

〈自由論文〉

急速な円安進行による株価指数の変動に関する ベイズモデルを用いた実証分析

An Empirical Analysis Using a Bayesian Model on Fluctuations of Stock Index Caused by a Rapid Depreciation of the Yen

小林 稔
Minoru Kobayashi

【Abstract】

The global pandemic of COVID-19 continues in September 2022, and socioeconomic activities are in great turmoil. In Japan, various socioeconomic activities were restricted due to the declaration of a state of emergency and measures to prevent the spread of the virus four times, and the flow of people was curbed. The domestic economy was in a slump, and domestic GDP fell significantly in the second quarter of 2020. However, the government and the Bank of Japan implemented large-scale monetary easing policies, special fixed-price benefits, temporary leave support and benefits in response to the new coronavirus infection, employment adjustment subsidies, and other support policies, and the monetary base expanded rapidly. As a result, domestic GDP has shown a moderate recovery trend since the third quarter of 2020. United States is in a similar situation, with a temporary economic downturn early in the COVID-19 pandemic. However, the monetary base expanded rapidly due to economic policies centered on cash transfers, and the economy continued to recover from the third quarter of 2020. Turning to the stock market, the Nikkei 225 Stock Average temporarily topped 30,000 yen, the highest price since the collapse of the bubble economy. In U.S. stock market, the Dow Jones Industrial Average hit an all-time high, and the sense of overheating increased. In Japan, the Bank of Japan has been continuing its monetary easing policy to date in order to achieve its price stability target. In U.S., however, the economy has been recovering and the consumer price index has risen sharply, increasing the sense of caution about inflation, and the Federal Reserve Board has shifted to a tighter monetary policy. Due to the reversal of monetary policy between Japan and U.S., the interest rate differential has widened and the dollar/yen exchange rate has rapidly shifted to depreciation of the yen. This paper attempts to analyze and examine fluctuations in the Nikkei Stock Average in an environment where the dollar/yen exchange rate shifts to depreciation of the yen. Specifically, we construct a state-space model from the data of the Nikkei Stock Average, the dollar/yen exchange rate, and the Dow Jones Industrial Average, solve the model using MCMC, and discuss the results.

【キーワード】

株式市場, 内外金利差, ドル円為替レート, COVID-19, ベイズ, 状態空間モデル, MCMC

1. はじめに

新型コロナウイルス（以下では、COVID-19）の世界的なパンデミックは3年を経過した現在（2022年10月）も継続しており、社会経済活動は大きな混乱の中にある。わが国では、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、様々な社会生活が制限され人流の抑制が押し進められた。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、資金供給の指標となるマネタリーベースは急拡大した。その結果、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。米国も同様な状況にあり、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た。株式市場に目を転ざると、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3万円を上回り、米国の株式市場においてもダウ平均株価が史上最高値をつけるなど過熱感が高まっていた。

一方、COVID-19は変異種が次々と出現し、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ている（Fig.1.1., Fig.1.2.）。2022年10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、さらに高齢者や慢性疾患の患者など一部の対象者は4回目の接種が進んでいる。また、感染者数の全数把握や感染者の隔離の有無など、感染の波が繰り返される中で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。

このように市場への潤沢な資金供給が行われている状況の中で、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）¹⁾は、フェデラルファンドレート（Federal Funds Rate）²⁾を0.5ポイント引き上げ、金融緩和から金融引き締め姿勢を転じた。さらに、FOMC（Federal Open Market Committee：連邦公開市場委員会）³⁾は、9月も6月7月に続いて3回連続でフェデラルファンドレートを0.75%引き上げ政策金利を3%から3.25%の幅とすることを決定している。

日本と米国の金利差は拡大傾向が鮮明となり、2022年3月以降、ドル/円為替レートは急速に円安が進行している。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は考慮する必要があるものの、日本と米国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]⁴⁾がAIを用いた分析検討を行っているのでそちらを参照されたい。

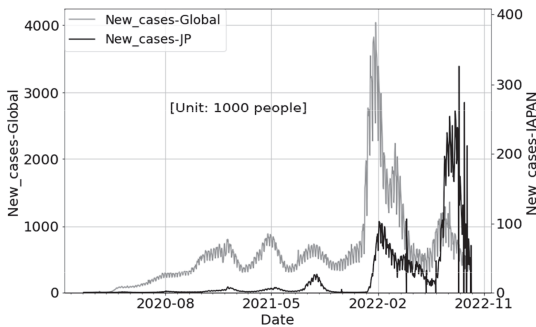
本稿では、日本と米国の金利差が拡大しドル/円為替レートが円安方向へ移行する中で、わが国の株式市場の指標の一つである日経平均株価の変動について分析検討を試みる。具体的には、日経平均株価とドル/円為替レートのデータから状態空間モデルを構築するとともに、MCMCを用いてモデルの分析を進め、その結果を考察する。

1.1. COVID-19のパンデミックの推移

World Health Organization（以下ではWHO）からCOVID-19のパンデミックに関する国際的なデータを取得し、独自のプログラムによって集計した。Fig.1.1.に日本および世界のCOVID-19の新規感染者数の推移を、Fig.1.2.にCOVID-19の新規感染者数と実質GDPの推移を示す。

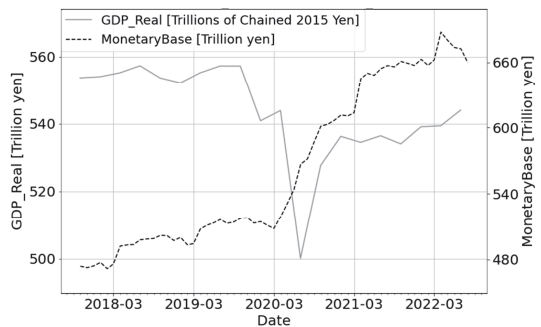
Fig.1.1.からCOVID-19のパンデミックの波は繰り返され、2022年6月以降のオミクロン株による第7波では、感染者数が爆発的に増加していることが確認できる。第7波の感染者数は、これまでとは桁違いに大きなものであり、隔離を中心

Fig.1.1. COVID-19_New_cases



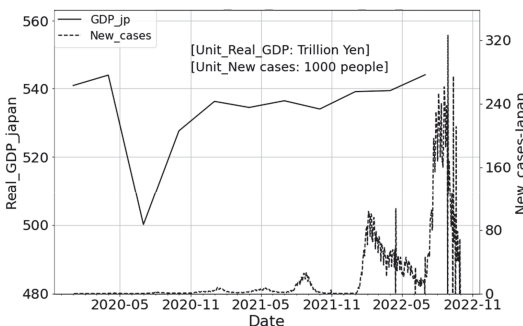
(注) 世界および日本の1日の新規感染者数。単位：人、2022年5月8日時点の“WHO-COVID-19-global-data”：独自のプログラムで集計して作成。

Fig.2.1. GDP_Real-MonetaryBase_japan



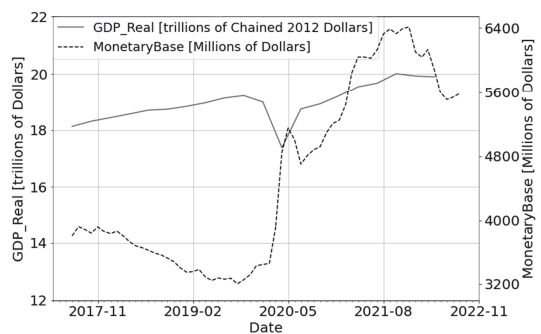
(注) 内閣府経済社会総合研究所，国民経済計算，国内総生産，実質季節調整系列。単位：兆円，独自のプログラムで集計して作成。

Fig.1.2. COVID-19_New_cases-GDP_real_japan



(注) 世界および日本の累積感染者数。単位：万人、2022年9月30日時点の“WHO-COVID-19-global-data”，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，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.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。

とした感染対策の限界を示すものとなった。その一方で、コロナワクチンの接種が進み、わが国では2022年9月7日時点で3回のワクチン接種率が64.9%となっている。感染した場合でも軽症となるケースが増加しており、感染者数の全数把握や感染者の隔離についても見直しが検討されている。ウィズ・コロナを考慮した感染防止と社会経済活動の両立が模索されている。

2. 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 は大きく落ち込み，共に 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ている。

日本のマネタリーベースは 2022 年 9 月時点で若干の減少傾向を示しているが，以前高水準な状態を継続している。一方，米国では 2021 年 12 月頃から状況が一変している。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。一方、マネタリーベースは、2021年後半から減少へ転じている。

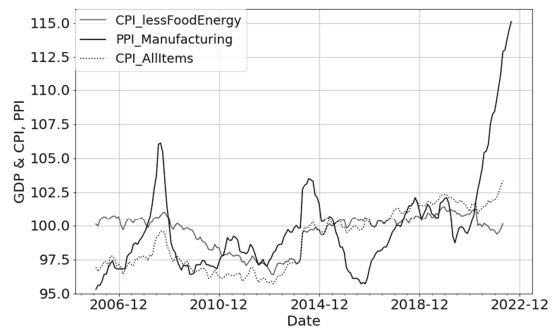
米国政府、FRBは、経済の底入れを確認するとともにインフレーションへの警戒を強め2022年5月にはFOMCでFFレートの0.5ポイント引き上げが決定した。その後も9月までに3回連続で0.75ポイントの引き上げを決定し、FFレート金利の誘導目標を3.0～3.25%としている。このように、米国では、金融引き締めへと姿勢を変えている。しかし日本では、Fig.2.1.から分かるように2022年9月時点でも、実質GDPはCOVID-19のパンデミック以前の水準を上回ることができない。日本銀行は金融緩和を継続しており、マネタリーベースは高水準な状態にある。

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PPI⁵⁾と消費者物価指数CPI⁶⁾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は落ち込み、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。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。

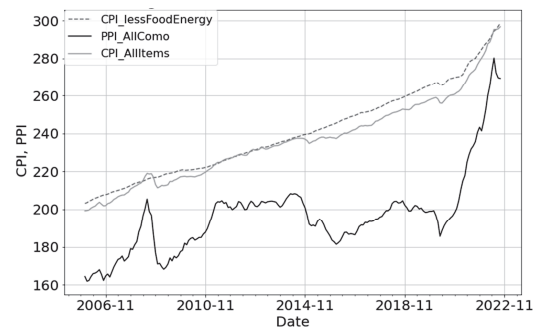
他方、CPIに目を転じてみると日本と米国では大きな違いが鮮明になる。米国の場合は、COVID-19のパンデミック初期こそCPIは若干の落ち込みを見せているが、その後は堅調に上昇傾向を示しており、特に2022年に入ってから急速に上昇している。また注目すべき点として、米国の場合は、2020年以降もCPIがPPIを上回

Fig.3.1. CPI, PPI JAPAN 2015 = 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.

るペースで急上昇し、PPIの上昇分をCPIが吸収していることを挙げられる。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年以降になってようやく緩やかな上昇を示すに留まっている状況である。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9月の企業物価指数は速報値で116.3

(2020年平均 = 100) と、前年同月比 9.7% 上昇した。前年同期の水準を 19 ヶ月連続で上回った。

しかし日本の場合、米国と異なるのは 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に留まっている。Fig.3.1. から 2022 年以降もエネルギー、食品を除くコア CPI は、ほとんど上昇していない。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はあるものの、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。2022 年 8 月の消費者物価指数は、変動の大きい生鮮食品を除くコア指数が 102.5 となり、前年同月比 2.8% 上昇した。また、生鮮食品とエネルギーを除くコアコア指数は 1.6% 上昇した。しかし、欧米に比較して上昇幅は低い。日本銀行が目標としているコア CPI 2% 水準は短期的には達成したが、この水準を維持するとともに経済の回復を達成するため、引き続き金融緩和を継続することを表明している。

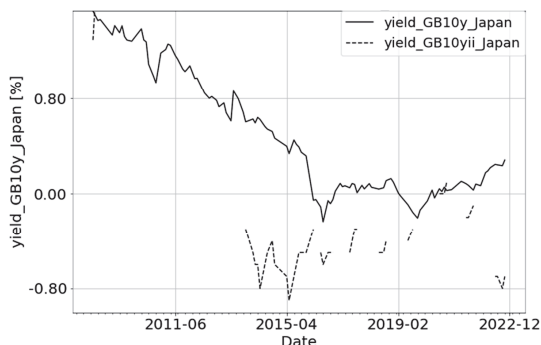
4. 日本と米国における金利差

日本と米国における中央銀行の金融政策は、2022 年 10 月時点で逆転状態にある。日本は、金融緩和政策を継続しているが、米国はインフレーションへの警戒感がさらに強まり金融引き締め政策を明確にしている。この結果、日本と米国の間の金利差が拡大している。Fig.4.1., Fig.4.2. に米国債⁷⁾ 10 年、米国の物価連動国債⁸⁾ 10 年、日本の国債 10 年、日本の物価連動国債⁹⁾ 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、実質利回りとして解される。物価連動国債の理論的な背景については小林稔 [2022]¹⁰⁾ を参照されたい。

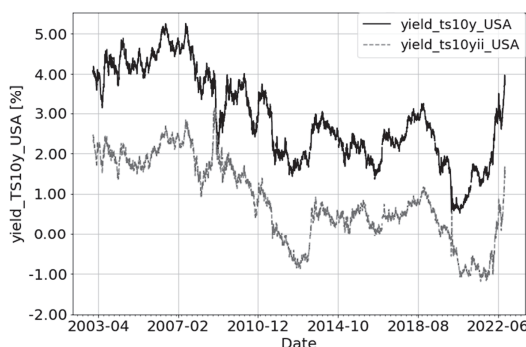
以下のように名目債権利回りは、実質利回りとブレイク・イーブン・インフレーション (Break Even

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。

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.

Inflation rate : 以下では、BEI) の和で示される。

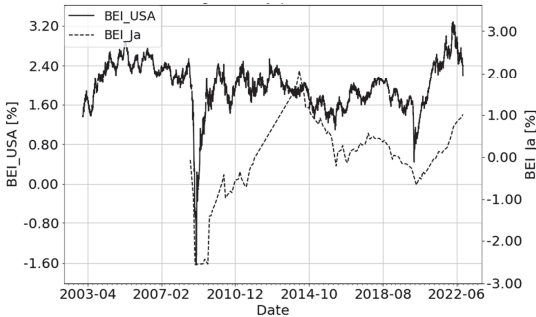
名目債券利回り = 実質利回り + ブレイク・イーブン・インフレーション (BEI)

BEI には、期待インフレーション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ーション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ーションに等しいとみなす。

Fig.4.1., Fig.4.2. から、全ての債券で見られる傾向として、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 年の利回りの格差は、2020 年 10 月以降拡大している。

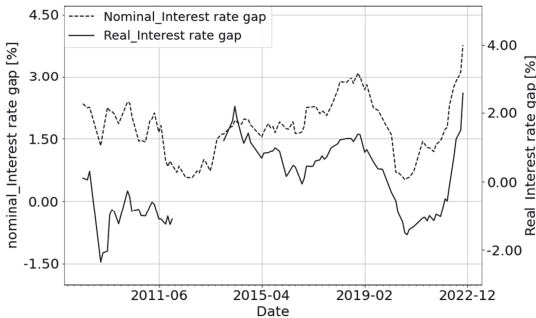
Fig.4.3. は、日本と米国の物価連動国債7年から計算したBEIの推移である。COVID-19の感染初期は、日本、米国ともに一時期BEIが急低

Fig.4.3. BEI Japan & USA



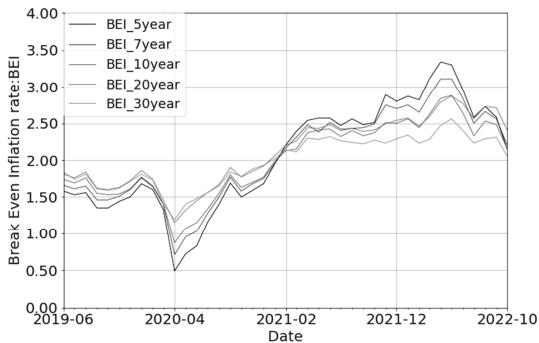
(注) 日本の物価連動国債のデータは、浜町 SCI が公表している7年ものを使用した。

Fig.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.4.5. 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。

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%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年後半には一時的に3%を超えており、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。しかし、米国では金融引き締め政策へ移行したことにより、2022年9月時点では、米国のBEIは低下傾向を示している一方で、金融緩和を継続している日本の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（物価連動国債）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.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。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。

Fig.4.5. 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¹¹⁾。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.4.5. 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の方が高い数値であり、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。このことからマーケットは、米国のインフレーションが比較的短期のものであると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ことが窺える。だが、Fig.4.5. から分かるように、米国では金融引き締め政策に移行しており、インフレーションが抑え込まれる思惑から、2022年9月時点ではBEIは低下傾向を示している。

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たことにより拡大を続けている。この結果、ドル/円為替レートは大幅な円安へ動いている。Fig.5.1. は、ドル/円為替レート、ドルインデックス¹²⁾、円インデックス¹³⁾の長期の推移を示したものである¹⁴⁾。一方、Fig.5.2. は、ドル/円為替レート、ドルインデックス、円インデックスの短期の推移を示している。

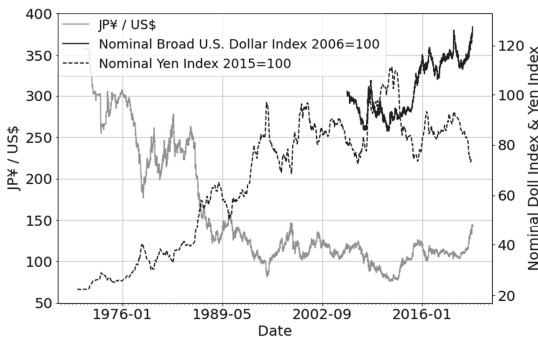
Fig.5.1. からドル/円為替レートは、長期的には円高に推移してきた。一方、Fig.5.1. からドルインデックスの推移を見るとドルが直近の10年間は強くなっていることが分かる。一方、円イン

デックスを見ると2010年頃までは円は強かったが、その後は一進一退の状態が続いている。

Fig.5.2. 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年頃から弱くなっている。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、ドル/円為替レートは20年ぶりに1ドル140円を超える円安水準となった。その後2022年10月には、日米の金融政策の逆行によって金利差はさらに拡大し、32年ぶりに1ドル148円を超える円安水準になっている。つまり、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。

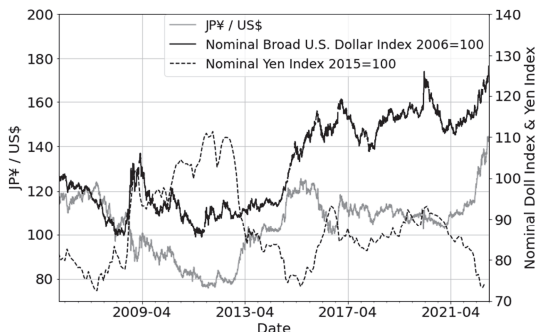
ドル/円為替レートの変動の強弱を確認するために、ヒストリカルボラティリティ¹⁵⁾ (historical volatility: 以下ではHV) を計算した結果をFig.5.3. に示す。HVの計算期間は30日および50日とした。Fig.5.3. から、COVID-19のパンデミック初期の2020年3月頃は、ドル/円為替レートのHVは急速に高まったことが分かる。このように、世界的に影響を与える突発的な事象の発生によって金融市場は混乱し、為替レートも例外なくその影響を受けた。Fig.5.3. から、ロシアによるウクライナ侵攻が始まった2022年2月以降もドル/円為替レートのHVは急速に高まっている。さらに、2022年7月以降、インフレーションの抑制のため金融引き締め政策を鮮明にしている米国と、引き続き金融緩和を継続する日本

Fig.5.1. JP¥/US\$-Nominal Dollar & 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.5.2. JP¥/US\$-Nominal Dollar Index & Yen Index Short



(注) 使用したデータは、Fig.6.1.と同じ。

Fig.5.3. JP¥/US\$-Volatility_30 and 50 days

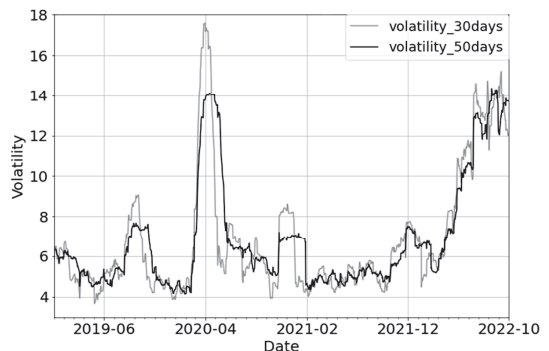


Fig.5.4. Nikkei225-Volatility_30 and 50 days

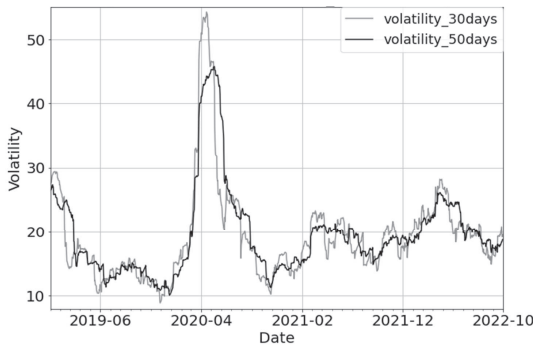
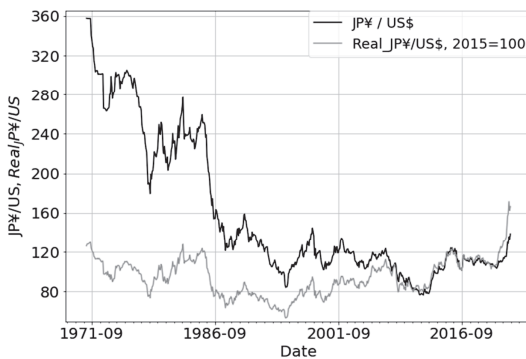


Fig.5.5. Nominal_JP¥/US\$-Real_JP¥/US\$



(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。

との間の金利差がさらに拡大し, ドル/円為替レートは大きく円安に動いておりHVも急上昇した。このように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.5.4.は, 日経平均株価の同期間のHVを示している。日経平均株価もCOVID-19のパンデミック初期は, HVが急上昇しているが, 急速な円安が進んでいる2022年4月以降は, ドル円為替レートとは異なりHVは落ち着いた動きとなっている。金融市場の混乱が予想される今後の動きに注意が必要である。

Fig.5.5.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

Fig.5.6. Real_JP¥/US\$-Yield gap between JP and US

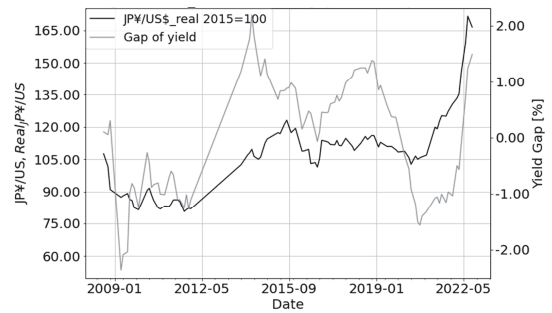
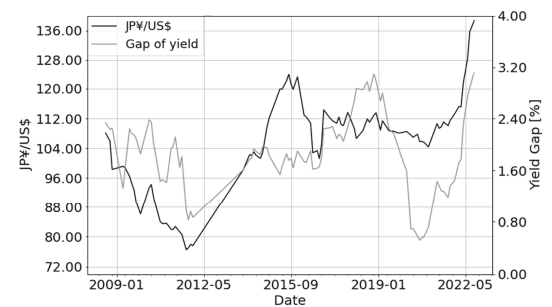


Fig.5.7. Nominal_JP¥/US\$-Yield gap between JP and US



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,

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

となる。

ここで実質為替レートは, 米国労働統計局のPPI¹⁷⁾, 日本銀行のPPI¹⁸⁾を使って算出した。Fig.5.5.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9月に実質為替レートは160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は弱くなっている。

Fig.5.6.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.5.7.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.5.6., Fig.5.7. 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、金利差が急拡大し円安が進行していることが分かる。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確認できた。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。

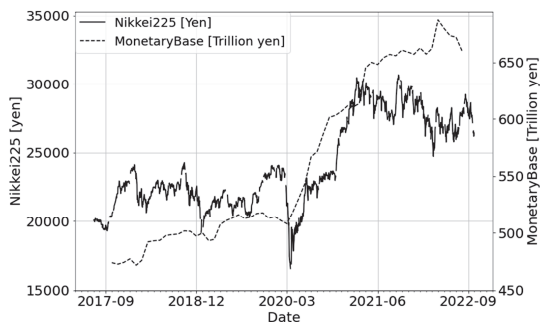
つまり、日本が現状の金融緩和を継続する限り、今後も円安が進行していくことが予想される。

6. マネタリーベースと株価指数の推移

Fig.6.1., 6.2. に日本と米国のマネタリーベース²⁰⁾と株価指数の推移を示す。Fig.6.1. 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.6.1. から COVID-19 のパンデミックが明らかになった 2020 年 2 月には、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。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上昇に転じている。マネタリーベースは、2020 年 4 月以降に急速に増加し 2022 年 9 月時点では若干の低下は見られるが、依然として高水準な状況が続いている。

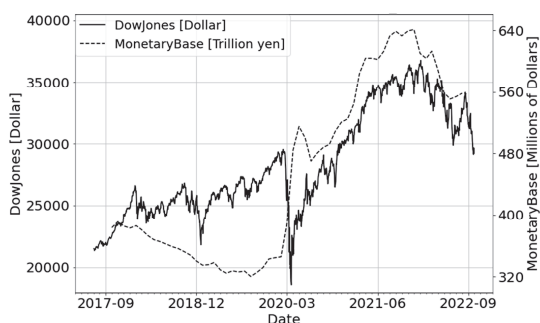
Fig.6.2. は、米国における株価指数とマネタリーベースの推移である。日本の場合と同様に、2020 年 4 月以降は、マネタリーベースの急拡大に牽引され米国の株価指数は上昇に転じた。また、米国の場合は、新型コロナワクチンの接種が進み、正常な社会経済活動への復帰が早かったこと、また、GAF A²¹⁾ に代表される ICT 系企業は、COVID-19 のパンデミックが進む中で、テレワークや巣籠もり需要など新たな市場を開拓して業績

Fig.6.1. Nikkei225-MonetaryBase_japan



(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.6.2. Dowjones-MonetaryBase_USA



(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。

を拡大させるなど、米国特有の経済構造によって株式市場が下支えされている。

この結果、2022 年 1 月 3 日には、ダウ平均は 3 万 6585 ドルと史上最高値を更新した。

しかし、2022 年に入り米国のマネタリーベースは減少に転じている。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 は上昇した。FRB による金融引き締め政策により金利は上昇傾向となり、ダウ平均株価は下落傾向へと転じている。

7. 状態空間モデルを用いた株価指数の分析

7.1. 分析検討すべき問題の概要

以上のように日米のマネタリーベース、金利差やその結果として円ドル為替レート、さらには株価指数の動きを見てきた。Fig.7.1., Fig.7.2. に為

Fig.7.1. Nikkei225_Dowjones_JP¥/US\$

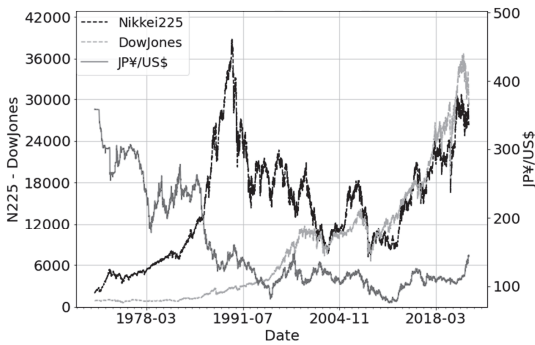


Fig.7.2. Nikkei225_Dowjones_JP¥/US\$

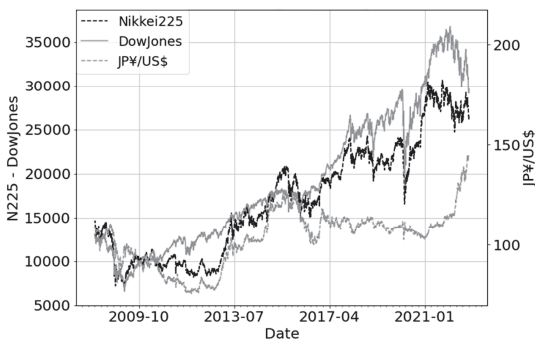
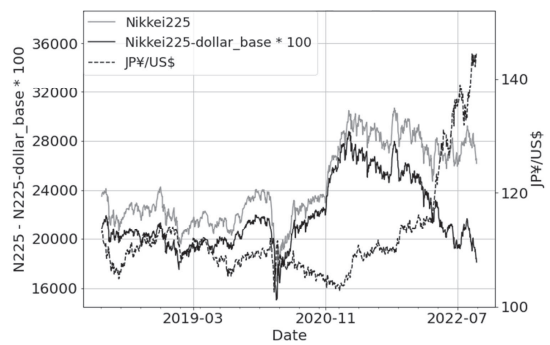


Fig.7.3. Nikkei225-Dollar-Base_JP¥/US\$



替レート、ダウ平均株価、日経平均株価の長期 (Fig.7.1.) と短期 (Fig.7.2.) の動きを示す。Fig.7.1. から日経平均株価は、1970年代の高度経済成長期から1980年代後半のバブル期の例外はあるものの概ね円安が進めば上昇し、円高になれば下落するケースが多いことが分かる。特に、Fig.7.2. から2008年のリーマンショック後は、為替レートが円高になれば日経平均株価は下落し、円安になれば上昇する傾向が強まっている。一方で、Fig.7.1., Fig.7.2. からバブル期や東日本大震災後の例外はあるもののダウ平均株価が上昇すれば日経平均株価も上昇する傾向が読み取れる。

これまでの日本の経済構造は、鉄鋼、化学、自動車、電機など日本を代表する多くの企業が製品の輸出を経営の軸としていたことにより、円安になれば企業業績は改善し、円高になれば企業業績は悪化することから、円安になれば日経平均株価は上昇し、円高になれば下落することが想定される動きとなっていた。しかし、近年は多くの日本企業が海外での現地生産を進めており、また海外

からの部品供給が増加するなど産業構造が変化しつつある。このため円安が企業業績の改善となるかどうかはケースバイケースになりつつある。

一方、現在の日本の株式市場では、外国人投資家の売買シェアが高く、円安が進むとドルベースに換算した日経平均株価は円ベースよりさらに割安となる。このため外国人投資家の買いが入り易くなり日経平均株価を下支えすることになる。つまり、円安が進めば日経平均株価は上昇するケースが多く見られるのである。

Fig.7.3. から、2022年3月以降の円安によりドルベースの日経平均株価は、円ベースの日経平均株価を大きく上回るペースで下落しており、2022年9月時点では、COVID-19のパンデミックによって急落した2020年3月の水準に近づきつつある。

一方、現在のように日米の金融政策が逆転状態にあり金利差が拡大する場面では、米国の株式市場は金融引き締め政策によって金利が上昇し下落傾向が鮮明となっている。日本は金融緩和政策を継続しているから日米の金利差拡大によって円安が進んでいる。

これまでみてきたように、円安になれば日経平均株価は上昇傾向となるケースが多いが、米国の株式市場が調整入りすることによってダウ平均株価が下落すれば、Fig.7.1., Fig.7.2. でみられるように日経平均株価も下落することが予想される。つまり、日経平均株価は円安による上昇か、米国の株式市場の下落に伴い下落となるか、どちらが鮮明になるか熟考する場面となっている。2022

年9月末時点では、ダウ平均株価が大きく下落したことによって日経平均株価は大幅な下落となっている。

このように、ここでは日経平均株価に対するドル円為替レートの影響と米国の株式市場の影響について状態空間モデルを構築して分析し、その結果について考察を加えることとする。

7.2. 状態空間モデルの概要

日経平均株価に対する、ドル円為替レートの影響と米国の株式市場の影響について分析するため状態空間モデルを構築した。

まず、日経平均株価の値動きだけから状態空間モデルを構築する。(式7.1)に示すように、 t 時点と $t-1$ 時点の日経平均株価の差分は、 $t-1$ 時点と $t-2$ 時点の日経平均株価の差分に確率的な変動が加わったものとする状態モデルを考える。

(式7.1)で、 μ_t は t 期の日経平均株価、 μ_{t-1} は、 $t-1$ 期の日経平均株価を示す。

次に、 $t-1$ 時点と $t-2$ 時点のドル円為替レートの差分と、同様に $t-1$ 時点と $t-2$ 時点のダウ平均株価の差分を取り、それぞれに b_1 、 b_2 のパラメータを乗じた2つの項を(式7.1)のモデルに加えた(式7.2)で表現される状態モデルへ拡張する。

(式7.2)で、 ρ_{t-1} は $t-1$ 期のドル円為替レート、 γ_{t-1} は、 $t-1$ 期のダウ平均株価を示す。同様に ρ_{t-2} は $t-2$ 期のドル円為替レート、 γ_{t-2} は、 $t-2$ 期のダウ平均株価を示す。

つまり、(式7.2)に示すように、左辺に示される t 時点と $t-1$ 時点の日経平均株価の差分は、右辺に示される $t-1$ 時点と $t-2$ 時点の日経平均株価の差分と $t-1$ 時点と $t-2$ 時点のドル円為替レートの差分、さらに $t-1$ 時点と $t-2$ 時点のダウ平均株価の差分との和に確率的な変動が加わった状態モデルとなる。さらに(式7.2)から(式7.3)が得られる。

ここで(式7.2)、(式7.3)のパラメータ b_1 、 b_2 は、(式7.4)、(式7.5)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事変係数である。(式7.3)は状態を表す状態モデルであり、(式7.9)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7.4)、(式7.5)の b_{1t} 、 b_{2t} は、それぞれ t 期におけるパラメータ b_1 、 b_2 であり、 b_{1t-1} 、 b_{2t-1} は、それぞれ $t-1$ 期におけるパラメータ b_1 、 b_2 である。

また、(式7.6)、(式7.7)、(式7.8)、(式7.10)で示される σ_t 、 σ_{b_1} 、 σ_{b_2} 、 σ_y は、平均0、標準偏差がそれぞれ S_{-t} 、 S_{-b_1} 、 S_{-b_2} 、 S_{-y} の正規分布である。

$$(\mu_t - \mu_{t-1}) = (\mu_{t-1} - \mu_{t-2}) + \sigma_t \cdots (7.1)$$

$$\begin{aligned} (\mu_t - \mu_{t-1}) &= (\mu_{t-1} - \mu_{t-2}) \\ &+ b_1 \\ &\times (\rho_{t-1} - \rho_{t-2}) \\ &+ b_2 \\ &\times (\gamma_{t-1} - \gamma_{t-2}) + \sigma_t \cdots (7.2) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mu_t &= (2 \times \mu_{t-1} - \mu_{t-2}) \\ &+ b_1 \\ &\times (\rho_{t-1} - \rho_{t-2}) \\ &+ b_2 \\ &\times (\gamma_{t-1} - \gamma_{t-2}) + \sigma_t \cdots (7.3) \end{aligned}$$

$$b_{1t} = b_{1t-1} + \sigma_{b_1} \cdots (7.4)$$

$$b_{2t} = b_{2t-1} + \sigma_{b_2} \cdots (7.5)$$

$$\sigma_t \sim Normal(0, s_{-t}) \cdots (7.6)$$

$$\sigma_{b_1} \sim Normal(0, s_{-b_1}) \cdots (7.7)$$

$$\sigma_{b_2} \sim Normal(0, s_{-b_2}) \cdots (7.8)$$

$$y_t = \mu_t + \sigma_y \cdots (7.9)$$

$$\sigma_y \sim Normal(0, s_{-y}) \cdots (7.10)$$

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、事後分布確率を $p(\theta/y)$ とするとベ

イズの定理から事後分布，事前分布，尤度の確率の関係は，(式 7.11)，(式 7.12) のようになる。したがって，ベイズ推定による予測値は，(式 7.13) 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ている。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。実際のモデルに MCMC 法を実装するためには，事後分布を表現する数式を導出して，そのアルゴリズムをプログラミングすることによりコンピュータで処理する必要がある。このプロセスを支援するためのツールとして確率的プログラミング言語 (Probabilistic Programming Language) がある²²⁾。

本稿では，確率的プログラミング言語として Stan 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。Stan 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, 以下では HMC) の実装として NUTS (No-U-Turn Sampler, 以下では NUTS)²³⁾ を使用している。(式 7.3) から (式 7.10) で表現されるモデルを pystan で実装して，日経平均株価，ダウ平均株価，ドル円為替レート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²⁴⁾ 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*)²⁵⁾: 2000 回

バーイン期間 (*warmup*)²⁶⁾: 300 回

間引き (*thin*)²⁷⁾: 設定なし

チェーン (*chains*)²⁸⁾: 4

今回の試行では，各パラメータにつきそれぞれ 6800 個²⁹⁾ の乱数を得ることができた。多数のパラメータのサンプリング結果が得られたが，その

Fig.7.4. Histogram of parameter b1 as of 2022/09/28

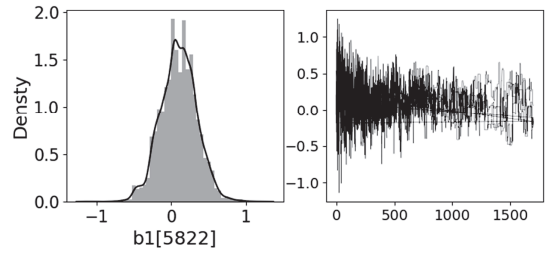
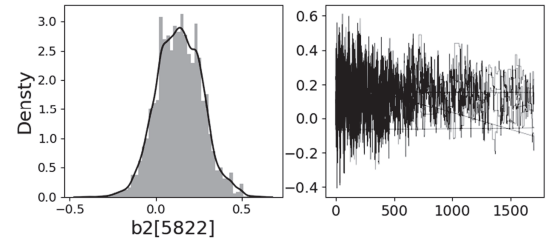


Fig.7.5. Histogram of parameter b2 as of 2022/09/28



一例として直近のデータ取得時点である 2022 年 9 月 28 日時点のパラメータ b_1 および b_2 のサンプリング結果をそれぞれ Fig.7.4., Fig.7.5. に示す。

$$p(y/Y)p(y/\theta) = p(y/\theta)p(\theta/y) \cdots (7.11)$$

$$p(\theta/y) \propto p(y/\theta) \cdots (7.12)$$

$$p_{\text{predict}}(y/Y) = \int p(y/\theta)p(\theta/y)d\theta \cdots (7.13)$$

7.4. 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.7.4. ~ Fig.7.8. に示す。まず，Fig.7.4., Fig.7.5. は，MCMC によってサンプリングした (式 7.3) のパラメータ b_1 および b_2 のヒストグラムとサンプリングの過程を示したものである。ここでは，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，1998 年 1 月 20 日から 2022 年 9 月 28 日までの日経平均株価，ダウ平均株価，ドル円為替レートの日足データを用いており，それぞれデータ数は 5822 個³⁰⁾ である。この 5822 個のデータそれぞれについて 2000 回を 4 セット計 8000 回サンプリングしている。ただし，最初の

Fig.7.6. Parameter b1 & b2 of Bayes model

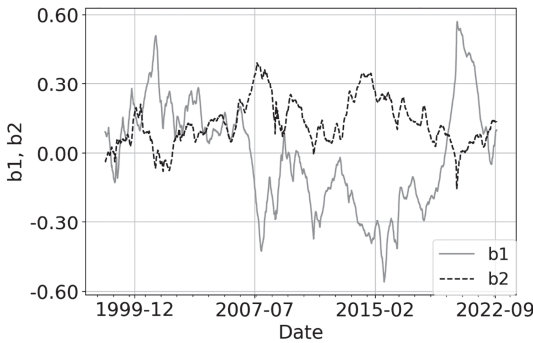


Fig.7.7. Parameter b1 & b2 of Bayes model

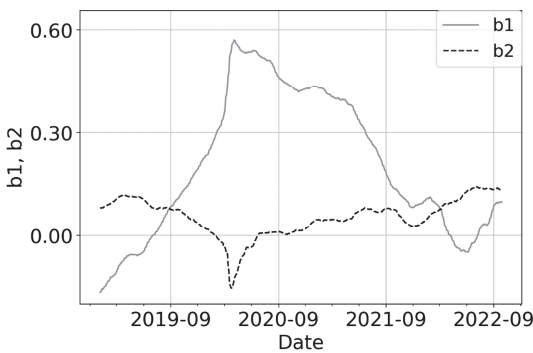
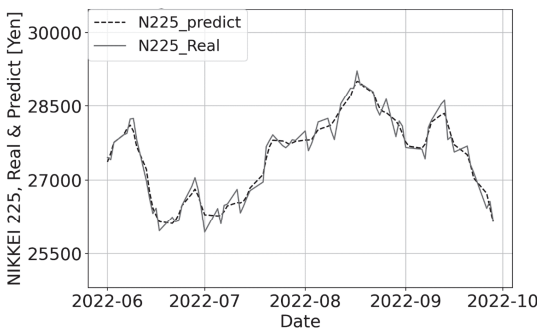


Fig.7.8. Nikkei225 Real & Predict



300回はウォーミングアップとしているため実際にサンプリング抽出したのは6800回となる。サンプリングの結果、 $Rhat$ ³¹⁾の値は、主要パラメータで概ね1.1以下であり収束していることが確認できた。

Fig.7.6., Fig.7.7. は、1998年1月20日から2022年9月28日までの $b1$ および $b2$ のサンプリング値の平均値である。また、Fig.7.8. は (式 7.3), (式 7.9) の状態空間モデルから算出した日

経平均株価の推定値と実際の日経平均株価を示したものである。(式 7.3), (式 7.9) の状態空間モデルで表現した推定値は、Fig.7.8. から若干の誤差はあるものの概ね一致していることが分かる。RMSE (二乗平均平方根誤差) は、Fig.7.8. を作図した2022年6月1日から9月28日までの期間で0.58%であった。

次に、Fig.7.6., Fig.7.7. から (式 7.8) のパラメータ $b1$, $b2$ の値を評価することによって、ドル円為替レートおよびダウ平均株価が日経平均株価の変動に与えた影響を考察する。つまり、(式 7.2) は、日経平均株価の変動をドル円為替レートの変動とダウ平均株価の変動に分解しており、パラメータ $b1$, $b2$ はそれぞれドル円為替レートの変動とダウ平均株価の変動が日経平均株価の変動に与える影響の程度を示すものである。

また、今回の分析では (式 7.2) のそれぞれのデータは対数を取って分析している。

(式 7.14) に示す通り、各データの対数を取れば、 t 時点と $t-1$ 時点のデータの差分は同期間の変化率を示すことになる。したがって、(式 7.2) は各データの対数を取ることで (式 7.15) と表現され、左辺のデータの差分は変化率となり、同様に右辺の各項のデータの差分も変化率となる。

つまり、(式 7.15) は、 t 期の日経平均株価の変化率を $t-1$ 期の日経平均株価の変化率と円ドル為替レートの変化率およびダウ平均株価の変化率に分解している。よって、右辺のパラメータ $b1$ はドル円為替レートの日経平均株価に対する弾力性となり、右辺のパラメータ $b2$ はダウ平均株価の日経平均株価に対する弾力性となる。

以上のように、パラメータ $b1$ および $b2$ の値を考察することによって、ドル円為替レート、ダウ平均株価のそれぞれの変動が、日経平均株価の変動へ与える影響を分析することができる。

なお、(式 7.15) で示される σ_{log} は、平均0、標準偏差 S_{log} の正規分布である。

$$\log[X_t] - \log[X_{t-1}] \doteq \frac{X_t - X_{t-1}}{X_{t-1}} \dots (7.14)$$

$$\begin{aligned} \log[\mu_t] - \log[\mu_{t-1}] &= \log[\mu_{t-1}] - \log[\mu_{t-2}] \\ &+ b1 \cdot (\log[\rho_{t-1}] - \log[\rho_{t-2}]) \\ &+ b2 \cdot (\log[\gamma_{t-1}] - \log[\gamma_{t-2}]) \\ &+ \sigma_{log} \cdots \quad (7.15) \end{aligned}$$

$$\sigma_{log} \sim Normal(0, s_{log}) \cdots \quad (7.16)$$

7.5. 分析結果の考察

(式7.2), (式7.3)のパラメータ $b1$, $b2$ の値を Fig.7.6., Fig.7.7. から検証する。まず $b1$ の値は COVID-19 のパンデミックが始まる以前からマイナス値からプラス値へと変化しており、円安が日経平均株価にポジティブな影響を与えるようになっている。また、2020年3月以降、COVID-19 のパンデミックが問題になると $b1$ の値は急激に高くなっている。 $b2$ は、 $b1$ と対照的であり、パンデミック以前はプラス値が継続されていたが、パンデミック発生によって一気にマイナス値に落ち込み、その後はすぐにプラス値へ戻っている。

このように、ダウ平均株価の変動は、日経平均株価の変動へポジティブな影響を与えており、ダウ平均株価が上昇すれば日経平均株価も上昇し、ダウ平均株価が下落すれば日経平均株価も下落するケースが多いことを示している。しかし、COVID-19 のパンデミックが発生した2020年3月前後は、金融市場は混乱し、ダウ平均株価と日経平均株価の連動性は一時的に逆転状態を示していたことがパラメータ $b2$ の値の変化から確認できる。

一方、急激な円安が進んでいる2022年4月以降は、 $b1$ の値は急速に下降し、一時的にマイナス値となっている。その後、再びプラス値へと戻っているが、2022年9月時点では、 $b1$ の値はゼロ付近で推移しており、円安が日経平均株価にポジティブな影響を与えているとは必ずしも言えない状態となっている。その一方で、 $b2$ の値は、円安が進んでいる2022年9月時点でもプラス値を維持しており、ダウ平均株価は、日経平均株価へポジティブな影響を与えている。しかし、米国ではインフレ懸念から金融引き締め政策を強めておりダウ平均株価は大幅な下落へと転じている。

したがって、パラメータ $b2$ がプラス値であれば、ダウ平均株価が下落すれば、日経平均株価も下落することを意味する。

このように、2022年9月時点では、パラメータ $b1$ の値から、急速に円安が進んでも、この円安は日経平均株価にポジティブな影響を与えることはほとんどない。一方、 $b2$ の値からダウ平均株価の変動は、日経平均株価の変動へポジティブな影響を与えており、ダウ平均株価が大幅に下落するのであれば、日経平均株価も大幅に下落することが想定される。

米国では、PPI, CPIが高止まりしており、インフレ懸念が強まっている。FRBは9月も利上げを決定しており、2022年内にも追加利上げが行われる見通しである。一方、2022年9月の金融政策決定会合においても、日銀は引き続き金融緩和を続ける意向を示している。日米の金利差は拡大を続けており、今後はますます円安が進行する可能性がある。今回の状態空間モデルの分析結果から、これ以上の円安が進んでも日経平均株価へのポジティブな影響は期待できない。他方、米国の金融引き締め政策によって米国の株式市場が下落を続けられれば、日経平均株価も連動して下落を続けることになる。

COVID-19 のパンデミックに対する社会経済対策として、世界の主要国は給付金支給などの政策を積極的に実施して資金供給を拡大させてきた。ロシアによるウクライナ侵攻による影響も重なり、世界的なインフレーションが現実のものとなっている。金融市場は混沌とした状況に入りつつある。

8. おわりに

本稿では、COVID-19 のパンデミックによって疲弊した社会経済を回復軌道へ誘導するために、世界の各国が進めてきた金融緩和政策による影響について、特にドル円為替レートや株式市場の変動という観点から概観し、状態空間モデルによる分析を行った。

COVID-19 のパンデミックに対する経済政策として、世界各国は給付金など多様な資金供給を

進めてきた。その結果、2022年9月時点では、ロシアによるウクライナ侵攻の影響も含めて世界的にインフレーションの懸念が台頭している。米国では、PPI、CPIが高止まりの状態であり、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。しかし、わが国では依然として日銀が金融緩和策を継続する意思を表明している。日米の金利差によって、ドル円為替レートは急激な円安へと進んでいる。また、米国では金融引き締め政策へと転じたことにより、株式市場は大幅な下落へと動き始めている。本稿で実行した状態空間モデルによる分析によれば、円安が進んでいる2022年9月時点では、円安は日経平均株価へポジティブな影響を与えているとは言えない状況にあり、一方でダウ平均株価は日経平均株価へポジティブな影響を継続している。

つまり、このまま米国の金融引き締め政策が継続すれば、米国の株式市場は下落傾向を強め、また日米の金利差によって円安が進むことになる。この結果、日経平均株価はダウ平均株価との連動性によって下落傾向となることが想定される。円安が進めばわが国においても輸入物価が上昇し、PPI、CPIの上昇が予想される。日経平均株価の下落は、企業、個人ともに金融資産の減少を意味しており、経済活動の停滞を連想させることになる。このように、金融市場の世界的な混乱が続いており、日本経済は困難な状況にある。日銀の今後の金融政策と日米の金利差の変化を注視する必要がある。

本稿では、バイズモデルとして状態空間モデルを用いて、ドル円為替レートおよびダウ平均株価の変動が、日経平均株価の変動に与える影響について分析した。また、状態空間モデルによる日経平均株価の推定も試みた。今後は、状態空間モデルの分析結果とディープラーニングによる分析結果の比較と評価についても考究する計画である。

※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、経済とインフレ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) 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。
- 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通貨を対象と算出している。米ドル、中国元、ユーロ、韓国ウォン、新台幣ドル、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) 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 7-Year)、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) 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。
- 21) 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。
- 22) 確率的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。
- 23) NUTSは、多数のパラメータでも効率的にサンプリングできることに特徴があり、MCMCが収束するまでの時間が短縮できる。
- 24) 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。
- 25) *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。
- 26) 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。
- 27) 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。
- 28) 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。
- 29) 本稿では、MCMCの実行に、*iter* = 2000、*warmup* = 300、*thin* = 1、*chains* = 4とした。したがって得られる乱数の数*M*は、以下のように計算される。 $M = (2000 - 300) * 4 = 6800$
- 30) 1998年1月20日から2022年9月22日までの日経平均株価、

ダウ平均株価、ドル円外国為替のそれぞれの取引が行われた営業日の内、全ての取引が実施された営業日のデータを使用した。分析に使用した営業日は5822日であった。

- 31) 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。

【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—」、『産研論集』第19号, pp. 1-15, 2007.
- 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.
- 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.
- 森川浩司・捧保浩「階層帰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.
- 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.
- 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.

(2022 年 10 月 3 日 受稿)
(2022 年 10 月 18 日 受理)