

## 量化策略

# 量化择时系列（1）：金融工程视角下的技术择时艺术

技术分析，以及一些经典的技术指标，被投资者们广泛应用于对市场择时的研究之中。然而大量实证测试表明，完全机械地将这些经典技术指标“算法化”，构造出来的择时策略在 A 股市场上并没有很好的择时效果。本篇报告将从金融工程的角度，通过一个完整的技术择时指标构造流程为例，一一讨论研究者可能会在量化择时领域会遇到的疑难点，并最终提供一个金融工程视角下技术择时指标研究开发的范式。

### 金融工程视角下技术指标开发范式：扬长避短。

**寻找适合量化实现的择时逻辑：**绝大部分传统技术指标仅在特定的市场场景有效，主动投资者基于经验先判断场景，再选择是否利用指标。而量化模型较难对市场切换迅速反应，因此在思考择时逻辑时，寻找那些不依托于市场行情假设的择时逻辑，会更加适合后续量化应用。

**指标的初步实现与拆解改进：**站在模型构造的角度，将指标拆的越细越简单，逻辑的核心就越清晰。对于初步构建好的指标，从指标公式中不同元素的逻辑发挥与结构功能等多个角度，对原指标进行拆解、剖析与改进。往往能加深对指标细节的理解，同时进一步提升指标效果。

**评估指标真实择时能力与适合标的：**技术择时模型含有多个参数，而参数大多基于对历史数据回测优化而得，模型会有一定程度过拟合，展现的数据往往高估指标的实际择时能力。通过构建动态参数模型，验证技术指标真实择时能力与底层逻辑的普适性，从而评估指标在未来运用中的外推能力，以及更加适合在哪些标的上进行择时运用。

### 动态参数模型：绕开净值计算确认动态参数，减少路径依赖。

绕开净值计算的核心是找到一个能够直接描述指标择时预测能力的变量。我们定义**区间未来收益率**函数，构造指标值对应未来期望收益序列，计算出未来期望收益与指标值区间的相关系数。用相关系数表征指标择时能力，并通过优化该相关系数的方式来选取指标参数，可以一定程度上减少路径依赖带来的参数过拟合影响。

通过滚动调参的方式，动态设置不同时期模型的计算参数。在此基础上得到的择时净值更真实地反应了不依赖固定参数下，择时指标真实的择时能力。在多个不同指数标的下分别运用动态参数模型，得以更直观地验证指标底层择时逻辑的有效性与普适性。

### QRS 技术择时指标模型：择时效果优异。

沿循本文上述指标开发范式，基于阻力支撑相对强弱的择时逻辑，我们构建并优化了 QRS 技术指标。2007/8-2020/12 期间，QRS 技术择时模型在沪深 300 指数上的择时净值年化收益率为 16.1%，夏普比率 0.96，最大回撤 46.2%，开仓胜率 61.1%，平均盈亏比 3.2。同期沪深 300 指数年化收益 0.7%，夏普比率 0.16，最大回撤 72.3%。

运用动态参数模型，验证了 QRS 在上证 50、沪深 300、中证 500 等多个主流宽基指数上具有明显的择时效果。QRS 择时逻辑具有显著的择时有效性与普适性。

分析员

**刘均伟**SAC 执证编号：S0080520120002  
junwei.liu@cicc.com.cn

分析员

**王汉锋，CFA**SAC 执证编号：S0080513080002  
SFC CE Ref: AND454  
hanfeng.wang@cicc.com.cn

## 目录

择时逻辑的构思与描述 .....	4
择时逻辑实现：代理指标构造 .....	5
估计择时指标在外推时的有效性 .....	14
总结 .....	19
风险提示 .....	20

## 图表

图表 1: 技术择时效果较弱 .....	3
图表 2: 不同市场状态下阻力支撑相对强弱的含义 .....	4
图表 3: 牛市中 $\beta$ 较大往往对应加速上涨 (示例) .....	5
图表 4: 熊市中 $\beta$ 较大往往对应止跌企稳 (示例) .....	5
图表 5: 牛市中 $\beta$ 较小往往对应见顶 (示例) .....	6
图表 6: 熊市中 $\beta$ 较小往往对应加速深跌 (示例) .....	6
图表 7: 以 $N=20$ 计算的 $\beta$ 值分布 .....	6
图表 8: 以 $N=20$ 计算的 $\beta$ 不同取值对应的未来 10 日收益 .....	6
图表 9: 沪深 300 指数 QRS 择时模型样本内外净值表现 .....	7
图表 10: 沪深 300 指数 QRS 择时模型样本内外统计数据 .....	8
图表 11: 沪深 300 指数 QRS 择时模型样本内外统计数据 .....	8
图表 12: QRS 指标在不同惩罚系数下沪深 300 择时模型净值对比 .....	9
图表 13: 若不对惩罚性进行量级调整, 不同惩罚力度下会对指标值整体量级带来 .....	9
图表 14: 惩罚项量级归一后 QRS 指标在不同惩罚系数下沪深 300 择时模型统计数据 .....	10
图表 15: 对惩罚系数量级进行调整后, 择时效果进一步提升 .....	10
图表 16: 精简后的指标在择时模型上的效果弱于原指标 .....	11
图表 17: 精简后的指标在择时模型上的效果弱于原指标 .....	11
图表 18: 原始指标的预测能力整体强于精简指标, 分布上呈现倒 U 型 .....	12
图表 19: 不同参数 $N$ 计算下的最高价最低价相关系数的标准差 .....	12
图表 20: 改进前后 QRS 指标择时模型统计数据对比 .....	13
图表 21: 改进前后 QRS 指标择时模型净值对比 .....	13
图表 22: 直接通过指标预测能力挑选参数, 能减少在净值计算上造成的路径依赖 .....	15
图表 23: 从“对折”函数中挑选最优交易阈值参数 示例 .....	16
图表 24: 动态参数模型测试设置 .....	17
图表 25: QRS 择时模型在动态参数下的择时效果统计 .....	17
图表 26: QRS 指标在各指数上均展现择时能力 .....	18
图表 27: 金融工程视角下的技术择时指标开发 .....	19

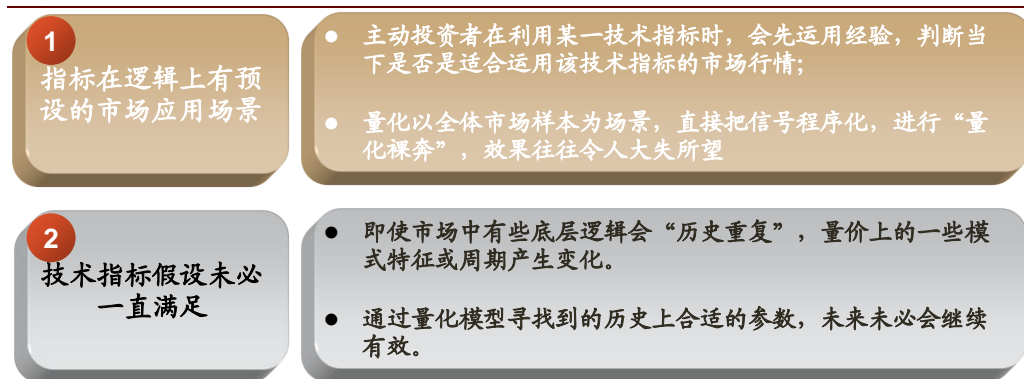
技术分析，作为不少市场投资者用以判断市场或个股涨跌的方法论，其最直白的运用方式即是利用量价数据构建技术指标，并基于此进行择时交易获利。均线、MACD、RSI、KDJ 等都是大家耳熟能详的经典指标。然而大量的实证测试表明，完全机械地按照这些经典的技术指标构造的择时策略在 A 股市场上并没有带来显著收益。

我们分析造成上述现象的主要原因有以下两点：

1. 很多指标在逻辑上有预设的假设，例如 MACD，均线等趋势策略，都需要市场处于趋势主导的行情；而一些反转技术指标则只能在震荡行情下有效。然而市场未来是趋势市还是震荡市，这些指标本身实际上无法提供任何信息。因此想要有效运用这些技术指标，需要投资者自己对市场格局具有较强的敏感性与经验，并基于主观判断选择是否利用这些指标的信号。若没有建立有效的场景判断机制，就直接运用量化方法把信号单纯程序化，效果往往会令人大失所望。

2. 支撑技术分析的有效性的重要假设：价格包含一切信息、以及历史会不断重复。在这一假设下，技术指标的构建目的是要将量价信息转化成需要表达逻辑的代理指标，然而很多经典的技术指标对于逻辑的刻画过于依赖参数的选取；而即使市场中有些底层逻辑的确会令“历史重复”，但市场投资者结构的变化与市场技术的不断提升等因素，也会使得体现在量价上的一些模式特征或周期产生变化。也就是说历史上合适的参数，未来未必会继续有效。

图表 1: 技术择时效果较弱



资料来源：中金公司研究部

那从量化的角度来说，技术分析是不是就属于金融工程难以踏入的领域呢？

本篇报告，我们将通过一个完整的技术择时指标构造流程为例，一一讨论以下研究者可能会在量化择时领域会遇到的疑难点，并最终提供一个金融工程视角下技术择时指标研究的开发的范式：

- ▶ 如何寻找适合量化刻画的择时逻辑。
- ▶ 代理指标构造与择时能力效果的评判。
- ▶ 对已有代理指标的改进有哪些切入点。
- ▶ 如何判断指标择时效果的可持续性 & 适合的场景标的。

## 择时逻辑的构思与描述

### 构思适合量化刻画的择时逻辑

前文中，我们阐述了大量经典技术指标，其有效性依托于当前及未来的市场行情格局。因此当我们站在金融工程的角度，构思新的择时技术指标时。首先需要面对的问题是：如何处理市场行情风格变化对技术指标的影响。解决思路有两种：

- ▶ 一种方案是正面面对，构思一个逻辑，能在一定程度上预测未来市场是趋势行情还是震荡行情。
- ▶ 另一种方案是绕开它，构造指标时，其背后择时逻辑并不依托于当前市场行情假设。

相比于正面预测未来市场风格，第二种方案的难度显然更低一些。因此我们这次构建的技术择时指标，也是从寻找一个在趋势市场与震荡市场都行得通的择时逻辑开始。

### 阻力支撑相对强度

阻力位与支撑位是经典的技术分析概念，他们在传统技术分析的运用思路非常灵活，基于不同场景即能用在趋势市中构造突破策略，即如果价格向上突破阻力位追涨做多，向下突破支撑位杀跌做空；也可用在震荡行情中构建反转策略，如果价格向上接近阻力位做空回调，向下接近支撑位做多反弹。

如果要把这样的逻辑转化为量化策略，需要实现两件事：其一，判断后市是趋势市与震荡市；其二，判断当下支撑位与阻力位的点位。这两点就目前而言，主动经验可能比量化刻画更加有优势。因此我们不妨换个角度构思择时逻辑。

阻力位与支撑位实质上反应了交易者对目前市场状态顶底的一种预期判断。从这个角度上说，无论是不是技术分析的投资者，实际上都会对市场有一个心里隐含的“阻力点位”与“支撑点位”。对任何一个投资者而言，当市场跌到某个点位时会令他/她想买入进场，这个点位就是他心里的隐含支撑位；反过来说当市场涨到一定程度，他忍不住想卖出持仓了解手中盈利时，这个点位就是他心里的隐含阻力位。不同投资者对市场状态的判断未必一样，每个投资者会有一个他自己心中认可的阻力位与支撑位。既然如此，我们完全可以把阻力位与支撑位这两个概念当成变量来看待。

是变量，自然就能衍生出它的两个主要概念——期望与方差。从期望的角度理解，它刻画了市场整体的阻力位与支撑位；而方差一定程度上反应的就是该阻力位与支撑位的强度大小。如果市场上投资者对于支撑或阻力的意见分歧很大，或极易变动，那么它作为变量的方差就会显得很大，表明当前市场支撑或阻力的强度小；反之，如果众多交易者对预期较为一致、或变动不大，那么它作为变量的方差就会较小，表明支撑位或阻力位强度高，有效性强。

而当我们能将阻力与支撑的强度进行比较，那么一个很容易想到的择时逻辑就是：如果当前市场支撑位强度大于阻力位的强度，那么市场未来更倾向于向牛市发展；反之若当前市场支撑位强度小于阻力位的强度，那么市场未来更倾向于向熊市发展。这个逻辑并不需要判断当下市场是上涨、震荡还是下跌，无论哪种行情下，它都能对应着一致的择时判断。这样的择时逻辑正是量化策略希望刻画的情景。

图表 2：不同市场状态下阻力支撑相对强弱的含义

市场状态	阻力强度 > 支撑强度	支撑强度 > 阻力强度
牛市	上涨动能衰竭，或将见顶	上涨动能强劲，加速上涨
震荡市	短期情绪见顶，行将回调	短期情绪见底，行将反弹
熊市	恐慌情绪强劲，加速下跌	下跌动能衰竭，或将触底

资料来源：中金公司研究部



## 择时逻辑实现：代理指标构造

### 代理指标的原始构造

在确认了择时逻辑后，接下来要做的则是从量价数据中抽取信息构造有刻画能力的代理指标。

构造指标的第一步，重心放在对原始逻辑的实现。在量价数据中，最能表征支撑与阻力概念的是最高价与最低价。从最高价与最低价的形成机制出发，只要它们没有触碰到涨停或跌停价格，那它就是当日全体市场参与者通过交易行为投票出来的阻力与支撑。

由于我们并非用支撑位与阻力位作突破或反转交易的阈值，而是更关注市场参与者对于阻力位与支撑位的定位一致性。因此一个简单想法是利用类似  $\Delta(high)/\Delta(low)$  的值来描述支撑位与阻力位的相对强度，即最低价每变动 1 的时候，最高价变动的幅度。实际上， $\Delta(high)/\Delta(low)$  是连接高低价格平面上的两点  $(low[0], high[0])$  与  $(low[1], high[1])$  的斜率。由于市场量价本身噪音的存在，仅计算两点得到的斜率数据包含了太多的噪音。我们考虑通过最近  $N$  个  $(low, high)$  的数据点来得到信噪相对较高的最高最低价相对变化程度。

使用线性回归，建立如下般最高价与最低价之间的线性模型：

$$high_t = \alpha + \beta * low_t + \epsilon, \quad \epsilon \sim N(0, \sigma), \quad t \in \{0, 1, 2, \dots, N-1\}$$

式中拟合出的  $\beta$  值即是用以刻画支撑与阻力强度对比的代理指标，表明最近一段时期，最低价每波动 1 个点位，最高价相应会波动  $\beta$  个点位。因此， $\beta$  越大，表明支撑强度相比阻力强度越显著，市场越容易上行，牛市中大概率对应后市加速上涨的走势，熊市中则对应后市止跌企稳的走势；同理， $\beta$  越小，表明阻力相对支撑的强度更甚，在牛市中可能预示着即将见顶，在熊市中则对应后市大概率加速深跌。

图表 3：牛市中  $\beta$  较大往往对应加速上涨（示例）



资料来源：万得资讯，中金公司研究部

图表 4：熊市中  $\beta$  较大往往对应止跌企稳（示例）



资料来源：万得资讯，中金公司研究部

图表 5: 牛市中  $\beta$  较小往往对应见顶 (示例)



资料来源: 万得资讯, 中金公司研究部

图表 6: 熊市中  $\beta$  较小往往对应加速深跌 (示例)

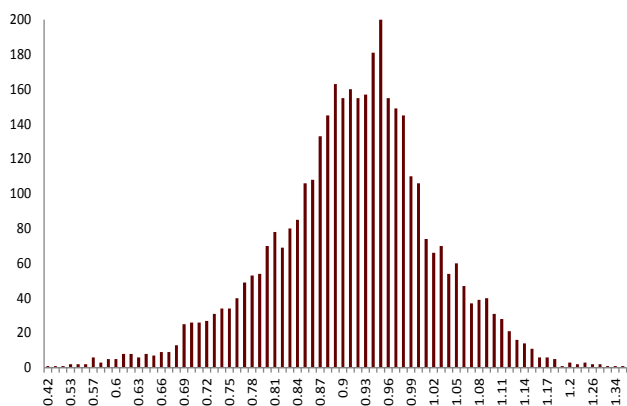


资料来源: 万得资讯, 中金公司研究部

检查历史上不同  $\beta$  值下指数后续的预期收益率。以  $N=20$  计算的  $\beta$  为例, 我们以 0.01 为间隔将历史  $\beta$  值划分成不同子样本, 计算每个子样本内  $\beta$  值对应的沪深 300 指数 10 日后收益率的均值, 作为该  $\beta$  取值范围对应的未来指数预期收益率。

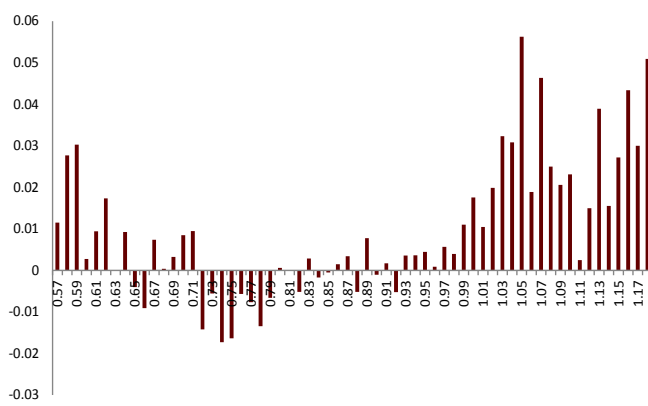
$\beta$  取值与沪深 300 指数 10 天后预期收益率的相关系数为 0.25。如果考虑到有些  $\beta$  的取值区间内样本数太少, 我们可以只统计样本数量至少为 5 个的取值区间。在限定了样本数量后,  $\beta$  取值与沪深 300 指数 10 天后预期收益率的相关系数高达 0.63。可见以  $\beta$  刻画的阻力支撑相对强度对后市收益率有一定的预示能力。

图表 7: 以  $N=20$  计算的  $\beta$  值分布



资料来源: 万得资讯, 中金公司研究部

图表 8: 以  $N=20$  计算的  $\beta$  不同取值对应的未来 10 日收益



资料来源: 万得资讯, 中金公司研究部

在确认了构建的技术指标有一定预测涨跌的能力之后, 为了能利用它来构建量化择时策略, 我们接下来还需要明确定义, 指标值多大才算大, 多小才算小。因此, 需要对指标值进行标准化处理。标准化处理的方式一般有两种, 正态标准化或分位数。从效果上来说, 这两种方式都能达到标准化目的, 效果大同小异。

本例中将采取正态标准化计算  $\beta$  的  $z\_score$  值, 标准化后能得到更加直观的指标值大小。同时需要意识到, 在用线性回归模型计算  $\beta$  时, 无论最高价与最低价序列是否有较好的线性关系, 都能得到一个  $\beta$  值。但当最高价与最低价并无明显线性关系的时候, 线性回归模型的有效性假设得不到满足, 此时计算出的  $\beta$  值实际上是一个并无法有效表征择时逻辑的噪音值, 如果这样的噪音被当作择时信号, 那么技术指标的有效性就会大打折扣。因此我们希望在指标中加入一个惩罚机制, 使得大部分的噪音指标能被过滤掉。在本次个例中,  $\beta$  值的有效性与线性回归拟合效果有明显正相关, 因此可以用回归模型的决定系数  $R^2$  刻画技术指标的有效性。

因此最终的择时指标的构建表达式为:  $zscore(\beta) * R^2$ 。其中  $zscore(\beta)$  为信号项, 而  $R^2$  为惩罚项。

至此, 我们初步完成了对择时逻辑的量化实现。同时基于该指标的择时模型构建也相应较为直观。

► 阻力支撑相对强度择时技术指标 QRS 构建流程总结如下:

1. 取最近 N 日最高价与同期最低价序列进行线性回归, 记录回归模型的  $\beta$  值与  $R^2$ ;
2. 取最近 M 日所有的  $\beta$  值作为样本, 计算当日  $\beta$  值的正态标准分 zscore 值;
3. Zscore 值与  $R^2$  相乘即为最终指标值。

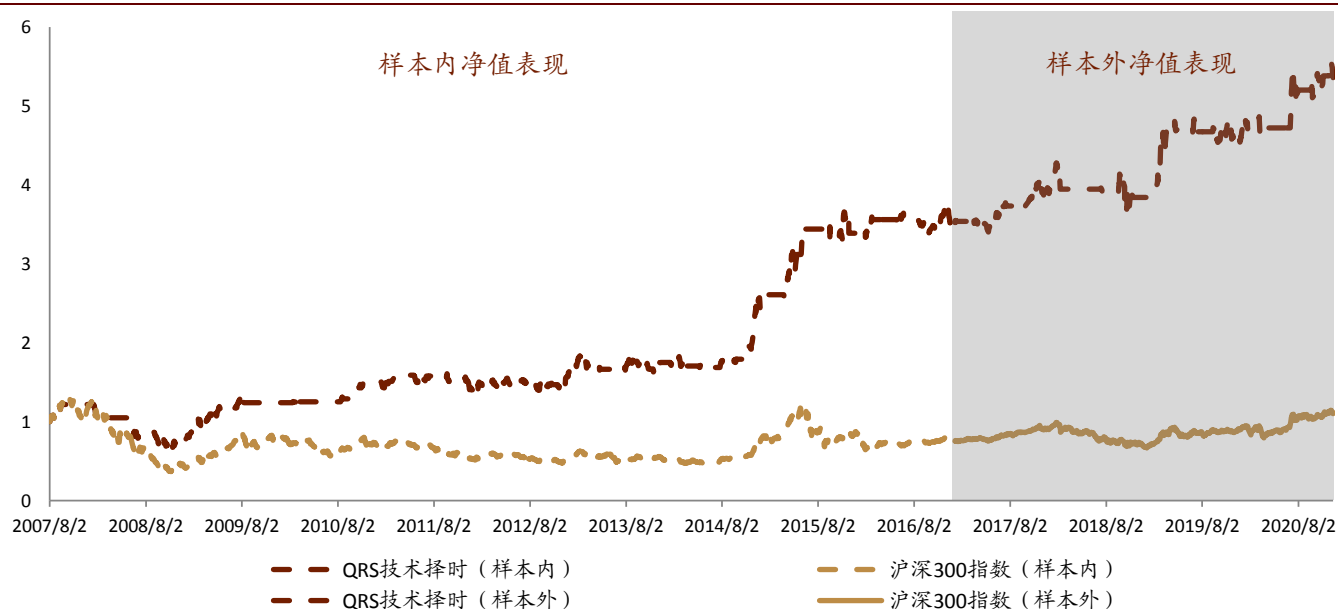
► 利用 QRS 指标构建择时策略, 测试其择时能力。择时模型策略为:

1. 计算 QRS 指标值;
2. 若指标值向上穿过开仓阈值 S, 则买入持有;
3. 若指标值向下穿过平仓阈值 -S, 则卖出平仓;
4. 其余时候维持仓位不变。

完整的 QRS 择时模型一共有三个参数。我们以 2005/1/1 到 2016/12/31 期间作为样本内, 通过回测比较不同参数下模型净值表现来选取沪深 300 指数上 QRS 择时模型的参数。基于净值收益率与回撤的角度, 我们选取 ( $N=18, M=600, S=0.7$ ) 作为模型参数。

在该参数下, QRS 择时模型在样本内年化收益 14.0%, 最大回撤 49.5%, 开仓胜率 54.3%, 平均盈亏比 2.95; 同期沪深 300 指数年化收益 -3%, 最大回撤达 72.3%。样本外模型的择时效果依旧显著, 年化收益 11.1%, 最大回撤仅 13.7%, 开仓胜率 53.3%, 平均盈亏比 8.56; 同期沪深 300 指数年化收益 10%, 最大回撤 32.5%。

图表 9: 沪深 300 指数 QRS 择时模型样本内外净值表现



资料来源: 万得资讯, 中金公司研究部; 注: 样本内净值区间为 2007/8-2016-12; 样本外净值区间为 2017/1-2020/12

图表 10: 沪深 300 指数 QRS 择时模型样本内外统计数据

	样本内		样本外	
	QRS 技术择时	沪深 300 指数	QRS 技术择时	沪深 300 指数
年化收益	14.00%	-3.00%	11.10%	10.00%
夏普比率	0.8	0.04	0.91	0.6
最大回撤	49.50%	72.30%	13.70%	32.50%
开仓胜率	54.30%	N/A	53.30%	N/A
平均盈亏比	2.95	N/A	8.56	N/A

资料来源：万得资讯，中金公司研究部；注：样本内净值区间为 2007/8-2016-12；样本外净值区间为 2017/1-2020/12

### 对原始指标构造的拆解与剖析

在上一小节基本完成对原始逻辑的实现与指标的测试，第二步我们将继续对原始指标进行拆解与改进。从模型的角度来说，将指标拆的越细越简单，逻辑的核心就越清晰，模型效果可能就越稳定。

观察 QRS 指标的构建中信号项 (signal) 部分:  $zscore(\beta)$ , 惩罚项 (Regulation) 部分  $R^2$ 。实际上在普通线性回归里,  $\beta$  有简单的解析解:  $\beta = std(y) / std(x) * corr(y, x)$ ; 而  $R^2$  则为:  $R^2 = corr(y, x)^2$ 。由此我们可以发现, 整个指标实际上可以仅由三个简单数据决定: 最高价序列的波动率、最低价序列的波动率、最高价与最低价的相关系数。而原始指标值可以转写为:

$$zscore(std(y) / std(x) * corr(y, x)) * corr(y, x)^2,$$

其中  $y$  是最高价序列,  $x$  是最低价序列。当我们将指标拆解到这一步时, 一些指标改进的方向展现在眼前。

► 首先, 从结构简单的惩罚项这个角度, 剖析构造的改进可能性。

惩罚力度如何控制比较好呢? 虽然理论上一个相关系数的取值是可正可负的, 但在现实中当  $corr(high, low)$  的计算窗口在 10 天以上时, 几乎不会出现负值, 那么我们在以  $corr(high, low)$  为基础构建惩罚项时, 一定要取 2 次方, 如果 1 次方会如何, 3 次方会如何, 甚至 0 次方会是什么结果? 我们分别测试以  $corr(high, low)$  为基但幂数不同的构造下, 指标择时的效果。

从结果可以看出当 QRS 指标构造中的惩罚项为 R0 次方或 R1 次方时, 模型年化收益为 13%, 交易笔数在 50 次以上, 胜率在 57%-60% 左右; 而当惩罚项力度放大, 为 R2 次方或 R3 次方时, 模型年化收益为 11%, 交易笔数少于 50 次, 胜率则在 52%-58% 左右。

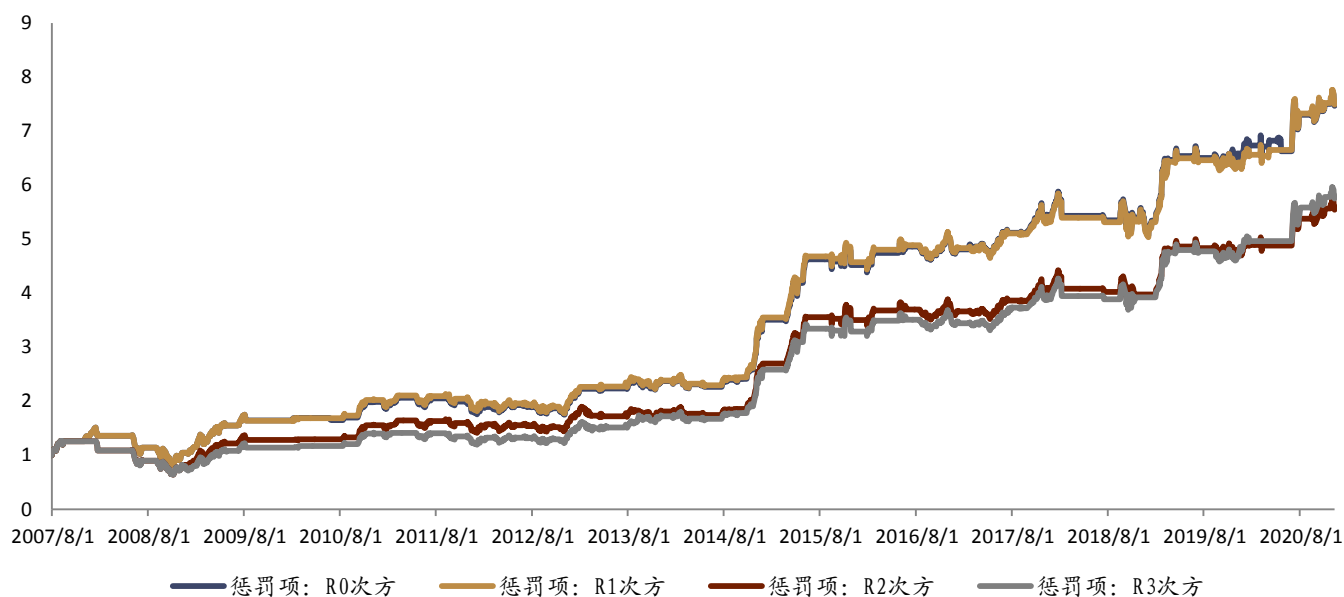
图表 11: 沪深 300 指数 QRS 择时模型样本内外统计数据

	惩罚项: R0 次方	惩罚项: R1 次方	惩罚项: R2 次方	惩罚项: R3 次方
年化收益	13.30%	13.30%	11.20%	11.40%
夏普比率	0.94	0.95	0.81	0.82
最大回撤	46.20%	46.20%	49.50%	49.50%
交易笔数	56	52	48	43
开仓胜率	60.70%	57.70%	52.10%	58.10%
平均盈亏比	2.8	3.36	3.43	3.27

资料来源：万得资讯，中金公司研究部；注：全样本区间为 2007/8-2020/12



图表 12: QRS 指标在不同惩罚系数下沪深 300 择时模型净值对比

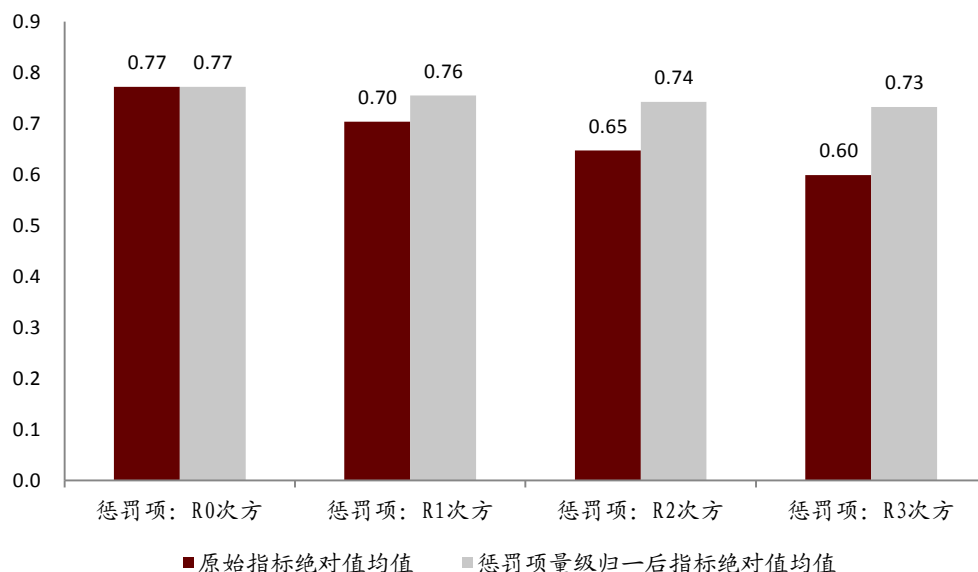


资料来源：万得资讯，中金公司研究部；注：全样本净值区间为 2007/8-2020/12，择时标的为沪深 300 指数

这里与逻辑相违背的一点是，为什么指标在没有惩罚项（R0 次方）的时候，择时结果比有惩罚项时还要好？我们发现造成这一现象的原因很可能源于我们没有对惩罚项的量级进行调整。由于  $\text{corr}(\text{high}, \text{low})$  本身是一个小于 1 的数字，因此幂数越大，最终的惩罚项的量级就越小，在维持开平仓阈值不变的情况下，量级变小的惩罚项实际上除了更大过滤噪音，实际上也过度过滤了有效信息。交易笔数统计数据也验证了这一点，随着  $\text{corr}(\text{high}, \text{low})$  的次方数不断上升，全样本内的交易笔数从 56 大幅减少至 43 次。因此如果希望能有效对比不同幂数下惩罚项对指标择时能力的影响，对惩罚项进行量级归一是有必要的。我们对指标构建的方式作如下改变：

$$\text{指标值} = \text{信号项} * (\text{惩罚项} / \text{惩罚项滚动时序样本内均值})$$

图表 13: 若不对惩罚性进行量级调整，不同惩罚力度下会对指标值整体量级带来



资料来源：万得资讯，中金公司研究部

在调整了指标构建结构后，可以看出不同惩罚力度下指标取值量级基本保持一致。此时

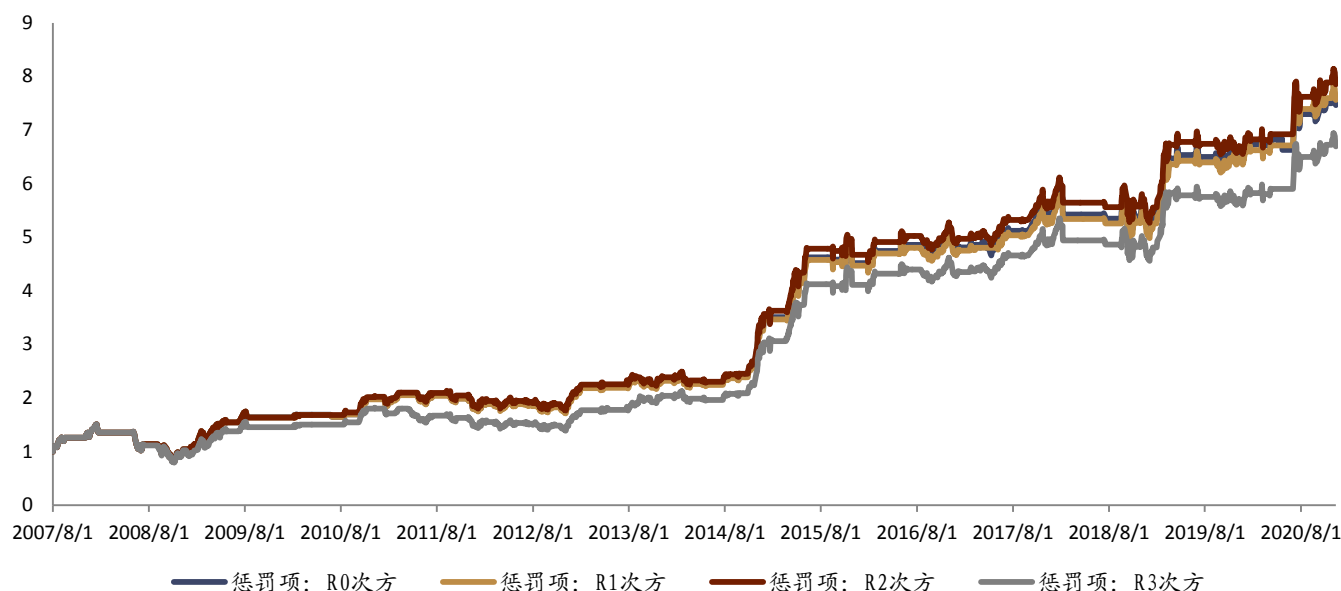
重新测试比较不同惩罚项下的指标择时净值，结果也与逻辑较为相符。净值年化收益基本都在 13% 左右，开仓胜率在维持在 60% 附近，交易次数均不低于 50 次。整体上惩罚力度从 R0 次方逐步到 R2 次方的过程中，择时模型效果随惩罚力度增大而增强，之后继续加大惩罚力度模型效果反而有所削弱。因此我们维持 R2 次方的惩罚力度，同时也看出在对惩罚项进行量级归一调整后，模型择时能力整体有进一步提升。

图表 14: 惩罚项量级归一后 QRS 指标在不同惩罚系数下沪深 300 择时模型统计数据

	惩罚项: R0次方	惩罚项: R1次方	惩罚项: R2次方	惩罚项: R3次方
年化收益	13.30%	13.30%	13.60%	12.50%
夏普比率	0.94	0.95	0.96	0.88
最大回撤	46.20%	46.20%	46.20%	47.30%
交易笔数	56	55	53	50
开仓胜率	60.70%	61.80%	60.40%	58.00%
平均盈亏比	2.8	2.76	3.05	3.02

资料来源: 万得资讯, 中金公司研究部; 注: 全样本区间为 2007/8-2020/12

图表 15: 对惩罚系数量级进行调整后, 择时效果进一步提升



资料来源: 万得资讯, 中金公司研究部; 注: 全样本净值区间为 2007/8-2020/12, 择时标的为沪深 300 指数

其次，从信号项角度来看，其构造因素也有探讨改进的可能。

在信号项中  $std(high)$  与  $std(low)$  明显是符合择时逻辑的关键部分， $std(high)$  可以理解为阻力变量的波动，波动越大，说明投资者对阻力的分歧越大，阻力的强度越低；同理  $std(low)$  则是支撑变量的波动，波动越大，说明支撑的强度越低。那么，在惩罚项起关键作用的  $corr(high, low)$  在信息项中是否是信息项中也是必要成分？还是说可以将其删去以精简指标公式？我们不妨测试下把其删去对择时能力带来的影响。

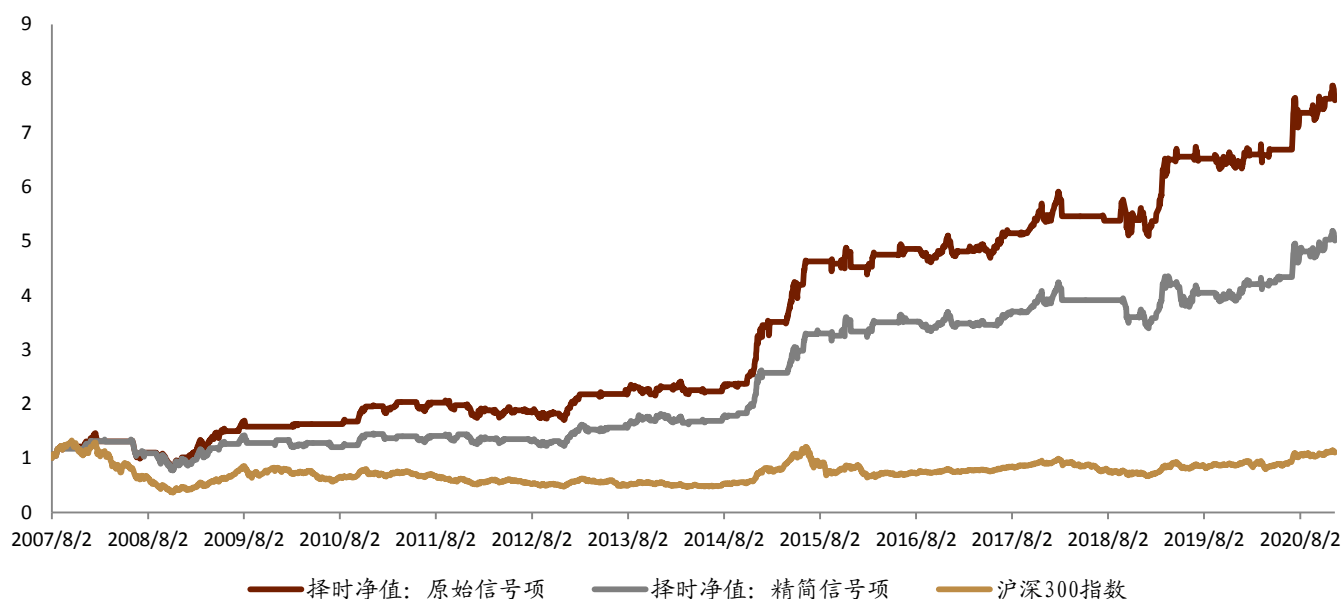
在全样本净值测试中，精简指标择时模型整体的净值走势与原始模型有些相似，也有较显著的择时能力。在下表统计数据中，可以看出虽然在开仓胜率及最大回撤上稍有些改善，但整体择时效果相比原始指标择时策略还是有明显下滑。年化收益从原始指标的 16.1% 降到 12.6%；夏普比率从 0.96 降至 0.78；平均盈亏比从 3.2 降至 1.9。

图表 16: 精简后的指标在择时模型上的效果弱于原指标

	QRS: 原始信号项	QRS: 精简信号项	沪深300指数
年化收益	16.10%	12.60%	0.70%
夏普比率	0.96	0.78	0.16
最大回撤	46.20%	42.70%	72.30%
开仓胜率	61.10%	65.50%	N/A
平均盈亏比	3.2	1.87	N/A

资料来源: 万得资讯, 中金公司研究部; 注: 全样本区间为 2007/8-2020/12

图表 17: 精简后的指标在择时模型上的效果弱于原指标



资料来源: 万得资讯, 中金公司研究部; 注: 全样本区间为 2007/8-2020/12

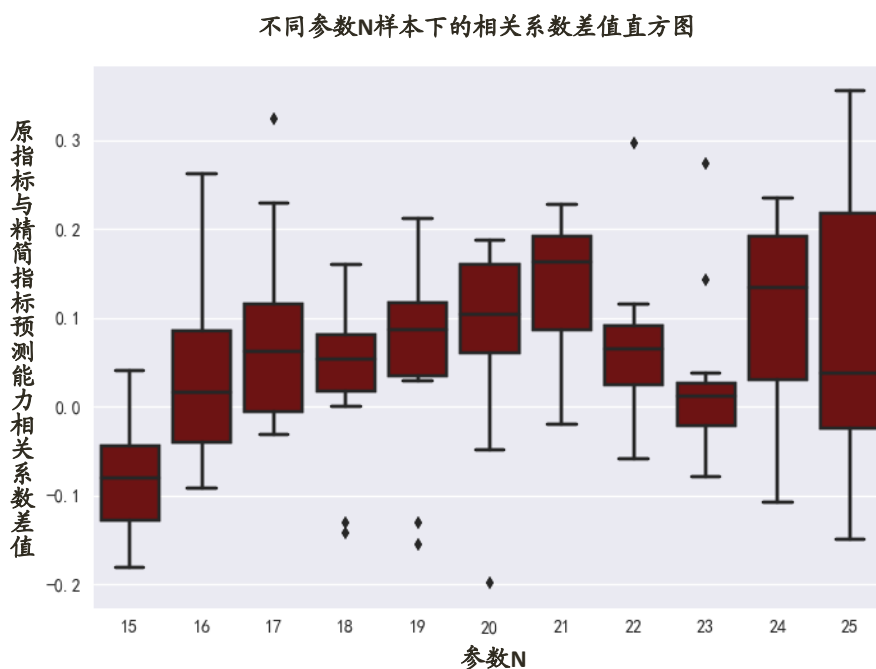
除了择时模型净值, 指标与未来指数 10 日收益的相关性测试结果也显示, 在信息项中删去  $corr(high, low)$  项后, 指标的择时能力有所下滑。原指标与指数未来 10 日收益相关系数为 0.66, 而精简指标与指数未来 10 日收益的相关系数则为 0.61。

为了确定该现象是否仅是该参数下的特殊情况, 我们测算不同参数  $N$  与  $M$  参数下, 精简指标与原指标, 跟指数未来 10 日收益率的相关系数之差。其中:

- 参数  $N$  取值: [15, 25], 间隔为 1;
- 参数  $M$  取值: [60, 720], 间隔为 60。

结果显示在整体上, 原指标普遍比精简指标的择时预测能力更强, 各参数样本下, 原指标与指数未来收益的相关系数平均比精简指标高出 0.06。同时, 如果我们观察两种指标在预测能力相关系数的差值在参数上的分布情况, 可以发现预测能力相关系数差值与参数  $N$  基本呈现倒 U 型的分布特征。当  $N$  取值处于 17-22 之间时, 原指标相比精简指标在预测能力上的优势更显著且更稳定; 但在该取值范围之外, 精简指标与原指标的预测能力差距不太明显, 且波动显著增大。

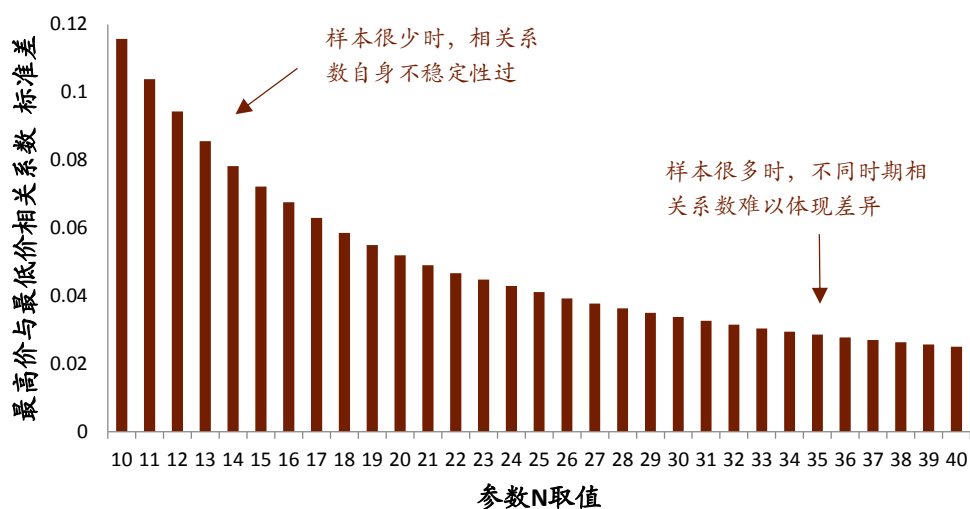
图表 18: 原始指标的预测能力整体强于精简指标, 分布上呈现倒 U 型



资料来源: 万得资讯, 中金公司研究部

出现这样倒 U 型分布的原因, 我们认为有以下两点原因:

1. 当  $N$  取值过小时, 计算最高价序列与最低价序列的相关性所用的数据点太少, 使得得到的值过于不稳定。这种不稳定性随着择时指标的计算流程传导到最终指标, 从而影响到指标择时能力的稳定性;
2. 而当  $N$  取值过大时, 不同时点计算出的最高价序列与最低价序列的相关性差别很小。此时相关系数对于信号值的影响在时间序列上微乎其微, 原始指标值与精简指标之间的信息愈发接近。最终难以显示出显著稳定的预测优势。

基于上述分析, 在择时指标信息项的构建上我们继续保留  $\text{corr}(\text{high}, \text{low})$  不变。图表 19: 不同参数  $N$  计算下的最高价最低价相关系数的标准差

资料来源: 万得资讯, 中金公司研究部; 注: 数据样本为 2005/1-2020/12 期间沪深 300 指数日度数据

综上所述,在分别针对信号项与惩罚项进行改进后,最后改进的 QRS 指标构造方式如下:

► 改进后阻力支撑相对强度择时技术指标 QRS 构建流程:

1. 用最近 N 日最高价与同期最低价序列进行线性回归,记录回归模型的  $\beta$  值与  $R^2$ ;
2. 以最近 M 日所有的  $\beta$  值作为样本,计算当日  $\beta$  值的正态标准分 zscore 值;
3. 以最近 M 日所有的  $R^2$  值作为样本,计算  $R^2$  的样本均值。
4. Zscore 值与  $R^2$  相乘,再除以  $R^2$  的样本均值,即为最终指标值。

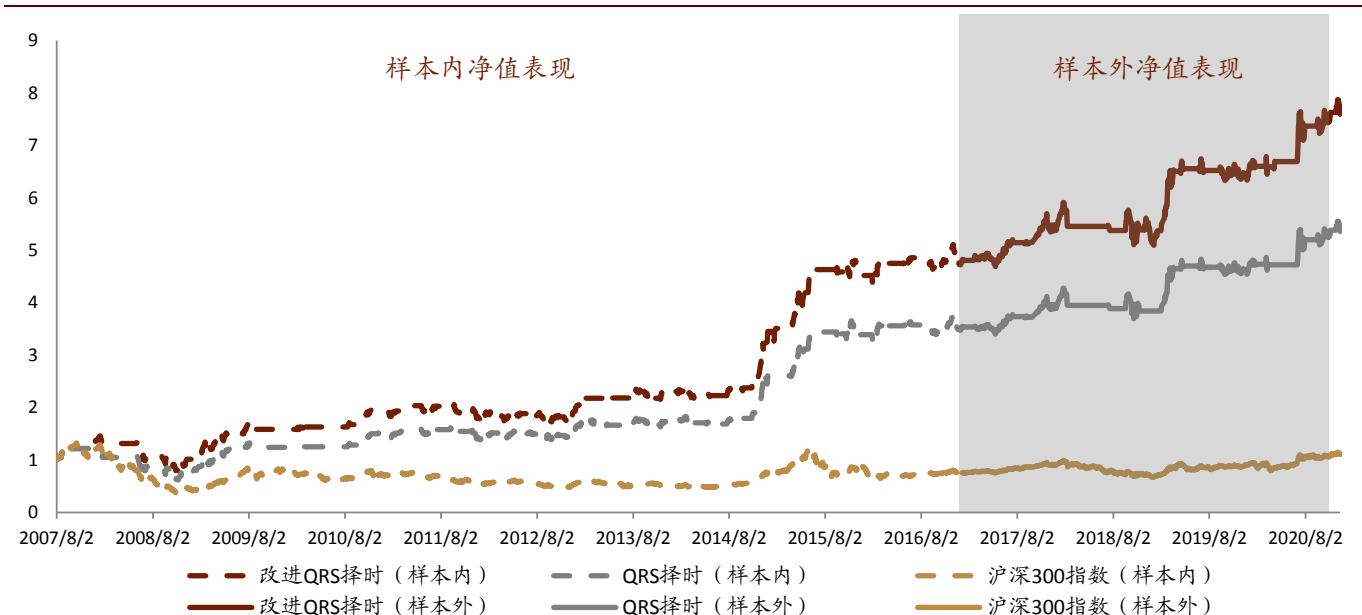
改进后的 QRS 指标择时模型净值,对比改进前有明显提升。2007/8-2020/12 全样本内, QRS 技术择时模型年化收益率从之前 13.2% 上升至 16.1%, 夏普比率从 0.81 上升至 0.96, 最大回撤由之前 49.5% 稍降至 46.2%, 开仓胜率由 53.1% 升至 61.1%。无论样本内外,改进后的择时指标在净值表现中均更为突出。

图表 20: 改进前后 QRS 指标择时模型统计数据对比

	改进前 QRS 指标	改进后 QRS 指标	沪深 300 指数
年化收益	13.20%	16.10%	0.70%
夏普比率	0.81	0.96	0.16
最大回撤	49.50%	46.20%	72.30%
开仓胜率	53.10%	61.10%	N/A
平均盈亏比	3.6	3.2	N/A

资料来源: 万得资讯, 中金公司研究部; 注: 全样本区间为 2007/8-2020/12

图表 21: 改进前后 QRS 指标择时模型净值对比



资料来源: 万得资讯, 中金公司研究部; 注: 全样本区间为 2007/8-2020/12

为了表述方便,若非特别指明,后文里的 QRS 指标均指改进后版本。



## 估计择时指标在外推时的有效性

### 量化择时指标极易受过拟合以及市场变化的影响

在前文中我们也提过技术指标的有效性可能面对的一大挑战是：即使底层逻辑会“历史重复”，量价特征或量价模式也可能会失效。某种意义上来说，相信并运用基于一定参数计算而得的技术指标，实际上是相信并运用改参数下的“量价特征动量”或“技术模式动量”。这种动量会因为市场投资者的结构与认知变化而改变，也会因为市场技提升等其它原因而被破坏。那么我们基于历史数据拟合的参数，有可能就会是过拟合的产物，令我们错误判断模型的有效性，并在实际交易中带来意料之外的损失。

因此我们希望能用一种方式来检验技术指标在不同指数上，它的择时模型是否是参数过拟合的无效策略。以及是否能一定程度上减少策略对固定参数所表征的“技术模式动量”的依赖。

### 构建动态参数模型直观估计指标外推有效性

检验或处理参数过拟合的方法在最近几年有不少发展方向。主流方法包括有：

- ▶ **模拟路径**：通过对底层标的指数收益率分布的统计刻画，生成大量该指数的模拟走势，通过在大量模拟走势上回测统计，来得到过拟合概率低的合适参数。
- ▶ **样本拆分**：通过对原始样本数据的拆分与重新拼凑，从而获得多个回测样本，用以估计过拟合的程度。例如传统统计模型中的交叉验证、Prado 提出的组合分割交叉验证（CPCV）等。

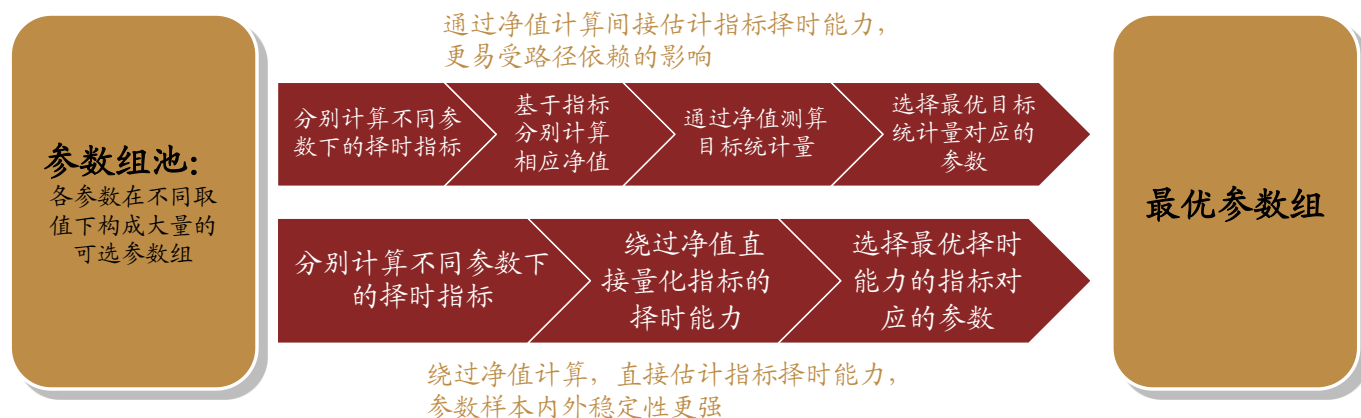
第一种方法的难点在于刻画指数真实的收益率分布很难。实际指数收益率既不保证平稳性也不保证独立性，刻画难度很大。而模拟走势的有效性完全依赖于刻画出的收益率是否能真实反应出指数的底层特征。专门构建一个指数收益率模拟的算法并验证其合理性已然超过本文所要探讨的范围，因此这里我们会尝试构建一个更为简单直观的方法——动态参数模型，用以观察如果不依赖固定参数，该技术指标的择时效果如何，是否适合在该指数上运用。

动态参数模型的底层思想有些类似于交叉验证及其衍生方法，核心思路是每一段时期的择时指标参数由最优化前一段历史数据上的择时表现来决定。这个思路在很多模型研究中均有利用。例如多因子模型中通过滚动历史一段时期的 ICIR 最优化的方式来给当期因子权重配权；在以往的择时模型研究中，则是往往通过滚动历史一段时期中择时净值最高的参数作为后一期择时模型指标的计算参数。也有一些研究在这个基础上尝试将“净值最高”这个目标替换成“夏普比率”、“收益回撤比”等同时兼顾收益与风险的统计量，来使得优化出的动态参数有更全面的考量。

实际上，我们观察上述参数优化的流程：大量参数取值 --> 按不同参数计算择时指标 --> 基于指标计算相应净值 --> 通过净值测算目标统计量 --> 选择最优目标统计量对应的参数。容易发现，在这样的参数优化过程中有大量净值的计算。而净值计算本身就极易带来路径依赖的问题。这就使得即使是通过滚动来动态设置的参数，在未来一段时间内仍然可能因路径依赖而令模型效果极不稳定，从而一定程度上背离了使用动态参数的初衷。

因此，我们在本文将构造一种能够绕开净值计算的动态参数模型。

图表 22：直接通过指标预测能力挑选参数，能减少在净值计算上造成的路径依赖



资料来源：中金公司研究部

绕开净值计算的核心是找到一个能够直接描述指标择时预测能力的变量。我们可以通过构造**指标值对应未来期望收益序列**来达到这一目的。首先，我们定义一个名为**区间未来收益率**的函数，其输入为一个实数与正实数，输出为实数：

$$f(s, r): [\mathbb{R}, \mathbb{R}^+] \rightarrow \mathbb{R},$$

其中， $s$  表示指标取值， $r$  表示距离长度。 $s$  与  $r$  共同决定了一个取值区间  $[s-r, s+r]$ ，而函数值  $f(s, r)$  的含义为：样本中所有取值在  $[s-r, s+r]$  区间内的指标值对应的未来 10 日收益率的均值。

如果我们将择时指标的取值范围按照固定长度切分成完全覆盖又互不重叠的各个小区间，那么我们就得到一个给定样本里所有指标值数据构成的**指标值对应未来期望收益序列**。例如，如果样本里的指标值都是取值在 -3.05 到 3.05 之间，按 0.1 为间隔分成一个个小区间，那么就可以计算形成如下序列：

$$f(-3.0, 0.05), f(-2.9, 0.05), \dots, f(0, 0.05), \dots, f(2.9, 0.05), f(3.0, 0.05)$$

计算该函数序列与各个区间的中点值  $s$  形成的序列之间的相关性，得到的相关系数即可表征该指标在这个样本中对未来 10 日走势的预测能力。为了后文方便引用，我们不妨将该相关系数称为**择时能力系数**。

在拥有择时能力系数作为参数的优化目标后，动态参数模型的构建就摆脱了对净值计算的依赖。我们沿着技术择时模型整体流程的两个步骤：1. 计算指标；2. 将指标与开平仓阈值比较。依次优化相应的参数组：

- **优化参与指标构建的参数。**遍历指标计算涉及的参数取值范围，找到在滚动窗口期内，预测能力最强的指标对应的参数。其流程如下：
  1. 对每一组参数下（在本例中，有两个参数，分别是运用回归计算  $\beta$  的样本长度，与对  $\beta$  作标准化的窗口长度）计算出的择时指标，计算其指标取值与其对应的 10 天后预期收益率的择时能力系数。
  2. 为了增加选取的参数的稳定性，对每一组参数，我们计算其邻域内所有参数对应择时能力系数的均值，作为择时指标在该组参数下的预测能力。
  3. 选取最大预测能力所对应的参数组作为计算择时指标的参数。以该组参数计算的择时指标记为“**滚动最优指标**”。
- **优化决定持仓观点的参数。**针对“滚动最优指标”，选择在滚动窗口期内，最合适的开平仓阈值，该部分的实现比确定“滚动最优指标”稍显复杂，其实现思路如下：

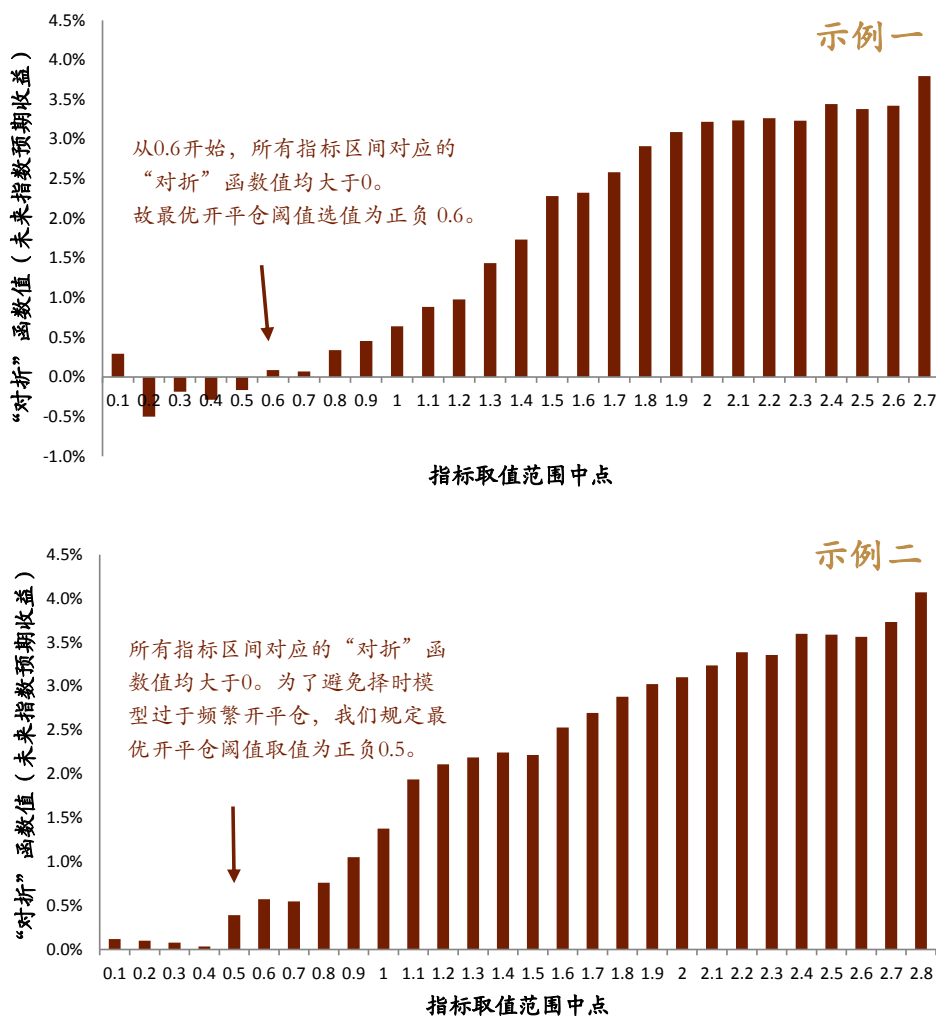
1. 为了减少模型复杂度与过拟合概率，开平仓阈值仅需一个参数对称设置（例如开仓看多阈值是1倍标准差，那平仓或反向空仓的阈值就是-1倍标准差）。
2. 考虑“滚动最优指标”的指标值对应未来期望收益序列。若指标有效，我们预期能见到如下现象：当指标值大于0时，其未来10日预期收益也大于0，且有着随指标值变大而一同变高的趋势。同时，当指标值小于0时，其未来10日预期收益也小于0，且有着随指标值变小而一同变低的趋势。
3. 为了能同时综合考虑到指标在正数时的正向预测能力与指标为负时的负向预测能力。我们针对区间未来收益率函数  $f$  进行一些变形，构造其“对折”函数  $h$ ：对于任意  $s>0$  与  $r>0$ ，我们有

$$g(s, r) = (f(s, r) - f(-s, r)) / 2,$$

$$\text{以及 } h(s) = \sum_{s_i < s} g(s_i, r) / n, i \in \{1, 2, \dots, n\}$$

4. 将滚动样本里的指标值按0.1为间隔分成一个个相互独立的小区间，并依次计算每个指标节点对应的“对折”函数  $h$  的值，形成“对折”取值序列。我们找到最小的节点  $x$ ，使得对于所有大于  $x$  的节点  $s$ ，其“对折”函数  $h(s)$  的值都大于0。我们取这样的节点  $x$  作为滚动样本本期开平仓阈值的最优参数。进一步，为了避免择时信号过于频繁的变动，我们规定开平仓阈值最小不能低于正负0.5倍标准差，因此最终开平仓阈值的最优参数为： $\max(x, 0.5)$ 。

图表 23：从“对折”函数中挑选最优交易阈值参数 示例



资料来源：中金公司研究部

## 通过动态模型确认择时指标的真实择时能力与适合的标的场景

运用上述动态参数模型，回撤 QRS 择时模型在沪深 300 上的净值效果，从而估计 QRS 指标择时的过拟合程度与外推能力。动态参数择时模型的流程分两步：

1. 在每个年末，用滚动过去固定长度的一段历史时期作为样本，运用动态参数模型选取最优参数组；
2. 在接下来的一年里，用上年末确定的最优参数组作为参数，计算相应 QRS 指标并相应确定择时信号。

图表 24：动态参数模型测试设置

设置项	设置值
净值计算区间	2012/1/1-2020/12/11
数据标的	沪深300指数
动态参数调整频率	1年
样本滚动窗口	n年（n可取2、3、4、5）

资料来源：中金公司研究部

通过比较不同滚动窗口下动态参数模型的净值统计，可以得出以下结论：

- **QRS 择时模型对沪深 300 的确拥有较好的择时能力。**无论用来设置动态参数的滚动窗口是长是短，最终净值的收益率、夏普比率、最大回撤相比同期沪深 300 指数，都有明显优势。
- **QRS 择时模型未来择时表现（外推性）可能弱于当前回测展现出的效果。**从动态参数模型的结果可以看出，所有滚动窗口下，动态模型净值的表现均弱于当前固定参数下的 QRS 择时模型。随着滚动窗口宽度不断增大，确定动态参数的样本更为稳定，参考意义更大一些。在滚动 4 年窗口及滚动 5 年窗口的动态模型中，模型净值的年化收益与夏普比率逐渐稳定在 15% 与 1.0 左右。我们认为该数据更为接近 QRS 指标在沪深 300 上的真实择时能力。

图表 25：QRS 择时模型在动态参数下的择时效果统计

	滚动 2 年 动态模型	滚动 3 年 动态模型	滚动 4 年 动态模型	滚动 5 年 动态模型	QRS 择时	沪深 300
年化收益	12.20%	11.10%	15.00%	14.90%	17.60%	8.70%
夏普比率	0.9	0.78	1.04	1.03	1.19	0.49
最大回撤	29.20%	18.50%	14.60%	19.10%	13.90%	46.70%
开仓胜率	65.50%	59.40%	65.50%	70.00%	62.50%	N/A
平均盈亏比	1.9	2.48	3.63	2.32	4.52	N/A

资料来源：万得资讯，中金公司研究部；注：全样本净值区间为 2012/1-2020/12

在确认 QRS 指标在沪深 300 指数上的择时能力后，我们将目光投向下一个业界择时研究领域的关注点。普遍上，我们说一个技术指标如果能有效实现一个底层普适择时逻辑，那么把它应用在各个不同的资产或标的上，都应该呈现出或多或少的有效性。

不同标的或指数的特征存在一定差异，例如投资者结构、成分股投资逻辑特征不同等。因此择时指标可能在有些特征匹配的指数上择时效果更强，而在另一些指数上的效果稍弱一些。

在多个不同指数上采用动态模型测试择时指标，有助于我们验证指标的择时逻辑普适性，同时对该指标在那些标的场景下更为适用，也给出了一定指导。我们分别在主流宽基指数：上证 50、沪深 300、中证 500、上证综指，分别采用动态模型进行测试。这里没有

放入创业板指及科创板指数, 原因在于动态模型对于测试样本的长度有一定要求, 创业板指自 2010 年, 科创板指数自 2019 年才有编织, 故数据量上难以满足运用动态模型进行稳定测试。

多指数动态模型测试结果显示, QRS 指标各个主流宽基指数上均有明显的择时效果, 验证了择时底层逻辑的普适通用性。测试统计数据主要体现出以下特征:

- ▶ 滚动窗宽较长的动态模型 (4 年、5 年) 效果普遍好于滚动窗宽较短的动态模型 (2 年、3 年)。从稳定性角度来说窗宽较长的动态模型数据对 QRS 指标在各个指数上的真实择时能力有更真实的反映。
- ▶ QRS 指标的有效性在不同指数间存在差异。整体上沪深 300 上择时能力最强, 上证 50 与上证综指上择时能力也不错, 超额收益与回撤控制上都有显著效果; 相比之下中证 500 上择时能力相对稍弱。

图表 26: QRS 指标在各指数上均展现择时能力

指数标的	统计项	指数基准	混动 2 年 动态模型	混动 3 年 动态模型	混动 4 年 动态模型	混动 5 年 动态模型
上证 50	年化收益	8.80%	10.40%	10.30%	14.50%	12.10%
	夏普比率	0.48	0.75	0.71	1.01	0.85
	最大回撤	44.70%	20.10%	22.30%	17.20%	18.40%
	开仓胜率		60.60%	58.30%	70.40%	56.70%
	平均盈亏比		2.43	2.9	4.65	4.83
沪深 300	年化收益	8.70%	12.20%	11.10%	15.00%	14.90%
	夏普比率	0.49	0.9	0.78	1.04	1.03
	最大回撤	46.70%	29.20%	18.50%	14.60%	19.10%
	开仓胜率		65.50%	59.40%	65.50%	70.00%
	平均盈亏比		1.9	2.48	3.63	2.32
中证 500	年化收益	7.60%	8.50%	8.30%	12.70%	9.20%
	夏普比率	0.43	0.51	0.5	0.67	0.54
	最大回撤	65.20%	49.60%	48.80%	47.50%	46.40%
	开仓胜率		50.00%	50.00%	60.70%	48.30%
	平均盈亏比		3.28	2.51	2.77	2.87
上证综指	年化收益	4.90%	7.60%	8.40%	10.40%	11.10%
	夏普比率	0.34	0.68	0.66	0.75	0.82
	最大回撤	52.30%	14.60%	20.30%	20.30%	20.60%
	开仓胜率		65.40%	54.80%	67.60%	69.40%
	平均盈亏比		2.53	2.84	1.87	1.58

资料来源: 万得资讯, 中金公司研究部; 注: 全样本净值区间为 2012/1-2020/12



## 总结

本篇报告从金融工程与量化的角度, 探讨技术择时指标的开发范式。

### ► 寻找适合量化实现的择时逻辑

绝大部分传统技术指标仅在特定的市场场景有效, 主动投资者基于经验先判断场景, 再选择是否利用指标。量化模型较难对市场切换迅速反应。不依托于市场行情假设的择时逻辑, 更加适合量化实现。

### ► 构造代理指标, 实现择时逻辑

通过寻找合适的代理指标与算法模型, 形成对择时逻辑的初步实现。测试初步指标对市场未来收益的预测能力, 并以此构造相应择时模型。以择时净值与统计数据判断模型的择时效果。

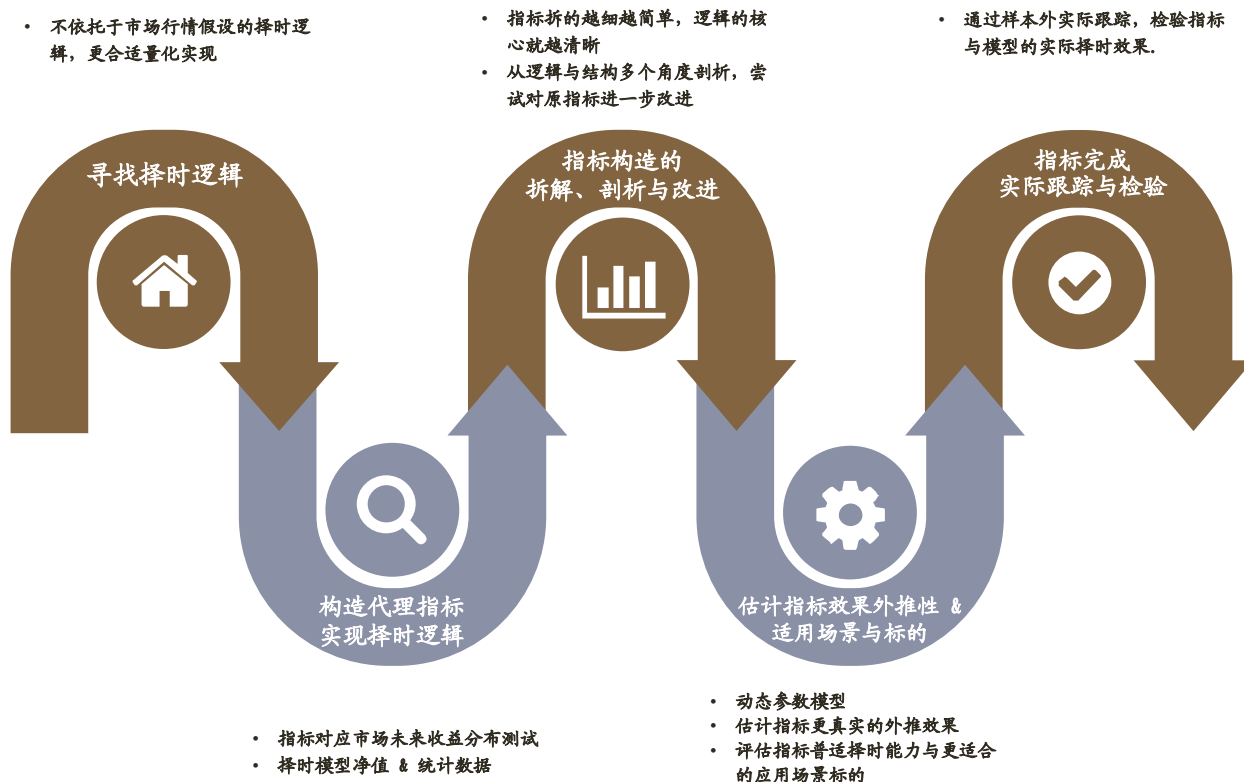
### ► 指标构造的拆解、剖析与改进

站在模型构造的角度, 将指标拆的越细越简单, 逻辑的核心就越清晰。将指标拆解后, 从逻辑与结构多个角度剖析, 尝试对原指标进一步改进。

### ► 估计指标效果外推性 & 适用场景与标的

构造动态参数模型, 估计指标更真实的择时能力与外推效果。基于动态参数模型测试不同择时标的下指标的择时效果, 评估指标是否拥有普适的择时能力, 并判断其更适合应用的标的场景。

图表 27: 金融工程视角下的技术择时指标开发



资料来源: 中金公司研究部

同时, 本文基于该范式, 构造了 QRS 技术指标及相应的择时模型。该指标在沪深 300 上择时效果优秀, 在 2007-2020 年间, 择时净值年化收益 16.1%, 夏普比率 0.96, 开仓胜率超 6 成。同期沪深 300 指数年化收益 0.7%, 夏普比率 0.16。通过在多个主流宽基指数测试, 亦进一步验证了该择时指标底层逻辑的普适性与有效性。

---

## 风险提示

本篇报告中的测试结果均基于模型与历史数据。历史数据存在不被重复验证的可能，模型存在过拟合的风险，在市场有投资者结构或投资行为模式大幅变化的情况模型亦有可能失效。本报告不对模型样本外的择时收益表现作任何保证。

---

## 法律声明

---

### 一般声明

本报告由中国国际金融股份有限公司（已具备中国证监会批复的证券投资咨询业务资格）制作。本报告中的信息均来源于我们认为可靠的已公开资料，但中国国际金融股份有限公司及其关联机构（以下统称“中金公司”）对这些信息的准确性及完整性不作任何保证。本报告中的信息、意见等均仅供投资者参考之用，不构成对买卖任何证券或其他金融工具的出价或征价或提供任何投资决策建议的服务。该等信息、意见并未考虑到获取本报告人员的具体投资目的、财务状况以及特定需求，在任何时候均不构成对任何人的个人推荐或投资操作性建议。投资者应当对本报告中的信息和意见进行独立评估，自主审慎做出决策并自行承担风险。投资者在依据本报告涉及的内容进行任何决策前，应同时考量各自的投资目的、财务状况和特定需求，并就相关决策咨询专业顾问的意见对依据或者使用本报告所造成的一切后果，中金公司及/或其关联人员均不承担任何责任。

本报告所载的意见、评估及预测仅为本报告出具日的观点和判断，相关证券或金融工具的价格、价值及收益亦可能会波动。该等意见、评估及预测无需通知即可随时更改。在不同时期，中金公司可能会发出与本报告所载意见、评估及预测不一致的研究报告。

本报告署名分析师可能会不时与中金公司的客户、销售交易人员、其他业务人员或在本报告中针对可能对本报告所涉及的标的证券或其他金融工具的市场价格产生短期影响的催化剂或事件进行交易策略的讨论。这种短期影响的分析可能与分析师已发布的关于相关证券或其他金融工具的目标价、评级、估值、预测等观点相反或不一致，相关的交易策略不同于且也不影响分析师关于其所研究标的证券或其他金融工具的基本面评级或评分。

中金公司的销售人员、交易人员以及其他专业人士可能会依据不同假设和标准、采用不同的分析方法而口头或书面发表与本报告意见及建议不一致的市场评论和/或交易观点。中金公司没有将此意见及建议向报告所有接收者进行更新的义务。中金公司的资产管理部门、自营部门以及其他投资业务部门可能独立做出与本报告中的意见不一致的投资决策。

除非另行说明，本报告中所引用的关于业绩的数据代表过往表现。过往的业绩表现亦不应作为日后回报的预示。我们不承诺也不保证，任何所预示的回报会得以实现。分析中所做的预测可能是基于相应的假设。任何假设的变化可能会显著地影响所预测的回报。

本报告提供给某接收人是基于该接收人被认为有能力独立评估投资风险并就投资决策能行使独立判断。投资的独立判断是指，投资决策是投资者自身基于对潜在投资的目标、需求、机会、风险、市场因素及其他投资考虑而独立做出的。

本报告由受香港证券和期货委员会监管的中国国际金融香港证券有限公司（“中金香港”）于香港提供。香港的投资者若有任何关于中金公司研究报告的问题请直接联系中金香港的销售交易代表。本报告作者所持香港证监会牌照的牌照编号已披露在报告首页的作者姓名旁。

本报告由受新加坡金融管理局监管的中国国际金融（新加坡）有限公司（“中金新加坡”）于新加坡向符合新加坡《证券期货法》定义下的认可投资者及/或机构投资者提供。提供本报告于此类投资者，有关财务顾问将无需根据新加坡之《财务顾问法》第 36 条就任何利益及/或其代表就任何证券利益进行披露。有关本报告之任何查询，在新加坡获得本报告的人员可联系中金新加坡销售交易代表。

本报告由受金融服务监管局监管的中国国际金融（英国）有限公司（“中金英国”）于英国提供。本报告有关的投资和服务仅向符合《2000 年金融服务和市场法 2005 年（金融推介）令》第 19（5）条、38 条、47 条以及 49 条规定的人士提供。本报告并未打算提供给零售客户使用。在其他欧洲经济区国家，本报告向被其本国认定为专业投资者（或相当性质）的人士提供。

本报告将依据其他国家或地区的法律法规和监管要求于该国家或地区提供。

**特别声明**

在法律许可的情况下，中金公司可能与本报告中提及公司正在建立或争取建立业务关系或服务关系。因此，投资者应当考虑到中金公司及/或其相关人员可能存在影响本报告观点客观性的潜在利益冲突。

与本报告所含具体公司相关的披露信息请访 <https://research.cicc.com/footer/disclosures>，亦可参见近期已发布的关于该等公司的具体研究报告。

**中金研究基本评级体系说明：**

分析师采用相对评级体系，股票评级分为跑赢行业、中性、跑输行业（定义见下文）。

除了股票评级外，中金公司对覆盖行业的未来市场表现提供行业评级观点，行业评级分为超配、标配、低配（定义见下文）。

我们在此提醒您，中金公司对研究覆盖的股票不提供买入、卖出评级。跑赢行业、跑输行业不等同于买入、卖出。投资者应仔细阅读中金公司研究报告中的所有评级定义。请投资者仔细阅读研究报告全文，以获取比较完整的观点与信息，不应仅仅依靠评级来推断结论。在任何情形下，评级（或研究观点）都不应被视为或作为投资建议。投资者买卖证券或其他金融产品的决定应基于自身实际具体情况（比如当前的持仓结构）及其他需要考虑的因素。

**股票评级定义：**

- 跑赢行业（OUTPERFORM）：未来 6~12 个月，分析师预计个股表现超过同期其所属的中金行业指数；
- 中性（NEUTRAL）：未来 6~12 个月，分析师预计个股表现与同期其所属的中金行业指数相比持平；
- 跑输行业（UNDERPERFORM）：未来 6~12 个月，分析师预计个股表现不及同期其所属的中金行业指数。

**行业评级定义：**

- 超配（OVERWEIGHT）：未来 6~12 个月，分析师预计某行业会跑赢大盘 10%以上；
- 标配（EQUAL-WEIGHT）：未来 6~12 个月，分析师预计某行业表现与大盘的关系在-10%与 10%之间；
- 低配（UNDERWEIGHT）：未来 6~12 个月，分析师预计某行业会跑输大盘 10%以上。

研究报告评级分布可从<https://research.cicc.com/footer/disclosures> 获悉。

本报告的版权仅为中金公司所有，未经书面许可任何机构和个人不得以任何形式转发、翻版、复制、刊登、发表或引用。

V190624  
编辑：赵静

## 中国国际金融股份有限公司

中国北京建国门外大街1号国贸写字楼2座28层 | 邮编: 100004

电话: (+86-10) 6505 1166

传真: (+86-10) 6505 1156

### 美国

**CICC US Securities, Inc**

32<sup>th</sup> Floor, 280 Park Avenue

New York, NY 10017, USA

Tel: (+1-646) 7948 800

Fax: (+1-646) 7948 801

### 英国

**China International Capital Corporation (UK) Limited**

25<sup>th</sup> Floor, 125 Old Broad Street

London EC2N 1AR, United Kingdom

Tel: (+44-20) 7367 5718

Fax: (+44-20) 7367 5719

### 新加坡

**China International Capital Corporation (Singapore) Pte. Limited**

6 Battery Road, #33-01

Singapore 049909

Tel: (+65) 6572 1999

Fax: (+65) 6327 1278

### 香港

**中国国际金融（香港）有限公司**

香港中环港景街1号

国际金融中心第一期29楼

电话: (852) 2872-2000

传真: (852) 2872-2100

### 上海

**中国国际金融股份有限公司上海分公司**

上海市浦东新区陆家嘴环路1233号

汇亚大厦32层

邮编: 200120

电话: (86-21) 5879-6226

传真: (86-21) 5888-8976

### 深圳

**中国国际金融股份有限公司深圳分公司**

深圳市福田区益田路5033号

平安金融中心72层

邮编: 518048

电话: (86-755) 8319-5000

传真: (86-755) 8319-9229

