

通货膨胀预测方法研究新进展^{*}

丁 慧 范从来 钱丽华

内容提要:前瞻性货币政策的实施、企业产品价格的设定以及劳动契约的签订等皆离不开对未来通货膨胀方向与通货膨胀水平的准确预测。通货膨胀发生机理的极端复杂性及其驱动因素的多元性与时变性,使得通货膨胀的实际预测过程包含科学与艺术。基于现有的相关研究,本文从菲利普斯曲线模型的新修正、通胀趋势的新理解、通胀预期的新测度和通胀解释变量的新扩展这四个角度出发,对近年来国外的通货膨胀预测方法及其发展进行系统的梳理与总结,并对未来研究方向做出展望,以期为中国通货膨胀预测研究的进一步发展提供有益参考。

关键词:通货膨胀 菲利普斯曲线 通货膨胀预测

物价水平是经济运行的关键指标,长期物价稳定是经济持续平稳增长的重要前提。由于货币政策发挥作用存在时滞,稳定物价目标的实现亟须货币当局提高货币政策的前瞻性,而这有赖于精准的通货膨胀预测。此外,从微观层面来看,投资者名义资产风险的对冲、企业产品价格的设定以及劳动工资契约的签订等微观经济主体的重要决策也都离不开对未来通胀率的准确预测。但目前国内关于通货膨胀预测问题的研究仍相对缺乏,仅有少量文献对此展开了初步的尝试。例如,肖曼君、夏荣尧(2008)构建 ARIMA 模型并运用 1990 年 1 月至 2007 年 11 月的 CPI 月度数据,对我国的通货膨胀率进行了短期预测。郑挺国等(2012)从实时分析的角度讨论了基于产出缺口的菲利普斯曲线在我国通胀预测中的适用性,研究表明“产出一通胀”型菲利普斯曲线虽然可以在最终数据分析上用于描述我国产出波动对通胀率的预测关系,但在实际操作中,它对通胀实时预测的效果较差,表明该菲利普斯曲线在我国通胀实时预测中并不适用。李宏瑾等(2010)研究了中国银行间市场国债利率期限结构对通货膨胀的预测能力,发现中国短期利率期限结构(特别是中短端)包含了未来通货膨胀变动的信息,可以作为判断未来

通货膨胀走势的预测变量。崔百胜(2012)运用允许预测方程所含变量、变量系数及模型所含方程同时变动的动态模型平均(DMA)方法对中国的通货膨胀率进行了实时预测,发现引入 DMA 方法可以改进我国通货膨胀实时预测精度。陈伟、牛霖琳(2013)采用贝叶斯模型平均(BMA)方法对中国的通胀过程实施动态拟合并对通胀进行预测,结果表明,由于 BMA 方法可以综合备选模型及变量的信息、控制模型的不确定性,其预测效果要优于自回归模型、菲利普斯曲线模型、利率期限结构模型等其他几种通胀预测模型。

总体而言,国内通货膨胀预测研究起步较晚,相关文献数量还较少,现有的文献也基本仅运用了较为经典的几种模型对中国的通货膨胀实施预测,鲜有涉及最新的通胀预测方法。不同于国内,西方发达国家很早就开始了该领域的研究,积累了丰富的研究成果,且近年来在通货膨胀预测方法上取得了诸多新突破,可以为国内通胀预测研究提供有益借鉴。为此,本文回顾国外既有研究成果,从菲利普斯曲线模型的新修正、通胀趋势的新理解、通胀预期的新测度和通胀解释变量的新扩展这四个角度出发,对国外通货膨胀预测方法

^{*} 丁慧、范从来,南京大学商学院经济学系,邮政编码,210093,电子邮箱:dhyuanshi@163.com;钱丽华,南京邮电大学管理学院财务管理系,邮政编码,210037。基金项目:长江学者和创新团队发展计划资助项目(IRT13020),国家自然科学基金青年科学基金资助项目(71503142),南京大学优秀博士研究生创新能力提升计划 B 资助项目(201501B003)。感谢匿名审稿专家的意见与建议,当然文责自负。

及其发展进行较为系统的梳理和较为详尽的述评,并对未来研究方向做出展望,以期更好地推进国内通货膨胀预测研究的发展,并为中国通货膨胀预测实践提供参考。

一、对菲利普斯曲线模型的新修正

菲利普斯曲线在通货膨胀动态拟合以及预测研究中占据着非常重要的地位。通货膨胀与产出缺口等宏观经济变量之间的关系构成了菲利普斯曲线模型预测通货膨胀的理论基础。菲利普斯曲线最原始的含义是工资增长率与失业率之间存在替代关系。鉴于工资增长率与通货膨胀率之间的同向变动关系以及失业率与产出增长率之间的反向变动关系(即奥肯定律),菲利普斯曲线进而转变为通货膨胀率与产出缺口之间的函数关系。随后,菲利普斯曲线的具体形式又经历了一系列演化,现阶段菲利普斯曲线模型大致分为两类:菲利普斯曲线后顾模型(三角模型)与新凯恩斯菲利普斯曲线模型。基于菲利普斯曲线的通货膨胀预测研究中,主要采取的是菲利普斯曲线后顾模型(三角模型)(Stock & Watson, 2009),这类预测模型尽管在具体细节上存在一定差异,但基本的模型形式都是将通货膨胀率作为被解释变量,将通货膨胀率滞后项、产出缺口、货币供应量等变量作为解释变量,通过迭代、回归等方法对通货膨胀动态过程进行拟合,找出通货膨胀的关键驱动因素,估计出模型参数,再对未来的通货膨胀率进行预测。文献检索发现,Gordon(1982, 1990)最早运用菲利普斯曲线模型预测通货膨胀。Gordon(1982)构建了菲利普斯曲线“三角模型”刻画通货膨胀过程,“三角”指的是影响通货膨胀动态过程的三个平行因素:需求冲击、供给冲击以及通胀惯性。具体模型形式为: $\pi_t = X + a(L)\pi_{t-1} + b(L)(U_t - U_t^N) + c(L)s_t + \epsilon_t$,其中, X 为常数项, π_{t-1} 表示通货膨胀惯性, $(U_t - U_t^N)$ 代表需求冲击, s_t 代表供给冲击, ϵ_t 为连续不相关的误差项, L 是滞后算子的多项式。Gordon(1990)对“三角模型”进行了一些细节层面的修正,并运用修正后的“三角模型”准确预测了美国20世纪80年代早期的通胀率。

尽管Gordon(1982, 1990)对菲利普斯曲线的通胀预测能力甚为推崇,但后续研究中出现了一些质疑之声。最早对菲利普斯曲线的通胀预测效果提出不同看法的是Jaditz & Sayers(1994),但这篇

文献并未引起学术界的充分重视。真正开始引起学术界强烈反响的是Atkeson & Ohanian(2001),作者基于通胀持久性理论指出,由于通货膨胀具有惯性特征,当前和过去的通货膨胀蕴含了未来通货膨胀的信息,可以运用当前与过去的通货膨胀数据,构建单变量模型以预测未来的通货膨胀方向和水平。据此,Atkeson & Ohanian(2001)构建了一个简单随机游走模型(以下简称AO模型)实施通货膨胀预测,具体模型形式为: $\pi_{t+4}^4 = \pi_t^4 + v_{t+4}^4$,式中 π_{t+4}^4 表示 t 期对 $(t+1)$ 到 $(t+4)$ 期共4期“平均通货膨胀率”的预测, π_t^4 表示到 t 期为止前4期的“平均通货膨胀率”。他们通过实证分析惊奇地发现,在预测1984—1999年间美国的通货膨胀时,各种形式的菲利普斯曲线模型在通胀预测方面均不敌简单的AO模型。Stock & Watson(2003)采用美国1985—1999年间的季度数据,重新检验了菲利普斯曲线的通胀预测效果,研究发现,当预测期为12个月时,Atkeson & Ohanian(2001)的基本结论得以证实。Stock & Watson(2007)的研究也得出了AO模型虽较为简单但其通胀预测效果却优于菲利普斯曲线模型的结论。此外,Hubrich(2005)在预测欧元区1992—2001年间的月度通货膨胀时采用了自回归(AR)模型: $\pi_t = \alpha_0 + \alpha_1 \pi_{t-1} + \dots + \alpha_p \pi_{t-p} + v_t$,其中 π_t 为通货膨胀率, $\pi_{t-1} \dots \pi_{t-p}$ 为滞后1期至 p 期的通货膨胀率, v_t 为 t 期的扰动项, $\alpha_1 \dots \alpha_p$ 为 p 个AR参数, α_0 是常数项,通过构建AR模型拟合通货膨胀的动态过程,并估计出各个滞后项的系数,再进行一步向前预测。Hubrich(2005)的实证结果发现,相比于菲利普斯曲线模型等多变量模型,AR模型的预测表现更好,尤其是当预测期限为12个月时,实证研究采用的所有模型中,AR模型能够实现最为准确的通胀预测。类似地,Stock & Watson(2009)的研究表明,在通货膨胀波动率小、惯性特征明显的条件下,AR模型等单变量预测模型往往呈现出更好的通胀预测能力和效果。D'Agostino & Surico(2012)基于美国20世纪长达100年间的通胀率、产出增长率、货币量等数据,构建了AR模型与菲利普斯曲线模型,并比较两者预测通货膨胀的效果,发现当货币当局拥有清晰的名义锚和良好的反通胀声誉时,AR模型的通胀预测效果更佳,菲利普斯曲线模型虽更为复杂却很难改进边际预测效果。

然而,与上述否定菲利普斯曲线模型通胀预测

能力的文献不同, Fisher et al(2002)通过对美国1977—2000年间季度通货膨胀的预测研究发现,在1977—1984年间菲利普斯曲线模型的通胀预测效果优于AO模型,而1984年之后,在某些时段以及对于某些通胀衡量指数而言,菲利普斯曲线模型的通胀预测表现亦胜过AO模型。因此他们提出,简单地认为菲利普斯曲线模型的通胀预测能力不如单变量模型的观点并不恰当,不能武断地否定菲利普斯曲线的通胀预测能力,菲利普斯曲线的通胀预测表现在很大程度上取决于样本区间、预测步长、通胀测量方式等诸多因素。Brave & Fisher(2004)在Atkeson & Ohanian(2001)和Fisher et al(2002)这两篇文献的研究基础之上,引入了组合预测方法和其他预测指标对美国1993—2000年间的季度通货膨胀进行预测时发现,某些形式的菲利普斯曲线模型比AO模型更能准确地预测未来通胀。Stock & Watson(2009, 2010)通过研究美国通货膨胀的动态特征,对Fisher et al(2002)的基本结论表示赞同,并进一步指出菲利普斯曲线的通胀预测效果在很大程度上取决于菲利普斯曲线的具体形式、预测的样本区间以及所处经济周期的阶段,而菲利普斯曲线具体形式的正确设定还取决于通胀预测时所面临的经济运行的实际状态(Fuhrer & Olivei, 2010; Dotsey et al, 2015)。

围绕基于菲利普斯曲线的多变量模型与单变量模型在通胀预测方面孰优孰劣的争论一直在持续。从直觉上看,基于菲利普斯曲线的多变量模型由于纳入了更多的变量信息,在通胀预测效果方面理应优于单变量模型,但为何会出现单变量模型的通胀预测效果在很多时候优于多变量模型这一有悖直觉的现象?事实上,之前运用菲利普斯曲线模型拟合通货膨胀动态进行通胀预测的研究,通常都假定经济结构、政策环境等因素是稳定的,也就意味着菲利普斯曲线模型中的解释变量及待估系数固定不变,而这种假定有悖于客观现实。由于经济周期波动、结构变化、宏观政策改变等诸多因素的影响,在样本区间内,通货膨胀的关键驱动因素以及通货膨胀与其驱动因素之间的关系都处于变化之中,呈现明显的“时变性”特征。最新研究指出,菲利普斯曲线模型在通胀预测效果方面的不稳定性问题与过去模型中忽视了经济周期波动、结构变化、宏观政策改变等客观情况有关(D'Agostino et al, 2013)。由此,在菲利普斯曲线模型中引入“时变性”成为新近相关研究

努力的内容。

一方面,就通货膨胀与其驱动因素之间关系的“时变性”而言,D'Agostino et al(2013)通过对美国通胀动态的研究发现,20世纪80年代后,通货膨胀的波动程度变小,而持久程度增大;通货膨胀与其他经济变量之间的关系亦发生了显著的改变,表现为通货膨胀与其驱动因素之间的关系不再稳定,而是呈现出明显的“时变性”特征,但这种“时变性”显然难以通过传统的固定系数菲利普斯曲线模型反映出来,这很可能是导致菲利普斯曲线模型的通胀预测效果在过去很长一段时期内难敌单变量模型的症结所在。由此,在应用菲利普斯曲线模型预测美国1970—2007年间季度通胀率的研究中,D'Agostino et al(2013)构建了包含随机波动的时变参数向量自回归(TVP-VAR)模型,以反映通货膨胀与其影响因素之间关系的“时变性”。具体模型形式为: $Y_t = A_{0,t} + A_{1,t}Y_{t-1} + \dots + A_{p,t}Y_{t-p} + \varepsilon_t$,其中 Y_t 表示包含通货膨胀、失业率、产出缺口等变量的向量, $A_{i,t}$ 表示时变系数矩阵, $i=1, 2 \dots p$, ε_t 表示均值为零、协方差矩阵时变的高斯白噪声。D'Agostino et al(2013)的实证结果表明,纳入结构变化的时变参数VAR模型的通胀预测效果显著优于固定系数VAR模型,也显著优于单变量预测模型。借鉴并拓展D'Agostino et al(2013)的研究思路,Barnett et al(2014)构建了包括TVP-VAR模型在内的一系列时变参数模型对英国的通货膨胀进行预测,实证结果表明,相较于单变量AR模型以及固定系数VAR模型,他们所构建的这一系列时变参数模型明显改善了对通货膨胀预测的精准度,而且其中TVP-VAR模型的预测误差最小。进一步地,Eickmeier et al(2015)构建了时变参数—因子增广VAR模型(TVP-FAVAR模型)预测美国1972—2012年间的季度通胀率,研究发现,相比于固定系数FAVAR模型、时变系数AR模型等,TVP-FAVAR模型展现出更优的通胀预测效果,因为它在允许模型参数时变的同时还纳入了众多宏观经济变量所包含的通胀信息。

另一方面,就通货膨胀关键驱动因素本身的“时变性”而言,由于不同经济周期阶段下影响通货膨胀的关键因素不尽相同,所以运用菲利普斯曲线模型拟合、预测通货膨胀时,潜在预测变量的选择上存在较大不确定性,因而纳入通货膨胀预测模型中的解释变量应随时间发生变化,而不是“机械”地固定下

来。早期研究中选择变量的惯用做法是通过假设检验删除相对不重要的变量,但在包含较多解释变量的模型中,这种做法需要给模型施加大量的假设限制,不可避免地会增加模型估计误差,势必将影响模型预测的准确性。例如,在含有 K 个解释变量的 VAR 模型中,有超过 2^k 个可能的回归,如何选择限制条件从而确定模型中应包含哪些解释变量、删除哪些解释变量,是模型准确预测的重要环节。最新文献处理潜在解释变量选择不确定性问题时主要采取的是贝叶斯模型平均(BMA)和动态模型平均(DMA)两种方法。

1. 贝叶斯模型平均(BMA)方法。该方法的核心思想是,使用贝叶斯模型后验概率作为模型权重。一方面,事前对所有可能的模型进行平均,避免人为筛选解释变量所造成的信息损失;另一方面,计算出的解释变量后验概率可以度量备选解释变量的重要程度,有助于选择出最关键的通胀解释变量,从而更准确地拟合通胀动态过程、预测未来通胀水平。具体而言,考虑 R 个预测模型的组合 $M_1 \cdots M_r \cdots M_R$, 假设 t 期模型 M_r 对 $(t+l)$ 期通货膨胀的预测值为 $\tilde{y}_{t+l,r}$, 则基于贝叶斯模型后验概率可以得到通货膨胀预测的加权平均值: $\tilde{y}_{t+l} = E(y_{t+l} | y) = \sum_{r=1}^R [\tilde{y}_{t+l,r} p(M_r | y)]$, 其中 $p(M_r | y)$ 是模型 M_r 的后验概率,是基于模型先验概率 $p(M_r)$ 使用贝叶斯公式计算得来:

$$p(M_r | y) = \frac{p(y | M_r) p(M_r)}{\sum_{r=1}^R [p(y | M_r) p(M_r)]}$$

其中, $p(y | M_r) = \int p(y | \theta_r, M_r) p(\theta_r | M_r) d\theta_r$ 是模型 M_r 的边际似然值, $p(\theta_r | M_r)$ 是模型 M_r 参数向量的先验概率密度。因此,运用 BMA 方法进行通胀预测的关键在于设定单一模型 M_r 、模型先验概率 $p(M_r)$ 以及参数向量先验概率密度 $p(\theta_r | M_r)$ 。

2. 动态模型平均(DMA)方法。该方法的核心思想是,根据备选模型某时点之前的预测表现来计算各模型在该时点被选中的概率并将它作为模型权重。一方面,由于各时点预测模型的选择皆是依据之前的预测效果来决定,从而可以在每个时点选择最优模型,确立那些最为核心的通胀预测变量;另一方面对所有模型的预测值按权重进行加权平均可以最大限度地利用解释变量中包含的通胀信息。具体而言,同样考虑 R 个预测模型的组合 $M_1 \cdots M_r \cdots M_R$, 假设 t 期模型 M_r 对 $(t+l)$ 期通货膨胀的预测值

为 $\tilde{y}_{t+l,r}$, 则基于模型预测后验概率可以得到通货膨胀预测的加权平均值: $\tilde{y}_{t+l} = E(y_{t+l} | y) = \sum_{r=1}^R \tilde{y}_{t+l,r} p_{t|t-1,r}$, 其中, $p_{t|t-1,r}$ 是模型 M_r 的后验概率,是基于模型 M_r 前 $(t-1)$ 期的预测表现计算而来。具体计算公式为:

$$p_{t|t-1,r} = \prod_{i=1}^{t-1} [p_r(y_{t-i} | y^{t-i-1})]^\alpha$$

其中, $p_r(y_{t-i} | y^{t-i-1})$ 为模型 M_r 的预测密度,用于衡量 M_r 在第 $(t-i)$ 期的预测效果, α 被称为遗忘因子,主要用以简化预测模型的估计过程。运用 DMA 方法实施通胀预测的关键在于遗忘因子 α 的设定以及预测密度 $p_r(y_{t-i} | y^{t-i-1})$ 的估计。

Groen et al(2013)运用包含结构断点的 BMA 方法建模,兼顾参数时变性与模型变量不确定性,对美国 1960—2011 年间的季度通胀率进行实时点预测与密度预测,发现预测效果良好,特别是在 1984 年以后的时期,预测效果往往更优。van der Maas (2014)采用允许参数时变的 BMA 方法预测了美国 1960—2011 年间的季度 PCE 通胀率,研究表明,尽管在点预测方面 BMA 的方法不敌简单的随机游走模型,但在密度预测方面, BMA 方法的效果优于其他备选的通胀预测模型。Koop & Korobilis (2012)基于广义菲利普斯曲线框架,采用 DMA 方法预测美国的通胀率,发现由于 DMA 方法可以同时处理模型变量时变与系数时变,相较于基准的 AR 模型、随机游走模型以及一般时变参数模型,它可以显著改善通胀预测的效果。Koop & Korobilis (2013)构建了基于动态模型平均的时变参数向量自回归(TVP-VAR-DMA)模型以预测美国 1959—2010 年间的季度通胀率,该模型根据预测表现来动态选择解释变量、系数时变程度及模型维度,在有效控制模型和参数不确定性的同时,最大限度地综合利用宏观经济信息,实证结果表明, TVP-VAR-DMA 模型的预测效果优于普通 VAR 模型和 TVP-VAR 模型。

二、对通胀趋势的新理解

毋庸置疑,通货膨胀的精准预测离不开对通货膨胀动态特征的把握。然而,由于遵循通货膨胀稳态水平为零的经典假设,以往的通胀预测研究中并未考虑通货膨胀趋势(trend inflation)的作用。随着对通货膨胀动态特征理解的逐步深入,许多最新文献对通胀稳态值为零的假设提出质疑,通过模型

推导与经验分析发现,通货膨胀趋势值通常为正且具有“时变性”特征(Cogley & Sbordone, 2008; Ascari & Sbordone, 2014; Chan, Koop & Potter, 2015)。包含于实际通胀率内的趋势性成分会对通胀动态过程产生重要影响这一事实逐步被学者和政策制定者所接受,他们越来越意识到通货膨胀趋势在通胀预测特别是中长期通胀预测中的重要作用。

Kaihatsu & Nakajima(2015)发现,如果通胀趋势与一国的通胀目标相同,则该国的实际通胀最终会向通胀目标收敛,否则实际通胀会偏离通胀目标。正因为通胀趋势决定实际通胀的长期走势,所以可以利用通胀趋势与通胀目标的偏离程度来衡量通胀预期锚定的效果。Cogley et al(2010)、Clark(2011)、Dotsey et al(2015)及 Wright(2013)发现,随着预测期(forecast horizon)的延长,通胀预测模型得出的预测值会逐步收敛于模型估计出的通胀基本趋势值。Faust & Wright(2013)在通胀预测过程中,假定通货膨胀趋势服从随机游走过程,定义“通胀缺口”为实际通胀率与通货膨胀趋势之差,对“通胀缺口”而非实际通胀率实施预测发现,准确估计通胀趋势值并将其纳入通胀预测模型是改善通胀预测精度的关键。通货膨胀趋势对通胀预测的重要性逐渐凸显,但问题在于通货膨胀趋势在现实当中往往难以直接观察到,因此如何准确测度通货膨胀趋势成为此类研究的基础。

最新相关文献中,有学者提出直接采用经由调查方式得来的公众中长期通胀预期作为通胀趋势的测度。例如,Clark(2011),Kozicki & Tinsley(2012),Faust & Wright(2013),Wright(2013)及 Chan, Clark & Koop(2015)等发现,相比于不考虑通胀趋势的预测模型,将通胀预期测度的通胀趋势值纳入通胀预测模型,可以显著改善通胀预测的精度。但与此同时,Chan, Koop & Potter(2015)指出简单地将通胀趋势与长期通胀预期等同起来的做法其实欠妥。Clark & Doh(2014)和 Kaihatsu & Nakajima(2015)等认为,直接以公众中长期通胀预期来测度通胀趋势的做法存在固有缺陷,主要表现为其估计出的通胀趋势值可能由于通胀预期调查数据本身存在的各种偏误而出现失真的现象,他们主张应该通过构建计量模型的方法来估计通货膨胀趋势,这种做法具备多方面的优势:既可以更为清晰地了解决定通货膨胀趋势的关键因素,也可以随时将通货膨胀趋势纳入模型进行通胀预测,还可以更为

容易地复制估计结果。模型估计法也是目前通货膨胀趋势测度的主流方法,以 Stock & Watson(2007)的开创性研究为基础,一些最新文献在这方面取得了较大进展。

Stock & Watson(2007)提出了包含随机波动的不可观测成分模型(UC-SV 模型)以估计通货膨胀趋势,具体形式如下:

$$\begin{aligned}\pi_t &= \tau_t + \eta_t, \eta_t \sim N(0, \sigma_{\eta,t}^2) \\ \tau_t &= \tau_{t-1} + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_{\varepsilon,t}^2) \text{cov}(\eta_t, \varepsilon_t) = 0\end{aligned}$$

UC-SV 模型的实际通货膨胀率被分解为周期成分与不可观测趋势成分两大部分,其中,周期成分产生的冲击是暂时性的,而不可观测趋势成分(即通货膨胀趋势)服从随机游走过程,其变化具有高度持续性。这一模型可以通过转换成状态空间模型的形式,运用卡尔曼滤波的方法进行参数估计。Stock & Watson(2007)运用 UC-SV 模型,对美国 1970—2004 年间的实际通货膨胀率进行分解,估计出了其中的不可观测趋势成分,即通货膨胀趋势,研究发现,1970—1983 年间通货膨胀趋势的水平较高且波动程度较大,而在 1983 年之后,通货膨胀趋势呈现水平下降且波动程度减小的迹象。

在 Stock & Watson(2007)所构建的 UC-SV 模型中,假定通货膨胀趋势 τ_t 服从不带漂移项的随机游走过程,即 $\tau_t = \tau_{t-1} + \varepsilon_t$, 可以证明在该条件下, τ_t 的方差会随时间而增大,即 τ_t 的波动幅度会越来越大,而这与现实情况相悖。20 世纪 80 年代以来,由于许多国家的货币当局将物价稳定作为货币政策的最主要目标,并实施了明确的或隐含的通货膨胀目标制,设定了通货膨胀目标范围,从而将通货膨胀的变动锁定在一定的区间范围之内。鉴于此,Chan et al(2013)明确指出,运用 UC-SV 模型测度通货膨胀趋势,应对通货膨胀趋势本身施加约束条件,具体而言,需要将通胀趋势的变动范围限定在有界区间之内,而这一区间的左右界限值则可以通过模型来进行估计。由此,他们假定通货膨胀趋势 τ_t 的变动区间为 (a, b) , 修正传统 UC-SV 模型中通货膨胀趋势 τ_t 服从一般正态分布的假定,提出通货膨胀趋势 τ_t 服从左截断点为 a 、右截断点为 b 、期望为 μ 、方差为 σ_ε^2 的双边截断正态分布,即 $\tau_t \sim TN(a, b; \mu, \sigma_\varepsilon^2)$ 。具体模型形式如下:

$$\begin{aligned}\pi_t &= \tau_t + \eta_t, \eta_t \sim N(0, \sigma_{\eta,t}^2) \\ \tau_t &= \tau_{t-1} + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim TN(a - \tau_{t-1}, b - \tau_{t-1}; 0, \sigma_{\varepsilon,t}^2) \\ \text{cov}(\eta_t, \varepsilon_t) &= 0\end{aligned}$$

Chan et al(2013)的实证结果表明,修正后的 UC-SV 模型不仅可以更加准确地估计出美国通货膨胀趋势,而且能够显著提高其通货膨胀预测的精度。

此外,Stock & Watson(2007)构建 UC-SV 模型测度通货膨胀趋势时只纳入了 PCE 这一总体通货膨胀指标,而未考虑 PCE 分项通胀指标所包含的信息。由于通货膨胀趋势是实际通货膨胀率所包含的不可观测趋势成分,它必然是 PCE 各分项价格指数的共同变化趋势。鉴于此,Stock & Watson(2015)构建了包含 PCE 的 17 大分项通胀指标的多变量 UC-SV 模型,以同时利用 PCE 分项通胀指标的时间序列与截面数据所包含的信息,从而更准确地测度通货膨胀趋势。具体而言,Stock & Watson(2015)将动态因子分析的思想引入到 UC-SV 模型中,在将分项通胀指标分解为不可观测趋势成分与周期成分之后,进一步对趋势成分与周期成分进行分解:趋势成分分解为共同趋势成分与部门趋势成分,周期成分分解为共同周期成分与部门周期成分。其模型形式如下:

$$\begin{aligned} \pi_{i,t} &= \alpha_{i,\tau,t} \tau_{c,t} + \tau_{i,t} + \alpha_{i,\eta,t} \eta_{c,t} + \eta_{i,t}, \eta_{c,t} \sim N(0, \sigma_{\eta,c,t}^2) \eta_{i,t} \sim N(0, \sigma_{\eta,i,t}^2) \\ \tau_{c,t} &= \tau_{c,t-1} + \varepsilon_{\tau,c,t}, \varepsilon_{\tau,c,t} \sim N(0, \sigma_{\tau,c,t}^2) \\ \tau_{i,t} &= \tau_{i,t-1} + \varepsilon_{\tau,i,t}, \varepsilon_{\tau,i,t} \sim N(0, \sigma_{\tau,i,t}^2) \\ \alpha_{i,\tau,t} &= \alpha_{i,\tau,t-1} + \lambda_{i,\tau,t}, \lambda_{i,\tau,t} \sim N(0, \sigma_{\alpha,\tau,t}^2) \\ \alpha_{i,\eta,t} &= \alpha_{i,\eta,t-1} + \lambda_{i,\eta,t}, \lambda_{i,\eta,t} \sim N(0, \sigma_{\alpha,\eta,t}^2) \end{aligned}$$

其中, $\alpha_{i,\tau,t}$ 和 $\alpha_{i,\eta,t}$ 表示因子载荷,服从随机游走过程。据公式可知,各分项通胀指标中包含的趋势成分表示为 $(\alpha_{i,\tau,t} \tau_{c,t} + \tau_{i,t})$,总体通货膨胀趋势表示为 $\tau_t = \sum_{i=1}^{17} \omega_{it} (\alpha_{i,\tau,t} \tau_{c,t} + \tau_{i,t})$,即各分项通胀趋势的加权平均,权重 ω_{it} 为各分部门部门的支出份额占总支出的比重。Stock & Watson(2015)实证检验发现,相比于只采用总体通货膨胀的单变量 UC-SV 模型,采用部门分项通胀数据的多变量 UC-SV 模型,能够大幅减轻模型滤波过程中存在的不确定性,从而显著提高通货膨胀趋势估计的精确程度,而且相比单变量 UC-SV 模型以及 AO 模型等基准模型,多变量 UC-SV 模型的通货膨胀预测效果更佳。

Garnier et al(2015)针对 Stock & Watson(2007)构建的单变量 UC-SV 模型也做出了改进,主要体现在两个方面:其一,基于不同通胀测量指标存在共同趋势成分的假定,将标题 CPI、核心 CPI 及

GDP 平减指数这三种通胀测量指标纳入 UC-SV 模型,使传统的单变量 UC-SV 模型拓展为多变量 UC-SV 模型,修正了 Stock & Watson(2007)只采用单一通胀测量指标测度通胀趋势的做法。其二,放松传统 UC-SV 模型中通胀缺口(实际通货膨胀对通胀趋势的偏离)序列不相关的假设,允许通胀缺口存在一定程度的持久性,并采用向量自回归过程来描述通胀缺口动态。用公式表示为:

$$\begin{aligned} Y_t &= \tau_t + Z_t, \tau_t = \lim_{k \rightarrow \infty} E_t Y_{t+k} \\ A(L)Z_t &= \tilde{e}_t, \tilde{e}_t \sim N(0, \Sigma_t), \Sigma_t = L \text{diag}(\tilde{\sigma}_t^2) L \\ \log \tilde{\sigma}_t^2 &= \tilde{h}_t = (\mathbf{I} - 0.95)^{-1} \tilde{h} + 0.95 \tilde{h}_{t-1} + \Theta_k \tilde{\xi}_t \\ \tilde{\xi}_t &\sim N(0, 1) \end{aligned}$$

其中, Y_t 表示包含标题 CPI、核心 CPI 及 GDP 平减指数三种通胀测量指标的向量, L 为常参数下三角矩阵, \tilde{h} 代表方差矩阵且矩阵中各要素均服从系数为 0.95 的 AR(1)过程。运用上述修正后的 UC-SV 模型,Garnier et al(2015)测度了美国、英国、法国等 14 个发达国家自 1960 年第一季度至 2013 年第四季度期间的通货膨胀趋势,并将估计出的通胀趋势纳入通胀预测模型对这些国家的通货膨胀率实施预测。实证结果表明,修正后的 UC-SV 模型所估计出的通胀趋势波动程度更小且更为稳健;在通胀预测方面,相比传统的单变量 UC-SV 模型,纳入多种通胀衡量指标并允许通胀缺口存在惯性的多变量 UC-SV 模型,几乎在所有考察预测期内都显示出更优的通胀预测表现。

然而,值得注意的是,Stock & Watson(2015)和 Garnier et al(2015)针对 Stock & Watson(2007)单变量 UC-SV 模型所做的多变量扩展,都是从通货膨胀本身着手,却并未考虑到通货膨胀之外的其他宏观经济变量对通胀趋势测度可能产生的影响。由于通货膨胀趋势具有不可观测性特征,且通货膨胀与其他关联经济变量之间存在错综复杂的关系,如何纳入与通货膨胀相关联的宏观经济变量对通胀趋势的影响,成为运用模型法准确估计通货膨胀趋势的一个难题(Nason & Smith, 2008)。对此,Mertens(2015)构建了与 Garnier et al(2015)相类似的计量模型,但他基于广义动态因子分析的思想,纳入了实际通货膨胀率、经由调查的通胀预期以及利率期限结构等变量,对传统 UC-SV 模型进行多元扩展,以提炼美国通货膨胀中蕴含的不可观测趋势成分。Mertens(2015)观察新模型估计出的通货膨胀趋势,

发现美国通货膨胀趋势值在 2008 年全球金融危机爆发前的 10 年即“大缓和”时期,与美联储的隐含通胀目标值 2% 较为一致,而全球金融危机爆发以来,通胀趋势水平呈现下降趋势的同时伴随着波动程度的明显加大,这意味着通货膨胀预期的锚定程度在减弱,使美联储实现物价稳定的职责面临严峻挑战;从通胀预测效果来看,多元扩展后的 UC-SV 模型显著优于传统单变量 UC-SV 模型等其他预测模型。

三、对通胀预期的新测度

通胀预期具有“自我实现”功能,对实际通胀存在很大影响,这已然成为共识。因此,如何准确测度通胀预期以及如何有效运用这一信息以预测未来的通货膨胀率一直以来都是实际通胀预测中所需考虑的关键性问题,但这一问题的解决却并不容易。回顾已有研究发现,基于通胀预期理论的预测法大致归为两类:一是通过构建计量模型捕捉金融市场中隐含的通胀预期并将其纳入通胀预测模型;二是通过调查方式直接得到职业经济学家、企业以及居民的通胀预期并将其纳入通胀预测模型。

已有相关研究在利用通胀预期来预测实际通胀时一般选择通过计量模型提取嵌在资产价格中的预期通胀信息以预测未来通胀水平,而其中最主要的一种模型形式是基于利率期限结构的通胀预测模型。利率期限结构又称收益率曲线,是由风险、流动性和税收等性质相同仅期限不同的债券利息收益率所描绘的曲线,反映了无风险利率与期限之间的函数关系。根据预期理论和费雪效应假说,当预期通胀率上升,一方面会使预期实际利率下降,从而导致债券市场参与者用短期债券替代长期债券,引发长期债券价格的下跌;另一方面会使通胀风险溢价上升,这两方面都会导致长期名义利率上升,收益率曲线变得陡峭,反之,使长期名义利率下降,收益率曲线变得平坦。因此,利率期限结构对未来通货膨胀走势的反映主要表现在收益率曲线斜率的变化上:当收益率曲线变陡,则意味着未来通胀率会上升;而当收益率曲线变平坦,则意味着未来通胀率会下降。在实际建模过程中,已有研究通常利用长期利率与短期利率之差,即长短期利差来度量收益率曲线的斜率。虽然根据费雪效应,名义利率等于实际利率与预期通胀率之和,长短期(名义)利差的变动不仅包含预期通胀的变动,还包括未来实际利率的变动,但 Fama(1975)指出名义利率的变动主要还是反映

预期通胀的变化而非实际利率的变化。因此,收益率曲线斜率的变化将主要反映未来通货膨胀率的变化,这为后续研究运用利率期限结构信息预测通货膨胀提供了理论基础。在 Fama(1975)的基础上, Mishkin(1990a)构建了基于利率期限结构的通胀预测模型: $\pi_t^m - \pi_t^n = \alpha_{m,n} + \beta_{m,n}(i_t^m - i_t^n) + v_t^{m,n}$,其中 π_t^m , π_t^n 分别表示未来 m 期和 n 期的通胀率, i_t^m , i_t^n 分别表示未来 m 期和 n 期的名义利率, $v_t^{m,n}$ 是随机扰动项($m > n$)。若 $\beta_{m,n}$ 显著不为 0,则可以认为名义利率期限结构的斜率包含了未来 n 期到 m 期之间通货膨胀变动的重要信息。运用该模型, Mishkin(1990a, 1990b)选取美国国债收益率数据对利率期限结构预测未来通胀变动的效果进行实证分析发现,短期(一年期及以下)收益率曲线短端(6 个月及以下)几乎无法预测通胀的变化,但短期收益率曲线的中长端以及中长期收益率曲线包含了大量预测通胀走势的信息。

然而,后续许多研究基于 Mishkin(1990a)的经典模型进一步对利率期限结构信息预测未来通胀的效果展开实证检验,大多数实证研究却发现,利率期限结构预测通胀的效果通常并不尽如人意。例如, Mishkin(1991)通过对包括美国、欧洲以及日本在内的 10 个经济合作组织(OECD)国家短期收益率曲线的研究表明,只有法国、英国和德国的收益率曲线包含了未来通胀动态的信息,而其他国家的利率期限结构则无法很好地预测未来通胀走势。此外, Stock & Watson(2003)采用美国数据对利率期限结构模型的通货膨胀预测表现进行了较为详尽的考察,以 1983 年为界,他们将样本区间分为两段,发现利率期限结构模型的预测效果并不尽如人意。实证结果表明,在 1983 年之前,利率期限结构模型的通胀预测效果不敌菲利普斯曲线模型,而在 1983 年之后,利率期限结构模型的通胀预测效果比不上简单的单变量预测模型。Stock & Watson(2003)的结论也被其他一些研究所证实:无论将利率期限结构中隐含的通胀预期作为单独的预测变量抑或再引入其他经济变量, Mishkin(1990a)经典模型的通胀预测效果都不好(Fisher et al, 2002; Canova, 2007)。有鉴于此,后续研究对 Mishkin 模型进行了修正,以期改善利率期限结构模型的通胀预测效果。Nielsen(2006)认为 Mishkin 模型中的实际利率期限结构固定的假设不太合理,此外这一模型亦未考虑通货膨胀风险溢价,对此, Nielsen(2006)同时考虑了实际利率的“时变性”特征与通货膨胀风

险溢价,构建了扩展的 Mishkin 模型。运用这一新模型,Nielsen(2006)检验了利率期限结构对英国通货膨胀的预测效果,结果表明,利率期限结构在预测未来通货膨胀变化时的信息价值得到了更多体现。然而,Ang et al(2007)对经典的 Mishkin 模型施加限制,构建了固定参数与时变参数两种形式的无套利期限结构模型,对美国的 CPI、核心 CPI、扣除房价的 CPI 以及 PCE 等多种形式的通胀率进行预测,研究发现,1985—2002 年间和 1995—2002 年间两个子样本区间,相较于基准预测模型 ARMA(1,1)模型,无套利期限结构模型的预测均方根误差(RMSE)在 1.05~1.59 之间波动,说明其预测效果不如 ARMA(1,1)模型。综上,以利率期限结构模型为代表的基于市场的通胀预期预测方法总体表现并不十分理想。

随着通胀预期调查方法的改善以及调查数据处理技术的进步,新近研究逐渐将目光转向第二类方法,越来越显现出采用经由调查直接获取的通胀预期而非金融市场隐含的通胀预期来预测未来通货膨胀的趋势。近年来的一些研究表明,许多因素使得基于市场的通胀预期衡量指标往往无法准确反映市场对物价变化的真正预期,从而严重地降低了其预测通胀变化的能力(Faust & Wright, 2013; Bauer & McCarthy, 2015)。因为基于市场的通胀预期既包含了投资者对承担未来通胀不确定性所要求的风险溢价补偿,同时还会受到流动性和超常需求的变化以及与预期无关但同样会引发价格变化的“动物精神”(animal spirits)的影响,在实际预测通货膨胀的过程中,我们不清楚它们究竟能提供多少有用的信息,以及应该在多大程度上去关注它们(Bauer & McCarthy, 2015),所以若过于依赖“客观”的计量模型来捕捉金融市场中隐含的通胀预期,而忽视基于调查的“主观”通胀预期,显然会损害实际通胀预期测量的精确程度,妨碍通胀预测效果的发挥。而且,Bernanke(2007)指出,诚然建模和统计分析方法在不断改进,但实际通胀预测兼具“科学性”与“艺术性”。计量经济学检验理论上能够决定应该赋予各模型预测结果多大的权重,但实践中计量模型应对突发状况时往往缺乏灵活性,也很难反映影响通胀前景的一些特殊因素。出于这些考虑,通货膨胀精准预测的实现不可避免地需要考虑计量模型所不能捕捉到的信息,而专业预测人士的“主观判断”在一定程度上可以弥补计量经济学检验的短

板。此外,由于各国央行通常要求通胀预测需与央行对经济的总体看法保持一致,为保持这种一致性,必须细致考察为何不同经济部门的通胀预测可能相互矛盾以及如何最好地协调它们之间的冲突。理论上,不同部门之间通胀预测的一致性可以通过将通胀预测方程纳入一般均衡系统加以实现。近年来,可用于政策分析和备选情景模拟的动态随机一般均衡(DSGE)模型的确有很大发展,未来它们亦将发挥更重要的作用,但与其他模型一样,它们无法取代专业预测人士“主观判断”。梳理最新相关文献可知,基于调查的通胀预期,尤其是通过调查方式得到的包含专业预测人士“主观判断”的通胀预期,在通货膨胀预测中的作用已经凸显出来,尽管切实地将经由调查直接获取的通胀预期纳入模型中进行通胀预测的实证文献数量尚不充足,但以 Ang et al(2007)的开创性研究为基础,一些最新文献在这方面所做出的努力探索和尝试以及取得的进展亦不可忽视。

Ang et al(2007)深入系统地比较分析了包括基于调查的通胀预测、菲利普斯曲线模型、利率期限结构模型以及差分自回归移动平均模型在内的四类通胀预测方法的效果,结果表明,基于调查的通胀预测模型优于其他三类“纯”模型。Faust & Wright(2013)将基于调查的通胀预测称作“主观”通胀预测,根据他们的研究,“主观”通胀预测中包含的被调查者、特别是专业预测人员的经济直觉与职业判断,可以有效避免模型固有“机械性”所带来的预测误差,使“主观”通胀预测在很多情况下比其他预测模型表现更好。不同于上述文献中直接将基于调查的通胀预期作为一个变量纳入到单方程通胀预测模型的做法,Altug & Cakmakli(2016)在运用基于调查的通胀预期信息对巴西和土耳其 2001—2014 年间的月度通胀实施预测的研究中,构建了包含通货膨胀方程、通货膨胀预期方程的多方程通胀预测模型,用公式表示为:

$$\begin{aligned} \pi_t &= \alpha_t + \gamma_t + \phi(\pi_{t-1} - \alpha_{t-1} - \gamma_{t-1}) + \varepsilon_t \\ E_t^S[\pi_{t+k}] &= \sum_{j=1}^k \phi^j \pi_t + (k - \sum_{j=1}^k \phi^j) \alpha_t + \frac{k(k+1)}{2} \mu_t \\ &\quad - \sum_{j=1}^k \phi^j \gamma_t + \nu_{k,t} \\ \alpha_t &= \alpha_{t-1} + \mu_{t-1} + \eta_{\alpha,t} \\ \mu_t &= \mu_{t-1} + \eta_{\mu,t} \\ \gamma_t &= - \sum_{j=1}^{11} \gamma_{t-j} + \eta_{\gamma,t} \end{aligned}$$

其中, π_t 表示通货膨胀率, α_t 表示通货膨胀趋势, γ_t 表示通货膨胀中的季节成分, $E_t^s[\pi_{t+k}]$ 表示通过调查得到的 $(t+k)$ 期的通胀预期。该多方程通胀预测模型可以通过转换成状态空间模型的形式, 运用卡尔曼滤波的方法进行估计。相比于一般的单方程通胀预测模型, Altug & Cakmakli (2016) 所构建的多方程预测模型可以更加敏锐地捕捉到发展中国家多变的货币制度及经济结构所导致的通胀过程突变。此外, 由于纳入了刻画通货膨胀预期动态特征的方程, 该模型亦能更为有效地将专家判断融入通胀预测过程之中。预测结果表明, 相较于未纳入通胀预期的简单随机游走模型以及纳入通胀预期的新凯恩斯菲利普斯曲线模型而言, Altug & Cakmakli (2016) 所构建的包含通货膨胀方程、通货膨胀预期方程的多方程通胀预测模型在通胀预测方面精确度更高。

四、对通胀解释变量的新扩展

传统的通胀预测法虽具有较强的理论支撑, 但由于经济学界在通胀运行机理研究方面至今尚未形成一种能够为大家所普遍认可的学说, 一般而言, 基于通胀理论的预测法仅聚焦于通货膨胀的某类或某几类影响因素, 在变量选取上受到限制, 无法将更多潜在的重要因素涵盖进去, 致使视野相对狭隘。例如, 基于通胀持久性理论的单变量预测法只包含通货膨胀滞后项。尽管 Atkeson & Ohanian (2001)、Stock & Watson (2007) 等经典文献发现单变量预测法可以取得良好的通胀预测效果, 但这些文献预测通货膨胀的样本区间处于“大缓和”时期, 而这段时期内通货膨胀具有波动小、惯性大的突出特征, 使仅纳入通胀滞后项的单变量模型表现出令人惊奇的通胀预测能力。随着“大缓和”时期的终结, 通货膨胀呈现波动加大、惯性变小的新特征, 导致单变量方法的预测效果不再理想。此外, 基于菲利普斯曲线的多变量法也只选取产出缺口、通胀预期等有限几个变量进行通货膨胀预测。虽然菲利普斯曲线模型被 Stock & Watson (2009) 称作最具影响力的通胀预测模型, 被许多研究所采用, 但不可否认的是, 菲利普斯曲线模型的通胀预测效果并不十分稳定, 这实际上正是通货膨胀运行机理复杂性的写照。现阶段在通货膨胀形成机制愈发复杂、影响因素日趋多元的背景下, 只包含少量解释变量的传统预测方法可能将难以提供足够的预测信息, 而且从模型构建

角度来看, 预测模型中若只包含较少的解释变量, 可能会导致“变量遗漏误差”(variable omitting error), 致使预测精准度下降。因此, 构建包含众多解释变量的通胀预测模型具有相当的必要性 (Bańbura et al, 2010)。但与此同时, 不可忽视的问题是, 当预测模型所包含的变量越多, 为保证递归性需要施加越多的限制, 从而增加估计误差, 这势必又会反过来影响到模型的预测精度。如何在不增加估计误差的条件下, 纳入更多的预测变量信息, 实现二者间的平衡, 从而保证最大限度地综合利用宏观经济变量中蕴含的未来通胀信息, 成为构建包含大量解释变量通胀预测模型的关键所在。对此, 最新相关文献运用动态因子方法与允许模型维度动态选择的方法进行建模, 扩展通胀预测模型的变量数量, 以达到这一目的。

具体而言, 运用动态因子模型 (Dynamic Factor Model) 预测通货膨胀的机理是通过提取众多通胀驱动因素中蕴含的共同因子, 实现最大限度利用通胀预测信息的目标。Gavin & Kliesen (2008) 通过构建动态因子模型对美国 1983 年 1 月至 2007 年 9 月的通货膨胀率实施预测时发现, 纳入丰富预测变量信息的动态因子模型的预测效果要优于简单的 AR 模型和 AO 模型, 特别是当预测期限变长, 这种优势就更为明显。Gupta & Kabundi (2011) 构建了包含 267 个季度宏观经济变量的动态因子模型, 对南非 2001—2006 年间的季度通胀率实施预测, 实证结果表明, 动态因子模型的预测效果明显优于 VAR 模型、BVAR 模型以及 DSGE 模型。

允许模型维度动态选择的方法是新近发展起来的一种计量经济学方法, 这种方法也可以在不增加模型估计误差的情况下, 最大限度地利用宏观经济变量中蕴含的未来通胀信息。所谓预测模型的维度是指模型中所包含的变量的数量。预测模型维度的动态选择则是指预测模型中的变量数量并非固定, 而是随时间改变, 具体体现为预测模型中应包含预测变量的多寡是伴随经济运行状态的变化而变化的, 当经济运行平稳时, 只需包含较少变量就可以实现较好的预测效果, 而当经济波动加剧时, 就需构建包含更多解释变量的通胀预测模型 (Chan et al, 2012; Koop, 2013)。预测模型维度的动态选择, 一方面有利于兼顾不同经济状态对通货膨胀的深刻影响, 从而减少预测效果面临的不确定性; 另一方面有助于增加模型维度的灵活性, 实现

模型降维的效果,减轻因大量解释变量的纳入所可能引发的估计误差,提高通胀预测模型的精准度。根据 Koop & Korobilis(2013)的研究,将模型维度动态选择引入到通胀预测模型之中,可以显著提高通胀预测的精准度,他们构建了能够同时实现模型待估系数、模型变量以及模型维度动态选择的 TVP-VAR 模型以预测美国 1959—2010 年间的季度通胀率,实证结果发现,相较于常规的固定系数 VAR 模型和固定维度的 TVP-VAR 模型,模型维度动态选择的引入可以改善通胀预测的准确度。Koop(2014)的研究进一步完善了模型维度动态选择的方法,将动态模型平均(DMA)的思想引入到模型维度动态选择的过程中,构建了全新的动态维度选择(DDS)方法以实现大型 VAR 模型维度的动态选择,并依此预测了美国 1973—2012 年间的月度通货膨胀,结果表明,允许模型维度动态选择的 VAR 模型其通胀预测效果优于固定模型维度的 VAR 模型。

五、主要结论与展望

近年来,随着金融改革的深化,尤其是利率市场化、金融脱媒等的不断推进,我国货币政策调控正由“数量型”调控向“价格型”调控加速转变。相应地,货币政策目标、传导机制以及操作工具也在发生深刻的改变。在此背景下,对未来通货膨胀方向与水平的准确预测,很大程度上关乎我国稳定物价货币政策目标的顺利实现。相比于西方学界对通货膨胀预测研究的重视,国内相关研究却未能及时跟进,现有文献的数量仍十分有限,且基本仅运用了较为经典的几种预测模型对中国的通货膨胀实施预测,鲜有涉及最新的通胀预测方法。然而,2008 年全球金融危机爆发以来,随着“大缓和”时期的终结,通货膨胀发生机理日益复杂、驱动因素愈发多元,呈现出波动幅度加大、惯性程度降低等新特征,导致通胀预测的难度不断增加,面临新的挑战,以往的一些传统方法在通胀预测过程中渐趋乏力。对此,国外最新相关文献从模型优化、变量扩展等方面对传统预测方法进行了一系列的修正和拓展,取得了许多新的研究突破。此外,得益于通胀预期调查方法的改善以及调查数据处理技术的进步,基于调查的通胀预期在通胀预测中的价值越来越受到学术界的关注。

本文回顾国外相关文献,对已有研究成果进行

了较为系统的梳理与评述,发现通货膨胀预测新方法的应用主要显示出以下两大趋势:一是从假设条件放松、估计方法优化、预测变量扩展等多个方面对原有的通货膨胀预测模型进行拓展。其中包括,放松通货膨胀长期均衡水平为零的经典假设,将通货膨胀中的趋势成分纳入通胀预测模型;将通胀影响因素以及通胀与影响因素之间关系的“时变性”特征引入菲利普斯曲线模型,解决由结构变化、潜在解释变量选择不确定性所导致的菲利普斯曲线模型通胀预测效果“不稳定性”问题;在预测变量选择方面,从单变量、多变量走向“大变量”,采用动态因子分析方法或允许模型维度动态选择的方法来构建包含众多预测变量的通胀预测模型,以期在不增加模型估计误差的情况下,最大限度综合利用实现通胀精准预测所需的信息。二是实际通胀预测过程在注重预测“科学性”的同时,也开始考虑融入预测的“艺术性”。专业预测人士对未来通胀动态走势的主观判断在通胀预测中的作用逐渐凸显,在“纯”计量模型中纳入专家主观判断的做法越来越受到学术界的青睐。

尽管近期西方的通货膨胀预测研究已在多方面取得了重要进展,积累了丰富的研究成果,但由于通货膨胀形成机理与动态特征的极端复杂性,实施精准的通货膨胀预测仍面临许多挑战。因此,通货膨胀预测方法依然有待进一步优化。就通货膨胀预测模型而言,能否实施准确预测的关键在于模型结构是否正确反映了通货膨胀形成与动态变化的客观过程,所以未来通胀预测模型的构建与完善还有赖于继续深化对通货膨胀惯性、通货膨胀波动性、通货膨胀预期形成与演化等重要问题的研究。此外,由于实际通货膨胀预测兼具“科学性”与“艺术性”,如何更加有效地纳入公众特别是职业经济学家对于未来通货膨胀的主观判断,从而达到科学与艺术的统一,这也是未来通货膨胀预测方法需要进一步探索的方向。

就中国的通货膨胀预测而言,有必要在讨论西方经典预测方法的基础之上及时追踪通胀预测方法的最新进展,并将这些最新方法应用到我国的通胀预测研究中来,但同时需要充分考虑到我国新兴加转型的特殊背景对通货膨胀形成与动态变化的影响。当前中国社会经济步入深层次结构转型期,由于经济结构、社会结构的快速调整,影响通货膨胀的因素及其与通货膨胀间的关联特征一直处于不断变

化的状态,如何捕捉并在预测过程中反映这种“时变性”是准确预测中国通货膨胀的关键。此外,处于转型期的中国社会贫富差距拉大,低收入、低财富水平的阶层体会到较高的不安全感,未来的不确定性令部分经济主体的预期行为趋于保守,致使我国通货膨胀往往呈现出非理性的惯性特征,所以尽管国外主流观点主张构建包含众多预测变量信息的通胀预测模型,但结合我国实际,现阶段基于通货膨胀持久性的单变量通胀预测法可能仍需坚持,不过应该改变以往简单套用通胀惯性理论进行通胀预测的做法,深入考察通货膨胀惯性的来源和动态特征对通货膨胀预测的影响。

参考文献:

陈伟 牛霖琳,2013:《基于贝叶斯模型平均方法的中国通货膨胀的建模及预测》,《金融研究》第11期。

崔百胜,2012:《基于动态模型平均的中国通货膨胀实时预测》,《数量经济技术经济研究》第7期。

李宏瑾 钟正生 李晓嘉,2010:《利率期限结构、通货膨胀预测与实际利率》,《世界经济》第10期。

肖曼君 夏荣尧,2008:《中国的通货膨胀预测:基于ARIMA模型的实证分析》,《上海金融》第8期。

郑挺国 王霞 苏娜,2012:《通货膨胀实时预测及菲利普斯曲线的适用性》,《经济研究》第3期。

Altug, S. & C. Cakmakli(2016), “Forecasting inflation using survey expectations and target inflation: Evidence for Brazil and Turkey”, *International Journal of Forecasting* 32(1):138—153.

Ang, A., G. Bekaert & Min Wei(2007), “Do macro variables, asset markets, or surveys forecast inflation better?”, *Journal of Monetary Economics* 54(4):1163—1212.

Ascari, G. & A. M. Sbordone(2014), “The macroeconomics of trend inflation”, Federal Reserve Bank of New York, Staff Reports, No. 628.

Atkeson, A. & L. E. Ohanian(2001), “Are Phillips curves useful for forecasting inflation?”, *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review* 25(1):2—11.

Bañbura, M., D. Giannone & L. Reichlin(2010), “Large Bayesian vector auto regressions”, *Journal of Applied Econometrics* 25(1):71—92.

Barnett, A., H. Mumtaz & K. Theodoridis(2014), “Forecasting UK GDP growth and inflation under structural change”, *International Journal of Forecasting* 30(1):129—143.

Bauer, M. D. & E. McCarthy(2015), “Can we rely on market-based inflation forecasts?”, Federal Reserve Bank of San Francisco, *Economic Letter*, Sept 21.

Bernanke, B. S. (2007), “Inflation expectations and inflation

forecasting”, Speech at the Monetary Economics Workshop of the NBER Summer Institute, 10 July.

Brave, S. & J. D. M. Fisher(2004), “In search of a robust inflation forecast”, *Federal Reserve Bank of Chicago Economic Perspectives* 28(4):12—31.

Canova, F. (2007), “G-7 inflation forecasts: Random walk, Phillips curve or what else?”, *Macroeconomic Dynamics* 11(1):1—30.

Chan, J. C. C. et al(2012), “Time varying dimension models”, *Journal of Business & Economic Statistics* 30(3):358—367.

Chan, J. C. C., G. Koop & S. M. Potter(2013), “A new model of trend inflation”, *Journal of Business & Economic Statistics* 31(1):94—106.

Chan, J. C. C., T. E. Clark & G. Koop(2015), “A new model of inflation, trend inflation, and long-run inflation expectations”, Federal Reserve Bank of Cleveland, Working Paper.

Chan, J. C. C., G. Koop & S. M. Potter(2015), “A bounded model of time variation in trend inflation, NAIRU and the Phillips curve”, *Journal of Applied Econometrics*, online in Wiley Online Library, DOI: 10.1002/jae.2442.

Clark, T. E. (2011), “Real-time density forecasts from VARs with stochastic volatility”, *Journal of Business and Economic Statistics* 29(3):327—341.

Clark, T. E. & T. Doh(2014), “Evaluating alternative models of trend inflation”, *International Journal of Forecasting* 30(3):426—448.

Cogley, T. & A. M. Sbordone(2008), “Trend inflation, indexation, and inflation persistence in the new Keynesian Phillips curve”, *American Economic Review* 98(5):2101—2126.

Cogley, T., G. Primiceri & T. J. Sargent(2010), “Inflation-gap persistence in the US”, *American Economic Journal: Macroeconomics* 2(1):43—69.

D’Agostino, A. & P. Surico(2012), “A century of inflation forecasts”, *Review of Economics and Statistics* 94(4):1097—1106.

D’Agostino, A., L. Gambetti & D. Giannone(2013), “Macroeconomic forecasting and structural change”, *Journal of Applied Econometrics* 28(1):82—101.

Dotsey, M., S. Fujita & T. Stark(2015), “Do Phillips curves conditionally help to forecast inflation?”, Research Department, Federal Reserve Bank of Philadelphia Working Paper.

Eickmeier, S., W. Lemke & M. Marcellino(2015), “Classical time varying factor-augmented vector auto-regressive models: Estimation, forecasting and structural analysis”, *Journal of the Royal Statistical Society: Series A*, 178(3):493—533.

- Fama, E. F. (1975), "Short-term interest rates as predictors of inflation", *American Economic Review* 65(3):269—282.
- Faust, J. & J. H. Wright (2013), "Forecasting inflation", in: G. Elliott & A. Timmermann (eds.), *Handbook of Economic Forecasting*, North Holland.
- Fisher, J. D. M., Chin Te Liu & Ruilin Zhou (2002), "When can we forecast inflation?", *Federal Reserve Bank of Chicago Economic Perspectives* 26(1):30—42.
- Fuhrer, J. C. & G. P. Olivei (2010), "The role of expectations and output in the inflation process: An empirical assessment", Public Policy Brief, Federal Reserve Bank of Boston, No. 10—2.
- Garnier, C., E. Mertens & E. Nelson (2015), "Trend inflation in advanced economies", *International Journal of Central Banking* 11(4):65—136.
- Gavin, W. T. & K. L. Kliesen (2008), "Forecasting inflation and output: Comparing data-rich models with simple rules", *Federal Reserve Bank of St. Louis Review* 90(3):175—192.
- Gordon, R. J. (1982), "Inflation, flexible exchange rates, and the natural rate of unemployment", in: M. N. Baily (ed.), *Workers, Jobs and Inflation*, The Brookings Institution Press.
- Gordon, R. J. (1990), "U. S. inflation, labor's share, and the natural rate of unemployment", in: Heinz Konig (ed.), *Economics of Wage Determination*, Springer-Verlag.
- Groen, J. J. J., R. Paap & F. Ravazzolo (2013), "Real-time inflation forecasting in a changing world", *Journal of Business & Economic Statistics* 31(1):29—44.
- Gupta, R. & A. Kabundi (2011), "A large factor model for forecasting macroeconomic variables in South Africa", *International Journal of Forecasting* 27(4):1076—1088.
- Hubrich, K. (2005), "Forecasting euro area inflation: Does aggregating forecasts by HICP component improve forecast accuracy?", *International Journal of Forecasting* 21(1):119—136.
- Jaditz, T. & C. L. Sayers (1994), "Predicting inflation", Manuscript, Bureau of Labor Statistics, Washington, DC.
- Kaihatsu, S. & J. Nakajima (2015), "Has trend inflation shifted? An empirical analysis with a regime-switching model", Bank of Japan Working Paper.
- Koop, G. & D. Korobilis (2012), "Forecasting inflation using dynamic model averaging", *International Economic Review* 53(3):867—886.
- Koop, G. & D. Korobilis (2013), "Large time-varying parameter VARs", *Journal of Econometrics* 177(2):185—198.
- Koop, G. (2013), "Forecasting with medium and large Bayesian VARs", *Journal of Applied Econometrics* 28(2):177—203.
- Koop, G. (2014), "Forecasting with dimension switching VARs", *International Journal of Forecasting* 30(2):280—290.
- Kozicki, S. & P. A. Tinsley (2012), "Effective use of survey information in estimating the evolution of expected inflation", *Journal of Money, Credit and Banking* 44(1):145—169.
- Mertens, E. (2015), "Measuring the level and uncertainty of trend inflation", *Review of Economics and Statistics*, forthcoming.
- Mishkin, F. S. (1990a), "What does the term structure tell us about future inflation?", *Journal of Monetary Economics* 25(1):77—95.
- Mishkin, F. S. (1990b), "The information in the longer-maturity term structure about future inflation", *Quarterly Journal of Economics* 105(3):815—828.
- Mishkin, F. S. (1991), "A multi-country study of the information in the term structure about future inflation", *Journal of International Money and Finance* 10(1):2—22.
- Nason, J. M. & G. W. Smith (2008), "The new Keynesian Phillips curve: Lessons from single-equation econometric estimation", *Federal Reserve Bank of Richmond Economic Quarterly* 94(4):361—395.
- Nielsen, C. M. (2006), "The information content of the term structure of interest rates about future inflation: An illustration of the importance of accounting for a time-varying real interest rate and inflation risk premium", *Manchester School* 74(s1):93—115.
- Stock, J. H. & M. W. Watson (2003), "Forecasting output and inflation: The role of asset prices", *Journal of Economic Literature* 41(3):788—829.
- Stock, J. H. & M. W. Watson (2007), "Why has U. S. inflation become harder to forecast?", *Journal of Money, Credit and Banking* 39(1):3—34.
- Stock, J. H. & M. W. Watson (2009), "Phillips curve inflation forecasts", in: J. Fuhrer et al (eds.), *Understanding Inflation and the Implications for Monetary Policy, a Phillips Curve Retrospective*, MIT Press.
- Stock, J. H. & M. W. Watson (2010), "Modelling inflation after the crisis", NBER Working Paper, No. 16488.
- Stock, J. H. & M. W. Watson (2015), "Core inflation and trend inflation", NBER Working Paper, No. 21282.
- van der Maas, J. (2014) "Forecasting inflation using time-varying Bayesian model averaging", *Statistica Neerlandica* 68(3):149—182.
- Wright, J. H. (2013), "Evaluating real-time VAR forecasts with an informative democratic prior", *Journal of Applied Econometrics* 28(5):762—776.