

**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  
《金融工程专题研究: Adaboost 算法下的多  
因子选股》 —2016-5-26  
《金融工程专题研究: 机器学习法选股》 —  
—2013-10-15

**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

## SVM 算法选股以及 Adaboost 增强

### ● 支持向量机算法

支持向量机的最大特点是改变了传统的经验风险最小化原则, 而是针对结构风险最小化原则提出的, 因此具有很好的泛化能力。同时, 支持向量机在处理非线性问题时, 通过将非线性问题转化为高维空间的线性问题, 利用核函数替代高维空间中的内积运算, 从而巧妙的解决了复杂计算问题, 并且有效的克服了维数灾难以及局部极小问题。

在不考虑非线性分类的情况下, 12个月的样本数据滚动回测结果显示出较好的分类效果。强势组合能够显著的跑赢弱势组合。

### ● Adaboost-SVM 组合算法

从 Adaboost 的角度出发, 我们认为利用 Adaboost 对于每个月的数据的 SVM 分类算法进行增强, 可以有有效的提高 SVM 分类的效果。

从线性 SVM 分类结果来看, 利用 12 层数据的 Adaboost 组合相比单月 SVM 效果显著增强, 多空组合收益能够明显的区分开。但对比前述的传统 SVM 方法, 其多空策略的净值收益并没有显著增加, 传统的 SVM 模型整体优于 Adaboost 算法下的 SVM 分类。

### ● 非线性分类

在前一篇报告中我们对于非线性分类的处理主要通过对因子的多档概率统计完成, 也具有显著的效果。为了使 SVM 模型与之更具有可比性, 我们考虑 SVM 的非线性模型。

将非线性因素考虑进来之后, 模型的超额收益显著高于无 SVM 的 Adaboost 算法。多空组合的区分度明显, 5 年的胜率在 58% 的水平。效果的增强, 除了证明我们之前的猜想: 弱分类器的选择可能增加 Adaboost 算法的效果之外, 也从侧面反映了多因子模型中, 因子与收益间的非线性关系。

从结果上看, Adaboost 的效果仍然不如单独的 SVM 算法效果, 理论上考虑, Adaboost 的增强效果是需要建立在弱分类器的基础上的。SVM 算法本身的显著分类可能对 Adaboost 算法造成影响。因此, 对比概率统计的 Adaboost 分类, Adaboost-SVM 具有显著的提高, 但更优的分类方法是非线性的 SVM 分类。

**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
支持向量机 (SVM) 简介.....	4
支持向量机的分类算法.....	4
支持向量机解决线性分类问题.....	5
支持向量机解决非线性分类问题.....	5
SVM 算法回测.....	6
初始模型构建.....	6
回测结果.....	7
Adaboost 算法增强.....	8
Adaboost 算法介绍.....	9
Adaboost—SVM 模型构建.....	10
回测结果.....	11
Adaboost-SVM 分类与传统概率统计.....	12
非线性 SVM 分类.....	12
结论.....	14
国信证券投资评级.....	15
分析师承诺.....	15
风险提示.....	15
证券投资咨询业务的说明.....	15

## 图表目录

图 1: 线性可分、近似线性可分、线性不可分问题.....	4
图 2: 线性分类问题-较小间隔.....	5
图 3: 线性分类问题-最大间隔.....	5
图 4: SVM 算法选股净值.....	7
图 5: 多空策略净值.....	8
图 6: 策略多空净值对比.....	8
图 7: 策略/指数净值对比.....	8
图 8: 单月数据 SVM.....	9
图 9: Adaboost-SVM 算法.....	11
图 10: 策略多空净值对比.....	11
图 11: 月超额收益.....	11
图 12: Adaboost-SVM 算法.....	12
图 13: 多策略净值对比.....	12
图 14: 多空策略净值对比.....	12
图 15: Adaboost-SVM ( rfb) 净值.....	13
图 16: 非线性 Adaboost-SVM 对比 Adaboost.....	13
图 17: 月超额收益.....	13
图 18: 非线性 SVM 净值.....	14
图 19: 多空策略净值.....	14

## 前言

在前一篇机器学习系列报告《国信证券-金融工程机器学习专题：Adaboost 算法下的多因子选股》中，我们尝试利用 Adaboost 的增强算法对多因子的信息进行挖掘，并取得了较为显著的超额收益。在报告的最后，我们提到了，原模型分类算法选择了最为基本的概率统计，而 Adaboost 的加强，对于多种分类算法都是有效的，因此我们考虑对模型的进一步变化——采用支持向量机（SVM）这一分类器算法，对 Adaboost 的增强效果进行回测与观察。

## 支持向量机（SVM）简介

支持向量机（Support Vector Machine, SVM）主要的内容是在 20 世纪 90 年代形成，近年来其理论研究和算法实现方面都取得了突破性的发展。而 SVM 这一学习算法，由于其在克服“维数灾难”和“过学习”等传统困难上的有效性等原因，在统计学习领域深受关注。支持向量机的最大特点是改变了传统的经验风险最小化原则，而是针对结构风险最小化原则提出的，因此具有很好的泛化能力。同时，支持向量机在处理非线性问题时，通过将非线性问题转化为高维空间的线性问题，利用核函数替代高维空间中的内积运算，从而巧妙的解决了复杂计算问题，并且有效的克服了维数灾难以及局部极小问题。

### 支持向量机的分类算法

在前文提到的机器学习系列报告中，我们已经对机器学习在股票上的分类应用进行了定义，对于支持向量机算法而言，同样适用。我们将市场（股票）的走势看做两种状态：涨和跌，问题即转化为分类问题。

分类问题一般可以表示为，考虑  $n$  维空间上的分类问题，它包含  $n$  个指标（即  $x \in R^n$ ）和  $l$  个样本点。记这  $l$  个样本点的集合为

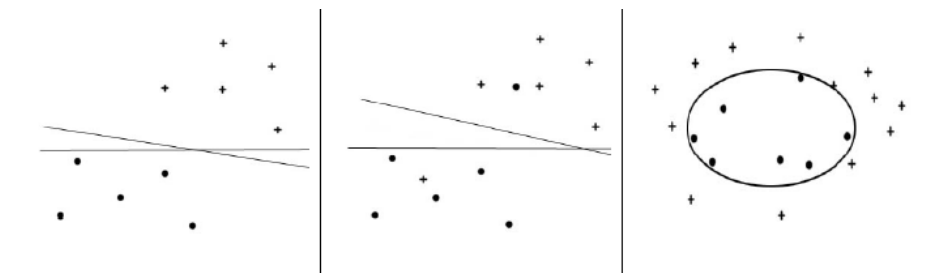
$$T = \{ (x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l) \} \in (X \times Y)^l$$

其中  $x_i \in X = R^n$  是输入指标向量，或称输入，其分量成为特征，或输入指标； $y_i \in Y = \{-1, 1\}$  是输出指标，或称输出， $i=1, \dots, l$ 。这  $l$  个样本点组成的集合称为训练集。这时我们的问题是，对任意给定的一个新的模式  $x$ ，根据训练集，推断它所对应的输出  $y$  是 1 还是 -1。

而结合股票的因子特征，实际上就是将每一个因子作为一个维度，找一个把  $R^n$  上的点分成两部分的规则。确切的说，上述分类是分成两类的问题。与此类似的还有分成多类的分类问题，不同之处在于输出结果的个数。本篇报告主要研究利用 SVM 将股票分成两类的分类问题。

分类问题大体有三种类型，对于不同类型的问题，可能采用不同的分类器：

图 1：线性可分、近似线性可分、线性不可分问题



资料来源：国信证券经济研究所整理

### 支持向量机解决线性分类问题

支持向量机算法是根据训练样本，寻找最优超平面的过程。以二维的坐标点为例，支持向量机算法是要找个一条直线将两类坐标点分开。而这种分割的直线是有无数条的，但在这些直线中，如果距离坐标点太近，那么噪声的扰动将对分类结果产生较大的影响，因此我们可以定义，SVM 算法即是找到其中距离训练样本最远的那条直线，也称作最优直线。

图 2：线性分类问题-较小间隔

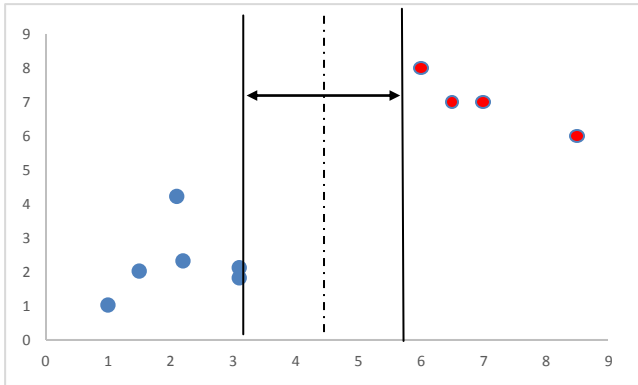
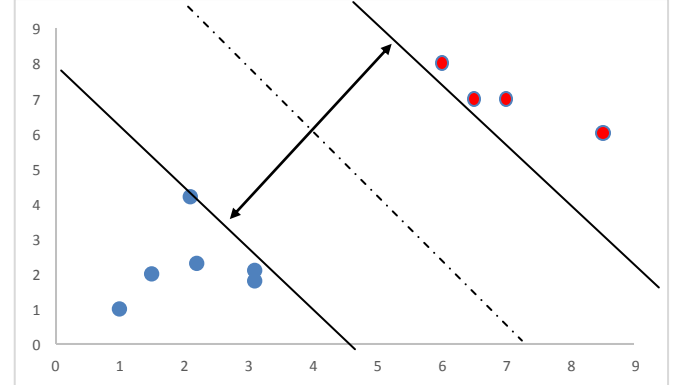


图 3：线性分类问题-最大间隔



资料来源：国信证券经济研究所整理

资料来源：国信证券经济研究所整理

从分类的定义出发,假设训练样本集  $T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\} \in (X \times Y)^l, y_i \in \{-1, 1\}$ , 可以被超平面

$$g(x) = \langle w_0 \cdot x \rangle + b_0 = 0$$

分开,且靠近分类面的向量与分类面的距离达到最大,则  $g(x)$  成为最优分类超平面。

省去最优化过程的推导,得到的优化问题是:

$$\max \sum_{j=1}^l \alpha_j - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j (x_i \cdot x_j)$$

$$\text{subject to } \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0 \quad c \geq \alpha_i \geq 0 \quad i=1, \dots, l$$

式中:  $x_i \in R^n, y_i \in R$ ;  $x_i$  是输入,  $y_i$  是  $x_i$  对应的输出值;  $l$  是样本个数,  $\alpha$  是拉格朗日系数;  $c$  是正则化参数,实现最大间隔和分类错误的折中。

### 支持向量机解决非线性分类问题

支持向量机分类的目标是开发计算有效途径,从而能在高维特征空间中学习“好”的分类超平面。支持向量机的研究最初是针对模式识别中的二类线性可分问题提出来的。由于股市的数据是非线性的,超平面的分类能力毕竟有限,因而 SVM 对数据进行非线性映射,通过映射  $\phi: x \rightarrow f$ , 将数据映射到一个更高维的特征空间  $F$  中,从而使数据线性可分,然后再  $f$  中构造最优超平面。由于优化函

数和分类函数都涉及样本空间的内积运算  $\langle x_i \cdot x_j \rangle$ ，因此在变换后的高维特征空间  $E$  中需进行内积运算  $\langle \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) \rangle$ ，根据满足 Mercer 定理，对应线性变换空间中的内积， $\langle \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) \rangle = k(x_i, x_j)$ 。采用适当的核函数  $k(x_i, x_j)$ ，就能代替向高维空间中的非线性映射，实现非线性变换后的线性分类。据最优化理论，得到的优化问题

$$\text{maximize } w(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j \text{Ker}(x_i, x_j)$$

$$\text{subject to } \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0 \quad c \geq \alpha_i \geq 0 \quad i=1, \dots, l$$

式中： $x_i \in R^n, y_i \in R$ ； $x_i$  是输入， $y_i$  是  $x_i$  对应的输出值； $l$  是样本个数， $\alpha$  是拉格朗日系数； $c$  是正则化参数，实现最大间隔和分类错误的折中。这里令  $f(x) = \alpha_i^* k(x_i, x_j) + b^*$ ，选择  $b^*$  使得  $y_i f(x_i) = 1$  成立，其中对任意  $i$  有  $c > \alpha_i^* > 0$ ，决策规则由  $\text{sgn}(f(x))$  给出，它等价于解决优化问题的核  $k(x, z)$  隐式定义的特征空间中的超平面，这里松弛变量的定义与几何间隔相关

$$\gamma = \left( \sum_{i,j \in \text{sv}} y_i y_j \alpha_i^* \alpha_j^* \text{Ker}(x_i, x_j) \right)^{\frac{1}{2}}$$

相应的决策函数为

$$g(x) = \text{sign} \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i \text{Ker}(x_i, x_j) + b$$

由优化函数可以看出，SVM 的方法训练复杂度与维数无关。

## SVM 算法回测

### 初始模型构建

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。

SVM 算法的样本数据的标准化实际上可以使用均值方差的方式, 但为了与前报告中的 Adaboost 算法结果匹配, 我们对于数据的标准化同样采用排序法。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 个月的因子数据作为输入样本。

从 SVM 理论推导可以知道, 在得到最优超平面的解之后, 样本被划分为 {-1, +1} 两类, 而样本距离超平面的距离, 则可以代表样本被正确分类的程度。用公式表达为:

$$\frac{w \cdot x + b}{\|w\|}$$

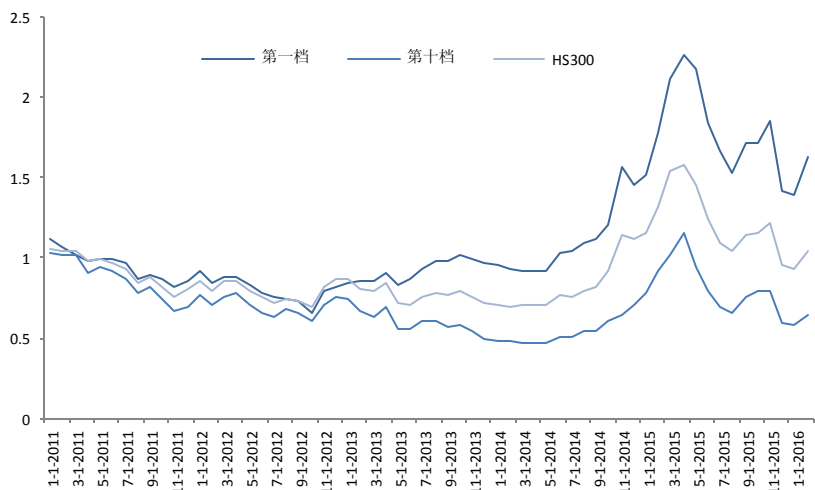
其中 x 为新的样本点, w, b 为 SVM 求解超平面的输出结果。

根据距离结果, 同样将股票组合分为 10 档, 选择收尾两档分别作为强势组合和弱势组合, 并观察回测结果。

### 回测结果

在不考虑非线性分类的情况下, 12 个月的样本数据滚动回测结果显示出较好的分类效果。强势组合能够显著的跑赢弱势组合。

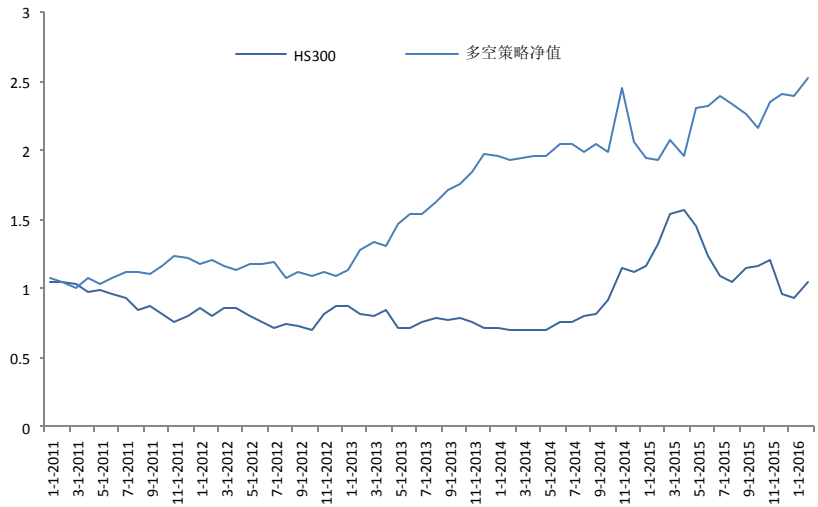
图 4: SVM 算法选股净值



资料来源: 天软, Wind, 国信证券经济研究所整理

多空策略的超额收益同样显著, 且观察到 2014 年底的回撤较为明显, 与我们回测过的 Adaboost 算法以及回归方法的特征吻合。

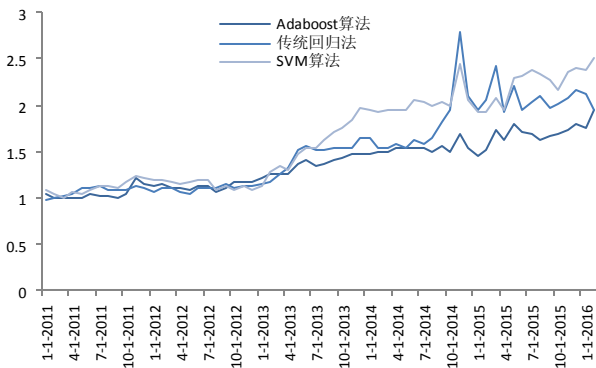
图 5: 多空策略净值



资料来源: 天软, Wind, 国信证券经济研究所整理

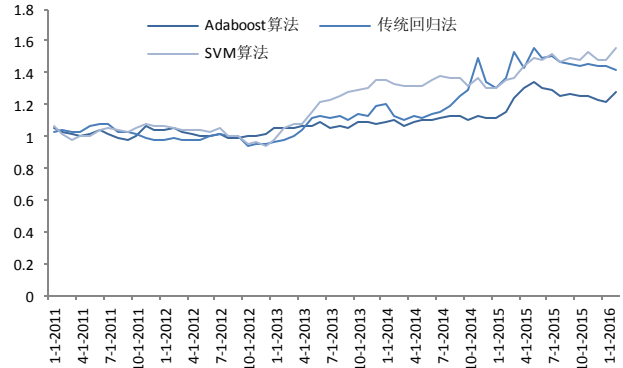
将三种算法的多空组合净值对比可以看到, 最终 SVM 算法的净值最高, 净值的波动程度也小于传统的回归方法。(同样的, 三种算法均没有考虑因子的分类以及各种中性条件约束)

图 6: 策略多空净值对比



资料来源: 天软, Wind, 国信证券经济研究所整理

图 7: 策略/指数净值对比



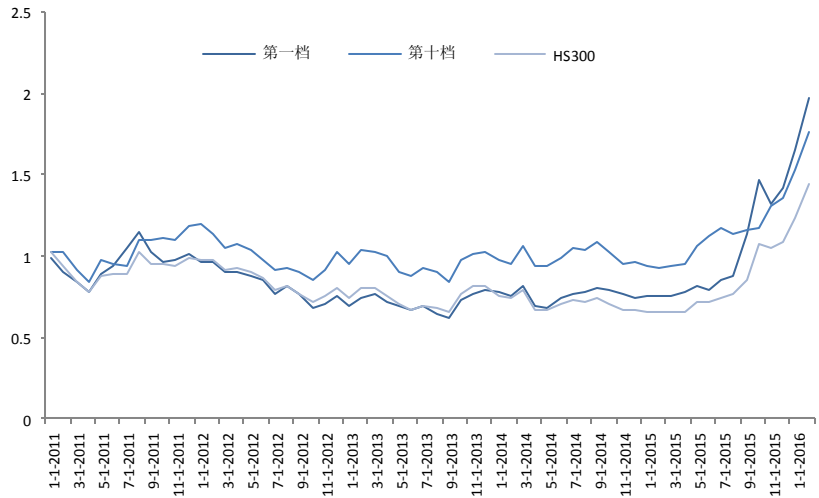
资料来源: 天软, Wind, 国信证券经济研究所整理

## Adaboost 算法增强

在述的 SVM 算法选择将 12 个月的样本数据作为整体进行学习, 在回测的过程中我们发现单月数据作为输入样本的结果并不理想:



图 8: 单月数据 SVM



资料来源：天软，Wind，国信证券经济研究所整理

从 Adaboost 的角度出发，我们认为利用 Adaboost 对于每个月的数据的 SVM 分类算法进行增强，可以有效的提高 SVM 分类的效果。

### Adaboost 算法介绍

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  $i$ ：  $D_1(i) = \frac{1}{m}$

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。

化的常数，使得  $D_{t+1}$  为一个分布。

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

### Adaboost—SVM 模型构建

首先提取 12 个月股票数据，设置初始权重  $D_1(i) = 1/N$ ， $N$  为样本个数。考虑按月抽样本  $t$ ，在样本  $t$  上训练 SVM 分类器  $h_t$ ，并用  $h_t$  对于全部样本进行分类。

令分类误差  $\varepsilon_i = \frac{1}{N} [\sum_j w_j \delta(C_i(x_j) \neq y_j)]$ ，

$$\alpha_i = \frac{1}{2} \ln \frac{1 - \varepsilon_i}{\varepsilon_i}$$

则更新全部样本的权值

$$D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i)}{Z_t} \times \begin{cases} e^{-\alpha_i} & \text{if } h_t(x_i) = y_i \\ e^{\alpha_i} & \text{otherwise} \end{cases}$$

令训练层数  $T=12$  层，则最终的 Adaboost-SVM 分类算法可以表示为：

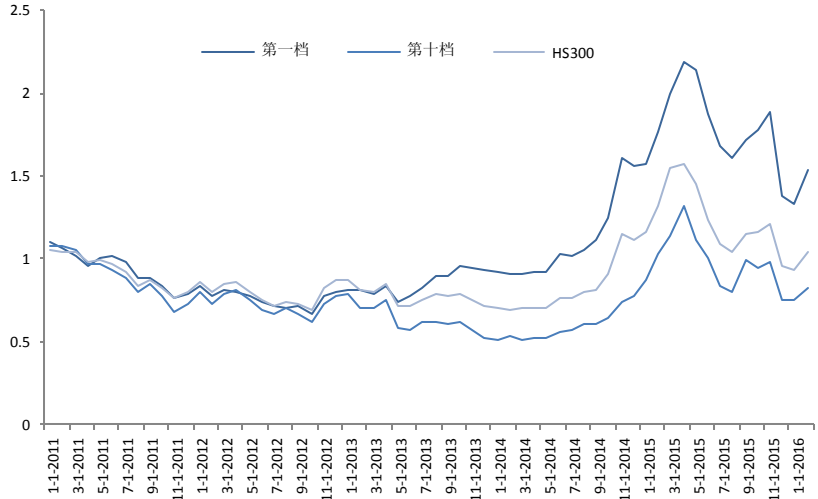
$$H(x) = \sum_{t=1}^{12} \alpha_t h_t(x)$$

利用新一期样本数据代入  $H(x)$ ，得到每一只股票的信任得分，并分为十档，选择收尾两档进行观察。

### 回测结果

从线性 SVM 分类结果来看,利用 12 层数据的 Adaboost 组合相比单月 SVM 效果显著增强,多空组合收益能够明显的区分开。

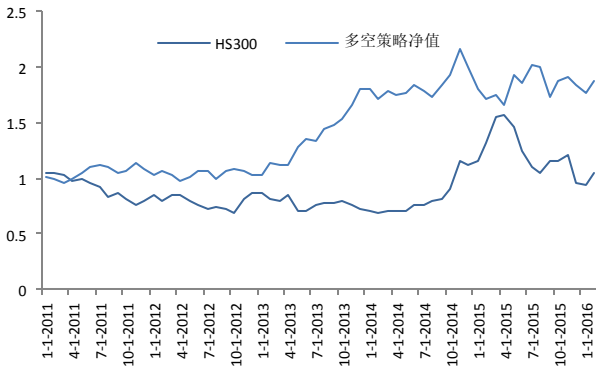
图 9: Adaboost-SVM 算法



资料来源: 天软, Wind, 国信证券经济研究所整理

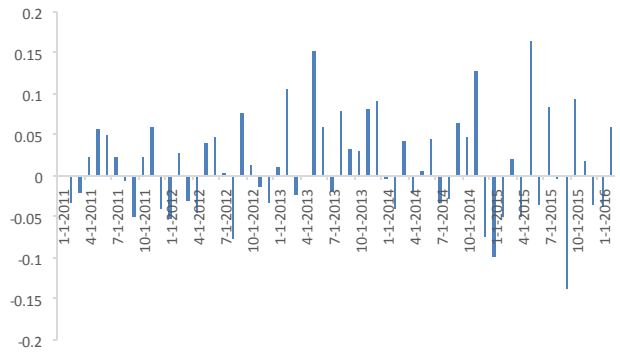
除了传统的将 12 个月的样本数据同时输入之外,利用 Adaboost 的逐层加强,对于多因子的选股问题效果明显。

图 10: 策略多空净值对比



资料来源: 天软, Wind, 国信证券经济研究所整理

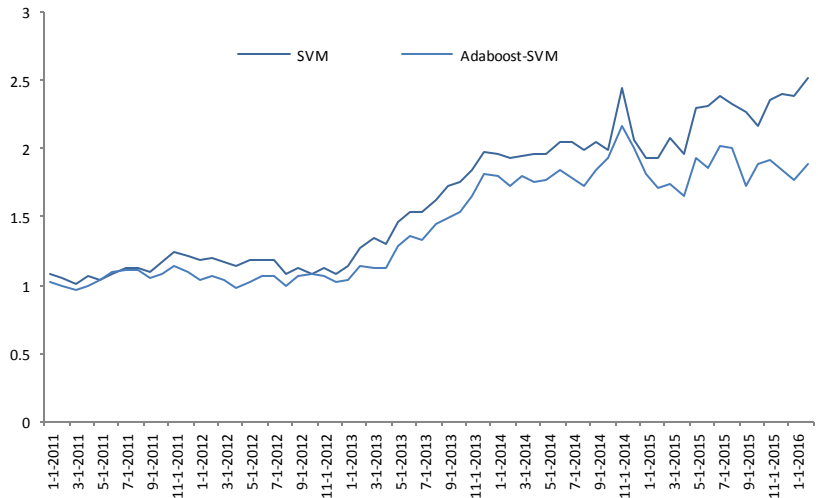
图 11: 月超额收益



资料来源: 天软, Wind, 国信证券经济研究所整理

但对比前述的传统 SVM 方法,其多空策略的净值收益并没有显著增加,传统的 SVM 模型整体优于 Adaboost 算法下的 SVM 分类。

图 12: Adaboost-SVM 算法

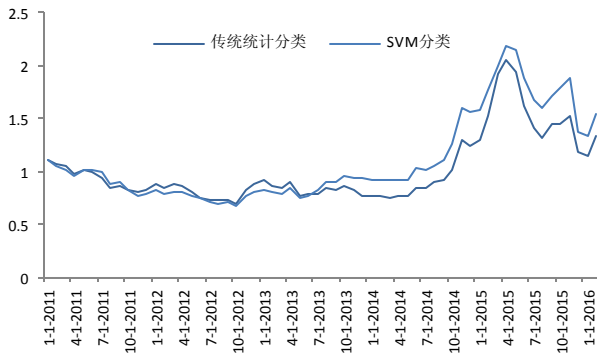


资料来源: 天软, Wind, 国信证券经济研究所整理

### Adaboost-SVM 分类与传统概率统计

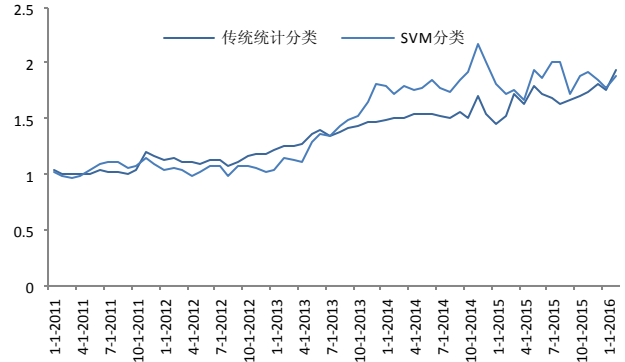
除了与 SVM 算法本身对比之外,另一个需要重点观察的方向是对比前一篇报告中利用传统概率统计分类的 Adaboost 算法。

图 13: 多策略净值对比



资料来源: 天软, Wind, 国信证券经济研究所整理

图 14: 多空策略净值对比



资料来源: 天软, Wind, 国信证券经济研究所整理

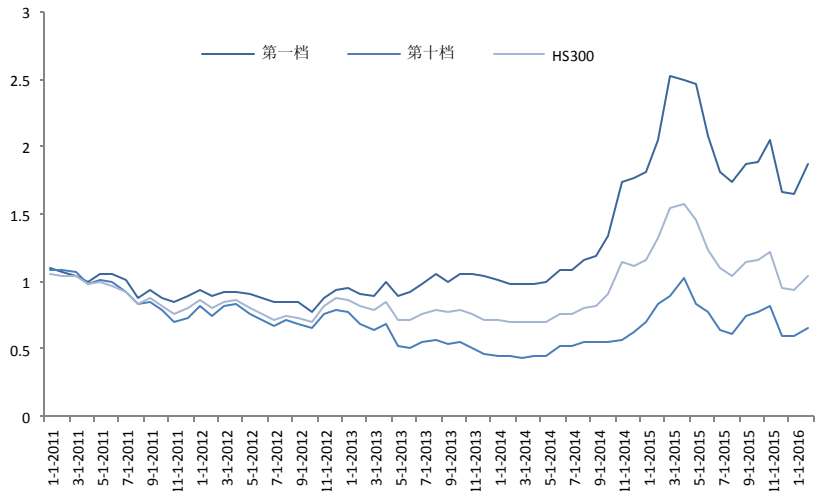
确切的说, SVM 的 Adaboost 算法策略净值对比普通的有不同的跑赢区间。但两者的差距并不明显。在这个问题下,对比两个算法的区别,我们进一步考虑关于模型的线性设定的问题。

### 非线性 SVM 分类

在前一篇报告中我们对于非线性分类的处理主要通过对因子的多档概率统计完成,也具有显著的效果。为了使 SVM 模型与之更具有可比性,我们考虑 SVM 的非线性模型。在本文的理论部分我们提到了, SVM 对于处理非线性分类问题具有优势。

对于 SVM 算法而言,非线性分类的处理主要通过不同的核函数来完成,我们采用最常用的 Gauss 核函数。

图 15: Adaboost-SVM ( rfb) 净值

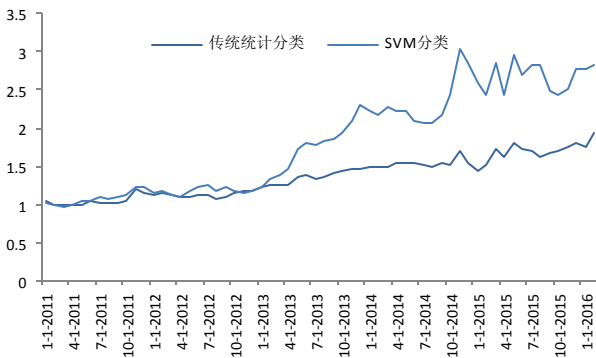


资料来源：天软，Wind，国信证券经济研究所整理

将非线性因素考虑进来之后，模型的超额收益显著高于无 SVM 的 Adaboost 算法。多空组合的区分度明显，5 年的胜率在 58% 的水平。

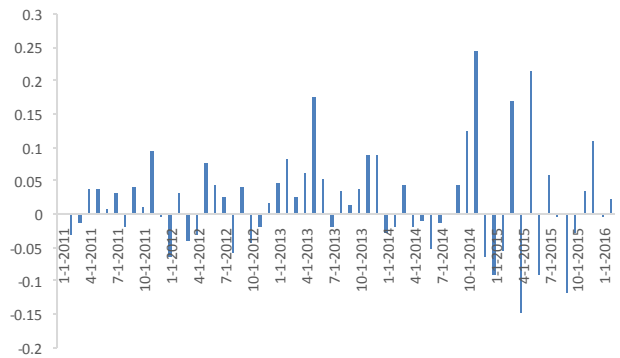
效果的增强，除了证明我们之前的猜想：弱分类器的选择可能增加 Adaboost 算法的效果之外，也从侧面反映了多因子模型中，因子与收益间的非线性关系。

图 16: 非线性 Adaboost-SVM 对比 Adaboost



资料来源：天软，Wind，国信证券经济研究所整理

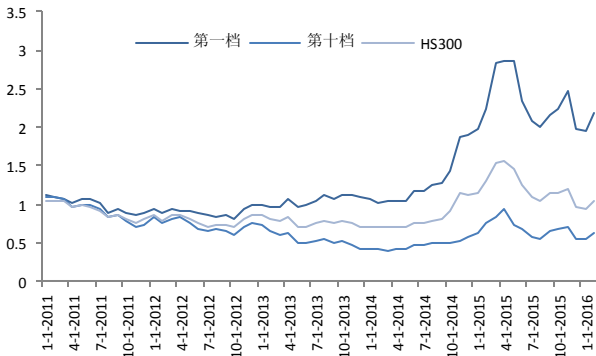
图 17: 月超额收益



资料来源：天软，Wind，国信证券经济研究所整理

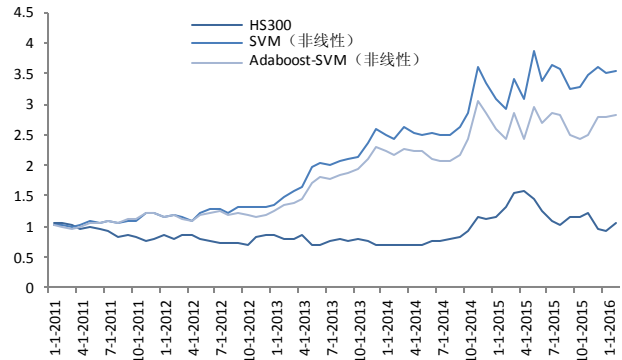
Adaboost-SVM 算法与 Adaboost 的算法对比效果较为明显，为了逻辑的完整性，我们最后对比了排出 Adaboost 增强算法的 SVM 非线性分类。

图 18: 非线性 SVM 净值



资料来源: 天软, Wind, 国信证券经济研究所整理

图 19: 多空策略净值



资料来源: 天软, Wind, 国信证券经济研究所整理

从结果上看, Adaboost 的效果仍然不如单独的 SVM 算法效果, 从理论上考虑, Adaboost 的增强效果是需要建立在弱分类器的基础上的。SVM 算法本身的显著分类可能对 Adaboost 算法造成影响。因此, 对比概率统计的 Adaboost 分类, Adaboost-SVM 具有显著的提高, 但更优的分类方法是非线性的 SVM 分类。

## 结论

本文对多因子选股的方法做了新的尝试——支持向量机算法分类, 以每个因子作为一层特征, 在 68 个因子的维度下, 支持向量机算法能够有效的对股票组合的标签进行分类与预测。对比传统的回归法以及 Adaboost 算法的组合净值, 支持向量机算法的净值收益更高。

通过对支持向量机算法的测试, 我们认为 Adaboost 的集成方式对于 SVM 的分类算法同样适用。以每个月的截面数据作为每次抽取的样本, 利用 12 个月的数据进行学习, 同样能够有效的区分不同标签的组合。传统的概率统计方法下的 Adaboost 算法得到了改进与提高。

考虑多因子数据的非线性信息, 我们通过更改核函数将非线性分类的 Adaboost-SVM 组合算法进行验证。结果显示非线性条件下的预测结果显著提高, 但 Adaboost 对于 SVM 的增强效果并不显著。

对于模型的进一步方向, 由于 SVM 算法对于二元分类问题效果较好, 但对于多元或者连续分类从经验上看并没有较好的回测结果。而 Adaboost 算法的思想对于多元和连续问题是同样适用的。因此, 我们认为, Adaboost-SVM 的组合算法, 在多元问题上值得做进一步的研究与测试。

### 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**

<b>宏观</b>		<b>策略</b>		<b>技术分析</b>	
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		
<b>固定收益</b>		<b>纺织/日化零售</b>		<b>互联网</b>	
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				
<b>医药生物</b>		<b>社会服务(酒店、餐饮和休闲)</b>		<b>家电</b>	
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		
<b>通信服务</b>		<b>电子</b>		<b>环保与公共事业</b>	
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		
<b>军工及主题投资</b>				<b>非金属及建材</b>	
梁铮	010-88005381			黄道立	0755-82130685
王东	010-88005309			刘宏	0755-22940109
徐培沛	0755-82130473				
<b>房地产</b>		<b>食品饮料</b>			
区瑞明	0755-82130678	刘鹏	021-60933167		
朱宏磊	0755-82130513				
<b>电力设备新能源</b>		<b>化工</b>		<b>建筑工程</b>	
杨敬梅	021-60933160	苏淼	021-60933150	刘萍	0755-22940678
<b>金融工程</b>		<b>轻工造纸</b>		<b>汽车及零部件</b>	
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
边祎维	13726685252	liangyc@guosen.com.cn		刘紫微	13828854899	liuyan3@guosen.com.cn	
		倪婧	18616741177			夏雪	18682071096
王艺汀	13726685252	林若	13726685252	郑灿	0755-82133043 13421837630	郭泓辰	18575583236
赵海英	010-66025249 13810917275	张南威	13726685252	zhengcan@guosen.com.cn		吴翰文	13726685252
				廖雯婷	13726685252		
zhaohy@guosen.com.cn		周鑫	13726685252				