

FX 市場におけるトレードの有効性の予測 とシミュレーション (1)

大 津 博 子*

要約

FX 市場において通貨ペアのトレードの有効性（トレードをするか/しないか）を予測していくことは困難な問題である。本論文では、日次データの終値を用いて USD/JPY のスイングトレードの有効性の予測を試みている。

アルゴリズムの概要は、ナীবベイズモデルにより事後確率分布（ベータ分布）のパラメータを求める。すなわちベイズ統計の基礎知識により、尤度（二項分布）の自然共役分布はベータ分布であり、これが事前分布となる。二項分布と事前のベータ分布のパラメータの関数として事後のベータ分布のパラメータが積分計算等複雑な計算を必要とすることなく簡単に求まる。これより「トレードの有効性の期待値」が求まる。これをある振り分け基準で判別すれば「トレードの有効性の予測値」（トレードをするか/しないか）が求まる。

政策変数は FX 市場の地場や投資家のリスク許容度等により決まるが、この値をいろいろ変えていくことで、種々のシミュレーションができる。2011年3月11日の東日本大震災の FX 市場の USD/JPY のデータを実際に用いて、トレードの有効性の予測とシミュレーションを試みた。結果は、政策変数により種々のトレードが予測され、示唆に富む分析となった。

キーワード：FX 市場，USD/JPY，トレードの有効性，トレードの有効性の予測，
ナীবベイズモデル，自然共役分布，東日本大震災，
シミュレーション

1 序 論

FX 市場で USD/JPY とはメジャーな通貨ペアの一つである。しかしそのトレードの有効性（トレードをするか/しないか）を意思決定するのは難しい。テクニカル分析における「ダマシ」や「ダイバージェンス」等の存在は、意思決定を困難にするからである。さらにそれに加えて、ファンダメンタル分析においても、経済ニュースや政治・自然災害・戦争（テロ）に関するニュース等は、意思決定を一層困難にする。

本論文では、東日本大震災後の USD/JPY の為替相場（NYC¹⁾、日足）の変動率の絶対値 $\varepsilon(\%)$ により、スイングトレードの有効性を予測してみる。トレードの有効性の確率分布

* 大阪経済大学 情報社会学部

1) NYC とは、New York Close のことである。

の期待値がある判定基準を超えれば、トレードすべきと考える。ただし今回は、定量的データのみを取り上げ、非定量的データ（定性的データ）は取り扱わないものとする。

より具体的に述べれば次のとおりである。当日の変動率 $\varepsilon(\%)$ の絶対値が、ある政策水準（政策変数）を超えれば「トレードをする T 」と記録し、越えなければ「トレードをしない U 」と日々記録していく。トレードをする確率を $P(T)$ で表し、トレードをしない確率を $P(U)$ で表す。さらに $P(T)$ と $P(U)$ を「トレードをすることが役に立つ確率（トレードの有効性） λ 」を使って表すことにする。重要なのは λ の確率分布がどのような形状になるかである。そして λ の期待値 $E[\lambda]$ が政策水準（政策変数）を超えれば、「確実にトレードすることが役に立つ（すなわち「トレードの有効性の予測値 T_{for} 」）」が求まることになる。このことは λ の分布のグラフからも確認することができる。

トレードの有効性を振り分けるアルゴリズムの要点は、「ナীবベイズモデル」を援用することにある。また、ナীবベイズモデルの尤度関数には「二項分布関数」を用い、先験確率分布関数には「ベータ分布関数」を用いる。その理由は「二項分布の自然共役事前分布はベータ分布である」からである。こうしてベイズの定理より、事後分布関数が求まる。ただしその計算はかなり面倒であるが、幸いにも「自然共役分布」の関係から、事後分布関数もベータ分布となり、そのパラメータは簡単に求まる。この関係を次々に更新（ベイズ更新）していけば、トレードの有効性が次々に予測されていく。二つの政策変数 k^* 及び ref^* の値を種々変えていけば、いろいろなシミュレーションが可能である。

以下次節では、アルゴリズムの概要につき述べる。第3節では、東日本大震災後の USD/JPY の推移と予測やシミュレーションにつき述べ、第4節をもって結論とする。

2 アルゴリズムの概要

2.1 トレードの有効性とは

USD/JPY の日足データの終値（NYC）の変動率 $\varepsilon(\%)$ の計算式は次のように与えられる。

$$|\varepsilon_n| = \left| \frac{e_n - e_{n-1}}{e_{n-1}} \right| \times 100 \quad (1)$$

where

ε_n : 対前日の USD/JPY の変動率 (%)

e_n : n 期の USD/JPY の価格

e_{n-1} : n 期の USD/JPY の価格

この $|\varepsilon_n|$ がある値 k^* を超えれば、上昇トレンドや下降トレンドの傾向が強く、収益の機会と捉えて、買いまたは売りのトレードを仕掛ける (T)。 $|\varepsilon_n|$ がある値 k^* を超えなければ、狭いレンジ圏での保ち合いの相場の傾向と捉えて、収益は薄くトレードを差し控える (U)。これを順次記録していく。判定基準 k^* については次節で述べる。

T になる確率を $P(T)$ で表し U になる確率を $P(U)$ で表す。 $P(T)$ と $P(U)$ を「トレードをすることが役に立つ確率（すなわちトレードの有効性の確率） λ 」を使って、次のよ

うに表すことにする。

$$P(T)=\lambda \quad \text{and} \quad P(U)=1-\lambda \quad (2)$$

where

$$0 \leq \lambda \leq 1$$

重要なことは、 λ が十分振り分け基準 ref^* に近いかどうかである。すなわち例をあげれば λ が 0.5 より大きければトレードは有効、 λ が 0.5 以下ならトレードは無効と考える。さらにいえば λ が 0.5 より大きくなる確率が十分 1.0 に近ければ、明瞭にトレードは有効であるとする。すなわち次のように書ける。

$$P(\lambda) > 0.5 \cong 1.00 \quad (3)$$

例えば、 $P(\lambda > 0.5) = 0.85$ であれば、明瞭にトレードは有効であるということができる。もちろん $P(\lambda) > 0.5$ を求めなくても、 $\lambda > 0.5$ のように λ の値のみの判定でも構わない。その理由は $P(\lambda) > 0.5$ は確率分布関数の面積を求める積分計算であり、複雑だからである。実際には λ は n 期 (n 日目) の λ_n であり、ある確率分布を持つ。したがって、トレードの有効性の議論をする場合には、この λ_n の分布をどこかで特定して議論しなければならない。特定の仕方はいろいろあるが、ここではトレードの有効性の期待値 $E[\lambda_n]$ で特定して議論することにする。

2.2 トレーディングの記録

トレードをする (T) とトレードをしない (U) を、1 日目、2 日目、3 日目、……、 N 日目と記録していく。ただし、USD/JPY の変動率 $\varepsilon(\%)$ の判定基準 k^* は、与えられているものとする。これがトレーディングの記録である。

N 日目までの記録で x 日間「 T 」を得る確率は二項分布関数に従うと考える。すなわち次式で表現することができる。

$$f(x|n, \lambda_n) = {}_n C_x \lambda_n^x (1 - \lambda_n)^{n-x}; x=0, 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

参考までに、二項分布関数の期待値と分散は次のように表される。

$$E(X) = n\lambda_n$$

$$V(X) = n\lambda_n(1 - \lambda_n)$$

本論文のナীবベイズモデルでは、この二項分布は「尤度関数」と呼ばれる。

変動率 $\varepsilon(\%)$ は t 日目の USD/JPY の終値の「振れ」であり、

$$\text{If } |\varepsilon_n| > k^*, \text{ then "T"}$$

$$\text{If } |\varepsilon_n| \leq k^*, \text{ then "U"}$$

である。

k^* は判定基準であるが、USD/JPY の過去の対前日の変動率の動向から自己の有効保有高なども考えて、政策的に 0.30 等の値を採用する。もちろん政策変数であるので、この値は自由に決めることができる。このことはテクニカル分析における例えば RSI の「30% と 70%」等の政策変数の入力と同じ考え方である。

2.3 トレードの事前確率分布

ナイーブベイズモデルを用いることにより、先験確率分布関数にはベータ分布関数を用いる。序論で述べたようにその理由は「二項分布の自然共役分布はベータ分布である」からである。

λ の事前確率²⁾ は次式で表される。

$$w_n(\lambda_n | \alpha, \beta) = \frac{1}{\text{Beta}(\alpha, \beta)} \lambda_n^{\alpha-1} (1-\lambda_n)^{\beta-1}; 0 < \lambda_n < 1, \alpha > 0, \beta > 0 \quad (5)$$

where

$$\text{Beta}(\alpha, \beta) = \int_0^1 \lambda_n^{\alpha-1} (1-\lambda_n)^{\beta-1} d\lambda_n : \text{ベータ関数}$$

λ_n : 時点 n でのトレードの有効性の確率

(5) 式はベータ分布の確率密度関数である。ベータ分布関数の期待値と分散は次のように表される。

$$E(X) = \frac{\alpha}{\alpha + \beta} \quad (6)$$

$$V(X) = \frac{\alpha\beta}{(\alpha + \beta)^2 (\alpha + \beta + 1)} \quad (7)$$

ベータ分布の形状は一様分布の形状の他に種々の単峰関数の形状をとり、社会科学への応用例は広い。

2) 「事前確率」は、「先験確率」とか「主観確率」とも呼ばれる。