

对 AI 对冲基金的观察

2018 年 9 月 18 日

目 录

1、AI 量化对冲策略已成为大趋势	1
2、传统量化基金的策略思路介绍（回溯算法识别发展趋势）	2
2.1、模块化思维是传统量化交易的特征	3
2.2、传统量化各模块的介绍	3
2.2.1、选股逻辑	3
2.2.2、择时逻辑	9
2.2.3、止盈止损逻辑	12
2.2.4、仓位控制逻辑	13
2.3、机器学习在交易系统初步探索	14
2.3.1、决策树	14
2.3.2、随机森林	14
2.3.3、HMM 择时	15
2.3.4、kNN 算法	16
2.3.5、SVM	16
2.3.6、小波变换	17
2.3.7、朴素贝叶斯	18
2.4、基于神经网络实现的交易系统	19
3、完全 AI 对冲策略思路	20
3.1、深度强化学习是业界最有希望能实现自动交易的方向	21
3.2、系统模块	22

1、AI 量化对冲策略已成为大趋势

过去十年间，量化对冲基金策略吸引了交易员极大的兴趣，运算能力的不断提高与大数据的广泛应用使得此类系统化交易模型可以充分利用市场无效性获得收益。

但因为隐性交易成本的存在，识别并利用市场无效性获利并非易事。更为遗憾的是，此种交易模式目前还存在两大症结：

- 1) **回溯算法不具备实时性。**在历史数据的基础上通过回溯测法构建而来的交易模型通常时效性很低，很快失效，需要不断地变化模型，追逐市场；
- 2) **算法交易空间有限。**市面上同质化的量化模型严重地挤压了交易空间。

交易员可以通过使用处理速度更快的计算机（高频交易的竞争）从而在交易策略中脱颖而出，但第一个问题才是变革量化交易的关键，因为交易模型正在从“识别出发展趋势”（通过回溯测法）向实时“预测和适应”（通过前向检验等方法）逐渐过渡，在对冲基金量化交易中引入人工智能已成为趋势：

● Pedro Domingos 加盟 D. E. Shaw

著名机器学习专家、《终极算法》作者、华盛顿大学计算机科学教授 **Pedro Domingos** 确认将于 8 月 27 日加入对冲基金巨头 **D. E. Shaw**，担任该公司新的机器学习团队的董事总经理兼负责人。

D. E. Shaw 是一家全球投资和技术开发公司，也是交易和投资量化方法的先驱，截至 2018 年 6 月 1 日，其投资资本超过 500 亿美元，在北美、欧洲和亚洲均设有办事处。

● Manuela Veloso 加盟 J. P. Morgan & Chase

CMU 机器学习系主任 **Manuela Veloso** 于今年 5 月宣布加入摩根大通，担任人工智能研究院负责人。

● 微软人工智能首席科学家、IEEE Fellow 邓力加盟 Citadel

AI 对冲策略已经成为行业大趋势，数据、算法、算力，万事俱备。

2、传统量化基金的策略思路介绍（回溯算法识别发展趋势）

在充分理解传统量化交易的思想后，我们才能知道传统量化交易的优势和局限所在，进而促使我们思考如何能够利用更先进的技术思想进行针对性的改进，最终达到 AI hedge fund 的目标。这里我将自己曾经测试和开发过的量化交易系统按照模块类别分别进行介绍（源码从略）。

2.1、模块化思维是传统量化交易的特征

传统量化交易系统的设计，充分体现了模块化思维的特点。可以将其简单地概况为如下四个部分：

- 择股——根据一定规则进行标的选择
- 择时——决定何时建仓
- 止盈止损——仓位设立后，针对表现，进行干预，是否止盈止损，还是让利润继续奔跑？
- 仓位选择——由市场环境决定整体仓位水平

2.2、传统量化各模块的介绍

2.2.1、择股

择股是最为关键的一步，好的股票标的拥有良好的基本面、充足的流动性，带来充满想象的空间。

选股思路之一——基本面方法

1) 皮特•林奇 PEG 价值选股策略

策略思路

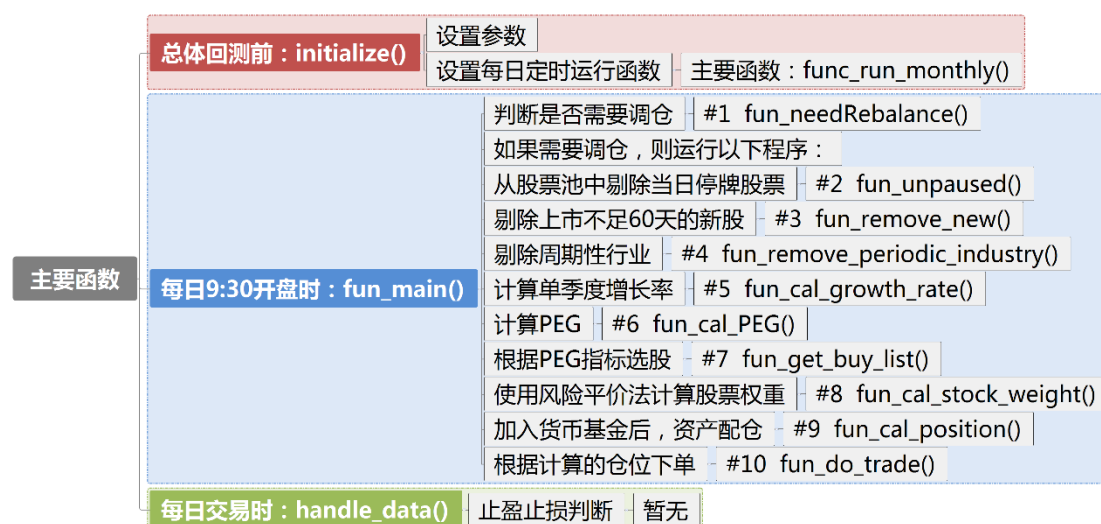
- i. 设置所有 A 股为股票池，获取股票的市盈率(PE^{TM})和单季度的净利润增长率($growth_rate$)

- ii. 选择 $PEG < 0.5$, 即稳定成长且价值被低估的股票, 其中
- iii. $PEG = PE^{TTM} / \text{growth_rate}$
- iv. 使用 ES 风险平价配权(即每只股票对组合的 ES 风险度量相等)
- v. 根据组合的日内波动小于 3% 的条件, 与货币基金组合配资
- vi. 最大持仓 5 只股票和 1 只货币基金, 优先买入市值小的, 30 天调仓一次
- vii. 剔除周期性和项目类行业(该措施对改善回撤有明显效果)
- viii. 根据选股情况进行调仓

调仓和止损

不调仓, 不止损。

伪代码示意图



2) 史蒂夫•路佛价值选股法

策略思路

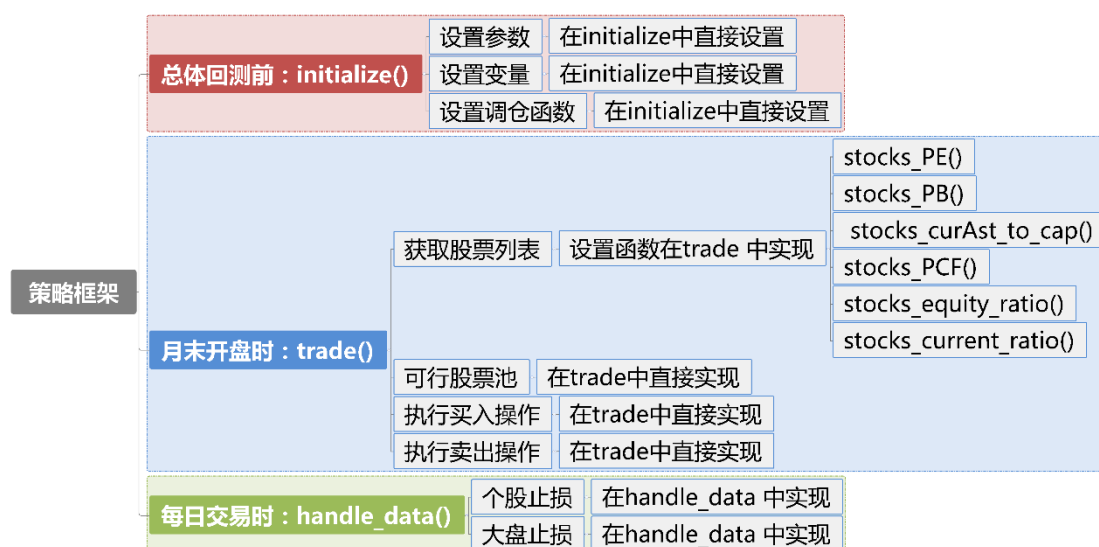
- i. 市净率大于 0 且低于全市场平均值, 股票按市净率从小到大排列
- ii. 市盈率大于 0 且低于全市场平均值, 股票按市盈率从小到大排列
- iii. 流动资产至少是总市值的 30%

- iv. 股价现金流量比大于 0 且低于全市场平均值, 股票按股价现金流量从小到大排列
- v. 长期借款占总资本比率低于 50%
- vi. 流动比率高于全市场平均值, 股票按流动比率从大到小排列
- vii. 满足上述条件下股票池中前 30 只股票

调仓和止损

按月调仓, 当个股价格低于成本价 7% 时, 卖出股票, 当大盘下跌 13% 时, 卖出所有股票。

伪代码示意图



3) 詹姆斯·奥肖内西价值投资法

策略思路

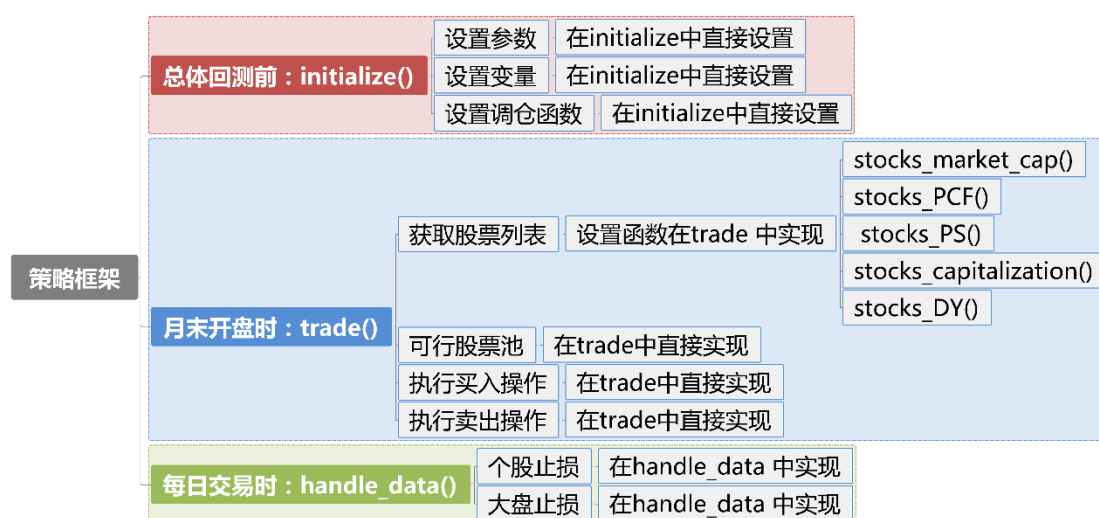
- i. 股票的市值大于市场的中位数
- ii. 股票的股本大于市场的中位数
- iii. 股票的市现率大于 0, 从小到大排列, 取前 400 只股票

- iv. 股票的市销率大于 0，从小到大排列，取前 400 只股票
- v. 股票的股息率从大到小排列，取前 400 只股票

调仓和止损：

取上述 5 个条件满足下的前 30 只股票；按月调仓，当个股价格低于成本价 7% 时，卖出个股，当 5 日内大盘下跌 13% 时，全部卖出。

伪代码示意图



4) 本杰明·格雷厄姆企业主投资法

策略思路

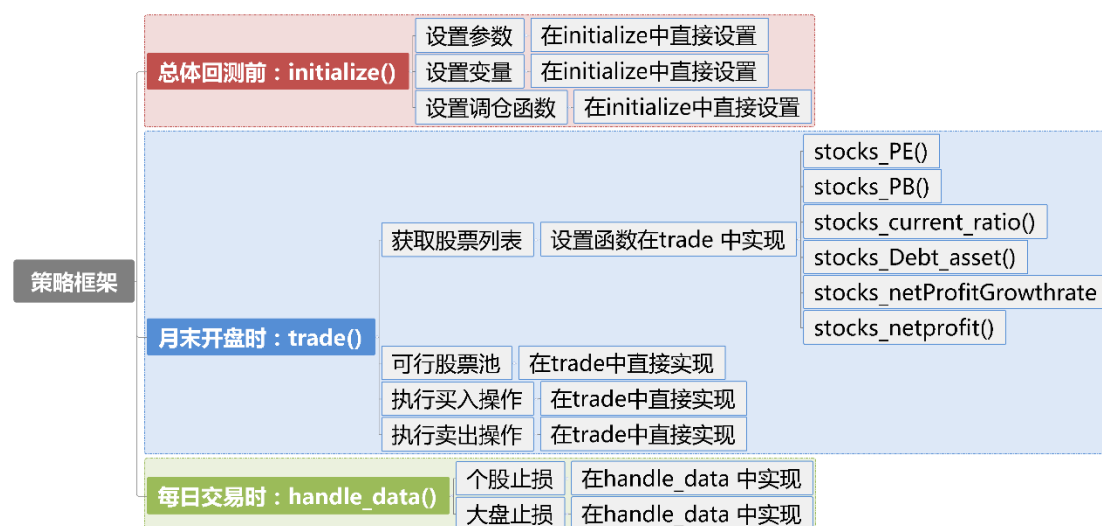
- i. 股票的市盈率大于 0，且选取市盈率最低的 400 只股票
- ii. 股票的市净率大于 0 且小于 2.5，且选取市净率最低的 400 只股票
- iii. 企业的流动资产至少是流动负债的 1.2 倍
- iv. 企业的总借款不超过净流动资产的 1.5 倍
- v. 企业扣非净利润大于 0
- vi. 最近一期现金股利大于 0
- vii. 净利润增长率从大到小排序，选取前 400 只股票

viii. 满足于上述 7 个条件下的前 30 只股票

调仓和止损：

按月调仓，当个股价格低于 成本价 7%时，卖出个股，当 5 日内大盘下跌 13% 时，全部卖出。

伪代码示意图



5) 查尔斯•布兰德价值投资策略

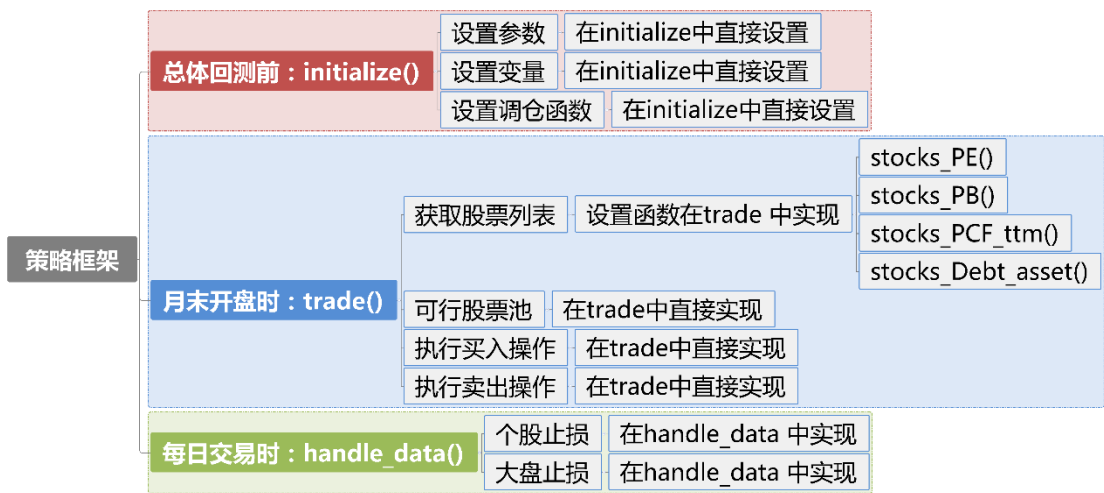
策略思路

- 股票负债净值比小于 80%
- 股票的市盈率不高于市场平均值 1.5 倍
- 股票的股价/近四季现金流量（市现率）不高于市场平均值的 1.5 倍
- 股票的市净率不高于市场平均值的 1.5 倍
- 股票的市净率小于 2.0 倍

调仓和止损：

选满足于上述条件下的前 30 只股票构成组合，按月调仓，当个股价格低于成本价的 7%时，卖出该股票，当 5 日内大盘下跌 13%时，卖出所有股票。

伪代码示意图



6) 迈克尔·普莱斯低估价值选股策略

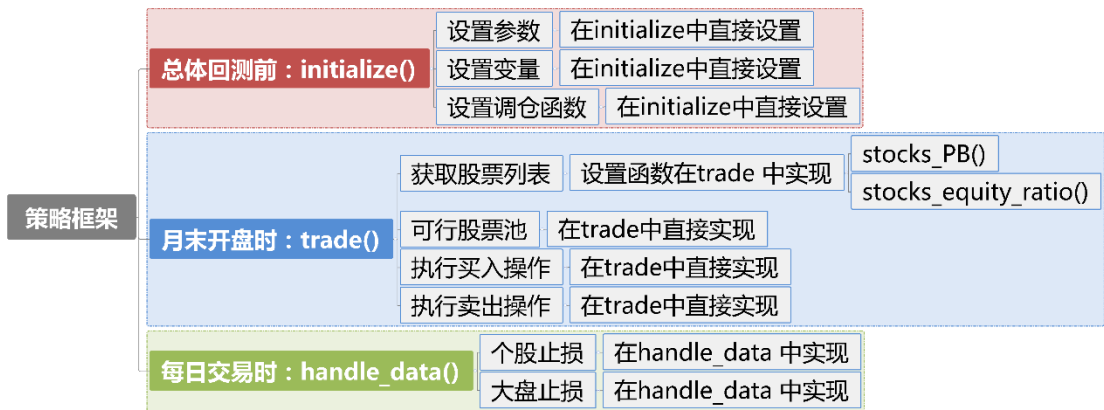
策略思路

- 股价与每股净值比小于 2，且选取市净率最低的 400 只股票
- 董监事持股比例大于市场平均值(缺失该数据)
- 负债比例低于市场平均值

调仓和止损:

满足于上述条件下的前 30 只股票，按月调仓，当个股价格低于成本价的 7% 时，卖出该股票，当 5 日内大盘下跌 13%时，卖出所有股票。

伪代码示意图



选股思路之二——技术面方法（形态选股）

1) Breakaway 脱离

五日 K 线模式，以看涨脱离为例，下跌趋势中，第一日长阴线，第二日跳空阴线延续趋势开始震荡，第五日长阳线，收盘价在第一天收盘价与第二天开盘价之间预示价格将上涨。买入满足条件的股票，并持有固定天数（5 天），每天将到期股票卖出。

2) 三浪下跌形态（每股盈利 > 0 ）

倒数第五天下跌幅度大于 4%

倒数第四天上涨，但幅度小于 3%

倒数第三天不管下跌还是上涨，但涨幅不能超过 1%

倒数第二天下跌幅度超过 2%

最近一天下跌幅度超过 1%

买入满足条件的股票，并持有固定天数（5 天），同时清空到期股票。每股盈利 > 0 的约束条件是防止股票本身存在问题。

2.2.2、择时逻辑

1) 趋势追踪-组合指标择时

策略思路

计算单票的 SMA、MACD、DMA、TRIX 指标，当出现以下情况时获得交易信号：

- i. SMA 金叉, $\text{signal}=1$; SMA 死叉, $\text{signal}=-1$
- ii. MACD 金叉, $\text{signal}=1$; MACD 死叉, $\text{signal}=-1$
- iii. DMA 上穿 AMA, $\text{signal} = 1$; DMA 下穿 AMA, $\text{signal}=-1$;

- iv. **TRIX 上穿 MATTRIX, signal=1; TRIX 下穿 MATTRIX, signal=-1**

择时动作判据

实时监控四个信号，并将返回值进行累加，得到买卖信号 **Signals**，当 **Signals >= 1** 时买入，反之若 **signals <= -1** 时就卖出。

2) 抛物线逼近择时策略

策略思路

基本方法是通过二次函数对历史时间序列的局部序列进行拟合，并据此寻找时间序列处于衰弱期和转向期之间的拐点，衰弱转向程度用回归方程最新点的斜率表示。当本期斜率与上期斜率不一致时，添加信号确认计时器 **N**，若在 **N** 日后斜率与拐点方向一致，则确认信号，并执行操作，唯一参数只有 **N** 值。

- i. 抛物线最新点斜率为指标值；
- ii. 若指标值较上一日符号改变，添加信号确认计时器 **N**；
- iii. **N** 日后最新指标值与拐点处一致，确认信号为正，则买入；信号为负，则卖出；
- iv. 清理信号确认器，和 **x** 累计序列，重复以上 i, ii, iii 操作。

3) RSRS 指标择时

策略思路

用过去 **N** 日最高价序列和最低价序列做回归，斜率越大，支撑相对强弱大，反之则小，选定阈值，进行买卖操作。

- i. 取前 **N** 日的最高价序列与最低价序列；
- ii. 将两列数据，以最高价为因变量，最低价为自变量进行 **OLS** 线性回归；
- iii. 取前 **M** 日的斜率时间序列，计算当日斜率的标准分 **z**；

- iv. 将 z 与拟合方程的决定系数相乘，作为当日 RSRS 指标值；
- v. 与决定系数相乘可以降低拟合效果较差的斜率值对指标有效性的影响

择时动作判据

以 RSRS 指标值大的作为交易标的；

若 RSRS 指标上穿阈值 S ，则开仓买入；（ S 为开平仓阈值）

若 RSRS 指标下穿阈值 $-S$ ，则平仓；

若 RSRS 指标在 $-S$ 和 S 中间时，两标的的 RSRS 相对大小变化，则表示风格轮动，换仓，否则不交易。

4) 奇异谱分析均线择时

获取股票历史收盘价数据，计算均线价格，若收盘价与 SSA 均线形成金叉，就买入股票，若收盘价与 SSA 均线形成死叉，就卖出所有股票。

5) 经典技术指标系列

获取股票的价格数据分别计算 KDJ、RSI、BOLL、WR、BIAS 等参数，选择买卖时机。当技术指标中 80%以上是买入信号时，开仓；当技术指标中 50%是卖出信号时，卖出。

2.2.3、止盈止损

1) 时间止损策略

策略逻辑：

- i. 当持仓时间大于 X 天并且涨幅小于 $Y\%$ 卖出止损；
- ii. 其他情况时继续持有。

2) 跟踪止损策略

策略逻辑：

i. 设置条件：

$X = \text{允许最大回撤}$

ii. 止损条件：

a、当现价小于持股周期内最高价 $\times (1-X\%)$ 时卖出止损。

b、其他情况下，继续持有

3) 阶梯止损策略

策略逻辑：

$M = \text{初始止损比例}$

$X = \text{阶梯长度}$

$Y = \text{阶梯变化率 (阶梯每改变一次, 止损线上涨的幅度)}$

止损线改变次数 $= \text{floor}[\log(\text{周期内最高股价} / \text{买入价}) / \log(1+X\%)]$

止损价 $= M \times [1+Y\%]^{\text{止损线改变次数}}$

止损条件：

当现价小于止损价时，卖出止损；否则，继续持有

4) 熔断止损策略

策略思路

大盘单日跌幅超过 4%，触发熔断，全部卖出止损

5) 限价指令策略

策略概况：

当现价 $> (1 + X\%) * \text{买入价}$ 时，卖出止盈

当现价 $< (1 - Y\%) * \text{买入价}$ 时，卖出止损

其他情况下，继续持有

2.2.4、仓位控制

对整体仓位控制的思想主要是使用数学上的凯利公式。

仓位 = 胜率 - $(1 - \text{胜率}) * (\text{单次赔的期望}) / (\text{单次赢的期望})$

关于胜率的形成，主要使用回归模型

针对来自于对宏观形势的判断，利用回归模型得到。

2.3、机器学习在交易系统初步探索

2.3.1、决策树

策略思路

对一只股票，筛选出 7 个因子

- i. zdzb: ZDZB 筑底指标;
- ii. market_cap: 总市值;
- iii. obv: OBV 能量潮;
- iv. PE^{TTM} : 市盈率 TTM;
- v. Boll: BOLL 布林线;
- vi. pb: 市净率;

vii. kdj: KDJ 随机指标

作为训练样本特征属性，将 2010/01/01-2014/12/30 作为训练样本的数据的时间范围，并且利用按照训练样本对应的收益率对训练样本进行排序，只选取收益率前 30%和后 30%的数据作为真正的训练样本来去噪声，然后对因子进行标准化操作，对于类别值第二天涨为 1，跌为-1，然后利用决策树算法进行模型训练，最后进行每日调仓，每个回测日对当前一个交易日的这七个因子先进行标准化操作然后再用决策树模型预测，预测结果为 1 就买入，预测结果为-1 而且有持仓则全部卖出。

2.3.2、随机森林

针对沪深 300（000300.SH 沪深 300）中所有股票，选出 7 个因子

- i. zdzb: ZDZB 筑底指标；
- ii. market_cap: 总市值；
- iii. obv: OBV 能量潮；
- iv. PE^{TTM} : 市盈率 TTM；
- v. Boll: BOLL 布林线；
- vi. pb: 市净率；
- vii. kdj: KDJ 随机指标

作为训练样本特征属性，选择某一天的所有沪深 300 的股票七个因子作为训练集，并进行最大最小标准化操作，对于类别值以 20 天为基准，20 日后涨幅超过阈值（10%）为 1，反之为-1，然后利用随机森林算法进行模型训练，然后每个回测日对当前一个交易日的沪深 300 所有股票的这七个因子先进行标准化操作然后再用随机森林模型预测，然后每日选出预测类别为 1 概率最大三只股票，若现在持仓的股票不在这三只股票中，则全部卖出，然后再等权买入这三只股票。

2.3.3、HMM 择时

策略思路

选取沪深 300 中所有股票一段交易时间内的对数收益率、五日对数收益率、五日成交量对数差作为观察序列属性，假设这些属性值服从正太高斯分布(HMM 的强假设)，直接利用这些历史数据完成 HMM 的构造，并且计算出其中表现最好的两个状态作为买入状态，其中表现最差的两个状态作为卖出状态，然后在回测过程中将当前回测日的特征值和之前训练集特征数据构成一个可观察序列，放入 HMM 中进行状态序列的预测，每个回测日取出前一日状态，如果此状态在买入状态中则进行买入沪深 300，如果此状态在卖出状态中而且我们有持仓则卖出沪深 300。

2.3.4、kNN 算法

策略思路

针对沪深 300（000300.SH 沪深 300）中的股票，选出 7 个因子

- i. zdzb: ZDZB 筑底指标;
- ii. market_cap: 总市值;
- iii. obv: OBV 能量潮;
- iv. PE^{TTM} : 市盈率 TTM;
- v. Boll: BOLL 布林线;
- vi. pb: 市净率;
- vii. kdj: KDJ 随机指标

作为训练样本特征属性，选择 2013/01/07 日的沪深 300 所有股票的七个因子数据作为特征值，并进行最大最小标准化操作，对于类别值以 20 天为基准，20

日后涨幅超过阈值（2%）为 1，反之为-1，然后利用 KNN 分类算法进行模型训练，然后每个回测日对当前一个交易日的沪深 300 所有股票的这七个因子先进行标准化操作，然后再用 kNN 模型预测，然后每日选出预测类别为 1 概率最大三只股票，若现在持仓的股票不在这三只股票中，则全部卖出，然后在等权买入这三只股票。

2.3.5、SVM

策略思路

以季度为单位，选取一些财务因子作为训练样本，对于类别值，如果未来一个季度涨幅超过 5% 标记为 1，反之为-1，然后用支持向量机算法进行训练，预测结果为 1 且未持仓则买入，预测结果为-1 且已持仓则卖出。

特征因子选取

选取特定时间节点沪深 300 成分股的市盈率、市净率、总市值、流通市值、净资产收益率 roe 加权、总资产报酬率 roa、销售净利率、净利润 / 营业总收入、息税前利润 / 营业总收入、基本每股收益同比增长率、每股经营活动产生的现金流量净额同比增长率、营业总收入同比增长率、净利润同比增长率、经营活动产生的现金流量净额同比增长率、应收账款周转天数、应付账款周转天数、存货周转率、应收账款周转率、应付账款周转率、流动比率、速动比率共 21 个财务因子。

数据标准化

数据标准化方法有很多，可以采用高斯预处理方法，即每个特征因子减去它对应的均值再除以它的标准差。

参数优化

使用交叉验证的方法对惩罚参数与径向基函数（高斯核函数）参数 **Sigma** 进行优化筛选。交叉验证方法具体为选取的训练样本集分为 **K** 份，依次选取其中的 **K-1** 份作为训练集，剩下一份作为验证集，通过算法在验证集上的表现进行打分，再对打分进行取平均作为此参数对应的分数，依次选择不同的参数进行打分，确定最终的参数。

2.3.6、小波变换

策略思路

小波变换耗时较长，以平安银行作为研究对象，对股票过去 **100** 个交易日价格序列进行小波变换分解得到各层小波系数，在小波基函数选择上，对称性是小波基函数在选取上要考虑的一个重要因素，对称性不好会造成原始信号在重构后有相移的存在。建议小波基函数的选取上最终选择对称性好的小波函数 **db4**，分解层数为 **2**。利用 **ARMA** 模型对各层小波系数进行建模预测，将其小波系数的预测值重构生成 **1** 日后（向前一步）股票价格预测值。对于该预测值，如果它超过回测当日开盘价的 **1%** 且未持仓，那么就以当日开盘价买入，反之，如果预测值会小于当日的开盘价且已持有就卖出。

2.3.7、朴素贝叶斯

策略思路

选取一些常用技术指标作为训练样本特征数据，如果之后 **22** 个工作日内上涨幅度超过 **5%** 标记为 **1**，否则标记为 **-1**，采用朴素贝叶斯算法进行训练，预测结果为 **1** 且未持仓则买入，预测结果为 **-1** 且已持仓则卖出。

特征因子选取

选取 MACD 指数平滑异同平均、MTM 动力指标、BIAS 乖离率、CCI 顺势指标、KDJ 随机指标、WR 威廉指标、RSI 相对强弱指标、ARBR 人气意愿指标、OBV 能量潮共 9 个技术指标。

数据标准化

数据标准化方法有很多，一般采用高斯预处理方法，即每个特征因子减去它对应的均值再除以它的标准差 $((x-x.mean)/x.std)$ 。

2.3.8、逻辑回归

策略思路

针对沪深 300（000300.SH 沪深 300）中所有股票，选出 7 个因子

- i. zdzb: ZDZB 筑底指标;
- ii. market_cap: 总市值;
- iii. obv: OBV 能量潮;
- iv. PE^{TTM}: 市盈率 TTM;
- v. Boll: BOLL 布林线;
- vi. pb: 市净率;
- vii. kdj: KDJ 随机指标

作为训练样本特征属性，然后对于每一个回测日，取出回测日前四十一个交易日的沪深 300 所有股票这七个因子进行标准化操作作为训练集特征值，对于类别值以 20 天为基准，20 日后涨幅超过阈值（2%）为 1，反之为-1，然后利用逻辑回归对训练集进行训练，然后利用训练好的模型对当前回测日的前一个交易日的这七个因子数据先进性标准化再进行类别概率预测，并且调整调仓周期为 20 天，每个调仓日选出类别为 1 概率最大的三只股票，如果当前持仓股票不在

这三只股票当中则全部卖出，然后等权买入三只股票。

2.4、基于神经网络实现的交易系统

策略思路

选取一些常用技术指标作为训练样本特征集，对于类别，如果未来 20 个工作日内上涨幅度超过 10% 则标记为 1，否则为 -1，采用神经网络算法进行训练，预测结果为 1 且未持仓则买入，预测结果为 -1 且已持仓则卖出。

关于特征因子选取

采用神经网络算法解决有监督学习的分类问题，特征因子暂定选取某时刻沪深 300 成份股的总市值，OBV 能量潮，市盈率，布林线，KDJ 随机指标，RSI 相对强弱指标共 6 个指标。

关于数据标准化

数据标准化方法有很多，可以采用高斯预处理方法，即每个特征因子减去它对应的均值再除以它的标准差 $(x-x.mean)/x.std$

3、完全 AI 对冲策略思路

无论是 CNN 还是 RNN，或者是传统机器学习如 SVM、决策树和贝叶斯，本质上都是“有监督学习”。就是需要输入样本对（高质量的标注）。机器学习就是学习样本对之间的数量规律。核心思想是对模式和趋势的识别。

对于量化投资，监督学习从逻辑上来说有两大缺陷：

- **有监督学习的模型往往是静态的。**单个有监督学习模型对于新数据缺乏调整过程，但对于证券交易市场而言，环境瞬息万变，在不同的环境下，某些因子的权重起伏很大。这也就导致很多策略在回测的时候，看似表现良好，但一到实盘就不行的原因。
- **大部分有监督学习并未考虑交易摩擦。**证券投资领域，交易成本往往是不可忽视的。在有监督学习中，对于所选类别往往是根据价格涨幅来定的，并不考虑交易摩擦成本，但在买卖频次偏高，资金量偏低的情况，交易成本对于整体收益的影响不可忽视。

为了克服上述缺点，可以要实现 AI 对冲策略，当前来看有两种基本的思路，深度强化学习和叠加在传统策略池之上的市场模式识别系统。

- 深度强化学习是典型的无监督系统，是针对过往有监督系统的彻底颠覆，不再需要标注，算法会自动实现买卖决策，就如 AlphaGo 学习围棋一样；
- 传统策略池上加入市场模式识别系统，更像是一种改良。主要的思路是针对当前的市场环境，把所有的策略都模拟一遍，看策略池中哪个策略的收益率期望最高，再选定使用哪个策略。

3.1、深度强化学习是业界最有希望能实现自动交易的方向

算法思路

i、初始化环境

导入模拟数据：价格序列、概率分布；

初始化值函数 V_0 ，同时设置参数 α 及 ϵ ；

ii、优化迭代：

for episode = 1, 2, 3... do

for $t = 1, 2, 3... T$ do

观察当前状态 S_t ；

采取行动 $a_t(Q_t, S_t, \epsilon)$ ；

观察新的状态 S_{t+1} ；

根据 r_t 和 Q_t 更新价值函数 V ：

a) 计算 $y_t = r_t + \max_a Q_t(S_{t+1}, a)$

b) 根据目标函数 y_t 更新 Q_t

end for

end for

对强化学习算法的解读

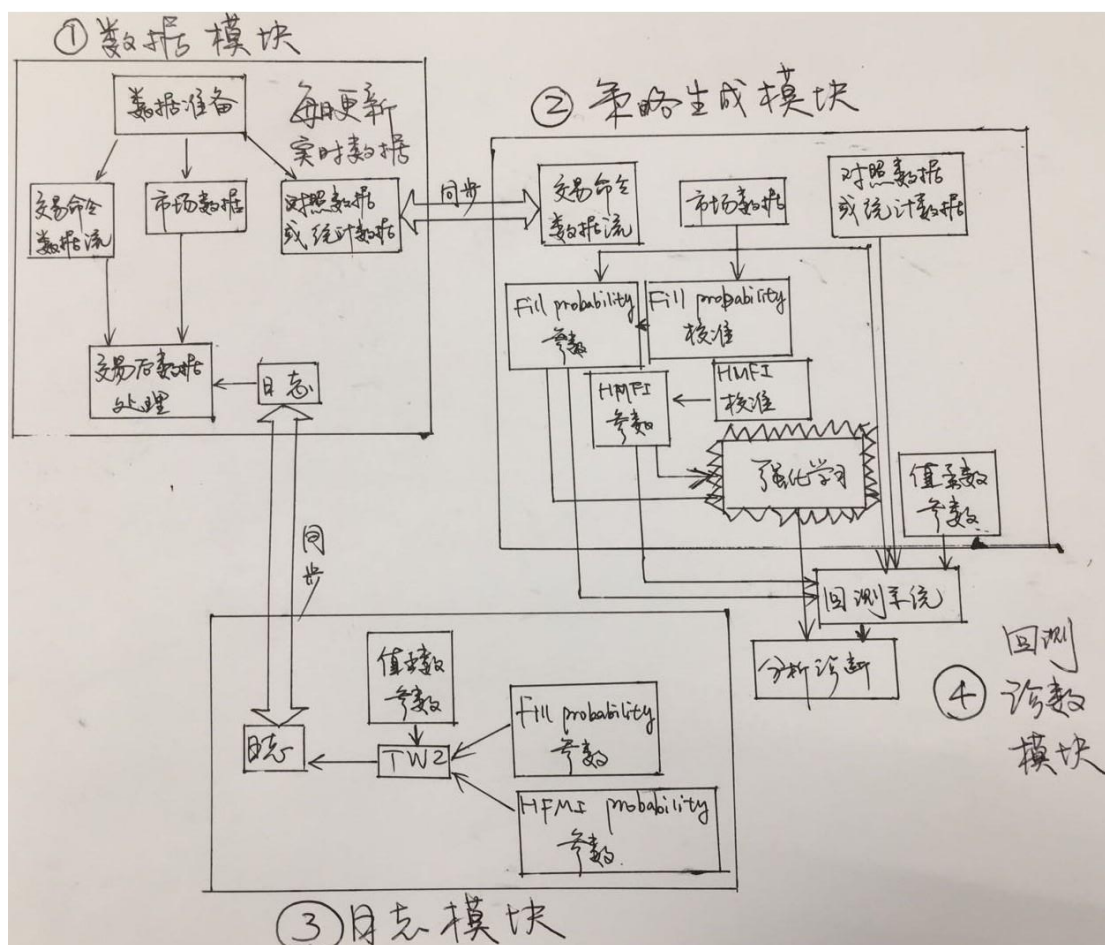
状态 S： 初步的状态是由价格序列、预期的价差成本、价格填充概率、订单大小、交易时间长短、交易总量所占百分比决定。

奖励 R： 正面奖励机制由即时奖励（差价）以及最终奖励(交易结束)两部分，而负面奖励机制包括市场惩罚组成。

目标函数 y_t ，在多层迭代之后，得到了收敛的 Q 矩阵，输入实时行情数据，就能换算成对应的 S_{now} ，从而采取适应的 A_{now}

3.2、系统模块

下图是最基本的模块设置，分为四个主要模块：



1) 数据模块——系统的数据来源

数据模块是整个系统的数据来源，通过底层数据库系统，对外提供实时的市场行情数据、历史行情数据等。

更进一步地，会要求数据模块在提供基础行情数据的基础上也提供整体的舆情分析，以及财报解读等信息，目的是更加清晰地描述客观环境，供强化学习系统进行训练。

由于实时行情数据的版权以及清洗等问题存在，**建议**向恒生聚源、大智慧财汇等基础数据厂商购买实时行情数据库（年成本在 20 万~40 万之间，根据数据库的覆盖度价格有变化；同时大智慧财汇数据只覆盖了指成分股和中概股部分，恒生聚源更齐全一些）。

整体的舆情分析以及财报解读等功能，建议交给数据模块团队，利用 NLP 技

术、互联网爬虫技术等构建。

2) 策略生成模块——应用强化学习算法，交易系统的核心

策略生成模块，应用强化学习算法，是整个交易系统的核心部分。主要功能是接受实时行情、舆情等数据，自动训练出交易策略，无需外界干预。

强化学习的训练，主要是要解决好状态矩阵 **S** 和奖惩矩阵 **Q** 的完备性、收敛性问题：

- 状态矩阵 **S** 的作用正如传统机器学习中的 **feature**，正确的状态空间能使算法抓住影响资产价格变化的主要因素，并给出有效的交易策略；
- 奖惩矩阵 **Q** 的作用是促使 **agent** 在当前的状态下，选择最优的行动。

同时，必须指出的是，**Q-learning** 函数实现起来容易，但是效果比较一般，后续需要将 **Q-learning** 函数以 **neural network** 结构代替，但 **neural network** 在强化学习环境下是非常脆弱的，简单的马科夫过程都会导致不收敛的情况。这就意味着，价值函数的很小变化，都可能会造成剧烈的策略波动。这样的波动可能在其他领域（如语义理解）是可以接受的，但是在交易领域是无法承担的。

这就意味着价值函数方法需要改进，循环强化学习方法和直接强化学习方法提供了潜在的解决方案。

但这就对 **AI** 算法工程师的功力提出了很高的要求。

3) 日志模块

记录主动交易情况，并与行情数据一起，自动成为下次数据模块的环境参数。

4) 回测模块——系统的风控

回测模块，相当于系统的风控，主要是监视交易系统，判断系统的有效性，决

定是否需要人为干预。

AI 自动交易的表现，除了观察绝对收益，我们也需要考虑相对表现如何。回测模块的一部分功能在于实时监测 AI 策略是否会造成大的损失，另一部分功能在于搭建出传统的量化模型来与 AI 系统进行对比，判断 AI 交易系统的实际效果。