DOI:10.13653/j.cnki.jqte.2010.01.009

波动率预测：GARCH 模型与隐含波动率①

郑振龙[1]　黄蕙舟[2]

（1. 厦门大学金融系；2 新疆财经大学）

【摘要】在预测未来波动率时，究竟是基于历史数据的时间序列模型还是基于期权价格的隐含波动率模型效率更高？本文对香港恒生指数期权市场所含信息的研究发现，在预测期限较短（一周）时，GARCH（1，1）模型所含信息较多，预测能力最强，但在预测较长期限（一个月）时，隐含波动率所含信息较多，预测能力较强。同时，期权市场交易越活跃，所反映的信息就越全面，隐含波动率的预测能力也就越强。

关键词　隐含波动率　GARCH 模型　信息含量

中图分类号　F830　　文献标识码　A

Volatility Forecast: GARCH Model vs Implied Volatility

Abstract: It is an interesting question that which is more efficient in forecasting the future volatilities, the time series models based on historical data or implied volatilities obtained directly from the option prices. The study based on Hang Seng Index (HSI) options suggests that when the forecast horizon is one week, the GARCH (1, 1) volatilities contains all information in implied volatilities, while the result is the opposite and implied volatilities are more efficient in the prediction of future volatilities when the horizon is one month. The larger the option trading volume, the more the information contained in implied volatilities

Key words: Implied Volatility; GARCH Model; Information Content

引　言

波动率在金融经济研究中是非常重要的变量，投资组合、资产定价、风险管理以及制定

① 国家自然科学基金面上项目："非完美信息下基于观点偏差调整的资产定价"（70971114）；教育部"国际金融危机应对研究"应急项目："金融市场的信息功能与金融危机预警"（2009JYJR051）；福建省自然科学基金："卖空交易对证券市场的影响研究"（2009J01316）。

货币政策，都离不开波动率这一关键的变量。对波动率的预测则是金融市场的一个重要任务，在最近 20 年中吸引了无数学者与业界人士的关注。人们研究出了各种模型用来预测波动率，采用不同的方法，得出了不尽相同的结论。而不同模型的同时存在，本身也说明了各类模型都存在不同的缺陷。

这些看起来纷繁复杂的模型主要分为两大类：一类是利用历史信息来预测未来的波动率，简称历史信息法，如在金融中最常用到的 ARCH 族模型族，以及最近几年开始流行的随机波动率模型（SV 模型）；另一类则是根据期权价格倒推出市场对未来波动率的预期，即隐含波动率法。历史信息法试图从过去的样本期中发现波动率的变化规律，进而对未来波动率做出预测。这种方法存在如下缺点：首先，从样本中总结出来的规律有可能是伪规律，或者出现过度拟合的问题；其次，这种方法要求历史必须重演，即从样本中找到的规律必须适用于未来；最后，这种方法没有考虑最新信息和市场环境的变化等历史信息之外的其他信息。而作为所有参与者信息的集散地，金融市场中每日形成的价格反映了供求双方从历史数据和最新资讯中获取各种信息后形成的预期，包含了信息容量最大和最具前瞻性的事前预测信息，而且不断动态更新调整，因此隐含波动率法有它得天独厚的优势。当然这种方法的使用前提是市场参与者较为理性，市场价格能够客观反映投资者对未来的理性预期。否则的话，期权就会含有各种噪音，从期权价格中提取隐含波动率的信息就难以准确预测未来的波动率。因此，这两种预测方法孰优孰劣是本文的研究主题。

由于我国内地尚不存在期权交易，虽有权证交易，但发展期限短，交易价格严重背离其理论价值，无法用其进行隐含波动率的研究，因而对波动率预测的研究都集中在第一类上，即时间序列模型法。

事实上，对这两大类方法的比较，一直是国外研究中关注的重点。自隐含波动率方法出现开始，关于其预测能力是否优于历史波动率[①]、能否包含历史信息的研究就没有停止过。而自 Engle（1982）的 ARCH 模型、Bollerslev（1986）的 GARCH 模型提出后，对隐含波动率与 GARCH 族波动率孰优孰劣的比较就一直在进行中。与时间序列模型的波动率相比，对隐含波动率预测能力的检验则涉及一个较为复杂的问题。一个基于隐含波动率预测能力的检验是一个关于市场是否有效和期权定价模型是否正确的联合检验，因而当得到的隐含波动率预测能力不能覆盖历史波动率（即隐含波动率所含信息不能包含所有历史信息）时，除了认为市场无效、人们的判断不准确外，还存在另一种可能：市场是有效的（人们的判断是准确的），但使用该期权定价公式来计算隐含波动率是不合适的，因为该期权公式成立的诸多前提假设在实际中并不成立。也因此，关于隐含波动率所含信息的研究在很长时间内都是众说纷纭，莫衷一是。人们从各个角度出发，采用各种方法和工具不断修正早期研究中存在的缺陷，以减少隐含波动率预测中存在的偏差，增加隐含波动率所包含的信息。到目前为止，趋于一致的结论是隐含波动率包含了对未来有用的信息，甚至可能是所有波动率中信息含量最多的，但对其是否能够包含历史波动率信息、是否能够包含时间序列波动率[②]的信息，却仍有不同的结论。

① 历史波动率（Historical Volatility）在国外文献中出现时，一般是指滞后一期的已实现波动率（国内亦有人称之为“实际波动率”），也有少数文献指滞后若干期的已实现波动率的加权平均值。

② 国外文献在提到时间序列波动率时，通常是指由 GARCH 模型得到的波动率，也有个别文献是指其他时间序列模型。

早期关于这方面的研究主要集中于个股市场，如 Gemmill（1986）、Lamoureux 和 Lapstrapes（1993）。但由于个股期权交易量较少，其价格含有大量噪音，因此基于个股的隐含波动率所含信息并不稳定。从20世纪90年代开始，对隐含波动率的研究开始集中在指数期权上。除了 Canina 和 Figlewski（1993），所有的研究都表明，隐含波动率包含了对未来波动率有用的信息。但对隐含波动率是否包含了所有历史信息、是否包含了其他时间序列波动率的信息，则一直存在不同见解。Ederington 和 Guan（2002，2005），以及 Martens 和 Zein（2004）发现隐含波动率没有完全包含 ARCH 族模型的波动率和基于历史信息预测的波动率。而 Blair 等（2001）、Szakmary 等（2003）都发现期权隐含波动率的表现好于时间序列的预测，并且完全包含了所有时间序列波动率的信息。此外，在不同的历史阶段，隐含波动率的表现会有不同。同时 Ederington 和 Guan（2002）也指出，隐含波动率表现的好坏对预测期限的长短非常敏感，而诸如测量误差这样的问题并不能明显地影响隐含波动率的表现。在这些研究中，最常用的预测区间长度是一个月。国内的研究都只集中在历史信息法以及该法下各种模型优劣的比较，如魏巍贤和周晓明（1999）、周杰和刘三阳（2006）、徐正国和张世英（2004）等。

本文运用香港恒生指数期权市场的数据，比较以 GARCH 族模型为代表的时间序列模型与隐含波动率模型在不同期限上的表现，试图探讨在何种情形下适用何种模型这一问题。全文结构安排如下：第一部分介绍隐含波动率模型，第二部分是数据的选取及不同波动率的计算，第三部分给出实证结果，第四部分则是本文的结论。

一、隐含波动率理论

隐含波动率是根据 Black 和 Scholes（1973）的期权定价公式（BS 公式），由期权的市场价格倒推出的波动率，反映了人们对标的资产未来波动率的预期。

根据无风险套利，Black 和 Scholes（1973）证明了期权价格可以用风险中性定价法进行定价，从而得到了期权定价公式的解析解：

$$C = SN(d_1) - Ke^{-r(T-t)}N(d_2) \tag{1}$$

$$d_1 = \frac{\ln(S/K) + \left(r + \frac{1}{2}\sigma^2\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \qquad d_2 = d_1 - \sigma\sqrt{T-t}$$

其中，C 表示 t 时刻的期权价格，S 表示 t 时刻的股票价格，K 为行权价，T 为到期日，r 为 t 到 T 时刻的无风险利率，σ 为股票收益率的波动率，N 表示正态分布。（1）式即 Black-Scholes 欧式期权定价公式，简称 BS 公式。

BS 公式表明，t 时刻的期权价格是关于 S_t、K、r、T 和 σ 的函数。其中，S_t、K、r 和 T 是已知的，一旦市场给出期权的价格，就可以根据期权价格倒推出市场上对标的资产从 t 时刻到 T 时刻对波动率的估计，这一估计值即是隐含波动率。

给定一个基础资产，它的波动率 σ 是唯一的。但众所周知，对同一标的资产而言，具有同一到期日但不同行权价的期权有着不同的隐含波动率，波动率呈现出关于行权价的非线性形式即波动率微笑。对此，有人用收益率的非正态分布、波动率的随机性来解释，还有人用市场微结构（Market Microstructure）、测量误差（Measurement Error）问题（由流动性、买卖价差、最小交易单位产生的影响）和投资者风险偏好（如模型风险、“彩票”溢价和投资组合保险）来解释。

早期对 BS 隐含波动率的研究热衷于寻找一个最优的加权机制来加总不同行权价对应的隐含波动率（Bates，1991）。既然 BS 隐含波动率关于行权价呈现出不同的形状，那么一个加权机制很难把所有的定价误差都抹平。BS 公式中假设波动率是常数，但事实中波动率是时变的。根据 Hull 和 White（1987）提出的随机波动率模型，如果标的资产服从的价格过程为：

$$dS=\phi S dt+\sqrt{V}S d\omega \tag{2}$$

$$dV=\mu V dt+\xi V dz \tag{3}$$

其中，$d\omega$ 与 dz 的瞬时相关系数为 ρ。假设波动率风险不被定价且 $\rho=0$，则 t 时刻的看涨期权价格为：

$$p_t=\int BS(\overline{V}_t)h(\overline{V}_t \mid I_t)d\overline{V}_t=E[BS(\overline{V}_t)\mid I_t] \tag{4}$$

$$\overline{V}_t=\frac{1}{T-t}\int_t^T V_t dt \tag{5}$$

$h(\overline{V}_t \mid I_t)$ 是条件于 t 时刻的 $\overline{V}_t$（即平均波动率）的密度函数，I_t 是 t 时刻的信息集，BS（·）是 Black－Scholes 的期权定价公式，即 HW 价格是 BS 价格根据平均波动率的条件分布计算而来。

Cox 和 Rubinstein（1985）证明了对平价期权而言，BS 公式是关于波动率 σ 的线性函数，即 $E[BS(\sigma_t)\mid I_t]=BS[E(\sigma_t\mid I_t)]$，由此可得：

$$p_t=E[BS(\bar{\sigma}_t)\mid I_t]=BS[E(\bar{\sigma}_t\mid I_t)] \tag{6}$$

因此有：

$$E[(\bar{\sigma}_t)\mid I_t]=BS^{-1}(p_t) \tag{7}$$

即根据平价期权求得的隐含波动率就代表了市场的主观波动率，在波动率风险不被定价的前提下，平价期权的隐含波动率是未来平均波动率的一个无偏估计。出于这个原因，以及流动性问题（交易量比较大），平价期权的隐含波动率常常被用于预测未来的波动率。

二、数据的选取与波动率的计算

在香港指数期权市场上交易的品种有恒生指数、小型恒生指数以及 H 股指数。由于恒指期权交易时间最长、交易量最大，故选其作为研究对象。从恒指期权交易的历史来看，早期的交易相对不活跃，日均成交量不超过 5000 份，2002 年底，成交量开始增加，到 2005 年后，日均成交量超过 10000 份。考虑到更多的交易量包含了更多的信息，以及实证研究需要的样本数量，本文选取的样本期为 2000 年 1 月至 2008 年 9 月。

1. 隐含波动率的数据选取及计算

为了研究预测期限长短不同时隐含波动率与 GARCH 波动率表现的区别，本文分别选取剩余期限为一个月和一个星期的恒指期权的收盘价[①]。由于恒指期权合约总是在每个合约

① 由于文献中经常研究的都是一个月的波动率，故此处选取一个月的数据进行比较。此外，时间序列模型预测期限越长，误差会越大，故再选取一周的数据进行比较。而如前文所述，更短时间的波动率预测在实际中很少用到，意义较小，因而不再对更短期限进行比较。

月份的倒数第二个交易日到期，这样选取的数据就不存在日期上的交叠。此外，有两个月的数据不可得，因而最终得到的月波动率、周波动率都只有 103 个数据。

考虑到交易量越大的交易，代表了越多的人对该价格的认同，也代表了多数交易者对未来波动率的预期，本文选取平价期权中交易量最大的看涨期权来计算隐含波动率，定义平价期权为：行权价 K 满足 $0.97S_0 < K < 1.03S_0$ 的期权。根据 BS 公式，采用数值方法求得对应的一个月和一个星期的隐含波动率。

2 GARCH 波动率的数据选取及预测

考虑到众多的时间序列模型中，GARCH 族模型仍然是金融中最流行、最常用的模型，而且复杂的模型未必优于简单的模型，本文以简单的 GARCH 模型波动率作为时间序列模型的代表与隐含波动率进行对比。Andersen，Bollerslev 和 Lange（1999）认为样本数据的频率相对于预测期间越高，波动率预测的精度就越高。因此在预测未来一个月（周）的波动率时，采用日数据应当比月（周）数据好。事实上的研究也发现的确如此，使用日数据的预测能力明显优于月（周）数据。

本文用样本内数据建立模型预测样本外的值，此时的“样本外”区间对应于隐含波动率的预测区间。为了得到 GARCH 模型更好的预测能力，在估计方程时采用的是滚动估计的方法，即对要预测波动率的每周（月），分别选取该周（月）之前的120个日收益率数据建立 GARCH 模型逐个进行预测，而非建立一个模型对所有周（月）的波动率进行预测。由于不同的时间段内估计出的模型会不一样，如果只用一个模型去预测未来九年中每周（月）的波动率，会大大降低 GARCH 的预测能力，采用滚动估计的方法能更好地提高模型的预测能力。

在用日数据建立 GARCH 模型时，对应的异方差是日收益率的方差。要得到未来一周（月）的方差，需要用该模型预测未来一周（月）中每天的方差，并将其加总得到，此时对方差的预测需要用到动态预测法。

不妨设对某一周（月）用日数据建立了 GARCH（1，1）模型：

$$h_t = \omega + \alpha a_{t-1}^2 + \beta h_{t-1} \tag{8}$$

设从第 $t+1$ 天开始进入了要预测的周（月）的第一天，则由第 t 天得到的预测残差 a_t 和预测方差 h_t 可以预测出第 $t+1$ 天的条件方差 h_{t+1}，但是在预测该周（月）第二天（即第 $t+2$天）的条件方差时会遇到一个问题，由于是站在第 t 天开始进行预测，此时不知道第 $t+1$天预测的残差项 a_{t+1}。此时，用预测出的第 $t+1$ 天的收益率代替第 $t+1$ 天的真实收益率，由此得到第 $t+1$ 天的残差项 a_{t+1}，将其代入条件方差模型，则得到了第 $t+2$ 天的预测方差 h_{t+1}。以此类推，可以预测出该周（月）每天的收益率方差（加总即得到该周（月）收益率的方差），这种预测方法即为动态预测法。可以想见，由于用均值方程收益率的预测值代替其真实值，导致每次的预测误差都被揉入到后面的预测中，预测的期限越长，预测的结果就会越差。

与隐含波动率相对应，估计的是对应于 2000 年 1 月到 2008 年 10 月共 103 周（月）的波动率模型。针对每周（月）分别估计 GARCH 模型（因此共得到了 103 个 GARCH 模型），由于使用的是动态估计模型的方法，故在不同的样本期内估计出的模型是不同的。在选择确定模型时，首先选择那些参数显著的模型，在此基础上根据 AIC 最小的准则选取最适合的模型。最后得到的最适合的模型中，最常见到的还是 GARCH（1，1）模型，在周波动率模型和月波动率模型中分别有 40 和 31 个；其次是 GARCH（2，0）模型，分别有 29

个和 27 个。多数模型的 ARCH、GARCH 项滞后阶数都不超过 2（见表 1）。

表 1 估计得到的 GARCH 模型类别

周波动率模型	GARCH（1）	GARCH（2）	GARCH（3）	GARCH（4）
ARCH（0）	12	29	10	1
ARCH（1）	40	8	3	0
月波动率模型	GARCH（1）	GARCH（2）	GARCH（3）	GARCH（4）
ARCH（0）	18	27	5	1
ARCH（1）	31	19	1	0

注：（1）横向的 GARCH 指标表示方差模型中滞后的 GARCH 项（异方差 h_t）滞后的阶数，纵向的 ARCH 类表示的是 ARCH 项（残差项 a_t）滞后的阶数；（2）月波动率模型中，有一个月的波动率建立 GARCH 模型后预测得到的波动率为负，最终采用 EGARCH 模型估计，故月波动率模型个数加总为 102 个，另有一个为 EGARCH 模型。

相临阶段估计出的模型表现出前后的一致性，即会出现在这几个连续的月份中得到的最适合的模型都是 GARCH（1，1），而在那几个连续的月份中得到的最适合的模型都是 GARCH（1，0）模型的现象，没有在临近的月份中交替出现各种模型的现象。这也说明在不同的时间段内，适用的模型会不同，用一个模型来预测每个月份的波动率是不合适的。

3 已实现波动率的计算

已实现波动率（σ^{RE}）用来衡量隐含波动率的预测能力和所包含的信息，是根据对应于期权剩余期限的日收益率的标准差计算得到：

$$\sigma^{RE} = \sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(r_i - \bar{r})^2} \qquad \left(\bar{r} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} r_i\right) \tag{9}$$

其中，n 为实际交易天数，r_i 为日对数收益率。历史波动率 σ^{His} 作为参照，用于比较隐含波动率信息含量是否多于过去。与 Canina 和 Figlewski（1993）、Christensen 和 Prabhala（1998）一致，用当前观察日之前的、匹配期限的已实现波动率作为历史波动率，即 $\sigma^{His} = \sigma^{RE}_{t-1}$，用 σ^{LRE} 来表示。最后，为了便于比较，对所有的波动率都进行了年化处理，一年按 247 天（交易日）计算。

4 波动率的统计特性

表 2 给出了周、月隐含波动率、GARCH 波动率以及对应的已实现波动率的统计特性。从表 2 可以看到，周波动率中，无论是 GARCH 波动率还是隐含波动率，其均值偏离已实现波动率的均值都较远，而月波动率中这种偏离则较小，意味着短期的预测难于长期的预测。而 JB 统计量及其对应的 P 值说明这三种波动率（无论是周波动率还是月波动率），都不是正态分布，但月波动率中，隐含波动率和 GARCH 波动率都比较接近于正态分布。

表 2 波动率的统计特性

周波动率	均值	标准差	中位数	最小值	最大值	偏度	峰度	JB	P
σ^{RE}	0.1932	0.1269	0.1577	0.0361	0.9039	2.4092	11.8436	435.2844	0
σ^{GAR}	0.2197	0.1174	0.1973	0.0603	0.9376	2.4797	14.8348	706.6597	0
σ^{BS}	0.1855	0.1179	0.1570	0.0693	0.9987	3.8325	24.4325	2223.5290	0

（续）

月波动率	均值	标准差	中位数	最小值	最大值	偏度	峰度	JB	P
σ^{RE}	0 2157	0. 1341	0. 1786	0. 0653	1 1023	3 4621	20 9379	1571. 2780	0
σ^{GAR}	0 2099	0. 0931	0. 1793	0. 0822	0 5661	1 1847	4 4602	32 9222	0
σ^{BS}	0 2174	0. 0953	0. 1961	0. 0947	0 6385	1 6423	7. 0293	114 8514	0

注：JB 为正态性检验的雅克－贝拉（Jarque-Bera）统计量，p 值为 JB 统计量对应的概率水平。

考察其与已实现波动率的相关性，结果如表 3 所示。

表 3 相关系数矩阵

周波动率	σ^{RE}	σ^{GAR}	σ^{BS}	月波动率	σ^{RE}	σ^{GAR}	σ^{BS}
σ^{RE}	1			σ^{RE}	1		
σ^{GAR}	0 6943	1		σ^{GAR}	0 6092	1	
σ^{BS}	0 5989	0 6412	1	σ^{BS}	0 7193	0 8168	1

三、实证结果

本文采用包含回归法（encompassing regression）检验 GARCH 波动率与隐含波动率所包含的信息。Fair 和 Shiller（1990）对用这种方法比较不同模型所含信息的研究给出了明确的阐述。用 X_{1t}、X_{2t}分别表示模型 1、模型 2 在 $t-1$ 时刻对 Y_t 的预测，考虑回归：

$$Y_t=\alpha+\beta X_{1t}+\gamma X_{2t}+u_t \tag{10}$$

如果模型 1、2 在 $t-1$ 时刻对 Y_t 的预测都不包含任何信息，那么估计出的 β、γ 都应当为 0；如果两个模型在 $t-1$ 时刻对 Y_t 的预测包含的是相互独立的信息，则 β 和 γ 都不应当为 0；如果两个模型都包含了对 Y_t 预测的信息，但是模型 1 的信息完全被包含在模型 2 中，则 β 应当为 0，而 γ 不为 0；如果两个模型包含了同样的信息，即 X_{1t}、X_{2t} 完全相关，则 β 和 γ 都不能被识别。

本文考虑回归模型：

$$\sigma_t^{RE}=\alpha+\beta^{LRE}\sigma_t^{LRE}+\beta^{GAR}\sigma_t^{GAR}+\beta^{BS}\sigma_t^{BS}+\varepsilon_t \tag{11}$$

其中，σ 是资产收益率的波动率，下标 t 表示观察的日期，滞后的 σ^{RE} 即 σ^{LRE} 代表历史波动率。

1. 一周 GARCH 波动率、隐含波动率所含信息的比较

首先考察对未来一周波动率的预测所含的信息。表 4 概括了使用不重叠样本的一个月波动率的单变量和多变量回归结果。括号内为标准误，是考虑过异方差和序列相关后得到的稳健值。

单变量回归中，如果一个波动率不包含未来波动率的信息，那么斜率系数 β 应当为 0。由表 4 看到，在所有的单变量回归中，斜率系数 β 都为正且在任何传统显著水平上都显著地异于 0，即所有的波动率都包含了未来波动率的信息。

如果一个波动率是未来已实现波动率的无偏估计，则斜率系数 β 应当为 1，而截距项 α 为 0。即检验第二个假设 H_0：$\alpha=0$，$\beta=1$。Wald 系数检验，在表的最后一列给出 χ^2统计量所对应的 p 值。在关于历史波动率、GARCH 波动率的回归中，这一假设在任何传统显著性水

平下都被拒绝了，但关于隐含波动率的回归中，该假设在5%的显著性水平下不能被拒绝。

在单变量回归中，关于GARCH 波动率的回归所对应的 R^2 最大（0.477），隐含波动率对应的 R^2 次之（0.352），而历史波动率对应的 R^2 最小（0.073），说明在这三种波动率中，GARCH 波动率对未来已实现波动率的解释最多，包含了最多的信息，而历史波动率包含了最少的信息。

在双变量回归中，可以看到在加入GARCH 波动率、隐含波动率后，历史波动率的系数变得都不显著，这说明历史信息冗余，其信息已包含在GARCH 波动率和隐含波动率中。此外，还可看到，加入GARCH 波动率后的 R^2（0.483）比加入隐含波动率后的 R^2（0.352）要高，说明GARCH 波动率所含的信息应当多于隐含波动率。在关于GARCH 波动率和隐含波动率的双变量回归中，隐含波动率的系数变得不显著，说明隐含波动率的信息可能已经包含在GARCH 波动率中。

在三变量回归中，历史波动率、隐含波动率的系数变得都不显著，说明GARCH 波动率所含信息最多，并包含了隐含波动率、历史波动率所含的信息。

表4 周波动率的单变量、多变量回归结果

单变量回归	α	β^{LRE}	β^{GAR}	β^{BS}	调整的 R^2	D—W 值	P（χ^2）
估计量	0.137	0.291					
标准误	(0.023)	(0.092)			0.073	2.186	0.000
P 值	0.000	0.002					
估计量	0.028		0.751				
标准误	(0.024)		(0.115)		0.477	2.214	0.001
P 值	0.231		0.000				
估计量	0.074			0.645			
标准误	(0.043)			(0.249)	0.352	2.060	0.069
P 值	0.087			0.011			
双变量回归	α	β^{LRE}	β^{GAR}	β^{BS}	调整的 R^2	D—W 值	P（χ^2）
估计量	0.035	−0.107	0.818				
标准误	(0.020)	(0.081)	(0.134)		0.483	2.027	0.001
P 值	0.077	0.188	0.000				
估计量	0.064	0.073		0.617			
标准误	(0.030)	(0.127)		(0.282)	0.352	2.220	0.067
P 值	0.033	0.566		0.031			
估计量	0.016		0.570	0.281			
标准误	(0.023)		(0.203)	(0.212)	0.513	2.318	0.000
P 值	0.480		0.006	0.189			
三变量回归	α	β^{LRE}	β^{GAR}	β^{BS}	调整的 R^2	D—W 值	P（χ^2）
估计量	0.024	−0.120	0.640	0.282			
标准误	(0.019)	(0.079)	(0.215)	(0.225)	0.518	2.095	0.000
P 值	0.199	0.133	0.004	0.213			

注：（1）P（χ^2）是 Wald 系数检验的 P 值；（2）单变量回归中的关于系数的原假设依次为：$\alpha=0$，$\beta^{LRE}=1$；$\alpha=0$，$\beta^{GAR}=1$；$\alpha=0$，$\beta^{BS}=1$；（3）双变量回归中的原假设依次为：$\alpha=0$，$\beta^{LRE}=1$，$\beta^{GAR}=0$；$\alpha=0$，$\beta^{GAR}=0$，$\beta^{BS}=1$；$\alpha=0$，$\beta^{GAR}=0$，$\beta^{BS}=1$；（4）三变量回归中的原假设为：$\beta^{LRE}=0$，$\beta^{GAR}=0$，$\beta^{BS}=1$。

2　一个月 GARCH 波动率、隐含波动率所含信息的比较

同样考察对未来一个月波动率所含信息的比较，结果见表 5。首先从单变量回归可以看到，GARCH 波动率包含了关于已实现波动率的信息，其回归系数显著不为 0。但从调整的 R^2 看，GARCH 波动率对已实现波动率的解释能力最小，为 0.417，隐含波动率的 R^2 最大，为 0.513。从 Wald 系数检验可以看到，都不能拒绝这三种波动率是已实现波动率的无偏估计，从单变量回归可以看到，GARCH 波动率所含信息最少，接近于历史波动率。

从双变量回归来看，只要存在历史波动率或者隐含波动率，GARCH 波动率的系数就变得不显著，即 GARCH 波动率所含信息已被全部包含在历史波动率或隐含波动率中，不再含有更多信息。而只要存在隐含波动率，历史波动率也变得不显著，因而隐含波动率应当包含了所有其他波动率所含信息。

三变量回归则表明当模型中出现了隐含波动率后，GARCH 波动率和历史波动率的系数都变得不显著，意味着所有关于 GARCH 波动率、历史波动率的信息都被包含在隐含波动率中了。

表 5

单变量回归	α	β^{LRE}	β^{GAR}	β^{BS}	调整的 R^2	D—W 值	P（χ^2）
估计量	0.036	0.860					
标准误	（0.040）	（0.227）			0.419	1.585	0.200
P 值	0.375	0.000					
估计量	0.023		0.904				
标准误	（0.044）		（0.241）		0.417	1.755	0.511
P 值	0.598		0.000				
估计量	−0.004			1.012			
标准误	（0.053）			（0.276）	0.513	1.634	0.940
P 值	0.937			0.000			
双变量回归	α	β^{LRE}	β^{GAR}	β^{BS}	调整的 R^2	D—W 值	P（χ^2）
估计量	0.009	0.580	0.401				
标准误	（0.051）	（0.155）	（0.317）		0.448	1.581	0.028
P 值	0.850	0.000	0.209				
估计量	−0.008	0.255		0.782			
标准误	（0.049）	（0.216）		（0.365）	0.518	1.669	0.413
P 值	0.864	0.240		0.035			
估计量	−0.008		0.094	0.937			
标准误	（0.055）		（0.299）	（0.326）	0.509	1.628	0.957
P 值	0.890		0.755	0.005			
三变量回归	α	β^{LRE}	β^{GAR}	β^{BS}	调整的 R^2	D—W 值	P（χ^2）
估计量	−0.010	0.245	0.042	0.757			
标准误	（0.053）	（0.208）	（0.289）	（0.380）	0.514	1.666	0.619
P 值	0.856	0.242	0.885	0.049			

注：（1）p（χ^2）是 Wald 系数检验的 P 值；（2）单变量回归中的关于系数的原假设依次为：$\alpha=0$，$\beta^{LRE}=1$；$\alpha=0$，$\beta^{GAR}=1$；$\alpha=0$，$\beta^{BS}=1$；（3）双变量回归中的原假设依次为：$\alpha=0$，$\beta^{LRE}=1$，$\beta^{GAR}=0$；$\alpha=0$，$\beta^{GAR}=0$，$\beta^{BS}=1$；$\alpha=0$，$\beta^{GAR}=0$，$\beta^{BS}=1$；（4）三变量回归中的原假设为：$\beta^{LRE}=0$，$\beta^{GAR}=0$，$\beta^{BS}=1$。

四、结　论

与隐含波动率相比，作为金融时间序列中最常使用的 GARCH 模型，其在预测波动率方面的表现不一而足。本文的实证分析发现在预测未来一周波动率时，GARCH 模型的表现优于隐含波动率，但在预测未来一个月波动率时，GARCH 模型的表现则明显劣于隐含波动率。

GARCH 模型是基于历史信息判断未来，历史是否重演，何时重演，本身是一个不确定的问题。而在经济突发事件出现时，依据历史信息的预测就变得更不可靠。隐含波动率与 GARCH 波动率不同，它加入了人们基于当前经济金融形势对未来的判断，并不去假设未来一定会重复历史。众多交易者出于对未来的判断给出了期权的交易价格，根据该价格，用 BS 公式“翻译”出人们对未来波动率的预期。因此，当期权市场的参与者众多，且比较明智、成熟时，由交易形成的期权价格就会比较合理，而由这样的期权价格得到的隐含波动率在预测未来波动率方面会优于时间序列模型。可以想见，参与者越多，交易量越大，人们对未来的判断就越准确。

实证结果也支持这一点，在预测一个月波动率时，隐含波动率优于 GARCH 模型，而预测一周波动率时则相反。这一方面是由于恒指期权市场中，剩余期限为一个月的期权交易最为活跃，交易量大，而剩余期限为一周的期权交易量较少，因而前者在反映信息方面更为全面，由此得到的隐含波动率预测能力优于 GARCH 波动率；另一方面，人们在预测未来时，短期的预测（如预测明天的恒指点数）总是难于长期的预测（如预测下个月的恒指点数），这也是造成不同期限隐含波动率与 GARCH 波动率表现相反的原因。此外，作为基于历史信息建立的时间序列模型，其在预测未来时，是建立在未来的变化规律与过去相同的基础上，因而预测的期限越长，这种“相同”的可能就越小，预测的效果也就越差。

综上所述，在预测波动率时，时间序列模型法和隐含波动率法各有其特点。时间序列模型是根据历史数据建立合适的模型，预测未来；隐含波动率则是根据市场正在交易的期权价格提取信息，“翻译”出市场对未来波动率的预期。究竟是模型好，还是市场灵，一方面依赖于建立的模型在未来是否重复、有多大程度上的重复；另一方面则依赖于市场给出的期权价格是否合理，这取决于期权市场交易的活跃程度、参与者的专业水平及其成熟度。一般而言，时间序列模型适合于预测极短期（几天）的波动率，对中长期（一个月及以上）波动率的预测，则应采用隐含波动率法。

参 考 文 献

[1] Andersen, T. G., T. Bollerslev, and S Lange, *Forecasting Financial Market Volatility: Sample Frequency vis-a-vis Forecast Horizon* [J], Journal of Empirical Finance 1999, 6 (5): 457～477.

[2] Bates, D., The Crash of '87: *Was It Expected? The Evidence from Options Markets* [J], The Journal of Finance 1991, 46 (3): 1009～1044.

[3] Black F., and M. Scholes, *The Pricing of Options and Corporate Liabilities* [J], Journal of Political Economy. 1973, 81 (3): 637～654

[4] Blair, B J., S. H. Poon, and S. J. Taylor, *Forecasting S &P 100 Volatility: The Incremental Information Content of Implied Volatilities and High-Frequency Index Returns* [J], Journal of Econometrics, 2001, 105 (1): 5～26

[5] Bollerslev, T., *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* [J], Journal of Econometrics 1986, 31 (3): 307~28.

[6] Canina, L., and S. Figlewski, *The Informational Content of Implied Volatility* [J], Review of Financial Studies 1993, 6 (3): 659~681.

[7] Christensen, B. J., and N. R. Prabhala, *The Relation between Implied and Realized Volatility* [J], Journal of Financial Economics. 1998, 50 (2): 125~150.

[8] Cox, J. C., and M. Rubinstein, *Options Markets* [M], Prentice-Hall 1985.

[9] Ederington, L. H., and W. Guan, *The Information Frown in Option Prices* [J], Journal of Banking and Finance 2005, 29 (6): 1429~1457.

[10] Engle, R. F., *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation* [J], Econometrica 1982, 50 (4): 987~1007.

[11] Fair, R. C., and R. J. Shiller, *Comparing Information in Forecasts from Econometric Models* [J], American Economic Review. 1990, 80 (3): 375~389.

[12] Gemmill, G., *The Forecasting Performance of Stock Options on the London Traded Options Market* [J], Journal of Business Finance & Accounting. 1986, 13 (4): 535~546

[13] Hull, J., and A. White, *The Pricing of Options on Assets with Stochastic Volatilities* [J], Journal of Finance 1987, 42 (2): 281~300

[14] Lamoureux, C. G., and W. D. Lastrapes, *Forecasting Stock-Return Variance: Toward an Understanding of Stochastic Implied Volatilities* [J], Review of Financial Studies 1993, 6 (2): 293~326.

[15] Martens, M., and J. Zein, *Predicting Financial Volatility: High-Frequency Time-Series Forecasts vis-à-vis Implied Volatility* [J], Journal of Futures Markets. 2004, 24 (11): 1005~1028

[16] Szakmary, A., et al. *The Predictive Power of Implied Volatility: Evidence from 35 Futures Markets* [J], Journal of Banking & Finance 2003, 27 (11): 2151~2175.

[17] 魏巍贤、周晓明:《中国股票市场波动的非线性 GARCH 预测模型》[J],《预测》1999 年第5 期。

[18] 魏宇、余怒涛:《中国股票市场的波动率预测模型及其 SPA 检验》[J],《金融研究》2007 年第7 期。

[19] 周杰、刘三阳:《条件自回归极差模型与波动率估计》[J],《数量经济技术经济研究》2006 年第9 期。

（责任编辑：陈卫宾；校对：曹　宇）

中国数量经济学会
第十届理事会第一次常务会议纪要

中国数量经济学会第十届理事会第一次常务会议于 2009 年 12 月 26 日在北京中国社会科学院召开，汪同三理事长及学会副理事长、常务理事共 50 余人出席了会议，李富强常务副理事长主持了会议，学会秘书处常务副秘书长彭战汇报了秘书处的工作。

会议听取了学会常务理事、华侨大学胡日东教授关于 2010 年年会筹办情况的汇报，听取并批准了学会理事、山东省社科院经济研究所张卫国所长关于承办 2011 年年会的申请。会议讨论决定了 2010 年会的承办方案，批准了秘书处 2009 年的财务决算和 2010 年的财务预算。根据学会章程，决定增补北京信息科技大学葛新权教授为学会副理事长；会议决定由副理事长佟仁城教授组织成立中国数量经济学会经济风险计量专业委员会。

根据秘书处的提议，会议讨论了举行纪念颐和园讲习班开班 30 周年纪念活动的若干事宜。会上，与会代表就当前国际金融危机、数量经济学与中国现实经济问题以及年会的主题等发表意见进行讨论，会议还商议了其他有关事项。