

2020 年 9 月 12 日

## 大小盘轮动的奥义

金融工程研究团队

——大类资产配置研究系列（2）

魏建榕（首席分析师）

邮箱：weijianrong@kysec.cn

证书编号：S0790519120001

傅开波（联系人）

邮箱：fukaibo@kysec.cn

证书编号：S0790119120026

高 鹏（联系人）

邮箱：gaopeng@kysec.cn

证书编号：S0790119120032

苏俊豪（联系人）

邮箱：sujunhao@kysec.cn

证书编号：S0790120020012

胡亮勇（联系人）

邮箱：huliangyong@kysec.cn

证书编号：S0790120030040

王志豪（联系人）

邮箱：wangzhihao@kysec.cn

证书编号：S0790120070080

### 相关研究报告

《开源金工股债轮动模型 1.0》

-2020.4.9

魏建榕（分析师）

weijianrong@kysec.cn

证书编号：S0790519120001

胡亮勇（联系人）

huliangyong@kysec.cn

证书编号：S0790120030040

#### ● 大小盘轮动效应明显，把握轮动节奏能有效提升策略收益

2010 年 6 月以来，以沪深 300 为代理变量的大盘指数和以创业板指为代理变量的小盘指数的相对强弱关系发生了多次切换，在过去十年时间，大盘占优、小盘占优、大小盘均衡三种状态之间发生了多次来回切换。假如能够完美捕捉每月大小盘相对强弱变化，在完美轮动的前提下，策略累计收益超 70 倍，侧面印证了轮动对于提升策略表现的重要性。

每一轮大小盘风格的切换，都是诸多因素共同作用的综合结果，如果我们仅从盈利和估值双重维度去分析，往往存在明显的时间错配问题：股价的走势并不必然和其一对应，更多是有提前或滞后的反应。为了更好地把握大小盘的轮动节奏，我们从三大维度（宏观的经济基本面层面、中观的产业景气度层面、微观的市场情绪层面）构建了不同的特征变量。

#### ● 特征提取和特征选择助力大小盘轮动

特征工程是应用机器学习算法的重要环节。数据和特征决定了机器学习的上限，而模型和算法只是在逼近这个上限。

基于 PCA 降维算法对特征变量的处理，实现了对新特征的提取，降低了样本过拟合的概率，有效地提升了原始逻辑回归策略的表现。

基于状态识别的特征选择方法，通过对特征变量进行趋势和震荡两种状态的判断，来选择对应的特征进入回归模型。纳入全部特征的状态识别一定程度上改善了轮动模型的表现。在状态识别的基础上，如果对原始特征池按照逐步回归思路进行提前筛选，则策略表现的提升效果更加明显。

#### ● 最优滚动窗口长度为 12 个月；代理变量组历史相关性越低、市值差异越大，策略表现越好的概率越高

不同的滚动窗口长度对轮动策略的表现有一定的影响，从胜率和赔率权衡的角度下，滚动长度设置为 12 个月是在其他条件限定情况下的最优参数。其胜率近 62%，赔率 1.28，年化收益率约 29%，最大回撤约 38%。

从回测效果来看，轮动策略的表现依赖代理变量的选取。概括而言，大小盘代理变量的历史相关性越低，市值分层越明显，轮动策略的表现相对越好的概率越大。在备选代理变量组中，上证 50 和创业板指的组合表现最优，沪深 300 和中证 1000 的组合表现最差。

#### ● 风险提示：模型测试基于历史数据，市场未来可能发生变化。

请务必参阅正文后面的信息披露和法律声明

1 / 16

“慧博资讯”专业的投资研究大数据分享平台

点击进入  <http://www.hibor.com.cn>

## 目 录

1、 大小盘轮动历史回顾 .....	3
1.1、 大小盘轮动大有可为 .....	4
1.2、 大小盘轮动驱动因素初筛 .....	4
2、 大小盘轮动方法论探讨 .....	5
2.1、 逻辑回归简介 .....	5
2.2、 特征工程 .....	7
2.2.1、 特征提取 .....	7
2.2.2、 特征选择 .....	8
2.3、 不同策略比较 .....	10
2.4、 实际投资效果测试 .....	11
3、 参数敏感性测试 .....	11
3.1、 滚动长度 .....	11
3.2、 大小盘代理变量 .....	13
风险提示 .....	14

## 图表目录

图 1: 大小盘轮动特征明显 .....	4
图 2: 完美轮动下策略收益十分可观 .....	4
图 3: Sigmoid 函数 .....	6
图 4: 基于全部特征的逻辑回归结果跑输创业板指 .....	7
图 5: 降维后策略表现有所提升 .....	8
图 6: 趋势状态 .....	9
图 7: 震荡状态 .....	9
图 8: 全部特征下基于状态识别的策略跑赢创业板指 .....	9
图 9: 特征选择后基于状态识别的策略表现更优 .....	10
图 10: 不同方案的策略净值比较 .....	10
图 11: 扣费对净值表现有一定影响 .....	11
图 12: 不同滚动长度下轮动表现差异明显 .....	12
图 13: 不同代理变量组市值差异分布 .....	13
图 14: 不同标的对轮动差异显著 .....	14
表 1: 三大维度特征变量备选池 .....	5
表 2: 特征选择+趋势识别表现最优 .....	10
表 3: 最优模型 2020 年来胜率 62.5% .....	11
表 4: 回滚长度为 12 个月时, 赔率最高 .....	12
表 5: 回滚长度为 12 个月时, 信息比率最大 .....	13
表 6: 备选大小盘指数代理变量 .....	13

## 1、大小盘轮动历史回顾

作为投资者，经常不得不面临市场风格的切换。每一次大级别的风格切换，往往对强路径依赖的投资者造成了较大的净值回撤。如果能够准确把握住市场风格的切换节奏，通常能对投资组合表现产生较大的增益作用。常见的风格轮动主要包括大盘 vs. 小盘、成长 vs. 价值、周期 vs. 非周期等，本文以大小盘轮动作为切入点进行阐述、分析。

为了表征大小盘的相对强弱，本文以沪深 300 指数（000300.SH）作为大盘的代理变量，创业板指数（399006.SZ）作为小盘的代理变量。2010 年 6 月以来（创业板指数基日起算），沪深 300 指数和创业板指数的相对强弱状态（大盘占优、小盘占优、大小盘均衡）从大级别周期上有过几次明显的切换，按照时间线梳理如下：

2010 年 6 月到 2012 年 11 月，大小盘均衡。从相对走势来看，大小盘强弱状态切换节奏较为频繁，但整体看来，大小盘风格偏均衡。

2012 年 11 月到 2014 年 2 月，小盘占优。创业板指数表现亮眼，区间大涨超 116.3%，而同期沪深 300 指数下跌-2.32%。

2014 年 2 月到 2014 年 12 月，大盘占优。沪深 300 指数经历近两年时间跑输创业板指数的至暗时刻后，终于迎来了自己的曙光。

2014 年 12 月到 2016 年 7 月，小盘占优。2014 年 12 月，A 股的第三波大牛市轰轰烈烈的展开，创业板指数更是一飞冲天，最高达到 4038 点，短短 7 个月，指数最高涨幅超 150%。物极必反，群体性的狂热也为后期的股市大幅下跌埋下了伏笔，创业板指数为代表的小盘股自始进入漫长的偿债旅程。

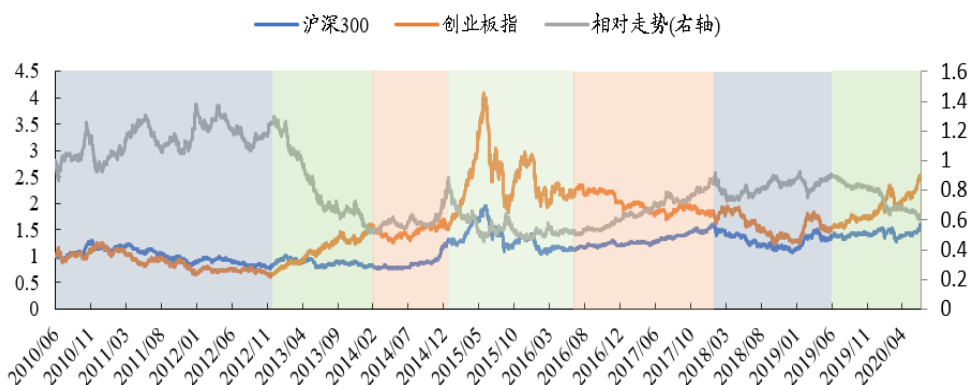
2016 年 7 月到 2018 年 1 月，大盘占优。2016 年 12 月，沪深港通全部开通，外资借道陆股通开始逐渐增配国内的核心资产。由于 A 股核心资产主要以大市值的白马蓝筹股为主，市场风格开始逐渐转向大盘股。这近一年半的时间，大盘股和小盘股走势分道扬镳，一个向上，一个向下。

2018 年 1 月到 2019 年 6 月，大小盘均衡。2018 年受挫于中美摩擦的影响，市场成了惊弓之鸟，任何外围消息的扰动都能导致市场大跌。在此大熊市的背景下，泥沙俱下，大小盘反而表现较为均衡。

2019 年 6 月到 2020 年 8 月，小盘占优。从 2015 年 6 月的高点算起，到 2019 年 1 月开始触底反弹，创业板指数经历了黑暗且漫长的三年半。2019 年 6 月后，创业板指数开始了新一轮的上涨，四年后小盘风格再一次占优。

**但，未来会如何演绎？**

图1: 大小盘轮动特征明显



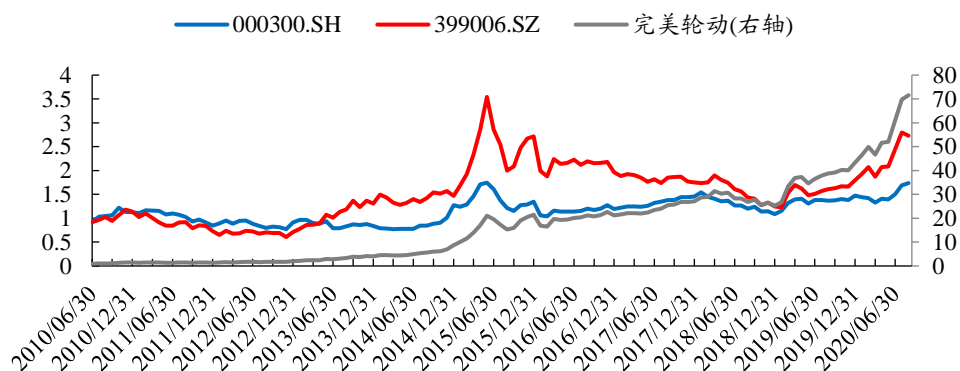
数据来源: Wind、开源证券研究所

注: 相对走势=大盘指数/小盘指数

## 1.1、大小盘轮动大有可为

假设我们能够以上帝视角准确预测 2010 年 6 月以来每个月大小盘的相对强弱，在每个月的月末买入下个月占优的指数，在不考虑费用的情况下，截至 2020 年 8 月 31 日，大小盘轮动策略在过去近十年间累计收益达到惊人的 70 倍，而同期表征大盘的沪深 300 指数涨幅仅为 73.66%，表征小盘的创业板指数涨幅为 172.8%，大幅跑输完美轮动策略，侧面印证了风格轮动节奏的把控对于收益增强的重要作用。拆开来看，在全部的 123 个自然月中，以创业板指为代表的小盘股跑赢以沪深 300 指数为代表的大盘股的月份有 59 个，占比 47.97%。

图2: 完美轮动下策略收益十分可观



数据来源: Wind、开源证券研究所

## 1.2、大小盘轮动驱动因素初筛

每一轮大小盘风格的切换，都是诸多因素共同作用的综合结果，如果我们仅从盈利和估值双重维度去分析，往往存在明显的时间错配问题：股价的走势并不必然和其一一对应，更多是有提前或滞后的反应。比如，创业板指数在 2014 年估值和盈利均处于劣势的情况下，依然产生了超额收益。另一方面，虽然影响大小盘轮动的驱动因素非常多，但是每个因素对大小盘风格切换的影响程度视市场当前的情况而又有所不同。在不同的时间点，我们希望找到当前对市场风格影响相对重要的特征，将其纳入到我们的分析框架中。

为了尽可能全面的挖掘潜在的有效特征，我们从三大维度提取了共 18 个特征变

量（宏观的经济基本面层面 9 个、中观的产业景气度层面 3 个、微观的市场情绪层面 6 个）。通过对不同维度特征变量进行筛选或组合，以期能够最大程度刻画大小盘轮动规律。

表1: 三大维度特征变量备选池

维度	指标	频率	滞后期
宏观	十年期国债到期收益率	日频	t-1
	期限利差（10Y-1Y）	日频	t-1
	信用利差（企业债 AAA-AA）	日频	t-1
	美元兑人民币中间价	日频	t-1
	M2	月频	t-2
	M1-M2	月频	t-2
	社融同比	月频	t-2
	PPI 同比	月频	t-2
	CPI 同比	月频	t-2
中观	PMI	月频	t-2
	6 大发电集团耗煤量	月频	t-2
	北美半导体设备制造商出口额同比	月频	t-2
微观	大小盘估值比	日频	t-1
	费城半导体指数	日频	t-1
	大小盘近一月收益率差	月频	t-1
	大小盘换手率比	日频	t-1
	融资融券	日频	t-1
	新股指数	日频	t-1

资料来源：开源证券研究所

需要注意的是，由于是基于历史数据对未来进行预测，所以这里选用的特征变量相比被预测值进行了滞后处理，默认滞后期数为 1 个月。由于部分月度发布的数据，如宏观数据，其发布存在滞后性，因此会对其进行滞后两期处理。比如 8 月份的社融同比数据，一般要到 9 月中旬才发布，所以实际上在应用时，8 月底对 9 月份的方向进行预测时会通过使用 7 月份的社融同比数据进行替代，此时所使用的特征变量与被预测变量之间便间隔了两期。

## 2、大小盘轮动方法论探讨

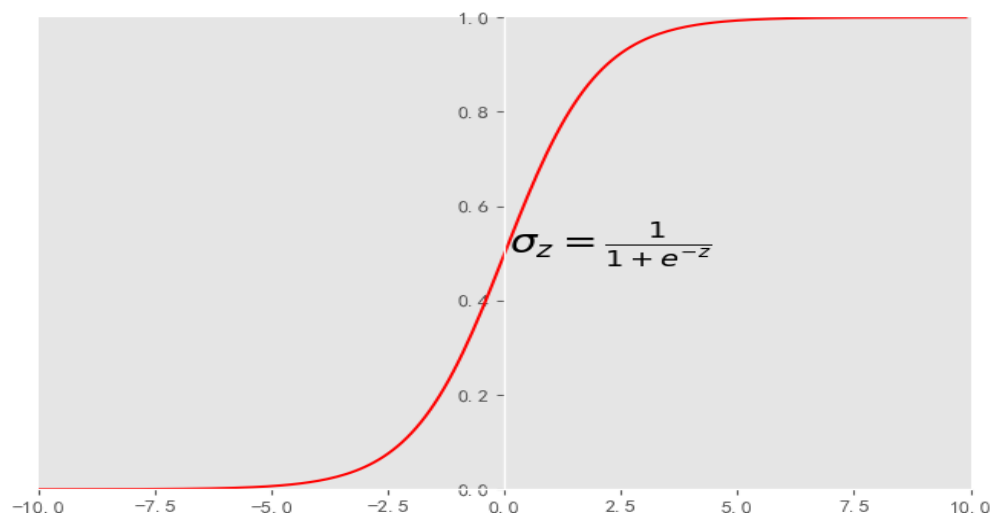
大小盘轮动本质上是一个择时问题，择时的信号主要是依据模型分类的结果。由于大小盘轮动仅涉及两种标的（大盘指数、小盘指数），两个结果（大盘占优、小盘占优），因此其可以归纳为一个简单的二分类问题。对于分类问题，常用的机器学习方法有很多，比如决策树、逻辑回归、朴素贝叶斯、支持向量机以及 KNN 等。本文主要通过逻辑回归来实现对大小盘的轮动。

### 2.1、逻辑回归简介

逻辑回归又称对数几率回归，是一种常用的机器学习分类方法。虽然名称中含有回归二字，但本质是一个分类器。逻辑回归和多重线性回归非常相似，其在线性回归的基础上增加了一个 Sigmoid 函数来对预测值进行映射处理，使得预测值的大小表示某类结果的概率。



图3: Sigmoid 函数



数据来源：开源证券研究所

逻辑回归主要步骤包含三个部分，分别是：

1) 构造预测函数 $h_{\theta}(x)$

$$h_{\theta}(x) = g(\theta^T x) = \frac{1}{1 + e^{-\theta^T x}}$$

其中 $P(y = 1|x; \theta) = h_{\theta}(x)$ 表示结果为 1 的概率, $P(y = 0|x; \theta) = 1 - h_{\theta}(x)$ 表示结果为 0 的概率

2) 构造损失函数 $J(\theta)$

$$J(\theta) = \frac{-1}{n} \left[ \sum_{i=1}^n (y_i \log(h_{\theta}(x_i))) + (1 - y_i) \log(1 - h_{\theta}(x_i)) \right]$$

3) 求解损失函数 $J(\theta)$ 最小时的参数值 $\theta$

- a) 梯度下降算法
- b) 牛顿法

在实际应用过程当中,为了解决过拟合问题,会通过对损失函数添加正则项(L1、L2)进行处理。

在大小盘轮动策略中,为了应用逻辑回归,首先需要对因变量进行离散化处理。根据大盘占优或小盘占优的状态,定义如下:

当大盘占优时,即大盘月度涨幅 > 小盘月度涨幅,标签设为 0;

当小盘占优时,即小盘月度涨幅 >= 大盘月度涨幅,标签设为 1。

其次,在每一个滚动回归周期,因变量 $([y_t, y_{t-1}, \dots, y_{t-n+1}]^T)$ 相比于自变量 $([x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-n}]^T)$ 都进行滞后一期处理,再进行模型的训练。

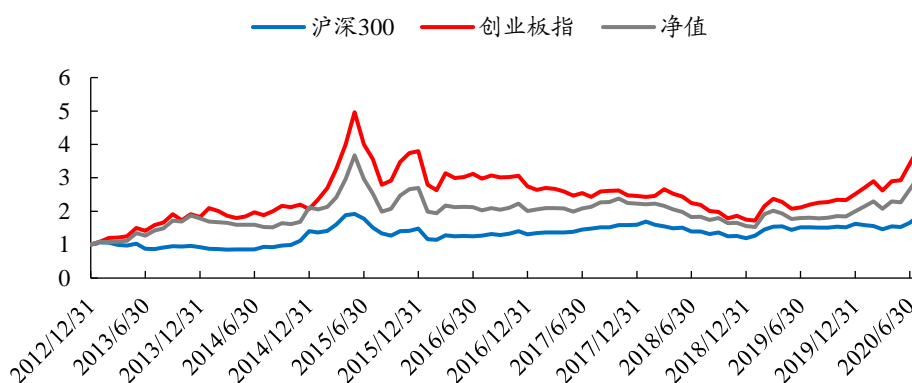
最后,基于样本数据训练出来的模型,利用 t 期的自变量 $x_t$ 数值,对 t+1 期的因变量 $y_t$ 进行预测。

## 2.2、特征工程

数据和特征决定了机器学习的上限，而模型和算法只是在逼近这个上限。在机器学习算法应用于研究过程中，容易陷入的一个误区是试图通过尝试不同的算法以及调整超参数来提高模型的预测精度，但更重要的环节如特征工程有时反而被忽略了。

当我们把 18 个潜在影响因素无任何处理全部纳入逻辑回归模型时，模型的表现乏善可陈。全区间来看，轮动净值跑输了买入持有创业板指数的结果。我们也尝试过对逻辑回归模型的超参数进行网格搜索，试图寻找到最优的参数集合，结果依然不尽如人意。我们还尝试使用不同算法如随机森林来对模型进行训练和预测，则存在明显的过拟合，样本内效果很好，样本外表现糟糕。

图4：基于全部特征的逻辑回归结果跑输创业板指



数据来源：Wind、开源证券研究所

数据截至 2020.07.31

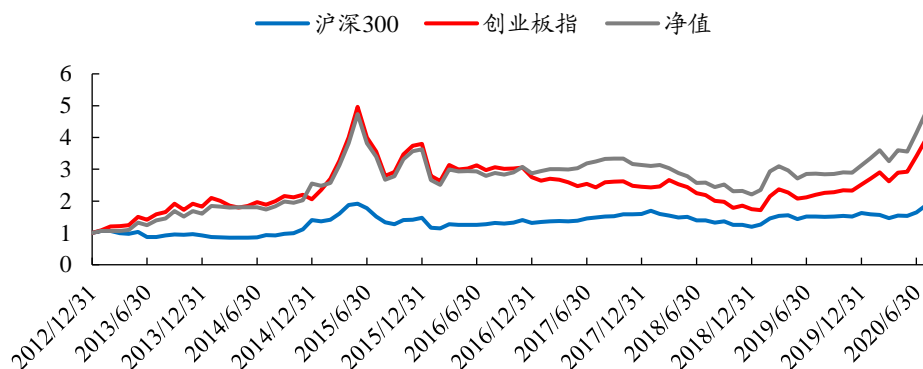
### 2.2.1、特征提取

在机器学习和统计学领域，降维是指在某些限定条件下，降低变量的个数，得到一组“不相关”主变量的过程。为什么我们需要对特征维度进行降低的操作呢？在大小盘轮动这个策略上，主要在于特征的多重共线性会导致模型估计的参数不稳定，且特征过多容易造成模型的过拟合。

前文 18 个特征变量虽然是从宏观、中观以及微观三个层面入手选取的，但是仍无法避免各特征变量之间存在着较高的相关性，为此我们尝试按照主成分分析 (PCA) 的思想来进行特征提取。

在构建策略过程中，在每一个滚动周期分别去对训练样本进行 PCA 降维处理，基于降维后的新特征值进行模型训练，并用其预测未来一期的大小盘相对强弱。这里降维的阈值设置为降维后的变量解释力度达到 90%。可以看到对数据进行 PCA 降维后，大小盘轮动净值有所提升，跑赢了买入并持有创业板指数。

图5：降维后策略表现有所提升



数据来源：Wind、开源证券研究所

数据截至 2020.07.31

## 2.2.2、特征选择

特征选择与特征提取虽然都是降维的常用方法，但二者有一定的差异。特征提取主要是通过对不同特征变量进行整合获取新的有效特征，而特征选择假定数据中包含大量冗余和无关的变量，旨在从原有变量中找出主要变量。

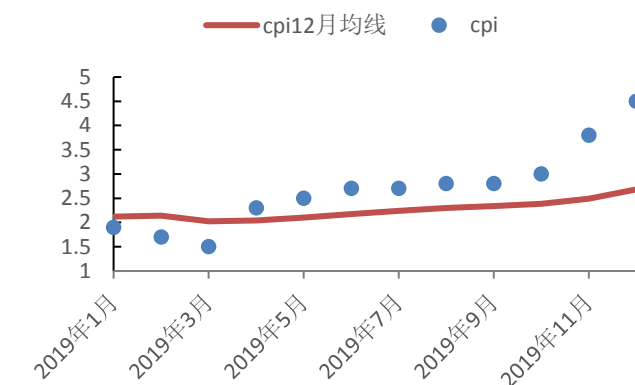
根据图 1 可知，大小盘的相对强弱指数存在三种状态，分别为上升、下降以及震荡。上升和下降为同一枚硬币的两面，可归纳到同一个状态下，即趋势状态；而震荡状态说明市场博弈力量均衡，未来的大小盘相对强弱是比较难以预测的。同理，我们也对特征进行了状态判断，分为趋势（上升、下降）和震荡两种状态。最后，我们将被解释变量（相对强弱指数）和解释变量（特征）的状态进行组合，总共有 4 种状态，分别为（趋势，趋势）、（趋势，震荡）、（震荡，趋势）、（震荡，震荡）。在 4 种状态中，仅当被解释变量和解释变量均为趋势时，我们才能期望对未来做出更好的预测结果。

虽然直观上我们可以很容易地判断某个指标是处于震荡还是趋势状态，但是在构建策略时，我们需要将其进行严格的定义。以特征变量 CPI 同比（cpi）为例，状态识别主要基于以下逻辑：

- 1) 计算 cpi 指标过去 N 个月的均值 rolling\_cpi;
- 2) 计算 cpi 指标在过去 N 个月里大于 rolling\_cpi 的个数 pos\_num 和小于 rolling\_cpi 的个数 neg\_num;
- 3) 计算 cpi 指标在过去 N 个月里的首尾之差 cpi\_diff;
- 4) 如果 pos\_num > neg\_num 且 cpi\_diff > 0，则 cpi 指标为上升状态；如果 pos\_num < neg\_num 且 cpi\_diff < 0，则 cpi 指标处于下降状态；其他均为震荡状态。

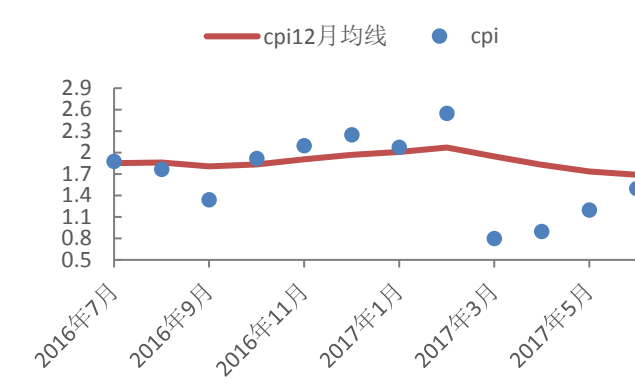


图6: 趋势状态



数据来源: Wind、开源证券研究所

图7: 震荡状态



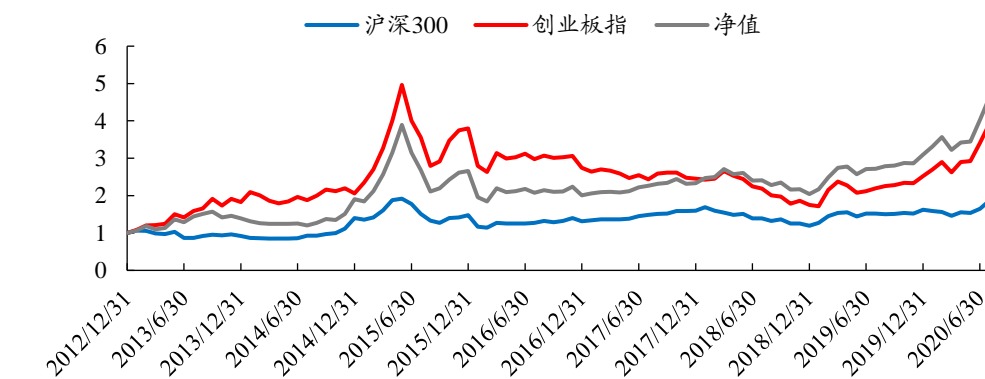
数据来源: Wind、开源证券研究所

同理，我们对大小盘相对强弱指数也进行状态识别。确定好各变量的状态后，我们依据变量的状态构建相应的策略，具体规则如下：

- 1) 当被解释变量为趋势时，选取同为趋势的特征值作为解释变量，舍弃处于震荡状态的特征；
- 2) 当被解释变量为震荡时，选取所有的特征值作为解释变量。

在滚动回归的模式下，由于我们每期都对特征变量都进行了状态识别后的筛选，所以每期选入模型的变量个数及种类都有可能存在差异。可以看到基于状态识别的特征选择进行的滚动回归模型跑赢了买入持有创业板指数的策略。

图8: 全部特征下基于状态识别的策略跑赢创业板指

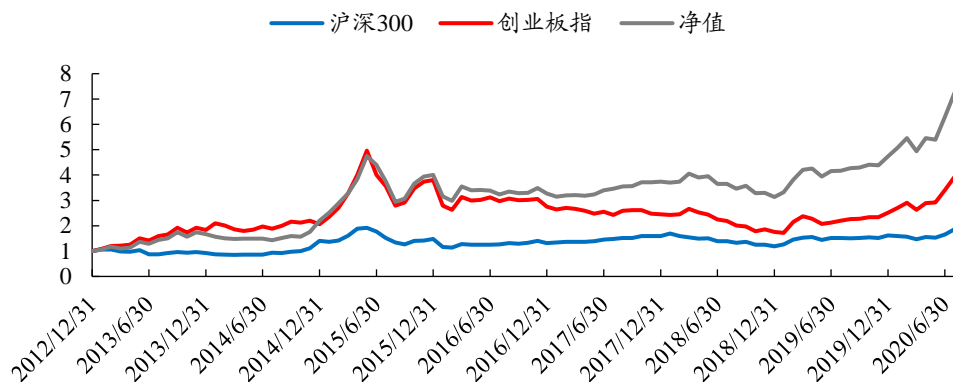


数据来源: Wind、开源证券研究所

数据截至 2020.07.31

在特征选择层面，我们目前仅根据识别的状态来进行一轮筛选，但可能存在的问题是，原始的备选池可能存在较多冗余的特征，如果在状态识别前优先进行一轮特征筛选，基于筛选后的特征再进行状态识别是否能有更好的表现呢？基于这种思路，我们采用逐步回归的思想筛出了 M1\_M2, M2, 社融同比, CPI 同比, PPI 同比, 大小盘近一月收益率差, 大小盘估值比, 信用利差, 新股指数 9 个指标作为新的特征池，基于新的特征池进行状态识别后，策略表现改善明显，大幅跑赢买入并持有创业板指数。

图9：特征选择后基于状态识别的策略表现更优



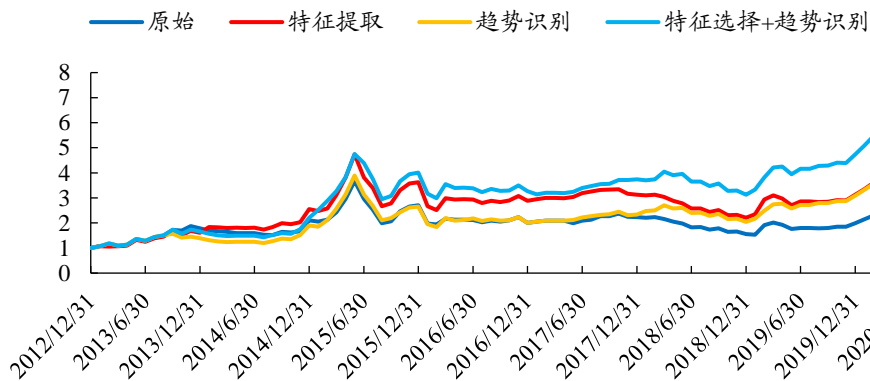
数据来源：Wind、开源证券研究所

数据截至 2020.07.31

## 2.3、不同策略比较

在上文中，我们基于全部特征变量（图 4）、全部特征变量+特征提取（图 5）、全部特征变量+趋势识别（图 8）、部分特征变量+趋势识别（图 9）分别测试了大小盘轮动的策略表现。综合而言，**部分特征变量+趋势识别表现最优，年化收益率达到 29.43%**，显著高于原始策略（全部特征变量）的 15.61%，同时最大回撤控制更加优异，仅为 -38.01%，低于其他策略 50% 以上的回撤水平。

图10：不同方案的策略净值比较



数据来源：Wind、开源证券研究所

数据截至 2020.07.31

表2：特征选择+趋势识别表现最优

指标	原始	特征提取	趋势识别	特征选择+趋势识别
年化收益率	15.61%	22.57%	22.10%	29.43%
年化波动率	31.62%	32.50%	31.69%	30.44%
信息比率	0.49	0.69	0.70	0.97
最大回撤	-58.39%	-53.41%	-52.74%	-38.01%
胜率	53.85%	59.34%	67.03%	63.74%

数据来源：Wind、开源证券研究所

2020 年以来，基于最优模型（特征选择+趋势识别）发出的 8 次预测信号中，正确 5 次，错误 3 次，胜率 62.5%，错误预测月份分别为 2020 年 3 月、2020 年 5 月及 2020 年 8 月。

表3: 最优模型 2020 年来胜率 62.5%

预测日期	2019/12/31	2020/1/31	2020/2/29	2020/3/31	2020/4/30	2020/5/31	2020/6/30	2020/7/31
预测值	1	1	1	1	-1	1	1	1
真实值	1	1	-1	1	1	1	1	-1

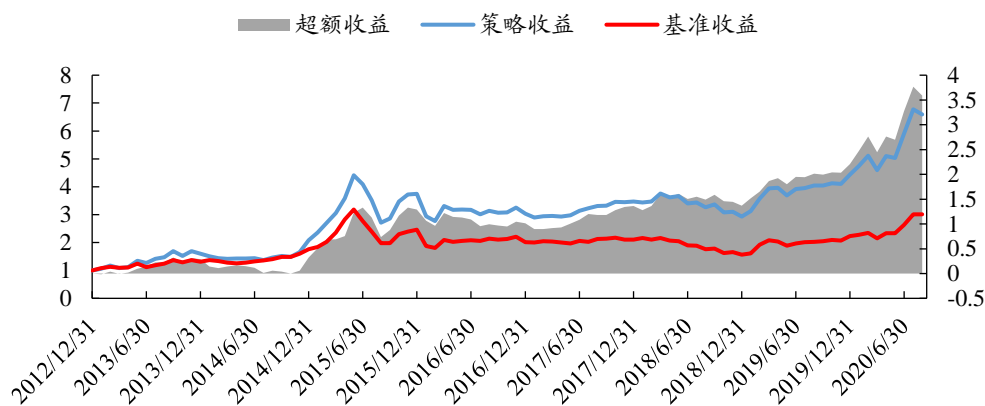
数据来源: Wind、开源证券研究所

注: 1 表示小盘占优、-1 表示大盘占优

## 2.4、实际投资效果测试

由于指数本身并不能直接交易，为此我们根据市场规模和流动性选择了华泰柏瑞沪深 300ETF（510300.OF）和易方达创业板 ETF（159915.OF）作为大小盘的代理变量来测试策略的实际表现效果。为了更贴近真实情况，我们考虑了基金的申购费（0.05%）、赎回费（0.15%）、托管费（0.1%）及管理费（0.5%）对策略净值的影响。扣费逻辑如下：按月摊销管理费和托管费，在每个调仓期，扣除一次申购、赎回费用，在建仓期扣除一次申购费，最终策略表现如下：2013 年 1 月 1 日起，截至 2020 年 8 月 31 日，扣费后的策略净值为 6.59，相比不扣费的指数轮动净值 7.03 低 44 个百分点。

图11: 扣费对净值表现有一定影响



数据来源: Wind、开源证券研究所

数据截至 2020.08.31

虽然整体收益略有下降，但相比于平均持有沪深 300ETF 和创业板 ETF 的基准策略，超额收益依然显著。且 2019 年以来，轮动策略超额收益稳定增长。

## 3、参数敏感性测试

基于上文的分析结果可知，特征选择+趋势识别的方案表现最优。此处，我们将其作为对照组，来验证不同参数对策略表现的影响。下面我们开始进行敏感性分析，主要从滚动长度和大小盘代理变量两个层面展开。

### 3.1、滚动长度

为了选取最优的滚动长度，我们对不同的滚动长度进行遍历，分别计算样本内胜率、样本外胜率以及赔率，综合三个维度来选取最优的滚动长度。其中胜率和赔率的计算方法如下：

胜率（样本内）：样本内的预测值与真实值相同数占样本内数据的比例，并对同一滚动长度的准确率求均值。

胜率（样本外）：样本外的预测值和真实值相同数占同一滚动区间全部样本外预测次数的比例。

赔率：盈利月份收益率均值与亏损月份收益率的均值的比值。

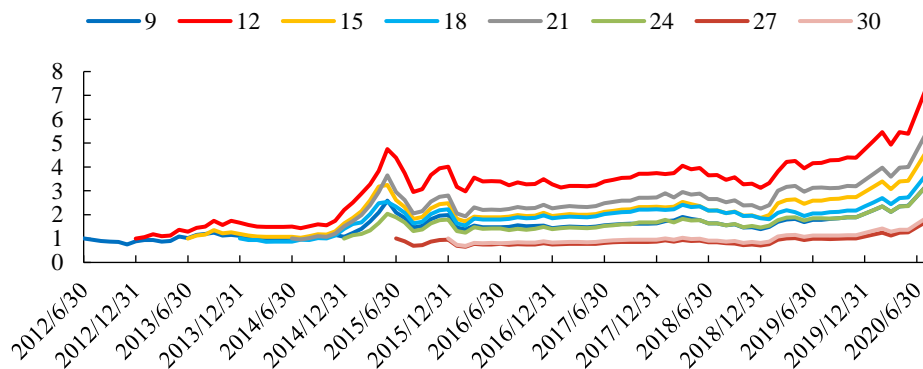
表4：回滚长度为 12 个月时，赔率最高

回滚期数	胜率（样本内）	胜率（样本外）	赔率
9	91.16%	55.10%	1.08
12	86.87%	61.96%	1.28
15	86.36%	62.79%	1.12
18	84.51%	61.25%	1.17
21	82.50%	66.22%	1.12
24	82.54%	67.65%	1.03
27	80.05%	64.52%	0.86
30	77.44%	60.71%	0.93

数据来源：Wind、开源证券研究所

根据表 4 可知，在胜率和赔率的权衡下，滚动 12 个月是相对占优的参数。为了更直观的感受，我们绘制了不同滚动长度下的净值曲线，可以发现，截至到 2020 年 7 月 31 日，滚动长度选取 12 个月时策略表现相对占优。

图 12：不同滚动长度下轮动表现差异明显



数据来源：Wind、开源证券研究所

数据截至 2020.07.31

由于回滚的长度不一致，导致各净值曲线的起始日期不一致，为了让彼此之间具有可比性，我们计算了几个常用的统计指标，结果如表 5 所示。从表现来看，回滚长度为 21 个月时，年化收益率最高；回滚 30 个月时，最大回撤最小；回滚 12 个月时，信息比率最大。

**表5: 回滚长度为 12 个月时, 信息比率最大**

回滚长度	年化收益率	年化波动率	信息比率	最大回撤
9	15.19%	30.15%	0.50	-46.93%
12	29.43%	30.44%	0.97	-38.01%
15	23.69%	31.32%	0.76	-46.93%
18	21.40%	29.78%	0.72	-39.23%
21	31.31%	34.17%	0.92	-46.93%
24	22.57%	30.69%	0.74	-39.23%
27	10.65%	29.16%	0.37	-34.23%
30	13.98%	26.26%	0.53	-30.73%

数据来源: Wind、开源证券研究所

数据截至 2020.07.31

### 3.2、大小盘代理变量

为了考察净值曲线对大小盘代理变量是否敏感, 我们选取了多组大小盘指数的代理变量。对于每一组大小盘指数, 在控制特征变量和回滚长度的前提下, 分别测试其轮动效果。新增代理变量组的选取主要来源于市场投资者的常用参考基准, 本文选取了以下六组:

**表6: 备选大小盘指数代理变量**

	1	2	3	4	5	6
大盘指数	沪深 300	沪深 300	沪深 300	上证 50	中证 100	中证 100
小盘指数	创业板指	中证 1000	创业板综	创业板指	创业板指	中证 1000
相关性	0.71	0.79	0.71	0.52	0.58	0.65
市值差 (亿)	371	521	548	1479	1107	1258

数据来源: Wind、开源证券研究所

从历史相关性来看, 上证 50 和创业板指的相关性在所选代理变量组中最低, 仅为 0.52, 其次为中证 100 和创业板指, 相关性为 0.58。从市值中位数的差值来看, 上证 50 和创业板指的差异最大, 近 1500 亿, 沪深 300 和创业板指差异最小, 为 370 亿。

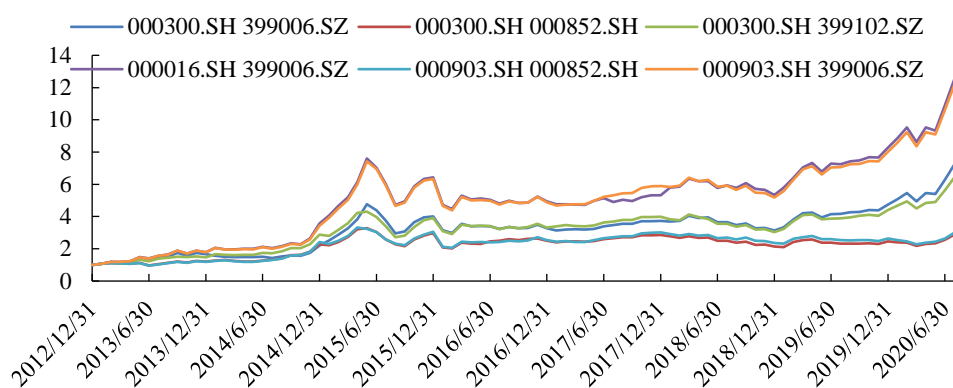
**图13: 不同代理变量组市值差异分布**

数据来源: Wind、开源证券研究所

从回测效果来看, 轮动策略的表现对代理变量组的选取存在一定的敏感性。在备选代理变量对中, 上证 50 和创业板指的组合表现最优, 沪深 300 和中证 1000 的组合表现最差。概括而言, 大小盘代理变量的历史相关性越低, 市值中位数的差值越明显, 轮动策略的表现相对越好的概率越大。



图14: 不同标的对轮动差异显著



数据来源: Wind、开源证券研究所

## 风险提示

模型测试基于历史数据, 市场未来可能发生变化。

## 特别声明

《证券期货投资者适当性管理办法》、《证券经营机构投资者适当性管理实施指引（试行）》已于2017年7月1日起正式实施。根据上述规定，开源证券评定此研报的风险等级为R3（中风险），因此通过公共平台推送的研报其适用的投资者类别仅限定为专业投资者及风险承受能力为C3、C4、C5的普通投资者。若您并非专业投资者及风险承受能力为C3、C4、C5的普通投资者，请取消阅读，请勿收藏、接收或使用本研报中的任何信息。因此受限于访问权限的设置，若给您造成不便，烦请见谅！感谢您给予的理解与配合。

## 分析师承诺

负责准备本报告以及撰写本报告的所有研究分析师或工作人员在此保证，本研究报告中关于任何发行商或证券所发表的观点均如实反映分析人员的个人观点。负责准备本报告的分析师获取报酬的评判因素包括研究的质量和准确性、客户的反馈、竞争性因素以及开源证券股份有限公司的整体收益。所有研究分析师或工作人员保证他们报酬的任何一部分不曾与，不与，也将不会与本报告中的具体的推荐意见或观点有直接或间接的联系。

## 股票投资评级说明

	评级	说明
证券评级	买入（Buy）	预计相对强于市场表现 20%以上；
	增持（outperform）	预计相对强于市场表现 5% ~ 20%；
	中性（Neutral）	预计相对市场表现在 - 5% ~ + 5%之间波动；
	减持（underperform）	预计相对弱于市场表现 5%以下。
行业评级	看好（overweight）	预计行业超越整体市场表现；
	中性（Neutral）	预计行业与整体市场表现基本持平；
	看淡（underperform）	预计行业弱于整体市场表现。

备注：评级标准为以报告日后的 6~12 个月内，证券相对于市场基准指数的涨跌幅表现，其中 A 股基准指数为沪深 300 指数、港股基准指数为恒生指数、新三板基准指数为三板成指（针对协议转让标的）或三板做市指数（针对做市转让标的）、美股基准指数为标普 500 或纳斯达克综合指数。我们在此提醒您，不同证券研究机构采用不同的评级术语及评级标准。我们采用的是相对评级体系，表示投资的相对比重建议；投资者买入或者卖出证券的决定取决于个人的实际情况，比如当前的持仓结构以及其他需要考虑的因素。投资者应阅读整篇报告，以获取比较完整的观点与信息，不应仅仅依靠投资评级来推断结论。

## 分析、估值方法的局限性说明

本报告所包含的分析基于各种假设，不同假设可能导致分析结果出现重大不同。本报告采用的各种估值方法及模型均有其局限性，估值结果不保证所涉及证券能够在该价格交易。

## 法律声明

开源证券股份有限公司是经中国证监会批准设立的证券经营机构，已具备证券投资咨询业务资格。

本报告仅供开源证券股份有限公司（以下简称“本公司”）的机构或个人客户（以下简称“客户”）使用。本公司不会因接收人收到本报告而视其为客户。本报告是发送给开源证券客户的，属于机密材料，只有开源证券客户才能参考或使用，如接收人并非开源证券客户，请及时退回并删除。

本报告是基于本公司认为可靠的已公开信息，但本公司不保证该等信息的准确性或完整性。本报告所载的资料、工具、意见及推测只提供给客户作参考之用，并非作为或被视为出售或购买证券或其他金融工具的邀请或向人做出邀请。本报告所载的资料、意见及推测仅反映本公司于发布本报告当日的判断，本报告所指的证券或投资标的的价格、价值及投资收入可能会波动。在不同时期，本公司可发出与本报告所载资料、意见及推测不一致的报告。客户应当考虑到本公司可能存在可能影响本报告客观性的利益冲突，不应视本报告为做出投资决策的唯一因素。本报告中所指的投资及服务可能不适合个别客户，不构成客户私人咨询建议。本公司未确保本报告充分考虑到个别客户特殊的投资目标、财务状况或需要。本公司建议客户应考虑本报告的任何意见或建议是否符合其特定状况，以及（若有必要）咨询独立投资顾问。在任何情况下，本报告中的信息或所表述的意见并不构成对任何人的投资建议。在任何情况下，本公司不对任何人因使用本报告中的任何内容所引致的任何损失负任何责任。若本报告的接收人非本公司的客户，应在基于本报告做出任何投资决定或就本报告要求任何解释前咨询独立投资顾问。

本报告可能附带其它网站的地址或超级链接，对于可能涉及的开源证券网站以外的地址或超级链接，开源证券不对其内容负责。本报告提供这些地址或超级链接的目的纯粹是为了客户使用方便，链接网站的内容不构成本报告的任何部分，客户需自行承担浏览这些网站的费用或风险。

开源证券在法律允许的情况下可参与、投资或持有本报告涉及的证券或进行证券交易，或向本报告涉及的公司提供或争取提供包括投资银行业务在内的服务或业务支持。开源证券可能与本报告涉及的公司之间存在业务关系，并无需事先或在获得业务关系后通知客户。

本报告的版权归本公司所有。本公司对本报告保留一切权利。除非另有书面显示，否则本报告中的所有材料的版权均属本公司。未经本公司事先书面授权，本报告的任何部分均不得以任何方式制作任何形式的拷贝、复印件或复制品，或再次分发给任何其他人，或以任何侵犯本公司版权的其他方式使用。所有本报告中使用的商标、服务标记及标记均为本公司的商标、服务标记及标记。

## 开源证券研究所

### 上海

地址：上海市浦东新区世纪大道1788号陆家嘴金控广场1号楼10层  
邮编：200120  
邮箱：research@kysec.cn

### 深圳

地址：深圳市福田区金田路2030号卓越世纪中心1号楼45层  
邮编：518000  
邮箱：research@kysec.cn

### 北京

地址：北京市西城区西直门外大街18号金贸大厦C2座16层  
邮编：100044  
邮箱：research@kysec.cn

### 西安

地址：西安市高新区锦业路1号都市之门B座5层  
邮编：710065  
邮箱：research@kysec.cn