

证券研究报告—深度报告

金融工程

量化择时

金融工程专题研究

2012年07月26日

专题报告

相关研究报告:

《金融工程专题研究: 期权系列报告之海外期权市场发展概况》——2012-07-11
 《国信投资时钟系列报告: 投资者在周期中的杠杆偏好》——2012-06-18
 《国信价值投资系列报告: 基于 GARP 的价值投资选股策略》——2012-06-18
 《金融工程专题研究: 基于动态时间规整的择时策略》——2012-06-14
 《国信投资时钟系列报告: 千瓣之莲, 独自盛开》——2012-06-14

证券分析师: 林晓明

电话: 0755-82136165
 E-MAIL: linxiaom@guosen.com.cn
 证券投资咨询执业资格证书编码: S0980512020001

证券分析师: 戴军

电话: 0755-82133129
 E-MAIL: daijun@guosen.com.cn
 证券投资咨询执业资格证书编码: S0980510120064

联系人: 吴子昱

电话: 0755-22940607
 E-MAIL: wuziy@guosen.com.cn

时变夏普率的择时策略

● 夏普率与时变夏普率

夏普率 (Sharpe ratio) 由 1990 年诺贝尔经济学奖得主威廉·夏普 (William Sharpe) 提出, 用以衡量金融资产的绩效, 其原理就是计算单位风险所产生的超额收益。而 Robert Whitelaw (1994) 将这一概念继续改进, 将夏普率加入到时间序列, 提出了时变夏普率 [Time-varying sharpe ratio], 呈现出随时间而改变的特性, 当夏普率越高时, 表示单位风险内所产生的收益越高, 反之则越低。

● 时变夏普率的模型

Robert Whitelaw (1997) 提出用于指数有一定相关性的数据作为时变夏普率的解释变量, 对时变夏普率进行回归, 预测的夏普率能很好的判断经济周期的顶部与底部, 并以时变夏普率作为择时指标获得了较高的超额收益, 这里根据中国市场的特点对里面模型的选择和解释变量的选择做进一步的优化与修改, 同时尝试用 ARMA 模型重新对时变夏普率进行建模与预测, 其结果同样可以起到比较准确的预测作用。

● 基于时变夏普率的买卖策略

根据时变夏普率对于指数的预测能力, 本文用预测的时变夏普率作为择时策略的基准, 以巨潮 1000 指数作为标的指数, 以月度作为择时频率, 同时对 Robert Whitelaw (1997) 所提出的模型和 ARMA 模型进行时变夏普率的预测, 以最大累计收益作为优化目标, 得出最优阈值 (x, y) , 其中 $x \geq y$, 当预测的时变夏普率大于 x 时将现金全部买入指数, 小于 y 时将指数全部兑换为现金, 在 x, y 之间时不进行操作。以 2008 年 7 月到 2012 年 5 月作为测试期, 当以 Whitelaw (1997) 的模型进行预测时的最优买入卖出阈值为 $(0.48, 0.24)$, 一共发出买入信号 16 次, 卖出信号 20 次, 其中买入信号成功 15 次, 胜率为 93.8%, 卖出信号成功 14 次, 胜率为 70%, 在不考虑交易成本下的累计收益为 98.9%。以 ARMA 模型进行预测时, 一共发出买入信号 27 次, 卖出信号 11 次, 其中买入信号成功 19 次, 胜率为 70.4%, 卖出信号成功 8 次, 胜率为 72.7%, 在不考虑交易成本下的累计收益为 103%, 而同期指数收益率为 6.06%。

● 沪深 300 和中证 800 的应用

将标的指数更换为沪深 300 和中证 800 时, 同样可以获得较大的超额收益。分别在 2008 年 8 月到 2012 年 5 月和 2008 年 7 月到 2012 年 5 月期间, 以 Robert Whitelaw (1997) 提出的模型所改良制定的择时策略中, 分别可以获得 87.8% 和 96.4% 的累计收益, 而同期指数的累计收益率为 10.1% 和 0.0674%。

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

时变夏普率 (Time-varying Sharpe Ratio)	4
夏普比率	4
时变夏普比率	4
美国市场实证结果	5
时变夏普率在中国市场	6
以经济数据作为解释变量的时变夏普率模型	6
A股市场时变夏普比率	6
时变夏普比率与指数趋势分析	8
基于时变夏普比率的简单择时策略	9
滚动回归预测时变夏普比率	10
滚动预测方法	10
滚动回归预测的时变夏普比率	11
ARMA 模型预测时变夏普比率	13
ARMA 模型预测的时变夏普比率	13
滚动回归与 ARMA 混合策略	15
策略在沪深 300 和中证 800 上的实证	16
沪深 300 实证	16
中证 800 实证	17
阈值问题与优化	18
模型参数敏感性分析	18
关于最优买卖阈值的优化	19
对于利用时变夏普率进行择时策略的优化	19
参考文献	20
国信证券投资评级	21
分析师承诺	21
风险提示	21
证券投资咨询业务的说明	21

图表目录

图 1: 1954-1995 美国市场时变夏普	5
图 2: 巨潮 1000 指数与市场相对（无风险利率）收益	7
图 3: 巨潮 1000 指数与指数收益率波动率	7
图 4: 巨潮 1000 指数与时变夏普比率	8
图 5: 去噪夏普比率与巨潮 1000 趋势对比	8
图 6: 基于时变夏普比率简单择时策略示意图	9
图 7: 简单择时策略净值与巨潮 1000 指数	10
图 8: 时变夏普实际值与滚动预测值	11
图 9: 时变夏普预测值与巨潮 1000 指数	12
图 10: 不同期限回归策略净值与巨潮 1000 指数	12
图 11: 40 期滚动策略净值与巨潮 1000 指数	13
图 12: 时变夏普率的实际值与 ARMA (10,5) 预测值	14
图 13: ARMA (10,5) 择时策略与巨潮 1000 指数	14
图 14: 混合择时策略与巨潮 1000 指数	15
图 15: 时变夏普择时策略与沪深 300 指数	16
图 16: 40 期滚动回归时变夏普择时策略与中证 800 指数	17
图 17: 30 期滚动回归时变夏普择时策略与中证 800 指数	18
图 18: 40 期滚动回归模型参数敏感性分析	18
图 19: ARMA 模型参数敏感性分析	19
表 1: 去噪夏普比率与巨潮 1000 趋势对比	9
表 2: 时变夏普解释变量的系数	11

时变夏普率 (Time-varying Sharpe Ratio)

夏普比率

威廉-夏普 (William Sharpe), 1990 年诺贝尔经济学奖的获得者, 提出了夏普率的概念, 用于衡量金融资产中单位风险所能产生的超额收益, 其核心理论就是: 理性的投资者将会选择有效的投资组合, 也就是在一定风险水平下所能获得最大收益的投资组合, 或者在一定的收益率下风险最小的投资组合。

夏普率的计算公式为:

$$S = \frac{E[R - R_{ft}]}{\sigma}$$

这里 R 为投资组合的预期收益率, R_{ft} 为无风险利率, σ 为投资组合的标准差, S 则是夏普率。这里计算出来的就是在单位风险内所能产生的超额收益, 代表者投资人每承担一份风险所能得到的收益率, 夏普率越高, 该投资组合在一定风险内所获得的收益率越高, 说明该投资组合越好。反之夏普率越低, 代表该投资组合在得到一定收益率下所承担的风险越大, 说明该投资组合越差。一般情况下夏普率可以用来衡量风险和回报的比率, 用以判断和评估投资组合的优劣。

时变夏普比率

Robert Whitelaw (1994) 指出, 一系列的金融变量对标准普尔指数的收益率均值和收益率方差都有着显著地作用, 他选出其中的 Baa-Aaa 息差, 票据-国库券息差, 一年期国债利率和股息收益率作为解释变量。这是因为这四个参数有着较强的预测能力: Keim and Stambaugh (1986) 和 Fama and French (1989), 发现低级和高级的公司债券差是明显和未来收益正相关, 而 Schwert (1989) 更是指出这种息差和未来股票市场的波动率同样是正相关的。Fama and French (1989) 和 Keim and Stambaugh (1986) 和其他人发现预期收益与股息收益率的等级是正相关的。Campbell (1987) 和 Schwert (1989) 和其他人发现未来的收益是和名义利率呈负相关, 而收益的波动性和名义利率是正相关的。除了这三个因素, 考虑票据和国库券息差是因为在当时这个数据对于未来的预计起到明显的作用, 而且和对未来的收入和支出是负相关的。

Robert Whitelaw (1994) 中设定模型:

$$R_{t+1} - R_{ft} = X_t \beta_1 + \epsilon_{1t+1}$$

$$\sqrt{\frac{\pi}{2}} |\epsilon_{1t+1}| = X_t \beta_2 + \epsilon_{2t+1}$$

两个等式分别表达了对收益率和其波动性的回归。其中 R_{t+1} 表示指数在 $t+1$ 期的收益, R_{ft} 表示无风险利率, X_t 表示由在 t 期的 Baa-Aaa 息差, 股息收益率, 一年期国债利率和票据-国库券息差组成的向量, ϵ_{1t+1} 是第一个方程的残差项, 这里 $\sqrt{\pi/2} |\epsilon_{1t+1}|$ 实际上是 ϵ_{1t+1} 的标准差的无偏估值 (unbiased estimate), β_1 和 β_2 则是模型回归系数, ϵ_{2t+1} 表示第二个方程的残差项。

Robert Whitelaw (1997) 将上述模型修改为:

$$R_{t+1} - R_{ft} = X_{1t} \beta_1 + \epsilon_{1t+1}$$

$$\sqrt{\frac{\pi}{2}} |\epsilon_{1t+1}| = X_{2t} \beta_2 + \epsilon_{2t+1}$$

其中 X_{1t} 表示由在 t 期的 Baa-Aaa 息差，股息收益率和一年期国债利率组成的向量，而 X_{2t} 表示由在 t 期的一年期国债利率和票据-国库券息差组成的向量。这里 X_{1t} 和 X_{2t} 并没有用上全部四个参数，而是将票据-国库券息差从 X_{1t} 中舍去，这是因为在这里这项息差起到的效果并不十分明显，同样因为 Baa-Aaa 息差，股息收益率对波动性影响的效果不大，这里将这两个解释变量从 X_{2t} 中舍去。根据夏普率的定义便可以得到时变夏普率的估计结果：

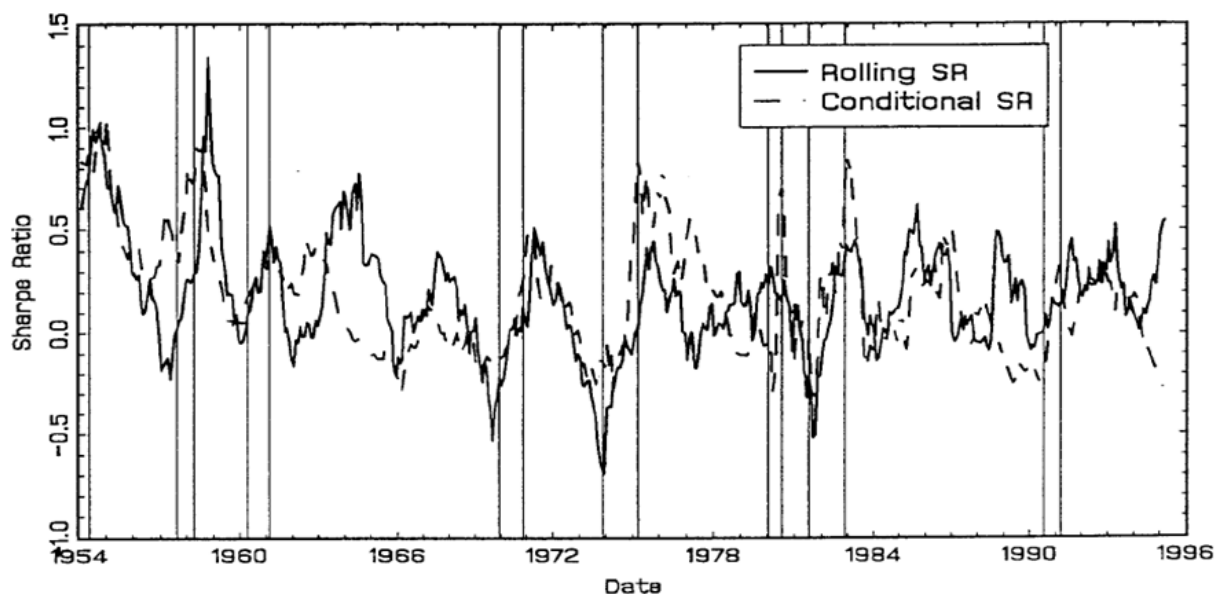
$$S_t = \frac{X_{1t}\hat{\beta}_1}{X_{2t}\hat{\beta}_2}$$

其中 $\hat{\beta}_1$ 和 $\hat{\beta}_2$ 是 β_1 和 β_2 的估值。

美国市场实证结果

Robert Whitelaw (1997) 用上述方法对从 1954 年 2 月到 1995 年 3 月的美国经济数据进行分析：

图 1：1954-1995 年美国市场时变夏普



资料来源：Whitelaw, R., 1997, "Time-Varying Sharpe Ratios and Market Timing", New York University、国信证券经济研究所整理

图中实线表示的是滚动夏普比率，虚线是条件夏普比率，也就是对上述模型进行回归估值的时变夏普率，竖线表示的则是 NBER 商业循环的顶部和底部。不难看出，几乎无一例外，在商业循环顶部相对应的都是夏普比率低的时候，反之在商业循环底部的时候夏普比率都是比较高的。在商业循环的顶部，滚动夏普比率的八个点的平均值为 -0.106，而在八个底部的平均值是 0.291。从上图中我们可以看到夏普比率对增长期的判断会明显优秀与它对衰退期的判断，而条件夏普率相对于滚动夏普率而言更少波动，对循环的判断更为准确和明显。

Robert Whitelaw (1997) 将时变夏普率用在投资策略里面并和对于长期持有指数做了比较，其中 Robert Whitelaw (1997) 设定四种不同的投资策略，分别为：当条件夏普比率要大于前十年比率的平均值的时候买入，或当条件夏普比率超出一个额定的阈值（分别为 0.0, 0.1 和 0.2）时买入。经过 392 个月，这四种策略比长期持有指数要高出 50% 到 75%。

上述的这种模型虽然能对经济数据起到较好的预测，可是仍有不足，譬如该模型需要通过两次估算才能得到关于时变夏普率的解释变量的系数，这样相对的误差可能会比较大，于是 Whitelaw (1997) 直接根据夏普率的定义对其进行计算：

$$S_{t+1} = \frac{R_{t+1} - R_{ft}}{\sigma_{t+1}}$$

其中： $\sigma_{t+1} = \sqrt{\sum_{n=1}^N R_{t+n}^2}$ ，这里N是从t到 t+1 时期所经过的天数，这里通过选取频率更为频繁的数据（比如日度数据）来估算较长周期数据（比如月度数据）的波动率，然后可以得到回归方程：

$$S_{t+1}^* = X_t \beta + \varepsilon_{t+1}$$

关于这种估计计算出来的条件夏普比率是否比之前方法估算出来的具有更加强力的预测能力，很难得到客观上的答案。Whitelaw (1997) 将从 1963 年 5 月到 1995 年 12 月的数据分成了四个周期：1963 年 5 月到 1971 年 6 月，1971 年 7 月到 1979 年 8 月，1979 年 9 月到 1987 年 10 月，1987 年 11 月到 1995 年 12 月。利用两种不同的估算方法对条件夏普比率进行估算，发现结果并不是一边倒的，直接估算的条件夏普比率在最初的周期表现要稍微的好一点，可是在最后的两个周期却稍差。

时变夏普率在中国市场

以经济数据作为解释变量的时变夏普率模型

上面的介绍证明了时变夏普率的确是有一定的预测能力，可是上面的模型全部是针对美国市场和标准普尔指数。鉴于中国市场的特殊性和相对于美国市场的差异性，时变夏普率对于中国市场的指数是否仍然具备优秀的预测能力？

Robert Whitelaw (1994,1997) 中将 Baa-Aaa 息差，票据-国库券息差，一年期国债利率和股息收益率作为解释变量，对美国经济市场和标普 500 指数所作出的预测都有较强的预测能力。而在中国，企业的信用评级标准并不是十分的规范，中国股市和债市的相关性并不是特别的明显，加上中国股票市场的股息派发时间不太规则。上述解释变量中的 Baa-Aaa 息差，票据-国库券息差和股息收益率这三个经济数据对中国股票市场的相关性并没有像美国市场那么大。因此这里需要重新考虑其他数据作为解释变量。其中狭义货币 M1 的同比增长对于股市的判断力与相关性早已被证实。指数的市盈率相对于股息收益率对中国市场的指数有着更多的相关性，因此这里将解释变量更换为：M1 同比增长率，标的指数的市盈率以及一年期的银行间国债即期收益率。

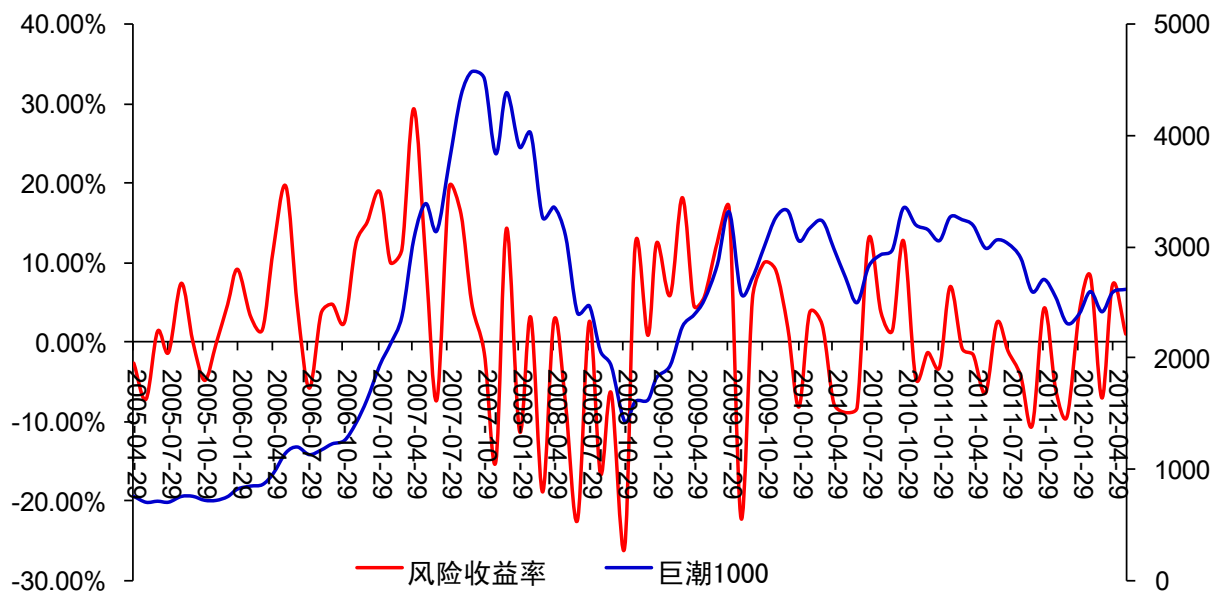
我们以巨潮 1000 指数作为标的指数，利用 Robert Whitelaw (1997) 给出的直接估算模型，

$$S_{t+1} = \frac{R_{t+1} - R_{ft}}{\sigma_{t+1}}$$

A 股市场时变夏普比率

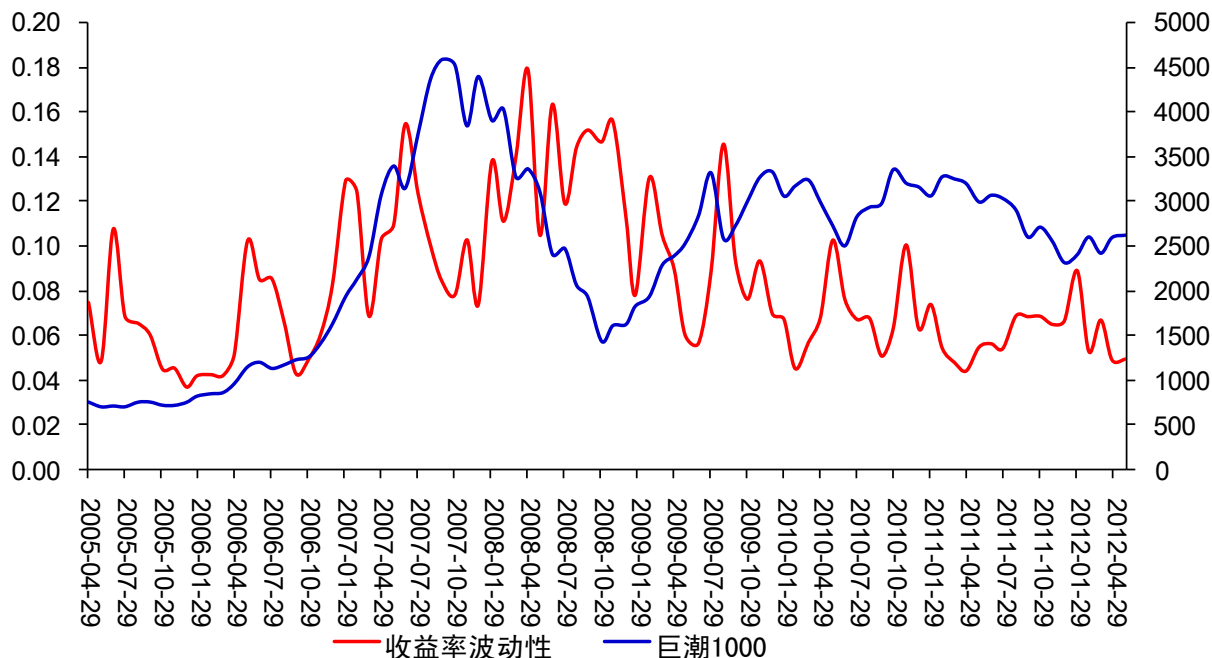
我们选取从 2005 年 3 月到 2012 年 4 月的数据，首先计算出由 2005 年 4 月至 2012 年 4 月的市场相对（无风险利率）收益率和收益率的波动性，并与巨潮 1000 指数进行对比：

图 2: 巨潮 1000 指数与市场相对 (无风险利率) 收益



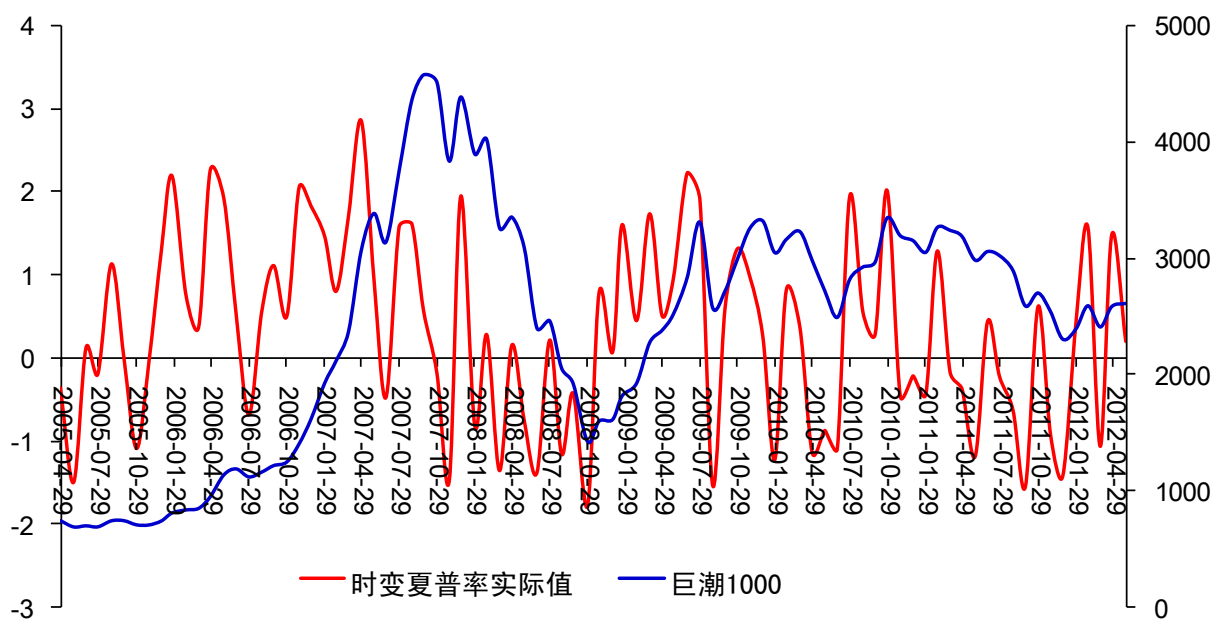
资料来源: WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

图 3: 巨潮 1000 指数与指数收益率波动率



资料来源: WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

图 4: 巨潮 1000 指数与时变夏普比率



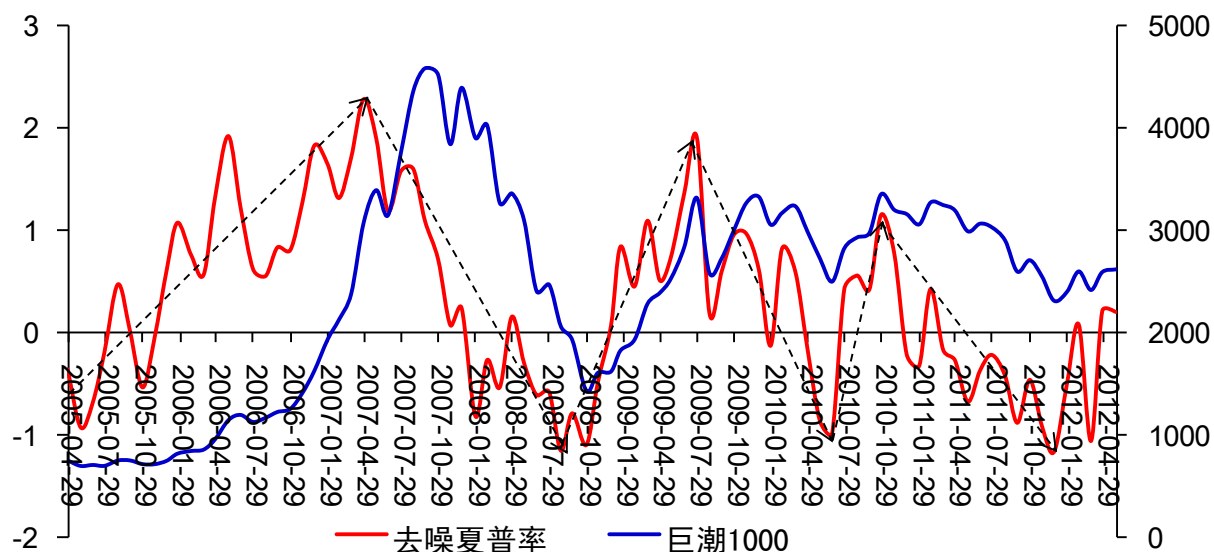
资料来源: WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

这里可以很清楚的看出, 当夏普率在高点的时候, 指数基本都会上涨, 相反当夏普率在低点的时候, 指数也基本会下跌。可以很好的看出时变夏普率对于指数的判断力, 这是由于夏普率的定义, 也就是单位风险所产生的超额收益所带来的效果。

时变夏普比率与指数趋势分析

对时变夏普比率进行简单去噪处理后, 可以清晰的看到时变夏普比率相对于巨潮 1000 指数有一定的领先性。

图 5: 去噪夏普比率与巨潮 1000 趋势对比



资料来源: WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

表 1: 去噪夏普比率与巨潮 1000 趋势对比

日期	指数高低点	日期	去噪夏普高低点
2007-09-28	4582.17	2007-04-30	2.280
2008-10-31	1429.41	2008-08-29	-1.154
2009-07-31	3316.35	2009-07-31	1.903
2010-06-30	2498.03	2010-06-30	-0.978
2010-10-29	3353.01	2010-10-29	1.151

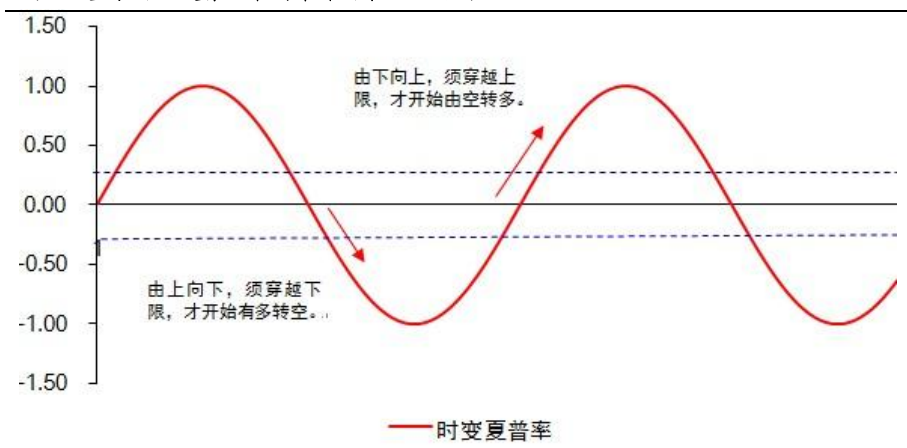
资料来源: WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

在指数 5 次重要的高低点, 去噪时变夏普比率前两次均领先指数到达高低点, 后三次则同步到达, 其中第一次领先 5 个月, 第二次领先 2 个月。

基于时变夏普比率的简单择时策略

由图 4 可以看出, 当时变夏普率在接近 0 的时候, 指数是处于一个相对平稳的状态, 而时变夏普率的绝对值越大, 指数的波动同样也越大。于是设定两个参数, -0.3 与 0.3, 其中当时变夏普率小于 -0.3 的时候, 持有现金, 大于 0.3 时将持有指数, 而介于 -0.3 与 0.3 之间的, 则不进行买卖。将这种策略与长期持有指数对比:

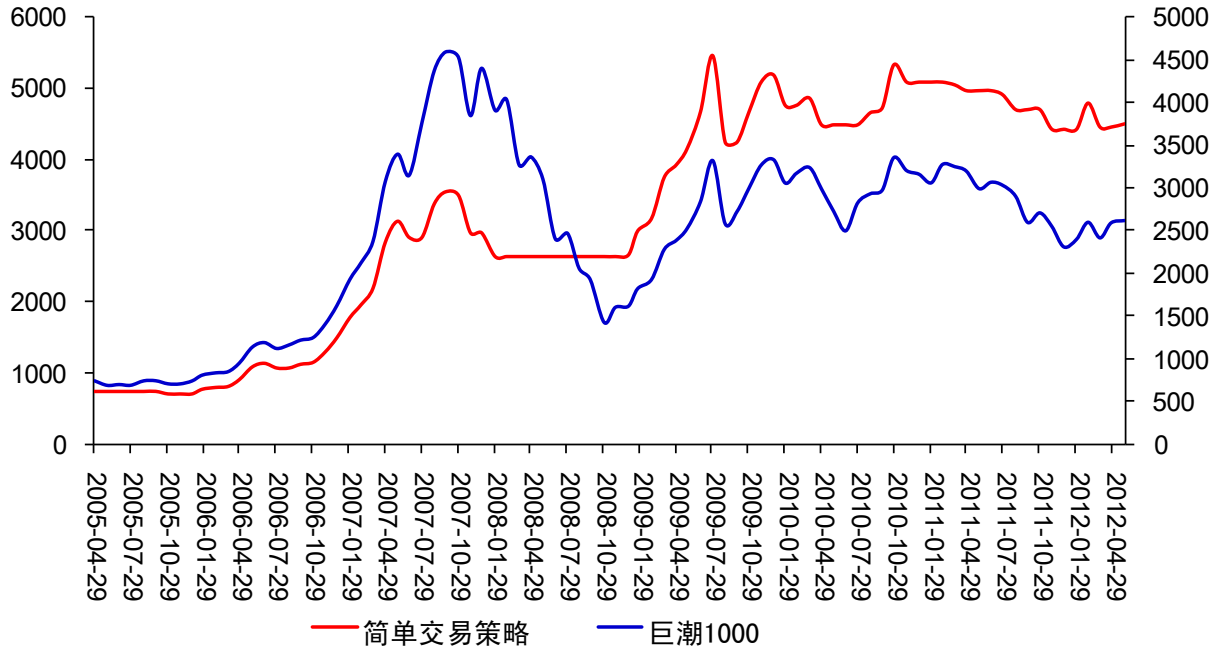
图 6: 基于时变夏普比率简单择时策略示意图



资料来源: WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

2005 年 4 月至 2012 年 4 月间, 一共发出了 44 次买入信号, 其中 33 次正确, 准确率为 75.0%, 一共发出 26 次卖出信号, 其中 11 次正确, 准确率为 42.3%, 累计收益率为 499.5%, 同期指数累计收益率为 249.2%。

图 7：简单择时策略净值与巨潮 1000 指数



资料来源：WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

滚动回归预测时变夏普比率

滚动预测方法

直接用时变夏普率作为策略指标就已经可以得到超过指数将近一倍的超额收益，现在将 M1 同比增长率，标的指数的市盈率以及一年期的银行间国债即期收益率作为解释变量，由于这些月度经济数据的获取时间比较靠后，比如当月的 M1 同比增长率中国人民银行官方数据一般要到下月的月中或者月末才会发布，我们很难在月初获取上月的经济数据，因此无法及时的获得下月的预测时变夏普率，所以这里我们尝试用上月的经济数据对下月的时变夏普率进行预测，将 Whitelaw (1997) 所给出的回归方程：

$$S_{t+1}^* = X_t \beta + \varepsilon_{t+1}$$

改进为：

$$S_{t+1}^* = X_{t-1} \beta + \varepsilon_{t+1}$$

进行回归，得到下表：

表 2: 时变夏普解释变量的系数

	M1 同比增长率	市盈率	银行间国债即期收益率: 1年	R ²
系数	-4.6658	0.020151	-73.089	0.18248
P 值	0.013316	0.091867	7.7831E-05	

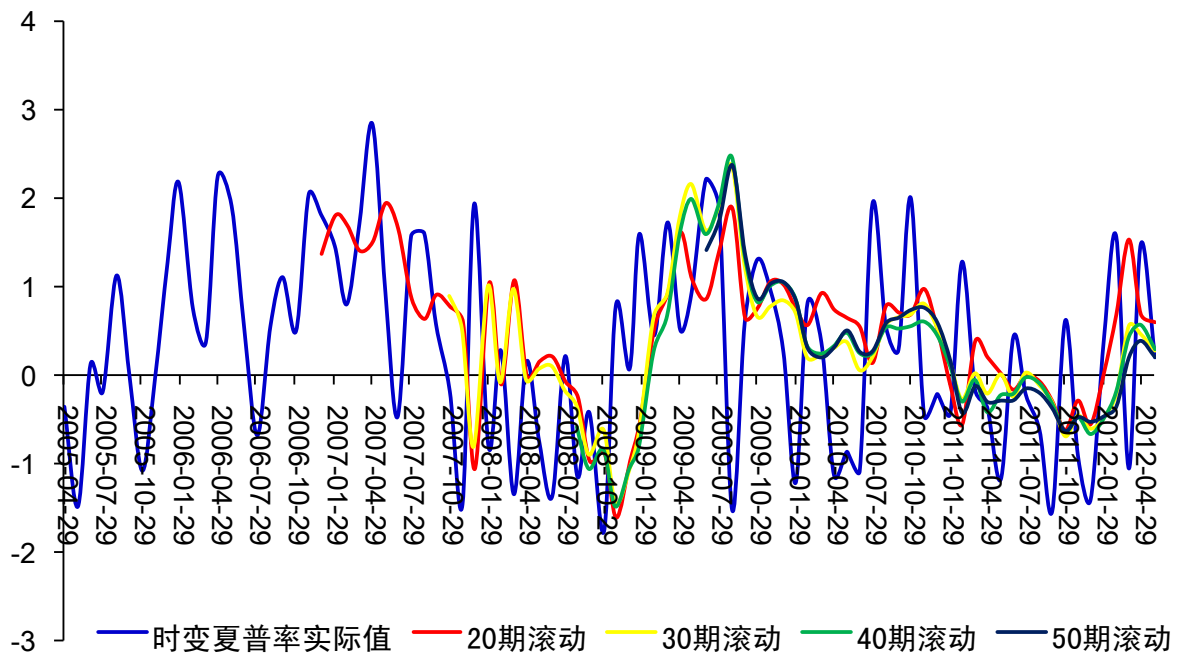
资料来源: WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

可以看出上述三个解释变量同样都具有一定的有效性, 而且 P 值也都足够小。这里市盈率的系数偏小是因为市盈率本身的数值较大, 同样由于国债收益率较小所以其系数偏大。

滚动回归预测的时变夏普比率

由图 4 看出时变夏普率具有一定的非线性和波动性, 这里对时变夏普率的模型做滚动回归, 滚动回归周期越小, 越可以把握住对时间上的变化, 周期越大, 各个数值的误差越小, 对滚动周期分别为 20,30,40,50 个月进行滚动回归预测:

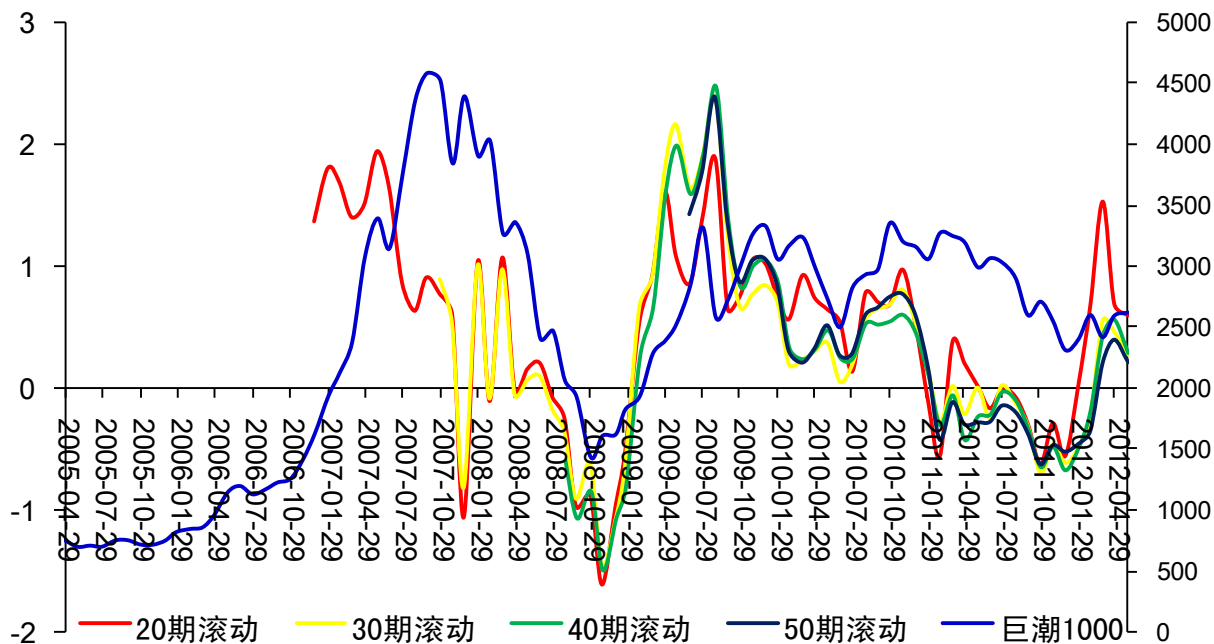
图 8: 时变夏普实际值与滚动预测值



资料来源: WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

可以看出由于实际时变夏普率的波动性十分高, 所以线性的滚动回归对时变夏普率的预测并不是十分的显著, 而且会有一定的滞后性, 可是估算的夏普率仍然对指数有较好的预测作用:

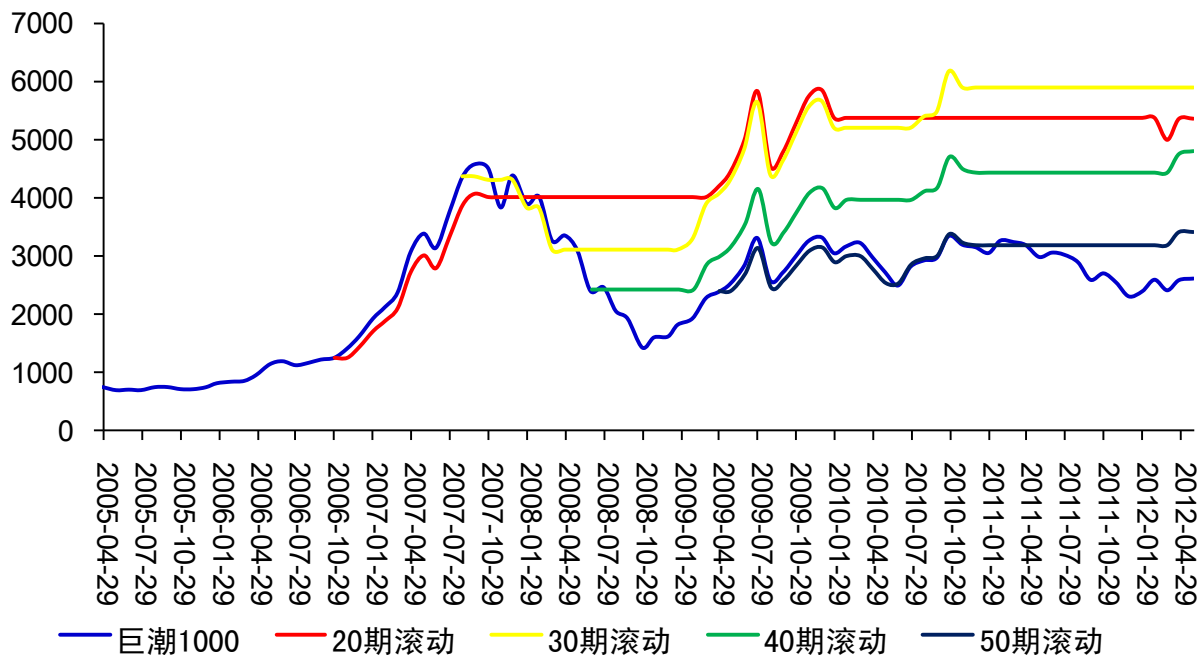
图 9: 时变夏普预测值与巨潮 1000 指数



资料来源: WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

从图 8 可以看出, 每次当指数反转时预测的夏普率同样做出了相应的回应, 有着比较明显的跳动。鉴于滚动回归的特性, 折中选取 40 期作为滚动回归周期。我们分别以这四个不同周期的滚动回归做择时策略, 以最大收益率作为优化目标, 发现在同一时间区域的相对收益率是 40 期的滚动周期最大, 同样也和滚动回归的特性相符合。

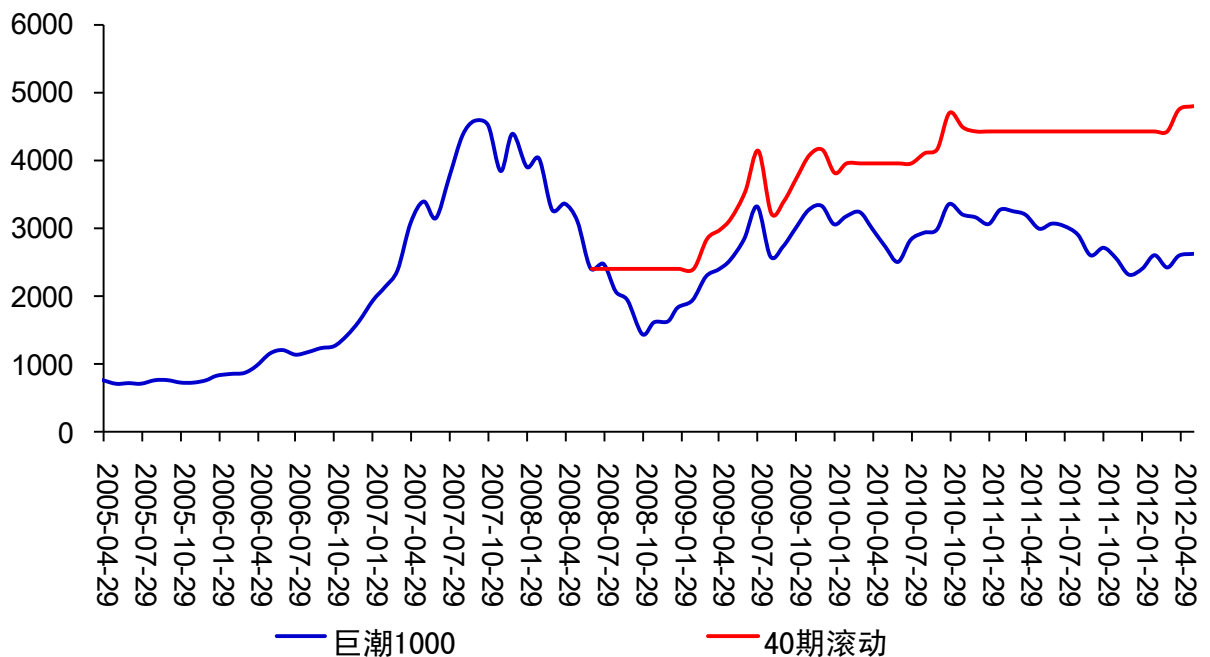
图 10: 不同期限回归策略净值与巨潮 1000 指数



资料来源: WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

选取滚动周期为 40 期，由于需要用到前 40 期的数据来预测下一期的时变夏普率，预测的时间段为由 2008 年 7 月到 2012 年 5 月，一共 47 个月，以累计收益最大最为优化目标，得到买卖阈值为 (0.48, 0.24)，即当预测的时变夏普率高于 0.48 时将现金全部买入指数，低于 0.24 时全部卖出。一共发出买入信号 16 次，卖出信号 20 次，其中买入信号成功 15 次，胜率为 93.8%，卖出信号成功 14 次，胜率为 70%，在不考虑交易成本下的累计收益为 98.9%，而同期指数收益率为 6.06%。

图 11: 40 期滚动策略净值与巨潮 1000 指数



资料来源：WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

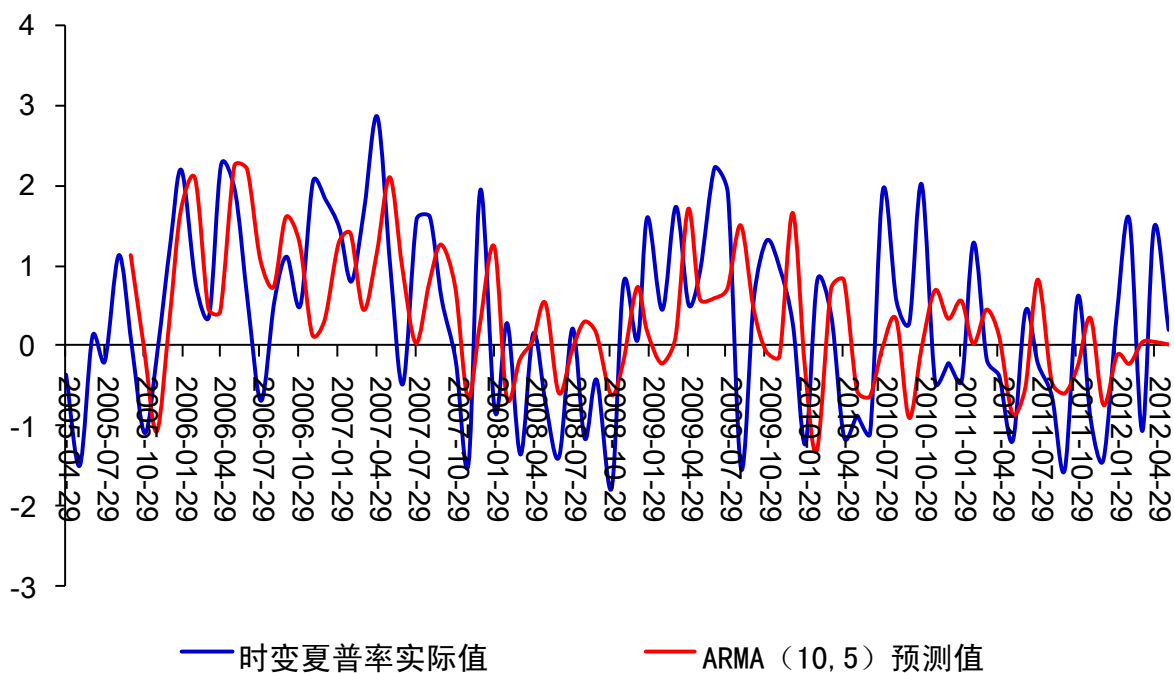
从图中可以看出由于预测的夏普率仍有一定的滞后性，所以在判断买卖的时候有时会稍微晚一个周期反应，但是仍然可以及时的止损，买入信号的准确性是比较高的，对于指数触底上升的判断有时候也不特别的及时，但是仍然可以准确地对指数上升做出判断。总体来说，累计的收益率仍然远远高于同期指数的收益率。

ARMA 模型预测时变夏普比率

ARMA 模型预测的时变夏普比率

用上述宏观经济变量作为解释变量对时变夏普率的回归、预测可以对指数做出相对准确的判断并得到相对稳定且较高的收益率，这主要是由于解释变量对于预测时变夏普率的相关性和时变夏普率的基本定义，也就是单位风险内的收益率，所以对时变夏普率的预测越准确，对于指数的判断也会越准，对于择时策略的收益也会越大。因此我们尝试用其他的方法对时变夏普率进行预测，这里选择 ARMA 模型，并选取 ARMA (p,q) 值分别为 (10,5) 作为模型参数，对时变夏普率进行预测：

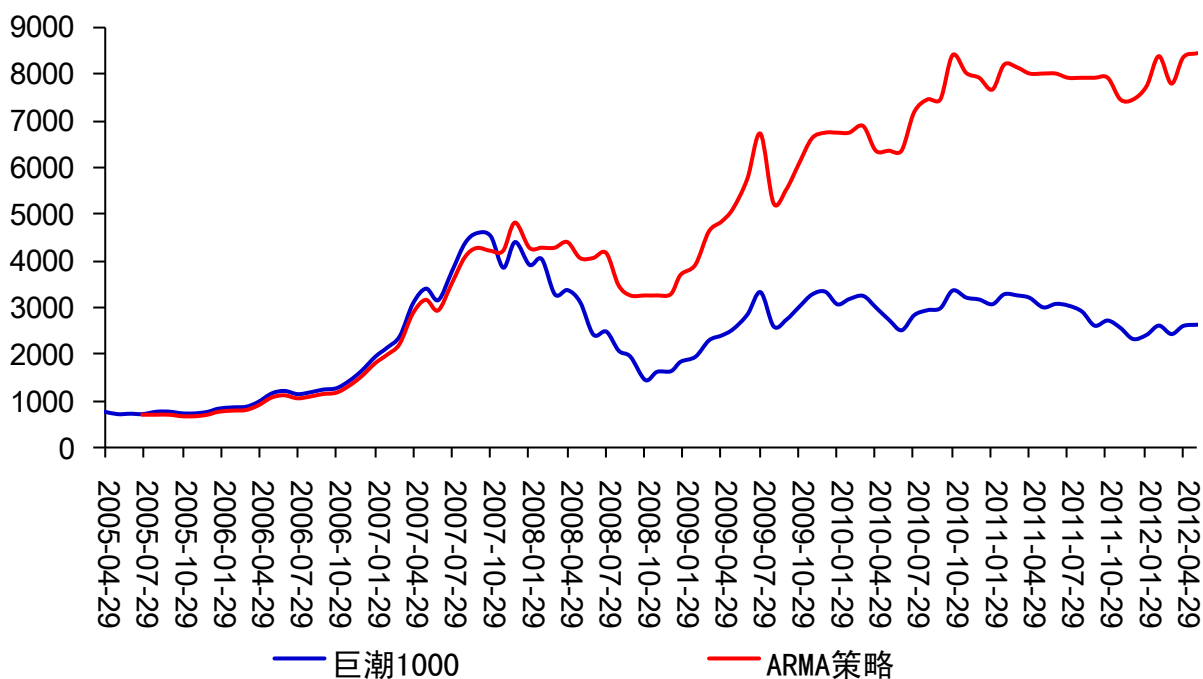
图 12: 时变夏普率的实际值与 ARMA (10,5) 预测值



资料来源: WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

从图 11 可以看出预测的时变夏普率同样也有一定的滞后性, 预测值的波动性相对比较大, 可以比较好的模拟出时变夏普率的波动性, 这是因为 ARMA 模型的特点。这里的 ARMA 对时变夏普率的预测同样并不是特别的理想。

图 13: ARMA (10,5) 择时策略与巨潮 1000 指数



资料来源: WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

这里对基于 AMRA 模型所预测出的夏普率做择时策略，同样以最大累计收益作为优化目标，得到优化的买卖阈值为 $(-0.17, -0.28)$ ，由于 ARMA 模型的特点，这里将前 5 个月的数据作为预测期的数据，因此这里只对从 2005 年 8 月到 2012 年 5 月合计 82 个月的数据作为预测和买卖判断，一共发出买入信号 58 次，成功 45 次，胜率为 77.6%，发出卖出信号 15 次，成功 12 次，胜率为 80%，不考虑交易成本下的累计收益为 1112%，而同期指数收益率为 250%。

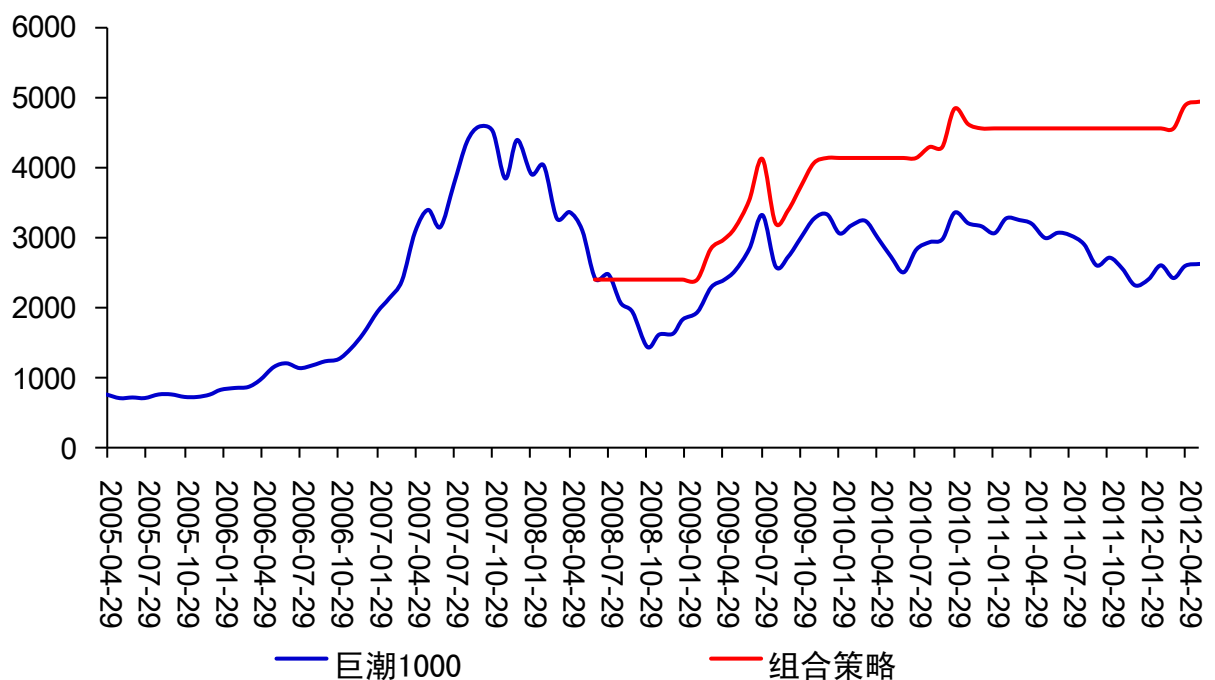
同样由于预测的时变夏普率有一定的滞后性，所以对买卖的判断有时候仍会稍微的推迟，从而导致有一些小的波段会得到亏损，可是对于买卖的判断还是相对比较准确，对指数的波动相对比较敏感可是仍然可以获得较大的累计收益率，有时候会因为震荡下跌而亏损，但是可以很快抓住反弹上升的时机。与在滚动预测的 46 个月里相比较，也就是从 2008 年 7 月到 2012 年 4 月间，一共发出买入信号 27 次，卖出信号 11 次，其中买入信号成功 19 次，胜率为 70.4%，卖出信号成功 8 次，胜率为 72.7%，ARMA 模型的累计收益率为 103%，较滚动预测的 98.9%略高一点。

用 ARMA 模型对时变夏普率进行预测并以此作为的择时策略，同样可以获得较好的收益，可是预测的时变夏普率仍然有一定的误差和滞后性。

滚动回归与 ARMA 混合策略

滚动回归模型与 ARMA 模型虽然在同一时期的收益率十分接近，可是在买卖胜率方面却是各有千秋。本节将尝试两种模型的择时策略结合起来，看能否使收益率更高更稳健。这里将买入条件优化为当两种预测的时变夏普率同时大于各自的买入阈值时对指数进行买入，当两种预测的时变夏普率有一种小于其相应的卖出阈值是卖出指数折现。一共发出 15 次买入信号，成功买入 14 次，胜率为 93.3%，发出卖出信号 22 次，成功卖出 15 次，胜率为 68.2%，不考虑交易成本下的累计收益率为 106%，较其他两种稍微偏高：

图 14：混合择时策略与巨潮 1000 指数



资料来源：WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

从图 13 中可以看出仍然由于对时变夏普率的预测有一定的滞后性和误差,对买卖并不能马上给出完全正确的判断,这里利用了第一种模型的特点,买入信号的胜率仍然是相对比较高的。虽说卖出的胜率会有所降低,这是由于对于卖出信号的放出更加敏感,而这样可以更加谨慎,避免在小幅震荡下跌中产生过多的亏损。

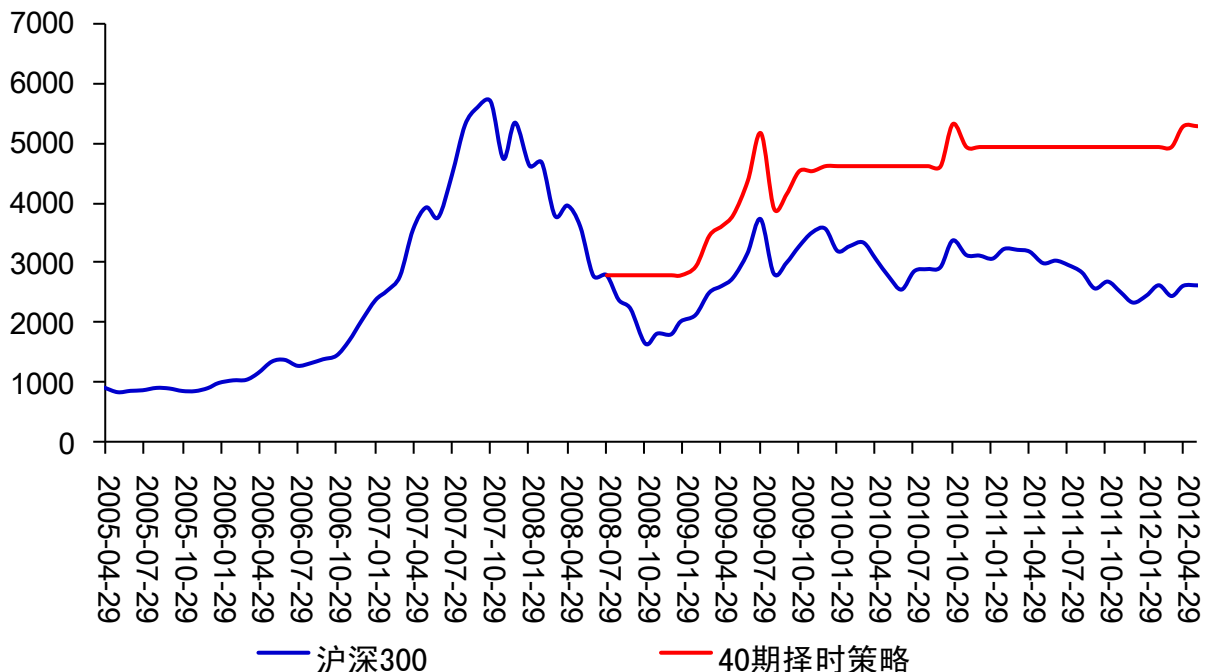
策略在沪深 300 和中证 800 上的实证

上述讲述的均是对巨潮 1000 指数的模拟预测与择时,均得到了不错的结果和收益率。而当更换标的指数的时候,时变夏普率对指数的判断仍然会那么有效吗?答案是肯定的。

沪深 300 实证

由于沪深 300 指数是在 2005 年 4 月 8 日发布的,因此我们选择由 2005 年 4 月到 2012 年 4 月的月度数据,并对时变夏普率做 40 期滚动回归。因此预测期为由 2008 年 8 月到 2012 年 5 月,一共 46 个月,并用预测的时变夏普率对买卖时机做出判断,以最大累计收益作为优化目标,设定最优买卖阈值为 (0.32,0.20),一共发出买入信号 16 次,其中成功 13 次,买入胜率为 81.3%,发出卖出信号 21 次,其中成功 14 次,卖出胜率为 66.7%。累计收益率为 87.8%,而同期沪深 300 指数的累计收益率仅为 10.1%。

图 15: 时变夏普择时策略与沪深 300 指数

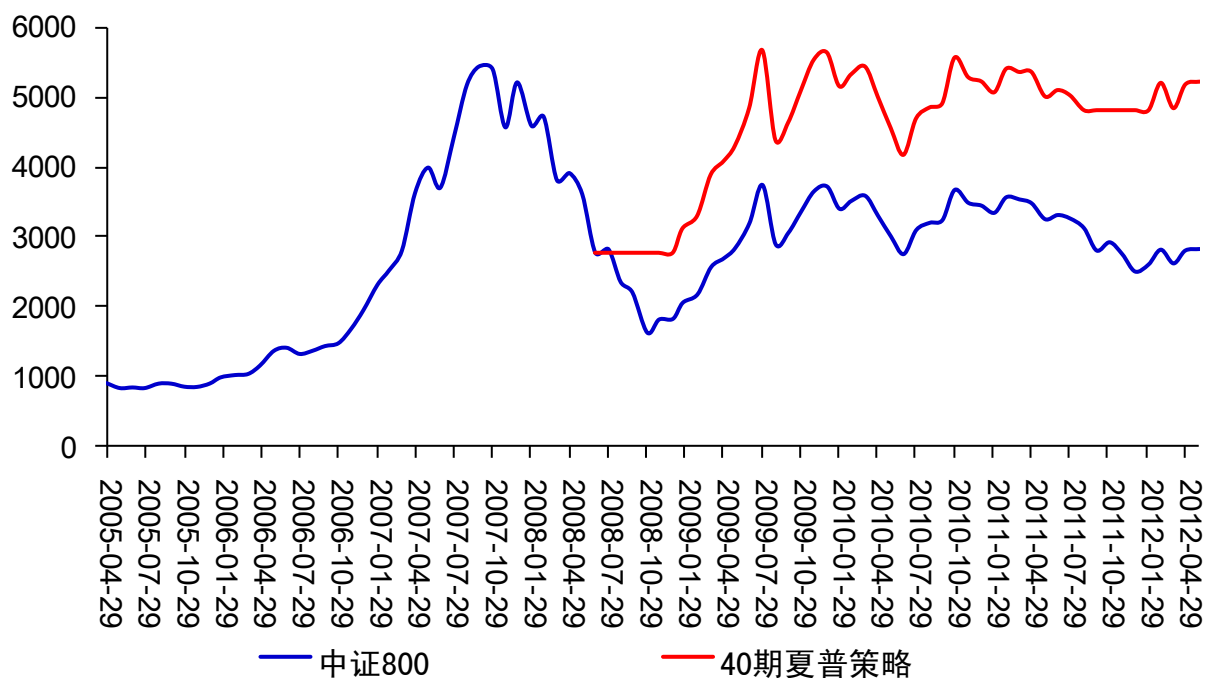


资料来源: WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

中证 800 实证

现在将标的指数由原来的沪深 300 改为中证 800，用同样的方法对中证 800 指数做择时策略。这里选择从 2005 年 4 月至 2012 年 4 月，同样对时变夏普率做 40 期滚动回归。因此预测期为由 2008 年 7 月到 2012 年 5 月，一共 47 个月，并用预测的时变夏普率对买卖时机做出判断，以最大累计收益作为优化目标，设定最优买卖阈值为 $(-0.34, -0.36)$ ，一共发出 35 次买入信号，成功 22 次，买入胜率为 62.9%，发出卖出信号 10 次，成功 7 次，卖出胜率为 70.0%，累计收益为 88.6%，而同期中证 800 的收益率仅为 0.0674%。

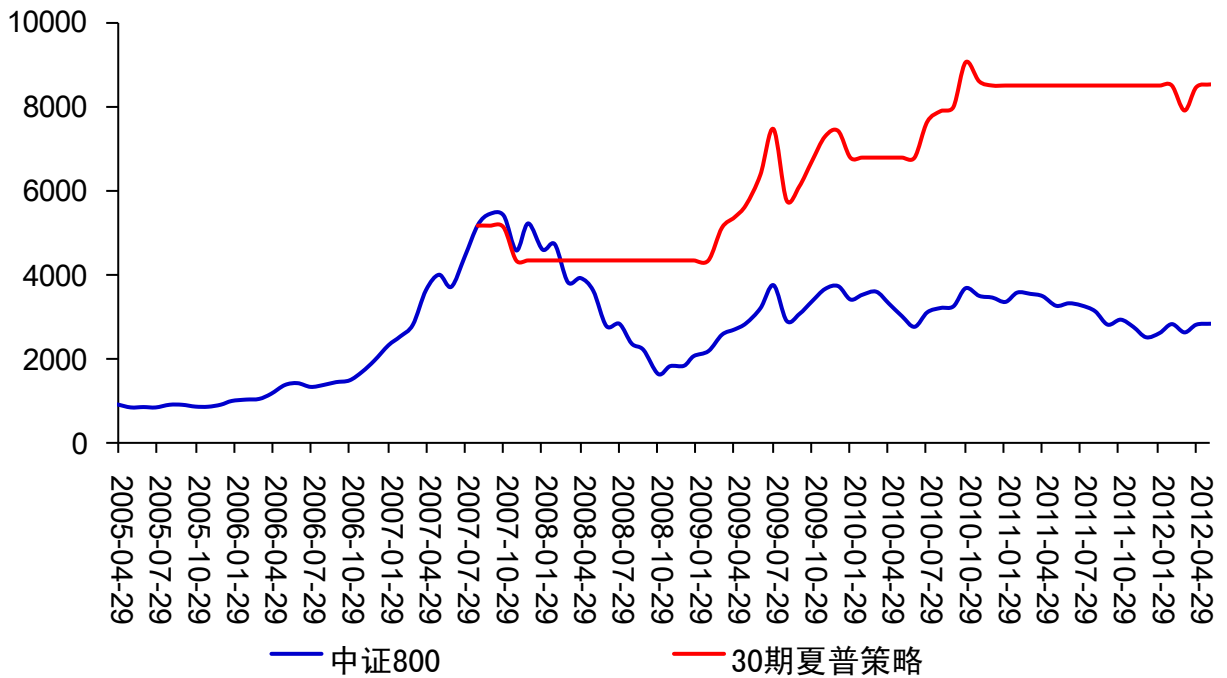
图 16: 40 期滚动回归时变夏普择时策略与中证 800 指数



资料来源：WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

如果将滚动回归周期改为 30 期，预测周期因此变为 2007 年 9 月到 2012 年 5 月，一共 57 个月，同样用预测的时变夏普率对买卖时机做出判断，以最大累计收益作为优化目标，设定最优买卖阈值为 $(0.35, 0.17)$ ，一共发出 21 次买入信号，成功 14 次，买入胜率为 66.7%，发出卖出信号 30 次，成功 16 次，卖出胜率为 53.3%，累计收益为 65.0%，而同期中证 800 指数的收益率为 -48.0%，从 2008 年 7 月到 2012 年 5 月的累计收益则达到 96.4%。

图 17: 30 期滚动回归时变夏普策略与中证 800 指数



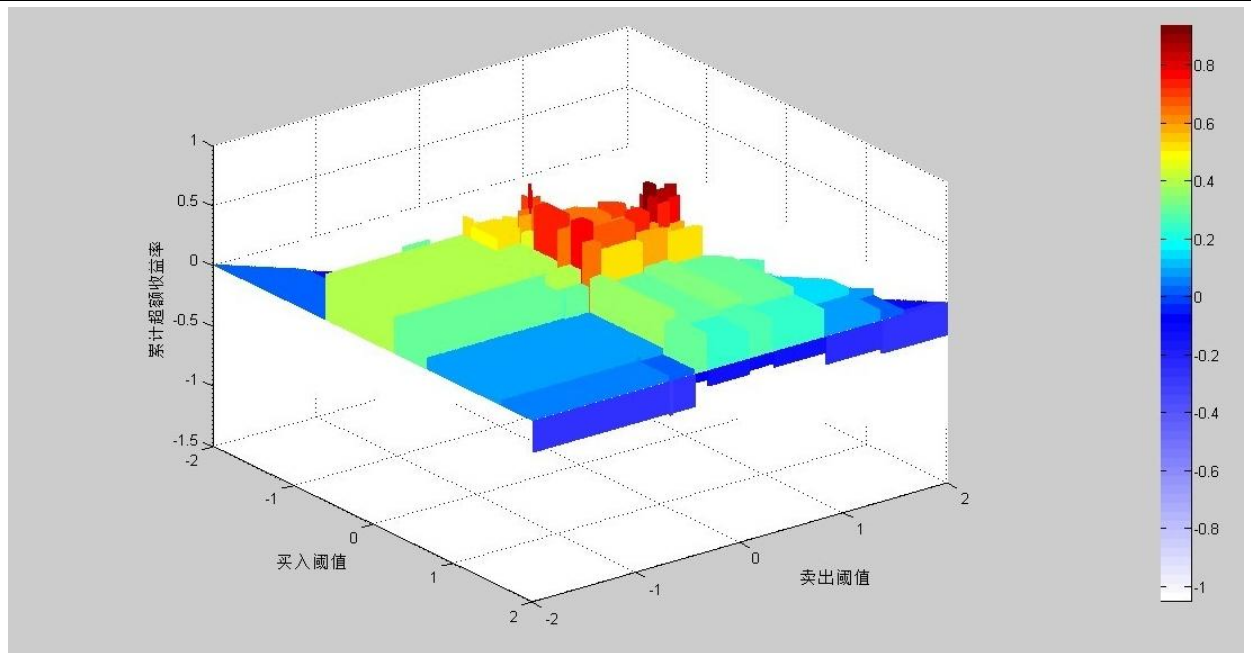
资料来源: WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

阈值问题与优化

模型参数敏感性分析

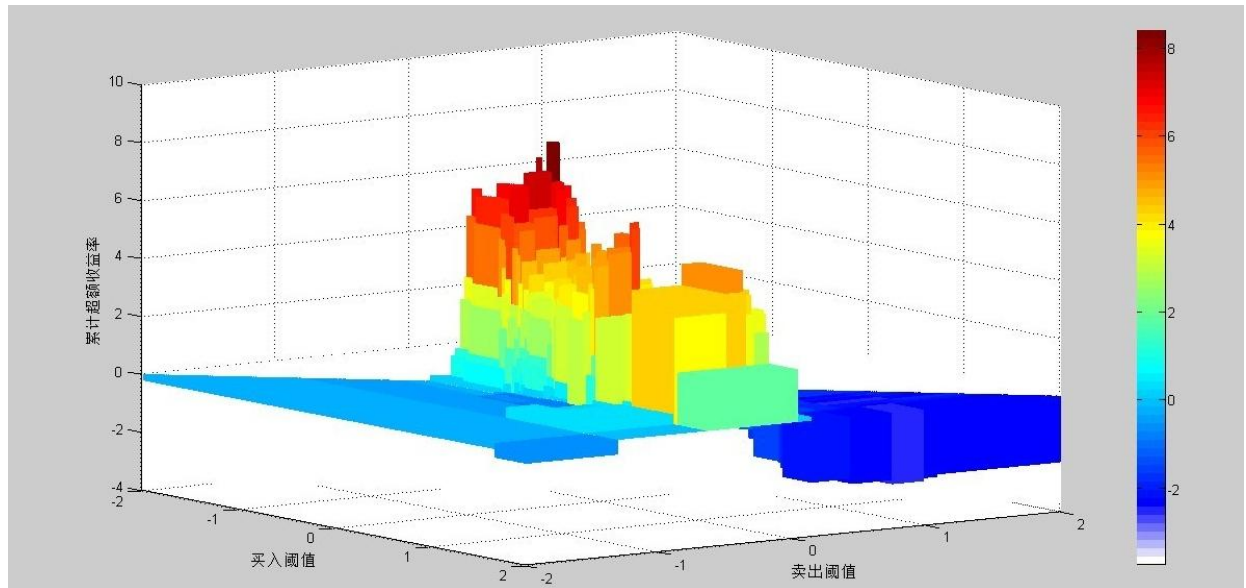
通过对 40 期滚动回归模型和 ARMA 模型参数敏感性分析, 在实际可操作区间, 模型对参数不敏感。

图 18: 40 期滚动回归模型参数敏感性分析



资料来源: WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

图 19: ARMA 模型参数敏感性分析



资料来源: WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

虽然在边缘地区有大片的参数区域是跑输市场的, 但是这片区域并非实际操作区间, 即要么买入卖出阈值要么过大, 要么过小。在中间区域实际可操作区间, 无论是滚动回归还是 ARMA 模型的收益率均远远跑赢市场。

关于最优买卖阈值的优化

对于这种类型的择时策略, 买卖阈值起到了一个关键性的作用, 不同的买卖阈值会导致不同的买卖信号输出从而导致不同的累计收益率, 之前的数据都是将这个阈值设为常数, 然后以最大累计收益作为目标选取最优买卖阈值。现在试图将买卖阈值设定为前一段周期长度 (测试长度) 内累计收益最大的阈值, 作为当期的买卖阈值, 这样的话每一期的买卖阈值都不一定相同。可是结果并不理想。

测试长度越大, 买卖阈值就会越接近之前所设定的最优买卖阈值常数, 而测试长度越小的时候, 其时间变化过于敏感, 加上夏普率的波动性比较大, 所以出现误差的几率也就越大。因为时变夏普率是一个波动范围相对平稳的数值, 同时期数值的大小就已经说明了单位风险的收益, 这时只需要找到最优的阈值便可, 所以买卖阈值仍然还是设定为常数, 通过足够大的样本去得到最优的买卖阈值。由于当预测期足够大的时候, 最优买卖阈值基本上是常数, 所以这里用所有样本设定的买卖阈值对历史数据的预测作用并不大, 仍然可以看为常数。由于我们的样本数并不是十分大, 所以这个最优买卖阈值需要继续用每月更新的数据测试和优化, 最终仍会趋向一个常数。

对于利用时变夏普率进行择时策略的优化

由于对于月度数据的获取无法十分及时, 一般要在月中甚至月末才能获得, 考虑到择时策略的实用性, 之前所选择的解释变量为上月的经济数据, 虽然可以获得较为理想的买入卖出胜率和较为可观的累计收益, 可是其中的误差仍然比较大。由于无法及时获得最新的月度数据, 这里可以尝试对月度数据进行建模和预测, 优点是可以使得策略更具有合理性, 而缺点是由于进行多次估算, 最

终所带来的误差也有可能变得比较大。

通过对两种不同模型的对比发现其预测效果比较相似，同时也说明了对夏普率的预测都不是特别的精确。这也许是因为在中国市场的有效性并不是十分强，所以选取的解释变量或者是 ARMA 模型对于夏普率的预测都不能达到十分明显的效果。这里的解释变量选取的大部分都是宏观经济变量，虽然有一定的相关性，在对中国市场而言其效果并不是特别明显，可以试图选择更多的和指数直接相关的数据，比如构成该指数的股票或者行业的资金流等。或许可以有所改进。与此同时，在进行滚动回归的时候是线性的滚动回归，而由于夏普率的实际值的波动性比较大，线性回归对其模拟仍然会有一定的误差，所以可以考虑非线性的回归方法，也许会较好的对时变夏普率做出预测。

参考文献

- [1] Whitelaw, R., 1994, "Time Variations and Covariations in the Expectation and Volatility of Stock Market Returns," Journal of Finance, 49, 515-541.
- [2] Whitelaw, R., 1997, "Time-Varying Sharpe Ratios and Market Timing", New York University

国信证券投资评级

类别	级别	定义
股票 投资评级	推荐	预计 6 个月内，股价表现优于市场指数 20%以上
	谨慎推荐	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
	回避	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	推荐	预计 6 个月内，行业指数表现优于市场指数 10%以上
	谨慎推荐	预计 6 个月内，行业指数表现优于市场指数 5%-10%之间
	中性	预计 6 个月内，行业指数表现介于市场指数 $\pm 5\%$ 之间
	回避	预计 6 个月内，行业指数表现弱于市场指数 5%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。

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			固定收益			策略		
周炳林	0755-82130638		张旭	010-88005313		黄学军	021-60933142	
崔嵘	021-60933159		侯慧梯	021-60875161		林丽梅	021-60933157	
张嫻	0755-82133259		赵婧	021-60875168		技术分析		
						闫莉	010-88005316	
交通运输			机械			商业贸易		
郑武	0755-82130422		郑武	0755-82130422		孙菲菲	0755-82130722	
陈建生	0755-82133766		陈玲	0755-82130646		常伟	0755-82131528	
岳鑫	0755-82130432		杨森	0755-82133343				
糜怀清	021-60933167		后立尧	010-88005327				
汽车及零配件			钢铁及新材料			房地产		
左涛	021-60933164		郑东	010-66025270		区瑞明	0755-82130678	
			陈健	010-88005308		黄道立	0755-82133397	
基础化工及石化			医药			计算机及电子元器件		
刘旭明	010-66025272		贺平鸽	0755-82133396		段迎晟	0755-82130761	
张栋梁	0755-82130532		丁丹	0755-82139908		高耀华	010-88005321	
吴琳琳	0755-82130833-1867		杜佐远	0755-82130473		刘翔	021-60875160	
罗洋	0755-82150633		胡博新	0755-82133263		欧阳仕华	0755-82151833	
朱振坤	010-88005317		刘勍	0755-82133400				
传媒			有色金属			电力及公共事业		
陈财茂	010-88005322		彭波	0755-82133909		谢达成	021-60933161	
刘明	010-88005319		龙飞	0755-82133920				
非银行金融			轻工			建筑工程及建材		
邵子钦	0755-82130468		李世新	0755-82130565		邱波	0755-82133390	
田良	0755-82130470		邵达	0755-82130706		刘萍	0755-82130678	
童成墩	0755-82130513					马彦	010-88005304	
家电及通信			电力设备与新能源			食品饮料		
王念春	0755-82130407		杨敬梅	021-60933160		黄茂	0755-82138922	
			张弢	010-88005311				
旅游			金融工程			基金评价与研究		
曾光	0755-82150809		戴军	0755-82133129		杨涛	0755-82133339	
钟潇	0755-82132098		林晓明	0755-82136165		康亢	010-66026337	
			黄志文	0755-82133928		李腾	010-88005310	
			秦国文	0755-82133528		刘洋	0755-82150566	
			张璐楠	0755-82130833-1379		潘小果	0755-82130843	
			周琦	0755-82133568		蔡乐祥	0755-82130833-1368	
			郑亚斌	021-60933150		钱晶	0755-82130833-1367	

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）		
王立法	010-66026352 13910524551 wanglf@guosen.com.cn		盛建平	021-60875169 15821778133 shengjp@guosen.com.cn		魏 宁	0755-82133492 13823515980 weining@guosen.com.cn	
王晓健	010-66026342 13701099132 wangxj@guosen.com.cn		马小丹	021-60875172 13801832154 maxd@guosen.com.cn		邵燕芳	0755-82133148 13480668226 shaoyf@guosen.com.cn	
焦 戡	010-66026343 13601094018 jiaojian@guosen.com.cn		郑 毅	021-60875171 13795229060 zhengyi@guosen.com.cn		段莉娟	0755-82130509 18675575010 duanlj@guosen.com.cn	
李文英	010-88005334 13910793700 liwying@guosen.com.cn		黄胜蓝	021-60875166 13761873797 huangsl@guosen.com.cn		郑 灿	0755-82133043 13421837630 zhengcan@guosen.com.cn	
原 玮	010-88005332 15910551936 yuanyi@guosen.com.cn		孔华强	021-60875170 13681669123 konghq@guosen.com.cn		王昊文	0755-82130818 18925287888 wanghaow@guosen.com.cn	
赵海英	010-66025249 13810917275 zhaohy@guosen.com.cn		叶琳菲	021-60875178 13817758288 yelf@guosen.com.cn		甘 墨	0755-82133456 15013851021 ganmo@guosen.com	
甄 艺	010-66020272 18611847166		崔鸿杰	021-60933166 13817738250 cuihj@guosen.com.cn		徐 冉	0755-82130655 13923458266 xuran1@guosen.com.cn	
杨 柳	18601241651 yangliu@guosen.com.cn		李 佩	021-60875173 13651693363 lipei@guosen.com.cn		颜小燕	0755-82133147 13590436977 yanxy@guosen.com.cn	
			刘 塑	021-60875177 13817906789 liusu@guosen.com.cn		林 莉	0755-82133197 13824397011 linli2@guosen.com.cn	
			汤静文	021-60875164 13636399097 tangjingwen@guosen.com.cn		赵晓曦	0755-82134356 15999667170 zhaoxxi@guosen.com.cn	
			梁轶聪	021-60873149 18601679992 liangyc@guosen.com.cn				