

GA 优化的 SVM 在量化择时中的应用

黄宏运¹ 吴礼斌² 李诗争¹

(1.安徽财经大学金融学院,安徽 蚌埠 233000)

(2.安徽财经大学统计与应用数学学院,安徽 蚌埠 233000)

[摘要] 针对量化投资过程中因交易信号判断不准确而导致的择时难问题,利用具有优良非线性可分能力的支持向量机建立基于历史价量信息(开盘价、收盘价、最高价、最低价、成交量和短长期移动平均指数)的量化择时模型.在策略模型的具体应用中,为了确定 LIBSVM ToolBox 中的“-c”和“-g”参数,本文首先通过遗传算法对其寻优,然后利用 MATLAB 软件实现了对个股(浦发银行)自 2012 年 1 月 4 日至 2016 年 6 月 22 日的策略回测,最后以沪深 300 指数为基准从年化收益率、相关绩效指标和最大回撤等角度对回测结果进行了分析,得出 GA-SVM 可被有效运用到量化择时中去的结论.

[关键词] 遗传算法 支持向量机 量化投资 择时 LIBSVM 工具箱

[中图分类号] TP183; F830.91 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2017)01-0072-08

Application of SVM Optimized by Genetic Algorithm in Quantization Timing Selection

Huang Hongyun¹, Wu Libin², Li Shizheng¹

(1.School of Finance, Anhui University of Finance and Economics, Bengbu 233000, China)

(2.Institute of Statistics and Applied Mathematics, Anhui University of Finance and Economics, Bengbu 233000, China)

Abstract: For quantitative investment caused by inaccurate trading signal judgment during the process of the timing of difficult problems, the excellent non-linear separable ability is used to support vector machine(SVM) based on historical price quantity information(opening price, closing price, the highest and the lowest price, volume and short long term moving average) model of quantitative timing. In the specific application of strategy model, in order to determine LIBSVM ToolBox in the “c” and “g” parameter, this paper optimize them through the genetic algorithm, then uses MATLAB software to achieve the (Shanghai pudong development bank) for individual stocks from January 4, 2012 to 2012 on January 22, the strategy of back, finally the CSI 300 index as the benchmark from the annualized yield, sharpe ratio, the angle of information ratio and maximum retracement back to the measurement results are analyzed. It is concluded that the GA-SVM can more accurately judge the conclusion of trading signals.

Key words: genetic algorithm support support vector machine quantitative investment timing selection LIBSVM Toolbox

随着“互联网+”与人工智能化时代的到来,基于策略模型的数量化投资即量化投资(Quantitative Investment, QI)^[1]越来越受到广大投资者的追捧和热爱,这主要是由以下两点原因造成的:一方面由于近些年我国金融市场在规模和开放程度等各个方面都得到了不断的扩大和提高;另一方面由于伴随着机器学习(Machine Learning, ML)^[2]在金融数据挖掘领域的不断深化与应用,人们的投资方式呈现出多样化的发展趋势,尤其是越来越多的机构投资者开始涉足量化投资与程序化交易(Programmatic Transaction)^[3]领域.事实上,量化投资在海外发展已有 30 多年的历史^[4],其投资业绩稳定,市场规模和份额不断扩大,但目前其在国内尚处于萌芽起步阶段,真正意义上的量化对冲(Quantitative Hedge)基金还比较少见,因而当前对于设计开发多样化的量化投资策略模型显得尤为重要.

收稿日期: 2016-10-18.

基金项目: 国家自然科学基金(11301001)、安徽高等学校省级自然科学基金(KJ2013Z001)、安徽财经大学校级重点研究项目(ACKY1402ZD).

通讯联系人: 吴礼斌,副教授,研究方向: 计量金融与数理统计. E-mail: wlb1158@163.com

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[5]作为机器学习领域的一个重要分支,其最早于1992年由Vapnik教授在计算学习理论会议上提出,后来在众多学者如Oliver、Patrick等的研究之下得到了全面深入的发展。由于其集成了凸二次规划、最大分离间隔超平面和松弛变量等多项科学计算方法,现已在模式识别如语音识别^[6]、人脸识别^[7]和疾病诊断^[8]等多方面得到了广泛应用。本文尝试利用SVM优良的分类器性能来实现对量化交易信号的研判。

1 数据来源与相关假设

本文的数据来源主要为万得(Wind)金融数据中心提供的自2012年1月4日至2016年6月22日的股票指数,其中数据的格式为1050行乘6列,其中每一行代表个股浦发银行(SH600000)每一日的开盘价、收盘价、最低价、最高价、成交量以及沪深300指数的日收盘价。为了问题与数据的处理方便,进行以下几点假设:(1)假设所获取的数据真实、准确和可靠;(2)假设在股票投资中基于技术指标的交易信号研判有效;(3)假设在策略模型的回测过程中忽略冲击成本造成的影响。

2 GA 优化的 SVM 在量化择时的应用

2.1 支持向量机原理

支持向量机^[9]的基本原理是构建一个分离超平面,以使两类(可扩展到多类问题)的边界平面距离最大化,其中和分离超平面平行、分别穿过数据集中一个或多个点的两个平面称为边界平面,这些边界平面之间的距离称为边缘(Margin)^[10],而通过SVM学习的含义即是找到最大化这个边缘的分离超平面,落在边界平面上的数据点即为支持向量,具体如图1所示。

假设存在两类数据集: $(X_1, y_1), (X_2, y_2), (X_3, y_3), \dots, (X_n, y_n)$, 其中 y_i 表示第 i 个样本的分类类别。若 X_i 表示第一类 $y_i=1$; 若 X_i 表示第二类 $y_i=-1$ 。若存在分离超平面 $w^T X + b = 0$ 能够使数据集正确地分为两类,即相同类别的样本都落入在分离超平面的同一侧,则数据集是线性可分的,即满足:

$$\begin{cases} w^T x_i + b \geq 1, & y_i = 1; \\ w^T x_i + b \leq -1, & y_i = -1. \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中的 $w^T x_i + b = 1$ 和 $w^T x_i + b = -1$ 即两类数据集的边界平面。由于这两个平面的法向量相同,即互为平行,对于最大间隔分离超平面的求解即转化为如下的凸二次规划问题:

$$\begin{aligned} \max_{w, b}: & \left(\frac{2}{\|w\|} \times \min_n (y_i (w^T x_i + b)) \right), \\ \text{s.t.} & : y_i (w^T x_i + b) \geq 1. \end{aligned} \quad (2)$$

由于 $y_i (w^T x_i + b) \geq 1$, 所以 $\min_n (y_i (w^T x_i + b)) = 1$, 则问题(2)可进一步转化为问题(3):

$$\begin{aligned} \min_{w, b}: & \frac{1}{2} \times \|w\|^2, \\ \text{s.t.} & : y_i (w^T x_i + b) \geq 1. \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)中将决策函数中平面法向量配成平方项是为了后续问题求解的方便,其与方法向量的模无本质区别。

通过引入拉格朗日乘子 ∂_i 将式(3)转化为如下对偶优化问题:

$$\begin{aligned} \max_{\partial_i}: & \frac{1}{2} \times \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \partial_i (y_i (w^T x_i + b) - 1), \\ \text{s.t.} & : \partial_i \geq 0; \sum_{i=1}^n \partial_i y_i = 0; i = 1, 2, \dots, n. \end{aligned} \quad (4)$$

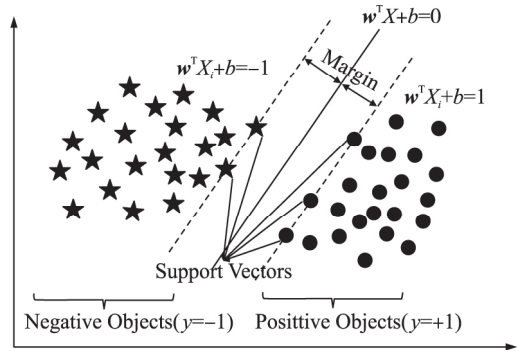


图1 边界平面、间隔平面与支持向量

Fig. 1 Boundary plane interval plane and support vector

将上述拉格朗日函数分别对 w 和 b 求偏导得到如下驻点判别条件:

$$\begin{cases} w = \sum_{i=1}^n \partial_i y_i x_i, \\ \sum_{i=1}^n \partial_i y_i = 0. \end{cases} \quad (5)$$

将式(5)回带入拉格朗日函数中可得:

$$\begin{aligned} L(w, \partial_i, b) &= \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \partial_i (y_i (w^T x_i + b) - 1) = \frac{1}{2} w^T w - \sum_{i=1}^n \partial_i (y_i (w^T x_i + b) - 1) = \frac{1}{2} w^T \sum_{i=1}^n \partial_i y_i x_i - \\ & w^T \sum_{i=1}^n \partial_i y_i x_i - \sum_{i=1}^n \partial_i y_i b + \sum_{i=1}^n \partial_i = -\frac{1}{2} w^T \sum_{i=1}^n \partial_i y_i x_i - b \sum_{i=1}^n \partial_i y_i + \sum_{i=1}^n \partial_i = \\ & -\frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^n \partial_i y_i x_i \right)^T \cdot \sum_{i=1}^n \partial_i y_i x_i + \sum_{i=1}^n \partial_i = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \partial_i \partial_j y_i y_j x_i^T x_j + \sum_{i=1}^n \partial_i. \end{aligned} \quad (6)$$

因此,对偶优化问题(4)最终可转化为如下二次凸优化问题:

$$\begin{aligned} \max_{\partial_i}: & -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \partial_i \partial_j y_i y_j x_i^T x_j + \sum_{i=1}^n \partial_i, \\ \text{s.t.} & : \partial_i \geq 0; \sum_{i=1}^n \partial_i y_i = 0; i = 1, 2, \dots, n. \end{aligned} \quad (7)$$

对于像式(7)中含有 n 个拉格朗日乘子 ∂_i 的二次优化问题,可通过序列最小最优优化(Sequential Minimal Optimization, SMO^[11])算法求解得到一组最优解 $\partial^* = [\partial_1^*, \partial_2^*, \dots, \partial_n^*]^T$,进而求解得到: $w^* = \sum_{i=1}^n \partial_i^* x_i y_i$, $b^* =$

$$y_i - \sum_{i=1}^n \partial_i^* y_i x_i^T x_j.$$

因此,最终求解得到的最大间隔分类超平面为: $w^* x + b^* = 0$

对于线性不可分的数据集来说,可通过引入松弛因子 δ_i 和乘法因子 C 使得原问题转化为如下问题:

$$\begin{aligned} \max_{\partial_i}: & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \delta_i - \sum_{i=1}^n \partial_i (y_i (w^T x_i + b) - 1 + \delta_i) - \sum_{i=1}^n \mu_i \delta_i, \\ \text{s.t.} & : \partial_i \geq 0; \sum_{i=1}^n \partial_i y_i = 0; C - \partial_i - \mu_i = 0; i = 1, 2, \dots, n. \end{aligned} \quad (8)$$

学者 Mangasarian 在文献[12]中已证明问题(8)与问题(4)的求解结果基本完全一致,只是在约束条件上存在一定的差别.

对于上述 SVM 求解原理总的概括来说,首先将确定分类函数中 w 和 b 参数问题转化为寻找最大分离间隔问题,然后引入拉格朗日函数化对单一因子对偶变量 ∂_i 的求解,最后通过 SMO 算法实现对最大分离间隔超平面的求解.

2.2 遗传算法优化 SVM 原理

本文在实现 SVM 算法时主要利用了林智仁教授与其团队开发的 LIBSVM ToolBox,对于分类问题来说,需要确定具体的惩罚因子“-c”和核函数因子“-g”,目前对于这两个参数的优化选取,国内外尚没有公认统一的最好方法,常用方法有网格遍历^[13]和试错法^[14],但这两种方法均是不断进行人为调参需要花费大量的计算成本,且容易导致训练陷入局部最优,存在着较多的主观因素,不具有说服力和代表性.

遗传算法(Genetic Algorithm)^[15]作为经典的三大群体智能算法(Swarm Intelligence Algorithm)^[16]之一,其主要是通过模仿自然选择和遗传过程中发生的复制、交叉和变异等现象,从任一初始种群出发,通过随机选择、重组和变异操作,产生一群更适应环境的个体,使群体进化到搜索空间中越来越好的区域,最后收敛的种群即问题的最优解.遗传算法相比于传统的优化算法,其优点^[17]主要是通过概率变迁规则来指导搜索方向,从而使得对于最优解的搜索能力显著提高,且整个搜索过程具有较高的鲁棒性,不易陷入局部最优,而这正好可以弥补网格遍历和试错法的缺陷.本文主要利用遗传算法的这些特性来确定一组最优的“-c”和“-g”参数.

遗传算法优化 SVM 的具体实现过程主要包括如下几个步骤:

Step 1 编码与种群的初始化. 本文采用二进制编码方式, 种群的初始规模为 1 000, 个体的编码长度为 20.

Step 2 适应度评估. 首先根据初始化个体得到 SVM 参数的初始“-c”和“-g”, 通过数据训练 SVM 得到预测输出, 最后对比预测输出与期望输出结果(即适应度评估), 得到新的“-c”和“-g”. 本文主要给出 4 种不同适应度评估方式, 计算公式分别为:

$$F = \text{mse}(Y-O) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - o_i)^2, \quad (9)$$

$$F = \text{mae}(Y-O) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - o_i|, \quad (10)$$

$$F = \text{sum}(y_i = o_i) / \text{sum}(y_i), \quad (11)$$

$$F = \frac{(n \sum_{i=1}^n y_i o_i - \sum_{i=1}^n y_i \sum_{i=1}^n o_i)^2}{(n \sum_{i=1}^n y_i^2 - (\sum_{i=1}^n y_i)^2) \times (n \sum_{i=1}^n o_i^2 - (\sum_{i=1}^n o_i)^2)}. \quad (12)$$

以上各式中 n 为输入样本的数量; y_i 为网络的预测输出; o_i 为实际输出; $\text{sum}(y_i = o_i)$ 表示预测输出与实际输出相同的个数.

Step 3 选择操作. 遗传算法的选择操作包括轮盘赌选择、随机竞争选择等, 本文采用基于适应度比例的选择方式, 个体 i 的选择概率为:

$$p_i = \frac{k/F_i}{\sum_{i=1}^N k/F_i}, \quad (13)$$

式中 F_i 为第 i 个个体的适应度值 k 为系数 N 为种群个体数目.

Step 4 重组操作. 又称交叉操作, 第 r 个染色体 a_r 与第 s 个染色体 a_s 在第 k 个基因位的重组操作方法为:

$$\begin{aligned} a_{rk} &= a_{rk}(1-b) + a_{sk}b, \\ a_{sk} &= a_{sk}(1-b) + a_{rk}b, \end{aligned} \quad (14)$$

式中 b 为 $[0, 1]$ 上的随机数, 本文采用的单点重组概率为 0.7.

Step 5 变异操作. 选取第 i 个个体的第 j 个基因进行变异, 变异操作方法为:

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + (a_{ij} - a_{\max}) \times f(g) & r > 0.5, \\ a_{ij} + (a_{\min} - a_{ij}) \times f(g) & r \leq 0.5. \end{cases} \quad (15)$$

式中 a_{\max} 为 a_{ij} 的上界, a_{\min} 为 a_{ij} 的下界; $f(g) = r_2(1 - g/g_{\max})^2$; g 为当期迭代次数; g_{\max} 为最大迭代次数; r_2 与 r 为 $[0, 1]$ 上的随机数, 本文采用的变异概率为 0.5.

Step 6 判断是否满足迭代终止条件. 若不满足, 返回 Step 2 继续循环, 直至满足终止条件; 若满足, 解码得到最优的“-c”和“-g”.

GA 优化 SVM 参数的思路流程如图 2 所示.

2.3 GA 优化的 SVM 量化择时模型

2.3.1 模型的建立

考虑到投资者在进行交易信号的选择时, 基本上都是研判历史股票的各种价量信息来决策买与卖, 因此本文建立的择时模型是以个股的历史日收盘价、开盘价、最低价、最高价和成交量为输入变量, 输出变量即交易信号主要是通过比较短长期移动平均值的大小来控制, 当短期移动平均指数超过长期移动平均指数时, 股价在短期

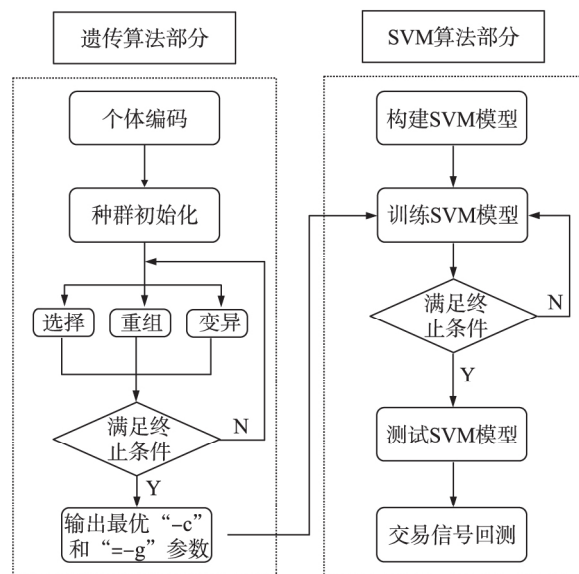


图 2 GA 优化 SVM 参数的思路流程

Fig. 2 The flow chart of using Genetic Algorithm to optimize the parameters of SVM

之内呈现出看涨的趋势,即预示着买入信号,标记为+1;反之,当短期移动平均指数低于长期移动平均指数时,股价在长期之内呈现出看跌的趋势,即预示着卖出的向好,标记为-1。具体的模型表达式为:

$$Y(t) = \text{sgn}(\text{movavg}_{\text{long}}(t-1) - \text{movavg}_{\text{short}}(t-1)) = (C(t-1), O(t-1), L(t-1), H(t-1), V(t-1)). \quad (16)$$

式中, $\text{sgn}(\cdot)$ 表示符号函数,当短期移动平均指数 $\text{movavg}_{\text{short}}$ 大于长期移动平均指数 $\text{movavg}_{\text{long}}$ 时, Y 为+1,当短期移动平均指数 $\text{movavg}_{\text{short}}$ 小于长期移动平均指数 $\text{movavg}_{\text{long}}$ 时, Y 为-1; $C(\cdot)$ 、 $O(\cdot)$ 、 $L(\cdot)$ 、 $H(\cdot)$ 、 $V(\cdot)$ 分别代表日收盘价、开盘价、最低价、最高价和成交量。

2.3.2 模型的训练

在对模型进行训练之前,一方面需要对数据进行适当的预处理,另一方面需要通过 GA 寻优得到一组“-c”和“-g”值,具体步骤为。

Step 1 数据预处理。为了消除数据数量级与量纲方面的差异,首先进行归一化处理,通过公式 $x' = b + (a-b) \times \frac{x-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}}$ 将原始数据归一化至 $[a, b]$ 上。此处 x' 表示归一化后的各维数据, x 表示原始各维数据, x_{\min} 、 x_{\max} 表示原始各维数据的最小值和最大值。本文采用 $[0, 1]$ 归一化。

Step 2 划分训练样本与测试样本。为检验交易信号的各项效益指标,本文对训练样本与测试样本不作明确的划分。

Step 3 遗传算法寻优。本文设置的群体规模为 1 000,个体长度为 20,均采用二进制数串进行编码,选择概率(代沟)为 0.9,重组(交叉)概率为 0.7,变异概率为 0.5,适应度评估采用式(9)~(12),分别对应为均方误差(对应 mse)、平均绝对误差(对应 mae)、预测准确度(对应 acc)和平方相关系数(对应 cor),算法终止的条件为最大迭代次数 200,整个迭代过程中种群的最优适应度与平均适应度变化如图 3 所示。

从图 3 可以看出,基于 4 种不同适应度函数评估的种群在整个迭代过程中未表现出明显的收敛趋势,一方面是因为在算法的实现过程中设置了较大的种群规模以防止在整个搜索过程中陷入局部陷阱,另一方面主要是在初始几代的进化过程中已经存在较多的高适应度个体,因而在整个进化过程中每一代种群的最佳适应度与平均适应度只表现出细微的变化。

由于对于交易信号的识别(买与卖)从广义上可看为分类问题,因而本文以“acc”即式(11)评估对应的“-c 966.231 3”和“-g 977.003 1”作为最终的寻优参数值。

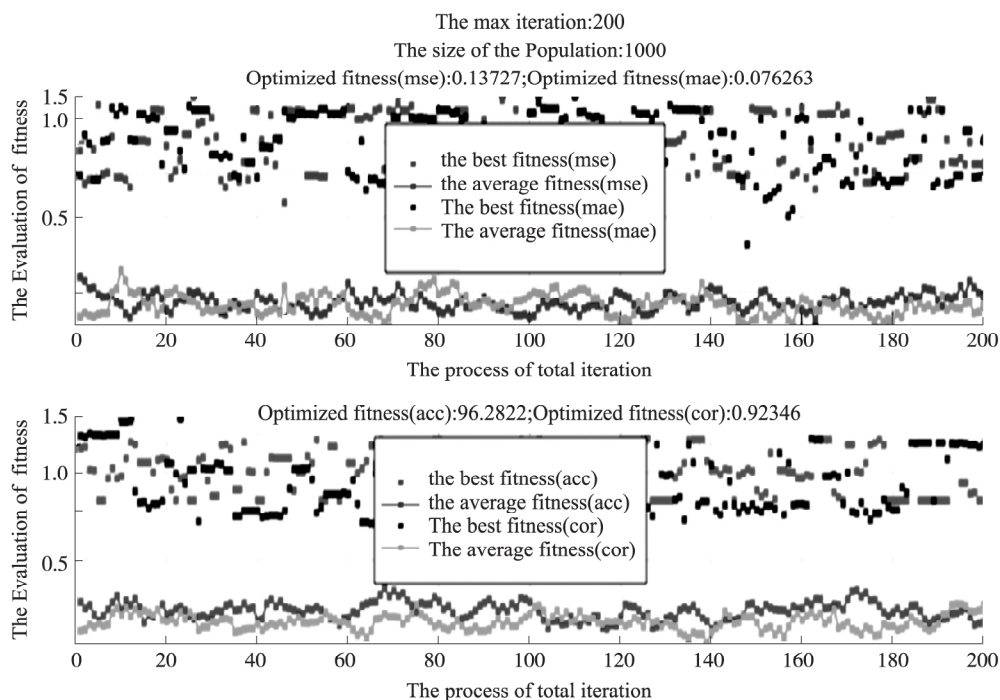


图 3 种群适应度值变化

Fig. 3 Changes of population fitness

2.3.3 模型的测试

利用 GA 确定的“-c”和“-g”值再次训练模型,得到的预测交易信号与真实交易信号对比如图 4 所示。

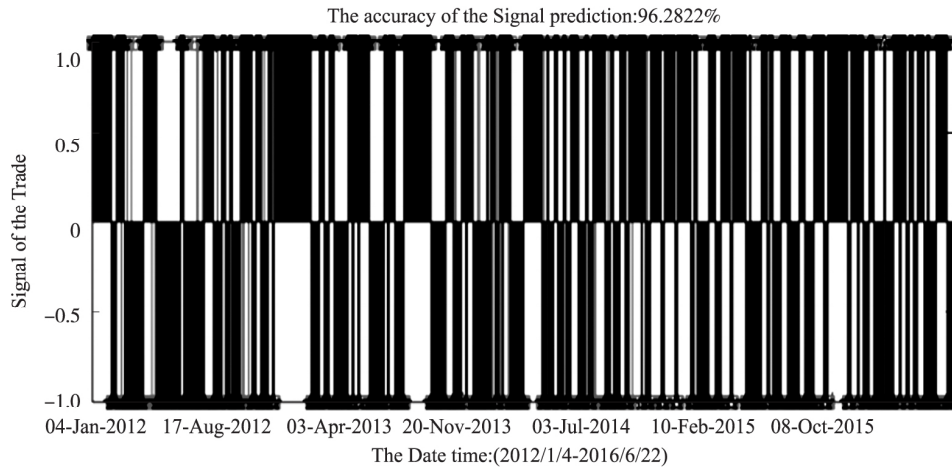


图 4 预测交易信号与真实交易信号对比

Fig. 4 The Comparison of predicted trade signals and real trade signals

从图 4 可以看出,GA 优化参数后的 SVM 对于交易信号判断的准确率可以高达 96%,说明支持向量机可有效地被运用到基于价量信息的量化择时策略中去。

2.3.4 策略的回测

为了进一步从量化分析的角度说明上述 GA-SVM 择时策略的效益性,本文以沪深 300 指数为基准,从 2012 年 1 月 4 日至 2016 年 6 月 22 日共计 1 050 个交易日做回测,回测的具体框架为:初始资金 50 万,考虑到市场交易中存在一定的冲击成本,这里设置必要的滑点成本为 0.009 5,当预测交易信号为+1 时,如果前天空仓则以 40%的资金建仓,如果前一天有仓位,则当日追加 40%资金的仓位,建仓的价格均为当日开盘价+滑点成本,当预测交易信号为-1 时,如果前一天有仓位,则当日平仓,如果前一日无仓位,则当日继续空持,平仓的价格均为当日开盘价-滑点成本。

以下从收益率、绩效指标和回测比例 3 方面分析整个策略的回测结果。

(1) 收益率方面

从图 5 上半部分可以看到,每一笔交易中正的净收益占比为 96%,即 1 050 个交易日中有 1 008 个交易日都实现了盈利,只有在不足 4%的交易日中资产存在亏损。从图 5 下半部分可以看出,整个回测期间的净资产收益率高达 184%,年化后的净资产收益率为 28%,相比于基准年化收益率 7.6%,有接近 4 倍的溢价回报。

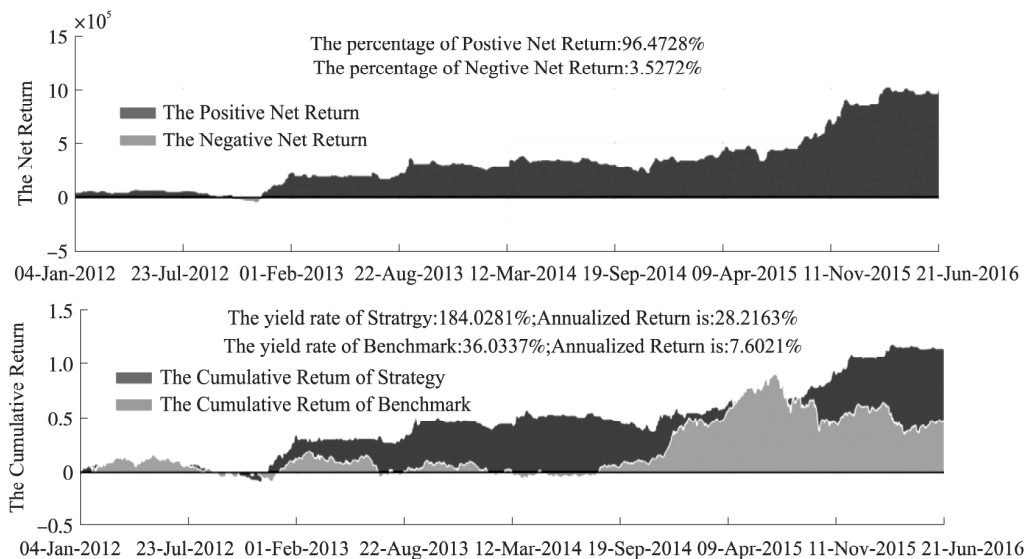


图 5 净收益与累计收益率分布

Fig. 5 The distribution of net income and cumulative yield

(2) 绩效指标^[18] 方面

从表 1 的回测绩效指标可以看出 ,该策略的收益对于沪深 300 指数呈现出负相关变动规律 ,可实现的超额收益率 Alpha 十分可观. 但该策略的夏普比率为负值 ,信息比率也较小 ,说明单位跟踪误差所获得的超额收益较低 ,每承受一单位的风险可能会对超额收益造成损失 ,对应的高收益波动率水平也直接佐证了这一点.

表 1 GA-SVM 策略回测绩效指标统计
Table 1 Themeasure performance indicators of GA-SVM strategy

指标	Beta	Alpha	夏普比率	信息比率	单笔最大净收益
数值	-0.87%	26.15%	-1.454 5	0.028 2	71 538.3
指标	单笔最小净收益	单笔最大成本	单笔最小成本	收益波动率	买卖比
数值	-58 331.2	85 149.4	8.869 5	21.76%	1.129 8

(3) 最大回撤方面

从图 6 可以得到 ,整个回测期间的最大回撤比例最高可达 18% ,对应从 2014 年 4 月 10 日至 2014 年 11 月 19 日这段时间作出的回撤相对比较集中 ,但在其他时间段的回撤比例均处于比较低的水平.

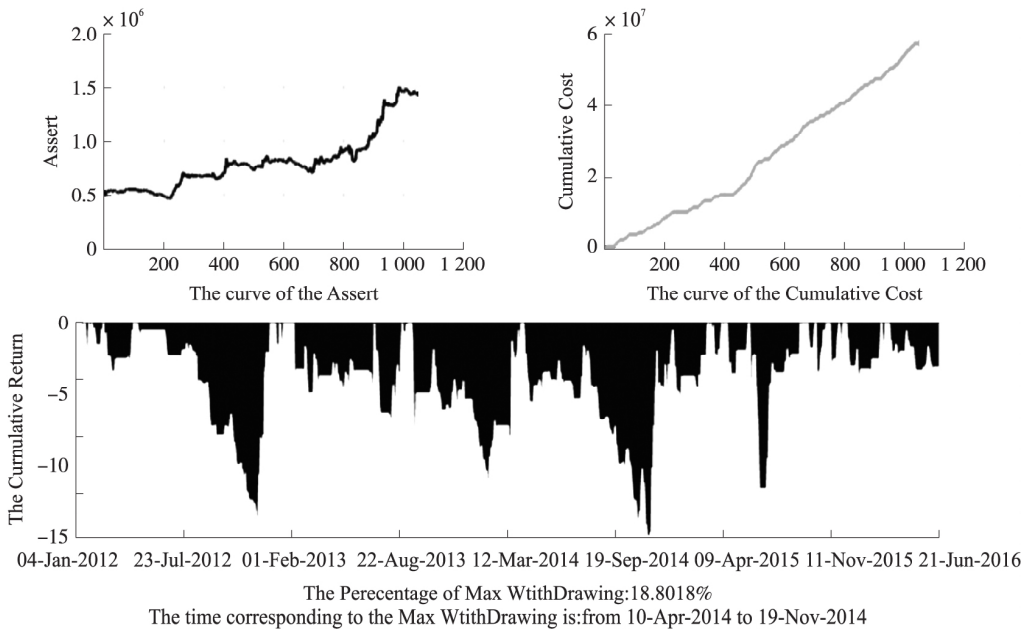


图 6 资金、成本曲线与最大回撤比例
Fig. 6 Capital cost curve and maximum retracement ratio

从总体上来看 ,上述建立的 GA-SVM 量化择时策略在投资过程中属于一种主动、偏风险爱好型的投资方式 ,存在一定的风险 ,但可通过对买卖信号的准确判断来实现较高的回报收益.

3 结语

本文首先通过遗传算法优化 SVM 的“-c”和“-g” ,建立基于历史价量信息(开盘价、收盘价、最高价、最低价、成交量和短长期移动平均指数) 的量化择时策略模型 ,并以沪深 300 指数为基准对该策略模型进行了回测 ,最后从收益率、绩效指标和最大回撤等 3 个方面对回测结果进行了分析 ,得出 GA-SVM 可有效地被运用到量化择时中去的结论. 当然 ,由于机器学习算法本身是依赖于历史信息去判断买与卖的时机 ,完全未考虑到投资者本身的意志和情绪 ,因而在具体的实际投资过程中 ,还应结合人为主观的一些趋势判断 ,如对短期行情的基本面分析和技术分析等 ,来权衡收益与风险之间的关系.

[参考文献](References)

[1] 方浩文. 量化投资发展趋势及其对中国的启示 [J]. 管理现代化 ,2012(5) :3-5.

- FANG H W. Development trend of quantitative investment and its implications for China [J]. Modernization of management , 2012(5) : 3-5.(in Chinese)
- [2] 何清, 李宁, 罗文娟 等. 大数据下的机器学习算法综述 [J]. 模式识别与人工智能 2014 27(4) : 327-336.
HE Q ,LI N ,LYO W J ,SHIZ Z. A survey of machine learning algorithms for big data [J]. Pattern recognition and artificial intelligence 2014 27(4) : 327-336.(in Chinese)
- [3] 叶伟. 我国资本市场程序化交易的风险控制策略 [J]. 证券市场导报 2014(8) : 46-52.
YE W. The programmatic transaction risk control strategy of China's capital market [J]. Securities market herald 2014(8) : 46-52.(in Chinese)
- [4] MICHAEL M. Global investment environment of the post-quantitative easing world: the 'new-old' and 'new-new' normal [J]. Pacific economic review 2016 21(3) : 56-78.
- [5] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer-Verlag ,1995.
- [6] 段继康. 多类分类支持向量机在语音识别中的应用研究 [D]. 太原: 太原理工大学 2010.
DUAN J K. Application of multi-class classification support vector machine in speech recognition [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology 2010.(in Chinese)
- [7] QIU Z X ,WU X J ,ZHANG W M. An SVM method of Lda and its Kernel algorithm with application to face recognition [J]. Intelligent automation & soft computing 2011 ,17(7) : 923-933.
- [8] OLIVEIRA P P de M ,NITRINI R ,BUSATTO G ,et al. Use of SVM methods with surface-based cortical and volumetric subcortical measurements to detect Alzheimer's disease [J]. Journal of alzheimer's disease 2010 ,19(4) : 1 263-1 272.
- [9] NELLO C ,JOHN S T ,LI G Z ,et al. 支持向量机导论 [M]. 李国正,王猛,曾华军,译. 北京: 电子工业出版社,2004: 53-58.
NELLO C ,JOHN S T ,LI G Z ,et al. Introduction to Support Vector Machines [M]. LI G Z ,WANG M ,ZENG H J ,translated. Beijing: Electronic Industry Press 2004: 53-58.(in Chinese)
- [10] 周晓剑,马义中,朱嘉钢 等. 求解非半正定核 Huber-支持向量回归机问题的序列最小最优化算法 [J]. 控制理论与应用 2010 27(9) : 1 178-1 184.
ZHOU X J ,MA Y Z ,ZHU J G ,et al. Sequential-minimal-optimization algorithm for solving Huber-support-vector-regression with non-semi-definite kernels [J]. Control theory and applications 2010 27(9) : 1 178-1 184.(in Chinese)
- [11] CAO L J ,KEERTHI S S ,ONG C J ,et al. Parallel sequential minimal optimization for the training of support vector machines [J]. IEEE transactions on neural networks 2006 ,17(4) : 1 039-1 049.
- [12] MANGASARIAN O L ,THOMPSON M E. Chunking for massive nonlinear kernel classification [J]. Optimization methods and software 2008 23(3) : 568-574.
- [13] 鞠鲁峰,王群京,李国丽 等. 永磁球形电机的支持向量机模型的参数寻优 [J]. 电工技术学报 2014 29(1) : 85-90.
GUO L F ,WANG Q J ,LI G L ,et al. Parameter optimization for support vector machine model of permanent magnet spherical motors [J]. Transactions of China electrotechnical society 2014 29(1) : 85-90.(in Chinese)
- [14] 丁勇,秦晓明,何寒晖. 支持向量机的参数优化及其文本分类中的应用 [J]. 计算机仿真 2010 27(11) : 187-190.
DING Y ,QIN X M ,HE H H. Parameter optimizing of support vector machine and application in text classification [J]. Computer simulation 2010 27(11) : 187-190.(in Chinese)
- [15] 席裕庚,柴天佑,辉为民. 遗传算法综述 [J]. 控制理论与应用 ,1996 ,13(6) : 697-708.
XI Y G ,CHAI T Y ,YUN W M. Survey on genetic algorithm [J]. Control theory and applications ,1996 ,13(6) : 697-708. (in Chinese)
- [16] SHI Y H. Developmental swarm intelligence: developmental learning perspective of swarm intelligence algorithms [J]. International journal of swarm intelligence research(IJSIR) 2014 5(1) : 36-54.
- [17] 马永杰,云文霞. 遗传算法研究进展 [J]. 计算机应用研究 2012 29(4) : 1 201-1 206.
MA Y J ,YOU W X. Research progress of genetic algorithms [J]. Application research of computers 2012 29(4) : 1 201-1 206.(in Chinese)
- [18] 王庆石,肖俊喜. 风险调整的投资组合绩效测度指标综合评价 [J]. 世界经济 2001(10) : 63-70.
WANG Q S ,XIAO J X. Risk-adjusted portfolio performance measurement indicator comprehensive evaluation [J]. World economy 2001(10) : 63-70.(in Chinese)