

基于基本面信息的动力煤择时策略

报告摘要:

➤ 动力煤基本面逻辑:

我国目前动力煤产业链包括上游的煤炭坑口产煤、洗选，中游的铁路运输、港口海运，下游的电厂及化工、水泥厂。北煤南运主要指沿海港口海运（主要包括秦皇岛港、曹妃甸港、黄骅港、京唐港等），至南方沿海地区的电厂（其中以 6 大电厂为主）。

动力煤价格受到中下游的影响较大，包括港口海运费、锚地船舶数量，电厂库存，电厂日耗及港口库存。且很多具有走势上的领先性。

动力煤介于黑色系商品和能化系商品之间，因此动力煤是在工业品中比较理想的分散风险的品种。其价格走势自成体系。以动力煤期货出发的量化策略能够较大程度上分散和黑色系的同涨同跌风险。而且动力煤价格波动率低于螺纹钢、甲醇等品种，金融属性低，商品属性强，由基本面主导，比较适合基本面量化。

➤ 单因素模型的探索——以中游数据为例:

我们利用一定时间内运费、船舶数量的变量作为参考值，在设定的阈值下做多空开仓处理，回测基于商品价格指数

在基于海运费的变量数据模型下，其效果可以达到年化收益率 26.48%，最大回撤 13.19%，夏普比率 1.604，卡尔玛比率 2.01。

在基于锚地船舶的变量数据下，年化收益率 41.11%，最大回撤 17.3%，夏普比率 1.02，卡尔玛比率 2.38。

➤ 多因素择时模型:

在综合指标设计方面，我们选取 6 大电厂日耗合计、港口运费、港口库存、港口船舶数量以及 6 大电厂库存作为 5 大因素。在不同季节下，计算动力煤价格和 5 大数据的 spearman 相关系数，以及先行天数。再根据存量数据和流量数据的分布，以相关系数平方做加权处理，得到模型得分。同时利用 kalman 滤波和均线做平滑处理。

在回测方面，我们收取双边 4 元/手的交易费，以及不同滑点设置，并以主力合约对象回测，只换月不展期。当分值高于 up_bound 或高于卡尔曼滤波和均线时做多；低于 100-up_bound 或者低于卡尔曼滤波和均线时做空。其他情况平仓并保持。

➤ 模型效果:

在无手续费无滑点设置下，回测结果为年化收益率 40.59%，卡尔玛比率 2.963；在 4 元/手的交易费和 0.2 元/吨的一跳下，年化收益率 37.29%，calmar 比率等于 2.69。

模型风险包括：产业格局变更，数据失效，政策风险

分析师：孙佳兴

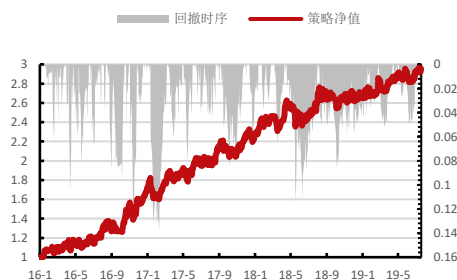
从业资格号：F3045995

研究所

TEL: 010-82292663

Email: sunjiaxing@swyhsc.com

相关图表



相关研究

《动力煤行业深度研究》

《动力煤量化专题报告》

《动力煤季节性研究报告》

目录

一、 动力煤基本逻辑概述	4
(一) 动力煤的基本面属性	4
(二) 动力煤价格影响因素分析	5
(三) 动力煤期货特性：低波动，基本面主导.....	7
二、 单因素模型的探索——以中游数据为例.....	8
(一) 基础数据指标选取	8
(二) 指标的构建	8
(三) 单因素模型回测及结果	9
三、 多因素择时模型.....	10
(一) 数据选取思路	10
(二) 指标设计思路	11
(三) 指标的特殊处理	13
(四) 模型结果的平滑	15
(五) 回测方法	16
四、 模型效果.....	17
(一) 测试多组参数下模型结果	17
(二) 写在最后	19

图表

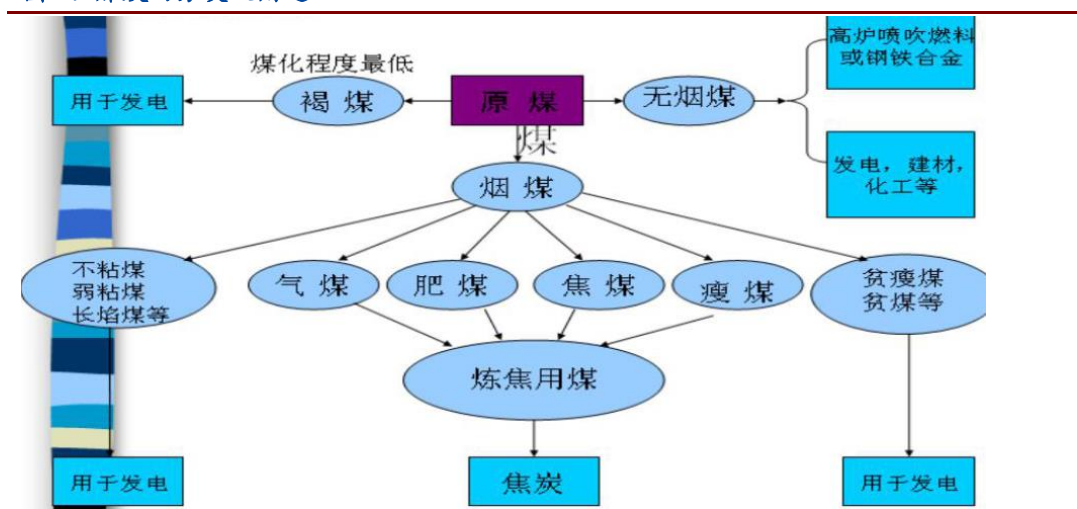
图 1: 煤炭的分类及用途	4
图 2: 动力煤产业链	4
图 3: 动力煤消费结构	5
图 4: 动力煤价格和港口运费	6
图 5: 动力煤价格和电厂库存	6
图 6: 电厂反季节性补库	6
图 7: 动力煤和螺纹钢指数价格走势对比	7
图 8: 不同品种间波动率对比 (30 日波动率)	8
图 9: 运费模型在不同参数下净值走势	9
图 10: 锚地船舶数量模型在不同参数下净值走势	10
图 11: 运费流量分布	11
图 12: 运费存量分布	11
图 13: 船舶数量流量分布	12
图 14: 船舶数量存量分布	12
图 15: 日耗流量分布	12
图 16: 日耗存量分布	12
图 17: 电厂库存流量分布	12
图 18: 电厂库存存量分布	12
图 19: 港口库存流量分布	12
图 20: 港口库存存量分布	12
表 1: 各数据和价格相关性: 春季	14
表 2: 各数据和价格相关性: 夏季	14
表 3: 各数据和价格相关性: 秋季	14
表 4: 各数据和价格相关性: 冬季	14
图 21: 模型分值及动力煤指数时间序列 ($weights = 0.85$)	15
图 22: 模型分值及卡尔曼滤波结果	16
图 23: 策略回测净值 ($up_bound = 65$), 滑点=0.2 元/吨	17
图 24: 策略回测净值 ($up_bound = 75$), 滑点=0.2 元/吨	17
图 25: 策略回测净值 ($up_bound = 85$), 滑点=0.2 元/吨	18
图 26: $up_bound = 75$, 均值参数=15, 滑点=0.2 元/吨, 手续费=4 元/手	18
图 27: 不同滑点, 有无手续费下的净值走势	19
表 5: 不同交易费用下各指标结果	19
宏源期货研究团队	21

一、动力煤基本逻辑概述

（一）动力煤的基本面属性

动力煤作为最常见的煤种，其作用主要是燃烧供能。和焦煤、喷吹煤不同的是，动力煤主要用于火力发电，化工企业以及水泥行业等。而焦煤主要用于生产焦炭，以用于高炉炼铁，起到骨架、还原、供热等作用。喷吹煤和焦炭一样，都是高炉炼铁的主要原料。

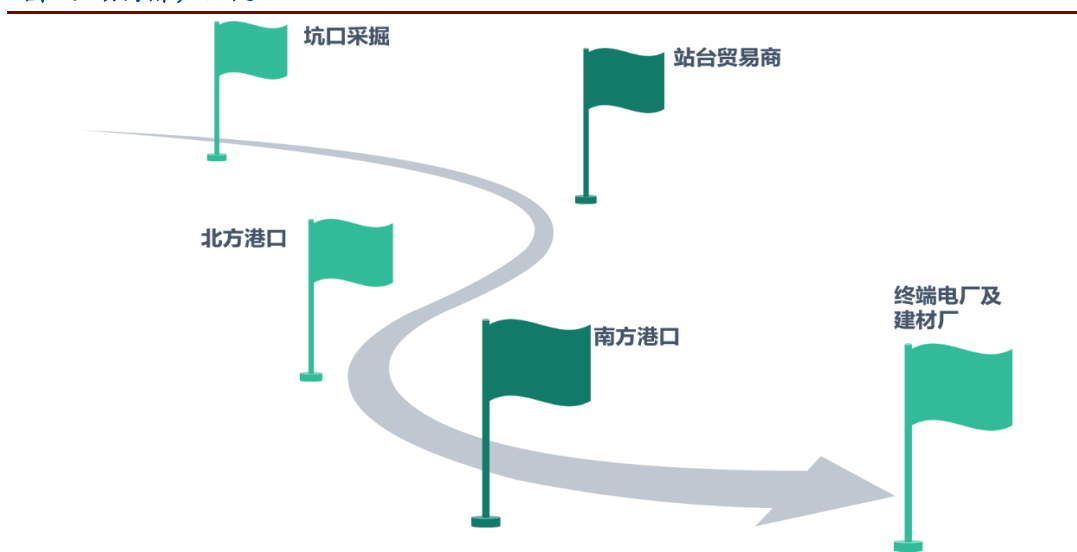
图 1：煤炭的分类及用途



资料来源：煤炭资源网，宏源研究

我国目前动力煤产业链包括上游的煤炭坑口产煤、洗选，中游的铁路运输、港口海运，下游的电厂及化工、水泥厂。

图 2：动力煤产业链

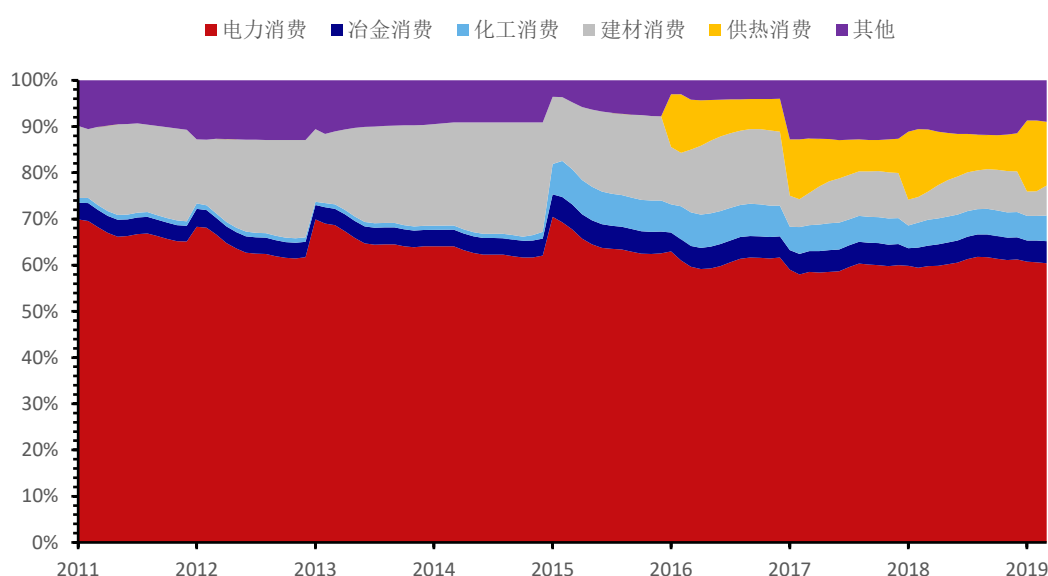


资料来源：市场资料，宏源研究

其中西煤东运主要靠铁路（如大秦线等）运输，在每年 4-5 月份和 10-11 月份的大秦线检修，对动力煤的供应会产生一定影响；北煤南运主要指沿海港口海运（主要包括秦皇岛港、曹妃甸港、黄骅港、京唐港等），至南方沿海地区的电厂（其中以 6 大电厂为主：浙电、上电、广电、国电、大唐、华能）。

截至 2017 年底数据，我国煤炭消费总量达到 38.6 亿吨，动力煤消费量达到 31.37 亿吨，占总煤炭消费量的 80% 以上。其中 60% 左右的动力煤下游消费端为电力行业消费，4.8% 在冶金行业，5.4% 左右在化工行业，8.8% 左右在建材行业，8.24% 在供热行业，11.5% 在其他类行业。电力行业消费占据主导作用，也在需求端左右着动力煤价格的走势。

图 3：动力煤消费结构



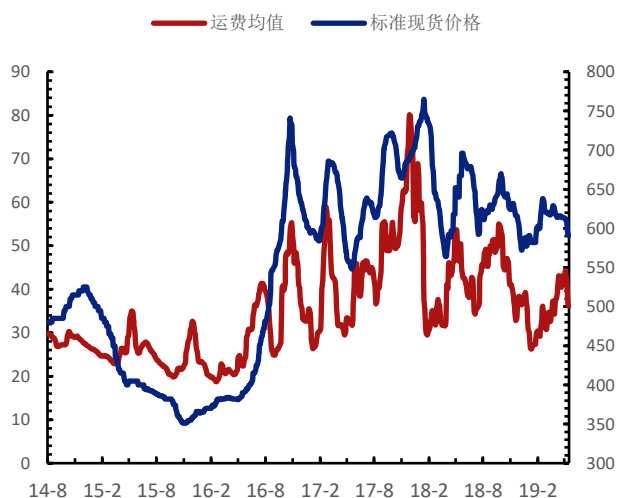
资料来源：Wind，煤炭资源网，宏源研究

（二）动力煤价格影响因素分析

根据我们对基本面的研究发现，动力煤产地主要集中在山西、陕西和内蒙，供应数据主要包括坑口煤价等，但其数据频率为周频且相对于港口数据变化较为不敏感。中游的数据主要由港口锚地船舶数量，港口海运费，港口库存和港口吞吐量、调入调出量（日度数据）。下游主要包括沿海地区六大电厂库存、日耗（日度数据），以及内陆重点电厂库存（周度数据）。

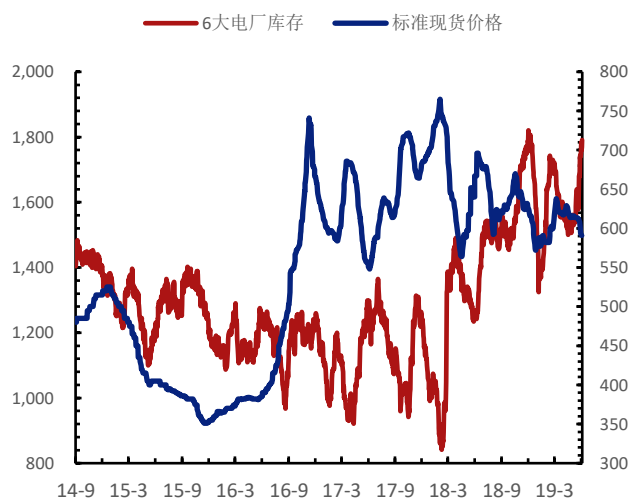
港口的海运费和电厂库存均和动力煤价格走势有较强的相关性（我们这里选取动力煤现货价格为秦皇岛港平仓价：Q5500，即标准交割品）。一般而言，港口海运费的上涨代表中游交投活跃，且当海运费走高时，其动力煤运输成本也走高。因此海运费对价格的影响是双重作用。电厂库存和动力煤价格往往呈现出相反的走势，这是因为当电厂库存高企时，电厂补库需求开始下降；而库存去化的过程种，库存压力下降，上游议价能力较强。

图 4：动力煤价格和港口运费



资料来源：Wind，宏源研究

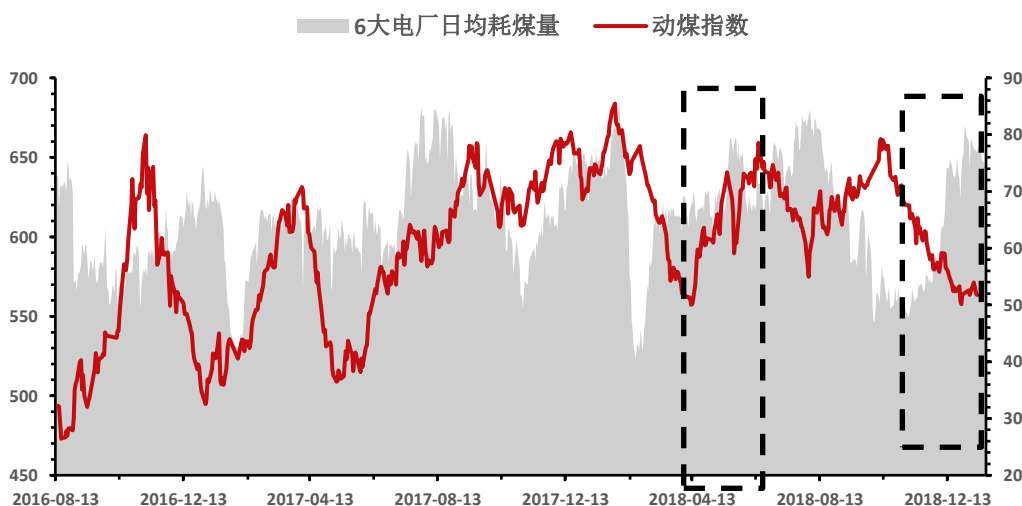
图 5：动力煤价格和电厂库存



资料来源：Wind，宏源研究

一个有趣的现象是，动力煤下游需求端主要是电厂，在夏冬两季是消费旺季，春秋是淡季。但很多情况其价格走势并不符合需求季节性走势。比如 2018 年 4-6 月份动力煤价格上涨，而 6-8 月旺季价格下跌。

图 6：电厂反季节性补库



资料来源：Wind，宏源研究

一个很重要的因素是下游电厂在淡季采取战略性补库的行为，在旺季来临之前把库存累积到一定高位，从而对价格产生干扰，进而控制其在消费旺季的成本。还有一个因素是非电力行业的消费影响，因水泥化工行业的消费旺季在春秋。因此往往按照传统的消费淡旺季来做动力煤价格预判往往效果较差。

（三）动力煤期货特性：低波动，基本面主导

一方面，动力煤产业链和煤焦钢矿产业链的不同之处在于其下游是以电厂、化工、供热等行业组成，而煤焦钢矿产业链是通过焦煤产出焦炭，结合铁矿石生产钢材，供下游房地产、基建、汽车行业使用。因此动力煤虽然属于黑色系商品，但其产业逻辑和钢材产业链不能混为一谈。因此动力煤价格和螺纹钢价格走势也在波段上有所不同（二者都属于黑色系工业品，价格走势在大周期相仿，但并不能排除阶段性的分化，且幅度不同）。

因此动力煤是在工业品中比较理想的分散风险的商品，其既有黑色原料的属性，又有能源工业品的属性。价格走势自成体系。以动力煤期货出发的量化策略能够较大程度上分散和黑色系的同涨同跌风险。

图 7：动力煤和螺纹钢指数价格走势对比



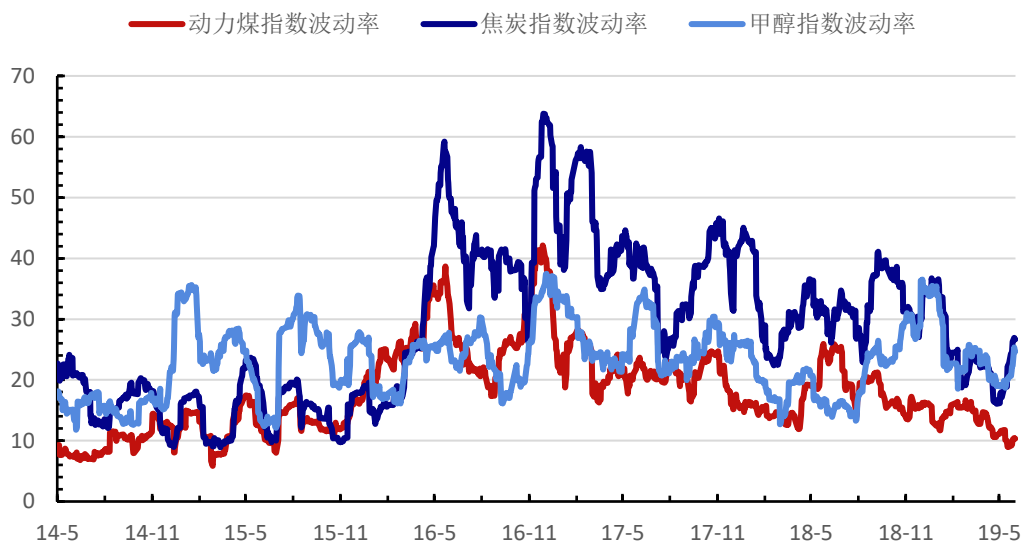
资料来源：Wind，宏源研究

另一方面，动力煤价格的走势相对螺纹钢、焦炭而言，波动性比较低。因为实体产业机构在动力煤期货上的参与度要高于螺纹钢和焦炭，也就是其参与者结构主要以产业、机构投资者为主，投机性、金融属性低于螺纹钢和焦炭。相比之下，螺纹钢的投机度较高，很多时候价格被“炒作”的嫌疑比较大。

从动力煤和焦炭、甲醇等活跃品种的波动率也可以看到，其波动水平远低于后两者。因此其价格走势将更加由基本面主导，并在价格超涨超跌、基本面转向后能够较快的出现反转信息。这无疑增加了基本面策略的有效性。

最后，数据上的支持，相比于螺纹钢和焦炭等品种，动力煤基本面数据以日度为主，而螺纹钢等以周度、月度数据为主。在瞬息万变的大宗商品市场上，周度频率的数据并不能满足灵敏性较高的量化策略，其有效性也被大大减弱。动力煤的这一属性也加强了基本面量化的可行性。

图 8：不同品种间波动率对比（30 日波动率）



资料来源：Wind，宏源研究

二、单因素模型的探索——以中游数据为例

基于对动力煤产业链的分析，我们发现动力煤中游数据：锚地船舶数，海运费和动力煤价格的正向相关性比较高。我们以这两个指标的数据为基础，构建出两个单因素动力煤期货的择时模型。

（一）基础数据指标选取

港口运费的选择：因为海运主要是北煤南运，因此我们选择各个主要港口之间的运费平均值作为运费指标。各个港口运费分别为：天津-上海、天津-镇江，京唐/曹妃甸-宁波，秦皇岛-广州，秦皇岛-福州，秦皇岛-宁波，秦皇岛-上海，秦皇岛-张家港，黄骅港-上海，秦皇岛-南京。

$$Freight_{average} = \frac{1}{N} \sum_i^N Freight_i$$

锚地船舶数量的选择：我们以秦皇岛港口、曹妃甸港口和京唐港的锚地船舶数量之和作为船舶数量指标。其中，秦皇岛是最主要的动力煤贸易港口，秦皇岛锚地船舶数多于曹妃甸港口数量，但随着这几年曹妃甸港口和京唐港船舶数量的增多，我们最终将三个港口船舶数量之和作为最终的指标。

$$Ship_amount_{summation} = \sum_i^N Ship_amount_i$$

（二）指标的构建

对于运费，我们的思路是：通过判断港口运费在一段时间内的累计变化量来判断买卖入场点。即，设 D_F 为运费的时间窗口，也就是累计变化量的计算时间区间；设 Q_F 为运费变化量，也就是时间窗口内的运费累计变化量。当观测到累计变化量超过设定的 Q_F 值时，即为买入信号；当观测到累计变化量低于设定的 $-Q_F$ 时，即为卖出信号。

同样，对于港口锚地船舶数量，我们的思路是，通过判断船舶数量在一段时间内的累计变化量来判断买卖入场点。设 D_S 为船舶数量的时间窗口， Q_S 为船舶数量变化量。当观测到船舶累计变化量超过 Q_S 时，即为买入信号，当观测到船舶累计变化量低于设定的 $-Q_S$ 时，即为卖出信号。

当买入或者卖出信号出现后，即在第二个交易日开始下单。并且开仓过程中不涉及平仓操作，状态非买入即卖出。

(三) 单因素模型回测及结果

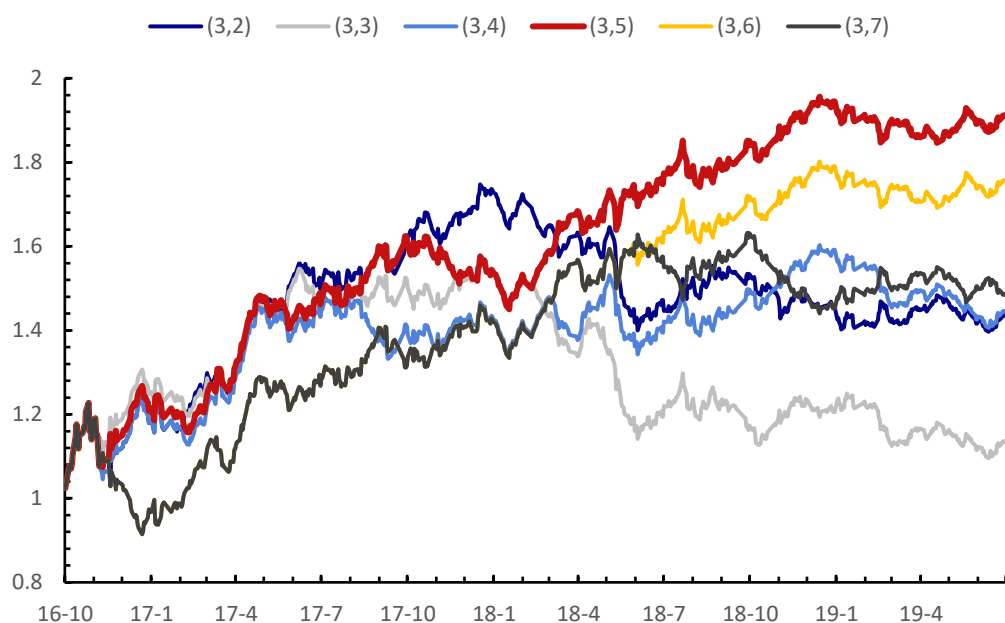
1) 单因素回测方面，重点在于展示数据有效性，我们使用动力煤期货指数(ZCFI.WI)作为价格合约。

2) 交易手续费方面，我们按交易所规定的 4 元/手的标准进行双边扣除。

3) 杠杆使用率方面，我们不使用杠杆，且不做浮动加仓。

为了直观表示，我们截取部分有效参数，观察该模型的表现。海运费单因素模型，选取 $D_F = 3$ 的时间窗口内， Q_F 的变化对结果的影响。以下为不同 (D_F, Q_F) 的净值结果，以 2016 年 10 月 12 日的动力煤指数收盘价作为基准，价格指数为 541。

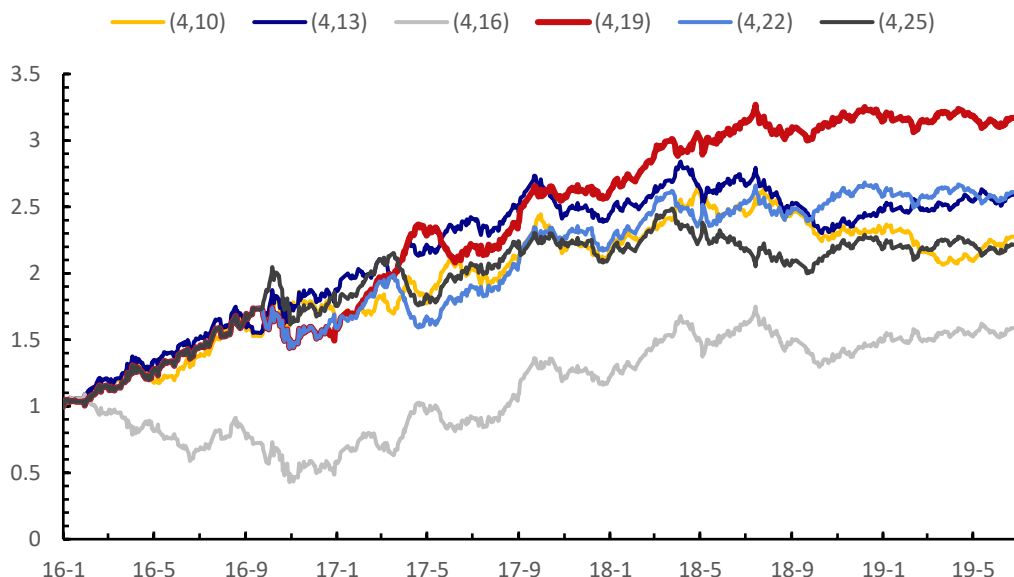
图 9：运费模型在不同参数下净值走势



资料来源：Wind，宏源研究

船舶数量单因素模型, 选取 $D_S = 4$ 的时间窗口内, Q_S 的变化对结果的影响。以下为不同 (D_S, Q_S) 的净值结果, 以2016年1月19日的动力煤指数收盘价作为基准, 价格指数为310.6。

图 10: 锚地船舶数量模型在不同参数下净值走势



资料来源: Wind, 宏源研究

从以上截取的部分参数下的模型表现结果可以看出, 海运费和锚地船舶数量数据对价格的指引有着正向的作用, 并且在一定的参数设置下, 在样本内可以获得相对可观收益。

比如 $D_F = 3$, $Q_F = 5$ 的情况下, 从2016.10.12至2019.7.12累积净值达到1.91, 年化收益率26.48%, 最大回撤13.19%, 夏普比率1.604, 卡尔玛比率2.01。在 $D_S = 4$, $Q_S = 19$ 的情况下, 从2016.1.19至2019.7.12累积净值达到3.225, 年化收益率41.11%, 最大回撤17.3%, 夏普比率1.02, 卡尔玛比率2.38。

但是, 根据上面回测结果可以发现, 单因素模型参数敏感度很高。比如海运费模型(3, 3)的组合表现很差, (3, 4)明显优于前者。并且, 由于单因素模型无法完全解释动力煤价格变动, 其下游需求是驱动动力煤价格变动的根本因素之一, 中游偏表象。而运用到择时策略上, 单因素模型风险较高, 面临回撤较大。因此我们在下文给出了基于中下游数据的多因素择时模型, 来改善以上的缺点。

三、多因素择时模型

(一) 数据选取思路

由于单个指标对价格变化的解释度有限, 在部分行情中容易出现指标与价格偏离的情况。因此我们选择采用多个因素进行择时测试。在本篇报告中, 我们用中游和下游的数据设计择时指标(上游数据多为产地价格、产量数据, 由于变化频率低, 且滞后性比较明显, 故在该策略

中不引用)。

我们选取 6 大电厂日耗合计、港口运费、港口库存、港口船舶数量以及 6 大电厂库存作为 5 大因素。其中港口库存包括秦皇岛、曹妃甸和国投京唐港的库存。这些指标覆盖了动力煤产业链中以电煤为主的中下游数据，能够基本解释动力煤价格的走势。

(二) 指标设计思路

每一组数据都能代表流量和存量数据，流量数据代表一定时间窗口内，数据的变化量（具有方向）；存量数据代表目前时点该数据的绝对值。根据这一特性，我们针对不同的源数据，设计了流量因子和存量因子（以上频率均是日度）：

流量因子：

$$flow_factor_i = \frac{\Delta Q_i}{\Delta t}$$

存量因子：

$$stock_factor_j = Q_j$$

对于 Δt 的选择，我们根据不同数据对于动力煤期货价格的最优先行天数而定（这里是指在一定的交易天数内，选取相关系数最大的值对应的天数）。而因各个指标与动力煤价格之间有着不同程度上的相关性，这些均为非线性相关。这里我们采用 spearman 相关系数代替传统的 Pearson 相关系数算法。从而计算出不同源数据对应的不同的相关系数：

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n(n^2 - 1)}$$

（以下是截至目前为止全周期内的流量和存量因子分布图，可以看到这些指标展现出较强的正态分布特性，并有一定的峰度和偏度偏差）

思路：利用最优先行周期计算 5 个指标的流量，成为流量因子；存量因子等于数据的绝对价格，其分布仍然用高斯分布模拟。将以上 10 个因子做分布统计，时间为 2013.10-2019.7。

图 11: 运费流量分布

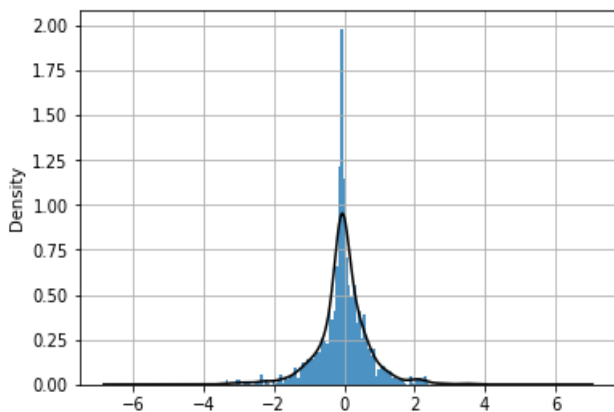


图 12: 运费存量分布

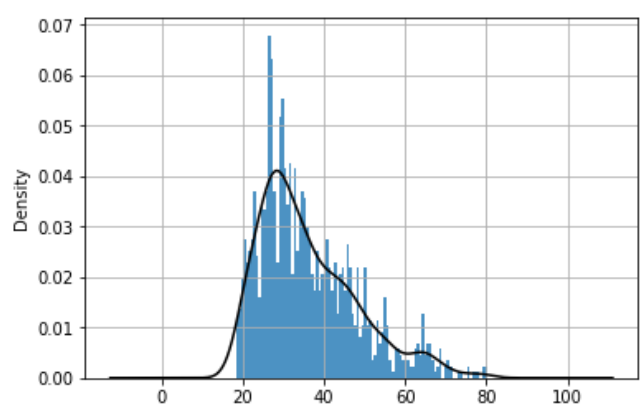


图 13: 船舶数量流量分布

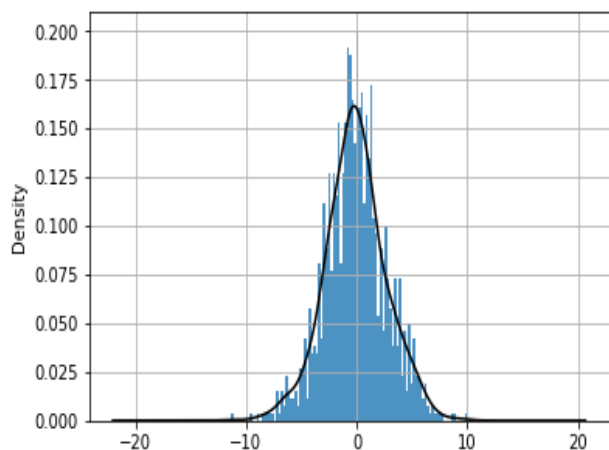


图 14: 船舶数量存量分布

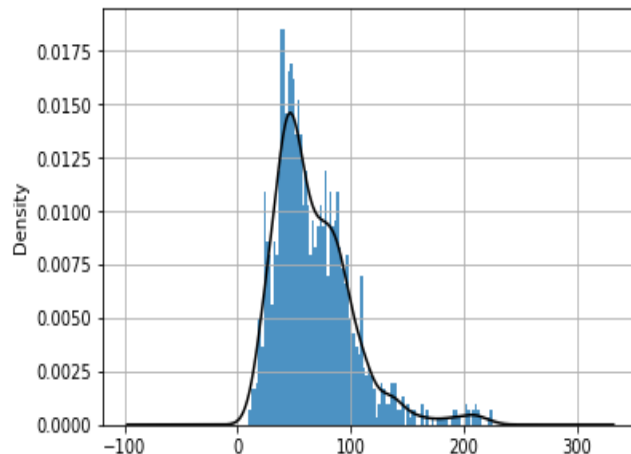


图 15: 日耗流量分布

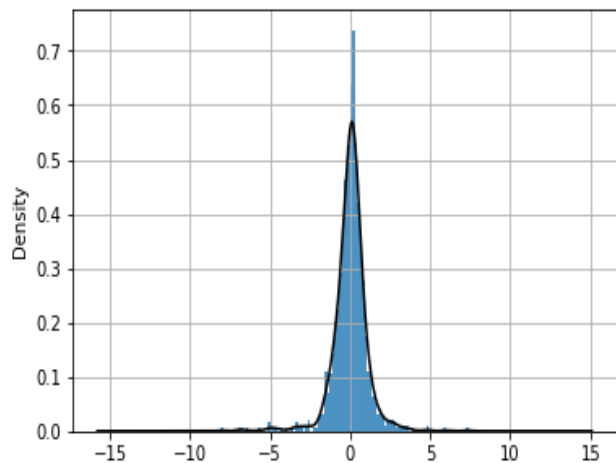
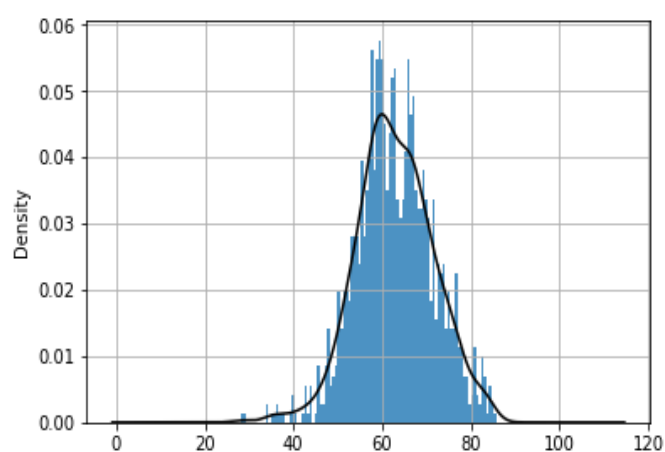


图 16: 日耗存量分布



资料来源: Wind, 宏源期货研究所

图 17: 电厂库存流量分布

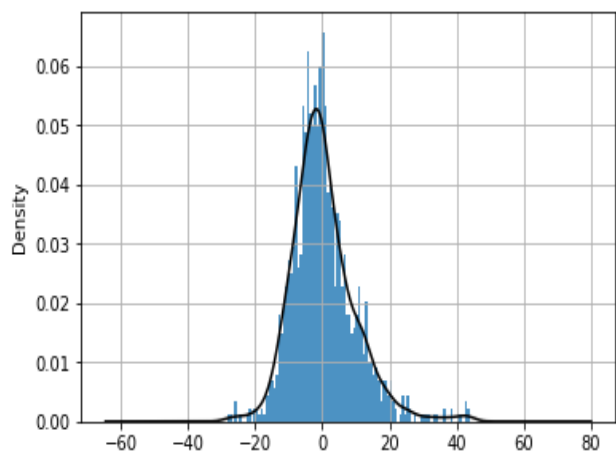


图 18: 电厂库存存量分布

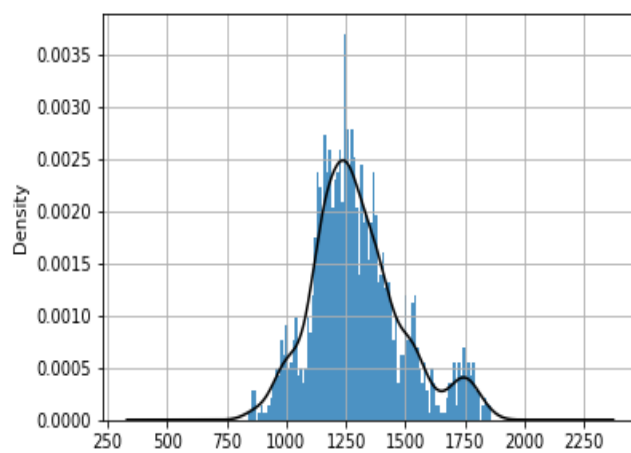
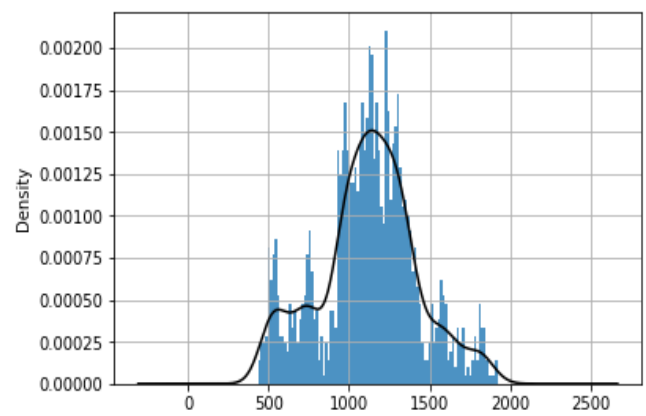
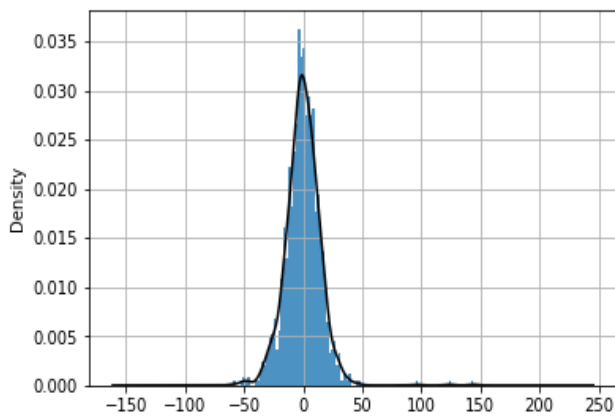


图 19: 港口库存流量分布

图 20: 港口库存存量分布



资料来源: wind, 宏源研究

根据不同数据的相关系数, 可得到在给确定的起始时间和终止时间的区间内的滚动相关数据时间序列数据。再根据不同的相关系数进行赋权, 以及存量和流量因子赋权。这里用相关系数的平方近似拟合优度:

- 单个因子标准: $factor_standard_score_i = standardizing(factor_i)$
- 单个因子加权分值: $single_factor_score_i = \rho_i^2 * factor_standard_score_i$ (符号和未处理前相关系数保持一致)
- 流量权重和存量权重: $weight_f + weight_s = 1$
- 最终 5 因子分值:
$$terminalscore = \frac{\sum_i^5 weight_f * single_factor_score_i}{\sum_i^5 \rho_i^2} + \frac{\sum_j^5 weight_s * single_factor_score_j}{\sum_j^5 \rho_j^2}$$

其中当 $i = j$, $\rho_i = \rho_j$

在这个过程中, 唯一需要设定的参数值即流量权重或者存量权重。这一点将在下文讨论。

在得到因子后, 经过一系列的标准化、加权处理得到我们最终的模型。模型返回的是 5 个数据 10 个因子的整体打分水平, 区间是 0-100 分, 分值越低基本面越弱。

(三) 指标的特殊处理

5 大基本面数据与动力煤价格的相关性并不是静态的, 而是动态的。因此, 选择一个合适的计算窗口非常重要。在此我们根据动力煤基本面的季节性特征, 将窗口分位春 (2-4 月)、夏 (5-7 月)、秋 (8-10 月)、冬 (11-1 月), 四个时间段, 分别计算在不同季节下, 不同先行周期下的相关系数。

我们从 2013 年 10 月起, 回测了超过 5 年的数据, 结果显示:

- 煤炭海运费 (freight) 与动力煤价格在四个季节上均表现出最强相关性 (75%-85%)，且在先行天数上基本变化不大；
- 船舶数量 (amount of ship) 在春夏秋，尤其是夏季表现出较强的相关性；而在冬季，其相关性略有减弱 (50%左右)；
- 电厂日耗 (consumption) 在春夏秋季具有一般的相关性 (40%左右)，而在冬季上相关性较低；
- 港口库存 (harbor stock) 和电厂库存 (station stock) 呈现出的相关性比较低，其影响主要是在流量变动和绝对高位或低位产生影响。

根据不同季节下各个指标最大相关系数对应的先行天数，可以得到流量因子和存量因子的数据选取方法。一般而言，相同季节下不同时点的相关系数比较稳定，随时间变化而变化的幅度较小。根据以上得到的相关系数，可以完成最终不同季节下对因子的计算。

而且，对动力煤价格变动影响最大的是中游的数据，代表着交投氛围和运输成本。这两个数据基本上能解释大部分动力煤价格变动的因素，但在某些时点，需要下游数据的位置进行配合才能做出较为准确的择时。

表 1：各数据和价格相关性：春季

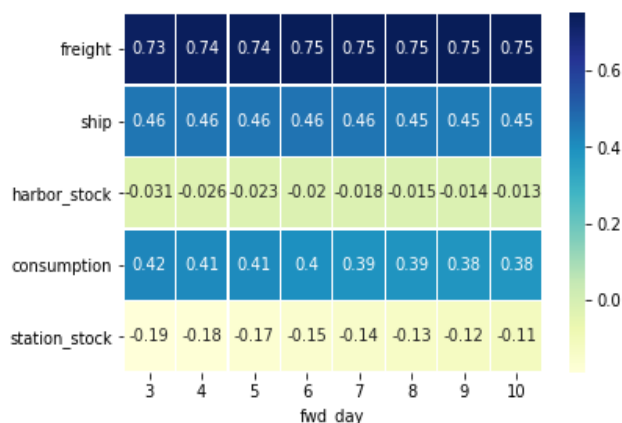


表 2：各数据和价格相关性：夏季

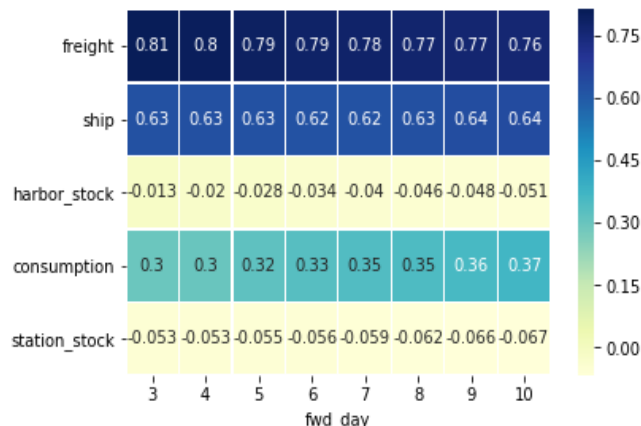


表 3：各数据和价格相关性：秋季

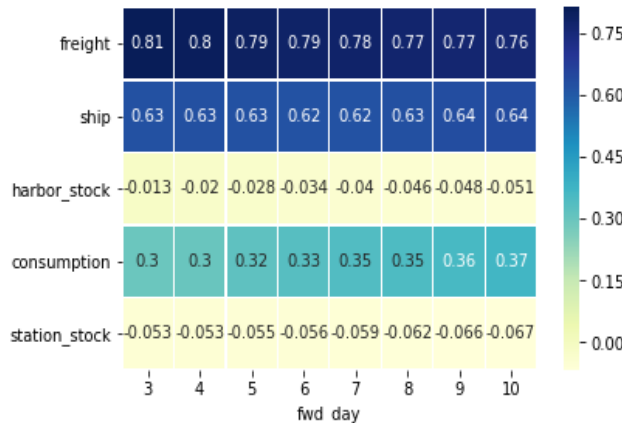
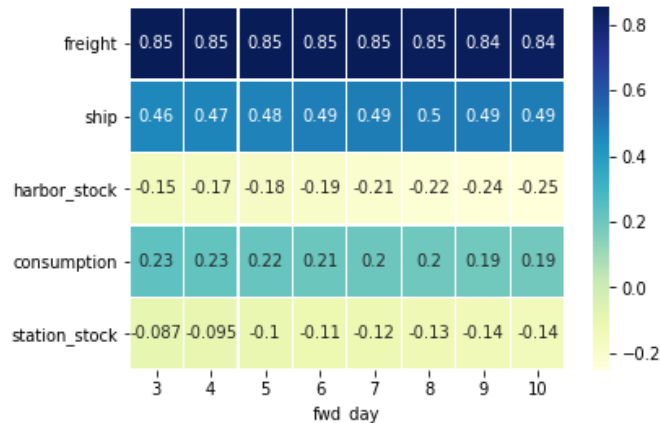


表 4：各数据和价格相关性：冬季

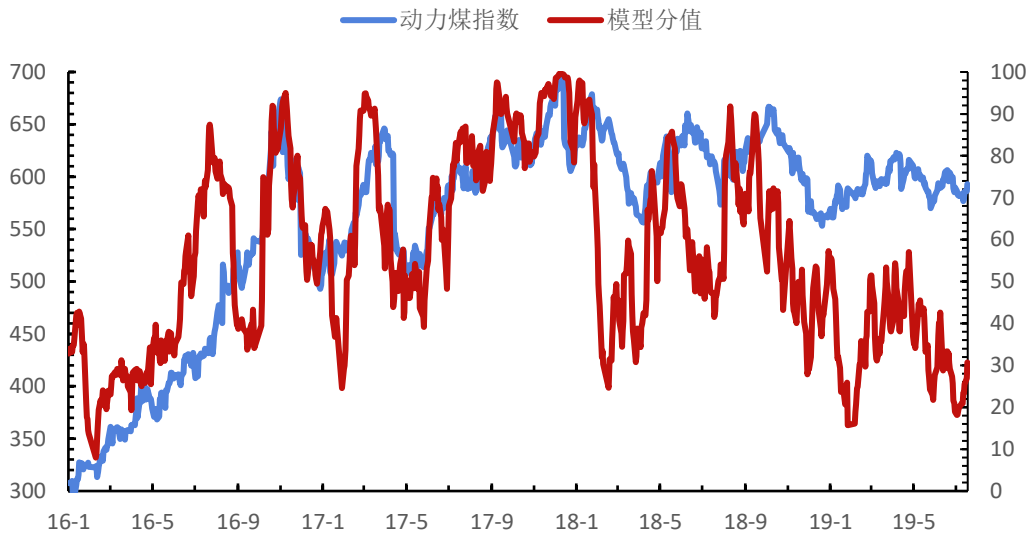


资料来源：Wind，宏源研究

资料来源：Wind，宏源研究

我们在回测的过程中，使用从 2013 年 10 月到回测节点的相关系数，这个时间区间是随着时间的推移而滚动增加的。也就是时间越靠后，计算的时间窗口越长，也就越稳定。通过对时间窗口内的数据进行相关性计、因子计算和加权处理得到当时节点的模型分值，且这个分值是按日度计算。

图 21：模型分值及动力煤指数时间序列 ($weight_s = 0.85$)



资料来源：Wind，宏源研究

(四) 模型结果的平滑

由于通过相关性计算的模型分值波动较大，我们选择卡尔曼滤波器算法对其进行平滑。卡尔曼滤波的一个典型实例是从一组有限的，包含噪声的，对物体位置的观察序列预测处物体的坐标及速度，其被应用于很多工程中（如雷达、计算机视觉）。例如，对于雷达来说，人们感兴趣的是其能够跟踪目标。但目标的位置、速度和加速度的测量往往在任何时候都有噪声。卡尔曼滤波利用目标的动态信息，设法去掉噪声的影响，得到一个关于目标位置的好的估计，这个也可以是对过去位置的平滑。我们在此利用其这一特性对模型分值进行平滑。

其中，卡尔曼滤波时间更新算法：

$$x_k^- = Ax_{k-1} + Bu_{k-1}$$

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q$$

状态更新：

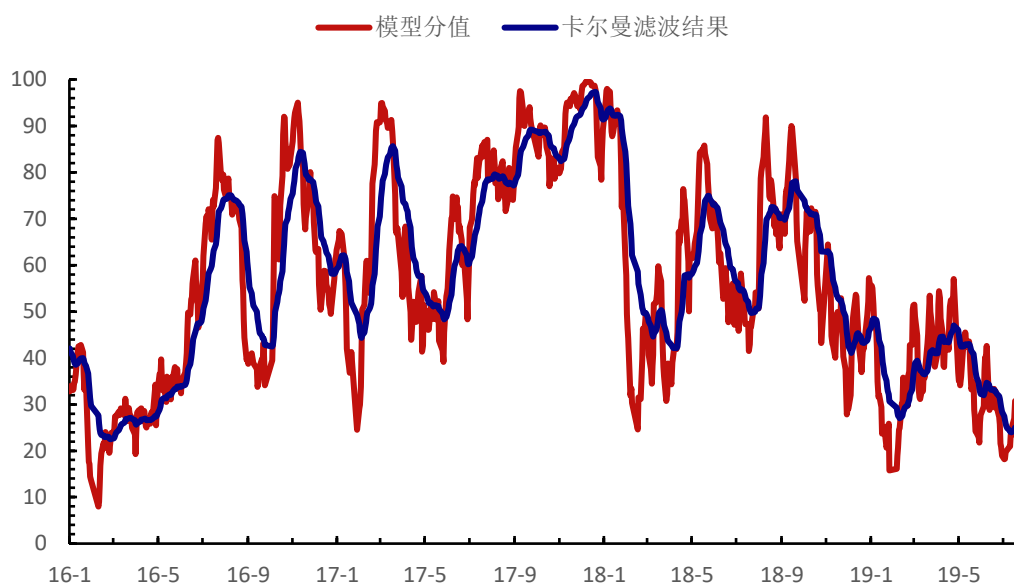
$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1}$$

$$x_k = x_k^- + K_k(y_k - Hx_k^-)$$

$$P_k = (I - K_k H)P_k^-$$

我们使用卡尔曼滤波程序，选择最初始的参数不做调整，得到以下结果：

图 22：模型分值及卡尔曼滤波结果



资料来源：Wind，宏源研究

除此之外，我们还利用模型分值的均线系统来双重平滑模型，以便于后续做出择时决策。

（五）回测方法

开平仓信号方面：

- 1) 当原始模型分值大于 up_bound ，做多；当原始模型分值小于 $100 - up_bound$ ，做空。
- 2) 在 1) 的基础上，当模型分值处于 up_bound 和 $100 - up_bound$ 之间时，当原始模型分值大于卡尔曼滤波结果以及均线，做多；当原始模型分值小于卡尔曼滤波的结果及均线，做空；当原始模型结果处于卡尔曼滤波和均线结果之间时，平仓。
- 3) 该模型不涉及动态止损或止盈。

交易、费用及时点方面：

- 1) 回测合约方面，我们根据市场规定，以每年的 1、5、9 月为回测合约，并在远月合约的持仓量大于近月合约的后一个交易日，更换合约，且不切回。
- 2) 交易手续费方面，我们按交易所规定的 4 元/手的标准进行双边扣除。
- 3) 杠杆使用率方面，我们在动态资金下不使用杠杆。
- 4) 滑点设置方面，由于本模型属于低频模型，我们最初采取 0.2 元/吨作处理，后面会测试其他不同滑点下，策略的结果。
- 5) 回测时点上，由于相关系数需要一定时间的计算期，我们选取 2016 年之后的时间区间做回测，这个时间点自动力煤上市满足 500 个交易日，各项指标分布相对成型。

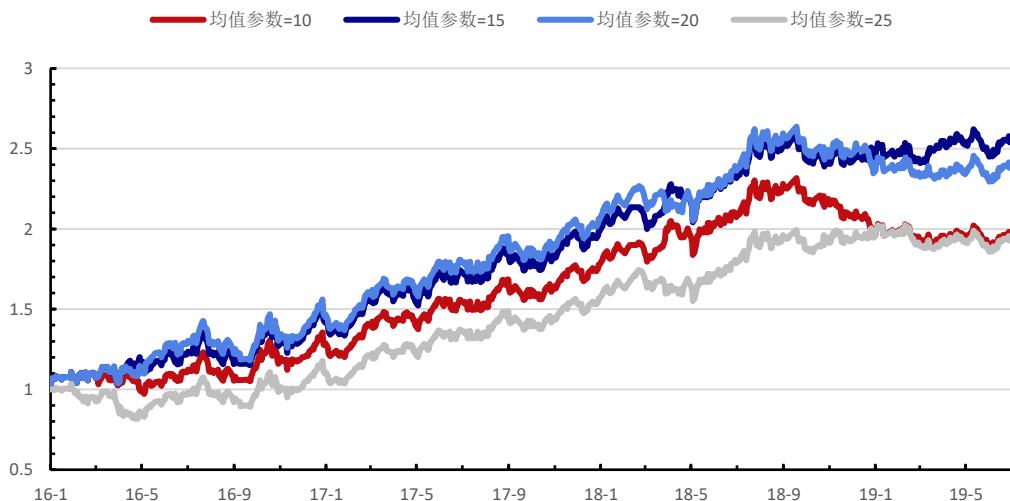
6) 由于本策略偏左侧交易，因此在回测过程中，盘面的冲击成本暂不考虑。

四、模型效果

(一) 测试多组参数下模型结果

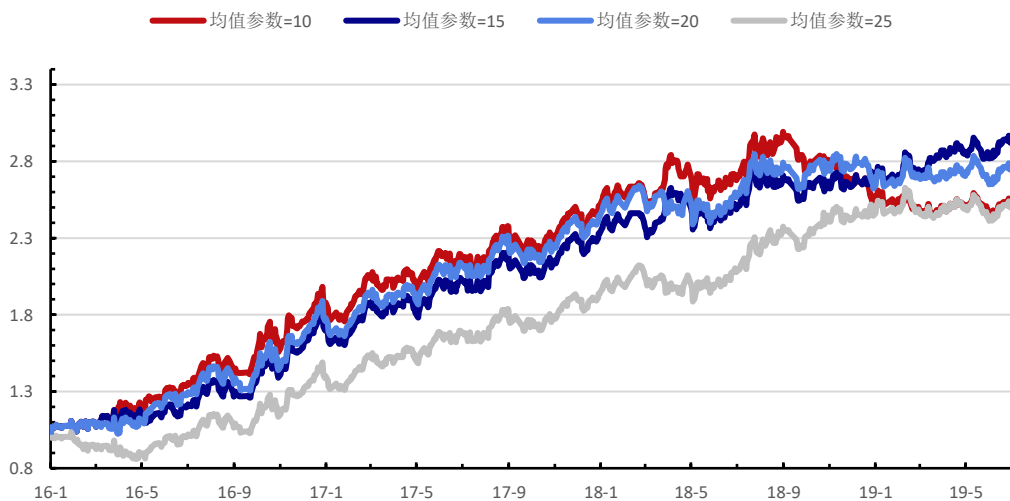
本策略共涉及三个参数，绝对量因子权重 $weight_s$ ，分值上限 up_bound 和滚动均值参数。根据我们的计算结果来看，当流量因子权重偏高时策略的不稳定性加强，波动较大，夏普比率低；而绝对量因子权重高时，其策略稳定性较好，波动低。因此我们在此默认展示绝对量因子等于 0.85 时的情景。

图 23：策略回测净值（ $up_bound = 65$ ），滑点=0.2 元/吨



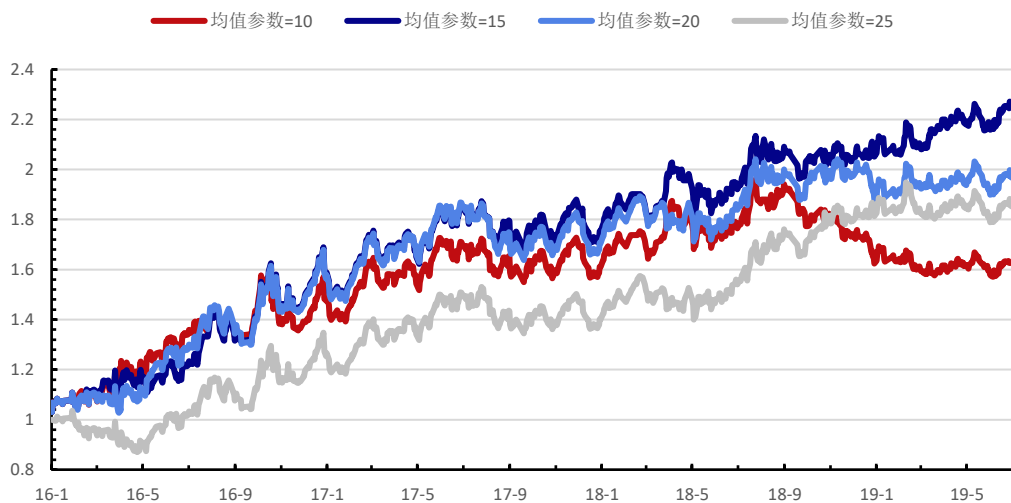
资料来源：Wind，宏源研究

图 24：策略回测净值（ $up_bound = 75$ ），滑点=0.2 元/吨



资料来源：Wind，宏源研究

图 25：策略回测净值（up_bound = 85），滑点=0.2 元/吨



资料来源：Wind，宏源研究

根据多组参数回测可得，当分值上限处于 75 时，策略表现相对好，且在 2018 年末至 2019 年，动力煤价格震荡，波动率走低的行情下，仍能相对稳定盈利；上限处于 65 时，净值波动较大；上限处于 85 时，由于参数过于严格，整体净值不理想。均值参数方面，当均值等于 10 时，也就是参数偏低的时候，平滑度不够，虽在基本面数据波动较大时取得不错成绩，但策略在 2018 年下半年开始出现严重回调；而均值等于 15 或 20 时，策略表现理想稳定。

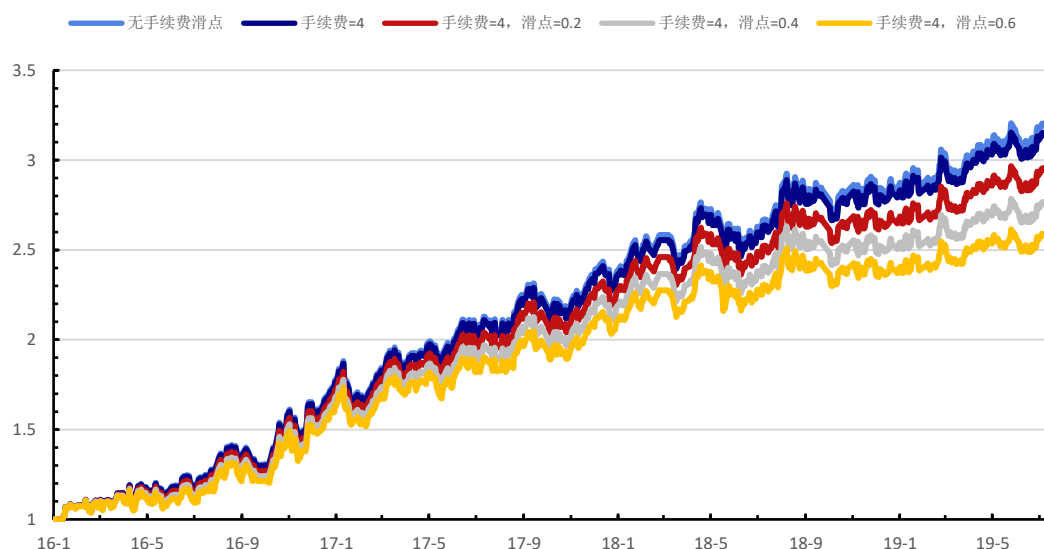
我们选取 up_bound 等于 75 且均值等于 15 的一组结果做详细分析。在手续费=4 元/手，滑点=0.2 元/吨的设定下，（每年 250 个交易日）该策略年化收益率 37.29%，最大回撤 13.85%，calmar 比率等于 2.69，收益波动比 1.68，交易次数 122 次，胜率 52.46%，盈亏比 2.72。在其他手续费和滑点设定下的净值、最大回撤等指标见图 27，表 5。

图 26：up_bound = 75，均值参数=15，滑点=0.2 元/吨，手续费=4 元/手



资料来源：Wind，宏源研究

图 27：不同滑点，有无手续费下的净值走势



资料来源：Wind，宏源研究

表 5：不同交易费用下各指标结果

交易费用设定	年化收益率	最大回撤	净值年化波动率	收益波动比	卡尔玛比率
无手续费无滑点	40.59%	13.70%	22.19%	1.829	2.963
手续费=4，滑点=0	39.89%	13.70%	22.17%	1.799	2.912
手续费=4，滑点=0.2	37.29%	13.85%	22.17%	1.682	2.692
手续费=4，滑点=0.4	34.66%	13.99%	22.16%	1.564	2.477
手续费=4，滑点=0.6	32.10%	14.13%	22.15%	1.449	2.272

资料来源：Wind，宏源研究

（二）写在最后

传统的 CTA 策略多以价量数据为基本信息，从而做出投资决策。动力煤是煤炭最大的一个分支，产业结构相对稳定，其价格走势受到基本面的影响大，而该期货品种的投机性和波动性都较低，以价量数据做多波动率的策略在动力煤上收效甚微。本篇报告着眼于纯基本面信息，从品种的产业链逻辑出发探索了以基本面数据为驱动的择时策略。

我们发现，动力煤中游数据（锚地船舶数量和海运费）与价格呈现较高的相关性，下游数据有一定的相关性但弱于中游数据。根据上文的测试，以海运费的单因素模型获得了年化收益率 26.48%，最大回撤 13.19%，卡尔玛比率 2.01 的结果。而锚地船舶数量因素的模型获得了年化收益率 41.11%，最大回撤 17.3%，卡尔玛比率 2.38 的结果。

虽然单因素模型能够获得较高年化收益，但其稳定性相对不高，尤其是在参数敏感性上表现不佳。我们在第三部分引入了下游高频数据，是对单因素模型的补充。并在考虑了滑点后提升了整体的卡尔玛比率至 2.69。在设置三跳、滑点=0.6 的情况下，仍能够获得 2.27 的卡尔玛比率。而该策略又是低频、偏左侧交易的模式，滑点、冲击成本的影响相对较价量策略小。

同时，该策略也有相应的问题，在动力煤产业链中，下游仍然有水泥、化工和基建等行业，由于这部分数据的低频属性（大多为月频），难以量化；而上游的周度数据对价格指引较低，也相对难以量化。因此该 5 因素模型对价格的解释度仍不完全（这里最典型的例子就是，当进口煤放开或者收紧、煤矿地区发生事故导致供煤紧张，从而对价格产生的短期扰动，是中下游数据无法解释的。

从国外的经验来看，近几年趋势跟踪策略表现逊于早年。而从有效市场理论的角度来看，基于市场信息的策略有效性将会越来越低（比如像黄金、铜等相对成熟的品种），但基本面研究、主动量化在未来仍大有可为。

风险提示：产业格局变更、数据失效、政策风险

分析师简介:

孙佳兴: 通过 FRM, 金融工程硕士, 材料物理学士, 现任宏源期货黑色金属分析师

宏源期货研究团队

金融期货（期权）研究	金属研究
曾德谦 010-82292833 zengdeqian@swwhyse.com	王激 010-82292669 wanglian@swwhyse.com
鲁楠 010-82292665 lunan@swwhyse.com	孙佳兴 010- 82292663 sunjiaxing@swwhyse.com
黄小洲 010—82292826 huangxiaozhou@swwhyse.com	朱善颖 010-82292599 zhushanying@swwhyse.com
能源化工研究	农产品研究
詹建平 010—82292685 zhanjianping@swwhyse.com	肖峰波 010- 82292680 xiaofengbo@swwhyse.com
朱子悦 010-82292661 zhuziyue@swwhyse.com	熊梓敬 0871—68072126 xiongzijing@swwhyse.com
杨首樟 010-82292599 yangshouzhang@swwhyse.com	黄小洲 010—82292826 huangxiaozhou@swwhyse.com
策略研究	
吴守祥 010-82292860 wushouxiang@swwhyse.com	

免责声明:

本报告分析及建议所依据的信息均来源于公开资料, 本公司对这些信息的准确性和完整性不作任何保证, 也不保证所依据的信息和建议不会发生任何变化。我们已力求报告内容的客观、公正, 但文中的观点、结论和建议仅供参考, 不构成任何投资建议。投资者依据本报告提供的信息进行期货投资所造成的一切后果, 本公司概不负责。

本报告版权仅为本公司所有, 未经书面许可, 任何机构和个人不得以任何形式翻版、复制和发布。如引用、刊发, 需注明出处为宏源期货, 且不得对本报告进行有悖原意的引用、删节和修改。