

相关研究报告:

《单向波动率差值研究:单向波动差值实现绝对收益》——2016-05-30

《金融工程专题研究:QFII 资金投资风格分析》——2016-05-27

《金融工程专题研究:尾部风险收益挖掘——大道至简?》——2016-05-17

《金融工程专题研究:又是一年红包季:把握高送转收益》——2016-04-29

《单向波动率差值择时之二:RPS 分级靠档减少交易频率》——2016-03-21

证券分析师: 吴子昱

电话: 0755-22940607

E-MAIL: wuziy@guosen.com.cn

证券投资咨询执业资格证书编号: S0980514050002

利用机器学习实现组合优化

● 用机器学习对股票收益分类

本报告以机器学习中的 SVM (支持向量机) 为例,以中证 800 为基准,实现了对给定股票池的收益分类预测。通过逐步削去法,得到五因子组合构成的“SVM 收益分类器”,输入每年因子截面数据,在超平面上对未来一年的股票收益分类跑赢/跑输进行预测。根据 2009 年至 2015 年的回测结果,平均年胜率为 55%。

● 用机器学习对股票波动分类

用类似的方法,同样用 SVM 作为分类器,以全 A 股票年波动率中位数为基准,实现了对给定股票池的波动分类预测。通过逐步削去法,得到十因子组合构成的“SVM 波动分类器”,输入每年因子截面数据,在超平面上对未来一年的股票波动高/低进行预测。根据 2009 年至 2015 年的回测结果,平均年胜率超过 61%,并且达到了降低投资组合波动率的目的。

● 深究因子组合

机器学习可以帮助我们综合、归纳;可以帮助我们处理非线性因子;但无法代替人推理实证,无法保证模型的可靠性。作为事例,本报告加入单因子分析,给出了进一步构建五因子模型的可能解决办法之一,通过五个因子打分形式,共同构建“成长 40 组合”,在 2009 年至 2015 年间,成长 40 组合年化收益率超过 36%,而同期全 A 等权的年化收益不足 14%。

独立性声明:

作者保证报告所采用的数据均来自合规渠道,分析逻辑基于本人的职业理解,通过合理判断并得出结论,力求客观、公正,结论不受任何第三方的授意、影响,特此声明。

内容目录

一、机器学习法实现组合优化	4
机器学习方法简介	4
投资组合优化问题的内涵	4
研究框架	4
逻辑实现：分两步走	4
二、机器学习法对股票收益分类	5
数据导入	5
收益因子共线性检查	5
数据筛查	5
用 SVM（支持向量机）对股票收益分类	6
用逐步削去法确定收益因子组合	6
收益因子模型确立	7
初步回测结果	7
小结与反思	7
三、机器学习法对股票风险分类	8
风险因子共线性检查	8
用 SVM（支持向量机）对股票风险分类	8
用逐步削去法确定风险因子组合	8
风险因子模型确立	8
回测结果	9
二元风险模型：小结与反思	10
四、深究收益因子组合	10
值得深究：预测收益的故事并未结束	10
单因子测试与改进：市盈率	10
单因子测试与改进：市值	11
单因子测试与改进：60 日反转	11
单因子测试与改进：120 日反转	12
单因子测试与改进：应收帐款	13
构建五因子模型	13
模型回测表现	13
五、总结与讨论	14
数据前处理在机器学习的金融应用中十分重要	14
机器学习方法在信息分类中具有优势	14
国信证券投资评级	15
分析师承诺	15
风险提示	15
证券投资咨询业务的说明	15

图表目录

图 1: 看多组合每年持仓数量	7
图 2: 样本组合 (机器学习低波动) 与全 A 等权组合对比	9
图 3: 低波动样本组合每年持仓数量	10
图 4: EP 与前 N 名平均超额收益曲线	11
图 5: 市值与前 N 名平均超额收益曲线	11
图 6: 60 日收益升序与前 N 名平均超额收益曲线	12
图 7: 120 日收益升序与前 N 名平均超额收益曲线	12
图 8: 利润-应收帐款比与前 N 名平均超额收益曲线	13
表 1: 69 个初始因子列表	5
表 2: 收益因子组合年度分类预测胜率	6
表 3: 基准中证 800 与看多、对照组合的每年收益	7
表 4: 波动预测因子组合年度分类预测胜率	8
表 5: 基准中证 800 与样本、对照组合的每年收益	9
表 6: 全 A 等权、中证 800 与成长 40 组合的每年收益	13

一、机器学习法实现组合优化

机器学习方法简介

机器学习是研究计算机怎样模拟人类的学习行为，以获取新知识，重组已有知识结构，使之不断改善自身性能。

机器学习的思维方法主要包括归纳与综合；分析与演绎罕有涉及。

机器学习可以按照样本的标记与否分为两类：监督学习和无监督学习。

1 监督学习是指利用已标记的样本来完成一个功能的机器学习任务。

2 无监督学习是利用无标记的样本，通过学习激励制度或者聚合方法，来对样本进行分类。

本篇报告采用监督学习中的 SVM（支持向量机）作为分类工具，逐步探究机器学习在投资组合优化问题中的功能与作用。

投资组合优化问题的内涵

投资组合优化，即在给定的资产池中，通过选择和分配适当权重，使得下述两个目标可以达成：

1 组合收益在给定约束条件下尽可能大；

2 组合风险在给定约束条件下尽可能小。

本报告将具体研究股票投资组合优化的问题。从内涵上讲，可分为两部分：

1 预期风险相同时，提高组合收益。

2 预期收益相同时，降低组合风险。

这里我们假设市场是非完全有效的，则上述两条内涵具有实际的研究价值。

研究框架

在资产定价模型的范畴内，我们将机器学习处理投资组合优化问题，具象化为：

“给定时间周期，给定因子池内，对包含有效信息的因子组合进行筛选与识别”。

具体我们将使用 SVM，筛选有效因子组合，分别对 A 股股票的：

- 12 个月收益，做二元预测
- 12 个月波动，做二元预测

逻辑实现：分两步走

采用 SVM 作为监督分类器，分两步实现股票投资组合优化

- 用 SVM 对未来 12 个月的股票收益分为跑赢组和跑输组；
- 用 SVM 对未来 12 个月的股票波动分为高波动和低波动组。

二、机器学习法对股票收益分类

数据导入

时间：2008 年至 2016 年 4 月 30 日

周期：年度

采样时间：每年 4 月最后一个交易日

初始因子池：69 个

表 2: 69 个初始因子列表

因子名称				
总市值	A 股市值	自由流通市值	流通市值	EP
BP	SP	CFP	年振幅	100 周年化收益率
60 周年化收益率	100 周波动率	60 月波动率	年化波动率	标准差系数
100 周 beta	60 月 beta	年化 beta	近三年净利润复合年增长率	近三年营业收入复合年增长率
三年营业总收入增长率	三年营业利润增长率	三年营业总成本增长率	三年经营活动净收益增长率	三年价值变动净收益增长率
三年利润总额增长率	三年净利润增长率	三年归属母公司股东净利润增长率	三年归属母公司扣非净利润增长率	三年经营活动产生现金流量净额增长
三年资产总计增长率	三年股东权益增长率	三年归属母公司股东权益增长率	月涨跌幅	60 日涨跌幅
120 日涨跌幅	240 日涨跌幅	营业利润	净利润	利润总额
营业收入	营业总收入	归属母公司股东净利润	基本每股收益	稀释每股收益
EBIT	EBITDA	毛利	扣非净利润	经营活动净收益
价值变动净收益	研发费用	流动资产合计	应收帐款	存货
货币资金	交易性金融资产	应收票据	预付帐款	应收股利
应收利息	买入返售金融资产	经营活动净收益 / 利润总额	价值活动净收益 / 利润总额	营业外收支净额 / 利润总额
扣非净利润 / 净利润	归属母公司股东净利润 / 净利润	净利润 / 利润总额	净利润 / 营业总收入	

资料来源：WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

收益因子共线性检查

在初始因子池内的 69 个因子,做共线性检查,以筛除明显冗余的线性相关因子。通过共线性检验的收益预测因子共有 13 个,它们分别为:

总市值、BP、EP、近 12 个月振幅、100 周波动率、近三年净利润复合增长率、近三年营业收入复合增长率、60 日涨幅、120 日涨幅、240 日涨幅、营业利润、流动资产合计、应收帐款。

数据筛查

首先对 2008 年 4 月 30 日截面的上述 13 个因子,联同过去 12 个月股票收益,共 14 列数据。在 2008 年 4 月最后一个交易日已经上市的全 A 股票池,如果某

只股票的上述 14 列数据不完整,则将其剔除。按照此方法,确定 2008 年至 2016 年的股票池,2008 年之后不增补。共 988 家。然后,我们对其中四个因子做预处理:

- 对股票市值年序列,将每只股票 2008 年截面数据,作为该股票市值时间序列的基准值。即股票市值时间序列除以 2008 年的市值。
- 对营业利润年序列,将每只股票 2008 年截面数据,作为该股票利润时间序列的基准值。即营业利润时间序列减去 2007 年报值。
- 对流动资产年序列,将每只股票 2008 年截面数据,作为该股票流动资产时间序列的基准值。即流动资产时间序列除以 2007 年报值。
- 对应收帐款年序列,将每只股票 2008 年截面数据,作为该股票应收帐款时间序列的基准值。即应收帐款时间序列除以 2007 年报值。

对于 2008 年 4 月 30 日之后,股票缺失的某个因子数据,赋予该年度所有股票该因子数据的中位数值。

统计每个因子 2008~2016 年间,988 只股票共缺失的该因子数据比例,如果超过 1%,则删除。上述 13 个因子经验证,均未超过 1%。故全部保留。

最后,对当期每个因子的所有股票数据,进行以“均值 0,方差 1”为目标,做标准化处理。

用 SVM (支持向量机) 对股票收益分类

本报告以中证 800 作为基准,将股票超额收益分为两种状态:即跑赢和跑输。我们输入 T 年的 13 个因子和 T+1 年的股票状态,利用 SVM 在 13 维超平面上,生成 T 年用于预测超额收益方向的二元分类器。再用 T 年的二元分类器,对 T+1 年的股票池,利用 T+1 年的 13 个因子,对 T+2 年的股票超额收益方向进行二元分类。

用逐步削去法确定收益因子组合

因子共线性测试仅作为筛选因子组合的第一步。是否仍存在冗余信息?监督学习分类器可以帮助我们进一步验证。之所以“可通过 SVM 验证”,是因为相关性较高的两个因子,从因子暴露传导到该因子贡献的收益时,与相关性较高的因子所表达出的因子收益观点,不免有所偏差。而这种偏差,作为干扰信息输入了 SVM 分类器,从而影响了分类器的质量。所以,不妨采用逐步削去法:如果去掉某个因子,并且整体分类的质量有所提高,则说明该因子是冗余的。

下表是我们依据上述“逐步削去法”,进行因子组合评价的过程:

表 2: 收益因子组合年度分类预测胜率

胜率	13 因子	11 因子	8 因子	5 因子
2009	0.609127	0.6051587	0.5982143	0.5734127
2010	0.5198413	0.5267857	0.5218254	0.5188492
2011	0.4712302	0.452381	0.4434524	0.4751984
2012	0.5079365	0.469246	0.5267857	0.514881
2013	0.5565476	0.5813492	0.6220238	0.6140873
2014	0.5257937	0.5416667	0.5357143	0.5664683
2015	0.5238095	0.5605159	0.5525794	0.5853175

资料来源: WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

收益因子模型确立

最终，只有五个因子通过了逐步削去法的检验，它们是：市值、市盈率、60日涨跌幅、120日涨跌幅和应收帐款。

以一年时间窗口去看，上述五个因子从五个维度描述了影响股票收益的因素：

- 市值风格差异对股票收益有显著影响；
- 市盈率在不同分段区间之内，所体现的价值内涵不同，会在后续章节进一步展开说明；
- 60日涨跌幅体现了季度反转的特征；
- 120日涨跌幅体现了半年度反转（或者动量）的影响；
- 应收帐款影响未来的收入和利润。

初步回测结果

使用每年 SVM 得到的分类器，输入五个因子，在超平面上对 T+1 年的股票跑赢/跑输基准的状态进行预测。跑赢基准的组合称为看多组合，跑输基准的组合称为对照组合。权重采用等权分配。下表给出每年的组合表现情况：

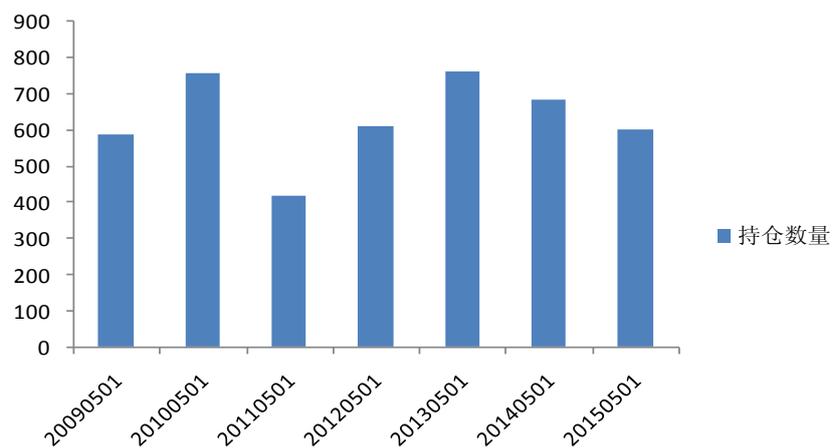
表 3: 基准中证 800 与看多、对照组合的每年收益

	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015
基准	22.78	5.33	-19.43	-7.13	-6.31	121.37	-32.32
看多	50.71	16.72	-24.13	-5.11	11.53	141.01	-13.77
对照	43.81	12.11	-20.35	-9.26	13.01	118.84	-24.33

资料来源：WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

下面给出看多组合的每年持仓数量：

图 1: 看多组合每年持仓数量



资料来源：WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

小结与反思

至此，用支持向量机作为分类器，我们找到了可能对未来一年收益有预测性的“五因子组合”：总市值 + EP + 60日涨跌幅 + 120日涨跌幅 + 应收帐款。然而，毕竟机器学习只显示了回测分类的结果；是否真正有效还要人自己判断。

三、机器学习法对股票风险分类

风险因子共线性检查

在初始因子池内的 69 个因子,做共线性检查,以筛除明显冗余的线性相关因子。通过共线性检验的波动预测因子共有 14 个,它们分别为:

总市值、BP、EP、近 12 个月振幅、100 周波动率、近三年净利润复合增长率、近三年营业收入复合增长率、60 日涨幅、120 日涨幅、240 日涨幅、营业利润、流动资产合计、应收帐款、年化波动率。

用 SVM (支持向量机) 对股票风险分类

我们以波动率表征股票风险。本报告以全部 A 股波动率中位数作为基准,将股票波动率分为两种状态:即高波动和低波动。我们输入 T 年的 14 个因子和 T+1 年的股票状态,利用 SVM 在 14 维超平面上,生成 T 年用于预测超额收益方向的二元分类器。再用 T 年的二元分类器,对 T+1 年的股票池,利用 T+1 年的 14 个因子,对 T+2 年的股票波动率高低进行二元分类。

用逐步削去法确定风险因子组合

与处理收益因子的方法类似,我们采用逐步削去法,选取波动预测因子组合:如果去掉某个因子,并且整体分类的质量有所提高,则说明该因子是冗余的。

下表是我们用“逐步削去法”评价波动预测因子组合的过程:

表 4: 波动预测因子组合年度分类预测胜率

胜率	14 因子	12 因子	11 因子	10 因子
2009	0.6099537	0.6137566	0.6157407	0.6173942
2010	0.5922619	0.5992063	0.6071429	0.6140873
2011	0.6865079	0.6875	0.6924603	0.6894841
2012	0.6309524	0.6378968	0.6319444	0.6339286
2013	0.5922619	0.594246	0.5952381	0.5982143
2014	0.5605159	0.5644841	0.5714286	0.5674603
2015	0.5972222	0.5992063	0.5962302	0.6011905

资料来源: WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

风险因子模型确立

最终,只有十个因子通过了逐步削去法,对波动率预测产生边际贡献,它们是:市值、市盈率、年振幅、100 周波动率、近三年净利润复合年增长率、60 日涨跌幅、240 日涨跌幅、营业利润、流动资产合计和应收帐款。

以预测一年时间窗口去看,上述十个因子描述了影响股票波动率的因素,从大概率意义上讲,可能有如下因素成立:

- 市值越小,波动越大;
- 市盈率对波动率产生显著影响;
- 过去一年振幅越大,未来一段时间波动率也会偏大;
- 过去 100 周波动率越大,未来年波动率会偏大;
- 近三年净利润复合年增长率影响公司基本面,进而对波动率产生影响;
- 60 日涨跌幅对未来年波动产生影响;

- 240日涨跌幅对未来年波动产生影响；
- 营业利润/流动资产合计影响基本面，进而影响波动率；
- 应收帐款影响未来公司业绩，进而影响波动率。

回测结果

使用每年 SVM 得到的分类器，输入十个因子，在超平面上对 T+1 年的股票高波动/低波动的状态进行预测。结合之前生成的预测跑赢组合，综合选取低波动看多组合作为样本组合，其余股票组合称为对照组合。权重采用等权分配。下表给出每年的组合表现情况：

表 5: 基准中证 800 与样本、对照组合的每年收益

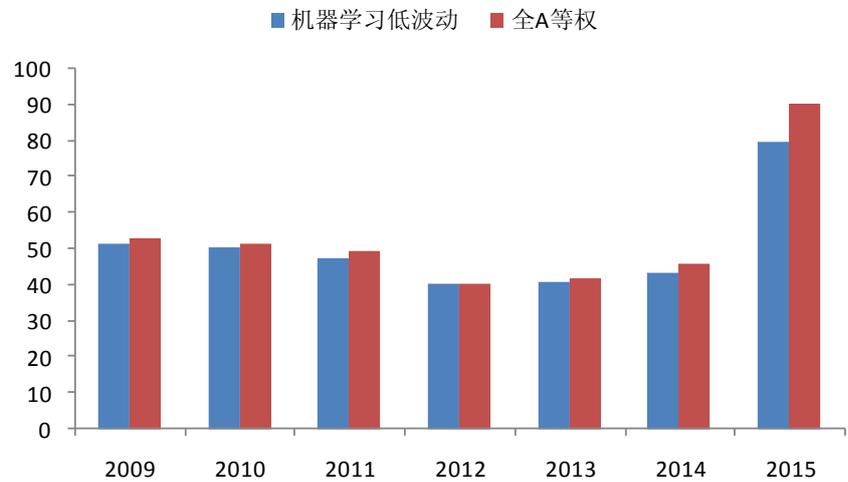
	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015
基准	22.78	5.33	-19.43	-7.13	-6.31	121.37	-32.32
样本	54.24	18.63	-25.74	-5.38	11.29	143.70	-14.95
对照	44.69	13.71	-21.09	-7.28	12.21	127.82	-19.86

资料来源：WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

上表显示，除了 2013 年低波动组合表现不佳（未跑赢对照组）之外，其余年份均跑赢对照组。

下面给出样本组合的每年实际波动率：

图 2: 样本组合（机器学习低波动）与全 A 等权组合对比

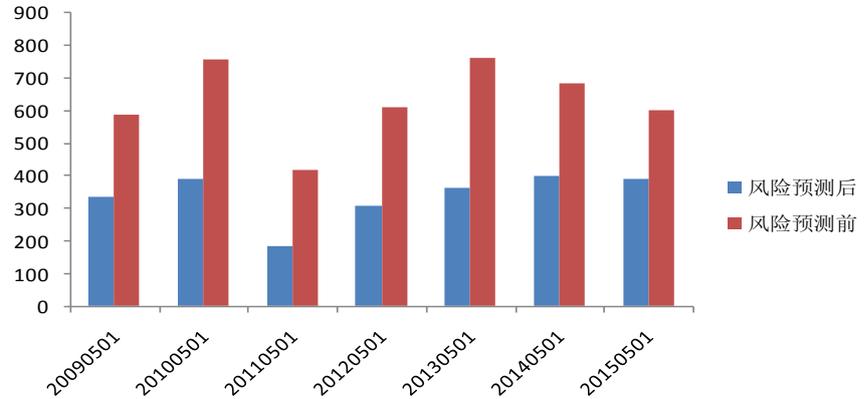


资料来源：WIND 资讯、国信证券经济研究所整理

根据回测，由于 2009 至 2015 年间平均低波动预测胜率超过 60%，所以机器学习低波动组合，在此期间每年的波动率都小于全 A 等权。

下面给出低波动样本组合的每年持仓数量：

图 3：低波动样本组合每年持仓数量



资料来源：WIND 资讯，国信证券经济研究所整理

二元风险模型：小结与反思

在股票数目变少，不显著影响长期组合预期收益的情况下，能够降低组合的长期波动率，还是难能可贵的。单论股票投资组合而言，其组合波动率取决于：

- 1 个体股票波动率；
- 2 组合任何两只股票间相关性；
- 3 股票权重。

在理想情况下，假设每只股票波动率相同，对于等权组合，考虑任两只股票相关性不超过 1，则股票越多，风险越低。

但现实的情况是，对于等权组合，通过剔除显著高波动且正相关度高的股票，可以达到降低组合波动率的目的。所以，一般而言，“股票数目越多，风险越低”这一结论是值得商榷的。

四、深究收益因子组合

值得深究：预测收益的故事并未结束

根据第二章，SVM 分类器显示，五因子组合对 A 股未来 12 个月区间收益预测可能有贡献。我们对 2009 至 2015 年多截面进行了单因子升序排列的收益测试。下面我们先来逐个进行单因子测试讨论。

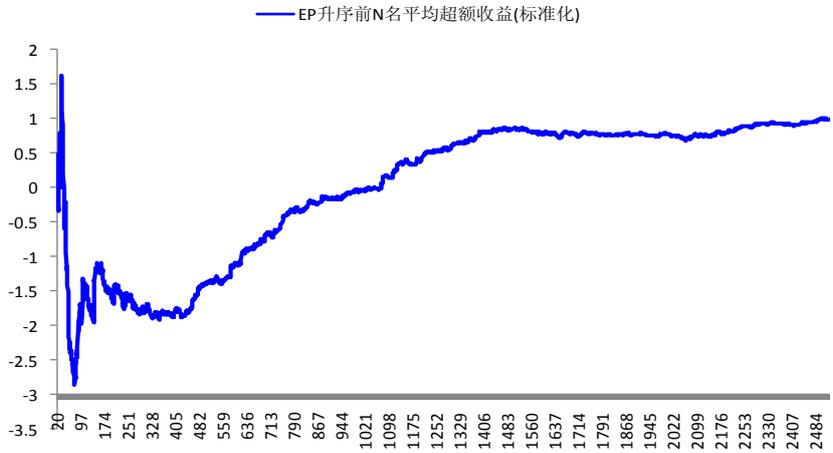
单因子测试与改进：市盈率

市盈率与收益呈现出分段的关系。我们可将此关系分为四类：

- 具备壳资源的公司
- 业绩暂时陷入困境的公司
- 当前盈利但业绩波动，市盈率偏高的公司
- 当前盈利且业绩稳健，市盈率偏低的公司

下面为市盈率倒数 EP 升序与收益（截面标准化）之间的关系：

图 4: EP 与前 N 名平均超额收益曲线



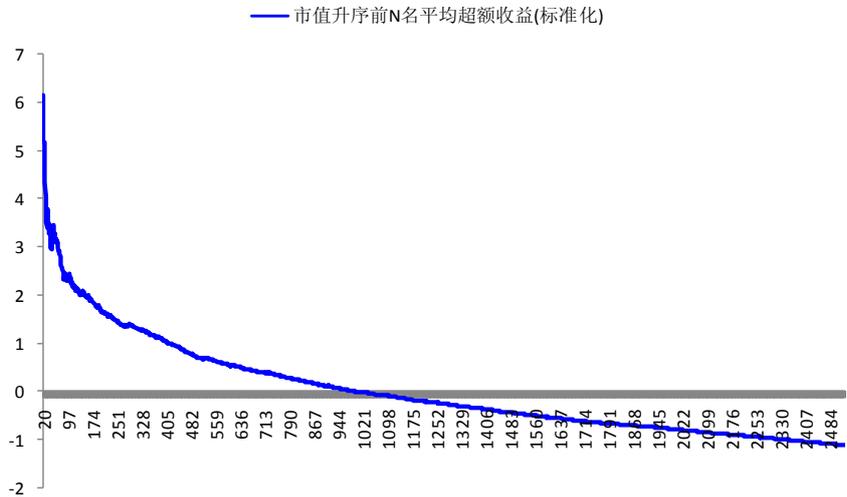
资料来源：WIND 资讯，国信证券经济研究所整理

单因子测试与改进：市值

市值与收益长期呈现单调的关系。从 2009 至 2015 年区间看，市值越小，未来一年预期收益越大。

下面为市值与收益（截面标准化）之间的关系：

图 5: 市值与前 N 名平均超额收益曲线



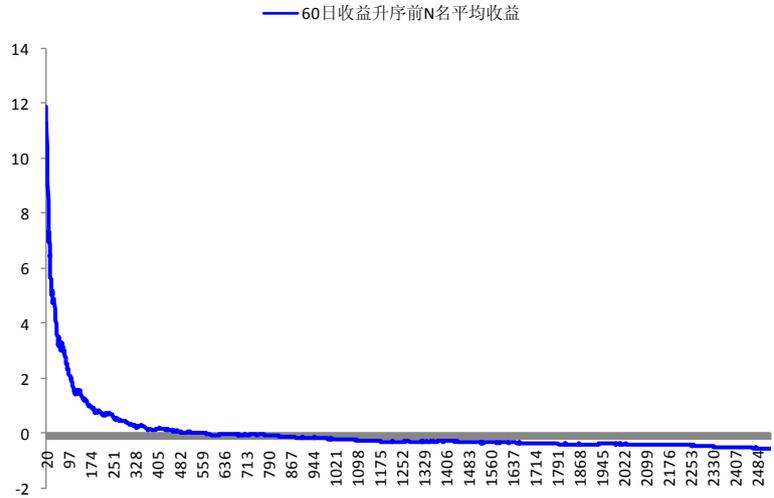
资料来源：WIND 资讯，国信证券经济研究所整理

单因子测试与改进：60 日反转

60 日反转与收益长期呈现单调的关系。从 2009 至 2015 年区间看，前 60 日收益越低，未来一年预期收益越大。

下面为 60 日收益升序与未来一年收益（截面标准化）之间的关系：

图 6: 60 日收益升序与前 N 名平均超额收益曲线



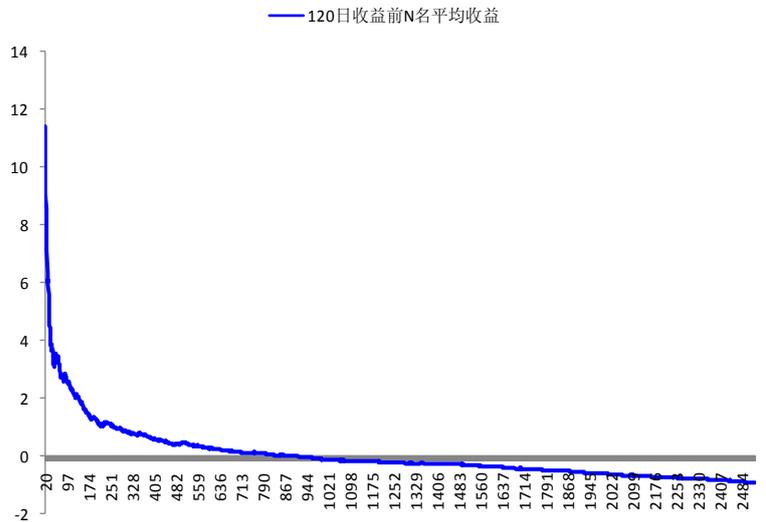
资料来源：WIND 资讯，国信证券经济研究所整理

单因子测试与改进：120 日反转

120 日反转与收益长期呈现单调的关系。从 2009 至 2015 年区间看，前 120 日收益越低，未来一年预期收益越大；反之亦然。

下面为 120 日收益升序与未来一年收益（截面标准化）之间的关系：

图 7: 120 日收益升序与前 N 名平均超额收益曲线



资料来源：WIND 资讯，国信证券经济研究所整理

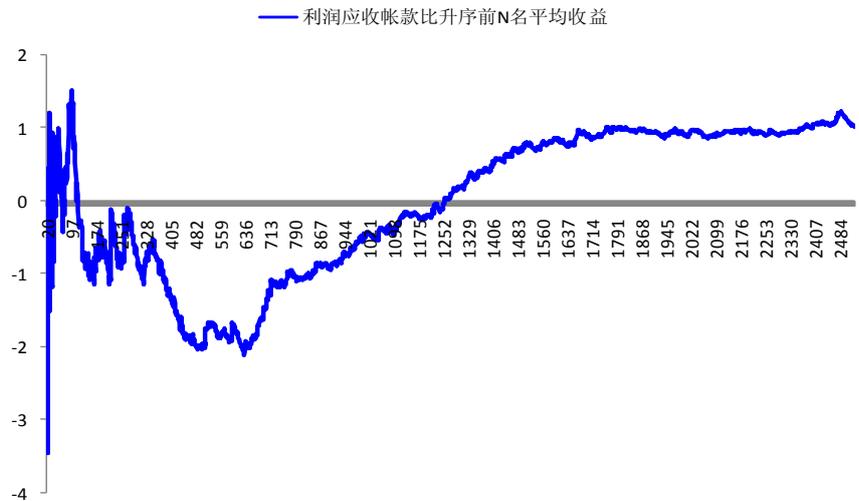
单因子测试与改进：应收帐款

通过研究发现，应收帐款作为利润的分母，新因子的效果更佳，我们将该因子呈现出的分段关系。分为三类：

- 亏损的公司
- 当前盈利且应收帐款小于利润，此时应收帐款对未来利润贡献可能不显著；
- 当前盈利且应收帐款大于利润，此时应收帐款对未来利润贡献可能显著。

下面利润-应收帐款比，与收益（截面标准化）之间的关系：

图 8: 利润-应收帐款比与前 N 名平均超额收益曲线



资料来源：WIND 资讯，国信证券经济研究所整理

构建五因子模型

综合上述五因子的特征，我们不妨定义“机器学习成长 40 模型”，每年 5 月初换仓，因子采用打分制，选取打分最高的 40 只等权组合，具体用法如下：

- 在中高市盈率股票中，选相对偏低的；
- 小市值股票打分较高；
- 前 60 日收益越低，打分越高；
- 前 120 日收益越低，打分越高；
- 当前盈利，且应收帐款大于利润的股票中，应收帐款越接近利润，打分越高。

模型回测表现

下表给出每年的组合表现情况：

表 6: 全 A 等权、中证 800 与成长 40 组合的每年收益

	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015
中证 800	22.78	5.33	-19.43	-7.13	-6.31	121.37	-32.32
成长 40	17.66	13.7	-20.99	44.01	48.22	194.41	31.75
全 A 等权	7.65	7.62	-17.76	-0.86	23.38	146.85	-13.22

资料来源：WIND 资讯，国信证券经济研究所整理

上表显示，除了 2011 年成长 40 未跑赢全 A 等权和中证 800，2009 年末跑赢

中证 800 之外，其余年份均跑赢两个指数。成长 40 组合近 7 年年化收益高达 36% 以上；而同期全 A 等权年化收益却不到 14%。

五、总结与讨论

数据前处理在机器学习的金融应用中十分重要

数据前处理是做好分类的前提。无论使用哪种机器学习方法，输入信息的质量，以及数据的可比性都至关重要。所以，对金融数据缺失项的处理要仔细考虑。此外，冗余信息的加入，可能会误导分类器作出错误的分类。这与机器学习的处理逻辑相关，毕竟机器学习使用的是归纳、综合，而非演绎。

机器学习方法在信息分类中具有优势

若信息使用得当，支持向量机可以发挥在超平面内处理多维数据的优势：高效地进行分类。这比人工逐一参数去调速度要快，质量要好。

国信证券投资评级

类别	级别	定义
股票 投资评级	买入	预计 6 个月内，股价表现优于市场指数 20%以上
	增持	预计 6 个月内，股价表现优于市场指数 10%-20%之间
	中性	预计 6 个月内，股价表现介于市场指数 $\pm 10\%$ 之间
	卖出	预计 6 个月内，股价表现弱于市场指数 10%以上
行业 投资评级	超配	预计 6 个月内，行业指数表现优于市场指数 10%以上
	中性	预计 6 个月内，行业指数表现介于市场指数 $\pm 10\%$ 之间
	低配	预计 6 个月内，行业指数表现弱于市场指数 10%以上

分析师承诺

作者保证报告所采用的数据均来自合规渠道，分析逻辑基于本人的职业理解，通过合理判断并得出结论，力求客观、公正，结论不受任何第三方的授意、影响，特此声明。

风险提示

本报告版权归国信证券股份有限公司（以下简称“我公司”）所有，仅供我公司客户使用。未经书面许可任何机构和个人不得以任何形式使用、复制或传播。任何有关本报告的摘要或节选都不代表本报告正式完整的观点，一切须以我公司向客户发布的本报告完整版本为准。本报告基于已公开的资料或信息撰写，但我公司不保证该资料及信息的完整性、准确性。本报告所载的信息、资料、建议及推测仅反映我公司于本报告公开发布当日的判断，在不同时期，我公司可能撰写并发布与本报告所载资料、建议及推测不一致的报告。我公司或关联机构可能会持有本报告中所提到的公司所发行的证券头寸并进行交易，还可能为这些公司提供或争取提供投资银行业务服务。我公司不保证本报告所含信息及资料处于最新状态；我公司将随时补充、更新和修订有关信息及资料，但不保证及时公开发布。

本报告仅供参考之用，不构成出售或购买证券或其他投资标的的要约或邀请。在任何情况下，本报告中的信息和意见均不构成对任何个人的投资建议。任何形式的分享证券投资收益或者分担证券投资损失的书面或口头承诺均为无效。投资者应结合自己的投资目标和财务状况自行判断是否采用本报告所载内容和信息并自行承担风险，我公司及雇员对投资者使用本报告及其内容而造成的一切后果不承担任何法律责任。

证券投资咨询业务的说明

证券投资咨询业务是指取得监管部门颁发的相关资格的机构及其咨询人员为证券投资者或客户提供证券投资的相关信息、分析、预测或建议，并直接或间接收取服务费用的活动。

证券研究报告是证券投资咨询业务的一种基本形式，指证券公司、证券投资咨询机构对证券及证券相关产品的价值、市场走势或者相关影响因素进行分析，形成证券估值、投资评级等投资分析意见，制作证券研究报告，并向客户发布的行为。

国信证券经济研究所团队成员

宏观		策略		技术分析	
董德志	021-60933158	郇彬	021-6093 3155	闫莉	010-88005316
陶川	010-88005317	朱俊春	0755-22940141		
燕翔	010-88005325	王佳骏	021-60933154		
李智能	0755-22940456				
固定收益		纺织/日化零售		互联网	
董德志	021-60933158	郭陈杰	021-60875168	王学恒	010-88005382
赵婧	0755-22940745	朱元	021-60933162	李树国	010-88005305
魏玉敏	021-60933161			何立中	010-88005322
柯聪伟	021-60933152				
医药生物		社会服务(酒店、餐饮和休闲)		家电	
江维娜	021-60933157	曾光	0755-82150809	王念春	0755-82130407
邓周宇	0755-82133263	钟潇	0755-82132098		
万明亮		张峻豪	0755-22940141		
通信服务		电子		环保与公共事业	
程成	0755-22940300	刘翔	021-60875160	陈青青	0755-22940855
		刘洵	021-60933151	邵潇	0755-22940659
		蓝逸翔	021-60933164		
		马红丽	021-60875174		
军工及主题投资				非金属及建材	
王东	010-88005309			黄道立	0755-82130685
徐培沛	0755-22940793			刘宏	0755-22940109
房地产		食品饮料			
区瑞明	0755-82130678	刘鹏	021-60933167		
朱宏磊	0755-82130513				
电力设备新能源		化工		建筑工程	
杨敬梅	021-60933160	苏淼	021-60933150	刘萍	0755-22940678
金融工程		轻工造纸		汽车及零部件	
吴子昱	0755-22940607	邵达	0755-82130706	梁超	0755-22940097
黄志文	0755-82133928				
邹璐	0755-82130833-701418				

国信证券机构销售团队

华北区 (机构销售一部)		华东区 (机构销售二部)		华南区 (机构销售三部)		海外销售交易部	
李文英	010-88005334 13910793700	汤静文	021-60875164 13636399097	赵晓曦	0755-82134356 15999667170	赵冰童	0755-82134282 13693633573
liwying@guosen.com.cn		tangjingwen@guosen.com.cn		zhaoxxi@guosen.com.cn		zhaobt@guosen.com.cn	
夏坤	13726685252	吴国	15800476582	邵燕芳	0755-82133148 13480668226	梁佳	0755-25472670 13602596740
王玮	13726685252	唐泓翼	13818243512	shaoyf@guosen.com.cn		liangjia@guosen.com.cn	
				颜小燕	0755-82133147 13590436977	程可欣	886-0975503529(台湾)
				yanxy@guosen.com.cn		chengkx@guosen.com.cn	
许婧	18600319171	梁轶聪	021-60873149 18601679992	黄明燕	18507558226	刘研	0755-82136081 18610557448
边祎维	13726685252	liangyc@guosen.com.cn		刘紫微	13828854899	liuyan3@guosen.com.cn	
		倪婧	18616741177			夏雪	18682071096
王艺汀	13726685252	林若	13726685252	郑灿	0755-82133043 13421837630	郭泓辰	18575583236
赵海英	010-66025249 13810917275	张南威	13726685252	zhengcan@guosen.com.cn		吴翰文	13726685252
				廖雯婷	13726685252		
zhaohy@guosen.com.cn		周鑫	13726685252				