

中国上市银行长短期 VaR 混频计量估算及其有效性研究^①

王周伟^② 魏鹏飞^③

摘要: 本文基于 MIDAS-QR 模型和 GARCH-MIDAS 模型研究分析了 2012 年至 2020 年期间,我国 16 家上市银行及银行业的股票收益率在不同持有期内影响其风险价值的长短期成分的因素。研究表明: MIDAS-QR 模型估算结果更加准确、稳健;我国上市银行的风险价值主要来源于其长期成分,短期 VaR 围绕其长期成分有着更加剧烈、更加频繁的上下波动;月度 VaR 的绝对值要远高于日度 VaR 的绝对值,这说明一项资产持有时期越长,所面临的风险也就越大。

关键词: MIDAS-QR 模型; GARCH-MIDAS 模型; 风险价值; 失败比率检验法

1 引言

上市银行作为金融系统的主要组成部分,其风险价值的准确度量 and 风险价值的来源分析对于防范和化解系统性金融风险有着至关重要的意义。在金融资产的风险度量方面 VaR 是目前国内外的研究中使用最为广泛的方法之一,也是国际金融风险度量的标准。VaR 反映了一项金融资产在一定的置信水平下和持有期内所有可能遭受的最大损失。在 VaR 的测度方面,现有文献中较为常用的两种方法为 GARCH 族模型法和分位数回归法。

从资产的持有期的角度来看,一项资产的风险价值不仅与该资产本身有关,还与持有该项资产的期限有关。持有一项资产的时期越长,所面临的风险也就越大,持有一项资产的时期越短,所面临的风险也就越小。从资产本身的角度来讲,影响该资产风险价值的因素既有低频因素又有高频因素。其中高频因素主要包括资本市场的随机扰动等因

^① 本文为国家自然科学基金面上项目《结构变化中银行系统性金融风险的多维多重传染研究》(71973098)的阶段性成果。

^② 王周伟(1969.1-),男,山西闻喜人,博士,教授,上海师范大学商学院,副院长,研究领域:金融管理,空间金融,金融计量。联系电话:13524423239;联系邮箱:wangzhouw@163.com;邮寄地址:上海市桂林路100号上海师范大学商学院,邮编:200234。

^③ 魏鹏飞(1994.6-),男,硕士研究生,上海师范大学商学院,研究领域:金融风险,金融管理,金融计量。联系电话:19821838269;联系邮箱:wei-pengfei@outlook.com;邮寄地址:上海市桂林路100号上海师范大学商学院,邮编:200234。

素, 而低频因素主要包括公司的运营水平、宏观经济政策等因素。但目前的研究大多为 VaR 测度的准确性的研究, 对于 VaR 的长期成分、短期成分的影响因素的研究还比较少, 国内也鲜有文章分析研究 VaR 的长期成分和短期成分, 对于持有期对风险价值 VaR 影响的分析也比较少。

因此, 本文基于 GARCH-MIDAS 模型首先分析了影响风险价值的长期因素和短期因素, 然后使用 MIDAS-QR 模型研究分析了在持有期为一个月 (22 个交易日) 的条件下, 风险价值的短期影响因素和长期影响因素对风险价值的影响。

2 文献综述

从现有的文献来看, 在目前的 VaR 研究中常用的研究模型有 GARCH 族模型和分位数回归模型。其中, GARCH 族模型是研究金融风险的一类常用的模型。传统的 GARCH 模型最早由 Bollerslev 等^[1] (1986) 提出, 但传统的 GARCH 模型要求模型中的数据基于相同的采样频率, 而在现实的经济环境中, 资本市场的波动率不仅取决于资本市场本身, 还与宏观经济的基本面相关。因此, 为解决高频的市场数据与低频的宏观经济数据之间的融合问题, Engle 等^[2] (2008) 将混频的思想引入到了 GARCH 模型中, 后来的学者们在此基础上提出了 GARCH-MIDAS 模型, 从本质上来说 GARCH-MIDAS 模型也即是一个卡尔曼滤波的过程。目前使用 GARCH-MIDAS 模型研究金融市场收益率的模型有很多, 例如: 苏治等^[3] (2017) 基于不同权重函数的混频 GARCH 模型研究了中国股市的波动情况, 并对比分析了不同权重函数下模型的稳健性和适用性。同时, 研究结果表明宏观经济变量对股票市场的波动率有影响作用, 其中实际 GDP 与工业增加值影响的滞后性更长。于孝建等^[4] (2018) 对已实现 GARCH 模型进行了拓展, 提出了混频已实现 GARCH 模型 (M-Realized GARCH 模型)。文章通过抽样模拟的方法验证了在预测精度方面 M-Realized GARCH 比 Realized GARCH 表现更好。石强等^[5] (2019) 通过 GARCH-MIDAS 模型对我国股票市场的波动和宏观经济之间的关系进行了研究。研究表明: 例如, 消费品零售额与工业增加值等宏观经济变量对股市的长期波动有正向的影响作用, 而利率和货币供给对股市波动的影响与宏观经济的发展阶段有关。

传统的分位数回归模型与传统的 GARCH 模型类似, 都要求数据基于同样的采样频率, 这限制了同频数据模型的使用场景, 混频分位数回归模型也因此应运而生。本文所使用的混频分位数回归模型为 Ghysels 等^[6] (2016) 提出的 MIDAS-QR 模型, 目前国内已有学者使用该模型进行经济问题的研究。例如: 许启发等^[7] (2020) 基于 MIDAS-QR 模型, 从沪深 300 中选取了 10 只代表性的成分股, 研究了条件偏度组合投资决策, 研究表明基于 MIDAS-QR 模型的条件偏度测度方法是条件偏度的一种有效测度方法, 其表现稳定且不易受到异常值的影响。

本文在参考了国内外学者的研究基础之上,采用 GARCH-MIDAS 模型分析了风险价值的长期成分和短期成分,并使用 MIDAS-QR 模型测度了在较长持有期下我国上市银行的长期风险价值,并对比分析了风险价值的主要来源及其影响因素。

3 模型设定

GARCH-MIDAS 模型的优点在于:其一,GARCH-MIDAS 模型可以从短期波动率中提取出长期波动成分,波动率的长期成分能够反映出波动率变化的长期趋势;其二,GARCH-MIDAS 模型可以利用高频的收益率信息来提高长期波动预测的准确性,进而可以更加有效地测度 VaR。而 MIDAS-QR 模型虽然在 VaR 的测度方法上有所不同,与 GARCH-MIDAS 模型有着类似的优点,都可以基于高频数据来预测低频指标,充分利用了高频数据的信息。因此,有必要对 GARCH-MIDAS 模型所测度的短期风险价值(GSVaR)、长期风险价值(GLVaR)和 MIDAS-QR 模型所测度风险价值(QVaR)进行对比分析,进而研究分析不同方法下 VaR 测度的有效性及 VaR 的主要来源。

(一) MIDAS 分位数回归模型

为尽可能有效地利用已有的数据信息,这里先采用 MIDAS 分位数回归模型(MIDAS-QR)来测度收益率的 α 分位数。MIDAS 分位数回归模型的一般形式可表示为:

$$q_{\alpha}(r_{t,n}) = \beta_0 + \beta_1 Z_{t-1}(k) \quad (1)$$

$$Z_{t-1}(k) = \sum_{d=0}^D \psi(k) x_{t-1-d} \quad (2)$$

其中, $q_{\alpha}(r_{t,n})$ 表示 n 期收益率的 α 分位数,当 $q_{\alpha}(r_{t,n})$ 表示月度收益率数据时,周期 n 可以设定为 22; x_{t-1-d} 表示高频数据变量; $\psi(k)$ 表示高频数据权重函数; D 即为高频数据的滞后期。

(二) 基于 MIDAS-QR 模型的 VaR 估算

将公式 1 中的 α 分位数设定为 0.05,即可得到基于 MIDAS-QR 模型的与数据同频率的风险价值:

$$QVaR_t = q_{0.05}(r_{t,22}) \quad (3)$$

其中, $QVaR_t$ 即为第 t 期基于 MIDAS-QR 模型测度出的风险价值。

(三) GARCH-MIDAS 模型

GARCH-MIDAS 模型将收益率的波动分为两个部分,长期波动成分和短期波动成分,其中长期波动成分与宏观经济的状况相联系,短期波动成分为一个 GARCH 过程,长期波动成分与短期波动成分的几何平均值就是混频 GARCH-MIDAS 模型所度量的波动率。GARCH-MIDAS 模型的一般形式为:

$$r_{it} = u + \sqrt{\tau_t g_{it}} \varepsilon_{it}, \quad \varepsilon_{it} | \Phi_{i-1,t} \sim N(0,1) \quad (4)$$

$$g_{i,t} = (1 - \alpha - \beta) + \alpha \frac{(r_{i-1,t} - u)^2}{\tau_t} + \beta g_{i-1,t} \quad (5)$$

$$\tau_t = m + \theta \sum_{k=1}^K \psi_k(w_1, w_2) V_{t-k} \quad (6)$$

$$\psi_k(w, 1) = \frac{(1 - k/K)^{w-1}}{\sum_{j=1}^K (1 - j/K)^{w-1}} \quad (7)$$

$$V_t = \sum_{i=1}^N r_{it}^2 \quad (8)$$

公式(4)即为 GARCH-MIDAS 模型,其中 r_{it} 表示第 t 个时期中,第 i 个时点的对数收益率; τ_{it} 为模型中波动率的长期部分; V_t 为每个时期的已实现波动率; $\psi_k(w)$ 为第 k 个滞后时期的所对应的权重函数; g_{it} 代表收益率的短期波动成分, g_{it} 服从 GARCH(1,1) 过程。

假设已知 GARCH-MIDAS 模型中标准化残差分布,用极大对数似然函数法可以得到模型的参数估计值。其似然函数的形式为:

$$LLF = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \left[\ln(2\pi) + \ln g_t(\Phi) \tau_t(\Phi) + \frac{(r_t - u)^2}{g_t(\Phi) \tau_t(\Phi)} \right] \quad (9)$$

(四) 基于 GARCH-MIDAS 模型的长短期 VaR 测度

风险价值 (VaR) 是既定持有期内一定置信水平下的潜在最大风险损失,其实际上就是置信水平对应的风险损失分位数。由此定义在正态分布下可得风险价值计算的方差-协方差法,但股票投资收益率分布具有尖峰厚尾特征,且考虑到不同银行的之间的差异,本文采用经验法来计算基于 GARCH-MIDAS 模型的短期风险价值 $GSVaR_{i,t}$ 与基于 GARCH-MIDAS 模型的长期风险价值 $GLVaR_{i,t}$,其估算式分别如公式 10、公式 11 所示:

$$GSVaR_{i,t} \approx -F^{-1}(0.05) \sqrt{g_{i,t} \tau_{i,t}} - u \quad (10)$$

$$GLVaR_{i,t} \approx -F^{-1}(0.05) \tau_{i,t} - u \quad (11)$$

式中, $F^{-1}(\cdot)$ 是公式 4 中 ε_{it} 的经验分布的 q 分位数,本文中 q 取值为 0.05; $\tau_{i,t}$ 表示第 t 个时期的长期波动成分; $g_{i,t}$ 表示第 t 个时期,第 i 个时刻的短期波动成分。

(五) VaR 估算方法的有效性比较

本文采取失败比率检验法,对比不同 VaR 估算方法的有效性。记失败率为 F ,则有:

$$F = \frac{\sum_{t=1}^N I(r_t < VaR_t)}{N} \quad (12)$$

其中, N 为总样本数; $I(\cdot)$ 为示性函数; r_t 为第 t 个时期的月度收益率。

4 实证研究

(一) 数据的描述性统计

为对基于不同模型的 VaR 的测度结果进行对比研究, 本文选取了 2010 年 9 月 30 日至 2019 年 12 月 31 日 16 家上市银行的每日的收盘价数据和总市值数据。首先计算上市银行的日对数收益率, 并根据公式 13 计算求得以该 16 上市银行为代表的银行业收益率。此外, 由于部分银行的收盘价数据中存在 0 值等异常值数据, 因此在计算对数收益率之前, 本文首先采用线性插值的方法对收盘价中的异常值进行了处理。此外, 在参考刘璐等^④ (2016) 的做法的前提下, 银行业的收益率按照加权平均求得:

$$r_{m,t} = \frac{\sum_{i=1}^N w_{i,t} r_{i,t}}{\sum_{j=1}^N w_{j,t}} \quad (13)$$

其中, $r_{m,t}$ 表示银行业第 t 日的收益率数据, $w_{i,t}$ 表示上市银行 i 的第 t 日的总市值, $r_{i,t}$ 表示上市银行 i 的第 t 日的对数收益率。

由于本文根据 GARCH-MIDAS 模型所测度的短期风险价值 (GSVaR)、长期风险价值 (GLVaR) 和根据 MIDAS-QR 模型所测度风险价值 (QVaR) 均为月度指标, 所以在得到日度收益率之后, 本文这里使用滚动窗口的方式将日度收益率处理为月度收益率, 其处理方法为:

由于本文根据 GARCH-MIDAS 模型所测度的短期风险价值 (GSVaR)、长期风险价值 (GLVaR) 和根据 MIDAS-QR 模型所测度风险价值 (QVaR) 均为月度指标, 所以在得到日度收益率之后, 本文这里使用滚动窗口的方式将日度收益率处理为月度收益率, 其处理方法为:

$$mr_t = \sum_{j=1}^{22} r_{t+j} \quad (14)$$

其中, mr_t 即为第 t 期的月度收益率。

各上市银行与银行业的对数收益率数据及各上市银行的总市值数据的描述性统计分别如下表 1-2 所示:

^④ 刘璐,王春慧.基于 DCC-GARCH 模型的中国保险业系统性风险研究[J].宏观经济研究,2016(09):90-99.

表 1 上市银行收益率的描述性统计

银行	最小值	最大值	均值	标准差	偏度	峰度
平安银行	-54.286	9.555	-0.001	2.463	-5.212	113.4
浦发银行	-26.943	9.56	-0.002	1.872	-1.678	30.18
民生银行	-19.557	9.544	0.009	1.817	-0.815	20.155
招商银行	-10.44	9.14	0.047	1.789	0.288	7.017
华夏银行	-34.079	9.58	-0.015	2.069	-3.201	52.691
中国银行	-11.629	9.658	0.004	1.455	-0.035	16.095
工商银行	-10.428	9.531	0.017	1.403	-0.109	12.379
兴业银行	-61.98	9.579	-0.007	2.473	-9.686	231.101
中信银行	-10.564	9.613	0.008	1.997	0.363	9.051
交通银行	-10.954	9.625	-0.001	1.649	-0.128	14.673
宁波银行	-27.236	9.563	0.038	2.231	-1.255	21.401
南京银行	-60.744	9.553	-0.009	2.459	-8.279	192.434
北京银行	-21.092	9.58	-0.033	1.937	-2.239	31.916
建设银行	-10.577	9.566	0.02	1.609	-0.257	12.252
农业银行	-10.423	9.641	0.015	1.4	-0.008	13.52
光大银行	-10.444	9.663	0.011	1.788	0.435	10.075
银行业	-10.488	8.326	0.017	1.379	-0.074	11.421

表 2 上市银行总市值数据的描述性统计

	最小值	最大值	均值	标准差	偏度	峰度
平安银行	5.2E+10	3.34E+11	1.44E+11	6.13E+10	0.599	3.032
浦发银行	1.33E+11	4.01E+11	2.63E+11	8.34E+10	-0.065	1.315
民生银行	1.32E+11	3.91E+11	2.57E+11	6.64E+10	-0.334	1.892
招商银行	2.07E+11	9.68E+11	4.53E+11	2.18E+11	0.803	2.33
华夏银行	5.34E+10	1.58E+11	9.45E+10	2.45E+10	-0.004	1.684
中国银行	6.84E+11	1.65E+12	9.8E+11	1.82E+11	0.453	2.706
工商银行	1.13E+12	2.76E+12	1.65E+12	3.00E+11	0.612	2.721
兴业银行	1.26E+11	4.28E+11	2.61E+11	8.73E+10	-0.075	1.578
中信银行	1.60E+11	4.81E+11	2.61E+11	6.09E+10	0.182	2.136
交通银行	2.57E+11	6.98E+11	3.88E+11	7.99E+10	0.233	2.39
宁波银行	2.27E+10	1.64E+11	5.77E+10	3.3E+10	1.072	3.566
南京银行	2.17E+10	8.71E+10	4.65E+10	1.95E+10	0.077	1.315
北京银行	5.62E+10	1.65E+11	1.03E+11	3.19E+10	-0.005	1.438
建设银行	9.45E+11	2.45E+12	1.38E+12	3.05E+11	0.564	2.349
农业银行	7.44E+11	1.54E+12	1.02E+12	1.84E+11	0.312	1.742
光大银行	1.04E+11	2.98E+11	1.68E+11	4.24E+10	0.120	1.937

由表 1 中各上市银行收益率数据的描述性统计可以看出, 各上市银行的对数收益率特征存在着明显的差异, 大多数上市银行的收益率都具有尖峰、厚尾、左偏的特征。其中, 平安银行、兴业银行、南京银行的峰度在 100 以上, 其他大多数上市银行收益率的峰度介于 10 到 50 之间。因此, 考虑到各上市银行收益率分布的差异, 为得到一个较为可靠的风险价值 VaR 的度量结果, 利用 GARCH-MIDAS 模型计算 VaR 时, 本文将其残差采用经验分布的方法来度量各上市银行的风险价值。

(二) 模型估计结果

采用滚动的月度收益率,将公式6、公式7与公式8中的固定窗口N设定为3,滞后期K设定为5,则GARCH-MIDAS模型的模型参数估计结果如表3所示:

表3 月收益率下GARCH-MIDAS模型的参数估计结果

参数	μ	α	β	θ	ω	m
平安银行	-0.851*** (0.000)	0.798*** (0.000)	0.000*** (1.000)	0.284** (0.014)	1.185** (0.015)	24.23*** (0.006)
浦发银行	-0.568*** (0.000)	0.904*** (0.000)	0.000 (1.000)	0.425 (0.114)	7.467*** (0.008)	24.983 (0.121)
民生银行	-0.441*** (0.000)	0.956*** (0.000)	0.018 (0.621)	0.995 (0.666)	1.008*** (0.000)	59.415 (0.667)
招商银行	-0.376*** (0.000)	0.910*** (0.000)	0.019 (0.572)	0.285 (0.337)	1.001*** (0.000)	35.429 (0.324)
华夏银行	-0.687*** (0.000)	0.824*** (0.000)	0.000 (1.000)	0.338** (0.018)	1.991*** (0.000)	11.78** (0.012)
中国银行	0.016 (0.713)	0.823*** (0.000)	0.081*** (0.005)	0.224 (0.120)	1.596*** (0.006)	11.836 (0.138)
工商银行	-0.246*** (0.000)	0.751*** (0.000)	0.232*** (0.000)	-0.039 (0.747)	35.29 (1.000)	77.227 (0.733)
兴业银行	1.025*** (0.000)	0.947*** (0.000)	0.033 (0.247)	1.546 (0.689)	1.072*** (0.000)	98.001 (0.701)
中信银行	-0.792*** (0.000)	0.907*** (0.000)	0.010 (0.689)	0.243 (0.252)	1.001*** (0.000)	36.958 (0.243)
交通银行	-0.446*** (0.000)	0.861*** (0.000)	0.000 (1.000)	0.171* (0.061)	2.134** (0.014)	17.913* (0.053)
宁波银行	0.900*** (0.000)	0.829*** (0.000)	0.091** (0.024)	0.143 (0.239)	1.001*** (0.000)	51.314 (0.224)
南京银行	-0.059 (0.360)	0.686*** (0.000)	0.312*** (0.000)	-0.058 (0.942)	29.182 (1.000)	1586.894 (0.938)
北京银行	0.046 (0.443)	0.909*** (0.000)	0.000 (1.000)	0.007 (0.772)	1.001* (0.054)	60.39 (0.131)
建设银行	0.375*** (0.000)	0.871*** (0.000)	0.073*** (0.001)	0.232 (0.372)	1.005*** (0.000)	31.906 (0.365)
农业银行	0.473*** (0.000)	0.783*** (0.000)	0.074 (0.137)	0.151** (0.028)	2.105** (0.003)	13.438** (0.036)
光大银行	-0.796*** (0.000)	0.886*** (0.000)	0.011 (0.762)	0.287 (0.141)	1.001*** (0.000)	17.855 (0.127)
银行业	0.466*** (0.000)	0.884*** (0.000)	0.036 (0.370)	0.259 (0.230)	1.001*** (0.000)	15.832 (0.219)

注:***表示p值不大于1%,**表示p值不大于5%,*表示p值不大于10%。

GARCH-MIDAS模型中的 θ 值反映了模型中的长期成分与总波动率之间的关系,当 θ 为正时,宏观经济变量与总波动率之间为正相关,反之为负相关。对于部分上市银行而言,在5%的显著性水平下,GARCH-MIDAS模型中如公式5所表示的波动率的短期成分、公式6所表示的波动率的长期成分的参数估计显著,这说明金融资产的月度收益率波动可以分解为长期波动和短期波动。其中,短期波动主要由随机因素等高频的短期因素所决定,宏观经济状况、上市银行的运营情况等低频的长期因素作用于长期波动,如公式3所示,总波动率为短期波动与长期波动的几何平均。

将固定窗口n设定22个交易日,公式2中的滞后期D设定为22*14个交易日,MIDAS-QR模型的模型参数估计结果如表4所示:

表 4: MIDAS-QR 模型的参数估计结果

参数	β_0	β_1	k	参数	β_0	β_1	k
平安	0.342 (0.786)	-10.583 (0.000)***	2.847 (0.000)***	交通	0.521 (0.369)	-9.906 (0.000)***	3.738 (0.000)***
浦发	-9.367 (0.000)***	-1.816 (0.129)	2.326 (0.719)	宁波	9.389 (0.000)***	-15.059 (0.000)***	5.624 (0.000)***
民生	-6.863 (0.000)***	-4.511 (0.000)***	4.360 (0.458)	南京	43.801 (0.000)***	-46.909 (0.000)***	1.015 (0.000)***
招商	1.389 (0.325)	-9.356 (0.000)***	3.583 (0.000)***	北京	-1.041 (0.589)	-14.127 (0.000)***	1.967 (0.000)***
华夏	-0.013 (0.990)	-12.427 (0.000)***	5.856 (0.000)***	建设	-0.837 (0.329)	-8.423 (0.000)***	4.055 (0.000)***
中国	-1.349 (0.015)**	-8.998 (0.000)***	3.327 (0.000)***	农业	-2.169 (0.000)***	-5.923 (0.000)***	11.739 (0.000)***
工商	-3.397 (0.000)***	-5.359 (0.000)***	21.186 (0.000)***	光大	-1.547 (0.002)***	-7.509 (0.000)***	5.145 (0.000)***
兴业	-0.023 (0.963)	-9.273 (0.000)***	4.993 (0.000)***	银行业	-0.925 (0.049)**	-8.415 (0.000)***	4.582 (0.000)***
中信	0.144 (0.868)	-9.333 (0.000)***	9.381 (0.000)***				

注: ***表示 p 值不大于 1%, **表示 p 值不大于 5%, *表示 p 值不大于 10%。

从表 4 中的模型参数估计结果来看,大部分模型的模型参数在 0.05 的显著性水平下显著,这说明使用 MIDAS-QR 模型来度量我国上市银行与银行业的月度收益率风险价值是合适的。

(三) VaR 度量结果的有效性评价

为评价基于 GARCH-MIDAS 模型的月度短期风险价值(GSVaR)、月度长期风险价值(GLVaR)和基于 MIDAS-QR 模型所测度的月度风险价值(QVaR)预测结果的有效性,本文对各上市银行和银行业的 GSVaR、GLVaR、QVaR 进行了失败率检验,其检验结果如表 5 所示:

表 5 GSVaR、GLVaR、与 QVaR 的失败率检验表

银行	GSVaR	GLVaR	QVaR	银行	GSVaR	GLVaR	QVaR
平安银行	14.189	9.715	5.156	交通银行	8.766	6.778	5.052
浦发银行	10.574	2.033	5.104	宁波银行	1.943	3.751	5.156
民生银行	10.529	0.542	5.104	南京银行	4.519	1.039	5.104
招商银行	6.914	2.350	5.104	北京银行	3.841	9.173	5.156
华夏银行	8.857	5.739	5.104	建设银行	2.621	2.305	5.104
中国银行	4.293	4.835	5.104	农业银行	2.124	3.525	5.156
工商银行	7.592	2.847	5.156	光大银行	16.222	7.366	5.156
兴业银行	1.356	0.226	5.156	银行业	1.808	2.169	5.156
中信银行	10.303	3.796	5.052				

注: LVaR 的失败率为月收益率(连续 22 个交易日的收益率之和)的失败率检验结果

从表 5 中的失败率检验结果来看,GSVaR 的失败率与 5%的理论失败率水平较大,且部分银行的 GSVaR 失败率检验结果超过了 10%,还有部分银行的 GSVaR 失败率只有 1%左右,远低于 5%的理论水平;从 GLVaR 的失败率检验结果来看,其与 5%的理论失

败率水平也有这一定的偏离,但从偏离程度上来看要优于 GSVaR 的失败率检验结果,不同银行或银行业的 GSVaR 和 GLVaR 存在着较大差异;基于 MIDAS-QR 模型测度的 QVaR 失败率检验结果则与 5% 的理论水平非常接近,且不同银行或银行业的 QVaR 失败率基本上无差异。从失败率检验的结果来看, QVaR 的风险价值测度结果要优于 GSVaR 和 GLVaR 的风险价值测度结果。产生以上结果的原因,本文将结合其时变图进一步分析。

(四) VaR 度量的影响因素分析

1. 从测度方法上来看

为进一步对比月度 GSVaR、GLVaR 和 QVaR 的差异,并分析产生这种测度差异的原因。该小节给出了在 95% 的置信水平下,将 2012 年至 2020 年期间基于不同方法测度的我国上市银行的月度 GSVaR、GLVaR 和 QVaR 时变图,如图 1 所示:

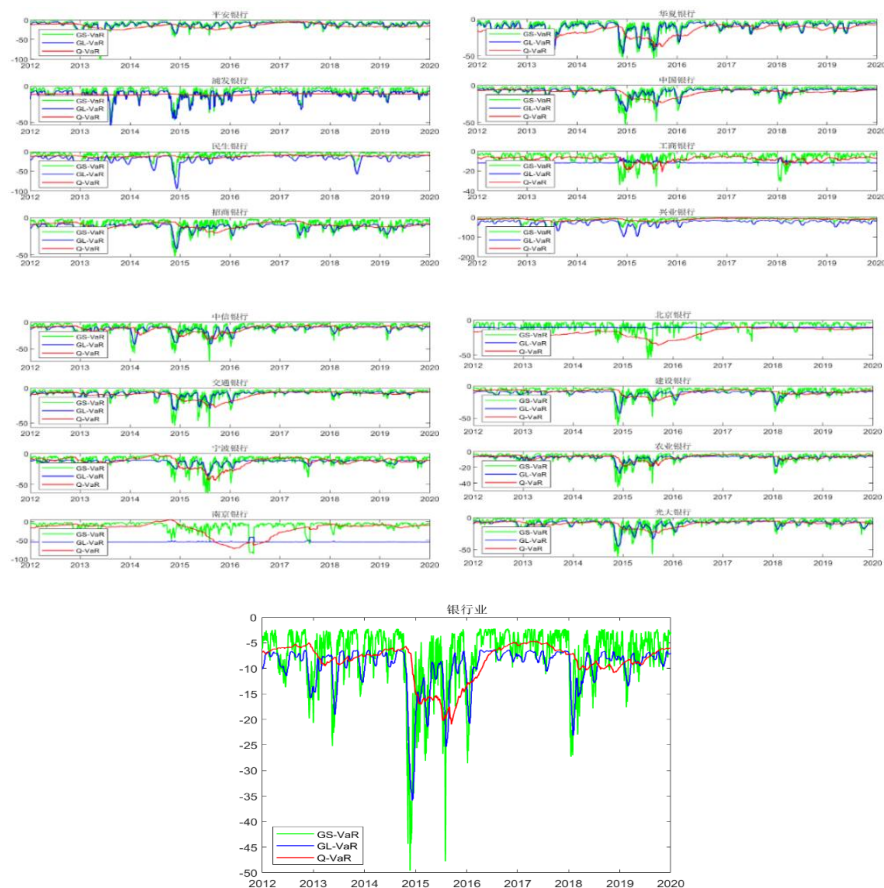


图 1 上市银行及银行业风险价值的顺序图

首先,通过对比 GSVaR 与 GLVaR 可以发现, GSVaR 围绕其长期成分 GLVaR 上下波动,这说明我国上市银行的风险价值主要来源于其长期成分,也即是我国上市银行的风险价值主要取决于影响其收益率的低频的长期因素,而高频的短期冲击只在短期内影响其风险价值的大小,上市银行的风险价值最终会回复到其长期成分左右。其次,通过对比 GSVaR 与 GLVaR 可以看出, GSVaR 相较于 GLVaR 波动更加频繁。这是由于大

数定律的存在,随着一项资产持有期增长,高频的随机正向冲击与随机负向冲击的影响效果会逐渐消失,长期 VaR 主要来源于 VaR 的长期成分,而短期因素的影响十分有限。结合表 5 中失败率检验结果来看,一些短期因素,如:随机因素或噪音等,会对风险价值的测度产生负面的影响。此外,通过横向对比表格 5 中各上市银行与银行业的失败率检验结果和图 1 中的各上市银行与银行业的风险价值时变图可以看出,基于 GARCH-MIDAS 模型所测度的风险价值更容易受到残差分布特征的影响,而基于 MIDAS-QR 模型所测度的风险价值则不易受到分布特征的影响,测度结果也更加准确、稳健。

2.从资产的持有时期上来看

由于本文所采用的数据为日度数据,而 MIDAS-GR 模型只能计算相对低频的分位数,因此,为进一步对比不同持有期对风险价值的影响,本文将日度的 GSVaR、日度 GLVaR 与能较好反映低于月度风险价值的 QVaR 相比较。

采用日收益率,将公式 6、公式 7 中的固定窗口 N 设定为 22,滞后期 K 设定为 15,则 GARCH-MIDAS 模型的模型参数估计结果如下表 6 所示:

表 6 日收益率下 GARCH-MIDAS 模型的参数估计结果

参数	μ	α	β	θ	ω	m
平安银行	-0.032 (0.449)	0.342 (0.000)***	0.602 (0.000)***	0.155 (0.000)***	3.541 (0.000)***	1.749 (0.011)**
浦发银行	-0.074 (0.031)**	0.249 (0.000)***	0.642 (0.000)***	0.025 (0.000)***	3.134 (0.000)***	2.689 (0.000)***
民生银行	-0.005 (0.869)	0.199 (0.000)***	0.765 (0.000)***	0.086 (0.000)***	2.888 (0.000)***	1.033 (0.000)***
招商银行	0.044 (0.214)***	0.078 (0.000)***	0.863 (0.000)***	0.027 (0.000)***	5.288 (0.007)***	1.216 (0.000)***
华夏银行	-0.087 (0.001)***	0.756 (0.000)***	0.189 (0.000)***	0.261 (0.039)**	31.824 (0.000)***	6.438 (0.057)*
中国银行	-0.021 (0.401)	0.136 (0.000)***	0.779 (0.000)***	0.023 (0.000)***	4.062 (0.000)***	0.922 (0.000)***
工商银行	0.001 (0.974)	0.136 (0.000)***	0.788 (0.000)***	0.029 (0.000)***	3.771 (0.000)***	0.712 (0.000)***
兴业银行	0.016 (0.594)	0.152 (0.000)***	0.814 (0.000)***	0.052 (0.000)***	25.878 (0.000)***	1.941 (0.000)***
中信银行	-0.026 (0.469)	0.143 (0.000)***	0.771 (0.000)***	0.033 (0.000)***	5.014 (0.000)***	1.215 (0.000)***
交通银行	-0.026 (0.333)	0.163 (0.000)***	0.741 (0.000)***	0.023 (0.000)***	6.481 (0.000)***	1.156 (0.000)***
宁波银行	0.089 (0.046)**	0.149 (0.000)***	0.808 (0.000)***	0.015 (0.014)**	3.314 (0.158)	4.978 (0.000)***
南京银行	-0.035 (0.397)	0.154 (0.000)***	0.743 (0.000)***	0.110 (0.000)***	1.094 (0.000)***	-3.348 (0.000)***
北京银行	-0.053 (0.027)**	0.39 (0.000)***	0.572 (0.000)***	0.153 (0.000)***	1.059 (0.000)***	4.174 (0.000)***
建设银行	0.010 (0.716)	0.133 (0.000)***	0.764 (0.000)***	0.017 (0.000)***	5.359 (0.000)***	1.416 (0.000)***
农业银行	0.011 (0.628)	0.096 (0.000)***	0.811 (0.000)***	0.030 (0.000)***	4.479 (0.000)***	0.566 (0.000)***
光大银行	-0.024 (0.393)	0.147 (0.000)***	0.747 (0.000)***	0.032 (0.000)***	6.375 (0.000)***	0.892 (0.000)***
银行业	0.020 (0.420)	0.110 (0.000)***	0.818 (0.000)***	0.032 (0.000)***	6.179 (0.000)***	0.466 (0.000)***

注:***表示 p 值不大于 1%, **表示 p 值不大于 5%, *表示 p 值不大于 10%。

与表3中 GARCH-MIDAS 模型的参数估计结果类似,基于日收益率的 GARCH-MIDAS 模型参数估计结果显著。从模型的参数估计结果来看,从短期波动率中提取出长期波动成分是合适的。

各上市银行与银行业的日度 GSVaR、日度 GLVaR 与 QVaR 的时变图如图2所示:

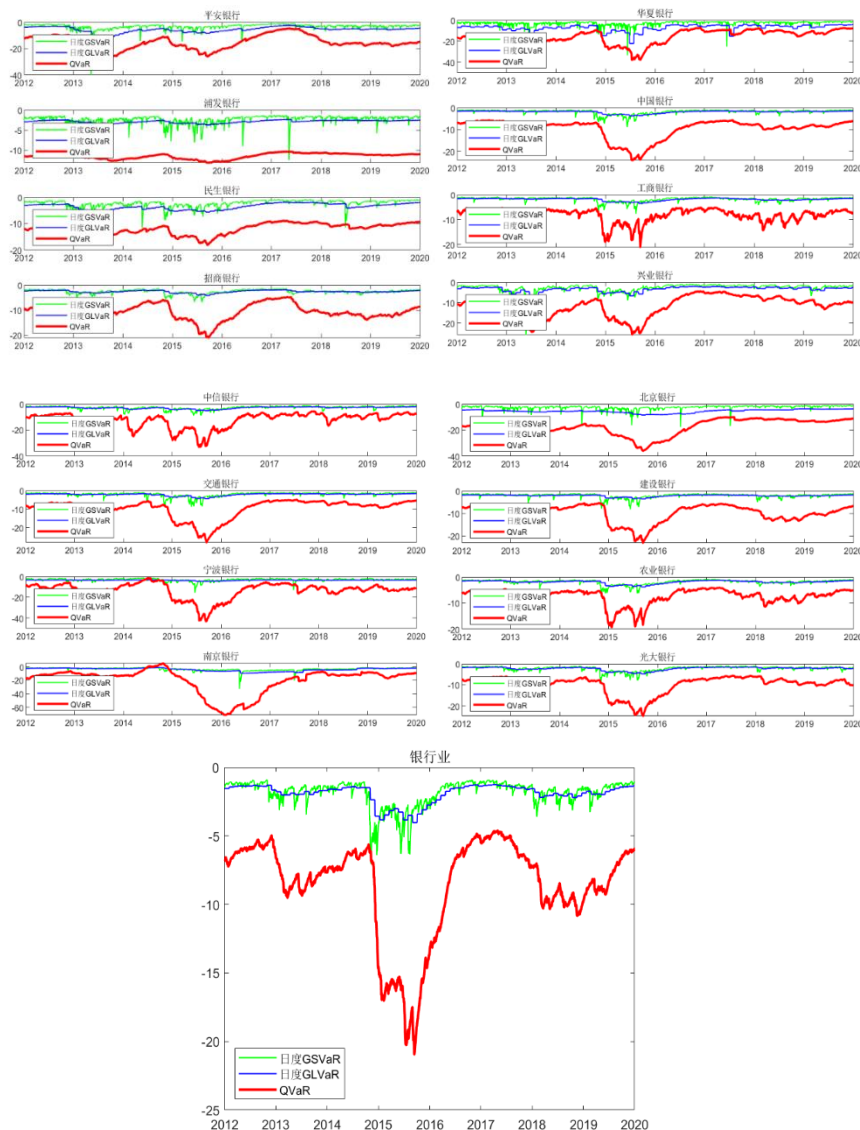


图2 日度 GSVaR、日度 GLVaR 与 QVaR 的时变图

与图1中的结果类似,GSVaR 围绕其长期成分 GLVaR 上下波动,这说明我国上市银行的风险价值主要来源于其长期成分,也即是我国上市银行的风险价值主要取决于影响其收益率的低频的长期因素,而高频的短期冲击只在短期内影响其风险价值的大小。此外,通过对于日度的风险价值,与月度的风险价值来看,月度的 QVaR 要明显高于日度的 GSVaR 和 GLVaR 值,这表明,一项资产在持有期较长(例如:一个月)的情况下,其风险价值要明显高于在持有期较短(例如:一天)的情况下的风险价值。

5 小结

综上所述,本文实证研究表明:其一、风险价值预测的失败率检验结果来看,基于 MIDAS-QR 模型的测度结果较 GARCH-MIDAS 模型的测度结果更加准确、稳健,受收益率分布特征的影响较小;其二、我国上市银行的风险价值主要来源于其长期成分,短期 VaR 围绕其长期成分上下波动而高频的短期冲击只在短期内影响其风险价值的大小,上市银行的风险价值最终会回复到其长期成分左右;其三、由于大数定律的存在,随着一项资产持有期增长,高频的随机正向冲击与随机负向冲击的影响效果会逐渐消失,GLVaR 主要来源于 GSVaR 的长期成分,而短期因素的影响十分有限,因此,短期 VaR 相较于长期 VaR 有着更加剧烈、更加频繁的波动;其四、月度 VaR 的绝对值要远高于日度 VaR 的绝对值,这说明一项资产持有时期越长,所面临的风险也就越大,这与实际情况是相符合的。

参考文献

- Bollerslev,T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*,1986, 31 (2) : 307- 327.
- Robert F. Engle, Jose Gonzalo Rangel, The Spline-GARCH Model for Low-Frequency Volatility and Its Global Macroeconomic Causes, *The Review of Financial Studies*, 2008,21 (3) : 1187–1222, <https://doi.org/10.1093/rfs/hhn004>
- 苏治,方形,马景义.一类包含不同权重函数的混频 GARCH 族模型及其应用研究[J].数量经济技术经济研究,2018,35(10):126-143.
- 于孝建,王秀花.基于混频已实现 GARCH 模型的波动预测与 VaR 度量[J].统计研究,2018,35(01):104-116.
- 石强,杨一文,刘雅凯.基于 GARCH-MIDAS 模型的宏观经济与股市波动关系[J].计算机工程与应用,2019,55(15):257-262+270.
- ERIC GHYSELS, ALBERTO PLAZZI, ROSSEN VALKANOV. Why Invest in Emerging Markets? The Role of Conditional Return Asymmetry. 2016, 71(5):2145-2192.
- 许启发,刘书婷,蒋翠侠.基于 MIDAS 分位数回归的条件偏度组合投资决策[J].中国管理科学,2021,29(03):24-36.
- 刘璐,王春慧.基于 DCC-GARCH 模型的中国保险业系统性风险研究[J].宏观经济研究,2016(09):90-99.

Analysis on the Effectiveness and Influencing Factors of VaR Calculation of Listed Banks in China ——Based on MIDAS-QR and GARCH-MIDAS Models

Abstract: Based on MIDAS-QR model and GARCH-MIDAS model, this paper studies and analyzes the factors that affect the long-term and short-term components of the value at risk of 16 listed banks and banking industry's stock returns in different holding periods from 2012 to 2020. The results show that: First, the failure rate test results of VaR prediction show that the measurement results based on MIDAS-QR model are more accurate and robust than those based on GARCH-MIDAS model, and are less affected by the distribution characteristics of return rate; Second, the value at risk of listed banks in China mainly comes from their long-term components. The short-term var fluctuates around their long-term components, while the high-frequency short-term impact only affects their value at risk in the short term, and the value at risk of listed banks will eventually return to the level of long-term components; Thirdly, due to the existence of the law of large numbers, with the growth of an asset's holding period, the effect of high-frequency random positive impact and random negative impact will gradually disappear. GLVaR mainly comes from the long-term component of GSVaR, while the influence of short-term factors is very limited. Therefore, compared with long-term var, short-term VAR has more severe and frequent fluctuations; Fourth, the absolute value of monthly VaR is much higher than the absolute value of daily VaR, which shows that the longer an asset is held, the greater the risk it faces, which is consistent with the actual situation.

Key words: MIDAS-QR; GARCH-MIDAS; VaR; Failure Rate