

Stock Trading Strategies Based on the AC Algorithm Moving Average Line Forecast and Empirically Study

Yixiang Tian, Wei Tian

School of Economics and Management, University of Electronic Science and Technology, Chengdu
Email: silent_voice@163.com

Received: Nov. 11th, 2011; revised: Nov. 29th, 2011; accepted: Dec. 10th, 2011

Abstract: Forecasting the trends and inflection point of the price, especially stock price, is the focus of the investors and the academic, and the key issues whether the short-term investment will success or not. This paper attempts to predict the trends and inflection point of the short-term stock price by the Analogy Complexion (AC) algorithm, taking advantage of the moving average's features and superiority. Based on it, we propose a set of intelligent trading strategy used to short-term stock investment. To illustrate the effectiveness of the strategy, we randomly selected 30 stocks. The empirical result shows that the trading strategy based on the AC moving average forecasting receives a significant excess return and the performance of small-cap stocks is better than the large-cap stocks'.

Keywords: Moving Average Forecast; AC; Trading Strategies

基于 AC 均线预测的股票交易策略及实证

田益祥, 田 伟

电子科技大学经济管理学院, 成都
Email: silent_voice@163.com

收稿日期: 2011 年 11 月 11 日; 修回日期: 2011 年 11 月 29 日; 录用日期: 2011 年 12 月 10 日

摘 要: 预测股价的趋势和拐点, 特别是预测个股股价的拐点, 一直是投资者和学术界十分关注的焦点问题, 也是投资者短期投资成功的关键。本文利用均线的特点, 结合相似体合成(AC)算法的优势, 尝试对股价短期走势和拐点进行预测。在此基础上, 提出一套短期股票投资的智能交易策略。任选 30 只股票进行实证说明交易策略的有效性, 结果表明: 基于 AC 算法均线预测的股票交易策略取得了显著的超额收益, 小盘股投资效果优于大盘股。

关键词: 均线预测; AC; 交易策略

1. 引言

均线体现了市场实际范围内的平均成本, 均线分析股价的基本思想就是股价不能偏离成本太远, 偏离成本太远的上涨和下跌都是不会持续的。市场的持有者和潜在买家在不同心态的作用下决定买入和卖出, 其买入和卖出力量对比的结果, 使得股价向均线靠拢。这种靠拢, 一方面是盈利状态的股票价格受获利

回吐的压力和处于亏损状态的股票受抄底买盘的推动, 向市场平均成本靠拢的运动, 即主动靠拢均线; 另一方面, 若股价由于某种原因持续偏离均线, 也会导致均线系统向股价靠拢, 即被动靠拢均线。股价对均线系统即市场平均成本的偏离形成均线对股价的引力。偏离的程度越大, 均线对股价形成的引力也越大, 因此, 理论上, 股价的变化趋势与其偏离均线系统的比例呈现负向相关关系。

长久以来,对股票的投资策略构建的重点主要集中在于构建投资组合和利用移动平均规则进行交易。Panagiotis Xidonas, Dimitrios Askounis 和 John Psarras (2009)通过两个多准则方法对股票进行初步评估,然后利用非线性优化模型生成最优组合^[1]。S. G. M. Fifield, D. M. Power 与 D. G. S. Knipe (2008)^[2]研究了 1989~2003 年 15 个新兴市场和三个发达市场,结果表明了使用移动平均交易规则能产生超额收益。

而关于股票的投资策略最近的研究则转向了以对股市进行预测为基础的策略构建。José Pinto、Rui Neves 和 Nuno Horta (2011)使用遗传算法内核内核来优化多空双方的买卖点,并以主要市场指数进行了实证^[3],但对于个股的表现没有进行实证。Kuang Yu Huang、Chuen-Jiuan Jane (2009)综合利用移动平均自回归外生预测模型、灰色系统理论和粗糙集理论创建一个自动的股市预测和投资组合选择机制^[4]。文章采用了季度数据进行实证,且过程对于个人投资者过于复杂,因此更适合机构从事中长期交易。

综上所述,关于股票交易策略的研究,或者只是简单的使用移动平均交易规则,检验市场的有效性;或者通过建立模型来对股价的中长期变化进行拟合,利用股市预测选择投资组合,均取得了一定的结果。但这些结论与方法用于实际投资时,其操作性很不理想。而且用模型方法对个股每天股价的预测,特别是个股每天股价的拐点的预测几乎没有涉及。本文尝试应用 AC 预测模型来预测个股每天股价的趋势与拐点,以并在此基础上,提出了一套有效的交易策略,任选 30 支股票进行实证说明策略的有效性和可操作性。

2. 交易策略

长期以来,人们试图用各种方法预测个股股票价格,但几乎都以失败告终。一些学者将预测重点转移到均线分析。由于均线是股价的移动平均,预测相对容易。如能利用均线的这一特点预测股票价格的拐点,是短期投资获取超额收益的关键。

均线在运行一段时间后,会出现波峰和波谷,这就是拐点。均线的拐点非常重要,它通常预示着趋势的转变。当一种移动平均线向上运行,无法再创新高,并显示波峰状,即是股价无力创新高并可能转变趋势下行的征兆,这种拐点通常又称为卖点。在下跌过程

中,移动平均线向下运行,曲线转平并调头时,波谷就出现了,即人们所说的买点。可见,拐点的寻找对于投资者来说是尤为重要的,本文通过使用非参数 AC 预测模型预测均线。

2.1. AC 算法介绍

AC 算法是由 Lorence (1969)^[5]提出并发展起来的,其原理是对于一个给定的多维时间过程,其状态发展的当前时期,可能在历史上有一个或多个的相似时期,因此可以通过将历史上相似时期的已知延拓加以变换并组合,作为当前状态的未知延拓,从而获得预测。AC 算法作为一种图形拟合的非参数预测方法,可以用于拟合股价波动以寻找拐点,这是我们整个交易策略的基础和重点。AC 算法基本步骤:

2.1.1. 产生待选模式

对一个给定的数据序列 $X(t)$, 从第 i 行开始的 k 维向量 $V(i)$ 就称为一个模式, k 称为模式长度,在预测均线时, k 常取 5 或者 10,本文选 k 为 10。

$$V_k(i) = \begin{bmatrix} x_i \\ \vdots \\ x_{i+k-1} \end{bmatrix}$$

选用预测起点前得最近一个已知模式作为参照模式,即 $V^R = V_k(N-k+1)$ 。将其余所有可能的模式 $V_k(i)(i=1,2,\dots,N-k)$ 作为待选模式。

2.1.2. 变换待选模式

由于系统是动态的,不同时期的相似模式可能具有不同的平均值,标准差和趋势。因此,需要利用线性变换

$$V^*(i) = a_{0i} + a_{1i}V(i)$$

将模式变换到同一基准点上从而使各模式具有可比性。

式中的 a_{0i}, a_{1i} 是通过参照模式和待选模式进行最小二乘回归得到的,即:

$$V^R(i) = a_{0i} + a_{1i}V(i)$$

2.1.3. 选取相似模式

识别模式形状之间的相似性,其度量我们称为模式相似度。为了度量参照模式 V^R 和一个已按上述方

法变换了的待选模式间 $V^*(i)$ 的相似性, 就需要测量两个模式中 k 个观察值之间的距离。

在这里, 第 i 个待选模式与参照模式间的距离可定义为:

$$d_i = \frac{1}{k+1} \sum_{j=1}^k \sqrt{(x_{k,i+j-1} - x_{R,N-k+j})^2}$$

其中 x_k 为变换后的待选模式模式 $V^*(i)$ 的观察值, 而 x_R 为对应的参照模式 V^R 的观察值。模式间的相似度可由距离来度量, 如定义第 i 个模式与参照模式的相似度 s_i 为:

$$s_i = 1/d_i$$

显然距离值越大, 模式相似度就越小。模式相似度计算出来以后, 我们就可以根据相似度大小来选取相似模式^[6]。

选择 m 个相似度最高的待选模式记为 V_1, V_2, \dots, V_m 作为相似模式, 同时利用其相似度计算出各自的权重:

$$w_i = s_i / \sum_{i=1}^m s_i$$

于是参照模式就可以近似的表达为:

$$V^R = \sum_{i=1}^m w_i V^*(i)$$

2.1.4. 延拓模式进行预测

记 $V_{1n}^*, V_{2n}^*, \dots, V_{mn}^*$ 表示相似模式 V_1, V_2, \dots, V_m 延拓 n 天后的真实数据经过相似变换后的值, 于是在参照模式后 n 天的预测结果就是:

$$V_n^R = \sum_{i=1}^m w_i V_{in}^*$$

2.2. 交易策略构建及操作步骤

2.2.1. 初步选股

根据股票与均线的关系, 选择股票时, 首先使用测量股价偏离均线大小程度的乖离率(BIAS)进行初步选择, 其计算公式是:

$$BIAS = \frac{(P - \bar{P})}{\bar{P}} \times 100\%$$

其中 P 表示收盘价, \bar{P} 表示均线, 由于我们考察的是短期投资, 因此这里选择的是 5 日均线。若当日该股票乖离度小于 -3, 则对该股票的短期走势进行预测。

2.2.2. 走势预测

使用预测模型对均线走势进行预测。这是整个交易策略的重点和难点, 也是整个交易策略成功与否的关键所在。

在实证过程中, 我们采取了 3 天预测的预测长度, 原因有二: 其一是若手中还未持有股票时, 由于股票采取的是 T+1 交易方式, 仅预测到次日的涨跌(趋势一)没有任何意义, 即当日真实值相比 1 日预测值大或小对我们的投资决策没有任何影响, 次日买入与否应该取决于第三天的涨跌情况(趋势二), 最好是在趋势二或者趋势二和三都是涨的情况下买入; 若手中持有股票, 趋势二和三也能帮助我们做出是继续持有还是平仓的决定。其二, 几条趋势线也能直观的展示出股价的拐点所在。

值得注意的是, 在这里我们不直接使用预测得到的均线值, 而是利用预测的均线值反推出股价的预测值, 这样做的原因有二: 一是由于均线的滞后性, 预测出的结果直接使用会对收益产生影响; 二是若直接采用股价进行预测, 其结果肯定没有使用降低了噪声的均线进行预测的效果好。

2.2.3. 交易规则

我们利用预测结果反推出后 3 天的股价, 4 个数值点形成了三个趋势线段, 若趋势二、三为涨~涨, 如图 1(a)所示, 则在次日买入该股票。

买入股票后, 每日都加入当日的收盘价和 5 日均线进行新的预测, 若乖离度大于近期的波动率(本文选择的是数据长度的最后 1/6 段), 或者预测到趋势二、三为跌~跌, 亦或者最新的收盘价 < 买入价 \times 95%, 则选择在次日将该股票卖出。然后重新开始进行股票的选择。这样即可以保证股票在连续上涨过程中不会被过早卖出, 如图 1(a)所示; 也保证了卖出时股价处于峰顶位置附近, 如图 1(b)所示。

3. 交易策略的实证

3.1. 股票和数据选取

为了排除股票选取的偶然性和人为干扰, 增强说服力, 我们随机选取深市 A 股的 30 支股票。为体现随机性, 我们按股票编号顺序依次选择了深市 A 股的前 30 支股票, 其中大盘股 15 只和小盘股 15 只(剔除

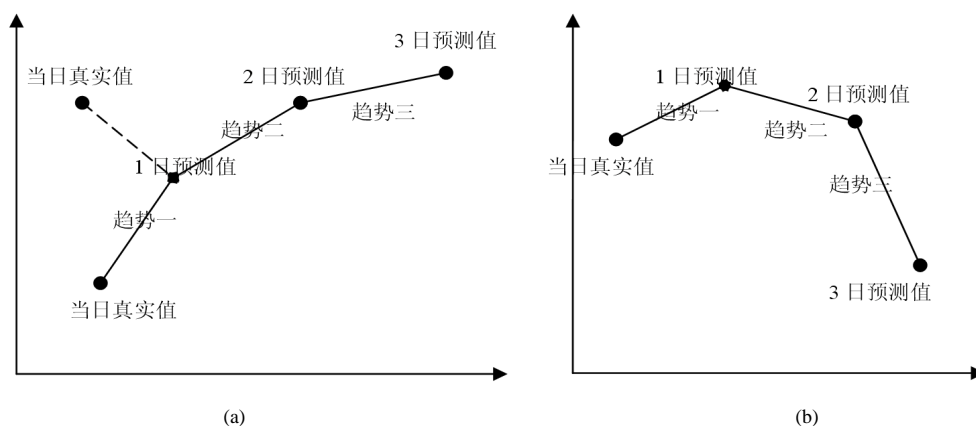


Figure 1. Trading conditions schematic: a) Conditions of buying; b) Conditions of selling
图 1. 买卖条件示意图: a) 买入时机; b) 卖出时机

了 ST 股)的收盘价数据(考虑红利再投资的收盘价的可比价格))和 5 日均线数据作为研究样本。数据选取的时间段为: 1998.1.5~2011.11.30 共 3364 个交易日的收盘价数据和 5 日均线数据, 前 2900 个数据作为训练样本, 后 464 个数据(2010.1.4~2011.11.30)依次加入进行滚动预测。数据来源: 国泰君安数据库。

3.2. 模式长度的选取

在 AC 算法中, 模式长度的选取对模型的预测精度有很大的影响, 为此我们对大小盘股票做了长度从 3 到 10 的预测, 为了更直观地比较模型的预测能力大小, 我们引入了趋势拟合度这个概念。3 日的预测值加上当日的真实数据, 4 个数据点形成了三段趋势, 若预测到的涨跌情况与实际一致, 则标记 1, 否则标记 0, 最后趋势拟合度的计算公式就是:

$$\text{趋势拟合度} = \frac{\text{标记总和}}{\text{预测区间长度}}$$

由于我们的交易策略重点在趋势二、三的预测, 因此最终模式长度的选取就是使得趋势二、三的拟合度的乘积达到最大的值。与如图 2 所示, 小盘股的模式长度则选取为 7, 其趋势一的拟合度为 0.788, 趋势二的拟合度为 0.699, 趋势三的拟合度为 0.62。

而大盘股的模式长度则选取为 8, 如图 3 所示, 其趋势一的拟合度为 0.778, 趋势二的拟合度为 0.689, 趋势三的拟合度为 0.623。

3.3. 交易结果

市场收益率用深证成分股指数代替, 深圳成分股

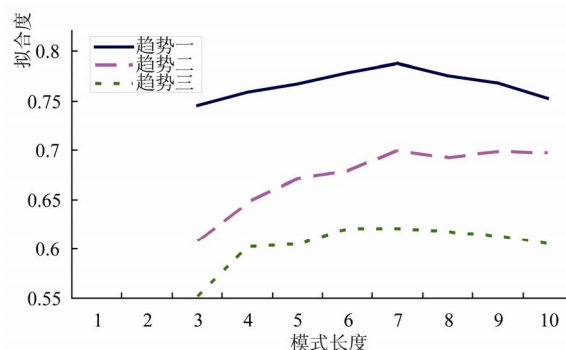


Figure 2. The small-cap stocks' fitting degree with different pattern length
图 2. 小盘股各模式长度拟合度

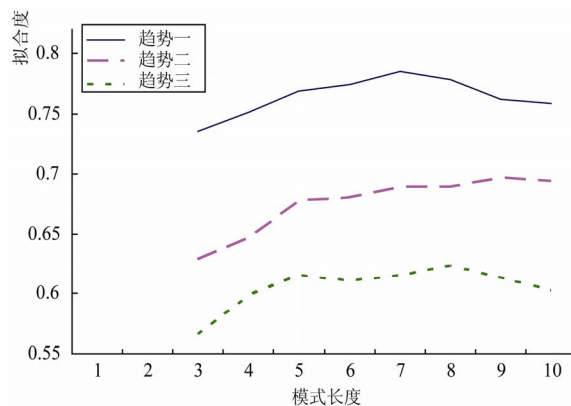


Figure 3. The large-cap stocks' fitting degree with different pattern length
图 3. 大盘股各模式长度拟合度

指数 399,001 从 2010 年的第一个交易日的 13533.537 跌到最后一个交易日的 12458.552, 收益率为-8.24%; 2011 年则从第一个交易日的 12714.514 跌到最后一个交易日(11 月 30 日)的 9693.385, 收益率为-24.04%。

此外每次交易都扣除了交易成本¹，将股票收益扣除总交易成本作为净收益。

如表 1 所示，15 只小盘股在 2010 年的平均净收

益为 3.22%，平均超额收益为 11.46%；在 2011 年的平均净收益为 1.2%，平均超额收益为 25.24%。

如表 2 所示，15 只大盘股在 2010 年的平均净收

Table 1. The transaction details of small-cap stocks

表 1. 小盘股交易详情表

小盘股	2010		2011		单位：% 合计
	交易次数	净收益	交易次数	净收益	
000004	4	-0.11	1	-2.89	-3
000011	7	-6.07	5	-2.04	-8.11
000019	6	-18.63	3	-8.05	-26.68
000020	6	21.58	7	-0.99	20.59
000023	3	3.7	6	-13.41	-9.71
000025	5	1.35	9	20.06	21.41
000026	6	-0.73	3	-3.39	-4.12
000049	8	48.12	8	-3.29	44.83
000056	3	-10.7	9	25.41	14.71
000062	7	-1.72	2	2.66	0.94
000065	7	7.11	9	2.28	9.39
000502	4	-6.53	4	6.46	-0.07
000513	6	1.4	7	-0.75	0.65
000519	13	13.48	6	1.71	15.19
000526	4	-3.92	5	-5.74	-9.66
均值	5.933	3.222	5.6	1.202	4.424
标准差		15.664		9.990	17.168
市场指数		-8.24		-24.04	-28.65
超额收益		11.46		25.24	33.07

Table 2. The transaction details of large-cap stocks

表 2. 大盘股交易详情表

大盘股	2010		2011		合计
	交易次数	净收益	交易次数	净收益	
000001	1	-1.47	0	0	-1.47
000002	4	-2.47	1	2.35	-0.12
000005	10	-14.78	1	0.83	-15.61
000006	7	-14.79	4	4.23	-10.56
000009	6	12.63	4	-4.63	8
000012	8	4.73	6	16.25	20.98
000014	6	-17.07	6	-0.64	-17.71
000016	7	11.37	4	12.07	23.44
000021	6	6.91	5	9.29	16.2
000022	4	10.92	3	-4.29	6.63
000024	9	1.82	3	-6.57	-4.75
000027	3	-0.75	2	-2.58	-3.33
000028	5	12.57	4	-4.19	8.38
000029	4	-4.14	3	-17.08	-21.22
000031	2	2.3	4	4.2	6.5
均值	5.467	0.519	3.333	0.616	1.024
标准差		9.983		8.157	13.658
市场指数		-8.24		-24.04	-28.65
超额收益		8.76		24.66	29.67

¹ 计算方式为： $[(\text{卖价} \times 99.9\% - \text{买价} \times 100.1\%) / \text{买价}] - 0.1\% = \text{卖价} / \text{买价} \times 99.9\% - 100.2\%$ 。

益为 0.52%，平均超额收益为 8.76%；在 2011 年的平均净收益为 0.62%，平均超额收益为 24.66%。大盘股的平均收益小于小盘股，但是波动较小盘股小。

在上述交易过程中，为了便于程序运行统计，我们采用的止损方法是若当日收盘价低于买入价的 95%，则在次日以收盘价卖出，因此导致部分股票损失加大。在实际操作时，可以做到在 95% 即时止损，其收益将得到明显提高。

由上述分析和实证可见，大盘股的模式长度长于小盘股，这是因为大盘股的异常波动比小盘股少，曲线变化较平稳，内在周期较长，因此股价变化更有规律性。同时大盘股的收益波动低于小盘股，收益也低于小盘股，符合收益与波动正相关的理论。

4. 结论

综合上述，基于 AC 算法均线预测方法预测个股每天股价趋势和拐点，建立的股票交易策略，在实际的投资过程中得到了令人满意结果，不仅有较易的操

作性，而且获得显著性的超额收益。特别是对小盘股的投资效果更佳。如果能先结合基本面分析选择股票，同时根据利好和利空消息调整交易策略，效果会更好。

参考文献 (References)

- [1] P. Xidonas, D. Askounis and J. Psarras. Common stock portfolio selection: A multiple criteria decision making methodology and an application to the Athens Stock Exchange. *Operational Research*, 2009, 9(1): 55-79.
- [2] S. G. M. Fifield, D. M. Power and D. G. S. Knipe. The performance of moving average rules in emerging stock markets. *Applied Financial Economics*, 2008, 19(18): 1513-1532.
- [3] J. Pinto, R. Neves and N. Horta. Fitness function evaluation for MA trading strategies based on genetic algorithms. New York: GECCO'11 Proceedings of the 13th Annual Conference Companion on Genetic and Evolutionary Computation, 2009: 819-820.
- [4] K. Y. Huang, C. J. Jane. A hybrid model for stock market forecasting and portfolio selection based on ARX, grey system and RS theories. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(3): 5387-5392.
- [5] E. N. Lorence. Atmospheric predictability is revealed by naturally occurring analogues. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 1969, 26: 636-646.
- [6] 贺昌政. 自组织数据挖掘与经济预测[M]. 北京: 科学出版社, 2005.