

〈自由論文〉

# インフレーションおよび日米の金利差がドル/円為替レートへ与える 影響に関する検証

—ベイズモデルと AI シミュレーションを用いた実証分析—

## **An Examination of the Impact of Inflation and Interest Rate Differentials between Japan and the United States on Dollar-yen Exchange Rates -An Empirical Analysis Using Bayesian Model and AI Simulation-**

小 林 稔  
Minoru Kobayashi

### **[Abstract]**

As an economic policy response to the COVID-19 pandemic that has been ongoing since early 2020, many countries in the world have been providing a variety of financial resources, including grants and benefits, since late 2020. As a result, the monetary base has expanded rapidly. The expansion of the monetary base supported the world economy by increasing demand. However, the supply of funds to the market became excessive and concerns about inflation grew. As of January 2023, including the impact of Russia's invasion of Ukraine in February 2022, inflation fears have intensified globally. The U.S. shifted to a tight monetary policy in May 2022 to control inflation. As a result, the interest rate differential between Japan and the U.S. widened and the dollar-yen exchange rate depreciated rapidly in the second half of 2022. However, concerns about inflation are growing in Japan as well, and more than six months after the U.S. shift to tighter monetary policy, Japan is also entering a phase of rising interest rates. As of January 2023, the dollar-yen exchange rate has shifted toward a stronger yen to the 128-yen level. Thus, global financial markets continue to be in turmoil.

This paper provides an overview of the trends in the financial markets, which have been disrupted by unpredictable events such as the COVID-19 global pandemic and Russia's invasion of Ukraine, based on fluctuations in the dollar-yen exchange rate. At the same time, we attempted to analyze them using state-space models and AI simulations. In particular, we focus on the expansion of interest rate differentials and the progression of inflation due to the reversal of monetary policy in Japan and the U.S., and clarify the actual situation in which the expansion of interest rate differentials and inflation rate differentials affect the rapid fluctuation of the dollar/yen exchange rate, based on the results of the state-space model and AI simulation analysis.

### **【キーワード】**

AI, 金融市場, インフレーション, 内外金利差, ドル/円為替レート, 状態空間モデル, MCMC

## 1. はじめに

### 1.1. 円安の進行とインフレーション

2022年2月24日にロシアがウクライナへ侵攻を始めたのを契機として世界の金融市場は大きなうねりに飲み込まれた。2022年1月から2月初頭までは、1ドル113-115円の範囲で推移していたドル/円為替レートは、有事のドル買いが始まり3月に入ると急速に円安へと動き始め、同年4月後半に1ドル130円を突破した。その後10月には一時1ドル150円を超える円安となった(Fig.1.1.)。株式市場も同様に2022年1月に3万6000ドルを超えていた米国のダウジョーンズ平均株価は同年3月には3万3000ドルを割り込み、9月末には一時2万9000ドルを割り込んでいる。日経平均株価も年初は2万9000円を超えていたが同年3月には一時2万5000円を割り込むこととなった(Fig.1.1.)。

2020年初頭から新型コロナウイルス(以下では、COVID-19)のパンデミックにより世界的に社会経済活動は混乱を余儀なくされた。そのため各国は、COVID-19の感染対策と併せて金融緩和や各種の補助金、助成金など資金供給を積極的

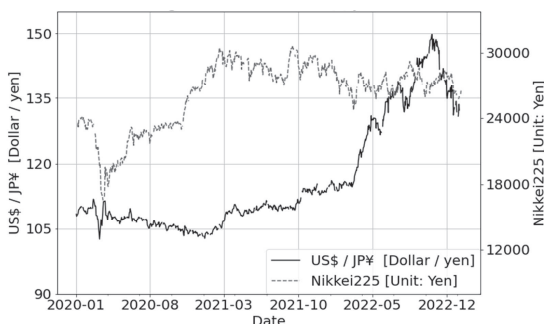
に実施してきた。その結果、経済活動は下支えされたものの、世界的に市中における資金の余剰が顕著となり、生産者物価指数(以下では、PPI)や消費者物価指数(以下では、CPI)などの物価指数は上昇傾向にあった。

そのような状況の中で、ロシアによるウクライナ侵攻が始まり、各種の資源やエネルギーの価格がさらに上昇することとなり世界的にインフレーションへの警戒が強くなった。

特に米国では、経済活動の回復が順調に進み、2021年後半より経済の過熱感が見られるようになっていた。そのため米国の連邦準備理事会(The Federal Reserve Board: 以下では、FRB)<sup>1)</sup>は、インフレーションへの警戒を一層強め、2022年5月に金融緩和から金融引き締めへと金融政策を転換した。金融緩和政策を継続していた日本との金利差は拡大し、円安はさらに進行することとなった。

本稿では、2022年2月より進行しているドル/円為替レートの急速な円安に対してインフレーションと内外金利差がどのように影響しているのか、ベイズ理論をベースとした状態空間モデルとAIシミュレーションによって詳細な分析を行い、その結果から検証を試みる。

Fig.1.1. Nikkei225-US\$/JP¥



(注) ドル/円為替レートおよび日経平均株価のデータは、以下より取得した。Board of Governors of the Federal Reserve System, Japanese Yen to U.S. Dollar Spot Exchange Rate, Noon buying rates in New York City for cable transfers payable in foreign currencies, retrieved from FRED, Federal Reserve Bank of St. Louis, Nikkei Industry Research Institute, Nikkei Stock Average, Nikkei 225, retrieved from FRED, Federal Reserve Bank of St. Louis.

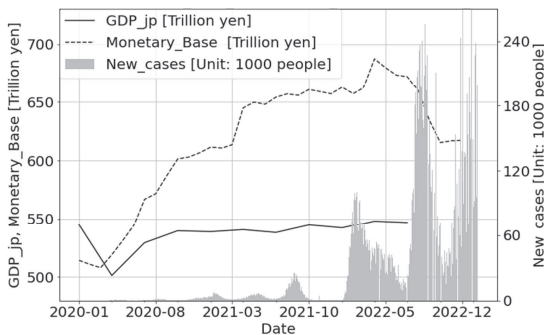
### 1.2. 金融市場の現況

#### 1.2.1 COVID-19のパンデミック

2020年初頭よりCOVID-19のパンデミックが世界を席卷し、社会経済活動は現在も混乱が続いている。パンデミックの初期は、感染防止のため世界的に人流が抑制され社会経済活動は低迷を余儀なくされた。世界の各国は、各種の補助金や助成金などの給付金の支給や金融緩和政策を押し進めて経済活動を下支えしてきた。その結果、GDPの推移にみられるように経済活動は下支えされたが、その一方で過剰ともいえる資金供給が継続されてきた(Fig.1.2.)。

わが国も例外ではなく、4回に渡る緊急事態宣言やまん延防止等重点措置によって人流の抑制が押し進められた。その結果、国内経済は低迷することになり、2020年第二四半期の国内GDPは大

Fig.1.2. COVID-19\_New\_cases-Real\_GDP-Monetary\_Base



(注) 日本の新規感染者数と実質GDP、マネタリーベースの推移。単位：千人、2023年1月13日時点の“WHO-COVID-19-global-data”，実質GDPは内閣府経済社会総合研究所、国民経済計算、国内総生産、季節調整系列，単位：兆円，マネタリーベースは、日本銀行，単位：兆円。独自のプログラムで集計して作成した。

幅に落ち込んだ。しかし、政府、日銀による大規模な金融緩和や特別定額給付金、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、資金供給の指標となるマネタリーベースは急拡大した(Fig.1.2)。その結果、Fig.1.2.に示すように国内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。

米国も同様の状況にあり、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てきた。このようにCOVID-19に対する感染対策を進める一方で市場への潤沢な資金供給が行われてきたのである。

### 1.2.2 日米の金融政策

日本の金融政策は、COVID-19のパンデミック以前から日本銀行が2%の「物価安定の目標」の達成に向けて金融緩和政策を継続してきた。一方、米国は、2021年後半から経済の回復が進み、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った。2022年5月には、FRBは、フェデラルファンドレート（Federal Funds Rate、以下ではFFレート）<sup>2)</sup>を0.5ポイント引き上げ、

金融緩和から金融引き締めに姿勢を転じた。さらに、FOMC（Federal Open Market Committee：連邦公開市場委員会）<sup>3)</sup>は、2022年12月までに計7回の利上げを実施しフェデラルファンドレートを4.25%から4.5%の幅とすることを決定している。金融緩和を継続する日本と米国の金利差は拡大傾向が鮮明となった。

2022年2月以降、ロシアのウクライナ侵攻を契機としたドル／円為替レートの急速な円安は、FRBの金融政策の転換によって日米の金利差が拡大したことでさらに拍車がかかりFig.1.1.に示すように2022年10月には一時1ドル150円を上回る急速な円安となった。

しかし、日本でも2022年11月のCPIは、総合指数で前年比3.9%の上昇、コア指数で3.7%、コアコア指数で2.8%の上昇となり、短期では日銀の目標を上回ってきた。2022年12月の日銀金融政策決定会合では、長短金利操作の運用について「国債買入れ額を大幅に増額しつつ長期金利の変動幅を従来の『±0.25%程度』から『±0.5%程度』に拡大する」と従来からの方針を変更した。市場は事実上の利上げと受け止め、2023年1月15日時点でドル／円為替レートは1ドル128円台まで円高へ戻している（Fig.1.1.）。

### 1.2.3 株式市場は調整局面へ

株式市場に目を転ざると、日経平均株価は、COVID-19の感染初期は1万6000円台まで急落したが、潤沢な資金供給を背景に2021年第二四半期には、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。米国の株式市場においても、ダウ平均株価が3万6000ドルを超えて史上最高値をつけるなど、過熱感が高まっていった。しかし、2021年後半になると米国ではインフレーションへの警戒が強まったことにより、株式市場は調整局面に入り、さらに2022年5月以降はFRBの金融引き締め政策への転換によって、同年9月には一時的に2万9000ドルを割り込んだ。日本の株式市場も同様に、2021年には日経平均株価が一時3万円を超えてバブル崩壊後の最高値を記録した。

しかし、米国の株式市場の調整やロシアのウクライナ侵攻を契機とした急速な円安など世界的な金融市場の混乱の影響を受けて、2022年3月には2万5000円を割り込んだ。米国の金融政策が金融引き締めへと転換した同年5月以降も、日本銀行は金融緩和を継続したため一時的に日本の株式市場は回復を見せたものの、その後は日本の物価指数が上昇傾向を示し、同年12月には日本銀行も事実上の利上げを表明したため、2023年1月時点で日経平均株価は2万6000円台まで下落している (Fig.1.1)。

以上のように、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を契機としてドル/円為替レートは円安へ動き始めたが、その後の急速な円安の進行には、日米の金利差が大きな影響を与えている。日米の金利差がドル/円為替レートに与える影響については、小林稔[2022]<sup>4)</sup>がAIを用いた分析検討を行っている。本稿では、インフレーションと内外金利差がドル/円為替レートの円安への進行に与える影響について、状態空間モデルとAIシミュレーションによって分析を試みる。

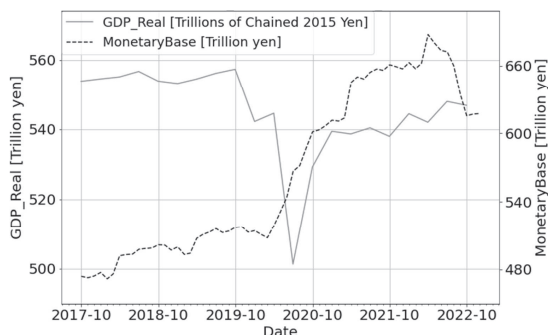
## 2. GDP, マネタリーベースの推移

日米の実質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は大きく落ち込み、ともに2020年4-6月期に底をつけた。

その後、日本、米国はともに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の施策を積極的に進め、潤沢な資金供給を継続してきた。その結果、Fig.2.1., Fig.2.2.に示されるように資金供給の実態を示す指標であるマネタリーベースは2020年5月以降、日本、米国ともに急速に拡大した。

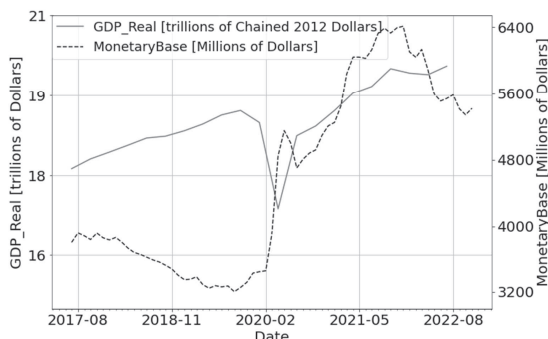
しかし、米国では2021年後半から減少に転じ現在も減少傾向である。日本のマネタリーベースは米国が減少に転じた後も増加傾向であったが、

Fig.2.1. GDP\_Real-MonetaryBase\_japan



(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。マネタリーベースは、日本銀行、単位：兆円。独自のプログラムで集計して作成した。

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, Board of Governors of the Federal Reserve System (US), Monetary Base, retrieved from FRED, Federal Reserve Bank of St. Louis から取得し独自のプログラムにより作成した。

2022年7月をピークに8月以降は減少に転じている。

Fig.2.2.から米国では、実質GDPが2021年を通して拡大しており、2021年後半にはCOVID-19のパンデミック以前の水準を超えた。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。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強め2022年5月にはFOMCでFFレートの0.5ポイント引き上げを決定した。その後も12月までに計7回の利上げを実施しFFレートを4.25%から4.5%の幅とすることを決定して



いる。このように、米国では金融政策を金融引き締めへと姿勢を一変させている。

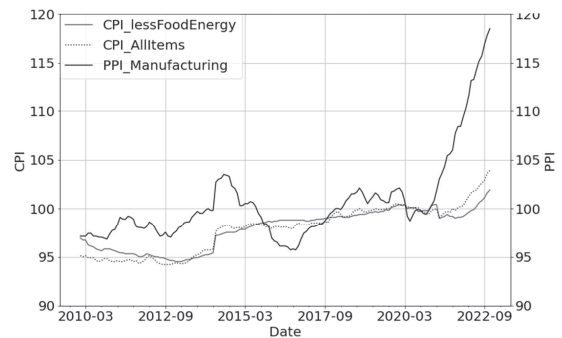
一方日本では、Fig.2.1. から分かるように、2022年9月時点でも実質GDPはCOVID-19のパンデミック以前の水準を上回ることができていない。このため日本銀行は金融緩和を継続してきた。しかし、2022年11月の日本のCPIは、総合指数で前年比3.8%の上昇、コア指数で3.7%、コアコア指数で2.8%の上昇となり、短期では日銀の目標を上回ってきた。2022年12月の日銀金融政策決定会合では、長短金利操作の運用について「国債買入れ額を大幅に増額しつつ長期金利の変動幅を従来の『±0.25%程度』から『±0.5%程度』に拡大する」と、従来からの方針を変更した。日本銀行も金融緩和政策からの脱却を模索し始めた。

### 3. 日本と米国におけるPPIとCPIの推移

Fig.3.1., Fig.3.2. に、日本と米国における生産者物価指数PPI<sup>5)</sup>と消費者物価指数CPI<sup>6)</sup>の推移を示す。日本、米国ともにCOVID-19のパンデミック初期である2020年前半は、Fig.2.1., Fig.2.2. が示すように実質GDPは急落した。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た。その結果、Fig.3.1, Fig.3.2. が示す通り、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。その背景としては、生産活動の再開による需要が回復してきたこと、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。

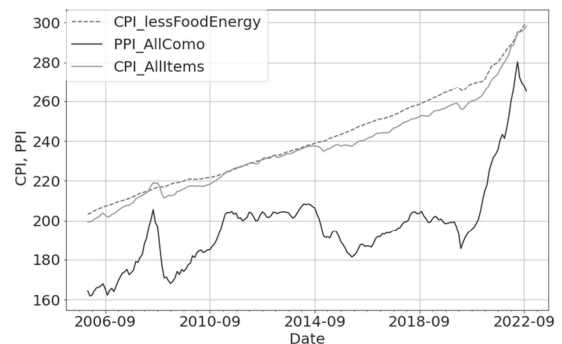
他方、CPIに目を転じてみると、日本と米国では大きな違いが鮮明になる。米国の場合は、COVID-19のパンデミック初期こそCPIは若干の落ち込みを見せているが、その後はPPIと同様に上昇傾向を示しており、特に2022年に入ってからCPIは急速に上昇している。このように米国の場合は、CPIがPPIを上回るペースで急上昇し、PPIの上昇分をCPIが吸収している。生産者のコスト増を最終消費財へと転嫁できてい

Fig.3.1. CPI, PPI JAPAN, 2020y=100



(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。

Fig.3.2. CPI & PPI, USA 1982-1984=100



(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.

るのである。

Fig.3.1. から日本の同時期のPPI, CPIを概観すると、PPIは米国と同様に急速な上昇となっているが、CPI（総合指数：全ての最終消費財）は2021年以降に緩やかな上昇を示すに留まった。つまり、日本ではPPIの上昇分をCPIに転嫁できず、企業のコスト増加分を最終消費財へ価格転嫁できていなかったのである。

しかし、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の取引価格が上昇している。日本銀行が公表した2022年11月の企業物価指数は速報値で118.5（2020年平均＝100）

と前年同月比で9.3%上昇し、前年同期の水準を20ヶ月連続で上回った。これまではPPIの上昇が急速なものであったが、CPIの上昇は緩やかなものに留まっていたが、2022年11月のCPIは、総合指数で前年同期比3.8%の上昇、コア指数で3.7%、コアコア指数で2.8%の上昇となった。短期では、日本銀行が目標にしているコアCPI 2%水準を上回ってきた。欧米に比較してCPIの上昇幅はまだ低いものの、今後も上昇傾向が想定される状況である。

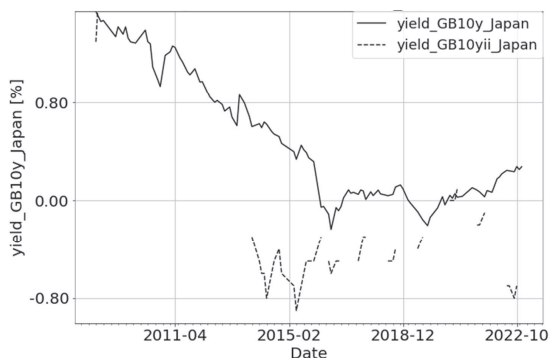
#### 4. 日本と米国における金利差

日本と米国における中央銀行の金融政策は、2022年5月から12月時点まで逆転状態にあった。日本は、金融緩和政策を継続し、米国はインフレーションへの警戒感から金融引き締め政策へ転換した。この結果、日本と米国の間の金利差が拡大していった。Fig.4.1., Fig.4.2. に米国債<sup>7)</sup> 10年、米国の物価連動国債<sup>8)</sup> 10年、日本国債 10年、日本の物価連動国債<sup>9)</sup> 10年の利回りを示す。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る。物価連動国債のインフレ調整後利回りは、実質利回りと呼ばれる。なお、物価連動国債の理論的な背景については小林稔[2022]<sup>10)</sup>を参照されたい。

名目債券利回りは、実質利回りとブレイク・イーブン・インフレ率 (Break Even Inflation rate: 以下では、BEI) の和で示される<sup>11)</sup>。BEIには、期待インフレ率と市場の流動性リスクなどを示すリスクプレミアムが含まれているが、実際にはリスクプレミアムの測定は困難であり、またその値は期待インフレ率と比較して小さいため、本稿ではBEIをほぼ市場の期待インフレ率に等しいとみなす。

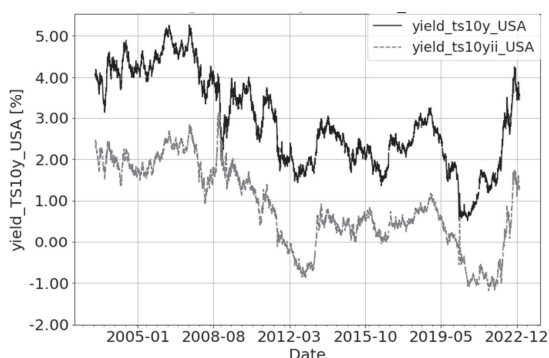
Fig.4.1., Fig.4.2. から、全ての債券でみられる傾向として、COVID-19のパンデミック初期は、利回りが低下傾向であったが、2020年後半以降は利回りが上昇へ転じている。また、通常の名目債券である日本国債10年と米国債10年の利回りの格差は、2020年10月以降拡大している。

Fig.4.1. Government bonds\_Japan



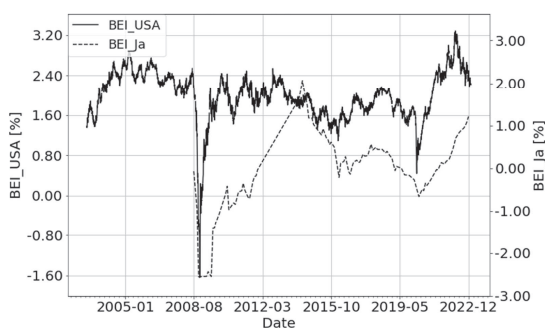
(注) 財務省が公表している国債金利情報、物価連動国債のデータは、浜町SCIより作成した。

Fig.4.2. 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.

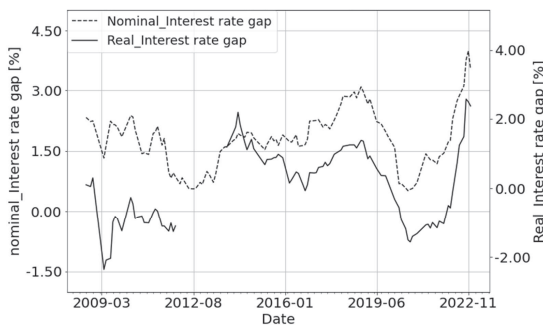
Fig.4.3. BEI Japan & USA



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

Fig.4.3. 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

Fig.4.4. 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、米国の債券利回りは、Board of Governors of the Federal Reserve System (US) のデータを使用し独自のプログラムにより作成した。

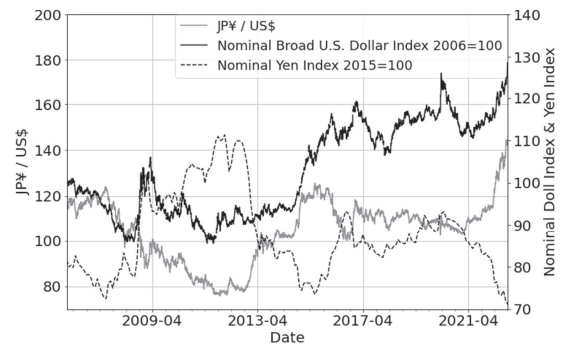
下したが、2020 年後半以降は上昇傾向を示している。また、日本の期待インフレ率である BEI が 0～1% の狭い範囲で緩やかに上昇しているのに対して、米国の BEI は、2021 年後半には一時的に 3% を超えており、金融市場が米国の強い物価上昇を見込んでいることが分かる。しかし、米国では 2022 年 5 月に金融引き締め政策へ移行したことにより、2022 年 12 月時点では、米国の BEI は 2.5% 前後で低下傾向を示している。一方で、2022 年 12 月まで金融緩和を継続してきた日本の BEI は上昇傾向にある。

Fig.4.4. 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 年債券のデータを用いた。Fig.4.4. 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 のパンデミック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 4 月以降は、金利差が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。

## 5. 金利差とドル／円レート

日本と米国の金利差は、両国の金融政策が逆転していたことにより拡大が続いていた。この結果、

Fig.5.1. JP¥/US\$-Nominal Dollar Index &amp; Yen Index Short



(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 を使用し独自のプログラムにより作成した。

ドル／円為替レートは大幅な円安へ動いた。Fig.5.1. は、ドル／円為替レート、ドルインデックス<sup>12)</sup>、円インデックス<sup>13)</sup>の推移を示したものである<sup>14)</sup>。

ドル／円為替レートは、2010 年頃までは長期的には円高に推移してきた。一方、Fig.5.1. からドルインデックスの推移を見ると、ドルが直近の 10 年間は強くなっていることが分かる。Fig.5.1. から 2010 年以降の円インデックスは、一進一退の状態が続いていたが、2020 年以降は急速に弱くなっている。つまり短期的には、ドルインデックスが強くなっている一方で、円インデックスは弱くなっているのである。2022 年 3 月頃からロシアのウクライナ侵攻など地政学的リスクが高まったことを契機としてドルが買われ、2022 年 10 月には、日米の金融政策の逆行によって金利差が拡大し、32 年ぶりに 1 ドル 150 円を超える円安水準になった。地政学的リスクと金利の上昇によりドルが買われる一方で、金融緩和の継続により円が売られたことが分かる。

Fig.5.2 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<sup>15)</sup>。

Fig.5.2. Nominal\_JP¥/US\$.RealJP¥/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。

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,

$$q = s \times \frac{p^*}{p} \dots (5.1)$$

となる。

ここでは, 実質為替レートは米国労働統計局のPPI<sup>16)</sup>, 日本銀行のPPI<sup>17)</sup>を使って算出した。Fig.5.2. 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いる。しかし, 2022年11月に実質為替レートは165円を超えて急速に円安方向へと移行しており購買力平価説からみても円は明確に弱くなっている。

Fig.5.3. 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.5.4. にドル / 円為替レートの名目金利差とドル / 円名目為替レートの推移を示す。Fig.5.3., Fig.5.4. 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分かる。特に2022年2月以降は, 実質, 名目ともに金利差が急速に拡大し円安が進行している。なお, ここでの金利差は, 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年債券利回りから算出した<sup>18)</sup>。

Fig.5.3. Real\_JP¥/US\$.Yield gap between JP and US

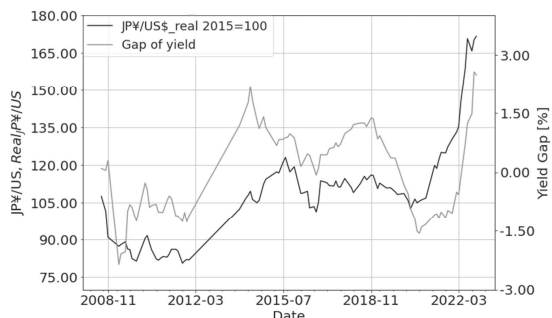
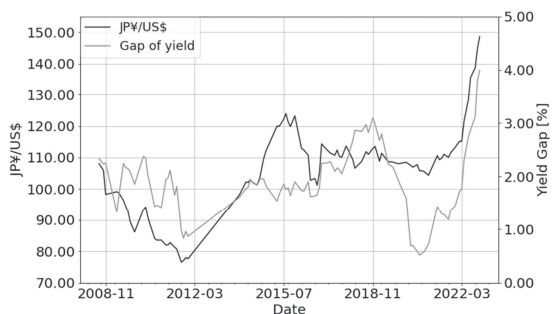


Fig.5.4. Nominal\_JP¥/US\$.Yield gap between JP and US



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確認できた。

## 6. 状態空間モデルを用いたCPIの分析

### 6.1. 分析検討すべき問題の概要

前節までは, 日米のマネタリーベース, 金利差やその結果としての円ドル為替レートの動きを見てきた。2022年2月以降, ドル / 円為替レートが急速に円安に動いた契機として, まずロシアによるウクライナ侵攻が挙げられる。Fig.5.1. から, 2022年2月以降のドルインデックスを見るとドルはほぼ全ての通貨に対して強くなっている。有事のドル買いが進んだ様子が窺える。また, 2022年5月以降に, 日米の金融政策の逆転によって両国の金利差が拡大し, 円安をさらに加速させた。日米の金融政策の相違は, 日米のインフレーションの状況の違いから生じていると考えられる。ま



ずここでは、日米のインフレーションの状況について考察を加える。次に、2022年2月以降のドル／円為替レートに与えた、日米の金利差とインフレーションの影響を分析検討する。その上で、今回の円安について考察するとともに、今後の展望について考究していく。

## 6.2. デイモンドプル型とコストプッシュ型

2023年1月現在、日本、米国ともにCPIは高い水準にあり、インフレーションへの警戒が強まっている。米国では、COVID-19の感染対策と併せて、経済対策として金融緩和や各種の助成金、補助金などの資金供給が継続して実施されてきた。その結果、2020年後半から経済は回復傾向を示し、2021年後半から需要の回復によるダイヤモンドプル型のインフレーションが発生していると考えられている。

これは、市中への資金供給が増加したことによって需要が回復したのに対して、企業の活動休止などの影響で供給が追いつかず、インフレーションが生じたと考えられる。特に、半導体やIT関連財は供給が追いつかず、半導体やIT関連財を必要とする自動車や家電などの財やサービスの供給も不足するといった、連鎖的な供給不足を生み出した。さらに、2021年後半になるとエネルギーや一次製品の国際商品市況が上昇し、その後はコストプッシュ型のインフレーションが強まったと考えられている。

一方、日本の場合は、米国と同様にCOVID-19の感染対策と併せて金融緩和と各種の助成金、補助金の支給などによって資金供給を拡大させてきたが、2021年前半まではCPIの上昇は緩やかなものに留まり、インフレーションの様相はみられなかった。2021年後半からエネルギーや一次製品の国際商品市況の上昇によりCPIの上昇傾向が確認され、さらに、2022年2月のロシアによるウクライナ侵攻後にCPIの上昇傾向が強まり、2022年11月にはCPIの前年同期比が総合指数で3.8%となった。日本においてもインフレーションへの懸念が強まった。

ただし、日本のインフレーションは、エネ

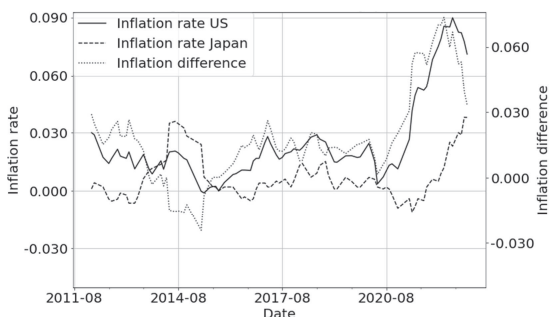
ギーや一次製品の国際商品市況の上昇によるコストプッシュ型のインフレーションであるとみられている。だが、日本においても資金供給が拡大し、マネタリーベースは高水準な状態にある。市中への資金供給量の増大に伴い、需要が高まっていることは否定できない。半導体やIT関連財の供給不足により、自動車や家電などその他の財の供給に制約が出ていることが指摘されている。その意味では、日本の場合も単にコストプッシュ型のインフレーションと断定することはできず、ダイヤモンドプル型のインフレーションの性格も併せ持っていると考えられることができる。

ここでは、日本と米国のCPI、エネルギーや主要な商品の市況、個人消費、マネタリーベースのデータからインフレーションに関するモデルを構築して、日米の現在のインフレーションの状況について分析する。その結果から、日本と米国のインフレーションについて考察していく。

## 6.3. 状態空間モデルの概要

本稿では、インフレーションをインフレ率で計測する。ここでは、インフレ率をCPIの対前年同期比と定義する。Fig.6.1.に、日本と米国のインフレ率と日米のインフレ率の差を示す。Fig.6.1.から、米国のインフレ率は2022年後半には9%を上回り、インフレーションへの懸念が増

Fig.6.1. Inflation rate US & 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）、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 からデータを取得し独自のプログラムで集計および作成した。

大したが、2022年5月にFRBが金融引き締めに転じたことで、2022年12月時点では7%台まで低下してきた。

一方、日本のインフレ率は、米国から遅れて上昇を始め、2022年12月時点で4%弱まで高まってきた。上昇傾向は依然として継続している。日本も2022年12月の日銀金融政策決定会合で事実上の利上げに姿勢を転じたが、まだ金利は低い水準であり、インフレーションへの懸念が急速に高まっている。

本稿では、まずインフレーションに対する需要およびコストの影響を分析するため、CPIに対する個人消費と、エネルギーや一次製品の国際商品市況の関係を表す状態空間モデルを構築する。構築した状態空間モデルの分析結果から、現在のCPIの上昇、つまりインフレーションが、デマンドプル型かコストプッシュ型であるかを検証してみる。CPI上昇の要因としてエネルギーや一次製品などの国際市況の影響が大きければコストプッシュ型であり、個人消費の影響が大きければデマンドプル型である。

そもそもマネタリーベースの拡大は、市中の資金供給を過剰とし様々な財やサービスの需要を喚起してその価格を上昇させる。つまり、マネタリーベースの拡大は個人消費を増加させる要因である。その意味では、デマンドプル型のインフレーションを検証するために、個人消費の代理変数としてマネタリーベースを用いることが考えられる。このように、個人消費の代理変数としてマネタリーベースを用いた状態空間モデルも構築することが考えられるが、それは今後の課題とする。

#### 6.4. 状態空間モデルの構築

まず、CPIに関する状態空間モデルを構築する。本稿では、CPIの時間変化を、個人消費支出の時間変化と国際商品市況の時間変化のそれぞれに $b_1$ ,  $b_2$ のパラメータを乗じて和をとり、さらに確率的な変動を加えた(式6.1)で表現される状態モデルを構築した。ここで、時間変化の期間を時点 $t-4$ から時点 $t$ までの期間とすると、後述する通り、四半期ベースのデータを使用するので、

前年同期からの変化率となる。つまり、時点 $t-4$ から時点 $t$ までのCPI、個人消費支出、国際商品市況の変化率(式6.2)、(式6.3)、(式6.4)は、それぞれの前年比となる。本稿では、このCPIの前年比(式6.2)をインフレ率とする。

したがって(式6.1)は、CPIの前年比(式6.2)を、個人消費支出の前年比(式6.3)と国際商品市況の前年比(式6.4)にそれぞれに $b_1$ ,  $b_2$ のパラメータを乗じて和をとり、さらに確率的な変動を加えた(式6.5)で表す状態モデルとなる。すなわち、 $b_1$ ,  $b_2$ はインフレ率に対する個人消費支出および国際商品市況の弾力性となる。ここで(式6.1)、(式6.5)のパラメータ $b_1$ ,  $b_2$ は、(式6.6)、(式6.7)で示されるように現在より1期前の $b_1$ ,  $b_2$ の値に確率的な変動が加わった値となる。つまり、 $b_1$ ,  $b_2$ は時間変化とともにパラメータの値も変化する時変係数である。

(式6.5)は状態を表す状態モデルであり、(式6.11)は状態モデルから観測値を得るための観測モデルである。

なお、(式6.8)、(式6.9)、(式6.10)、(式6.12)で示される $\sigma_t$ ,  $\sigma_{b_1}$ ,  $\sigma_{b_2}$ ,  $\sigma_y$ はそれぞれ平均0、標準偏差 $S_t$ ,  $S_{b_1}$ ,  $S_{b_2}$ ,  $S_y$ の確率密度関数である。

なお、日本のインフレ率に対する個人消費支出および国際商品市況の弾力性の分析では、ドル/円為替レートがインフレ率に与える影響を分析するために、国際商品市況のデータをドル建ての国際商品市況とドル/円為替レートに分解して、個人消費、国際商品市況、ドル/円為替レートの3つの変数に対して、それぞれ $b_1$ ,  $b_2$ ,  $b_3$ のパラメータを設定したモデルを追加で構築した。追加したモデルにより、日本のインフレーションに対する個人消費支出、国際商品市況、ドル/円為替レートの影響について分析を試みた。

$$\frac{\partial cpi_t}{\partial t} = b_1 \times \frac{\partial pce_t}{\partial t} + b_2 \times \frac{\partial gpi_t}{\partial t} + \sigma_t \cdots (6.1)$$

$$\frac{\partial cpi_t}{\partial t} = \frac{(cpi_t - cpi_{t-4})}{cpi_{t-4}} = inf_t \cdots (6.2)$$

$$\frac{\partial pce_t}{\partial t} = \frac{(pce_t - pce_{t-4})}{pce_{t-4}} = pce\_pc_t \cdots (6.3)$$

$$\frac{\partial gpi_t}{\partial t} = \frac{(gpi_t - gpi_{t-4})}{gpi_{t-4}} = gpi\_pc_t \cdots (6.4)$$

$$inf_t = b1 \times pce\_pc_t + b2 \times gpi\_pc_t + \sigma_t \cdots (6.5)$$

$inf_t$  : 時点  $t$  のインフレ率,

$cpi_t$  : 時点  $t$  の CPI,

$pce_t$  : 時点  $t$  の個人消費支出,

$pce\_pc_t$  : 時点  $t$  の個人消費支出の前年比,

$gpi_t$  : 時点  $t$  の国際商品市況,

$gpi\_pc_t$  : 時点  $t$  の個人消費支出の前年比,

$$b1_t = b1_{t-1} + \sigma_{b1} \cdots (6.6)$$

$$b2_t = b2_{t-1} + \sigma_{b2} \cdots (6.7)$$

$$\sigma_t \sim Normal(0, s_t) \cdots (6.8)$$

$$\sigma_{b1} \sim Normal(0, s_{b1}) \cdots (6.9)$$

$$\sigma_{b2} \sim Normal(0, s_{b2}) \cdots (6.10)$$

$$Inf\_obs_t = inf_t + \sigma_y \cdots (6.11)$$

$$\sigma_y \sim Normal(0, s_y) \cdots (6.12)$$

$Inf\_obs_t$  : インフレ率の観測値

## 6.5. 状態空間モデルのデータ

構築した状態空間モデルで使用するデータは以下の通りである。まず、日本の CPI は、総務省が公表している月次の総合指数を用いる。米国の CPI は、米国労働局が公表している CPI (All Items in U.S. City Average, 1982-1984 = 100) を使用した。日本の個人消費は、内閣府が公表している国民経済計算の季節調整済み実質家計消費支出 (2015 年 = 100) のデータを用いた。米国の個人消費は、米国経済分析局が公表している Real Personal Consumption Expenditures (季節調整済み, 2012 年 = 100) を用いた。

国債商品市況のデータは、国際通貨基金が公表

している Global Price Index of All Commodities (Index 2016 = 100, Not Seasonally Adjusted) を用いた。同指数は、ドルベースで算出されているため米国の分析にはそのまま使用し、日本の場合は各データに対応する時点のドル / 円為替レートにより円ベースに換算して分析に使用した。

日本の個人消費は、国民経済計算の家計消費のデータを用いているためデータは四半期ごとになる。一方、ドル / 円為替レートは日次データ、米国の個人消費、日米の CPI、国債商品市況のデータは月次データである。このため、日次、月次のデータは四半期ごとに平均値を算出して四半期データに換算して分析に用いた。また、ここではインフレ率を CPI の前年同期比としているので、分析に用いる時点  $t$  に対する  $t-4$  は、 $t$  の前年同期である。なお、分析期間は 2011 年第一四半期から 2022 年第三四半期とした。

## 6.6. MCMC による状態空間モデルの解法

前節で説明したモデルの各パラメータを推計するには、ベイズの定理によって、設定したパラメータの事前分布から事後分布を求める必要がある。

例えば、観測データ  $D$  からパラメータ  $\theta$  の事後分布を推定する場合、ベイズの定理から事後確率、事前確率、尤度の関係は、(式 6.13)、(式 6.14) のようになる。したがって、ベイズ推定によるパラメータ  $\theta$  の事後分布から求めた平均値  $\theta_{mean}$  は、(式 6.15) で表現される。このように、事前分布と尤度の確率分布から求めた複雑な事後分布の積分計算は極めて困難な作業である。

本稿では、事後分布を求めるために複雑な積分計算を行うのではなく、事後分布に従う乱数をマルコフ連鎖モンテカルロ法 (Markov Chain Monte Carlo: MCMC, 以下では MCMC) を用いてサンプリングした。MCMC 法では、サンプリングされた事後分布に従う乱数の平均値を算出して、パラメータの点推定が可能である。構築したモデルに MCMC 法を実装するため、本稿では確率的プログラミング言語 (Probabilistic Programming Language) <sup>19)</sup> に Stan <sup>20)</sup> を使用

した。実際には、python上でStanを実装したpystanを使用してプログラミングと計算を行った。

(式6.5)から(式6.12)で表現されるモデルを、pystanでプログラムを実装して、先に説明したCPIの対前年同期比、個人消費の対前年同期比、国際商品市況の対前年同期比のデータを用いて、モデルのパラメータ推定を行った。なお、パラメータ推定に必要な事前分布は、事前に仮定することができないため、無情報事前分布<sup>21)</sup>を用いている。またMCMC法の実行に必要な設定は次の通りである。

繰り返し数 (*iter*)<sup>22)</sup>: 1000 回

バーイン期間 (*warmup*)<sup>23)</sup>: 200 回

間引き (*thin*)<sup>24)</sup>: 設定なし

チェーン (*chains*)<sup>25)</sup>: 4

MCMCの実行で得られた、米国および日本のパラメータ  $b1$  および  $b2$  のサンプリング結果の平均値をそれぞれ Fig.6.2. ~ Fig.6.4. に示す。なお、ここでいう平均値とは、2011 年第一四半期から2022 年第三四半期の各分析時点ごとに、上記の繰り返し回数からバーイン期間を除いた実行回数で得られた、各パラメータの平均値のことである。 $b1$  および  $b2$  は時変係数であるから、分析期間と同数のパラメータ値が存在する。

Fig.6.2. は、米国のインフレ率に対する個人消費支出および国際商品市況の弾力性であるパラメータ  $b1$ ,  $b2$  の推移である。Fig.6.3. は、日本のインフレ率に対する個人消費支出および国際商品市況の弾力性であるパラメータ  $b1$ ,  $b2$  の推移である。Fig.6.4. は、日本のインフレ率に対する個人消費支出、国債商品市況およびドル / 円為替レートの弾力性であるパラメータ  $b1$ ,  $b2$ ,  $b3$  の推移である。

$$p(\theta/D) \cdot p(D) = p(D/\theta) \cdot p(\theta) \quad \cdots (6.13)$$

$$p(D) = \int p(D/\theta) \cdot p(\theta) d\theta \quad \cdots (6.14)$$

$$\theta_{mean} = \frac{\int \theta \cdot p(D/\theta) \cdot p(\theta) d\theta}{\int p(D/\theta) \cdot p(\theta) d\theta} \quad \cdots (6.15)$$

ここで、 $p(\theta)$  はパラメータ  $\theta$  の事前確率、 $p(\theta/D)$  は事後確率である。

## 6.7. 状態空間モデルの分析結果

MCMCによってサンプリング抽出した結果を Fig.6.2. ~ Fig.6.4. に示す。ここでは、先に示した通り、サンプリング回数は1000回、ウォーミン

Fig.6.2. Parameter  $b1$  &  $b2$ , US CPI

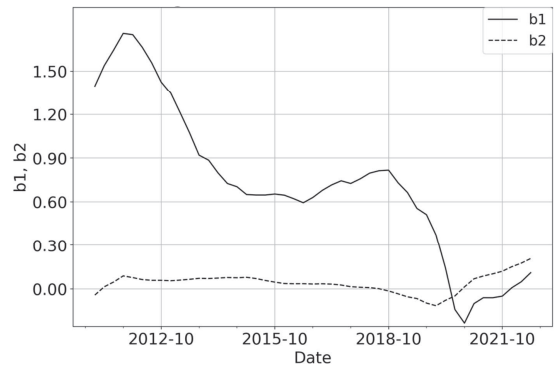


Fig.6.3. Parameter  $b1$  &  $b2$ , Japan CPI

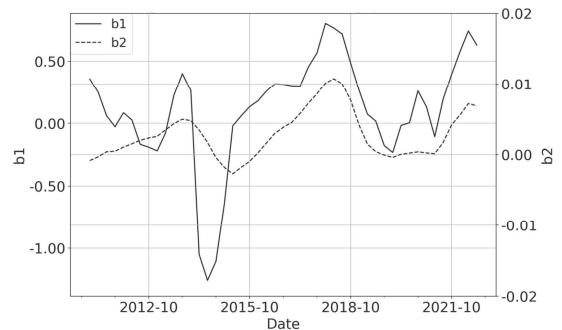
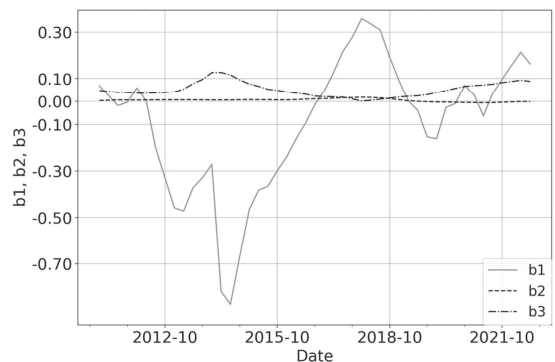


Fig.6.4. Parameter  $b1$  &  $b2$  &  $b3$ , Japan CPI





グアップ 200 回を 1 セットとしてこれを 4 回繰り返している。今回使用したデータは、2011 年第一四半期から 2022 年第三四半期までの CPI、個人消費支出、国債商品市況の四半期データを用いている。このデータそれぞれについて、1000 回を 4 セット計 4000 回サンプリングしている。ただし、最初の 200 回はウォーミングアップとしていため、実際にサンプリング抽出したのは 3200 回となる。サンプリングの結果、 $Rhat$ <sup>26)</sup> の値は主なパラメータで概ね 1.1 以下であり、収束していることが確認できた。

次に、Fig.6.2. ～ Fig.6.4. から (式 6.5) のパラメータ  $b1$ ,  $b2$  の値を評価することによって、個人消費支出および国債商品市況が CPI の変動、つまりインフレ率に与えた影響を考察する。(式 6.1) は、CPI の変化率つまりインフレ率を、個人消費支出の変化率と国債商品市況の変化率に分解している。したがって、パラメータ  $b1$ ,  $b2$  は、それぞれ個人消費支出の変化率として表現した需要の変化と国債商品市況の変化率で表現したコストの変化が、インフレ率に与えた影響の程度を示すものである。

このように、パラメータ  $b1$  および  $b2$  の値を考察することによって、需要とコストのそれぞれの変動が、CPI の変動へ与える影響を分析することができる。

## 6.8. インフレ率の分析結果の考察

(式 6.1), (式 6.5) のパラメータ  $b1$ ,  $b2$  の値を Fig.6.2. ～ Fig.6.4. から検証する。まず  $b1$  の値は、日本、米国ともに COVID-19 のパンデミックが始まる以前はプラスの値で推移し、需要の増加はインフレ率にポジティブな影響を与えていることが分かる。しかし、日米ともに COVID-19 のパンデミックの初期は  $b1$  の値が急低下し、米国では一旦はマイナス値へと変化している。つまり、COVID-19 のパンデミック初期は消費の影響がネガティブになっている。消費が落ち込んで需要が低下してもインフレ率が上昇する混乱した状態であったことが窺える。

その後、米国では 2020 年後半以降  $b1$  の値はプ

ラス値へと変化し一貫して上昇傾向が続いている。米国では、個人消費の増加、つまり需要の増加がインフレ率にポジティブな影響を与えるようになっている。一方、日本では 2020 年後半以降、 $b1$  の値は上昇に転じた後に再び低下し、不安定な状態であったことが分かる。しかし、2021 年後半以降は  $b1$  の値は上昇傾向を示している。つまり、日本の場合は 2021 年前半までは需要の変化がインフレに与える影響は不安定な状態であったが、2021 年後半以降は需要の増加がインフレ率にポジティブな影響を与えるようになっていく。

次にパラメータ  $b2$  を見ると、日本の場合は、COVID-19 のパンデミック初期は  $b2$  の値が急低下し、その後 2021 年前半まではほぼゼロに近い値であった。これは、国際商品市況、つまりコストがインフレ率に与える影響はほとんど観測されていないことを意味している。しかし、2021 年後半以降は  $b2$  の値がプラス値で急上昇となり、コストアップがインフレ率へ与える影響が強まったことが分かる。米国の場合は、COVID-19 のパンデミック以前は  $b2$  の値はほぼゼロであり、コストアップがインフレに与える影響はみられなかったが、COVID-19 のパンデミックが判明した前後で  $b2$  の値が一旦マイナス値になった後は、プラス値に回復して一貫して上昇傾向となり、コストアップがインフレに与える影響が強まっていることが分かる。

以上のように、今回の状態空間モデルのパラメータ  $b1$  および  $b2$  の値の変化から、日本では 2021 年前半までは需要およびコストアップともにインフレへ与える影響は小さかったが、2021 年以降は需要およびコストアップともにインフレへ与える影響が強くなっている。また、 $b1$  および  $b2$  の値から、コストアップよりもむしろ需要の拡大の方がインフレへ与える影響が強いことが分かる。この結果は、2022 年後半に観測されている日本のインフレは、一般的にコストプッシュ型と認識する傾向が強いが、実際には需要拡大によるディマンドプル型のインフレという色彩が強いことを示している。

もう一つの解釈としては、日本の場合はPPIの上昇に対してCPIの上昇は比較的低くなっており、 $b2$ の値が低いことは、PPIの上昇分がまだCPIへ転嫁されていないことを意味している。今後はパラメータ  $b2$  の上昇とともにさらにCPIの上昇が予想され、そうなればコストがインフレ率へ与える影響が強まり、コストプッシュ型のインフレーションの色彩が強まることになる。米国の場合は、2020年後半以降は、需要拡大およびコストアップのそれぞれの要因がインフレ率に影響を与えており、ハイブリッド型のインフレであるが、2022年2月のロシアによるウクライナ侵攻以降は、コストアップによるインフレへの影響が強まっていることが分かる。

次に、日本のインフレ率に対するドル／円為替レートの影響であるが、Fig.6.4. から、国際商品市況のパラメータ  $b2$  は、2020年前半から2022年第三四半期まではほぼゼロとなっているのに対して、ドル／円為替レートのパラメータ  $b3$  の値は、2021年後半以降は緩やかに上昇傾向を示している。日本の場合、インフレ率に与えるコストアップ要因として、ドル建ての国際商品市況よりもドル／円為替レートの影響が強いことが分かる。つまり、日本のインフレ率に対するコストアップ要因としては、ドル／円為替レートが重要であることが確認できた。

## 7. ドル／円為替レートの分析

### 7.1. ドル／円為替レートの状態空間モデル

次に、ドル／円為替レートを分析するための状態空間モデルを構築する。ここでは、ドル／円為替レートの変化率を、1期前のドル／円為替レートの変化率と日本と米国の金利差の変化率および日本と米国のインフレ率の差の変化率によって表現するモデルを構築して、分析を行った。構築した状態空間モデルの分析結果から、ドル／円為替レートの変動に対する日本と米国の金利差およびインフレ率の差の変化の影響を分析する。

本稿では、時点  $t$  におけるドル／円為替レートの時間変化を、1期前の時点  $t-1$  におけるドル／

円為替レートの時間変化と、日米の金利差およびインフレ率の差の時間変化に、それぞれ  $a1$ ,  $a2$  のパラメータを乗じて和をとり、さらに確率的な変動を加えた(式7.1)で表現される状態モデルを構築した。ここで、時間変化の期間を時点  $t-1$  から時点  $t$  までとすると、ドル／円為替レート、日米の金利差、日米のインフレ率の差の時間変化は、それぞれ(式7.2), (式7.3), (式7.4)で示される。したがって(式7.1)は、時点  $t$  と時点  $t-1$  のドル／円為替レート変化率を、時点  $t-1$  と時点  $t-2$  のドル／円為替レートの変化率と、時点  $t$  と時点  $t-1$  の日米の金利差およびインフレ率の差の変化率に、それぞれパラメータ  $a1$ ,  $a2$  を乗じて和をとり、確率的な変動を加えた状態モデルとなる。つまり、 $a1$ ,  $a2$  は、ドル／円為替レートに対する日米の金利差および日米のインフレ率の差の弾力性となる。

$$\begin{aligned} \frac{\partial JPY_t}{\partial t} = & \frac{\partial JPY_{t-1}}{\partial t} \\ & + a1 \\ & \times \frac{\partial ir\_dif_t}{\partial t} \\ & + a2 \\ & \times \frac{\partial ifl\_dif_t}{\partial t} + \sigma_t \cdots (7.1) \end{aligned}$$

$$\frac{\partial JPY_t}{\partial t} = \frac{(JPY_t - JPY_{t-1})}{JPY_{t-1}} \cdots (7.2)$$

$$\frac{\partial ir\_dif_t}{\partial t} = \frac{(ir\_dif_t - ir\_dif_{t-1})}{ir\_dif_{t-1}} \cdots (7.3)$$

$$\frac{\partial ifl\_dif_t}{\partial t} = \frac{(ifl\_dif_t - ifl\_dif_{t-1})}{ifl\_dif_{t-1}} \cdots (7.4)$$

$JPY_t$  : 時点  $t$  のドル／円為替レート,

$ir\_dif_t$  : 時点  $t$  の日米の金利差,

$ifl\_dif_t$  : 時点  $t$  の日米のインフレ率の差,

$$a1_t = a1_{t-1} + \sigma_{a1} \cdots (7.5)$$

$$a2_t = a2_{t-1} + \sigma_{a2} \cdots (7.6)$$

$$\sigma_t \sim Normal(0, s_{-t}) \cdots (7.7)$$

$$\sigma_{a1} \sim Normal(0, s_{a1}) \cdots (7.8)$$

$$\sigma_{a2} \sim Normal(0, s_{a2}) \cdots (7.9)$$

$$\frac{\partial JPY\_obs_t}{\partial t} = \frac{\partial JPY_t}{\partial t} + \sigma_y \cdots (7.10)$$

$$\sigma_y \sim Normal(0, s_y) \cdots (7.11)$$

$JPY\_obs_t$  : ドル／円為替レートの観測値

ここで (式 7.1) のパラメータ  $a1$ ,  $a2$  は, (式 7.5), (式 7.6) で示されるように, 当該時点より 1 期前の  $a1$ ,  $a2$  の値に確率的な変動が加わった値となる。つまり,  $a1$ ,  $a2$  は, 時間変化とともにパラメータの値も変化する時変係数である。(式 7.1) は状態を表す状態モデルであり, (式 7.10) は状態モデルから観測値を得るための観測モデルである。

なお, (式 7.7), (式 7.8), (式 7.9), (式 7.11) で示される  $\sigma_t$ ,  $\sigma_{a1}$ ,  $\sigma_{a2}$ ,  $\sigma_y$  は, それぞれ平均 0, 標準偏差  $S_t$ ,  $S_{a1}$ ,  $S_{a2}$ ,  $S_y$  の確率密度関数である。

なお, 日米の金利差およびインフレ率の差の変化率を変数として使用する場合の多重共線性を確認するため, 金利差およびインフレ率の差のデータの散布図を作成したので Fig.7.1. に示す。また,

Fig.7.1. Correlation between CPI and Interest Rate gap

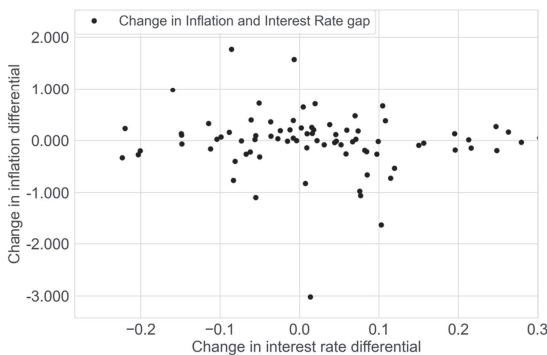


Table.7.1. VIF Factor

	VIF Factor	features
0	1.001402	インフレ率の差の変化率
1	1.001402	金利差の変化率

VIF Factor は Table.7.1. の通りであり, 両変数をモデルに用いることは可能であると判断した。

## 7.2. ドル／円為替レートの分析データ

ここで構築した状態空間モデルで使用するデータは以下の通りである。まず, ドル／円為替レートは, Board of Governors of the Federal Reserve System (US), Japanese Yen to U.S. Dollar Spot Exchange Rate を Federal Reserve Bank of St. Louis から取得して使用した。日本と米国の金利差は, Fig.4.4. で示した名目の金利差とした。金利差を計算するための日本の金利は, 財務省の公表する国債金利情報からデータが長期で取得できる 7 年国債の金利を用いた。米国の金利は, Board of Governors of the Federal Reserve System (US) の 7 年債券利回りのデータを使用した。インフレ率を算出するための CPI は, 総務省が公表している月次の総合指数を用いた。米国の CPI は, 米国労働局が公表している CPI (All Items in U.S. City Average, 1982-1984 = 100) を使用した。

ドル／円為替レートのデータ, 国債金利のデータは日次データであり, CPI のデータは月次データであるので, ドル／円為替レートのデータ, 国債金利のデータは対応する期間で平均値を算出し, 月次データに変換して分析に使用した。また, CPI については, 日本の場合 2020 年基準であり, 米国は 1982-1984 年が基準となっていたため, 米国の CPI を 2020 年基準に変換してからインフレ率を算出し, 日米の差分を計算した。なお, 分析期間は 2011 年 8 月から 2022 年 11 月とした。

## 7.3. MCMC による状態空間モデルの解法

前節で説明したモデルの各パラメータを, MCMC を用いてサンプリングした。なお, ここでも pystan を使用してプログラミングと計算を行った。なお, パラメータ推定に必要な事前分布は, 事前に仮定することができないため, 無情報事前分布を用いている。また MCMC 法の実行に必要な設定は次の通りである。

繰り返し数 (iter): 2000 回

バーイン期間 (*warmup*): 300 回

間引き (*thin*): 設定なし

チェーン (*chains*): 4

MCMC の実行で得られた、パラメータ  $a_1$ ,  $a_2$  のサンプリング結果の平均値を Fig.7.2. に示す。

#### 7.4. ドル / 円為替レートの分析結果

MCMC によってサンプリング抽出した結果を Fig.7.2. に示す。先に示した通り、サンプリング回数は 2000 回、ウォーミングアップ 300 回を 1 セットとしてこれを 4 回繰り返している。今回使用したデータは、2011 年 8 月から 2022 年 11 月までのデータを用いている。サンプリングの結果、 $Rhat$  の値は、主なパラメータで概ね 1.1 以下であり、収束していることが確認できた。

パラメータ  $a_1$ ,  $a_2$  の値を評価することによって、日米の金利差あるいは日米のインフレ率の差が、ドル / 円為替レートの変動へ与えた影響を考察する。つまり、(式 7.1) はドル / 円為替レートの変化率を、日米の金利差の変化率とインフレ率の差の変化率に分解している。したがって、パラメータ  $a_1$ ,  $a_2$  は、それぞれ日米の金利差の変化あるいは日米のインフレ率の差の変化がドル / 円為替レートの変動に与える影響の程度を示すものであり、ドル / 円為替レートに対する日米の金利差およびインフレ率の差の弾力性である。

#### 7.5. ドル / 円為替レートの分析結果の考察

(式 7.1) のパラメータ  $a_1$ ,  $a_2$  の値を Fig.7.2 から検証する。まず、ドル / 円為替レートに対する

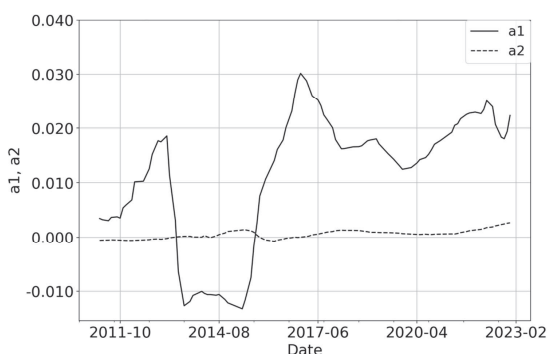
日米の金利差の弾力性である、 $a_1$  の値をみてみる。COVID-19 のパンデミック以前は、 $a_1$  の値は、2013 年から 2015 年にかけてはマイナス値で推移していたが、その後はプラス値を継続している。つまり、日米の金利差はドル / 円為替レートにポジティブな影響を与えており、金利差が拡大すれば円安となることが分かる。COVID-19 のパンデミック初期は、 $a_1$  の値は低下したものの 2020 年後半以降は上昇傾向を示し、金利差の拡大がドル / 円為替レートの円安に与える影響が強まっている。また 2022 年 2 月頃に  $a_1$  の値が急落した後は、すぐに上昇傾向に転じている。ロシアのウクライナ侵攻の影響が出ているものと考えられる。2022 年 5 月以降、日米の金利差が拡大した時期に合わせて  $a_1$  の値も上昇しており、金利差の拡大がドル / 円為替レートの円安に与える影響が一層強まったことを示している。 $a_1$  の値が高まったことにより、2022 年 10 月には 1 ドル 150 円を超える円安を付けたと考えられる。

このように、ドル / 円為替レートの変動とパラメータ  $a_1$  の動きには整合性がみられる。2022 年 3 月から 10 月までは  $a_1$  の値が上昇しており、日米の金利差の拡大によって、ドル / 円為替レートが円安方向へ動く傾向が強まっていたことが確認できる。同様に、日本銀行が今後利上げへの姿勢を強め、日米の金利差が縮小すれば、ドル / 円為替レートは円高方向へ移行することが見込まれる。

一方、ドル / 円為替レートに対する日米のインフレ率の差の弾力性である  $a_2$  の値をみると、COVID-19 のパンデミック以前は、 $a_2$  の値はゼロに近い小さな値であった。しかし、COVID-19 のパンデミック後は  $a_2$  の値は緩やかに上昇傾向を示している。特に 2021 年前半から上昇傾向が明確になっている。金利差ほどではないが、 $a_2$  の値の変化からインフレ率の差もドル / 円為替レートの円安に対してポジティブであることが分かった。

日米のインフレ率の差は、両国のインフレへの警戒感の強弱を示すものであり、インフレ率の上昇を確認して決定される金利より先行して、ドル / 円為替レートへ影響を与えられられる。そ

Fig.7.2. Parameter  $a_1$  &  $a_2$  of Bayes model





の意味では、2022年後半から日本のインフレ率が上昇傾向を示す一方で、米国のインフレ率は低下傾向であるから、日米のインフレ率の差は縮小傾向であり、 $a_2$ はドル／円為替レートを円高方向へ戻す影響を与えていることが想定される。

## 8. AIを用いたドル／円為替レートのシミュレーション

### 8.1. ドル／円為替レートのAIシミュレーション

ここでは、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 ver2」<sup>27)</sup>を構築して、ドル／円為替レートと日本と米国の金利差、インフレ率の差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。「AIドル／円為替レート予測モデル ver2」による分析を通して、日本と米国の金利差およびインフレ率の差が、ドル／円為替レートへ与える影響を考察する。

### 8.2. 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 ver2」は、時系列データの処理に特化したLSTM層<sup>28)</sup>を2層、全結合層を10層として構築した。このモデルでは、ある時点 $t$ におけるドル／円為替レート( $JPY_t$ )と、それより1期前である時点 $t-1$ におけるドル／円為替レート( $JPY_{t-1}$ )との差分を、時点 $t$ のドル／円為替レートの差分データ( $JPY_t - JPY_{t-1}$ )と定義する。同様に、ある時点 $t$ における日米の金利差およびインフレ率の差と、その時点より1期前である時点 $t-1$ における金利差およびインフレ率の差との時間方向における差分を、それぞれ金利差およびインフレ率の差の差分データと定義する。

「AIドル／円為替レート予測モデル ver2」のラベルデータは、時点 $t$ におけるドル／円為替レートの差分データである。一方、入力データは、ドル／円為替レートの差分データと、日本と米国の金利差、インフレ率の差のそれぞれの差分データである。ドル／円為替レートの差分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

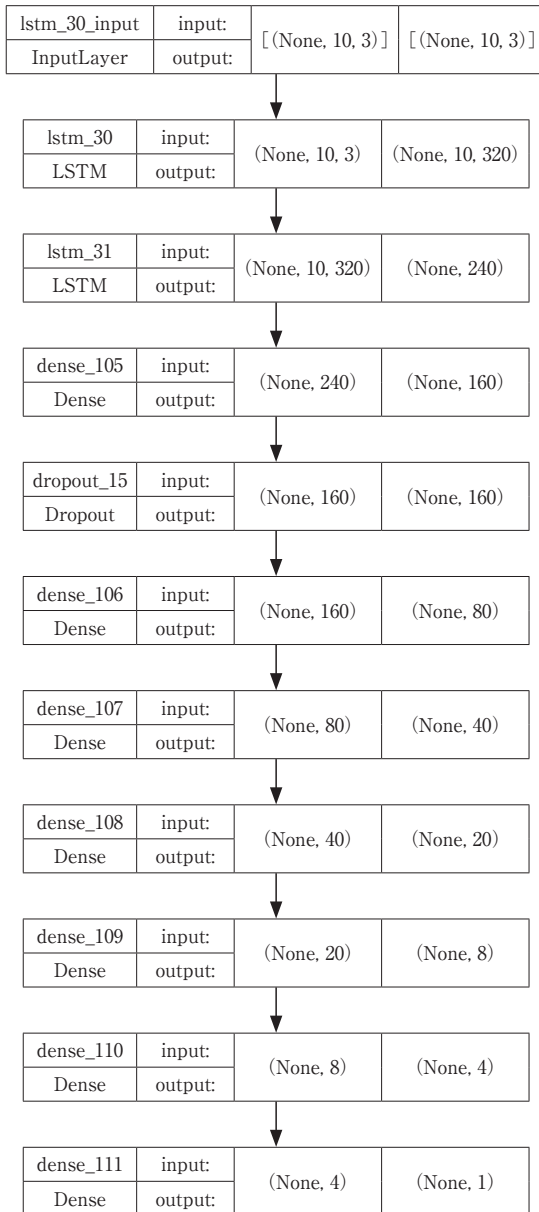
タイプA、ドル／円為替レートの差分データと日本と米国の金利差の差分データを入力データとしたタイプB、ドル／円為替レートの差分データと日本と米国のインフレ率の差の差分データを入力データとしたタイプC、ドル／円為替レートの差分データと日本と米国の金利差およびインフレ率の差の差分データを入力データとしたタイプDの4つのモデルをプログラミングした。

各タイプでは、ラベルデータを以下のようにシミュレートしている。タイプAでは、時点 $t$ より1～10期前、つまり時点 $t-1$ から時点 $t-11$ までのドル／円為替レートの差分データを用いて、時点 $t$ のドル／円為替レートの差分データの値を予測する。同様にタイプBでは、時点 $t$ より1～10期前のドル／円為替レートの差分データと1～10期前の日本と米国の金利差の差分データにより、時点 $t$ のドル／円為替レートの差分データの値を予測する。一方、タイプCは、1～10期前のドル／円為替レートの差分データと1～10期前の日本と米国のインフレ率の差の差分のデータから、時点 $t$ のドル／円為替レートの差分データの値を予測する。さらにタイプDは、時点 $t$ より1～10期前のドル／円為替レートの差分データと1～10期前の日本と米国の金利差およびインフレ率の差の差分データから、時点 $t$ のドル／円為替レートの差分データの値を予測する。

実際には、ドル／円為替レートの差分データ、金利差の差分データ、インフレ率の差の差分データをそれぞれ正規化してシミュレートしている。したがって、シミュレーションの実行後は、まずその予測値から、正規化の逆関数によってドル／円為替レートの差分データを算出している。さらに差分データと実際のドル／円為替レートの初期値から、ドル／円為替レートの予測値を算出する。代表的なモデルとして、タイプDの構成をFig.8.1.に示す。

### 8.3. シミュレーションのデータ

タイプA、タイプB、タイプC、タイプD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

Fig.8.1. 「AI ドル / 円為替レート予測モデル ver2」  
タイプ D の構成

とで、日本と米国の金利差やインフレ率の差がドル / 円為替レートへ与える影響を検証する。なお、本稿では名目金利差を使用してシミュレートする。日本と米国の名目金利は、両国ともデータの取得できる7年債のデータを用いて算出する。7年債のデータは、日次データで1974年9月24日～2022年12月末まで取得できる。しかし、タイプ

Cで必要となるCPIのデータは、日本、米国ともに月次データである。このため本稿では、ドル / 円為替レートや金利のデータも月次に変換して、全てのモデルを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 / 円為替レートおよび金利は月間平均値とした。ドル / 円為替レートの分析期間は、日本と米国において必要なデータが取得できる2011年8月から2022年11月までとした。

このように「AIドル / 円為替レート予測モデル ver2」のタイプA、タイプB、タイプC、タイプD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ドル / 円為替レートの変動をシミュレートした。モデルの学習期間は、2011年8月から2022年4月までとし、この学習済みのモデルでシミュレートする期間は、2011年9月から2022年11月とした。なお、予測期間におけるドル / 円為替レートの予測値は、前日の実際のドル / 円為替レートに、モデルによって予測したドル / 円為替レートの差分データを足して求めている。また、予測値と実際のドル / 円為替レートのデータから、それぞれのモデルのRoot Mean Squared Error (RMSE)<sup>29)</sup> およびRMSEを分析期間のドル / 円為替レートの平均値で除した  $RMSE_{prc}$  を算出し、モデルの評価指標とした。

#### 8.4. 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、タイプDのシミュレーションの結果をFig.8.2.～Fig.8.5.に示す。Fig.8.2.～Fig.8.5.には、各モデルの予測値と実測値をプロットしている。Fig.8.2.～Fig.8.5.から、各モデルによるドル / 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ことがわかる。「AIドル / 円為替レート予測モデル ver2」の評価指標として、予測値と実績値とのRMSEおよび  $RMSE_{prc}$  を分析期間の平均値で除した  $RMSE_{prc}$  を、各グラフに記載している。また各グラフ中に、ある時点のドル / 円為替レート

Fig.8.2. US\$-JP¥ Deep\_learning model Type A

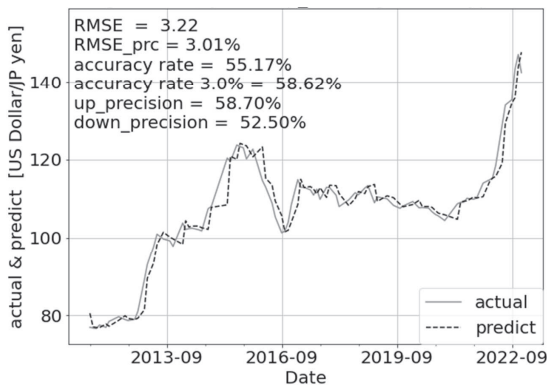


Fig.8.4. US\$-JP¥ Deep\_learning model Type C

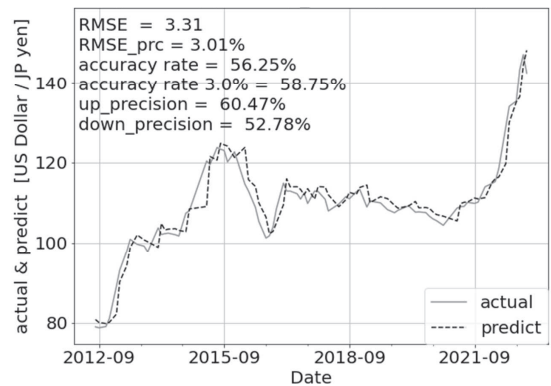


Fig.8.3. US\$-JP¥ Deep\_learning model Type B

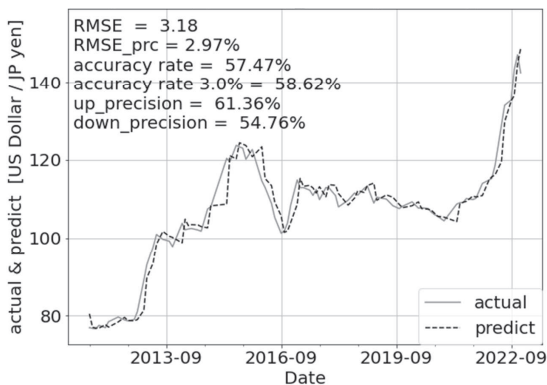
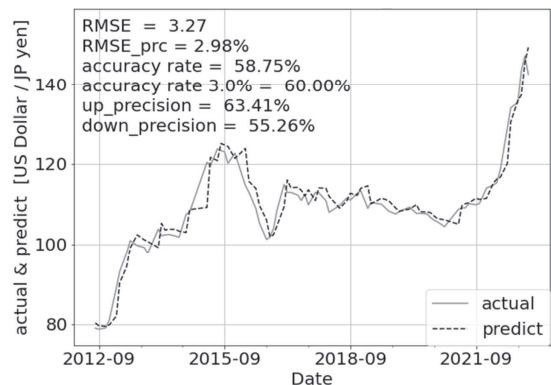


Fig.8.5. US\$-JP¥ Deeplearning\_model Type D



が前月と比較して上昇したか下落したかを予測した結果の正解率である *accuracy rate* を記述した。グラフ中の *accuracy rate* = 3.0% は、前月より 3.0% 以上上昇または下落した時の正解率である。また、*up\_precision*, *down\_precision* は、それぞれ実際のドル / 円為替レートが上昇あるいは下落した時に正しい上昇、下落を予測した正解率である。

タイプ A の *RMSE\_prc* は 3.01% (Fig.8.2.), タイプ B は 2.97% (Fig.8.3.), タイプ C は 3.01% (Fig.8.4.), タイプ D は 2.98% (Fig.8.5.) であった。各タイプで大きな差はみられないが、ドル / 円為替レート、金利の差分データから予測するタイプ B およびドル / 円為替レート、金利、インフレーション率の差分データから予測するタイプ D の *RMSE\_prc* が比較的低くなっている。

この結果から、ドル / 円為替レートと金利ある

いは金利とインフレーション率を組み合わせたデータを使用することが、ドル / 円為替レートのシミュレーションには有効であることが分かる。一方、ドル / 円為替レートとインフレーション率のデータを使用するタイプ C は、ドル / 円為替レートのデータだけを使用したタイプ A と比較しても *RMSE\_prc* は高くなっており今回のシミュレーションには適していない。

次に、*accuracy rate* および *accuracy rate* = 3.0% をみると、タイプ D が最も高い数字である。特に、タイプ D の *accuracy rate* = 3.0% は、60.0% であり、前月比で 3% 以上の変動がある場合の騰落の予測精度は高くなっている (Fig.8.5.)。タイプ D の次にタイプ B が高い数字であり、タイプ C, タイプ A と続く。*RMSE\_prc* ではタイプ C はタイプ A より評価が低かったが、*accuracy rate* および *up\_precision* では、タイプ C の方が

タイプ A より高い。

このように評価指標を総合的にみれば、ドル／円為替レートのデータを単独で使うモデル A よりも、ドル／円為替レートと金利、インフレ率のデータを使用したモデル B, C, D の方がドル／円為替レートのシミュレーションには望ましいと考えられる。つまり、ドル／円為替レートの変動に日本と米国の金利およびインフレ率が影響を与えていることを、「AI ドル／円為替レート予測モデル ver2」の分析からも確認することができた。

## 9. AI を用いたドル／円為替レートの予測

### 9.1. 18 ヶ月後のドル／円為替レートのシミュレーション

次に、本稿執筆時点で、ドル／円為替レート、日本と米国の金利差、インフレ率などのデータが取得および算出可能な 2011 年 8 月から 2022 年 11 月までの月次データを用いてタイプ D を学習させ、2022 年 11 月から 18 ヶ月先（2024 年 5 月）までのドル／円為替レートをシミュレートした。その結果が、Fig.9.1., Fig.9.2., Fig.9.3. である。なお、この予測の前提条件として、2022 年 11 月時点の日米の金利差およびインフレ率の差が、18 ヶ月後にどれだけ変化するか 3 つの仮定を設定した。具体的には、18 ヶ月後の 2024 年 5 月時点で金利差およびインフレ率の差が 2022 年 11 月時点と同じであるケース 1、金利差およびインフレ率の差が 1% 拡大するケース 2、金利差およびインフレ率の差が 1% 縮小するケース 3 の 3 つのケースを設定した。例えば、ケース 3 の場合は、金利差およびインフレ率の差が 1 ヶ月毎に (1/18) ポイント縮小し 18 ヶ月後に 1 ポイント縮小とした。

学習済みのタイプ D のモデルを用いて、1 ヶ月先のドル／円為替レートの予測値を以下のように求める。まず、学習済みのタイプ D のモデルにより、ドル／円為替レートの差分データの予測値を算出する。次に、実際のドル／円為替レートのデータと差分データの予測値を用いて、分析期間の初期値から遡ってドル／円為替レートのデータ

Fig.9.1. deeplearning model TYPE D Predict to 2024/05

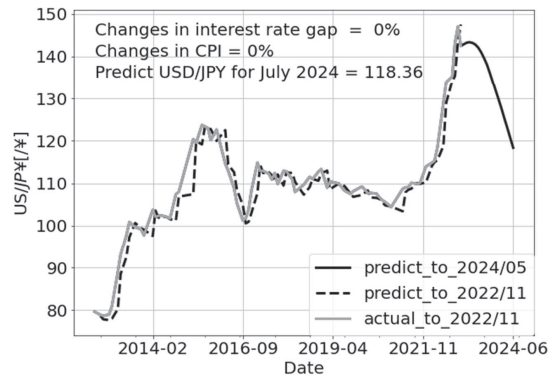


Fig.9.2. deeplearning model TYPE D Predict to 2024/05

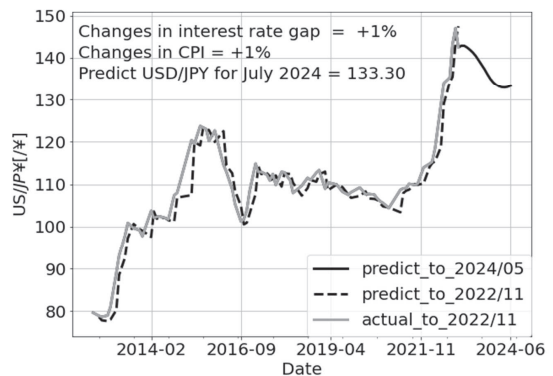
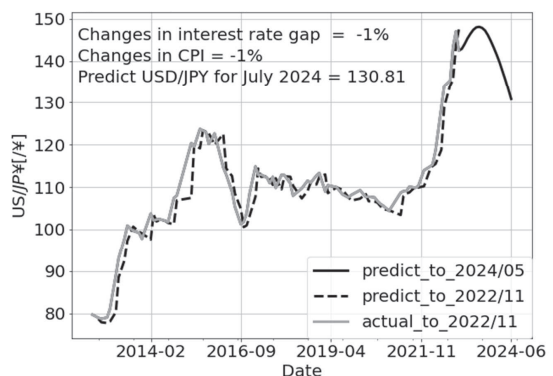


Fig.9.3. deeplearning model TYPE D Predict to 2024/05



の最終月の 1 ヶ月先までの予測値を算出する。この 1 ヶ月先のドル／円為替レートの予測値を最新の実績値データとして設定し、再び学習済みのタイプ D のモデルにより、さらにその翌月の予測



を行う。この作業を繰り返して18ヶ月先のドル／円為替レートを予測した。

Fig.9.1. から Fig.9.3. に、それぞれケース1、ケース2、ケース3のシミュレーション結果を示す。Fig.9.1. からケース1では、18ヶ月後2024年5月のドル／円為替レートを118.36円と予測しており、2022年11月時点より20円以上も円高へ移行すると予測している。Fig.9.2. からケース2では、18ヶ月後のドル／円為替レートを133.30円と予測している。2022年11月時点から10円程度の円高を予測している。一方、Fig.9.3. からケース3では、18ヶ月後のドル／円為替レートを130.81円と予測している。

今回のシミュレーションの結果では、ケース1、ケース2、ケース3ともに2024年5月時点のドル／円為替レートが、2022年11月時点より円高へ移行すると予測している。また、日米の金利差およびインフレ率の差が2022年11月時点から変化しないケース1が最も円高へ移行することを予測しており、日米の金利差およびインフレ率の差が1%縮小するケース3では、円高へ移行するもののケース1より円高への変動幅は10円程度小さくなっている。

Fig.9.1. および Fig.9.3. をみると、ケース1、ケース3ともに2024年5月時点においてドル／円為替レートのグラフは下向きであり、さらなる円高方向への移行を示唆している。一方、18ヶ月後の金利差およびインフレ率の差が1%拡大するケース2のシミュレーションでは、2024年5月時点のドル／円為替レートを133.3円と予測しており、ケース1、ケース3より円高への移行幅は小さい。

また、Fig.9.2. をよくみると、2024年5月時点のドル／円為替レートのグラフは上向きとなっており、ケース2では、2024年5月以降に再び円安方向へ移行する可能性があることを示唆している。ケース2は、日米の金利差およびインフレ率の差が拡大する前提条件でシミュレートしている。つまり、金利差およびインフレ率の差が拡大する影響により、ドル／円為替レートが再び円安方向へ転換しつつあると考えることができる。

今回、ケース1、ケース2、ケース3のそれぞれの前提条件におけるシミュレーションの結果から、2024年5月時点では、いずれの前提条件においても2022年11月時点から円高へ移行することを予測している。これは、2022年10月から11月にかけての、1ドル150円前後というドル／円為替レートの水準が一方へ振れ過ぎた反動と考えることができる。2022年12月の日銀金融政策決定会合は、長期金利操作の許容変動幅を従来のプラスマイナス0.25%から同0.5%に引き上げ、利上げへの姿勢を示した。日米の金利差も縮小傾向であり、現在の金融市場の環境を熟考すれば、ここでのシミュレーションの結果と同様に、2023年初頭から2023年後半にかけて、ドル／円為替レートは円高方向へ移行することが想定される。

## 10. おわりに

本稿では、2020年初頭より続いているCOVID-19の世界的なパンデミックや2022年2月のロシアによるウクライナ侵攻など、予測可能な事象の発生により混乱する金融市場の動向を、ドル／円為替レートの変動から概観するとともに、状態空間モデルおよびAIシミュレーションを用いた分析と考察を試みた。特に、日本と米国における金融政策の逆転による金利差の拡大とインフレーションの進行に注目し、金利差およびインフレ率の差の拡大がドル／円為替レートの急速な変動へ影響を与えている実態を、状態空間モデルおよびAIシミュレーションの分析結果から明らかにした。

世界各国は、COVID-19のパンデミックに対する経済政策として、助成金や給付金など多様な資金供給を進めてきた。ロシアによるウクライナ侵攻の影響も加わり、2023年1月時点では、世界的にインフレーションへの懸念が強まっている。米国は、インフレーションの抑制のため、金融引き締め政策へと軸足を転換した。日米の金利差の拡大によって、2022年後半にかけてドル／円為替レートは急速に円安へと進んでいった。しかし、日本においてもインフレーションへの懸念が強

まっており、米国の金融引き締め政策への転換から半年以上遅れて、日本も金利上昇局面に入りつつある。2023年1月時点でドル/円為替レートは、128円台まで円高方向へ戻している。このように、世界の金融市場は混乱が続いている。今後の金融市場と日米の金利の変動、インフレーションの状況を注視するとともに、最新の金融市場のデータを用いた分析を通して金融市場の現況を把握し、未来への方向性を考究する必要がある。

今後は、状態空間モデルおよびディープラーニングを用いたAIシミュレーションについて検証を継続し、より精緻な分析モデルの構築と評価法について考究する予定である。

※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) 米国の連邦準備制度理事会 (Federal Reserve Board) のことである。アメリカ合衆国の中央銀行制度である連邦準備制度の最高意思決定機関である。
- 2) 米国の代表的な短期金利である。連邦準備銀行に預け入れるために加盟銀行が互いに短期資金をやりとりする市場で成立する金利のこと。FRBが金融市場を調整する際の、誘導金利としての政策金利でもある。
- 3) 米連邦公開市場委員会 (FOMC) は、年8回開催される。FRB理事7名と地区連銀総裁12名から構成され、その内の12名に投票権がある。政策金利は、雇用と物価水準の状況によって決定される。
- 4) 『和光経済』第55巻第1号を参照のこと。
- 5) 米国のPPIは、U.S. Bureau of Labor Statistics, Producer Price Index by Commodity: All Commoditiesを使用した。
- 6) 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。
- 7) 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。
- 8) 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。
- 9) 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。
- 10) 『和光経済』第55巻第1号を参照のこと。
- 11) 名目債券利回り = 実質利回り + ブレーク・イーブン・イン

フレ率 (BEI) となる。

- 12) 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る。
- 13) 円インデックスとは、複数の主要通貨に対する日本円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。
- 14) 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通貨を対象として算出している。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。
- 15) 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。
- 16) 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年基準に変換して使用した。
- 17) 日本銀行の国内企業物価指数 (2015年平均 = 100) を用いた。
- 18) 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-7Year, Inflation-Indexed) を用いて算出した。
- 19) 確率プログラミング言語には、多様な確率分布や尤度の計算のための関数群が多数用意されている。
- 20) Stanでは、推定計算のアルゴリズムにMCMC法の一つであるHMC (Hamiltonian Monte Carlo) の実装として、NUTS (No-U-Turn Sampler, 以下ではNUTS) を用いている。
- 21) 前提として何らかの事前分布を指定できない場合は、マイナス無限大からプラス無限大までの幅の広い連続一様分布を用いる。これを無情報事前分布という。
- 22) *iter* とは、乱数の発生個数のことである。収束のために必要な回数が設定される。
- 23) 乱数発生の初期値の依存性を避けるために、最初に発生した乱数を切り捨てる必要がある。この切り捨てる期間のこ

とをバーイン期間 (warmup) という。

- 24) 発生させる乱数の自己相関を避けるために、指定した回数だけ乱数を発生させてその内の一つの乱数を選択する方法が、間引き (thin) である。この指定する回数を *thin* で設定する。
- 25) 収束を評価するために、MCMC による乱数生成を指定した回数実施する。この回数がチェーン (*chains*) である。
- 26) Rhat は、MCMC が収束したかどうかを確認する指標の一つであり、MCMC サンプルの分散からパラメータごとに算出される。一般的に、この数値が 1.1 未満になると収束したとみなす。
- 27) 「AI ドル / 円為替レート予測モデル ver1」は、以下の文献で概要と実行結果を示している。小林稔「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」, 『和光経済』第 55 巻第 1 号, pp. 23-39, 2022 年 8 月。
- 28) 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。
- 29) 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】

- 山村光司「状態空間モデルによる昆虫個体数変動の解析における諸問題」, 『日本生態学会誌』66: 339-350, 2016.
- 福井紳也「地域別確率的景気指数と地域間景気連動性—状態空間モデルと LA-VAR による接近—」, 『産開研論集』第 19 号, pp. 1-15, 2007.
- 久保拓弥「簡単な例題で理解する空間統計モデル」, 『日本生態学会誌』59, pp. 187-196, 2009.
- 久保拓弥「最近のベイズ理論の進展と応用 [I] 階層ベイズモデルの基礎」, 『電子情報通信学会誌』92 (10), 881-885, 2009.
- 和合肇「ベイズ計量経済分析における最近の発展」, 『日本統計学会誌』第 28 巻第 3 号, pp. 253-305, 1998.
- 森川浩司・捧保浩「階層回帰モデルとベイズ推定による POS データの分析」, 『日立 TO 技報』第 16 号, pp. 52-57, 2010.
- 阿部誠「RFM 指標と顧客生涯価値: 階層ベイズモデルを使った非契約型顧客関係管理における消費者行動の分析」, 『日本統計学会誌』第 41 巻第 1 号, pp. 51-81, 2011 年 9 月。
- 馬場真哉「時系列分析と状態空間モデルの基礎」, プレアデス出版, 2018 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。
- 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。
- 南志武「内外金利差と為替レート」金融市場 2005 年 2 月号, 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。
- 小林稔「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」, 『和光経済』第 55 巻第 1 号, pp. 23-39, 2022 年 8 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。
- 小林稔「金融市場における意思決定ツールとしての人工知能の検証—AI を用いた株価指数のシミュレーション—」, 『説得交渉学研究』第 14 巻, pp. 27-44, 日本説得交渉学会, 2022 年 12 月。
- 磯貝孝「切断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・リスクの計測: 市場価格変動の非定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」, 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。  
Aurélien Géron, *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems*, O'REILLY, 2019.

David Foster, *Generative Deep Learning: Teaching Machines to Paint, Write, Compose, and Play*, O'Reilly, 2019.

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.

（2023年1月17日 受稿）  
（2023年1月22日 受理）