

中泰证券融资业务压力测试 量化分析模型

模型名字：压力测试量化模型

模型开发人员：候盈男、张研、唐月月、
姜萌、陆军、沈伟

指导老师：山东大学林路教授

模型版本：

文档版本：

模型编号：

中泰证券股份有限公司风控合规总部

二〇一五年十二月

目录

一、模型概述.....	3
二、模型的数据介绍.....	5
（一）、模型的开发数据来源.....	5
（二）、数据检验和转换.....	6
（三）、模型的运行数据.....	6
三、模型方法.....	7
（一）、模型方法总结.....	7
（二）、模型细节.....	10
四、模型测试.....	12
五、模型的运行.....	19
六、模型的风险和局限性.....	25
七、模型的检验、评估及改进计划.....	26

一、 模型概述

（一）、模型目的

2015年6月中旬以来，股市震荡加剧，给两融业务带来巨大压力，尤其在6月中旬的股灾中，两融业务客户的资金损失严重，部分客户甚至被强行平仓。这种压力不仅给客户带来巨大财产损失，也可能给证券公司带来流动性风险，并导致市场行情持续恶化。目前中泰证券有限责任公司杠杆倍数不断提高，400亿融资资金绝大多数来自两融收益权（融资融券业务资产标的收益分配权力）抵押的银行借款，在市场行情极端下跌中，很容易产生流动性危机，所以加强两融风险管控尤为重要。

在正常市场行情下，通常的风险度量方法，如 VaR 等都发挥着重要作用，但是当市场行情出现极端下跌时，传统的风险度量方法已经不再适用，风险带来的损失程度可能远超过正常水平。而证券公司用以应对日常风险的资金储备可能不足以应对极端压力，从而导致资金流动性危机及其他管理危机等。为了应对市场行情极端下跌带来的风险，给出合理的应对方案，以尽可能减小压力带来的各种损失，进行两融业务的压力测试研究已迫在眉睫。

为了量化证券公司融资业务在遭遇小概率极端不利行情下可能发生的损失，以事前衡量金融机构风险承受能力，融资业务压力测试量化模型应运而生。

（二）、应用的范围

本压力测试量化模型只适用于证券公司融资业务，施压指标限于以 HS300 为代表的市场行情，可以模拟 HS300 连续跌停几天的压力情形，估算证券公司融资业务的财务风险。

（三）、模型使用部门

中泰证券股份有限公司风控合规总部拥有该模型的使用权。

（四）、模型开发人员和运行版本

本模型主要由山东大学中泰证券金融研究院林路教授指导其硕士生——候盈男、张研、唐月月、姜萌、陆军、沈伟共同开发完成。在建模过程中，中泰证券风控合规总部程鹏经理以及林路教授的博士生刘永欣、柴海涛、董平给予了开发人员很多有益建议。

（五）、模型的开发工具和运行环境

该模型主要基于 Matlab R2013a 软件,利用 Excel 软件和 wind 资讯的 Matlab 接口储存并读取数据。

该模型可在任何安装了 Matlab、Excel、wind 客户端的标准 PC 上运行,我们开发模型时用到的 Lenove windows7 PC 配置如下: Intel(R) Core(TM) i5 CPU 650 @ 3.20GHz; RAM 4.00GB(2.99 GB 可用); 系统类型: 32 位操作系统。

（六）、模型与其他模型的相关性

暂未发现该模型与其他模型的相关性。

（七）、模型方法/流程的总体介绍和模型的预期结果

该模型包括两个子模型: 压力传导模型以及压力情景模型。压力传导模型是客户持仓证券组合加权收益率关于风险因子的线性回归模型, 其中风险因子是我们经过反复筛选得到与股票收益率线性关系较强并且这样建模最易通过线性检验的三个指标: HS300 收益率、ZZ500 收益率和资金流向占比; 压力情景模型是由两个线性模型建立, 第一个是 ZZ500 收益率关于 HS300 收益率做线性回归, 第二个是资金流向占比关于 HS300 收益率、ZZ500 收益率做线性回归。

压力情形分两类: 模拟情形和历史情形。模拟情形根据 HS300 自 2013 年 6 月 12 日到 2015 年 6 月 12 日的收益率分布情况选择其下侧极端分位点, 我们运行时, 选择其 0.005、0.05、0.1 的分位点的值——-0.01、-0.02、-0.05 作为初等

压力、中等压力、重度压力；我们选取了 6 月 15 日的股灾情形作为历史情形，与上面的中等压力接近。

流程如下：首先将 HS300 的压力值带入情景模型，得到 ZZ500 和资金流向占比的预测值，带入传导模型得到客户持仓证券组合加权收益率的预测值，进而计算客户的维持担保比、持仓市值损失，从而为证券公司风控部门防控客户违约风险提供支持。

（八）、不适合该模型应用的情况

首先，本压力测试模型暂时不适用于除融资业务外的其他业务；其次，本模型不能分析部分持仓异常的客户，下文模型的开发数据来源部分会讲到。

二、 模型的数据介绍

（一）、模型的开发数据来源

模型开发过程中用到的数据来源主要有两个：一是 wind 资讯，二是中泰证券风控合规部。其中，wind 资讯的 Matlab 接口可以直接将模型需要的股票价格、HS300、ZZ500、资金流向占比等数据导入 Matlab 程序，中泰证券风控合规部提供的客户持仓数据是 Excel 格式。

因为 6 月 15 日开始股市开始出现大跌，模型开发过程重点针对 6 月 12 日到 6 月 15 日的中泰证券融资业务客户群，采用中泰证券风控合规部提供的“持仓查询_new 2015-0611”和“客户资产负债汇总查询 2015-0612”两个电子表格数据；使用 wind 资讯下载对应客户群持有的所有股票在 2015 年 1 月 1 日至 2015 年 6 月 12 日收盘价和资金流向占比，并下载同一时期的 HS300 指数每日收盘价和 ZZ500 指数日收盘价。

模型开发过程剔除了部分持仓异常的客户，该类客户表现为当前持仓市值不等于股价乘以持股数量之和，无法用常规的方法量化分析。例如个别客户持有股票数量为零，但持仓市值非零，再如有些客户持有股票为某某配债或某某转债，

且面值大小不等，在数据处理中极为棘手。由于此类客户数量较少（6.6%），只把此类客户信息提取出来，以供参考或进一步研究。下表是客户数据筛选情况的统计：

初始记录	25085
当前持仓市值不等于股价乘以持股数量之和	-1652
最终记录	23433

（二）、数据检验和转换

建模过程需要对 HS300、ZZ500、股票收盘价数据需要转化成日收益率，资金流向占比不用处理。数据预处理之后都通过平稳性检验。

当遇到某些股票数据不完整的情况时，我们发现数据完全缺失的股票为面值 100 的配债，所以对股票价格赋值为 100 元；当某些股票价格部分缺失时，我们用股票能下载到的价格均值代替。

（三）、模型的运行数据

与开发数据一致，模型运行数据用到两个数据源：证券公司当前融资业务客户持仓情况和 wind 提供的最近 8 个月内的股价、HS300、ZZ500、股票资金流向占比数据。

运行模型时，不需要再预处理数据，开发的模型可以自动加载数据、预处理数据、识别异常客户、估计模型参数并在给定的压力值下给出客户维持担保比的变化和损失。

三、模型方法

（一）、模型方法总结

3.1.1 传导模型方法总结

该模型中的传导模型主要参考了附录参考文献中的[1][2][3]。在传导模型的建模时，线性模型依旧是主流，原因有二：首先是简单，然后是模型的解释性强。线性模型的解释变量选择是很重要的，好的变量集合应该包含尽量少的变量但同时因变量有较强的解释能力，不同的文献因为研究问题和所用数据的差异，其所用模型中的解释变量各不相同。我们结合实际数据情况，对文献中的模型方法进行了调整，主要是传导模型中被解释变量和风险因子的重新选择。

在建立传导模型的过程中，我们尝试了两种不同的被解释变量。首先是以单只股票的收益率为被解释变量建立线性模型，结果发现想预测准确单只股票收益率很难；后来，以客户的持仓证券组合加权收益率为被解释变量建立线性模型，结果发现模型的预测准确性增强。主要原因是客户的持仓证券组合加权收益率作为多只股票的平均值，与单只股票相比，随机性更好预测，模型系数估计方差会降低，预测精确度自然提高。有了理论和试验的支持，最终我们选择客户的持仓证券组合加权收益率为被解释变量建立线性模型。

对于风险因子的选择，我们进行了多种尝试，最终筛选出三个具有代表性的风险因子：HS300 收益率、ZZ500 收益率、投资组合资金流向占比。选择过程大致如下：

通过查找相关文献，首先确定出一个较大的风险因子候选集，包含了宏观与微观两大类因子，宏观风险因子包括：市场综合指数收益率、石油价格变化率、汇率变化率、经济增长率、通货膨胀率、货币供给增长率等；微观风险因子包括：规模因素（总市值、流通市值）、波动率、价值因素（现金流/流通市值）、成长因素（净资产收益率）、财务杠杆（总负责、总资产）、流动性因素（换手率）等。确定这些候选风险因子后，我们从统计与经济意义逐一进行分析。首先是看这些解释变量与因变量（股票加权收益率）之间的相关性大小，选择较大的几

个；然后逐个加入线性模型做回归，观察 P 值和 R^2 。根据统计结果，当模型包括 HS300 收益率、ZZ500 收益率、投资组合资金流向占比三个解释变量时，模型拟合程度就足够好了，说明模型的解释功能不错，而且模型比较简单。此外，从经济学角度分析，选出的三个风险因子直观上也较为符合经济学解释：

第一、HS300 指数收益率作为市场行情的主要体现，是市场行情的指标，绝大部分股票特别是大盘股都与其有一定的相互关系，HS300 收益率的波动会直接反应市场的走势，所以选其做第一个风险因子。由于其对股票价格收益率有较大的相关性，因此选用其作为施压对象，在情景模型中作为自变量，根据历史观测数据设定相应的压力值；

第二、由于客户数量较大，所涉及的股票种类繁多，其中有大量中小盘股，ZZ500 指数收益率主要反映小盘股的市场行情，所以选其作为第二个风险因子，且加入此指标后，线性回归的显著性和解释功能有所增强；

第三、在统计分析中发现，除了选择两个最具有解释功能的宏观因子外，加入微观因素也能够显著提升我们模型的解释程度。经过反复验证，我们选取了投资组合的资金流向占比作为微观因子，它能显著反映每支股票的价格趋势，所以选其作为传导模型的第三个风险因子。

3.1.2 情景模型方法总结

情景模型主要参考[3][4][5].传统的情景模型有敏感性分析、情景分析、相关性分析等类型。其中敏感性分析是指直接对关心的某个风险因子给出特定压力值，其他风险因子值保持不变，所以没有考虑各个风险因子的相关性；情景分析是指在特定情景下给出各个风险因子的压力值；相关性分析是在给出特定风险因子压力值时，根据各个风险因子间的相关性，求出其他风险因子的相应取值。其中相关性分析考虑到各个风险因子间的相关关系，更符合实际市场状况。

因而在相关性分析的框架下建立情景模型，我们主要尝试了向量自回归模型和相关性情景模型两种。向量自回归的优点是考虑风险因子历史数据对其的相互影响，所用数据多，涵盖信息广；缺点是在市场大涨大跌时，自回归的拟合程度较差，有较大的估计偏差，自回归模型整体表现不如相关性情景模型。实证

分析如下：

在选择 ZZ500 收益率与 HS300 收益率的相互关系时，对于二阶向量自回归，其相当于 t 期 ZZ500 收益率关于 t 期 HS300 收益率、t-1 期 ZZ500 收益率、t-2 期 ZZ500 收益率的线性回归，用历史数据进行线性回归，得到对应回归系数为 0.7633、0.0553、0.0172，检验 P 值为 1.5658e-22，检验 R^2 为 0.6471；另一方面，我们采用相关性分析模型时，即选用 t 期 HS300 收益率作为 t 期 ZZ500 收益率的解释变量时，回归模型得到的回归系数为 0.7637，检验 P 值为 6.0195e-25，检验 R^2 为 0.6421。

对于微观因子投资组合资金流向占比，该变量因客户而异。随机抽取个别客户进行类似上述对比，结果类似。

对比两个模型可以发现，在二阶向量自回归模型中，起作用的变量主要就是当期的 HS300 收益率，其他变量的系数相对于此变量系数较小，且在去掉其他变量的相关性模型中，检验 P 值明显减小，拟合程度在几乎没有变化。由此可以认为，同一时期 HS300 收益率足以解释 ZZ500 收益率，为提高模型效率起见，选用相关性分析模型而不用向量自回归模型。

对于微观因子投资组合资金流向占比，经过上述类似验证可得，用同一时期 HS300 收益率和 ZZ500 收益率两个变量效果最佳。

因而我们选择更简单有效的相关性情景模型。此时的情景模型分为两个单独进行的线性回归模型：第一个是 ZZ500 收益率关于 HS300 收益率做线性回归，第二个是资金流向占比关于 HS300 收益率、ZZ500 收益率做线性回归。先通过事先设定的 HS300 压力值得到 ZZ500 收益率预测值，再得到资金流向占比的预测值。

（二）、模型细节

3.2.1 传导模型的理论及估计

传导模型如下：

$$R_t^i = \alpha_t^i + X_{t1}^i \beta_1^i + X_{t2}^i \beta_2^i + X_{t3}^i \beta_3^i + \varepsilon_t^i, \\ i = 1, \dots, m; t = 1, \dots, n。$$

其中 R_t^i 代表第 i 个客户在 t 时刻的投资组合收益率， X_{t1}^i ， X_{t2}^i ， X_{t3}^i 分别为第 i 个客户在 t 时刻的三个风险因子，分别为 HS300 收益率、ZZ500 收益率、投资组合加权资金流向占比， β_1^i ， β_2^i ， β_3^i 分别为三个风险因子关于 R_t^i 的回归系数， α_t^i 为回归常数项， ε_t^i 为回归残差。各系数使用最小二乘估计。

3.2.2 情景模型的理论及估计

情景模型如下：

$$\begin{cases} X_{2t} = \alpha_2 + X_{1t} \beta_2 + u_{2t} \\ X_{3t}^i = \alpha_3^i + X_{1t} \beta_{31}^i + X_{2t} \beta_{32}^i + \varepsilon_{3t}^i \end{cases}, \\ t = 1, 2, \dots, n。$$

其中 X_{1t} ， X_{2t} ， X_{3t}^i 分别为 t 时期 HS300 收益率、ZZ500 收益率和第 i 个客户的投资组合资金流向占比。使用最小二乘估计各系数。

3.2.3 模型的计算流程与运行细节

该模型具体操作过程为：

Step1.估计传导模型参数：我们在开发过程中用 2015 年 1 月 1 日至 2015 年 6 月 12 日股票日收益率、资金流向占比、HS300 指数日收益率和 ZZ500 指数日收益率，代入传导模型，利用最小二乘估计，得到每个客户投资组合收益率关于 HS300 收益率、ZZ500 收益率和投资组合资金流向占比的回归系数，并进行模型检验；

Step2.估计情景模型参数：利用上述历史数据同时得到情景模型的回归系数

并进行模型检验；

Step3.设置压力值：压力情形分两类——模拟情形和历史情形。模拟情形是根据 HS300 自 2013 年 6 月 12 日到 2015 年 6 月 12 日的收益率分布情况，我们测试时，选择 HS300 分布 0.005、0.05、0.1 的分位点的值-0.01、-0.02、-0.05 作为初等压力、中等压力、重度压力。对于历史情形，我们选取了 6 月 15 日股灾情形，与上面的中等压力接近。

Step4.将 HS300 压力值带入估计好的情景模型得到 ZZ500 和资金流向占比的预测值，进而通过估计好的传导模型得到客户持仓证券组合加权收益率的预测值，进而计算客户损失大小。

在模型运行过程中需要注意以下细节：

(1) 在压力情形下，我们利用上述模型预测的某些客户的收益率可能下跌比较严重，考虑到股票有涨跌停限制，我们在利用上述模型预测投资组合加权收益率时，加入涨跌停限制条件，即当投资组合收益率大于涨停板 0.1 时，将收益率值设定为 0.1；当投资组合收益率小于跌停板-0.1 时，将收益率值设定为-0.1；

(2) 若情景模型没有通过显著性检验，我们采用临近的 30 天相应数据的平均值代替相关性模型的预测值，即及时用非参数模型代替不合理的参数模型，使得模型预测值更加合理；

(3) 实际运行时，证券公司可以采用最近 6 至 8 个月的数据估计模型系数，压力值也可以更改。

四、模型测试

(一) 线性检验

4.1.1 多因子传导模型线性检验

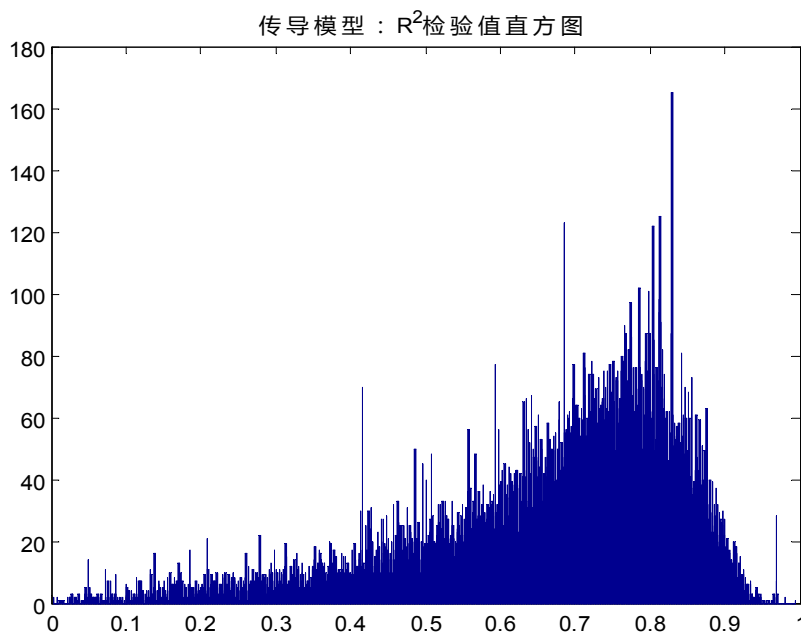
传导模型的作用在于建立承压指标与风险因子之间的联系。我们采用的是多因子线性回归模型，直接得到的是所有客户投资组合收益率的预测值。该部分模型检验结果汇总如下：

1) P 值检验

对持仓查询中的每一个客户，分别建立投资组合收益率与对应三个风险因子的线性回归模型，通过显著性检验（检验 P 值小于 0.05）的模型有 23312 个，占正常客户总量的 99.44%，即该模型对大部分客户都适用。并且观察 P 值大小，发现大部分都很小甚至达到 $10e-4$ ，说明模型及风险因子选择很合理。

2) R^2 检验

R^2 取值范围在 0 到 1 之间，其大小代表了线性模型中因子的解释能力，值越大说明因子解释能力越大，因子选择越合理。



因为每个客户都可以建立一个传导模型，所以得到所有客户的 R^2 画出其柱状图如上， R^2 检验值代表模型对数据的解释程度，有 80% 以上的模型解释程度大于等于 0.5216；有 70% 以上的模型解释程度大于等于 0.6018；有 50% 以上的模型解释程度大于等于 0.7050。该结果说明线性回归模型拟合优度较高，传导模型选择比较合理。

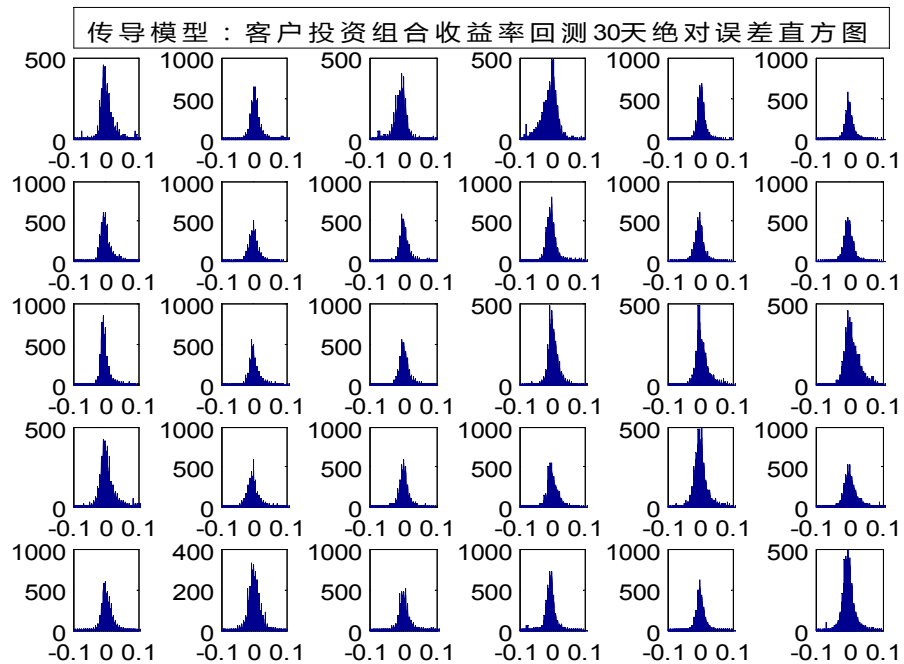
4.1.2 相关性情景模型线性检验

在选择 ZZ500 收益率与 HS300 收益率的相互关系时，选用 t 期 HS300 收益率作为 t 期 ZZ500 收益率的解释变量时，回归模型得到的回归系数为 0.7637，检验 P 值为 $6.0195e-25$ ，检验 R^2 为 0.6421。对于微观因子投资组合资金流向占比，结果类似，不再赘述。

(二) 拟合效果检验

4.2.1 多因子传导模型拟合程度检验

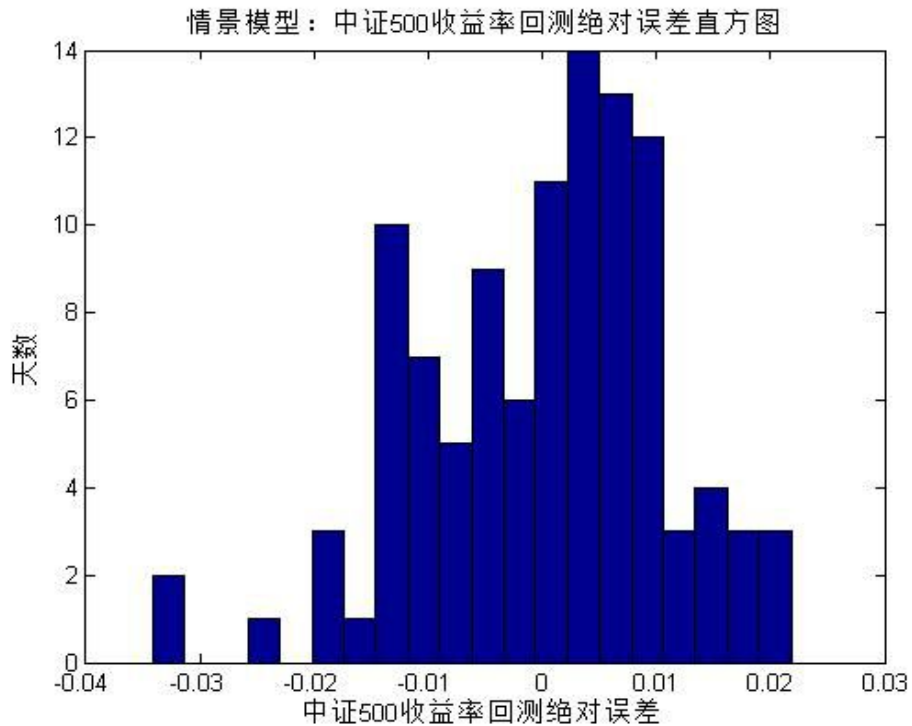
为了进一步检验传导模型的拟合程度，我们从 2015 年 6 月 12 日回测 30 天的数据，画出回测的残差直方图如下：



由上图可知，投资组合收益率的绝对误差 80%以上都在 $[-0.01, 0.01]$ 之间，进一步说明模型的拟合程度较好。

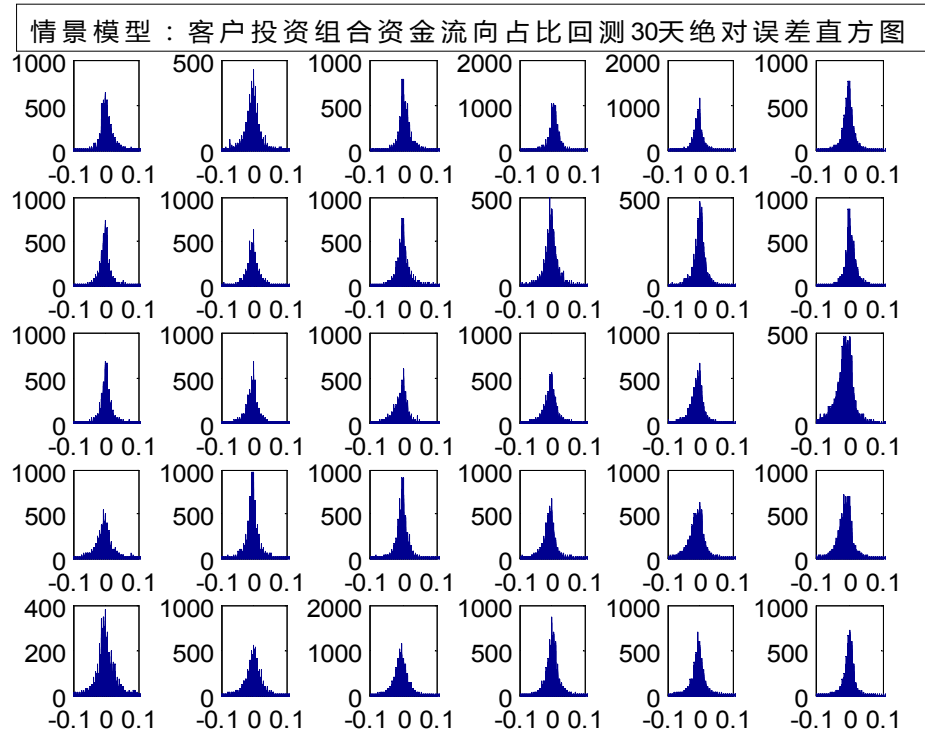
4.2.2 相关性情景模型拟合程度检验

对于 ZZ500 收益率，我们从 2015 年 6 月 12 日回测 30 天，画出绝对误差直方图，回测绝对误差平均值是 0.0065。



该图的 80%分位点在正负 0.0132 之间，说明模型的拟合程度较为合理。

对于客户投资组合资金流向占比，我们从 2015 年 6 月 12 日回测 30 天，画出绝对误差直方图如下：



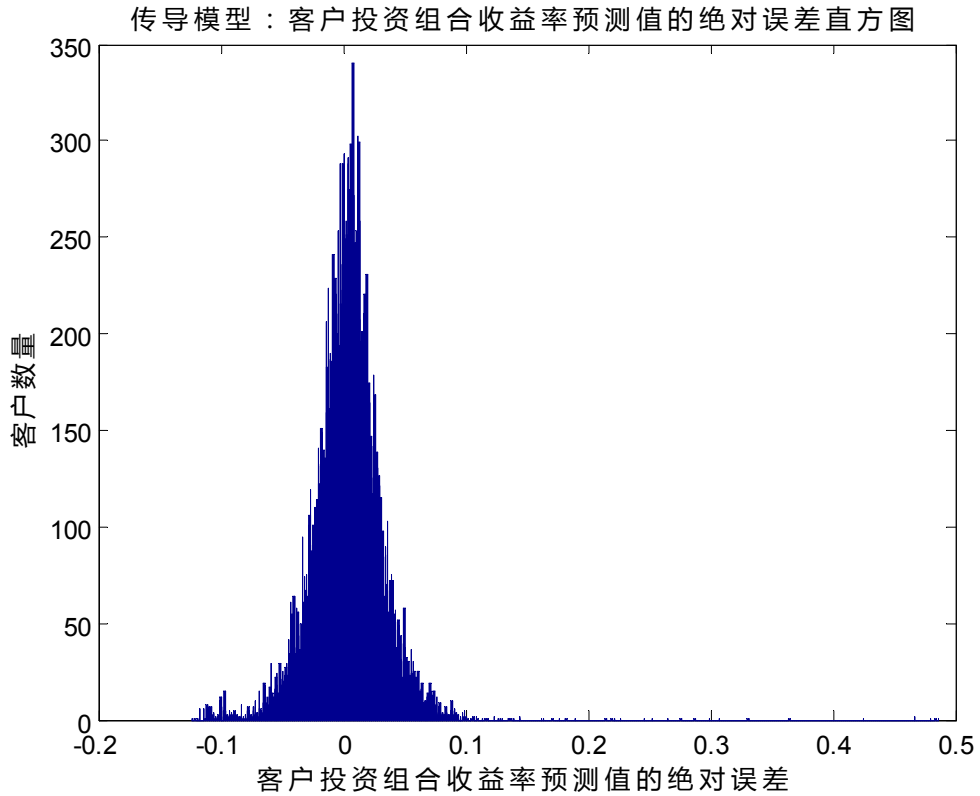
通过上图发现客户投资组合资金流向占比的绝对误差 80%以上都在 $[-0.01, 0.01]$ 之间可知模型拟合效果很好。

(三) 预测精度检验

4.3.1 多因子传导模型预测精度检验

4.3.1.1 投资组合收益率预测精度检验

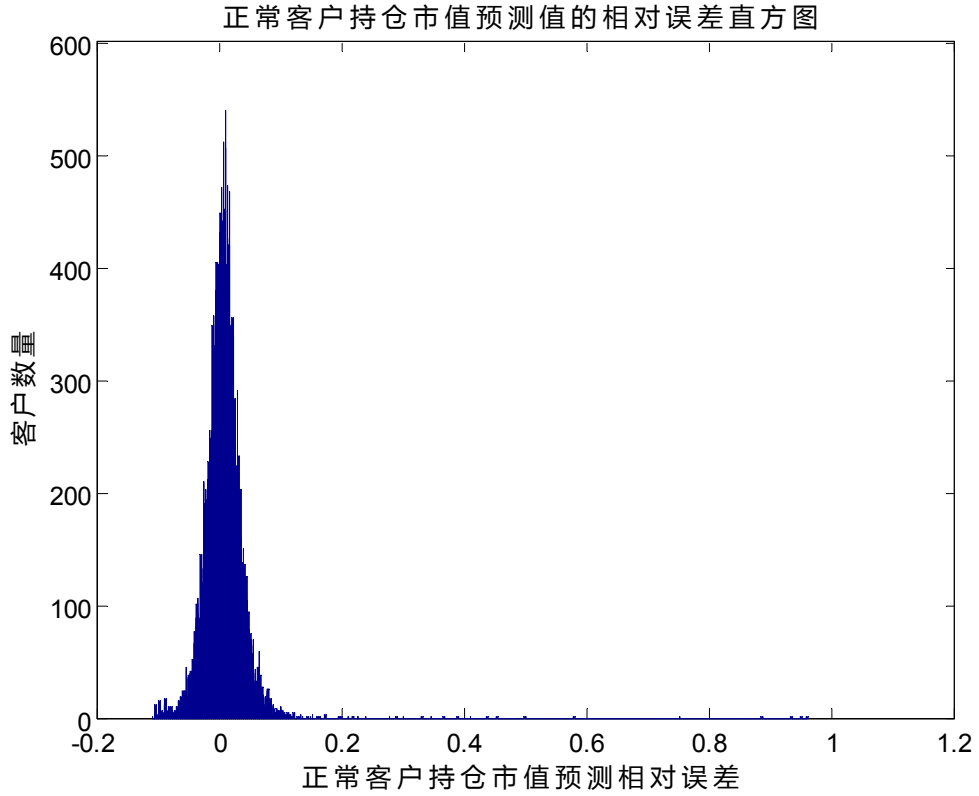
我们比较每个客户的投资组合收益率 2015 年 6 月 15 日预测值与真实值, 以此来刻画压力测试中传导模型精确度, 以下是客户投资组合收益率的预测相对误差直方图。



对于客户投资组合收益率的预测绝对误差，其均值为 0.0034，方差为 $8.3572e-04$ ，且从图中看出绝对误差在 0 附近几乎对称，故可以认为对投资组合收益率的预测是无偏的。其中预测相对误差的 0.8 分位点为 0.0223，0.1 分位点为 -0.0284，说明大约 70% 的客户预测相对误差绝对值在 0.01 之间，该结果说明模型的预测精确度较高。

4.3.1.2 持仓市值预测精度检验

我们比较每个客户的持仓市值 2015 年 6 月 15 日预测值与真实值，以此来刻画压力测试中传导模型精确度，以下是客户持仓市值的预测相对误差直方图。



相对误差的分位点如下表：

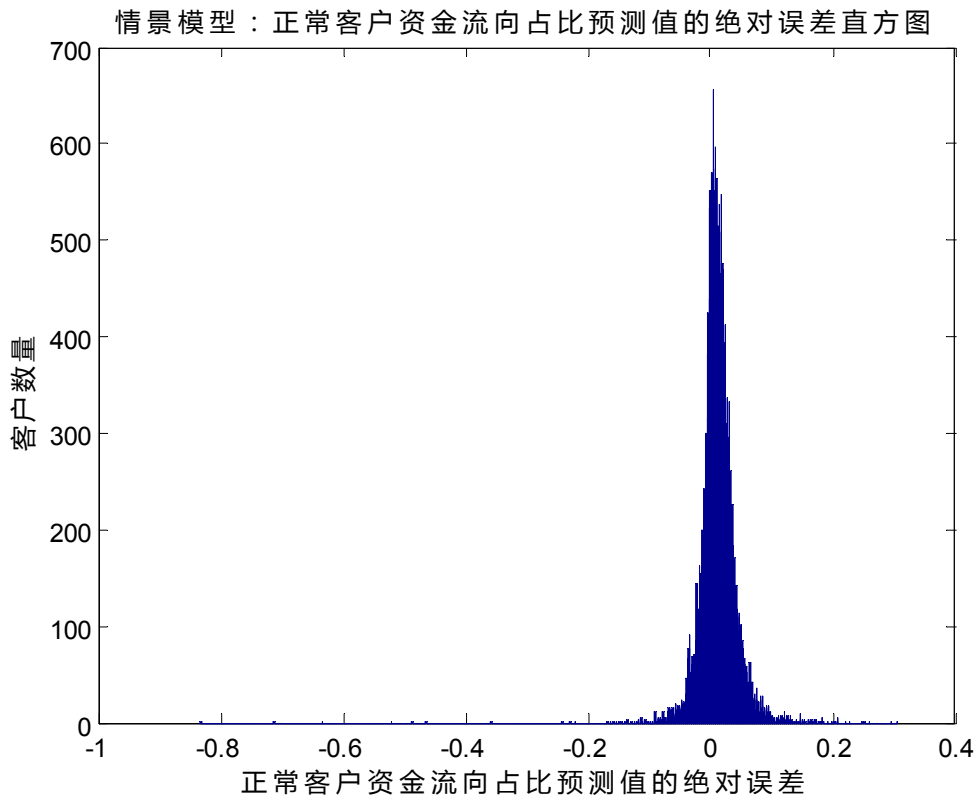
表 2：客户持仓市值预测相对误差分位点

分位点	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
分位点值	-0.0278	-0.0157	-0.0077	-0.0014	0.0043
分位点	0.6	0.7	0.8	0.9	
分位点值	0.0094	0.0154	0.0232	0.0360	

表 2 说明预测的相对误差几乎无偏，且相对误差绝对值约 80%都在 0.03 以内。该结果说明整个模型的预测精确度比较高。

4.3.2 相关性情景模型预测精度检验

2015 年 6 月 15 日资金流向占比的预测相对误差直方图如下：



该图代表情景模型中投资组合资金流向占比的预测精确度，计算其预测绝对误差的均值为 0.0126，方差为 $9.1034e-04$ ，其中 0.8 分位点为 0.0293，0.1 分位点为 -0.0154；可以看出对此项的预测值稍稍偏大，但模型的拟合程度依然在可接受范围。

4.3.3 量化压力测试模型预报精度检验

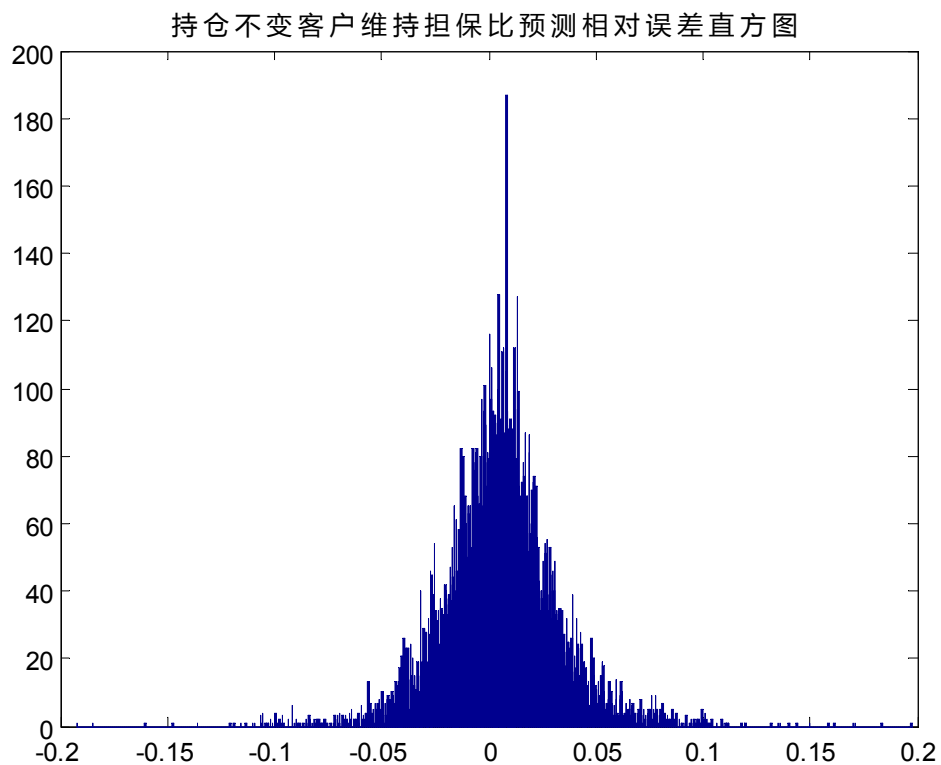
4.3.3.1 模型预测方向正确性

对于压力测试模型是否能够准确预测客户维持担保比的涨跌情况，我们对最终模型结果又进行了深入的分析。即针对持仓不变的客户类型，对比压力测试模型预测出的维持担保比涨跌情况是否与真实情况一致。具体操作如下：选出 12 日到 15 日这两天的共同客户，提取客户信息，包括客户账号、持股代码、持股数量和维持担保比，逐一对比这两天的持仓情况；筛选出这两天持仓不变的客户，即不改变持股种类和数量的客户，提取此时客户的账号及两天的维持担保比；根据上述选出的持仓不变客户账号，对压力测试模型的结果中正常客户进行筛选，提取两者共同客户账号；对于选出的最终客户群体，统计出维持担保比的预测值

和真实值，若预测值与真实值的变化方向一致，即 15 号预测值与真实值，同时大于或小于 12 日真实值，则记为 1，否则记为零；计算预测方向正确的客户总数与持仓不变的客户总数，相除得到方向预测正确的比例。

实证分析中，12 日到 15 日持仓不变的客户数量为 12474 个，其中方向预测正确的客户总数为 9838 个，占总数的 78.87%。该结果说明，上述压力测试模型基本上能够给出客户维持担保比的变化情况，可以在压力来临时为证券公司提供一定的参考。

4.3.3.2 持仓不变客户维持担保比预测



上述相对误差直方图无偏，说明我们在预测客户维持担保比时，模型是无偏的；其中约有客户维持担保比相对误差绝对值在 5%以内，说明模型预测的精确度相对较高。以上结果均表明我们选择的压力测试模型比较合理。

五、模型的运行

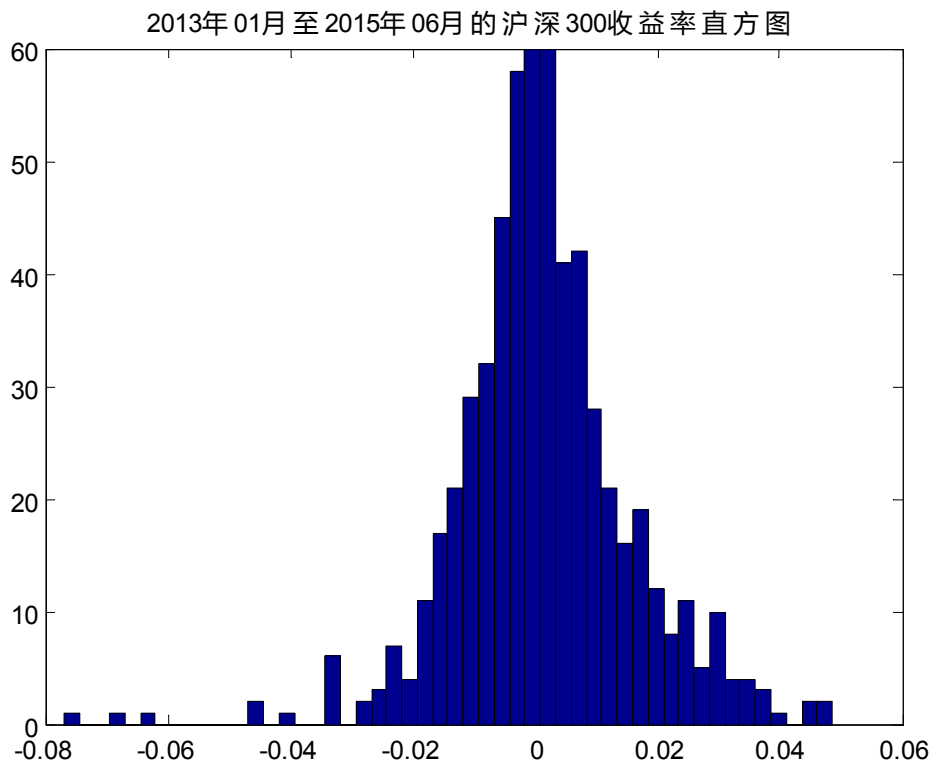
模型结果以压力测试下客户维持担保比的变化值进行展示，同时我们也关注

客户持仓市值的变化情况，即每个客户在压力下的预期损失以及全体客户资产损失总和，得到证券公司所要承受的压力程度。

（一）、模型运行实例一：主观压力情形

5.1.1 压力情形设置

对于压力值的设定，我们分析历史数据得到。下载到 2013 年 6 月 12 日到 2015 年 6 月 12 日 HS300 指数日收盘价，计算这两年的 HS300 日收益率，得到其直方图如下：



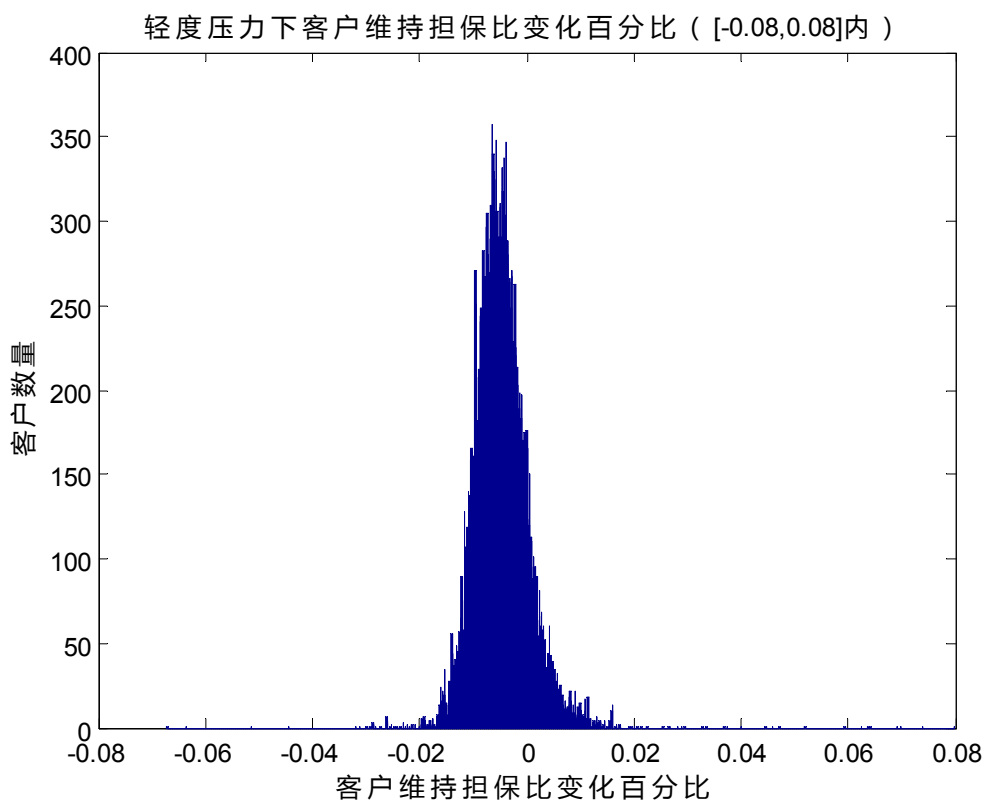
我们选择压力值的标准就是 HS300 收益率的个别分位点。其中 HS300 收益率 0.005、0.001、0.05、0.1 的分位点值为-0.0555、-0.0376、-0.0189、-0.0140，即 HS300 收益率小于等于-0.0555 的几率大约有 0.5%，HS300 收益率小于等于-0.0376 的几率大约有 1%，HS300 收益率小于等于-0.0189 的几率大约有 5%，HS300 收益率小于等于-0.0140 的几率大约有 10%；按照传统的压力设置方法，我们仍将压力设置为三个等级，即轻度压力、中度压力和重度压力，并设定其相应的压力

值为-0.01、-0.02、-0.05，在实证分析部分我们正是采用此三种压力值。实际操作中，若需要更换其他压力程度，都可以通过更改上述压力值实现。

5.1.2 运行结果展示

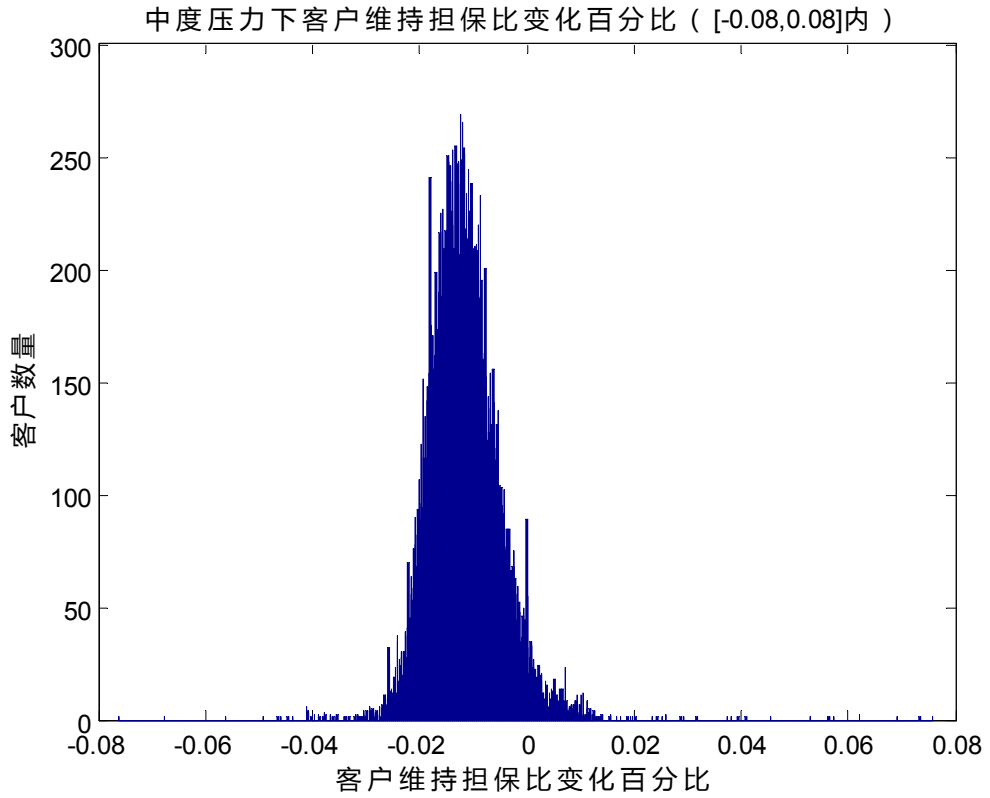
为了体现压力测试中客户资产状况对于压力的反映，我们给出不同程度压力下的测试。

按照前面选择压力值的标准，下面分别进行三种压力程度的实证分析。在轻度压力下，客户维持担保比变化值直方图为：



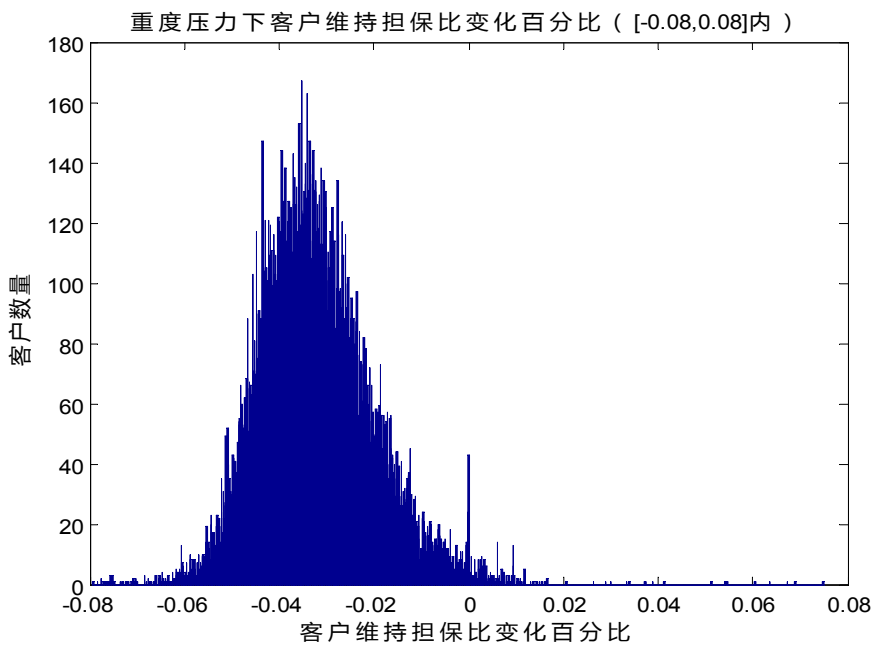
即轻度压力下维持担保比明显左移，说明在市场行情出现压力时，有一大部分客户的财产状况会有损失风险，且极有可能出现维持担保比下降。此时所有客户总损失预测值为 $3.7511e+08$ 元。

在中度压力下，客户维持担保比变化百分比直方图为：



由图可知，中度压力下维持担保比下降百分比左移程度增加，说明客户要承受的损失可能会比轻度压力要大。此时证券公司所有正常客户中，预计损失之和是 89613e+08 元，相对轻度压力有明显增大。

在重度压力下，客户维持担保比变化百分比直方图为：



在重度压力时（压力值为-0.05），客户维持担保比变化百分比会出现大幅下跌情况，左移情况更加严重，此时仅有少数客户的维持担保比仍会增加，而绝大多数客户都会承受较大的损失，维持担保比下降幅度较大。与此同时，所有客户的持仓市值预测损失之和将达到 2.5308e+09 元，会给证券公司带来较大的损失。

以上结果表明，在压力程度增加的过程中，客户维持担保比下降的百分比幅度不断增加，说明我们建立的压力测试传导模型和情景模型确实能将市场行情中的压力体现在客户维持担保比的变化上，也进一步反映在市场极端行情下，大多数客户都会受到影响，从而带来巨大的经济损失。将三种压力下客户维持担保比变化百分比的各个分位数生成如下表格：

表 2：三种压力下客户维持担保比变化百分比各分位数表

分位点	分位点值		
	轻度压力	中度压力	重度压力
0.05	-0.011858126	-0.021118491	-0.049963502
0.1	-0.010412722	-0.019248706	-0.046496697
0.2	-0.008669989	-0.016920776	-0.042314258
0.3	-0.007369436	-0.015112988	-0.039053672
0.4	-0.006227337	-0.013597816	-0.03604525
0.5	-0.00512814	-0.012081743	-0.033301978
0.6	-0.004028437	-0.010564842	-0.030342817
0.7	-0.002803042	-0.008924346	-0.026905896
0.8	-0.001233848	-0.006780524	-0.022764652
0.9	0.001033426	-0.003492657	-0.016384679
0.95	0.003538032	-0.000353082	-0.010648214

上述压力测试模型的实证分析过程，均在模型假设前提下成立，即默认为客户保持持仓不变、客户不改变负债额度、不考虑负债利息等情况。而实际情况下，当市场出现压力、股市大幅下跌时，一部分客户会采取相应的平仓措施等，以减小市场压力带来的自身财产损失。所以实际情况下证券公司面临的风险要小于目前的预测值。

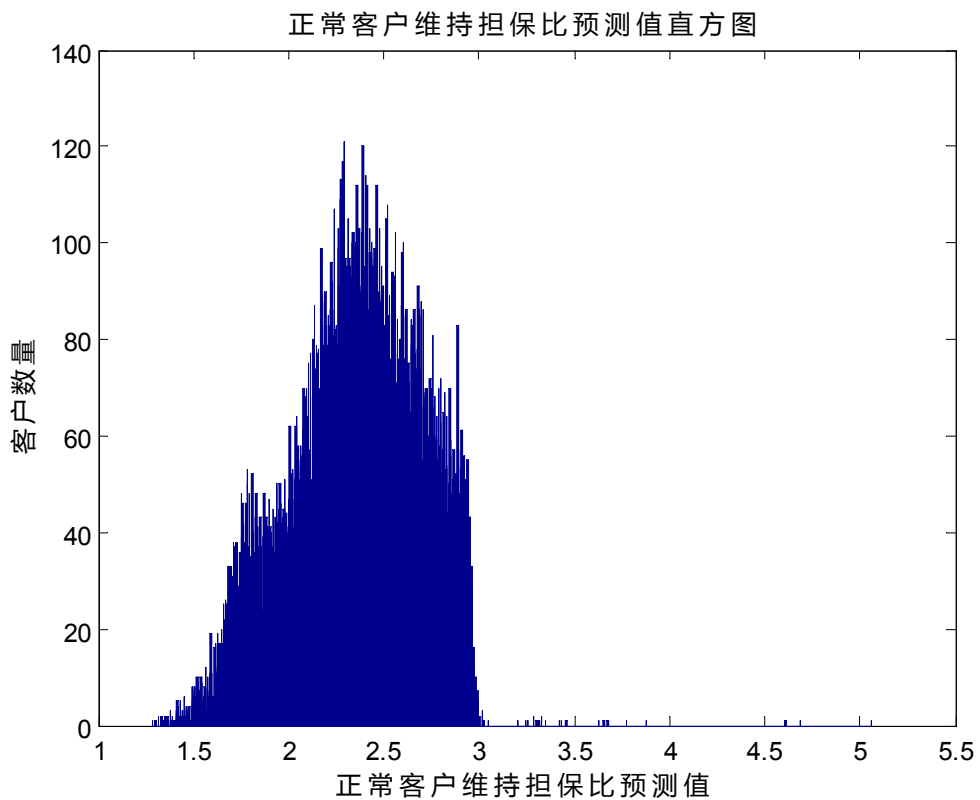
（二）、模型运行实例二：历史压力情形

5.2.1 压力情形设置

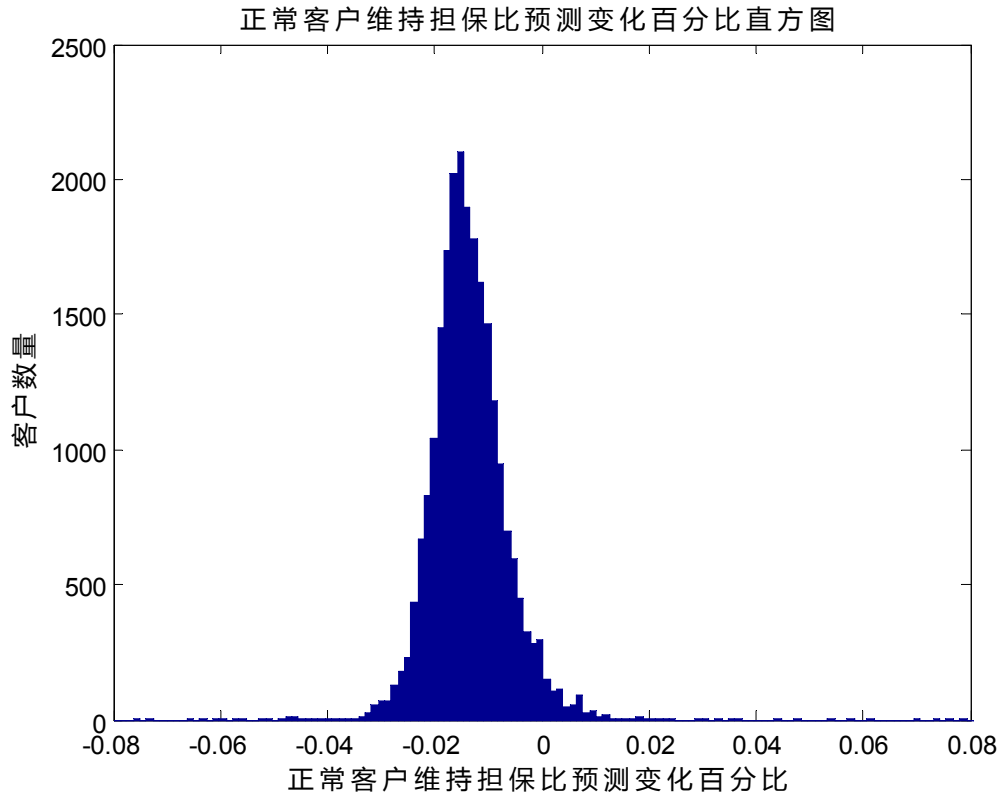
我们以 2015 年 6 月 15 日为历史情形，该日 HS300 收益率在-0.02 左右，即市场是我们设置的中度压力情景。

5.2.2 运行结果展示

在风险因子 HS300 收益率为真实值情况下，客户维持担保比直方图为：



与当前维持担保比的变化百分比直方图为：



事实上 2015 年 6 月 15 日 HS300 收益率在-0.02 左右，即市场是我们设置的中度压力情景。经过压力测试模型计算，可以直接得到每个客户持仓市值的预测值以及持仓损失值，由于客户量较大，其结果不在文中列出。预测出所有客户损失总和为-864735308.823820，证券公司所要承受的潜在违约风险很大。

六、模型的风险和局限性

首先，该模型主要假设客户在压力下持仓维持不变，实际情形会很复杂，就这一点难以真实反映客户仓位变化的动态性。这能做当前持仓的静态压力测试，很难做到模拟客户在压力来临时的动态变化。

其次，当客户的维持担保比降到 130%以下，证券公司会对其强行平仓，但因为流动性问题可能没法没出该客户的证券，此时证券公司会面临直接损失，这部分损失目前的模型尚未计算。

七、模型的检验、评估及改进计划

每隔两个月利用最今 8 个月股票数据和当前持仓对模型进行检验。主要是传导模型的线性性检验和计算模型解释度 R^2 ，只要 90% 的客户模型通过检验就说明现在的模型可用（我们测试时有 99.44% 通过检验）。如果出现超过 10% 的客户模型通不过线性模型检验时，说明此时的客户集包含一些不太适合用线性模型建模的异常个体，需要将这部分客户单独重新建模分析。超过 20% 的客户通不过线性模型检验时，则说明该模型不再实用与最近的市场规律，需要推翻重建。

下一步针对模型的风险和局限，我们打算将压力动态性和市场的流动性风险引入模型，使模型与证券公司实际业务更好的对接，提高模型的实用性和参考性。

参考文献：

1. 温彬，刘淳，金洪飞：《宏观经济因素对中国行业股票收益率的影响》，财贸经济，2011 年第 6 期；
2. 金丹丹：《中国股票市场风险因子对股票收益率影响的实证研究》，对外经济贸易大学，硕士学位论文；
3. 张棋，王玥，李鑫：《信贷资产质量前瞻性预测与压力测试——基于 ARMA 模型和 VAR 模型的研究》，金融论坛，2012 年第 5 期（总第 197 期）；
4. 秦晓微：《基于 VAR 模型的我国商业银行不良贷款率压力测试》，吉林大学，硕士学位论文；
5. 郑妍妍：《脉冲响应函数理论及其在宏观经济中的应用》，南开大学，博士学位论文；
6. 邵欣伟：《基于 VaR 的金融风险度量与管理》，吉林大学，博士学位论文。