

2017 年 2 月 21 日

证券研究报告—金融工程

利用量化择时，优化大类资产配置

——金融工程专题

分析师：张青

执业证书编号 S0890516100001

电话：021-20321154

邮箱：ZhangQing@cnhbstock.com

销售服务电话：

021-20321304

相关研究报告

◎投资要点：

FOF 投资本质是一个自上而下的动态资产配置过程，大类资产配置是不可或缺的重要部分，其中 BL 模型及风险平价模型被投资界广泛使用。但传统资产配置模型会大量配置于波动较小的债券资产，虽然资产组合的回撤较小，但收益率也偏低，无法满足不同风险偏好投资者的配置需求。我们考虑引入 A 股量化择时系统，通过择时判断对传统资产配置模型进行优化。

- ◆ 我们基于基本面与情绪面指标构建了一个 A 股综合量化择时模型。该模型的中长线择时特征较为显著，换手率较低，2006 年 4 月~2016 年 12 月期间，模型仅交易了 7 次，累计收益率 976%，且择时系统的样本外稳定性与持续性较好，具有良好的趋势跟踪特性。
- ◆ 基于量化择时，我们尝试对传统 Black-Litterman 资产配置模型进行优化，主要思路为当择时系统看多某类资产时，则运用历史滚动时间区间内上涨时的平均收益作为预期收益观点，看空某类资产时，则利用下跌时的平均收益作为预期收益观点。我们对 A 股采用基本面与情绪面综合择时系统，其他资产如境内债券、QDII、黄金则采用一个简单的高低点突破择时系统。历史回测看，加入择时系统后的 BL 模型收益率有明显提升。2008 年 6 月~2016 年 12 月，基于境内股债资产配置的 BL 模型累计收益率 110.55%的收益，远高于各类基础资产回报，且较无择时优化的基准组合收益增长近 1 倍，模型最大回撤-8.09%，远低于股票资产的回撤幅度。基于 A 股、债券、QDII 以及黄金的优化 BL 模型配置效果也较显著，回测期间累计收益率 88.94%，跑赢所有基础资产，并较无择时优化的基准组合收益提升了约 80%，模型最大回撤-6.70%，风险控制较好。
- ◆ 基于量化择时，我们还尝试对风险平价模型进行优化。主要思路为根据 A 股量化择时信号，引入风险调整系统，改变各类资产风险贡献相等的约束，以提高 A 股资产配置比例。经回测，该交易系统无论在样本内还是样本外均表现良好。2014~2016 的样本外测试期间，基于平均最大回撤 5%及 10%两档目标风险值选择风险调整参数，当择时风险平价模型配置于 A 股与债券两个资产时，分别录得 11.97%、18.85%的年化收益率，好于传统风险平价模型 9.26%的收益水平；当配置于 A 股、债券、QDII、黄金等多资产时，分别录得 10.36%、18.79%的收益水平，也好于同期 8.20%的传统风险平价模型收益。

风险提示：本报告所载的任何建议、意见及推测仅反映本公司于本报告发布当日的判断。

正文目录

1. 权益资产量化择时模型构建：基于基本面与情绪面的多维度指标.....	3
1.1 基本面量化择时模型构建	3
1.2 情绪面量化择时模型构建	5
1.3 基本面与情绪面的综合量化择时模型	6
2. 基于 A 股择时的 Black-Litterman 资产配置模型	7
2.1 BL 模型的优化思路.....	7
2.2 基于优化 BL 模型的股债混合资产配置	8
2.3 基于优化 BL 模型的多资产配置	10
3. 基于 A 股择时的风险平价模型	11
3.1 风险平价模型的优化思路.....	11
3.2 择时风险平价模型在股债混合配置上的应用	13
3.3 择时风险平价模型在多资产配置上的应用	14

图表目录

图 1：基本面量化择时模型历史净值	5
图 2：情绪面量化择时模型历史净值	6
图 3：综合量化择时模型历史净值	6
图 4：BL 模型股债混合配置历史收益对比分析	9
图 5：BL 模型多资产配置收益对比分析	11
图 6：传统风险平价模型下股债混合策略回测	12
图 7：传统风险平价模型下多资产策略回测	12
图 8：择时风险平价模型全样本期间累计净值走势	14
图 9：择时风险平价多资产配置模型历史净值	15

表 1：部分基本面指标择时效果检验	4
表 2：基本面择时指标历史回测结果	4
表 3：部分情绪面指标择时效果检验	5
表 4：情绪面择时指标历史回测结果	5
表 5：综合择时指标历史回测结果	6
表 6：优化 BL 模型股债混合资产配置样本内回测	8
表 7：优化 BL 模型股债混合资产配置样本外回测	9
表 8：BL 模型股债混合配置收益对比	9
表 9：BL 模型股债混合配置历年收益情况	10
表 10：全球资产收益情况	10
表 11：BL 模型多资产配置收益对比分析	10
表 12：BL 模型多资产配置历年收益情况	11
表 13：择时风险平价股债混合模型样本内测试	13
表 14：择时风险平价股债混合模型样本外测试	13
表 15：择时风险平价多资产配置模型样本内测试	14
表 16：择时风险平价多资产配置模型样本外测试	14

FOF 投资本质是一个自上而下的动态资产配置过程，大类资产配置成为其中不可或缺的重要部分，基本决定着投资组合的收益与风险状况。风险平价以及 BL 模型是海外较为经典的大类资产配置模型，被投资界广泛使用。BL 模型的核心是融入了对各类资产的主观观点，实现了主观观点与历史收益的相结合。主观观点的生成，实际蕴含着对各类资产的择时判断，当预期某类资产表现较好时，通过设定较高的主观收益实现该类资产配置权重的提升，反之则降低权重。传统风险平价模型致力于各类资产的风险贡献相等，但运用至中国市场时，由于 A 股的历史波动较大，导致大量资产会配置于债券端，虽然组合的风险及回撤控制较好，但收益率也相应较低，无法满足不同风险偏好投资者的差异化需求。为优化风险平价模型，一个可行思路即为当预期权益类风险资产可能录得较好收益时，放宽权益资产与其他资产风险贡献相等的约束，由此加大权益类资产的配置权重，这实际上也涉及到了对资产的择时判断。可见，无论是 BL 模型还是风险平价模型，均可以通过加入择时判断来提升组合投资的潜在收益率，这即为经典资产配置模型的再优化。本报告拟对此进行探讨。（感谢余景辉同学、李亭函同学对本报告的贡献）

1. 权益资产量化择时模型构建：基于基本面与情绪面的多维度指标

资产择时是投资实践与研究中一个经久不衰的话题，择时模型与方法也是五花八门，层出不穷，但无外乎于基本面、情绪面与技术面三大类别。基本面是资产价格波动的基础，基于基本面的择时模型具有长期表现持续稳定的优良特征，但基本面数据的披露相对滞后，且短期行情波动往往又会偏离基本面，这是基本面择时模型的主要缺陷。相反，情绪面与技术面指标的披露较为及时，且对短期行情的影响较大。鉴于此，我们考虑采用多维度指标构建量化择时模型，由于技术面指标与情绪面指标多有重叠，且从择时效果上看基本相仿，故本报告重点考察基本面指标与情绪面指标的择时功效。此外，虽然从大类配置角度看，FOF 组合可投资的高风险资产不止 A 股一种，但从对资产的熟悉度及市场容量角度考虑，A 股资产仍是高风险资产配置的首选，因而本报告重点对 A 股量化择时进行研究。

1.1 基本面量化择时模型构建

基本面指标方面，我们选取具有经济含义并从逻辑上会对市场有一定影响力的宏观指标共计 40 个，既涵盖工业增加值、PMI 总指数、采购指数等衡量经济增长的指标，也涵盖 CPI、PPI、人民币汇率等价格指标。

我们首先对上述各指标的择时功效（即指标有效性）进行检验，从而为多维度择时指标的构建奠定基础。指标对市场（用沪深 300 指数代表 A 股市场）走势预测能力的研究，从统计上看实际是对两者的相关性进行检验。我们用 M 代表宏观基本面指标，用 R 代表沪深 300 指数的月度收益率。由于月度宏观指标多于下月中下旬公布，而本择时系统拟于每月月初进行择时，从而宏观指标实际上存在 2 个月的滞后期（对于 PMI 类指标，由于于下月 1 号公布，仅存在 1 个月时滞）。再者，考虑到多数基本面指标具有顺周期特性，方便起见，我们仅统计指标自身运行方向与市场涨跌是否一致（对于那些经济逻辑上是反向关系的基本面指标，统计结果仅需做进一步处理即可，下文我们会专门论述）。我们拟采用三种方法对指标的择时功效进行检验：一是当指标值创 1 个月新高时，则看多市场，反之看空市场，并事后验证预测结果与真实交易结果是否一致，用数学表示即为：当 $M_{t-2} > M_{t-3}$ 且 $R_t > 0$ 时或当 $M_{t-2} < M_{t-3}$ 且 $R_t < 0$ 时，记为预测正确，反之记为预测错误；二是当指标创过去 3 个月新高时，则看多市场，创 3 个月新低时，则看空市场，用数学表示即为：当 $M_{t-2} = \max(M_{t-2}, M_{t-3}, M_{t-4})$ 且 $R_t > 0$ 时或当 $M_{t-2} = \min(M_{t-2}, M_{t-3}, M_{t-4})$ 且 $R_t < 0$ 时，记为预测正确，反之记为预测错误；三是当指标连续 2 个月处于上升态势时，则看多市场，当连续 2 个月处于下跌态势时，则看空市场，用数学表示即为：当 $M_{t-2} > M_{t-3}$ 且 $M_{t-3} > M_{t-4}$ 且 $R_t > 0$ 时或当 $M_{t-2} < M_{t-3}$ 且 $M_{t-3} < M_{t-4}$ 且 $R_t < 0$ 时，记为预测正确，反之记为预测错误。之所以对每个指标都采用三种方法，主要是想借此找到较为有效的预测指标及预测方法。根据上述思路，我们统计了 40 个备选宏观基本面指标的预测次数、预测胜率及胜率 t 统计量的显著度等。

我们将胜率达到 50%以上的各基本面指标筛选出来，记为正向指标；对于那些胜率很低的指标，实际上可以理解成该指标对市场走势具有反向预测能力，我们从中筛选出了正向预测胜率较低，但符合经济逻辑的基本面指标，记为负向指标，将其一并纳入基本面预测指标体系，下表展示了部分基本面回测指标的检验结果。

表 1：部分基本面指标择时效果检验

	指标	胜率	发出信号次数	发出信号次数占比	t 值	方法
正向指标	M1	57.14%	63	49.61%	1.25	third
	PMI	55.04%	129	100.00%	1.05	first
	产量发电量累计同比	56.94%	72	57.60%	1.18	third
	出口金额累计同比	60.56%	71	55.91%	1.79	third
	工业增加值当月同比	53.91%	128	100.00%	0.36	first
	消费者信心指数	52.13%	94	74.02%	0.84	second
	金融机构各项贷款余额同比	59.41%	101	79.53%	2.27	second
负向指标	PPI	40.71%	113	88.98%	-2.98	second
	SHIBOR2 周	39.29%	84	70.59%	-1.68	second
	即期汇率	41.98%	81	63.28%	-1.10	third

资料来源：Wind 资讯，华宝证券研究创新部

最终我们筛选了 21 个基本面指标，用于构建基本面量化择时模型。我们于每月 1 号（等待 PMI 数据出炉）计算各基本面指标的信号值，当发出看多信号时记为 1，发出看空信号时记为-1，无信号发出时记为 0。我们分别统计该期发出看涨信号指标的个数占比及看跌信号指标的个数占比，依次设定阈值为 Threshold-Up、Threshold-Down。当看涨信号指标个数占比大于阈值 Threshold-Up，且看跌信号指标个数占比小于阈值 Threshold-Down 时，则本期看涨市场；当看跌信号指标个数占比小于阈值 Threshold-Up，且看跌信号指标个数占比大于阈值 Threshold-Down 时，则本期看空市场；其他情况则看平市场，并将上期择时观点值赋于本期。

按照上述方法，本择时系统有 2 个关键参数需要确定，即阈值 Threshold-Up 与 Threshold-Down，我们采用循环遍历的方法在样本内进行搜索，并进行样本外检验。样本内区间设定为 2006 年 4 月~2013 年 12 月，样本外区间设定为 2014 年 1 月~2016 年 12 月。遍历区间设定为 [0, 0.6]，步长设定为 0.05，搜寻目标分别设定为累计净值及 calmar 比例。从遍历结果来看，Threshold-Up 在区间 0.35~0.45，Threshold-Down 在区间 0.4~0.55 内，无论是策略净值还是 calmar 指标都达到了一个相对稳定状态，并好于其他参数的结果。我们对这两个维度的参数分别取各自区间内的平均值，即 Threshold-Up=0.4，Threshold-Down=0.45。采用上述参数设置，以沪深 300 指数为交易标的，并于每月 PMI 数据公布后的下一个交易日进行换仓，回测结果如下表：

表 2：基本面择时指标历史回测结果

回测区间	累计收益	最大回撤	平均最大回撤	交易次数	sharp	calmar
样本内	543%	28.3%	17.0%	10	1.25	0.96
样本外	34%	21.7%	9.4%	3	0.69	0.47
全样本	758%	28.3%	19.4%	13	1.11	0.78

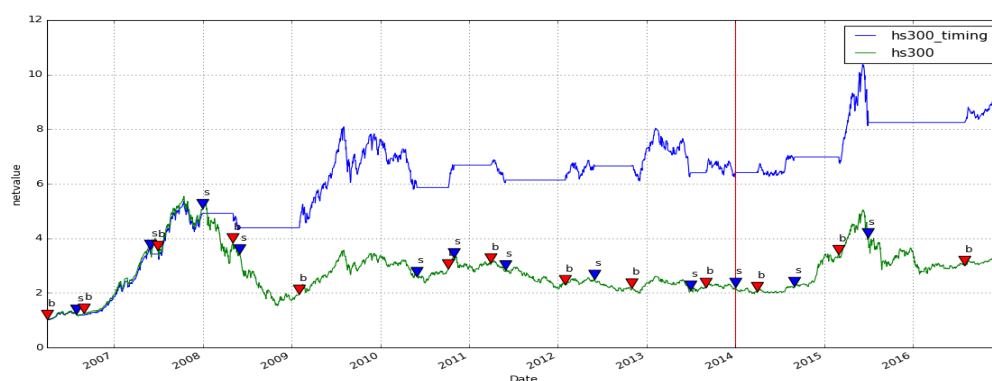
资料来源：华宝证券研究创新部

注：平均最大回撤取回测区间内历次最大回撤排名前 5 的平均值，下同

从历史净值曲线看，2006 年 4 月~2016 年 12 月该策略累计获取 7.58 倍的累计收益，大幅跑赢同期沪深 300 指数，且交易频率不高，10 年期间仅交易了 13 次。策略样本外表

现也尚可，说明参数设定是合理的。

图 1: 基本面量化择时模型历史净值



资料来源：华宝证券研究创新部

注：b 代表买入，s 代表卖出，红线左侧为样本内回测，右侧为样本外回测

1.2 情绪面量化择时模型构建

市场情绪指标方面，我们选取了涵盖 A 股交易量、换手率、融资融券、市场估值等反映投资者情绪的 14 个指标。我们依次对各情绪指标进行有效性检验，方法与上述基本面指标的检验相同，下表展示了部分情绪面指标的检验结果。

表 3: 部分情绪面指标择时效果检验

	指标	胜率	发出信号次数	发出信号次数占比	t 值	方法
正向指标	10 日融资买入/融券卖出	60.76%	79	100.00%	1.95	first
	A 股剔除银行 pb	59.62%	104	81.25%	2.25	second
	hs300-pe-ttm	58.00%	100	78.13%	1.71	second
	大宗交易总成交额	51.11%	45	35.16%	-0.21	third
	日均换手率	55.81%	129	100.00%	1.05	first
	普通封基贴水率	60.00%	85	66.41%	2.08	second
负向指标	趋同指标	42.17%	83	64.84%	-1.42	second
	Vix 指数	43.64%	55	42.97%	-0.61	third

资料来源：华宝证券研究创新部

最终我们筛选了 13 个情绪指标，按照对基本面择时指标的研究思路，搜寻阈值 Threshold-Up、Threshold-Down。从遍历结果看，Threshold-Up 在区间 0.3 ~ 0.5，Threshold-Down 在区间 0.55 ~ 0.65 内，无论是策略净值还是 calmar 指标都达到了一个相对稳定状态，并较其他参数的结果优。我们对这两个维度的参数分别取各自区间内的平均值，即 Threshold-Up=0.4，Threshold-Down=0.6，历史回测结果如下表。

表 4: 情绪面择时指标历史回测结果

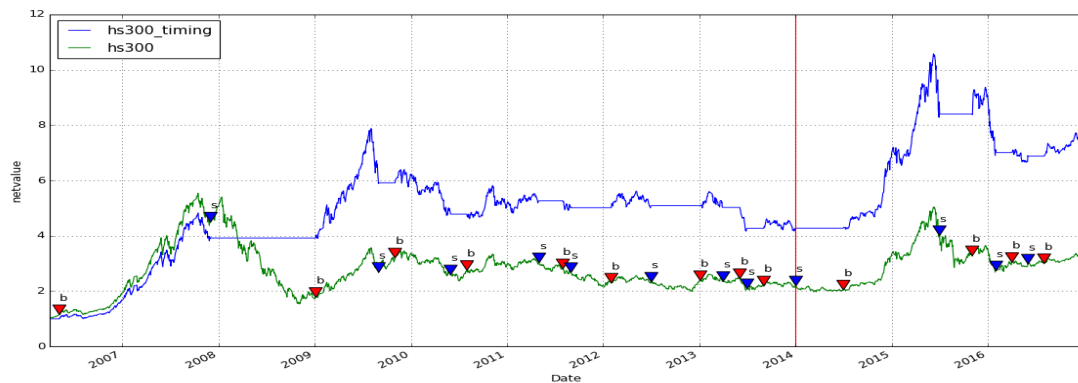
回测区间	累计收益	最大回撤	平均最大回撤	交易次数	sharp	calmar
样本内	329%	47.0%	22.9%	10	0.93	0.44
样本外	67%	37.0%	13.0%	3	0.88	0.50
全样本	617%	47.0%	27.5%	13	0.92	0.43

资料来源：华宝证券研究创新部

从历史净值看，2006 年 4 月 ~ 2016 年 12 月该策略累计获取 6.17 倍的累计收益，大幅

跑赢同期沪深 300 指数，同时交易频率较低，且策略在样本外表现较好，大幅跑赢同期沪深 300 指数 42% 的累计收益，说明参数设定是合理的，模型有效。

图 2：情绪面量化择时模型历史净值



资料来源：华宝证券研究创新部

注：b 代表买入，s 代表卖出，红线左侧为样本内，右侧为样本外，下同

1.3 基本面与情绪面的综合量化择时模型

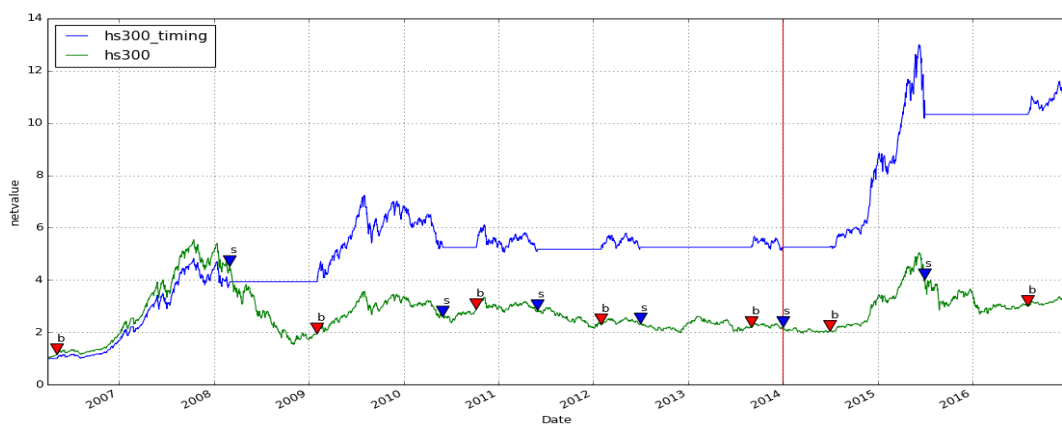
上述择时系统虽然整体表现尚可，但都存在 2011 年~2014 年市场震荡下行期间开仓略显频繁，连续止损出局的问题，我们考虑将两个择时系统进行融合。具体思路为，仅当基本面与情绪面同时发出买入信号时，才开仓进场；当同时发出卖出信号时，才平仓离场。融合后的择时模型显著减少了震荡势的交易次数，全样本期间仅交易了 7 次，累计收益率提升至 9.76 倍，其中样本外收益率提升 104%，交易绩效大幅提升。

表 5：综合择时指标历史回测结果

回测区间	累计收益	最大回撤	平均最大回撤	交易次数	sharp	calmar
样本内	428%	30.0%	20.0%	5	1.05	0.80
样本外	104%	21.7%	10.0%	2	1.51	1.24
全样本	976%	30.0%	21.5%	7	1.15	0.82

资料来源：华宝证券研究创新部

图 3：综合量化择时模型历史净值



资料来源：华宝证券研究创新部

从历史净值看，综合基本面与情绪面指标后的择时模型，中长线择时特征较为显著，模型换手较低，具有良好的趋势跟踪特性。不过，该模型的历史最大回撤在 30% 左右，风险控制能力还有待提升，后续我们会考虑不断挖掘其他一些择时功效更明显的指标，以进一步优化系统。

2. 基于 A 股择时的 Black-Litterman 资产配置模型

Black-Litterman (BL) 模型由 Fisher Black & Robert Litterman 于 1992 年提出，是对传统马科维茨均值-方差模型的优化。该模型的优点在于通过贝叶斯分析方法，将投资者对大类资产的主观收益观点与资产的市场均衡收益进行加权平均，实现了先验信息与历史信息的结合。BL 模型被海内外投资机构广泛运用于资产配置领域，在 FOF 策略构建中具有举足轻重的地位。

2.1 BL 模型的优化思路

BL 模型本质是一个优化求解问题，模型设定基本如下：

$$\max w^T E[R_{BL}] - \frac{\lambda}{2} w^T \Sigma_{BL} w$$

$$st: w_i \geq 0, \Sigma w_i = 1, i = 1, 2, \dots, k$$

其中：

$$E[R_{BL}] = [(\tau \Sigma)^{-1} + P^T \Omega P]^{-1} [(\tau \Sigma)^{-1} \Pi + P^T \Omega^{-1} Q]$$

$$\Sigma_{BL} = \Sigma + [(\tau \Sigma)^{-1} + P^T \Omega^{-1} P]^{-1}$$

$E[R_{BL}]$ 表示加入投资者观点后的期望收益率， Σ_{BL} 表示修正后的协方差矩阵

λ 为风险厌恶系数，平衡目标函数风险和收益，本报告中设定为 3； Σ 为风险资产的历史协方差矩阵，本报告中基于过去 6 个月历史数据进行计算； Π 代表市场的均衡收益，为资产的均衡权重乘以超额收益（相较于无风险收益）， P 为观点矩阵，本报告中采用绝对观点； Q 为不同观点形成的预期收益矩阵； Ω 为观点误差矩阵，假设 k 种观点之间相互独立，那么 Ω 是一个对角阵

$$\Omega = \begin{pmatrix} \omega_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \omega_k \end{pmatrix}$$

$$Q + e^Q \sim N(Q, \Omega)$$

一般设定 $\Omega = \text{diag}(\tau P \Sigma P^T)$ ，其中 τ 为平衡参数，设定为 0.50，用于加权主观和客观之间的权重，当 τ 趋近于 0 时，BL 模型在最优条件相同的情况下与马科维茨的资产配置情况相同，当 τ 趋近于正无穷时，资产配置的权重为主观给定的预期收益率矩阵得到的权重。

对于模型的约束条件，一般设定为不允许卖空，即 $w_i \geq 0$ ，且权重之和为 1，即 $\Sigma w_i = 1$ ， $i = 1, 2, \dots, k$ ，此外还可加入额外限制条件限制各资产权重范围。

可见，预期收益矩阵是 BL 模型设定的关键。经典 BL 模型对于预期收益的生成主要基于市场一致预期数据或专家观点，但此类方法存在的一个共性问题，即对于纯主观预期收益，尤其是涉及多资产时较难获取，构建 BL 模型要花费的时间与资金成本较高；再者，完整的历史预期收益数据更难获取（如站在今天的时点，我们很难获取 3~5 年前关于 A 股、债券、商品等各大类资产当时的市场一致预期数据），从而策略历史表现到底如何，很难进行回溯。

我们考虑引入择时模型，通过择时系统生成对各类资产的历史预期收益。具体思路为：利用择时系统生成对各类资产下一期（如月度频率）的走势判断，如果判断为上涨，则将过去 M 月市场上涨月份的平均超额收益作为预期收益，如果判断下跌，则将过去 M 月市场下跌月份的平均超额收益作为预期收益。我们拟引入两套择时系统，择时频率均为月度。

对于 A 股资产，采用前文所介绍的基于基本面与情绪面的综合择时模型；对于其他风险资产，如中国债券、海外权益资产、大宗商品等则采用技术指标择时方法。本文中我们采用 N 月新高新低这一最常用的趋势跟踪交易系统，具体设定为：当标的资产价格创 N 月新高时，则看涨该资产，当标的资产价格创 M/2 月新低时，则看跌该资产，为避免过度优化，对于所有的非 A 股风险资产，N 设定为同一参数。

此外，我们对模型中的均衡收益向量进行优化。对于均衡收益中各类资产的权重，经典模型设定为市值权重，但不同资产的市值计算业内并无公认方法，市值计算实际上具有一定主观倾向性。此外，市值权重在真实投资中也面临一定政策法律约束，如投资美股，按照市值占比计算出的权重较 A 股要高，但受外汇管制，通过 QDII 方式实际可投资的美股资金占比要远小于 A 股。实际上，我们可以将均衡权重看作是大类资产配置初始权重，而 BL 模型的实质即为通过加入主观观点对初始权重进行修正。因此，从实战角度考虑，我们其实可依据一定的经验法则直接设定初始权重，如将高风险资产与低无风险资产的比率设定为 2: 8 或 3: 7 等，这是我们对 BL 模型另一层面的优化。

2.2 基于优化 BL 模型的股债混合资产配置

我们首先将优化后的 BL 模型用于国内股票、债券资产配置，从而构建了一个股债混合型基金组合产品。股票资产选取 Wind 股票型基金指数，债券资产选取 Wind 长期纯债型基金指数，两者的均衡权重设定为 2: 8。此外，由于引入择时系统后，资产配置将会出现股票空仓的情形，此时我们将剩余资金配置于货币资产，选取 Wind 货币型基金指数作为代表。

模型约束条件方面，除要求各类资产权重大于等于零，且各类资产权重之和等于 1 外，我们还额外设定了两个约束条件：一是要求股票资产配置的权重不超过 30%，可理解为当股票资产的涨幅大致达到 50% ($30\%/20\%-1$) 时，及时兑现部分盈利；二是为规避资金过度配置于收益率较低的货币型资产，要求配置于债券资产的最低比例为 40%，可理解为当我们看空债券资产时，减仓幅度为债券初始权重 (80%) 的一半。

本模型共涉及两个参数需要通过循环确定最优值，一是计算资产预期收益的样本滚动区间周期参数，设定为 M；二是债券资产择时系统中需要输入的周期参数，设定为 N。对上述两个参数进行遍历，其中 M 取 [24, 36]，N 取 [2, 8]，步长均设定为 2，回测周期为 2008 年 8 月 ~ 2013 年 12 月。

表 6: 优化 BL 模型股债混合资产配置样本内回测

M 月滚动区间	N 月新高	收益率	最大回撤	Calmar 比例
24	2	38.33%	-8.09%	0.69
24	4	36.73%	-8.09%	0.66
26	2	35.67%	-8.09%	0.64
28	2	35.56%	-8.09%	0.64
26	4	34.10%	-8.09%	0.62
28	4	33.99%	-8.09%	0.62
28	8	33.71%	-8.09%	0.61
24	8	33.57%	-8.09%	0.61
30	2	33.09%	-8.09%	0.60
26	8	32.67%	-8.09%	0.60

资料来源：华宝证券研究创新部

从历史回测的累计收益率及 Calmar 比例来看，不同参数下的累计收益率差异并不十分显著，未发生明显跳跃，说明模型的稳定性较好，其中当 M=24，N=2 时累计收益率最高。我们进一步对上述两个参数值进行样本外测试，测试区间为 2014 年 1 月 ~ 2016 年 12 月，结果如下：

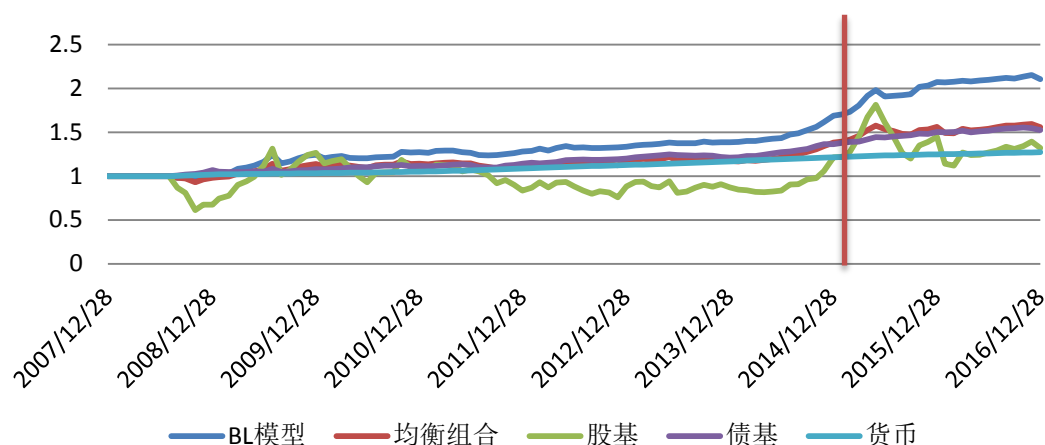
表 7: 优化 BL 模型股债混合资产配置样本外回测

M 月滚动区间	N 月高点	收益率	最大回撤	Calmar 比例
26	2	51.98%	-3.61%	4.15
24	2	51.74%	-3.61%	4.13
26	6	50.99%	-3.61%	4.08
28	2	50.80%	-3.61%	4.07
24	6	50.72%	-3.61%	4.06
26	4	50.12%	-3.61%	4.02
26	8	49.89%	-3.61%	4.00
28	6	49.87%	-3.61%	4.00
24	4	49.85%	-3.61%	4.00
30	2	49.71%	-3.61%	3.99

资料来源: 华宝证券研究创新部

我们发现最优参数 M=24, N=2 在样本外依旧表现较好, 收益率排名仅下降了一个位次, 这进一步说明了该模型的稳定性较好, 对参数不敏感。基于上述两个参数, 我们回测 BL 模型全样本内的历史净值, 并与基础资产及初始权重设定下的资产组合收益进行对比。

图 4: BL 模型股债混合配置历史收益对比分析



资料来源: 华宝证券研究创新部

全样本期间 BL 模型获取 110.55% 的收益, 远高于各类基础资产回报, 且较股债二八初始权重组合收益近乎翻一倍。模型最大回撤也相对可控, 仅 -8.09%, 远低于股基回撤幅度。

表 8: BL 模型股债混合配置收益对比

	BL 模型	均衡组合	股基	债基	货币
收益	110.55%	55.79%	31.80%	52.39%	27.06%
最大回撤	-8.09%	-7.10%	-42.22%	-3.19%	0.00%

资料来源: 华宝证券研究创新部

从历年收益情况看, 无论是样本内还是样本外 BL 模型历年均获取了正收益, 且超过初始组合收益, 模型在熊市时的抗风险能力较好, 在股市牛市时又能较好跟随趋势。

表 9: BL 模型股债混合配置历年收益情况

年份	BL 模型	均衡组合	股基	债基	货币
2008	3.76%	-1.84%	-32.81%	6.71%	1.75%
2009	19.73%	15.64%	88.27%	0.98%	1.43%
2010	2.44%	0.41%	-13.23%	3.51%	1.74%
2011	0.42%	-3.32%	-23.94%	2.35%	3.31%
2012	4.28%	5.54%	5.54%	5.00%	3.73%
2013	3.80%	0.83%	-1.22%	0.94%	3.64%
2014	22.03%	17.84%	39.40%	12.61%	4.12%
2015	22.73%	12.79%	19.26%	10.12%	2.73%
2016	1.63%	-0.04%	-8.92%	1.56%	1.87%

资料来源: 华宝证券研究创新部

2.3 基于优化 BL 模型的多资产配置

我们考虑将优化 BL 模型运用至多资产配置,以进一步检验模型的适应能力及多资产配置效果。标的资产除国内股票、债券及货币外,还拓展至商品及海外权益资产,从而形成跨境、跨市场资产配置模型。其中,境内股票、债券及货币资产标的指数与股债混合模型一致,跨境资产采用 Wind 的 QDII 指数,对于商品资产,由于国内目前可交易的商品类基金多以黄金为标的,一般跟踪现货黄金走势,因而采用黄金现货指数作为标的资产。

我们将标的资产初始权重(即均衡权重)设定为: 10%A 股, 60%债券, 10%QDII, 10%黄金, 10%货币, A 股择时模型依旧采用基本面与情绪面综合择时模型, 国内债券、QDII 及黄金择时均采用 N 月新高突破系统, 并将参数设定为同一值, 生成预期收益的滚动样本周期 M 也设定为同一值。样本内及样本外回测周期均与股债混合配置模型保持一致。约束条件方面:除要求各资产权重大于等于 0,且权重之和为 1 外,还设定债券最低比例为 40%, 风险资产(A 股, QDII 及黄金)最高不超过初始权重的 2 倍, 即 20%。

表 10: 全球资产收益情况

	股基	债基	QDII	黄金	货币
收益	-25.56%	55.13%	0.01%	35.31%	29.34%
最大回撤	-65.50%	-3.19%	-45.55%	-42.58%	0.00%

资料来源: 华宝证券研究创新部

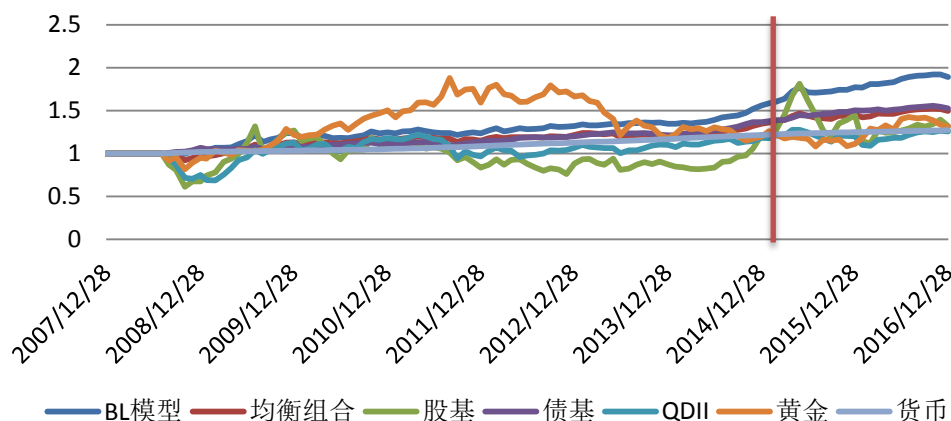
模型涉及 M 与 N 两个参数,经遍历,模型对参数不敏感,当 M=28, N=2 时为最优参数,样本外测试表明参数设定依旧有效,累计收益率仅下降一个位次。采用上述参数设置,我们回测了全样本区间策略的净值表现,并与标的资产及初始权重组合的业绩表现进行对比。

表 11: BL 模型多资产配置收益对比分析

	BL 模型	均衡组合	股基	债基	QDII	黄金	货币
收益	88.94%	49.51%	31.80%	52.39%	25.62%	31.29%	27.06%
最大回撤	-6.70%	-7.89%	-42.22%	-3.19%	-31.61%	-42.58%	0.00%

资料来源: 华宝证券研究创新部

图 5: BL 模型多资产配置收益对比分析



资料来源: 华宝证券研究创新部

从历年收益率看, 优化后 BL 模型除 2011 年收益率小幅下降外, 其余年份均录得正收益。尤其是 2016 年, 在 A 股股票市场全年下行, 债券资产全年整体振荡的不利环境下, 优化 BL 模型由于部分配置了当年表现较为优异的 QDII 及黄金资产, 从而录得了约 7% 的正收益, 这在资产荒的宏观背景下是难能可贵的。

表 12: BL 模型多资产配置历年收益情况

	BL 模型	均衡组合	股基	债基	QDII	黄金	货币
2008	5.27%	-2.54%	-32.81%	6.71%	-25.36%	-5.15%	1.75%
2009	17.41%	15.71%	88.27%	0.98%	50.78%	28.25%	1.43%
2010	0.74%	3.89%	-13.23%	3.51%	4.74%	23.44%	1.74%
2011	-0.89%	-1.96%	-23.94%	2.35%	-18.26%	5.96%	3.31%
2012	6.82%	5.85%	5.54%	5.00%	10.52%	4.60%	3.73%
2013	2.18%	-1.93%	-1.22%	0.94%	3.32%	-29.31%	3.64%
2014	15.78%	12.73%	39.40%	12.61%	7.26%	1.75%	4.12%
2015	13.57%	8.10%	19.26%	10.12%	1.51%	-7.37%	2.73%
2016	6.67%	2.89%	-8.92%	1.56%	4.87%	18.42%	1.87%

资料来源: 华宝证券研究创新部

总之, 加入择时后的 BL 模型可以显著提升策略组合的收益, 且组合本身对模型的优化参数并不是十分敏感, 意味着模型的稳定性较好。后续我们将持续对该模型进行跟踪及改进, 以期将其打造成为我们量化 FOF 策略构建的基础框架性模型。

3. 基于 A 股择时的风险平价模型

风险平价模型是对传统均值方差模型的改进, 旨在通过调整各类资产的权重实现组合中各类资产的风险贡献基本均衡。相较于传统均方差资产配置模型, 风险平价能有效降低组合受某些资产波动的影响, 实现分散化投资。

3.1 风险平价模型的优化思路

传统风险平价模型的数学表达如下:

$$x^* = \operatorname{argmin} f(x)$$

$$\text{st.} \begin{cases} 1^T x = 1 \\ 0 \leq x \leq 1 \end{cases}$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (x_i (\Sigma x)_i - x_j (\Sigma x)_j)^2$$

其中, $(\Sigma x)_i$ 为协方差矩阵与权重向量乘积的第 i 个元素, $x_i (\Sigma x)_i$ 代表第 i 个资产的总风险贡献。当模型取得最优化解时, 各类风险资产的总风险贡献大致相等, 这即为风险平价的思想。

由于债券类资产的波动率较小, 当采用经典风险平价模型时, 往往会导致大量资金配置于债券端, 虽然策略组合的回撤较小, 但收益率并无亮点。我们分别构建了传统风险平价模型下中国股债混合配置策略, 以及涵盖 QDII 及黄金的多资产配置策略, 标的资产与 BL 模型构建中采用的标的保持一致, 约束条件设定为分项资产权重大于等于 0, 且权重之和等于 1。

如下图所示, 虽然传统风险平价模型下策略的净值表现较为稳健, 但无论是股债混合还是多资产配置, 收益率均不高, 2007~2016 年间, 两个策略组合的年化收益率仅为 5.43%, 6.37%, 这一收益率水平仅适用于风险厌恶程度较高的投资者, 模型的适用性大打折扣。

图 6: 传统风险平价模型下股债混合策略回测



资料来源: 华宝证券研究创新部

图 7: 传统风险平价模型下多资产策略回测



资料来源: 华宝证券研究创新部

鉴于此, 我们考虑对传统风险平价模型进行优化, 以提升潜在收益率水平。海外风险平价模型在实践中主要是通过加大低风险资产的杠杆倍数来提升收益的, 但考虑到国内债券投资能实施的杠杆率水平限制, 我们改用其他思路。在传统风险平价模型中, 之所以高风险的权益资产配置比例被大幅降低, 主要是因为权益资产的边际风险贡献远大于债券资产, 从而为达到两类资产的风险总贡献相等的风险平价目的, 势必要低配高风险资产。

$$x_i \cdot \frac{\partial \sigma_p}{\partial x_i} = x_j \cdot \frac{\partial \sigma_p}{\partial x_j} = \gamma, \forall i, j$$

为达到提升权益资产配置权重的目的, 一个可行思路是对上述风险约束条件进行修正。我们引入风险调整系数 r , 修正后的风险约束条件为:

$$x_i \cdot r_i \cdot \frac{\partial \sigma_p}{\partial x_i} = x_j \cdot r_j \cdot \frac{\partial \sigma_p}{\partial x_j} = \gamma, \forall i, j$$

其对应的优化求解目标函数也相应修改为:

$$\operatorname{argmin} f(x) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (r_i x_i (\Sigma x)_i - r_j x_j (\Sigma x)_j)^2$$

由此, 当我们要提升某资产权重时, 仅需调整 r_i 及 r_j 即可, 如设定 $r_i = 1, r_j = 2, \forall j \neq i$, 从而 i 资产可配置的权重, 理论上可拓展至传统风险平价模型下该资产权重的 2 倍, 可见当 r_j/r_i 越大, i 资产可提升的权重空间就越大。

倘若*i*资产的波动较大，提升*i*资产权重也必然意味着策略风险的加大。从投资逻辑上看，仅当预期该资产未来会获取较高收益时才有必要去冒险，这实际上是引入了资产择时的思想，即仅当我们看多某个资产未来表现时，我们才通过修改风险调整系数 *r* 来提升该资产的配置权重，其他情形下仍采用传统风险平价模型计算权重。

3.2 择时风险平价模型在股债混合配置上的应用

我们首先考虑将加入择时系统的风险平价模型应用于 A 股及债券类资产。A 股标的资产以 Wind 股票型基金指数作为代表，债券类资产以 Wind 长期纯债指数作为代表。A 股择时模型采用前文所述的基本面与情绪面综合指标，当看多股票资产时，我们通过调整债券资产的风险系数值（股票资产的风险调整系数设定 1），即通过择时风险平价模型确立股票资产配置比例；当看空股票资产时，采用传统风险平价模型确立股票配置权重。

该策略中仅涉及一个参数需要优化，即债券资产的风险调整系数 *r*，系数值越大，可配置于股票资产的权重就越高。设定样本内回测区间为 2007 年 1 月~2013 年 12 月，样本外回测区间为 2014 年 1 月~2016 年 12 月。从样本内回测结果看，策略组合净值与风险调整系数成正向相关，这主要是伴随风险调整系数的增大，配置于股票端的权重也不断加大，从而提升了组合净值。我们考虑以平均最大回撤作为目标，用于确立最优参数。所谓平均最大回撤，即某资产历史回撤的均值，我们取回撤值最大的 5 个值进行平均，可将其理解为投资者投资于某一资产，在历史上所承受的平均净值回撤幅度，用以表征投资风险，我们选取了平均最大回撤 5%及 10%两档值用于确认风险调整系数，分别为 5 与 40。当风险调整系数为 5 时，样本内回测的累计收益率为 7.91%，当风险调整系数为 40 时，样本内回测的累计收益率达到 15.5%，较传统风险平价模型的收益大幅提升。

表 13: 择时风险平价股债混合模型样本内测试

策略组合	累计收益	年化收益	最大回撤	平均最大回撤	夏普比率
无择时股债混合	50.7%	5.43%	5.46%	3.41	1.99
股债混合-参数 5	80.4%	7.91%	7.19%	4.66%	1.71
股债混合-参数 40	205.4%	15.50%	13.77%	9.83%	1.41

资料来源：华宝证券研究创新部

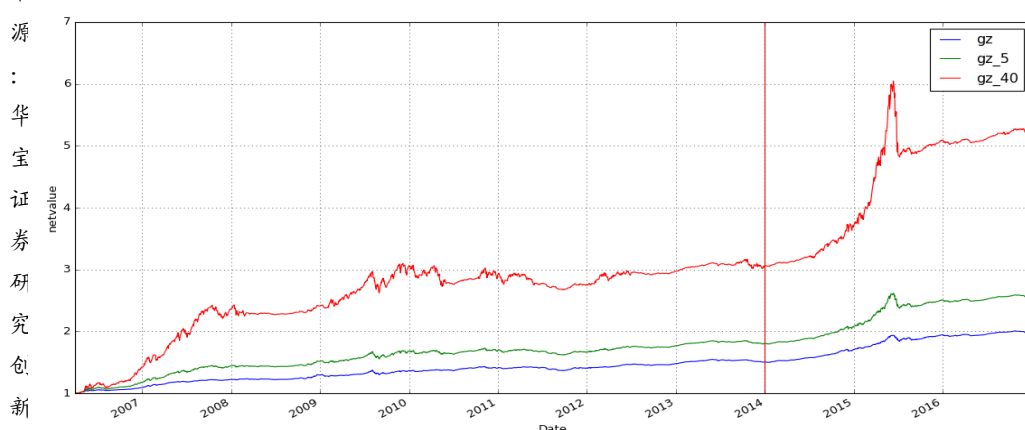
样本外测试看，两个不同风险调整参数下的择时风险平价模型依旧表现不错，当参数为 5 时，录得约 12%的年化收益率，且平均最大回撤较好控制在 5%以内，当参数为 40 时，录得约 19%的年化收益率，且平均最大回撤较好控制在 10%以内。不过我们也发现，这两个模型的夏普比率均较传统风险平价模型有所下降，这主要是受 2015 年下半年 A 股市场异常波动的影响，正所谓鱼和熊掌二者不可兼得，在扩大收益的同时必然要承受相应的风险。

表 14: 择时风险平价股债混合模型样本外测试

策略组合	累计收益	年化收益	最大回撤	平均最大回撤	夏普比率
无择时股债混合	30.42%	9.26%	5.00%	2.40%	3.080
择时股债混合-参数 5	40.36%	11.97%	9.32%	3.11%	2.446
择时股债混合-参数 40	67.88%	18.85%	20.36%	6.65%	1.753

资料来源：华宝证券研究创新部

资料来源：图 8：择时风险平价模型全样本期间累计净值走势



资料来源：华宝证券研究创新部

3.3 择时风险平价模型在多资产配置上的应用

借鉴前文 BL 模型的研究思路，我们也考虑将择时风险平价模型拓展至多资产配置上，以进一步检验模型的效果。除 A 股股票及债券资产外，多资产配置涵盖的资产还包括 QDII 及黄金，分别用 Wind 的 QDII 指数及黄金现货指数代表。

我们依旧在样本内根据策略组合的平均最大回撤 5% 及 10% 确立风险调整参数，经循环遍历，搜寻到参数为 5 及 70。从样本内回测看，当参数为 5 时，风险平价模型录得 8.72% 的年化收益，不仅高于传统风险平价模型的回测结果，还由于仅股债混合的择时风险平价策略组合，说明新资产的加入能有效提升策略的收益风险比，当参数为 10 时，模型的收益率进一步提升，且跑赢仅股债混合的择时风险平价策略组合。

表 15：择时风险平价多资产配置模型样本内测试

策略组合	累计收益	年化收益	最大回撤	平均最大回撤	夏普比率
无择时多资产配置	61.4%	6.37%	4.95%	3.83%	1.87
择时多资产配置-参数 5	91.2%	8.72%	6.55%	4.74%	1.79
择时多资产配置-参数 70	280.0%	18.72%	12.63%	10.13%	1.58

资料来源：华宝证券研究创新部

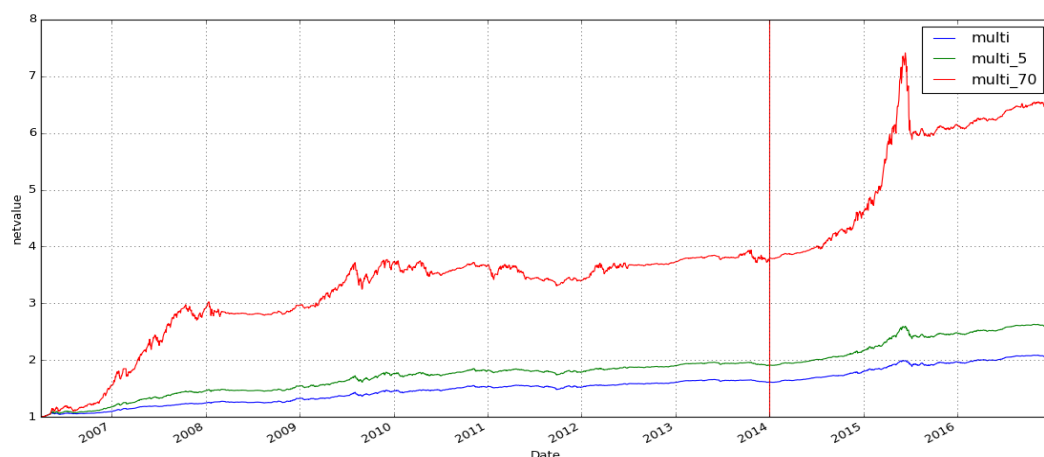
从样本外测试来看，无论是参数为 5 还是参数为 70 的择时多资产风险平价策略组合，均延续了较好回测结果，年化收益率好于无择时的多资产传统风险平价策略组合。

表 16：择时风险平价多资产配置模型样本外测试

策略组合	累计收益	年化收益	最大回撤	平均最大回撤	夏普比率
无择时多资产配置	26.68%	8.20%	5.32%	2.35%	2.49
择时多资产配置-参数 5	34.42%	10.36%	8.47%	3.23%	2.33
择时多资产配置-参数 70	67.63%	18.79%	20.57%	6.73%	1.74

资料来源：华宝证券研究创新部

图 9：择时风险平价多资产配置模型历史净值



资料来源：华宝证券研究创新部

总之，加入择时之后的风险平价模型大大拓展了传统风险平价模型的弹性及适应性，可以满足不同风险偏好投资者的资产配置需求。不过我们发现，当可投资标的拓展至涵盖 QDII 及黄金的多资产时，优化多资产风险平价模型并未较优化股债混合风险平价模型在收益风险比上有提升，如样本外测试中，当风险调整参数设置为 5 时，优化股债混合择时风险平价模型的年化收益率为 11.97%，平均最大回撤为 3.11%，而优化多资产风险平价模型的年化收益率为 10.36%，平均最大回撤为 3.23%，不仅收益率有所下降，风险还有所上升。这主要是由于我们仅对单一股票资产进行了择时，当其他风险资产表现较弱时，不仅未给多资产配置组合贡献超额收益，反而形成拖累。这就意味着下一步模型的改进思路即为同时对多个风险资产进行择时，并在各资产之间设置不同的风险调整参数，从而进一步挖掘多资产配置的潜力。

投资评级的说明

- 行业评级标准

报告发布日后3个月内，以行业股票指数相对同期中证800指数收益率为基准，区分为以下四级：

强于大市A--：行业指数收益率强于相对市场基准指数收益率5%以上；

同步大市B--：行业指数收益率相对市场基准指数收益率在-5%~5%之间波动；

弱于大市C--：行业指数收益率相对市场基准指数收益率在-5%以下；

未评级 N--：不作为行业报告评级单独使用，但在公司评级报告中，作为随附行业评级的选择项之一。

- 公司评级标准

报告发布日后3个月内，以股票相对同期行业指数收益率为基准，区分为以下五级：

买入：相对于行业指数的涨幅在15%以上；

持有：相对于行业指数的涨幅在5%-15%；

中性：相对于行业指数的涨幅在-5%-5%；

卖出：相对于行业指数的跌幅在-5%以上；

未评级：研究员基于覆盖或公司停牌等其他原因不能对该公司做出股票评级的情况。

风险提示及免责声明：

★市场有风险，投资须谨慎。

★本报告所载的信息均来源于已公开信息，但本公司对这些信息的准确性及完整性不作任何保证。

★本报告所载的任何建议、意见及推测仅反映本公司于本报告发布当日的独立判断。本公司不保证本报告所载的信息于本报告发布后不会发生任何更新，也不保证本公司做出的任何建议、意见及推测不会发生变化。

★在任何情况下，本报告所载的信息或所做出的任何建议、意见及推测并不构成所述证券买卖的出价或询价，也不构成对所述金融产品、产品发行或管理人作出任何形式的保证。在任何情况下，本公司不就本报告中的任何内容对任何投资做出任何形式的承诺或担保。投资者应自行决策，自担投资风险。

★本公司秉承公平原则对待投资者，但不排除本报告被他人非法转载、不当宣传、片面解读的可能，请投资者审慎识别、谨防上当受骗。

★ 本报告版权归本公司所有。未经本公司事先书面授权，任何组织或个人不得对本报告进行任何形式的发布、转载、复制。如合法引用、刊发，须注明本公司出处，且不得对本报告进行有悖原意的删节和修改。