****基于多目标优化的股市趋势追踪交易策略

张松松，万宇晴，袁华强

（东莞理工学院 计算机科学与技术学院，广东 东莞 523000）

摘 要: 针对股票市场交易中交易时机的不确定性及不稳定性，提出了一种基于多目标优化的股市趋势追踪交易策略。在提出的交易策略中，一共使用三对基于移动平均收敛发散柱状图线的阈值对股票的买卖时机进行预测。这三对阈值的作用是：第一对阈值判断股票微弱的上涨趋势和下跌趋势；第二对阈值检测股票暴涨和暴跌的情况；第三对阈值在移动平均收敛发散柱状图线的中心线判断买入点和卖出点。本文改进用于预测的股市模型，改进判定股票暴增或暴跌的方法，并改进阈值的搜索空间范围，比较不同多目标优化算法对阈值的优化效果。最后与前人的静态算法、自适应算法、基于移动平均收敛发散线的多阈值算法效果进行对比，本文提出的方法获利成功率分别提升了10个、7个、12个百分点，累计投资回报率分别提升了7.09个、10.49个、3.98个百分点。

关键词: 趋势追踪；股票交易；移动平均收敛发散柱状图线；多目标优化

中图分类号:TP399 文献标识码：A

在金融交易中，股票市场占据着非常重要的地位[1]。趋势追踪是一种基于技术面分析的交易投资策略，其并不预测股票精确的市场价格。相反，趋势追踪只是通过股票历史数据判断股票的上涨或下跌的幅度，从而决定买入这只股票的时间点以及卖出的时间点。如何在股票上涨时买入，以及如何在股票下跌时及时卖出，成为趋势追踪研究的关键问题。近年来，已经出现了几种趋势追踪算法。Fong Simon等人在文献[2]里提出了一对基于指数平均数指标(EMA)的静态阈值用来决定买入和卖出时间点，只是该方法阈值是静态的，不能根据实际情况自动调整。为缓解这一问题，Fong Simon等人还在文献[3]中提出了一种自动调整阈值的算法确定买卖时机，可该方法难以适应股市的暴增、暴跌等特殊情况。Liu Jingyuan等人在文献[4]提出了一种基于移动平均收敛发散线(MACD)的多对阈值交易策略算法来确定买入和卖出信号，用于应对股市暴增、暴跌等特殊情况，不过MACD反映的只是短期的股市情况，难以综合考虑股市的长期与短期情况。

基于上述分析，结合文献[4]受到的启发，本文改进了趋势追踪基于的模型以及判定多对阈值的方法，从而进行长期和短期股市情况的综合考虑，并且利用不同的多目标优化算法进行优化效果比较，对完善后的多对阈值进行优化选出最佳的买入点和卖出点从而最大化获利。与静态算法、自适应算法、基于MACD的多阈值算法效果进行对比，实验结果显示本文的方法取得了更好的效果。本文的主要贡献有：

1) 提出使用基于移动平均收敛发散柱状图线(MACDHL)的阈值去判断买卖时机，而不是使用传统的基于指数平均数指标(EMA)和移动平均收敛发散线(MACD)的阈值，从而综合考虑股市的长期和短期情况，改进了趋势追踪基于的模型。

2) 改进了判定股票暴涨或暴跌的方法，改进了中心线交叉处方法对应阈值的搜索空间，实验结果表明取得了更好的获利效果。

3) 使用三对阈值分别解决不同的股市问题，用差分进化算法结合模拟退火算法的多目标优化算法优化完善后的三对阈值，从效果和耗时两方面，与其他的多目标优化算法以及前人的工作进行对比，实验表明本文最终的方法效果更好，耗时更少。

本文的剩余内容分为四个部分，第一部分介绍了相关的一些金融指标和前人的工作；第二部分提出了基于多目标优化算法的股票趋势追踪方法；第三部分为实验结果与比较；第四部分为结语。

1. 相关工作

该部分介绍了本文涉及的一些金融时间序列指标以及这些指标如何应用于前人的工作。

1. 指数移动平均线(EMA)

EMA(Exponential moving average)对收盘价进行算术平均，用于判断未来的价格走势。EMA的计算在式给出[5]，其中t表示交易日期，n表示的是EMA选取的周期，函数price代表收盘价。



文献[2]中提出的静态常量阈值算法就是基于EMA进行判断买卖时机的。文献[3]中自适应趋势追踪算法在文献[2]的基础上结合了RSI（相对强度指标）进行判断买入时机。RSI指标由J.W Wilder等人在文献[5]中提出，其基本思想是通过一定周期内的平均增益和平均损失的比率判断股票市场的景气程度。RSI的计算在式~中给出[5]。





RSI的搜索空间为[0,100]，默认RSI的计算周期是14天。

1. 移动平均收敛发散线(MACD)

MACD(the Moving average convergence divergence line)是股票市场分析的一个指标，也叫快线，其计算如式所示。默认情况下，S=12，L=26[6]。

在文献[4]中，基于MACD生成最终的买入卖出信号。



1. 信号线(SL)

SL(Signal line)也称之为慢线，是由MACD的n日指数平滑移动得到的（n默认为9），其计算如式所示[6]。



1. 移动平均收敛发散柱状图线(MACDHL)

MACDHL(the Moving average convergence divergence histogram line)是股票市场分析的另一个重要指标。该指标综合考虑股市的短期与长期的情况从而对买入、卖出时机做出判断，其计算如式所示[6]。



1. 典型价格(TP)

TP(Typical price)是指股票交易中当天的最高价、最低价以及收盘价的算术平均值，计算方法如式，其中t为交易日。典型价格的作用是为了平滑日常价格的波动[7]。



1. 获利成功率(SR)

SR(Success rate)是一段时间内盈利交易的比例[8]，是评价交易质量指标之一，SR通常作用于智能优化算法的适应度函数，其计算如式所示。通过TP计算获利的交易数量，SR越大，代表着该段时间内获利交易的比例越大，反之越小。



1. 累计投资回报率(AROI)

AROI(Accumulated return on investment)是一段时间内每日收盘价相对于前一日收盘价的百分比变化的累计之和[9]，也是评价交易质量指标之一。AROI的计算如式所示。其中buy(i，t)代表第i次买入该股对应日期t的价格，sell(i，t’)代表第i次卖出该股对应日期t’的价格，n代表交易总数。AROI越大，代表着该段时间内累计投资回报率越大，反之越小。



1. 模型与方法

该部分详细介绍了本文基于的趋势追踪交易模型，基于这模型改进的方法以及使用的多目标优化算法。一步步阐述了各对阈值使用的原因以及每对阈值使用后所带来的影响，说明了如何改进判定股票暴涨与暴跌的方法以及如何改进阈值搜索空间，介绍了几种常见的多目标优化算法的原理以及区别。最后提出了基于多目标优化算法的多阈值股市趋势追踪方法。

1. 改进基于的模型

MACDHL最早是由G. Appel等人在文献[10]中提出的，相对于文献[4]基于的MACD模型，MACDHL模型是最有效综合考虑股市短期与长期情况的指标之一。值得注意的是，MACDHL并不是反应股票具体价格的变化，而是反应股票价格变化的速度。如图1所示，MACDHL主要可分为四个不同的时段[10]：



1. MACDHL的四个阶段

1）从日期A到B，此时MACDHL为负值，代表这个时间周期的股票价格相对于该周期初始价格是下跌的；MACDHL为负值且越来越小，代表着股票价格下跌程度越来越大。

2）从日期B到C，此时MACDHL为负值，代表这个时间周期的股票价格相对于该周期初始价格是下跌的；MACDHL为负值且越来越大，代表着股票价格下跌程度越来越小，有回涨迹象。

3）从日期C到D，此时MACDHL为正值，代表这个时间周期的股票价格相对于该周期初始价格是上涨的；MACDHL为正值且越来越大，代表着股票价格上涨程度越来越大。

4）从日期D到E，此时MACDHL为正值，代表这个时间周期的股票价格相对于该周期初始价格是上涨的；MACDHL为正值且越来越小，代表着股票价格上涨程度越来越小，有下跌迹象。

通过MACDHL判断买入卖出的基本方法是中心线交叉法，中心线即MACDHL为0的水平线。此时的交易策略为[10]：

1) 买入：当MACDHL当天的数值刚越过中心线为正数，且前一天数值还为负数，即称之为“看涨型中心线交叉”，进行买入。如图1的C点附近。

2) 卖出：当MACDHL当天的数值刚低于中心线为负数，且前一天数值还为正数，即称之为“看跌型中心线交叉”，进行卖出。如图1的E点附近。

不过，MACDHL模型是通过一定时间周期计算得来的，所以是存在滞后性的。如图2所示，该图是股价随日期变化折线图和MACDHL随日期变化折线图。原本股价在A点处开始上涨，由于延迟性MACDHL在E点附近大于0，对应股价B点处才进行买入；原本股价在C点出开始下跌，同理，由于延迟MACDHL在F点附近小于0，对应股价D点处才进行卖出，显然这次交易是亏损的，因为股价的上升趋势在B点后不久便回落了。所以如果趋势追踪算法能够忽略这种无利可图的微弱上涨趋势的话，那么便能增加交易总额中获利的交易数量，从而提高获利成功率。同理，若能忽略微弱的下跌趋势，也能提高利润[4]。为了缓解这种问题，在下一小节介绍了一种忽略微弱上涨和微弱下跌的交易策略。



1. MACDHL预测的延迟情况
2. 忽略微弱上涨和微弱下跌

通过上述分析，提出第一对阈值P1，Q1用来判断是否要买入或卖出，P1值恒为正数，Q1值恒为负数。此时的交易策略为[4]：

1) 买入：如图3的A点所示，当MACDHL值越过P1值水平线，则此时不再是微弱上涨趋势，进行买入。

2) 卖出：如图3的B点所示，当MACDHL值低于Q1值水平线，则此时不再是微弱下跌趋势，进行卖出。



1. 基于MACDHL的第一对阈值*P1*，*Q1*
2. 多目标优化算法优化阈值

本文使用差分进化算法结合模拟退火算法的多目标优化算法对阈值进行优化，其中差分进化算法对目标函数“获利率”（SR）进行优化，模拟退火算法对目标函数“累计投资回报率”（AROI）进行优化。通过差分进化算法训练得到SR最高时的几组阈值，再用模拟退火算法训练得到这几组阈值对应AROI最高时的一组阈值，下面分别详细介绍这两种算法。

1. 差分进化算法

差分进化算法(Differential Evolution Algorithm，DE)是基于遗传算法的优化算法[11]。本文使用差分进化算法优化SR，该算法的主要步骤如下所示：

1）初始化：



式说明了每个个体的表示方式，其中i=1, 2, 3… NP，D代表维度，NP代表种群大小。

2）变异：



式说明了每个个体xi 对应的变异向量vi 的产生方式，其中r1、r2、r3是随机选择的且r1≠r2≠r3≠i，F是变异因子控制偏差的大小（本文实验使用0.8）。

3）交叉：



式说明了每个xi 与vi 进行各个维度的比较生成临时子代ui ，其中CR代表0~1的交叉概率（本文实验使用0.75），randi (1,D) = j 确保了变异向量vi 至少有一个分量传给临时子代。

4）边界处理：

经过变异和交叉过后产生了所有临时子代，如果某一临时子代的某一维度超出了该维度对应的边界值，则重新在对应范围内随机生成该维度。

5）选择：



式说明了比较临时子代与父代，选择适应度更好的作为真正的子代，其中适应度函数为SR（获利成功率），算法的初始种群数设置为30，迭代次数设置为50。

1. 模拟退火算法

模拟退火算法（Simulated Annealing Algorithm，SA）来源于物理灭火过程，在每个温度下慢慢冷却，最终达到物理基态（相当于算法找到最优解）[12]。上一小节，通过差分进化算法我们找到了SR最高时对应的几组阈值，现在将这几组阈值在模拟退火算法中计算AROI，如果新一组阈值对应的AROI大于上一组阈值对应的AROI则进行全局最优解的代替，否则以一定的指数概率进行代替，随着温度的降低，指数概率也会逐渐降低，退火过程趋于稳定，算法的参数设置如下[4]：

1）初始温度：1

2）终止温度：0.1

3）降温因子：0.7

这样我们就通过差分进化算法结合模拟退火算法的多目标优化算法对阈值进行优化，训练出SR、AROI最高时对应的阈值大小，流程图如图4所示。



1. 多目标优化算法流程图

我们要使用多目标优化算法找出最佳的阈值对P1，Q1，即把(P1, Q1)作为个体的表示方式。那么还需明确各个阈值的搜索空间范围：当MACDHL大于0时，每出现一次峰值记为MUi，上升趋势平均线（UAL：The uptrend average lines）计算如式。相应的，当MACDHL小于0，每出现一次低谷记为MDi，下降趋势平均线(DAL：The downtrend average lines)计算如式。





把[0, UAL]记为P1值的取值范围，[DAL, 0]记为Q1值的取值范围[4]，这样就得到了个体各个阈值的搜索空间范围。有了阈值范围和各个参数的设定，我们就可以根据多目标优化算法流程图，不断迭代选出SR和AROI最大时对应的阈值，再通过该训练的阈值对测试集直接进行预测，评估交易策略质量的高低。

然而，由于MACDHL模型具有延迟性，当股票出现暴涨或者暴跌情况时就会由于延迟造成损失。如图5所示，(a)、(b)图上方分别代表股市价格暴增和暴跌的情况，(a)、(b)图下方表示对应MACDHL的变化情况。当股市价格暴增时，由于MACDHL的延迟性，直到在C点（对应MACDHL大于P1时）才进行买入，在D点（对应MACDHL小于Q1时）进行卖出，可见此次买卖是亏损的，因为交易员买入时机太晚了。所以如果能在B点前（对应MACDHL越过交叉线前）进行股票是否暴增的判定，是则进行买入，那么此次交易则是获利的；同理当股票价格暴跌时，由于延迟性直到H点（对应MACDHL小于Q1时）才进行卖出，在E点（对应MACDHL大于P1时）进行买入，同样买卖时亏损的，因为卖出时机太晚了。所以能在G点前（对应MACDHL低于交叉线前）进行股票是否暴跌的判定，是则进行卖出，那么此次交易则是获利的[4]。

为了缓解这种问题，在下一小节介绍一种判定股票暴涨和暴跌的交易策略。



1. 股票暴涨或暴跌时的损失情况
2. 改进判定股票暴涨和股票暴跌的方法

经过上述分析，提出第二对阈值P2、Q2来衡量股市是否暴涨或暴跌，P2和Q2恒为正数，此时的交易策略为[4]：

1) 买入：如图6(a)所示，当MACDHL值在越过中心线之前的一段时间周期内的上涨垂直距离大于P2，则记为股票暴涨，在时间点T2进行买入。

2) 卖出：如图6(b)所示，当MACDHL值在低于中心线之前的一段时间周期内的下跌垂直距离大于Q2，则记为股票暴跌，在时间点T4进行卖出。

文献[4]中当RSI＞50，且MACD垂直上涨距离大于P2则视为暴涨；当RSI＜50，且MACD垂直下跌距离大于Q2曾视为暴跌。经过我们多次实验，发现此方法会导致把多数情形都视为暴增或暴跌从而造成损失。因此通过改进，本文提出的交易策略是：

1) 买入：当MACDHL在越过中心线之前连续上涨了三天（三天是从连续上涨三、四、…、十天中经过多次训练测试选定的参数），且这三天上涨的垂直距离大于P2则视为暴增。

2) 卖出：当MACDHL在低于中心线之前连续下跌了三天（三天参数来源同上），且这三天下跌的垂直距离大于Q2则视为暴跌。

P2、Q2的搜索空间分别为[0, -min(MDi)]、[0, max(MUi)][4]，该交易策略同样使用多目标优化算法进行优化求全局最优解，这样算法的维度就提升到4维，即个体由(P1,Q1)变成了(P1,Q1,P2,Q2)，算法的其余参数，如迭代数、初始种群数、(P1,Q1)范围等和2.3小节中一样。



1. 基于MACDHL的第二对阈值*P2*，*Q2*

值得注意的是，P2，Q2是一起和P1，Q1作用于MACDHL模型的，两对阈值同时发挥着作用。这样我们在MACDHL越过中心线前后分别都有两个阈值进行判断，可是在中心线交叉处不会产生买入卖出信号，为了缓解这一问题，在下一小节介绍了中心线交叉结合相对强度指标的交易策略。

1. 改进中心线交叉结合RSI

经过上述分析，在MACDHL中心线交叉处引入第三对阈值P3，Q3用来判定中心线交叉的上涨或下跌趋势[4]。P3，Q3代表的是RSI（相对强度指数）水平（如式~所示），此时的交易策略是：

1) 买入：当MACDHL中心线交叉为“看涨型”（前一天小于0，当天大于0），且当天的RSI值大于P3，则进行买入。

2) 卖出：当MACDHL中心线交叉为“看跌型”（前一天大于0，当天小于0），且当天的RSI值小于Q3，则进行卖出。

文献[4]中P3、Q3的搜索空间分别为[50,70]和[30,50]，经过我们多次的实验发现该搜索空间较小，导致容易忽略可盈利的超买情况和将亏损的超卖情况从而造成损失。1.1小节中可知RSI指标搜索空间范围为[0,100]，因此为了减少损失，我们改进P3搜索空间为[50,100]，Q3搜索空间为[0,50]，此时P3、Q3的范围已经是所能设置的最大范围。

同样。阈值P3，Q3是与P1，Q1，P2，Q2一同作用于MACDHL模型的。该交易策略同样使用多目标优化算法进行优化求全局最优解，这样算法的维度就提升到6维即个体为(P1,Q1,P2,Q2,P3,Q3)，算法的其余参数, 如迭代数、初始种群数、(P1,Q1,P2,Q2)范围等和2.4小节一样。

1. 总结本文的交易策略算法

基于上述分析，总结本文所有的股市交易策略算法如下：

1) 买入：当MACDHL值大于P1时进行买入；当MACDHL为负，连续上涨三天且上涨垂直距离大于P2时进行买入；当MACDHL当天大于0，前一天小于0，且当天对应的RSI值大于P3，进行买入。

2) 卖出：当MACDHL值小于Q1时进行卖出；当MACDHL为正，连续下跌三天且下跌垂直距离大于Q2时进行卖出；当MACDHL当天小于0，前一天大于0，且当天对应的RSI值小于Q3，进行卖出。

通过MACDHL模型的使用、改进判定股票暴增或暴跌的方法、改进中心线交叉处阈值的搜索空间范围，结合多目标优化算法对三对阈值进行优化。我们迭代出训练集SR和AROI最大时对应三对阈值的大小，再用三对阈值对测试集进行交易时机预测，通过预测的交易时机计算SR和AROI来评价交易策略算法的质量。以上是本文最终的方法以及训练和测试的流程，前人工作的训练和测试的流程同上。

1. 其他多目标优化算法

为了探索不同多目标优化算法针对交易策略中三对阈值的优化效果，本文还选用了二进制编码遗传算法结合模拟退火算法和粒子群算法结合模拟退火算法的多目标优化算法进行比较,即把2.3小节中多目标优化算法的差分进化算法部分分别用二进制编码遗传算法和粒子群算法进行代替。

### 二进制编码遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithm，GA)是一种基于自然选择和适者生存的优化算法[13]，它模拟了自然选择和遗传过程中的选择、交叉和变异现象。本文选用基于二进制的编码方式进行比较，算法的参数设置如下[13]：

1）染色体长度：10

2）交叉率：0.8

3）变异率：0.01

其余阈值范围、初始个体数和迭代次数等参数与2.5小节相同。

### 粒子群优化算法

粒子群优化算法是一种进化计算技术，源于对鸟类群体觅食的研究。粒子群中的各个粒子根据本身当前个体最优解和整个粒子群进行共享的当前全局最优解来更新自己的速度和位置。在每一次迭代过程中，粒子通过式~来更新自己速度与位置，若更新后速度或位置超过了各自的范围，则用各自范围的边界值代替。





其中个体六个维度的速度范围为位置的0.2倍大小[14]，xi代表位置，vi代表速度，t代表第几代，代表惯性因子（本文实验取0.9），、代表学习因子（本文实验均取2）[14]，R1、R2代表[0, 1]的随机数，其余阈值范围、初始个体数和迭代次数等参数与2.5小节相同。

1. 实验结果

本文实验选取了6个股票指数的历史数据作为实验数据（数据来源雅虎财经[15]），其中三年的历史数据(2011.08.01-2014.07.31)为训练数据，后一年的数据(2014.08.01-2015.07.31)为测试数据[4]。此次实验中，SR（成功率）和AROI（累计回报率）用来评估交易的质量。每支股票分别都进行了10次训练与测试，对10次实验得到的SR和AROI取平均值作为这支股票对应的SR和AROI。最后再取6支股票的SR和AROI的平均值来最终评价这种方法的效果，数值越高说明交易质量越高，也就是说明这种方法的效果越好，同时给出了不同优化方法的平均训练时间（“T/s”行）。原型系统采用Python 3.8.5编程语言开发，实验是在i7-5500U (2.40GHz)处理器、8GB RAM和Windows10家庭版操作系统的计算机上进行的。

实验分为六个部分，第一部分(3.1小节)为本文改进的MACDHL模型与文献[4]中MACD模型的效果比较；第二部分(3.2小节)为本文改进判定股票暴增或暴跌的方法与文献[4]方法的效果比较；第三部分(3.3小节)为改进第三对阈值搜索空间与文献[4]阈值搜索空间的效果比较；第四部分(3.4小节)为验证三对阈值的效果和作用；第五部分(3.5小节)为比较不同多目标优化算法对三对阈值的优化效果；第六部分(3.6小节)为本文最终的方法与前人的工作进行比较。

### 改进基于的模型的实验

文献[4]中使用基于MACD模型的多阈值算法进行股市买卖时机预测，我们在控制其交易策略、优化算法不变的情况下，将MACD模型改进为MACDHL模型，比较基于这两种模型的买卖时机效果。如表1所示，相对于基于MACD模型，基于MACDHL模型的SR、AROI分别提升了6个、0.71个百分点，因此基于MACDHL模型效果是优于基于MACD模型的。

1. MACD与MACDHL模型比较

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 基于MACD | | 基于MACDHL | |
|  | SR | AROI | SR | AROI |
| HSI | 0.40 | 0.0693 | 0.48 | 0.0923 |
| N225 | 0.50 | 0.1606 | 0.68 | 0.1876 |
| AEX | 0.50 | 0.0907 | 0.66 | 0.1506 |
| IXCI | 0.60 | 0.0641 | 0.57 | 0.0528 |
| RUT | 0.67 | 0.0657 | 0.69 | 0.0740 |
| TWII | 0.50 | 0.0424 | 0.48 | -0.0223 |
| **平均** | **0.53** | **0.0821** | **0.59** | **0.0892** |

### 改进判定暴增或暴跌方法的实验

如2.4小节所述，我们用MACDHL连续上涨三天或下降三天作为判定股票是否有暴增或暴跌的趋势，与文献[4]中用RSI判定股票暴增或暴跌的方法对比，保持其他变量与优化方法不变。如表2所示，相对于RSI方法，本文方法的SR、AROI分别提升了3个、1.5个百分点。

1. 改进判定暴增或暴跌方法

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | RSI法 | | MACDHL法 | |
|  | SR | AROI | SR | AROI |
| HSI | 0.42 | 0.0693 | 0.45 | 0.0923 |
| N225 | 0.51 | 0.1606 | 0.66 | 0.1862 |
| AEX | 0.52 | 0.1227 | 0.64 | 0.1606 |
| IXCI | 0.62 | 0.0842 | 0.58 | 0.0898 |
| RUT | 0.68 | 0.0657 | 0.67 | 0.0640 |
| TWII | 0.55 | 0.0324 | 0.46 | 0.0323 |
| **平均** | **0.55** | **0.0892** | **0.58** | **0.1042** |

### 改进第三对阈值搜索空间实验

如2.5小节所述，我们将第三对阈值P3、Q3的搜索空间改进为[50,100]与[0,50]，和文献[4]中[50,70]与[30,50]的搜索空间进行比较实验，保持其他变量、模型以及优化方法不变。如表3所示，相对于原始的搜索空间，改进后的搜索空间的SR、AROI分别提升了4个、1.1个百分点。

1. 改进第三对阈值搜索空间

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 初始阈值范围 | | 改进的阈值范围 | |
|  | SR | AROI | SR | AROI |
| HSI | 0.63 | 0.1023 | 0.67 | 0.1143 |
| N225 | 0.72 | 0.1826 | 0.78 | 0.2282 |
| AEX | 0.67 | 0.1876 | 0.67 | 0.1786 |
| IXCI | 0.56 | 0.1005 | 0.56 | 0.1019 |
| RUT | 0.61 | 0.1139 | 0.71 | 0.1194 |
| TWII | 0.50 | -0.0215 | 0.50 | -0.0110 |
| **平均** | **0.61** | **0.1109** | **0.65** | **0.1219** |

### 三对阈值的效果实验

在训练过程中，本文使用多目标优化算法找到了改进后的基于MACDHL模型的阈值P1、Q1、P2、Q2、P3、Q3的近似最优解。每提出一对阈值都进行训练与测试，判断该对阈值的提出是否有效果。如表4所示，“MACDHL-0”列为2.1小节所述的“MACDHL中心线交叉法”；“一对阈值+DE+SA”列为2.2小节所述的“忽略股市微弱上涨或下跌法”；“两对阈值+DE+SA”列为2.4小节所述的“改进判定股票暴涨或暴跌法”；“三对阈值+DE+SA”列为2.5小节所述的“改进中心线交叉结合RSI指标法”，该方法也是本文最终的方法。可见，每提出新一对阈值，对应平均的SR和AROI就都会有所提升，表明我们每提出一对新阈值都是有利于利润的提高的。

### 不同多目标优化算法效果实验

我们将3.4小节中的差分进化算法分别用粒子群算法和二进制编码遗传算法进行替换，比较粒子群算法结合模拟退火算法(“三对阈值+PSO+SA”列)、二进制编码遗传算法结合模拟退火算法(“三对阈值+GA+SA”列)和差分进化算法结合模拟退火算法(“三对阈值+DE+SA”列)对多对阈值的优化效果。即在训练过程中使用不同多目标优化算法找出三对阈值的近似最优解，再在测试集中预测买卖时机。如表4所示，实验结果表明相对于结合粒子群优化算法和结合二进制编码的遗传算法，在解决多阈值股市趋势追踪交易策略这一问题上，模拟退火算法结合差分进化算法的SR、AROI以及耗时方面都取得了更好的效果。

2. 比较不同阈值与不同多目标优化算法

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | MACDHL-0 | | 一对阈值+DE+SA | | 两对阈值+DE+SA | | 三对阈值+DE+SA | | 三对阈值+GA+SA | | 三对阈值+PSO+SA | |
|  | SR | AROI | SR | AROI | SR | AROI | SR | AROI | SR | AROI | SR | AROI |
| HSI | 0.44 | 0.0925 | 0.60 | 0.1515 | 0.60 | 0.1153 | 0.67 | 0.1143 | 0.60 | 0.1061 | 0.50 | 0.1047 |
| N225 | 0.42 | 0.1552 | 0.67 | 0.1495 | 0.70 | 0.2251 | 0.78 | 0.2282 | 0.58 | 0.2081 | 0.70 | 0.2076 |
| AEX | 0.37 | 0.1315 | 0.56 | 0.1368 | 0.67 | 0.1763 | 0.67 | 0.1786 | 0.60 | 0.1809 | 0.67 | 0.1606 |
| IXCI | 0.40 | 0.0668 | 0.60 | 0.0680 | 0.56 | 0.0867 | 0.56 | 0.1019 | 0.60 | 0.1212 | 0.60 | 0.0539 |
| RUT | 0.38 | 0.0664 | 0.67 | 0.0813 | 0.71 | 0.1143 | 0.71 | 0.1194 | 0.63 | 0.1112 | 0.71 | 0.0844 |
| TWII | 0.23 | -0.0243 | 0.50 | -0.0165 | 0.50 | -0.0538 | 0.50 | -0.0110 | 0.38 | -0.0392 | 0.50 | -0.0329 |
| **平均** | **0.37** | **0.0814** | **0.60** | **0.0951** | **0.62** | **0.1107** | **0.65** | **0.1219** | **0.56** | **0.1147** | **0.61** | **0.0964** |
| **T/s** |  |  | **1194.21** | | **2048.22** | | **3020.86** | | **3206.37** | | **9136.95** | |

### 

### 本文最终方法与前人工作比较实验

在这一部分，如表5所示，我们将本文最终方法（“三对阈值+DE+SA”列）的实验效果和平均训练时间同静态算法[2]（“Static TF”列）、自适应算法[3]（“Adaptive TF”列）以及基于MACD的多阈值算法的方法[4]（“MACD+Multi-thresholds”列）进行了比较, 静态算法和自适应算法的介绍参考1.1小节。其中静态算法和自适应算法也是直接测试无需训练的，所以没有训练时间。静态算法中P，Q值是交易员手动输入的，对于每一个测试集，我们都从[10，10]到[100，100]每隔[10，10]选取一组数值[4]，选取了十组数值分别进行测试，再取这十次测试得到的SR和AROI的平均值得到对应测试集的实验结果。

可见，相对于静态算法，本文最终方法的SR、AROI分别提升了10个、7.09个百分点；相对于自适应算法，本文最终方法在SR、AROI分别提升了7个、10.49个百分点；相对于基于MACD的多阈值算法，本文最终方法在SR、AROI分别提升了12个、3.98个百分点。此外，本文最终提出的方法在训练时间上也比基于MACD的多阈值算法减少了6121.70s。

2. 本文最终方法与前人工作比较

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Static TF | | Adaptive TF | | MACD+Multi-thresholds | | 三对阈值+DE+SA | |
|  | SR | AROI | SR | AROI | SR | AROI | SR | AROI |
| HSI | 0.43 | 0.0511 | 0.43 | -0.0814 | 0.40 | 0.0693 | 0.67 | 0.1143 |
| N225 | 0.58 | 0.2007 | 0.50 | 0.0327 | 0.50 | 0.1606 | 0.78 | 0.2282 |
| AEX | 0.70 | 0.0425 | 0.50 | 0.0253 | 0.50 | 0.0907 | 0.67 | 0.1786 |
| IXCI | 0.35 | -0.0181 | 0.70 | 0.0826 | 0.60 | 0.0641 | 0.56 | 0.1019 |
| RUT | 0.90 | 0.0450 | 0.75 | 0.0721 | 0.67 | 0.0657 | 0.71 | 0.1194 |
| TWII | 0.35 | -0.0152 | 0.60 | -0.0291 | 0.50 | 0.0424 | 0.50 | -0.0110 |
| **平均** | **0.55** | **0.0510** | **0.58** | **0.0170** | **0.53** | **0.0821** | **0.65** | **0.1219** |
| **T/s** | **-** | | **-** | | **9142.56** | | **3020.86** | |

1. 结语

本文提出了一种基于MACDHL模型的多对阈值交易策略，改进了判定股市暴涨或暴跌的方法以及中心线交叉处阈值的搜索空间，一步步提出三对阈值作用于不同的股市行情，并且通过比较不同的多目标优化算法对多阈值的优化效果，发现差分进化算法结合模拟退火算法的多目标优化算法比其他多目标优化算法效果更好。此外，相对于前人的趋势追踪方法，即静态算法、自适应算法以及基于MACD的多阈值算法，本文最终的方法在获利成功率，累计投资回报率以及训练时间上都得到了更好的效果。

本文的不足之处在于无法完全解决复杂的股市行情，只是从历史数据的技术面分析，没有考虑公司新闻、股民情绪等基本面问题，因此如何结合情感分析[16]、关联维数[17]等技术将是未来的研究方向之一。

参考文献

1. SURESH A S. A Study on Fundamental and Technical Analysis [J]. International Journal of Marketing Financial Services & Management Research 2 (5) (2013) 44–59.
2. FONG S, SI Y W, TAI J. Trend Following Algorithms in Automated Derivatives Market Trading [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(13):11378-11390.
3. FONG S, TAI J, SI Y W. Trend Following Algorithms for Technical Trading in Stock Market [J]. Journal of Emerging Technologies in Web Intelligence, 2011, 3(2):136-145.
4. LIU, JING Y, SI, et al. Trend Following in Financial Time Series with Multi-Objective Optimization [J]. Applied Soft Computing, 2018, 6(3):69-108
5. WIDER J W. New Concepts in Technical Trading Systems [J]. Trend Research, ISBN 0894590278,1978,2(3):13-22
6. Boxer H. Moving Average Convergence/Divergence[M]. John Wiley & Sons, Inc. 2014:91.
7. BRUNI, RENATO. Stock Market Index Data and Indicators for Day Trading as a Binary Classification Problem [J]. Data in Brief, 2016, 10(C):78-90
8. SVOBODA J. 5 F Performance Indicator: a Robust Metric for Trading Systems Evaluation [C]. International Conference on Finance, Accounting and Auditing (F AA ’12), WSEAS Press, 92–97, 2012.
9. ANG C S. Analyzing Financial Data and Implementing Financial Models Using R [J]. Springer Texts in Business & Economics, 2015, 10.1007/978-3-319-14075-9.
10. APPEL G, The Moving Average Convergence-Divergence Trading Method [J]. Traders Pr, advanced edn, ISBN 9991453571, 1985, 4(3):19-32
11. STORN R, PRICE K. Differential Evolution – A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization Over Continuous Spaces [J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11(4):341-359.
12. KIRKPATRICK S, GELATT C D, VECCHI M P, Optimization by Simulated Annealing, Science 220 (4598) (1983) 671–680.
13. GOLDBERG D E. Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning [M]. Addison-Wesley Pub. Co, 1989, 5(4):36-49
14. KENNEDY J, EBERHART R. Particle Swarm Optimization, [C]. International Conference on Neural Networks, vol. 4, IEEE, 1942–1948, 1995.
15. Yahoo, Yahoo Finance, https://hk.finance.yahoo.com/, accessed: 2021-04-18, 2021.
16. 梁士利,陈翌昕,陈培培,等.基于社交情感数据挖掘的股票市场预测研究[J].东北师大学报(自然科学版),2020,52(03):105-110.
17. 张洪波.运用关联维数对我国股票市场有效性的探讨[J].东莞理工学院学报,2010,17(01):88-91.

Trend following trading strategy based on multi-objective optimization in stock market

ZHANG Songsong, WAN Yuqing, YUAN Huaqiang

(College of Computer Science and Technology, Dongguan University of Technology, Dongguan Guangdong 523000, China)

Abstract: In order to alleviate the uncertainty and instability of trading timing in stock market transactions, a stock trend following trading strategy based on multi-objective optimization is proposed. In the proposed trading strategy, a total of three pairs of thresholds based on the Moving average convergence divergence histogram line(MACDHL) are used to predict the timings of stock trading. The first pair of thresholds is used to judge the weak upward trend and downward trend of stocks, the second pair of thresholds is used to detect the situation of stocks’ boom and crash, the third pair of thresholds judge the buying points and selling points at the centerline of MACDHL. This paper perfects the stock market model used for forecasting, improves the method of judging the stock boom or crash, and improves the search space range of the thresholds, and compares the optimization effect of different multi-objective optimization algorithms on these thresholds. Finally, compared with the previous static algorithms, adaptive algorithms and multi-threshold algorithms based on the Moving average convergence divergence line, the profitable success rate of the method proposed in this paper has increased by 10%, 7% and 12%, and accumulated return on investment has increased by 7.09 %, 10.49% and 3.98%.

Keywords: trend following; stock trading; the Moving average convergence divergence histogram line; multi-objective optimization

**投稿日期：**2021-08-11

**基金项目：**国家自然科学基金资助项目：物联网中数据安全传输与检索关键技术研究(61972090)；东莞理工学院博士科研启动基金(211135053)。

**作者简介:** 张松松(1997-)，男，硕士研究生，研究方向：智能优化、机器学习，E-mail：494279035@qq.com；万宇晴(1988-)，女，博士，讲师，研究方向：时间序列模式识别、数据挖掘，E-mail：qinggor@qq.com；袁华强(1966-)，男，博士，教授，CCF高级会员，研究方向：智能计算、虚拟现实，E-mail：yuanhq@dgut.edu.cn。

**本文有任何疑问请联系作者：张松松，手机号是：17759103269，邮箱是：**[**494279035@qq.com**](mailto:494279035@qq.com)**，通讯地址是：广东省东莞市松山湖管委会大学路一号东莞理工学院松山湖校区24号楼。**