

# Index Tracking Model Based on Two Regressions and Empirical Analysis

Yundan Deng, Lixiang Liu, Hanquan Wang

School of Statistics and Mathematics, Yunnan University of Finance and Economics, Kunming Yunnan  
Email: 1209120691@qq.com

Received: Jan. 4<sup>th</sup>, 2019; accepted: Jan. 18<sup>th</sup>, 2019; published: Jan. 25<sup>th</sup>, 2019

---

## Abstract

Index tracking is a method of tracking the trend of a certain market index with a small number of constituent stocks. It is one of the negative portfolio management strategies and has developed rapidly in China in recent years. In this paper, three sample stocks are selected by three stock selection methods, and an exponential tracking model based on linear regression is constructed. In order to avoid the linear regression coefficient being affected by extreme values, this paper also establishes index tracking based on quantile regression model. Specifically, this paper selects the SSE 50 Index as the target index, and establishes two index tracking models by giving the constraints of establishing the index tracking model, and finally passes the maximum weight stock selection method, the maximum market value selection method and the maximum correlation. The coefficient stock selection method selects stocks of the SSE 50 index, selects the first 15 stocks of each stock picking method as the sample stock space, and finally assigns weights to the selected constituent stocks by fitting the real data.

## Keywords

Index Tracking, Linear Regression, Quantile Regression, SSE 50 Index

---

# 基于两种回归的指数追踪模型 以及实证分析

邓云丹, 刘礼祥, 王汉权

云南财经大学统计与数学学院, 云南 昆明  
Email: 1209120691@qq.com

收稿日期: 2019年1月4日; 录用日期: 2019年1月18日; 发布日期: 2019年1月25日

## 摘要

指数追踪是一种用少量的成分股来追踪某一市场指数走势的方法,它是消极投资组合管理策略中的一种,近年来在我国发展迅速。本文通过三种选股方法选出三个样本股空间,并构建了基于线性回归的指数追踪模型,为了避免线性回归的系数受到极端值的影响,本文还建立了基于分位数回归的指数追踪模型。具体来说,本文选取了上证50指数为目标指数,通过给出建立指数追踪模型的约束条件,再构建两个指数追踪模型,最后分别通过最大权重选股法、最大市值选股法以及最大相关系数选股法对上证50指数的成分股进行选股,选取每种选股法的前15只股票作为样本股空间,最后通过对真实数据的拟合来对选定的成分股分配权重。

## 关键词

指数追踪, 线性回归, 分位数回归, 上证50指数

Copyright © 2019 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

投资组合管理策略分为积极投资组合管理策略和消极投资组合管理策略,其中积极投资是指投资者通过主观行为,以追求最大收益或超越市场表现而做出投资管理的策略行为,通常情况下积极投资与投资风格、进出市场时机、行业以及股票的选择等相关。消极投资是一种只期望与市场指数取得相同的收益,而不超越市场指数的投资策略。

近年来随着基金管理越来越成熟,并且大多数的基金倾向于用指数化的方式进行投资,故而指数追踪必然是大部分投资者的选择。同时,随着市场管理制度的健全,想要在低于股票本身真实价值的价格买入股票的可行性越来越小,指数追踪正是完美解决这一困境的有效途径。

对指数追踪进行研究,这对我国资本市场甚至是国际资本市场,都有重要的实际意义和理论意义。研究者研究新的追踪方法,从而使得追踪误差更小,对于投资者而言就有着更便利而且多品种的投资选择,同时获得更高的投资回报。

在国外,最早提出投资组合理论的是 Markowitz (1952) [1],该理论包含均值-方差模型和投资组合有效边界模型;Gilli 和 Kellezi (2002) [2]提出了一种关于指数追踪的门限接受算法;Koenker 和 Bassett (1978) [3]最早提出了分位数回归的概念;此后,学界开始对分位数回归的理论进行了深刻的研究,如 Koenker 和 Bassett (1978) [4]推导出了分位数回归系数的渐进分布;而 Mezali 和 Beasley (2013) [5]则提出用分位数回归来构建金融追踪组合。

在国内,沈双生和郭子忠(2003) [8]全面的介绍了指数型基金具有的优势;范旭东(2006) [9]通过比较分层抽样中的五种选股方法发现遗传算法在 DMinMax 模型下的效果最好;后来,杨国梁、赵社涛和徐成贤(2009) [10]构建了基于支持向量机(SVM)的指数追踪模型,通过与 Ruiz-Torribiano (2009) [7]的模型进行对比,证明了基于 SVM 的指数追踪模型有更好的效果;Baestaens (1994) [6]首先用人工神经网络对指数追踪问题进行研究。

本文将会在第 2 节先对变量进行详细介绍;在第 3 节给出本文相对应的约束条件;第 4 节介绍非线性

性转换；第5节给出回归模型的建立，包括线性回归的指数追踪和分位数回归的指数追踪；第6节实证分析，分别对线性回归的指数追踪模型和分位数回归的指数追踪模型进行实例分析；第7节将总结全文，提出该方法的优缺点。

## 2. 变量介绍

我们需要观察  $N$  只股票在时间  $0, 1, \dots, T$  的价格，以及所追踪的市场指数在相同时间段的表现。本文将从这  $N$  只股票中选出  $K$  ( $K < N$ ) 只股票构建一个投资组合来追踪所选择的市場指数。该投资组合的建立包括  $K$  只股票的选择，每只股票的购买数量或投资比例。

一般构建指数追踪模型涉及的变量：

$\varepsilon_i$ ，指数追踪组合中第  $i$  只股票的最小投资比例；

$\delta_i$ ，指数追踪组合中第  $i$  只股票的最大投资比例；

$X_i$ ，当前追踪组合中第  $i$  只股票的持有数量，若新建追踪组合，则  $X_i = 0$ ；

$V_{it}$ ，第  $i$  只股票在  $t$  时刻的价格；

$I_t$ ，所追踪的市場指数在  $t$  时刻的价格；

$r_{it}$ ，所构建的追踪组合在  $t$  时刻的收益率，本文中  $r_{it} = \ln \frac{V_{it}}{V_{i,t-1}}$ ；

$R_t$ ，所追踪的市場指数在  $t$  时刻的收益率，本文中  $R_t = \ln \frac{I_t}{I_{t-1}}$ ；

$C$ ，构建指数追踪的总资本，总资本等于指数追踪的总价格和交易费之和；

$f_i^s$ ，卖出第  $i$  只股票所需要缴纳的经手费和证管费的比率；

$f_i^b$ ，买入第  $i$  只股票所需要缴纳的经手费和证管费的比率；

$h_i^s$ ，卖出第  $i$  只股票所需要缴纳的过户费的比率；

$h_i^b$ ，买入第  $i$  只股票所需要缴纳的过户费的比率；

$M_i^s$ ，在  $t$  时刻第  $i$  只股票能够卖出的最大数量；

$M_i^b$ ，在  $t$  时刻第  $i$  只股票能够买入的最大数量；

$\gamma$ ，总交易费用在总资本中的最大占比，且  $0 < \gamma < 1$ ；

决策变量：

$x_i$ ，新的指数追踪组合中第  $i$  只股票的持有数量；

$z_i$ ，是一个 0~1 变量， $z_i = 1$  表示在新的指数追踪中有第  $i$  只股票， $z_i = 0$  表示在新的指数追踪中没有第  $i$  只股票；

$\alpha_i^s$ ，是一个 0~1 变量， $\alpha_i^s = 1$  表示卖出第  $i$  只股票， $\alpha_i^s = 0$  表示没卖出第  $i$  只股票；

$\alpha_i^b$ ，是一个 0~1 变量， $\alpha_i^b = 1$  表示买入第  $i$  只股票， $\alpha_i^b = 0$  表示没买入第  $i$  只股票；

$p_i^s$ ，表示第  $i$  只股票的卖出数量， $y_i^s \geq 0$ ；

$p_i^b$ ，表示第  $i$  只股票的买入数量， $y_i^b \geq 0$ ；

为了更好的构建追踪组合，我们先做如下的假设条件：

- 1) 交易有成本。
- 2) 股票不能够卖空，即  $x_i \geq 0$ 。
- 3) 由于中国股市的股票是以一手(100股)为单位买卖的，因此  $x_i$  是以百为单位的一个数。

## 3. 约束条件

现在来考虑一下问题的约束条件，主要有：

$$\sum_{i=1}^N z_i = K \tag{3.1}$$

$$\varepsilon_i z_i \leq \frac{x_i V_{it}}{C} \leq \delta_i z_i, \quad i = 1, \dots, N \tag{3.2}$$

$$x_i = X_i + y_i^b - y_i^s, \quad i = 1, \dots, N \tag{3.3}$$

$$a_i^s + a_i^b \leq 1, \quad i = 1, \dots, N \tag{3.4}$$

$$p_i^s \leq \min[M_i^s, x_i] a_i^s, \quad i = 1, \dots, N \tag{3.5}$$

$$p_i^b \leq M_i^b a_i^b, \quad i = 1, \dots, N \tag{3.6}$$

$$h_i^s = \left\lceil \frac{y_i^s}{1000} \right\rceil * 1, \quad i = 1, \dots, N \tag{3.7}$$

$$h_i^b = \left\lceil \frac{y_i^b}{1000} \right\rceil * 1, \quad i = 1, \dots, N \tag{3.8}$$

$$\sum_{i=1}^N V_{iT} x_i = C - \sum_{i=1}^N (f_i^s V_{iT} p_i^s + f_i^b V_{iT} p_i^b + h_i^s + h_i^b) \tag{3.9}$$

$$\sum_{i=1}^N (f_i^s V_{iT} p_i^s + f_i^b V_{iT} p_i^b + h_i^s a_i^s + h_i^b a_i^b) \leq \gamma C \tag{3.10}$$

$$p_i^s, p_i^b, x_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, N \tag{3.11}$$

$$a_i^s, a_i^b, z_i \in [0, 1], \quad i = 1, \dots, N \tag{3.12}$$

(3.1)式是确保在新的指数追踪组合中只有  $K$  只股票；(3.2)式是确保如果第  $i$  只股票在新的追踪组合中(即  $z_i = 1$ )，那么它的持有量满足一个上下限，如果第  $i$  只股票不在新的追踪组合中(即  $z_i = 0$ )，那么它的持有量为 0；(3.3)式表示经过重新调整之后第  $i$  只股票在新的追踪组合中的持有量；(3.4)式是确保在重新调整组合的过程中，第  $i$  只股票不会同时发生买入和卖出；(3.5)式是确保第  $i$  只股票的卖出量不超过  $M_i^s$  和  $x_i$  的最小值，如果没有卖出，那么  $p_i^s$  为 0；(3.6)式确保第  $i$  只股票的买入量不超过  $M_i^b$ ，如果没有买入，那么  $p_i^b$  为 0；(3.7)式和(3.8)式则分别定义了第  $i$  只股票卖出和买入时所需要缴纳的过户费，由于上海证券中以 6 为首位数的股票都需要缴纳过户费，且每一千股缴 1 元，不足一千股按一千股计算；(3.9)式是一个平衡约束，即新的追踪组合的总价值等于总投资金额(当前追踪组合在  $T$  时刻的总价值加上现金变化，即  $C$ )减去总的交易费用；(3.10)式是对总交易费用设定一个适当的界限；(3.11)式定义连续变量  $y_i^s, y_i^b, x_i$  非负，(3.12)式定义  $a_i^s, a_i^b, z_i$  为 0~1 变量。

通常我们允许根据投资者的偏好来塑造指数追踪组合，包含的约束有：

- ① 公式(3.1)中  $K$  关系到追踪组合中股票种类数量；
- ② 公式(3.2)中  $\varepsilon_i$  和  $\delta_i$  关系到第  $i$  只股票的最小和最大投资比例；
- ③ 公式(3.5)和公式(3.6)中  $M_i^s$  和  $M_i^b$  关系到第  $i$  只股票能够卖出和买入的最大数量；
- ④ 公式(3.10)中  $\gamma$  关系到总交易费用在总投资额中的最大占比。

#### 4. 非线性转换

新的追踪组合在  $t$  时刻时的总收益率为  $\ln \frac{\sum_{i=1}^N x_i V_{it}}{\sum_{i=1}^N x_i V_{i,t-1}}$ ，很显然，这是一个关于决策变量  $x_i$  的非线性

函数。为了线性化总收益率，我们借鉴了 Beasley 和 Canakgoz (2008)的方法，假设它可以表示成单只股

票收益的线性加权和，每只股票的权重表示了这只股票在追踪组合中所占的比例，且所有权重的总和为1。假设所构建的追踪组合中的第  $i$  只股票在  $t$  时刻的所占权重为  $W_{it}$ ，其中  $W_{it} = \frac{x_i V_{it}}{\sum_{j=1}^N x_j V_{jt}}$ ，且

$\sum_{i=1}^N W_{it} = 1, i = 1, \dots, N$ ，那么追踪组合在  $t$  时刻的总收益为  $\sum_{i=1}^N W_{it} r_{it}$ 。

通过  $W_{it}$  的表达式可以知道它仍是一个包含决策变量  $x_i$  的非线性表达式，对  $W_{it}$  进行一个恒定的变换，使得  $W_{it}$  不依赖于时间  $t$ ，假设  $W_{it}$  进行变换后为  $w_i$ ，那么  $w_i = \frac{x_i V_{iT}}{\sum_{j=1}^N x_j V_{jT}}$  表示在  $T$  时刻第  $i$  只股票的所占

比重。经过这个变换后，追踪组合在  $t$  时刻的总收益为  $\sum_{i=1}^N w_i r_{it}$ 。但是  $w_i$  还是一个非线性表达式，我们通过公式(3.9)对它进行替换：

$$w_i = \frac{x_i V_{iT}}{\sum_{j=1}^N x_j V_{jT}} = \frac{x_i V_{iT}}{C - \sum_{i=1}^N (f_i^s V_{iT} p_i^s + f_i^b V_{iT} p_i^b + h_i^s + h_i^b)} \tag{4.1}$$

又由公式(3.10)知道  $\sum_{i=1}^N (f_i^s V_{iT} p_i^s + f_i^b V_{iT} p_i^b + h_i^s + h_i^b)$  的上界是  $\gamma C$ ，因此我们可以对公式(3.13)继续进行替换：

$$w_i = \frac{x_i V_{iT}}{C - \sum_{i=1}^N (f_i^s V_{iT} p_i^s + f_i^b V_{iT} p_i^b + h_i^s + h_i^b)} \leq \frac{x_i V_{iT}}{C - \gamma C} \tag{4.2}$$

为了得到线性表达式，可以近似的估计  $w_i$  的值，即：

$$w_i = \frac{x_i V_{iT}}{C - \gamma C}, \quad i = 1, \dots, N \tag{4.3}$$

通过近似估计之后追踪组合的收益可以近似表达为  $\sum_{i=1}^N w_i r_{it}, t = 1, \dots, T$ 。

## 5. 回归模型建立

### 5.1. 基于线性回归的指数追踪

根据一元回归方程我们可以建立第  $i$  只股票的收益率与市场指数收益率的关系式：

$$r_{it} = \alpha_i + \beta_i R_t + \varepsilon_i$$

其中  $i = 1, 2, \dots, K$ 。从经济学上看  $\alpha_i$  表示市场指数以外的部分对第  $i$  只股票收益的影响， $\beta_i$  表示市场指数对第  $i$  只股票收益的影响。根据公式(4.3)可知在所构建的追踪组合中的每只股票所占权重分别为  $w_1, w_2, \dots, w_N$ ，那么追踪组合在  $t$  时刻的总收益  $y_t$  为：

$$y_t = w_1 r_{1t} + w_2 r_{2t} + \dots + w_N r_{Nt} = \sum_{i=1}^N w_i \alpha_i + \sum_{i=1}^N w_i \beta_i R_t \tag{5.1}$$

令  $\sum_{i=1}^N w_i \alpha_i = \alpha$ ， $\sum_{i=1}^N w_i \beta_i = \beta$ ，那么公式(5.1)可以简写成

$$y_t = \alpha + \beta R_t \tag{5.2}$$

根据指数追踪的性质，我们希望公式(5.2)中的  $\alpha = 0$ ， $\beta = 1$ ，这样就能完全复制所追踪的市场指数。

通过最小二乘法可以得到  $\alpha_i$  和  $\beta_i$  的估计值为  $\hat{\alpha}_i$  和  $\hat{\beta}_i$ ，那么  $\alpha$  和  $\beta$  的估计值为  $\hat{\alpha}$  和  $\hat{\beta}$ ，且

$\sum_{i=1}^N w_i \hat{\alpha}_i = \hat{\alpha}$ ， $\sum_{i=1}^N w_i \hat{\beta}_i = \hat{\beta}$ 。现在目标是使得  $\hat{\alpha} = 0$ ， $\hat{\beta} = 1$ ，下面我们将介绍一种方法来尽可能达到这个目标。我们将求解如下问题：

$$\min_w \lambda_1 |\hat{\alpha} - 0| + \lambda_2 |\hat{\beta} - 1| \tag{5.3}$$

其中  $w$  满足的约束条件为公式(3.1)~(3.12)和(4.3), 并且  $\lambda_1, \lambda_2 \geq 0$ ,  $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$ .  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  是由投资者自己决定的, 如果投资者偏向于获得不受追踪指数影响的收益的话, 可以给  $\lambda_1$  赋予更大的值; 如果投资者偏向于更好的复制追踪指数的收益, 可以给  $\lambda_2$  赋予更大的值。

## 5.2. 基于分位数回归的指数追踪

### 5.2.1. 分位数回归参数估计

在线性回归中我们是通过最小二乘法解决优化问题从而估计系数  $\alpha$  和  $\beta$ . 在分位数回归中可以模仿线性回归构建一个优化问题:

$$\min_{\alpha_q, \beta_q} \sum_{i=1}^n (q - \mathbf{I}_{Y_i \leq \alpha_q + \beta_q X_i}) (Y_i - (\alpha_q + \beta_q X_i)) \quad (5.4)$$

其中  $\mathbf{I}_{Y_i \leq \alpha_q + \beta_q X_i} = \begin{cases} 1 & \text{如果 } Y_i \leq \alpha_q + \beta_q X_i \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$

定义残差  $u_i = Y_i - (\alpha_q + \beta_q X_i)$ , 那么

$$\begin{aligned} & (q - \mathbf{I}_{Y_i \leq \alpha_q + \beta_q X_i}) (Y_i - (\alpha_q + \beta_q X_i)) \\ &= (q - \mathbf{I}_{Y_i \leq \alpha_q + \beta_q X_i}) u_i = \begin{cases} (q-1)u_i & \text{如果 } Y_i \leq \alpha_q + \beta_q X_i \\ qu_i & \text{其他} \end{cases} \end{aligned}$$

分位数回归模型(5.4)的系数  $\alpha_q$  和  $\beta_q$  的值由以下得出:

$$\min_{\alpha_q, \beta_q} q \left( \sum_{i=1, u_i \geq 0}^n |u_i| \right) + (1-q) \left( \sum_{i=1, u_i < 0}^n |u_i| \right) \quad (5.5)$$

公式(5.5)中第一个式子是指正的残差之和(即  $Y_i$  在回归线之上), 第二个式子是指负的残差之和(即  $Y_i$  在回归线之下)。这里正的残差得到的权重为  $q$ , 负的残差得到的权重为  $1 - q$ , 随着  $q$  的增大将有更少的正残差, 那么对它赋予更大的权重, 随着  $q$  的减少则会有更多的正残差, 那么就对它赋予更小的权重。

而公式(5.5)是非线性的模型, 需要将其转化为线性的模型才可以求解。模仿 3.2.2 中使用的方法, 引入变量  $u_i^+$  和  $u_i^-$ , 分别代表正、负残差的绝对值, 然后公式(5.5)可以转化为:

$$\min_{\alpha_q, \beta_q} q \left( \sum_{i=1}^n u_i^+ \right) + (1-q) \left( \sum_{i=1}^n u_i^- \right) \quad (5.6)$$

$$\text{s.t. } u_i^+ \geq Y_i - (\alpha_q + \beta_q X_i), \quad i = 1, \dots, n \quad (5.7)$$

$$u_i^- \geq -[Y_i - (\alpha_q + \beta_q X_i)], \quad i = 1, \dots, n \quad (5.8)$$

$$u_i^+, u_i^- \geq 0 \quad (5.9)$$

这就是一个线性规划问题, 从而很容易解决并得到  $\alpha_q$  和  $\beta_q$  的值。

### 5.2.2. 分位数回归模型建立

模仿 5.1 中用线性模型构建第  $i$  只股票的收益率与市场指数收益率的分位数回归关系式:

$$r_{it} = \alpha_{iq} + \beta_{iq} R_t + \varepsilon_i$$

追踪组合在  $t$  时刻的总收益  $y_t$  为:

$$y_t = w_1 r_{1t} + w_2 r_{2t} + \dots + w_N r_{Nt} = \sum_{i=1}^N w_i \alpha_{iq} + \sum_{i=1}^N w_i \beta_{iq} R_t \quad (5.10)$$

令  $\sum_{i=1}^N w_i \alpha_{iq} = \alpha_q$ ,  $\sum_{i=1}^N w_i \beta_{iq} = \beta_q$ , 那么公式(5.10)可以简写成



$$y_t = \alpha_q + \beta_q R_t \tag{5.11}$$

根据指数追踪的性质，我们希望公式(5.11)中的  $\alpha_q = 0$ ， $\beta_q = 1$ ，这样就能完全复制所追踪的市场指数。

通过 5.2.1 可以得到  $\alpha_{iq}$  和  $\beta_{iq}$  的估计值为  $\hat{\alpha}_{iq}$  和  $\hat{\beta}_{iq}$ ，那么  $\alpha_q$  和  $\beta_q$  的估计值为  $\hat{\alpha}_q$  和  $\hat{\beta}_q$ ，且  $\sum_{i=1}^N w_i \hat{\alpha}_{iq} = \hat{\alpha}_q$ ， $\sum_{i=1}^N w_i \hat{\beta}_{iq} = \hat{\beta}_q$ 。与 5.1 相同，目标是使得  $\hat{\alpha}_q = 0$ ， $\hat{\beta}_q = 1$ ，使用的方法也与 5.1 类似：

本文的目标是  $\hat{\alpha}_q = 0$ ， $\hat{\beta}_q = 1$ ，那么目标函数如下：

$$\min_w \lambda_1 |\hat{\alpha}_q - 0| + \lambda_2 |\hat{\beta}_q - 1| \tag{5.12}$$

s.t. 公式(3.1)~(3.12), (4.3)

## 6. 实证分析

### 6.1. 基于线性回归的指数追踪模型的实证分析

我们分别考虑①  $\lambda_1 = 1$  和  $\lambda_2 = 0$ ，②  $\lambda_1 = 0$  和  $\lambda_2 = 1$ ，③  $\lambda_1 = 0.5$  和  $\lambda_2 = 0.5$  这三种情况。第①种情况指投资者十分看重风险，只想获得基础的收益；第②情况指投资者不考虑投资风险，只想得到跟目标指数相同的收益；第③种情况则是投资者对风险和收益同样看重。我们将会在每种情况下分别对  $K = 5, 10, 15$  进行分析。

1)  $\lambda_1 = 1$  和  $\lambda_2 = 0$ ，我们得到如表 1 的结果。

**Table 1.** Tracking error table for different stock selections in the training set (1)

**表 1.** 训练集中不同选股的跟踪误差表(1)

	K	TE	MINTD	MAXTD	TTD
最大权重选股法	5	0.00780711	-0.01406375	0.03783026	0.05189401
	10	0.00437987	-0.01039402	0.01508337	0.02547740
	15	0.00314657	-0.00626647	0.01773076	0.02399723
最大市值选股法	5	0.00556586	-0.01925019	0.02352433	0.04277452
	10	0.00479479	-0.01686538	0.02092448	0.03778986
	15	0.00450067	-0.01610522	0.01527108	0.03137629
最大相关系数选股法	5	0.00293484	-0.00828190	0.00735896	0.01564085
	10	0.00518272	-0.01633555	0.01848220	0.03481775
	15	0.00654416	-0.01795243	0.02240873	0.04036116

从表 1 中可以知道，最大权重选股法和最大市值选股法的追踪误差、最大偏差和最小偏差之间的差距都是随着  $K$  值的增加而减小的，且最大权重选股法的追踪误差比最大市值选股法的追踪误差减小的跨度更大，最大相关系数选股法得到的追踪误差、最大偏差和最小偏差之间的差距则都是随着  $K$  值的增加而变大。随着  $K$  值的增加，最大权重选股法所选的股票在上证 50 所占的权重越来越大，因此能够更好的拟合上证 50。最大市值选股法跟最大权重选股法类似，因为上证 50 成分股的选取方法需要参考市值，且市值越大的越有可能所得到的权重越大，所以能够越来越好的拟合上证 50。而最大相关系数选股法这是根据股票与上证 50 的走势相关程度选取的股票，也就是说所选出来的股票本身就跟上证 50 的走势非常相似，而  $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 0$  则只要求追踪组合注重收益，不注重走势，会出现随着  $K$  值的增加而变大的原因可能是前 5 只股票已经能够很好的拟合上证 50，限于对单只股票的最小权重为 0.01 的约束，反而分散了

之前的效果。

下面我们来看看在不同的选股方法下得到的  $\alpha$  和  $\beta$  值，如表 2 所示：

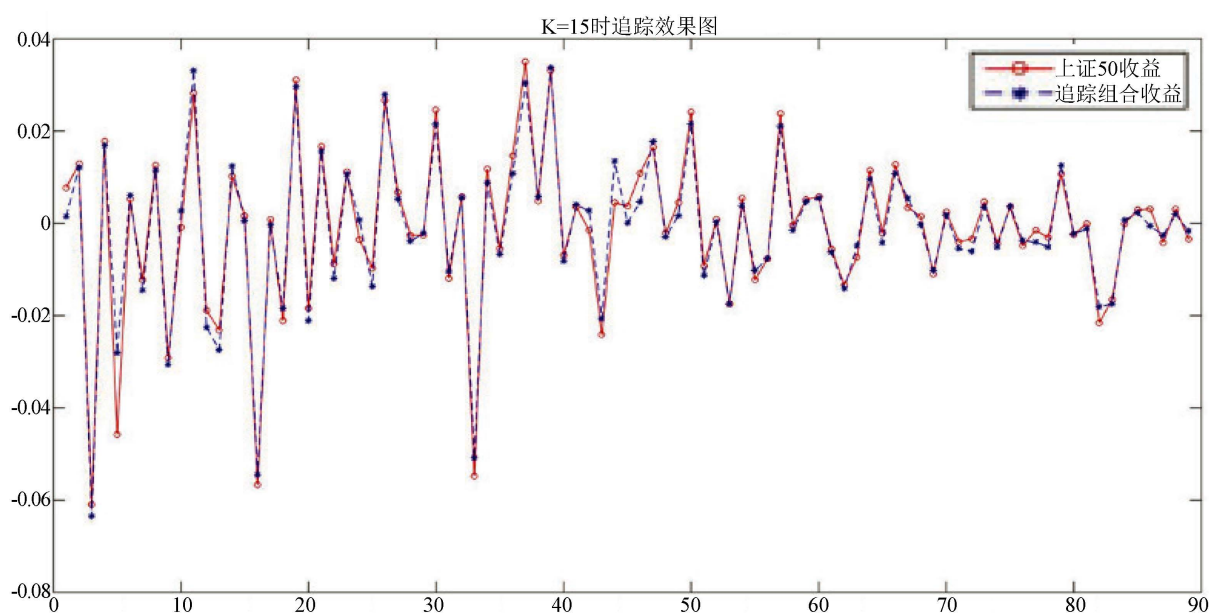
**Table 2.** Table of coefficient values for different stock selections in the training set (1)

**表 2.** 训练集中不同选股的系数值表(1)

	$K$	$\alpha$	$\beta$
最大权重选股法	5	-1.83E-04	0.99296833
	10	1.52E-14	0.93530902
	15	-4.33E-13	0.80895191
最大市值选股法	5	-1.86E-13	1.05356978
	10	-2.65E-14	0.96367029
	15	-3.79E-13	0.90263570
最大相关系数选股法	5	-1.90E-14	0.88954092
	10	-4.08E-13	0.79603920
	15	-3.25E-14	0.71179569

从表 2 中可以看出，三种方法的  $\beta$  值都会随着  $K$  值的增大而减小，且并不非常接近于 1，而  $\alpha$  值的变化与  $K$  值的关系不明显，但大部分的  $\alpha$  值都达到了  $10^{-13}$  级别，几乎可以认为为零了。现在来分析一下出现这种情况的原因，由于第①种情况就是完全只考虑  $\min|\alpha - 0|$ ，并且对  $\min|\beta - 1|$  完全不考虑，也就相当于只考虑  $\alpha = 0$ ，不考虑  $\beta = 1$ ，这就导致出现了之前说的现象。

为了更直观的了解追踪组合在训练集与上证 50 收益的对比，同时结合表 1 和表 2，我们分别给出在  $K = 15$  时的最大权重选股法和  $K = 5$  时的最大相关系数选股法在训练集中得到的追踪组合和上证 50 收益的对比图。



**Figure 1.** Maximum weight picking method in the first case

**图 1.** 第①情况下最大权重选股法



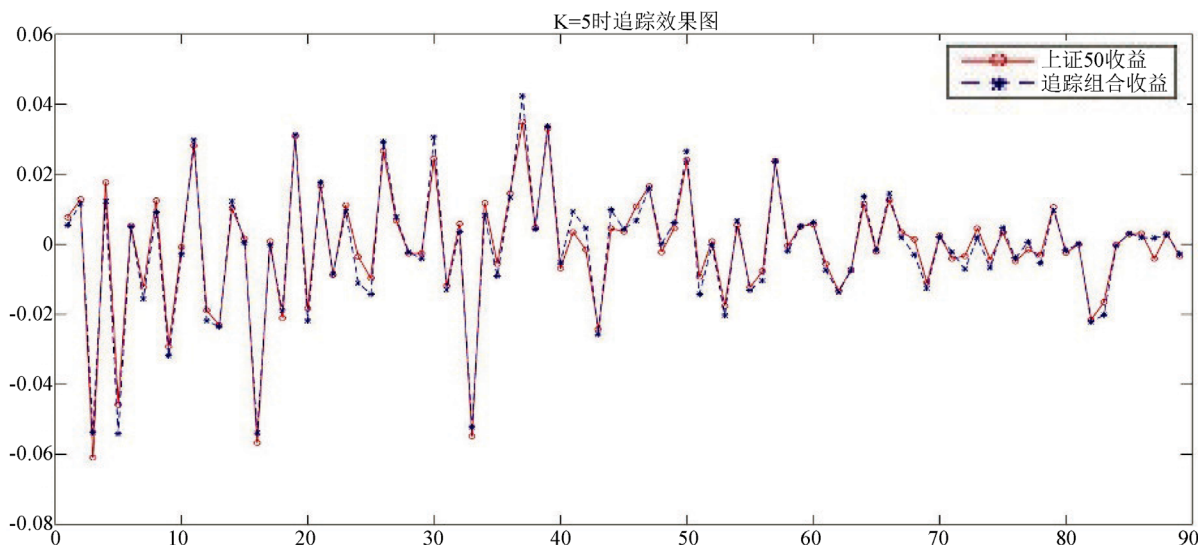


Figure 2. Maximum correlation coefficient picking method in the first case

图 2. 第①情况下最大相关系数选股法

从图 1、图 2 中我们可以看出这两种方法在所对应的  $K$  值下都可以很好的追踪上证 50 的收益。我们给出在这两种情况下追踪组合的表达式。

a) 最大权重选股法在  $K = 15$  时的追踪组合为:

$$\begin{aligned}
 y_t = & 0.05520046 * \text{中国平安} + 0.03753772 * \text{民生银行} + 0.04432811 * \text{兴业银行} \\
 & + 0.03578912 * \text{招商银行} + 0.04103762 * \text{农业银行} + 0.13944720 * \text{交通银行} \\
 & + 0.02823066 * \text{贵州茅台} + 0.03997101 * \text{浦发银行} + 0.04922303 * \text{中信证券} \\
 & + 0.03634133 * \text{海通证券} + 0.03426723 * \text{北京银行} + 0.03615220 * \text{伊利股份} \\
 & + 0.04851969 * \text{工商银行} + 0.33351141 * \text{中国中车} + 0.04044322 * \text{中国太保}
 \end{aligned} \tag{6.1}$$

现在用该组合在测试集上进行测试，并与上证 50 进行比较，结果如图 3 所示：

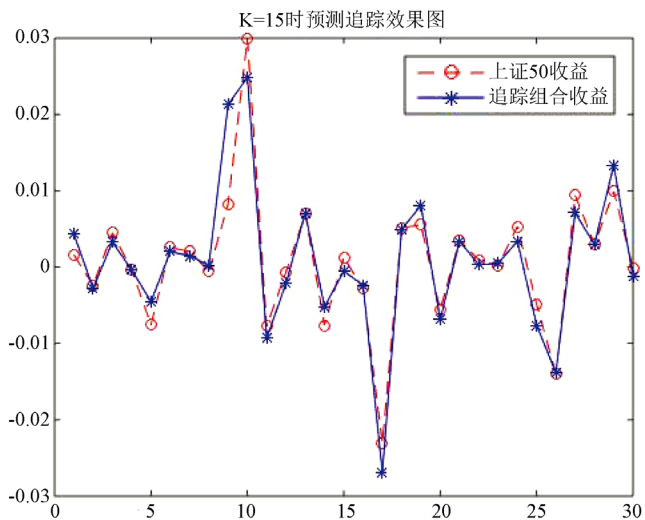


Figure 3. Prediction of the maximum weight stock picking method in the first case

图 3. 第①情况下最大权重选股法预测图

此时的追踪误差(TE)为 0.003067114107119, 最大误差(MAXTD)为 0.013027713614942, 最小误差(MINTD)为-0.005054363525322, TTD 的差距为 0.018082077140264。从图 3 中看出, 所构建的追踪组合对上证 50 的拟合效果很好。

b) 最大相关系数选股法在  $K = 5$  时的追踪组合为:

$$y_t = 0.19268375 * \text{招商证券} + 0.21163009 * \text{中国平安} + 0.16943079 * \text{华夏银行} + 0.20324995 * \text{中国建设} + 0.22300542 * \text{工商银行} \quad (6.2)$$

将模型运用在测试集上, 求出结果, 并与上证 50 进行对比, 结果如图 4 所示:

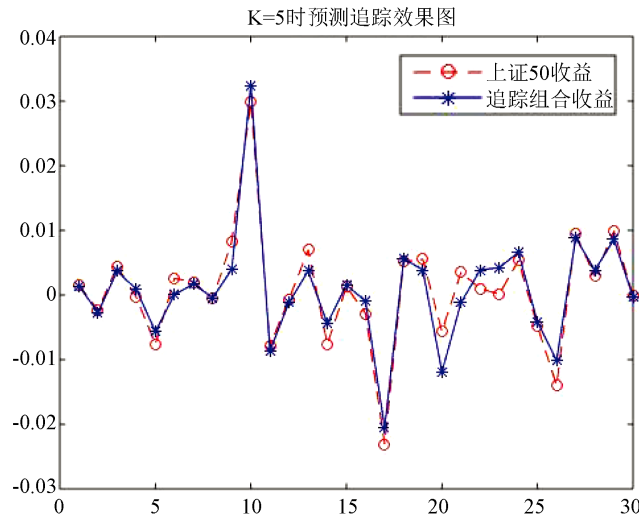


Figure 4. Prediction of the maximum coefficient stock selection method in the first case

图 4. 第①情况下最大系数选股法预测图

有  $TE = 0.002436240507776$ ,  $MAXTD = 0.004084423670680$ ,  $MINTD = -0.006281093979794$ ,  $TTD = 0.010365517650473$ , 所以追踪效果比较理想。对比最大权重选股法所得到的各值, 可以发现在第①情况下我们使用最大系数法得到的追踪组合(6.2)的追踪效果更好。

2)  $\lambda_1 = 0.5$  和  $\lambda_2 = 0.5$ 。与第①情况的解答过程相似, 得到不同选股方法在训练集中的结果, 具体如表 3:

Table 3. Tracking error tables for different stock selections in the training set (2)

表 3. 训练集中不同选股的跟踪误差表(2)

	K	TE	MINTD	MAXTD	TTD
最大权重选股法	5	0.00771768	-0.01363604	0.02864417	0.04228021
	10	0.00553070	-0.01088305	0.02299540	0.03387845
	15	0.00548098	-0.01086067	0.02174927	0.03260994
最大市值选股法	5	0.00490047	-0.01724971	0.01977285	0.03702255
	10	0.00534804	-0.01815251	0.02378444	0.04193696
	15	0.00583722	-0.01843911	0.02298435	0.04142345
最大相关系数选股法	5	0.00397358	-0.00762612	0.01748475	0.02511087
	10	0.00364280	-0.00865190	0.01731564	0.02596754
	15	0.00386472	-0.00857005	0.01705887	0.02562891

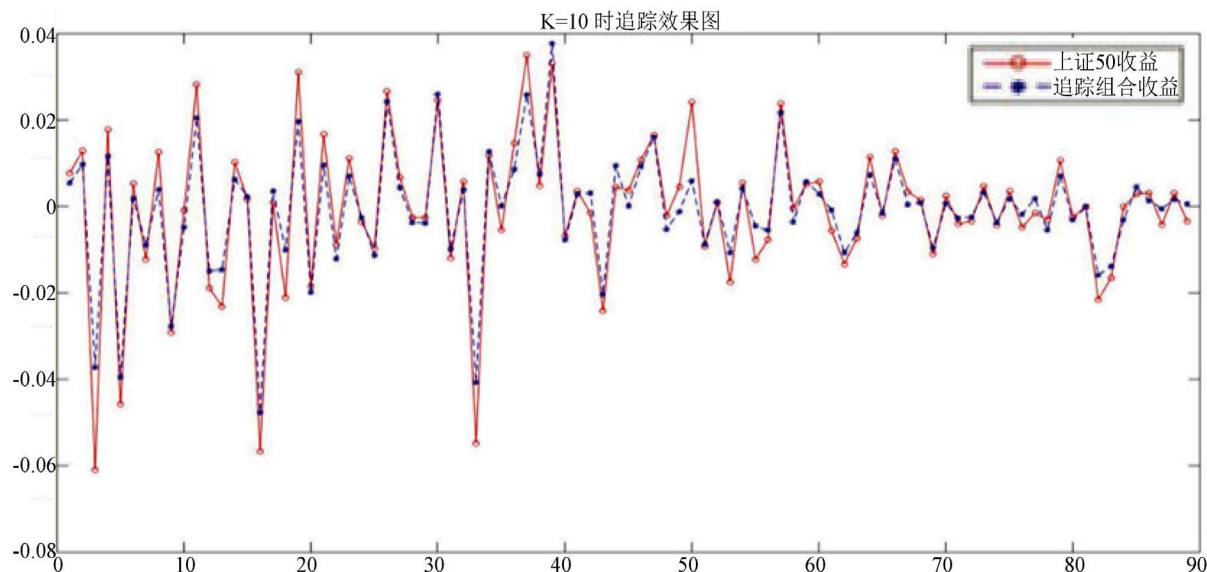
从表 3 中可以看出，最大权重选股法的追踪误差、最大误差和最小误差之间的差距是随着  $K$  值的增加而减小的；最大市值选股法的追踪误差是随着  $K$  值的增加而变大，最大误差与最小误差之间的差距变化趋势不明显；最大相关系数选股法的追踪误差，最大误差和最小误差之间的差距的变化趋势均不明显，其中  $K = 10$  的追踪误差最小。但是总体上来看的话最大相关系数选股法是最好的，其次是最大市值选股法，最大权重选股法则最不好。接下来我们来看看不同选股方法下得到的  $\alpha$  和  $\beta$  值，如表 4 所示：

**Table 4.** Table of coefficient values for different stock selections in the training set (2)  
**表 4.** 训练集中不同选股的系数值表(2)

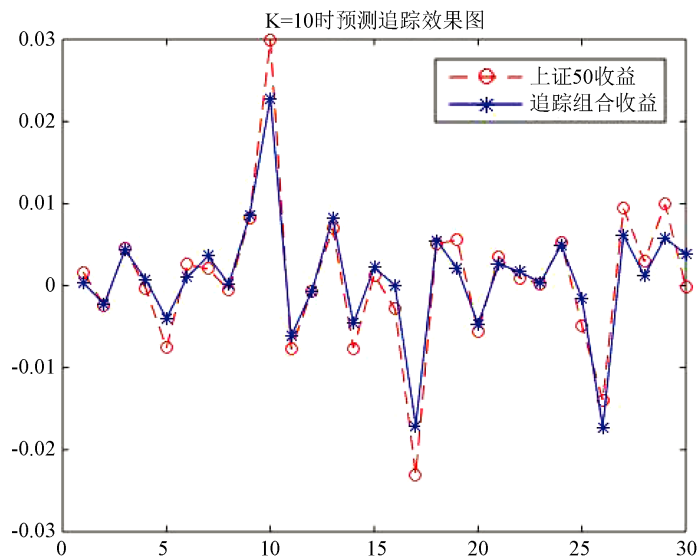
	$K$	$\alpha$	$\beta$
最大权重选股法	5	-7.11E-04	0.999999977
	10	-5.59E-04	0.999999963
	15	-5.31E-04	0.999999993
最大市值选股法	5	1.70E-04	0.999999937
	10	-8.00E-05	0.999999999
	15	-2.22E-04	0.999999931
最大相关系数选股法	5	-6.37E-05	0.999999934
	10	-1.04E-04	0.999999980
	15	-1.80E-04	0.999999999

从表 4 中可以看出，三种方法的  $\alpha$  值都是在  $10^{-4} \sim 10^{-5}$  级别，而  $\beta$  值都十分接近于 1 了，这是因为第 ② 种情况是同样重视  $\min|\alpha - 0|$  和  $\min|\beta - 1|$  的，即同等考虑  $\alpha = 0$  和  $\beta = 1$ 。且  $\alpha$  值的变化只有最大权重法是随着  $K$  值的增加而变小，其他两种方法变化趋势不明显；而  $\beta$  值只有最大相关系数法是随着  $K$  值的增加而增加的，其他两种方法也不明显。

综合表 3 和表 4，我们选取最大市值选股法在  $K = 10$  时与最大相关系数法在  $K = 15$  时的追踪组合，并分别做出它们在训练集与上证 50 收益的对比图。



**Figure 5.** Maximum market value selection in the second case  
**图 5.** 第②情况下最大市值选



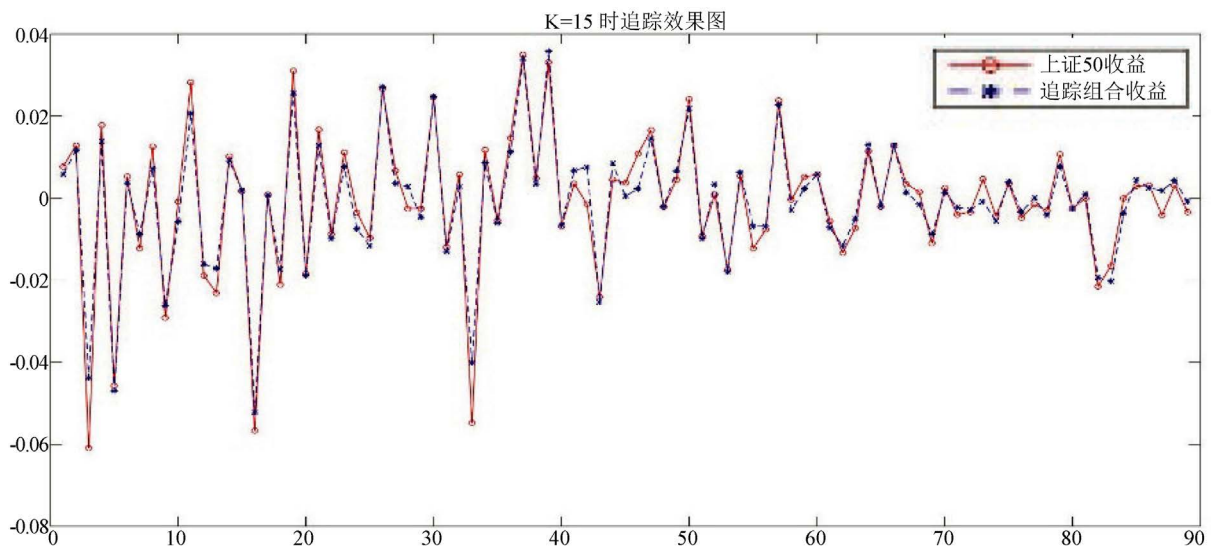
**Figure 6.** Maximum correlation coefficient stock selection method in the second case  
**图 6.** 第②情况下最大相关系数选股法

从图 5 和图 6 中可以看出追踪组合可以很好的追踪上证 50 的走势，虽然某些时候收益不如上证 50，但是趋势基本相同。下面我们给出这两种选股方法在对应的  $K$  值下追踪组合的表达式。

a) 最大市值选股法在  $K = 10$  时的追踪组合为：

$$\begin{aligned}
 y_t = & 0.12514541 * \text{工商银行} + 0.08935217 * \text{中国石油} + 0.16908540 * \text{中国银行} \\
 & + 0.11121071 * \text{农业银行} + 0.07716094 * \text{中国人寿} + 0.07529486 * \text{中国石化} \\
 & + 0.09733825 * \text{中国平安} + 0.08024524 * \text{招商银行} + 0.11840729 * \text{交通银行} \\
 & + 0.05675974 * \text{贵州茅台}
 \end{aligned} \tag{6.3}$$

用该追踪组合在测试集上进行测试并与上证 50 进行比较，结果如图 7 所示：



**Figure 7.** Forecast of the largest market value stock picking method in the second case  
**图 7.** 第②情况下最大市值选股法预测图

有  $TE = 0.002654323796411$ ,  $MAXTD = 0.006012923913141$ ,  $MINTD = -0.007081818650823$ ,  $TTD = 0.013094742563964$ , 预测的效果还是不错的。

b) 最大相关系数选股法在  $K = 15$  时的追踪组合为:

$$\begin{aligned}
 y_i = & 0.02787847 * \text{招商证券} + 0.05836566 * \text{中国平安} + 0.05093911 * \text{华夏银行} \\
 & + 0.03419192 * \text{中国建设} + 0.44478759 * \text{工商银行} + 0.02772875 * \text{中信证券} \\
 & + 0.02798614 * \text{方正证券} + 0.02621516 * \text{国金证券} + 0.08790818 * \text{兴业银行} \\
 & + 0.06640021 * \text{光大银行} + 0.02996609 * \text{中国人寿} + 0.03408309 * \text{中国太保} \\
 & + 0.02776262 * \text{海螺水泥} + 0.02672472 * \text{华泰证券} + 0.02906230 * \text{国泰君安}
 \end{aligned}
 \tag{6.4}$$

将该追踪组合的模型在测试集上进行测试并与上证 50 进行比较, 如图 8 所示:

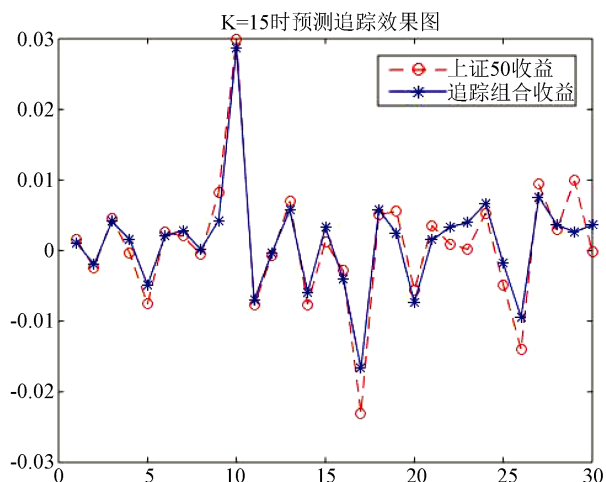


Figure 8. Prediction of the maximum correlation coefficient stock picking method in the second case

图 8. 第②情况下最大相关系数选股法预测图

且有  $TE = 0.002719254704326$ ,  $MAXTD = 0.006396698582851$ ,  $MINTD = -0.007275034013586$ ,  $TTD = 0.013671732596436$ , 与最大市值法的预测结果相对比略有不足。

3)  $\lambda_1 = 0$  和  $\lambda_2 = 1$

通过不同的选股方法, 得到了如表 5 的追踪误差表:

Table 5. Tracking error tables for different stock selections in the training set (3)

表 5. 训练集中不同选股的跟踪误差表(3)

	$K$	TE	MINTD	MAXTD	TTD
最大权重选股法	5	0.00773147	-0.01372090	0.02856605	0.04228695
	10	0.00564651	-0.01088297	0.02317750	0.03406047
	15	0.00553598	-0.01088118	0.02199408	0.03287526
最大市值选股法	5	0.00489974	-0.01725042	0.01977915	0.03702958
	10	0.00554149	-0.01805036	0.02410933	0.04215970
	15	0.00593996	-0.01837904	0.02304957	0.04142861
最大相关系数选股法	5	0.00397381	-0.00762100	0.01752080	0.02514181
	10	0.00363960	-0.00839328	0.01742451	0.02581780
	15	0.00386855	-0.00843413	0.01709347	0.02552760

表 5 告诉了我们最大权重选股法的追踪误差、最大误差和最小误差直接的差距随着  $K$  值的增加而减小; 最大市值选股法和最大相关系数选股法的这两个值变化与  $K$  值的关系不明确, 其中最大市值法在  $K = 5$  时各值都为最小, 而最大相关系数法在  $K = 10$  时追踪误差最小。但是总体上来看的话, 最大相关系数选股法是优于其余两种选股法的。下面来讨论一下各方法得到的  $\alpha$  和  $\beta$  值, 如表 6 所示。

Table 6. Table of coefficient values for different stock selections in the training set (3)

表 6. 训练集中不同选股的系数值表(3)

	$K$	$\alpha$	$\beta$
最大权重选股法	5	-7.15E-04	0.999999993
	10	-6.29E-04	0.999999993
	15	-5.64E-04	0.999999998
最大市值选股法	5	1.71E-04	0.999999988
	10	-2.36E-04	0.999999991
	15	-3.06E-04	0.999999996
最大相关系数选股法	5	-6.46E-05	0.999999999
	10	-1.25E-04	0.999999999
	15	-1.89E-04	0.999999995

从表 6 可以看出, 所有的  $\beta$  值都是非常接近于 1, 而  $\alpha$  都是在  $10^{-4} \sim 10^{-5}$  级别上的, 这显然是因为第 ③ 情况导致的。第 ③ 情况是只重视  $\min|\beta-1|$ , 而不关心  $\min|\alpha-0|$ , 所以会出现如此情况。但是和表 4 对比, 两者差距并不大。也就是说, 只要对  $\min|\beta-1|$  的重视程度达到了一半以上, 那么模型的  $\beta$  值都会非常接近 1。因此我们选择最大市值选股法在  $K = 10$  时与最大相关系数法在  $K = 10$  时构建追踪组合, 此刻省略它们在训练集上与上证 50 的对比图。下面分别给出它们所构建的追踪组合的具体表达式。

a) 最大市值选股法在  $K = 10$  时的追踪组合为:

$$\begin{aligned}
 y_t = & 0.14196729 * \text{工商银行} + 0.08567349 * \text{中国石油} + 0.11568688 * \text{中国银行} \\
 & + 0.13745083 * \text{农业银行} + 0.06920198 * \text{中国人寿} + 0.08546269 * \text{中国石化} \\
 & + 0.09877374 * \text{中国平安} + 0.09337528 * \text{招商银行} + 0.10378138 * \text{交通银行} \\
 & + 0.06862643 * \text{贵州茅台}
 \end{aligned} \tag{6.5}$$

用该组合在测试集上进行预测, 将得到的结果与上证 50 进行比较, 如图 9 所示。

有  $TE = 0.002659695694857$ ,  $MINTD = -0.007891735554979$ ,  $MAXTD = 0.006239609992775$ ,  $TTD = 0.014131345547754$ , 预测的追踪效果接近第 ② 情况下最大市值选股法预测效果, 也是较好的。

b) 最大相关系数选股法在  $K = 10$  时的追踪组合为:

$$\begin{aligned}
 y_t = & 0.04495734 * \text{招商证券} + 0.09541614 * \text{中国平安} + 0.08110983 * \text{华夏银行} \\
 & + 0.05660110 * \text{中国建设} + 0.34684853 * \text{工商银行} + 0.04540740 * \text{中信证券} \\
 & + 0.04516149 * \text{方正证券} + 0.04243384 * \text{国金证券} + 0.14232487 * \text{兴业银行} \\
 & + 0.09973946 * \text{光大银行}
 \end{aligned}$$

将该追踪组合的模型在测试集上进行测试并与上证 50 进行比较, 如图 10 所示。

且  $TE = 0.002416360442177$ ,  $MAXTD = 0.005831475971354$ ,  $MINTD = -0.006883036973713$ ,  $TTD = 0.012714512945067$ , 略好于最大市值法。



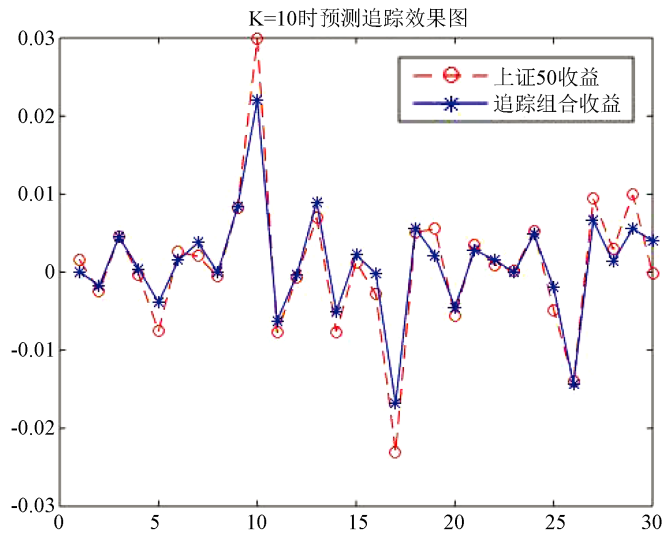


Figure 9. Forecast of the largest market value stock picking method in the third case

图9. 第③情况下最大市值选股法预测图

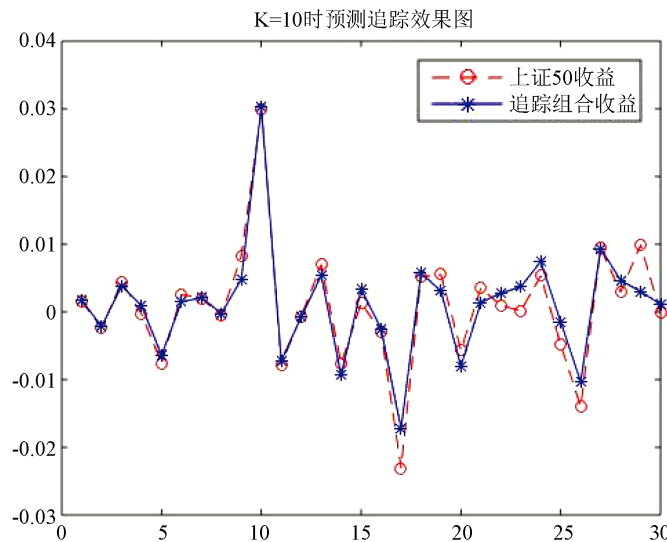


Figure 10. Prediction of the maximum correlation coefficient stock picking method in the third case

图10. 第③情况下最大相关系数选股法预测图

## 6.2. 基于分位数回归的指数追踪模型的实证分析

为了让读者更清晰的感受到不同的  $q$  值对模型拟合的影响, 本文选取了分位数  $q = 0.2, 0.5, 0.8$  三个值, 并将模型在训练集中的拟合结果根据选股法的不同而分别放在一起。

从表 7~9 可以看出, 三种选股方法在相同的股票组合时, 在  $q, K$  不变时, 而  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  变化, 此时各拟合结果的变化情况较小; 在  $K, \lambda_1$  和  $\lambda_2$  保持不变时,  $q$  增大, TE 和 TTD 的变化不明显, 但是  $\alpha$  和  $\beta$  的值变化还是比较明显的; 当然, 当  $q, \lambda_1$  和  $\lambda_2$  不变时, 只有  $K$  变化时, 各拟合结果的变化也较大。

基于分位数回归的指数追踪模型的拟合效果是不如基于线性回归的指数追踪的拟合效果的, 甚至可以说差距挺大。最大权重选股法和最大市值选股法的训练集内的追踪误差大致在 0.01~0.016 之间, TTD

更是高达 0.08, 同时  $\alpha$  的值大多数都在  $10^{-1}$  级别, 远不如 4.3 节的  $10^{-4}\sim 10^{-5}$  级别。因此, 本节不给出在测试集中的拟合结果。

**Table 7.** Fitting results of the maximum weight stock selection method in the training set  
**表 7.** 训练集中最大权重选股法的拟合结果

	$\lambda_1, \lambda_2, q$	$K$ 的取值	$\alpha$	$\beta$
最大权重选股法	1, 0, 0.2	5	1.32578E-09	0.997916111
		10	-0.0493879141	1.047250169
		15	-0.1574067376	1.155241607
	0.5, 0.5, 0.2	5	-0.0020825678	0.999999986
		10	-0.0493879145	1.04725017
		15	-0.1574067384	1.155241608
	0, 1, 0.2	5	-0.0020835362	0.999999992
		10	-0.0493880618	1.047250317
		15	-0.1574068425	1.155241712
	1, 0, 0.5	5	4.8038E-09	1.000266604
		10	-0.0238495996	1.024135144
		15	-0.1266058298	1.126865413
	0.5, 0.5, 0.5	5	1.33655E-08	1.000266466
		10	-0.0238496001	1.024135144
		15	-0.1266058296	1.126865413
	0, 1, 0.5	5	0.0002666993	0.999999994
		10	-0.0238495856	1.02413513
		15	-0.1266005911	1.126860176
	1, 0, 0.8	5	2.77951E-09	1.002522507
		10	1.52834E-09	1.002577145
		15	-0.0780765879	1.080673506
	0.5, 0.5, 0.8	5	2.38606E-09	1.002521921
		10	1.2001E-08	1.002577104
		15	-0.0780765879	1.080673506
0, 1, 0.8	5	0.0025231232	0.999999993	
	10	0.0025776699	0.999999992	
	15	-0.0780766759	1.080673594	

**Table 8.** Fitting results of the largest market value picking method in the training set  
**表 8.** 训练集中最大市值选股法的拟合结果

	$\lambda_1, \lambda_2, q$	$K$ 的取值	$\alpha$	$\beta$
最大市值选股法	1, 0, 0.2	5	-2.0593439535	3.055988364
		10	-0.0981739446	1.095987303
		15	-0.1781723828	1.175936141
	0.5, 0.5, 0.2	5	-2.0593439534	3.055988364
		10	-0.0981739446	1.095987303
		15	-0.1781723841	1.175936143

Continued

		5	-2.0593439538	3.055988364
	0, 1, 0.2	10	-0.0981739447	1.095987303
		15	-0.1781724835	1.175936242
		5	-1.9638144477	2.963855646
	1, 0, 0.5	10	-0.0747304837	1.074998948
		15	-0.1571322358	1.157368909
		5	-1.9638144468	2.963855646
	0.5, 0.5, 0.5	10	-0.0747338397	1.075002303
		15	-0.1571323127	1.157368986
		5	-1.9638147698	2.963855968
最大市值选股法	0, 1, 0.5	10	-0.0747338401	1.075002303
		15	-0.1571323135	1.157368987
		5	-1.5898791992	2.592302569
	1, 0, 0.8	10	-0.0268382774	1.029396884
		15	-0.1124381460	1.114995013
		5	-1.9638144468	2.963855646
	0.5, 0.5, 0.8	10	-0.0268382774	1.029396884
		15	-0.1124381465	1.114995014
		5	-1.9638147698	2.963855968
	0, 1, 0.8	10	-0.0747338401	1.075002303
		15	-0.1571323135	1.157368987

**Table 9.** Fitting results of the maximum correlation coefficient stock selection method in the training set  
**表 9.** 训练集中最大相关系数选股法的拟合结果

	$\lambda_1, \lambda_2, q$	$K$ 的取值	$\alpha$	$\beta$
		5	-0.8684075516	1.866827228
	1, 0, 0.2	10	-0.9648677602	1.96306862
		15	-1.0543569470	2.052480171
		5	-0.8684089915	1.866828666
	0.5, 0.5, 0.2	10	-0.9648677578	1.963068618
		15	-1.0543569488	2.052480173
		5	-0.8684089920	1.866828667
最大相关系数 选股法	0, 1, 0.2	10	-0.9648677555	1.963068615
		15	-1.0543569508	2.052480175
		5	-1.0073057835	2.007383577
	1, 0, 0.5	10	-0.9504963885	1.950492607
		15	-1.0448375084	2.044825207
		5	-1.0073072130	2.007385007
	0.5, 0.5, 0.5	10	-0.9504963886	1.950492608
		15	-1.0448375085	2.044825207

Continued

		5	-1.0073072131	2.007385007
	0, 1, 0.5	10	-0.9504963886	1.950492608
		15	-1.0448375086	2.044825207
		5	-0.8368234654	1.837963817
	1, 0, 0.8	10	-0.9825242094	1.983748709
最大相关系数 选股法		15	-1.0788469296	2.080165672
		5	-0.8368294026	1.837969758
	0.5, 0.5, 0.8	10	-0.9825242077	1.983748707
		15	-1.0788469265	2.080165669
		5	-0.8368294024	1.837969758
	0, 1, 0.8	10	-0.9825242060	1.983748705
		15	-1.0788469234	2.080165666

## 7. 结论

本文主要是通过最大权重选股法、最大市值选股法和最大相关系数选股法来选出构建追踪组合的样本股，并且分别构建了基于线性回归和分位数回归的指数追踪模型。基于所构建的指数追踪模型通过选取不同的  $K$  值来对上证 50 指数进行了实证分析，得到了基于线性回归的指数追踪的效果比基于分位数回归的指数追踪的效果好这一结论，同时发现在不同的选股方法下， $K$  值的增大对指数追踪的影响并不相同。

本文考虑了不同的选股方法对同一模型的影响，也考虑了同一种选股方法在不同的模型下结果的差距，更考虑了在同一选股法、同一模型下  $K$  值不同的影响，并对这些情况都进行了详细分析。在同一模型下，通过最大相关系数选股法得到的追踪组合的追踪效果整体上最好；在同一选股法下，基于线性回归的指数追踪模型的效果较好；在同一选股法、同一模型下， $K$  值的变化对模型结果的影响并不相同，有的是随着  $K$  值的变大而效果更好，有的则相反。

在第 6 节中基于分位数回归的追踪模型的效果并不十分理想，这可能是由下面几个原因造成的：1) 2016 年上半年的数据本身就线性性质明显，并没有太多极端值；2) 选股方法的局限；3) 计算分位数回归系数的程序迭代次数不够。

在未来，可以从以下几方面进行改进：1) 通过机器学习的方法进行选股，并且与前文的结果进行对比；2) 对于分位数系数估计的程序增加迭代次数。

## 基金项目

本文受云南财经大学研究生创新基金项目(2018YUFEYC035)等资助。

## 参考文献

- [1] Markowitz, H. (1952) Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, **7**, 77-91.
- [2] Gilli, M. and Kellezi, E. (2002) The Threshold Accepting Heuristic for Index Tracking. In: *Financial Engineering, E-Commerce and Supply Chain*, Springer US, 1-18.
- [3] Koenker, R. and Bassett, G. (1978) The Asymptotic Distribution of the Least Absolute Error Estimator. *Journal of the American Statistical Association*, **73**, 618-622. <https://doi.org/10.1080/01621459.1978.10480065>
- [4] Koenker, R. and Bassett Jr., G. (1978) Regression Quantiles. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, **46**, 33-50. <https://doi.org/10.2307/1913643>
- [5] Mezali, H. and Beasley, J.E. (2013) Quantile Regression for Index Tracking and Enhanced Indexation. *Journal of the*

---

*Operational Research Society*, **64**, 1676-1692. <https://doi.org/10.1057/jors.2012.186>

- [6] Baestaens, D.E. and Bergh, W.M.V. (1994) Neural Network Solutions for Trading in Financial Markets. Pitman Publishing, Inc., London.
- [7] Ruiz-Torrobiano, R. and Suárez, A. (2009) A Hybrid Optimization Approach to Index Tracking. *Annals of Operations Research*, **166**, 57-71. <https://doi.org/10.1007/s10479-008-0404-4>
- [8] 沈双生, 郭子忠. 指数型基金的发展优势和投资风险分析[J]. 金融教学与研究, 2003(2): 35-36.
- [9] 范旭东. 跟踪误差与优化指数投资策略——理论分析与实证研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南财经大学, 2006.
- [10] 杨国梁, 赵社涛, 徐成贤. 基于支持向量机的金融市场指数追踪技术研究[J]. 国际金融研究, 2009(10): 68-72.

**知网检索的两种方式:**

- 1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>  
下拉列表框选择: [ISSN], 输入期刊 ISSN: 2325-2251, 即可查询
- 2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>  
左侧“国际文献总库”进入, 输入文章标题, 即可查询

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱: [sa@hanspub.org](mailto:sa@hanspub.org)