

文章编号:1005-9679(2011)05-0019-06

基于遗传算法的量化投资策略的优化与决策

赵建 霍佳震

(同济大学经济与管理学院,上海 200092)

摘要 面对数量众多的基于数量化模型的交易策略及其多变的参数,采用遗传算法的思想实现了策略参数的优化、多种策略的组合优化以及通过进化产生新的策略。同时发现当前最优策略在未来一段时期的表现也较为优异,于是通过动态调整交易策略,即总是选用当前的最优策略来进行仿真交易,实证结果表明该方法比大多数单一策略具有更稳定和可观的投资回报,可以作为证券投资的一种辅助决策依据。

关键词 遗传算法;程序化交易;量化投资;策略优化

中图分类号:F830.9

文献标识码:A

引言

证券投资策略是人们基于对市场规律和人性的理解认识,并根据这种认识制定的用来指导投资的规则体系和计划方案。在证券投资领域,投资策略数量众多,其中很多策略都可以用数学模型来表示。近年来,随着金融学理论、数量统计理论的发展和进一步完善,特别是随着信息技术、优化算法的不断发展和创新,证券分析和投资手段也在不断地推陈出新,日益复杂化、自动化。

程序化交易(Program Trading)因为其在交易过程中的巨大优势,正在被越来越多的人所了解和使用。程序化交易就是利用计算机和通讯技术,集成资讯、行情等客观数据,按照交易模型的规则自动发出交易信号或交易指令的交易行为。程序化交易最早起源于1975年美国出现的“股票组合转让与交易”,其特点是对买卖时点的判断基于交易模型、决策客观理性、运算速度快等。目前程序化交易主要应用于基于数量化模型的技术指标交易、金融产品的错误定价以及算法交易等方面。其中基于数量化模型的技术指标交易近年来发展最为迅速,它主要是指依据于一个混合的数量模型或技术指标产生的交易信号来进行一揽子证券的买卖。

对于金融市场上交易策略,不同学者从多种角度进行了从理论到实践的深入探讨。罗捍东利用马尔可夫决策规划理论,研究了一种股票的动态投资策略,指出在一定条件下最优投资策略是

存在的,同时给出了其求解方法。王永宏、赵学军对于中国股市惯性策略和反转策略进行了实证分析,并指出反转策略较惯性策略成功的可能性大,而且其期望超常收益可观。何宜庆、王芸从E-Sh风险的角度研究了允许卖空和不允许卖空情形下的证券组合投资多目标决策模型。杨桂元、唐小我在综合考虑收益率与风险的情况下,给出了单位风险收益率最大和有风险偏好系数两种情况下的组合证券投资决策模型。刘善存、汪寿阳提出了一种证券组合投资分析的对策论方法。阳建伟研究了行为金融及其投资策略,着重对反向投资策略、动量交易策略以及成本平均和时间分散化策略进行了深入探讨。宋德章系统研究了中国股票市场投资策略,并提出了一套财务分析方法和投资策略组合。姜国华阐述了基于会计信息进行证券投资策略研究的问题。高培旺、周艺讨论了证券组合投资决策的新方法,该方法可以动态调整证券组合的期望收益率、风险和组合的投资分配。

但是,多数学者的研究都是基于某些具体的交易策略展开,很少涉及不同交易策略之间的对比研究;其次对于交易策略的优化,往往是只是针对单一策略,或者只是从理论上给出其求解方法,在实践上却很难实施。我们知道基于数量化模型的策略多种多样,不同策略其交易结果通常会大相径庭;同一策略在不同时期内的交易结果也不尽相同;即便是同一交易策略在相同时期,策略参

作者简介:赵建,同济大学经济与管理学院博士研究生,研究领域:金融工程,供应链管理;霍佳震,同济大学经济与管理学院院长,教授,博士生导师。

数的变化也会对交易结果产生很大影响。因此,如何在不同的交易策略之间进行比较叠加、多策略的寻优以及策略参数的优化将具有十分重要的意义。

考虑到交易策略数量巨大,想要列举所有策略几乎是不可能的;再者,任一交易策略均带有若干可变的参数,每个参数又有各自的取值范围,因此交易策略寻优和策略参数优化的计算量将非常巨大;最后,由于策略寻优的实时性越高对实际交易的指导意义就越大,因此在实际策略寻优过程中还应该要兼顾算法的实时性要求。

金融市场瞬息万变,不同的市场有不同的特点,同一市场在不同时期也会有不同特点,投资者很难找到或依靠一种交易策略来实现长期盈利;再者大多数投资者均认同市场短期走势是稳定的、连续的,于是在某段较短的时期内总是可以找到相对有效的交易策略。换言之,交易策略总是部分有效的,即在某段时期有效,而在另外时期无效或失效。这就要求投资者能够顺应市场变化,及时地调整交易对策和策略。

使用技术分析的投资者显然也意识到仅仅依靠单一的策略将很难战胜市场,因此他们往往同时使用多个交易策略的组合或者根据市场形势的变化来动态调整交易策略。但是,该种策略调整模式将更多地依赖于交易员的经验和对市场的感觉,因此它很难被复制。

鉴于此,本文将首先着力解决数量化投资策略的优化问题,然后尝试去寻找一种能根据市场形势及时调整交易策略的方法以期指导我们的投资决策。

一、算法过程

遗传算法(Genetic Algorithm)是建立在达尔文生物进化论的自然选择和遗传学机理基础上的自适应搜索算法,它最初由美国 Michigan 大学的 J. Holland 教授于 1975 年提出。遗传算法模拟了自然选择和遗传中发生的复制、交叉和变异等现象,即从任意初始种群出发,通过随机选择、交叉和变异操作,产生一群更适应环境的个体,使群体进化到搜索空间中越来越好的区域,这样一代代地不断繁衍进化,最后收敛到一群最适应环境的个体,进而得到问题的最优解。

遗传算法提供了一种求解非线性、多模型、多目标等复杂系统优化问题的通用框架,它具有并行搜索,群体寻优的特点,是解决大规模优化问题的有力工具。遗传算法在证券投资分析中也得到

了广泛的应用。Richard J. Bauer、Deboeck G 等专家均对遗传算法和投资策略进行了专门的论述。李敏强等给出了遗传算法用于股市投资分析的数学模型。Allen 和 Karjalainen 应用遗传算法研究了标准普尔 500 指数的技术交易规则。郑建刚、王行愚提出了一种基于改进免疫遗传算法的证券组合投资策略。

本文尝试将遗传算法的思想应用到数量化交易策略的优化中,具体算法过程如下:

(一)遗传变异过程

通常单个交易指令只完成开仓或平仓的单个动作,而一个完整的交易过程至少应该包含开仓、平仓两个交易指令,并且根据需要加上止损平仓、获利平仓等锁定风险或收益的交易指令,因此,交易策略也可看作是多个交易指令的有效组合。又因为止损平仓、获利平仓本质上属于平仓,因此从策略的功能角度来看,交易策略可分为开仓策略和平仓策略两大类。为简便起见,不妨做以下规定:

(1)开仓策略只负责开仓,平仓策略只负责平仓;

(2)一个完整的交易策略至少需包含一个开仓策略和一个平仓策略,开仓策略建立的仓位由平仓策略进行平仓;

(3)持仓时不允许进行加仓,即只有不持仓时才允许开仓,这样开仓和平仓将交替进行。

不同的交易策略涉及到的交易模型会有不同的输入参数,称之为策略参数(本文指的策略参数是指策略模型本身特有的、可变的输入参数,不包括交易行情等无法进行优化的参数)。由于每种交易策略至少含有一个参数,因此我们先考虑最简单的单参数交易策略的遗传问题,多参数策略的处理方法与之类似。

假定初始有四个单参数的交易策略,分别为两个开仓交易策略 A 和 B,记为 OA(a)和 OB(b),两个平仓交易策略 C 和 D,记为 CC(c)和 CD(d)。不妨设开仓策略 A 的参数 a 的初始默认取值为 a_0 ,且 $a \in (a_s, a_e)$,设 a 作微小调整(变动)的步长为 s_a ,其做较大调整的步长为 S_a ,对策略参数 b、c、d 做类似设定。

在使用遗传算法对交易策略进行遗传进化时,为便于理解称一个完整的交易策略为一个量化交易员,简称为交易员,因此交易策略的遗传变异即是交易员的遗传变异。于是交易员的遗传变异过程为:

(1)配对:对初始开平仓策略随机配对形成第零代交易员,不妨记为 $T_1(OA(a_0);CC(c_0))$ 、 $T_2(OB(b_0);CD(d_0))$ 。

(2)遗传:如 T_1 进行遗传,其后代可以有九种可能。因为 OA 可以有三种变化结果 $OA(a_0)$ 、 $OA(a_1)$ 和 $OA(a_2)$ (其中 $a_1 = a_0 - sa$, $a_2 = a_0 + sa$),同理, CC 的遗传结果也有三种可能,于是 T_1 的后代由 OA 和 CC 的遗传基因两两组合,从而可以有九种形式。其中有一种后代与 T_1 完全相同,此后代为 T_1 的复制(克隆)遗传,这样就避免优良的父代在遗传中信息丢失。

(3)变异:先考虑三种情况,即参数巨变、策略互换、策略突变。

a)参数巨变:即对策略的参数进行较大的调整,于是 $T_1(OA(a_0);CC(c_0))$ 进行参数巨变后的后代有八种可能。因为 OA 的参数 a_0 进行巨变后的结果有两种可能 a' 和 a'' (其中 $a' = a_0 + Sa$, $a'' = a_0 - Sa$),同理, CC 的参数 c_0 也有两种巨变可能,于是它们的两两组合得到八种变异结果。

b)策略互换:如 $T_1(OA,CC)$ 和 $T_2(OB,CD)$ 互换的结果为 $T_{11}(OA,CD)$ 和 $T_{12}(OB,CC)$ 。

c)策略突变:即交易员的某个策略突变为原始策略库中某个同类(即功能相同)的策略,此即借鉴生物界的“返祖现象”,如 E 为原始策略库中另一开仓策略,记为 OE ,则 $T_1(OA,CC)$ 可以突变为 $T_1'(OE,CC)$ 。

(二)适应度函数

在遗传算法中用适应度函数来评估个体的优劣,以作为优胜劣汰的依据。对于投资业绩的评价通用的方法有很多,例如夏普业绩指数法、特雷诺业绩指数法和詹森业绩指数法等。本文采用夏普比率作为适应度评价函数。业绩评价周期需依据具体策略而定,短线投资策略可以是按周或月进行评比,长线策略一般按年进行评比。

实际应用中,首先根据初始策略随机配对形成第一代交易员,交易员进行一段时期的交易后,对其业绩进行适应度评价,业绩好的交易员具有较大的遗传概率,业绩差的交易员具有较大的变异概率,如此一代代遗传下去。为了防止交易员数目的恶性膨胀,当其达到一定规模时,业绩排名靠后的交易员将先被淘汰。

(三)种群的添加、繁衍和进化

本文借用种群来指交易策略的大类。例如使用策略 A 进行开仓和平仓的交易策略属于同一个种群,称其为 A 种群。于是,若 B 代表一个种

群,一般而言该种群包含开仓策略(记为 OB)和平仓策略(记为 CB)。因此,种群同策略含义基本一致,除非策略特指定为开仓策略或平仓策略。

从上文给出的算法机制来看,种群只能由策略研发人员添加进去而不可能通过进化产生,因为上文的种群进化本质上只是其参数大小的调整。然而,种群却可以自行消亡,原因是种群的成员会由于交易业绩差而全部被淘汰。然而,随着种群的逐渐消亡,剩余种群应付复杂市场的余地必将受到限制,因此策略开发者应当不断地添加新的种群以维护该世界的物种多样性。新种群固然可以通过策略开发者来添加,但是它最好也可以通过自身的进化产生。在此提出一种能够进化产生新种群的变异方法,称之为策略组合。

所谓策略组合,是指两个或多个同类交易策略互相组合后形成的新的交易策略(同类交易策略是指同为开仓或同为平仓的交易策略)。例如,开仓策略通过组合产成新的开仓策略,平仓策略通过组合产生新的平仓策略。策略组合有以下两种情况:

(1)同类交易策略进行逻辑与或运算后形成的新的交易策略。如 $T(OA \& OB,CC|CD)$ 表示当 OA 满足条件并且 OB 满足条件时进行开仓,当 CC 满足条件或者 CD 满足条件时进行平仓,其中,“ $\&$ ”为逻辑“与”运算符,符号“ $|$ ”为逻辑“或”运算符。显然 $T_1(OA,CC)$ 和 $T_2(OB,CD)$ 进行策略组合的结果可以为 $T_{11}(OA \& OB,CC)$ 、 $T_{12}(OA|OB,CC)$ 、 $T_{13}(OA,CC \& DD)$ 等。

(2)另一种情况是同类交易策略组成一个“投票表决”的“决策委员会”。假设 $OX_i (i = 1, \dots, n)$ 为 n 个开仓策略,则在任意交易时刻, OX_i 的观点无非有三种,即看多、看空和中立,因此该时刻是否开仓及开多仓还是开空仓由 n 个 OX_i “投票表决”,可以简单采取少数服从多数的原则,还可以对不同策略设定不同权重,权重由投资者个人喜好和经验确定,也可以通过历史交易业绩的统计获得。

在上述两种情况下,将这些经同类交易策略进行组合后形成的整体视为新的种群,如在第一种情况下产生的新种群有 $A \& B$ 、 $C|D$ 等,它们同样可以按照上文的遗传算法进行繁衍和进化。这样,系统就能通过自身进化产生新的种群。该方法具有如下优点:

(1)新产生的种群继承了其前辈们的多种优良基因,通过多种交易策略的组合使用和共同研

判,将会提高交易的成功率。

(2)新种群的产生有利于保持种群的多样化,增强了种群集体对市场变化的适应能力。

综上所述,该算法能够实现单个策略参数的优化、多个策略的组合优化、策略间优劣的比较,而且通过变异产生了新的交易策略,这样保证了交易策略集能够不断地发展壮大。此外,由于在任一评价周期期末能够获知当前的最优策略,下文将通过把该最优策略应用到后续交易时段中,并研究这种动态调整交易策略方法的风险收益特征。

二、程序化交易系统设计

为了实现上文的算法过程,本文构建了一个基于上述算法的程序化交易系统。由于随着遗传进化的深入,特别是策略组合后新策略的出现,将会导致策略数量的大幅上升,这样必然导致运算量的成倍放大,因此在系统设计过程中采用网格平台下并行遗传算法的设计,从而极大地提升了算法的运算速度和效率。

网格计算是伴随着互联网而迅速发展起来的专门针对复杂科学计算的新型计算模式。网格是一个集成的计算与资源环境,主要用于支持高性能计算和高度的资源共享。本文的交易系统采用网格计算的思想实现分布式并行计算,其部署如图1所示,具体工作流程为:

(1)主节点(即网格服务器)对原始开仓策略和平仓策略进行随机配对,形成第一代交易员。

(2)主节点将交易员及其任务分配到各子节点。

(3)各子节点按照分派的任务进行规定日期区间的交易。如果交易日期为当前日则做实时行情的仿真交易,否则进行历史数据的回溯测试。

(4)各子节点将交易结果反馈给主节点。

(5)主节点对交易结果按照适应度排序,如果交易员群体超过规定人数则淘汰部分业绩差的交易员,然后通过遗传变异形成新一代交易员,转2。

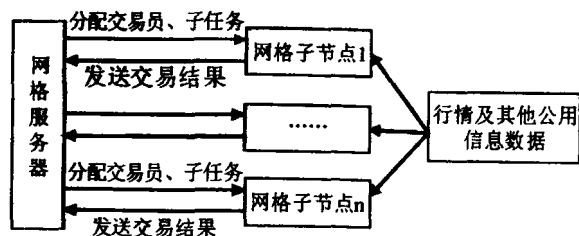


图1 网格计算拓扑图

三、实证分析

实证分析采用两种典型且功能互补的交易策略:单参数的趋势追踪策略(Trend Following)和多参数的均值回复策略(Mean Reversion)。鉴于期货可以进行T+0交易且支持卖空操作,实证数据采用国内商品期货交易所交易活跃的十三个期货品种的日内分时数据(包括盘口数据和成交数据),数据跨度为2008年7月到2010年6月共24个月。选用商品期货数据作实证,主要考虑到商品期货支持T+0及做空交易,特别是采用高频数据使得实证更接近真实交易环境。具体交易规则如下:

(1)期货指数:首先构造一个由这些期货的主力合约按照等资金配置构成的期货指数,因为指数是由多只期货加权计算所得,其走势较单只期货相对平滑,对上述的策略而言,采用指数易于找到合理的参数组合。

(2)趋势追踪策略A:假定期货指数从某时点开始记录其最低点和最高点,若当前点较最低点上涨幅度(百分比)为 r ,则做多指数(即按照指数的构成买入一篮子期货);若当前点较最高点下跌 r ,则做空指数(卖出一篮子期货)。持仓后重新记录最低点和最高点,如持多仓且指数从最高点下跌 r 时则平多仓,同时建立空头头寸,反之同理进行。于是,该交易策略大类即为趋势追踪A策略,它包含趋势追踪开仓(OA)和趋势追踪平仓(CA)两个子策略。根据前期统计观察,设定参数 r 的初始默认值 $r_0 = 0.0015$, $r \in [0.0002, 0.05]$, r 的微调步长 $sr = 0.0001$,巨变的步长 $Sr = 0.001$ 。

(3)均值回复策略B:对期货指数及指数包含的各单只期货分别计算一段时间的(如 t 秒)收益率,若某期货收益率在此段时间内高于指数收益率 Δy ,则对该期货开空仓,反之当某只期货收益率小于指数收益率 Δy ,则做多该期货,当持仓期货的收益率回复到指数收益率时进行平仓。默认参数为: $t_0 = 300$, $t \in [60, 7200]$, $st = 10$, $St = 100$; $y_0 = 0.0015$, $y \in [0.001, 0.05]$, $sy = 0.0001$, $Sy = 0.001$ 。

实证时的其他条件如下:

(1)不持仓过夜,即下午收盘前平掉所有头寸。

(2)期货的成交价格按相应盘口价格计算,即买期货时按照以卖盘一档价格成交,卖期货时以买盘的一档价作为实际成交价,这样使得仿真结果更接近于真实交易。

(3)交易费用按照各交易所标准费用进行扣

除。

- (4)初始投入资金为 100 万元。
- (5)遗传算法运行过程中,限定交易员的最大数目为 1 万名。
- (6)由于上述两个策略皆是日内高频交易策略,实验中对交易员的适应度评判的时间周期选用 5 个交易日,滚动进行比较。
- (7)为了防止交易的起始阶段策略寻优的样本过少,设定先对初始交易员进行若干代(实验中为 5 代)的遗传进化后再开始交易。

将上述两种策略放入原始策略库进行遗传进化,于是在任一交易日末能够获知前 5 日所有策略的交易结果,按照适应度函数排序容易找到该 5 日内的最优策略及其参数。为了验证策略的延续性或稳定性(即前期表现优异的策略是否在接下来表现依然不错),统计了在前 5 个交易日业绩排名位于前 5%的交易策略在接下来交易排名情况,结果如图 2 所示。显然,前期表现较好的交易策略在接下来的短期内往往会延续原来的表现,时间越近延续性越强,这也侧面说明了市场短期走势具有一定的连续性,于是可将每个交易时段的最优策略直接用于下一时段的交易,得到这种动态选用最优策略方法的最终获利为 266.09 万元,最大下跌幅度为 16.37%,其交易业绩走势如图 3 所示。

为了便于对比,试验中单独对趋势追踪策略 A 和均值回复策略 B 进行样本期间内优化,分别得到各自最优参数以及各参数中排名前 5%的优异参数的平均业绩表现,统计结果如表 1 所示。由统计数据可以看出,动态选用最优策略的方法虽然不及单一最优参数策略(如趋势跟踪 A 最优参数),但比大其它参数仍具有显著优势,考虑到单一最优参数的结果是经过样本内优化而得到,所以实际交易中采用动态调整最优策略显然更具可行性。

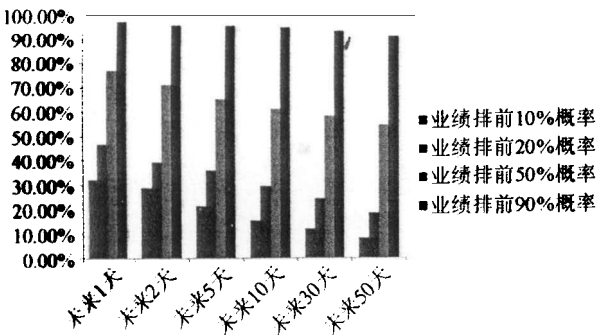


图 2 最优 5% 交易员在未来时段的交易排名统计

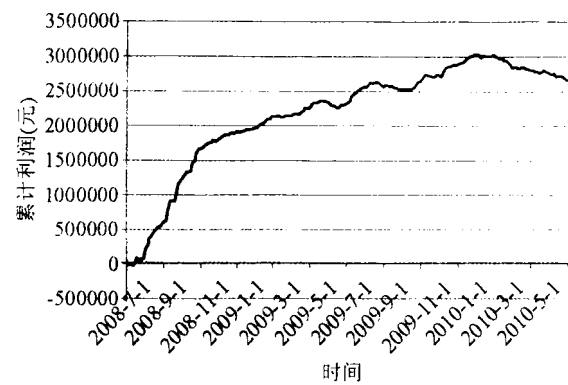


图 3 动态选用最优策略的累计利润走势

表 1 使用不同策略(参数)的交易结果比较

选用策略	年化收益率(%)	年化波动率(%)	夏普比率(%)
动态选用最优策略	91.34	52.69	169.08
趋势跟踪 A 最优参数	100.28	49.65	197.42
趋势跟踪 A 最优 5% 参数	76.68	58.20	127.90
均值回复 B 最优参数	37.77	42.17	84.23
均值回复 B 最优 5% 参数	12.71	46.89	22.31

实验结果表明,通过该遗传算法及程序化交易技术的运用,易于实现单个交易策略的优化、多个策略的组合优化、多个策略的比较叠加等。此外,动态选用最优交易策略比选择单一固定策略具有相对稳定的投资回报和较低的风险。

四、结论与展望

本文将遗传算法的思想应用到基于数量化模型的交易策略的优化研究中,该方法不仅能够实现现有的策略的组合优化,还可以通过系统的进化产生新的交易策略,而且通过实时选用最优策略用于未来的交易,较单一策略能够实现更稳定和可观的投资业绩。此外,通过网格计算和遗传算法的并行设计能够使系统同时支持历史行情的回溯测试和真实行情的仿真模拟,这为该算法系统的现实应用奠定了基础。

针对金融实证研究经常面临“数据挖掘”的质疑,即针对样本数据进行了过度优化,导致其结果过分依赖于样本数据而不具有通用性。考虑到本文最优策略的选择仅与适应度函数的上一评价周期的样本相关,而且该方法并不赞同对该评价周期进行优化,实际上只需其数值处在一个合理的范围即可,因此本研究的结果更具稳定性和操作性。此外,还可以通过改进调整交易策略的规则来减少当前的优化程度,例如调整策略时不只是选择上一评价周期的最优策略而是在几个排名靠前的几个策略中进行挑选等。

综上所述,理论和实证结果表明,该遗传算法能够方便实现数量化策略的组合寻优,同时选用最优策略用于交易具有较好的稳定性和可行性,该方法可以作为证券投资的一个辅助决策依据。此外,本文的算法还可以在以下方面进行优化或改进:

(1)本文的适应度函数仅仅是度量交易员上一时间周期的业绩,而没有考虑其累计业绩,因此可以在两者间做些权衡;还可以针对投资者的风险偏好程度使用不同的适应度函数。

(2)在统一的适应度尺度下,如果某策略种群在一段较长时间表现不好则可能会灭绝,虽然策略突变仍然可能使得该种群重新复现,但是某种群的灭绝将使得剩余种群应付复杂市场的余地受到限制,而且这也不利于对该策略种群进行长期跟踪和比较。因此,可以考虑在适应度评判时针对不同种群采用不同标准,或者通过保护种群的最低人口数量等方法来达到多种群的长期共存。

(3)对于产生新种群的策略组合方法,因为使用多种技术指标的共同研判而使其较单一指标策略更具意义,该部分算法还可以进一步细化和优化。如考虑到不同交易策略其风险收益特征不同,可以在策略组合时对不同交易策略赋予不同权重等。

参 考 文 献

- 1 杨堃森. 证券投资原理与策略[M]. 北京:经济管理出版社, 2005.
- 2 李向科. 证券投资技术分析(第二版)[M]. 北京:中国人民大学出版社, 2004.
- 3 王德全. 市场呼唤数量化投资理念[N]. 北京:中国证券报, 2009-7-4.
- 4 彭蕾. 中国证券市场程序化交易研究[D]. 成都:西南财经大学, 2005.
- 5 孟宇. 程序化交易在国际金融市场中兴起[N]. 郑州:期货日报, 2006-12-6.
- 6 罗捍东. 证券动态投资策略[J]. 预测, 1999, 18(2): 53-54.
- 7 王永宏, 赵学军. 中国股市惯性策略和反转策略的实证分析[J]. 证券市场导报, 2001(6): 28-33.
- 8 何宜庆, 王芸. E-Sh 风险下的证券组合投资多目标决策模型[J]. 系统工程学报, 2001, 16(1): 66-71.
- 9 杨桂元, 唐小我. 组合证券投资决策模型研究[J]. 数量经济技术经济研究, 2001, 18(2): 62-66.
- 10 刘善存, 汪寿阳. 一个证券组合投资分析的对策论方法[J]. 系统工程理论与实践, 2001, 5: 88-92.

- 11 阳建伟. 行为金融及其投资策略[J]. 外国经济与管理, 2002, 24(2): 23-27.
- 12 宋德章. 中国股票市场投资策略的研究[D]. 北京:北京交通大学, 2006.
- 13 姜国华. 基于会计信息的证券投资策略研究:分析及展望[J]. 会计研究, 2005, 11: 66-71.
- 14 高培旺, 周艺. 证券组合投资决策的新方法[J]. 统计与决策, 2007, 7: 46-47.
- 15 郭志钢. 基于神经网络及遗传算法证券投资分析[D]. 成都:西南财经大学, 2006.
- 16 Richard J. Bauer. Genetic algorithms and investment strategies [M]. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1994.
- 17 Deboeck G. Trading on the edge: neural, genetic and fuzzy systems for chaotic financial markets[M]. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1994.
- 18 李敏强, 张俊峰. 遗传算法在股市投资策略(战略)研究中的应用[J]. 系统工程理论与实践, 1998, 18(8): 19-23.
- 19 Franklin Allen, Risto Karjalainen. Using genetic algorithms to find technical trading rules[J]. Journal of Financial Economics, 1999, 51: 245-271.
- 20 郑建刚, 王行愚. 一种基于改进免疫遗传算法的证券组合投资策略[J]. 计算机与数字工程, 2006, 34(6): 6-10.
- 21 李镭, 蔡洪斌, 吴跃. 网格平台下并行遗传算法的设计[J]. 计算机应用研究, 2006, 23(8): 83-84.
- 22 I Foster, C Kesselman, S Tuecke. The anatomy of the grid: enabling scalable virtual organizations[J]. International Journal of Supercomputer Applications, 2001, 15(3): 200-222.
- 23 Henning. A new approach to object-oriented middleware[J]. IEEE Internet Computing, 2004, 8(1): 66-75.

Quantitative Investment Strategies Optimization and Decision Based on Genetic Algorithm

Zhao Jian Huo Jiazhen

Abstract: Faced with so many trading strategies and their various parameters based on mathematical models, the paper puts forward a method using the theory of genetic algorithm to achieve optimization in strategy parameters, strategies and evolve new trading strategies. And simulation data shows current optimum strategy also plays well in the near future, so an experiment is designed which always choosing current optimum strategy to trade in next period, which can achieves a better return with smaller drawdown comparing with very single strategy.

Key Words: Genetic algorithm; Program trading; Quantitative investment; Strategy optimization