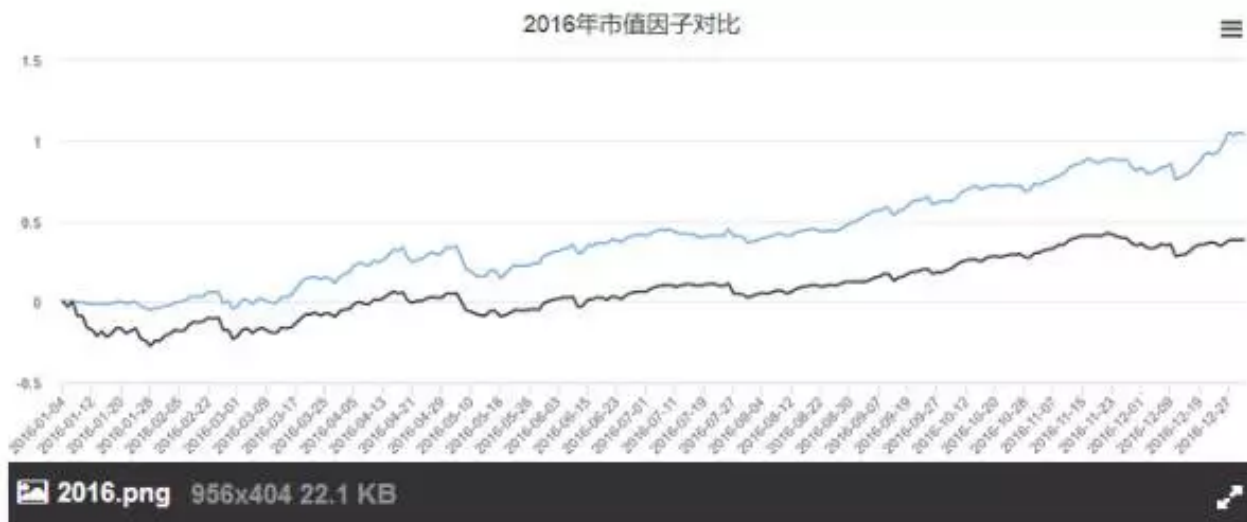


AI Alphas(A股版)

iQuant MathInvestment 2017-08-01

摘要

- 本篇报告构建了一个完整的可复用的 人工智能阿尔法策略框架。
- 本篇报告用AI对基本面、财务、交易型等 282个因子 做了单因子策略研究和多个维度上的绩效分析，并 发掘了在短、中、长周期上多个夏普超过1.5、年化收益超过 30% 的因子。
- 本篇报告也对AI和传统方法的效果做了对比，相同因子下，AI的效果远超传统方法，收益有 100%以上的提升，这主要得益于StockRanker非线性模型学习能力、大数据和强大计算资源等方面相较于传统人工的优势，能最大限度的发掘因子的价值。



图：因子收益能力挖掘：AI比传统方法提升超过100% MathInvestment

目

录 目录

1、引言

2、阿尔法体系

2.1 多因子模型的发展及基本理论

2.2 传统阿尔法体系

2.3 交易型阿尔法体系

2.4 阿尔法体系模型的评价标准

2.5 阿尔法体系预测的一致性问题的

3、AI阿尔法体系

- 3.1 AI阿尔法构建思路
- 3.2 一些显著的因子举例
- 3.3 AI阿尔法体系构建

4、AI策略构建

- 4.1 AI策略开发流程
- 4.2 AI Alphas研究设计
- 4.3 策略参数设置
- 4.4 分析结果
 - 4.4.1 总体概览
 - 4.4.2 按时间段划分
 - 4.4.3 按因子周期划分
 - 4.4.4 因子收益发掘能力对比
 - 4.4.5 风格因子暴露分析
 - 4.4.6 交易成本敏感性分析

5、总结与展望

6、附录

1、引言

近年来，量化投资行业得到了迅速的发展，随着理论升级和技术更新，Barra风险结构模型逐步得到更广泛和更深度的应用。多因子模型为Barra风险结构模型的一个简化模型，其基本假设就是相似的资产会有相似的回报。由于某些特定的原因（因子），资产的收益也会表现出一致性，例如价量变化、行业、规模或者利率变化。多因子模型旨在发掘能够带来超额收益的阿尔法因子，并且确定收益率随因子变化的敏感程度。

传统多因子模型在A股过去若干年内也获得较为稳健的超额收益。然而，由于市值效应在A股市场的影响过于明显，导致传统多因子模型或多或少都受其影响。尤其是自2016年11月以来，随着A股市场风格的急剧变化，策略稳定性受到了一定冲击。从目前市值因子的收益波动性而言，小市值因子超额收益的黄金时代可能已经过去。2017年6月国泰君安构建了交易型阿尔法选股体系，旨在挖掘短期盈利机会，对原有传统阿尔法选股体系形成极大补充。

本篇报告将开创性地构建全新的多因子模型体系——人工智能阿尔法选股体系，这又将成为传统阿尔法选股体系和交易型阿尔法选股体系的极大补充，从而更深入地推进多因子模型体系的理论和实证研究。人工智能阿尔法选股体系简称AI阿尔法体系，是利用人工智能领域中的机器学习技术，将挖掘因子收益的潜力发挥极致。

本篇报告中，我们对基本面因子、财务因子、交易型因子共计282个因子在短期、中期、长期的因子收益进行了测试，因子一部分来自WorldQuant、国泰君安，一部分来自于BigQuant因子库，因子数据都为个股日频数据。本文采取的是StockRanker AI策略，以2011.01.01-2015.12.31的数据作为训练集，以2016.01.01的数据作为测试集，并验证模型在测试集上回测的绩效结果。其中策略收益率最高的为持仓40天的总市值排序因子，2016.01.01到2017.07.18期间年化收益为108%，远远超过了传统阿尔法体系下的小市值策略。

AI阿尔法体系是对传统阿尔法体系和交易型阿尔法体系的补充，也是以机器学习为代表的人工智能技术在量化交易领域比较成熟的应用，是一种有全新思路、独立设计的交易体系。希望AI阿尔法体系的构建，能够展现人工智能技术在金融量化领域发挥真正威力。

2、阿尔法体系

在介绍AI阿尔法体系之前，我们有必要对阿尔法体系的发展及基本理论进行梳理。

2.1 多因子模型的发展及基本理论

- 资本资产定价模型（CAPM）

资本资产定价模型（Capital Asset Pricing Model, CAPM）是现代金融市场价格理论的支柱，由美国学者威廉·夏普（William Sharpe）等人于1964年在资产组合理论的基础上发展起来。它开启了资产风险分类的研究进程。

$$E(r_i) = r_f + \beta_i (E(r_m) - r_f)$$

其中， r_i ：资产 i 的回报， r_i ：资产 i 的回报， r_f ：无风险收益， r_f ：无风险收益， r_m ：市场收益率， r_m ：市场收益率

- 套利定价理论（APT）

套利定价理论是一种均衡模型，用来研究证券价格是如何决定的。它假设证券的收益是由一系列产业方面和市场方面的因素确定的。当两种证券的收益受到某种或某些因素的影响时，两种证券收益之间就存在相关性。

套利定价理论模型为：

$$r_i = a_i + \sum_{j=1}^N b_{ij} F_j + e_i, i=1,2,\dots,N$$

- 多因子模型（MFM）

现代金融理论认为，股票的预期收益是对股票持有者所承担风险的补偿，多因子模型正是对于风险——收益关系的定量表达。多因子模型定量刻画了股票预期收益率与股票在每个因子上的因子载荷（风险敞口），以及每个因子每单位因子载荷（风险敞口）的因子收益率之间的线性关系。多因子模型（Multiple-Factor Model, MFM）正是基于APT模型的思想发展出来的完整的风险模型。

多因子模型的一般表达式：

$$r_i = \sum_{k=1}^K X_{ik} * f_k + \mu_i$$

其中，

X_{ik} ：股票 i 在因子 k 上的因子暴露， X_{ik} ：股票 i 在因子 k 上的因子暴露， f_k ：因子 k 的因子收益， f_k ：因子 k 的因子收益， μ_i ：股票 i 的残差收益率， μ_i ：股票 i 的残差收益率

2.2 传统阿尔法体系

量化投资以策略绩效为目标导向，因此策略最后实现的收益风险特征是衡量阿尔法体系好坏的最终标准。但是，阿尔法体系的本质即是收益预测，因此在观察策略实际收益率之前，我们可以通过一些定量的方法，计算阿尔法体系的收益预测是否精确、是否显著，这样的判断将更有利于我们了解阿尔法体系的特性，提高投资成功的概率。

在选股型体系中，收益率分解是基本的假设前提。我们认为任意股票在同一时刻暴露于多种不同的风险因素下，它们之间的共同作用形成了股票价格的波动。因此，我们致力于寻找对绝大部分股票价格波动都有影响的因素，即风格因子，这部分收益则被称为风格收益。而风格因子不可解释的部分，则被认为是个股自身特有的属性，即特质因子，这部分收益则被称为阿尔法收益。

即，股票收益率 = 风格收益 + 阿尔法收益。

阿尔法收益包含了模型之外的风格因子的收益，一旦将该因子加入模型，其目的为捕获该因子的阿尔法收益，因子传统阿尔法体系的很大一部分工作是挖掘新的有效阿尔法因子，使其

阿尔法收益得到释放，因此该体系称为传统阿尔法体系。

传统阿尔法体系最基本的假设是：具有类似“属性”的股票，即因子类似，在市场上应该有相似的收益率。这些类似的属性可以是相同的行业、相似的交易属性（比如交易价格、交易量、市值大小、波动率等）、相似的财务属性（来自于三张财务报表的各种比例或者增长率等）、相似的估值属性（PB、PE、PS、PCF等）。

假设一个投资组合由N个股票组成，它们在组合中的权重分别为 hP_1, hP_2, \dots, hP_N ，则组合的收益率为：

$$r_P = \sum_{k=1}^K X_{Pk} * f_k + \sum_{i=1}^N h_{Pi} * \mu_i$$

其中， $X_{Pk} = \sum_{i=1}^N h_{Pi} * X_{ik}$

2.3 交易型阿尔法体系

传统阿尔法体系的收益来源，往往集中于财务数据的挖掘、分析师一致预期数据的挖掘，而只有一小部分是中低频价量特征的数据。而在A股，市场交易行为具有很强的随机性，机构投资者的交易效率较之成熟市场亦不十分有效，加之T+0、融券卖空等交易机制的缺乏，导致在短周期由于交易行为所产生的定价非有效十分常见。只要是投资者交易产生的价格序列，就一定不是随机序列，而这一特征在A股更为明显。

交易型阿尔法体系关注的特征主要是价格和成交量。对价量特征进行因子化处理的最大优势在于，避免了利用单一模式在时间序列上进行买点和卖点的选择，因为这牵涉到开平仓参数的敏感性问题等，会带来很大的不确定性和参数过拟合的问题。交易型阿尔法体系精髓在于，以当前市场的运行特征，寻找价格运行的规律。如果说传统阿尔法体系更加重视因子背后的价值投资逻辑，那么交易型阿尔法体系则更加重视交易行为背后的规律显著性，从某种意义上而言，这恰恰是最为直白朴素的投资逻辑。

2.4 阿尔法体系的评价标准

在介绍AI阿尔法新体系之前，我们有必要对阿尔法体系的评价标准再做些许的梳理，而这样的标准既适用于传统阿尔法体系和交易型阿尔法体系。因为AI阿尔法体系不同之处在于更能充分挖掘因子收益，因此基于IC值的评价标准同样也适用于AI阿尔法体系。

阿尔法体系的目标应是针对阿尔法收益的预测，而不是针对股票整体收益率的预测。而评价阿尔法体系的标准也应是计算其对阿尔法收益的预测是否可靠，而业界衡量这一可靠性最常用的指标就是因子IC值。

因子的IC值一般是指个股第t期在因子上的暴露度与t+1期的收益率的相关系数。因子IC值反映的是个股下期收益率和本期因子暴露度的线性相关程度，表现出使用该因子进行收益率预测的稳健性；而回归法中计算出的因子收益率本质上是一个斜率，反映的是从该因子可能获得的收益的大小，这并不能代表任何关于稳健性的信息。当得到各因子IC值序列后，我们可以进行计算：

1. IC值序列的均值及绝对值均值：判断因子有效性；
2. IC值序列的标准差：判断因子稳定性；
3. IC值序列大于零（或小于零）的占比：判断因子效果的一致性。

如上分析可视为对一个阿尔法体系的定量评价，那么对于若干不同的阿尔法体系就可以有严格的好坏区分。并且，从经验上而言，预测能力较强的阿尔法体系，其所对应的实际组合获取超额收益的概率也越高。

传统阿尔法体系和交易型阿尔法体系都是对因子阿尔法收益进行线性模型的挖掘。其一，其预测能力在剔除市值因子的效用之后究竟有多强的显著性，值得深思。其二，因子阿尔法收益的挖掘，目前行业内同质化策略严重，未来是否还能取得稳定超额收益率还待观察。其三，随着以机器学习、深度学习为代表的人工智能技术的快速发展，对阿尔法收益的挖掘的潜力进一步提高，传统的阿尔法体系和交易型阿尔法体系为因子收益率和因子暴露的线性模型，可挖掘的因子阿尔法收益有限，而AI阿尔法体系更多是非线性模型，对因子阿尔法收益的挖掘能力更强。

2.5 阿尔法体系预测的一致性问题

至今为止，没有任何一个投资模型可以解释市场运行的一切变化规律。在整个阿尔法体系中，策略的构建分为选股和组合两个步骤。选股即为预测阿尔法收益，组合则为实现阿尔法收益，两者互相独立却又一脉相承。

所谓阿尔法模型预测的一致性问题，指的是阿尔法因子的预测目标与组合实现的收益目标相一致。也就是说，阿尔法模型的预测过程与组合构造的实现过程需要有共同的目标。阿尔法体系的定量评估和一致性问题是我们因子模型的理念基础，在此基础上，我们下面将介绍具体的AI阿尔法新体系。

无论是传统阿尔法体系，还是交易型阿尔法体系，都尽可能做到在因子检验、收益预测的过程中，剔除所有风格因素的影响，而在组合构建过程中，保持所有大类风格的中性化处理，最大程度的体现阿尔法模型的预测作用。但AI阿尔法体系有所不同，因为并非传统的线性模型，深度学习、机器学习相关的收益预测模型又大多是非线性模型，因此其模型的直观解释力不如线性模型，但是这并不影响阿尔法体系的预测一致性问题，从本文4.4.5也可以看出，风格因子暴露分析也能够佐证AI阿尔法体系的预测一致性。AI阿尔法体系本质上也是因子模型，与传统阿尔法体系和交易型阿尔法体系同属阿尔法体系框架，都是基于因子预测获取超额收益率的阿尔法体系。

3、AI阿尔法体系

3.1 AI阿尔法构建思路

传统阿尔法体系的收益来源，往往集中于财务数据、基本面数据的挖掘，而只有一小部分是中低频价量特征的数据。交易型阿尔法体系由于因子主要为价量相关的行情因子，因子体现出短周期的交易行为，所以从超额收益来源、因子有效周期、策略交易频率、组合换手率、受市场风格影响等方面有很大不同。AI阿尔法体系不仅仅局限在财务数据、基本面数据和交易行情数据，只要是可能影响股票收益率的任何数据，都是AI阿尔法体系的研究范畴。

3.2 一些显著的因子举例

哪些因子具有阿尔法收益？有经验的专业投资者很容易回答这个问题，这是机器学习中特征选择问题。特征选择非常关键，只有把握关键特征才能对数据达到重要性认识，选择好的因子，才能获取超额收益率。

Fama和French 1992年对美国股票市场决定不同股票回报率差异因素的研究发现，股票市场的beta值不能解释不同股票回报率的差异，而上市公司的市值、账面市值比、市盈率可以解释股票回报率的差异。因此市值、账面市值比、市盈率就是风格因子。随着理论和实践地进一步发展，已经挖掘出来的风格因子有：估值因子、成长因子、财务质量因子、盈利能力因子、杠杆因子、规模因子、动量因子、换手率因子等。

WorldQuant在2015年发布文章《101 Formulaic Alphas》，通过具体因子公式公开了101个价量因子，这可以看作交易型阿尔法体系的重要里程碑。国泰君安金融工程部2017年6月发布文章《基于短周期价量特征的多因子选股体系》，文章构建了191个短周期价量因子，更是将交易型阿尔法体系的研究向前推了重大一步。比如，价量背离、开盘缺口、异常成交量等。

阿尔法体系本质上就是挖掘因子阿尔法收益的过程，其目标是不断构造出新的因子。AI阿尔法体系借助于机器学习、深度学习的最新技术能够将挖掘因子的任务完成得更加高效。

3.3 AI 阿尔法体系构建

本篇报告构建的阿尔法体系中，总共构建了282个因子，其中数据维度均为日频率交易数据。本节中，我们对因子的构建给出了详细的定义方式，因子明细详见附录。

表1 因子明细预览(部分)

表1 因子明细预览(部分)

因子序号	因子构建方式	因子明细
alpha1	'turn_0'	当日换手率
alpha2	'return_6'	6日收益率
alpha3	'fs_roe_0'	净资产收益率
alpha4	'fs_eps_0'	每股收益
alpha5	'fs_bps_0'	每股净资产
alpha6	'fs_roa_0'	总资产报酬率
alpha7	'return_20'	20日收益率
alpha8	'rank_turn_0'	过去1个交易日的换手率排名
alpha9	'rank_turn_9'	过去9个交易日的换手率排名
alpha10	'ta_rsi_28_0'	RSI技术指标
alpha11	'rank_pb_lf_0'	市净率升序百分比排名
alpha12	'fs_roa_ttm_0'	过去1年总资产报酬率
alpha13	'fs_roe_ttm_0'	过去1年净资产收益率
alpha14	'high_0/low_0'	当日最高价/当日最低价
alpha15	'fs_eps_yoy_0'	每股收益同比增长率
alpha16	'wq_41'	WorldQuant第41个因子
alpha17	'gtja_110'	国泰君安第110个因子
alpha18	'wq_101'	WorldQuant第101个因子
alpha19	'turn_9'	9天前的换手率
alpha20	'gtja_9'	国泰君安第9个因子
alpha21	'turn_1'	昨天的换手率
alpha22	'fs_operating_revenue_yoy_0'	营业收入同比增长率
alpha23	'fs_operating_revenue_qoq_0'	营业收入环比增长率
alpha24	'fs_net_profit_margin_ttm_0'	过去1年销售净利率
alpha25	'fs_gross_profit_margin_ttm_0'	销售毛利率
alpha26	'rank_pe_lyr_0'	市盈率升序百分比排名

4、AI策略构建

BigQuant11 提供了多面向对量化投资的AI算法 (后续将发布各算法benchmark报告), 本文主要使用其中的 StockRanker 算法。StockRanker 是 BigQuant11 为选股量化而设计, 核心算法主要是排序学习和梯度提升树

StockRanker = 选股 + 排序学习 + 梯度提升树

StockRanker有如下特点:

1. 选股: 股票市场和图像识别、机器翻译等机器学习场景有很大不同。StockRanker充分考虑股票市场的特殊性, 可以同时对~3000只股票的数据进行学习, 并预测出股票排序
2. 排序学习 (Learning to Rank): 排序学习是一种广泛使用的监督学习方法 (Supervised Learning), 比如推荐系统的候选产品、用户排序, 搜索引擎的文档排序, 机器翻译中的候选结果排序等等。StockRanker 开创性的将排序学习和选股结合, 并取得显著的效果 (具体见即将发布的benchmark报告)。
3. 梯度提升树 (GBDT): 有多种算法可以用来完成排序学习任务, 比如VSM、逻辑回归、概率模型等等。StockRanker使用了GBDT, GBDT是一种集成学习算法, 在行业里使用广泛。

StockRanker的领先效果还得益于优秀的工程实现, 我们在学习速度、学习能力和泛化性等方面, 都做了大量的优化, 并且提供了参数配置, 让用户可以进一步根据需要调优。

4.1 AI策略开发流程

如下是一个AI策略主要流程的示意图:

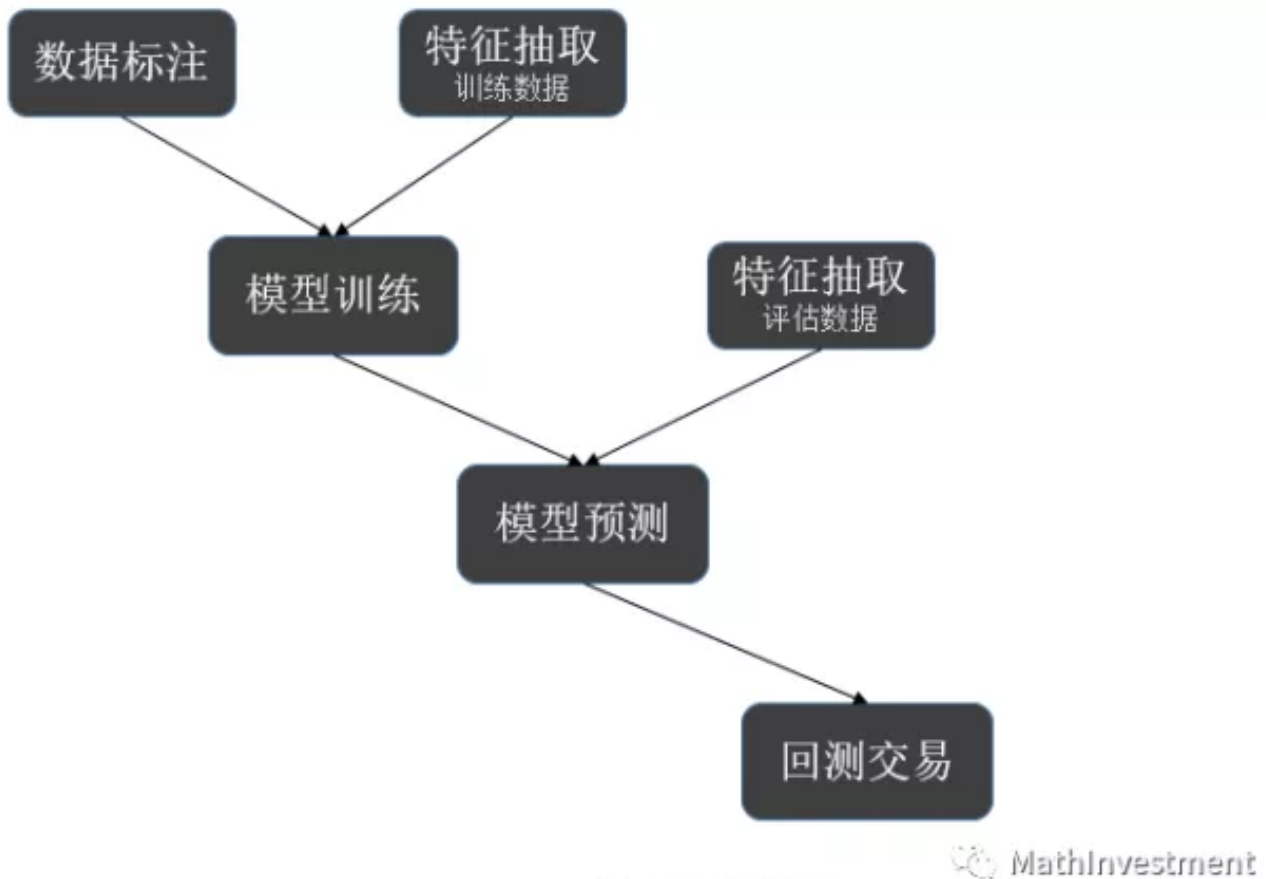


图1 AI策略开发流程图

相对于传统策略开发的复杂流程和调参等大量重复工作，AI策略开发更简单，将我们的脑力从重复工作上解放出来，专注在更有创造性的地方。

BigQuant11 对AI策略开发做了抽象，设计了如下开发流程 (以 StockRanker 算法为例，也可以使用其他算法)：

1. 目标：首先定义机器学习目标并标注数据。很多机器学习场景，需要人来数据标注，例如标注图片里的是猫或者狗。对于股票，我们关注的风险和收益是可以明确定义并自动计算出来的。所以，我们一般使用未来N天的收益或者收益风险比作为标注分数。本文使用未来给定天数的收益作为标注
2. 数据：我们需要训练数据集来训练模型，已经评估数据集来评估效果。在模型参数研究中，我们一般还需要一个测试集用来观察调参效果
3. 特征(因子)：特征是量化研究的核心之一，在AI策略上，特征直接影响了模型的学习效果。这也是本文的目的之一，通过AI找出在A股有效的因子，并最大化的挖掘出他们的效果
4. 算法模型：本文使用StockRanker算法，使用 M.stock_ranker_train.v3 来训练模型，使用 M.stock_ranker_predict 来做出预测
5. 回测：使用回测引擎来根据预测做股票交易，并得到策略收益报告和风险分析，并以此来评估策略的最终效果

4.2 AI alphas研究设计

本文的目的是用AI找出在A股有效的因子，实验设计如下：

- AI策略框架：StockRanker AI(见 4.1) 单因子策略。根据本文的目的，这里只做了单个因子情况。策略和模型参数，使用 BigQuant11 人工智能量化策略模板默认参数。
- 因子来源：本文研究了技术面、财务、基本面等282个因子，来自常见因子、World Quant 研究、国泰君安研报等等

- 交易周期：本文研究了因子在短期、中期、长期等不同交易周期下的表现
- 目标标注：未来N天的区间收益，N和交易周期相关
- 训练数据：2011-01-01到2016-01-01期间的所有A股
- 测试数据：2016-01-01到2017-07-18期间的所有A股
- 评估指标：使用策略绝对收益来作为评估指标

4.3 策略交易参数设置

本节，我们将对AI阿尔法体系进行实证回测分析，其中StockRanker AI策略相关参数设置如下：

- 股票池：所有A股
- 交易成本：买入万分之3、卖出千分之1.3，不足5元按5元收取
- 买入规则：每天买入全市场所有股票中排序靠前的5只股票
- 卖出规则：每天卖出持仓股票中排序靠后的股票
- 资金管理：每个交易日进行交易，每个交易日等资金配置
- 股票权重：股票权重与股票排序结果成正比
- 回测中的模拟成交剔除停牌、涨跌停等异常情况

4.4 分析结果

我们一共对282个财务因子、基本面因子、交易型因子做了因子有效性测试，验证其在2016年1月1日至2017年7月18日的策略表现。我们会从关键几个指标对这282个因子做总体描述性介绍，然后通过按时间段划分和按因子周期划分，分析夏普比率靠前的20个因子。接下来，我们选取若干有效因子进行因子收益挖掘能力对比，检查AI阿尔法体系较之于传统阿尔法体系而言，是否在因子收益挖掘方面具有明显优势。然后，我们对持仓组合进行因子风格暴露分析，验证其因子收益预测一致性。最后，我们按因子周期分类，分别对各个周期上表现最好的因子进行交易成本敏感性统计。

4.4.1 总体概览

夏普比率、年化收益率、最大回撤、策略波动率是衡量一个策略的最主要的几个关键指标。我们从这四个维度来对本文全部282个因子进行分析，从整体上把握所有因子的表现。

表2 所有因子在短期、中期、长期的因子测试汇总表
表2 所有因子在短期、中期、长期的因子测试汇总表

	年化收益	最大回撤	收益波动率	夏普比率
平均数	-0.063	-0.209	0.224	-0.511
标准差	0.216	0.079	0.057	1.190
最小值	-0.719	-0.672	0.031	-4.814
四分之一分位数	-0.231	-0.251	0.181	-1.485
二分之一分位数	-0.041	-0.199	0.215	-0.202
四分之三分位数	0.098	-0.153	0.263	0.388
最大值	1.087	-0.028	0.412	3.965

• 夏普比率

表3 夏普比率降序排列前20因子

	因子	持有时间	夏普比率	年化收益率	最大回撤	收益波动率	因子解释
0	rank_pb_lf_0	90	3.965	0.545	-0.046	0.102	市净率升序排名
1	rank_pb_lf_0	120	3.647	0.396	-0.047	0.083	市净率升序排名
2	rank_pb_lf_0	180	3.518	0.564	-0.085	0.119	市净率升序排名
3	rank_market_cap_0	40	2.804	1.087	-0.149	0.263	总市值升序排名
4	rank_market_cap_float_0	60	2.783	1.011	-0.154	0.250	流通市值升序排名
5	rank_market_cap_0	60	2.673	0.840	-0.122	0.225	总市值升序排名
6	rank_market_cap_0	120	2.519	0.687	-0.120	0.202	总市值升序排名
7	wq_54	30	2.324	0.405	-0.089	0.135	WorldQuant 54
8	rank_market_cap_0	90	2.314	0.620	-0.139	0.203	总市值升序排名
9	gtja_95	40	2.310	0.656	-0.124	0.213	国泰君安 95
10	rank_market_cap_float_0	40	2.289	0.763	-0.123	0.246	流通市值升序排名
11	rank_pb_lf_0	180	2.151	0.293	-0.085	0.106	市净率升序排名
12	gtja_95	90	2.140	0.465	-0.114	0.169	国泰君安 95
13	rank_pb_lf_0	120	2.134	0.289	-0.081	0.105	市净率升序排名
14	rank_market_cap_float_0	120	2.131	0.505	-0.113	0.184	流通市值升序排名
15	rank_market_cap_0	180	2.092	0.430	-0.084	0.161	总市值升序排名
16	rank_market_cap_float_0	30	2.066	0.637	-0.131	0.235	流通市值升序排名
17	gtja_95	60	2.062	0.482	-0.123	0.182	国泰君安 95
18	rank_pb_lf_0	30	2.048	0.263	-0.080	0.100	市净率升序排名
19	gtja_95	20	2.047	0.601	-0.122	0.226	国泰君安 95

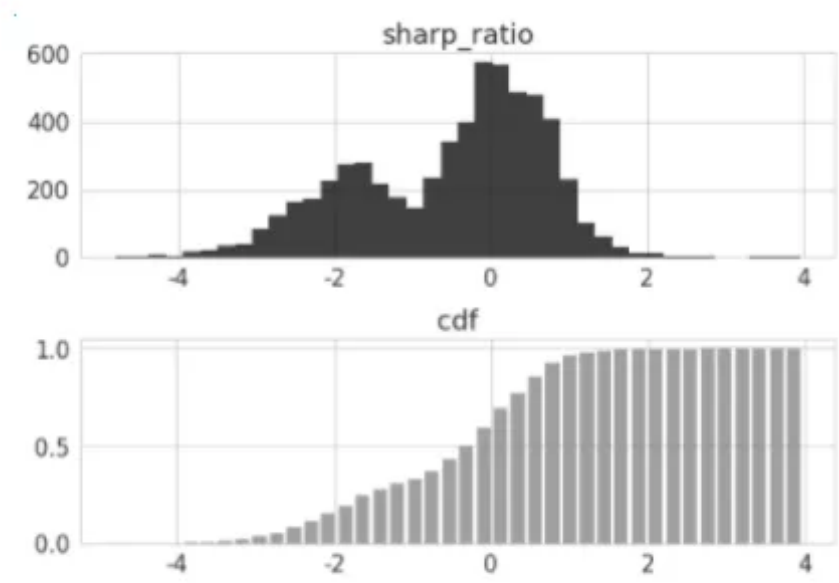

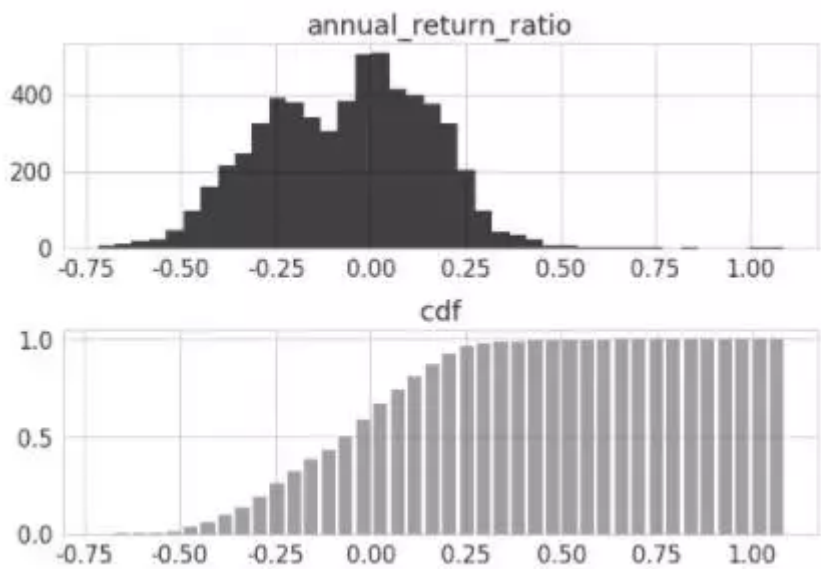


图2 夏普比率分布图

- 年化收益率

表4 年化收益降序排列前20因子  MathInvestment

	因子	持有时间	夏普比率	年化收益率	最大回撤	收益波动率	因子解释
0	rank_market_cap_0	40	2.804	1.087	-0.149	0.263	总市值升序排名
1	rank_market_cap_float_0	60	2.783	1.011	-0.154	0.250	流通市值升序排名
2	rank_market_cap_0	60	2.673	0.840	-0.122	0.225	总市值升序排名
3	rank_market_cap_float_0	40	2.289	0.763	-0.123	0.246	流通市值升序排名
4	rank_market_cap_0	120	2.519	0.687	-0.120	0.202	总市值升序排名
5	rank_market_cap_0	30	1.957	0.674	-0.140	0.264	总市值升序排名
6	gtja_95	40	2.310	0.656	-0.124	0.213	国泰君安 95
7	rank_market_cap_float_0	30	2.066	0.637	-0.131	0.235	流通市值升序排名
8	gtja_100	6	1.473	0.622	-0.174	0.346	国泰君安 100
9	rank_market_cap_0	90	2.314	0.620	-0.139	0.203	总市值升序排名
10	fs_net_profit_margin_ttm_0	30	1.711	0.606	-0.192	0.280	销售净利率 (TTM)
11	gtja_95	20	2.047	0.601	-0.122	0.226	国泰君安 95
12	rank_fs_roe_ttm_0	30	1.764	0.566	-0.155	0.253	净资产收益率升序排名
13	rank_pb_lf_0	180	3.518	0.564	-0.085	0.119	市净率升序排名
14	rank_pe_lyr_0	30	1.613	0.554	-0.154	0.276	市盈率升序排名
15	rank_pb_lf_0	90	3.965	0.545	-0.046	0.102	市净率升序排名
16	gtja_97	40	1.539	0.537	-0.158	0.283	国泰君安 97
17	gtja_95	30	1.880	0.523	-0.129	0.218	国泰君安 95
18	gtja_100	30	1.445	0.520	-0.192	0.297	国泰君安 100
19	gtja_7_3_r	20	1.485	0.520	-0.148	0.286	国泰君安 7



MathInvestment

- 最大回撤

表5 最大回撤降序排列前20因子表5 最大回撤降序排列前20因子

	因子	持有时间	夏普比率	年化收益率	最大回撤	收益波动率	因子解释
0	gtja_26	30	1.494	0.192	-0.044	0.097	国泰君安 26
1	rank_pb_lf_0	90	3.965	0.545	-0.046	0.102	市净率升序排名
2	rank_pb_lf_0	120	3.647	0.396	-0.047	0.083	市净率升序排名
3	fs_bps_0	180	1.877	0.233	-0.050	0.096	每股净资产
4	fs_net_profit_margin_ttm_0	180	1.751	0.264	-0.056	0.118	销售净利润率 (TTM)
5	atr_5	60	1.035	0.153	-0.057	0.109	5日ATR
6	rank_pb_lf_0	180	1.277	0.167	-0.059	0.097	市净率升序排名
7	rank_fs_roa_0	90	1.713	0.367	-0.060	0.170	总资产收益率升序排名
8	fs_roe_0	180	1.353	0.222	-0.062	0.129	净资产收益率
9	(high_0 - low_0+high_1 - low_1+high_2 - low_2+...	90	1.148	0.197	-0.065	0.134	(20日平均振幅/今日收盘价
10	gtja_158	60	1.017	0.168	-0.069	0.126	国泰君安 158
11	rank_market_cap_float_0	180	1.565	0.218	-0.069	0.107	流通市值升序排名
12	rank_sh_holder_avg_pct_6m_chng_0	120	1.095	0.210	-0.071	0.153	平均持股比例半年增长率升序排名
13	rank_ps_ttm_0	180	1.348	0.249	-0.073	0.147	市销率 (TTM)
14	avg_mf_net_amount_12 / mf_net_amount_0	180	1.043	0.178	-0.073	0.132	过去12日平均资金净流入/今日净流入
15	rank_fs_operating_revenue_qoq_0	180	1.455	0.263	-0.073	0.144	营业收入单季度环比增长率升序排名
16	avg_mf_net_amount_15 / avg_mf_net_amount_3	180	1.077	0.182	-0.074	0.131	过去15日平均资金净流入/3日净流入
17	avg_mf_net_amount_9 / avg_mf_net_amount_3	180	1.120	0.191	-0.074	0.133	过去9日平均资金净流入/3日净流入
18	rank_fs_bps_0	180	2.040	0.238	-0.074	0.089	每股净资产升序排名
19	avg_mf_net_amount_12 / avg_mf_net_amount_3	180	1.162	0.197	-0.074	0.132	过去12日平均资金净流入/3日净流入

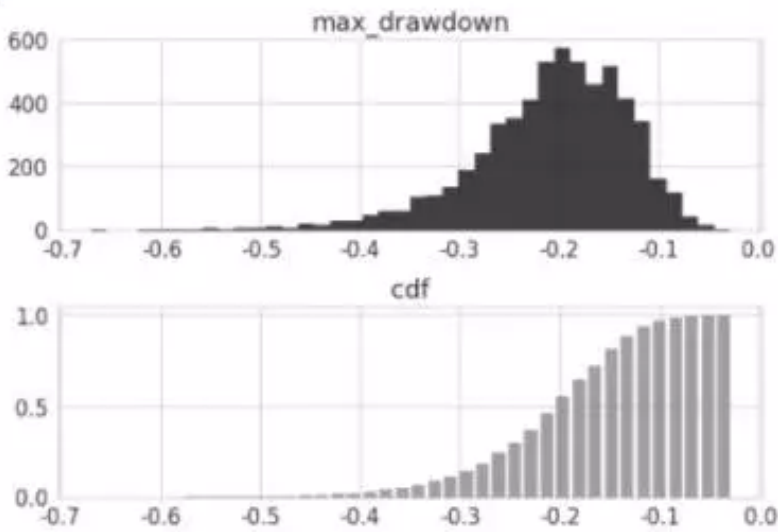


图4 最大回撤分布图

MathInvestment

- 收益波动率

表6 收益波动率升序排列前20因子表6 收益波动率升序排列前20因子

	因子	持有时间	夏普比率	年化收益率	最大回撤	收益波动率	因子解释
0	rank_pb_lf_0	60	2.034	0.212	-0.075	0.079	市净率升序排名
1	rank_pb_lf_0	120	3.647	0.396	-0.047	0.083	市净率升序排名
2	rank_fs_bps_0	180	2.040	0.238	-0.074	0.089	市净率升序排名
3	fs_bps_0	180	1.877	0.233	-0.050	0.096	每股净资产
4	rank_pb_lf_0	180	1.277	0.167	-0.059	0.097	市净率升序排名
5	gtja_26	30	1.494	0.192	-0.044	0.097	国泰君安 26
6	rank_pb_lf_0	30	2.048	0.263	-0.080	0.100	市净率升序排名
7	rank_fs_roa_ttm_0	180	1.050	0.146	-0.077	0.101	总资产收益率 (TTM) 升序排名
8	rank_pb_lf_0	40	1.925	0.253	-0.108	0.102	市净率升序排名
9	rank_pb_lf_0	90	3.965	0.545	-0.046	0.102	市净率升序排名
10	rank_pb_lf_0	120	2.134	0.289	-0.081	0.105	市净率升序排名
11	rank_pb_lf_0	180	2.151	0.293	-0.085	0.106	市净率升序排名
12	rank_market_cap_float_0	180	1.565	0.218	-0.069	0.107	流通市值升序排名
13	rank_avg_turn_20	90	1.353	0.193	-0.076	0.109	20日平均换手率排名
14	atr_5	60	1.035	0.153	-0.057	0.109	5日ATR
15	wq_54	20	1.288	0.193	-0.093	0.115	WorldQuant 54
16	rank_pb_lf_0	120	1.583	0.235	-0.081	0.115	市净率升序排名
17	fs_net_profit_margin_ttm_0	180	1.751	0.264	-0.056	0.118	销售净利率(TTM)

收益波动率.png 711x583 24.2 KB

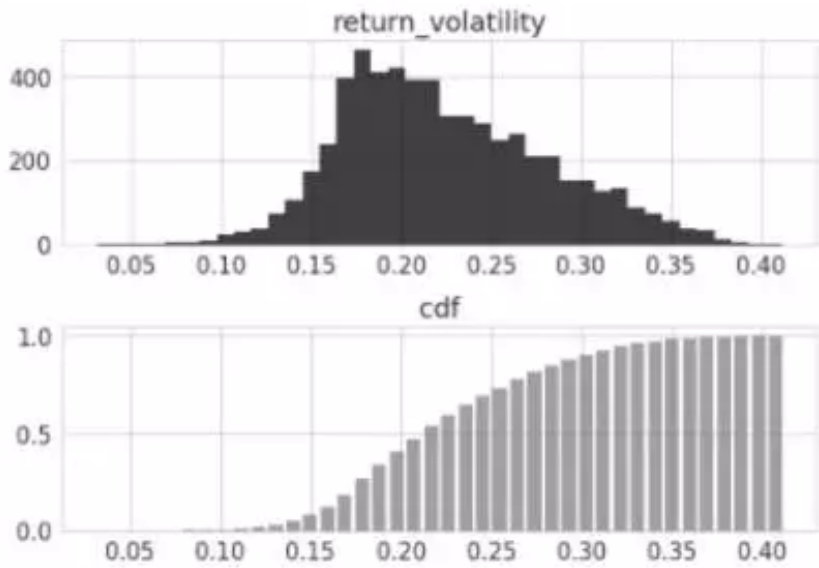


图5 收益波动率分布图 MathInvestment

本文由BigQuant宽客大学推出，版权归BigQuant所有，转载请注明出处。更多内容请点击阅读原文查看。