

文章编号:1003-207(2015)10-0047-10

DOI:10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2015.10.006

# 基于变量选择和遗传网络规划的期货高频交易策略研究

陈艳<sup>1</sup>,王宣承<sup>2</sup>

(1. 上海财经大学统计与管理学院,上海 200433;

2. 深圳市福田区发展研究中心,广东深圳 518048)

**摘要:**高频交易在当前国际金融市场上炙手可热,股指期货的推出、融资融券和转融通业务的开通,使得我国高频交易市场初现端倪。本文立足于我国金融衍生品市场的现状提出了基于LASSO变量选择方法和遗传网络规划的期货高频交易策略。该策略首先使用LASSO从众多技术指标中,选出极少数最有效的指标作为判断函数,然后通过一种进化算法遗传网络规划来搜索合适的买点和买点,从而构建交易策略,并以黄金、铝和橡胶期货的5分钟高频交易数据为例进行回测检验。结果显示:第一,与最优子集法相比,LASSO方法在不降低预测精度的情况下,选出的指标数量最少,且均集中在趋势指标和震荡指标中。第二,通过结合遗传网络规划模型与Q强化学习法,搜索效率得到了显著提高,构建出适合于衍生品市场的简洁有效的交易策略,且在不同品种的期货交易中均超越了“买入并持有”策略,并获取超额收益,在量化投资领域充分体现了实践价值。

**关键词:**遗传网络规划;变量选择;Q强化学习;智能计算;高频交易

**中图分类号:**F832.5

**文献标识码:**A

## 1 引言

高频交易又称量化交易、程序化交易,是指借助现代统计学和金融工程的理论和方法,利用计算机技术从海量历史数据中选择能带来超额收益的多种“大概率”事件以制定策略,并用数学模型验证、固化和执行这些策略,以求获得持续、稳定的超额回报。高频交易策略可以在毫秒甚至微秒的时间内分析市场的波动特征,利用资产偏离均衡价格的短暂机会完成交易,因此具有交易数量大、持仓时间短、信息延迟低、单笔收益少、总体收益稳定等特点。其最大的优势在于,计算机能够严格地执行指令,不会受到主观情绪的影响,因过度恐慌或盲目乐观而做出非理性决策。近年来,高频交易已从美国逐渐扩展到欧洲、亚洲等主要

的金融市场。高频交易的交易规模激增,已经成为全球金融领域的一大焦点。

在我国,金融市场总体上还处于起步阶段,无论是市场规模,还是专业化水平,都蕴藏着巨大的发展潜力。自2010年4月沪深300股指期货推出以来,各大券商、基金公司纷纷投入大量人力物力开发高频交易系统。高频交易作为近年来我国资本市场最重要的产品创新,是大数据时代统计方法更新和计算机技术发展的重大成果,其发展态势可谓方兴未艾。高频交易的成功获利,依赖于所选用交易策略的有效性。而如何选择恰当的买卖时机,是各种交易策略必须解决的关键问题。判断股票的买卖时机主要有两种方法:一种是基本面分析,即通过对宏观经济状况、行业发展趋势、公司同行业竞争水平和公司内部管理水平等诸多因素进行分析,以确定公司股票的内价值;另一种是技术分析,即根据股票的历史交易数据,如价格和交易量的变动,来预测未来的价格走势。这种分析方法通常需要依据技术指标来确定买卖时机,例如相对强弱指数(RSI)、简易波动指标(EMV)等。

Fama<sup>[1]</sup>在1970年提出了著名的“有效市场假说”,即如果资产的价格完全反映了所有可以获得的

收稿日期:2014-07-30;修订日期:2015-06-18

基金项目:国家自然科学基金资助项目(71271128,71331006,71571113);长江学者和创新团队发展计划(上海财经大学,IRT13077);上海财经大学创新团队支持计划

作者简介:陈艳(1982-),女(汉族),四川泸州人,上海财经大学统计与管理学院,副教授,博士,研究方向:金融风险管理、商务智能。

信息,市场就是有效的。按照该假说,基于历史价格构建的技术指标分析是没有意义的,难以获得超额收益。在早期的研究中,大部分结论支持了“有效市场假说”。例如,Alexander<sup>[2]</sup>检验了一系列交易规则,他建议投资者进行“追涨杀跌”的操作。尽管这种策略在道琼斯和标准普尔指数上获得了比“买入并持有”策略更高的超额收益,但在考虑交易成本后,超额收益便不复存在。Fama 和 Blume<sup>[3]</sup>,以及 Jensen 和 Benington<sup>[4]</sup>在美国股票市场检验了滑动平均线和相对强度指标,也没有获得超额收益。然而在最近 20 年,“有效市场假说”受到了越来越多的质疑和挑战。Brock 等<sup>[5]</sup>,Bessembinder 和 Chan<sup>[6]</sup>对不同的滑动平均线规则(MA)进行检验,成功捕捉到阶段性上升区间并据此获利。Kung<sup>[7]</sup>使用滑动平均线和交易范围突破(TRB)两个指标检验了台湾市场的情况,也在部分时间区间实现了获利。

此后,随着智能计算的发展,遗传算法的出现为金融投资策略的构建提供了新的思路。Kaboudan<sup>[8]</sup>对于遗传算法在股票市场的应用做出了开创性贡献,他证明了股票价格的可预测性,并据此构建了交易策略。然而,此后的研究更多地是基于股票的变动趋势(而非价格)来寻找相关策略。El-Telbany<sup>[9]</sup>使用遗传规划的方法预测了埃及股票市场,模型的准确率优于神经网络模型。Chen 等<sup>[10]</sup>将遗传网络规划和 21 种股票技术指标(包括 K 线图和 RSI、ROC 等)相结合,成功找到了可获利的交易规则,之后又将模型进行了深入优化和扩展<sup>[11-12]</sup>。

在国内,统计模型常常被用于刻画股票收益的波动性,研究成果集中在三大领域:即通过 GARCH-VAR(CVaR)类模型拟合资产的波动特征,在极端情况下描述和预测金融资产风险情况。相关成果包括王鹏和吕永健<sup>[13]</sup>、叶五一等<sup>[14]</sup>、谢尚宇等<sup>[15]</sup>;或通过各种动态的随机波动模型,刻画资产收益率的波动特征。如张林等<sup>[16]</sup>通过小波领袖多重分析法检验市场的有效性,唐衍伟等<sup>[17]</sup>则在股指期货市场上利用无漂移算术布朗运动制定出清策略;除此之外,投资者的非理性行为对于交易的影响,是行为金融学关注的热点问题,王春<sup>[18]</sup>解释了投资者情绪与股票市场收益率之间存在的正向反馈作用及其效果大小;任德平等<sup>[19]</sup>则检验了中国资本市场上投资者的处置效应。

相对而言,进化算法更多用于对股票的短期价格走势进行预测。胡冰等<sup>[20]</sup>、王良和冯涛<sup>[21]</sup>分别使

用改进的遗传算法对中国市场上股票和基金的价格进行预测。近来搭配多种方法的混合模型,尤其是神经网络和遗传算法的结合,受到了大量学者的关注。马明和李松<sup>[22]</sup>利用相关模型成功预测了上证综合指数的变化趋势。吴德胜和梁樑<sup>[23]</sup>提出了遗传算法辅助网络训练策略,建立了基于进化神经网络的信用评估模型。章杰宽<sup>[24]</sup>选择具有明显互补性的遗传算法与粒子群算法,构建了一种优化的灰色神经网络算法,以克服单一算法的局限性。智能计算方法已经在金融投资领域得到了广泛的应用<sup>[25-26]</sup>。

从国内外研究现状来看,进化算法已被广泛应用于股价预测及交易模型的构建中,这种模拟生物进化过程的搜索算法在解决复杂、多维的非线性优化问题时具有明显优势。与传统的数理统计模型相比,进化算法的假设条件更宽松,不要求问题函数具有连续、可导等性质;可以在高维空间里快速找到问题的可行解,甚至最优解;更重要的是,金融市场上瞬息万变,影响股价的因素数量众多,其相互关系难以用简单的函数来刻画。作为进化计算的新方法,遗传网络规划具有强大的动态优化能力,使用这种方法可以搜索股价的变动因素及影响机制,从而构建有效的投资策略,具有良好的学术意义和应用价值。

本文的主要贡献有三点:第一,我们将遗传网络规划和 Q 强化学习法结合,用于探索金融市场上的有效交易策略。由于 Q 学习法可以对正确的判断结果进行强化,增强了交易策略的可靠性和预测的准确度。第二,金融市场中存在着数量众多、功能各异的技术指标。在前人的研究里,技术指标的选取大多是随机选取或根据经验来指定的,而本文采用的 LASSO 方法可以从众多技术指标中选出极少数最有效的指标作为遗传网络规划中的判断函数,从而获得技术指标的最优化组合。第三,本文首次将遗传网络规划用于中国期货市场,且以三个不同品种的高频交易数据对模型的有效性进行了检验,建立了针对衍生品市场的有效交易策略。

## 2 GNP 及其交易运算法则

遗传网络规划(Genetic Network Programming,以下简称 GNP)本质上是对遗传算法(GA)和遗传规划(GP)方法的延伸,其主要作用在于模拟生物进化过程,并通过选择、交叉、变异等方式解决动态优化问题。GNP 用网状结构来表达问题的解,

这不仅有助于其在进化过程中生成紧凑的程序,并且可以完整地保留之前的行为记忆。本文将 GNP 用于金融市场的高频交易套利活动中,首先,LASSO 方法可以从众多技术指标中选出极少数最有效的指标,作为遗传网络规划的判断函数;其次,GNP 使用判断节点对各技术指标的信息进行判断和优化,再使用执行节点搜索最优买点和卖点,同时结合 Q 强化学习法<sup>[27]</sup>对正确的操作进行强化;最后,凭借交叉、变异、精英选择等遗传算子的操作,优良的个体(解)不断得到进化和保留,最终形成最优个体和可盈利的投资策略。

## 2.1 GNP 的基本结构

图 1 为 GNP 模型的基本结构图,GNP 模型包含 3 种节点:初始节点、判断节点和执行节点,三种节点通过有向边相互连接,构成 GNP 的网状结构。其中,初始节点是第一个被执行的节点,是 GNP 进化的起点;判断节点含有“如果——那么”型的分支决策函数,它能够根据输入条件返回判断结果,并确定下一个节点的走向;执行节点与判断节点不同,它没有分支函数,其作用是采取特定的交易行为(买卖股票),即包含买入节点和卖出节点两种类型。图 2 展示了判断节点和执行节点内部的详细结构,每个节点中包含两个子节点。GNP 网状结构的优点在于其结构的紧凑性和记忆函数的内隐性。由于所有节点都可以被循环利用,这种紧凑的网络结构有助于克服遗传规划等传统树形结构算法在应用到大规模复杂系统中时发生的膨胀问题,而通过其特有的记忆函数则可以生成有效的交易规则。

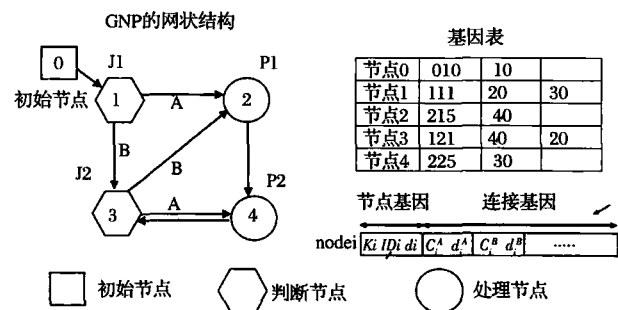


图 1 GNP 的基本结构图

在图 1 的基因表中, $K_i$ 表示节点类型, $K_i=0$ 表示初始节点, $K_i=1$ 表示判断节点, $K_i=2$ 表示执行节点。 $ID_i$ 为节点函数的识别码,例如: $K_i=1$ 和 $ID_i=2$ 表示节点是 $J_2$ 。 $a_{ip}$ 表示阈值参数,用于确

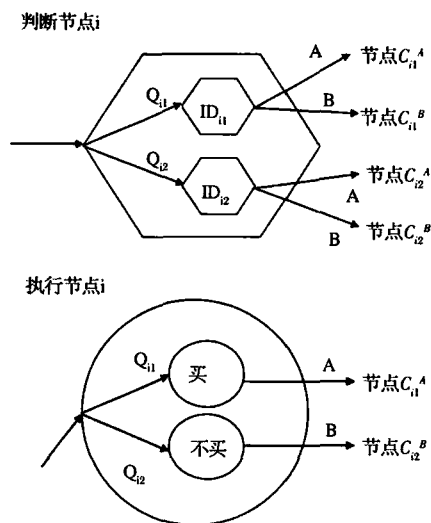


图 2 判断节点和执行节点的结构

定在执行节点中是否买卖股票。 $Q_{ip}$ 为强化学习模型所需的 Q 值,包含在每个状态或行动之中。 $d_{ip}$ 表示在判断节点或是执行节点 i 上的时滞(其中 $1 \leq p \leq m_i$ , $m_i$ 是在判断和执行节点中的子节点数),而 $d_{ip}^A, d_{ip}^B$ 表示从节点 i 到下个节点 p 的转换时滞。 $C_{ip}^A, C_{ip}^B$ 等表示下一个节点的编号,它由判断节点的判断结果决定,如果判断结果是“B”,GNP 就指向 $C_{ip}^B$ 和 $d_{ip}^B$ 。由于执行节点没有分支函数,因此只能指向 $C_{ip}^A$ 和 $d_{ip}^A$ 。

GNP 在判断和执行过程中会发生时间延迟,但在节点变动过程中并没有延迟。因此节点转换时间 $d_{ip}^A, d_{ip}^B$ 等的时滞均设为 0,而 $d_{ip}$ 中的每个判断节点的时滞为 1,每个执行节点的时滞为 5。本文在研究中设定的条件是,如果 GNP 的时滞超过 5,则当天的交易结束,即 GNP 一天最多只能执行 5 个判断节点或 1 个执行节点。

## 2.2 变量选择模型

对于线性模型 $y_i = x_i' \beta + \epsilon_i, i = 1, \dots, n$ ,其中 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})'$ 为 p 维回归自变量, $\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)'$ 为回归系数, $\epsilon_i$ 为独立同分布且均值为零的随机误差项。在经典的最小二乘回归(OLS)模型中,为了使预测值和观测值的差距最小,需要求出在残差的平方和 $(\sum_{i=1}^n (y_i - x_i' \beta)^2)$ 最小时回归系数 $\beta$ 的估计值,即:

$$\hat{\beta}_{OLS} = \argmin(\sum_{i=1}^n (y_i - x_i' \beta)^2) \quad (1)$$

当自变量个数较多时,为了构建出简洁稳定的模型,常常需要对变量进行筛选,其中最经典的是最优子集法。最优子集法基于各种信息准则如 AIC、

BIC、 $R^2$  及 Mallows'  $C_p$  等。根据 BIC 准则,在正态线性模型中,最优的模型应当与原模型拟合最好,这样的模型可以最小化:

$$BIC = n \ln(RSS_k) + k \times \ln(n) \quad (2)$$

其中  $k$  为自变量个数,  $n$  为样本容量,  $RSS_k$  为模型的残差平方和。Mallows'  $C_p$  准则要求对统计量  $C_p$  最小化,即:

$$C_p = \frac{RSS_p}{\sigma^2} - (n - 2|P|) \quad (3)$$

其中  $\sigma^2 = \text{var}(\epsilon_i | x_i)$ ,  $P$  为预测变量的一个子集,如  $P = \{2, 3, 5\}$ 。

最优子集法存在一些问题,比如计算量大、结果不稳健等<sup>[28]</sup>。由于系数不稀疏,也容易产生共线性问题。为此, Tibshirani<sup>[29]</sup> 提出了 Lasso 变量选择法,它本质上是一种带惩罚约束的最小二乘法,其参数估计值为:

$$\hat{\beta}_{\text{lasso}} = \underset{\beta}{\text{argmin}} \left( \sum_{i=1}^n ((y_i - x_i' \beta)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j|) \right) \quad (4)$$

其中第一项表示模型拟合的优良性,第二项为  $l_1$  惩罚项,  $\lambda > 0$  为协调参数,用于调节惩罚项的权重。当  $\lambda$  较大时,对自变量的惩罚也大,选入模型的变量就较少。相对最优子集法, Lasso 方法结果更加稳定,计算量较小,速度更快。在筛选金融市场技术指标时,使用 Lasso 方法可以将所有不显著的变量系数全部估计为 0,从而得到非常“稀疏”的解,使模型简洁而稳健。

### 2.3 判断节点

当节点  $i$  是判断节点时,首先基于“ $\epsilon$ -贪婪”策略从  $Q_{i1}, \dots, Q_{imi}$  中以概率  $1-\epsilon$  选择最大的  $Q$  值,或者以概率  $\epsilon$  随机选择一个  $Q$  值。由于  $Q$  值与分支决策函数  $ID_{ip}$  一一对应,因此也就决定了在节点  $i$  上,按照某个特定的技术指标来进行判断。

由于各种技术指标变动的范围不一致,如 ROC 一般介于  $\pm 6.5$  之间,威廉指标 WR 波动于  $0-100$  之间,因此本文通过标准化的方法将不同指标统一尺度:

$$SDX = \frac{X_i - \bar{X}}{\sigma_X} \quad (5)$$

其中  $\bar{X}$  表示某个技术指标  $X$  的样本均值,  $\sigma_X$  表示样本标准差,通过标准化将技术指标转化为统一的 SDX 函数,变动范围为  $\pm 3$  之间。图 3 为变动率指标 ROC 的 SDX 函数,  $x$  轴表示 ROC 的取值分布和判断结果 A, B 或者 C,  $y$  轴表示执行节点 SDX 函数的输出。假设 GNP 在该阶段选择了  $Q_{i1}$  和  $ID_{i1}=1$ , 如果变动率超过 4, 则判断结果为 A, 所以

下一个节点编号是  $C_{i1}^A$ 。

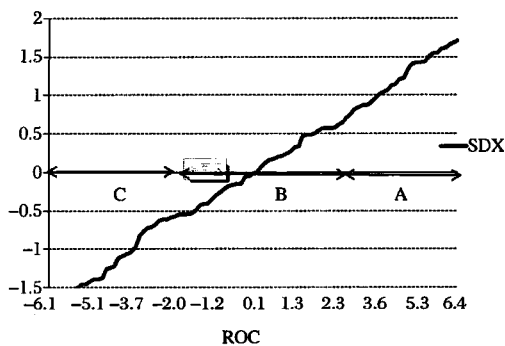


图 3 判断节点中的 SDX 函数(ROC)

### 2.4 执行节点

当节点  $i$  是执行节点时,  $Q_{i1}$ ,  $ID_{i1}$  和  $a_{ip}$  同样基于  $\epsilon$ -贪婪法则进行选择。其中,  $a_{ip}$  是确定股票买卖行为的阈值。执行节点的交易步骤如下:

首先,基于  $\epsilon$ -贪婪策略从  $Q_{i1}, \dots, Q_{imi}$  中以概率  $1-\epsilon$  选择一个最大  $Q$  值,或者以概率  $\epsilon$  随机选择一个  $Q$  值,同时也确定了相应的阈值  $a_{ip}$  和分支决策函数  $ID_{ip}$ 。

其次,计算 SDXs 的均值。SDXs 从前一个执行节点到当前执行节点的转换输出值中获得:

$$A_i = \frac{1}{|I'|} \sum_{i' \in I'} SDX(i') \quad (6)$$

其中  $I'$  表示判断节点编号的后缀集合,  $SDX(i')$  表示的是节点  $i'$  ( $i' \in I'$ ) 的 SDX 输出。

最后,决定股票交易行为。在  $ID_{i1}=0$  (买入节点) 的情况下,如果  $A_i \geq a_{ip}$  并且持有现金, GNP 将买入尽可能多的股票,否则不采取行动;在  $ID_{i1}=1$  (卖出节点) 的情况下,如果  $A_i < a_{ip}$  并且持有股票, GNP 将卖出所有股票,否则不采取行动。

当以上步骤完成后,如果 GNP 选择了  $a_{ip}$ , 下一个节点编号就是  $C_{ip}^A$ 。因此执行操作的重点就是把各种技术指标的信息放入到  $A_i$  中,再比较  $A_i$  和  $a_{ip}$  的大小,据此进行股票买卖的决策。

### 2.5 强化学习阶段

本文的另一个独特之处在于, GNP 在进化时将使用 Q 算法进行强化学习。该算法最早由 Watkins 和 Dayan<sup>[27]</sup> 提出,其中每一组“状态”和“行动”对应一个  $Q$  值,它代表着估计的未来回报贴现总和。在 GNP 模型中,“当前状态”表示当前节点,“行动”则表示子节点对于下一个行动的选择。如果在时刻  $t$ , 节点的状态为  $s_t$ , 选择了行动  $a_t$  并获得回报  $r_t$ , 而且在下一状态  $s_{t+1}$  时选择了行动  $a_{t+1}$ , 则  $Q_t(s_t, a_t)$

值将以如下方式更新:

$$Q_t(s_t, a_t) = (1 - \alpha)Q_{t-1}(s_t, a_t) + \alpha[r_t + \gamma V_{t-1}(y_t)] \quad (7)$$

$$V_{t-1}(y_t) \equiv \max_b \{Q_{t-1}(y_t, b)\}$$

由于经典的 GNP 模型基于进化算法,每次进化都必须在执行多次任务后才能得到修正,即为离线学习方式。而在 GNP 中加入 Q 强化学习法,就能够在任务执行的过程中,按照每次获得的最新回报值进行同步修改,这就是在线学习的方式,也是两者相结合的重要优势所在。如果 GNP 个体在某个阶段采取了正确的行动,则可以获得正向回报,且该行动会被强化记忆,当再次遇到相同的状态和任务时,GNP 会以更高的概率采取同样的行动。这种改进的 GNP 算法还结合了 GNP 原有的多样化搜索方式和 Q 学习法的增强型搜索方式。GNP 通过选择、交叉和变异等遗传算子建立基本结构,而 Q 学习法在这个基本结构中找到了一条深度搜索的进化路径,两者结合后,GNP 多样化搜索方式能够极大地改进程序,使之由局部最优点变为全局最优点,并且 Q 增强型搜索方式可以通过执行后获得的反馈信息及时修正路径,保证搜索的高效性。

## 2.6 进化阶段

图 4 展示了整个 GNP 的流程图,进化的作用是调整网状结构,并随机地改变节点参数  $a_{jp}$ 。遗传算子的操作是进化过程中的核心环节,它主要通过交叉和变异这两种方式来实现。

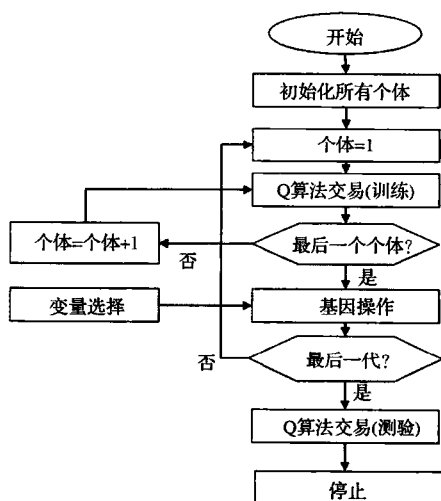
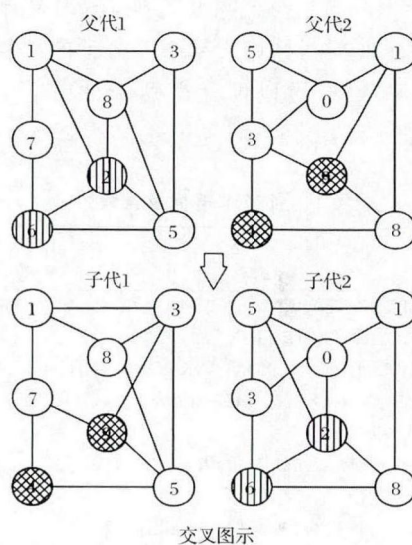
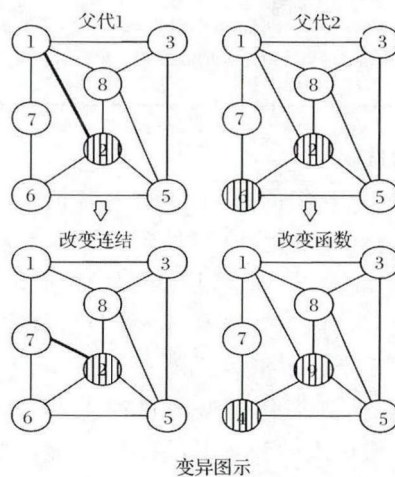


图 4 GNP-Q 流程图

衍。然后以概率  $P_c$  选出交叉节点,由两个父代交换对应的交叉节点和连接方式的基因信息,从而产生两个新的子代个体。变异是在单个父代个体内部执行,并产生一个新的个体。首先用锦标赛选择法选择一个个体,然后进行变异操作,即以  $P_m$  的概率改变父代个体节点的连接方式、函数或参数,最后生成新的子代个体。图 5 为 GNP 进行交叉和变异过程的简单图示,其中,变异图示描述了单个父代个体的两种变异方式。如果 GNP 改变了判断节点的某个基因,那么它必须同时改变该基因的连结和后缀(如 A, B, C 等)。



交叉图示



变异图示

图 5 交叉和变异

## 3 实证研究

### 3.1 数据描述

鉴于统计套利机会在日内高频交易中更容易出现,我国股票市场执行的 T+1 模式不利于资金的

具体来说,交叉需要在两个父代个体中执行,首先用锦标赛选择法选出两个个体,并像父代一样繁



日内周转,而我国期货市场执行的 T+0 模式则为高频交易套利策略提供了便利的实施条件。本文的研究对象为商品期货 AU1308、AL1308 和 RU1308 合约的 5 分钟高频数据,数据来源是 WIND 金融终端数据库。数据样本分成两部分,前一部分为训练样本,用来构建模型,时间区间为 2013 年 7 月 15 日至 2013 年 7 月 20 日;后一部分为测验样本,用来进行样本外检验,时间区间为 2013 年 7 月 22 日至 2013 年 7 月 25 日。如果要在期货市场上获利,对市场趋势的准确预测是至关重要的。我们使用未来 5 日的预期收益率  $Y_t$  作为衡量期货市场走势的指标,即  $r_t = p_{t+5} - p_t$ 。除此之外,还需要寻找有效的技术指标来预测趋势。基于 5 分钟的期货价格和成交量高频数据,可以计算得到 49 种共 71 个技术指标,如表 1 所示。

表 1 各技术指标及其分类

指标类型	指标名称	种类数	输出指标个数
均线	EMA, SMA, WMA, EVWMA, ZLEMA, VWMA, MACD, TRIX	8	10
趋势	EMV, DEMA, ADX, AROON, CCI, TDI, VHF, close, VHF, hallow, priceDPO, ZigZag	10	17
震荡	RSI, ATR, chaikinVolatility, ROC, momentum, CMO, KST, MFI, WPR, volatility, SMI	10	16
成交量	chaikinAD, OBV, CLV, CMF, volumeDPO	5	5
动量	stoch, williamsAD	2	4
通道型	Bbands, DonchianChannel, Pbands	3	10
其他	SAR, 过去 10 日与当日的收盘价之差	11	11
总计	——	49	71

### 3.2 变量选择

为了消除量纲的影响,首先对各技术指标及预期收益率进行标准化处理(见(5)式)。然后分别使用基于 Cp 准则与 BIC 准则的最优子集法,以及 LASSO 模型,对 71 个技术指标进行选择。最终 Cp 准则选出 26 个技术指标, BIC 选出了 44 个指标,他们显然没有达到简化模型的目的。从统计学角度看,两种方法选出的变量中,最大的方差膨胀因子分别是 48790 和 1274943,这意味着非常严重的多重共线性,即相同的技术指标起着同样的解释作用。

由于 LASSO 模型加入了惩罚因子  $l_1$ ,不显著的变量被收缩为 0,最终只选出 8 个技术指标,即 DX, aroonUp, ATR, priceDPO, emv, maEMV, RSI, ROC,其中前 6 个为趋势类指标,后两个为震荡指标。图 6 为各变量 LASSO 解系数的变化图,图 7

为交叉验证误差图,按照“最小 MSE 准则”确定协调参数  $\lambda=0.071$ ,8 个变量恰好将 MSE 的值降低到平缓的边界,自变量中最大的 VIF 值为 18.4,模型的共线性不强。从预测效果上看,在样本内检验时, LASSO 模型的误差指标略大于另两个模型;但是在样本外检验时, LASSO 模型的 RMAE 和 MAE 最小, MAPE 也和另两个模型相差不大,在只使用 8 个变量的情况下,这样的预测效果是可以接受的。图 8 为 LASSO 的预测效果拟合图,可见预测值和真实值的波动基本上一致,拟合效果良好。因此,我们就将 LASSO 选出的这 8 个技术指标作为 GNP 的判断函数。

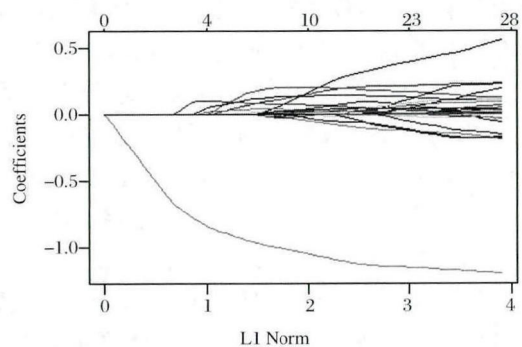


图 6 LASSO 解路径

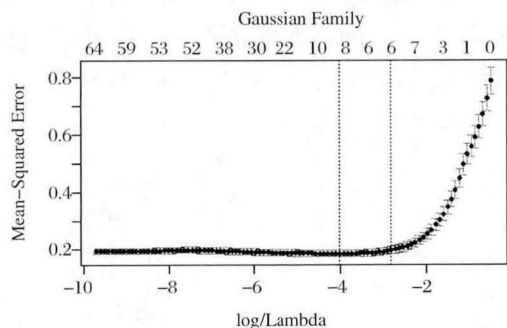


图 7 交叉验证误差图

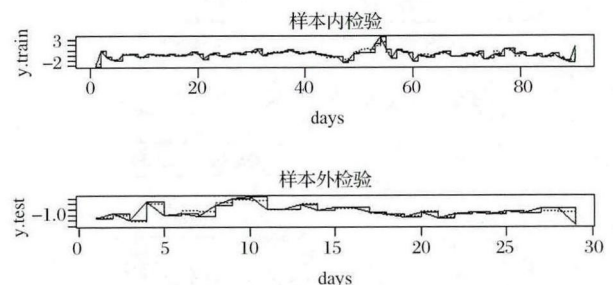


图 8 LASSO 方法的预测效果拟合图

### 3.3 回测检验

为了检验 GNP-LASSO 模型的有效性,我们对黄金、铝、橡胶三种期货 2013 年 8 月的合约进行检验。GNP 参数设置如表 3 所示。

GNP-LASSO 的判断节点使用之前选出的 6 个趋势指标 ADX、aroonUp、ATR、priceDPO、emv、maEMV 和 2 个震荡指标 RSI、ROC 作为判断函数,每种指标均按照其默认的周期进行计算,因此共有 8 个判断节点;执行节点的函数包括“买入”和“卖出”两种操作,共设置 4 个执行节点;另加 1 个初始节点以确定 GNP 进化的初始位置。因此,整个 GNP 交易系统共包含 13 个节点。在第一代个体中,每一个节点上有两个子节点,子节点上的函数类型  $ID_{ip}$  是随机安排的,节点之间的连接方式也是随机确定的,但他们都会随着进化的发生而在之后的子代中得到不断优化和改变。

表 2  三种变量选择方法的结果

	Cp 准则	BIC	LASSO
选择方法	向前向后同时逐步筛选,以 Cp 为准则	向前向后同时逐步筛选,以 BIC 为准则	交叉验证 10 次,最小 mse 对应的 $\lambda$ 为准。
变量总数	26	44	8
VIF 值	48790	1274943	18.4
	样本内预测		
RMSE	0.204	0.202	0.267
MAE	0.205	0.187	0.203
MAPE	62.983	58.641	75.623
	样本外预测		
RMSE	0.188	0.226	0.176
MAE	0.125	0.146	0.124
MAPE	55.705	48.521	54.324

表 3  GNP 参数设置表

GNP 参数:	
个体数量:300, 变异个数:179,交叉个数:120,精英个数:1.	
节点数量:13(判断节点:8,执行节点:4,初始节点:1)	
每个节点上的分支数量:3	
交叉率: $P_c=0.1$ ,变异率: $P_m=0.2$	
交易策略类型:散户策略、高频交易(5 分钟)	
初始资金:1000 万人民币	
每次头寸仓位:100%	
回测时间:2013 年 7 月 15 日到 2013 年 7 月 25 日,共 240 个样本	
止盈率:5%	止损率:2%
是否卖空:不考虑卖空	保证金比率:10%

为了保证个体的异质性和变异的充分性,我们将各代中的个体数量确定为 300 个,其中 179 个进行变异操作,120 个进行交叉操作,1 个个体被选为精英并保留。每一次试验设定 GNP 进化 200 代,以保证结果的稳定性和收敛性。图 9 为训练阶段某次

试验的进化结果,可以看到最优个体的拟合值(Fitness)在 50 代之前增长迅速,在 100 代以后趋近于收敛。本研究中拟合值为测验期的所有投资累计收益之和。拟合值越高,表明个体越优秀,其中最优秀的个体会作为精英保留至下一代。

表 4  三种期货品种的回测检验结果

	Au1308	Al1308	Ru1308
交易次数	4	7	12
获利交易次数	3	5	9
总收益率/%	7.00	4.51	9.69
“买入-持有”策略收益率/%	-5.29	-0.04	5.76
平均每日收益率/%	0.78	0.50	1.08
年化收益率/%	194.51	125.33	269.03
最大收益率/%	4.24	3.22	5.03
最大损失率/%	-1.53	-0.53	-1.25
最大回撤表现/%	-1.53	-0.78	-1.69
夏普率	0.22	0.17	0.24

在交易成本方面,本文主要考虑交易手续费。参考上海期货交易所的标准,黄金期货的手续费为 10 元/手,铝的手续费为 3 元/手,橡胶的手续费为交易额的万分之零点四五。3 种期货的交易保证金比率统一设定为 10%。假设在训练期和测验期的初始资金均为 1000 万人民币。

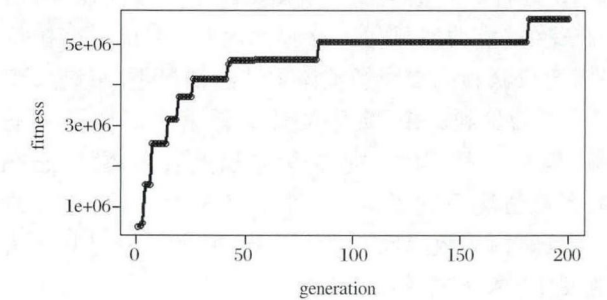


图 9  GNP 各代的拟合值进化图

测验的结果如表 4 所示,3 种期货品种的交易次数从 4—12 次不等,但获利交易的比例均在 75% 以上,其他各项指标也比较理想。以黄金期货 Au1308 为例,尽管市场整体表现低迷,“买入并持有”策略的收益率仅为 -5.29%,但基于 GNP-LASSO 模型的交易策略获得了 7% 的总收益率,以及 194.51% 的年化收益率。就单次表现而看,其最大收益率达到了 4.24%,最大损失率和最大回撤表现为 -1.53%,未达到止损点,因此可以认为这是个高收益且风险可控的投资策略。Al1308 和 Ru1308 的也同样获得了可观的收益。

图 10 为黄金期货的价格走势图以及 GNP 选择

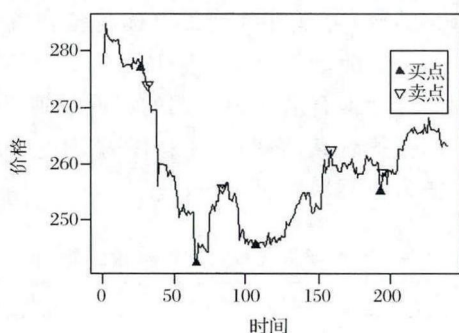


图 10 期货 Au1308 的买点和卖点

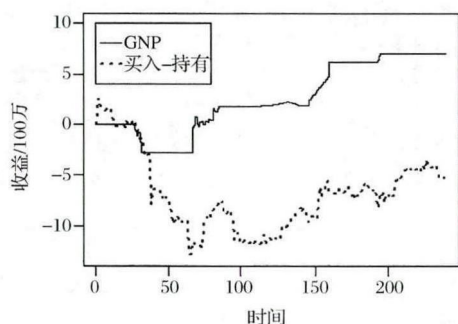


图 11 两种交易策略的收益变动

的买卖交易点。可以清楚的看到,黄金价格在测验期整体走势为先跌后涨,跌多涨少且波动剧烈。GNP 进行了 4 次买卖套利,除第一次亏损以外,后面三次都成功地抓住了反弹的时机,实现了高抛低吸、波段获利。在市场整体下跌的情况下,最终实现了 7% 的盈利。图 11 为两种交易策略的收益变动图,基于 GNP 构建的投资策略显然效果更好,它在大多数情况下收益为正,且稳定增加。“买入并持有”策略则多数时间一直在亏损,其最严重时甚至可能发生“爆仓”事件。

#### 4 结语

本文通过基于变量选择方法 LASSO 选择有效的预测变量,并结合遗传网络规划和 Q 强化学习法来构建期货交易策略。该系统可以从众多技术指标中选择少数最有效的指标,再通过 SDX 指数转化为 GNP 的判断函数,从而对指标进行优化筛选;Q 强化学习法对正确的交易行为进行强化,增强了策略的可靠性;而 GNP 则通过全局随机搜索的能力,寻找出理想的买入点和卖出点。LASSO 方法和 Q 学习法有助于更好的判断市场趋势,在每个波段上进行高抛低吸的操作,提高了 GNP 的搜索效率和交易策略的成功率。实验结果表明,与最优子集法相比,LASSO 方法在不降低预测精度的情况下,选出

的指标数量最少,且均集中在均线指标和震荡指标中。在黄金、铝和橡胶期货的交易中,基于变量选择和遗传网络规划的交易策略获得了比“买入并持有”策略更高的收益率,这也从一个侧面反映了我国期货市场是非有效的,存在着一定的套利空间。

通过本文的研究可以发现,与传统的方法相比,将改进后的 GNP 用于期货高频交易中具有以下优势:第一,GNP 依靠网状结构生成记忆函数,可以很好地处理金融资产的历史价格信息,形成有效的交易规则。由于结构紧凑,各节点可以重复使用,极大地节省了计算时间和内存耗损。第二,通过 GNP 和 LASSO 方法的结合,实现了高维数据的降维和模型的精简,使其在应用中更具有可操作性。第三,GNP 对数据分布以及问题函数的统计性质要求较少,使其具有广泛的适用性,尤其适用于不确定性的金融市场中。

本文也有一些局限,如交易策略未在更广泛的市场内得到检验。在未来的研究中,可以尝试将模型推广到股票、外汇、利率衍生品等市场上进行套利;也可以检验不同的时间段,如日数据、周数据甚至月度数据上的表现。另一方面,GNP 模型并不重视对风险的测量,因此可以尝试将风险度量模型引入到 GNP 中。毕竟在金融市场上,收益总会与风险形影相随。

#### 参考文献:

- [1] Fama E F. Efficient capital Markets: A review of theory and empirical work[J]. Journal of Finance, 1970, 25(2): 383—417.
- [2] Alexander S S. Price movements in speculative markets: Trends or random walks[J]. Industrial Management Review, 1961, 2(2): 7—26.
- [3] Fama E F, Blume M E. Filter rules and stock market trading[J]. Journal of Business, 1966, 39(1): 226—241.
- [4] Jensen M, Benington G. Random walks and technical theories: Some additional evidence[J]. Journal of Finance, 1970, 25(2): 469—482.
- [5] Brock W, Lakonishok J, LeBaron B. Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns[J]. Journal of Finance, 1992, 47(5): 1731—1764.
- [6] Bessembinder H, Chan K. The profitability of technical trading rules in the Asian stock markets[J]. Pacific-Basin Finance Journal, 1995, 3(2): 257—284.
- [7] Kung J J. Predictability of technical trading rules: Evi-



- dence from the Taiwan stock market[J]. Review of Applied Economics, 2009, 5(1-2): 49-75.
- [8] Kaboudan M A. Genetic programming prediction of stock prices[J]. Computational Economics, 2000, 16(3): 207-236.
- [9] El-Telbany M E. The Egyptian stock market return prediction: A genetic programming approach[C]//Proceedings of International Conference on Electrical, Electronic and Computer Engineering, Septemker, 5-7, 2004.
- [10] Chen Yan, Mabu S, Shimada K, et al. Trading rules on stock markets using genetic network programming with Sarsa Learning[J]. Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, 2008, 12(4): 383-392.
- [11] Chen Yan, Mabu S, Hirasawa K. A model of portfolio optimization using time adapting genetic network programming[J]. Computers & operations research, 2010, 37(10): 1697-1707.
- [12] Chen Yan, Hirasawa K. A portfolio selection model using genetic relation algorithm and genetic network programming[J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2011, 6(5): 403-413.
- [13] 王鹏, 吕永健. 基于不同记忆性异方差模型的中国股票市场波动率预测[J]. 中国管理科学, 2013, 21(1): 276-281.
- [14] 叶五一, 李磊, 缪柏其. 高频连涨连跌收益率的相依结构以及 CVaR 分析[J]. 中国管理科学, 2013, 21(1): 8-15.
- [15] 谢尚宇, 姚宏伟, 周勇. 基于 ARCH-Expectile 方法的 VaR 和 ES 尾部风险测量[J]. 中国管理科学, 2014, 22(9): 1-9.
- [16] 张林, 李荣钧, 刘小龙. 基于小波领袖多重分形分析法的股市有效性及风险检测[J]. 中国管理科学, 2014, 22(6): 17-26.
- [17] 唐衍伟, 陈刚, 刘喜华. 无漂移算术布朗运动下股指期货套期保值连续出清策略[J]. 中国管理科学, 2014, 22(2): 10-15.
- [18] 王春. 投资者情绪对股票市场收益和波动的影响—基于开放式股票型基金资金净流入的实证研究[J]. 中国管理科学, 2014, 22(9): 49-56.
- [19] 任德平, 龚旭, 文凤华, 等. 中国股票投资者的处置效应检验和参考价格选择[J]. 中国管理科学, 2013, 21(3): 1-10.
- [20] 胡冰, 潘福铮, 胡清锋. 遗传算法在股票短期投资决策中的运用[J]. 系统工程理论与实践, 2003, (2): 7-13.
- [21] 王良, 冯涛. 基于两阶段决策的封闭式基金价格控制问题研究[J]. 中国管理科学, 2014, 22(2): 24-31.
- [22] 马明, 李松. 基于遗传算法优化混沌神经网络的股票指数预测[J]. 商业研究, 2010, (11): 10-13.
- [23] 吴德胜, 梁樑. 遗传算法优化神经网络及信用评价研究[J]. 中国管理科学, 2004, 12(1): 68-74.
- [24] 章杰宽. 智能组合预测方法及其应用[J]. 中国管理科学, 2014, 22(3): 26-33.
- [25] 陈晓红, 朱霞. 基于神经网络的期货套期保值决策支持系统[J]. 管理科学学报, 2001, 4(6): 18-23.
- [26] 王燕青, 唐万生, 韩其恒. 基于遗传算法的概率准则组合证券模拟求解[J]. 管理科学学报, 2002, 5(6): 29-33.
- [27] Watkins C J C H, Dayan P. Q-learning[J]. Machine learning, 1992, 8(3-4): 279-292.
- [28] Breiman L. Better subset regression using the nonnegative garrote[J]. Technometrics, 1995, 37(4): 373-384.
- [29] Tibshirani R. Regression shrinkage and selection via the lasso[J]. Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological), 1996, 58(1): 267-288.

## A Study on High-Frequency Futures Trading Strategy Based on Variable Selection and Genetic Network Programming

CHEN Yan<sup>1</sup>, WANG Xuan-cheng<sup>2</sup>

(1. School of Statistics and Management, Shanghai University of Finance and Economics, Shanghai 200433, China;  
2. Development Research Center of Futian District, Shenzhen 518048, China)

**Abstract:** In this paper, high-frequency futures trading strategy has been built by LASSO variable selection method and the genetic network programming (GNP). The proposed strategy uses LASSO as a variable selection method, which is able to select the most effective variables from a large number of technical indicators. Then, the selected indicators will be treated as the judgment functions in GNP to determine the buying and selling points. The 5 minutes high-frequency futures trading data of gold, aluminum and rubber is also used as an example for backtesting. The results show that: First, when compared with the optimal subset method, LASSO method selects the least number of indicators, while it shows almost the same

prediction accuracy and better robustness. These indicators are mainly applied to describe the trend and shock. Second, GNP gets higher search efficiency and builds a simple and effective trading strategy after combining with Q reinforcement learning method. The proposed method outperforms the “Buy & Hold” strategy in different futures contracts and finally obtains the excess returns. It shows its practical value in the field of quantitative trading.

**Key words:** genetic network programming; variable selection; Q reinforcement learning; intelligent computing; high-frequency trading

## 简 讯

### “2015 年中国管理科学学术年会优秀报告论文奖”获奖名单

报告人	文章题目	作者单位	合作者
张国兴	产业协同是否有助于提升节能减排的有效性?	兰州大学管理学院	高晚霞 张振华 管欣赏 方 敏
赵宇哲	竞争环境下基于服务约束的轴—辐式海运网络优化研究	大连海事大学交通运输学院	周晶森 匡海波
吴志樵	协同考虑成本与可靠性的系统构建优化选择方法	东北财经大学管理科学与工程学院	唐加福
吴 洁	基于动态控制模型的产学研知识转移合作博弈研究	江苏科技大学经济管理学院	彭星星 盛永祥 李 鹏 施琴芬
王书平	基于多尺度分析的粮食价格预测研究	北方工业大学经济管理学院	朱艳云
杨 亚	新鲜度信息不对称下生鲜农产品供应链协调	华东理工大学商学院	范体军 张 磊
衣柏衡	基于改进 SMOTE 的小额贷款公司客户信用风险非均衡 SVM 分类	南京航空航天大学经济与管理学院	朱建军
张 瑜	基于 Shapley 值的产学研网络型合作利益协调机制研究	南京航空航天大学经济与管理学院	菅利荣 刘思峰 赵焕焕 刘 勇
陈 俐	食品安全检测知识产权联盟的 SWOT 分析及发展战略选择	北京农学院	余顺坤
王文宾	双重信息不对称下闭环供应链的激励机制研究	中国矿业大学管理学院	赵学娟 张 鹏 陆真晔
郭本海	不完全信息下产品质量监管多方博弈模型	江苏大学管理学院	赵茨梅 刘思峰
张俊荣	基于系统动力学的京津冀碳排放交易政策影响研究	北京化工大学经济管理学院	王孜丹 汤 铃 余乐安
刘志东	基于半鞅过程的中国股市随机波动跳跃和微观结构噪声统计特征研究	中央财经大学管理与工程学院	严 冠
孙 浩	不同决策模式下制造商与再制造商的最优定价策略	青岛大学管理科学与工程学院	叶 俊 胡劲松 达庆利
陈艺萍	极端财务保守公司存在异常收益吗?	山西大学经济与管理学院	张信东 史金凤
张建军	允许直达的混合轴辐式快递网络规划模型与算法研究	同济大学经济与管理学院	赵 晋 严蔡华
刘 馨	集装箱码头的集卡两阶段路径优化研究	哈尔滨工程大学经济管理学院	赵金楼
肖 进	基于 GMDH 混合模型的能源消费量预测研究	四川大学商学院	孙海燕 刘敦虎 曹瀚文 汪寿阳
李美娟	基于一致性的动态组合评价方法研究	福州大学经济与管理学院	徐林明 陈国宏
黄金波	期望效用视角下的风险对冲效率	广东财经大学金融学院	李仲飞 周鸿涛
易 成	用户控制权对视频广告效果的影响	清华大学经济管理学院	周 密
韩 菁	基于后悔理论的混合型多属性案例决策方法	陕西师范大学国际商学院	叶顺心 柴 建 黎建强
黄守军	基于 B—S 期权定价模型的 V2G 备用和合约优化与协调机制研究	重庆大学经济与工商管理学院	杨 俊 陈其安 张宗益
石智慧	基于 MODWT, LASSO 和正则化 ELM 的混合金融时间序列模型	上海财经大学统计与管理学院	陈 艳
周 瑜	某大型装置现场可靠性的贝叶斯分析	内蒙古大学经济管理学院	寇纲 尔古打机