



浙商证券

ZHESHANG SECURITIES

二〇二〇年九月

金融工程团队系列模型介绍：

# 回归初心 专注市场

——做人人能懂的金融工程

浙商证券总裁助理、研究所所长 邱冠华

执业证书编号：S1230520010003

慧博资讯

点击进入 <http://www.hibor.com.cn>

1

未来我们将给大家带来什么？

2

基于RL的指数趋势增强策略

3

基于线性价值近似的北向资金指数增强模型

4

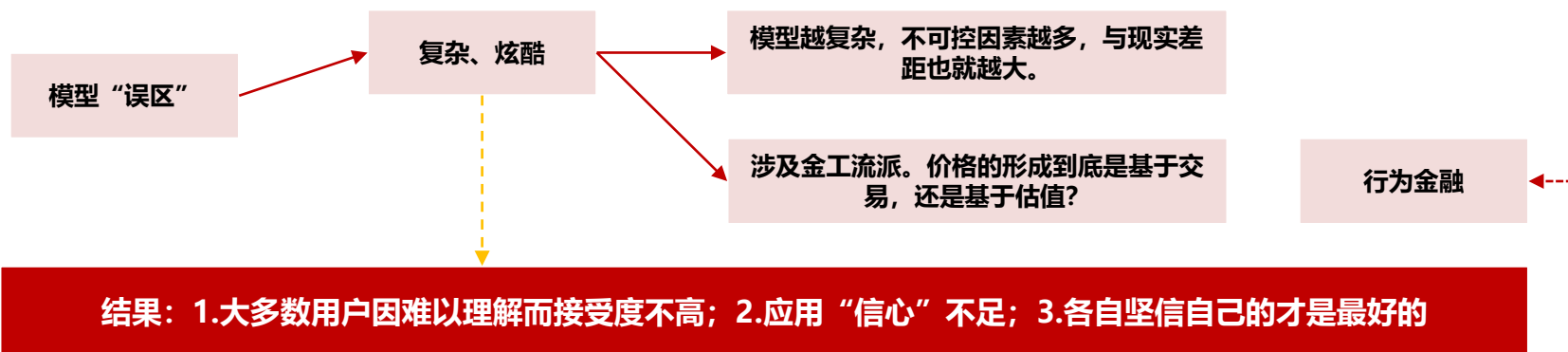
利率债久期、仓位配置优化模型

系统化大逻辑

决策体系

存在问题：模型失控；越复杂全面，越难以获得确切结果，甚至影响泛化能力。

那么我们如何来评价金工模型好坏？——简单有效

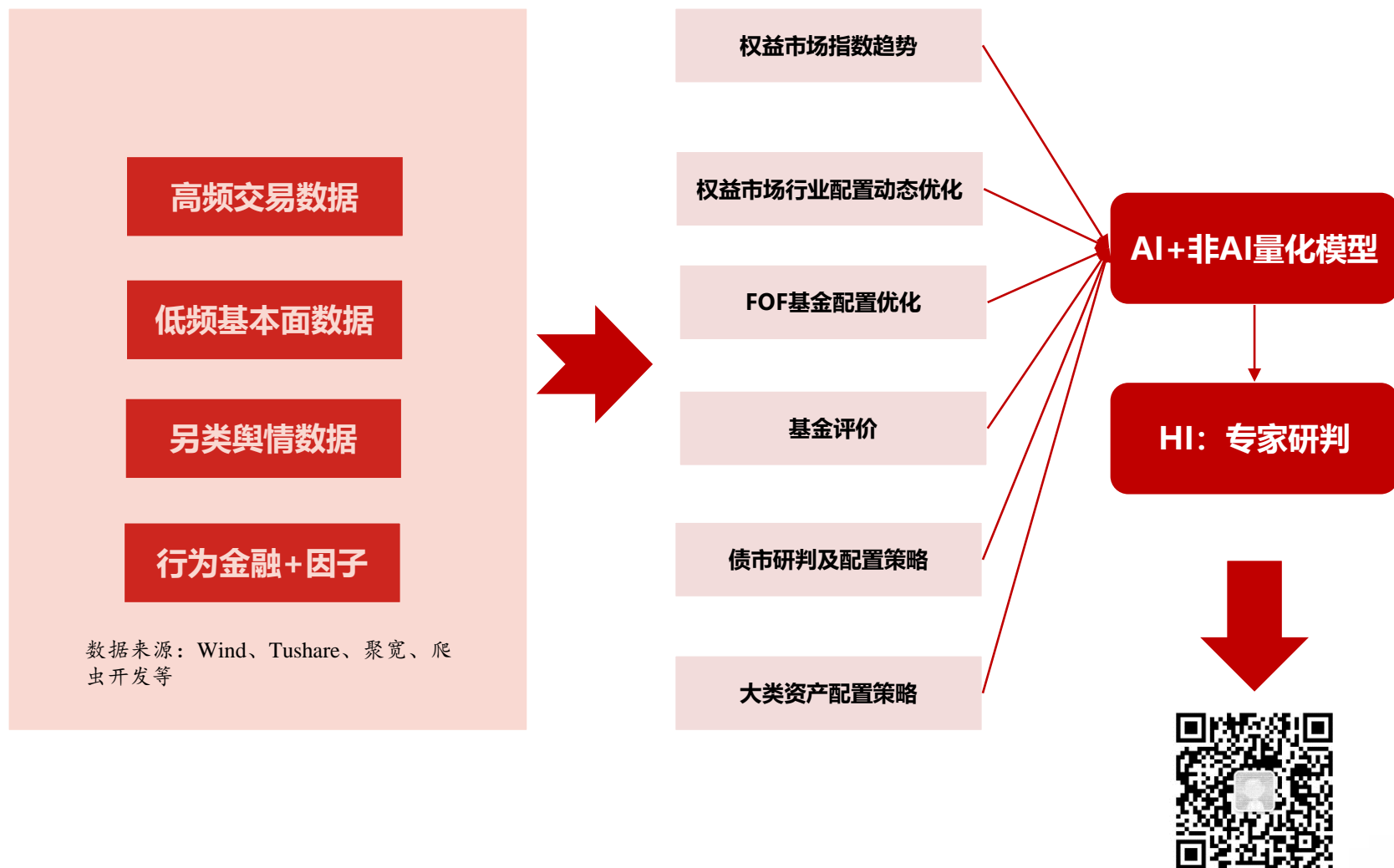


问题

体系

技术

目标：有效，能赚钱。稳健有效、简单易懂、逻辑显然



1

未来我们将给大家带来什么？

2

基于RL的指数趋势增强策略

3

基于线性价值近似的北向资金指数增强模型

4

利率债久期、仓位配置优化模型

## 趋势的设定？

- 趋势的构造：趋势的形成好比“行车”由A地前往B地，由静止加速，中间速度保持、变换（加减速）、到达目的地前减速停下。每一段趋势就好比每一段“行程”。
- 趋势都会经历：“由弱至强”→“强弱变化”→“由强至弱”的过程。
- 不同周期级别的趋势叠加→我们看到的 price 趋势。
- “每段行程的”结束，当前分析周期级别下，趋势走弱，等待新趋势形成。

## 趋势策略+追逐右侧收益



资料来源：浙商证券研究所

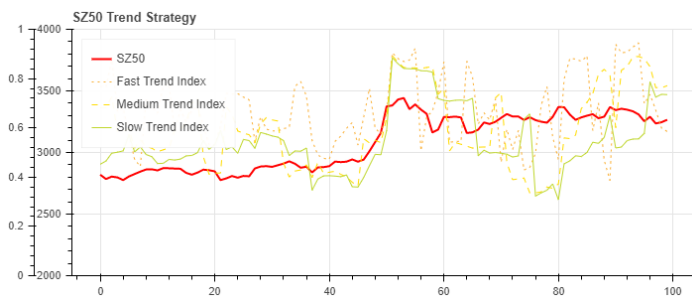


## 2.2

# 上证50、沪深300、创业板50趋势强弱更迭

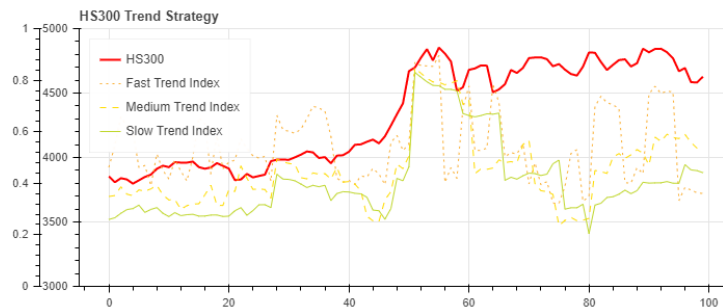
- 三大指数趋势强弱动态；后续将补充科创50。
- 趋势强弱变化，其实难以直观地识别不同周期趋势方向切换的时间点。微结构的识别，我们借鉴AI技术。

上证50趋势强弱动态



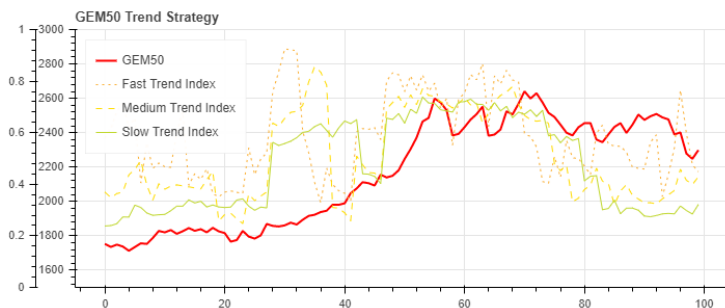
资料来源：浙商证券研究所（截至9月11日）

沪深300趋势强弱动态



资料来源：浙商证券研究所（截至9月11日）

创业板50趋势强弱动态





## 动能结构 + 价格形态

# 判定当前趋势强弱状态

```
def trend_discrim(trend_data):
    d5 = trend_data[0]
    d10 = trend_data[1]
    d15 = trend_data[2]
    if d5 <= d10 <= d15:
        return int(0)
    elif d5 <= d15 <= d10:
        return int(1)
    elif d10 <= d5 <= d15:
        return int(2)
    elif d10 <= d15 <= d5:
        return int(3)
    elif d15 <= d5 <= d10:
        return int(4)
    else:
        return int(5)
```

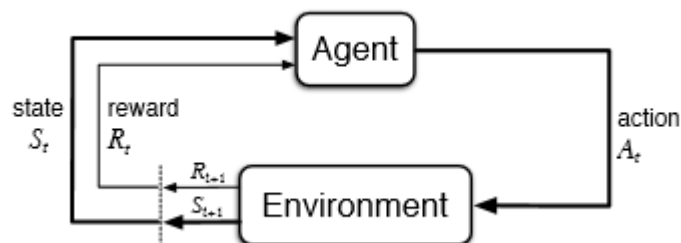
# 判定近期价格形态

```
def price_trend_discrim(price_data):
    max_price = np.max(price_data)
    min_price = np.min(price_data)
    length = len(price_data)
    delta = (max_price - min_price) / (length - 1)
    temp_up = []
    temp_down = []
    for i in range(length):
        temp_up.append(min_price + i * delta)
        temp_down.append(max_price - i * delta)
    price_data = np.array(price_data)
    temp_up = np.array(temp_up)
    temp_down = np.array(temp_down)
    # 计算price_data与temp_up\temp_down的距离
    d_up = np.linalg.norm(temp_up - price_data)
    d_down = np.linalg.norm(temp_down - price_data)
    if d_up <= d_down:
        return int(0)
    else:
        return int(1)
```

- 由于构造动能的表达式中包含了指数的点位的价格变量，本可以用更简单的形式（即：不考虑指数点位价格形态），但考虑到帮助AI确定指数正处于上涨或下跌趋势中，我在设计做了简单价格形态的设定。
- FTI、MTI、STI三种不同周期的强弱指数，在当前分析时点上构成6种组合形态。结合“上涨”和“下跌”两种价格形态，组合成当前指数运行的12种状态，构成后续“强化学习”AI的状态集S，且 $\#(S) = 12$ 。

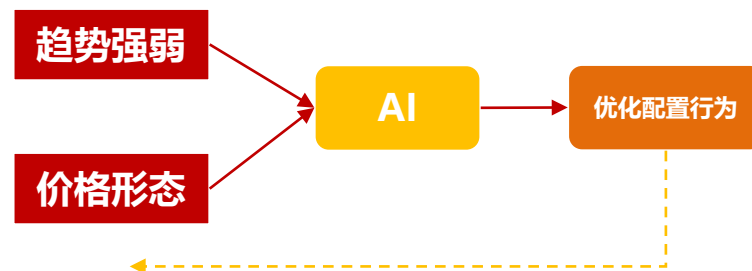
- ❑ 强化学习优势：动态自适应环境。AI根据新的交易信息，更新“知识”，动态调整策略。DP
- ❑ 监督分类学习：市场风格轮动较快，容易出现“过去成功经验=未来失败教训”
- ❑ 本例中指数状态 $S_t$ 由趋势强弱“结构”以及指数近期点位走势“形态”共同确定。
- ❑ 本例中AI的行为集 $Action = \{a_{sz50}, a_{hs300}, a_{gem50}\}$ ，其中 $a_{sz50} \doteq \{B, S, P\}$ ， $a_{hs300}$ 和 $a_{gem50}$ 以此类推。

### 强化学习的逻辑



资料来源：Sutton's Reinforcement Learning

### 指数趋势AI——（状态S，行为A）更新过程



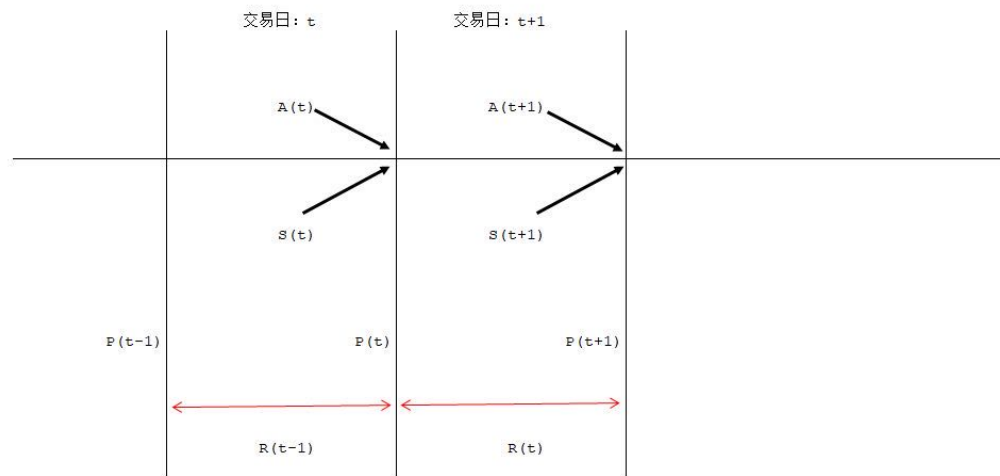
资料来源：浙商证券研究所



- AI的调仓行为选择在每日收盘前。如此假设的好处？
- $R_t$ 为 $S_t$ 状态下，AI选择了行为 $A_t$ ，下一个交易日所获得的即时回报。
- $P_t$ 为指数标的在 $t$ 日收盘时的点位。

A:  $t$ 日尾盘调仓,  $P_{lastminutes} \rightarrow P_t$ ,  $R_t$ 可算。

$S, A, P, R$  在TD循环迭代中的时点设定



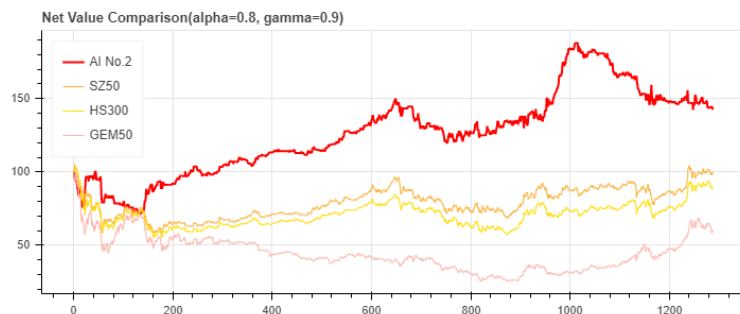
资料来源：浙商证券研究所

## 2.7

## 调参及AI行为设定

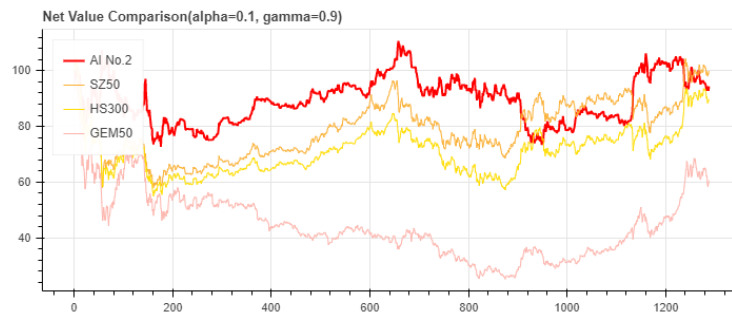
- 参数调节，更加直白地讲是在调整AI的“偏好”，通过AI行为集的设定可以进一步构造AI的投资“性格”。
- **AI-2行为设定**：纯多头；可选标的范围{上证50，沪深300，创业板50}；看多则持有“最看好”的单一标的；可空仓。
- 学习率 $\alpha$ 较高，折现因子 $\gamma$ 较低的AI净值表现更好。印证了：低 $\gamma$ 表明国内市场风格切换较快，“短视”AI适应性更强。

$$\alpha = 0.8, \gamma = 0.9$$



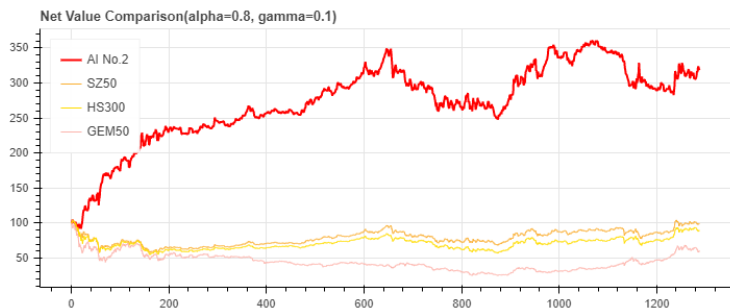
资料来源：浙商证券研究所（截至9月14日）

$$\alpha = 0.1, \gamma = 0.9$$



资料来源：浙商证券研究所（截至9月14日）

$$\alpha = 0.8, \gamma = 0.1$$



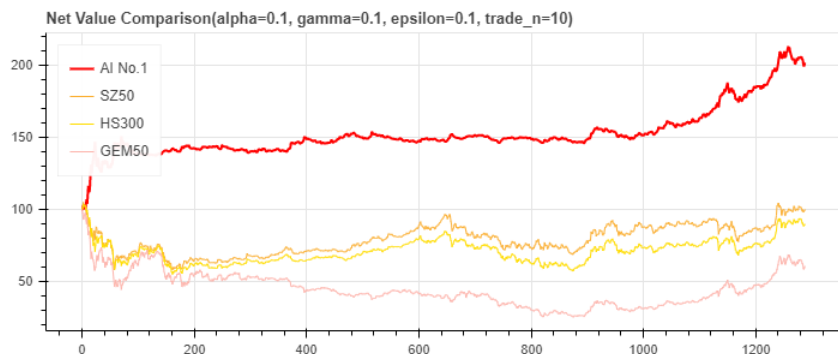
$$\alpha = 0.1, \gamma = 0.1$$



资料来源：浙商证券研究所（截至9月14日）

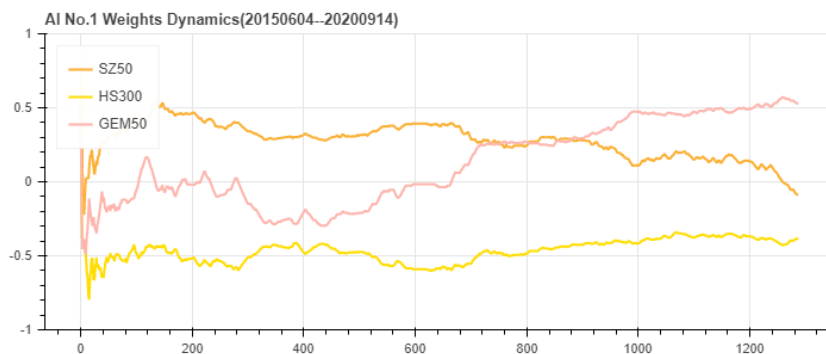
- ❑ AI-1 与AI-2投资标的相同。行为集设定：可做空；渐进式调仓，各个标的以一定步长 $\lambda_i$ 进行调仓。
- ❑ RL模型通常无需另做BackTest，AI的“Try-Error”机制事实上就跟模拟交易类似。
- ❑ AI-1同时组合配置“上证50、沪深300、创业板50”三个标的的多头或空头。我们在设计这个AI时对于各个标的权重做了如下假定： $\sum |w_i| = 1$ 。
- ❑ AI-1动态调仓的结果展示了什么？市场行情偏乐观：做多波动大的，做空波动小的；反之则偏悲观。
- ❑ AI-1截至9月14日， $\alpha = 28.94\%$ ， $\beta = 0.44$ ， $sharpe = 2.58$ 。
- ❑ 如何跟投AI-1？**阶段性调仓。**

AI-1净值与指数净值趋势对比



资料来源：浙商证券研究所

AI-1 动态调仓过程



资料来源：浙商证券研究所

1

未来我们将给大家带来什么？

2

基于RL的指数趋势增强策略

3

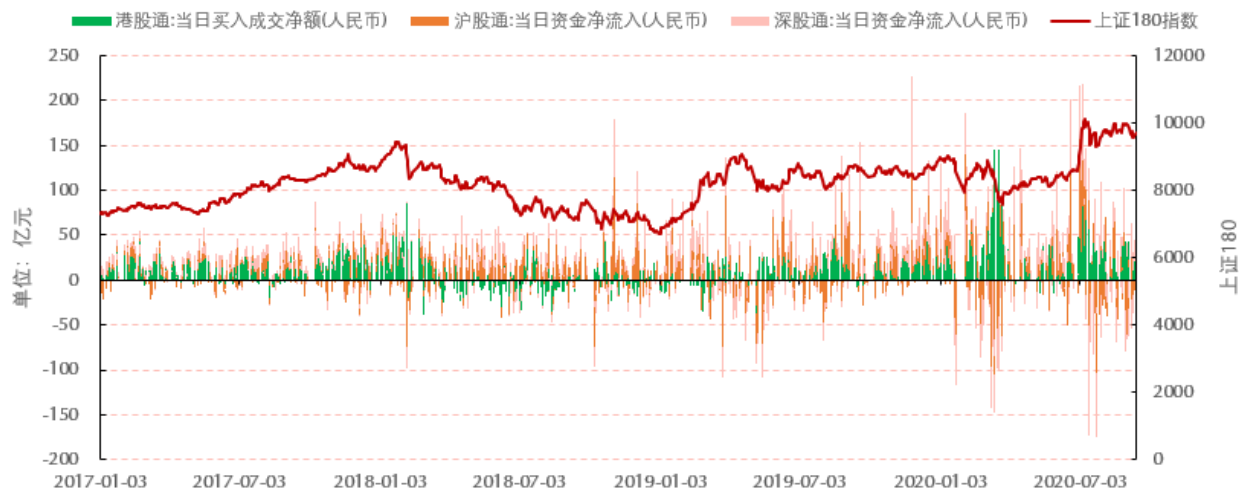
基于线性价值近似的北向资金指数增强模型

4

利率债久期、仓位配置优化模型

- **市场的共识：**北向资金流动与指数涨跌趋势具有明确的相关性。
- **我们的预判：**资金流与指数涨跌趋势的相关性可能并不稳定。通俗地说，比如：不同时点上，同样的北向净流入规模可能并不能实现指数几乎类似的涨跌幅；净流入，也并不意味指数总是上涨。事实上，以上证180为例，2017年初至今日频统计发现，单日沪股通和深股通净流入且上证180当日指数上涨的交易日仅占43.39%；考虑港股通资金流，北向净流为正其当日指数上行的交易日仅占29.52%。
- **图中直观地感受：**净流入推动了指数阶段性上行；港股通流出（绿色柱状线）、陆股通收缩甚至反向对应了指数阶段性回落。

北向资金流动与上证180指数

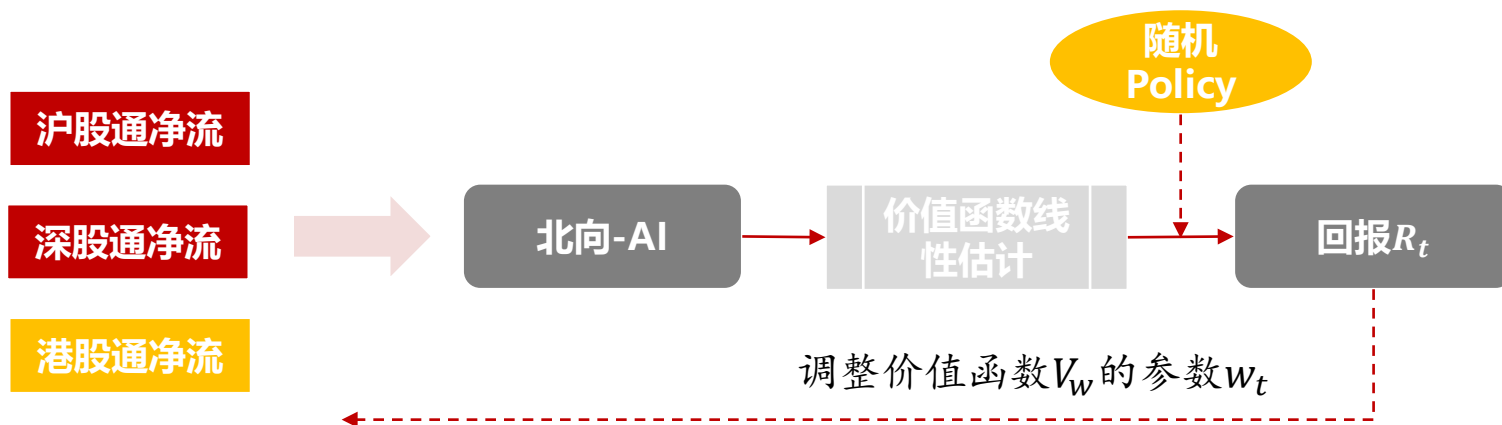


资料来源：Wind，浙商证券研究所



- ❑ 目的：放弃从简单的资金流数据中直接推断指数趋势。
- ❑ 优势：动态跟踪北向资金与指数趋势近期的关联关系。
- ❑ 我们肯定北向资金与大盘趋势之间的关系，我们也认为不同时间段这个关系是“发展变化”的。

线性近似价值函数的RL迭代



资料来源：浙商证券研究所

- 表格法：需要对表格中每一（状态，行为）对应的价值进行估计。当状态集和行为集较大时，完备地更新表格已不现实。以AlphaGo为例，用Min-Max方法展开状态树搜索空间达到 $250^{150}$ ，必须用估值函数降低搜索深度。并且Q-learning每次迭代仅更新当前状态行为对应的 $Q(S_t, a_t)$ ，更新速度很慢。一些稀疏位置可能不能得到及时更新，导致Greedy方法失误率上升，尤其是在规律不稳定，风格变换较快的场景。
- 价值函数近似：给定场景状态空间 $S$ 且 $\#(S)$ 很大，价值函数 $V(f(S), w)$ ， $f(S)$ 为特征函数， $w$ 为参数。
- 优势：价值函数参数调整，将使得对“场景”所有状态价值评判的“刷新”；降维解决状态集较大的场景应用问题。

表格法需要对每一（状态，行为）对应的价值进行估计

$(S, A)$	$a_1$	$a_2$	...
$S_1$	$Q(S_1, a_1)$	$Q(S_1, a_2)$	...
$S_2$			
$S_3$			
...	...	...	
$S_{12}$			

资料来源：浙商证券研究所

价值函数近似的思路逻辑

场景状态空间 $S$ 且 $\#(S)$ 很大；完全遍历状态空间 $S$ 不现实。

抽取特征：状态可能很多，但关键特征的维度可能大大小于状态空间 $S$ 的维度。即：

$$f(S) = (f_1(S), f_2(S), \dots, f_m(S)), \#(S) = n, \text{ 有 } m \ll n.$$

半梯度法迭代参数 $w$ ，直至收敛；价值函数 $V(f(S), w)$ 获得相对稳定的结构。

资料来源：浙商证券研究所

## 回合制场景和“连续型”场景

## 回合制:

1. 输入: 策略 $\pi$
2. 输入: 一个可微的价值函数  
 $\hat{v}: S \times R^d \rightarrow R$
3. 设定步长参数 $\alpha$
4. 初始化需要估计的价值函数参数 $w \in R^d$
5. LOOP

用策略 $\pi$ 生成回合序列:  $s_0, a_0, r_1, s_1, a_1, \dots$ ,  
 循环回合中的每一步,  $t = 0, 1, 2, \dots, T-1$ :  
 $w \leftarrow w + \alpha[G_t - \hat{v}(s_t, w)]\nabla \hat{v}(s_t, w)$

## 连续型:

1. 输入: 策略 $\pi$
2. 输入: 一个可微的价值函数  
 $\hat{v}: S \times R^d \rightarrow R$
3. 设定步长参数 $\alpha$
4. 初始化需要估计的价值函数参数 $w \in R^d$
5. LOOP

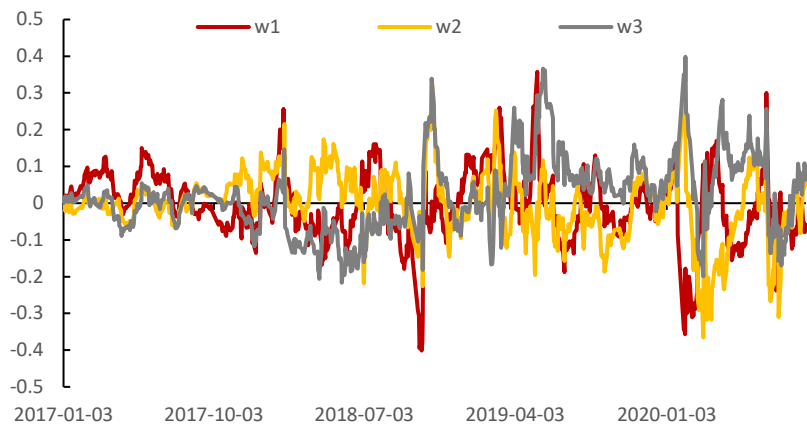
初始化状态 $s$

循环回合中每一步:

根据策略 $\pi$ 选择行为 $a \doteq \pi(\cdot | s)$   
 执行行动 $a$ , 观察到 $r, s'$   
 $w \leftarrow w + \alpha[r + \gamma \hat{v}(s', w) - \hat{v}(s, w)]\nabla \hat{v}(s, w)$   
 $s \leftarrow s'$

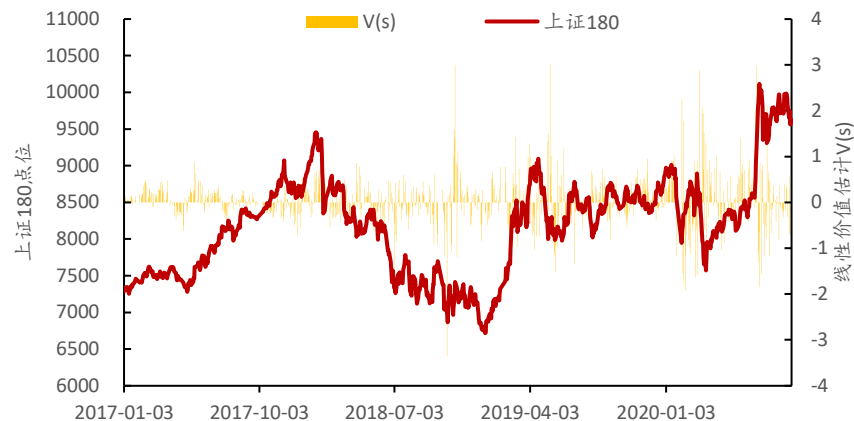
- 梯度法: 优化目标是最小化近似价值函数与真实价值之间的均方误差。 $\hat{E}(w) \doteq \sum_{s \in S} u(s)[v_\pi(s) - \hat{v}(s, w)]^2$ , 其中 $\sum u(s) = 1$ 。加入 $u(s)$ 的理由就是那些出现更加频繁的状态更加重要。
- 参数 $w$ 迭代方法:  $w_{t+1} \doteq w_t - \frac{1}{2}\alpha\nabla[\hat{v}(s_t, w_t) - v(s_t, w_t)]^2$ 。
- 价值近似为何用线性? 线性函数在使用梯度法的时候计算方便。复杂的近似函数可选ANN等非线性。

- 港股通当日买入成交净额： $x_{ggt,t}$ ；沪股通当日资金净流入： $x_{hgt,t}$ ；深股通当日资金净流入： $x_{sgt,t}$ 。
- 价值函数： $v_{\pi}(s_{north}, w) = w_{1,t} \cdot x_{ggt,t} + w_{2,t} \cdot x_{hgt,t} + w_{3,t} \cdot x_{sgt,t}$
- 以上证180为例, 可见 $w$ 迭代并未呈现出收敛趋稳的态势。符合我们此前对于北向资金流与指数趋势关系并不稳定的猜测。
- 线性近似的价值函数 $V(s)$ 高低起伏明显领先上证180指数趋势。

北向AI学习迭代, 参数 $w$ 动态

资料来源：浙商证券研究所

价值函数近似的思路逻辑



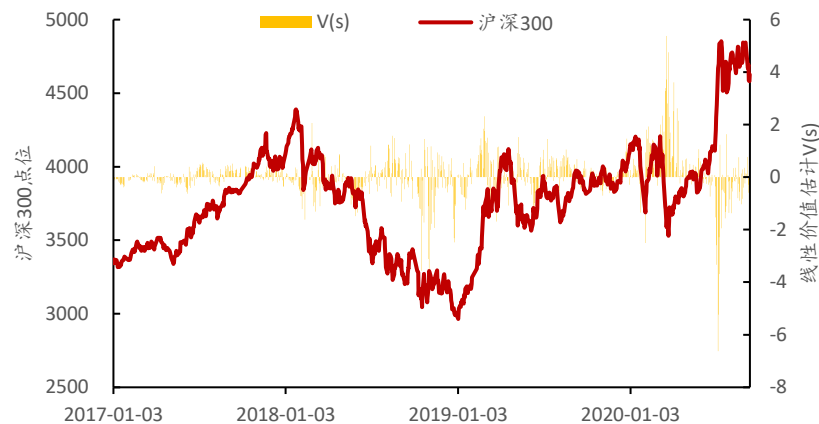
资料来源：浙商证券研究所

## 3.6

# 沪深300与创业板

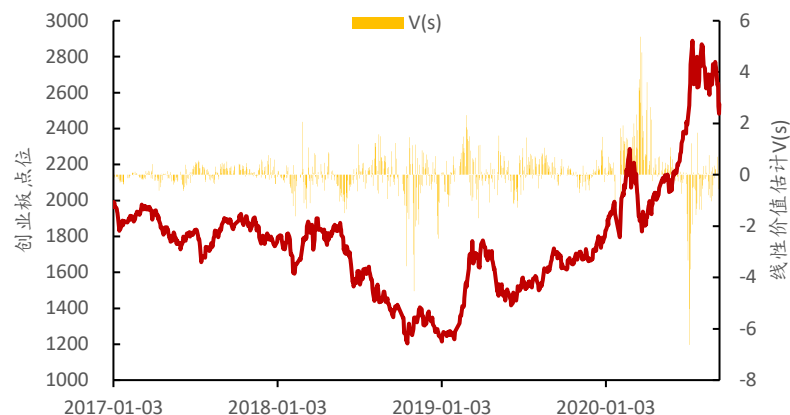
- 用同样的方法研究北向资金与沪深300、创业板指数的趋势关系。
- 参数 $w$ 动态依然表现出“不收敛”特征；
- 近似价值函数同样领先指数趋势。

沪深300指数趋势与价值函数估计 $V(s)$



资料来源：浙商证券研究所

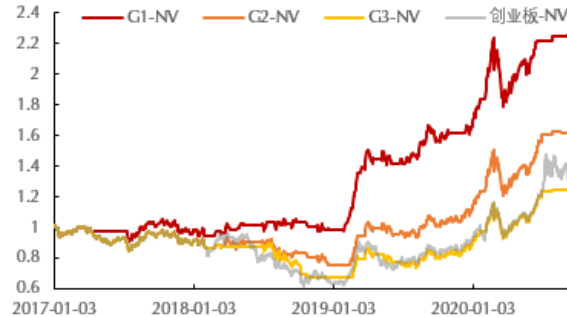
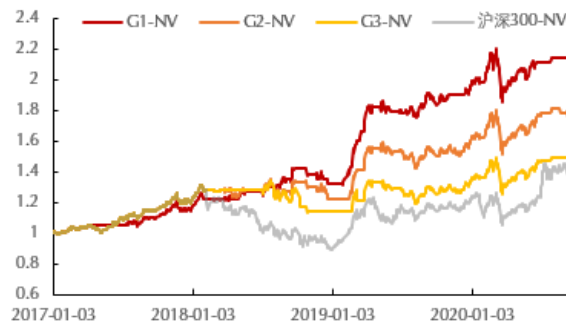
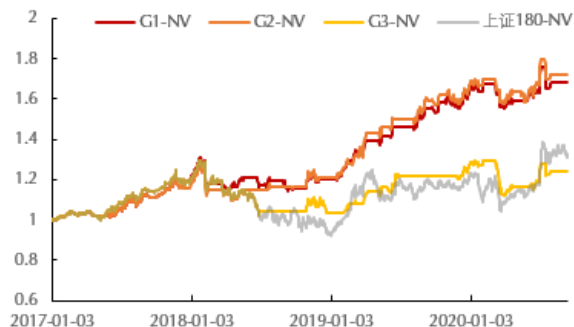
创业板指数趋势与价值函数估计 $V(s)$



资料来源：浙商证券研究所

- 策略的基本思路： $V(s) > \beta_{buy}$ ，执行买入操作； $V(s) < \beta_{sell}$ ，执行卖出操作；介于 $(\beta_{sell}, \beta_{buy})$ 之间维持当前仓位。
- $\beta$ 的确定采用历史估值 $V(s)$ 分位数原则。分位数分别选取85%、90%、95%，分别确定为 $G_1, G_2, G_3$ 组，分位数越低， $V(s)$ 触发策略交易行为的概率越大，视为越低频的策略。
- 高频跟踪策略均显著领先低频策略 → 也反映出来资金流与指数趋势的关系并不十分稳定，仅依靠每日净流绝对量进行研判可能失误。

分位数策略分组净值趋势与标的指数对比



资料来源：浙商证券研究所

1

未来我们将给大家带来什么？

2

基于RL的指数趋势增强策略

3

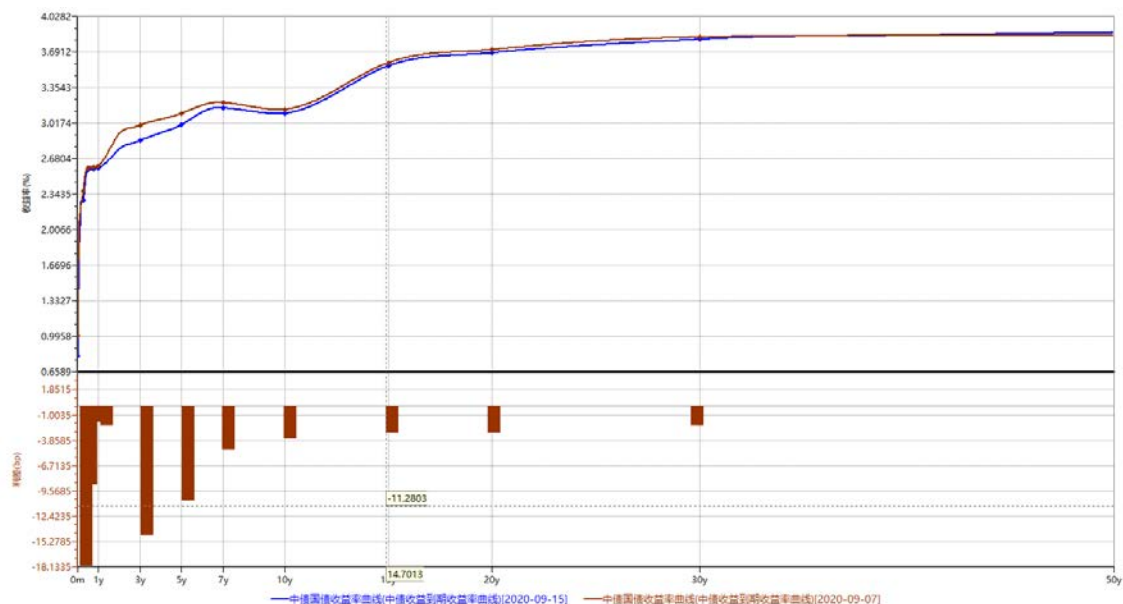
基于线性价值近似的北向资金指数增强模型

4

利率债久期、仓位配置优化模型

- 收益率曲线形变：平移、扭曲。
- 平移：各期限品种朝同一方向不同程度的一致性“运动”。
- 扭曲：大家常见的曲线“陡峭”、“平坦”等变化。

国债收益率曲线（期限结构）



资料来源：Wind，中债登，浙商证券研究所



□ 平移测度：信息熵方法；扭曲测度：K-L散度。

### 平移趋势强弱测度（熵方法）

1. 确定入池品种：1D、7D、14D、3M, ..... , 30Y
2. 第*i*品种在*t*日利率在历史序列中出现的概率 $P_{i,t}$ 。  

$$P_{i,t} = \text{freq}([r_{i,t} - \epsilon, r_{i,t} + \epsilon]) / \text{freq}([\min(r_i), \max(r_i)])$$
3. *t*交易日熵 $|H_{TB}|$ 可由下式计算而得：  

$$|H_{TB,t}| = \sum_i [(-1) \cdot P_{i,t} \cdot \ln(P_{i,t})]$$

### 曲线扭曲测度（K-L散度绝对值）

1. 确定入池品种：1D、7D、14D、3M, ..... , 30Y；与前置熵方法一致。
2. 第*i*品种在*t*日利率在历史序列中出现的概率 $P_{i,t}$ 。  

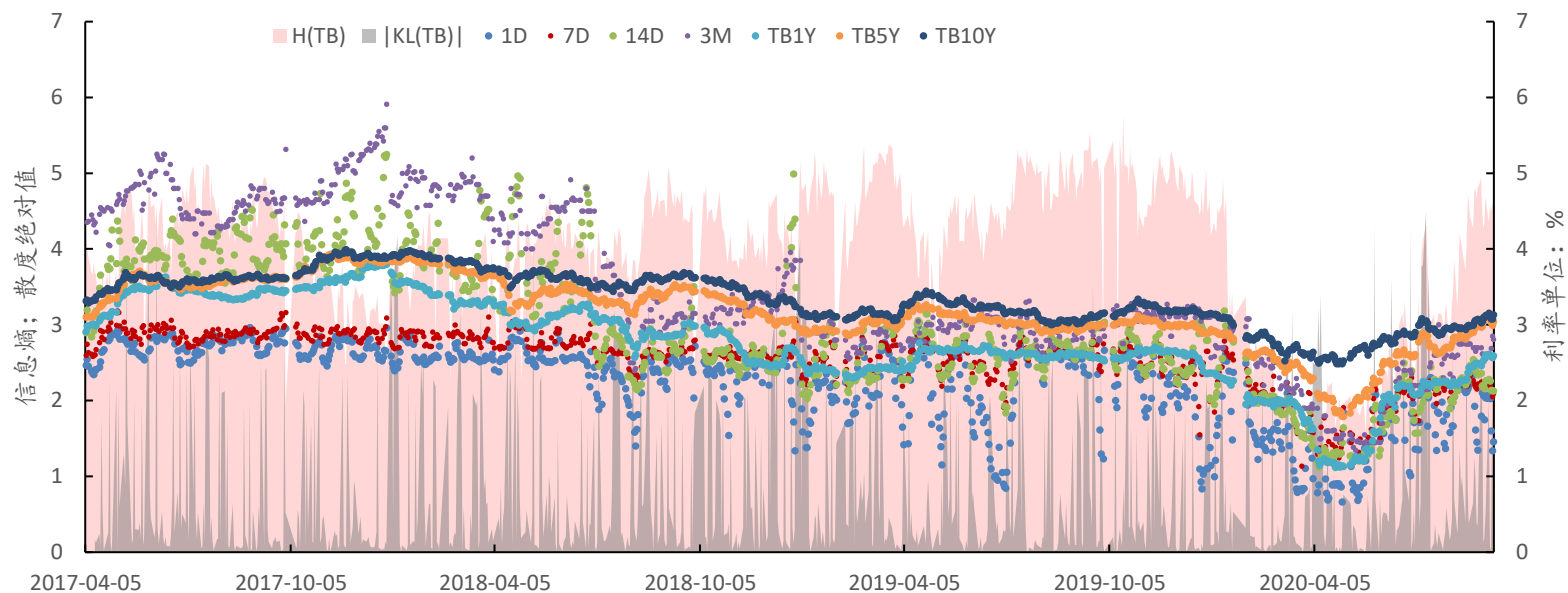
$$P_{i,t} = \text{freq}([r_{i,t} - \epsilon, r_{i,t} + \epsilon]) / \text{freq}([\min(r_i), \max(r_i)])$$
3. 设定K-L散度测算时间窗口 $\lambda$ ，模型中选择“周度”，即 $\lambda = 5$ 。则：  

$$KL_{TB,t} = \sum_i [P_{i,t} \cdot \ln(P_{i,t} / P_{i,t-\lambda})]$$

资料来源：Wind，浙商证券研究所

- 平移特征： $H_{TB,t}$ 较高时，收益率曲线整体平移趋势较弱，反之较强。
- 扭曲特征： $|KL_{TB,t}|$ 较高时，期限利差（形变）显著。

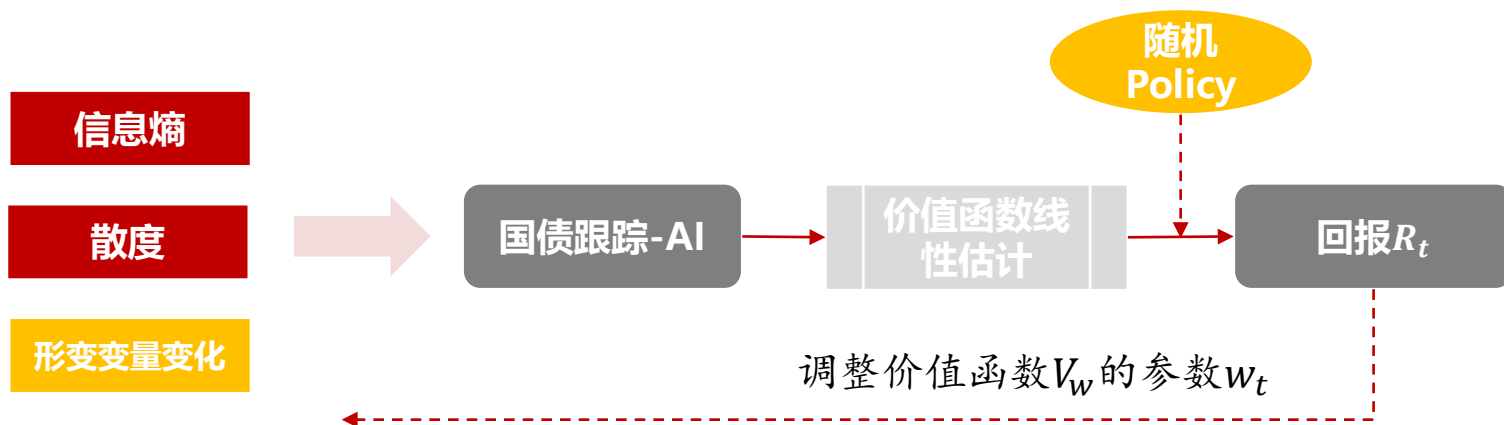
当前市场利率运行趋势



资料来源：Wind，浙商证券研究所

- AI的观测变量： $H_{TB,t}$ 和 $|KL_{TB,t}|$ ，以及两者的变化量。
- 假定AI投资一个模拟组合：可选标的为TB1Y和TB10Y。
- AI动态优化的TB1Y和TB10Y仓位配比，代表了AI对于债市久期研判的态度。
- AI行为集 $A_t = \{0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1\}$ ，即TB1Y在组合中的配置权重，TB10Y配置权重则为 $1 - a_t$ 。

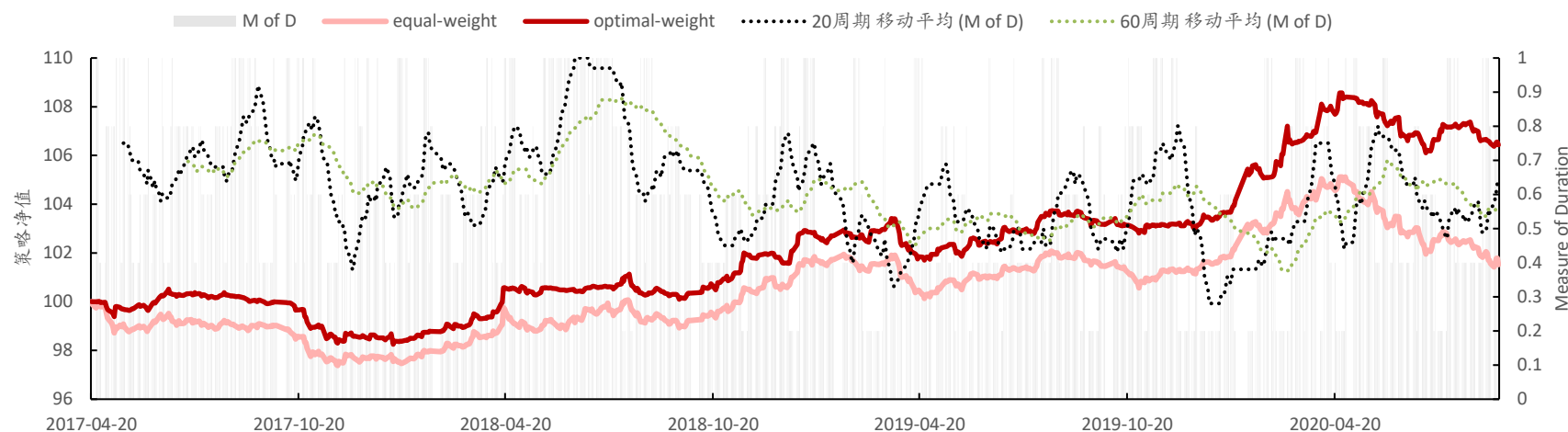
国债收益率曲线形变跟踪AI迭代流程图



资料来源：浙商证券研究所

- ❑ 基准组合：TB1Y和TB10Y等权配置。
- ❑ Measure of Duration越高，AI的短期品种配置权重越高，反之越低。
- ❑ 图中显示在4月30日，国债利率呈现拐点，货币政策疫情救急模式中逐渐退出的阶段，AI的久期反而拉长，回避了短端利率的快速上行。近期政策渐进式偏稳，AI久期又逐渐压缩。
- ❑ 久期优化AI相对于基准组合呈现出明显增强。

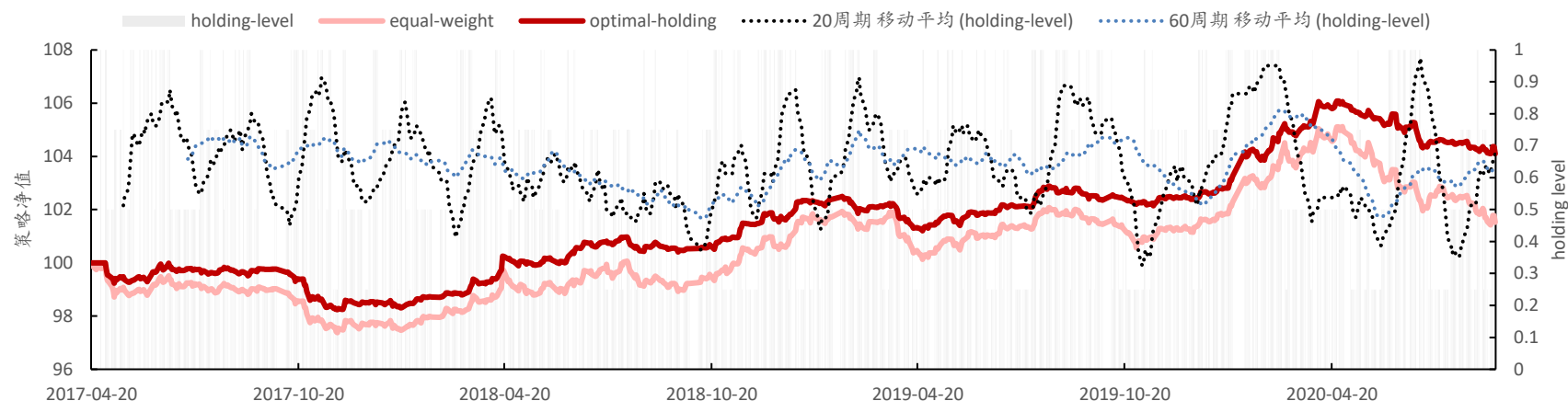
久期优化AI与等权配置AI净值趋势对比



资料来源：浙商证券研究所；数据截至：2020.9.11

- ❑ 基准组合：TB1Y和TB10Y等权+满仓配置。
- ❑ AI行为集重新设定。AI也采用等权配置，行为选择体现在仓位选择上。简化模型中行为集设定为： $A_t = \{0.25, 0.5, 0.75, 1\}$ 。
- ❑ 图中显示在4月30日，国债利率呈现拐点，AI在3月末已经开始逐渐降低仓位。
- ❑ 仓位动态优化对基准组合小幅增强，但增强效果有限，不及久期优化明显。但均为有效结果。

仓位优化AI与等权配置AI净值趋势对比



资料来源：浙商证券研究所；数据截至（2020.9.11）

## 风险提示

通过AI模型构建的策略基于历史数据的统计归纳，模型力求自适应跟踪市场规律和趋势，但仍存失效可能，须谨慎使用。AI系列模型量化结果，不构成任何投资建议。

## 法律声明

本系列报告由浙商证券股份有限公司（已具备中国证监会批复的证券投资咨询业务资格，经营许可证编号为：Z39833000）制作。报告中的信息均来源于我们认为可靠的已公开资料，但浙商证券股份有限公司及其关联机构（以下统称“本公司”）对这些信息的真实性、准确性及完整性不作任何保证，也不保证所包含的信息和建议不发生任何变更。本公司没有将变更的信息和建议向报告所有接收者进行更新的义务。

本报告仅供本公司的客户作参考之用。本公司不会因接收人收到本报告而视其为本公司的当然客户。

本报告仅反映报告作者的出具日的观点和判断，在任何情况下，本报告中的信息或所表述的意见均不构成对任何人的投资建议，投资者应当对本报告中的信息和意见进行独立评估，并应同时考量各自的投资目的、财务状况和特定需求。对依据或者使用本报告所造成的一切后果，本公司及/或其关联人员均不承担任何法律责任。

本公司的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。本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。本公司的资产管理公司、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或建议不一致的投资决策。

本系列报告版权均归本公司所有，未经本公司事先书面授权，任何机构或个人不得以任何形式复制、发布、传播本报告的全部或部分内容。经授权刊载、转发本报告或者摘要的，应当注明本报告发布人和发布日期，并提示使用本报告的风险。未经授权或未按要求刊载、转发本报告的，应当承担相应的法律责任。本公司将保留向其追究法律责任的权利。

## 浙商证券研究所

上海市杨高南路729号陆家嘴世纪金融广场1号楼29层

邮政编码：200127

电话：(8621)80108518

传真：(8621)80106010

浙商证券研究所：http://research.stocke.com.cn

联系人：王小青

Tel: 021-80106037

Email: wangxiaqing@stocke.com.cn