

预设

将投资者分为风险厌恶型与风险偏好型

构建结果操作定义集

对于黄金与比特币分别设立七个模式：大BB (4a)、中BM (2a)、小买BS (a)，保持N，大SB (-9a)、中SM (-4a)、小卖SS (-a)。

同时考虑稳定度：①对于风险厌恶型：高于某值时认为此时风险较小，多买入（卖出）0.5a；低于于某值时认为此时风险较大，少买入（卖出）0.5a。②对于风险偏好型：与厌恶型相反

a需小于等于10%（防止同时大大买比特币和黄金时使结果超过100%）。

注：此处比例指现有量与使用量之比。如有1000元现金要大大买黄金时花费450a元黄金，有200元比特币要大大卖时，卖出190元的比特币

计算联合趋势（模糊集）

参数设计

价格波动模糊集

移动平均值 Simple Moving Average (MA) 在第t天时前n天的平均值

$$\bar{p}_{t,n} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} p_{t-i}.$$

取 $m < n$ ，计算表示长度为m的MA对长度为n的MA的相对变化，

$$x_{1,t}^{(m,n)} = \ln \left(\frac{\bar{p}_{t,m}}{\bar{p}_{t,n}} \right)$$

按照x变化的百分比幅度大小定义模糊集合 正大PL 正中等PM 正小PS 零AZ 负小NS 负中等NM 负大NL
构建三角隶属函数（图1）

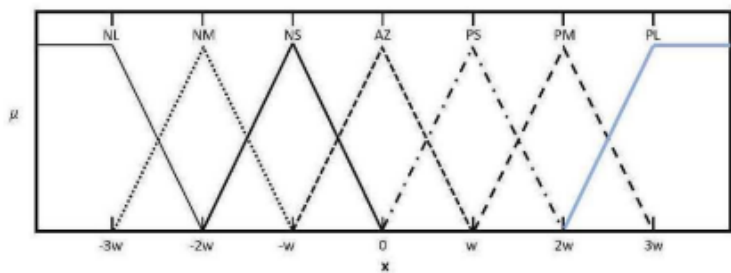


图 1 模糊集 PS, PM, PL, NS, NM, NL 和 AZ 的模糊隶属度函数
(Figure 1 Fuzzy membership functions of PS, PM, PL, NS, NM, NL and AZ)

例如，PS的隶属函数为

$$\mu_{PS}(x_{1,t}^{m,n}) = \begin{cases} 1 - |x_{1,t}^{(m,n)} - w|/w, & \text{if } x_{1,t}^{(m,n)} \in [0, 2w], \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

其中 w 为感官阈值参数。当 $w = 0.01$ 时，意味着投资者认为变化幅度在-1%~1%时认为价格变化较小，即属于在NS或PS中。

同时 w 可以反应交易频率， w 越小代表交易者更容易从趋势交易变成逆向交易（违背于市场规律进行交易，简单讲就是亏钱），交易频率越高

买卖信号模糊集

记 ed （后一天价格与当前价格的比值）表示买（卖）信号的强弱，代表资产的超额需求（产品低于均衡价格）构建三角隶属函数如下图：

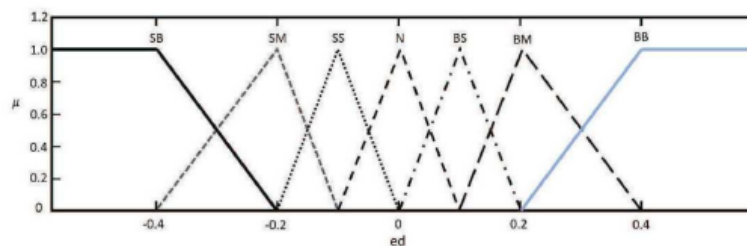


图 2 对于超额需求模糊集 BS, BM, BB, SS, SM, SB 和 N 的隶属函数

(Figure 2 Membership function of fuzzy set of excess demand BS, BM, BB, SS, SM, SB and N)

例如BB的隶属函数为

$$\mu_{BB} = \begin{cases} (ed - 0.1)/0.1, & \text{if } ed \in [0.1, 0.2], \\ (0.4 - ed)/0.2, & \text{if } ed \in [0.2, 0.4], \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

图2中0.2 0.4表示交易者20% 40%的买入（卖出）力

机器学习计算映射关系

模型使用——Apriori算法生成模糊交易规则（强调非主观性）

尝试使用apriori寻找 x 模糊集与 ed 模糊集的所有频繁项集（经常出现在一起的物品集合），挖掘出模糊关联规则。

输入：价格数据集 P ，最小支持度 \min_sup 与最小置信度 \min_conf （当项集的支持度超过预先设置的置信度则可认为该项集为关联规则）

输出：模糊关联规则库 R

神经网络生成模糊交易规则：—(数学原理待补 即可解释性)—

x 的论域为正小PS，正中等PM.....负大NL七个模糊集， ed 的论域为买小.....卖大七个模糊集。共十四种模糊集，看成十四种商品，给他们编号。投资者看成顾客，往往从这十四种商品挑选1种或多种商品。

步骤1：数据模糊处理。在 $t-1$ 时刻，计算 x ，代入相应的模糊集（PS PM PB NZ NS NM NB）隶属度函数，得到一个 1×7 的输入信号矩阵。取 t 时刻股票的涨幅作为 ed 代入模糊集（BS BM BB SS SM SB N）的隶属度函数，得到输出信号矩阵。

步骤2：使用BP算法用于网络训练，使输入信号对应与目标输出值。

步骤3：当训练好的网络收到一组新的模糊信号输入会输出一组输出信号数据，在通过解模糊器将输出信号转变成非模糊变量。

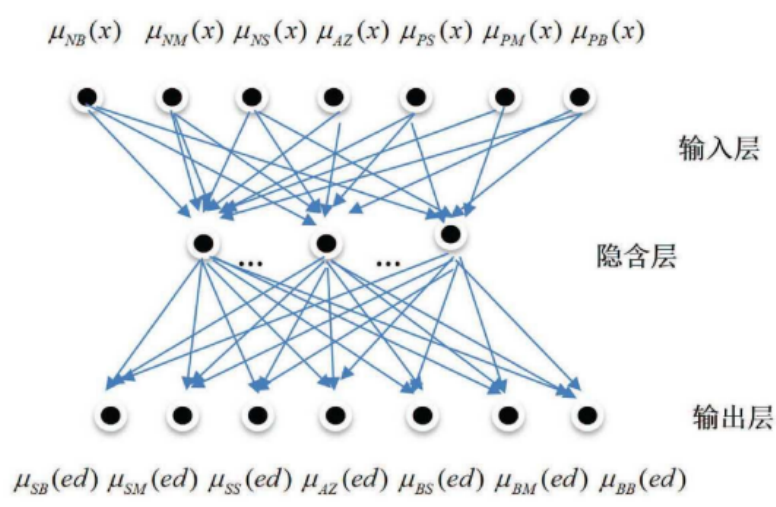


图 3 BP 网络生成模糊交易规则结构图
(Figure 3 The structure of fuzzy trading rules generated by diagram BP neural network generates)

图 9 回测交易结果
(Figure 9 The backtesting trading results)

通过图 9 可以发现, 利用模糊系统构建交易策略具有以下特点: 1) 在价格趋势上升阶段, 策略能发现并识别主要的上涨波段, 并自动建仓获利; 2) 在下跌阶段, 能摆脱主要的下跌趋势, 避免了重大损失; 3) 利用非主观类的交易策略能获得更高的收益, 避免了人为交易规

则的局限性带来的偏差. 换句话说, 在一定程度上说明了利用模糊系统构建的交易策略具有巨大的盈利可能以及一定的抗风险(止损)能力, 考虑到策略运用在不同的股票表现出来的结果有所差异, 但无论如何策略的表现平均而言都优于被动的买入持有策略和恒生指数收益率.

ed算法改良——MACD指标

<https://baike.baidu.com/item/MACD%E6%8C%87%E6%A0%87/6271283?fromtitle=MACD&fromid=3334786&fr=aladdin>

敏感性分析

<http://abcexchange.io/ask/answers/051315/how-can-i-apply-sensitivity-analysis-my-investment-decisions.asp>

稳定性指标

<https://zhuanlan.zhihu.com/p/79682292>

参考文献

模糊投资组合优化研究_陈国华

基于Apriori算法和神经网络的模糊交易决策_姚海祥

A hybrid stock trading framework integrating technical analysis with machine learning techniques_Rajashree Dash, Pradipta Kishore Dash