

ニューラルネットワークによる経済分析(2) 通貨当局の外為市場介入への応用

黒田祥子*

要 旨

本稿は、政策当局が判断を行う際の行動について、「外為市場への介入行動」を例として、ニューラルネットワーク手法を用いた分析を試みるとともに、先行きの介入行動の予測可能性について考察を加えたものである。

まず、ニューラルネットワークは、介入行動の事後的な検証を、かなり正確に行えることが分かった。さらに、この推計結果からみると、月次単位でみた過去の通貨当局の介入行動は、（他の指標を一定とした場合）為替レートの変化率がある一定の水準未満の場合は介入しないが、その水準を超えた場合には急速に介入額を増やす、との非線形なスタイルであったこと、為替レートの変化率のみならず、経済環境を形成するその他の指標（本稿では、貿易収支水準と購買力平価からの乖離）についても介入の判断材料にしていたこと、等の可能性があることが導き出された。同時に、通貨当局の政策反応パターンは必ずしも常に一様ではなく、各局面毎に異なったものであった、との推察が得られた。

また、ニューラルネットワークを用いた介入の予測に関しては、介入額の水準まで予測することは困難であるが、介入の有無は（当局の介入スタンス自体に大きな変更がない場合には）まずまずの精度で予測可能であることが分かった。本稿の分析では、介入の予測精度にはなお改善の余地が残されているが、今後、市場がAI技術の発展とともに、これらの手法を用いることで介入をさらに高い精度で予測することが可能となった場合、不胎化された外為市場介入政策がシグナル効果を通じて、市場に及ぼす影響は小さくなる可能性があることを示唆している。従って、通貨当局としては、こうした分野のテクニカルな発展動向に注目していく必要があると考えられる。

キーワード：ニューラルネットワーク、非線形性、外為市場介入、
介入予測

JEL classification: C45、C53、F31

* 日本銀行金融研究所研究第1課(E-mail: sachiko.kuroda@boj.or.jp) (新アドレス)

本論文を作成するに当たっては、釜国男教授(創価大学)及び、高木信二教授(大阪大学)から有益なコメントを頂戴した。

目次

1 . はじめに	1
2 . 外為市場介入に関する先行研究と ニューラルネットワークの適用可能性	2
3 . ニューラルネットワークを用いた通貨当局介入行動の推計	4
4 . ニューラルネットワークを用いた介入行動の予測可能性の検討	13
(1) 「介入の有無」と「介入額」の予測（方式1）	13
(2) 「介入の有無」のみの予測（方式2）	17
5 . 分析のまとめと若干の考察	20
6 . 参考文献	22
補論1 データ	22
補論2 ニューラルネットワークを用いた予測（方式1）結果一覧	25

1. はじめに

本稿は、政策当局が判断を行う際の行動について、「外為市場への介入行動」を例として、「ニューラルネットワーク」の手法を用いた分析を試みたものである。

従来こうした分析は、政策判断に影響を与えると考えられる幾つの変数と政策当局の行動の間に「政策反応関数」と呼ばれる一定の関係が成立しており、且つこの関数は「線形」とであると仮定して行われる場合が多かった。しかし、以下で具体的にみるように、政策当局の複雑な行動様式を単純な線形の関数で表現することには、そもそも無理があり、実際、推計された「政策反応関数」の当てはまりも限定的なものに止まっている例が多い。

そこで、本稿では、政策判断の材料となる変数と政策当局の行動の関係性を「非線形」な形で表現することを試みることにし、そのための手法として「ニューラルネットワーク」といわれる手法を援用することとした。

「ニューラルネットワーク」は、元々は人間の脳内の情報処理プロセスの模倣を企図したアプローチで、人間の情報処理機能を、多数の非線形な「入・出力要素」（その一つ一つがニューロンにたとえられる）の並列・階層的な結合としてモデル化し、さらにその結合パターンの形成を「学習」過程として模倣することで、近似的にシステムに人間と同様の情報処理機能を持たせようとするものである。しかし、ニューラルネットワークの手法自体は、こうした「人間の脳の機能のモデル化」という当初の目的から離れても、その非線形性や柔軟性といった特徴を生かして、必ずしも線形には表現しにくい入出力パターンや行動様式を捉えるのに適していると言われており、実際、同手法は、近年においては金融・経済分野でも、株価予測等を行う一つのツールとして、現場での実用可能性についての研究が進められている¹。本稿でも、こうした非線形な入出力関係のモデル化および推計のための一つの近似手法として、ニューラルネットワークを用いている。

本稿の構成は、以下の通りである。まず、2節で外為市場介入に関する

¹ ニューラルネットワークの詳細および金融機関における開発事例等については、副島[1996]参照。また、ニューラルネットワークを経済分析に応用した例としては、わが国では、釜[1994][1997]等がある。

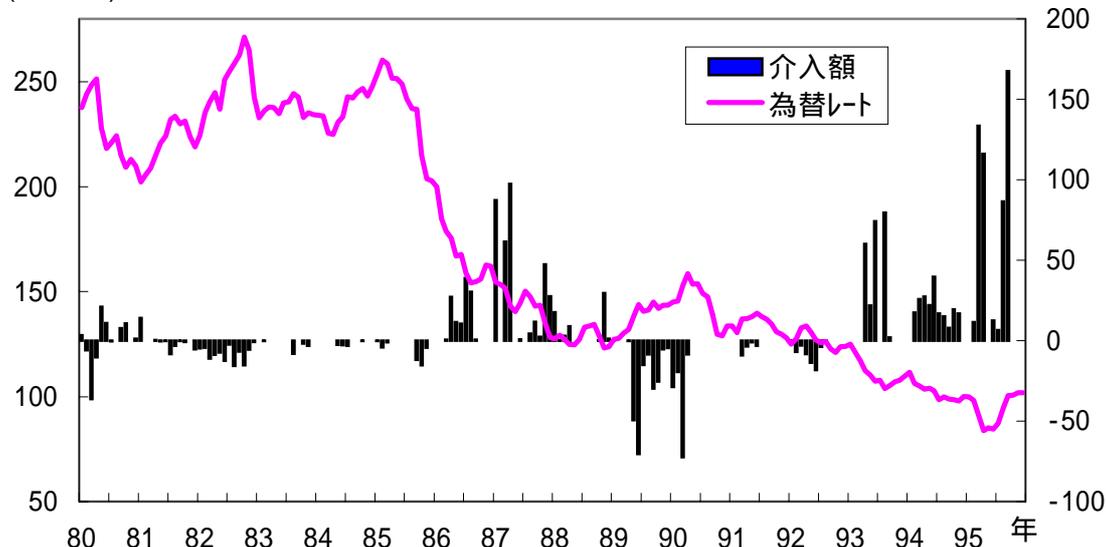
先行研究の簡単な整理と、ニューラルネットワークの適用可能性について言及する。次に、3節で同手法を用いた実証分析を行い、4節でニューラルネットワークを用いた介入行動の予測可能性について検討する。最後に本稿のまとめとともに、将来的な政策のインプリケーションについて若干の考察を述べる。補論として、本稿で用いたデータの説明を行うとともに、本稿で行った介入予測の推計結果を一覧表として掲載する。

2．外為市場介入に関する先行研究とニューラルネットワークの適用可能性

外為市場介入に関する先行研究²においては、介入額を被説明変数、通貨当局が介入の判断材料としていると思われる指標を説明変数とする線形モデルを仮定し、分析するのが一般的である。それらの研究の多くでは、説明変数に為替レートの変化率を採用しており、その有意性をもって、わが国の介入行動は、為替レートの短期的な変動を抑えるように介入を行う（いわゆる“Leaning Against the Wind型”）、もしくはそれに類似したタイプで、為替レートのどちらか一方の方向の変動に対して介入を行う（いわゆる“Asymmetric Leaning Against the Wind型”）、のいずれかであると結論づけられている。しかしながら、図表1を見ても明らかなように、介入額は為替レートの変動のみで説明できる訳ではない。このため、こうした線形モデルの介入説明力は弱いものに止まっている。

² 本邦通貨当局の介入行動のモデル推計については、最近では例えば、Hutchison[1985]、Takagi[1991]、渡辺[1994]などが挙げられる。

図表 1 : 1980 年以降の円 / ドルレート (左目盛) 及び介入額³ (右目盛) の推移
(円/ドル) (億ドル)



これら先行研究の多くが単回帰分析であるのに対し、為替レートの変化率以外にも説明変数をモデルに採り入れ、多変量回帰分析を行った研究としては、例えば Dominguez and Frankel[1993](分析対象は、米国及びドイツ)が挙げられる。しかしながら、こうした多変量回帰分析でも、線形モデルの説明力は必ずしも高くないとの結果が得られている。

このように線形モデルの説明力が低いのは、政策当局の行動自体が、例えば為替レートの変化率に「比例」して介入額を決めるといった線形のパターンに従うものではなく、むしろ、「変化率がある水準を超えると集中的に介入する」といった非線形性を多分に含んだものであるためと考えられる。

ニューラルネットワークは、上述のように、元々必ずしも線形的には表現しにくい人間の情報処理プロセス(認識・判断等)を表現するために考案されたものであるが、より一般的に、複数の非線形関数(シグモイド関数等)

³ わが国では介入額が公表されていないため、本稿では、『財政収支統計月報』(毎年11月号に掲載)の中の、「外国為替資金対民間収支」から「為券・公募発行市中償還調整」分を差し引いたものを採用することとした(上記先行研究では、外貨準備高の増減、もしくは資金需給統計の外国為替資金フロー<いずれも月次データ>等を、介入額として代替的に用いている)。データの詳細は、補論1参照。

の並列・階層的な組み合わせにより、こうした非線形な「反応パターン」ないし「入出力関係」を高い柔軟性をもって（事前に非線形な関数型についての強い制約をおくことなく）表現し得ることが大きな特徴となっている。また、非線形な関係の推計は一般に線形の場合に比べて困難であるが、ニューラルネットワークの推計の場合、既存の各種プログラムが利用可能である。こうした観点から、本稿では、ニューラルネットワークを用いて、通貨当局の介入行動の推計および予測を試みることにした⁴。

3．ニューラルネットワークを用いた通貨当局介入行動の推計

以下では、わが国の通貨当局が、経済情勢に応じて、どのような介入行動を行ってきたかを、ニューラルネットワークの手法を用いて分析する。その際、通貨当局を取り巻く経済情勢を表す変数、すなわち介入行動の判断材料となる変数として、ここでは、名目為替レートの対前月比変化率の他に、

名目為替レートの対前月比変化率の1ヶ月ラグ、名目為替レートの購買力平価からの乖離額、及び貿易収支の対GDP比を採用した⁵。とともに、為替レート変化率の1ヶ月ラグを同時に採用したのは、通貨当局が、為替レートがどちらの方向に向かっているのかを認識するための情報（ ）以外に、その時点が、上昇・下落局面の途中なのか、ピークアウトしているのか、との情報（ ）も考慮していることを想定したためである。は、通貨当局が、その時の（輸出）産業部門の体力を介入行動の一つの判断材料として考えて、そのプロキシとして採用することとしたものである⁶。さらに は、為替レート自体が同じような水準であっても、貿易収支不均衡のレベルによっては、通貨当局の対応も異なる可能性があることを想定して、

⁴従って、ここではニューラルネットワークは、あくまでも、既に存在する非線形な「政策反応関数」に対する一種の近似手法として用いられているのみであり、政策当局自身の政策行動の学習過程をモデル化するものではないことには注意が必要であろう。

⁵ データの詳細は、補論1参照。

⁶ 「購買力平価からの乖離」の算出に、輸出物価指数を用いたのもこのためである（従ってここでの議論における「購買力平価」は、必ずしも純粋な意味での「国際競争力」を意味するものではない）。

採り入れることとした⁷。

分析は、81/6～95/12月の期間を為替レートのトレンドや介入スタンスに応じて、便宜的に次の4つの期間に分割し⁸、その各々について行った。

——なお、4期間では、「当局が介入の判断に利用する経済情勢データ」を上述の4変数に固定した。

	期間	為替レートのトレンド	介入スタンス
第1期	81/6～85/8月	円安進行局面	円買い
第2期	86/4～89/3月	円高傾向局面	円売り
第3期	89/4～93/2月	円安傾向局面	円買い
第4期	93/3～95/12月	円高加速局面	円売り

図表2～5は、ニューラルネットワークを用いた介入額の推計結果を、各推計期間毎にグラフ化したものである⁹。図表のシャドウ部は実際の介入額、太線はニューラルネットワークによる推計介入額、点線は線形モデル¹⁰の推計介入額をそれぞれ表したものである¹¹。図表中の線形モデル（ニューラルネットワーク推計と同じ変数を用いて単純最小自乗法で推計）は、

⁷ なお、本稿で採用した や の変数は、通貨当局が公式ステートメントにおいて言及するところの「ファンダメンタルズ」に含まれる変数の一部と解釈することも出来るが、「ファンダメンタルズ」全体のプロキシとなる訳では必ずしもないことにも注意が必要である。例えば、・ の説明変数の代わりに、日銀短観における業況判断指数や鉱工業生産指数等を採用することも考えられる。

⁸ 期間の分割の詳細は、補論1参照。なお、85/9～86/3月（プラザ合意直後の急激な円高進行時）の期間については、サンプル数の制約から推計を見合わせた。

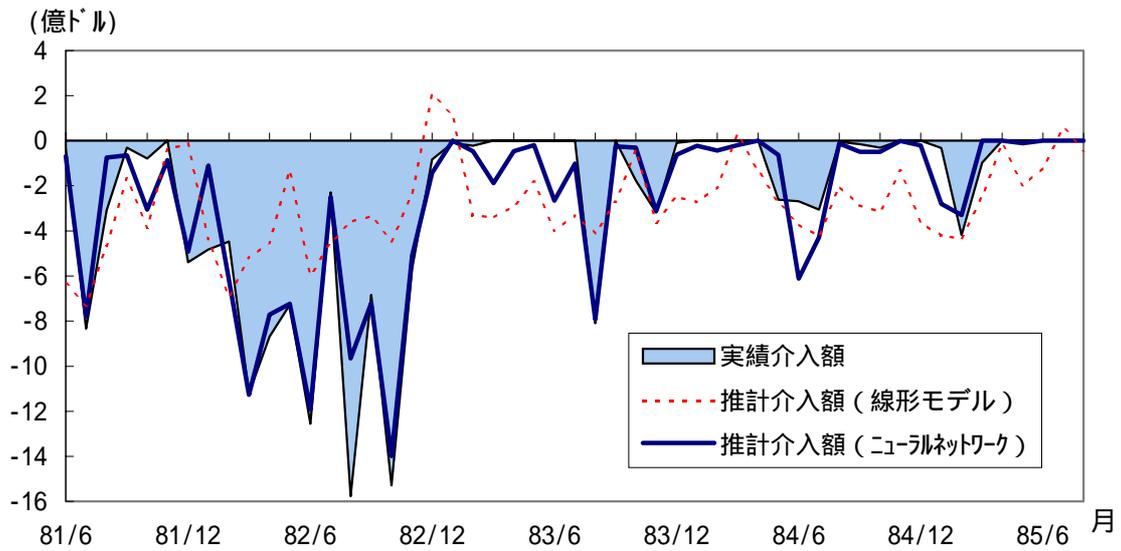
⁹ 本稿では、ネバタ大学が開発した NevProp というソフトを利用した。推計（in-sample）は、入力層4、中間層5、出力層1の階層型ニューラルネットワークで行い、それぞれ1万回の学習を行った。

¹⁰ 線形の介入モデルの推計としては、本稿で行った点推計の他に Tobit モデル等、質的選択モデルによる推計手法も考えられる。質的選択モデルとニューラルネットワークによる比較分析を行った文献としては、釜[1994]参照。

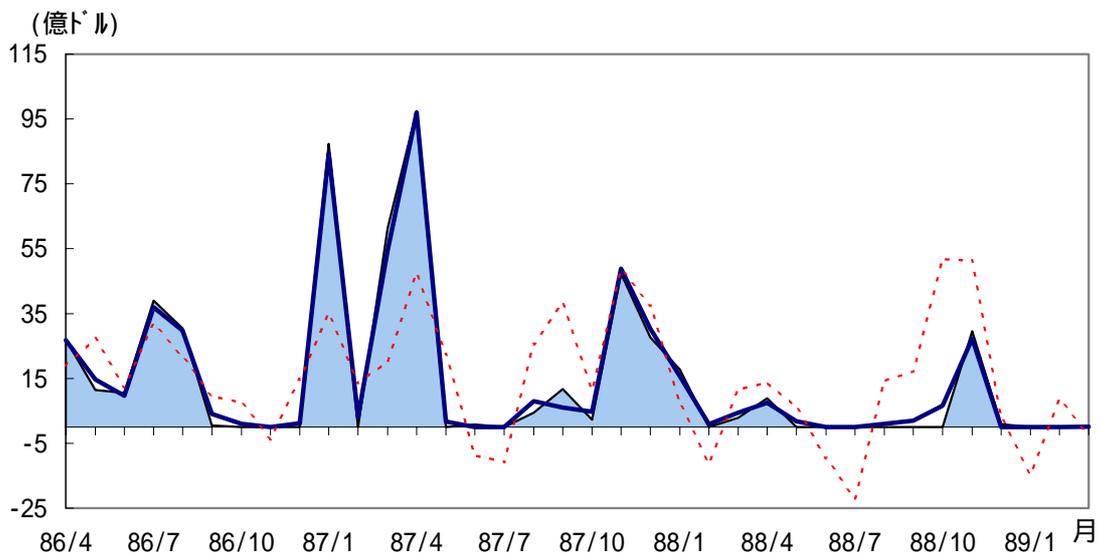
¹¹ ニューラルネットワークは、生のデータを扱うと学習が困難になるとの性質があるため、本稿では予め全データ（入力・出力データとも）を0～1の区間にスケールし、さらに介入額データについては、市場規模の趨勢的拡大を勘案してトレンドの除去を行った（トレンドの除去の詳細は、補論参照）。図中の介入額は、ニューラルネットワークでの推計後、得られた数値を金額ベースに変換したものである。

ニューラルネットワークの推計結果との比較を行うため、参考までに掲載したものである。

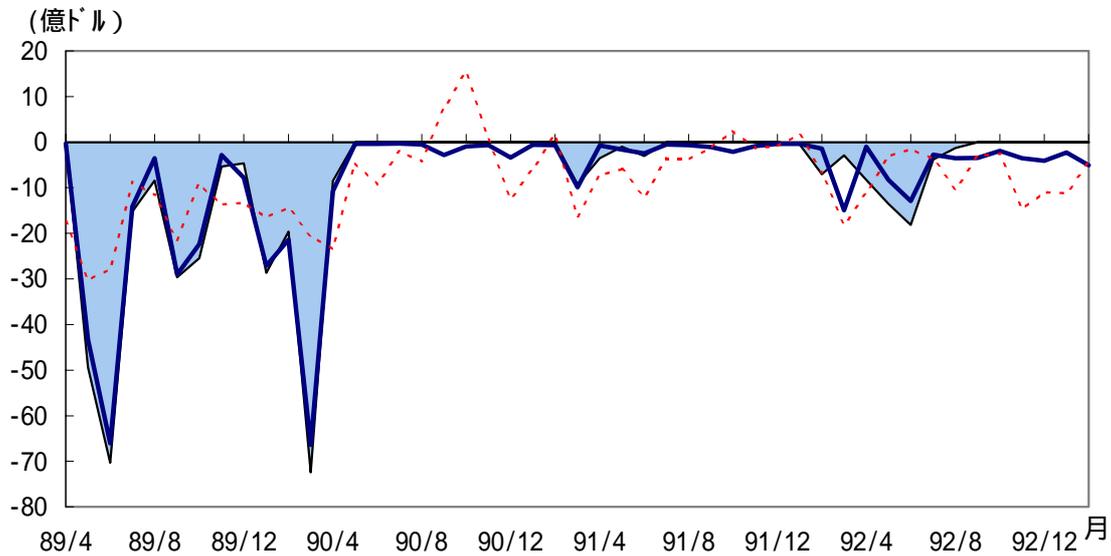
図表 2 : ニューラルネットワークによる推計結果 (第 1 期)



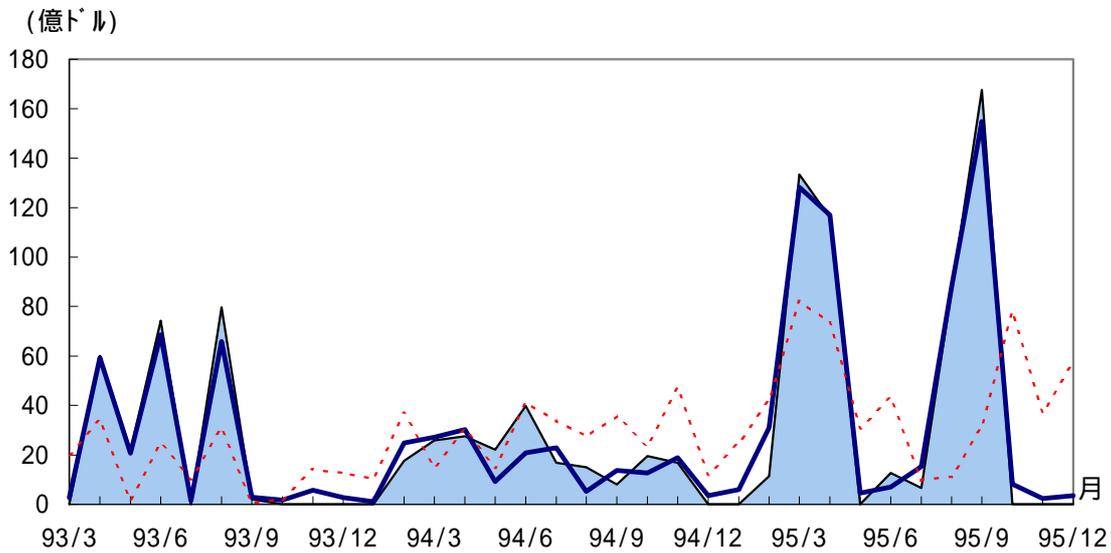
図表 3 : ニューラルネットワークによる推計結果 (第 2 期)



図表4：ニューラルネットワークによる推計結果（第3期）



図表5：ニューラルネットワークによる推計結果（第4期）



図表2～5をみると、ニューラルネットワークによる推計介入額は、実績介入額を表すシャドウ部分を比較的良好に近似していることがわかる。また各期間中の実績介入額をみると、期中では一貫して同一方向に介入を行っている（ドル買ならば、一貫してドル買）が、ニューラルネットワークによる推計はこの点もトレースしている。つまり、同手法は、少なくともこうした

介入行動の事後的なトレースについては、有効性が高いことが指摘できる。言い換えれば、通貨当局の介入行動は、為替レートの変動や貿易収支の水準等の変数と単純な比例関係にあるものではなく、非線形の関係にある可能性が高いことが、推計結果からも確認される（したがって従来の線形モデルによる推計結果の解釈には注意が必要となろう）¹²。

次に、推計されたニューラルネットワークが関数形としてどのような特性を持つかをみることにより、通貨当局の意思決定パターンをより詳しく把握することを試みる。図表6 - 1、2は第2期（86/4～89/3月＜円高傾向局面＞）についてニューラルネットワークにより推計された「介入額関数（Intervention <0と1の間をとるようにスケールしてある＞）の形状を3次元で図示したものである。介入額以外の2変数は、為替レートの対前月比変化率（fx）と貿易収支の対GDP比（Trade、図表6 - 1）または名目為替レートの購買力平価からの乖離額（PPP、図表6 - 2）である。これらの図表を作成するに当たって、他の2変数は期中の平均値で固定しているため、図表にプロットした各月の介入額¹³と関数曲面とには若干の乖離が生じているが、図表6 - 1、2では各々3変数の関係を概ね捉えていると評価することが可能である¹⁴。

¹² なお、物価指数（購買力平価の計算に使用）、貿易収支は、各々1ヶ月、2ヶ月のタイムラグを伴って公表されるが、上述の推計では、あたかも当該月の実現値が当該月中に入手でき、当局はこれに基づいて介入を行うとの立場をとっている点には注意が必要である。一方、実際に当該月に入手可能な公表データを入力変数としたところ、トレースの精度が低下するとの結果が得られた。こうした結果は、通貨当局が介入の判断材料として念頭においているのは、（ラグを伴って利用可能となる実績値ではなく）あくまでも当期の値であり、しかも当局は当期の実績値をかなりの精度で予測し得ている、ことを示唆している。尤も、以下でみるように（第4節参照）介入の予測に「当期に利用可能な実績値」（後述データI）を用いても、「利用可能な値から推計した当期の推計値」（同データII）を用いても予測精度に大きな差は必ずしも生じないことからみて、このことは、通貨当局と民間との間に“情報の非対称性（asymmetric information）”が存在するためと考えるよりも、むしろ、1～2ヶ月のタームであれば「物価」や「貿易収支」といった変数は、（当局のみならず一般の経済主体にとっても）かなりの精度で予測可能であることを示していると考えた方が妥当であろう。

¹³ 介入が行われなかった月については、アンダーラインを付す。

¹⁴ 第2期をここでの分析対象とした理由は、他の2変数を平均値で固定するとの近似を

図表 6 - 1 : ニューラルネットワークの介入額関数 (第 2 期)

この部分の図表は、WORD/PDF ファイルとしては表示できません。

図表 6 - 2 : ニューラルネットワークの介入額関数 (同)

この部分の図表は、WORD/PDF ファイルとしては表示できません。

行っても、第 2 期では各月の介入額と関数曲面との乖離が比較的僅少にとどまったためである。

これらの関数曲面から、第2期における通貨当局の介入行動パターンをみると、まず、為替レートが円高方向に進んでいる場合にのみ、介入が行われていることがわかる。しかしながら、介入額と為替レートの対前月比変化率（以下変化率）は単純な比例関係にある訳ではなく、変化率が-1%付近を超えると急激に介入額が増加し、それ以上の変化率に対しては介入額の増加は抑制される（S字型の非線形関係にある）。すなわち、通貨当局は、（他変数を固定した場合は、）変化率が-1%未満程度の円高であれば介入を行わないが、-1%付近を超えると急速に介入額を増やし始め、それ以上の円高進行に対しては介入額は頭打ちになる、との行動パターンをとることがわかる。

また、貿易収支の対GDP比（以下GDP比）と介入額との関係（図表6-1）をみると、GDP比が3~3.5%程度の水準にある場合には、円高進行に連れて介入額が急速に増加するが、GDP比が2.5%または4%付近の水準にある場合には介入は殆ど行われていないことがわかる。つまり、通貨当局は為替レートのみならず、貿易収支水準についても介入の判断材料にしているものと考えられる。なお、図表6-1において、（為替レートの）変化率が大きい（-4~-5%）にも拘わらず、当該期間中の他の月に比べて、介入が比較的僅少であった87/11~12月、88/10~11月については、次のように解釈することが可能である。まず、通貨当局は、貿易不均衡問題等からGDP比が3%程度の水準を超えることは好ましくないとみていると考えられる。88/10~11月の場合（GDP比2.5%程度）はその仮定と整合的である。一方、87/11~12月（同4%程度）の場合は、GDP比は高いが、通貨当局ではそれまでの円高の影響から（Jカーブ効果も払拭して）GDP比が減少に向かい始める局面であると認識していたものと考えられる（実際、その後GDP比は88/3~5月には3%付近に下落している）。

次に、購買力平価からの乖離額（以下平価乖離額）と介入額との関係（図表6-2）をみると、平価乖離額が円高方向に増加すると介入額は増加し、平価乖離額が10円程度の水準にまで達すると介入額は頭打ちになる。さらに、平価乖離額が20円程度になると逆に介入額は減少する。すなわち、通貨当局は、購買力平価からの乖離額についても介入の判断材料にしているとみられる。なお、図表6-2において、87/11~12月に平価乖離額が20円程度

に達したにも拘わらず、介入額が比較的僅少であるのは、上述のとおり、通貨当局が（判断材料の一つである）貿易収支のGDP比がピークアウトするとの認識をもっていたことによるものであると解釈できる。また、88/10～11月についても、平価乖離額が比較的大きい（10～15円）にも拘わらず介入額が僅少であるのは、貿易収支のGDP比が相対的に低めであったことが背景となっているとみられる。

——因みに、上述の議論では、88/10～11月について、介入額が僅少に止まった（介入額：10月 10百万ドル、11月 2948百万ドル）のは何故かとの観点で解釈を進めたが、（事後的に振り返ると）景気過熱懸念が生じていた時期において、通貨当局が僅少であるとはいえ円売り介入を行った点については次のような見方が可能である。すなわち、88/10月以降、原油価格下落を背景とした米国金利上昇期待の後退等から、円高圧力が強まった。10月は、（上述のように）貿易収支の対GDP比が相対的に低めであったことから介入はごく僅少に止まったが、11月に入って、さらに円高が進み、25日には、円相場は既往最高値の121.15円/ドル（東京外国為替市場終値）をつけるに至った。この急激な円高は、景気過熱下のわが国にとっては全体としてプラスに働く筋合いのものではあったが、通貨当局はそれまでの国際協調スタンス（ルーブル合意等）に反するものであると判断したと考えられる。そこで、短期的にこれ以上の円高進行を止めることを目的に介入が行われたとみられる。

これらをまとめると、当時（第2期）の通貨当局の介入政策については、（他変数を固定した場合）為替レートの変化率が一定水準未満の場合は介入しないが、その水準を超えた場合には急速に介入額を増やす、との非線形なスタイルであったこと、為替レートのみならず、経済環境を形成するその他の指標（本稿では、貿易収支と購買力平価からの乖離）を、介入の際の判断材料にしていた可能性が強いこと、等が指摘し得るであろう¹⁵。

¹⁵ こうした指標が、リアルタイムで行われる日々の介入の判断材料とされているかについては、「通貨当局の日々の介入行動のメルクマールとなっているのは名目為替レート

なお、本稿では詳しい分析を省いた第2期以外の局面（脚注14も参照）については、ある程度の乖離を容認し、得られた関数曲面に限って観察すると、前述の考察（非線形なスタイルであること、為替レートの変化率以外の指標も介入の判断材料にしていること）に関しては同様の傾向が認められるが、各々の指標に関する政策反応パターン（曲面の形状）は、各期毎に必ずしも一様ではなく、むしろ局面毎に反応パターンが異なっていた可能性が高いとの結果が得られた¹⁶。

であるはず」との見方もあり、議論の余地が残るであろう。しかしながら、通貨当局がこうした指標を基に介入を行っていた可能性は、例えば日銀松下総裁が、バブル当時の政策全般を振り返って、『当時は景気回復が次第に強まります中で、物価の安定基調は維持されておりましたほか、国の経済政策面におきましても、大幅な経常黒字の是正やまた円高の回避が最優先の課題とされていた時期でございます。そういった中で、金融政策の運営におきましても、いわばぎりぎりの選択を迫られたものと理解しております…』（参議院大蔵委員会会議録第15号、平成9年5月29日）と言及していることからみても否定できないと考えられる。特に、本稿のような月次ベースでの介入行動の分析においては、これらの変数を通貨当局の判断材料に含めることには、大きな無理はないものと考えられる。

¹⁶ 因みに、円高が加速した第4期についてみると、為替レートの変化率については、（非線形な介入スタイルであることは、第2期と同様であるが）円高を止めようとするだけではなく、円安方向に向かっていた場合においても、それを後押しするかのように入力介入を行うスタンスを採っていたこと、円高に伴う貿易収支黒字の縮小（対GDP比2.9%付近を下回ると円売り介入）や購買力平価からの乖離（10円を超える円高になると急激に円売り介入）に強く反応していること、等が観察され、当時の通貨当局にとっては、為替レートの「大きな変動をならす」ことよりも、「急速に進んだ円高の水準そのものを是正する」ことが最優先の課題であったことが推察される。以上から、わが国の過去の介入政策は、その局面毎に最優先となる目標が異なっていたこと、従って観察する指標の重み（重要性）も自ずと違っていた可能性が高いこと、が指摘できよう（この意味でわが国の介入行動をいわゆる“(A)LAW型”であると断定することには注意が必要であろうと考えられる）。

4 . ニューラルネットワークを用いた介入行動の予測可能性の検討

次に、先行きの通貨当局の介入額を、ニューラルネットワークを用いてどの程度予測することが可能かを考察する。上述のように、通期 (in-sample) で見たニューラルネットワークによる「介入額関数」の推計結果は、比較的よく実績介入額を説明しているが、このことは直ちに予測力の高さを意味する訳ではない。すなわち、予測時点では、通期でみた推計結果は利用可能ではない (予測時点から先のデータは与えられていない) ため、介入額の予測は、予測時点までのデータのみを用いてニューラルネットワークを推計した上で「外挿」予測を行なうこととなる (そうでなければ正しい予測力の評価は出来ない) が、非線形の関数の場合、一般に推計期間中のフィットは良くとも、外挿予測力は低くなりがちであることが指摘されている。

そこで、ここでは、予測時点の直前月までのデータを用いてニューラルネットワークによる介入額関数を推計し、その結果を用いて当該月の介入額を予測し、その精度をチェックすることを試みる。その際の入力変数となる当該月の説明変数の値については、 . 当該月の実現値をそのまま用いたもの (データ) と、 . 前月までの実現値から推計したもの (データ) ¹⁷、の 2 セットを用いた¹⁸。

(1) 「介入の有無」と「介入額」の予測 (方式 1)

ここでは、当該月の介入額を、当該月の前月までの介入実績額を前提に予測するが、その前に、予測結果の評価方法について述べておく。本稿では、

¹⁷ データ . の入力変数については、入手可能なデータから予測値を加工して入力変数に代えることとし、為替レートの変化率は、当該月のみ前々月末値から前月末値までの変化率を、購買力平価および貿易収支については前 2 ヶ月分の値をそのまま伸ばしたものを採用した。

¹⁸ なお、ニューラルネットワークの学習用サンプルは、最低 30 個程度の数が必要であることが経験的に言われている。このため本稿の分析でも、こうしたサンプル数の制約から、期によって予測を行う月数が異なっている。

以下のようなフレームワークで予測結果の評価を行うこととした¹⁹。

まず、当該月の前月までの、実績介入額（過去1年分）の1ヶ月当たり平均額を Avg. とする。

予測の正答・不正答は、

介入の有無を予測出来たか、

介入がある場合、その金額を予測できたか、

の2段階で各々評価し、「正答」の回数によって予測精度を評価する。

介入の有無の予測

(イ) 介入の有無の判別

当該月の実績介入額が Avg. / 10 以下である場合 「介入なし」

実績介入額が Avg. / 10 超である場合 「介入あり」

(ロ) 予測の評価

当該月の予測介入額が Avg. / 10 以下である場合 「介入なし」

予測介入額が Avg. / 10 超である場合 「介入あり」

(イ) と (ロ) が合致した場合、予測は「正答」であるとみなす。

——市場参加者は、当該月の介入額が過去の実績介入額平均を大きく下回っていれば（ここでは 1/10 以下）、「介入なし」と判断する（逆に 1/10 超であれば、「介入あり」と判断する）と仮定する。

介入額の予測

予測額が実績介入額の 0.5 ~ 3 倍以内に収まる場合 「正答」

上記以外 「不正答」

上記の評価方法により、予測結果を評価したものが、図表 7 ~ 10 である。

¹⁹ 本節(1)は、ニューラルネットワークを用いることで、一市場参加者がどの程度介入の予測をできるか、との立場で分析を行ったものである。したがって、ここでの基準は、恣意的に設定したものであるため、あくまでも直観的な評価に止まっていることには、注意が必要である。

——シャドウ部分は、実績介入額が評価フレームワークの上で「介入あり」とする水準超となったことを示す。

図表7：方式1による介入予測（第1期）²⁰

第1期	介入有無の予測 (: 正答、x : 不正答)				(参考)* 線形推計	介入額の予測 (: 正答、x : 不正答)		
	実績値	in-sample	データ	データ		in-sample	データ	データ
84/6	有							
84/7	有						x	
84/8	無		x	x	x	-	-	-
84/9	有					x	x	
84/10	有						x	x
84/11	無			x	x	-	-	-
84/12	無	x	x	x	x	-	-	-
85/1	有					x	x	x
85/2	有			x			x	x
85/3	有	x	x			x	x	x
85/4	無				x	-	-	-
85/5	無	x			x	-	-	-
85/6	無				x	-	-	-
85/7	無				x	-	-	-
85/8	無			x	x	-	-	-
正答率		80%	80%	67%	47%	57%	14%	43%

図表8：方式1による介入予測（第2期）

第2期	介入有無の予測 (: 正答、x : 不正答)				(参考)* 線形推計	介入額の予測 (: 正答、x : 不正答)		
	実績値	in-sample	データ	データ		in-sample	データ	データ
88/10	無	x	x	x	x	-	-	-
88/11	有						x	x
88/12	有	x	x			x	x	x
89/1	無				x	-	-	-
89/2	無				x	-	-	-
89/3	無				x	-	-	-
正答率		67%	67%	83%	33%	50%	0%	0%

²⁰ 85/4月（第1期）と92/12月（第3期）においては、各々0.4百万ドル、0.8百万ドルの実績値（各々の期の介入スタンス<4頁で定義したもの>とは逆方向の介入）となるが、両月とも額が非常に僅少に止まるため、ここでは敢えて「介入なし」と分類し、分析を行った。

図表 9 : 方式 1 による介入予測 (第 3 期)

第 3 期	介入有無の予測 (: 正答、× : 不正答)				(参考)* 線形推計	介入額の予測 (: 正答、× : 不正答)		
	実績値	in-sample	データ	データ		in-sample	データ	データ
92/2	有		×	×		×	×	×
92/3	有					×	×	
92/4	有					×	×	×
92/5	有						×	×
92/6	有						×	×
92/7	有							×
92/8	有			×			×	×
92/9	無	×	×	×	×	-	-	-
92/10	無	×	×	×	×	-	-	-
92/11	無	×	×	×	×	-	-	-
92/12	無	×	×	×	×	-	-	-
93/1	無	×	×	×	×	-	-	-
93/2	無	×	×	×	×	-	-	-
正答率		54%	46%	38%	54%	57%	14%	14%

図表 10 : 方式 1 による介入予測 (第 4 期)

第 4 期	介入有無の予測 (: 正答、× : 不正答)				(参考)* 線形推計	介入額の予測 (: 正答、× : 不正答)		
	実績値	in-sample	データ	データ		in-sample	データ	データ
95/8	有		×				×	×
95/9	有							
95/10	無	×	×	×	×	-	-	-
95/11	無		×	×	×	-	-	-
95/12	無				×	-	-	-
正答率		80%	40%	60%	40%	100%	50%	50%

この方法による予測結果は、データ、データともに「介入有無の予測」については、第 1、2 期では、7 ~ 8 割程度のまずまずの正答率を示した一方、第 3、4 期は 4 ~ 6 割程度の正答率に止まった。また、同じ基準で評価した線形推計²¹との比較では、ニューラルネットワークによる予測結果の方が、特に「介入なし」を比較的正しく捉えていることが分かる。一方、「介入

²¹ 図表 7 ~ 10 に示した線形推計(*)は、3 節で行った通期推計(in-sample)の結果を本稿の基準に基づいて評価し、参考までに掲載したものである。

あり」と判断した場合の「介入額の予測」に関しては、サンプル数の制約の問題があるものの、いずれも予測精度は低いものに止まった。

(2) 「介入の有無」のみの予測（方式2）

以上の分析では、ニューラルネットワークによる（非線形な）介入額関数を用いても、先行きの介入額を予測することは困難であるが、関心を「介入有無の予測」のみに絞ってみれば、少なくとも第1、2期については、まずまずの精度（7～8割）で予測が可能との結果が得られた。しかし、介入の有無のみを予測対象とするのであれば、初めから上記の4つの判断材料（説明変数）の入力に対し、介入あり=1、介入なし=0、として「介入の有無」のみを出力するニューラルネットワークを推計することがより適切であるとの考え方も有り得る²²。さらには、まず、ニューラルネットワークで介入有無の予測だけを行い²³、その上で介入ありのデータのみを抽出して水準（額）を予測するとの、「二段階方式ニューラルネットワーク」分析を行うことも、予測力の改善に資するかも知れない（釜[1997]）。

そこで、以下では、「介入の有無」のみを出力するニューラルネットワークの推計による予測を試みた。その結果を示したのが、図表11～14である²⁴。

——— の介入有無の予測については、ニューラルネットワークの出力値が0以上～0.5未満の時は介入なし、0.5以上～1以下の時は介入ありと評価するものとした。

²² 本節(2)の分析は、釜教授（創価大）から頂戴したコメントをもとに行ったものである。

²³ ここで、「介入あり=1」とした月は、実績介入額が0でなかった全ての月のことを指す。但し、外国為替取引の約定と決済にラグがあることを考慮すると、本稿の分析で用いた月単位の介入データと、実際にその月内に行われた介入額との間には相違が発生し得る。従って、本節の予測（方法2）で行った「介入なし=0」の判別は、あくまでも「代替データ」を基にした分析であることには留意が必要。

²⁴ なお、第二段階の推計（介入額の推計）を行わなかったのは、全データから「介入あり」のデータのみを抽出しても、ニューラルネットワークの学習に必要な最低30個程度のサンプル数を確保できないためである。

図表 11 : 方式 2 による介入予測 (第 1 期)

介入有無の予測 (: 正答、× : 不正答)				
第 1 期	実績値	in-sample	データ	データ
84/6	有			
84/7	有			
84/8	有			
84/9	有			
84/10	有			×
84/11	無		×	×
84/12	無		×	×
85/1	有			
85/2	有			
85/3	有			
85/4	有			
85/5	無			×
85/6	無		×	×
85/7	無			×
85/8	無			×
正答率		100%	80%	53%

図表 12 : 方式 2 による介入予測 (第 2 期)

介入有無の予測 (: 正答、× : 不正答)				
第 2 期	実績値	in-sample	データ	データ
88/10	有		×	×
88/11	有			
88/12	有		×	
89/1	無		×	×
89/2	無		×	
89/3	無			×
正答率		100%	33%	50%

図表 13：方式 2 による介入予測（第 3 期）

介入有無の予測 (○：正答、×：不正答)				
第 3 期	実績値	in-sample	データ	データ
92/2	有		×	
92/3	有			×
92/4	有		×	
92/5	有			
92/6	有			
92/7	有			
92/8	有			
92/9	無		×	×
92/10	無		×	×
92/11	無			×
92/12	有			
93/1	無		×	×
93/2	無		×	×
正答率		100%	54%	54%

図表 14：方式 2 による介入予測（第 4 期）

介入有無の予測 (○：正答、×：不正答)				
第 4 期	実績値	in-sample	データ	データ
95/8	有			
95/9	有		×	
95/10	有			
95/11	有			
95/12	有			×
正答率		100%	80%	80%

この結果をみると、第 4 期においてデータ、に関する予測精度に改善がみられたものの、その他の期においては、それほど大きな改善は得られないことが分かる。特に、第 3 期については、この方式を用いてもやはり予測精度が低いものに止まった。これは、期間中に政策当局の介入スタンス自体に変更があり、第 3 期全体を通して共通の「政策反応関数」の存在を想定することがそもそも無理なためと考えられる。

——なお、当然ながら in-sample の場合の予測は、基本的に両方法において

(「介入有無の予測」、「介入額の予測」とも)、データ、より精度が高い。因みに、方式2による in-sample の予測はいずれの期でも100%と高く、この点で方式2は、事後的な分析(釜[1997])にはより有効であると言える。

以上の分析結果をまとめると、ニューラルネットワークを用いた介入予測では、介入の有無は(当局の介入スタンスに大きな変更がない場合には)まずまずの精度で予測可能であること、その一方で介入額の水準まで予測することは困難であること、が指摘できよう。

5. 分析のまとめと若干の考察

本稿では、ニューラルネットワークを用いて、通貨当局の介入行動を分析するとともに、先行きの介入行動の予測可能性について考察を加えた。

まず、ニューラルネットワークは、介入行動の事後的な検証を、かなり正確に行えることが分かった。さらに、この推計結果をもとに分析を行うと、月次単位でみた過去の通貨当局の介入行動は、(他の変数を固定した場合)為替レートの変化率がある一定の水準未満の場合は介入しないが、その水準を超えた場合には急速に介入額を増やす、との非線形なスタイルであったこと、為替レートの変化率のみならず、貿易収支水準や購買力平価からの乖離幅等、経済環境を形成する指標も介入の判断材料にしていたこと、等の可能性があることが導き出された。また同時に、通貨当局の政策反応パターンは必ずしも常に一様ではなく、各局面毎に異なったものであった、との推察が得られた(こうした意味で、通貨当局の介入行動をいわゆる“(Asymmetric) Leaning Against the Wind”型であると断定することには注意が必要であると考えられる)。

また当局の介入行動の予測に関しては、ニューラルネットワークを用いた予測では、介入額の水準まで予測することは困難であるが、介入の有無は(当局の介入スタンス自体に大きな変更がない場合には)まずまずの精度で予測可能であることが分かった。ただ、介入の有無の予測に関しても、

その精度についてはなお改善の余地があり、これは今後の検討課題として残される点の一つである。

最後に、「ニューラルネットワークによる推計を用いれば、介入の有無はまずまずの精度で予測が可能である」ということの、政策的なインプリケーションについて簡単に考察しておきたい。介入行動の判断材料となる（より正確に言えば、ニューラルネットワークの推計結果からみて、材料である可能性が高いとみられる）幾つかの変数が市場参加者にも同時に観察可能であり、かつそれらを用いて、当期における当局の介入の有無が事前にかんがりの精度で予測可能であるとした場合、「当局が介入を行なった」という事実自体の市場に対するシグナル効果は、相当程度失われる可能性が高い。為替介入の殆どが不胎化されており、且つ不胎化介入が為替相場に影響を与えるルートとしては、シグナル効果の重要性が高いという通常の見解に従えば、このことは、通貨当局が介入を通して外為市場に与えるインパクトが減殺される可能性を示唆している。

因みに、本稿と同種類の試みとして、Neely and Weller[1997]は、過去の外為市場介入データから、「遺伝的アルゴリズム」を用いて、為替トレーディングルールをモデル化することを試みており、その結果以下のようなインプリケーションを導出している。すなわち、過去の介入実績を遺伝的アルゴリズムで学習した“sophisticated”なモデルは、通貨当局の行動を前提としたポジションをとることによって収益を大きくすることができる。その結果将来的に、介入政策パターンを学習する“sophisticated”なディーラーが、市場に大多数を占めるようになった場合、シグナル効果があると一般に考えられている外為市場介入政策が市場に及ぼしうる影響は、非常に小さくなる可能性がある。

「遺伝的アルゴリズム」は、現状発展段階にあり、各種改善点が残っているとされていることには留意が必要であるが、通貨当局としては、こうした分野のテクニカルな発展動向に注目していく必要があると考えられる。

以 上

6 . 参考文献

- Dominguez Kathryn M., Jeffrey A. Frankel, *Does Foreign Exchange Intervention Work?*, Institute for International Economics, Washington, DC, 1993.
- Hutchison, Michael M., “Official Japanese Intervention in Foreign Exchange Markets Leaning Against the Winds?”, *Economic Letters*, 15, 1984.
- Neely, Christopher, Paul Weller, “Technical Analysis and Central Bank Intervention”, Working Paper 97-002a, Federal Reserve Bank of St. Louis, 1997.
- Takagi, Shinji, “Foreign Exchange Market Intervention and Domestic Monetary Control in Japan, 1973-1989”, *Japan and the World Economy*, 3, 1991.
- 大野健一、『国際通貨体制と経済安定』、東洋経済新報社、1991年。
- 釜 国男、「質的選択行動のニューラルネットワークモデルによる分析」、『季刊創価経済論集』、Vol.XXIV、No.2、1994年。
- 釜 国男、「階層型ニューラルネットワークによる公定歩合政策の分析」、『季刊創価経済論集』、Vol.XXVI、No.3・4、1997年。
- 副島 豊、「ニューラルネットワークアプローチによる経済分析——モデルの概要と金融政策への応用例——」、『金融研究』第15巻3号、日本銀行金融研究所、1996年。
- 渡辺 努、『市場の予想と経済政策の有効性』、東洋経済新報社、1994年。

補論1 データ

以下では、ニューラルネットワーク分析を行う際に用いた 入力データ および、 教師信号用データ（介入額）、 データ期間の説明を行う。

入力データ

短期的な変動を表す「為替レートの対前月比変化率(%)」、その「1ヶ月ラグ(%)」、そして「購買力平価からの乖離(円)」、「貿易収支の対GDP比(%)」の4変数を採用した。

a. 為替レート

円/米ドル（東京外国為替市場、午後5時直物中心レート、月平均）を用いた。

b. 購買力平価

本稿では、長期平均法²⁵を用いて購買力平価を算出する方法を採用した。これは、過去の長期にわたる実質為替レートの平均を基準にする方法である（本稿では、期間 81/6～95/12 月を採用）。なお、計算の際に用いた物価指数には、輸出物価指数を採用した²⁶。

c. 貿易収支の対 GDP 比

貿易収支は、季節調整済みデータ（91/1 月からは新データをそのまま接続）を使用。GDP は名目 GDP（季調済み）の四半期データを線形補間で月次ベースに加工したものをを用いている。

介入額データ

次に、ニューラルネットワークにおいて、入力値が学習をする際のガイド役となる「教師データ」として用いた通貨当局の介入額データについて説明する。先行研究では、外貨準備高の増減、もしくは資金需給実績の外国為替資金フロー等を代替データとして用いているが、本稿では、『財政収支統計月報』（毎年 11 月号に掲載）の中の、「外国為替

²⁵ 購買力平価を用いた推計では、どの時点を基準に購買力平価を計算するかとの問題が指摘されている。基準時点として、変動相場制開始の 73 年を選んだり、日米貿易収支の均衡を根拠に 80 年を選択したり、推計期間の中間時点をベンチマークとする等、様々な考え方が採られてきた。しかしながら、恣意的に基準年を選ぶ方式は、基準年によって推計結果が大きく変わってしまう可能性が高いと考えられ、長期の推計を行う場合には、無視し得る問題ではないと考えられる。この点を考慮して採用した本手法は、為替レートは、長期平均的には購買力平価から大きく乖離することはないとの仮定が置かれている。詳細は、大野[1991]参照。

²⁶ 購買力平価の計算では、物価指数の選択が crucial であり、採用する指数によって値が大きく違ってしまふ。購買力平価を計算する上で輸出物価指数は、為替レート変動の影響を直接受ける「貿易財」そのものを対象としている反面、為替レートの変動が表面的な輸出価格に直接転嫁されない可能性があり、これを用いて計算された購買力平価は必ずしも純粋な意味での「国際競争力」を示すものではない。しかしながら、本稿では、P.3 でも言及したように、通貨当局が購買力平価を（輸出）産業部門の体力を推し量る際のプロキシ（各企業の輸出採算を決定するのは主として輸出価格であることを意識）として用いている、との立場に立って敢えて本指数を採用した。

資金対民間収支」から「為券・公募発行市中償還調整」分を控除した値を円/米ドル（東京外国為替市場、午後5時直物中心レート、月平均）でドル換算し、それを介入額データとして代替的に採用した²⁷。

また、介入額データに関しては、外為市場の出来高増加に伴い、同じ介入額でも市場に与えるインパクトが異なる可能性がある点も考慮する必要がある。このため本稿では、介入額を外貨準備残高²⁸で除した数字を推計に用いた。

データ期間

データ期間は、80年代初頭～95/12月までの約15年間分（月次データ）とし、渡辺[1994]を参考に、第1期間（81/6～85/8月：円安進行時）、第2期間（86/4～89/3月：円高傾向局面）、第3期間（89/4～93/2月：円安傾向局面）、第4期間（93/3～95/12月：円高加速局面）に区分することとした（なお、プラザ合意直後の急激な円高進行時の85/9～86/3月に関しては、データ不足のため推計は見合わせた）²⁹。金融機関等が開発

²⁷ 本稿で外貨準備高の増減を直接採用しなかったのは、以下の理由による。すなわち、外貨準備高には、通貨当局が介入の際に得た外貨を、外国債券等で運用したときの運用益が含まれるが、この運用益は公表されていないこと、また、市場介入によって得られた外貨が、すべて外貨準備の対象となる資産として運用されているかどうかは不明なこと、91/3～4月には、資金需給統計における「外国為替資金対民間収支（本稿は、ここから為券の市中応札・償還分を控除したもの）」と、「外貨準備」との間に、15～67億ドルの乖離が生じていること（湾岸戦争関連の拠出金の関係か）、等によるものである。なお、為券の市中応札・償還分未調整ベースであれば、資金需給統計のデータは、当該月のデータを翌月の月初に入手できるという点で、速報性が高い。

²⁸ こうしたトレンドの除去には、外為市場の出来高そのものを用いることも考えられる。しかしながら、本稿の推計期間全体にわたっての月次データの入手が困難であったため、これによる分析は見合わせることにした。

²⁹ このように、期間を分割して分析を行ったのは、各々の期間で介入が概ね円買いまたは円売りの一定の“スタンス”で行われたことを所与としたためである。これは、全期間にニューラルネットワークを適用すると上述の介入“スタンス”の変化もニューラルネットワークが学習しなければならない一方、介入の“スタンス”の変更は数回しか行われておらず、サンプル数に限界があることに基づいている。実際、期間分割を行わず、全期間を対象にニューラルネットワークで3章のような事後的推計を行うと、フィットが悪化

した株価予測等のためのニューラルネットワークプログラムでは、こうした問題に対して、例えばその日の終わりに得た最新データを付け足す代わりに、その分最古データを削除することで、過去の市場の動きの影響を弱めること等で対処している。

補論2 ニューラルネットワークを用いた予測（方式1）結果一覧

以下は、4節で行った、ニューラルネットワークによる介入予測の結果（方式1）をまとめたものである³⁰。

図表 15：方式1による介入予測の結果（第1期）

(単位：百万ドル)

第1期	実績値	ニューラルネットワークによる推計			(参考) 線形推計
		in-sample	データ	データ	
84/6	-269	-611	-601	-508	-372
84/7	-306	-430	-1622	-234	-424
84/8	-5	-13	-628	-42	-203
84/9	-15	-51	-345	-25	-287
84/10	-30	-50	-1102	-172	-315
84/11	0	-1	-3	-234	-135
84/12	0	-22	-152	-16	-363
85/1	-31	-280	-1085	-1355	-422
85/2	-419	-330	-91	-2	-435
85/3	-98	0	0	-36	-252
85/4	0	0	0	-7	-13
85/5	0	-12	-2	0	-198
85/6	0	-1	0	-2	-120
85/7	0	0	0	-2	55
85/8	0	0	-2	-53	42

するとの結果が得られている。このため、敢えて期間分割を行うこととした。サンプル数の制約については、類似局面をプールする等の方法が考えられるが、これは今後の検討課題としたい。

³⁰ 図表 15～18 中の線形推計は、全て in-sample 推計の結果である。

図表 16：方式 1 による介入予測の結果（第 2 期）

(単位：百万ドル)

第 2 期	実績値	ニューラルネットワークによる推計			(参考) 線形推計
		in-sample	データ	データ	
88/10	10	658	14549	2205	5178
88/11	2948	2729	1207	233	5136
88/12	99	9	6	1809	324
89/1	0	9	8	4	-1454
89/2	0	11	15	23	857
89/3	0	14	16	6	-260

図表 17：方式 1 による介入予測の結果（第 3 期）

(単位：百万ドル)

第 3 期	実績値	ニューラルネットワークによる推計			(参考) 線形推計
		in-sample	データ	データ	
92/2	-703	-143	-5	-2	-664
92/3	-292	-1499	-3846	-447	-1815
92/4	-826	-101	-157	-4851	-1120
92/5	-1360	-825	-46	-67	-312
92/6	-1816	-1295	-526	-633	-156
92/7	-380	-275	-318	-2235	-376
92/8	-127	-359	-888	-17	-1031
92/9	0	-343	-1807	-3259	-305
92/10	0	-190	-218	-337	-258
92/11	0	-348	-923	-69	-1467
92/12	1	-408	-998	-6245	-1099
93/1	0	-229	-296	-299	-1121
93/2	0	-509	-2095	-283	-501

図表 18：方式 1 による介入予測の結果（第 4 期）

(単位：百万ドル)

第 4 期	実績値	ニューラルネットワークによる推計			(参考) 線形推計
		in-sample	データ	データ	
95/8	8645	8798	5	1330	1118
95/9	16758	15484	8691	15473	3143
95/10	3	820	15047	14688	7780
95/11	2	227	501	655	3702
95/12	3	358	361	378	5747