

相关研究报告:

《金融工程专题研究: 机器学习法选股》——2013-10-15
 《金融工程专题研究: 支持向量机在股票价格预测方面的应用》——2010-5-20

联系人: 陈镜竹

电话: 0755-82130833-701336
 E-MAIL: chenjz@guosen.com.cn

证券分析师: 黄志文

电话: 0755-82133928
 E-MAIL: huangzw@guosen.com.cn

证券投资咨询执业资格证书编码: S0980510120059

Adaboost 算法下的多因子选股

● Adaboost 算法

Adaboost 是一种迭代算法, 其核心思想是针对同一个训练集训练不同的弱分类器, 尤其是对难以正确分类的数据重复进行训练, 然后把这些弱分类器集合起来, 构成一个更强的强分类器。其算法本身是通过改变数据分布来实现的, 它根据每次训练集之中每个样本的分类是否正确, 以及上次的总体分类的准确率, 来调整每个样本的权值, 这样使得难以正确分类的数据得到训练。将修改过权值的新数据集送给下层分类器进行训练, 最后将每次训练得到的分类器最后融合起来, 作为最后的决策分类器。

● 选股实证

由 Adaboost 算法得到的强势组合能够跑赢市场, 且强势组合, 市场指数, 弱势组合之间的较为明显的净值差别, 算法所构造的组合具有明显的区分度, 类似我们也发现所有十档组合之间都有一定程度间隔, 说明算法具有有效性。

对比 Adaboost 方法的结果, 回归方法产生的组合从净值数据上不管是强势组还是弱势组都是优于 Adaboost 算法的。由回归方法与 Adaboost 算法的净值比图来看, 虽然两种方法在回测期截止净值相同, 但回归方法产生的组合最高净值更高。当然, 可以发现的是, 回归法的波动明显比 Adaboost 算法大, 尤其有市场振荡时期。基于 Adaboost 算法的多因子模型在组合净值的波动率水平上仍有亮点。

● Adaboost 因子与传统因子

从净值曲线上看, 考虑了因子大类后的算法选股组合的区分度更高。强势组合与弱势组合的净值差异明显。

组合相对 HS300 指数的超额收益净值曲线相对平稳, 最大回撤发生在 2014 年 12 月, 最大回撤为 9%, 而在此之前, 超额收益的最大回撤为 5% 左右。从月超额收益上看, 组合的月胜率超过 50%, 达到了 56%, 整体效果良好。

而对比弱势组合的超额收益, 多空策略的净值波动更大, 主要的回撤同样发生在 2014 年底, 但策略的胜率仍保持 50% 以上, 达到 58%。

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。

内容目录

前言.....	4
机器学习方法简介.....	4
机器学习方法分类.....	4
机器学习方法的实现.....	4
Adaboost 算法.....	5
数据预处理.....	7
一个简单的 AdaBoost 示例.....	7
Adaboost 算法的多因子选股实证.....	11
Adaboost 因子与传统因子.....	14
结论.....	16
国信证券投资评级.....	17
分析师承诺.....	17
风险提示.....	17
证券投资咨询业务的说明.....	17

图表目录

图 1: 机器学习的一般框架	4
图 2: AdaBoost 算法示例--第一步: 数据整理	8
图 3: AdaBoost 算法示例--第二步: 第一轮训练	9
图 4: AdaBoost 算法示例--第三步: 改变权重及第二轮训练	10
图 5: AdaBoost 算法示例--第四步: 预测	11
图 6: Adaboost 多因子选股组合净值.....	12
图 7: Adaboost 十档组合净值对比.....	12
图 8: Adaboost 多空组合净值.....	13
图 9: 回归法组合净值	13
图 10: 多空策略净值.....	13
图 11: Adaboost 多因子选股组合净值.....	14
图 12: 相对指数超额收益曲线.....	15
图 13: 相对指数月超额收益.....	15
图 14: 多空策略超额收益曲线.....	15
图 15: 相对弱势组合超额收益.....	15
图 16: 回归法多因子选股组合净值.....	16
图 17: 相对弱势组合超额收益.....	16

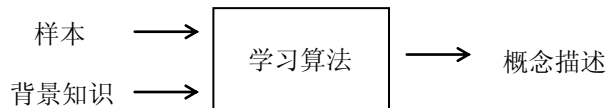
前言

多因子量化体系在实践不断中形成了诸如 BARRA 模型的标准方法，在以往的研究报告中，我们也对此进行了充分的研究其背后的金融理论及检验实践中能否获得有效的 ALPHA 因子。虽然标准化易于理解与管理，但众所周知标准化意味着各种参数的约束，因此 ALPHA 因子的构建参和个人判断，例如以什么标准选择，因子的如何配比等等。随着市场条件的不断变化，我们能够期待这些因子持续有效吗？对此，我们考虑能否充分利用数据的特征不加以主观参数约束，能够自适应地选取有效的因子，对传统多因子模型做出改善。我们自然地想到了机器学习方法。

机器学习方法简介

在机器学习领域的主要目标就是开发能够实现各种学习形式的计算方法，尤其是能够从样本或数据中归纳出知识的机制。机器学习往往能找出人类直观感觉无法探测的规律模式，从而辅助人们进行决策分析。机器学习的一般框架如图一所示。学习系统旨在根据提供的一组概念样本和背景知识，确定特定概念的描述。

图 1：机器学习的一般框架



资料来源：国信证券经济研究所整理

机器学习方法分类

实践中学习算法往往根据具体的问题进行选择，机器学习问题大概分为以下几类：

1. 监督学习：需要事先知道训练样本的正确输出，从而找出输入与输出之间的线性或非线性关系，如分类任务。
2. 无监督学习：并不知悉样本的正确输出。算法的目标在于发现数据中的结构，如聚类分析。
3. 半监督学习：介于监督学习和无监督学习之间。
4. 增强学习：算法通过执行一系列的动作，影响环境中的可观察变量，从而得到环境对动作反应的规律判断该采取何种行动以最大化某种回报。

本文旨在建构一个基于机器学习方法的多因子选股方法，本质上说这是一个监督学习的分类问题，也就是在给定因子数据作为输入，以收益率作为股票好坏判断依据，从而预测一个股票是否值投资。

机器学习方法的实现

我们的基于机器学习的多因子选股模型本质上是一个二元分类问题。将股票池中表现好的个股标为类 1，而表现不好的标为类 -1。建立分类器从而描述因子池中各因子与下期收益表现的关系。模型的输入一般表现为预测该样本为某类的概率，或者称为信任得分，信任得分越大则为该类的可能性越大。因此模型的构建主要分为两步：1，根据各股历史下期收益率划分分类标，历史当期因子数据对分类器进行训练得到相关参数。2，代入实际当期各股因子数据对各股进行分类，得到各股的信任得分。

那么模型的关键落在分类的选择。传统的分类器包括决策树分类器，基于规则的分类器，最近邻分类器，神经网络，支持向量机等。

上述分类技术都是使用训练数据所得单个分类器来预测未知样本的类标号。而通过聚集多个分类器的预测可以提高分类的准确率，这种方法称为组合方法。Adaboost 算法是常用的组合方法，在 2013 年的报告《国信证券-金融工程专题研究：机器学习法选股-131015》我们曾测试了 Adaboost 的增强效果。

Adaboost 算法

Adaboost 是一种迭代算法，其核心思想是针对同一个训练集训练不同的弱分类器，尤其是对难以正确分类的数据重复进行训练，然后把这些弱分类器集合起来，构成一个更强的强分类器。其算法本身是通过改变数据分布来实现的，它根据每次训练集之中每个样本的分类是否正确，以及上次的总体分类的准确率，来调整每个样本的权值，这样使得难以正确分类的数据得到训练。将修改过权值的新数据集送给下层分类器进行训练，最后将每次训练得到的分类器最后融合起来，作为最后的决策分类器。

AdaBoost 算法：

输入： $\{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$ ，其中 $y_i \in Y = \{1, \dots, k\}$

弱学习算法 WeakLearn

迭代次数 T

初始化：对于所有的 i ： $D_1(i) = 1/m$

对于每个时点 $t = 1, 2, \dots, T$ 进行循环

调用 WeakLearn，并且向其传入分布 D_t 。

返回假说： $h_t : X \rightarrow Y$ 。

计算 h_t 的误差 $\varepsilon_t = \sum_{i: h_t(x_i) \neq y_i} D_t(i)$ 。如果 $\varepsilon_t > 1/2$ ，则设定 $T = t - 1$ ，然后跳出该层循环。

设定 $\beta_t = \varepsilon_t / (1 - \varepsilon_t)$ 。

更新分布 D_t : $D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i)}{Z_t} \times \begin{cases} \beta_t & \text{if } h_t(x_i) = y_i \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$, 其中 Z_t 是用来标准

化的常数, 使得 D_{t+1} 为一个分布。

输出: 最终假设:
$$h_{fin}(x) = \arg \max_{y \in Y} \sum_{t: h_t(x)=y} \log \frac{1}{\beta_t}$$

当然, 可以知道的是, Adaboost 本身并不是分类器算法, 运用 Adaboost 做增强首先需要有一个弱分类器的算法。常见的分类器决策树分类器、最近邻分类器、神经网络、支持向量机等都可以作为 Adaboost 的弱分类器, 但在本篇报告中, 我们首先尝试的是最简单的概率统计分类——以 T-1 期每个因子暴露分档与 T 期收益的统计值作为分类的方式。而 Adaboost 则作为对统计分类的一个增强, 来观察 Adaboost 下的强分类是否有效。

结合弱分类算法的定义, 我们对标准的 Adaboost 作了适当的变形, 每层的弱分类器由一个因子决定, 直至到达退出条件得到若干个弱分类器, 从而组建强分类器。

AdaBoost 算法的具体内容如下:

1, 划分类标。给定某股票训练集 $S = \{(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)\}$, n 因子数量, N 是该股票类标数据, x_N 是第 N 个股票的第 n 个因子处理后数据。

2, 构建弱分类器。本文的弱分类 h 由因子池中的某一个因子 x_1 来建立。所谓弱分类器是一个将因子数值映射到信任得分空间的非线性函数。对于股票 i 的第 k 个因子, 信任得分为 $f^k(x_i)$; 且每个股票的权重表示为 $w(x_i)$ 。

定义弱分类器 h 训练为一个分段函数:

$$h(x) = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{W_+^j + \epsilon}{W_-^j + \epsilon} \right)$$

其中 ϵ 取 $1/N$, $j=1, 2, \dots, Q$ 是分位数段数, 在本文 Q 取 5, 即按照因子 k 的值以其分位数将训练样本分成 Q 组。 W_{\mp}^j 是在分类 j 中的权重的和。

$$W_{\mp}^j = \sum_{y_i = \mp, f(x) \in \text{quantile } j} w(x_i)$$

定义指标 Z 度量弱分类器的好坏:

$$Z = \sum_{j=1}^Q \sqrt{W_+^j W_-^j}$$

直观地, 如果一个分类中, 强势股的权重越多则 $h(x)$ 的值越大。若某个股票的因子落在这个分类中, 那么有理由相信该股会表现地好。因为所有的权重和为 1, 若 W_+^j 和 W_-^j 的区别较大时, 指标 Z 的数值则小。若 $h(x)$ 中一个好的弱分类器, 应该有一个好的区分能力, 即挑选最小 Z 对应分类器作为弱分类器。

3, 更新权重。每轮过后重新各股对应权重:

$$w_{l+1}^{(x_i)} = w_l^{(x_i)} e^{-y_i h_l^{(x_i)}}$$

其中 l 代表第 l 层的弱分类器, 如果当前的弱分类器正确的分类, 那么下一轮我们就减少该股票的权重。

4. 组合强分类器：将所有的弱分类器简单相加，得到最终的强分类器

$$H(x) = \sum h_i(x)$$

数据预处理

因为绝大多数机器学习算法对输入数据都比较敏感（要求数据范围在(0,1]），若含有较多的噪声数据易引起过度拟合。由于我们寻找的是强弱股之间的相对优劣，并不关注数据的绝对大小。因此，我们计算每个股票按某因子的排序然后除以总股票数，这样因子的值归到(0,1]。

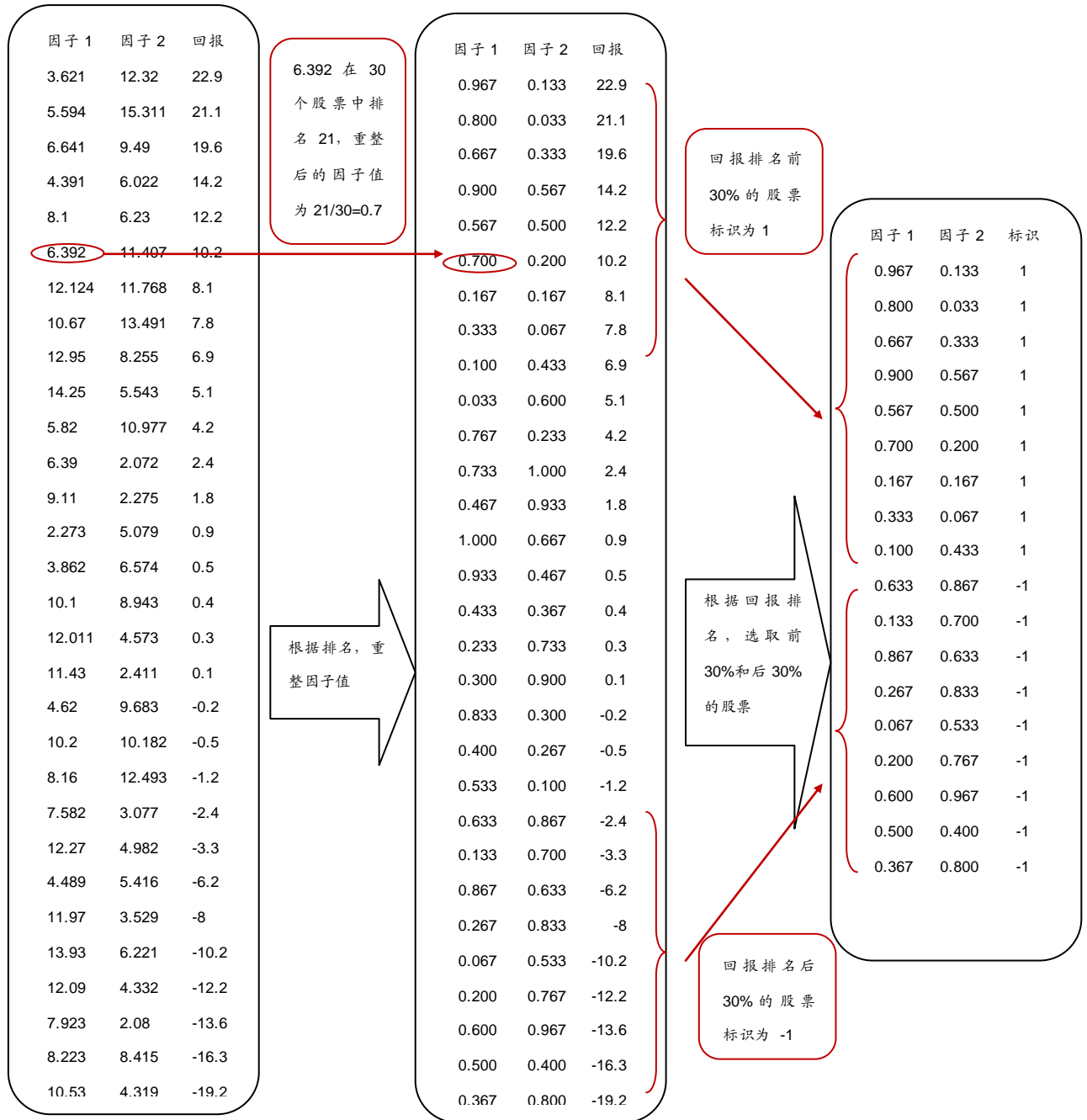
然后，对下一期收益率从大到小排序，取前 30%作为强势股，后 30%作为弱势股，强势股划分类标为+1，弱势股划分类标为-1；中间百分之 40%的股票排出训练集，因为中间百分之 40%的股票收益并不强势也不弱势，相当于噪声数据。

为了充分利用数据，找出相对稳定有效的因子，确保算法的稳定性，我们用过去 12 个月的面板数据来构建训练集。

一个简单的 AdaBoost 示例

如下图，我们有 30 只股票，两个因子。首先要做的是数据的预处理。

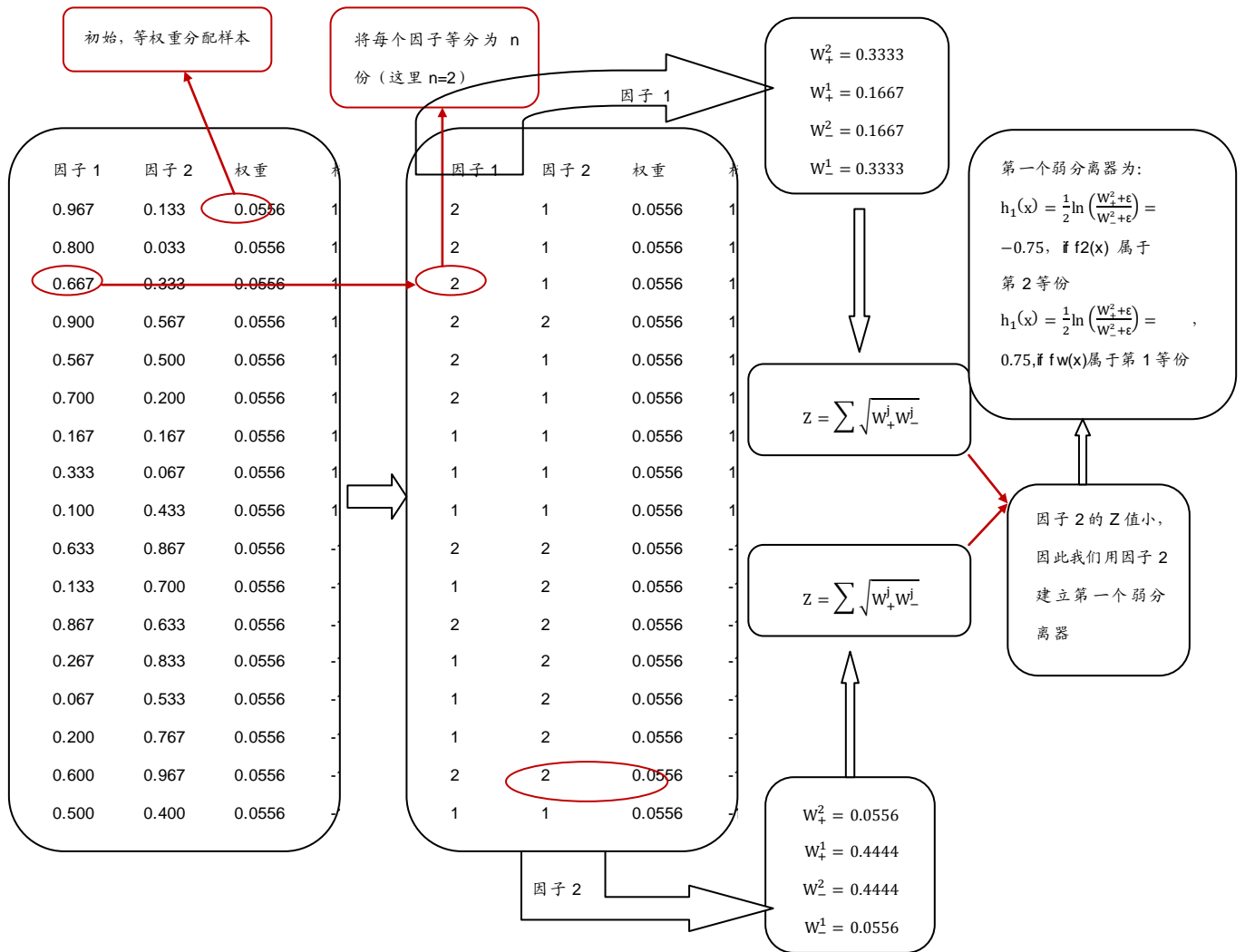
图 2: AdaBoost 算法示例---第一步: 数据整理



资料来源: 国信证券经济研究所整理

接下来, 开始进行第一轮弱分离器的生成:

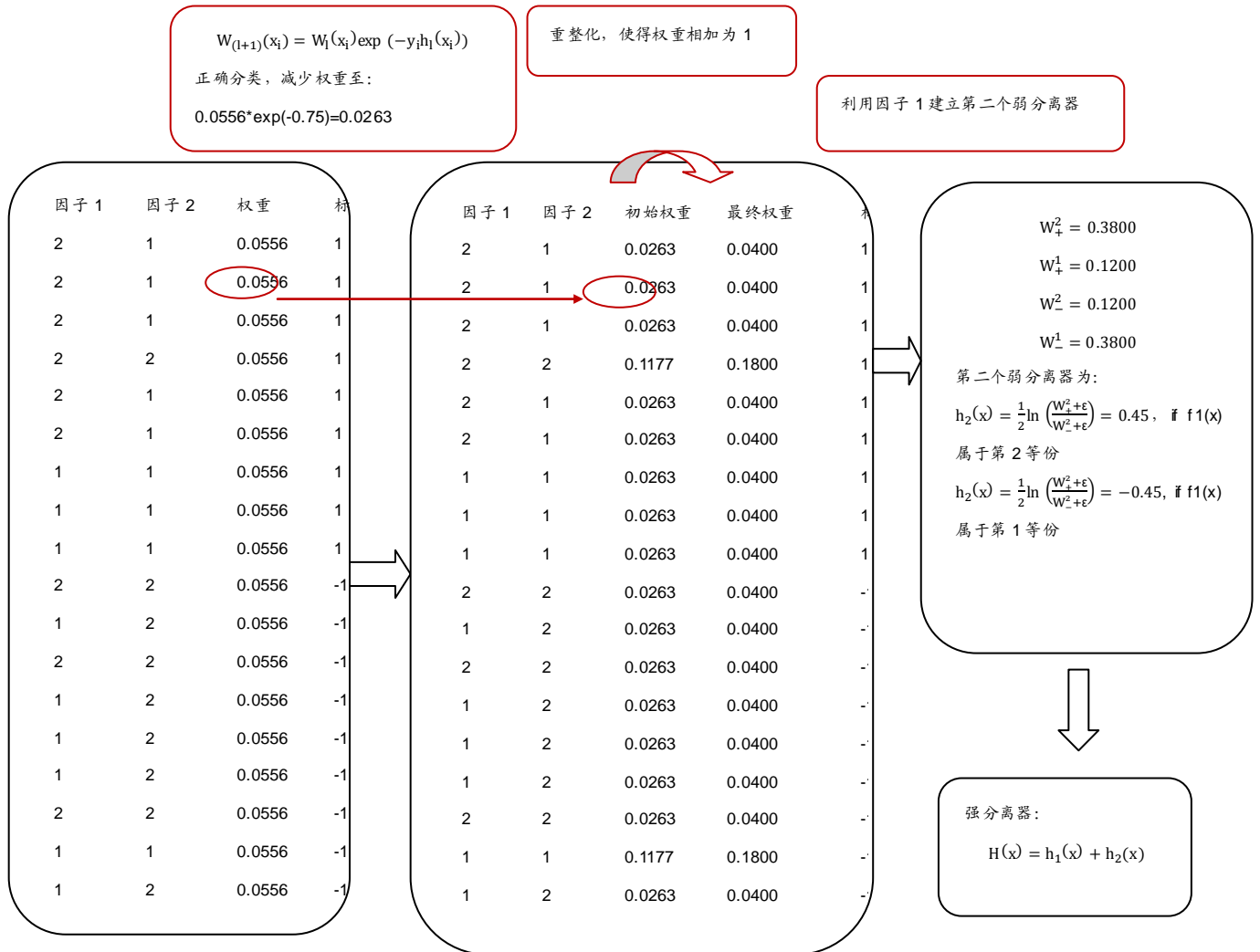
图 3: AdaBoost 算法示例---第二步: 第一轮训练



资料来源: 国信证券经济研究所整理

生成第一个弱分离器后, 我们对数据权重重新分配, 对于已经正确分类的数据, 我们减小其权重, 而对于尚未正确分类的数据, 则增加其权重。

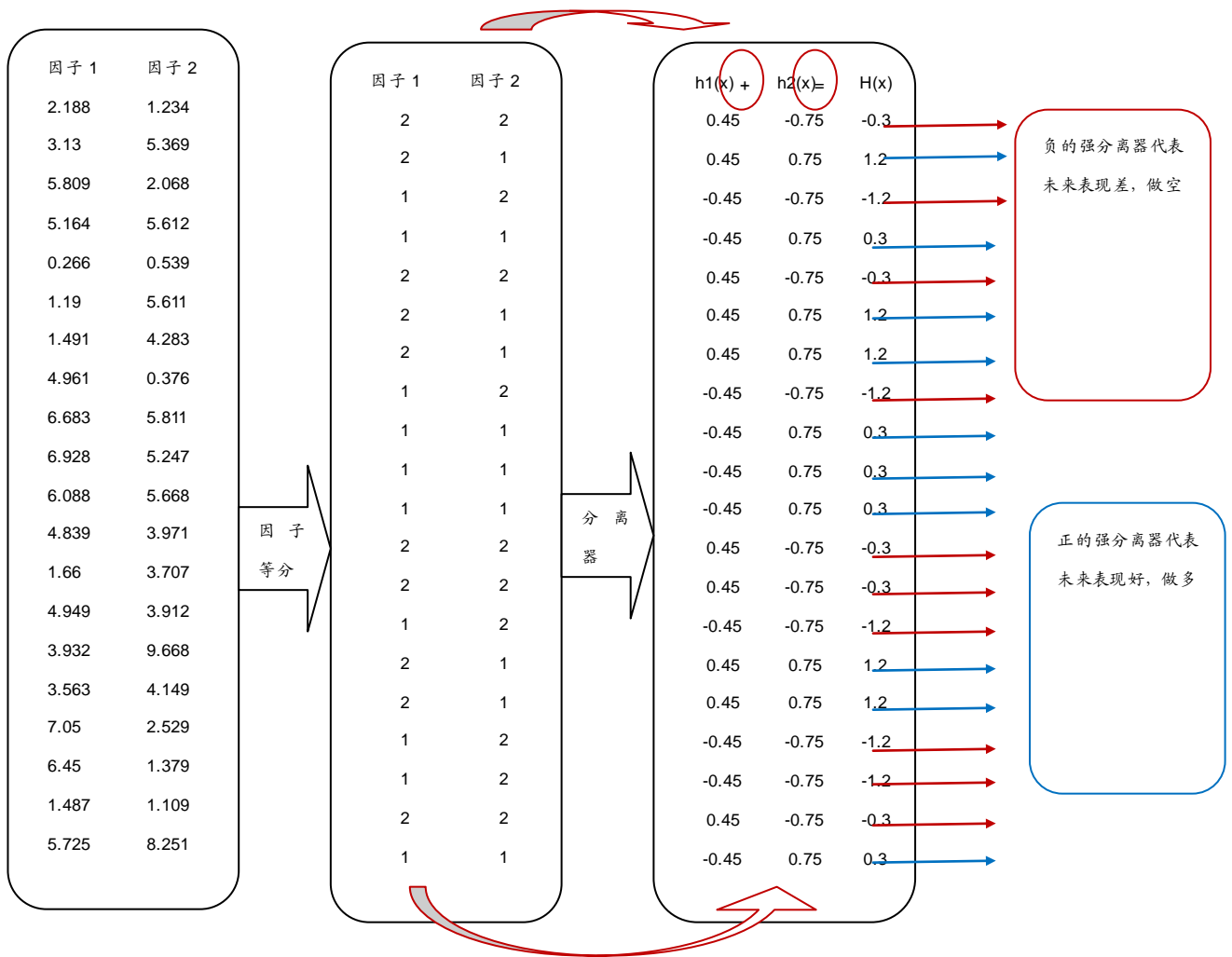
图 4: AdaBoost 算法示例---第三步: 改变权重及第二轮训练



资料来源: 国信证券经济研究所整理

得到了强分离器以后,我们就可以根据新的因子数据,对未来的股票回报进行预测。

图 5: AdaBoost 算法示例---第四步: 预测



资料来源: 国信证券经济研究所整理

Adaboost 算法的多因子选股实证

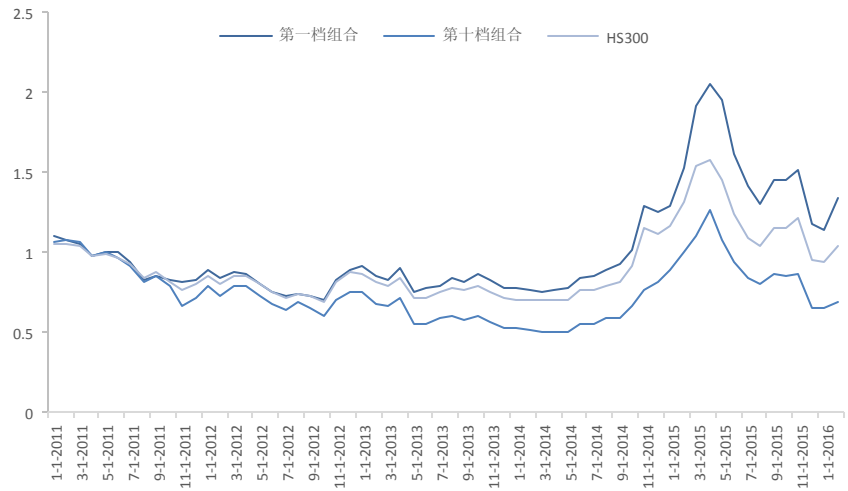
我们的机器选股模型选取参数 $l=12, Q=5$, 以沪深 300 指数成份股作为股票池。按照信任得分将股票池的股票分为十档组合, 取最高一档作为强势组合, 最低一档组合作为弱势组合。测试范围为 2011-01-31 至 2016-03-31。

因子池:

根据报告《国信证券-多因子系列研究报告之一: 风险 (Beta) 指标静态测试》我们根据指标构造的经济含义, 以及参考 BARRA 模型的因子分类, 将 68 个指标划分为 11 个因子, 包括盈利收益率 (Earnings Yield)、盈利波动率 (Earnings Variability)、成长 (Growth)、杠杆 (Leverage)、流动性 (Liquidity)、动量 (Momentum)、规模 (Size)、价值 (Value)、波动 (Volatility)、股利收益率 (Dividend Yield) 以及财务质量 (Financial Quality) 等。

根据前述的 Adaboost 算法, 不考虑因子的分类, 将全部 68 个指标纳入算法选出的组合净值结果如下:

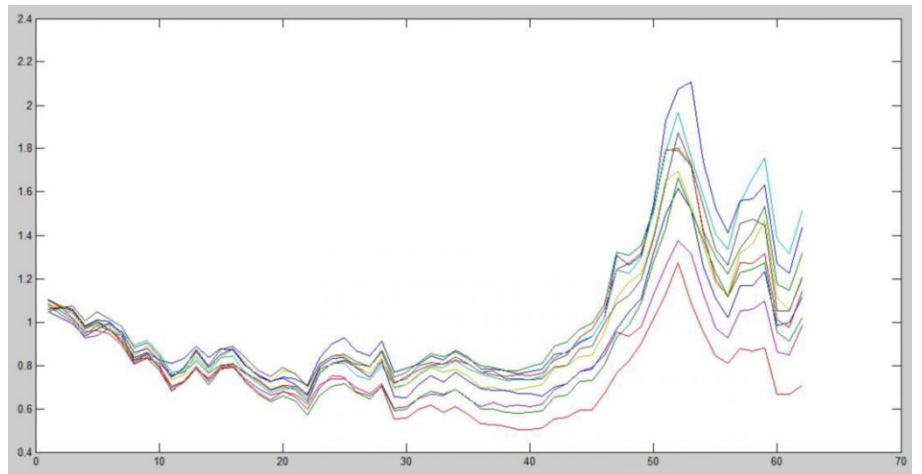
图 6: Adaboost 多因子选股组合净值



资料来源：天软，国信证券经济研究所整理

可以看到，由 Adaboost 算法得到的强势组合能够跑赢市场，且强势组合，市场指数，弱势组合之间的较为明显的净值差别，算法所构造的组合具有明显的区分度，类似我们也发现所有十档组合之间都有一定程度间隔，说明算法具有有效性。

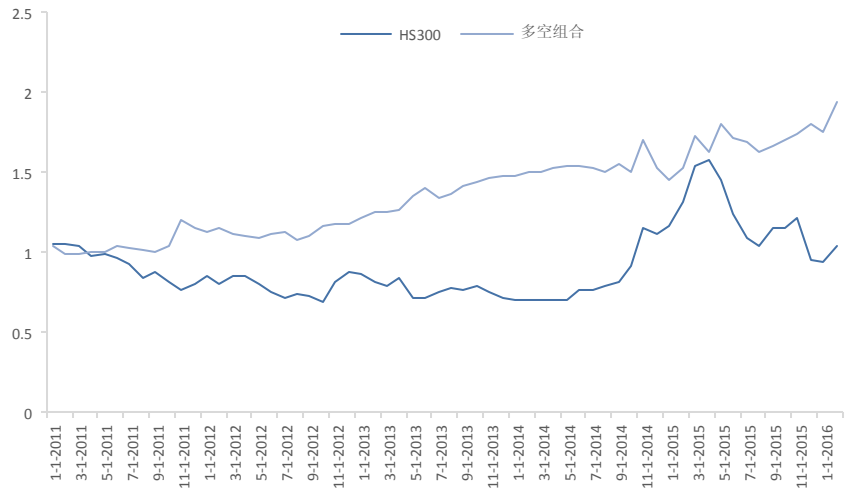
图 7: Adaboost 十档组合净值对比



资料来源：天软，国信证券经济研究所整理

建立在 Adaboost 组合区分度较为显著的基础上，我们观察首位两档组合的多空策略净值如下：

图 8: Adaboost 多空组合净值



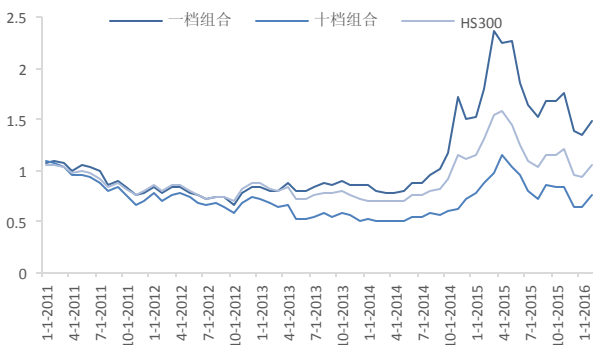
资料来源：天软，国信证券经济研究所整理

由强势组合与弱势组合的多空策略净值平稳上升，在 2014 年底至 2015 年的波动较大，但整体的稳定性仍然较好。

由以上实证结果可以看到，基于 Adaboost 算法的多因子选股模型是颇为有效的方法。我们知道，分类器是机器学习的有监督学习中的一种算法，而有监督学习中的另一个主要算法类型是回归，这与我们常见的多因子选股方法吻合。为了进一步检验 Adaboost 算法的有效性，我们与传统回归方法的多因子选股（暂不考虑市值中性、行业中性等进一步的模型优化）进行比较。

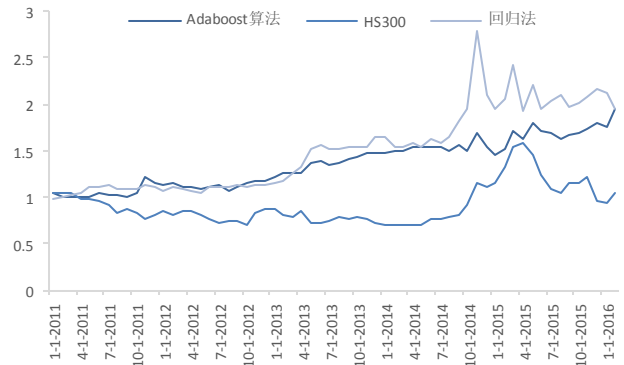
在回归方法中，我们对同样时间范围内的原始因子数据与下一期收益率进行回归，根据因子回归系数 t 值作为选择依据。为了与 Adaboost 算法比较，数据的使用的原始数据是一致的，只是各自标准化的方法各有要求，且回归方法同样选择 12 个因子。回归方法选出因子后预测各股下期收益，同样取十档最高档作为强势组合，最低档作为弱势组合。

图 9: 回归法组合净值



资料来源：天软，国信证券经济研究所整理

图 10: 多空策略净值



资料来源：天软，国信证券经济研究所整理

对比 Adaboost 方法的结果，回归方法产生的组合从净值数据上不管是强势组还是弱势组都是优于 Adaboost 算法的。由回归方法与 Adaboost 算法的净值比图来看，虽然两种方法在回测期截止净值相同，但回归方法产生的组合最高净

值更高。当然，可以发现的是，回归法的波动明显比 Adaboost 算法大，尤其有市场振荡时期。基于 Adaboost 算法的多因子模型在组合净值的波动率水平上仍有亮点。

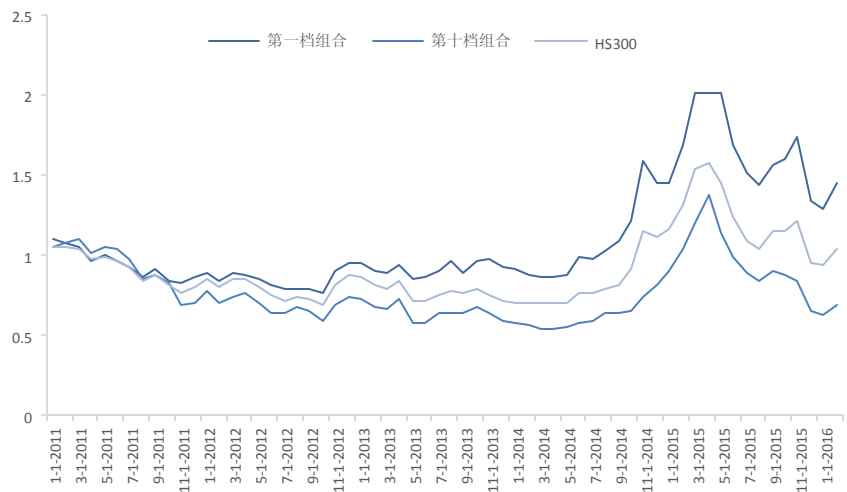
由前述的回测结果来看，Adaboost 算法选择多因子指标结果较为显著，对于因子的预测捕捉效果良好，考虑到并没有对因子做分类，而是全部输入进行机器选择，考虑因子分类的问题，我们认为模型可以进一步细化，基于 Adaboost 算法构建相关因子，并由 Adaboost 因子构建投资组合。

Adaboost 因子与传统因子

由 Adaboost 算法，将所有弱分类器加总成最终强分类器 H。该强分类器会给予个股因子值相应的信任得分，用以衡量其属于强势股的程序。本质上我们可以把 H 当作一个复合因子，所以我们可以由 Adaboost 算法构建 Adaboost 因子。我们基于 Adaboost 算法，对 68 个因子中每个大类因子的指标构造一个强分类器，得到对应 Adaboost 因子 $H_i, i=1, 2, \dots, 11$ ，若该大类因子的指标多于 4 个则 H_i 的层数取指标数的一半，反之全取；同时记录每层度量弱分类器的好坏 Z 指标，计算该大类因子 Z 指标的均值 $MeanZ_i, i=1, 2, \dots, 11$ 。对 $MeanZ_i$ 进行排序，取前 4 个最小的值所对应的 H_i ，作为最终 Adaboost 因子。然后可当期数据对各股进行预测，构建相应强势，弱势组合。

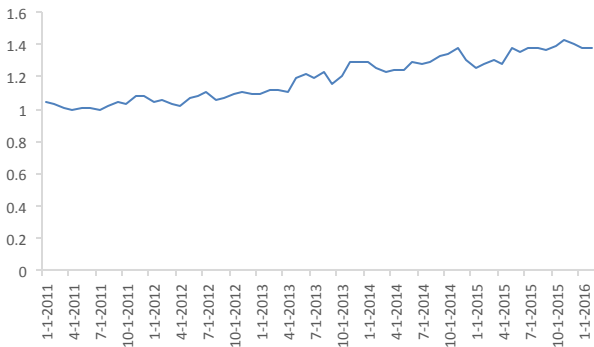
作为对比，构建传统因子：在每个月，下一期收益对每个指标进行回归，得到回归系数 t 值，从而得到若干个月的 t 值序列。通过 t 值绝对值序列的平均值大于 2，且 t 值绝对值序列大于 2 的占比大于 20%，找到有效的风险指标。同样根据表 1 的大类归属，构建大类因子。然后可当期数据对各股进行预测，构建相应强势，弱势组合。

图 11: Adaboost 多因子选股组合净值

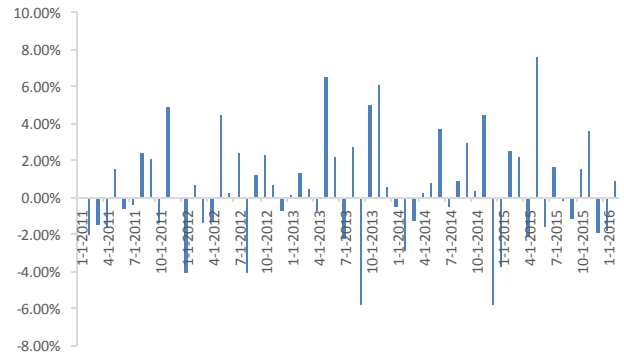


资料来源：天软，国信证券经济研究所整理

从净值曲线上看，考虑了因子大类后的算法选股组合的区分度更高。强势组合与弱势组合的净值差异明显。

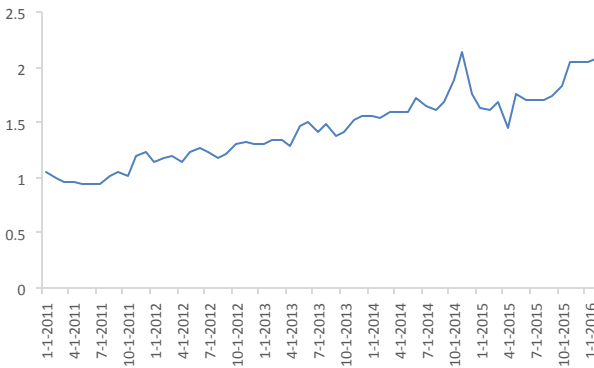
图 12: 相对指数超额收益曲线


资料来源: 天软, 国信证券经济研究所整理

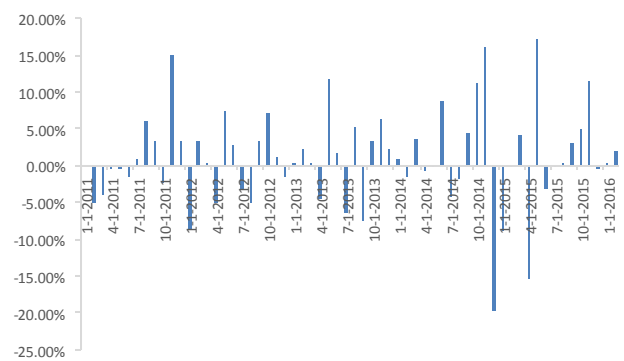
图 13: 相对指数月超额收益


资料来源: 天软, 国信证券经济研究所整理

组合相对 HS300 指数的超额收益净值曲线相对平稳, 最大回撤发生在 2014 年 12 月, 最大回撤为 9%, 而在此之前, 超额收益的最大回撤为 5% 左右。从月超额收益上看, 组合的月胜率超过 50%, 达到了 56%, 整体效果良好。而对比弱势组合的超额收益, 多空策略的净值波动更大, 主要的回撤同样发生在 2014 年底, 但策略的胜率仍保持 50% 以上, 达到 58%。

图 14: 多空策略超额收益曲线


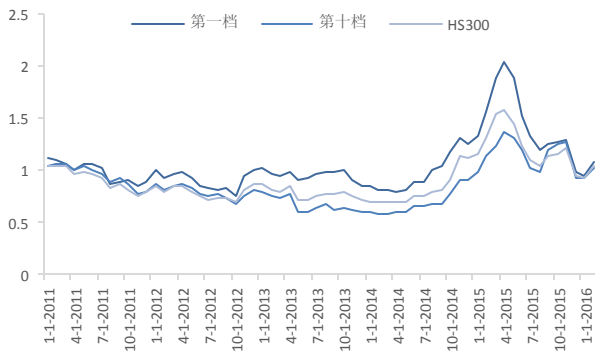
资料来源: 天软, 国信证券经济研究所整理

图 15: 相对弱势组合超额收益


资料来源: 天软, 国信证券经济研究所整理

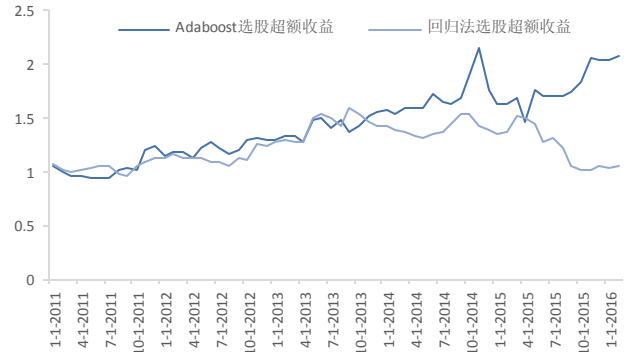
而作为算法对比的回归法选股，效果则相对较差：

图 16: 回归法多因子选股组合净值



资料来源：天软，国信证券经济研究所整理

图 17: 相对弱势组合超额收益



资料来源：天软，国信证券经济研究所整理

在保证两种算法的设置条件相同的情况下，由 Adaboost 因子构建的强势组合可明显跑赢市场，强势组合，市场指数，弱势组合间有明显的区分，而传统因子构建的组合效果则稍差。由两种方法强弱组合净值对比图来看，Adaboost 因子效果更好且更为稳定，强势组合相对于弱势组合能够保持优势，尤其是在大涨大跌异常行情过后迅速恢复。

结论

本文中讨论的 Adaboost 算法，实际上并不是分类器算法中的一种，而是一个与分类器密切相关的合成算法。由于因子问题与分类思想契合度较高，我们认为，除了传统的多因子中回归方式之外，考虑分类器算法以及分类器的加强能否对因子选择提供新的思路。

从结果上看，Adaboost 的选股结果是较为有效的。从最简单的概率统计入手，将 68 个因子信息全部纳入 Adaboost 的算法之中，得到的多空组合收益能够显著区分，并相对市场指数获得超额收益。而对于模型的细化，使得因子按照大类进行选股，则能够进一步提高多空组合的区分度。在各种回测结果中，我们都选择与传统的回归方式选股做了对比，Adaboost 以及概率统计分类的方式能够保持较高的有效性，使得从分类器的角度考虑多因子选股具有较高程度的可行性。

从模型的改进角度来看，我们认为两个方向是值得考虑的：

首先，本篇报告的选股模型均没有考虑多因子选股中普遍的中性问题等细节优化，市值中性、行业中性，以及组合的风险优化，都是模型可以进一步加强的方向。

同时，在文中我们反复提到了，Adaboost 本身并不是一个分类器算法，本篇报告的选股模型采用的分类方式实际上是概率统计，而因子问题与分类器实际上有高度的契合性，因此，更好的分类器可以预期获得更佳的回测效果，而 Adaboost 对于多数分类器的加强，则可能更进一步的增强多因子选股的有效性。

国信证券投资评级

类别	级别	定义
股票 投资评级	买入	预计 6 个月内，股价表现优于市场指数 20%以上
	增持	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 $\pm 10\%$ 之间
	卖出	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	超配	预计 6 个月内，行业指数表现优于市场指数 10%以上
	中性	预计 6 个月内，行业指数表现介于市场指数 $\pm 10\%$ 之间
	低配	预计 6 个月内，行业指数表现弱于市场指数 10%以上

分析师承诺

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。

风险提示

本报告版权归国信证券股份有限公司（以下简称“我公司”）所有，仅供我公司客户使用。未经书面许可任何机构和个人不得以任何形式使用、复制或传播。任何有关本报告的摘要或节选都不代表本报告正式完整的观点，一切须以我公司向客户发布的本报告完整版本为准。本报告基于已公开的资料或信息撰写，但我公司不保证该资料及信息的完整性、准确性。本报告所载的信息、资料、建议及推测仅反映我公司于本报告公开发布当日的判断，在不同时期，我公司可能撰写并发布与本报告所载资料、建议及推测不一致的报告。我公司或关联机构可能会持有本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。我公司不保证本报告所含信息及资料处于最新状态；我公司将随时补充、更新和修订有关信息及资料，但不保证及时公开发布。

本报告仅供参考之用，不构成出售或购买证券或其他投资标的的要约或邀请。在任何情况下，本报告中的信息和意见均不构成对任何个人的投资建议。任何形式的分享证券投资收益或者分担证券投资损失的书面或口头承诺均为无效。投资者应结合自己的投资目标和财务状况自行判断是否采用本报告所载内容和信息并自行承担风险，我公司及雇员对投资者使用本报告及其内容而造成的一切后果不承担任何法律责任。

证券投资咨询业务的说明

证券投资咨询业务是指取得监管部门颁发的相关资格的机构及其咨询人员为证券投资者或客户提供证券投资的相关信息、分析、预测或建议，并直接或间接收取服务费用的活动。

证券研究报告是证券投资咨询业务的一种基本形式，指证券公司、证券投资咨询机构对证券及证券相关产品的价值、市场走势或者相关影响因素进行分析，形成证券估值、投资评级等投资分析意见，制作证券研究报告，并向客户发布的行为。

国信证券经济研究所团队成员

宏观		策略		技术分析	
董德志	021-60933158	郇彬	021-6093 3155	闫莉	010-88005316
陶川	010-88005317	朱俊春	0755-22940141		
燕翔	010-88005325	孔令超	021-60933159		
李智能	0755-22940456	王佳骏	021-60933154		
固定收益		纺织/日化零售		互联网	
董德志	021-60933158	郭陈杰	021-60875168	王学恒	010-88005382
赵婧	0755-22940745	朱元	021-60933162	李树国	010-88005305
魏玉敏	021-60933161			何立中	010-88005322
柯聪伟	021-60933152				
医药生物		社会服务(酒店、餐饮和休闲)		家电	
江维娜	021-60933157	曾光	0755-82150809	王念春	0755-82130407
邓周宇	0755-82133263	钟潇	0755-82132098		
万明亮		张峻豪	0755-22940141		
通信服务		电子		环保与公共事业	
程成	0755-22940300	刘翔	021-60875160	陈青青	0755-22940855
李亚军	0755-22940077	刘洵	021-60933151	邵潇	0755-22940659
		蓝逸翔	021-60933164		
		马红丽	021-60875174		
军工及主题投资				非金属及建材	
梁铮	010-88005381			黄道立	0755-82130685
王东	010-88005309			刘宏	0755-22940109
徐培沛	0755-82130473				
房地产		食品饮料			
区瑞明	0755-82130678	刘鹏	021-60933167		
朱宏磊	0755-82130513				
电力设备新能源		化工		建筑工程	
杨敬梅	021-60933160	苏淼	021-60933150	刘萍	0755-22940678
金融工程		轻工造纸		汽车及零部件	
吴子昱	0755-22940607	邵达	0755-82130706	梁超	0755-22940097
黄志文	0755-82133928				
邹璐	0755-82130833-701418				

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)		海外销售交易部	
李文英	010-88005334 13910793700	汤静文	021-60875164 13636399097	赵晓曦	0755-82134356 15999667170	赵冰童	0755-82134282 13693633573
liwying@guosen.com.cn		tangjingwen@guosen.com.cn		zhaoxxi@guosen.com.cn		zhaobt@guosen.com.cn	
夏坤	13726685252	吴国	15800476582	邵燕芳	0755-82133148 13480668226	梁佳	0755-25472670 13602596740
王玮	13726685252	唐泓翼	13818243512	shaoyf@guosen.com.cn		liangjia@guosen.com.cn	
				颜小燕	0755-82133147 13590436977	程可欣	886-0975503529(台湾)
				yanxy@guosen.com.cn		chengkx@guosen.com.cn	
许婧	18600319171	梁轶聪	021-60873149 18601679992	黄明燕	18507558226	刘研	0755-82136081 18610557448
		liangyc@guosen.com.cn				liuyan3@guosen.com.cn	
边祎维	13726685252	倪婧	18616741177	刘紫微	13828854899	夏雪	18682071096
王艺汀	13726685252	林若	13726685252	郑灿	0755-82133043 13421837630	郭泓辰	18575583236
				zhengcan@guosen.com.cn			
赵海英	010-66025249 13810917275	张南威	13726685252	廖雯婷	13726685252	吴翰文	13726685252
zhaohy@guosen.com.cn							
		周鑫	13726685252				