

深度报告

金融工程

数量化投资

量化选股专题报告

2010 年 09 月 07 日

本报告的独到之处

■从设计思路、样本选择、样本处理、适用范围等多个角度全面介绍了 Barra 多因素模型体系；

■使用沪深 300 的样本数据，对多种降维方法所选股票的绩效进行了详细的比较，得出了使用等权重复合因子降维效果最优的结论；

■使用最新的财报数据，通过等权重复合因子降维的方法建模，给出了未来一个月建议重点配置的股票。

联系人：戴军
电话：0755-82133129
E-mail: daijun@guosen.com.cn

分析师：黄志文
电话：0755-82130833-6210
E-mail: huangzw@guosen.com.cn
SAC 执业证书编号：S0980206110185

分析师：葛新元
电话：0755-82130833-1870
E-mail: gexy@guosen.com.cn
SAC 执业证书编号：S0980200010107

独立性声明：

作者保证报告所采用的数据均来自合规渠道，分析逻辑基于本人的职业理解，通过合理判断并得出结论，力求客观、公正，结论不受任何第三方的授意、影响，特此声明。

专题报告

传统多因素模型及其在沪深 300 中的实证

从多因素模型产生的思想来看，其目的主要是想解决哪些风险因素以及有多少因子对股票或债券报酬产生影响，以及影响有多大。多因素模型通常有 3 种模型，BARRA 模型、Northfield 模型和对无法识别的风险进行管理的统计模型。其中 BARRA 模型对证券基本面的风险分析做的比较出色，Northfield 模型对宏观经济因素的风险分析十分出色，这两种模型的原理基本相同。BARRA 模型是利用多因素模型的基本原理，识别出风险因子，然后利用这个模型对风险因子导致的风险进行识别并加以控制。

借鉴 BARRA 模型的方法，对 A 股市场的风险因子进行识别。鉴于中国市场的具体情况，主要考虑部分宏观因子，基本面因子和部分技术因子，从中选取了 29 个可能对投资组合收益率和风险有影响的因子进行降维处理，再进行回归分析，用加权最小二乘法估计回归方程的系数，在下一期的回归方程中保持系数不变，求出因变量（即收益）。比较三种降维方法的实证结果，可发现总体上讲，等权重复合因子降维优于逐步回归降维，逐步回归优于主成分分析方法（方差贡献率不低于 85% 的条件下），但逐步回归由于每次得到的显著性因子都可能不同，所以难以求出风险因子的协方差，进而分析风险；如果用主成分方法，则可以分析主成分之间的协方差，分析主成分之间的风险。投资者可根据实际情况选择合适的降维方法。

就总的表现来说，等权重复合因子的方法降维，要好于主成分分析和逐步回归降维的效果。三种降维方法中，主成分分析没有跑赢基准，其他两种方法都有效的跑赢了基准。但经风险调整后的收益（Shapre 比率）逐步回归最高，年化收益率超越基准 10.91%。综合来说，等权重复合因子的降维方法是最优的，在实践中我们推荐使用等权重复合因子的降维方法来处理多因素模型。

按照最新财报数据，采用等权重复合因子的方法进行降维，生成未来一个月的股票配置建议，三十只股票的行业分布中，所占比重最大的行业是有色金属，其次是医药保健、公用事业、房地产、信息技术、黑色金属、汽车汽配以及建筑建材。

内容目录

Barra 股权风险模型的思路流程	4
数据的获取	4
描述性变量的选择和检验	4
描述性变量的标准化	4
风险指数的形成	4
行业配置	4
风险因子报酬的估计	5
特定风险的预测	6
模型的更新	7
多因素模型的构造.....	7
模型构建	7
降维方法	9
参数估计方法	12
A 股市场多因素模型实证.....	13
样本资料描述	13
数据采集	14
极值与标准化	15
报表数据的使用	15
等权复合因子的构造	15
多因素模型实证流程	17
实证结果	18
最新建议.....	19
可能存在的问题.....	20

图表目录

表 1: 所采用的描述性变量及其分类	13
图 1: 多因素模型实证结果走势图	19
表 2: 多因素模型实证结果比较(2007.11.1~2010.8.31)	19
表 3: 多因素模型选股最新建议(2010.9.1~2010.9.30)	19
图 2: 最新选股结果的行业分类	20

Barra 股权风险模型的思路流程

从多因素模型产生的思想来看，其目的主要是想解决哪些风险因素以及有多少因子对股票或债券报酬产生影响，以及影响有多大。多因素模型通常有 3 种模型，BARRA 模型、Northfield 模型和对无法识别的风险进行管理的统计模型。其中 BARRA 模型对证券基本面的风险分析做的比较出色，Northfield 模型对宏观经济因素的风险分析十分出色，这两种模型的原理基本相同。BARRA 模型是利用多因素模型的基本原理，识别出风险因子，然后利用这个模型对风险因子导致的风险进行识别并加以控制。

数据的获取

搜集各种因子的数据，包括市场行情和基本面的数据。市场行情使用日数据，基本面使用公司财务报告的季报和年报的数据。尤其要注意在选取数据期间公司发生的股利发放、资本重组等重大事件，要合理处理以保持数据的前后一致性和可比性。建议从不同的数据供应商获取数据，通过核对以保证数据的准确性。

描述性变量的选择和检验

这是一个庞大的数据处理过程。描述性变量产生的渠道很多，可以是只采用市场行情数据或只采用基本面数据，也可以是两类数据结合使用。接着采用统计的方法来检验显著性，进行筛选。从原则上来说，好的描述性变量应该有实际经济意义，对市场的划分比较合理，对风险的分类描述比较全面。

描述性变量的标准化

$$\text{标准化方法: } [normalized\ descriptor] = \frac{[raw\ descriptor] - [mean]}{[standard\ deviation]}$$

接着用标准化的描述性变量合成风险指数。

风险指数的形成

标准化描述性变量之后，用资产的回报与行业因子和单个描述性变量做回归，并检验显著性。只有通过显著性检验的描述性变量才可以纳入风险指数。风险指数的形成是个反复的过程，在最显著的描述性变量加进去之后，对余下的描述性变量的检验更为严格，只有当其对模型的解释能力有显著性增强的时候才可加进去。

行业配置

有两种处理方法：

一是单一行业的方法，即把每个公司都列入某一类的行业，然后使用虚拟变量（Dummy）来描述行业因子；

二是多行业的方法，因为不少大公司的业务是多元化的，把整个公司列入某一个单一行业不太合理。该方法把公司按照一定的指标（如总资产、销售或者营业利润等）把公司按比例归类到多种行业中去。如迪斯尼公司可以分为 65% 的传媒和 35% 的娱乐，即对传媒行业的风险因子暴露为 0.65，对娱乐行业的风险因子暴露为 0.35。

风险因子报酬的估计

(1) 协方差矩阵的计算。在对 N 期的截面数据做了广义最小二乘回归（GLS）之后，得到每期的因子报酬的估计值。如果假设这些因子报酬的分布具有强烈的稳定性，那么只需对 N 期的同类因子报酬求简单平均值，则可以粗略地估计出协方差矩阵（即风险因子报酬矩阵）。但是考虑到金融变量的分布一般都不稳定，数据的相关性随着时间的间隔变长而变小，因此使用指数衰减法来估计协方差矩阵。

(2) 指数衰减法。这种方法基于这样一个假设：当周期衰减为一半时，相应的权重衰减为当前的一半。选定一个半衰期（half life），令 $\lambda = 0.5^{\frac{1}{half\ life}}$ ，第 t 期权重的设为 $w(t) = \lambda^{T-t}$ ， $t = 1, 2, 3, \dots, T-1, T$ ，为当前时间标记。半衰期（half life）的长短是人为选定的，不同的国家和地区适用的半衰期不一样。

(3) 协方差矩阵的调整（covariance matrix scaling）。如果假设市场的波动是稳定的，那么这一步可以省略。目前的金融数据显示，市场的波动有聚集的现象存在。因此，有需要用模型对变化的波动率进行模拟。在实证中有两种比较理想模型可以用来模拟，一种是 DEWIV 模型，一种是 GARCH 模型。注意在使用这两个模型模拟之前，需要用历史数据检验该模型的适用性。

a) DEWIV 模型

波动率的估计式为

$$\sigma_{r,t}^2 = 21 \cdot (1 - \lambda) \sum_{s=1}^{\infty} \lambda^{s-1} (r_{t-s} - \bar{r})^2, \text{ 此处 } \lambda = 0.5^{\frac{1}{half\ life}}. \text{ 21 为一个月的}$$

交易天数。整个模型只有 λ 一个参数。借鉴 RiskMetric 有关衰减因子的估计，

λ 的估计可以使用 RSME 方法。

b) GARCH 模型

波动率的估计式为

$$\sigma_{r,t}^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{r,t-1}^2, \text{ 此为 GARCH(1,1) 模型。}$$

ω, α, β 均为用历史数据估计出来的参数。考虑到如果 α, β 为正，当收益率增大时，风险就相对变小，于是可以使用修正的 GARCH (1,1) 模型：

$\sigma_{r,t}^2 = \varpi + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{r,t-1}^2 + \theta \varepsilon_{t-1}$, 当 θ 为负时, 正好可以克服这一缺点。

c) 调整过程 (Scaling)

用 DEWIV 或者 GARCH 模型模拟出来的波动率记为 σ_s^2 。

先估计市场组合的波动率, $\sigma_m^2 = h_m^T X F X^T h_m + \sigma_{sp}^2$, 其中 $\sigma_{sp}^2 = h_m^T \Delta h_m$

Barra 模型假定 Δ 为市场组合特定风险的对角矩阵, 是已知的。F 为未调整因子报酬矩阵 (协方差矩阵)。 h_m 为市场指数组合的持有比例。

然后估计投资组合的经过调整的因子报酬矩阵 (协方差矩阵) F_s

估计式为:

$$F_s = F + \frac{(\sigma_s^2 - \sigma_m^2)}{(\sigma_s^2 - \sigma_{sp}^2)} F X^T h_m h_m^T X F$$

F_s 为最终的风险因子报酬矩阵。

特定风险的预测

以上的估计是预测共同因子的风险报酬矩阵, 通过该矩阵可以预测投资组合的共同风险因子可以解释的风险。每个公司还存在自己特定的风险需要预测, 特定风险定义为特定回报的标准差。一个简单的预测特定风险的方法是假设特定风险回报的波动是稳定的, 这样就可以用历史特定风险回报的方差来估计。Barra 模型设计了一个特定风险的预测方法, 把公司的特定风险报酬分解为 3 个部分: 绝对特定风险因素, 相对特定风险因素和规模因素。以下 i 为资产, t 为时刻。

$$\hat{\sigma}_{it} = \kappa_{it} \cdot (1 + \hat{V}_{it}) \cdot \hat{S}_t$$

绝对特定风险报酬因素 \hat{S}_t , 代表所有资产特定回报的平均水平, 为一个滞

$$\text{后 } k \text{ 期的时间序列, } \hat{S}_t = \alpha + \sum_{i=1}^k \beta_i S_{t-i}$$

$$\text{相对特定风险报酬因素 } \hat{V}_{it} = \sum_{k=1}^K Z_{ikt} \gamma_k, \quad Z_{ikt} \text{ 为 } t \text{ 时刻第 } i \text{ 项资产的第 } k$$

项因素 (这些因素一般为公司的基本面因素) 的暴露, γ_k 为 k 项因素对相对特定风险回报的贡献;

κ 为一个给定的系数, 代表获得每单位的特定风险回报必须承受的风险, 它用于将特定风险回报转换成特定风险, 可根据历史数据估计。

模型的更新

当有新的市场行情数据和基本面数据公布时，可以重新计算每只股票的风险因子暴露，同时通过截面回归来估计最近一个月的因子报酬，更新风险因子报酬矩阵。同时更新特定风险报酬的 3 个因素：绝对特定风险报酬因素，相对特定风险报酬因素和规模因素，从而预测特定风险报酬。将风险因子报酬和特定风险报酬两者结合就可以得到整个模型的风险报酬预测值。

以上是完整的 Barra 风险模型的过程。Barra 的 Reference 里面对于中国 H 股分析给出了不同部分的取舍建议，总结如下：

1. 风险指数的选择：规模、股利率、动量、市场敏感性、波动率、估值；
2. 加权最小二乘法（GLS）回归时使用的权重为：股票市值的平方根；
3. 协方差矩阵半衰期：36 个月；
4. 协方差矩阵调整：不需要调整；

5. 特定风险因素估计式可以简化为 $\hat{S}_t = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J S_{t-j}$ ，即滞后 J 期的简

单平均；

6. 行业配置的处理方法：单一行业方法；
7. 行业的分类：综合，汽车，化工，消费品，多元化控股集团，电子，能源，金融，食品饮料，医疗保健，信息技术，基础建设，制造业，金属和煤矿，房地产，零售，电子通讯，旅游，交通。

多因素模型的构造

借鉴 BARRA 模型的方法，对 A 股市场的风险因子进行识别。鉴于中国市场的具体情况，主要考虑部分宏观因子，基本面因子和部分技术因子，从中选取了 29 个可能对投资组合收益率和风险有影响的因子进行降维处理，再进行回归分析，用加权最小二乘法估计回归方程的系数，在下一期的回归方程中保持系数不变，求出因变量（即收益）。比较三种降维方法的实证结果，可发现总体上讲，等权复合因子降维优于逐步回归降维，逐步回归优于主成分分析方法（方差贡献率不低于 85% 的条件下），但逐步回归由于每次得到的显著性因子都可能不同，所以难以求出风险因子的协方差，进而分析风险；如果用主成分方法，则可以分析主成分之间的协方差，分析主成分之间的风险。投资者可根据实际情况选择合适的降维方法。

模型构建

多因素模型以简单的线性结构来分析股票间报酬关系，由三部分组成：分别是股票超额报酬，因子暴露与因子报酬。此外，资产报酬还受到独立于因子报酬的特有报酬影响。设一个市场上有 n 种股票，则多因素模型可以写成：

$$R_i = \alpha_i + \beta_{i1}F_1 + \cdots + \beta_{ik}F_k + \varepsilon_i \quad i=1, \dots, n$$

其中：

R_i : 第 i 种股票的超额收益率

α_i : 回归方程的常数项, 表示风险因子的公共效应

β_{ij} : 第 i 种股票对第 j 个公共因子的暴露度

F_1, \dots, F_k : k 个公共因子

ε_i : 第 i 种股票的特殊回报

这里 R_i, F_1, \dots, F_k 和 ε_i 都是随机变量, ε_i 方差记为 σ_i^2 , F_1, \dots, F_k 的协方差记作 Φ , 另外, 模型的有效性依赖于如下的一些假设条件: 1、特殊收益率 $\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n$ 是相互独立的。这意味着两个不同证券的收益率之间的相关性仅由公共因子 F_1, \dots, F_k 决定, 这个假设使得证券收益率的协方差阵 Σ 的估计变得简单。2、特殊回报的期望 $E(\varepsilon_i) = 0$, 则 $E(R_i)$ 中不能由公共因子 F_1, \dots, F_k 解释的部分都包含在 α_i 中。3、特殊收益率与公共因子是相互独立的。

金融理论常常对股票回报率的协方差矩阵 Σ 有特别的兴趣, 我们把方程(1)改写成矩阵的形式, $R = (R_1, \dots, R_n)$ 是一个随机向量, 因子暴露矩阵记作 \tilde{X} 。写出来就是

$$\tilde{X} = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \beta_{11} & \cdots & \beta_{1k} \\ \alpha_2 & \beta_{21} & \ddots & \beta_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_n & \beta_{n1} & \cdots & \beta_{nk} \end{bmatrix}$$

用 \tilde{F} 表示 $k+1$ 维向量 $(1, F_1, \dots, F_k)$, 特有报酬向量记作 ε , 由于特有报酬间

互不相关, ε 的协方差矩阵 Δ 是对角阵 $\text{diag}(\sigma_{\varepsilon_1}^2, \dots, \sigma_{\varepsilon_n}^2)$, 于是方程(1)可写作矩阵形式

$$R = \tilde{X}\tilde{F} + \varepsilon$$

即

$$\begin{pmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \vdots \\ R_n \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \beta_{11} & \cdots & \beta_{1k} \\ \alpha_2 & \beta_{21} & \ddots & \beta_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_n & \beta_{n1} & \cdots & \beta_{nk} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ F_1 \\ \vdots \\ F_k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{pmatrix}$$

则 R 的协方差矩阵为:

$$\Sigma = \text{cov}(R) = \text{cov}(\tilde{X}\tilde{F} + e) = X \cdot \text{cov}(F) \cdot X^T + \text{cov}(e) = X \cdot \Phi \cdot X^T + \Delta,$$

其中 $F = (F_1, \dots, F_k)$, 矩阵 X 是矩阵 \tilde{X} 去掉第一列后得到的新矩阵, 所以有

$\text{cov}(\tilde{X} \cdot \tilde{F}) = X \cdot \text{cov}(F) \cdot X^T$, 因此在多因素模型的假定条件下协方差矩阵为:

$$\Sigma = X \cdot \Phi \cdot X^T + \Delta$$

若由 N 个风险性资产组成的投资组合 P , 其持有权重向量记作 h_p , 则投资组合

合 P 因子暴露向量 x_p 可由 $x_p = X^T \cdot h_p$ 计算而得。因此, 投资组合 P 的方差

σ_p^2 为:

$$\sigma_p^2 = x_p^T \cdot \Phi \cdot x_p + h_p^T \cdot \Delta \cdot h_p = h_p^T \cdot \Sigma \cdot h_p$$

在没有多因素模型架构下, 若要估计每一资产与另一资产的协方差, 计算工程是繁重的, 且容易遭受估计误差。由 N 个风险性资产组成的投资组合在没有任何限制下, 用历史报酬估计协方差阵需要输入 $N(N+1)/2$ 个参数。举例而言, 一位追踪 500 支股票的基金经理人需要输入 125250 个方差和协方差才能建构资产间协方差矩阵结构。

而利用多因素模型则能够大大简化这项计算工程。在方程(5)中, X 是 $N \times k$ 因子暴露矩阵, 中是 $k \times k$ 因子报酬协方差矩阵, Δ 是 $N \times N$ 干扰项(特有报酬)对角线矩阵。因此, 我们只需要 $Nk + k(k+1)/2 + N = (N+k/2)(k+1)$ 个估计参数即可完成资产间协方差矩阵。用某种选股策略选出股票后, 算出股票收益的协方差矩阵, 则可以评价所选股票的风险。可见, 风险评估与最后得到的因子维数有关, 所以我们要通过降维来减少计算复杂度。

降维方法

等权复合因子降维

在理论研究与实际操作中, 研究人员总是希望用比较少的自变量来对因变量 y 进行比较深入的刻画, 即对各指标进行指标的筛选, 指标的合成等一系列的处理, 使筛选后的因子, 或合成后的因子能够比较好的拟合因变量 y 。

根据各指标自身属性进行降维这一方法, 能够非常直观的解释指标的合成, 该方法是利用各个指标自身的属性进行指标的合成, 即可以把具有相同属性的指标合并成一个因子, 从而达到降维的目的。在指标合成时, 可以采用等权重法或是加权重法等具体的方法进行合成。

下面以部分指标为例来介绍该方法。例如买卖循环率(一个月)(过去一个

月的日平均成交额与流通市值的比值), 每日交易额的标准偏差), 买卖资金的变化 (25 日/120 日) (过去 25 天的日平均成交额与过去 120 天的日平均成交额的比值), 买卖资金的变化 (75 日/250 日) (过去 75 天的日平均成交额与过去 250 天的日平均成交额的比值), 这四个指标的自身属性都是用来刻画股票的流动性的, 因此使用该方法可以把这四个指标合并成一个因子, 即流动性因子, 从而达到降维的目的。

逐步回归

在实际问题中, 人们总是希望从对因变量 y 有影响的诸多变量中选择一些变量作为自变量, 应用多元回归分析的方法建立“最优”回归方程以便对因变量进行预报或控制。所谓“最优”回归方程, 主要是指希望在回归方程中包含所有对因变量 y 影响显著的自变量而不包含对 y 影响不显著的自变量的回归方程。逐步回归分析正是根据这种原则提出来的一种回归分析方法。它的主要思路是在考虑的全部自变量中按其对 y 的作用大小, 显著程度大小或者说贡献大小, 由大到小地逐个引入回归方程, 而对那些对 y 作用不显著的变量可能始终不被引入回归方程。另外, 已被引入回归方程的变量在引入新变量后也可能失去重要性, 而需要从回归方程中剔除出去。引入一个变量或者从回归方程中剔除一个变量都称为逐步回归的一步, 每一步都要进行 F 检验, 以保证在引入新变量前回归方程中只含有对 y 影响显著的变量, 而不显著的变量已被剔除。

逐步回归分析的实施过程是每一步都要对已引入回归方程的变量计算其偏回归平方和(即贡献), 然后选一个偏回归平方和最小的变量, 在预先给定的 F 水平下进行显著性检验, 如果显著则该变量不必从回归方程中剔除, 这时方程中其它的几个变量也都不需要剔除(因为其它的几个变量的偏回归平方和都大于最小的一个更不需要剔除)。相反, 如果不显著, 则该变量要剔除, 然后按偏回归平方和由小到大地依次对方程中其它变量进行 F 检验。将对 y 影响不显著的变量全部剔除, 保留的都是显著的。接着再对未引入回归方程中的变量分别计算其偏回归平方和, 并选其中偏回归平方和最大的一个变量, 同样在给定 F 水平下作显著性检验, 如果显著则将该变量引入回归方程, 这一过程一直继续下去, 直到在回归方程中的变量都不能剔除而又无新变量可以引入时为止, 这时逐步回归过程结束, 从而得到最优的回归方程。

主成分分析

1、基本思想

主成分分析是设法将原来众多具有一定相关性 (比如 P 个指标), 重新组合成一组新的互相无关的综合指标来代替原来的指标。通常数学上的处理就是将原来 P 个指标作线性组合, 作为新的综合指标。

最经典的做法就是用 (选取的第一个线性组合, 即第一个综合指标) 的方差来表达, 即 $\text{var}(H_1)$ 越大, 表示 H_1 包含的信息越多。因此在所有的线性组合中选取的 H_1 应该是方差最大的, 故称为第一主成分。如果第一主成分不足以代

表原来 P 个指标的信息，再考虑选取 H_2 即选第二个线性组合，为了有效地反映原来信息， H_1 已有的信息就不需要再出现再 H_2 中，就是要求 $\text{cov}(H_1, H_2) = 0$ ，则称 H_2 为第二主成分，依此类推可以构造出第三、第四，……，第 P 个主成分。

2、主成分分析的步骤

1) 求出以变量组 x_1, x_2, \dots, x_p 为元素的列矩阵的协方差矩阵, 在的具体应用中即求出 29 个指标的协方差矩阵 \mathbf{A} .

2) 求出 \mathbf{A} 的 P 个特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ 和对应的 P 个特征向量 u_1, u_2, \dots, u_p . $u_i = (u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{ip})$, 其中序数为根据特征值大小的降序排列, 即 $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_p$. 设 $X = (x_1, \dots, x_p)$, 其中 x_1, \dots, x_p 是原始变量经过标准化处理的值, 在的实证研究中即为 29 个指标标准化后的值, 于是 $H_i = Xu_i$. 其所对应的 H_1, H_2, \dots 称为第一主成分、第二主成分、...

$u_i = (u_{i1} \quad u_{i2} \quad \dots \quad u_{iN})^T$ 即为原各自变量的权重. 可得主成分的表达式:

[illegible]

3) 在 P 个主成分中, 第 i 个主成分解释的方差占整体 P 个主成分方差的比例为第 i 个主成分的贡献率。第 k 个主成分的方差贡献率计算公式为

$$\alpha_k = \lambda_k / \sum_{i=1}^N \lambda_i.$$

主成分的表达式:

[illegible]

x_1, \dots, x_p 是原始变量经过标准化处理的值。在 P 个主成分中, 第 i 个主成分解释的方差占整体 P 个主成分方差的比例为为第 i 个主成分的贡献率。在第三部

分的实证研究中,我们取前 n 个主成分,使得这个主成分的累积贡献率高于 85%。此时, H_1, \dots, H_n 可用来代替 x_1, \dots, x_p (即原来的 P 个指标),从而达到降维的目的,而信息的损失却不多。

参数估计方法

加权最小二乘法是解决异方差性的一种方法,首先要知道同方差性和异方差性的区别。同方差性假定的意义是指 (3) 式中每个 ε_i 围绕其零平均值的变差,并不随解释变量 F 的变化而变化,不论解释变量观测值是大还是小,每个 ε_i 的

方差保持相同,即 $\sigma_{\varepsilon_i}^2$ 为常数。在异方差的情况下, $\sigma_{\varepsilon_i}^2$ 已不是常数,它与 F_i 有关。如果模型存在异方差性,则需要发展新的方法估计模型,最常用的方法是加权最小二乘法。加权最小二乘法是对原模型加权,使之变成一个新的不存在异方差性的模型,然后采用普通最小二乘法估计其参数。

对于模型

$$\begin{pmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \vdots \\ R_n \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \beta_{11} & \cdots & \beta_{1k} \\ \alpha_2 & \beta_{21} & \ddots & \beta_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_n & \beta_{n1} & \cdots & \beta_{nk} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ F_1 \\ \vdots \\ F_k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{pmatrix}$$

$$E(\varepsilon) = 0$$

$$\text{cov}(\varepsilon\varepsilon^T) = E(\varepsilon\varepsilon^T) = \text{diag}(\sigma_{\varepsilon_1}^2, \dots, \sigma_{\varepsilon_n}^2) = \sigma^2 W$$

$$W = \begin{pmatrix} w_1 & & & \\ & w_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & w_n \end{pmatrix}$$

即该模型存在异方差性。

$$\text{设 } W = DD^T$$

$$\text{其中 } D = \begin{pmatrix} \sqrt{w_1} & & & \\ & \sqrt{w_2} & & \\ & & \ddots & \\ & & & \sqrt{w_n} \end{pmatrix}$$

用 D^{-1} 左乘 (3) 式两边,得到一个新的模型:

$$D^{-1}R = D^{-1}\tilde{X}\tilde{F} + D^{-1}\varepsilon$$

$$\text{即 } R^* = \tilde{X}^*\tilde{F} + \varepsilon^*$$

该模型具有同方差性，因为

$$\begin{aligned} E(\varepsilon^* \varepsilon^{*T}) &= E(D^{-1} \varepsilon \varepsilon^T (D^{-1})^T) = D^{-1} E(\varepsilon \varepsilon^T) (D^{-1})^T \\ &= D^{-1} \sigma^2 W D^{-1} = D^{-1} \sigma^2 D D^T (D^T)^{-1} = \sigma^2 I \end{aligned}$$

于是，可用最小二乘法估计模型 $R^* = \tilde{X}^* \tilde{F} + \varepsilon^*$ 中的 \tilde{F} ，得

$$\begin{aligned} \hat{\tilde{F}} &= ((\tilde{X}^*)^T \tilde{X}^*)^{-1} (\tilde{X}^*)^T R^* \\ &= (\tilde{X}^T (D^{-1})^T D^{-1} \tilde{X})^{-1} \tilde{X}^T (D^{-1})^T D^{-1} R \\ &= (\tilde{X}^T W^{-1} \tilde{X})^{-1} \tilde{X}^T W^{-1} R \end{aligned}$$

这就是对原模型 $R^* = \tilde{X}^* \tilde{F} + \varepsilon^*$ 的加权最小二乘估计，为无偏、有效估计。权重矩阵为 D^{-1} ，它来自于矩阵 W 。在第三部分的实证分析中，就会看到 W 是以每支股票市值平方根为对角线元素的对角阵。

A 股市场多因素模型实证

样本资料描述

由于一些“描述性变量”必须经由过去三年的资料计算而得。另外，本研究采用复权后的股票价格计算股票的收益率，其计算公式如下：

$$r_{it} = \ln \frac{p_{it}}{p_{t-1,i}}$$

其中 r_{it} 为股票 i 在 t 期的收益率， p_{it} 为股票 i 在 t 期的复权后的价格， $p_{t-1,i}$ 为股票 i 在 $t-1$ 期的复权后的价格。本研究所采用的 29 个指标^[3]及其 8 个分类如下表所示：

表 1：所采用的描述性变量及其分类

序号	分类	因素	计算方法
1	Beta	HISTORICAL BETA(每月)	CAMP 的 BETA(每月，期间:36 个月)
2		HISTORICAL BETA(每周)	CAMP 的 BETA(每月，期间:52 个月)
3	企业规模	现价总额(对数值)	现价总额(总股数*股价)的对数值
4		流通现价总额(对数值)	流通现价总额(流通股数*股价)对数值
5		总资产(对数值)	总资产的对数值
6	相对低估性	营业利益回报	前期营业利益/现价总额
7		销售额(业务收入)回报	前期业务收入/现价总额
8		B/P	前期业务收入/现价总额
9	流动性	买卖循环率(一个月)	前期自己资本/现价总额

10		每日交易额的变动性	过去 120 天的日交易额的标准偏差差
11		买卖资金的变化(25 日/6 个月)	过去 25 天的日平均买卖资金/过去 6 个月的日平均买卖资金
12		买卖资金的变化(75 日/12 个月)	过去 75 天的日平均买卖资金过去 12 个月的日平均买卖资金
13	投资 成果	股价变动的平均偏离(25 日)	(25 日变动平均股价-前一天股价)/25 天变动平均股价
14		股价变动的平均偏离(75 日)	(75 日变动平均股价-前一天股价)/75 天变动平均股价
15		Historical Alpha (月)	每支股票的 return 和股价指数的回归切片(周, 期间: 36 个月)
16		Historical Alpha (周)	每支股票的 return 和股价指数的回归切片(周, 期间: 52 周)
17		Specific RETURN(1 个月)	Cross-section 回归分析(Beta、size、value)的残差差 return(1 个月)
18	波动性	Total risk(月)	每支股票的 RETURN 的标准偏差(其间:36 个月)
19		Total Risk(周)	每支股票的 RETURN 的标准偏差(其间:52 周)
20		Residual Risk(月)	每支股票的 RETLJRN 和股价指数的回归分析的残差项的标准偏差(月、期间:36 个月)
21		Residual Risk(周)	每支股票的 RETURN 和股价指数的回归分析的残差项的标准偏差(周、期间:52 周)
22	杠杆性	负债比率(账面价值)	负债/自己资本
23		负债比率(盯市价值)	负债/现价总额
24	成长性	销售额(业务收入)增长度	对与过去 5 期的业务收入的时间的回归分析的回归系数/过去 5 期的平均业务资产
25		总资产的增长度	对与过去 5 期的业务收入的时间的回归分析的回归系数/过去 5 期的平均总资产
26		销售额(业务收入)营业利益率	营业利益/业务收入
27		销售额(业务收入)营业利润 Trend	对[营业利益/业务收入]的过去 5 期的回归分析的回归系数
28		总资产营业利益率	营业利益/总资产
29		总资产营业利益率 Trend	对[营业利益/总资产]的过去 5 期的回归分析的回归系数数

数据采集

行情数据:

总股本(日数据)、流通股本(日数据)、日成交额、日收盘价、周收盘价、月收盘价、上证综指(日数据、周数据、月数据)

时间周期: 2000 年 1 月至 2010 年 7 月

财务数据:

总资产、总负债、所有者权益、营业收入、营业利润, 以上皆为季度数据

时间周期：1999 年 12 月至 2010 年 6 月

沪深 300 成分

考虑沪深 300 样本调整，取每个月沪深 300 组成。

极值与标准化

1) 变量极值的处理。极值很容易严重扭曲分析结果，因此去极值的处理步骤是必要的。使用“中位数去极值法(the Skipped Huber Method)”，以数学式描述该方法如下：

$$D_{i,upper} = D_m + 5.2D_{MAD}, \quad \text{if } D_i \geq D_m + 5.2D_{MAD}$$

$$D_{i,lower} = D_m - 5.2D_{MAD}, \quad \text{if } D_i \leq D_m - 5.2D_{MAD}$$

其中 D_i 记做描述性变量的第 i 个观察值； D_m 记做每一个描述性变量的中位数，

$D_{i,AD}$ 记作描述性变量中每一个观察值与中位数的绝对偏离，即

$D_{i,AD} = |D_i - D_m|$ ， D_{MAD} 记作所有绝对偏离 $D_{i,AD}$ 的中位数， $D_{i,upper}$ 和

$D_{i,lower}$ 分别记作经中位数去极值后描述性变量的上下限。

2) 描述性变量的标准化。在将描述性变量组合成风险指数前，必须标准化每一个描述性变量，否则所有组合将无意义，因为每一描述性变量所衡量的单位均为不同。通常以均值取零，标准差取 1 的正态标准化处理之，其公式为：

标准化后向量 = (原向量 - 均值) / 标准差

取固定时间窗口（36 个月或 12 个季度），用时间窗口长度的数据向后滚动作标准化。

报表数据的使用

采用年报或一季报数据（4 月底出）代表 5，6，7，8 月数据

采用中报数据（8 月底出）代表 9，10 月数据

采用三季报数据（10 月底出）代表 11，12 月，下年 1，2，3，4 月数据

等权复合因子的构造¹

1、BETA 因子

HISTORICAL BETA（每周）：依据 CAPM 模型，使用 52 周收盘价收益率序列对相应上证综指收益率序列作回归，计算得出周 BETA。并将所得出周 BETA 根据其对应时间取平均，合并成月数据。

HISTORICAL BETA（每月）：依据 CAPM 模型，使用 36 个月收盘价对相

¹ 本部分内容仅针对第一种降维方法，特此说明。

应上证综指收益率序列作回归，计算得出月 BETA。

合成 BETA 因子：

对 HISTORICAL BETA（每周）月数据与 HISTORICAL BETA（每月）数据用 36 个月数据长度分别进行标准化，等权重加权合成 BETA 因子。

2、企业规模因子

总市值（对数值）：用对应日收盘价*日总股本相乘得到日总市值，并将所得日数据依据其对应时间合取平均并成月数据，取对数值。

流通市值（对数值）：用对应日收盘价*日流通股本相乘得到日流通市值，并将所得日数据依据其对应时间取平均并成月数据，取对数值。

总资产（对数值）：将总资产数据由季度数据扩充成月数据，取对数值。

合并成企业规模因子：

对总市值（对数值）、流通现价市值（对数值）和总资产（对数值）月数据用 36 个月数据长度分别进行标准化，等权重合成企业规模因子。

3、相对低估性因子

营业利润回报：将营业利润扩充成月数据，前期营业利润/总市值。

营业收入回报：将营业收入扩充成月数据，前期营业收入/总市值。

B/P：将所有者权益扩充成月数据，前期所有者权益/总市值。

合并成相对低估性因子：

对营业利润回报、营业收入回报和 B/P 月数据用 36 个月数据长度分别进行标准化，等权重合成相对低估性因子。

4、流动性因子

买卖循环率（一个月）：日交易额/日流通市值，根据对应时间取平均并成月数据。

每日交易额的变动性：过去 120 天日交易额的标准偏差，将日数据根据相应时间取平均合并成月数据。

买卖资金的变化（25 日/120 日）：过去 25 天的日平均交易额/过去 120 天的日平均交易额，将日数据根据相应时间取平均合并成月数据。

买卖资金的变化（75 日/250 日）：过去 75 天的日平均交易额/过去 250 天的日平均交易额，将日数据根据相应时间取平均合并成月数据。

合并成流动性因子：

对买卖循环率（一个月）、每日交易额的变动性、买卖资金的变化（25 日/120 日）、买卖资金的变化（75 日/250 日）月数据用 36 个月数据长度分别进行标准化，等权重合成流动性因子。

5、投资成果因子

股价变动的平均偏离（25 日）：（25 日变动平均股价-前一天股价）/25 日变动平均股价，将日数据根据相应时间取平均合并成月数据。

股价变动的平均偏离（75 日）：（75 日变动平均股价-前一天股价）/75 日变动平均股价，将日数据根据相应时间取平均合并成月数据。

Historical Alpha（周）：用每支股票月收益率序列与上证综指收益率序列回归分析切片（周，期间：52 周），将周数根据相应时间取平均合并成月数据。

Historical Alpha（月）：用每支股票月收益率序列与上证综指收益率序列回归分析切片（月，期间：36 个月）。

合并成投资成果因子:

对股价变动的平均偏离 (25 日)、股价变动的平均偏离 (75 日)、Historical Alpha (周) 和 Historical Alpha (月) 月数据用 36 个月数据长度分别进行标准化, 等权重合成投资成果因子。

6、波动性因子

Total Risk (周): 每支股票收益率的标准差 (期间: 52 周), 将周数据根据相应时间取平均合并成月数据。

Total Risk (月): 每支股票收益率的标准差 (期间: 36 个月)。

Residual Risk (周): 每支股票收益率与上证综指收益率序列作回归分析的残差项的标准差 (期间: 52 周), 将周数据根据相应时间取平均合并成月数据。

Residual Risk (月): 每支股票收益率与上证综指收益率序列作回归分析的残差项的标准差 (期间: 36 月)。

合并成波动性因子:

对 Total Risk (周)、Total Risk (月)、Residual Risk (周) 和 Residual Risk (月) 月数据用 36 个月数据长度分别进行标准化, 等权重合成波动性因子。

7、杠杆性因子

负债比率 (账面价值): 将总负债扩充成月数据, 总负债/所有者权益。

负债比率 (盯市价值): 将总负债扩充成月数据, 总负债/总市值。

合成杠杆性因子:

对负债比率 (账面价值) 和负债比率 (盯市价值) 月数据用 36 个月数据长度分别进行标准化, 等权重合成杠杆性因子。

8、成长性因子

营业收入增长速度: 对与过去 12 个季度的营业收入的时间的回归分析的系数/过去 12 个季度的平均营业收入。

总资产增长速度: 对与过去 12 个季度的总资产的时间的回归分析的系数/过去 12 个季度的平均总资产。

营业收入营业利润率: 营业收入/营业利润。

营业收入营业利润率 TREND: 对[营业收入/营业利润]的过去 12 个季度的回归分析的回归系数。

总资产营业利润率: 营业利润/总资产。

总资产营业利润率 TREND: 对[营业利润/总资产]的过去 12 个季度的回归分析的回归系数。

合并成成长性因子:

对营业收入增长速度、总资产增长速度、营业收入营业利润率、营业收入营业利润率 TREND、总资产营业利润率和总资产营业利润率 TREND 季度数据用 12 个季度数据长度分别进行标准化, 根据对应时间将季度数据扩充成月数据, 等权重合成成长性因子。

多因素模型实证流程

- 1) 决定与计算描述性变量。这些描述性变量必须是可用来预测风险的、及时的、正确的与可取得的。本研究采用了 29 个变量, 如表 1 所示。
- 2) 变量极值的处理。

- 3) 描述性变量的标准化。
- 4) 风险指数的形成与因子暴露的取得。为了消除共线性以及使得模型更具有逻辑性,利用将几个描述性变量合成一个风险指数的方法来构造风险指数。例如,财务杠杆比率由负债比率(时价)与负债比率(账本价)所形成,可表示为:财务杠杆比率=权重*负债比率(时价)+权重*负债比率(账本价)。所以,建构多因素模型最困难的部分即在于想出正确的因子组合与如何确定相对重要的权重。根据相关文献的结论,利用简单算术平均法计算合成因子能取得不亚于其他方法的效果,因此采用简单平均来形成和计算因子暴露。
- 5) 风险因子的选择。即对因子进行降维处理,有三种可选的降维方法,即等权复合因子降维、逐步回归降维和主成分分析降维。逐步回归直接剔除不显著的因子,主成分分析则是对原来的因子进行组合成少数的几个新因子,而新因子可以解释因变量的大部分波动情况。
- 6) 以选出的显著指标和股票收益作回归分析,估计因子报酬,将因子报酬代入下一期的回归式子中,做出下一期股票收益的预测。利用横截面回归模

型估计因子报酬时,必须注意,每项资产的特殊回报 ϵ_{it} 的方差一般说来并不相同,这就产生了异质性问题。为了解决这个问题,有效估计因子报酬,通常采用广义最小二乘法(generalized least squares)。然而,根据 Grinold and Kahn 与 BARRA 公司的一些研究显示,以市值平方根为对角元的对角阵的逆矩阵作为特有报酬的逆矩阵的替代是适当的。因此广义最小二乘法回归可以转化为加权最小二乘法(weighted least squares;WLS)回归,可得因子报酬估计式如下:

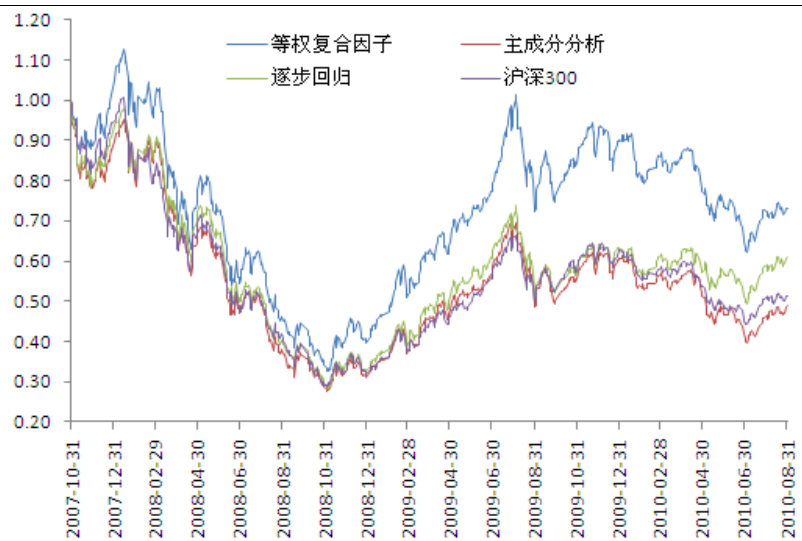
$$\tilde{F} = (\tilde{X}^T W^{-1} \tilde{X})^{-1} \tilde{X}^T W^{-1} R$$

其中: R 为超额报酬向量, W 是以每支股票市值平方根为对角线元素的对角阵。

实证结果

估计出下一期的股票收益后,将股票收益降序排列,选出收益最好的前三十只股票(10%)。考虑到财务数据的完整性,以 2007 年 10 月 31 日为基期,每个月换一次仓,每个月的第一个交易日持有的是最新选出的三十支股票,等权重配置。按照此选股策略可得到一个累计收益率。沪深 300 指数的累积收益率也以 2007 年 10 月 31 日为基期,以便于比较。用等权复合因子、主成分分析和逐步回归三种降维方法得到的结果如图 1。

图 1：多因素模型实证结果走势图



资料来源：国信证券经济研究所，Wind 资讯

具体比较结果如表 2 所示，就总的表现来说，等权重复合因子的方法降维，要好于主成分分析和逐步回归降维的效果。三种降维方法中，主成分分析没有跑赢基准，其他两种方法都有效的跑赢了基准。但经风险调整后的收益（Sharpe 比率）逐步回归最高，年化收益率超越基准 10.91%。综合来说，等权重复合因子的降维方法是最优的，在实践中我们推荐使用等权重复合因子的降维方法来处理多因素模型。

表 2：多因素模型实证结果比较(2007.11.1~2010.8.31)

	等权重复合因子	主成分分析	逐步回归	沪深 300
净值	0.735	0.483	0.619	0.512
标准差	41.10%	40.49%	40.20%	37.68%
日收益率	-0.044%	-0.105%	-0.069%	-0.096%
年化收益率	-10.49%	-23.07%	-15.86%	-21.40%
Sharpe	-0.255	-0.570	-0.394	-0.568

资料来源：国信证券经济研究所，Wind 资讯

最新建议

按照最新财报数据，采用等权重复合因子的方法进行降维，生成未来一个月的股票配置建议，具体结果如表 3 所示：

表 3：多因素模型选股最新建议(2010.9.1~2010.9.30)

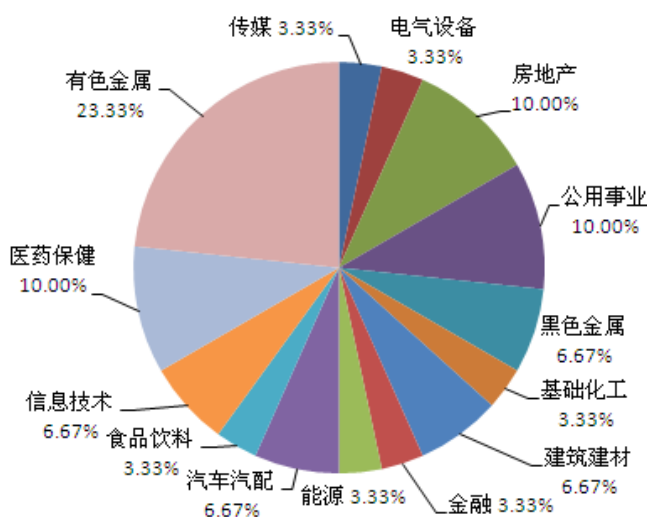
代码	名称	所属行业	代码	名称	所属行业
600547.sh	山东黄金	有色金属	000709.sz	河北钢铁	黑色金属
000895.sz	双汇发展	食品饮料	600282.sh	南钢股份	黑色金属
600497.sh	驰宏锌锗	有色金属	000060.sz	中金岭南	有色金属
600271.sh	航天信息	信息技术	600166.sh	福田汽车	汽车汽配

600143.sh	金发科技	基础化工	600583.sh	海油工程	能源
600432.sh	吉恩镍业	有色金属	600649.sh	城投控股	公用事业
600208.sh	新湖中宝	房地产	600219.sh	南山铝业	有色金属
600516.sh	方大炭素	有色金属	000690.sz	宝新能源	公用事业
600216.sh	浙江医药	医药保健	600170.sh	上海建工	建筑建材
600820.sh	隧道股份	建筑建材	600006.sh	东风汽车	汽车汽配
600550.sh	天威保变	电气设备	600804.sh	鹏博士	信息技术
600832.sh	东方明珠	传媒	600674.sh	川投能源	公用事业
000423.sz	东阿阿胶	医药保健	002001.sz	新和成	医药保健
600837.sh	海通证券	金融	000009.sz	中国宝安	房地产
600376.sh	首开股份	房地产	600489.sh	中金黄金	有色金属

资料来源：国信证券经济研究所，Wind 资讯，国信一级行业分类

三十只股票在行业中的分类如图 2 所示（采用国信一级行业分类），其中所占比重最大的行业是有色金属，其次是医药保健、公用事业、房地产、信息技术、黑色金属、汽车汽配以及建筑建材。

图 2：最新选股结果的行业分类



资料来源：国信证券经济研究所，Wind 资讯

可能存在的问题

- 1、众多的实证表明，在财报数据公布之前，信息存在一定程度的泄漏，同时，各个股票财报公布的时间为一个区间，而非某一个固定时点，这对从基本面角度出发的多因素选股模型是一个很大的不利因素；
- 2、对于行业、主题概念等属性很难加入到多因素模型中，但国内市场很多时候的行情确实是一些行业性或者概念类的行情，后续研究中将行业、概念等属性纳入考察的范畴是必不可少的；
- 3、影响股票的因子众多，文中所列的 29 个因子也许不能反映实际情况的全貌，

而所考察的因子是否全面对选股结果至关重要，后续研究中将进一步考察需要纳入的因子范围；

- 4、多因素模型只是给出了因子与收益率之间的定量关系，至于他们之间的逻辑、因子与因子之间的关联则研究的很少，没有合理的逻辑，那么就无法保证未来选股结果的可靠性和稳定性；
- 5、国内股市的时间过短，数据的可靠性、完整性得不到保证，同时，选股绩效是否稳定、可靠还需要大样本验证。

国信证券投资评级

类别	级别	定义
股票 投资评级	推荐	预计 6 个月内，股价表现优于市场指数 20%以上
	谨慎推荐	预计 6 个月内，股价表现优于市场指数 10%-20%之间
	中性	预计 6 个月内，股价表现介于市场指数±10%之间
	回避	预计 6 个月内，股价表现弱于市场指数 10%以上
行业 投资评级	推荐	预计 6 个月内，行业指数表现优于市场指数 10%以上
	谨慎推荐	预计 6 个月内，行业指数表现优于市场指数 5%-10%之间
	中性	预计 6 个月内，行业指数表现介于市场指数±5%之间
	回避	预计 6 个月内，行业指数表现弱于市场指数 5%以上

免责声明

本报告信息均来源于公开资料，我公司对这些信息的准确性和完整性不作任何保证。报告中的内容和意见仅供参考，并不构成对所述证券买卖的出价或询价。我公司及其雇员对使用本报告及其内容所引发的任何直接或间接损失概不负责。我公司或关联机构可能会持有报告中所提到的公司所发行的证券头寸并进行交易，还可能为这些公司提供或争取提供投资银行业务服务。本报告版权归国信证券所有，未经书面许可任何机构和个人不得以任何形式翻版、复制、刊登。

国信证券经济研究所团队成员

宏观		策略		交通运输	
周炳林	0755-82130638	黄学军	021-60933142	郑 武	0755- 82130422
林松立	010-66026312	崔 嵘	021-60933159	陈建生	0755- 82133766
		廖 喆	021-60933162	岳 鑫	0755- 82130432
				高 健	0755-82130678
银行		房地产		机械	
邱志承	021- 60875167	方 焱	0755-82130648	余爱斌	0755-82133400
黄 飙	0755-82133476	区瑞明	0755-82130678	黄海培	021-60933150
谈 煜	010- 66025229	黄道立	0755- 82133397	陈 玲	0755-82130646
				杨 森	0755-82133343
				李筱筠	010-66026326
汽车及零配件		钢铁		商业贸易	
李 君	021-60933156	郑 东	010- 66026308	孙菲菲	0755-82130722
左 涛	021-60933164	秦 波	010-66026317	吴美玉	010-66026319
				祝 彬	0755-82131528
基础化工		医药		石油与石化	
张栋梁	0755-82130532	贺平鸽	0755-82133396	李 晨	021-60875160
陈爱华	0755-82133397	丁 丹	0755- 82139908	严蓓娜	021-60933165
邱 斌	0755-82130532	陈 栋	021-60933147		
电力设备与新能源		传媒		有色金属	
皮家银	021-60933160	陈财茂	021-60933163	彭 波	0755-82133909
				谢鸿鹤	0755-82130646
电力与公用事业		非银行金融		通信	
徐颖真	021-60875162	邵子钦	0755- 82130468	严 平	021-60875165
谢达成	021-60933161	田 良	0755-82130513	程 峰	021-60933167
		童成敦	0755-82130513		
造纸		家电		计算机	
李世新	0755-82130565	王念春	0755-82130407	段迎晟	0755- 82130761
邵 达	0755-82130706				
电子元器件		纺织服装		农业	
段迎晟	0755- 82130761	方军平	021-60933158	张 如	021-60933151
高耀华	0755-82130771				
旅游		食品饮料		建材	
廖绪发	021-60875168	黄 茂	0755-82138922	杨 昕	021-60933168
刘智景	021-60933148				
煤炭		建筑		固定收益	
李 然	010-66026322	邱 波	0755-82133390	李怀定	021-60933152
陈 健	010-66215566	李遵庆	0755-82133055	高 宇	0755- 82133538
苏绍许	021-60933144			侯慧娣	021-60875161
				张 旭	010-66026340
				蔺晓熠	021-60933146
				刘子宁	021-60933145
指数与产品设计		投资基金		量化投资	
焦 健	0755-82133928	杨 涛	0755-82133339	葛新元	0755-82133332
王军清	0755-82133297	彭怡萍	0755-82133528	董艺婷	021-60933155
彭甘霖	0755-82133259	刘舒宇	0755-82133568	林晓明	0755-25472656
阳 瑾	0755-82133538	康 亢	010-66026337	赵斯尘	021-60875174
周 琦	0755-82133568	刘 洋		程景佳	021-60933166
赵学昂	0755-66025232			郑 云	021-60875163
				毛 甜	021-60933154
交易策略					
戴 军	0755-82133129				
秦国文	0755-82133528				
徐左乾	0755-82133090				
黄志文	0755-82133928				

国信证券机构销售团队

华北区（机构销售一部）			华东区（机构销售二部）			华南区（机构销售三部）		
王立法	010-66026352 13910524551 wanglf@guosen.com.cn		盛建平	021-60875169 15821778133 shengjp@guosen.com.cn		万成水	0755-82133147 13923406013 wancs@guosen.com.cn	
王晓建	010-66026342 13701099132 wangxj@guosen.com.cn		马小丹	021-60875172 13801832154 maxd@guosen.com.cn		魏 宁	0755-82133492 13823515980 weining@guosen.com.cn	
焦 骥	010-66026343 13601094018 jiaojian@guosen.com.cn		郑 毅	021-60875171 13795229060 zhengyi@guosen.com.cn		邵燕芳	0755-82133148 13480668226 shaoyf@guosen.com.cn	
李 锐	010-66025249 13691229417 lirui2@guosen.com.cn		黄胜蓝	021-60875166 13761873797 huangsl@guosen.com.cn		林 莉	0755-82133197 13824397011 linli2@guosen.com.cn	
徐文琪	010-66026341 13811271758 xuwq@guosen.com.cn		刘 塑	021-60875177 13817906789 liusu@guosen.com.cn		王昊文	0755-82130818 18925287888 wanghaow@guosen.com.cn	
			叶琳菲	021-60875178 13817758288 yelf@guosen.com.cn		甘 墨	0755-82133456 15013851021 ganmo@guosen.com.cn	
			孔华强	021-60875170 13681669123 konghq@guosen.com.cn		段莉娟	0755-82130509 18675575010 duanlj@guosen.com.cn	
						黎 敏	0755-82130681 13902482885 limin1@guosen.com.cn	
						徐 冉	13632580795 xuran1@guosen.com.cn	
						颜小燕	13590436977 yanxy@guosen.com.cn	