

基于广义自回归条件异方差选股模型的布林带通道突破择时量化交易

韩 策, 林丹婷, 柯鹏飞, 吕佳钰, 谢宛真, 仰小凤

(杭州师范大学经济学院, 杭州 311121)

摘要: 提出一种综合利用广义自回归条件异方差模型进行波动率选股、布林带通道突破择时和平均真实波幅(ATR)动态止损的量化投资策略。首先,利用广义自回归条件异方差(GARCH)模型预测未来一周波动率最大的 30 只股票,构建股票池;其次,采用布林带指标进行择时,捕捉价格趋势变化;最后,根据平均真实波幅指标调整止损位,保护资本。通过多次回测,确定最佳参数。研究结果表明,该策略在不同市场环境下均表现出色,熊市具有较好的避险能力,牛市和震荡市场具有较强的盈利能力,实现了稳定的超额收益。综合运用波动率选股、价格突破和动态止损策略,为投资者提供了一种有效的量化投资方案。

关键词: 量化投资; 波动率; 广义自回归条件异方差(GARCH)模型; 布林带通道; 动态止损

中图分类号: F832.48 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-1807(2024)19-0209-10

随着股市的迅猛发展,股票投资的量化管理已经逐渐成为热点。截至 2023 年底,百亿量化私募共有 32 家,全年平均收益为 6.14%,32 家量化私募全部实现正收益,远高于主观私募-5.21%的平均收益率水平。中国当前的量化产品策略在不断创新,从传统的多因子投资策略到较为新颖的动态风险平价策略、事件驱动策略等,都在逐渐被投资者所接受和应用^[1]。

1 文献综述

1.1 GARCH 模型的相关研究

对于股票投资,着重关注其回报率和风险,风险一般使用波动率来衡量。波动率是用来描述证券价格、市场指数、利率等在它们均值附近上下波动幅度的术语,是标的资产投资回报率的变化程度的度量,表示股票所提供收益的不确定性^[2]。

用于衡量波动率的自回归条件异方差(autoregressive conditional heteroskedasticity, ARCH)模型是几十年来金融计量学发展中的重大创新。该模型于 2003 年获得诺贝尔经济学奖,这个模型被普遍认为是有效地捕捉方差变化特征的模型之一。在波动率模型中,ARCH 模型以其能够准确地模拟时间序列变量波动性变化的特点,在理论研究和实

证运用上扮演了重要的角色。广义自回归条件异方差(autoregressive conditional heteroskedasticity, GARCH)模型是 ARCH 模型的推广形式,具有许多优点。首先,它能够捕捉到波动率的非常规特性,而传统的线性模型无法完全描述金融市场中的非线性波动特征,如波动率的聚集和冲击效应。其次, GARCH 模型能够很好地预测波动率,帮助投资者进行风险管理和决策制定。最后, GARCH 模型适用于多种金融时间序列,可广泛应用于股票、期货、外汇等各种金融市场。

国内外的学者不断优化 GARCH 模型,并将其运用于不同领域。Christiin 等^[3]探讨了使用标普 500 指数成分股进行配对交易的效果,比较了基于跨期协整性的交易和基于统计套利的交易不同的交易方法,结果表明 GARCH 模型可以得到稳定可靠的高回报率。Hoffman^[4]使用了 GARCH 模型来预测未来的波动率,并使用这些预测结果来制定统计套利策略,他发现 GARCH 模型能够在很大程度上预测股票价格的波动率,从而提供了一种可行的套利策略。同时,他还介绍了一些对于正确执行套利策略非常重要的概念,如保证金、滑点和杠杆等。张禹隆和李强^[5]将房地产业板块指数与银行业板块

收稿日期: 2024-05-30

作者简介: 韩策(2003—),男,回族,河南信阳人,研究方向为金融工程;林丹婷(2003—),女,浙江台州人,研究方向为金融工程;柯鹏飞(2003—),男,浙江台州人,研究方向为金融工程;吕佳钰(2003—),女,浙江绍兴人,研究方向为金融工程;谢宛真(2003—),女,广东汕头人,研究方向为金融工程;仰小凤(1981—),女,浙江杭州人,博士,讲师,研究方向为衍生品定价、风险管理。

指数进行 DCC(dynamic conditional correlation, 动态条件相关)—GARCH 拟合, 实证检验近年来房地产业与银行业间的风险溢出, 并提出了相应的政策建议。翟茜彤^[6]利用 DCC-GARCH(dynamic conditional correlation-generalized autoregressive conditional heteroskedasticity, 动态条件相关性-广义自回归条件异方差)模型探究中国黄金与行业股票市场的动态关系, 提出了对于投资黄金的风险管理建议。吴鑫育等^[7]通过使用 GARCH-MIDAS-SK (generalized autoregressive conditional heteroskedasticity-mixed data sampling-stochastic kernel, 广义自回归条件异方差-混合数据抽样-随机核)模型, 研究了时间变化的风险厌恶对人民币汇率波动的影响, 强调了在金融波动预测中考虑时间变化的高阶矩和风险厌恶的重要性。

1.2 布林带通道模型的相关研究

布林通道(Bollinger Bands)由约翰·布林格(John Bollinger)根据统计学中标准差理念设计出的, 是研判市场中长期运动趋势的一种重要技术分析工具。该指标闪现出爱因斯坦的相对论思想: 股价的高低都是相对的, 此一时彼一时, 股价在布林带上轨或者下轨都是股价暂时的相对高点或者低点。

布林带通道近几年也在快速发展。潘清斌^[8]将技术指标和资金管理结合建立策略, 证实了布林指标交易策略比高抛低吸策略更适合用于商品期货市场以及唐奇安通道和自适应平均线, 可以大幅度改善布林指标投资绩效。何昆^[9]将布林道模型与量化交易结合建立量化交易模型, 加入均线作为趋势判断的指标, 结合百分比的仓亏控制, 并引入相对位置指标作为出场信号实现模型的盈利, 实现了10年外汇市场的盈利。

1.3 ATR 指标的相关研究

ATR(average true range, 真实波幅均值)指标是在风控策略中的常用惯常技术指标。该指标主要用于衡量市场波动的活跃度和强度, 从而反映市场在一定时期内价格上下波动的范围。

虽然 GARCH 模型和布林带通道已分别在金融市场中得到广泛应用, 但现有研究主要集中在它们的单独应用上, 缺乏将二者结合应用于量化交易策略的系统研究。同时, ATR 指标的风控作用在结合 GARCH 模型和布林带通道的量化交易策略中的具体应用尚需进一步研究。因此, 深入研究 GARCH 模型与布林带通道突破策略的结合应用, 优化交易策略的可靠性和收益率, 对于提升量化交

易策略的实用性和有效性具有重要意义。

本文将 GARCH 模型与布林带通道突破策略相结合, 通过 GARCH 模型预测市场波动率, 优化布林带通道的突破点选择, 提出一种新的量化交易策略。同时, 引入 ATR 指标作为止损止盈策略, 构建一个多指标结合的量化交易模型, 从多个角度捕捉市场变化, 提升策略的稳定性和适应性。通过实证分析, 验证该量化交易策略在不同市场中的适用性和优越性, 为投资者提供可操作的指导建议。本文不仅在理论上丰富 GARCH 模型和布林带通道的结合应用, 也在实践中为投资和风险管理提供新的思路和方法。

2 相关方法介绍

2.1 GARCH 模型

2.1.1 GARCH 模型简介

传统的金融计量模型的重要假设就是时间序列是独立同方差的, 该假设并不能很好地描述金融市场的价格、收益的行为和变化规律。为解决方差恒定所引起的问题, ARCH 模型解决了时间序列的波动性问题, 奠定了金融时间序列波动异方差性和非对称性研究的基础。但是该模型依旧存在局限, 其在实际应用中需要较大阶数, 对参数的要求过于严格, 估计难度大等都导致 ARCH 模型的适用性不高。Bollerslev^[10]将方差进一步扩展, 以 ARCH 模型作为基础, 提出了 GARCH 模型。GARCH 模型简化了参数估计, 适用性更强, 拥有更加灵活的滞后结构和更长的记忆性。

本文借助 GARCH 模型的波动率预测优势, 把它作为量化选股模型, 选取波动率相对较高的股票作为投资标的, 以期获取超额收益。

2.1.2 沪深 300 成分股 ARCH 效应检验

传统的波动率模型假设资产波动率是一成不变的, 但实践表明, 各大金融资产的收益率普遍存在异方差性。资产收益率的异方差性会对传统统计分析的准确性产生影响, 进而影响投资回报率。GARCH 模型能够准确地捕捉数据的异方差性, 提高预测的准确性。

在利用 GARCH 波动率预测模型对股票的收益率进行建模之前, 需要检验其是否存在异方差性(ARCH 效应)。抽取 4 只股票做异方差性检验, 分别是工商银行(601398)、伊利股份(600888)、海澜之家(600398)、上海医药(601608)。通过 iFinD 获取其从 2013 年 1 月 1 日至 2023 年 1 月 1 日的股票价格并计算出收益率。收益率走势如图 1 所示。

从这 4 只股票的收益率波动图可以看出, 股票

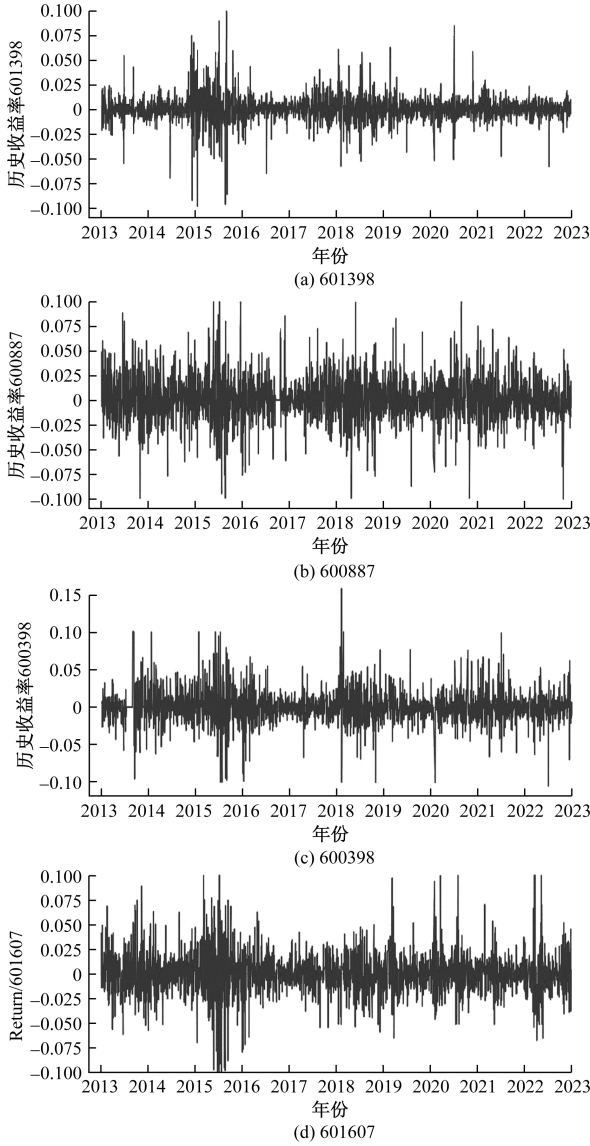


图 1 4 只股票收益率走势

的波动率并不是一成不变的,而是呈现波动时变性 (time-dependent volatilities)、波动持续性 (volatility persistence) 和波动聚集性 (volatility clustering), 可以大致判断收益率具有异方差性。异方差性的检验方法主要包括残差平方相关性检验和拉格朗日检验法两种。

1) 残差平方相关性检验

残差平方相关性检验方法的基本思想是利用残差平方时间序列 $\{\epsilon_t^2\}$ 的样本自相关系数 (ACF) 和偏自相关系数 (PACF), 如果不存在 ARCH 效应, 则相应的自相关系数和偏自相关系数都显著为 0, 反之, 则不显著为 0, 该检验方法借助 Ljung-Box Q 统计量, 利用残差序列前 k 个自相关系数的平方和来检验是否存在相关性, 并与卡方分布进行比较, 其定义为

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^M \frac{[\hat{\rho}_{\epsilon^2}(k)]^2}{n-k} \sim \chi^2(M-m) \quad (1)$$

式中: M 为残差平方时间序列 $\{\epsilon_t^2\}$ 的样本自相关系数的最大滞后期数; m 为均值方程中估计参数的个数; n 为残差平方时间序列 $\{\epsilon_t^2\}$ 的样本容量; $\hat{\rho}_{\epsilon^2}(k)$ 为残差平方时间序列 $\{\epsilon_t^2\}$ 的自相关系数, 其计算公式为

$$\hat{\rho}_{\epsilon^2}(k) = \frac{\sum_{i=1}^{n-|k|} (\hat{\epsilon}_i^2 - \bar{\hat{\epsilon}}^2)(\hat{\epsilon}_{i+|k|}^2 - \bar{\hat{\epsilon}}^2)}{\sum_{i=1}^n (\hat{\epsilon}_i^2 - \bar{\hat{\epsilon}}^2)^2}, \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm M \quad (2)$$

式中: $\bar{\hat{\epsilon}}^2$ 为残差平方时间序列的均值。

选择对 2013-01-01 至 2023-01-01 的 4 只股票的收益率做滞后 20 阶的 Ljung-Box 检验, 检验结果见表 1。

表 1 Ljung-Box 检验结果

股票代码	Q	P
601398	73.999 01	0.000 000
600887	43.340 78	0.001 843
600398	43.586 87	0.001 709
601607	50.297 06	0.000 201

表 1 中 P 均小于 0.05, 则说明时间序列中存在 ARCH 效应。由表 1 可知, 所有股票的 P 值均小于 0.05, 可以大致说明沪深 300 成分股中各股普遍具有 ARCH 效应。

2) 拉格朗日检验法

拉格朗日检验法又称 ARCH-LM 检验法, 这种方法的基本思路是假设残差平方时间序列 $\{\epsilon_t^2\}$ 存在自相关性, 且满足以下均值方程:

$$\hat{\epsilon}_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \hat{\epsilon}_{t-i}^2 + e_t \quad (3)$$

式中: α_i 为方程的回归系数; e_t 为残差项; α_0 为常数项。若时间序列存在 ARCH 效应, 则自回归中的系数显著不为零; 反之, 则显著为零。下面给出 ARCH-LM 检验法的原假设和备择假设:

$$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_q = 0$$

$$H_1: \exists k, \alpha_k \neq 0$$

该假设检验的统计量称为拉格朗日统计量 (LM), $LM = nR^2$ 。在原假设 $H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_q = 0$ 成立的前提下, LM 统计量服从一个自由度为 q 的卡方分布。

$$LM = nR^2 \sim \chi^2(q) \quad (4)$$

当 LM 检验存在 P 值小于显著性水平 0.05 时, 认为该序列方存在 ARCH 效应, 可以建立 GARCH 模型。本文利用 SPSS 对上述 4 只股票取滞后 1~12 阶的 ARCH 检验, 得到表 2。

表 2 ARCH-LM 检验结果

代码 阶数	600398		600887		601398		601607	
	χ^2	P	χ^2	P	χ^2	P	χ^2	P
1	209.120	0.000	8.728	0.005	99.441	0.000	104.419	0.000
2	256.370	0.000	12.547	0.002	106.009	0.000	130.815	0.000
3	289.726	0.000	25.146	0.000	117.853	0.000	172.236	0.000
4	289.678	0.000	25.359	0.000	141.926	0.000	208.111	0.000
5	294.468	0.000	25.344	0.000	157.109	0.000	220.920	0.000
6	306.297	0.000	28.469	0.000	163.943	0.000	233.607	0.000
7	309.249	0.000	28.696	0.000	164.126	0.000	235.704	0.000
8	309.709	0.000	28.881	0.000	184.164	0.000	236.960	0.000
9	310.305	0.000	28.784	0.001	200.103	0.000	253.532	0.000
10	310.602	0.000	30.031	0.001	200.209	0.000	255.334	0.000
11	313.006	0.000	30.371	0.001	200.385	0.000	260.578	0.000
12	313.953	0.000	31.721	0.002	200.389	0.000	271.728	0.000

从表 2 可以看出,所选取的 4 只股票的 P 值都小于 0.05,即具有较为显著的 ARCH 效应,可以对其建立 GARCH 模型。

对上述 4 只股票进行 GARCH(1,1)模型建模,并对其残差做滞后 20 阶的 Ljung-Box 检验(表 3),结果显示 P 值均大于 0.05,说明残差时间序列不再具备 ARCH 效应。这说明 GARCH(1,1)模型已经能够很好地拟合沪深 300 各成分股的异方差特性。因此,在后续选股模型中,使用 GARCH(1,1)模型。

表 3 残差时间序列的 Ljung-Box 检验结果

股票代码	Q	P
601398	16.906 8	0.659 0
600887	14.892 8	0.782 5
600398	14.113 1	0.824 7
601607	23.889 0	0.247 3

2.1.3 GARCH 模型推导

GARCH(1,1)的公式为

$$\sigma_n^2 = \gamma V_L + \alpha u_{n-1}^2 + \beta \sigma_{n-1}^2 \quad (5)$$

式中: σ_n^2 为第 n 天的方差; V_L 为长期平均收益率方差; γ 为 V_L 的权重; α 为 u_{n-1}^2 的权重; β 为 σ_{n-1}^2 的权重,且 $\gamma + \alpha + \beta = 1$ 。另外,为了得到稳定的 GARCH(1,1)过程,在式(5)里需要满足 $\alpha + \beta$ 不大于 1,否则长期平均收益率方差的权重将为负数。在策略中,令各股票收益率的均值为零,其收益率可以表示为 $r_n = u_n$,其中, $u_n = \sigma_n \epsilon_n$,也即 $r_n = \sigma_n \epsilon_n$, ϵ_n 为标准正态变量, σ_n 为收益率的波动率,服从 GARCH(1,1)模型。在这个假设下,股票收益率 r_n 服从均值为 0、标准差为 σ_n 的正态分布。

设 $\omega = \gamma V_L$, GARCH(1,1)模型可以重新写为

$$\sigma_n^2 = \omega + \alpha u_{n-1}^2 + \beta \sigma_{n-1}^2 \quad (6)$$

当计算出 ω 、 α 、 β 的估计值时,令 $\gamma = 1 - \alpha - \beta$, V_L

就可以通过 $V_L = \omega / \gamma$ 得出。

GARCH 模型中的 ω 、 α 、 β 可以通过极大似然函数来估计。具体来说,假设有一个包含 T 个观测值的时间序列 r_t ,同时假设 r_t 服从均值为 0、方差为 σ_t^2 的正态分布。则 GARCH(1,1)模型的条件概率密度函数可以表示为

$$f(r_t | \sigma_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_t^2}} \exp\left(-\frac{r_t^2}{2\sigma_t^2}\right) \quad (7)$$

似然函数 L 可以写成:

$$L(\omega, \alpha, \beta | r_1, r_2, \dots, r_T) = \prod_{t=1}^T f(r_t | \sigma_t) \quad (8)$$

将式(8)展开,代入 GARCH(1,1)模型中的波动率方程并对其取对数处理,可以得到

$$\ln[L(\omega, \alpha, \beta | r_1, r_2, \dots, r_T)] = \sum_{t=1}^T \left[-\frac{1}{2} \ln(2\pi\sigma_t^2) - \frac{r_t^2}{2\sigma_t^2} \right] \quad (9)$$

式中: $\sigma_t^2 = \omega + \alpha u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$ 。

通过最优化模型,可以找到使得对数似然函数最大的参数 ω 、 α 、 β ,并用其来预测未来波动率。

第 n 天的方差可以在第 $n-1$ 天结束之时估计得出。当使用 GARCH(1,1)模型时,该值为

$$\sigma_n^2 = (1 - \alpha - \beta) V_L + \alpha u_{n-1}^2 + \beta \sigma_{n-1}^2 \quad (10)$$

因此

$$\sigma_n^2 - V_L = \alpha(u_{n-1}^2 - V_L) + \beta(\sigma_{n-1}^2 - V_L) \quad (11)$$

在未来的第 $n+t$ 天,有

$$\sigma_{n+t}^2 - V_L = \alpha(u_{n+t-1}^2 - V_L) + \beta(\sigma_{n+t-1}^2 - V_L) \quad (12)$$

u_{n+t-1}^2 的预期值为 σ_{n+t-1}^2 , 因此

$$E[\sigma_{n+t}^2 - V_L] = (\alpha + \beta)E[\sigma_{n+t-1}^2 - V_L] \quad (13)$$

式中: E 为期望值。反复利用式(12),可以得到

$$E[\sigma_{n+t}^2] = V_L + (\alpha + \beta)^t (\sigma_n^2 - V_L) \quad (14)$$

式(14)利用了第 n 天结束之时存在的信息,预

测了第 $n+t$ 天的波动率。

假设今天为第 n 天,定义 $V(t) = E(\sigma_{n+t}^2)$ 以及 $a = \ln \frac{1}{\alpha + \beta}$ 。那么式(14)则变为

$$V(t) = V_L + e^{-at} [V(0) - V_L] \quad (15)$$

式中: $V(t)$ 为 t 时刻瞬时方差的估计。 T 时刻的股票收益率的走势受到从现在开始到 T 时刻之间所有时间的波动影响。因此, $0 \sim T$ 的平均方差为

$$\frac{1}{T} \int_0^T V(t) dt = V_L + \frac{1 - e^{-aT}}{aT} [V(0) - V_L] \quad (16)$$

随着 T 的增加,上述结果接近 V_L 。定义 $\sigma(T)$ 为 GARCH(1,1) 下的 T 日期权定价的年化波动率。假设每年有 252 个工作日, $\sigma(T)^2$ 是日平均方差的 252 倍,因此

$$\sigma(T)^2 = 252 \left\{ V_L + \frac{1 - e^{-aT}}{aT} [V(0) - V_L] \right\} \quad (17)$$

在本文中,使用年化波动率 $\sigma(T)^2$ 来衡量投资期限 T 时刻之前的波动率,并据此进行选股。

2.2 布林带通道策略

布林带(Bollinger Band)由 John Bollinger 根据统计学中标准差理念设计出的。布林带是由移动平均线和标准差构成的一种技术指标,该指标通过约束股价通道的宽度和平滑程度,利用股价波动来确定高低界限,从而识别市场趋势和波动强度。

在该策略中,交易者通常会关注价格是否突破布林带的上下通道,以此作为交易信号。当价格突破布林带的上轨线时,交易者通常会认为市场上升的势头强劲,是买入的机会;而当价格突破布林带的下轨线时,则可能被视为卖出信号。

布林带通道的计算方法^[11]如下。

记 $P_1, P_2, \dots, P_n$ 为股票前 n 日的价格,则第 n 日布林带中轨线计算公式为

$$\mu_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i \quad (18)$$

用 $B_{\text{up-bond}}$ 表示布林带的上轨线,其计算公式为

$$B_{\text{up-bond}} = \mu_n + \theta \sigma_n \quad (19)$$

用 $B_{\text{low-bond}}$ 表示布林带的下轨线,其计算公式为

$$B_{\text{low-bond}} = \mu_n - \theta \sigma_n \quad (20)$$

式中: θ 为波动因子; σ_n 为股票价格的标准差,其计算公式为

$$\sigma_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - \mu_n)^2 \quad (21)$$

在布林带择时模型中,均线参数 n 与波动因子 θ 是最重要的两个参数,决定其是否能够准确获取

最佳交易时机。根据过往经验,一般选取 20 日均线 and 2 倍标准差,即 $n = 20, \theta = 2$ 。因为 20 日均线是一条稳定性较佳的均线,将其设定为布林线的中轨线,有助于防止布林线指标波动过于频繁。本文中,固定取 $n = 20$,对波动因子 θ 进行参数优化。

3 风险控制

随着金融市场的不断发展,投资者往往会面临相应的投资风险,对这部分风险进行控制,可以帮助投资者有效降低损失、稳定收益和控制情绪波动,从而提高投资和交易的成功率,最大化地加强风险规避^[12]。本文选用 ATR 指标对决策进行风险控制。

3.1 ATR 的计算

ATR 指标的计算方法如下。

(1) 计算真实波动范围(TR)。记 High_low 为第 n 天的最高价减去第 n 天的最低价的绝对值,即

$$\text{High_low} = \text{abs}(\text{highprice} - \text{lowprice}) \quad (22)$$

记 High_pre_close 为第 n 天的最高价减去第 $n-1$ 天收盘价的绝对值,即

$$\text{High_pre_close} = \text{abs}(\text{highprice} - \text{pre_closingprice}) \quad (23)$$

记 Low_pre_close 为第 n 天的最低价减去第 $n-1$ 天收盘价的绝对值,即

$$\text{Low_pre_close} = \text{abs}(\text{lowprice} - \text{pre_closingprice}) \quad (24)$$

记当日的真实波动范围为 TR,取以下三者的最大值,即

$$\text{TR}_n = \max(\text{High_low}, \text{High_pre_close}, \text{Low_pre_close}) \quad (25)$$

式(22)~式(25)中:high price 表示第 n 天的最高价;low price 表示第 n 天的最低价;pre_closing price 表示第 $n-1$ 天的收盘价。

(2) 计算 n 天内的平均真实波动范围(ATR)。用 n 表示计算 ATR 的周期数, TR_n 表示第 n 天的 TR, ATR_n 表示 n 天内的真实波动范围,其计算公式为

$$\text{ATR}_n = \frac{\text{TR}_1 + \text{TR}_2 + \dots + \text{TR}_n}{n} \quad (26)$$

3.2 ATR 止损止盈条件说明

ATR 止损止盈策略可以通过减少市场其他干扰因素的方式,切实衡量市场实时波动的上下幅度,通过设置盈利目标和止损位点,帮助本策略实现更好的收益。

首先,为了能够更进一步防控交易过程中所面

临的风险,策略设定了比较严格的止损条件,即止损价格为每日现价减去 m 倍的 ATR 乘数,在单笔交易亏损低于止损价格的时候就会马上平仓。其次,策略盈利目标的设置有利于确定何时平仓并获得预期利润,因此,通过设置止盈点可以锁定利润,即设置止盈价格为每日现价加上 m 倍的 ATR 乘数,在单笔交易盈利高于止盈价格的时候就会平仓以锁定利润。

市场通常处于波动之中,ATR 的值越大,反映出的市场波动越大,投资风险也相应增加。因此该部分的要点在于通过寻找最佳系数,即确定合适的 ATR 乘数和周期数,以最大化收益率,控制策略的风险。合适的 ATR 乘数能够更好地反映价格的波动情况。通常情况下,在市场处于高波动性时期,使用较大的乘数可以更好地反映价格的波动情况。反之,则需要较小的乘数来反映价格的波动情况。而 ATR 的周期数是根据交易者的需求和实际情况来设定的,一般情况下,常用的周期数为 14、20、50 d 等。

本策略进行了多次回测,通过比较不同参数下的策略收益、最大回撤和夏普比率,最终确定了以 50 d 作为周期,1 作为乘数。

4 回测及参数优化

4.1 剔除周期性股票

GARCH 模型可用于预测金融市场的波动。然

而,周期性行业的股票价格波动通常是由于市场经济周期的影响,而非个股自身的因素所导致的。为了避免由于周期性因素的影响,本研究选择剔除银行、非银金融、证券、交运设备等周期性行业的股票,以提高模型的准确性和可靠性。在剔除相关周期性行业的股票后,沪深 300 成分股中还剩余 172 只股票。

4.2 布林带波动因子 θ 优化

在布林带通道构建中,波动因子 θ 的大小,即标准差的倍数,决定了布林带通道的宽度。它常见的波动因子有 1、1.5、2、2.5、3。为了确定波动因子,进行了熊市回测(2007-10-08 至 2008-11-11)、牛市回测(2008-11-11 至 2009-08-05)和震荡回测(2009-08-03 至 2010-10-31),回测结果如图 2 所示。

根据回测结果,在不同市场环境下,布林带策略呈现出明显的特征。在熊市中,由于市场波动较大且普遍预期为悲观,布林带策略表现出更高的盈利潜力。相反,在牛市中,市场上涨趋势相对平缓,选择波动因子适中的参数更为合适,一般为 2 倍标准差。而在震荡市场中,布林带策略则可以更好地捕捉价格通道的突破,其中波动因子为 2 时策略收益最为显著。此外,适度增大波动因子有助于降低最大回撤风险,这一结论在不同市场环境下均具有普遍适用性。因此,选择波动因子

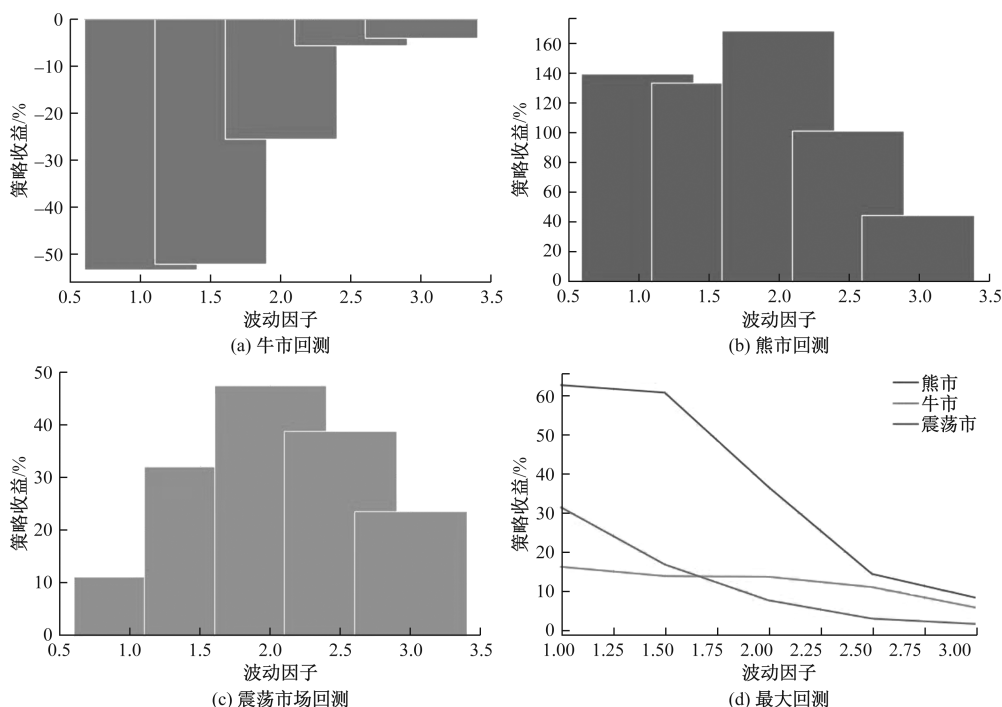


图2 波动因子优化

为 2,以平衡交易频率与策略稳定性,从而提高策略的实际应用效果。

4.3 ATR 参数优化

为了更好地设置合理的止盈止损条件,需要确定一个较为合适的 ATR 周期数 n 和策略止损乘数 m 。因此,结合本策略的实际情况选择了 14、21、50 d 周期数和 1~3 倍的 ATR 乘数分别进行了一个月回测(2023-04-24 至 2023-05-24)、半年期回测(2017-02-20 至 2017-08-20)、一年期回测(2009-08-03 至 2010-10-31),回测结果见表 4~表 6。

表 4 ATR 相关参数优化回测(一个月回测
2023-04-24 至 2023-05-24)

乘数	周期	策略收益/%	基准收益/%	夏普比率	最大回撤/%	胜率/%
1	14	0.53	-4.30	1.71	0.44	40.00
1	21	0.53	-4.30	1.71	0.44	40.00
1	50	0.53	-4.30	1.71	0.44	40.00
2	14	0.13	-4.30	-0.16	0.81	40.00
2	21	0.13	-4.30	-0.16	0.81	38.09
2	50	0.13	-4.30	-0.16	0.81	40.00
3	14	0.13	-4.30	-0.16	0.81	38.09
3	21	0.13	-4.30	-0.17	0.81	34.78
3	50	0.13	-4.30	-0.17	0.81	36.36

表 5 ATR 相关参数优化回测(半年期回测
2017-02-20 至 2017-08-20)

乘数	周期	策略收益/%	基准收益/%	夏普比率	最大回撤/%	胜率/%
1	14	15.84	8.86	3.36	2.17	54.55
1	21	16.33	8.86	3.44	2.02	58.60
1	50	16.56	8.86	3.68	1.74	54.55
2	14	15.65	8.86	3.17	2.40	58.60
2	21	15.37	8.86	3.14	2.49	55.81
2	50	15.33	8.86	3.09	2.49	58.60
3	14	15.92	8.86	3.32	2.22	55.38
3	21	15.92	8.86	3.32	2.22	55.38
3	50	15.37	8.86	3.10	2.49	58.60

表 6 ATR 相关参数优化回测(一年期回测
2009-08-03 至 2010-10-31)

乘数	周期	策略收益/%	基准收益/%	夏普比率	最大回撤/%	胜率/%
1	14	48.06	-9.50	2.69	8.69	48.80
1	21	48.45	-9.50	2.53	8.57	54.00
1	50	48.94	-9.50	2.72	8.49	51.41
2	14	48.71	-9.50	2.60	8.69	51.43
2	21	48.71	-9.50	2.53	8.69	54.00
2	50	48.07	-9.50	2.55	8.69	53.67
3	14	48.71	-9.50	2.53	8.69	54.00
3	21	48.71	-9.50	2.59	8.69	51.59
3	50	48.71	-9.50	2.62	8.69	50.62

根据回测结果,选择 ATR 乘数为 1 时,策略收益最高,可更有效保护资金并获得较佳回报。不同的 ATR 周期数反映了不同时间段市场波动情况,选择周期数为 50 时,结合不同时间跨度的回测结果,该参数组合在所有组合中表现最优。因此,确定使用 ATR 乘数 1、周期数 50 进行风险控制。

4.4 整体回测

在确定各参数后,选取 3 段具有代表性的时间段进行回测,以检测本策略的稳定性。

(1)熊市回测:2015-06-16 至 2015-09-18。

(2)牛市回测:2014-06-30 至 2015-06-16。

(3)震荡期回测:2019-01-16 至 2020-03-19。

4.4.1 熊市避险效果回测

本策略选择了 2015-06-16 至 2015-09-18 的熊市阶段进行回测检测(图 3)。在这一股票行情偏淡、价格持续走低的市场环境下,初始资金为 1 000 万的情况下,该策略实现了一 3.6% 的较小策略损失,相比基准收益一 38.73%,表现出卓越的避险效果。其中 α (Alpha)为一 0.13, β (Beta)为 0.03,表明该策略亏损较少且具有较低的系统性风险。夏普比率(Sharpe)为一 2.53,索提诺比率为一 0.46,最大回撤仅为 3.95%。总体而言,该策略在熊市环境下表现坚挺,虽有亏损但能有效预测和规避风险,实现较少亏损。

4.4.2 牛市盈利效果回测

本策略选取了 2014-06-30 至 2015-06-16 阶段的牛市进行回测。从图 4 中可以看出,本策略中前期策略收益虽然与基准收益相差较小,部分时间段甚至低于基准收益,但是保持着持续盈利的状态。本策略具有较大潜力,其在中后期持续发力,策略收益逐渐与基准收益拉开距离,最终策略收益达到 195.49%,超过基准收益约 60%。 α 为 0.92, β 为 0.82,夏普比率达 8.3,最大回撤仅 8.19%,胜率高达 64.54%。该策略在牛市中具有较强的盈利能力,后续中远期跑赢了大盘,具有较强的上升能力,盈利态势向好。

4.4.3 震荡期盈利效果回测

在这组震荡期回测结果中(图 5),该策略表现非常优异。策略收益率达到了 44.58%,显著高于基准收益率的 14.74%,表明在市场震荡期内能够获得可观回报。 α 为 0.28, β 为 0.74,显示策略具有相对较小的系统性风险,能够在市场波动时实现相对稳定的超额收益。夏普比率达到了 1.76,进一步证实了该策略在震荡市场中的优秀表现。最大回

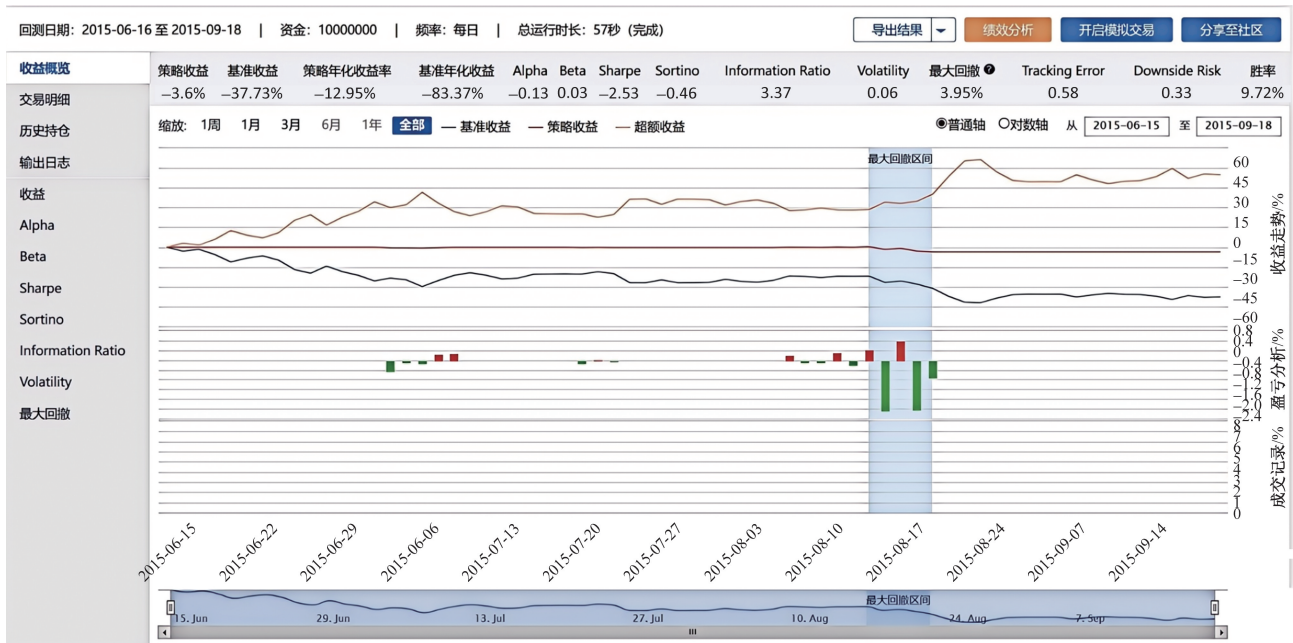


图 3 熊市 2015-06-16 至 2015-09-18 回测



图 4 牛市 2014-06-30 至 2015-06-16 回测

撤为 11.29%，表明在最糟糕的情况下策略曾经损失了 11.29% 的资金价值，但相对较低的最大回撤显示出策略在市场波动时能够保持相对稳定的水平。

4.4.4 总体表现

各时间段回测结果见表 7。

5 总结

本策略利用 GARCH 模型进行选股，依据高波动率高潜在收益的思想，在去除了周期性行业股票

的沪深 300 成分股中，选择波动率最大的 30 只股票。并利用布林带通道进行择时交易，选择股票价格突破布林带的上轨线的股票买入，股票价格突破布林带的下轨线的卖出，有效的择时方法进一步提高了本策略的收益率。同时，本研究策略利用 ATR 止损止盈策略进行风险控制，有效地排除市场上的其他干扰因素，准确测量市场实时波动的幅度，从而避免了因选择波动过大的股票而造成亏损的局面。



图 5 震荡期 2019-01-16 至 2020-03-19 回测

表 7 各阶段具体回测结果

时间		策略收益/%	基准收益/%	α	β	夏普比率	最大回撤/%	胜率/%
熊市	2015-06-16 至 2015-09-18	-3.60	-38.73	-0.13	0.03	-2.53	3.95	9.72
牛市	2014-06-30 至 2015-06-16	195.49	135.54	0.92	0.82	8.30	8.19	64.54
震荡期	2019-01-16 至 2020-03-19	44.58	14.74	0.28	0.74	1.76	11.29	56.34

参考文献

[1] 张晓燕, 张远远. 量化投资在中国的发展及影响分析[J]. 清华金融评论, 2022, 98(1): 44-45.

[2] 邢艳春, 廖晗. 经济政策不确定性对中国股市波动率的影响[J]. 统计与信息论坛, 2023, 38(1): 71-80.

[3] CHRISTAIN R, LUDGER R, SCHMIDT T. Generalized statistical arbitrage concepts and related gain strategies[J]. Mathematical Finance, 2021(2): 71-75.

[4] HOFFMAN A J. Statistical arbitrage on the JSE based on partial co-integration[J]. Investment Analysts Journal, 2021(2): 50-56.

[5] 张禹隆, 李强. 房地产业与银行业间的风险溢出效应研究: 基于 DCC-GARCH-CoVaR 模型 [J]. 科技和产业, 2022, 22(5): 188-191.

[6] 翟茜彤. 中国黄金与行业股票市场的动态相关性研究:

基于 DCC-GARCH 模型[J]. 科技和产业, 2023, 23(24): 51-56.

[7] 吴鑫育, 梅学婷, 周海林, 等. 时变风险厌恶与人民币汇率波动率: 基于 GARCH-MIDAS-SK 模型的实证研究 [J/OL]. 数理统计与管理, 1-16[2024-05-21]. <https://doi.org/10.13860/j.cnki.sltj.20240510-002>.

[8] 潘清斌. 基于改进 BOLL 指标和资金管理结合的程式化交易策略研究[D]. 泉州: 华侨大学, 2018.

[9] 何昆. 基于布林线的外汇量化策略研究[D]. 绵阳: 西南科技大学, 2019.

[10] BOLLESLEV T. Generalized auto regressive conditional heteroskedasticity[J]. Journal of Econometrics, 1986, 31: 307-327.

[11] 李强, 陈衍姣. 基于布林带的贵阳银行股票量化投资策略研究[J]. 科技和产业, 2022, 22(6): 189-193.

[12] 白一池. 资本市场量化投资策略和风控措施探析[J]. 现代商业, 2020(5): 117-118.

Quantitative Trading of Bollinger Band Channel Breakouts Using the Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Stock Selection Model

HAN Ce, LIN Danting, KE Pengfei, LÜ Jiayu, XIE Wanzhen, YANG Xiaofeng

(School of Economic, Hangzhou Normal University, Hangzhou 311121, China)

Abstract: Proposing a quantitative investment strategy that integrates the generalized autoregressive conditional heteroskedasticity model for volatility stock selection, Bollinger Band channel breakout timing, and average true range(ATR)dynamic stop-loss. Firstly, 30 stocks with the highest future volatility for the upcoming week are predicted using the generalized autoregressive conditional heteroskedasticity(GARCH) model to construct a stock pool. Secondly, the Bollinger Bands indicator for timing is used to capture price trend changes. Lastly, the stop-loss level based on the ATR indicator is adjusted to protect capital. Through multiple backtests, optimal parameters were determined. The results demonstrate the strategy's performance across various market environments, showcasing its risk-avoidance capabilities in bear markets, profit-making abilities in bull and sideways markets, and stable excess returns. The comprehensive use of volatility stock selection, price breakout, and dynamic stop-loss strategies offers investors an effective quantitative investment solution.

Keywords: quantitative investment; volatility; generalized autoregressive conditional heteroskedasticity (GARCH) model; Bollinger band channel; dynamic stop-loss