5M - 8

web 検索履歴データを用いた外国為替市場のボラティリティ予測

家治川 博

佐藤彰洋‡

京都大学大学院情報学研究科节

京都大学大学院情報学研究科‡

1. 序論

これまで ARCH モデルなど、外国為替市場のボ ラティリティを予測する手法が数多く提案され てきた[1]。一方で IT 技術の発達により様々な 情報が入手可能になり、いかにその情報を利用 するかが重要となっている。

Smith[2]は GARCH モデルを用いて過去の分散 を推定し、これと Google trends の検索履歴の 1週間と4週間平均を用いて回帰を行い、ボラ ティリティの予測方法を提案している。また、 時系列が与えられたとき、ある時点で傾向が変 わることが考えられるが Cheong[3]らは尤度比を 用いて傾向の変化を捉える方法を提案している。

本稿では Smith の方法にインターバンクでの 通貨ペアの取引回数を指標として組み込み、 Cheong らの方法で時系列を分割する回帰モデル を用いる。

2. モデル

今回提案する時系列分割回帰モデルの概要を 以下に示す。まず与えられたデータ xit,yt (i=1,...,p; t=1,...,N)に対して次の(1)式のように回 帰式を仮定し、その回帰誤差なを計算する。

$$y_{t} = \beta_{0} + \sum_{i=1}^{p} \beta_{i} x_{i,t} + z_{t}$$
 (1)

与えられた時系列を2つに分ける点τについて それぞれ誤差分布の尤度を計算する。時系列全 体で計算した尤度と点 τ で分かれた左右の時系列 の尤度の和との尤度比を計算し、最も尤度比が 大きいときの点 τを傾向の変化点の候補として採 用する。ここでデータ数が M の尤度関数 L は以 下のように計算できる。

$$\begin{bmatrix} \hat{\beta}_{0} \\ \hat{\beta}_{1} \\ \hat{\beta}_{2} \\ \vdots \\ \hat{\beta}_{p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M & \sum x_{i_{1}} & \sum x_{i_{2}} & \cdots & \sum x_{p} \\ \sum x_{i_{1}} & \sum x_{i_{1}}^{2} & \sum x_{i_{2}} x_{i_{2}} & \cdots & \sum x_{i_{1}} x_{p} \\ \sum x_{2} & \sum x_{i_{2}} x_{i_{2}} & \sum x_{2}^{2} & \cdots & \sum x_{j_{n}} x_{p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \sum x_{p} & \sum x_{i_{1}} x_{p} & \sum x_{i_{2}} x_{p} & \cdots & \sum x_{p}^{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sum y_{i_{1}} \\ \sum x_{i_{2}} y_{i_{2}} \\ \sum x_{j_{2}} y_{i_{2}} \\ \vdots \\ \sum x_{p} y_{i_{p}} \end{bmatrix}$$
 (2)

Volatility Prediction of Foreign Exchange Market Using Web Search Queries †Hiroshi Kajikawa, Kyoto University ‡Aki-Hiro Sato, Kyoto University

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{t=1}^{M} (y_t - \hat{\beta}_0 - \sum_{i=1}^{p} \hat{\beta}_i x_{i,t})^2}{M}$$
 (3)

$$\hat{\sigma}^{2} = \frac{\sum_{i=1}^{M} (y_{i} - \hat{\beta}_{0} - \sum_{i=1}^{p} \hat{\beta}_{i} x_{i,t})^{2}}{M}$$

$$L(\hat{\beta}_{0}, \dots, \hat{\beta}_{p}, \hat{\sigma}^{2}) = \left(\frac{1}{2\pi\hat{\sigma}^{2}}\right)^{\frac{M}{2}} \exp\left(-\frac{M}{2}\right)$$
(4)

ただし、候補点において計算された尤度比は 標本誤差を含んでおり、この有意性はブートス トラップ分布から算出できる[4]。次の図1のよ うに尤度比のブートストラップ分布を算出し、 閾値と信頼区間の大小関係から有意性を確認す る。これを再帰的に分割していく。

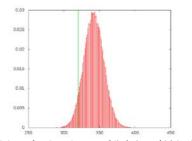
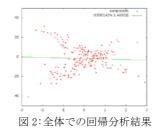


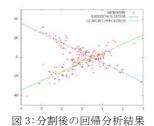
図 1:ブートストラップ分布と 5%信頼区間

3. シミュレーション

提案した時系列分割回帰モデルがどのような 結果を示すのか、簡単な例で示す。

回帰式が $0 \le t < 105$ で $y_t = a_0 x_t + b_0 + z_t$, $105 \le t < 200$ で $y_t=a_1x_t+b_1+z_t$ で表される単回帰の場合で確認す る。全体の線形回帰が図2であり、提案手法に よるものが図3である。ここでは提案手法によ り回帰係数を再現することができている。





データ

本稿で扱う外国為替データは Federal Reserve System

(http://www.federalreserve.gov/releases/HI 0/hist/) から、検索クエリは Google trends (http://www.google.com/trends/) からそれぞれダウンロードした。回帰分析の説明変数として Google の検索クエリ(計42ワード)の対数値 G_w 及びその 4 週間平均、GARCH(1,1)モデルによって計算された外国為替のボラティリティ h_t (対 USD の7通貨)と ICAP から抽出した銀行間取引回数の対数値 I_t を設定する。目的関数には実際に取引の行われた価格 r_t から算出した対数収益率 ε_t を用いる。ここで、対数収益率は ε_t =log (r_t) - log (r_{t-t}) で定義される。

データは 2007 年 5 月 28 日 (月) \sim 2010 年 12 月 31 日 (金) の期間に設定し、目的関数に用いる対数収益率は一日進んだものを設定した。また、Google の検索クエリ、インターバンク通貨取引は 1 週間単位のデータであるため、今回は抜けている値は直前の値を使った。

以下に今回のモデルで使用した回帰式を示す。

$$\log(\varepsilon_{t+1}^{2}) = \beta_{0} + \beta_{1}h_{t}^{2} + \beta_{2}\log(G_{w-1})$$

$$+ \beta_{3} \frac{1}{4} \sum_{i=1}^{4} \log(G_{w-i}) + \beta_{4}\log(I_{t}) + z'_{t}$$

ここで、z',が回帰誤差である。

5. 結果・考察

提案手法を用いて実際に外国為替のボラティリティ予測を行う。AUD, CAD, CHF, EUR, GBD, JPY, NZD の 7 通貨と 3 つの区分に分けた特徴のある検索ワード ("関係のありそうなもの"、 "関係のなさそうで検索回数が多いもの"、 "関係がなさそうで検索回数が普通のもの") の組み合わせで分析を行った。

	AUD	CAD	CHF		GBP	appy	NZO
USA	5	6	10	5	5	6	6
foreign Exchange	2	11	17	5	4	3	5
Money	2	7	1	5	4	2	5
Oil	1	9	1	1	5	5	13
economics	3	9	10	6	7	5	8
bull market	1	3	6	7	5	2	3
but	6	6	10	5	4	2	4
and	1	10	3	5	5	2	7
apple	2	19	4	11	7	4	7
car	3	10	4	4	6	1	6
dog	1	5	6	2	4	5	6
water	3	5	9	5	4	3	10
guitar	1	4	10	5	4	3	9
sunny	5	7	6	11	5	4	5

表 1:検索ワードごとの時系列分割回数

上の表 1 に示すように、利用する検索ワードによって時系列の分割回数が少し変わるという結果が得られた。同じ検索ワードでも通貨ごとに分割回数が違うことから、検索ワードと通貨には相性があり、時系列全体を通して説明能力がある場合やない場合、部分的に説明能力が高まる場合があると考えられる。

また、通貨によって分割の平均回数が異なる。 分割回数の多い通貨は傾向が頻繁に変わる通貨 と考えられる。

この手続きのもとで分割された時系列において、現在時刻に最も近いデータ列のみを使うことで、時系列のもつ直近の傾向を反映した回帰を用いた予測ができると期待される。

通貨ごとの予測に有用な検索ワードを見つける方法として、分割を実行した際に、現在時刻に最も近い分割のデータ列が短すぎず、かつその分割における回帰係数の値が大きい検索ワードが説明能力の高いものと考えられる。

6. 参考文献

- R. F. Engle, "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation", Econometrica, Vol. 50, (4) (1982), pp. 987-1007
- 2. G. P. Smith, "Google Internet search activity and volatility prediction in the market for foreign currency", Finance Research Letters, Vol. 9, (2) (2012), pp. 103-110
- 3. S. A. Cheong, R. P. Fornia, G. H. T. Lee, J. L. Kok, W. S. Yim, D. Y. Xu, and Y. Zhang, "The Japanese Economy in Crises: A Time Series Segmentation Study", Economics: The Open-Access, Open-Assessment E-Journal, Vol. 6, (2012-5) (2012)
- 4. B. Efron, "Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife", The Annals of Statistics, Vol. 7 (1) (1979), pp. 1—26