

# 基于 EGARCH 模型的我国中债国债收益率预测

舒服华<sup>1</sup>, 陈传杰<sup>2</sup>

(1. 武汉理工大学 机电工程学院, 湖北 武汉 430070; 2. 华中科技大学 公共管理学院, 湖北 武汉 430074)

**摘要:** 中债国债收益率是包括国债在内的各信用等级的到期、即期和远期收益率的综合性指标, 该指标的应用进一步提升了中国债券市场的透明度, 进一步发挥国债等市场化利率的定价参考基准作用, 助力人民币国际化进程。科学预测中债国债收益率对指导金融机构资本投资、金融产品价格拟定、债券交易、金融风险控制等具有重要意义。EGARCH 模型能较好解决异方差性、非对称性时间序列的预测问题, 参数少, 效率高, 易实现。文中运用 EGARCH 模型预测中债国债收益率, 取得了理想的效果, 平均预测误差仅为 1.4058%。

**关键词:** 中债国债收益率; 预测; 异方差; 非对称波动; EGARCH 模型

**中图分类号:** F812.5   **文献标识码:** A   **文章编号:** 2095-0098(2017)05-0020-08

中债国债收益率曲线是中央结算公司在利用国债收益率曲线的基准性的基础上构建的中债价格指标体系, 该体系的基础是以国债收益率曲线为基准形成的覆盖各类信用等级债券的中债收益率曲线族; 根据曲线生成每只债券的当日估值<sup>[1]</sup>; 对估值加工又生成各类指数和债券风险价值。同时对每个估值和指数计算出包括久期、凸性等反映风险及其他要素的二十余个指标。此外, 还利用主营业务优势创新延伸服务, 针对每个债券账户中的债券组合, 为投资机构按统一方法计算并定向提供个性化的持仓指数、债券风险价值等指标数据, 为提高机构内部实施风险计量和业绩考核等投资管理行为的有效性创造了便利。中债国债收益率曲线已经广泛应用于银行、保险、证券、基金等金融机构的定价分析、风险管理、会计计量与业绩考核等领域<sup>[2]</sup>。中债国债收益率曲线制定是我国债券和金融市场规模发展的必然要求。它是公允价值的要求, 即证券公司基金公司每日债券值计算的要求; 是风险计量的要求, 即银监会对银行金融机构市场计量要求; 是担保品逐日盯市的要求; 是机构债券投资的业绩评估要求。总之, 中债国债收益率曲线是完善债券市场价格发现机制不足的客观要求。债券收益率曲线的形状可以反映出当时长短期利率水平之间的关系, 它是市场对当前经济状况的判断及对未来经济走势预期(包括经济增长、通货膨胀、资本回报率等)的结果。科学预测中债国债收益率具有重要的现实意义, 对于投资者而言, 可以用来作为预测债券的发行投标利率、在二级市场上选择债券投资券种和预测债券价格的分析工具; 对于发行人而言, 可为其发行债券、进行资产负债管理提供参考。

时间序列的预测模型较多, 最为成熟和简单的是自回归模型(AR 模型), 它属于一种线性预测模型, 估计参数较少, 操作简单, 且有一定的预测精度。但 AR 模型建模要求随机干扰误差项为均值、常方差、独立的白噪声序列, 对于异方差情形的预测效果不够理想。ARCH 模型能有效解决异方差预测问题, 但模型的阶数较高, 参数较多, 参数估计困难。GARCH 模型是 ARCH 模型的改进形式, 它仅须要少数阶数、参数少、参数估计容易, 在经济领域得到了广泛应用。GARCH 模型对正态分布的时间序列预测效果较佳, 而对非正态分布、非对称时间序列预效果较差, 在经济金融市场中, 一些指标的波动受主观因素影响较大, 多呈现出不对称

收稿日期: 2017-06-13

基金项目: 国家社科基金项目(15ZDA039)

作者简介: 舒服华(1966-)男, 湖北武汉人, 博士, 教授, 主要从事计算机应用研究;

陈传杰(1990-)男, 湖北麻城人, 博士研究生, 主要从事数量经济学研究。

变化情形,如中债国债收益率,就属于非对称性时间序列,EGARCH 模型是 GARCH 模型进一步改良,可解决 GARCH 模型不能解决的非对称时间序列的预测问题,预测效果好。文中运用 EGARCH 模型预测中债国债收益率,以提高预测的精度。

## 一、GARCH 模型基本原理

### (一) AR 模型

设 $\{y_t\}$ 是一平稳、正态分布、零均值的时间序列,若其取值不仅与其前 $p$ 步的各个取值有关,而且还与各个干扰因素有关,则 AR( $P$ ) 模型一般形式<sup>[2][3]</sup>

$$y_t = c + \varphi_1 y_{t-1} + \varphi_2 y_{t-2} + L + \varphi_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

式中 $\varphi_i (i=1, 2, \dots, p)$  自回归系数; $\varepsilon_t$  为白噪声序列; $c$  为常数项; $p$  为自回归阶数。

若各误差项 $u_t$ 之间没有任何联系,误差项之间相互独立,并且误差项的方差相同,则称为同方差性。AR 模型常用的是 AR(1) 模型,一般形式为:

$$y_t = c + \varphi_1 y_{t-1} + u_t \quad (2)$$

$$\text{Var}(u_t | y_t) = \sigma^2 \quad (3)$$

### (二) ARCH 模型

很多实际经济问题中,随机扰动项 $u_t$ 方差的稳定性较差,即存在异方差性。所谓异方差是指某一时刻噪声服从正态分布,方差是一个随时间变化的量,并且方差是过去有限项噪声值平方的线性组合(即为自回归)。对于这种随机项异同问题,称为 ARCH 效应,就需要运用 ARCH 模型来解决。ARCH 模型由两个部分构成,即条件均值方差和条件方差方程,ARCH( $q$ ) 的一般形式为

$$y_t = \gamma_0 + \gamma_1 x_{1t} + L + \gamma_k x_{kt} + u_t \quad (4)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + L + \alpha_q u_{t-q}^2 \quad (5)$$

式中 $y_t$ 为被解释变量; $x_{kt}$ 为解释变量; $u_t$ 为随机扰动项; $\gamma_i$ 为解释变量系数矩阵; $\alpha_i$ 为随机扰动项系数; $q$ 为模型的阶数。

ARCH 模型有一定的局限性,如果滞后期很大( $q$  很大),那么条件方差依赖于很多时刻之前的方差,这样需要估计的参数很多。

### (三) GARCH 模型

GARCH 模型是对 ARCH 模型改进,能较好地解决 ARCH 滞后期大、估计的参数多的问题。GARCH 模型仅用少数几个条件方差 $\sigma_t^2$ 的滞后值来替代很多 $u_t^2$ 的滞后值,这样就减少了估计参数的个数。

GARCH 模型的一般形式是 GARCH( $p, q$ ) ,GARCH( $p, q$ ) 模型的方差方程为<sup>[4][5]</sup>:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + L + \alpha_q u_{t-q}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2 + L + \lambda_p \sigma_{t-p}^2 \quad (6)$$

式中 $\lambda_i$ 为方差项系数; $q$ 为 GARCH 模型中扰动误差平方项(ARCH) 个数, $p$ 表示 GARCH 模型中方差平方项(GARCH) 的个数。

当样本容量趋于无穷大时,随机干扰项为一平稳过程,说明外部冲击对随机干扰项的波动特征产生的影响将随着时间的推移而逐渐衰减, $\sum \alpha_i + \sum \lambda_i$  称为衰减系数,其值越大,说明冲击的衰减越慢,这种持续的冲击对模型相对稳定是必要的。

GARCH 模型中最常用的是 GARCH(1, 1) 模型,它以简单结构形式,可以解决复杂的异方差性问题,GARCH(1, 1) 模型的一般形式为<sup>[6][7]</sup>:

$$y_t = x_t \gamma + u_t \quad (7)$$

$$\sigma_t^2 = c + \alpha u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (8)$$

### (四) EGARCH 模型

在一些经济问题中,尤其是金融市场,时间序列的波动是非对称的,负冲击的影响大于正冲击,即所谓杠杆效应。对于这类非对称波动现象,须要利用 EGARCH 模型分析处理,它可以解释 GARCH 模型不能解释的

这种杠杆效应问题。EGARCH(1,1)模型的一般形式为<sup>[8][9]</sup>:

$$x_t = c_1 x_{t-1} + u_t \quad (9)$$

$$\ln(\sigma_t) = c_2 + c_3 \left| \frac{u_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + c_4 \frac{u_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + c_5 \ln(\sigma_{t-1}^2) \quad (10)$$

式中  $c_1, c_2, c_3, c_4, c_5$  为模型的均值和方差方程的系数。

## 二、EGARCH 模型预测步骤

GARCH 模型在实际应用中可以很好地节约了 ARCH 模型的参数,并且 GARCH 模型提供了一个更加灵活的滞后结构,这补充了 ARCH 模型无法描述自相关系数消退速度慢的缺陷。GARCH(1,1)最为常用的模型,它只有 4 个待估参数,相对于经典 ARCH 模型,估算量大为减少,使用更加简便,具有更强的应用性。EGARCH(1,1)模型是 GARCH 模型改良,能有效解决 GARCH 无法解决的时间序列不对称问题,适应范围广泛,随估计参数稍多,但通过相关软件,易于实现。EGARCH(1,1)模型既然能解决非对称波动的杠杆效应问题,当然也能解决对称波动的异方差性和同方差性问题,是用途最广、效果最好的时间序列预测问题工具。EGARCH(1,1)模型的具体步骤如下。

### (一) 平稳性检验

用于建立 EARCH 模型的时间序列要求平稳,一般采用 ADF(Augmented Dickey-Fuller)进行判断,主要通过考察  $t$  统计量的值大小确定原始时间序列是否平稳,如果原始时间序列 ADF 值小于 1%、5%、10% 的显著水平下的临界值,则说明是平稳的,否则,则需要对原始时间序列进行差分或对数转换,直至其变为平稳序列。满足的显著水平越小,系列越平稳,3 个显著水平不一定都要满足,一般只要满足 5% 的显著水平下的临界值即可。

### (二) ARCH-LM 检验

ARCH 本身不能使标准的最小二乘法估计无效,也就是说用最小二乘法估计 ARCH 也可行,但如果忽视 ARCH 的影响,则可能导致估计的有效性降低。即如果 ARCH 效应,用其他方法估计模型的参数更有效,因此建模前须要对模型是否存在异方差性进行检验,以便采取线性的参数估计方法。ARCH 效应存在与否通常须进行 ARCH-LM 检验,ARCH-LM 是对残差进行检验,判断残差是否具有 ARCH 效应。ARCH-LM 检验的是建立在原假设 ARCH 模型中方差方程所有回归系数同时为零的基础上,即同方差性。主要考察统计量  $F$  和  $T \times R^2$ ,  $F$  统计量是对所有残差平方滞后的联合显著性所作的省略变量检验; $T \times R^2$  统计量是观察值个数  $T$  与相关系数  $R^2$  之积。若概率大于给定的显著性水平(一般为 5%),则序列不存在 ARCH 效应的,即不能拒绝没有 ARCH 效应假设,否则存在 ARCH 效应。另外,所有方差平方回归系数的概率  $P$  应大于给定的显著性水平(一般为 5%),哪怕有一个滞后阶回归系数的概率  $P$  小于给定的显著性水平,也说明存在 ARCH 效应,ARCH-LM 检验合格也不意味着具有同方差性,还需通过分析平方残差相关图进一步确定。

### (三) 方差平方残差相关图

方差平方残差相关图也可以用来检查残差自回归条件异方差性,即是否存在 ARCH 效应。如果残差中不存在 ARCH 效应,则在各滞后阶的自相关和偏相关为系数 0,且各滞后阶统计量  $Q$  不显著,即所有滞后阶统计量  $Q$  的概率  $P$  应大于给定的显著性水平(一般为 5%),否则,存在异方差性。

### (四) 杆杆效应检验

杆杆效应检验一般通过描述性统计分析(Histogram and stats)判断,也称 JB 正态检验,它包括时间序列均值(means)、中位数(median)、最大值(maximum)、最小值(minimum)、标准差(std. dev.)、偏度(skewness)、峰度(kurtosis)以及 jarque-bera 统计量与其概率值。如果样本分布在  $\pm 3$  之间,峰值  $S < 4$ ,偏度  $K = 0$ ,Jarque-Bera 统计量  $< \chi_{20.05}^2(2) = 5.991$ ,  $P$  大于显著性水平(一般 0.05),则不能拒绝时间序列服从正态分布,则不存在杆杆效应,否则,序列是非对称的,存在杆杆效应。

### (五) 参数的估计

EGARCH(1,1)模型参数估计包括均值方程和方差方程的参数估计,一般采用极大似然估计法来估计这

些参数。极大似然估计适合于任何样本总体,且从它得到的估计量具有一致性和有效性,即使不具有无偏性,也常能修改成无偏估计量。EARCH(1,1)模型参数估计可通过 eviews 软件实现。

### 三、中国中债收益预测

图1为2016年1月4日~2016年12月30日1M期中债国债收益率统计数据(数据来自中国债券网),从图1知2016年全年中债国债收益率波动较大。

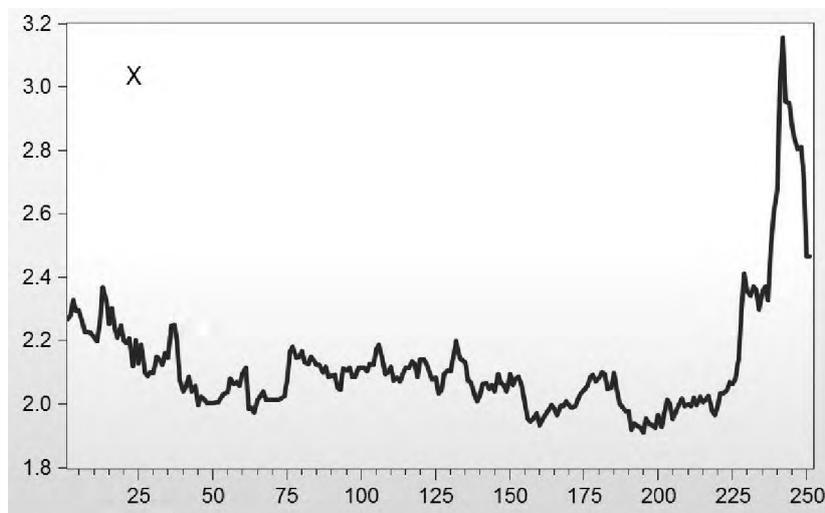


图1 数据统计中债国债收益率统计数据(1M)

#### (一) 平稳性检验

将2016年1月4日~2016年12月30日中国中债收益数据按时间顺序组成原始时间序列 $\{x\}$ ,对其进行平稳性检验,结果如表1,从表1知,原始时间序列 $x$ 的ADF统计值大于1%、5%、10%的显著水平下的临界值,说明 $x$ 为非平稳时间序列。对 $x$ 进行一次差分处理,得到新的时间序列的 $\{d(x)\}$ ,对 $d(x)$ 进行平稳性检验,结果如表1,从表1知 $d(x)$ 的ADF统计值小于1%、5%、10%的显著水平下的临界值,说明 $d(x)$ 为平稳时间序列,可以用于建模。

表1 平稳性检验结果

变量	ADF 值	1% 临界值	5% 临界值	10% 临界值	结论
$x$	-1.986977	-3.457865	-2.873543	-2.573242	不平稳
$d(x)$	-3.515986	-3.457865	-2.873543	-2.573242	平稳

#### (二) 建立初步回归模型

根据 $d(x)$ 系列数据,得到了其初步回归方程(AR(1))

$$d(x)_t = 0.154978d(x)_{t-1} + u_t \quad (6)$$

#### (三) 异方差性检验

对方程(6)的预测误差进行ARCH-LM检验,结果如图2,从图2知,统计量 $F$ 的概率为0.4201, $T \times R^2$ 的概率为0.6383,均小于给定的显著性水平(0.05), $F$ 、 $T \times R^2$ 均大于显著水平值,例如0.05显著水平下的 $F_{0.05}(12, 235) = 1.75$ ,实际统计量 $F = 2.231211$ ,显然 $F > F_{0.05}(12, 85)$ (0.05水平下)统计量 $\chi^{20,05}(12) = 21.026$ ,而 $T \times R^2 = 25.34519$ ,显然 $T \times R^2 > \chi^{20,95}(10)$ ,ARCH-LM检验说明预测误差存在异方差性。图3为方差平方的回归结果,从图3知,方差平方的回归中有些滞后阶回归系数的概率小于0.05显著水平,方差平方的回归结果也说明预测误差存在ARCH效应。

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	2.231211	Prob. F(12,235)	0.0111
Obs*R-squared	25.34519	Prob. Chi-Square(12)	0.0133

图2 ARCH-LM 检验结果

Sample: 3 250

Included observations: 248

Presample missing value lagged residuals set to zero.

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	2.308403	3.073807	0.750991	0.4534
RESID(-1)	-2.320427	3.075049	-0.754598	0.4512
RESID(-2)	-0.429307	0.481160	-0.892234	0.3732
RESID(-3)	0.035931	0.099582	0.360822	0.7186
RESID(-4)	-0.047227	0.067795	-0.696612	0.4867
RESID(-5)	-0.077556	0.066942	-1.158562	0.2478
RESID(-6)	0.039208	0.067605	0.579953	0.5625
RESID(-7)	0.003179	0.067612	0.047021	0.9625
RESID(-8)	-0.153180	0.071417	-2.144870	0.0330
RESID(-9)	-0.247557	0.072140	-3.431614	0.0007
RESID(-10)	0.058874	0.081695	0.720657	0.4718
RESID(-11)	-0.037194	0.083313	-0.446431	0.6557
RESID(-12)	0.144213	0.083415	1.728857	0.0851
R-squared	0.102198	Mean dependent var	0.000469	
Adjusted R-squared	0.056353	S.D. dependent var	0.049004	
S.E. of regression	0.047603	Akaike info criterion	-3.200850	
Sum squared resid	0.532519	Schwarz criterion	-3.016678	
Log likelihood	409.9053	Hannan-Quinn criter.	-3.126709	
Durbin-Watson stat	1.974522			

图3 方差平方回归结果

#### (四) 残差平方相关图

图4 残差平方的相关图,从图4知,有些滞后阶统计量  $Q$  的概率  $P$  小于给定的显著性水平(0.05),说明有些计量  $Q$  在显著水平下显著,且各滞后阶的自相关和偏相关函数不为0,残差平方的相关分析进一步说明存在方差的异同性。通过以上检验,说明残差序列存在 ARCH 效应。

#### (五) 杠杆效应检验

JB 检验结果如图5,从图5知,样本分布在  $\pm 0.4$  之间,峰值  $K = 13.55407 > 4$ ,偏度  $S = 0.575187$  较大, Jarque - Bera 统计量为  $1164.687 > \chi^{20.05}(2) = 5.991$ , Jarque - Bera 统计量的概率  $P = 0 < 0.05$ ,因此拒绝样本呈正态分布,说明时间序列存在杠杆效应。

#### (六) 建立 EGARCH(1,1) 模型

由于时间序列  $d(x)$  方差异同,且非对称分布,因此建立高效的 EGARCH(1,1) 模型是解决问题的最佳途径。建立 EGARCH(1,1) 模型,估计方程的各参数,结果如图6。从图6知,EGARCH(1,1) 模型的参数为:  $c_1 = 0.085418$ ;  $c_2 = -1.900907$ ;  $c_3 = 0.762178$ ;  $c_4 = 0.106940$ ;  $c_5 = 0.788764$ ,

于是得到 EGARCH(1,1) 模型方程为:

均值方程

$$d(x)_t = -0.085418d(x)_{t-1} + u_t \quad (7)$$

Sample: 1 251  
Included observations: 248

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.116	0.116	3.3555	0.067
		2	0.320	0.311	29.133	0.000
		3	0.178	0.131	37.145	0.000
		4	0.038	-0.092	37.504	0.000
		5	0.064	-0.033	38.553	0.000
		6	0.030	0.025	38.791	0.000
		7	0.130	0.146	43.110	0.000
		8	0.076	0.054	44.593	0.000
		9	0.286	0.228	65.790	0.000
		10	0.035	-0.075	66.113	0.000
		11	0.065	-0.126	67.210	0.000
		12	0.125	0.077	71.331	0.000
		13	0.131	0.215	75.853	0.000
		14	0.048	-0.016	76.458	0.000
		15	0.055	-0.106	77.267	0.000
		16	0.004	-0.130	77.272	0.000

图 4 方差平方的相关性分析结果

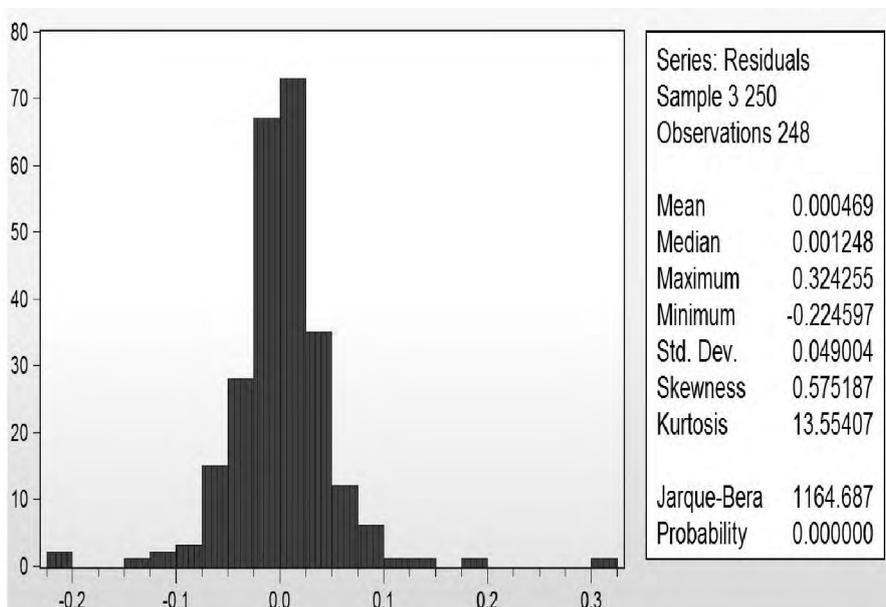


图 5 JB 检验结果

方差方程

$$\ln(\sigma_t^2) = -1.909907 + 0.762178 \left| \frac{u_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + 0.109640 \frac{u_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + 0.7788764 \ln(\sigma_{t-1}) \quad (8)$$

(七) 中国中债收益预测

根据建立的 EGARCH(1,1) 模型对 2016 年 1 月 4 日 ~ 2016 年 12 月 30 日我国中债国债收益率(1M) 进行拟合 结果如图 6。从图 6 知 平均预测误差为 1.4058%。由于篇幅所限 文中仅列出最近 10 个交易日的拟合值如表 2。从表 2 知 波动较大时预测效果较差 波动平稳时预测误差精度较高。但平均预测误差在 1.5% 以下 这充分说明了 EGARCH(1,1) 模型的优越性: 估计的参数少 预测的精度高。拟合曲线如图 8。根据 EGARCH(1,1) 得到 2017 年 1 月 3 日的我国中债国债(1M) 收益率为 2.46029%。

Sample (adjusted): 3 250  
 Included observations: 248 after adjustments  
 Convergence achieved after 35 iterations  
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  
 $\text{LOG}(\text{GARCH}) = \text{C}(2) + \text{C}(3) * \text{ABS}(\text{RESID}(-1)) / \text{SQRT}(\text{GARCH}(-1)) + \text{C}(4) * \text{RESID}(-1) / \text{SQRT}(\text{GARCH}(-1)) + \text{C}(5) * \text{LOG}(\text{GARCH}(-1))$

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
D(X(-1))	-0.085418	0.089036	-0.959360	0.3374

Variance Equation

C(2)	-1.909907	0.288313	-6.624421	0.0000
C(3)	0.762178	0.077019	9.896002	0.0000
C(4)	0.109640	0.048758	2.248671	0.0245
C(5)	0.788764	0.040917	19.27731	0.0000

R-squared	-0.030863	Mean dependent var	0.000742
Adjusted R-squared	-0.030863	S.D. dependent var	0.049543
S.E. of regression	0.050302	Akaike info criterion	-3.589589
Sum squared resid	0.624975	Schwarz criterion	-3.518753
Log likelihood	450.1090	Hannan-Quinn criter.	-3.561073
Durbin-Watson stat	1.480597		

图6 EGARCH(1,1)模型的参数估计结果

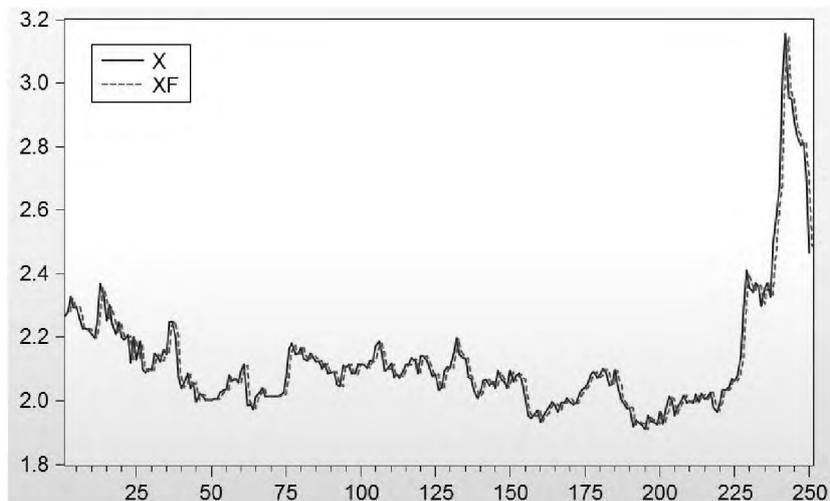


图7 中国中债收益率拟合曲线

表2 近期我国中债国债(1M)收益率预测结果

年份	2016/12/20	2016/12/21	2016/12/22	2016/12/23	2016/12/26	2016/12/27	2016/12/28	2016/12/29	2016/12/30	2016/12/31	2017/01/03
实际值(%)	3.0160	3.1560	2.9531	2.9494	2.8775	2.83	2.8035	2.8118	2.7037	2.4657	
拟合值(%)	2.672441	2.987240	3.144041	2.970431	2.949716	2.883642	2.837258	2.806063	2.811091	2.712934	2.46029
误差(%)	-11.3912	-5.3474	0.4658	0.7131	2.5097	1.7696	1.2042	-0.2040	3.9720	10.0269	

#### 四、结语

中债国债收益率形成了完整反映人民币债券市场价格和风险状况的指标体系,是为适应我国债券市场的发展及更好地与国际债券市场接轨制定的一种新新型币债券价格和风险指标体系。实践证明,基准产品

体系越完整、越精细,在实务应用中对应性就越精准、越有效;在实务层面应用得越实越深,在宏观层面的应用也就会越可靠。中债国债收益率曲线正是这个基准体系中的基准,是国债收益率曲线在基准产品编制实践中的应用,同时,极大地促进了国债收益率曲线的公信力和可靠性的提高。中债国债收益率得到了人民银行、财政部、银监会、证监会、保监会等金融市场管理部门的认可和使用,是在中国债券市场中形成的期限结构最为完整丰富的无信用风险利率体系,同时也客观反映了市场对未来利率走势的预期,是金融市场重要基础设施之一。EGARCH 模型是解决异方差、非对称问题的有效方法,模型参数少,易于操作和控制,效率高,预测准确可靠。文中运用 EGARCH 模型预测中国中债收益率,取得了理想的效果,平均预测误差仅为 1.4058%。

#### 参考文献:

- [1] 郭济敏,张嘉为. 基于 Nelson-Siegel 模型预测国债收益率曲线形态[J]. 债券, 2016(7): 66-72.
- [2] 刘成立,周新苗. 国债期货对国债收益率曲线动态的影响[J]. 商业研究, 2017(5): 34-41.
- [3] 王蒋凤,吴群英. 基于 GARCH 族模型对中国股市波动的分析与预测[J]. 经济研究导刊, 2011(34): 74-78.
- [4] 曹俊秋,华浩,王哲. 基于 GARCH 模型的人民币兑欧元汇率的预测[J]. 忻州师范学院学报, 2016, 32(5): 35-39.
- [5] 郑鸿捷,陈义超,静尧,等. 基于 GARCH 模型的银行理财资金流动性预测研究[J]. 中国债券, 2017(3): 23-29.
- [6] 赵凌,陈东,吕王勇. 基于 GARCH 模型的都市供水管道长度预测分析[J]. 水资源与水工程学报, 2010, 21(3): 39-41.
- [7] 周晖,方江晓,黄梅. 风电功率 GARCH 预测模型的应用研究[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(5): 108-114.
- [8] 魏红燕,孟纯军. 基于 GARCH 模型的短期汇率预测[J]. 经济数学, 2014, 31(1): 81-84.
- [9] 康凯. 基于 EGARCH 模型的沪深 300 指数波动性及其收益率分布的研究[J]. 市场周刊(理论研究), 2017(4): 73-74.
- [10] 张波,刘晓倩. 基于 EGARCH-M 模型的沪深 300 股指期货跨期套利研究[J]. 统计与信息论坛, 2017, 32(4): 34-40.

## Prediction of Treasury Bond Yield in China based on EGARCH Model

SHU Fuhua<sup>1</sup>, CHEN Chuanjie<sup>2</sup>

- (1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan, Hubei 430070, China;
2. School of Public Administration, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China)

**Abstract:** Treasury bond yield is a comprehensive index of the maturity, spot and forward yields including government bonds credit rating. The applications of indicators further enhanced the transparency of the Chinese bond market, further played the role of pricing reference benchmark of market interest rate such as government bonds, and help the process of RMB internationalization. Treasury bond yield is of great significance to guide the capital investment of financial institutions, financial product pricing, bond trading, financial risk control, and so on. EGARCH model can solve the heteroscedasticity, predict the non-symmetric time series, and the parameters are small, efficient and easy to achieve. This paper used the GARCH model to predict the yield of treasury bonds, the effect is satisfactory and the average prediction error is only 1.4058%.

**Key words:** Treasury bond yield; prediction; heteroscedasticity; asymmetric volatility; EGARCH model

(责任编辑:沈 五)