

多维度卖方分析师预测能力评价 ----券商金股组合增强策略

1. 卖方分析师评价体系

卖方分析师是金融市场上提供公司、行业、经济和策略研究的一股重要力量，通过建立分析师评价体系可以区分卖方分析师在一段时间内的竞争力，这在金股组合增强、改进盈利预测因子和一致预期因子等方面都有广泛的应用场景。经过筛选最终我们确定了 Alpha 挖掘能力、预测胜率、报告勤奋度和平台优势四个维度来构建分析师评价体系。

2. 分析师评价体系增强金股组合

Alpha 挖掘能力是一种更注重结果的评价角度，分析师发现更多的市场机会、预测更加准确能直接体现为推荐股票的超额收益。Alpha 挖掘能力因子 IC 均值达到了 2.82%，多空年化收益率为 9.81%，夏普比率为 0.69。

预测胜率也是一个重要角度，判断能力强的分析师能够更容易选择行业中有相对优势的股票。预测胜率因子 IC 均值达到了 2.85%，多空年化收益率高达 10.91%，夏普比率为 0.87。

报告勤奋度可直接对分析师勤奋程度进行衡量，一位勤奋的分析师可能会获得更多的市场信息，对市场有更多的理解而更加优秀。报告勤奋度因子 IC 均值达到了 2.52%，多空年化收益率为 9.60%，夏普比率为 1.16。

平台优势是对分析师所在平台整体研究实力的衡量，研究平台的资源、整体的风格与思路都会对分析师研究产生影响，而其影响也会作用在分析师的预测结果上。平台优势因子 IC 均值在 0%至 2%的水平，多空组合单调性较差。

Alpha 挖掘能力、预测胜率和报告勤奋度因子能够较好地预测金股池股票收益，将这三个维度的因子结合起来等权合成为分析师评价因子，因子的 IC 平均值达到了 3.54%，风险调整后的 IC 为 0.38，因子的分位数组收益单调性良好，多空组合的收益率达 14.52%，多空净值的增加平稳。结果说明我们构建的分析师评价因子的确可以对分析师的预测能力进行评估，预测能力较强的分析师推荐的金股未来的超额收益更明确。

3. “金中选精”增强策略

根据分析师评价体系与金股特点，我们结合一致预期因子、成长因子以及分析师评价因子构建了金股组合增强因子，因子 IC 均值达到了 5.36%，多空年化收益率为 22.51%，夏普比率为 1.87。

策略的年化收益率为 25.65%，夏普比率为 0.93，而金股等权基准的年化收益率为 16.87%，夏普比率为 0.71。相较于等权基准，“金中选精”策略的年化超额收益率为 8.48%，信息比率为 1.05。

4. 十月“金中选精”组合推荐

根据“金中选精”策略信号，我们给出了十月最新的组合推荐。

风险提示：以上结果通过历史数据统计、建模和测算完成，在政策、市场环境发生变化时模型存在失效的风险。

郭子锋 联系人
guozifeng@gjzq.com.cn

苏晨 分析师 SAC 执业编号: S1130522010001
suchen@gjzq.com.cn

内容目录

1. 卖方分析师评价体系	4
1.1 研究数据库构建	4
1.2 卖方分析师团队的划分与评价	5
2. 分析师评价体系增强金股组合	6
2.1 测试方法	7
2.2 Alpha 挖掘能力因子	8
2.3 预测胜率因子	9
2.4 报告勤奋度因子	10
2.5 平台优势因子	11
2.6 适用金股组合的分析师评价因子	12
3. “金中选精”增强策略	14
3.1 金股组合增强因子	14
3.2 “金中选精”策略表现	17
4. 十月“金中选精”组合推荐	18
5. 总结	19
6. 风险提示	19

图表目录

图表 1: 卖方分析师评价体系构建	4
图表 2: 研报数据处理流程	5
图表 3: 金股样本数据处理流程	5
图表 4: 团队确认流程	6
图表 5: 金股推荐数量	7
图表 6: 金股组合历史表现	7
图表 7: 金股行业推荐次数	7
图表 8: Alpha 挖掘能力类因子定义	8
图表 9: Alpha 挖掘能力类因子 IC	8
图表 10: Alpha 挖掘能力因子 IC	9
图表 11: Alpha 挖掘能力因子分位数组合净值	9
图表 12: Alpha 挖掘能力因子分位数组合指标	9
图表 13: 预测胜率类因子定义	9
图表 14: 预测胜率类因子 IC	10
图表 15: 预测胜率因子 IC	10
图表 16: 预测胜率因子分位数组合净值	10
图表 17: 预测胜率因子分位数组合指标	10
图表 18: 报告勤奋度因子 IC	11
图表 19: 报告勤奋度因子分位数组合净值	11

图表 20: 报告勤奋度因子分位数组合指标.....	11
图表 21: 平台优势类因子定义.....	11
图表 22: 平台优势类因子 IC.....	12
图表 23: 佣金占比因子分位数组合指标.....	12
图表 24: 分析师评价因子的 Spearman 相关系数.....	12
图表 25: 分析师评价因子 IC.....	13
图表 26: 分析师评价因子的 IC.....	13
图表 27: 分析师评价因子分位数组合指标.....	13
图表 28: 分析师评价因子分位数组合净值.....	14
图表 29: 一致预期与成长因子定义.....	14
图表 30: 一致预期与成长因子 IC.....	14
图表 31 成长因子分位数组合净值.....	15
图表 32: 一致预期因子分位数组合净值.....	15
图表 33: 金股组合增强因子的 Spearman 相关系数.....	15
图表 34: 金股组合增强因子 IC.....	15
图表 35: 金股组合增强因子 IC.....	16
图表 36: 金股组合增强因子分位数组合净值.....	16
图表 37: 金股组合增强因子分位数组合指标.....	16
图表 38: “金中选精”策略净值.....	17
图表 39: “金中选精”策略指标.....	17
图表 40: 十月增强组合推荐.....	18

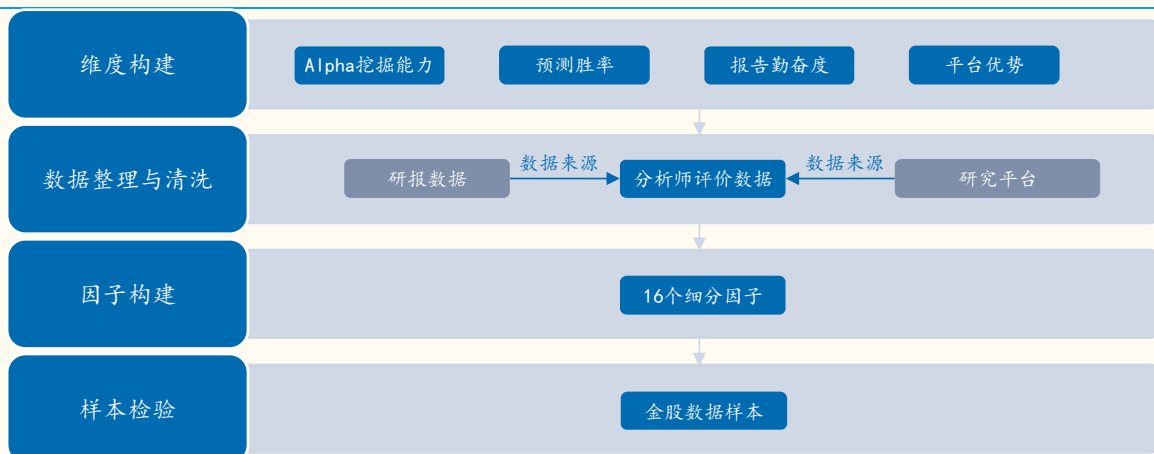
1. 卖方分析师评价体系

卖方分析师是金融市场上提供公司、行业、经济和策略研究的一股重要力量，一方面分析师通过专业分析提供信息、分享信息，提高了整个市场的效率；另一方面分析师的预测等分析意见也影响着市场上投资者的投资决策。卖方研究通常包括三个主要相互关联的部分：盈利预测、目标价格和股票推荐 (Bradshaw 等人, 2004, 2013; Caylor 等人 2017)。卖方分析师本身是差异化的，不同分析师在市场周期理解、行业发展预期、估值模型选用等方面都有不同，因此，不同卖方分析师做出的预测的准确度也有差异。以往研究更多从定性的角度如胜任能力来对分析师进行评价，**评价体系是相对缺失的，我们希望构建卖方分析师定量评价体系，通过这样的体系区分卖方分析师在一段时间内的竞争力。**这样的体系搭建后在金股组合增强、改进盈利预测因子和一致预期因子等方面都有广阔的应用场景。

最终我们确定了 Alpha 挖掘能力、预测胜率、报告勤奋度和平台优势四个维度来构建分析师评价体系。首先，Alpha 挖掘能力对分析师推荐个股获取超额收益能力的衡量，是更注重结果的评价。分析师对公司进行全面分析，并对公司进行盈利预测，最终得到目标价格并给出推荐评级。当分析师发掘出了相对低估的个股，或者分析师对公司发展预期准确，推荐个股将跑赢行业获得超额收益。第二，预测胜率也是一个重要角度，分析师本身对不同股票的推荐程度有区分，但国内卖方分析师报告更多的评级集中在推荐、强烈推荐，评级标准本身区分度较低，但通过其整体的推荐胜率能够衡量其判断能力，判断能力越强的分析师在推荐个股时获得超额收益的可能性越高。第三，报告勤奋度是直接对分析师勤奋程度进行衡量，一位勤奋的分析师可能会获得更多的市场信息，对市场有更多的理解而更加优秀，其有机会挖掘到更多有价值的个股。最后，平台优势是对分析师所在平台整体研究实力的衡量，研究平台的资源、整体的风格与思路都会对分析师研究产生影响，而其影响也会作用在分析师的预测结果上。

我们选取了券商金股样本验证卖方分析师评价体系的有效性。券商金股是各券商研究所每月初结合市场研判和行业具体推荐而精选的股票组合，是研究所每月市场观点的精华。从金股组合的历史表现来看，全部金股组合的年化收益率在 2019 和 2020 年度均超过了 40%，表现极佳。通过卖方分析师评价体系对金股组合进行优选，优中选优后组合的收益若出现明显增强，那么评价体系的有效性将得到验证。

图表 1：卖方分析师评价体系构建



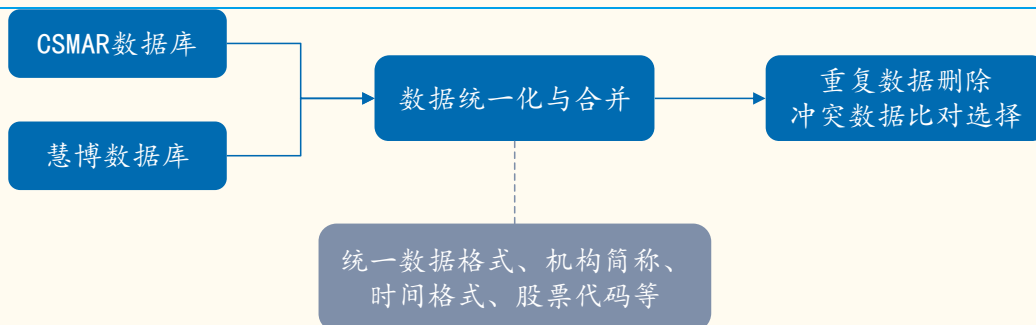
来源：国金证券研究所

1.1 研究数据库构建

研报数据是形成分析师评价数据的重要数据来源。2021 年万得资讯卖方一致预期数据中收录的公司研究报告数据就超过 17 万篇，市场已经从中挖掘出一致预期因子等有效内容，我们构建 Alpha 挖掘能力、预测胜率、报告勤奋度因子也都来源于研报数据。但是研报数据是有一定缺失的：首先研报数据上可

能只对应了一位分析师，分析师对应不全；其次部分机构对未授权平台不公开研报数据，部分数据源的研报有缺失；最后，各个数据源虽可进行数据补充，但是记录的研报发布时间等有差别，需要区分重复数据进行删除清洗。因为各数据机构对分析师研报的数据侧重不同，我们在比对分析后选取了 CSMAR 数据库的《中国上市公司分析师预测研究数据库》和慧博《机构分析师评价系统》的数据。

图表 2：研报数据处理流程

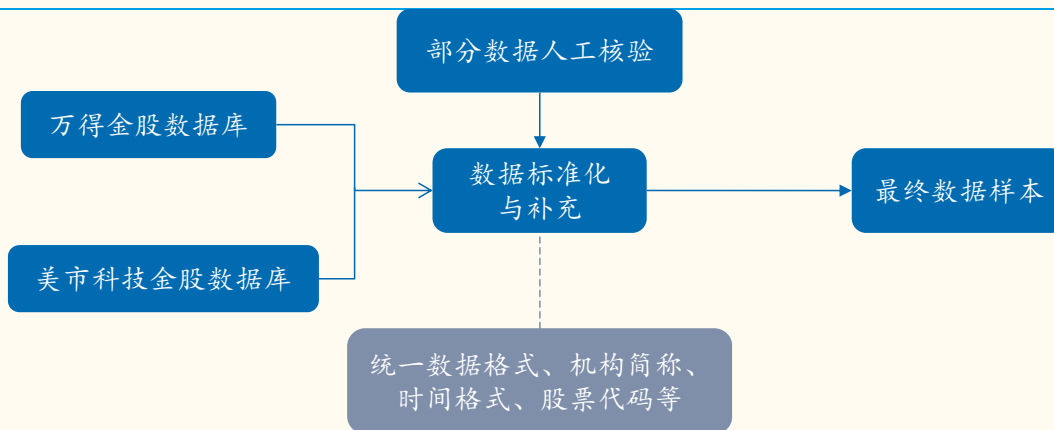


来源：国金证券研究所

平台优势方面，我们整理了公募基金半年报和年报公告公开披露的证券公司佣金相关数据，并将年报和半年报调整为最近 2 个半年的数据；券商佣金还包括了非公募的多种其他佣金，所以此数据只是侧面对整体佣金进行的刻画。

样本数据选择方面，因为金股组合本身就是卖方分析师推荐的精选组合，跟分析师有极强的联系，如果构建的因子在本身具有高相对收益的金股组合中仍表现出色，证明其对分析师的评价是有效的。金股数据样本收集上，因 2018 年起券商推荐金股数据才开始逐步增多，各家券商金股数据发布的时间，格式并不统一，金股发布时间大部分在每月月初前三个交易日，我们剔除了每月过晚（超过当月第四个交易日）发布的金股数据，以美市科技金股数据和万得资讯金股数据为基础，对部分券商的数据进行补充，同时剔除了某些非研究所整体角度出发的金股推荐，如行业十大金股推荐。

图表 3：金股样本数据处理流程



来源：国金证券研究所

1.2 卖方分析师团队的划分与评价

在对卖方分析师进行评价时，我们创新性的选择对研究团队进行整体评价而非单个分析师，这主要是因为大部分研究报告会以团队的形式署名，无法准确区分到个人的报告观点，而团队成员的观点也会相互影响，因此对团队整体的考察是更加合适的。

对团队进行评价需要面临很多难点，首要问题是要进行团队的准确划分和梳理，而目前关于分析师团队的数据更新并不够及时，数据覆盖也不够全面，当分析师团队变化或数据缺少时分析师评价将有较大困难。因此我们将使用研

报作者数据进行团队梳理，在进行团队认定过程中，如果出现以下问题团队梳理可能出现一定偏差：1、分析师重名；2、研究报告有多个团队联署署名；3、研究报告署名时非团队所有成员全部署名；4、团队成员发生变化。

为了解决以上问题，首先我们对分析师重名的特征进行了分析，发现如果限定分析师行业，分析师重名出现的概率极低，于是我们对分析师进行了行业限制来解决重名问题。第二步，我们加入了对研究报告进行是否符合偶发标准的判断，如果一位分析师此前从未覆盖此篇报告的行业或者在该行业覆盖的报告极少，那么将该报告定性为偶发报告，不参与团队梳理，经过偶发标准的判断，可以基本消除偶尔多个团队联席署名对团队梳理的干扰。第三步，我们认为在同一个报告中的成员为一个团队，通过选取合理的数据范围，团队成员变化也能在团队梳理结果上快速反映出来，我们在数据范围内递归寻找梳理出该行业的团队所有的成员。最后，团队梳理结果仍有可能出现一个行业多个团队的情况，再经过一次团队是否经常覆盖此行业的判断，最终将得到唯一团队。

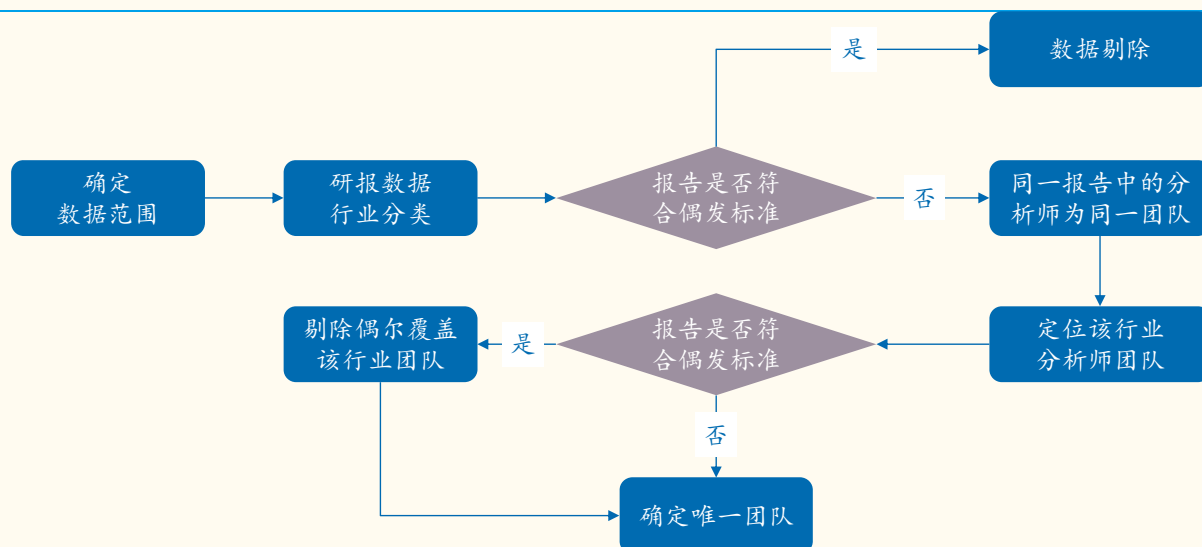
通过以上方法，我们在每个因子打分日，确定了各家券商在各中信一级行业的唯一确定团队，同一团队可能在不同行业有覆盖。团队确定后我们会对该分析师团队整体进行评价，评价时会选取该团队所有分析师过去一段时间涉及的推荐报告的预测效果来计算指标。

当确定好团队的评分后，我们可以根据该评分，对其推荐的金股未来的超额收益进行预测，从而对金股组合进行增强。这里我们假设，对于某一券商的某一具体金股推荐，我们认为是该行业的分析师团队进行的推荐。在实际中，经常出现有多个券商的团队推荐同一只金股，我们考虑过使用不同的方法对多个团队的评分进行合成，最终使用推荐该金股的团队中分析师评价最高来作为该金股打分，这主要考虑到金股的表现应该能够被预测能力最强的团队更好的预测：

$$score_{evaluation} = \text{MAX}(score_{team}) \quad (team = 1, 2, 3, 4 \dots)$$

其中， $score_{evaluation}$ 表示某一具体金股的最终因子分值， $score_{team}$ 是某一团队的具体评价分值。

图表 4：团队确认流程



来源：国金证券研究所

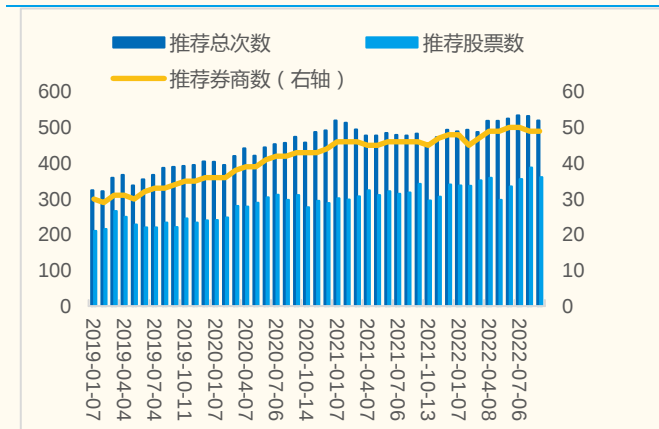
2. 分析师评价体系增强金股组合

因为金股组合本身就是卖方分析师推荐的精选组合，跟分析师有极强的联系，如果构建的分析师评价体系在本身具有高相对收益的金股组合中仍能攫取更高的超额，证明其对分析师的评价是有效的。

近年来金股组合表现十分优异，2019 年与 2020 年组合的收益率均超过了 40%，近月以来金股的推荐数量越来越多，2022 年 10 月推荐总次数已超过

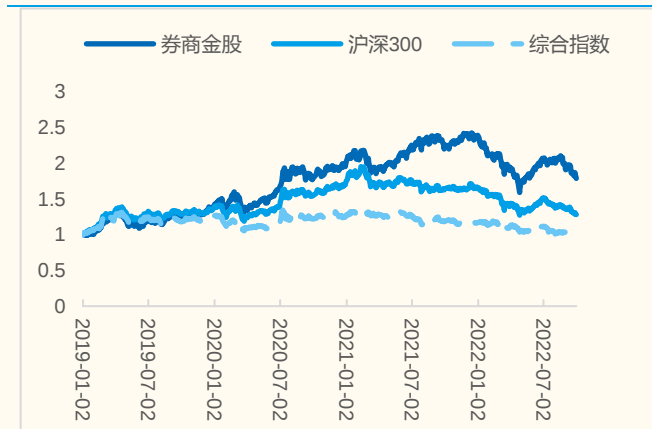
550 次，非重复个股推荐达 360 只，金股覆盖的行业也越来越广，受到市场关注。

图表 5：金股推荐数量



来源：Wind，美市科技，国金证券研究所

图表 6：金股组合历史表现



来源：Wind，美市科技，国金证券研究所

图表 7：金股行业推荐次数



来源：wind，美市科技，国金证券研究所

上一节中我们对研究数据库构建进行了具体步骤拆解，接下来我们将构建不同维度的评价因子，对优秀卖方分析师团队进行打分，然后利用金股组合验证其是否有效，首先介绍测试方法。

2.1 测试方法

测试方法方面，我们采用因子 IC 测试和分位数组合测试来作为因子筛选的标准，选股池为每月全部金股推荐。这里的基准收益，我们采用全部金股组合等权的收益率。

因子 IC 测试主要研究因子取值与下一期收益率的相关性，即

$$RankIC_t = corr(Rank(X_{t,m}), Rank(r_{t+1,m}))$$

其中， $Rank$ 表示计算变量排序， $X_{t,m}$ 表示因子取值， $r_{t+1,m}$ 表示下一期金股等权组合的收益率。IC 的绝对值越高，因子的下期收益率的预测能力越强。IC 的 t 值表征了 IC 的绝对值不为 0 的概率，t 值越大，IC 的值就越显著不为 0。

对于分位数组合测试，我们按照因子值从高到低，将每期股票池分为 3 组，以等权方式分别构建组合，从而研究不同分位数组合的表现。通过做多 Top 组合同时做空 Bottom 组合，可以得到多空组合 (L-S 组合)，通过该组合的表现来进一步衡量因子的收益。因子预测的频率为月频，回测区间取为 2019 年 1 月 5 日至 2022 年 9 月 30 日。

2.2 Alpha 挖掘能力因子

分析师推荐标的收益表现在一定程度上能够最直接的代表其研究水平。我们认为超额收益越高、获取超额表现的越稳定，Alpha 挖掘能力更强，分别用超额收益均值和超额收益标准差来进行衡量。为了使不同分析师之间推荐收益率可比，我们使用相对行业收益的超额收益率作为判断标准，行业收益标准使用中信一级行业。具体公式如下：

$$R_D = \frac{\sum(R_{iD} - R_{imD})}{n}$$

$$R_{std} = \sqrt{\frac{\sum_1^n (R_{iD} - R_{imD} - R_D)^2}{n}}$$

其中， $R_{iD} - R_{imD}$ 代表推荐标的自推荐之日起 D 个交易日相对中信一级行业指数的超额收益， D 代表不同预测周期， R_D 代表所有推荐的超额收益的均值， R_{std} 代表超额收益的标准差。

参数选择方面，因为研究报告的评级标准的描述并不一致，常见的有“强烈推荐”、“买入”等推荐评级的描述，和“中性”、“持有”、“回避”等非推荐评级的描述，我们将其统一成推荐评级和非推荐评级两个类别，数据选取时剔除了非推荐评级的研报数据；数据时间范围选择评价之日前 250 个交易日内的研报数据，因为分析师也在动态成长，若数据周期选取过长，可能不能及时反应分析师近期预测的情况，若数据周期选取过短，样本数据将存在较大随机性，250 个交易日作为常用的时间周期时间长度上较为合适，并且能避免时间选择上过度优化。预测周期 D 选择 20、60、120 个交易日三组，来分别分析分析师短期、中短期、中长期的推荐能力。若报告发布的推荐日期距离评价日不足相应的一个 D 周期，此推荐标的不纳入计算。

图表 8：Alpha 挖掘能力类因子定义

因子	因子定义
Return_20	团队所有推荐标的 20 交易日相对行业超额的均值
Return_60	团队所有推荐标的 60 交易日相对行业超额的均值
Return_120	团队所有推荐标的 120 交易日相对行业超额的均值
ReturnStd_20	团队所有推荐标的 20 交易日相对行业超额列表的标准差
ReturnStd_60	团队所有推荐标的 60 交易日相对行业超额列表的标准差
ReturnStd_120	团队所有推荐标的 120 交易日相对行业超额列表的标准差

来源：Wind，CSMAR，美市科技，慧博，国金证券研究所

我们对 Alpha 挖掘能力因子进行 IC 测试，发现中长期的 Alpha 挖掘能力因子 IC 均值在 2% 至 3% 的水平，表现最好的是 Return_60 因子，IC 均值达到了 2.75%。总体来看，推荐收益的标准差对收益的预测能力较差，20 个交易日的预测周期的超额收益对收益的预测能力也较差，分析师基本面分析更多考虑的是中长期的均衡与发展，短期的股价波动不确定性较大，对收益预测能力较差是合理的。

图表 9：Alpha 挖掘能力类因子 IC

因子	平均值	标准差	最小值	最大值	风险调整的 IC	t 统计量
Return_20	0.55%	7.65%	-18.14%	16.59%	0.07	0.47
Return_60	2.75%	9.60%	-15.36%	30.47%	0.29	1.90
Return_120	2.40%	10.55%	-20.68%	33.12%	0.23	1.51
ReturnStd_20	0.32%	9.74%	-21.04%	24.26%	0.03	0.22
ReturnStd_60	2.00%	12.34%	-22.78%	32.50%	0.16	1.07
ReturnStd_120	1.67%	11.51%	-21.60%	30.07%	0.15	0.96

来源：Wind，CSMAR，美市科技，慧博，国金证券研究所

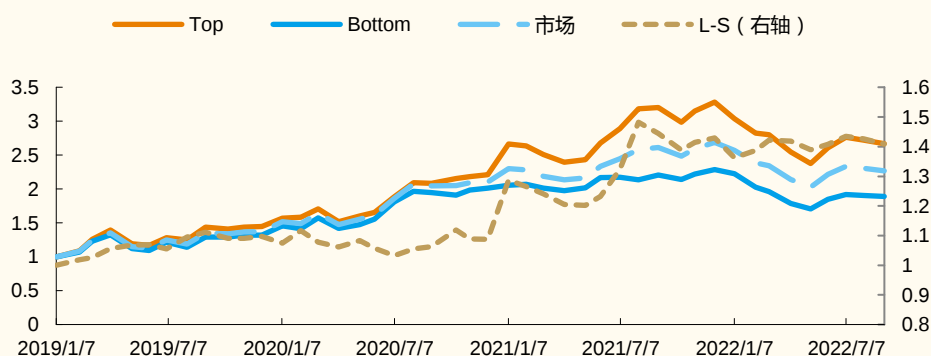
单因子的波动性往往比较大，可能出现阶段性失效。而同一类型的因子往往反映了相似的影响因素，彼此相关性较高，我们通过因子合成来反映同一类因素。我们将 2 个 Alpha 挖掘能力类因子（Return_60 和 Return_120）以等权的方式合成 Alpha 挖掘能力因子。（后续因子的处理方式与此类似。）合成后的 Alpha 挖掘能力因子 IC 达到了 2.82%，预测能力增强。

图表 10: Alpha 挖掘能力因子 IC

因子	平均值	标准差	最小值	最大值	风险调整的 IC	t 统计量
Alpha 挖掘能力因子	2.82%	10.01%	-17.37%	32.90%	0.28	1.87

来源: Wind, CSMAR, 美市科技, 慧博, 国金证券研究所

图表 11: Alpha 挖掘能力因子分位数组合净值



来源: Wind, CSMAR, 美市科技, 慧博, 国金证券研究所

图表 12: Alpha 挖掘能力因子分位数组合指标

组合	总收益率	年化收益率	波动率	夏普比率	最大回撤率
Top	166.98%	30.72%	26.52%	1.158524161	27.55%
Medium	126.65%	25.01%	24.32%	1.028427352	20.89%
Bottom	89.10%	18.98%	23.30%	0.814838789	25.45%
市场	127.03%	25.07%	23.83%	1.052042865	24.65%
L-S	40.94%	9.81%	14.17%	0.692584759	8.05%

来源: Wind, CSMAR, 美市科技, 慧博, 国金证券研究所

2.3 预测胜率因子

分析师推荐的胜率能体现其判断能力。我们仍然确定数据范围为评价日 250 个交易日内该分析师所有的研报数据，我们使用不同衡量周期（20、60、120 个交易日）的收益加权胜率来进行分析，相比简单的胜率，收益加权胜率对收益率较高时是否获得正超额更加关注：

$$R = \frac{\sum R_i, R_i > 0}{\sum |R_i|}$$

其中 R_i 表示推荐标的在衡量周期相对所在中信一级行业指数的超额收益率。

图表 13: 预测胜率类因子定义

因子	因子定义
WinRate_120	团队所有推荐标的，120 交易日相对行业超额收益加权胜率
WinRate_60	团队所有推荐标的，60 交易日收益加权胜率
WinRate_20	团队所有推荐标的，20 交易日收益加权胜率

来源: Wind, CSMAR, 美市科技, 慧博, 国金证券研究所

我们对判断能力类因子进行 IC 测试，与 Alpha 挖掘能力类因子相同，短期的衡量周期对收益的预测能力也较差，但中长期的收益加权胜率预测效果较好，表现最好的因子 WinRate_60 的 IC 均值达到了 2.75%。我们对 WinRate_60 和 WinRate_120 因子进行等权合成得到预测胜率因子。

图表 14：预测胜率类因子 IC

因子	平均值	标准差	最小值	最大值	风险调整的 IC	t 统计量
WinRate_120	2.52%	9.60%	-19.52%	26.51%	0.26	1.74
WinRate_60	2.75%	8.70%	-13.26%	25.00%	0.32	2.10
WinRate_20	0.53%	7.69%	-16.60%	14.89%	0.07	0.45

来源：Wind，CSMAR，美市科技，慧博，国金证券研究所

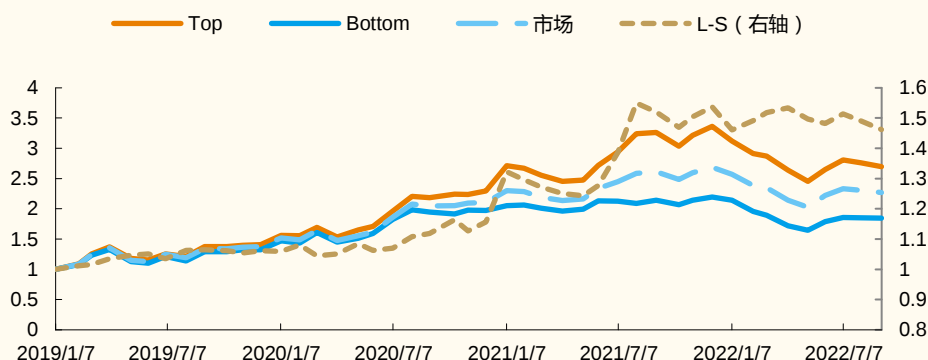
图表 15：预测胜率因子 IC

因子	平均值	标准差	最小值	最大值	风险调整的 IC	t 统计量
预测胜率因子	2.85%	8.94%	-16.29%	26.71%	0.32	2.12

来源：Wind，CSMAR，美市科技，慧博，国金证券研究所

下图展示了判断能力因子的分位数组合和多空组合的表现。可以看出，Top 组合相对 Bottom 组合优势明显，多空组合的净值平稳的增加，其年化收益率达 10.91%，夏普比率为 0.87。预测胜率因子的表现要优于 Alpha 挖掘能力因子，是一类重要的衡量指标。

图表 16：预测胜率因子分位数组合净值



来源：Wind，CSMAR，美市科技，慧博，国金证券研究所

图表 17：预测胜率因子分位数组合指标

组合	总收益率	年化收益率	波动率	夏普比率	最大回撤率
Top	169.69%	31.08%	25.86%	1.20	26.94%
Medium	130.57%	25.59%	24.67%	1.04	21.95%
Bottom	84.69%	18.22%	23.06%	0.79	25.06%
市场	127.03%	25.07%	23.83%	1.05	24.65%
L-S	46.15%	10.91%	12.60%	0.87	5.97%

来源：Wind，CSMAR，美市科技，慧博，国金证券研究所

2.4 报告勤奋度因子

一位勤奋的分析师可能会获得更多的市场信息，对市场有更深入的理解而更加优秀，本章节探究报告勤奋度因子是否是一个较为有效的预测因子。卖方分析师的报告数量在一定程度上能代表其勤奋的程度，因为不同周期的勤奋度蕴含了相似信息，我们只能选取单因子，最终我们取分析师团队 250 个交易日

的所有报告数量作为勤奋度因子。如果判断研报数量的时间范围过短，因上市公司年报集中发布时，报告数量会明显增大，若此时间不被完整统计，因子会有随机性；而确定研报数量的时间范围也不宜过长，时间过长会使分析师跨团队的报告数量也纳入统计而不能真实反映团队的勤奋度，综合考虑下，我们选取了 250 个交易日作为标准。

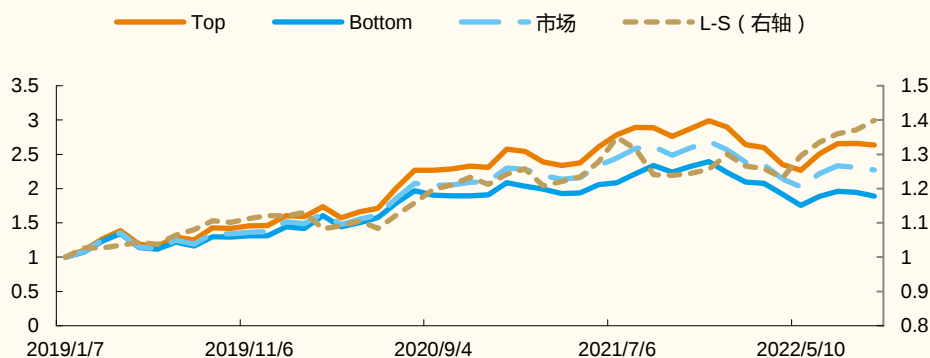
报告勤奋度因子的 IC 均值为 2.52%，具有较好的预测能力。从其分位数组合表现来看，Top 组合具有非常明显的优势，多空净值有一定波动，其年化收益率高达 9.60%，夏普比率为 1.16。报告勤奋度因子多空组合的单调性良好，是一类重要的衡量指标。

图表 18：报告勤奋度因子 IC

因子	平均值	标准差	最小值	最大值	风险调整的 IC	t 统计量
报告勤奋度因子	2.52%	7.75%	-14.32%	15.86%	0.32	2.15

来源：Wind，CSMAR，美市科技，慧博，国金证券研究所

图表 19：报告勤奋度因子分位数组合净值



来源：Wind，CSMAR，美市科技，慧博，国金证券研究所

图表 20：报告勤奋度因子分位数组合指标

组合	总收益率	年化收益率	波动率	夏普比率	最大回撤率
Top	163.49%	30.25%	24.96%	1.21	24.11%
Medium	132.40%	25.87%	24.14%	1.07	23.27%
Bottom	88.95%	18.96%	23.55%	0.81	26.68%
市场	127.03%	25.07%	23.83%	1.05	24.65%
L-S	39.93%	9.60%	8.25%	1.16	8.73%

来源：Wind，CSMAR，美市科技，慧博，国金证券研究所

2.5 平台优势因子

分析师所处的研究平台会对分析师研究直接产生影响，研究平台提供的研究支持和研究资源，如上市公司资源，数据库资源等对分析师十分重要，研究平台整体的风格与思路也会直接影响分析师。

我们希望通过比较研究平台规模大小和研究平台增长速度大小来探究大规模和增速快的研究平台是否能在一定程度上体现分析师水平。我们以每半年的券商佣金占比作为代表研究平台规模的因子，以佣金的增长情况作为研究平台增长速度的因子。具体定义如下：

图表 21：平台优势类因子定义

因子	因子含义
Percentage	佣金占比

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：<https://d.book118.com/147145011143006146>