

〈自由論文〉

低迷を続ける日本の賃金上昇率に関する構造的な課題の検証

—ベイズモデルと AI シミュレーションを用いた実証分析—

Examining Structural Issues Related to Japan's Sluggish Wage Growth Rate - An Empirical Analysis Using Bayesian Model and AI Simulation -

小林 稔

Minoru Kobayashi

【Abstract】

Since the 1990s after the collapse of the bubble economy, wages in Japan have been kept lower than in other developed countries. Japan's international wage levels have declined significantly over the last 30 years. As of 2023, the COVID-19 pandemic has subsided and socioeconomic activities are beginning to recover. However, in the previous three years, a huge amount of money was supplied to the world market as an economic policy against COVID-19. Moreover, unforeseen events such as Russia's invasion of Ukraine in February 2022 have heightened global inflation concerns. Under these circumstances, Japan's real wage index has been negative for 13 consecutive months as of April 2023. Life is getting tougher for working people in Japan. Why are wages in Japan, which produces the world's third largest GDP, held so low compared to other developed countries? This paper attempts to analyze and discuss the wage growth rate in Japan, which has been kept low compared to other developed countries for the past 30 years, using a state-space model based on Bayesian theory and AI simulations. The state-space model clarified the effects of CPI, value-added, and retained earnings on the wage growth rate. We also attempted an AI simulation of future wage growth. As a result, we found that many Japanese firms have been suppressing labor costs and capital investment and increasing retained earnings in the absence of improvement in labor productivity. Furthermore, the study points out that many Japanese companies must transit to future-oriented management with an eye toward the transition to a new socioeconomic environment.

【キーワード】

AI, 賃金上昇率, 付加価値, 内部留保, 実質実効為替レート, 状態空間モデル, MCMC, ベイズ

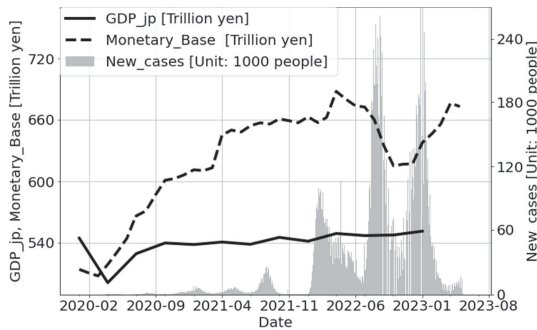
1. はじめに

2020年初頭から継続していた新型コロナウイルス（以下では、COVID-19）のパンデミックは、Fig.1.1.に示すように2023年に入り収束に向かい、

わが国では同年5月に季節性インフルエンザと同じ第5類感染症へと位置づけが変更になった。これにより、社会経済活動はパンデミック以前の状態へ戻りつつある（本稿執筆時の2023年6月時点）。

一方、2022年2月24日に始まったロシアによ

Fig.1.1. COVID-19_New_cases-Real_GDP-Monetary_Base

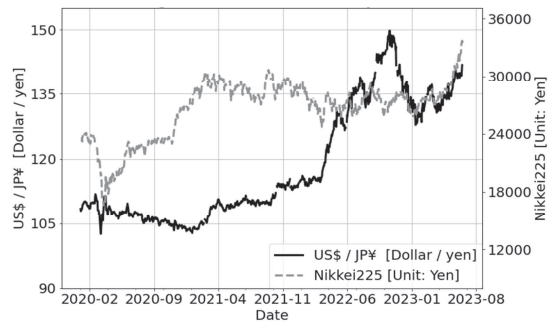


(注) 日本の新規感染者数と実質GDP、マネタリーベースの推移。単位:千人, 2023年1月13日時点の“WHO-COVID-19-global-data”, 実質GDPは内閣府経済社会総合研究所, 国民経済計算, 国内総生産, 季節調整系列, 単位:兆円, マネタリーベースは, 日本銀行, 単位:兆円。独自のプログラムで集計して作成。

るウクライナへの侵攻は現在も継続しており, 世界的に社会経済の混乱が続いている。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, 有事のドル買いや日米の金利差の拡大によって急速に円安へと移行し, 同年10月には一時1ドル150円を超える円安となった (Fig.1.2.)。その後, 2023年初頭にかけては円高方向へ戻したものの, 日米の金融政策は逆転状態にあるため金利差は縮小せず, 2023年5月以降は1ドル140円を超える円安が定着しつつある。

株式市場では, 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が同年3月には3万3000ドルを割り込み, さらに同年9月末には一時2万9000ドルを割り込んだ。日経平均株価も同年1月には2万9000円を超えていたが3月には一時2万5000円を割り込むこととなった (Fig.1.2.)。しかし, 世界的にCOVID-19への感染対策と同時に, 経済対策として金融緩和や資金供給を積極的に進めたことにより市中における資金の余剰が顕著となった。またロシアのウクライナへの侵攻によってエネルギーや食料などの需給が逼迫し世界的にインフレーションへの懸念が台頭している。さらに, COVID-19のパンデミックが過ぎ去ったことによって世界経済が回

Fig.1.2. 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.

復基調へ戻りつつあることを反映して, 株式市場は再び上昇に転じ, ダウジョーンズ平均株価は2023年6月時点で3万3000ドルを超えてきた。これに合わせて日経平均株価は, いわゆるバブル経済崩壊後の最高値である3万3000円を超える水準に急進している (Fig.1.2.)。

COVID-19のパンデミックが終焉し, 社会経済活動が回復したことで企業業績の改善が見込める状況になったこと, 日本銀行が引き続き金融緩和政策を継続する姿勢を見せていること, さらに企業物価指数 (以下では, PPI), 消費者物価指数 (以下では, CPI) が高い水準にありインフレーションへの懸念が続いていること, これらの要因によって株式市場では株価が物価上昇を織り込みつつ水準訂正の動きが続いている。

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)¹⁾ は, インフレーションへの警戒から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る日本との金利差は拡大し, ドル円為替レートは円安へと進行することとなった。

円安への進行は, わが国の貿易へ大きな影響を

与え、輸入品の価格上昇によりPPI, CPIは高水準を維持しており、国民生活へ多大な影響を与えている。バブル経済崩壊後、約30年にわたってわが国では、企業業績が改善した局面においても就業者の賃金上昇が抑えられ、国際的な購買力平価でみた賃金はほとんど上昇していない。一方、多くの先進国では1990年からの30年間に物価上昇を上回る賃金の上昇が達成されている。OECD²⁾が公表するデータでは、1990年には先進国の中で上位に位置していたわが国の就業者一人当たりの賃金は、2023年現在は下位へと順位を大きく下げている。

本稿では、日本の賃金の現状を毎月勤労統計調査と法人企業統計調査のデータから概観するとともに、時間の経過による事象の構造変化を分析可能な状態空間モデルと将来予測が可能なAIシミュレーションを用いて、日本の賃金に関わる経済的な構造を分析する。さらに、その結果から日本の賃金上昇に関わる課題の検証を試みる。

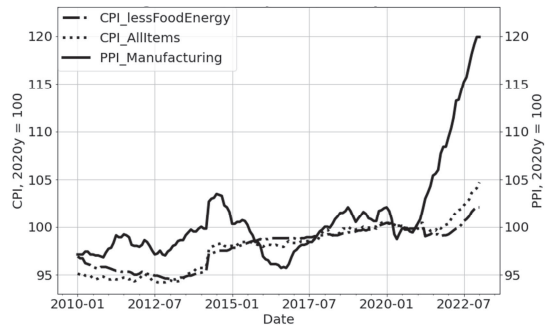
2. 日本と米国におけるPPIとCPIの推移

2023年6月に公表された毎月勤労統計調査によると、日本の実質賃金は同年4月まで13ヶ月連続で前年比マイナスの状態が続いている。賃金の上昇率がCPIの上昇率を上回ることができないのである。ここでは、COVID-19のパンデミック、ロシアによるウクライナ侵攻など予測不可能な事象が発生した後の日本と米国の物価上昇について検証し、その後の賃金の議論へと続けていく。

Fig.2.1., Fig.2.2.に日本と米国におけるPPI³⁾とCPI⁴⁾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った2020年前半は、多くの産業で経済活動が制限され実質GDPは急落した。その結果、PPIは低下傾向を示していた。しかし、2020年後半になると、COVID-19のパンデミックに対する経済対策により日本、米国ともに経済活動は徐々に回復の兆しを見せPPIは上昇に転じた。

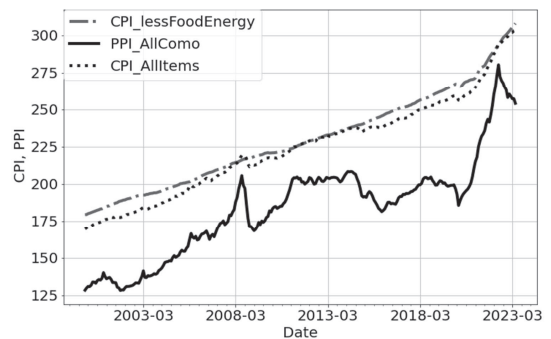
一方、CPIに目を転じてみると米国の場合は、COVID-19のパンデミック初期こそCPIは若干

Fig.2.1. 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.2.2. 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.

の落ち込みを見せていたが、その後はPPIと同様に上昇に転じ、特に2022年以降、CPIは急速に上昇している。Fig.2.2.から、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が吸収していることが窺える。生産者のコスト増が最終消費財へ転嫁されたことを示している。

Fig.2.1.から、日本のPPIは米国と同様に2020年後半から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に転嫁できていないことを示している。その後、2022年2月のロシアによるウクライナ

侵攻を契機として、エネルギーや小麦といった食料などの国際商品市況が上昇することとなり、世界的に物価上昇に拍車がかかった。日本銀行が公表した2022年12月のPPIは、119.9（2020年平均＝100）と前年同月比10.6%上昇した。2023年4月のPPIの速報値は、119.8と前年同月比5.8%上昇している。

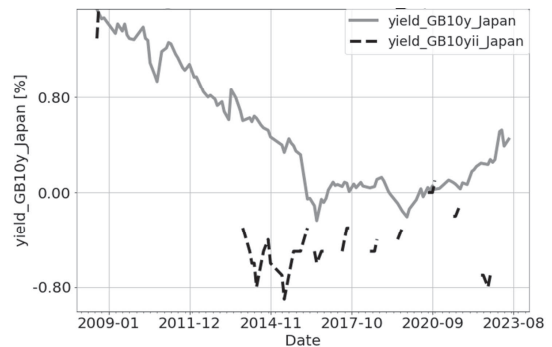
総務省が公表した2023年4月のCPIは、総合指数で前年同月比3.5%の上昇、コア指数で3.4%、コアコア指数で4.1%の上昇となった。これまで緩やかな上昇に留まっていたCPIも上昇幅を拡大し、日本銀行が目標にしているコアCPI 2%水準を上回って推移している。毎月勤労統計調査によると、2023年4月時点で物価上昇分を除いた実質賃金指数は84.5（2020年平均＝100）、前年比-3.0%であり前期比では13ヶ月連続マイナスである。これはCPIが高水準で推移しているため、賃金の上昇率が物価の上昇率に追いついていない状況を示している。

3. 日本と米国における金利差

米国では、COVID-19に対する経済対策などによって2021年後半から経済の回復が進み、それとともにCPIが急上昇し、インフレーションへの警戒感が強まった。このためFRBは、2022年5月にFFレート（Federal Funds Rate、以下ではFFレート）⁵⁾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。さらに、FOMC（Federal Open Market Committee：連邦公開市場委員会）⁶⁾は、2023年6月までに計10回の利上げを実施しFFレートを5.0%から5.25%の幅としている（2023年6月時点）。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。

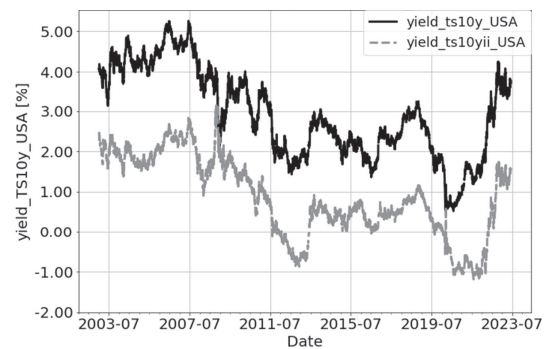
Fig.3.1.、Fig.3.2.に米国債⁷⁾10年、米国の物価連動国債⁸⁾10年、日本国債10年、日本の物価連動国債⁹⁾10年の利回りを示す¹⁰⁾。Fig.3.1.、Fig.3.2.から、COVID-19のパンデミック初期は、利回りが低下傾向であったが、2020年後半以降は利回りが上昇へ転じている。また、日本国債

Fig.3.1. Government bonds_Japan



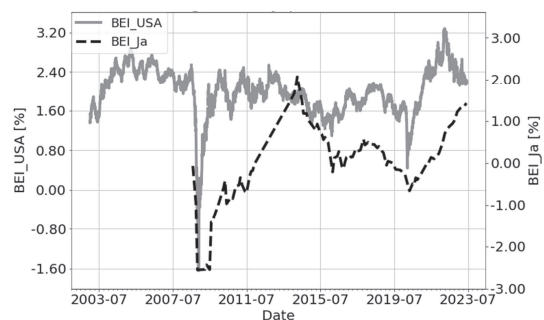
(注) 財務省が公表している国債金利情報、物価連動国債のデータは、浜町SCIより作成。

Fig.3.2. 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.

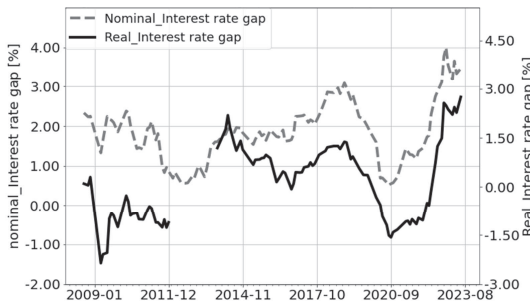
Fig.3.3. BEI Japan & USA



(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。

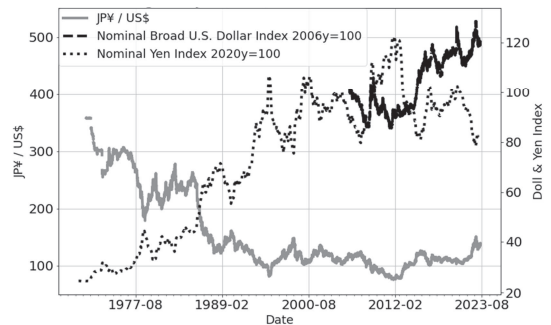
10年と米国債10年の名目債券の利回りの格差は、Fig.3.4.に示すように2020年10月以降拡大している。Fig.3.3.は、日本と米国の物価連動国債7年から計算したブレイク・オープン・インフレ率

Fig.3.4. 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。

Fig.4.1. JP¥/US\$ 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を使用し独自のプログラムにより作成した。

(Break Even Inflation rate : 以下では、BEI)¹¹⁾の推移である。COVID-19のパンデミック初期は、日本、米国ともにBEIは急低下したが、2020年後半以降は上昇に転じた。2023年6月時点で、金融引き締め政策へ移行した米国のBEIは2%前後で低下傾向を示しているが、金融緩和を継続している日本のBEIは上昇傾向にあり、BEIから見れば金融市場は日本の今後の物価上昇を予測した動きとなっている。

4. 金利差とドル/円レート

4.1. ドル/円為替レートの推移

本稿では、日本の賃金を実質ドル/円為替レートや円インデックス建てに変換して、賃金の実質的な価値の推移を検証する。ここでは、実質ドル/円為替レートや円インデックスの推移と算出法を確認する。

Fig.4.1.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⁾の推移を示したものである¹⁴⁾。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、さらに日米の金利差が拡大したことによって、2022年10月にはドル/円為替レートは1ドル150円を超える円安水準になった。2022年末になると、日本においてもPPI、CPIが急速に上昇し、2022年12月の日銀金融政策決定会合は、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「±0.25%程度」から「±0.5%程度」に拡大する」と方針を変更した。市場は利上げへの動きと受け止め、2023年1月にはドル/円為替レートは1ドル128円台まで円高へ戻した。しかし、日本銀行は、2023年4月に黒田総裁から上田新総裁に代わった後もこれまでの金融緩和を継続する姿勢をみせており、2023年6月時点のドル/円為替レートは1ドル140円台へと再び円安基調へ戻している。

Fig.4.1.からドルインデックスの推移を見ると直近の10年間はドルが強くなっていることが分かる。2020年以降は、ドルインデックスが強くなっている一方で、円インデックスが弱くなっている。

4.2. ドル/円の実質為替レート

Fig.4.2.は、ドル/円の名目為替レートと2020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、基準時点を2020年として月次で算出した¹⁵⁾。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、

Fig.4.2. 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。

$$q = s \times \frac{p^*}{p} \dots (4.1)$$

となる。

ここでは, 実質為替レートは米国労働統計局のPPI¹⁶⁾, 日本銀行のPPI¹⁷⁾を使って算出した。Fig.4.2. からドル/円の実質為替レートは, 2022年11月に1ドル170円を超えて急速に円安方向へ動いている。

Fig.4.3. 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.4.4. に日本と米国の名目金利差とドル/円名目為替レートの推移を示す。Fig.4.3., Fig.4.4 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。

このように, 日米の金融政策の逆転によって金利差が拡大し, ドル円為替レートは円安方向へ移行している。日本にとってはドル決済の輸入品の価格上昇を意味している。つまり, 日米の金利差の拡大は, PPI, CPI の上昇要因となっている。

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¹⁸⁾。

Fig.4.3. Real_JP¥/US\$-Yield gap between JP and USA

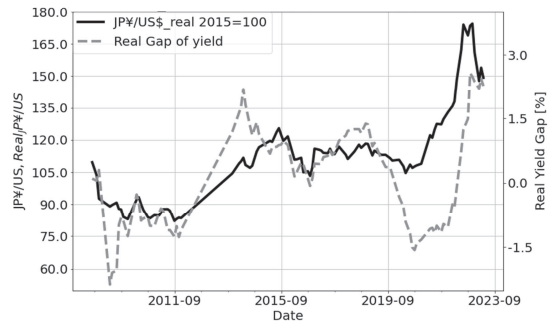
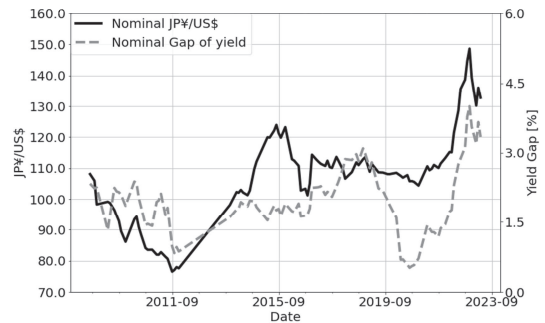


Fig.4.4. nominal_JP¥/US\$-Yield gap between JP and USA



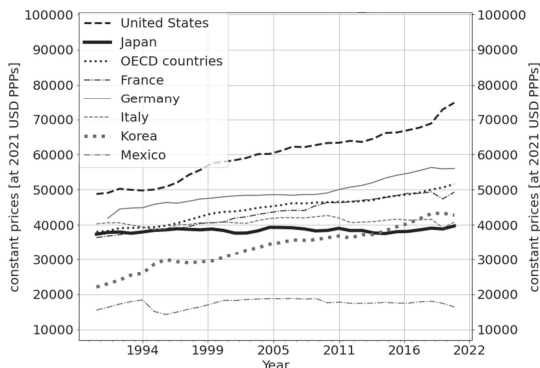
5. 日本の平均賃金指数

5.1. 平均賃金の国際比較

ここでは, OECD が公表している購買力平価で表示した主要国の平均賃金¹⁹⁾の推移を通して日本の賃金の現状を考察する。Fig.5.1. に OECD が公表している購買力平価で算出した先進国の平均賃金の推移を示す。このデータは, 各国の平均賃金を購買力平価 (2021年基準の米ドル表示) で評価したものである。

このデータによると日本の平均賃金は年収ベースで, 1990年では約3万7370ドルであったが, 2021年は約3万9711ドルになりこの31年間で6.26%の上昇, 年率0.20%の上昇となっている。一方, 同期間の米国の平均賃金は, 1990年で4万8789ドルであったが, 2021年には7万4738ドルと53.2%上昇, 年率で約1.39%上昇した。フランスの賃金は1990年に3万6406ドル, 2021

Fig.5.1. Average annual wages_by OECD



(注) OECD の web サイトで公開されている OECD.Stat から 'Average annual wages' の時系列データをダウンロードして、独自のプログラムで集計して作成した。

年には 4 万 9313 ドルで同期間に 35.5% 上昇、年率 0.98% 上昇、さらに韓国は 1990 年に 2 万 2059 ドル、2021 年に 4 万 2747 ドルと同期間で 93.8% 上昇、年率 2.16% 上昇した。韓国の平均賃金は 2021 年時点で日本の平均賃金を上回っている。ちなみに、OECD 加盟国の平均賃金は、1990 年に 3 万 8033 ドル、2021 年に 5 万 1607 ドルとなっており、同期間で 35.7% 上昇、年率 0.99% の上昇であった。

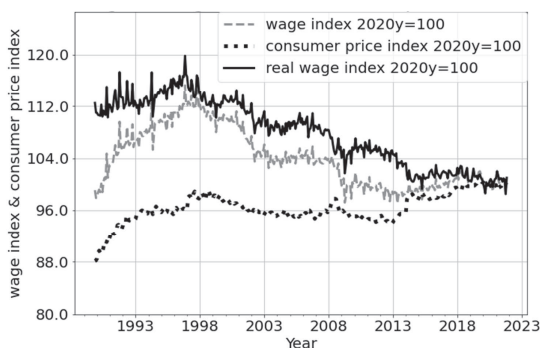
日本の賃金上昇率が、他の OECD 加盟国と比べて極めて低い水準にあることが分かる。世界第 3 位の国民総生産を誇る日本の平均賃金は、この 30 年間ほとんど上昇していない状況であった。

5.2. 毎月勤労統計調査による賃金の推移

次に、厚生労働省が公表している毎月勤労統計調査の賃金指数から就業者の賃金推移を概観する。

Fig.5.2. に 2020 年を基準とした名目の賃金指数、CPI、名目賃金指数と CPI から算出した実質の賃金指数の推移を示す。データは、全て月次データを使用している。Fig.5.2. から日本の賃金は、名目値で見ても 1996 年から 1997 年がピークであり、その後は減少傾向にあることが分かる。また、CPI をデフレーターとして算出した実質賃金では 1996 年のピーク時から 2023 年時点で見ると約 20% 減少したことになる。さらに、CPI が高水準で推移している 2023 年 4 月時点の毎月勤労統計

Fig.5.2. Wage index & consumer price index



(注) 賃金指数は、厚生労働省が公表している毎月勤労統計調査の月次の名目賃金指数、CPI は総務省が公表している消費者物価指数の総合指数を用いて Fig.5.2. の実質賃金指数を算出した。つまり、Fig.5.2. の実質賃金指数は、毎月勤労統計調査が公表しているものではなく独自の計算によって算出した指数である。グラフは、独自のプログラムで作成した。

調査の速報値では、実質賃金指数は 84.5 (2020 年 = 100) まで低下し、13 ヶ月連続で前年比マイナスを記録した。2020 年以降は、COVID-19 のパンデミックによる経済活動の低迷、ロシアのウクライナへの侵攻などにより PPI、CPI が上昇し、就業者の購買力は低下する一方である。為替レートが円安に進行したことによってグローバルな購買力はさらに低下している。

5.3. 実質実効為替レートでみた賃金の推移

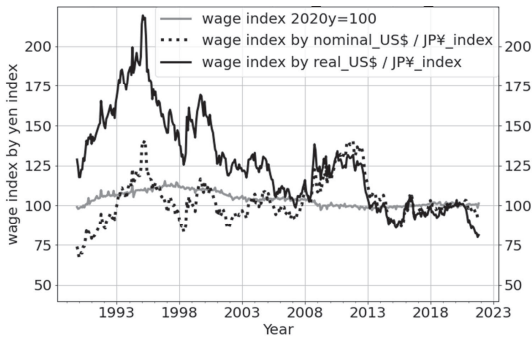
Fig.5.3. は、名目のドル / 円為替レートの逆数

Fig.5.3. Nominal_US\$/JP¥-RealUS\$/JP¥_Index 2020y = 100



(注) 1 円が何ドルであるかを 2020 年基準として算出した。実質値は日米の物価水準を考慮して算出している。2020 年 = 100 である。

Fig.5.4. Wage index by US_dollar/yen_index



(注) Fig.5.3.の指数を使用して毎月勤労統計調査の名目賃金指数を2020年を基準として表示した。

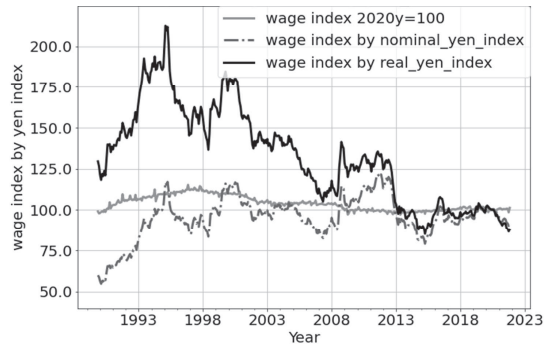
と日米両国のPPIにより算出した実質のドル/円為替レートの逆数のそれぞれを2020年の値を100として算出した指数の推移である。つまり、1円が何ドルであることを示す数値を指数にしたものであり、Fig.5.3.の実質値は、2020年基準のドルで円の強さを示すものである。Fig.5.3.から、円は1994年頃に対ドルでは最も強かったことが分かる。

この数値で賃金指数を表示したのがFig.5.4.である。つまり、日本の賃金推移を米ドル建てで評価した場合の指数である。Fig.5.4.から名目、実質ともに為替レートの変動によってドル表示で見た日本の賃金は大きく変動することが分かる。1993～1995年は円高が進んだ時期であり、実質為替レートで見れば当時の日本の賃金は2020年時点と比較して2倍近く高く評価されていた。つまり、米国から見た日本の就業者の購買力は、1993年当時と2020年以降を比較すると半分程度まで弱くなったことを示している。

Fig.5.4.を見ると、2008～2013年も円高水準にあった時期でありドル建ての賃金指数は高い水準にあった。つまり、Fig.5.4.から実質為替レートで見れば、米国から見た2008～2013年の日本の賃金は現在より25～30%程度高かったことを示している。

Fig.5.5.に、日本銀行が公表している実効為替レート（円インデックス）の実質値と名目値を用いて算出した賃金指数の推移を示す。名目実効為替レートとは、日本銀行の解説によれば²⁰⁾、「特

Fig.5.5. Wage index by yen_index



(注) 日本銀行が公表している名目円インデックスおよび実質円インデックスを用いて毎月勤労統計調査の名目指数を2020年基準で表示した。

定の2通貨間の為替レートだけでは捉えられない、総合的な為替レートの変動をみるための指標であり、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て集計・算出した為替レートである。実質実効為替レートは、さらに対象となる国・地域の物価動向も加味して算出したものである」。Fig.5.5.を見ると、Fig.5.4.とほぼ同じような傾向である。ただし、Fig.5.4.はドル/円為替レートを用いて算出しており、賃金指数を米国から見たものであるが、Fig.5.5.はドルと円の2通貨の為替レートだけではなく実効為替レートの算出の対象とした国との総合的な為替レートから見た、グローバルな日本の賃金の推移を示したものである。

Fig.5.5.から日本の賃金を実質実効為替レートで見れば、1993～1995年が最も高く、その後は低下傾向であることが分かる。Fig.5.4.と同様にリーマンショック後の2008～2013年は円が強くなり、賃金指数も高くなっていったが、その後は2023年にかけて低下傾向を示している。さらに、2020年以降は急速に賃金指数が低下している。Fig.5.5.から見れば、日本の就業者のグローバルな購買力は1993～1995年をピークに低下を続け、2023年にはこの30年間で最低の水準にある。

このように日本の就業者の購買力は、賃金の上昇がCPIの上昇を上回ることができず低下を続けており、またグローバルに見ればさらに低下の

幅が大きいことを Fig.5.5. は示している。

6. 法人企業統計から見た人件費

6.1. 分析検討すべき問題の概要

ここでは、財務省が公表している法人企業統計調査のデータを利用して就業者の賃金構造を分析する。まず、法人企業統計調査の年度の調査結果から企業の付加価値、人件費、内部留保額、設備投資額を算出してその推移を検証する。ここでは、毎月勤労統計調査の賃金指数との比較を行うことを考慮し、付加価値額、人件費、内部留保額、設備投資額をそれぞれ従業員数と役員数の合計値で除すことで一人当たりの数値に変換した。なお、ここで算出する一人当たり付加価値額を、本稿では労働生産性と定義する。また付加価値額、人件費、内部留保額、設備投資額は以下のように算出した。

法人企業統計調査の年度（当該年4月～翌年3月までの年度調査である）の調査項目から、付加価値額は、営業利益、役員給与、役員賞与、従業員給与、従業員賞与、福利厚生費、動産・不動産賃借料、租税効果の合計。

人件費は、役員賞与、従業員給与、従業員賞与、福利厚生費の合計。

内部留保額は、利益準備金、積立金、繰越利益の合計。

設備投資額は、実物投資（ソフトウェア投資を含む）から在庫投資を差し引いて算出。

労働分配率は、一人当たり人件費を労働生産性で除して算出した。企業規模は資本金で分類し10億円以上を大規模企業、1億円から10億円を中規模企業、1億円未満を小規模企業とした。産業は、全産業、製造業、非製造業、卸小売業、サービス業に分類して、それぞれについて付加価値額、人件費、内部留保額、設備投資額を算出した。また本稿では、労働生産性、内部留保額を算出するための項目が公表されている法人企業統計調査の年度調査の結果を使用した。したがってデータは全て年度のデータである。

6.2. 付加価値額の分配の構造

Fig.6.1. は全産業全企業規模のデータから算出した労働生産性、一人当たり人件費、一人当たり内部留保額、設備投資額の推移である。Fig.6.1. から全産業全企業規模で見れば、1990年度までは、労働生産性は順調に上昇を続けていたが、1990年以降は上下の変動はあるもののほぼ横ばいとなっている。一方、一人当たり人件費は

Fig.6.1. Labor productivity-Retained earnings per employee All industries & All company scales

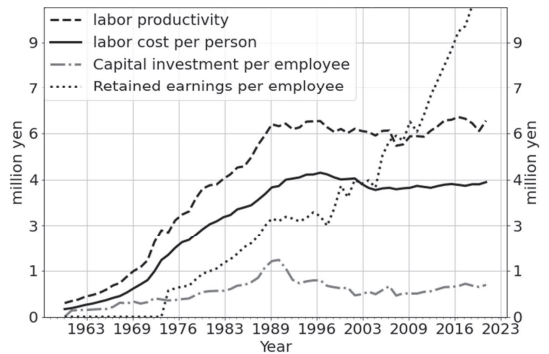


Fig.6.2. Labor productivity by Company scale

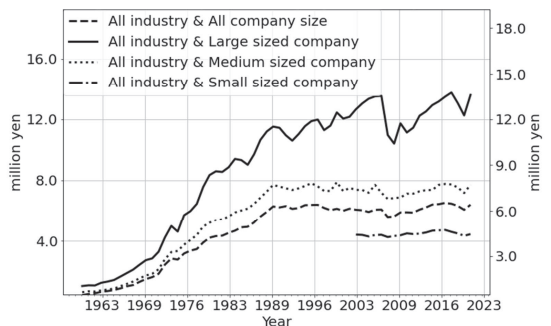


Fig.6.3. Labor productivity by Industry

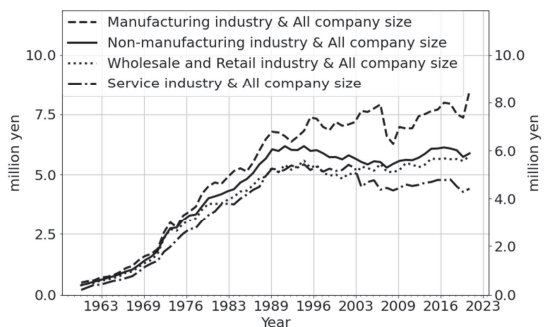


Fig.6.4. Labor share by Company scale

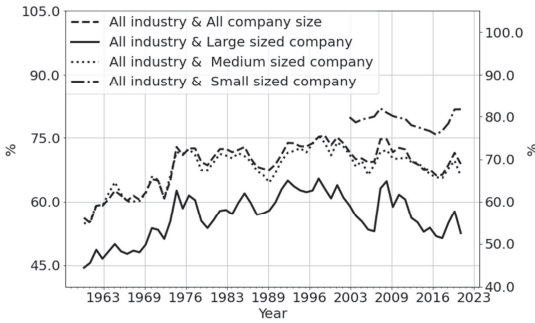


Fig.6.5. Labor share by Industry

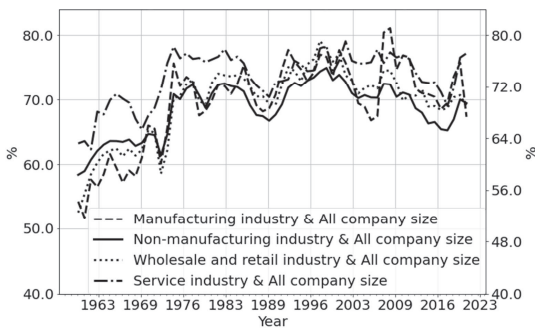


Fig.6.6. Capital Investment per employee by Company scale

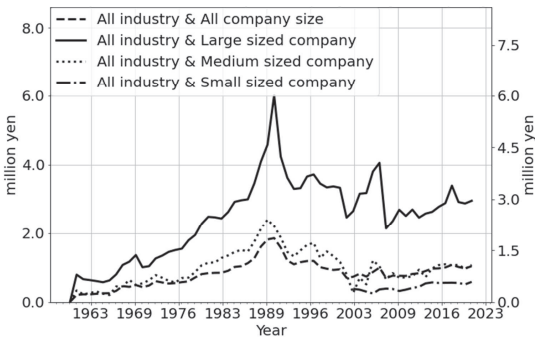


Fig.6.7. Capital Investment per employee by Industry

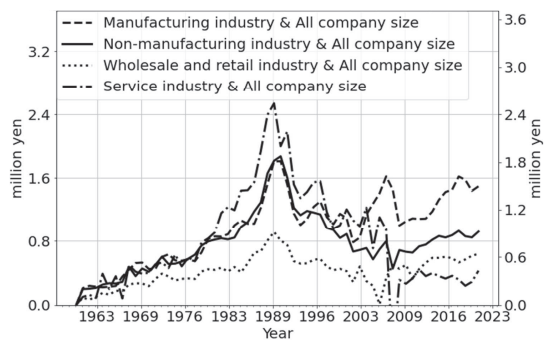


Fig.6.8. Retained earnings per employee by Company scale

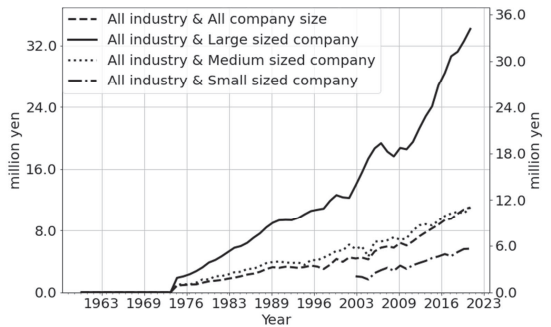
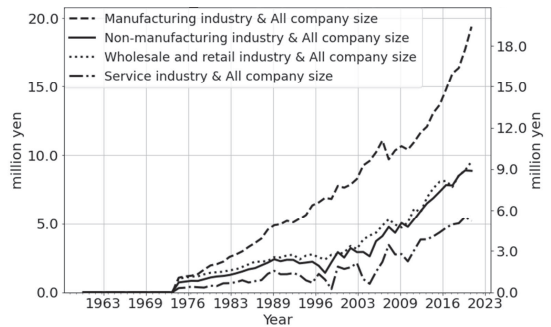


Fig.6.9. Retained earnings per employee by Industry



(注) Fig.6.1. ~ Fig.6.9.: 財務省が公表している法人企業統計調査の年度調査から各項目を一人当たりに変換して算出している。独自のプログラムで集計，グラフの作成を行った。

横ばいから若干の低下傾向であり，一人当たり内部留保額は，1997年以降に急速に増加していることが分かる。また，設備投資額は1980年代後半から1990年代前半をピークに減少傾向である。

Fig.6.2. は労働生産性の推移を企業規模別に示したものである。Fig.6.2. から労働生産性は大規模企業が中規模企業，小規模企業に比較して高くなっており，その差は拡大傾向である。大規模企業の労働生産性は小規模企業の約2倍になっている

る。

Fig.6.3. は産業別の労働生産性を示したものである。Fig.6.3. から産業別で見れば，製造業の労働生産性が高く，サービス業の労働生産性が低い。製造業の労働生産性はサービス業の労働生産性の2倍程度となっている。

Fig.6.4. は全産業企業規模別の労働分配率の推移を示したものである。労働分配率では、小規模企業が80%前後と最も高く、中規模企業、全企業規模平均が70%程度、大規模企業は50-60%程度と最も低い。また、小規模企業は2020年度以降に上昇しているが、中規模企業、全企業規模平均、大規模企業では、2010年頃から労働分配率は低下傾向である。

Fig.6.5. は産業別の労働分配率の推移を示したものである。Fig.6.5. から2010年以降は全ての産業で労働分配率は低下傾向である。産業別に見ると製造業の労働分配率が比較的に高く非製造業が低くなっている。

Fig.6.6. は企業規模別の一人当たり設備投資額を、Fig.6.7. は産業別の一人当たり設備投資額を示したものである。Fig.6.6. から設備投資額は、やはり大規模企業が最も大きく、中規模企業、小規模企業の2倍以上になっている。しかし、大規模企業の設備投資額は1980～90年代をピークに2010年までは減少傾向であり、2010年以降も微増となっている。中規模企業、小規模企業の設備投資額は2000年代以降は横ばいから微増に留まっている。

Fig.6.7. から産業別の設備投資額を見ると、製造業の設備投資額が大きく、サービス業の設備投資額が小さい。製造業の設備投資額はサービス業の設備投資額の2倍以上となっている。

Fig.6.8. は企業規模別の一人当たり内部留保額を、Fig.6.9. は産業別の一人当たり内部留保額を示したものである。Fig.6.8. から大規模企業の内部留保額は、1990年代以降急速に拡大していることが分かる。中規模企業、小規模企業も同様に1990年代以降に内部留保額を増加させている。しかし、大規模企業の内部留保額は、中規模企業、小規模企業の3倍程度になっており、2021年度のデータでは、従業員一人当たり3000万円を超えている。

Fig.6.9. から産業別の内部留保額を見ると製造業の内部留保額の増加が大きく、非製造業、小売卸業も内部留保額の増加は著しい。製造業が内部留保額を急増させていることは、設備投資額を抑

制している反動とも考えられる。

6.3. 企業規模および産業別の特徴

以上の考察から、企業規模および産業別の特徴をまとめると以下ようになる。

Fig.6.1. ～ Fig.6.9. から大企業および中規模企業の労働生産性は、1990年代前半までは上昇していたが、その後はほぼ横ばいとなる一方で、内部留保額は1990年代中頃より急速に増加している。労働分配率は1990年代前半までは上昇していたが、その後は上下動があるものの全体として低下傾向である。

Fig.6.2., Fig.6.4., Fig.6.6., Fig.6.8. から、小規模企業は、労働生産性、一人当たり設備投資額はほぼ横ばい、一人当たり内部留保額は2004年頃から上昇している。また、小規模企業の労働分配率は、80%前後と企業規模別では最も高く2020年以降も上昇している。

Fig.6.2., Fig.6.6., Fig.6.8. から、労働生産性、設備投資額、内部留保額は、企業規模が大きいほど高くなっており、大規模企業の労働分配率は低いが、労働生産性と労働分配率から算出される大規模企業の一人当たり人件費額は、小規模企業を大きく上回っており福利厚生を含めた待遇面で大規模企業と小規模企業の格差は大きなものになっていると推定できる。

Fig.6.3. から製造業の労働生産性は、1990年以降に上昇率の低下はあるものの2021年まで緩やかに上昇傾向が見られる。Fig.6.5. から製造業では、労働分配率も2020年頃に横ばいから若干の上昇が確認できる。しかし、Fig.6.3. から、非製造業、卸小売業、サービス業では1990年代までは労働生産性の上昇がみられたが、1990年代半ば以降は、ほぼ横ばいの状態が続いている。

一方、Fig.6.9. から内部留保額は全産業で1990年代半ばより増加している。

このように小規模企業では、労働生産性が低く労働分配率が高いため、賃金の上昇余力が乏しい厳しい状況にあることが分かる。

一方、大企業は、労働生産性が高く労働分配率が低いため、賃金の上昇余力があると推測できる。

この結果から、今後は企業規模による賃金格差がさらに拡大することが予想される。

産業別では、非製造業に比べて多額の設備投資の資金が必要な製造業は、労働分配率が高いことから賃金の上昇余力は低いと推測できる。一方で、非製造業は労働分配率が低く、今後の賃金の上昇余力が高いと考えられる。

以上のように、法人企業統計調査の財務データから付加価値額、労働分配率、設備投資額、内部留保額の推移を見ると、日本の多くの企業が厳しい経済環境の中でリスクを嫌い、新規投資や新規事業への進出を避けて設備投資額を抑制し、内部留保額を積み増していた。また労働生産性の上昇が見られない状況の中で、労働分配率はほぼ横ばいの状況が続いており、賃金の上昇が抑制されていた実態が浮き彫りになった。

7. 状態空間モデルを用いた賃金指数の分析

7.1. 毎月勤労統計調査の賃金指数の分析

前節まで、OECDが公表する購買力平価による先進国の賃金の推移、毎月勤労統計調査の賃金指数の推移や法人企業統計調査の年度調査から付加価値額と労働分配率、設備投資額、内部留保額の関係性などについて概観した。日本の賃金は1990年以降においてほとんど上昇していないこと、またCOVID-19のパンデミックやロシアによるウクライナ侵攻などの影響で世界的にインフレーションへの懸念が台頭している中で、日本の賃金の上昇率はCPIの上昇率を上回ることができず、足下の実質賃金の上昇率はマイナスとなっていることを確認した。先進各国において賃金上昇が実現している中で、なぜ日本の賃金の上昇率が低く抑えられているのか詳細に分析する必要がある。

前節では、法人企業統計調査のデータから日本の多くの企業では、1990年以降、労働生産性が伸び悩んでいること、同時に労働分配率も伸び悩んでいること、設備投資額も全体として減少傾向であること、その一方で多くの企業が内部留保額を増加させていることが明らかになった。人件費

や設備投資額を抑制して内部留保額を増加させていることは、日本の多くの企業が安定志向に傾いていることを示しており、新たなイノベーションや新規事業の開拓が遅れ、これがまた労働生産性の上昇を抑制する負のスパイラルに陥っていることが想定される。

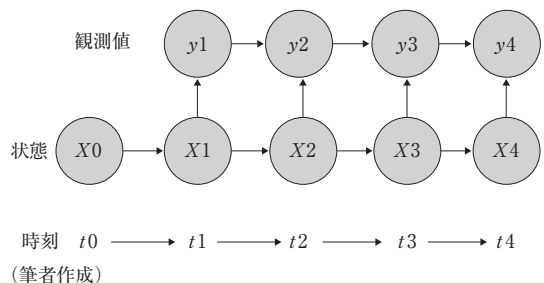
本節では、賃金指数をCPI、付加価値額、内部留保額により表現したモデルを新たに構築して、賃金指数の上昇率とCPIの上昇率、付加価値額の上昇率、内部留保額の上昇率との関係性を分析し、その結果から日本の賃金の構造的な課題について検証を試みる。

7.2. 状態空間モデルの概要

本稿では、まず賃金指数に対するCPI、付加価値額、内部留保額の影響を分析するため、賃金指数に対するCPI、付加価値額、内部留保額の間を表現する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賃金指数の上昇率に対するCPI、付加価値額、内部留保額の上昇率の影響を計測する。つまり、CPI、付加価値額、内部留保額の上昇率が賃金の上昇率に与える影響を計測し、その結果から日本の賃金の上昇率が低く抑えられてきた要因を考察する。

状態空間モデルとは、時系列で起きる事象の状態を状態方程式で表現する。状態方程式では、現在の状態は、Fig.7.1.に示すように過去の状態に確率的な変動が加わることで表現される。またデータの観測者が実際に観測する観測値は、各時点における状態に確率的な変動が加わることで得られる。つまり、観測者が観測するデータには、

Fig.7.1. 状態空間モデルの概念図



確率的な変動によって表現されるノイズが加わっているものとして扱い、事象の状態は状態方程式で表現することで観測誤差と事象の本来の構造を区別して分析を行うことができる。

さらに、現在の状態は、過去の状態に確率的な変動が加わることで表現される。状態空間モデルから得られるパラメータは時変係数であり、時系列データを扱う分析では、時間の経過による構造の変化に対応した分析が可能となる。従来からの回帰モデルでは時間の経過による構造変化に対応したパラメータを推定することは困難であるが、状態空間方程式はベイズの定理から構造変化に対応した時変係数としてパラメータを推定することが可能である。このため、本稿では時間の経過に対応して事象の構造変化を分析できる状態空間モデルを用いて分析を行う。

7.3. 状態空間モデルの構築

まず、賃金 W に関する状態空間モデルを構築する。ここでは、賃金を W 、CPI を C 、付加価値額を V 、内部留保額を R として (式 7.1) で示すモデルを構築する。(式 7.1) で W 、 C 、 V 、 R の添字 t は時間を表している。つまり、 t は当該の分析時点であり、 $t-n$ は t より n 期前の時点を示す。ここで構築したモデルでは、賃金 W の上昇に対する C 、 V 、 R の変化の影響にはタイムラグがあると考え、 C 、 V 、 R のデータは賃金のデータより n 期前のデータを用いる。つまり、 t 期の賃金指数の変化率に対する $t-n$ 期の CPI、付加価値額、内部留保額の変化率の影響を分析する。本稿では、タイムラグとして $n = 0, 1, 2, 3$ の 4 つのケースについて分析を行った。

7.4. 名目賃金指数の状態空間モデル

(式 7.1) の両辺の対数を取ると、(式 7.2) となる。(式 7.2) を C 、 V 、 R のそれぞれで偏微分すると (式 7.3)、(式 7.5)、(式 7.7) となり、それぞれ (式 7.4)、(式 7.6)、(式 7.8) のように整理すれば、パラメータ a は賃金 W に対する消費者物価指数 C の弾力性 (式 7.4)、パラメータ b は賃金 W に対する付加価値額 V の弾力性 (式 7.6)、

パラメータ c は賃金 W に対する内部留保額 R の弾力性 (式 7.8) であることが分かる。

賃金の変化率は、名目の賃金指数の年度のデータから算出した前年比である。この賃金指数の前年比を賃金上昇率とする。

CPI の変化率は、総合指数の月次データから年度データを算出した。付加価値額、内部留保額の変化率は、法人企業統計調査の年度調査の結果から算出した一人当たりのデータの前年比であり上昇率である。

$$W_t = e^{A_t} \cdot C_{t-n}^{a_t} \cdot V_{t-n}^{b_t} \cdot R_{t-n}^{c_t} \cdots \quad (7.1)$$

$$\begin{aligned} \ln(W_t) &= A_t + a_t \cdot \ln(C_{t-n}) + b_t \cdot \ln(V_{t-n}) \\ &\quad + c_t \cdot \ln(R_{t-n}) \cdots \quad (7.2) \end{aligned}$$

$$\frac{1}{W_t} \cdot \frac{\partial W_t}{\partial C_{t-n}} = a_t \cdot \frac{1}{C_{t-n}} \cdots \quad (7.3)$$

$$a_t = \frac{C_{t-n}}{W_t} \cdot \frac{\partial W_t}{\partial C_{t-n}} = \frac{\frac{\partial W_t}{W_t}}{\frac{\partial C_{t-n}}{C_{t-n}}} \cdots \quad (7.4)$$

$$\frac{1}{W_t} \cdot \frac{\partial W_t}{\partial V_{t-n}} = b_t \cdot \frac{1}{V_{t-n}} \cdots \quad (7.5)$$

$$b_t = \frac{V_{t-n}}{W_t} \cdot \frac{\partial W_t}{\partial V_{t-n}} = \frac{\frac{\partial W_t}{W_t}}{\frac{\partial V_{t-n}}{V_{t-n}}} \cdots \quad (7.6)$$

$$\frac{1}{W_t} \cdot \frac{\partial W_t}{\partial R_{t-n}} = c_t \cdot \frac{1}{R_{t-n}} \cdots \quad (7.7)$$

$$c_t = \frac{R_{t-n}}{W_t} \cdot \frac{\partial W_t}{\partial R_{t-n}} = \frac{\frac{\partial W_t}{W_t}}{\frac{\partial R_{t-n}}{R_{t-n}}} \cdots \quad (7.8)$$

(式 7.2) のパラメータ A 、 a 、 b 、 c は、(式 7.9)、(式 7.10)、(式 7.11)、(式 7.12) で示されるように、現在より n 期前の A_{t-n} 、 a_{t-n} 、 b_{t-n} 、 c_{t-n} の値に確率的な変動が加わった値とする。つまり、 A 、 a 、 b 、 c は時間とともにパラメータの値も変化する

時変係数である。

(式 7.2) は状態を表す状態モデルであり、(式 7.17) 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 7.13)、(式 7.14)、(式 7.15)、(式 7.16)、(式 7.18) で示される σ_A 、 σ_a 、 σ_b 、 σ_c 、 σ_{obs} は、それぞれ平均 0、標準偏差 $S_{_A}$ 、 $S_{_a}$ 、 $S_{_b}$ 、 $S_{_c}$ 、 $S_{_obs}$ の正規分布の確率密度関数に従う。

$$\begin{aligned} \ln(W_t) \\ = A_t + a_t \cdot \ln(C_{t-n}) + b_t \cdot \ln(V_{t-n}) \\ + c_t \cdot \ln(R_{t-n}) \cdots (7.2) \end{aligned}$$

$$A_t = A_{t-1} + \sigma_A \cdots (7.9)$$

$$a_t = a_{t-1} + \sigma_a \cdots (7.10)$$

$$b_t = b_{t-1} + \sigma_b \cdots (7.11)$$

$$c_t = c_{t-1} + \sigma_c \cdots (7.12)$$

$$\sigma_A \sim Normal(0, s_{_A}) \cdots (7.13)$$

$$\sigma_a \sim Normal(0, s_{_a}) \cdots (7.14)$$

$$\sigma_b \sim Normal(0, s_{_b}) \cdots (7.15)$$

$$\sigma_c \sim Normal(0, s_{_c}) \cdots (7.16)$$

$$\ln(W_{obs_t}) = \ln(W_t) + \sigma_{obs} \cdots (7.17)$$

$$\sigma_{obs} \sim Normal(0, s_{obs}) \cdots (7.18)$$

7.5. 実質賃金指数の状態空間モデル

(式 7.2) の状態空間モデルは、名目の賃金指数のデータを用いたモデルである。本稿では、(式 7.2) のモデルとは別に、実質賃金指数を用いた(式 7.19) の状態空間モデルを構築した。

(式 7.19) の状態空間モデルにより、実質賃金指数の上昇率に対する実質付加価値額と実質内部留保額の変化率の影響を計測する。つまり、2023年6月時点で低迷している実質賃金指数の構造分析を試みる。

(式 7.19) の状態空間モデルは、実質値のデータを扱うため、(式 7.2) の状態空間モデルから CPI の項を削除したものである。

(式 7.19) のパラメータ A 、 b 、 c は、(式 7.20)、(式 7.21)、(式 7.22) で示されるように、現在より n 期前の A_{t-n} 、 b_{t-n} 、 c_{t-n} の値に確率的な変動が加わったものである。つまり、 A 、 b 、 c は時間とともにパラメータの値も変化する時変係数である。

(式 7.19) は状態を表す状態モデルであり、(式 7.26) 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 7.23)、(式 7.24)、(式 7.25)、(式 7.27) で示される σ_A 、 σ_b 、 σ_c 、 σ_{obs} は、それぞれ平均 0、標準偏差 $S_{_A}$ 、 $S_{_b}$ 、 $S_{_c}$ 、 $S_{_obs}$ の正規分布の確率密度関数に従う。

$$\begin{aligned} \ln(W_t) \\ = \cdot A_t + b_t \cdot \ln(V_{t-n}) \\ + c_t \cdot \ln(R_{t-n}) \cdots (7.19) \end{aligned}$$

$$A_t = A_{t-1} + \sigma_A \cdots (7.20)$$

$$b_t = b_{t-1} + \sigma_b \cdots (7.21)$$

$$c_t = c_{t-1} + \sigma_c \cdots (7.22)$$

$$\sigma_A \sim Normal(0, s_{_A}) \cdots (7.23)$$

$$\sigma_b \sim Normal(0, s_{_b}) \cdots (7.24)$$

$$\sigma_c \sim Normal(0, s_{_c}) \cdots (7.25)$$

$$\ln(W_{obs_t}) = \ln(W_t) + \sigma_{obs} \cdots (7.26)$$

$$\sigma_{obs} \sim Normal(0, s_{obs}) \cdots (7.27)$$

(式 7.19) の状態空間モデルで使用するデータは、賃金の変化率については、毎月勤労統計調査の実質賃金指数の年度のデータから算出した前年比である。この実質賃金指数の前年比を実質賃金上昇率とする。

付加価値額、内部留保額の変化率は、法人企業統計調査の年度調査の結果から算出した一人当たりのデータを CPI で除して物価上昇分を除外した後の前年比である。

7.6. 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、日本の賃金は、厚生労働省が公表している毎月勤労統計調査の年度集計のデータとする。(式 7.2) のモデルは、名目賃金指数、(式 7.19) のモデルでは実質賃金指数を用いる。CPI は、総務省が公表している消費者物価指数の月次の総合指数を用いて年度データに変換して使用する。

(式 7.2) のモデルの付加価値額、内部留保額は財務省が公表している法人企業統計調査の年度調査のデータを用いて 6.1 項で説明した方法によって算出した。両データともに期中従業員数と期中役員数の合計で除して一人当たり付加価値額、一人当たり内部留保額として用いた。年度のデータを使用したのは、法人企業統計調査では、付加価値額、内部留保額の算出に必要な項目が公表されているのは年度データに限定されているためである。

また、(式 7.19) のモデルの実質付加価値額、実質内部留保額については、上記で算出した一人当たり付加価値額、一人当たり内部留保額を CPI で除して実質値に変換して用いた。

なお、本稿で使用した法人企業統計調査の産業には金融保険を含んでいない。金融保険を含んだデータでは、付加価値額、内部留保額の算出に必要な項目が公表されていないため同産業を除いた全産業のデータを使用した。

一方、毎月勤労統計調査の年度の賃金指数には金融保険が含まれている。このため、毎月勤労統計調査の賃金指数の年度データから金融保険を除いた賃金指数のデータを推計する必要がある。ここでは以下のように、毎月勤労統計調査の賃金指数から金融保険を除いた賃金指数を推計した。まず名目の賃金指数については、毎月勤労統計調査の産業別の年度データから、金融保険を含めた全ての産業の平均値を算出し、毎月勤労統計調査が公表している年度の数値との比を調整係数 r として算出した。毎月勤労統計調査は、全産業の賃金指数を計算する際の産業別のウエイトを公表していない。そこで、この調整係数 r を毎月勤労統

計調査から金融保険業を除いた全産業の賃金指数を計算する際に使用する。つまり、金融保険を除いた全産業の賃金指数の平均値を算出し、先に算出した調整係数 r で補正して分析に用いる名目賃金指数を推計した。

実質賃金指数は、名目賃金指数のように産業別の賃金指数が公表されていない。したがって、上記で推計した金融保険を除いた全産業の名目賃金指数と毎月勤労統計調査で公表されている全産業の名目賃金指数の比率を調整係数 p として算出し、毎月勤労統計調査で公表されている全産業の実質賃金指数をこの調整係数 p で調整して金融保険業を除く全産業の実質の賃金指数を推計した。

7.7. MCMC による状態空間モデルの解法

7.4., 7.5. 項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 θ 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 $p(\theta/x)$ とするとベイズの定理から事後分布 $p(\theta/x)$ 、事前分布 $p(\theta)$ 、尤度 $p(x/\theta)$ の確率の関係は、(式 7.28)、(式 7.29) のようになる。したがって、事後分布は、(式 7.30) で表現される。

$$x = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\} \dots (7.28)$$

$$\begin{aligned} &P(\theta/x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) \cdot P(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) \\ &= P(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n/\theta) \cdot P(\theta) \dots (7.29) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &P(\theta/x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) \\ &= \frac{P(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n/\theta) \cdot P(\theta)}{\int P(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n/\theta) \cdot P(\theta) d\theta} \dots (7.30) \end{aligned}$$

(式 7.30) で得られた事後分布からパラメータ θ を点推定するためには、事後分布の期待値を算出する。事後分布の期待値を EAP (expected a posteriori) 推定値といい、パラメータ θ は (式 7.31) のように求める。

$$\begin{aligned}\theta_{EAP} &= \int \theta \cdot P(\theta/\mathbf{x}) d\theta \\ &= \int \theta \cdot \frac{P(\mathbf{x}/\theta) \cdot P(\theta)}{P(\mathbf{x})} d\theta \cdots (7.31)\end{aligned}$$

ここで、パラメータ θ が n 次元ベクトル $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_n\}$ とすると、1 番目のパラメータ θ_1 の EAP 推定値 θ_{1EAP} は、(式 7.32) で求められる。

$$\begin{aligned}\theta_{1EAP} &= \int \theta_1 \cdot P(\theta_1/\mathbf{x}) d\theta \\ &= \int \theta_1 \int \cdots \int P(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_n/\mathbf{x}) d\theta_n d\theta_{n-1} \cdots d\theta_1 \\ &= \int \theta_1 \int \cdots \int P(\theta/\mathbf{x}) d\theta_n d\theta_{n-1} \cdots d\theta_1 \cdots (7.32)\end{aligned}$$

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)²¹⁾ に Stan²²⁾ を使用した。(式 7.2) から (式 7.27) で表現されるモデルを Stan でプログラムを実装して、先に説明した (式 7.2) のモデルでは、賃金指数, CPI, 付加価値額指数, 内部留保指数のデータを用い、(式 7.19) のモデルでは、賃金指数, 付加価値額指数, 内部留保指数のデータを用いて、それぞれの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、(式 7.2) のモデルについては、以下の通りである。

a, b, c は弾力性であるから基準値は 1 として (式 7.32) ~ (式 7.34) のように平均値 1, 標準偏差 3 の正規分布を弱情報事前分布として設定した。

A は、水準成分であるから (式 7.31) のように

若干広めの平均値 1, 標準偏差 5 の正規分布を弱情報事前分布として設定した。

$$A_0 \sim Normal(1, 5) \cdots (7.31)$$

$$a_0 \sim Normal(1, 3) \cdots (7.32)$$

$$b_0 \sim Normal(1, 3) \cdots (7.33)$$

$$c_0 \sim Normal(1, 3) \cdots (7.34)$$

(式 7.19) のモデルについても b, c は弾力性であるから (式 7.35) ~ (式 7.36) で示すように、平均値 1, 標準偏差 3 の正規分布を弱情報事前分布として設定した。

A は、水準成分であるから (式 7.37) に示す通り、平均値 1, 標準偏差 5 の正規分布を弱情報事前分布として設定した。

$$A_0 \sim Normal(1, 5) \cdots (7.35)$$

$$b_0 \sim Normal(1, 3) \cdots (7.36)$$

$$c_0 \sim Normal(1, 3) \cdots (7.37)$$

また MCMC 法の実行に必要な設定は次の通りである。それぞれのモデルともに収束の目安として各パラメータの *Rhat*²⁷⁾ が 1.1 以下となるように以下の設定値を決定した。

(式 7.2) の名目賃金指数のモデルでは、

繰り返し数 (*iter*)²³⁾: 2 万回

バーイン期間 (*warmup*)²⁴⁾: 2000 回

間引き (*thin*)²⁵⁾: 2

チェーン (*chains*)²⁶⁾: 4

(式 7.19) の実質賃金指数のモデルでは、

繰り返し数 (*iter*): 4 万回

バーイン期間 (*warmup*): 1 万回

間引き (*thin*): 2

チェーン (*chains*): 4

上記の設定により、(式 7.2), (式 7.19) のそれぞれのモデルを MCMC によりサンプリングした。

なお (式 7.2), (式 7.19) の両モデルともに、 t 期の賃金指数の変化率に対する $t-n$ 期の CPI (式

Fig.7.2. Histogram of parameter a1[32]:FY 2021

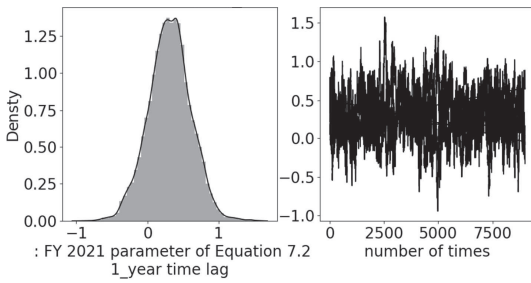


Fig.7.3. Histogram of parameter b1[32]:FY 2021

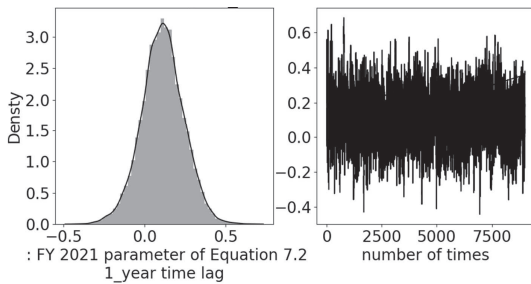


Fig.7.4. Histogram of parameter c1[32]:FY 2021

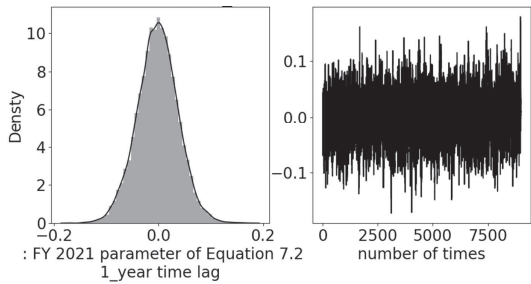


Fig.7.5. Histogram of parameter b1[32]:FY 2021_ Real_value_model

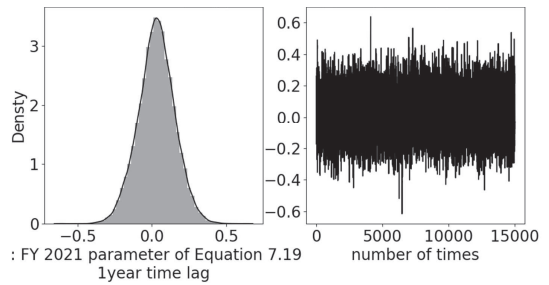
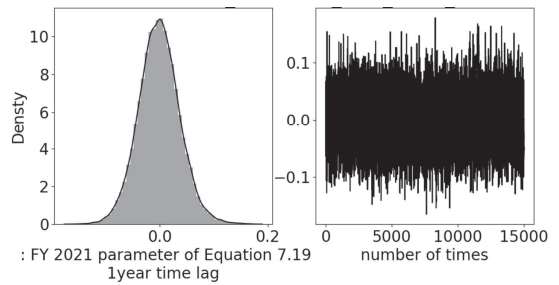


Fig.7.6. Histogram of parameter c1[32]:FY 2021_ Real_value_model



ラメータ a , b , c のサンプリング結果を Fig.7.2. ~ Fig.7.4. に示す。

同様に、2021年度の(式7.19)のモデルのパラメータ b , c のサンプリング結果を Fig.7.5. ~ Fig.7.6. に示す。

Fig.7.2. ~ Fig.7.6. から(式7.2), (式7.19)の両モデルともに収束している状態が確認できる。

(式7.2), (式7.19)の両モデルの A , a , b , c は時変係数であるから分析期間と同数のパラメータの平均値が存在する²⁸⁾。

7.2のモデルのみ), 付加価値額, 内部留保額の変化率の影響を分析する。ここでは, タイムラグ n として $n = 0, 1, 2, 3$ の4つのケースについて分析を行った。

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。

7.8. 状態空間モデルの分析結果

MCMC の実行で得られた, それぞれのパラメータの収束状態を確認するため, 分析期間の最終年度である 2021 年度の(式7.2)のモデルの

7.9. 名目の賃金指数モデルの分析結果の考察

(式7.2)のパラメータ A , a , b , c のサンプリング結果の平均値をそれぞれ Fig.7.7. ~ Fig.7.10. に示す。ここで, パラメータ a , b , c は賃金の上昇率に対する CPI, 付加価値額, 内部留保額の弾力性である。したがって, Fig.7.7. ~ Fig.7.10. から(式7.2)のパラメータ a , b , c の値を評価することによって, CPI, 付加価値額, 内部留保額の変化率が賃金指数の上昇率に与えた影響について考察することができる。

Fig.7.7. Parameter 'a' of Bayesian model mean value for each time lag

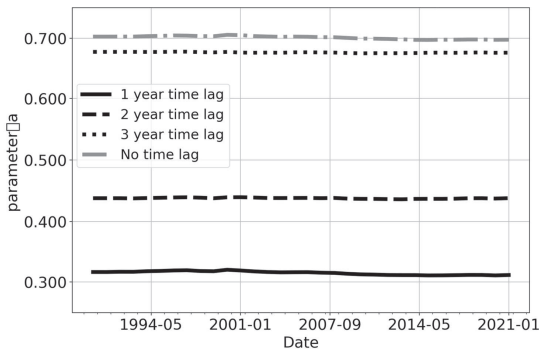


Fig.7.8. Parameter 'b' of Bayesian model mean value for each time lag

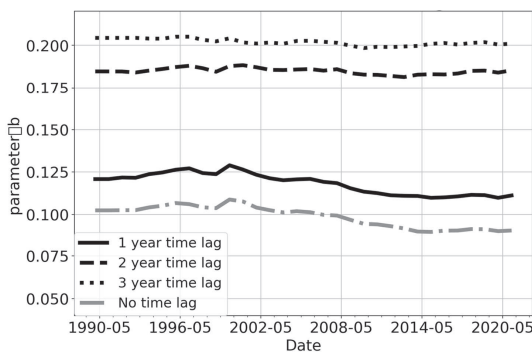


Fig.7.7. は、賃金指数に対する n 期前の CPI の弾力性であるパラメータ a の推移である。

Fig.7.7. から、 a の値は、タイムラグ1年、2年では0.4前後、タイムラグ3年、タイムラグ無しでは0.7前後であり、タイムラグ1年、2年ではCPIの変化率に対する賃金指数の上昇率が小さい。

タイムラグ3年の分析結果は、CPIが上昇してから3年を経過した時点での賃金指数の上昇率に与える影響の程度を示しており、この値が大きいということは、CPIが上昇してから賃金指数が十分に上昇するまでに3年程度が必要であることを示している。また、タイムラグ1年、2年の a の数値が低いことは、CPIが上昇してから1年あるいは2年では賃金の上昇に与える影響が比較的に小さいことを示している。一方、タイムラグ無しの a の値が0.7前後と大きくなっているのは、直近のCPIの変化は賃金上昇率に与える影響が大きいことを示している。つまり、CPIの上昇率が

Fig.7.9. Parameter 'c' of Bayesian model mean value for each time lag

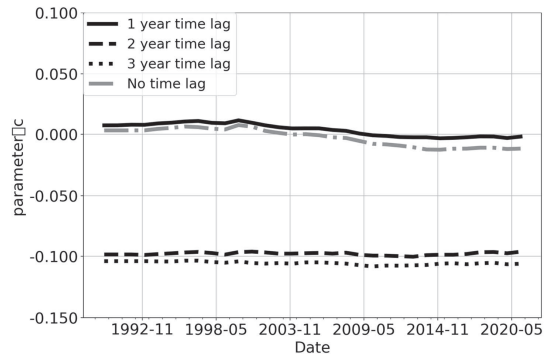
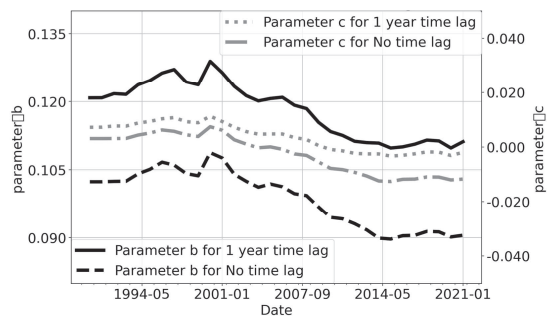


Fig.7.10. Parameter 'b' & 'c' of Bayesian model mean value for 1 & NO time lag



賃金指数の上昇率へ与える影響は中長期的に浸透するには3年程度の期間が必要であるが、短期的には直近のCPIの上昇率が賃金上昇率に与える影響は大きいと解釈できる。

また、タイムラグ1年の場合は a の値が時系列で変化している。つまり、Fig.7.10. からタイムラグ1年の場合は、 a の値は1990年代は比較的高く、2020年前後は若干低くなっている。CPIの上昇が1年後の賃金上昇率へ与える影響は近年になって若干低下している。もっとも、この期間は、日本がデフレ経済から脱却できずCPIがマイナスとなっていた時期であるから、CPIが賃金の上昇率へ与える影響度が低下しなかったら賃金は上昇どころかさらに下降していたことになる。その意味では、現実の経済状況と整合性がある。

Fig.7.8. は、賃金指数に対する n 期前の付加価値額の弾力性であるパラメータ b の推移である。Fig.7.10. はタイムラグ無しおよびタイムラグ1年

のパラメータ b と c の値を拡大表示したものである。

Fig.7.8. および Fig.7.10. から、 b の値は、タイムラグ無しは 0.1, タイムラグ 1 年は 0.12, 2 年では 0.18 前後, タイムラグ 3 年で 0.2 程度であり、時間の経過とともに付加価値額の変化率が賃金指数の上昇率に与える影響は大きくなっている。この結果から、付加価値額の変化率が賃金の上昇率へ影響を与えるには時間が必要であり、付加価値額の上昇がすぐに賃金上昇にはならない構造であることが分かる。また、パラメータ a の値に比較してパラメータ b の値は比較的小さくなっており、付加価値額の上昇による賃金上昇はあまり期待できないことが分かる。先の法人企業統計調査のデータから分析した通り、日本の労働分配率が横ばいから低下で推移していることと整合性のある結果となっている。

また Fig.7.10. より、タイムラグ無し、タイムラグ 1 年では b の時間変化が確認できる。タイムラグ無し、タイムラグ 1 年では、 b の値が 1990 年代後半から低下傾向であり、近年は付加価値額の上昇率が賃金上昇率へ与える影響の程度が低下傾向であることが分かった。この結果は、毎月勤労統計調査が公表している 2020 年以降の賃金上昇率が低下している実態や法人企業統計調査のデータから分析した労働分配率が低下傾向である実態とも整合性がある。

Fig.7.9. は、賃金指数に対する n 期前の内部留保額の弾力性であるパラメータ c の推移である。

Fig.7.10. はタイムラグ無しおよびタイムラグ 1 年のパラメータ b と c の値を拡大表示したものである。Fig.7.9. および Fig.7.10. から、 c の値は、タイムラグ無しでは 0.1, タイムラグ 1 年では 0.07 ~ -0.03, タイムラグ 2 年は -0.1, タイムラグ 3 年は -0.11 と小さな値であり、内部留保額の変化率が賃金の上昇率へ与える程度は、CPI や付加価値額と比較して小さなものであることが分かった。しかし、タイムラグ 2 年および 3 年では、マイナス 0.1 前後と負の数値であり、内部留保額の上昇率が賃金上昇率へ与える影響は 2 ~ 3 年を経過してネガティブであることが確認できた。つ

まり、法人企業統計調査のデータで明らかになった 2000 年以降の内部留保額の増加は、賃金の上昇を抑制する影響を与えていたことが確認できた。

7.10. 実質の賃金指数モデルの分析結果の考察

次に、(式 7.19) の実質賃金指数のモデルによる分析結果を Fig.7.11. ~ Fig.7.13. に示す。

Fig.7.11. Parameter 'b' of real value model mean value for each time lag

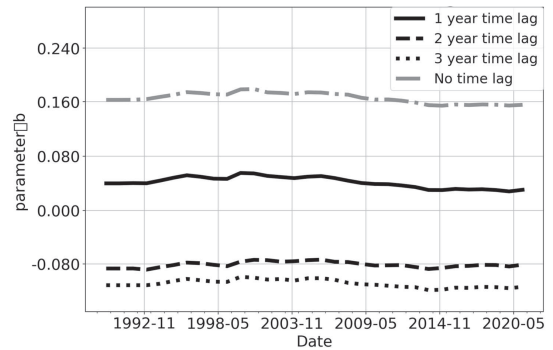


Fig.7.12. Parameter 'c' of real value model mean value for each time lag

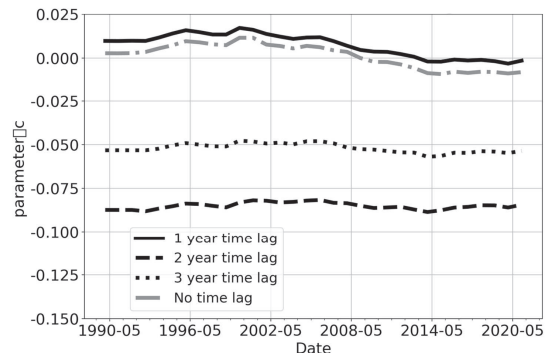


Fig.7.13. Parameter 'b' & 'c' of real value model mean value for 1 & NO time lag

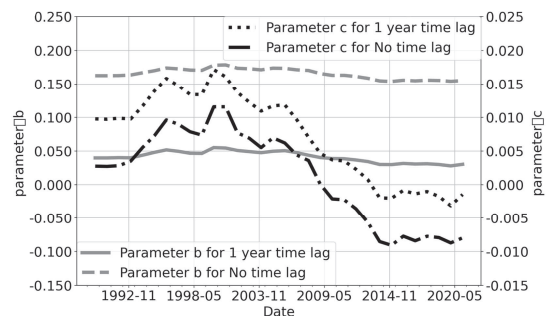


Fig.7.11. は、実質賃金指数に対する n 期前の付加価値額の弾力性であるパラメータ b の推移である。Fig.7.13. はタイムラグ無しおよびタイムラグ1年のパラメータ b と c の値を拡大表示したものである。Fig.7.11. および Fig.7.13. から、 b の値は、タイムラグ無しは 0.15 程度、タイムラグ1年は 0.05、2年では -0.08 前後、タイムラグ3年で -0.1 程度であった。タイムラグ無しでは、0.15 前後と数値は小さいものの、付加価値額の上昇率が賃金の上昇率へ与える影響はポジティブである。一方、タイムラグ1年では b の値が 0.08 前後と付加価値額の上昇率が賃金上昇率へ与える影響はさらに縮小し、タイムラグ2年ではマイナスの値へ転じている。 b の絶対値は小さな値であり僅かな影響であるが付加価値額の上昇率が賃金の上昇率へネガティブな影響を与えている。さらに、タイムラグ3年では、 b の値は -0.1 であり付加価値額の上昇率が賃金上昇率へネガティブな影響を与える程度が拡大している。

この結果は、毎月勤労統計調査が公表した実質賃金上昇率が 2023 年 4 月は 13 カ月連続で前年比マイナスであったことを支持する結果である。つまり、CPI が高水準に推移していることによって賃金上昇率が CPI を上回ることができず、実質賃金の上昇率がマイナスとなっていることを示す分析結果の一つと考えられる。また、Fig.7.11. および Fig.7.13. から、タイムラグ1年の b は小さい値ながらプラス値であり実質賃金上昇率に対してポジティブであるが、2000 年前後をピークに低下しており、近年は付加価値額の上昇率が賃金の上昇率へ与える影響の程度が低下している。

Fig.7.12. は、実質賃金指数に対する n 期前の内部留保額の弾力性であるパラメータ c の推移である。

Fig.7.13. はタイムラグ無しおよびタイムラグ1年のパラメータ b と c の値を拡大表示したものである。Fig.7.12. および Fig.7.13. から、 c の値は、タイムラグ無しでは 0.02 ~ -0.08 程度、タイムラグ1年では 0.01 ~ -0.05、タイムラグ2年は -0.09、タイムラグ3年は -0.05 と小さな値であり、 c の値から内部留保額の変化率が実質賃金の上昇

率へ与える程度は、付加価値額と比較して小さなものである。しかし、タイムラグ2年および3年では、マイナス 0.01 ~ 0.05 前後と負の数値であり、内部留保額の上昇率が実質賃金上昇率へ与える影響は 2 ~ 3 年を経過して僅かであるがネガティブな影響を与えることが確認できた。

つまり、(式 7.19) の実質賃金指数のモデルにおいても内部留保額の増加が、実質賃金の上昇を抑制する影響を与えていたことが確認できた。

7.11. 分析結果を踏まえた実体経済の検証

以上のように、ここで構築したモデルの分析結果から、1990 年以降の 30 年間に日本の賃金上昇率が他の先進国と比較して低く抑えられてきた要因が推測できる。

日本の多くの企業では、1990 年以降に設備投資や人件費を抑制し企業の存続や安定を優先させてきた。1990 年以降はバブル経済の崩壊によって厳しい経済環境であったことは事実である。しかし、新たな設備投資によるイノベーションの実現や新規事業の開拓、社会経済のデジタル化などに積極的に取り組むことはなく、新たに生み出した付加価値や余剰資金は内部留保として温存する安定志向に陥っていった。

その結果として、労働生産性を高めることができず、賃金上昇に対する付加価値額の弾力性は低下し、さらに CPI の弾力性も低下したことにより、CPI を上回る賃金の上昇すら実現できない状況が生み出されている。さらに、内部留保額の弾力性は賃金の上昇率に対してネガティブであることから、賃金の上昇率が低迷した状態が継続している。

この状況を打破するには、多くの企業が内部留保額を増加させる安定志向の経営から脱却し、人件費や設備投資額を拡大して先端的なイノベーションの実現や新規事業の開拓に取り組み労働生産性を高める必要がある。その結果として労働分配率を上昇させて、負のスパイラルを脱却し、未来志向の夢のある経営へ移行することが可能となる。

8. AIを用いた賃金指数のシミュレーション

8.1. 賃金指数の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「賃金指数予測モデル ver1」²⁹⁾を構築して、賃金指数をCPI、付加価値額、人件費、内部留保額などのデータを用いてシミュレートする。「賃金指数予測モデル ver1」による分析を通してCPI、付加価値額、人件費、内部留保額が、賃金指数へ与える影響を考察するとともに、次節で試みる5年先の賃金指数の予測のためのモデルの確認を行う。

8.2. 賃金指数のシミュレーションの概要

今回の「賃金指数予測モデル ver1」は、時系列データの処理に特化したLSTM層³⁰⁾を2層、全結合層を11層、ドロップ層を1層として構築した。「賃金指数予測モデル ver1」のラベルデータは、時点 t における賃金指数である。一方、入力データは、賃金指数とCPI、6節で作成した付加価値額、人件費額、内部留保額である。賃金指数のデータだけを用いて過去の賃金指数の変動から予測を行うタイプA、賃金指数のデータとCPI、付加価値額、人件費額、内部留保額を入力データとしたタイプBの2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1～3期前、つまり時点 $t-1$ から時点 $t-3$ までの賃金指数を用いて時点 t の賃金指数の値を予測する。同様にタイプBでは、時点 t より1～3期前の賃金指数と1～3期前のCPI、付加価値額、人件費額、内部留保額により時点 t の賃金指数の値を予測する。

なお、付加価値額、人件費額、内部留保額については2020年度のデータを基準として指数を算出し付加価値額指数、人件費額指数、内部留保額指数として分析に用いた。さらに、賃金指数、CPI、付加価値額指数、人件費額指数、内部留保額指数をそれぞれ正規化してシミュレートした。したがって、シミュレーションの実行後は、その

予測値から正規化の逆関数によって賃金指数の予測値を算出した。代表的なモデルとしてタイプB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のそれぞれのモデルによって賃金指数のシミュレーションを行い、その結果を比較することで、賃金指数、CPI、付加価値額指数、人件費額指数、内部留保額指数が賃金指数へ与える影響を検証する。本稿では、賃金指数、CPI、付加価値額指数、人件費額指数、内部留保額指数の年度のデータを用いた。データは、7節の状態空間モデルと基本的に同じものである。したがって賃金指数の分析期間は、必要なデータが取得できる1990年度から2021年度までとした。

このように「賃金指数予測モデル ver1」のタイプA、タイプB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賃金指数の変動をシミュレートした。モデルの学習期間は、1990年度から2021年度までである。この学習済みのモデルで t 期の賃金指数をシミュレートするには、 $t-1$ 、 $t-2$ 、 $t-3$ 期のデータが必要であるから、賃金指数をシミュレートする期間は1994年度から2021年度までとなる。また、予測値と実際の賃金指数のデータからそれぞれのモデルのRoot Mean Squared Error (RMSE)³¹⁾およびRMSEを分析期間の賃金指数の平均値で除した $RMSE_prc$ を算出しモデルの評価指標とした。

なお、タイプA、タイプBともにエポック数は50回とし、それをワンセットとして200回学習させて、 $RMSE_prc$ が最小となったモデルを選択してそれぞれのタイプの学習済みモデルとした。

8.4. 賃金指数のシミュレーションの結果

タイプA、タイプBのシミュレーションの結果をFig.8.2.、Fig.8.3.に示す。Fig.8.2.、Fig.8.3.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.8.3.から、各モデルによる賃金指数の予測値は、完全とは言えないまでも概ね実際の賃金指数の動きを捉えている。「賃金指数予

Fig.8.1. 「賃金指数予測モデル ver1」
タイプBの構成

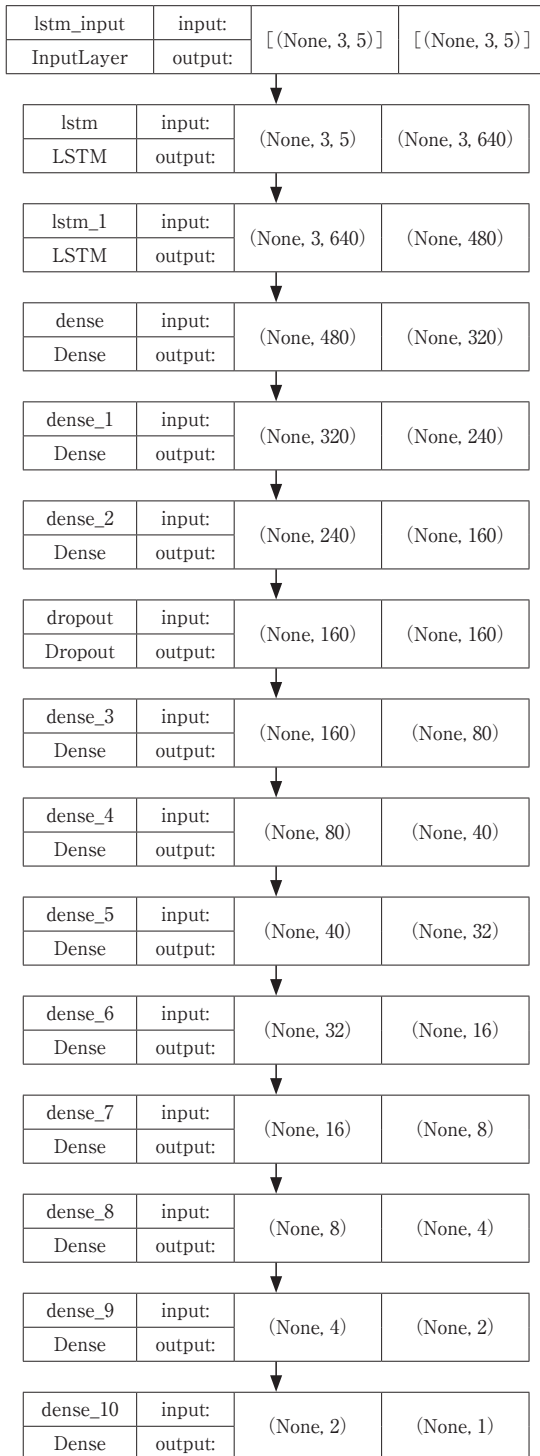


Fig.8.2. Wage index simulation using TYPE_A

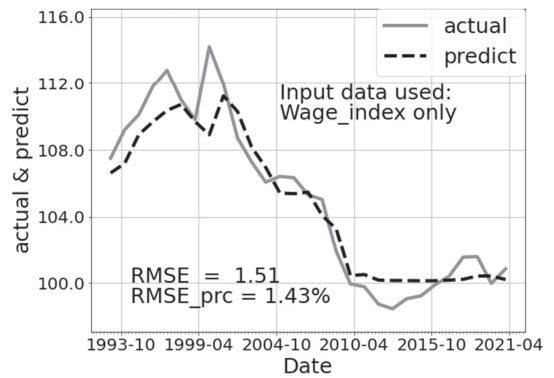
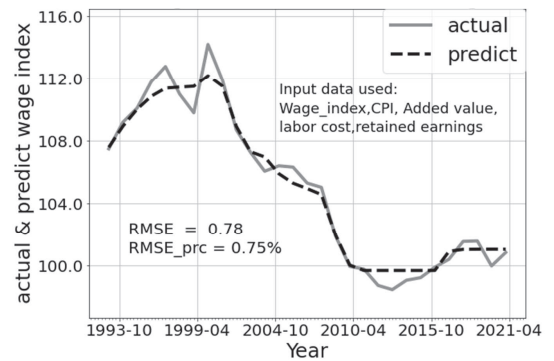


Fig.8.3. Wage index simulation using TYPE_B



測モデル ver1」の評価指標として予測値と実績値との RMSE および RMSE 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。

タイプ A の $RMSE_prc$ は 1.43% (Fig.8.2.), タイプ B は 0.75% (Fig.8.3.) であった。RMSE は、タイプ B が低い値となっており、賃金指数、CPI、付加価値額指数、人件費額指数、内部留保額指数から予測するタイプ B が現実の賃金指数を少ない誤差でシミュレートしていることが分かった。この結果から、賃金指数と CPI、付加価値額指数、人件費額指数、内部留保額指数を組み合わせたデータを使用することが賃金指数のシミュレーションには有効であることが確認できた。

このように評価指標を総合的にみれば、賃金指数のデータを単独で使うモデル A よりも賃金指数と CPI、付加価値額指数、人件費額指数、内部留保額指数のデータを使用したモデル B の方が賃金指数のシミュレーションには望ましい。つま

り、賃金指数の変動にCPI、付加価値額指数、人件費額指数、内部留保額指数が影響を与えていることを「賃金指数予測モデル ver1」の分析結果から確認することができた。

9. AIを用いた賃金指数の予測

9.1. 5年後の賃金指数のシミュレーション

次に、本稿執筆時点で、賃金指数、CPI、付加価値額指数、人件費額指数、内部留保額指数などのデータが取得および算出可能な1990年度から2021年度（2022年3月期）までの年度データを用いてタイプBを学習させ、2021年度から5年先の2026年度（2027年3月期）までの賃金指数をシミュレートした。その結果が、Fig.9.1.である。なお、この予測の前提条件として、2022年度時点の賃金指数、CPI、付加価値額指数、人件費額指数、内部留保額指数が5年後にどの程度変化するか仮定を設定した。具体的には、5年後の2026年度に賃金指数、CPI、付加価値額指数、人件費額指数がそれぞれ15ポイント拡大するが、内部留保額指数は2021年度から変化しないケースを設定した。この場合、賃金指数、CPI、付加価値額指数、人件費額指数、内部留保額指数が1年毎に(15/5)ポイント拡大し5年度後に15ポイント拡大することになる。

5年後までの賃金指数の予測の方法は以下の通りである。まず学習済みのタイプBのモデルを用いて、1年度先の賃金指数の予測値をシミュレートする。この1年度先の賃金指数の予測値を最新の実績値データとして入力データを再設定し、再び学習済みのタイプBのモデルによりさらにその翌年度の予測を行う。この作業を繰り返して5年先の賃金指数を予測した。

Fig.9.1. にシミュレーション結果を示す。Fig.9.1. から5年後の2026年度の賃金指数は101.48と予測しており、2021年度からわずかに0.28ポイントの上昇となった。今回のシミュレーションの結果では、賃金指数は今後5年間、ほぼ横ばいであり、引き続き賃金上昇率はCPIの上昇率を上回ることができないことを予測している。

Fig.9.1. Wage index index Predict to 2026FY

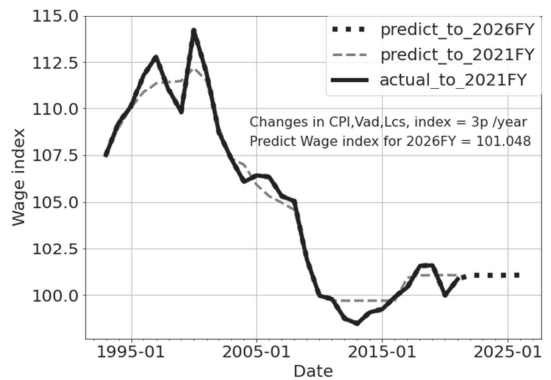


Fig.9.1. からタイプBのシミュレーション結果を確認すると2015年以降は賃金指数がほぼ横ばいである。つまり、CPIや付加価値額が上昇しても賃金にはほとんど影響しないことを構築したAIモデルが学習したことが一因と考えられる。

今回のAIモデルが学習した後半の期間は、COVID-19のパンデミックやロシアによるウクライナ侵攻など予測できない事象の発生やその結果としての為替レートの変動、物価上昇など社会経済が混乱していた時期でもあり、賃上げに慎重な姿勢を取る企業が多かったことが影響しているのではないかと考えられる。同時に、この30年間にわたり構造的に賃金の上昇を抑制してきたこともAIモデルは学習しているから、そのような構造的な要因も少なからず影響しているであろう。

少なくとも今回のシミュレーション結果が示すように、賃金指数が今後5年先においてもCPIの上昇率を上回ることができない状況は、望ましいことではない。CPIの上昇率を上回る賃金上昇率を実現するためには、今回のAIモデルが学習した構造的な問題から脱却する必要がある。CPI、付加価値額指数が上昇すれば、賃金指数も上昇する経済の構造を実現しなくてはならない。

10. おわりに

本稿では、いわゆるバブル経済崩壊後の1990年以降に、他の先進国と比較して上昇率が低く抑えられていた日本の賃金について、毎月勤労統計

調査や法人企業統計調査のデータを用いて分析検討を行った。日本の多くの企業は1990年代以降に労働生産性が伸び悩み、厳しい経済環境の中で生き残りの戦略として、設備投資や人件費を抑制して内部留保を増加させてきた。その結果、デジタル化や人工知能など新たなイノベーションの実現や新規事業の開拓に遅れを取り、労働生産性の向上は達成できず、賃金も上昇しないという負のスパイラルとも言える状況に陥ってしまった。

毎月勤労統計調査や法人企業統計調査のデータを用いた状態空間モデルによる分析では、このような状況を肯定する結果が示された。一方、COVID-19の世界的なパンデミックは一応の終焉となり経済は回復軌道へ戻りつつある。他方で、COVID-19のパンデミックに対する経済対策としてこれまでの3年間に莫大な資金が市場に供給されてきた。加えて2022年2月の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により世界的にインフレーションの懸念が台頭している。

このような混乱する社会経済の動向を熟考すれば日本の賃金の上昇は不可避である。本稿で試みた賃金指数のAIシミュレーションが示した結果のように、賃金上昇率が今後も引き続き低水準となる状況から脱却しなくてはならない。

2023年4月時点で実質の賃金指数が13ヶ月マイナスという状況は日本経済にとって好ましいことではない。多くの企業が、新たな社会経済環境への移行を見据えて将来に向けた経営の舵を取り賃金の上昇を実現していくことが求められている。

※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) OECD は「Organisation for Economic Co-operation and

Development : 経済協力開発機構」のことである。2023年6月時点で加盟国は38カ国であり、先進国間の自由な意見交換・情報交換を通じて、1) 経済成長、2) 貿易自由化、3) 途上国支援に貢献することを目的とする。

- 3) 米国のPPIは、U.S. Bureau of Labor Statistics, Producer Price Index by Commodity: All Commoditiesを使用した。
- 4) 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。
- 5) 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。
- 6) 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。
- 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) 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、実質利回りと解される。なお、物価連動国債の理論的な背景については小林稔 [2022] を参照されたい。
- 11) 名目債券利回りを実質利回りととの差分がブレイク・イーブン・インフレ率 (Break Even Inflation rate : BEI) である。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る。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想定して議論を進めている。
- 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。
- 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、マレーシアリングギット、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 7-Year, Inflation-Indexed）を用いて算出した。
- 19) ここで示した平均賃金はOECDで以下のように算出されたものである。OECDの解説では、「各国の平均賃金は、国民経済計算に基づく賃金総額を、経済全体の平均雇用者数で割り、全雇用者の週平均労働時間に対するフルタイム雇用者1人当たりの週平均労働時間の割合を掛けることで算出している。2021年を基準年とする米ドルと購買力平価（PPP）で表記されたものである。」
- 20) 実効為替レート（円インデックス）の作成方法は、国際決済銀行（Bank for International Settlements, BIS）が作成している実効為替レート（Broad Index）の作成方法に準拠し以下の手順で行われる。
まず、対象通貨の為替レートは、原則としBloombergが提供するNY17時時点（東京時間翌日朝7時時点〈サマタイム期間中は、朝6時時点〉）のレートを使用する。貿易ウエイトは、3年間の貿易額の平均値等を基に3年毎に更新する。ウエイトが更新された時は、可能な限り早期に公表データに反映し過去計数を遡及して改訂する。作成上の基準時点は、1999年1月4日（この時点を100として指数化）とする。
- 21) 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。
- 22) 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。
- 23) *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。
- 24) 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。
- 25) 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。

- 26) 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。
- 27) 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。
- 28) ここでいう平均値とは、1990年度から2021年度の各分析時点の各パラメータごとに、繰り返し回数からバーイン期間を差し引き、さらに間引き数で除して、チェーン数を掛けて求めた数値だけサンプリング値がある。
例えば、(式7.2)のモデルでは、各年度の各パラメータごとに、
 $(20000 - 2000) \div 2 \times 4 = 36000$ 個のサンプリング値があるから、この3万6000個のサンプリング値の平均値がここで求めた各パラメータのサンプリング値の平均値となる。
- 29) 「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53巻第1号、pp. 23-39、2022年8月。
- 30) 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。
- 31) 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。
- 南武志「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「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—」, 『和光経済』第55巻第3号, pp. 23-46, 2023年3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巻第1号, pp. 27-44, 日本説得交渉学会。
- 小林稔「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」, 『和光経済』第55巻第2号, pp. 15-31, 2022年12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。
- 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・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」, 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6月12日 受稿)
(2023年6月21日 受理)