

〈自由論文〉

内外金利差とドル / 円為替レートの変動に関する AI シミュレーション分析

An AI-based Simulation Analysis of Exchange Rate Fluctuations Due to Widening Gap between Domestic and Foreign Interest Rate

小林 稔
Minoru Kobayashi

【Abstract】

Since January 2020, the spread of COVID-19 infections around the world has forced socio-economic activity to stagnate. As a result, the world economy has fallen sharply. However, as the government and the Bank of Japan implemented measures against COVID-19 and large-scale monetary easing policies, the monetary base expanded rapidly after April 2020, which supported the economy. Similarly, in the United States, at the beginning of the COVID-19 pandemic, the monetary base expanded rapidly due to abundant supply of funds such as cash benefits. Although the economy temporarily slumped, the economy continued to recover from the third quarter of 2020. The Nikkei Stock Average temporarily hit the highest price after the burst of the bubble economy and exceeded 30,000 yen. In addition, the US stock market has become overheated, with the Dow Jones Industrial Average hitting a record high. On the other hand, mutants of COVID-19 appeared one after another, and the main strains of infection changed to Delta strains and Omicron strains, and the wave of infection was repeated each time, but the number of newly infected people gradually decreased. In developed countries such as the United States and European countries, the third inoculation of the new corona vaccine is progressing, and we are looking for a new social step toward post-corona. Under these circumstances, Japan's monetary policy continues its monetary easing policy toward the BOJ's achievement of the "price stability target" of 2%. However, in the United States, the economy is recovering, the consumer price index is rising sharply, and there is a growing sense of caution about inflation. In May 2020, the Fed raised the Federal Funds Rate by 0.5 points and switched from monetary easing to monetary tightening. The interest rate gap between Japan and the United States has also become clearer, and the yen / dollar exchange rate has been depreciating rapidly since March 2022. This paper analyzes the impact of the interest rate gap between Japan and the United States on the yen / dollar exchange rate and the economy. In addition, we will build an analytical model using AI to simulate the correlation between interest rate gap and exchange rates. Furthermore, we will consider the results and show the findings obtained regarding the interest rate gap and the yen / dollar exchange rate.

【キーワード】

COVID-19, 金融緩和, 為替レート, 物価連動国債, 円安, 内外金利差, PPI, CPI, AI, 人工知能

1. はじめに

2020年1月以降、新型コロナウイルス（以下では、COVID-19）の感染が世界中に拡大し、社会経済活動は低迷を余儀なくされた。2022年5月時点においても中国では感染の拡大を抑え込むべく上海などで都市封鎖が実施され、物流、人流が抑制されて世界経済にも影響を与えている。わが国も例外ではなく、4回に渡る緊急事態宣言の下で社会経済は、疲弊を続けている。度重なる緊急事態宣言やまん延防止等重点措置によって、様々な社会生活は制限され人流の抑制が押し進められた。その結果、世界経済は、大きく落ち込んだ。

しかし、政府、日銀による大規模な金融緩和政策や特別定額給付金、新型コロナウイルス感染症対応休業支援金・給付金、雇用調整助成金など多様な支援政策が進められた結果、マネタリーベースは2020年4月以降、急拡大して経済の下支えとなり、国内のGDPは2020年第三四半期以降、緩やかに回復傾向を示している。米国も同様にCOVID-19のパンデミック初期には、経済が一時的に低迷したものの、現金給付など潤沢な資金供給によりマネタリーベースは急拡大し、2020年第三四半期以降、経済は回復基調を継続した。日経平均株価は、一時的にバブル経済崩壊後の最高値をつけて、3万円を上回った。米国の株式市場でも、ダウ平均が史上最高値をつけるなど過熱感が高まっている。

一方、COVID-19の変異株が次々と出現し、デルタ株、オミクロン株へと感染の中心となる株が移り変わり、その度に感染の波が繰り返されたが新規感染者数は徐々に落ち着きを見せ始めている。2022年5月現在、米国や欧州各国をはじめとした先進国では3回目の新型コロナワクチンの接種が進み、ポストコロナへ向けた新たな社会の

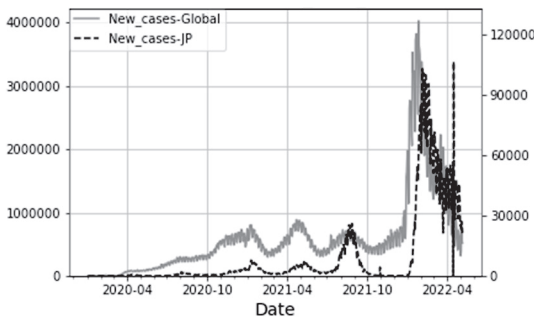
歩みを模索しつつある（Fig.1.1.-Fig.1.2.）。このような状況の中で、日本の金融政策は日本銀行が2%の「物価安定の目標」の達成に向けてこれまでの金融緩和政策を継続している。しかし米国では、経済の回復が進み消費者物価指数（以下では、CPI）が急上昇しインフレーションへの警戒感が強まっている。2022年5月には、連邦準備理事会（The Federal Reserve Board：以下では、FRB）が、フェデラルファンドレート（Federal Funds Rate）を0.5ポイント引き上げ、金融緩和から金融引き締めへ姿勢を転じた。日本と米国の金利差も拡大傾向が鮮明となり、2022年3月以降はドル/円の為替レートは急速な円安が進んでいる。2022年2月にロシアがウクライナへ侵攻した地政学的なリスクによってドルが買われている側面もあるが、日本と米国の金利差が大きな影響を与えている。

本稿では、日本と米国の金利差がドル/円為替レートや経済に与える影響を分析するとともに、AIを用いた分析モデルを構築して金利差と為替レートの相関を実験的にシミュレートする。また、その結果を考察し、金利差とドル/円為替レートに関して得られた知見を示すこととする。

1.2. COVID-19のパンデミックの推移

COVID-19のデータは、World Health Organization（以下ではWHO）から国際的なデータを取得できる。本稿では、COVID-19の世界的な状況の分析のためWHOのデータを独自のプログラムによって集計しグラフを作成した。COVID-19の新規感染者数の推移をFig.1.1.、累積感染者数の推移をFig.1.2.に示す。

Fig.1.1. COVID-19_New_cases



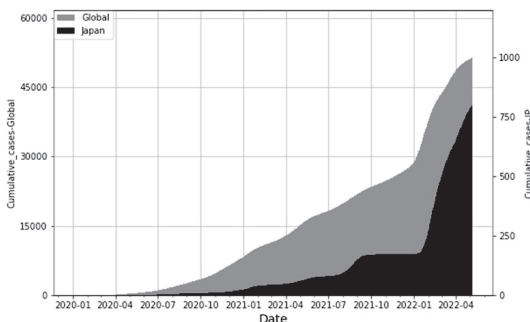
(注) 世界および日本の1日の新規感染者数。単位：人、2022年5月8日時点の“WHO-COVID-19-global-data”から独自のプログラムで集計して作成。

Fig.2.1. GDP_Real-MonetaryBase_jp_short



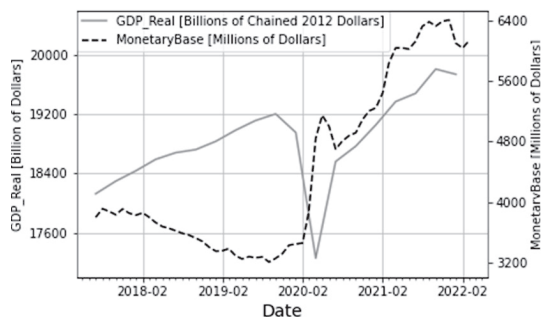
(注) 内閣府経済社会総合研究所, 国民経済計算, 国内総生産, 実質季節調整系列。単位：兆円, 独自のプログラムで集計して作成。

Fig.1.2. COVID-19_Cumulative_cases



(注) 世界および日本の累積感染者数。単位：万人、2022年5月8日時点の“WHO-COVID-19-global-data”から独自のプログラムで集計して作成。

Fig.2.2. GDP_Real-MonetaryBase_USA



(注) U.S. Bureau of Economic Analysis, Gross Domestic Product [GDP], retrieved from FRED, Federal Reserve Bank of St. Louis. Units: Seasonally Adjusted Annual Rate, Trillions of Dollars から作成した。

2. 日本と米国のGDP, マネタリーベースの推移

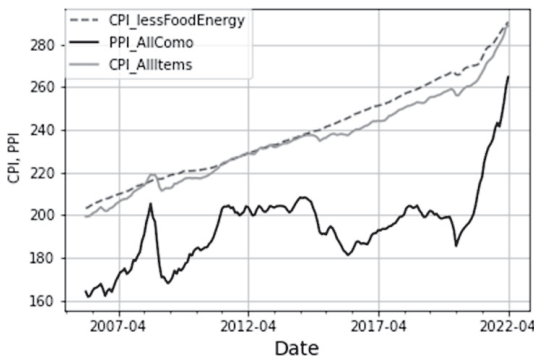
日米の実質GDP（以下では、GDP）とマネタリーベースの推移をFig.2.1., Fig.2.2. に示す。Fig.2.1., Fig.2.2. から、日本、米国ともに、COVID-19の世界的なパンデミックによる影響により2020年第一、第二四半期にかけてGDPは減速し、2020年4-6月期に底をつけた。一方、マネタリーベースを見ると2020年5月以降、日本、米国ともに急速に拡大していることが確認できる。日本、米国ともにCOVID-19に対する経済対策として個人や企業への現金給付や雇用対策など多様な施策により資金供給を継続してきたことが分かる。日本では、その傾向は2022年5月

時点でも継続している。

しかし、米国では2021年12月頃から状況が変わりつつある。米国では、2021年を通して経済は拡大傾向を示しており、GDPはCOVID-19の感染拡大前の水準を超えている。株式市場も加熱しダウ平均は一時、史上最高値の3万6000ドルを突破した。また、Fig.2.3. に示す通り生産者価格指数PPI¹⁾、消費者物価指数CPI²⁾ともに急激な上昇を示している。米国政府、FRBは、経済の底入れを確認するとともにインフレーションへの警戒を始め、2022年5月には、FFレートを0.5ポイント引き上げ、金融引き締めへと姿勢を一変させた。

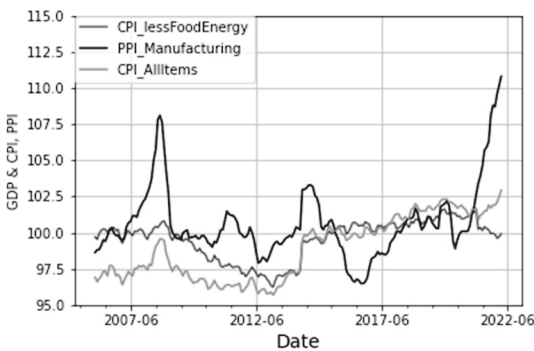
しかし、日本では2022年4月もマネタリーベースは拡大を続けており、日本銀行は金融緩和を継続している。Fig.2.4. に日本のPPI³⁾、CPI⁴⁾

Fig.2.3. CPI, PPI, USA



(注) PPI: U.S. Bureau of Labor Statistics, Index 1982 = 100, Not Seasonally Adjusted. CPI: U.S. Bureau of Labor Statistics, Consumer Price Index for All Urban Consumers: All Items in U.S. City Average, U.S. Bureau of Economic Analysis, Personal Consumption Expenditures Excluding Food and Energy.

Fig.2.4. CPI, PPI JAPAN



(注) PPI: 日本は日本銀行の国内企業物価指数から、CPIは総務省の消費者物価指数(総合指数, 生鮮食品及びエネルギーを除く総合指数)から独自のプログラムで作成した。

を示す。Fig.2.4. から日本においても米国と同様にPPIは急速な上昇に転じている。特に2022年2月24日にロシアがウクライナへ侵攻を始めたことで、エネルギーや小麦をはじめとした食品など様々な品目で国際的な物流に支障が出ており、取引価格の上昇につながっている。日本銀行が公表した2022年4月の企業物価指数は速報値で113.5(2015年=100)と前年比で10%上昇し1960年以降で指数は過去最大となった。

しかし日本の場合、米国と異なり、PPIの上昇が急速なものであるにもかかわらず、CPIの上昇は緩やかなものである。Fig.2.4. からエネルギー、

食品を除くコアCPIは、ほとんど上昇していない。つまり、日本ではPPIの上昇分をCPIに転嫁できていないことを意味している。企業のコスト増加を最終消費財へ価格転嫁できていないのである。このような状況は、企業業績へのネガティブな影響が想定される。つまり、日本銀行が目標としているコアCPI 2%水準への引き上げも達成にはまだ時間が必要であり、金融緩和を継続する要因になっているのである。

3. マネタリーベースと株価指数の推移

Fig.3.1. ~ 3.2. に日本と米国のマネタリーベース⁵⁾と株価指数の推移を示す。Fig.3.1. は、日本のマネタリーベースと日経平均株価の推移である。Fig.3.1. の通り、COVID-19のパンデミックが明らかになった2020年2月以降、世界経済の先行きが不透明となり株式市場は大幅に下落したことが分かる。しかし、2020年4月以降は、潤沢な資金供給を中心とした経済対策によって株式市場は反転上昇した。資金供給量を示すデータの一つであるマネタリーベースは、2020年4月以降に急速に増加し2022年5月においても拡大が続いており、代表的な株価指数である日経平均株価の上昇を牽引した。しかし、2021年後半から、米国経済の過熱感により市場は金融緩和からの脱却を予想して米国の株式市場は乱高下を繰り返している。日本の株式市場もこの影響を受けて2022年に入り株価の調整が続いている。

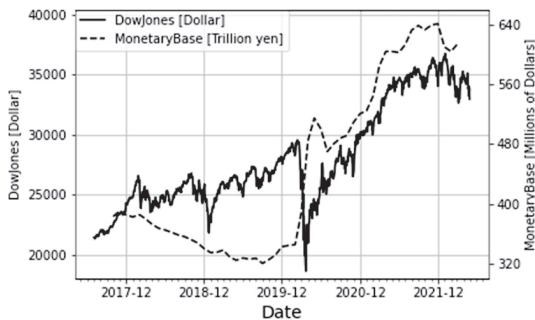
Fig.3.2. は、米国における株価指数とマネタリーベースの推移である。日本の場合と同様に、2020年4月以降は、マネタリーベースの急拡大に牽引され米国の株価指数は上昇に転じた。米国の場合は、新型コロナワクチンの接種が進み、ニューヨークなどでは都市のロックダウンが解除され、徐々に正常な社会経済活動が戻りつつある。また、GAFA⁶⁾に代表されるICT系企業は、COVID-19のパンデミックが進む中で、テレワークや巣籠もり需要などの新たな市場を開拓して業績を拡大させている。このような背景が、米国の株式市場を下支えしていることも一つの要因であ

Fig.3.1. Nikkei225-MonetaryBase_jp_short



(注) 日本銀行が公表しているマネタリーベース, 日本経済新聞社, “日経平均株価” より作成。

Fig.3.2. Dowjones-MonetaryBase_USA_short



(注) Board of Governors of the Federal Reserve System (US), Monetary Base “Dow Jones Averages” の日足, 終値データより作成。

る。

まだまだ世界経済の先行きが、不透明な状況下でダウ平均は史上最高値を更新している。このような堅調な株式市場の背景に、マネタリーベースの急速な増加がある。その米国のマネタリーベースであるが、2022年に入り減少に転じている。順調に回復した米国経済の過熱感の高まりによって、2021年後半からCPIは上昇し、また金利も上昇傾向となりダウ平均は乱高下を続けている。インフレーションへの懸念が強まり、FRBは金融政策の転換へと動き出した。2022年5月には、FRBがフェデラルファンドレートを0.5ポイント引き上げ、金融緩和から金融引き締めへと金融政策の姿勢を転換した。

4. 日本と米国におけるPPIとCPIの推移

ここでは、日本と米国における生産者物価指数PPI⁷⁾と消費者物価指数CPI⁸⁾の推移を概観する。Fig.2.3., Fig.2.4. から、COVID-19の感染拡大の初期である2020年前半は、日本、米国ともに経済活動は低調となり多くの産業で生産活動が制限され、その結果PPIは低下傾向を示していた。しかし、2020年後半以降は、日本、米国ともに経済活動は徐々に回復の兆しを見せ、PPIは急速に上昇に転じている。背景としては、生産活動の再開による需要が回復してきたことと、その一方で経済活動が完全に戻っていなかったため、供給が不足していたことがある。

他方、CPIに目を転じてみると、日本と米国では大きな違いが明らかになる。米国の場合は、COVID-19の感染拡大の初期こそCPIは若干の落ち込みを見せているが、概ね堅調に上昇傾向を示しており、特に2022年に入ってから急速に上昇している。米国の場合、2020年以降もCPIがPPIを上回るペースで急上昇し、PPIの上昇分をCPIが吸収している。つまり、生産者のコスト増を最終消費財へと転嫁できている。

Fig.2.4. から日本の同時期のPPI, CPIを概観すると、PPIは米国と同様の動きであるが、CPI(ここでは、総合指数:全ての最終消費財をさす)は2021年以降になって緩やかな上昇となっている。特に2022年に入ってからの上昇は、ロシアによるウクライナ侵攻によりエネルギーや食料の価格が上昇していることが影響を与えていると考えられる。一方で、エネルギーおよび食料品を除いたコアCPIは、現在まで依然として低下傾向を示している。この一因として、2021年に国内の携帯電話料金が大幅に引き下げられた特殊要因が挙げられるが、国内の需給ギャップはマイナスの状態を継続しており、CPIにネガティブに作用している。米国のような雇用の回復と賃金の上昇が、日本では確認できていない現状では、日本銀行が目標とする2%「物価安定の目標」の達成にはまだ時間が必要な状況である。2022年5月の

日本銀行の金融政策決定会合では、引き続き金融緩和を継続することが確認された。つまり、日本と米国で金融政策が逆転する状況となったのである。

5. 日本と米国における金利差

2022年5月時点で、日本と米国では、中央銀行による金融政策が逆転することになった。日本は、これまで通りに金融緩和政策であるのに対し、米国はインフレーションへの警戒感が強まり金融引き締め政策へと転換した。この結果、日本と米国の間の金利差が拡大することになった。Fig.5.1., Fig.5.2. に米国債⁹⁾ 10年、米国の物価連

Fig.5.1. Treasury Securities_USA



(注) Board of Governors of the Federal Reserve System (US), Market Yield on U.S. Treasury Securities at 10-Year Constant Maturity and Inflation-Indexed.

Fig.5.2. Government bonds_Japan



(注) 財務省が公表している国債金利情報、物価連動国債のデータは、浜町 SCI より作成。

動国債¹⁰⁾ 10年、日本の国債10年、日本の物価連動国債¹¹⁾ 10年の利回りを示す。ここで、物価連動国債とは、物価水準に応じて元本が調整される債券のことであり、物価連動国債のインフレ調整後利回りは、実質利回りと解される。物価連動国債の理論的な背景は後に述べる。一般的には、

$$\text{名目債券利回り} = \text{実質利回り} + \text{期待インフレ率} + \text{リスク・プレミアム}$$

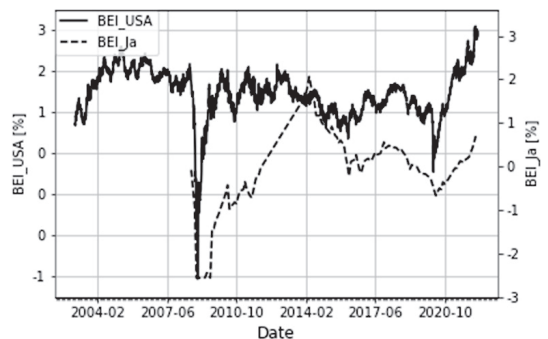
である。また、以下のように

$$\text{名目債券利回り} = \text{実質利回り} + \text{ブレイク・イーブン・インフレ率 (BEI)}$$

とおくと、ブレイク・イーブン・インフレ率 (Break Even Inflation rate: 以下では、BEI) を、名目債券利回りと物価連動国債のインフレ調整後利回りを等しくする数値として定義できる。ここで、リスク・プレミアムとは市場の流動性リスクなどのことであるが、実際にはその測定が困難なため、BEIをほぼ市場の期待インフレに等しいとみなして利用する場合が多い。日本の物価連動国債は、2004年以降に発行されているが、購入者は限定的であり流動性リスクが指摘されている。しかし、そのような市場リスクは市場の期待インフレ率と比較して小さなものであり、本稿ではBEIを期待インフレ率と考えることにする。

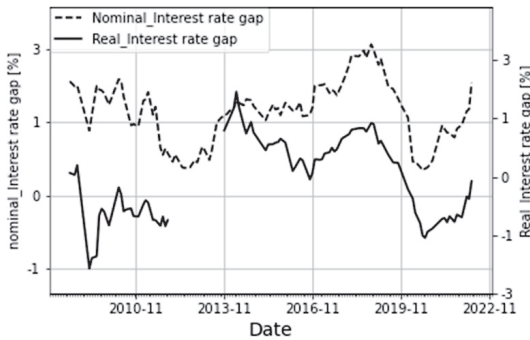
Fig.5.1., Fig.5.2. から、全ての債券で共通なのは、COVID-19の感染拡大初期は、利回りが低下傾向であり、2020年後半以降は利回りが上昇傾向へ転じていることである。また、通常の名目債券である日本の国債10年と米国債10年の利回

Fig.5.3. BEI Japan & USA



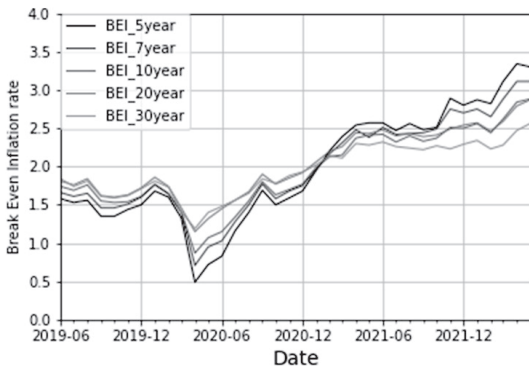
(注) 日本の物価連動国債のデータは、浜町 SCI が公表している7年ものを使用した。

Fig.5.4. Interest rate gap between Japan and USA



(注) 財務省が公表している国債金利情報、物価連動国債のデータは、浜町 SCI が公表している 7 年もの、米国の債券利回りは、Board of Governors of the Federal Reserve System (US) のデータを使用。

Fig.5.5. BEI 30y, 20y, 10y, 7y, 5y, USA



(注) BEI の算出に使用した米国の債券利回りは、Board of Governors of the Federal Reserve System (US) のデータを使用した。

りの格差は、2020 年 10 月以降拡大している。

Fig.5.3. は、日本と米国の物価連動国債 7 年から計算した BEI の推移である。COVID-19 の感染初期は、日本、米国ともに一時期 BEI が急低下したが、2020 年後半以降は急速に上昇傾向を示している。また、日本の期待インフレ率である BEI が 0% をはさんで狭い範囲で高低を繰り返しているのに対して、米国の BEI は、2021 年後半には 3% に達する勢いであり市場が米国の強い物価上昇を見込んでいることが分かる。また、両国の BEI の格差は、徐々に広がりつつあり、市場の物価上昇への期待感には大きな開きが出ている。

Fig.5.4. は、日本と米国の金利差を名目債券利回りおよび実質債券利回り（物価連動国債利回

り）から計算したものである。ここでの金利差の計算には、日本と米国のそれぞれで物価連動国債のデータが長期で取得できる 7 年もの債券のデータを用いた。Fig.5.4. から、名目債券の利回り格差、実質債券の利回り格差ともに COVID-19 感染当初は、急低下していたが、その後は上昇に転じていることが分かる。特に 2022 年に入ってから、金利差は急速に拡大している。これは、両国の金融政策を反映したものであり、また先に計算した市場の期待インフレ率である BEI の傾向とも整合性がある。

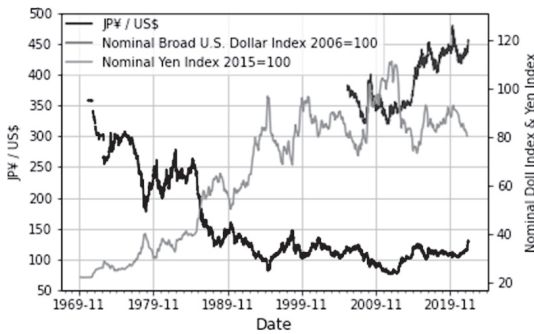
Fig.5.5. は、米国の名目国債と物価連動国債のそれぞれの利回りから計算した BEI である¹²⁾。計算には、20 年、10 年、7 年、5 年の各名目国債と物価連動国債のデータを使用した。Fig.5.5. から、市場の期待インフレ率である BEI は、期間の短い債券から計算した BEI が高い数値であり、期間の長い債券の BEI は低い数値になっていることが分かる。このことから、米国のインフレーションは比較的短期のものであると市場が予想していることが分かる。つまり、COVID-19 のパンデミックやロシアのウクライナ侵攻など、非定常の事態によるインフレーションであると見込んでいるのである。

6. 金利差とドル/円レート

これまでみてきたように、日本と米国の金利差は、両国の金融政策が逆転したことにより拡大する傾向にある。この結果、ドル/円為替レートは円安へ動き出している。Fig.6.1. は、ドル/円為替レート、ドルインデックス、円インデックスの長期の推移を示したものである。一方、Fig.6.2. は、ドル/円為替レート、ドルインデックス、円インデックス¹³⁾の短期の推移を示している。

Fig.6.1. からドル/円為替レートは、長期的には円高に推移してきたことが分かる。ここでドルインデックスとは複数の主要通貨に対する米国ドルの為替レートを指数化したものであり、円インデックス¹⁴⁾とは複数の主要通貨に対する日本円

Fig.6.1. JP¥/US\$-Nominal Dollar Index & Yen Index



(注) ドル/円為替レートは日本銀行、円インデックスは円インデックスとして日本銀行の実効為替レート(名目)、ドルインデックスは、Board of Governors of the Federal Reserve System (US), Nominal Broad U.S. Dollar Indexを使用した。

Fig.6.2. JP¥/US\$-Nominal Dollar Index & Yen Index Short



(注) 使用したデータは、Fig.6.1.と同じ。

の為替レートを指数化したものである。ドルや円の主要な通貨に対する強弱を示す指数である。例えば円高が進んでいたとしても、2国間の為替レートだけでは、主要な通貨に対してドルが弱くなったための円高なのか、円が強くなったための円高なのか確認することができない。ドルインデックスや円インデックスを見ることで、どちらの通貨の強弱が為替レートに影響しているのか確認することができる。Fig.6.1.を見ると、ドルインデックスからドルは長期的に強くなっていることが分かる。一方、円インデックスは、2010年頃までは強かったが、その後は一進一退の状態が続いている。

Fig.6.2. から、短期的にはドルインデックスは強くなっている一方で、円インデックスは2020

Fig.6.3. JP¥/US\$-Volatility_30 and 50 days

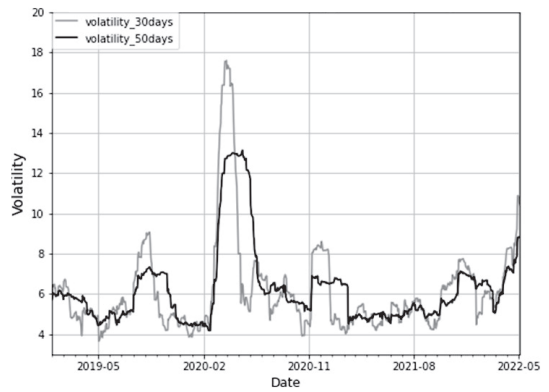
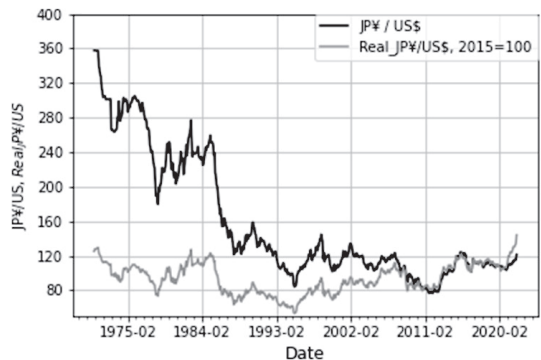


Fig.6.4. Nominal_JP¥/US\$-Real_JP¥/US\$



(注) ドル/円為替レート、日本のPPIは日本銀行、米国のPPIは、U.S. Bureau of Labor Statistics, Producer Price Index by Commodity: All Commoditiesを使用した。

年頃から弱くなっていることが分かる。また、2022年3月頃から、ロシアのウクライナ侵攻など地政学リスクが高まりドルが買われており、ドル/円為替レートは20年ぶりに1ドル130円を超える円安水準になってきた。つまり、この円安は、ドルが買われている一方で円が売られているという、両方の要因が重なり合ったものと判断できる。地政学リスクと金利の上昇によりドルが買われ、金融緩和の継続により円が売られているのである。

ドル/円為替レートの変動の強弱を確認するために、ヒストリカルボラティリティ¹⁵⁾(historical volatility: 以下ではHV)を計算した。その結果をFig.6.3.に示す。HVの計算期間は30日および50日とした。Fig.6.3.から、COVID-19の感染拡

大初期の2020年3月頃は、ドル/円為替レートのHVは急速に高まったことが分かる。このように、世界的に影響を与える突発的な事象の発生によって金融市場は混乱し、為替レートも例外なくその影響を受けることになる。Fig.6.3. から、ロシアによるウクライナ侵攻が始まった2022年2月以降も、ドル/円為替レートのHVは急速に高まっていることが分かる。HVの変化からみてもドル/円為替レートが急速に円安方向に動いていることが確認できる。

Fig.6.4. は、ドル/円の名目為替レートと2015年を基準とした実質為替レートを示したものである。実質為替レートとは、国家間の物価上昇率の差を考慮して求めた為替レートである。ここではドル/円の名目為替レートをベースに、基準時点2015年を100として月次で算出した¹⁶⁾。ここで、日本の物価水準を p (円)、米国の物価水準を p^* (ドル)、円建て名目為替レートを s (円/ドル) とすると、実質為替レート q (円/ドル) は、

$$q = s \times \frac{p^*}{p} \quad \dots (6-1 \text{ 式})$$

となる。

ここでは、実質為替レートは米国労働統計局のPPI¹⁷⁾、日本銀行のPPI¹⁸⁾を使って算出した。Fig.6.4. から、ドル/円の名目為替レートは、長期的に円高傾向であったが、実質為替レートは1ドル80円から120円の範囲で上下して推移しており、実質為替レートが購買力平価に収束することが窺える。しかし、2022年の直近を見ると、実質為替レートは120円を超えて急速に円安方向へと上昇しており、購買力平価という観点からみても円が弱くなっている事実を確認することができる。

Fig.6.5. に日本と米国の実質金利差とドル/円実質為替レートの推移を、Fig.6.6. に名目金利差とドル/円名目為替レートの推移を示す。ここでは、日本の金利を i 、米国の金利を i^* として、日本と米国の金利差=米国の金利 i^* -日本の金利 i とした。

理論的に国債、物価連動国債の金利差と為替レートの関係を整理すると以下のようになる。

t 年に発行された国債の名目金利を i_t 、物価連動国債の名目金利を \hat{i}_t 、 t 年の物価水準を p_t 、1年先の予想物価水準を p_{t+1}^e 、物価連動国債の t 年から $t+1$ 年までの1年間における実質金利を $r_{t,t+1}$ とする。なお、変数の右肩に e が付けられている場合は予想を意味する。

$$1 + r_{t,t+1} = (1 + \hat{i}_t) \frac{p_{t+1}^e}{p_t} \div \frac{p_{t+1}^e}{p_t} = 1 + \hat{i}_t \quad \dots (6-2 \text{ 式})$$

(6-2式) から、物価連動国債の名目金利は実質金利と一致することが分かる。

また、国債の名目金利と実質金利との関係は、フィッシャー方程式より(6-3式)となる。

$$i_t = r_{t,t+1} + \frac{p_{t+1}^e - p_t}{p_t} \quad \dots (6-3 \text{ 式})$$

(6-2式)を(6-3式)に代入して(6-4式)となる。つまり、国債金利と物価連動国債金利との差から、予想インフレ率(BEI)を求めることができる。

$$i_t - \hat{i}_t = \frac{p_{t+1}^e - p_t}{p_t} \quad \dots (6-4 \text{ 式})$$

物価連動国債を発行している他国でも(6-4式)が成立しているとすれば、(6-5式)となる。なお、他国の変数には右肩に上付き文字として*を付ける。

$$i_t^* - \hat{i}_t^* = \frac{p_{t+1}^{*e} - p_t^*}{p_t^*} \quad \dots (6-5 \text{ 式})$$

自国と他国との名目為替レートを s_t とすると、購買力平価の関係から(6-6式)が得られる。

$$\frac{s_{t+1}^e - s_t}{s_t} = \frac{p_{t+1}^e - p_t}{p_t} - \frac{p_{t+1}^{*e} - p_t^*}{p_t^*} \quad \dots (6-6 \text{ 式})$$

また、金利平価の関係から(6-7式)が得られる。

$$\frac{s_{t+1}^e - s_t}{s_t} = \ln(s_{t+1}^e) - \ln(s_t) = i_t - i_t^* \quad \dots (6-7 \text{ 式})$$

(6-7式)を変形すれば(6-8式)となる。ここで自国を日本、他国を米国とすると、(6-8式)

から米国の金利が上昇して、日本と米国の金利差が大きくなれば、 t 年の名目為替レートが円安になることが分かる。

$$\ln(s_t) = \ln(s_{t+1}^e) + (i_t^* - i_t) \dots (6-8 \text{ 式})$$

t 年の実質為替レートを q_t とすると、実質為替レートは (6-9 式) と定義されるから、実質為替レートの変化は、(6-10 式) となる。

$$q_t = s_t \times \frac{p_t^*}{p_t} \dots (6-9 \text{ 式})$$

$$\frac{q_{t+1}^e - q_t}{q_t} = \frac{s_{t+1}^e - s_t}{s_t} + \frac{p_{t+1}^{*e} - p_t^*}{p_t^*} - \frac{p_{t+1}^e - p_t}{p_t}$$

… (6-10 式)

(6-7 式) を (6-10 式) に代入して整理すると (6-11 式) となる。

$$\frac{q_{t+1}^e - q_t}{q_t} = \left[i_t - \frac{p_{t+1}^e - p_t}{p_t} \right] - \left[i_t^* - \frac{p_{t+1}^{*e} - p_t^*}{p_t^*} \right]$$

… (6-11 式)

さらに、(6-11 式) に (6-4 式) と (6-5 式) を代入すると (6-12 式) を得る。

$$\frac{q_{t+1}^e - q_t}{q_t} = \hat{i}_t - \hat{i}_t^* = -(\hat{i}_t^* - \hat{i}_t)$$

… (6-12 式)

(6-12 式) を n 年もの債券に拡張し、実質為替レートの変化を対数変化率で表現すれば (6-13 式) が得られる。

$$\frac{q_{t+n}^e - q_t}{q_t} = \ln(q_{t+n}^e) - \ln(q_t)$$

$$= -n(\hat{i}_{n,t}^* - \hat{i}_{n,t})$$

… (6-13 式)

さらに、 n 年後の実質為替レートが購買力平価 q_{t+n}^{PPP} へ向かうと考えれば、(6-14 式)、(6-15 式)

となる。

$$\ln(q_t) = \ln(q_{t+n}^e) + n(\hat{i}_{n,t}^* - \hat{i}_{n,t}) \dots (6-14 \text{ 式})$$

$$\ln(q_t) = \ln(q_{t+n}^{PPP}) + n(\hat{i}_{n,t}^* - \hat{i}_{n,t}) \dots (6-15 \text{ 式})$$

(6-15 式) から、 t 年の米国の実質金利が上昇し、日本と米国の金利差が大きくなれば、 t 年の実質為替レートは円安になることが分かる。

以上の関係を具体的なデータで検証してみる。Fig.6.5, Fig.6.6. から、実質金利差、名目金利差ともに金利差が大きくなれば円安となり、金利差が小さくなれば円高となることが読み取れる。特に2021年以降は、実質、名目ともに金利差は拡大傾向にあり円安が進行している。また2022年3月以降は、金利差が急拡大し、早いペースで円安が進行していることが分かる。なお、ここでの

Fig.6.5. Real_JP¥/US\$-Yield gap between Japan and USA

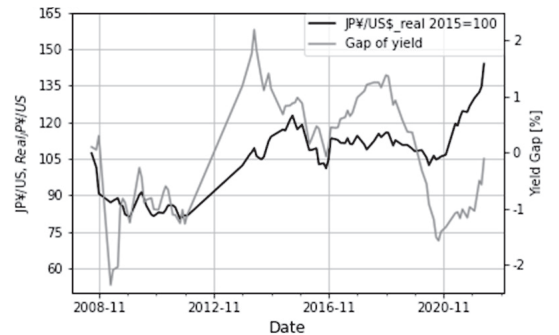
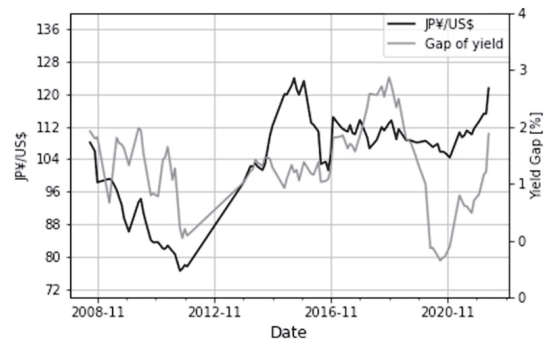


Fig.6.6. Real_JP¥/US\$-Yield gap between Japan and USA



金利差は、日本と米国それぞれで実質、名目ともに最も長期間でデータが取得できる7年もの債券利回りから算出した¹⁹⁾。

以上の考察から、日本と米国の金利差が大きくなれば円安へ動き、小さくなれば円高になることが、実際のドル/円為替レートのデータから明らかになった。日本と米国で金融政策が逆転している現状では、金利差はさらに拡大することが想定される。

つまり、日本が現状の金融緩和を継続する限り、今後も円安が進行していくことが予想される。金融政策の方向性を決定する日本銀行は、2%の「物価安定の目標」の達成を目指している。日本のCPIの動きを注視する必要がある。

7. AIを用いた金利差とドル/円為替レートのシミュレーション

7.1. AIを用いた金利差とドル/円為替レートのシミュレーションの概要

ここでは、新たに構築した「AIドル/円為替レート予測モデル」により、ドル/円為替レート

のシミュレーションを試みる。具体的には、AIの方法論の一つであるディープラーニングを用いた「AIドル/円為替レート予測モデル」を構築して、ドル/円為替レートと日本と米国の金利差、PPI、CPIなどのデータを用いて実際にドル/円為替レートをシミュレートする。これまでのドル/円為替レートの変動を検証するとともに、「AIドル/円為替レート予測モデル」の有効性を評価する。

「AIドル/円為替レート予測モデル」は、生物の脳を構成する神経細胞であるニューロンを人工的に模倣したパーセプトロンを多層にネットワーク化したディープラーニングを用いて構築した。モデルの構成は、時系列データ処理に特化したLSTM層²⁰⁾を2層、全結合層を3層とする構成とした。なお、入力データは、ドル/円為替レートと日本と米国の金利差、PPI、CPIであるが、ドル/円為替レートのデータだけを用いて過去の為替レートの変動から予測を行うタイプA、ドル/円為替レートと日本と米国の金利差を入力データとしたタイプB、ドル/円為替レート、日本と米国の金利差、PPI、CPIを入力データとし

Fig.7.1.1. 「AIドル/円為替レート予測モデル」タイプA (月次データの場合)

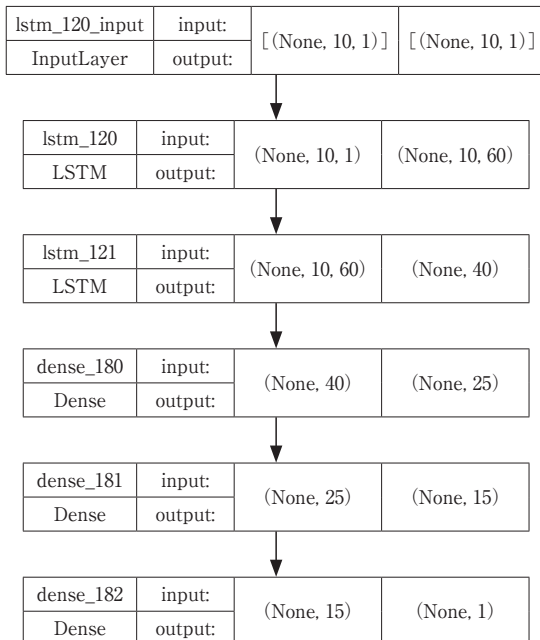


Fig.7.1.2. 「AIドル/円為替レート予測モデル」タイプB

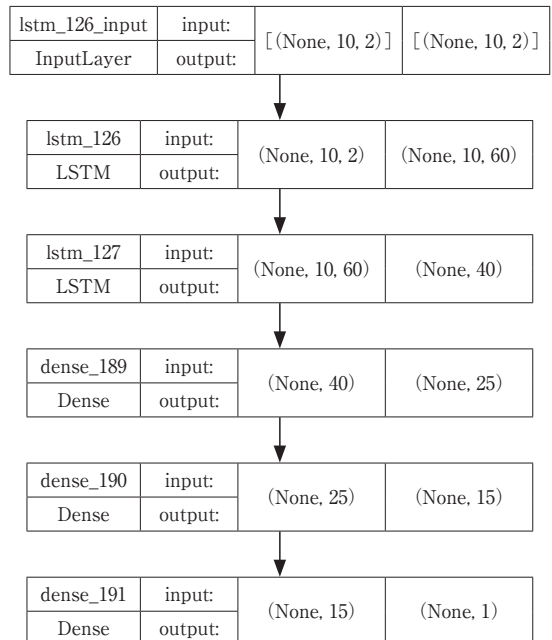
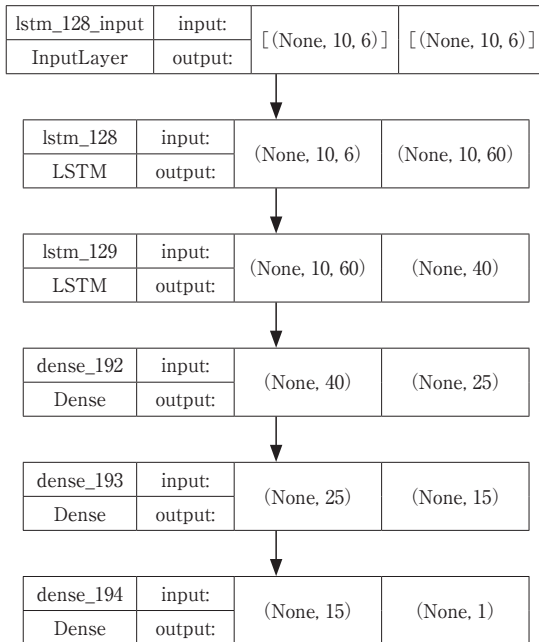


Fig.7.1.3. 「AIドル/円為替レート予測モデル」
タイプC

たタイプCの3つのモデルをプログラミングした。タイプA, タイプB, タイプCの3つのモデルを使用してその結果を比較することにより、日本と米国の金利差がドル/円為替レートへ与える影響を考察する。タイプA, タイプB, タイプCの構成を Fig.7.1.1, Fig.7.1.2., Fig.7.1.3. に示す。

7.2. ドル/円為替レートのシミュレーションの概要

「AIドル/円為替レート予測モデル」は、当該の時点より1～10期前のドル/円為替レートのデータにより予測するタイプA, 当該の時点より1～10期前のドル/円為替レートと日本と米国の金利差のデータにより予測するタイプB, 1～10期前のドル/円為替レートおよび日本と米国の金利差, PPI, CPIのデータから予測するタイプCの3つをプログラミングした。タイプA, タイプBおよびタイプCのそれぞれのモデルによってドル/円為替レートのシミュレーションを行い、その結果を比較することで、日本と米国の金利差がドル/円為替レートへ与える影響を検証

する。

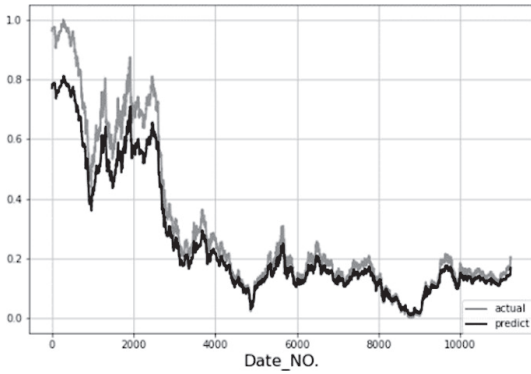
ここでは、「AIドル/円為替レート予測モデル」の学習期間を、日本と米国の金利差のデータにより決定する。ただし、日本と米国の金利差を実質金利差とする場合は、日本の物価連動国債利回りのデータが限られているため分析に十分なデータが得られない。また、Fig.6.5., Fig.6.6. から、名目金利差でも実質金利差の場合と同様にドル/円為替レートが変動することが確認できている。よって本稿では、名目金利差を使用してシミュレートする。日本と米国の金利差を名目金利とする場合は、日本と米国ともに7年債とすると、日次データで1974年9月24日から2022年3月31日までのデータが取得できる。したがって、ドル/円為替レートのデータだけを使用するタイプAと、ドル/円為替レートと日本と米国の金利差を使用するタイプBの分析期間は、1974年9月24日から2022年3月31日までとした。

ドル/円為替レートおよび日本と米国の金利差, PPI, CPIのデータから予測するタイプCは、PPI, CPIのデータが日本, 米国ともに月次データのためドル/円為替レートのデータも月次に変換して月次ベースでシミュレートする。月次データに変換する際のドル/円為替レートは月間平均値とした。ドル/円為替レート分析期間は、日本と米国のCPI, PPIのデータが取得できる2006年1月から2022年3月までとした。また、タイプCと比較するために、タイプAとタイプBについても日次データに加えて月次データでの分析も行った。

なお、「AIドル/円為替レート予測モデル」を学習させる前に、ドル/円為替レート, 日本と米国の金利差, PPI, CPIのデータは、事前処理として標準化している。したがって、Fig.7.1.～Fig.7.8.のドル/円為替レートの最大値は1となっている。

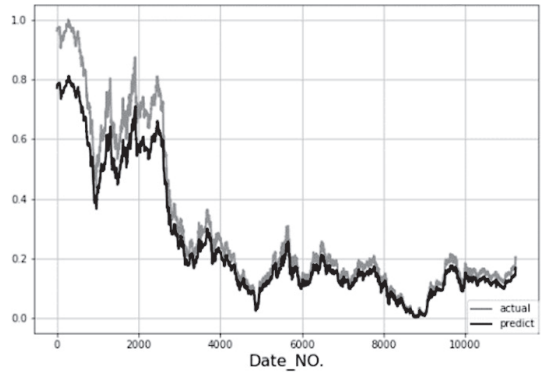
このように「AIドル/円為替レート予測モデル」のタイプA, タイプB, タイプCをそれぞれのデータによって学習させ、学習済みモデルによってシミュレートした。なお、予測したドル/円為替レートと実際のドル/円為替レートのデー

Fig.7.1. deeplearning model TYPE A daily_data



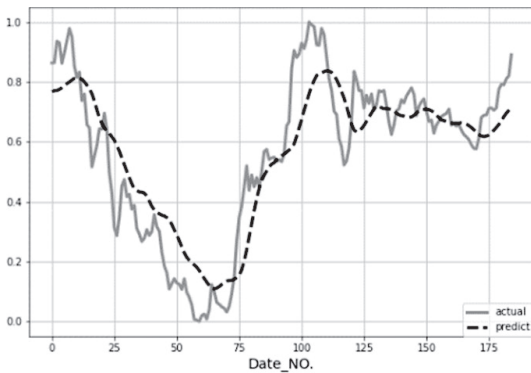
RMSE (全期間) = 0.07413

Fig.7.2. deeplearning model TYPE B daily_data



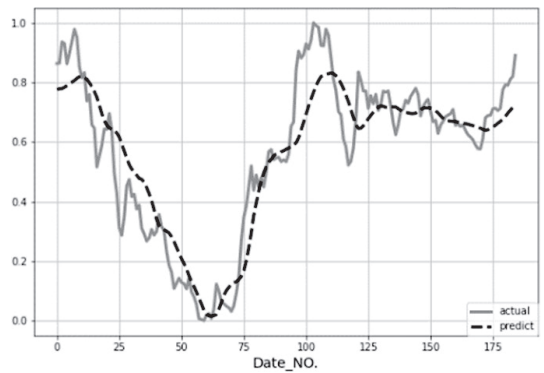
RMSE (全期間) = 0.07200

Fig.7.3. deeplearning model TYPE A monthly_data



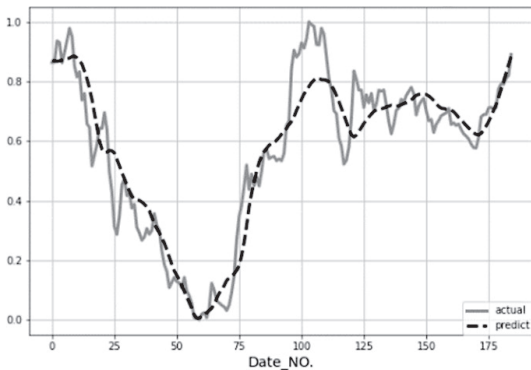
RMSE (全期間) = 0.1221
RMSE (175以降) = 0.1099

Fig.7.4. deeplearning model TYPE B monthly_data



RMSE (全期間) = 0.1073
RMSE (175以降) = 0.0946

Fig.7.5. deeplearning model TYPE C monthly_data



RMSE (全期間) = 0.0891
RMSE (175以降) = 0.0250

タから、それぞれのモデルの Root Mean Squared Error (RMSE)²¹⁾ を算出し、評価指標とした。

7.3. ドル／円為替レートのシミュレーションの結果

タイプ A, タイプ B, タイプ C のシミュレーションの結果を Fig.7.1. ~ Fig.7.5. に示す。ドル／円為替レートの予測値は、完全とは言えないまでも概ね実際のドル／円為替レートの動きを捉えている。「AI ドル／円為替レート予測モデル」の評価指標として予測値と実績値との RMSE を算出した結果は、各グラフ下に記載している。また、モデルのシミュレーションを繰り返した結果、日次データを用いた分析では、当該の時点より 1 ~ 5 期前のデータを使用して分析の方が精緻な結

果が得られたので、日次データを使用したシミュレーションに関しては1～5期前のデータを、月次データを使用したシミュレーションでは1～10期前のデータを使用した。

日次データを使用したタイプAのRMSEは0.074 (Fig.7.1.)、タイプBは0.072 (Fig.7.2.)であった。日次データを使用したシミュレーションでは、分析期間全体のRMSEは十分に低い水準である。しかし、タイプAとタイプBでほとんど差はみられない。月次データを使用したシミュレーションでは、分析期間全体のRMSEは、タイプAが0.122 (Fig.7.3.)、タイプBが0.107 (Fig.7.4.)、タイプCが0.089 (Fig.7.5.)であった。月次データの場合、学習するデータ数が少ないため、日次データのシミュレーションの場合と比較して、RMSEは大きくなっている。月次データを使用したタイプA、タイプB、タイプCそれぞれのモデル間では、為替レートのデータだけを利用するタイプAのRMSEが若干大きい。為替レートと金利差のデータを使用するタイプBのRMSEが若干小さくなっており、為替レート、金利差、PPI、CPIのデータを使用するタイプCのRMSEが最も小さくなっているが、その差は僅かなものであった。このRMSEは分析期間全体で算出したものであり、つまり分析期間全体ではモデル間で誤差はそれほど大きなものではない。

一方、Fig.7.3.、Fig.7.4.、Fig.7.5.をよく見ると、グラフ横軸175以降の円安が進行している期間では、タイプCの予測値は実績値と良くフィットしていることが分かる。次にタイプBが実績値とのフィットが良好であり、タイプAは実績値とのフィットはあまり良い状況ではない。グラフ横軸175以降の期間でRMSEを算出すると、タイプAは0.110、タイプBは0.095、タイプCは0.025であった。つまり直近のドル/円為替レートのシミュレーションでは、RMSEからタイプCが予測モデルとして最適であると判断できる。

このように、直近のドル/円為替レートの予測では、ドル/円為替レート、日本と米国の金利差、PPI、CPIのデータを使用したモデルCが最も有用であり、次にドル/円為替レートと日本と米国の

の金利差を使用するモデルBが有用となる。ドル/円為替レートのデータだけを使用するモデルAはあまり有用ではないという結果になった。ドル/円為替レートに日本と米国の金利差が影響を与えていることが、「AIドル/円為替レート予測モデル」の分析からも確認ができた。同様に、ドル/円為替レートにPPI、CPIも影響を与えていることが分かった。

以上のように、ディープラーニングを用いたモデルによるドル/円為替レートのシミュレーションには、日本と米国の金利差およびPPI、CPIのデータを用いることが有効であることが確認できた。

7.4. 12ヶ月後のドル/円為替レートのシミュレーション

次に、2022年7月時点で、ドル/円為替レート、日本と米国の金利差、PPI、CPIのデータが取得可能な2022年5月までの月次データを用いてタイプA、タイプB、タイプCを学習させ、学習済みのモデルにより2022年6月から2023年5月までの12ヶ月間のドル/円為替レートをシミュレートした。その結果が、Fig.7.6.、Fig.7.7.、Fig.7.8.である。グラフ横軸のデータ番号187～198の範囲が予測結果である。この予測の前提条件は以下の通りである。2022年5月時点の日米の金利差を基準として、その後1ヶ月毎に(5/12)ポイント金利差が拡大し12ヶ月後に5ポイント拡大するとした。日本、米国のPPI、CPIも同様に2022年5月時点から1ヶ月毎に指数が(5/12)ポイント上昇し、12ヶ月後に5ポイント上昇するとした。ドル/円為替レートのデータは、まず2022年5月時点の実績値からAIモデルにより1ヶ月先を予測して、その予測結果を翌月のドル/円為替レートのデータとして設定し、再びAIモデルにより翌々月の予測を行う。この作業を繰り返して12ヶ月先のドル/円為替レートを予測した。

Fig.7.6.からタイプAは、2023年5月のドル/円為替レートを1ドル112円前後と予測しており、2022年5月時点(月間平均で128.63円)より円

Fig.7.6. deeplearning model TYPE A monthly_data

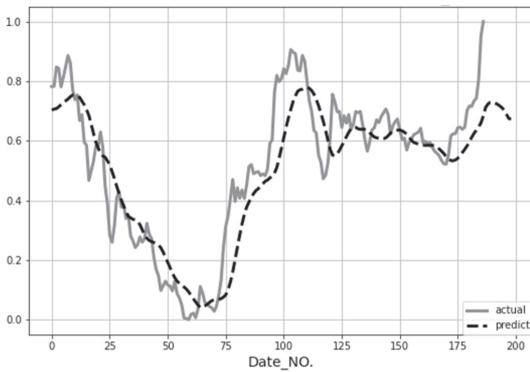


Fig.7.7. deeplearning model TYPE B monthly_data

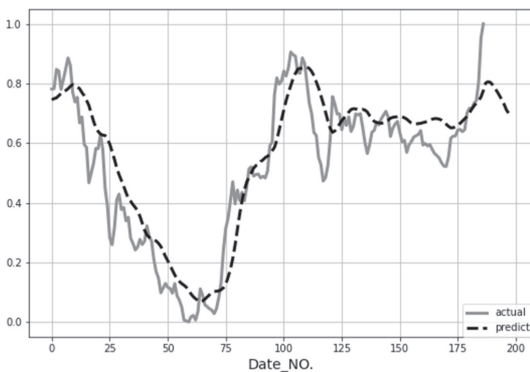
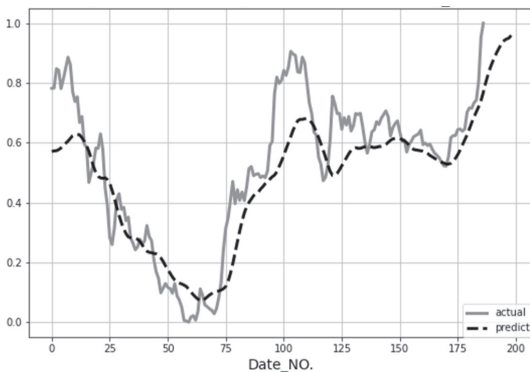


Fig.7.8. deeplearning model TYPE C monthly_data



高へ戻すとしている。Fig.7.7. からタイプ B は、2023 年 5 月のドル／円為替レートを 2021 年 12 月時点とほぼ同水準の 1 ドル 113 円前後と予測している。一方、Fig.7.8. からタイプ C は、2023 年 5 月のドル／円為替レートを 1 ドル 126 円前後と予測している。

しかし、2022 年 7 月時点でドル／円為替レートの実績値は、既に 1 ドル 138 円を突破しており AI シミュレーションの予測より円安が急速に進んでいる。

今回の予測結果と 2022 年 7 月時点での実績値から「AI ドル／円為替レート予測モデル」を評価すると、ドル／円為替レート、日本と米国の金利差、PPI、CPI のデータを使用するタイプ C が、ドル／円為替レートの実績値に近い予測値を示している。つまり、ドル／円為替レートの予測には、日本と米国の金利差に加えて、PPI、CPI も大きな影響を与えていることを再認識することができた。その一方で、2022 年 7 月時点のドル／円為替レートは急ピッチに円安が進行しており、AI シミュレーションでもその動きは十分に捉えきれない。これは、現在のドル／円為替レートの変動が、「AI ドル／円為替レート予測モデル」の学習期間のデータでは再現できない程度に大きなものであることが要因と考えられる。

8. おわりに

本稿では、COVID-19 の世界的なパンデミックやロシアによるウクライナ侵攻など予測不可能な事象の発生が、金融市場だけではなくグローバルな社会経済活動に影響を与えている一面を、ドル／円為替レートの変動から考察した。特に、日本と米国における金融政策の逆転による両国間での金利差の拡大に注目し、金利差の拡大がドル／円為替レートを急激な円安に導いている実態を示した。

また、日本と米国の PPI、CPI の推移から、米国が PPI の急上昇を CPI の上昇に転嫁できているのに対して、日本の場合は PPI の急上昇を CPI の上昇へとうまく転嫁できていないことを、データから指摘した。この背景には、日本と米国における雇用や賃金上昇の違いなど経済の根幹に関わる課題が山積している。

本稿ではさらに、ドル／円為替レートの変動についてディープラーニングを用いた「AI ドル／円為替レート予測モデル」を新たに構築してシ

ミュレートを試みた。その結果から、ドル/円為替レートをシミュレートするためには、日本と米国の金利差とともに日本と米国のPPI、CPIが重要なデータであることを確認した。また、ドル/円為替レートの変動の予測に、「AIドル/円為替レート予測モデル」が一定の誤差の範囲内では有効であることが実証できた。

今後は、「AIドル/円為替レート予測モデル」のモデル構造の見直しや前提条件の変更によるシミュレートを繰り返し、さらに精緻な予測モデルの構築へ向けた実験的な研究を進める所存である。

※本研究はJSPS科研費JP20K01948の助成を受けたものである。

This work was supported by JSPS KAKENHI Grant Number JP20K01948

【注】

- 1) 米国のPPIは、U.S. Bureau of Labor Statistics, Producer Price Index by Commodity: All Commodities, Index 1982 = 100, Monthly, Not Seasonally Adjustedを使用した。
- 2) 米国のCPIは、U.S. Bureau of Labor Statistics, Consumer Price Index for All Urban Consumers: All Items in U.S. City Average, U.S. Bureau of Economic Analysis, Personal Consumption Expenditures Excluding Food and Energyを使用した。
- 3) 日本銀行が公表している国内企業物価指数(2015年=100)を使用した。
- 4) 総務省が公表している消費者物価指数(2020年=100)の内、総合指数と生鮮食品及びエネルギーを除く総合指数を使用した。
- 5) 日本のマネタリーベースは、日本銀行が公表しているマネタリーベース=「日本銀行券発行高」+「貨幣流通高」+「日銀当座預金」を使用した。米国のマネタリーベースは、Board of Governors of the Federal Reserve System (US), Monetary Baseを使用した。
- 6) アメリカ合衆国に本拠を置く4つの主要ICT企業、グーグル(Google)、アップル(Apple)、フェイスブック(Facebook)、アマゾン(Amazon)の頭文字を取った総称のこと。ザ・フォー(The Four)とも呼ばれ、ICT産業における最大で最も支配的な4企業である。
- 7) 米国のPPIは、U.S. Bureau of Labor Statistics, Producer Price Index by Commodity: All Commoditiesを使用した。
- 8) 米国のCPIは、U.S. Bureau of Labor Statistics, Consumer Price Index for All Urban Consumers: All ItemsおよびPersonal Consumption Expenditures Excluding Food and Energyを使用した。
- 9) 本稿では、米国財務省が発行している財務省証券 Treasury Securitiesを米国債とした。
- 10) 本稿では、米国財務省が発行している Treasury Inflation-Protected Securities (TIPS)を米国の物価連動国債とした。
- 11) 日本では2004年2月から物価連動国債が発行されている。財務省ホームページに物価連動国債の商品設計などについて詳細な説明がある。
- 12) ここでのBEIの計算には、米国の債券利回りとして、Board of Governors of the Federal Reserve System (US)のデータを使用した。
- 13) 本稿では、円インデックスとして日本銀行の実効為替レート(名目)を使用した。日本銀行によれば「実効為替レート」は、特定の2通貨間の為替レートをみているだけでは分からない為替レート面での対外競争力を、単一の指標で総合的に捉えようとするものである。円と主要な他通貨間のそれぞれの為替レートを、日本と当該相手国・地域間の貿易ウエイトで加重幾何平均したうえで、基準時点を決めて指数化する形で算出したものが、名目の実効為替レートである。実効為替レート(名目・実質)は、指数が大きくなった場合が「円高」、小さくなった場合が「円安」となる。なお、以下の15通貨を対象に算出している。米ドル、中国元、ユーロ、韓国ウォン、新台湾ドル、香港ドル、タイバーツ、シンガポールドル、英ポンド、マレーシアリンギット、オーストラリアドル、インドネシアルピア、フィリピンペソ、カナダドル、メキシコペソ。
- 14) 本稿では、円インデックスとして日本銀行が公表している名目実効為替レートを使用した。日本銀行の公式サイトによれば、実効為替レートは、特定の2通貨間の為替レートをみているだけでは捉えられない相対的な通貨の実力を測るための総合的な指標であり、対象となる全ての通貨と日本円との間の2通貨間為替レートを、貿易額等で計った相対的な重要度でウエイト付けして集計・算出したものである。
- 15) 標準偏差を基準に、ある一定期間の原資産の価格の変動を計算した指標である。ヒストリカルボラティリティが高いほど価格変動リスクは高く、低いほど価格変動リスクは低いと判断する。
- 16) ここでは、名目のドル/円為替レートとそれぞれ2015年基準の日本のPPI、米国のPPIを用いて実質為替レートを算出している。
- 17) U.S. Bureau of Labor Statistics Release: Producer Price Index by Commodity: All Commodities Units: Index 1982 = 100, Not Seasonally Adjustedを用いて2015基準に変換して使用した。
- 18) 日本銀行の国内企業物価指数(2015年平均=100)を用いた。
- 19) 日本の国債7年、物価連動国債7年、米国の財務省証券7年(Treasury Securities at-7Year)、米国財務省物価連動国債7年(Treasury Securities at 7-Year, Inflation-Indexed)を用いて算出した。
- 20) Long Short Term Memory (LSTM): 時系列データおよびシーケンスデータの長期的な依存関係を学習するリカレントニューラルネットワークの一種である。
- 21) Root Mean Squared Error: 2乗平均平方根誤差のこと。誤

差を二乗平均してその平方根をとった値である。

【参考文献】

- 藪友良「購買力平価 (PPP) パズルの解明：時系列的アプローチの視点から」,『金融研究』第 26 巻第 4 号, pp. 75-105, 日本銀行, 2007 年 12 月。
- 幸村千佳良・井上智夫「円レートの購買力平価」成蹊大学経済学部論集 第 42 巻第 1 号, pp. 119-148, 2011 年 7 月。
- 齊藤誠「物価連動国債金利の日米格差と実質円/ドルレートの関係について」ペンションジャーナル No. 26, pp. 1-4, 三井住友信託銀行, 2014 年 6 月。
- 南武志「内外金利差と為替レート」金融市場, 16 巻 2 号, pp. 6-9, 農林中金総合研究所, 2005 年 2 月。
- 木村武・中山興「為替レートのボラティリティと企業の輸出行動」日本銀行調査月報, 2000 年 3 月。
- 北村行伸「物価連動債の市場価格より得られる情報：米国財務省物価連動債の評価」Discussion Paper No. 2004-J-7, 日本銀行金融研究所, 2004 年 2 月。
- 深尾光洋・大久保隆「内外金利体系の相互関連」金融研究, 第 1 巻第 1 号, 1982 年 10 月。
- 小林稔「新型コロナウイルスのパンデミックが株式市場に与えた変動の分析と検証—AI (人工知能) を用いた株価指数の実験的シミュレーション—」,『和光経済』第 53 巻第 3 号, pp. 1-15, 2021 年 3 月。
- 小林稔「新型コロナウイルスのパンデミックが株式市場に与えた変動の分析と検証 (その 2) —AI (人工知能) を用いた日米の株価指数のシミュレーション分析—」,『和光経済』第 54 巻第 1 号, pp. 1-24, 2021 年 7 月。
- 小林稔「新型コロナウイルスのパンデミックが国内小売販売額へ与えた影響に関する分析—階層ベイズモデルを用いた地域および時間による変動の検証—」,『和光経済』第 54 巻第 2・3 号, pp. 47-62, 2022 年 3 月。
- 小林稔「AI 時代の説得交渉に関する一考察」,『説得交渉学研究』第 11 巻, pp. 15-30, 日本説得交渉学会, 2019 年 12 月。
- 磯貝孝「切斷安定分布による資産収益率のファットテイル性のモデル化と VaR・ES の計測手法におけるモデル・リスクの数値的分析」,『日本銀行ワーキングペーパーシリーズ』No. 13-J-3, pp. 1-85, 2013 年 3 月。
- 安藤美孝「ヒストリカル法によるバリュエーション・アット・リスクの計測：市場価格変動の非正常性への実務的対応」,『金融研究』第 23 巻別冊第 2 号, pp. 1-41, 日本銀行金融研究所, 2004 年 11 月。
- 中川慧・今村光良・吉田健一「株価変動パターンの類似性を用いた株価予測 Stock Price Prediction Using Similarity of Stock Price Fluctuation Patterns」, 2017 年度 人工知能学会全国大会 (第 31 回) 論文集, 2017。
- Takahashi, Shuntaro, Chen, Yu, "Long Memory and Predictability in Financial Markets, Implications from Empirical Studies and Applications of the LSTM model", *The 31st Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, 2017.
- 岡田克彦・羽室行信「株式市場における株価大崩落の兆し検知への挑戦 A challenge to obtain the crystal ball in the stock market - A candle chart based graph density approach -」, 2017 年度 人工知能学会全国大会 (第 31 回) 論文集, 2017。
- 羽室行信・岡田克彦「個別銘柄の短期連動類似度グラフおよびグラフ研磨手法を用いた株価予測 Finding a group of stocks to be focused based on the similarity graph approach -Effectiveness of graph polishing in detecting a herd-」, 2017 年度 人工知能学会全国大会 (第 31 回) 論文集, 2017。
- 宮崎邦洋・松尾豊「深層学習を用いた株価予測の分析 Stock Prediction Analysis using Deep Learning Technique」, 2017 年度 人工知能学会全国大会 (第 31 回) 論文集, 2017。
- 加藤旺樹・穴田一「テクニカル指標による株式投資の戦略構築」2018 年度 人工知能学会全国大会 (第 32 回) 論文集, 2018。
- 松浦出・和泉潔・坂地泰紀・松島裕康・島田尚「インデックス投資が証券市場の価格形成に与える影響の分析」2019 年度 人工知能学会全国大会 (第 33 回) 論文集, 2019。
- Aurélien Géron, *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems*, 2nd ed., O'REILLY, 2019.
- David Foster, *Generative Deep Learning: Teaching Machines to Paint, Write, Compose, and Play*, O'Reilly, 2019.

(2022 年 5 月 21 日 受稿)
(2022 年 6 月 3 日 受理)