

S+FinMetricsを使った 金融資産ボラティリティーの予測

ニッセイ基礎研究所
中窪文男

資産運用における時系列分析の目的

- 個別資産のリターン予測
 - より高いリターンが期待される銘柄を購入
 - より低いリターンが期待される銘柄を売却
- 個別資産のリスク予測
 - リターンが高い資産はリスクも高い(株式、ヘッジファンドetc)
 - リターンの低い資産はリスクも低い(銀行預金、MMFetc)
 - 高いリスク調整後リターン(情報レシオ、シャープレシオ)の追求
- 最適ポートフォリオ構築による情報レシオの向上
 - 銘柄リスク分散による分母(リスク)の極小化
 - ポートフォリオ全体のリスク調整後リターンの最大化

時系列モデルが活躍する範囲

資産運用に関連する時系列分析

- 個別資産のリターン予測
 - 定常時系列分析 (ARMAモデル、VARモデル¹、回帰分析)
 - 非定常時系列分析 (タイムトレンド定常時系列、和分プロセス、ロングメモリープロセス、ECM²、STAR³モデル、ANN⁴)
 - テクニカル分析
- 個別資産のリスク予測
 - GARCH系モデル
 - High frequency finance (日中データを使った方法)
 - 高値・安値を使った方法 (Parkinson methodなど)
 - EWMA法⁵、SDD法⁶

1)VAR: Vector Auto Regression Model
2)ECM: Error Correction Model
3)STAR: Smooth Transition AR Model
4)ANN: Artificial Neural Network
5)EWMA: Exponentially Weighted Moving Average
6)SDD: Sum of Day's Digit

ボラティリティー予測の有効性(1)

- GARCH(1,1) (使える、使われている)
 - 人間の頭の中で計算できる範囲
 - 単純なものでないと説明ができない
 - ボラティリティーのクラスタリングとファットテールを表現できる
 - 予測値は1期先のみ有効(2期先以降の予測値は全くの無意味)
- それ以外 (使えない、使われている)
 - TGARCH、EGARCH、CGARCH、PGARCHといろいろなバリエーションがあるが、複雑にするほど説明力が低下し、推定すらできなくなる
 - 難しいモデルを使っているという触れ込みで顧客が集まることがある

ボラティリティー予測の有効性(2)

- High frequency finance (**使える**、少し使われている)
 - とても有効な予測手法
 - データ量が多く、プログラム処理やデータの保管が大変
 - データが高価、短期運用をするところが少ない
- 高値・安値を使った方法 (**使える**、少し使われている)
 - 時系列分析の世界では有名だが、実務ではあまり知られていない
 - プログラミングが若干面倒
 - 高値と安値がとれるデータの種類が限定される(為替や先物など)
- EWMA法 (**使える**、よく使われている)
 - ボラティリティーは直近の過去の影響を受ける
 - ハイパボリックに直近にウェイトがかかるので予測精度が減価
- SDD法 (**とても使える**、秘かに使われている)
 - 海外ヘッジファンドなどが(秘かに)よく使う方法
 - 滑らかに直近にウェイトがかかるので予測精度は高い

計量的リターン予測・リスク予測の現状

- **リターン予測を重視**
 - 様々なリターン予測モデルが開発されている
 - 一般的な時系列モデルからpropモデルまで
- **リスク予測は軽視**
 - リスクは過去平均的なものを使用
 - 年金運用ではデータが存在する過去最長期間まで遡った計測方法
 - 一変量では、単純な長期標準偏差(過去60ヶ月間など)を使用
 - 多変量では、単純な長期分散共分散行列(過去60ヶ月間など)を使用
 - 一部を除き、あまり進んだ分析が行われていない
 - ダイナミック・アセットアロケーションでの活用
- **ポートフォリオ運用**
 - 平均分散法に基づく最適化(アセットアロケーション)が大部分
 - リスク調整後のリターンの向上

リスクの推定と予測の違い

- リスクの推定

- 下記のような確率過程(幾何ブラウン運動)を仮定し、そのボラティリティーを求める
- Backward-lookingな方法

$$dX_t = s dZ_t \quad Z_t \sim N\left(0, (s \sqrt{dt})^2\right) \quad (T \geq t \geq 0)$$

- リスクの予測

- 確率過程を仮定せず、将来の相場変動率を求める
- 予測の比較対象を定める必要がある
- Forward-lookingな方法

予測精度比較

- リターンの予測精度
 - 非常に簡単
 - 実績リターンと予測リターンの比較
- ボラティリティーの予測精度
 - 翌1日間のボラティリティー予測の場合、比較対象となる「実現(実績)ボラティリティー」を求める
 - 実現ボラティリティーは、日中データを使った「翌1日間の標準偏差」または「累積二乗和の平方根」
- モデルを使った運用成績(バックテスト、トラックレコード)
 - 運用はリターンモデルとリスクモデルの組み合わせで行われる
 - 最も良いモデルでバックテストを行い、結果がよければそれで運用
 - 評価の基準は、リスク調整後リターン(情報レシオ、シャープレシオ)

予測精度の比較方法

	予測誤差(実額) $e_t = y_t - x_t$	予測誤差(%) $p_t = (y_t - x_t)/x_t$
平均誤差 (Mean Error)	$ME = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N e_t$	$MPE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N p_t$
平均二乗誤差 (Mean Squared Error)	$MSE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N e_t^2$	$MSPE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N p_t^2$
平均平方二乗誤差 (Root Mean Squared Error)	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N e_t^2}$	$RMSPE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N p_t^2}$
平均絶対偏差 (Mean Absolute Error)	$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N e_t $	$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N p_t $

y_t : 予測値, x_t : 実績値

GARCHモデルによるボラティリティ予測 (翌1日間ボラティリティ予測の実例)

実績ボラティリティ
(1時間足)

Rolling法による予測ボラティリティ
(日次データ)

GARCHを単純適用した場合の予測ボラティリティ
(日次データ)

