem of information loss of high frequency-data. In this paper, we use M-MIDAS-DL model and the quarterly real-time GDP data to establish a GDP forecasting model. The results show that using real-time data and combination forecast method can timely and accurately forecast the decline and rebound movement in China's economic growth since 2008, which is a effective means of economic forecasting and would play a better role in early warning.

Key words: Real-time Data; MIDAS Model; Economic Forecasting

一、引言

宏观经济实证研究将某一特定时点得到的最新统计数据称为当期特定数据(current-vintage data),当期特定数据是实证研究中最常见的数据形式,具有信息携带量大、描述更为准确的优点,能够最大

程度反应经济运行的真实状况,适用于大多数经济

* 本文获吉林大学 2011 年研究生创新研究项目(20111013); 吉林大学 2009 年基本科研业务费种子基金项目(2009ZZ021); 教育部人文社会科学重点研究基地 2008 年度重大研究项目(08JJD790153)资助。

基础。

(四)合理界定某些基础数据的属性

在不违背 SNA 原则的前提下,结合我国实际,提出认定收入分配基础数据属性的可操作标准。

参考文献

- [1] 联合国等编,国家统计局国民经济核算司译,国民经济核算体系 1993[M]. 北京:中国统计出版社,1995.
- [2] 国家统计局,中国国民经济核算体系 2002[M]. 北京:中国统计出版社,2003.

[3] 全国人大财经委专题调研组,国民收入分配若干问题研究[M]. 北京:中国财政经济出版社,2010.

作者简介

彭志龙,男,江西南昌人,毕业于中国人民大学,获经济学博士学位,现为国家统计局国民经济核算司司长、高级统计师,中国投入产出学会理事长。研究方向为国民经济核算与宏观经济分析。

(责任编辑:何锦义)

研究过程。但是,当期特定数据的使用存在两个问题,一是包含了较多难以分离的噪音信息,影响实证结果的准确性。二是非样本末期数据存在严重的信息时滞问题,可能导致模型估计结果偏误。为此,国外学者较多应用实时数据(real-time-vintage data)代替当期特定数据进行实证分析。实时数据主要由基于有限信息发布的初次发布数据组成。一般来说,实时数据分为模拟真实数据生成过程的样本末期特定数据和仅包含样本点即时信息的初步核算数据两类。由于实时数据较好地排除了未来时点信息对某一过去时点数据的干扰,具有即时性和不包含噪音信息的特点,因此较多学者提倡在实证研究中使用实时数据,减少噪音信息和时滞信息对实证分析的不良影响,提高实证结果的准确性,如 Stark 和 Croushore(2002)。但实证中实时数据存在数据整理较为困难、缺乏较为权威数据集的缺点,制约了在经济研究中的应用。我国的宏观经济数据修订机制起步较晚,在 1993 年和 2004 年国家统计局两次对经济数据进行集中修订,并于 2005 年以后建立了我国的国民生产总值(GDP)修订机制。由于缺少较为权威的宏观经济实时数据集,我国宏观经济实证分析数据主要以当期特定数据为主,实时数据估计的应用仍不广泛。本文将应用自行整理得到的我国宏观经济实时数据对我国季度 GDP 数据进行预测研究。

混频数据模型(Mixed Data Sampling, MIDAS)最早由 Ghysels 等(2004)提出。为了解决较多关键经济数据频率较低、降低模型估计结果精确性的问题, Ghysels 应用非线性估计方法,将高频数据中的信息加权对应于低频的关键经济变量,较为有效地解决了高频数据在实证研究中信息损失的问题。Ghysels 应用股票市场的日数据与宏观经济月度数据和 MIDAS 模型预测股票市场的波动性,得到较为理想的预测结果,证明了 MIDAS 模型的有效性。Clements 和 Galvão(2009)运用限定公因子的方法解决了 MIDAS 模型扩展为带有自回归项的 MIDAS-DL 模型时无法估计的问题,并进一步将单变量 MIDAS 模型改进为多变量的 Multiple-MIDAS-DL(M-MIDAS-DL)模型,有效地扩展了 MIDAS 模型在经济研究中的应用领域。Clements 和 Galvão 将 M-MIDAS-DL 模型应用于宏观经济预测的研究,实证结果表明了 M-MIDAS-DL 模型在经济预测研究中

具有较高的应用价值。

目前我国缺少应用经济实时数据进行预测的研究。这一方面由于我国近几年才开始对宏观经济数据进行修订,形成的实时数据量较少;另一方面,统计局发布的数据多为修订后的最终数据,实时数据的整理较为困难,缺乏具有权威性的宏观经济实时数据集。本文将应用我国的 GDP 实时数据和较为先进的 MIDAS 模型进行预测,在此基础上与应用 GDP 当期特定数据所得的预测结果进行比较分析,以检验实时数据在我国经济研究中的适用性。

本文的第二部分具体介绍实时数据的理论与应用,以及我国季度 GDP 实时数据的整理过程;第三部分介绍 MIDAS 模型的基本内容和计算步骤;第四部分对我国季度 GDP 数据进行预测与比较分析;最后一部分为结论。

二、实时数据及估计

(一) 实时数据估计的发展

在已有的文献中,宏观经济的实证研究多使用当期特定数据。当期特定数据是在研究人员采集数据时所能得到的最新修订后的数据。如表 1 所示,用 $y(t)_s$ 表示统计局在时期 s 发布的时期 t 的数据,其中 $s \geq t$ 。当 $t = s - 1$ 时^①,该数据为统计局在时期 s 即时发布的初次发布数据;随着更多信息被发掘,统计局需要将初次发布数据进行修订,并公布修订后的最终数据,因此,当 $t < s - 1$ 时,该数据为统计局在时期 s 发布的修订后的时期 t 的最终数据。因此,表 1 中每一列数据均构成第 s 期的当期特定数据 CV_s 。例如,假定统计局在 2010 年第四季度对 2009 年及之前的数据进行修订,修订后的数据列中样本期为 2009 年及之前的数据将不可避免地包含若干在 2010 年第四季度时才出现的信息,因此,若应用 2010 年第四季度修订后的当期特定数据进行估计,回归中其他未同时进行修订的经济变量则不包含上述最新出现的时滞信息,因此可能造成该模型设定不足,导致估计结果存在偏误。另外,当期特定数据中可能存在一定程度的噪音信息,即某些信息在统计局发布初次发布数据时,不仅统计人员未

^① 根据我国季度 GDP 发布实际情况,上一季度的 GDP 季度数据多于下一季度中下旬发布,因此表 1 中的发布时间与数据对应时间相差为 1。此处假定统计局会在下一期立即对上一期发布的初步核算数据进行修订并公布。

能及时发现,现实中的其他相关经济变量也未对其做出反应。经过一定时间的数据收集过程后,统计局发布的当期特定数据中将会包含上述噪音信息。因此,在应用包含噪音信息的当期特定数据进行回归时,会对估计结果形成干扰,导致估计结果存在偏差。Swanson(1996)的相关研究表明,在预测模型中使用当期特定数据会导致模型缺乏边际预测能力,Orphanides(1999)以及 Stark 和 Croushore(2002)的研究结果显示,使用当期特定数据进行预测,将会得到一个放大的预测结果。

为了解决上述问题,较为常用的方法是在模型中使用样本末期特定数据代替当期特定数据,如 Koenig(1996)等。一般情况下,样本末期特定数据被认为是实时数据的一种^①,由各个时点的当期特定数据组成,因此样本末期特定数据中包含每一次数据修订的信息,并且在每一时点的样本末尾均为实时的初次发布数据。如表1所示,前 s 列当期特定数据 CV_s 共同组成第 s 期的样本末期特定数据。使用样本末期特定数据进行估计事实上是对现实中数据生成过程的仿真。样本末期特定数据的估计过程较好地剔除了可能造成偏差的时滞信息,以2010年第四季度的样本末期特定数据为例,假定对应2010年第四季度的当期特定数据为 CV_T ,则此样本末期特定数据由 CV_1, CV_2, \dots, CV_T 组成,其中 CV_T 包含到2010年第四季度时所发掘到的信息, CV_{T-1} 包含到2010年第三季度时所发掘到的信息,以此类推。因此,样本末期特定数据对数据中不同时点的信息进行了分类,在实证过程中, CV_T 对应于样本长度到2010年第四季度的回归, CV_{T-1} 对应于样本长度到2010年第三季度的回归等。因此在实证分析中不会存在某一时点尚未出现的信息用于该时点的回归过程中,符合现实中宏观数据修订的数据生成过程,解决了当期特定数据中存在时滞信息的问题,是当前应用较为普遍的实时数据形式。

但样本末期特定数据存在估计过程繁琐的缺点,例如应用样本长度为1992年到2010年的季度样本末期特定数据进行估计,取样本长度为1992年到2000年的当期特定数据为 CV_1 ,则一个回归方程的估计过程就需要重复进行40次,随着样本长度和实证分析中回归方程的增加,不但研究人员的工作量将大幅上升,并且由于样本末期特定数据中仍然包含已进行修订后的数据,因此仍可能存在一定程

度的噪音信息。对此 Koenig(2003)认为任何修订后的宏观经济数据都会吸收在数据初次发布时间不可预测的成分和无关信息,从而导致实证结果偏差。因此在实证分析,特别是经济预测研究中应使用初步核算数据代替样本末期特定数据。初步核算数据是对数据进行“实时化”处理后的数据形式,仅包含统计局发布的初次发布数据,不包含任意修订后的结果。当初步核算数据的样本区间增加时,数据中较早样本时点的数据不应随着数据修订过程更新,即不包含任何 $t < s - 1$ 时样本数据。因此初步核算数据中不包含任何数据修订的信息,从而完全避免了时滞信息和噪音信息可能导致的偏差。例如,应用2010年的初步核算数据进行实证分析时,样本内2009年所对应的数据只能够反应在2009年时即时发掘到的信息,不会存在由于数据修订过程导致的滞后时点信息的干扰。并且,由于不存在任何修订信息,初步核算数据彻底排除了噪音信息可能造成干扰的问题。本文将根据上述定义检验实时数据在我国经济研究中的有效性。

(二) 我国宏观经济实时数据的选择与整理

我国公布经济数据修订机制主要以GDP数据为主。从1985年开始我国采用GDP核算制度,并且在1993年第一次全国第三产业普查之后,对1978年到1992年的GDP历史数据进行了第一次大规模修订。在2003年,国家统计局国民经济核算司编写的《中国季度国内生产总值核算历史数据1992—2001》中首次发布了季度GDP数据与年度数据衔接后的GDP季度修订数据,对我国季度GDP数据进行了第一次修订。2003年11月国家统计局发布了《关于我国GDP核算和数据发布制度的改革》(国统字[2003]70号),对年度GDP核算数据发布进行了重新规范。发布的“GDP数据”分为初步核算数、初步核实数和最终核实数三类,正式建立了我国GDP的修订机制。2004年的第一次经济普查以及国务院颁布的《全国经济普查条例》更好地完善了我国的GDP数据的修订机制。本文将主要依据上述资料整理我国的季度GDP实时数据。数据来源主要是《中国人民银行统计季报》、《中国季度国内

^① 在一些文献中,往往将样本末期特定数据直接称为实时数据,Koenig(2003)认为根据数据应用的目的不同,实时数据应当分为样本末期特定数据与初步核算数据两种。

生产总值历史资料 1992—2001》、《中国季度国内生产总值历史资料 1992—2005》以及国家统计局的“数据修订调整公告”。

三、混频数据模型

高频数据往往包含更多有价值的信息。但国内外已有的研究文献中,一些较为关键的宏观数据仅有季度甚至年度数据,研究人员在建立经济模型时不得不放弃这些高频数据或者采用一些统计手段将高频数据转换为低频数据,影响实证结果的精确性。以 GDP 数据为例,GDP 数据的最高频率是季度数据,因此回归中多采用将其他月度数据通过取平均值或者取第三、六、九、十二月的数据转换为季度数据的方法,损失了高频数据的特有信息,降低了估计结果的准确性。因此,本文将应用 Ghysels 等 (2004) 提出的 MIDAS 模型,利用我国的季度 GDP 实时数据与月度经济数据,建立 GDP 预测模型。

MIDAS 模型运用非线性估计的方法,衡量当解释变量与被解释变量频率不同时,被解释变量对于高频解释变量的反应程度。在非线性估计中,解释变量作为一个高度节约 (parsimonious) 的分布滞后项存在时,MIDAS 模型能够较好地阻止参数的扩散效应 (Clements 和 Galvão 2009)。具体算法如下:

①单一解释变量向前 h 步预测的 MIDAS 模型:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 B(L^{1/m}; \theta) x_{t-h}^{(m)} + \varepsilon_t^{(m)} \quad (1)$$

其中 $B(L^{1/m}; \theta) = \sum_{k=1}^K b(k; \theta) L^{(k-1)/m}$, $L^{s/m} x_{t-h}^{(m)} = x_{t-h-s/m}^{(m)}$ 。设 t 是被解释变量的时间单位, m 表示解释变量比被解释变量高出的频率数,如 y 为季度数据, x 为月度数据时, $m=3$, 因此 $L^{1/m}$ 表示高频数据的滞后算子。 $B(L^{1/m}; \theta)$ 是解释变量的滞后系数,常用的形式有:对数阿尔蒙 (Exponential Almon) 多项式、Beta 多项式和阶跃函数 (Step Function) 多项式等。根据 Clements 和 Galvão (2009) 的分析,本文将选取对数阿尔蒙滞后二阶形式, $b(k; \theta)$ 定义为:

$$b(k; \theta) = \frac{\exp(\theta_1 k + \theta_2 k^2)}{\sum_{k=1}^K \exp(\theta_1 k + \theta_2 k^2)} \quad (2)$$

将式 (1) 展开,可得:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 [b(1; \theta) x_{t-h}^{(m)} + b(2; \theta) x_{t-h-1/m}^{(m)} + \dots + b(K; \theta) x_{t-h-K/m}^{(m)}] + \varepsilon_t^{(m)} \quad (3)$$

其中 $\beta = (\beta_0, \beta_1)$ 和 θ 为估计参数。

根据数据样本长度,本文将分别选择 $K=12$ 和

$K=24$ 作为模型滞后长度。因此式 (3) 可以写做:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 [b(1; \theta) x_{t-h}^{(3)} + b(2; \theta) x_{t-h-1/m}^{(3)} + \dots + b(K; \theta) x_{t-h-K/m}^{(3)}] + \varepsilon_t^{(3)} \quad (4)$$

从式 (1) 与式 (3) 可以看出,模型中被解释变量长度为 T 时,解释变量的长度仅为 $T-h$ 。因此将第 T 期的解释变量代入 MIDAS 模型,可得到第 $T+h$ 期的预测值 y_{T+h} ,即向前 h 步预测。

②单一解释变量向前 h 步预测的 MIDAS-DL 模型:

Stock 和 Waston (2003) 的研究结果表明,在经济预测模型中加入被解释变量的自回归成分,预测结果要好于不含自回归成分的预测模型。将式 (1) 改写为带有自回归项的形式:

$$y_t = \beta_0 + \lambda y_{t-1} + \beta_1 B(L^{1/m}; \theta) x_{t-h}^{(m)} + \varepsilon_t^{(m)} \quad (5)$$

式 (5) 变形为:

$$y_t = \beta_0 (1 - \lambda)^{-1} + \beta_1 (1 - \lambda L)^{-1} B(L^{1/m}; \theta) x_{t-h}^{(m)} + (1 - \lambda L)^{-1} \varepsilon_t^{(m)} \quad (6)$$

从式 (6) 可以看出, $(1 - \lambda L)^{-1} B(L^{1/m}; \theta) x_{t-h}^{(m)}$ 的多项式乘积形式导致被解释变量 y 对解释变量 x 存在周期性响应,因此不能通过直接回归的方法建立 MIDAS-DL 模型。Clements 和 Galvão (2009) 提出了 MIDAS-DL 模型的迭代估计方法,具体如下:

首先,估计式 (1) 得到残差项 $\hat{\varepsilon}_t$, 令 $\hat{\lambda}_0 = (\sum \hat{\varepsilon}_{t-h}^2)^{-1} \sum \hat{\varepsilon}_t \hat{\varepsilon}_{t-h}$ 。令 $y_t^* = y_t - \hat{\lambda}_0 y_{t-h}$, $x_t^* = x_{t-h} - \hat{\lambda}_0 x_{t-2h}$, 再将 y_t^* 和 x_t^* 带回式 (1), 通过多次迭代估计最小残差平方和时的 $\hat{\lambda}$ 和 $\hat{\theta}$ 。此时所得参数即为 MIDAS-DL 的估计参数。

四、预测研究

(一) 数据选取

景气指数是经济预测活动中较为常用的信息组合,主要利用经济变量之间的时差关系,综合判断经济运行所处的周期位置,指示经济景气动向。我国的宏观经济景气监测预警体系始于 20 世纪 80 年代末期,目前国内的景气指数主要有:国家统计局的“国家宏观经济景气指数”、卡斯特经济评价中心的“卡斯特经济景气指数”和国家信息中心的“中经指数”。由于先行景气指数具有先于经济而动的特点,结合数据的可得性,本文将选取我国的国经先行指数作为 MIDAS 预测模型中的解释变量。同时本文将应用我国季度 GDP 增长率当期特定数据、样本末期特定数据与初步核算数据作为 MIDAS 模型中

的被解释变量,建立我国的季度 GDP 预测模型。

(二) 数据处理

我国仅有 1992 年以后的 GDP 季度增长率数据,因此本文选取样本长度为 1992 年第一季度到 2010 年第三季度的 GDP 季度增长率数据,并将其分别处理为当期特定数据、样本末期特定数据与初步核算数据作为模型中的被解释变量。GDP 增长率数据为非平稳数据,因此关于 GDP 增长率数据的平稳化方法,当前经济研究中存在较多争议,包括差分平稳和趋势平稳分析。

首先,对 GDP 季度增长率进行 ADF 检验:

$$\Delta y_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + a_1 t + a_2 t^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (7)$$

式(7)为 ADF 检验的回归方程,其中 y_t 为 GDP 季度增长率, t 为时间趋势。结合 AIC 准则与 SC 准则,对我国季度 GDP 增长率数据的检验结果表明,当 $p=0$ 时式(7)达到最优,因此式(7)转换为普通的 DF 检验,得 τ_τ 统计量为 -1.8184 , τ_μ 统计量为 -2.1262 ,根据 Dickey 和 Fuller(1981)的研究,在 5% 的显著性水平下, τ_τ 和 τ_μ 的临界值分别为 -3.45 和 -2.89 ,因此无法拒绝存在单位根的原假设,即认为 GDP 季度增长率为差分平稳序列。

其次,研究人员很可能会以无法拒绝存在单位根的原假设为证据,认为原时间序列数据为差分平稳而非趋势平稳过程,如 Nelson 和 Plosser(1982)。但是, Campbell 和 Perron(1991)的研究结果表明,由于回归方程中确定性因素(截距项或时间趋势)的干扰,研究人员存在一定的概率无法拒绝错误的原假设。ADF 检验的有效性在于拒绝一个错误的原假设的可能性。Enders(1999)利用 Monte Carlo 试验证明了 ADF 检验的各种形式的有效性均较差,即由于 ADF 检验的原假设为存在单位根,因此 ADF 检验存在一定程度的概率接受错误的原假设,将趋势平稳序列判断为差分平稳序列。同样,赵留彦(2006)利用中国实际产出对数值的检验结果也表明,尽管 ADF 检验接受单位根假定,但实际上检验结果既不能拒绝单位根假设,也不能拒绝时间趋势的假设。

结合上述分析,我们需要从时间趋势的角度重新判断 y_t 的平稳形式。刘金全、刘志刚(2004)对我国 GDP 增长率序列分析后认为,我国 GDP 增长率序列存在较为明显的周期性成分,序列 y_t 表现出较

为明显的经济周期趋势,因此对其进行去趋势操作:

$$y_t = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + e_t \quad (8)$$

所得的残差序列 $\{e_t\}$ 即为平稳过程。回归结果显示, a_1 和 a_2 的 t 统计量分别为 -9.7542 和 8.8977 。因此可以认为,序列 y_t 为趋势平稳过程。

事实上,无论是对 y_t 采用趋势平稳还是差分平稳,所得最终序列均为平稳过程,对于一般的回归而言,并不构成较大影响。但是从预测的角度分析,数据生成过程(DGP)对于预测结果和预测误差会产生一定程度的影响^①。本文至此仍然无法断定 GDP 季度增长率应是差分平稳过程,还是趋势平稳过程。但基于如下考虑:第一,对季度 GDP 增长率去趋势后所得的成分为周期成分,但对季度 GDP 增长率进行差分后,所得的成分缺乏对应的经济含义;第二,根据 OLS 估计的性质,对序列进行去趋势操作不会影响序列中与时间趋势无关的信息,但对数据进行差分操作会造成较为严重的信息损失,导致预测精度下降。综合上述两点原因,本文中将假定我国的 GDP 增长率数据为趋势平稳过程,对其进行去趋势操作。对国经指数进行 ADF 检验,结果显示国经指数为平稳序列。

(三) 模型预测结果及评价

评价预测的精确性实质上就是检验不同模型的预测能力。预测能力是对模型“超样本特性”的检验(Meese 和 Rogoff, 1983)。对预测模型“超样本特性”检验的关键之处是构造损失函数,损失函数的形式不同,得到预测精确性的排列顺序也不相同。本文将应用国际上较为常用的两种损失函数:误差均方根(Root Mean Square Errors, RMSE)和泰尔不等式系数(Theil Inequality Coefficient, TIC),评价 MIDAS 模型的预测效果,其中式(1)与式(5)的非线性估计采用 Large-Scale 算法,全部结果均由 MATLAB 2010 编程完成。

拟合结果表明, MIDAS-DL 模型的样本内拟合效果均好于 MIDAS 模型的一般形式;利用初步核算数据估计的结果也好于样本末期特定数据与当期特定数据;各组数据均表现出当滞后长度为 12 个月时进行一步预测的效果更好。因此本文将应用季度 GDP 增长率初步核算数据和滞后长度为 12 个月的中 MIDAS-DL 模型进行向前一步模拟样本外(pseudo

① 具体分析见汉密尔顿《时间序列分析》,P532-536。

out-of-sample) 预测,即将模型估计至 t 期,来进行未来 h 期的预测,从而得到 $t+h$ 期的预测值,然后增加一期数据将模型估计至 $t+1$ 期,得到 $t+h+1$ 期的预测值,并以此类推,重复上述过程直到样本末尾的方法。根据 Stock 和 Watson(2008) 的研究成果,模拟样本外的预测方法可有效地掌握模型设定上的不确定性和不稳定性,在检验模型预测能力方面具有较好的实用价值。结合中国经济在 2009 年时发生较大转折的实际情况,本文应用 MIDAS-DL 模型一步预测我国 2009 年到 2010 年的季度 GDP 增长率数据,证明实时数据与 MIDAS 模型在我国经济预测研究中的有效性。

根据 MIDAS-DL 模型的预测结果计算,2009 年到 2010 年一步预测值的 RMSE 为 1.6324。虽然一步预测的 RMSE 较先前已有文献的预测(如陈飞、高铁梅(2005)的一步预测 RMSE 为 4.15)已有较大的进步,但在预测突发的外生性经济冲击引起的经济周期波动时,仍未能起到领先一步预警的效果。2009 年第一季度,我国的 GDP 增长率由于全球经济衰退的冲击由 9% 下滑到 6.1%,而 MIDAS-DL 模型对于 2009 年第一季度 GDP 增长率的一步预测结果仍为 9.2%,未能提前预测出经济将出现下滑的趋势。事实上,上述结果与 Stock 和 Waston(2003)批评先行指数在 2001 年美国的经济衰退中的糟糕表现相一致。Stock 和 Waston 通过对多种变量进行单变量预测和组合预测的方法进行比较,结果显示单变量预测的结果在经济体依照原有经济周期轨道运行时有较好的预测能力,但对于较为突发性的经济波动(如美国 2001 年和中国 2009 年)完全无能为力。因此,为了改善 MIDAS-DL 模型在我国经济预测中的效果,在原有 MIDAS-DL 模型基础上进行组合预测是值得尝试的预测方式。

(四) 基于 MIDAS-DL 模型的组合预测

组合预测的根本思想是应用尽可能充分的信息进行预测,使统计推断依据的信息集更接近于现有的信息集,因此在此基础上的预测结果更接近真实。一般来说,组合预测能够较大程度地利用各变量中所包含的信息,比单变量预测更为系统和全面,有效地减少了单变量预测过程中一些随机因素的影响。Tomiya 和 Ryoji(2002)认为,简单增加预测模型中变量个数不一定会提高预测的精确性,预测准确的关键在于寻找到具有高度可预测性、并且与其他信

息变量相关程度较小的变量。对此,包容性检验(Encompassing Test)是较为常用的检验方法,但由于这种方法的检验工作量较大,并且对模型变量的估计结果要求较为苛刻,因此在满足协方差平稳的条件下,较多使用标准的 t 检验和 F 检验代替包容性检验(汪同三、张涛,2008)。

结合上述假设,本文将应用 n 个解释变量向前 h 步预测的 M-MIDAS-DL 模型进行估计:

$$y_t = \beta_0 + \lambda y_{t-1} + \sum_{i=1}^n \beta_{1i} B_i(L^{1/3}; \theta_i) x_{i,t-h}^{(3)} + \varepsilon_t \quad (9)$$

不同的信息组合由于掌握数据能力以及选取指标判断标准的不同,选取的数据组合各有差异。中经指数是我国较为常用的景气指标之一,但由于未能得到其他相关数据,因此本文根据中经网提供的中经先行指数的指标作为参考依据,利用 Granger 因果关系检验,探讨所选取的指标是否具有先于经济而动的特性。本文在表 2 的基础上,结合数据的可得性与数据频率,引入实际利用外资金额 fdi_t 、国房景气指数 $house_t$ 、沪市成交金额 $stock_t$ 、银行间同业拆借加权平均利率 r_t 、货运量 tra_t 和外商投资企业进出口额 im_t 与国经指数 l_t 作为新的信息组合,并与我国的季度 GDP 增长率初步核算数据 y_t 进行 Granger 因果关系检验。

Granger 因果检验结果可以看出,国房景气指数 $house_t$ 、外商投资企业进出口额 im_t 和沪市成交金额 $stock_t$ 不具有先行指标的性质,因此本文将选取实际利用外资金额 fdi_t 、银行间同业拆借加权平均利率 r_t 、货运量 tra_t 与国经指数 l_t 作为式(9)中的解释变量进行组合预测。所有变量均进行 X-12 季节调整,并处理为平稳过程。

估计结果表明,由式(8)所得的回归结果中不存在异方差,且 t 统计量和 F 统计量显著,因此模型性质较好,也通过了回归变量的包容性检验,可以用于我国季度 GDP 增长率的预测。

根据模型预测结果,2009 年到 2010 年一步预测的 RMSE 为 1.3994,较单变量的 MIDAS-DL 模型的预测效果有了进一步的提高,最为重要的是,2009 年第一季度的 GDP 增长率预测值仅为 8.0%,虽然离实际值 6.1% 仍有一定差距,但仍较为准确及时地预测出 2009 年中国增长率的下滑与反弹的走势,起到了较好的提前预警作用,是当前较为有效的经济预测手段之一,也证明了宏观经济实时数据与 M-

MIDAS-DL 模型在我国经济预测研究中的有效性。

五、结论

宏观经济实时数据在经济预测方面具有较为显著的优势,但由于缺少较为权威的数据集等原因,国内尚未有文献将宏观经济实时数据应用于经济预测研究。本文应用实时数据预测我国季度 GDP 增长率数据,结果显示应用实时数据估计得到的我国季度 GDP 增长率预测结果的损失函数小于当期特定数据,证明了实时数据在我国经济研究中的有效性。

同时应用的 MIDAS 模型较好地解决了低频经济变量与高频经济变量回归时造成信息损失的问题。通过对 MIDAS-DL 与 M-MIDAS-DL 模型的预测结果进行比较可以看出,多变量组合预测模型能够较为准确地反应出外生冲击导致的较为突然的经济周期波动,而单变量预测模型的结果仅在经济体依照原有经济周期轨道运行时才有较好的预测能力,证明了组合预测方法在我国经济预测中的应用价值。

本研究存在的问题和后续工作:①由于统计局未发布较为权威的宏观经济实时数据,本文中所应用的实时数据均是作者通过对现有资料文献整理所得,限于资料的有限性与可得性,所使用的宏观实时数据存在准确性不足、缺乏权威性的缺陷,因此可能限制了统计分析的准确性与实时数据的实用价值。②国内学界对于部分宏观经济数据是否具有先行性仍存在一定争议,本文在选取变量组合时受数据可得性的限制,尽可能选取争议性较小的数据进行实证分析。同时,本文所运用的判断经济数据是否具有先行性的手法也较为单一,因此,先行指标变量组合的选取方面仍存在一定的不足。③在进行组合预测时,虽然本文选取的变量组合具有较好的预测效果,但由于选取变量的数目有限,预测时间段较为单一,统计上仍缺乏一定的说服力。因此,在后续研究中,我们希望能够得到较为权威的宏观经济实时数据,并计划对组合预测中所应选取的先行指标进行分析与研究,进一步提高宏观经济实时预测的准确性与实用价值。

参考文献

- [1] Athanasios Orphanides. The Quest for Prosperity Without Inflation [J]. Sveriges Riksbank Working Paper Series, 1999(10).
- [2] Charles R. Nelson & Charles I. Plosser. Trends and random walks in macroeconomic time series: Some evidence and implications [J]. Journal of Monetary Economics, 1982(10): 139-162.
- [3] Eric Ghysels & Pedro Santa-Clara & Rossen Valkanov. The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regression Models [J]. CIRANO Working Papers, 2004(1).
- [4] Evan F. Koenig. Forecasting M2 growth: an exploration in real time [J]. Economic and Financial Policy Review, 1996(Q II): 16-26.
- [5] Evan F. Koenig & Sheila Dolmas & Jeremy Piger. The Use and Abuse of Real-Time Data in Economic Forecasting [J]. Review of Economics and Statistics, 2003(7): 618-628.
- [6] James H. Stock & Mark W. Watson. Forecasting Output and Inflation: The Role of Asset Prices [J]. Journal of Economic Literature, 2003(9): 788-829.
- [7] James H. Stock & Mark W. Watson. Phillips Curve Inflation Forecasts [J]. NBER Working Papers, 2008(9).
- [8] Michael P. Clements & Ana B. Galvão. Forecasting US output growth using leading indicators: an appraisal using MIDAS models [J]. Journal of Applied Econometrics, 2009(7): 1187-1206.
- [9] Tom Stark & Dean Croushore. Forecasting with a real-time data set for macroeconomists [J]. Journal of Macroeconomics, 2002(4): 507-531.
- [10] 陈飞、高铁梅. 结构时间序列模型在经济预测方面的应用研究 [J]. 数量经济技术经济研究, 2005(2): 95-103.
- [11] 詹姆斯·汉密尔顿. 时间序列分析 [M]. 第1版. 刘明志译. 北京: 中国社会科学出版社, 1999.
- [12] 汪同三、张涛. 组合预测——理论、方法及应用 [M]. 第1版. 北京: 社会科学文献出版社, 2008.
- [13] 沃尔特·恩德斯. 应用计量经济学 [M]. 第2版. 杜江、谢志超译. 北京: 高等教育出版社, 2006.

作者简介

耿鹏,男,1985年生。河南郑州人,现为吉林大学商学院数量经济学博士生。研究方向为宏观经济计量、计算统计。

齐红倩,女,1962年生,山东武城人,2003年毕业于吉林大学,获数量经济学博士学位,现为吉林大学商学院、吉林大学数量经济研究中心博士生导师、研究员。研究方向为企业经济理论、微观经济学。

(责任编辑:程 晔)