

〈自由論文〉

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—

Analysis and Verification of Fluctuations in Stock Markets by the Pandemic of COVID-19 (Part 2)

- Simulation Analysis of US and Japanese Stock Index by AI -

小林 稔
Minoru Kobayashi

【Abstract】

In this paper, we attempted to analyze the stock market in Japan and the United States, in which prices continue to rise amid the spread of COVID-19 infection, considering the correlation between stock prices and the monetary base. In particular, this paper analyzed in detail how impacts the Nikkei Stock Average, Dow Jones Industrial Average, and S & P500, which are the major stock indexes of Japan and the United States, were affected by the COVID-19 pandemic. Similarly, we attempted to analyze and consider the stock prices of GAFA, which represents the world information industry, and Pfizer, Moderna, Johnson & Johnson, who succeeded in developing a vaccine for COVID-19.

As a result, this paper pointed out that the reason why stock prices continue to rise sharply despite the economic slowdown under the COVID-19 pandemic is the rapid increase in the monetary base. Also, even under the COVID-19 pandemic, GAFA and also pharmaceutical companies which had succeeded in developing vaccines have shown that their profits have expanded significantly and their stock prices have skyrocketed.

A simulation analysis of the stock price indexes of Japan and the United States was carried out using the AI stock price index prediction model. As a result, it was found that the accuracy of the forecast is higher when the monetary base data is used to predict the fluctuation of the stock price index in Japan and the United States. From this, it was confirmed that the monetary base has a certain influence on the fluctuations in the stock price indexes of Japan and the United States.

【キーワード】

COVID-19, マネタリーベース, 株価指数, パンデミック, 人工知能, GAFA, ワクチン

1. はじめに

2019年秋頃より中国・武漢にて人への感染が確認された新型コロナウイルス（COVID-19：以下では、COVID-19）は、2020年に入ると急速に感染が拡大し、間も無く武漢では都市の封鎖（ロックダウン）が実行された。感染はアジア、欧州、北米、南米へ拡大し、WHO¹⁾は、COVID-19の世界的なパンデミックを宣言するに至った。当初は、欧州、北米などで感染者が急増し、ロンドン、パリ、ニューヨークなど世界の中心都市がロックダウンされる事態となった。日本も例外ではなく、2020年4月には、1回目の緊急事態宣言が発出された。その後もCOVID-19のパンデミックは終息するどころかますます猛威を振るい、世界の主要都市のロックダウンは繰り返され、また変異株の出現などによって感染者数、死者数ともに増加の一途を辿った。

しかし、2020年末になると、米国、英国、中国、ロシアなどで、COVID-19に対する新型コロナワクチン²⁾が開発され、2021年5月時点では、新型コロナワクチンの開発国を中心に各国で接種が進められている。新型コロナワクチンの接種によって英国や米国などでは感染状況が急速に改善しつつあるものの、2021年に入るとパンデミックの中心はインド、ブラジル、マレーシアなどの新興国へ移り、変異株の拡大とともに新たな段階に入っている。

COVID-19のパンデミックにより、都市のロックダウンや外出制限などが実施され、世界各国の経済は大きく減速することになった。また、各国が感染防止のため出入国を制限したため、グローバル経済にも大きな打撃を与えることになった。このため各国は、経済や雇用の下支えのため多様な経済対策を打ち出している。米国や欧州、日本では、国民への現金給付や雇用確保のための助成金など個人、企業への多額の資金の供給を行ってきた。この結果、経済の減速、雇用の縮小などの問題は継続しているものの、COVID-19の国民生活への影響は一定の範囲に抑制されている。ま

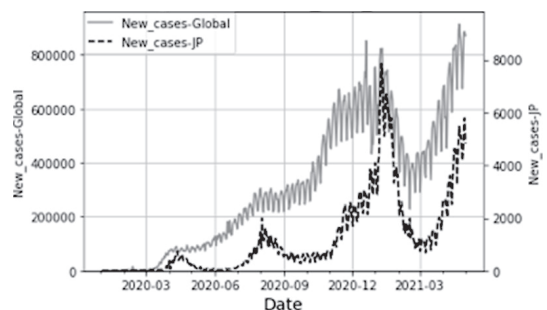
た、国内総生産（GDP）は、一時的に急減したものの、その後は緩やかに持ち直してきた。その一方で、多様な経済対策による資金供給量の増大は、金融市場、とりわけ株式市場への資金流入へと繋がり、経済の実態を超えた市況の上昇が続いている。

小林稔（2021）では、米国、日本のマネタリーベースの急増が株式市場へ与えた影響についてAI（人工知能）を用いた分析などを通して検証している。本稿では、小林稔（2021）を踏まえて、その後の日米の株式市場についてCOVID-19の影響を加味して分析検討を行うとともに、特に小林稔（2021）では掲載できなかった米国の株式市場に関する詳細な分析の結果を示していく。

2. COVID-19の感染状況

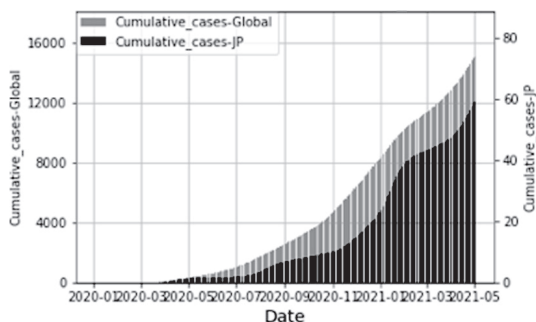
ここでは、2021年5月時点でのCOVID-19の感染状況を概観する。Fig.1.1.に日本および世界の新規感染者数、Fig.1.2.にこれまで累積感染者数の推移を示す。Fig.1.1.およびFig.1.2.から、COVID-19の感染者数は、これまで何度かの波を繰り返しながら引き続き拡大を続けていることが分かる。2020年末になると、米国ファイザー（Pfizer）、米国モデルナ（Moderna）、英国アストラゼネカ（AstraZeneca plc）、米国ジョンソン・エンド・ジョンソン（Johnson & Johnson）などの製薬会社でCOVID-19に対する新型コロナワクチンが開発され接種が始められた。その後、

Fig.1.1. COVID-19_New_cases



(注) 世界および日本の1日の感染者数。単位：人、2021年4月30日時点のデータで作成。“WHO-COVID-19-global-data”から独自のプログラムで集計して作成。

Fig.1.2. COVID-19_Cumulative_cases



(注) 世界および日本の累積感染者数。単位：万人。2021年4月30日時点のデータで作成。“WHO-COVID-19-global-data”から独自のプログラムで集計して作成。

中国やロシアでも新型コロナワクチンが開発され世界の各国で接種が進められている。この結果、ワクチンの接種が進んだ英国や米国などで感染が縮小する傾向が鮮明となっている。

しかし、その一方で、従来の株より感染力が強いとされる変異株「501Y」やワクチンの効果が減少する可能性が指摘される変異株「E484K」などが出現してワクチンの接種が遅れている国では感染を拡大させている。2020年5月時点で、日本でも大阪など近畿地方を中心に「501K」変異株の感染が拡大しており、死者数も増加傾向となっている。さらに、インドでは、インド変異株が出現し、累積感染者数は米国を抜き世界一位となり、また死者数も急増するなど重大な事態となっている。マレーシアでも人口当たりの感染者数がインドを超えるなど深刻な状況である。

このように、COVID-19のパンデミックは、新型コロナワクチンの接種と変異株の出現という状況の大きな変化によって新たな段階に入っている。また、COVID-19のパンデミックにおいても、新型コロナワクチンが供給され接種が進められている主要国と、新型コロナワクチンの確保ができず接種も進んでいない国々との二極化が進みつつある。これまで経験した数度にわたるCOVID-19の感染の波から考えても、新型コロナワクチンの接種が、COVID-19の感染拡大を止める有力な手段であることは明らかであり、新型コロナワクチンの世界的な供給と接種が今後の注目点となっ

ている。

日本では、米国ファイザー、モデルナ、アストラゼネカと新型コロナワクチンの供給に関する契約がなされていることが日本国政府から既に公表されていた。新型コロナワクチン接種のスケジュールについても2021年初頭から公表されていたものの、実際にはワクチン供給が予定通りに進まず、2021年6月時点では医療関係者や高齢者、職域での接種が進められている。7月には東京オリンピックを控えており、今後、新型コロナワクチンの接種を進めてCOVID-19の感染を抑え込むことができるかどうか、難しい局面を迎えている。

このように、COVID-19のパンデミックを抑制することは、世界の社会経済活動を取り戻すためのキーポイントとなっている。

3. AI 株価指数予測モデル³⁾による 株価指数予測のレビュー

小林稔(2021)では、独自のディープラーニング⁴⁾を用いたモデルを構築して、2021年1月12日時点に設定した前提条件を基に、2021年4月時点(4月1日を想定)の株価指数を予測している。本稿執筆時点(2021年5月5日)で、2021年4月の株価指数の実測値が取得できるので、ここでは小林稔(2021)で予測した株価指数が、実測値と比較してどの程度の精度であったのかレビューする。

小林稔(2021)で独自に構築した「AI 株価指数予測モデル」では、株価指数とマネタリーベースを入力データとして、その後の株価指数の予測を行っている。つまり、政府日銀による資金供給量の増大が株式市場へ与える影響について、マネタリーベースの変化を通して観測できるようにしてある。小林稔(2021)では、この「AI 株価指数予測モデル」を用いて、異なる2つ前提条件のケースA、ケースBについて2021年4月時点の日経平均株価⁵⁾の予測を行っている。ここで、予測の前提条件となるマネタリーベースのデータは、日本銀行が公表している各月の平均残高を用

Table.3.1. AI 株価指数予測モデルによる予測結果と実測値の比較

2021年4月の日経平均株価の予想結果			日経平均株価の4月の実測値
AIの学習期間	ケース A (2018.1-2021.3)	ケース B (2019.1-2021.3)	4月1日の日経平均株価 (終値) 実測値
予測値の平均値	28,818	28,809	29,389
予測値の最高値	30,545	30,796	予測結果との誤差
予測値の最安値	25,589	26,372	ケース A -1.9%
予測値の標準偏差	266.8	339.7	ケース B -2.0%

(注) 分析データから小林が作成。

いている。ただし、2021年2月のデータは、小林稔(2021)の執筆時点で最新データである2021年1月末の残高を、さらに、2021年3月のマネタリーベースについては、2020年8月～2021年1月のマネタリーベースの月平均伸び率を算出し、2021年1月末のマネタリーベースにこの月平均伸び率を乗じて推定した値を使用した。2021年2、3月の株価指数のデータは、それぞれ2021年1月末、2月末の日経平均株価の終値を用いた。このように、設定した前提条件を用いて、2018年1月～2021年3月(ケースA)および2019年1月～2021年3月(ケースB)のデータにより「AI株価指数予測モデル」を学習させて、2021年4月時点の日経平均株価を予測した。以上の2つの前提条件により、小林稔(2021)が、2021年2月28日時点に予測した日経平均株価と2021年4月の日経平均株価の実測値をTable.3.1.に示す。Table.3.1.より、予測値との誤差は、ケースAで-1.9%、ケースBで-2.0%であり「AI株価指数予測モデル」を用いた予測の精度はそれなりに高いものであった。

さらに、小林稔(2021)では、「予測値の標準偏差は、それぞれケースAで267円、ケースBで340円であるから平均値プラスマイナス2σの範囲を考慮すれば、2021年4月時点の日経平均株価は概ね2万8100円～2万9500円の水準にあると考えられる。」としている。一方、実際の日経平均株価の2021年4月1日～30日までの平均値は、2万9427円であり、小林稔(2021)が指摘した予測の範囲に入っている。このように、小林稔(2021)が示している「AI株価指数予測モデル」を用いた日経平均株価指数の予測には一定

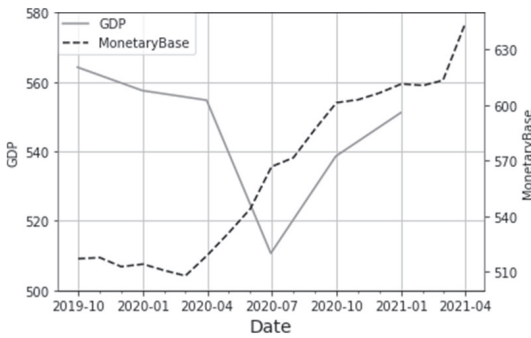
の妥当性が認められた。このことは、「AI株価指数予測モデル」が入力データとしているマネタリーベースが、株式市場へ一定の影響を与えていることを含意しているといえよう。つまり、COVID-19に対する多様な経済対策による資金供給が、株式市場に影響を与えていることを暗示しているのである。

4. GDPとマネタリーベースの推移

ここでは、日米の名目GDP(以下では、GDP)とマネタリーベースの推移を検証する。まず、Fig.4.1., Fig.4.2.に日米のGDPとマネタリーベースの関係を示す。Fig.4.1., Fig.4.2.から日本、米国ともにGDPは、COVID-19の世界的なパンデミックによる影響により減速し、2020年4-6月期に底をつけた。その後は緩やかに回復傾向を示しているが、その水準は、COVID-19のパンデミック前には達していない。

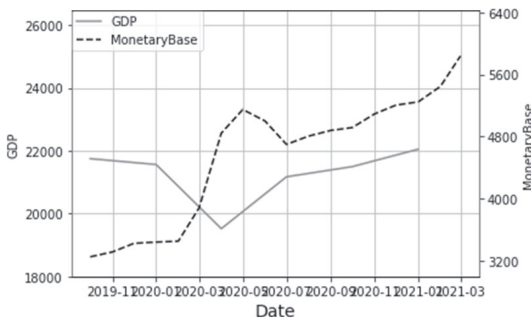
一方、マネタリーベースを見ると2020年5月以降、急速に拡大していることが確認できる。その傾向は、2021年6月時点も継続しており、日本、米国ともにCOVID-19に対する経済対策として個人、企業への現金給付や雇用対策など多様な施策により資金供給を継続していることが分かる。また、資金供給のペースは、急速なものとなっており、実体経済の状況を示すGDPの伸び率を大きく上回るアンバランスなものとなっている。このような実体経済を超えた資金の供給が、余剰資金を生み出し、それが株式市場へ流入したことは否定できない。

Fig.4.1. GDP-MonetaryBase_JP_short



(注) 内閣府経済社会総合研究所, 国民経済計算, 国内総生産, 名目季節調整系列, 単位: 兆円

Fig.4.2. GDP-MonetaryBase_USA



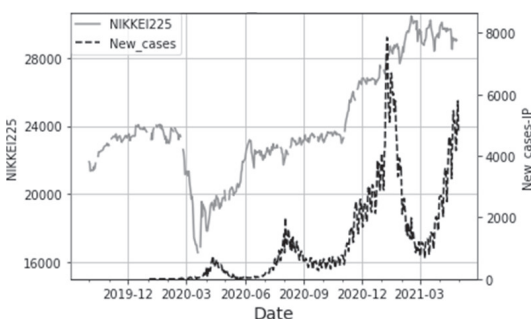
(注) U.S. Bureau of Economic Analysis, Gross Domestic Product [GDP], retrieved from FRED, Federal Reserve Bank of St. Louis. Units: Seasonally Adjusted Annual Rate, Trillions of Dollars (兆ドル) から作成した。

5. COVID-19のパンデミック下におけるマナリーベースと株価指数の推移

5.1. COVID-19の感染状況と株価指数の推移

Fig.5.1. ~ 5.2. に COVID-19 の新規感染者数と

Fig.5.1. COVID19_Newcases-NIKKEI225

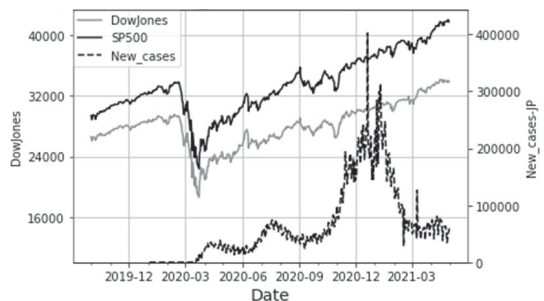


(注) 日本経済新聞社, “日経平均株価” より作成。

株価指数の推移を示す。Fig.5.1. は、日本における COVID-19 の新規感染者数と日経平均株価の推移である。Fig.5.1. より、COVID-19 の感染者数が増加し始めた 2020 年 2 月後半から日本の株式市場は、先行きの不透明感を嫌気して不安定となり同年 3 月に入ると大幅に下落した。しかし、緊急経済対策によって個人や企業への現金支給や大幅な資金供給を中心とした政策が明らかになると、日経平均株価は反転し、その後は COVID-19 の感染者数が増加しても堅調に指数は上昇を続け、2020 年 10 月には COVID-19 のパンデミックが明らかになる前の水準を超えてさらに 2021 年 3 月には、一時 30 年ぶりに 3 万円の大台を超えるに至った。

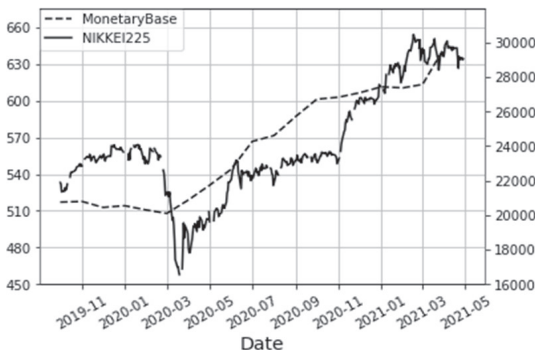
Fig.5.2. に、米国の COVID-19 の新規感染者数とダウジョーズ平均株価⁶⁾ および S&P500⁷⁾ の 2 つの株価指数の推移を示す。Fig.5.2. から、米国でも日本と同じように、COVID-19 のパンデミックが明らかになった 2020 年 2 月以降、株式市場は不安定となり、同年 3 月には大きく下落している。しかし、同年 4 月以降、経済対策として個人や企業への現金支給や潤沢な資金供給を相次いで打ち出し、株式市場は戻り基調となっている。その後も COVID-19 の感染者数拡大が続き、一時は世界一の感染者数となった米国であるが、株式市場は上昇を続けた。2020 年秋には、COVID-19 のパンデミックが明らかになる前の水準に戻し、さらに 2021 年 3 月にはダウ平均は、史上最高値の 3 万 4000 ドルを超えるに至っている。

Fig.5.2. COVID19_Newcases-DowJones/SP500*10



(注) S&P Dow Jones Indices LLC, “Dow Jones Averages” の日足, 終値データより作成。

Fig.5.3. MonetaryBase-NIKKEI225_JP



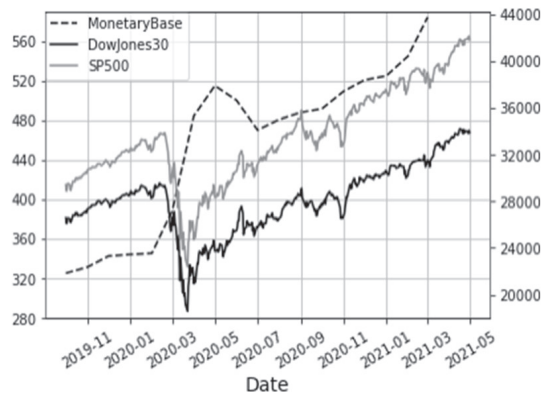
(注) 右軸：株価指数，左軸：マネタリーベース。内閣府経済社会総合研究所，国民経済計算，国内総生産，名目季節調整系列，単位：兆円

5.2. マネタリーベースと株価指数の推移

Fig.5.3. ～ 5.4. に日本と米国のマネタリーベースと株価指数の推移を示す。Fig.5.3. 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.5.3. のように COVID-19 のパンデミックが明らかになった 2020 年 2 月以降，世界経済の先行きが不透明となり株式市場は大幅に下落した。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が相次いで実施されたことによって株式市場は反転上昇している。資金供給量を示すデータの一つであるマネタリーベースは，代表的な株価指数である日経平均株価の上昇を牽引するかのようになり 2020 年 4 月以降急速に増加し，2021 年 5 月においても拡大が続いている。GDP と同様に雇用や企業業績も緩やかな回復基調にあるものの，COVID-19 のパンデミック前の水準には戻っていない。飲食業や観光業，運輸交通業は依然として厳しい状況にある。

このような環境下で，株価指数が上昇を続けている主な要因として，小林稔（2021）が指摘しているように，マネタリーベースの急拡大を無視できない。Fig.5.4. は，米国における株価指数とマネタリーベースの推移を示す。日本の場合と同様に，2020 年 4 月以降，株価指数は上昇に転じているが，この動きと同じようにマネタリーベースも急拡大している。2021 年 5 月以降もマネタリーベースの拡大は継続している。米国の場合は，新型コロナウイルスの接種が進み，ニューヨークな

Fig.5.4. MonetaryBase-DowJones30/SP500_US



(注) 右軸：株価指数，左軸：マネタリーベース。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 (兆ドル) から作成した。S&P500 は，原指数を 10 倍してグラフに表示している。

どでは都市のロックダウンが解除され徐々に正常な社会経済活動が戻りつつある。また，GAFA⁸⁾ に代表される ICT 系企業は，COVID-19 のパンデミックが進む中で，テレワークや巣籠もり需要などの新たな市場を開拓して業績を拡大させている。このような背景が，米国の株式市場を下支えしていることも一つの要因である。しかし，米国の主要産業の一つである航空産業は厳しい状況が続いている。世界経済の先行きが，まだまだ不透明な状況下でダウ平均のように史上最高値を記録するなど，堅調な株式市場を合理的に説明するためには，マネタリーベースの急速な増加が大きな要因であることを付け加えざるを得ない。

6. COVID-19 のパンデミック下における日米の株価指数の分析

6.1.1. COVID-19 のパンデミック下における日経平均株価の分析

ここでは，日本の代表的な株価指数である日経平均株価の COVID-19 のパンデミック下における収益率とリスクについて分析と検討を試みる。まず，COVID-19 のパンデミックによる日経平均株価の急落が起きる約 5 カ月前の 2019 年 10 月 1 日を起点とし，本稿執筆時点である 2021 年 5

月1日までを分析期間とする。データとしては、日経平均株価の日次データである日足の終値を用いた。この日足終値の対数を取って対数価格を算出し、対数価格の前日値との差分を日次の収益率と定義する⁹⁾。Fig.6.1.1. に日経平均株価の対数価格の推移、Fig.6.1.2. に日次の収益率の変動を示す。また、Fig.6.1.3.、Fig.6.1.4. に日次の収益率のヒストグラムとQQプロットを示す。ヒストグラムとQQプロットは、日次の収益率の正規性を検証するために用いる。

Fig.6.1.1. の対数価格の推移でも原データのグラフとほぼ同じようにデータの変動を検証できる。また、Fig.6.1.2. から、日経平均株価の日次の収益率は、COVID-19のパンデミックによる影響を受けて、2020年2～3月にかけて大きく変動している様子が窺える。一方、2020年4月以降は、日次の収益率の変動幅は抑えられていることが分かる。Fig.6.1.3. から日次の収益率の分布を見ることができる。Fig.6.1.3. には、日次の収益率のヒストグラムと一緒に日次の収益率の平均値、標準偏

差から算出した正規分布のグラフを描いてある。実際のヒストグラムの分布と正規分布のグラフから日次の収益率の正規性を概観することができる。QQプロットも日次の収益率の正規性を確認するためのものであり、プロットされた点が直線になっていれば日次の収益率は正規分布となる。しかし、今回の場合、Fig.6.1.3. および 6.1.4. から分析期間における日経平均株価の正規性を正確に判断することは困難である。このため、正規性を確認するために、シャピロ・ウィルク検定 (Shapiro-Wilk test) を行ったが、 p 値は 4.47×10^{-17} と有意水準である 0.05 を大きく下回っており、分析期間における日次の収益率の正規性は棄却された。この日次の収益率の正規性については、後で VaR (バリューアットリスク) の算出で参照する。

この分析期間における日経平均株価の日次の収益率の平均値は、0.000666 (約 0.07%) であった。また、市場のリスクを示す指標である標準偏差は 0.0139 であった。

日次の収益率を標準偏差で除した単位リスク当

Fig.6.1.1. NIKKEI225_In

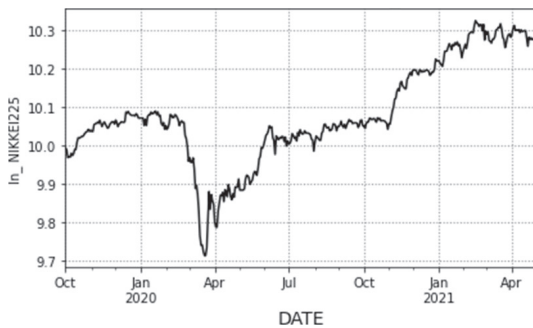


Fig.6.1.2. NIKKEI225_Indp

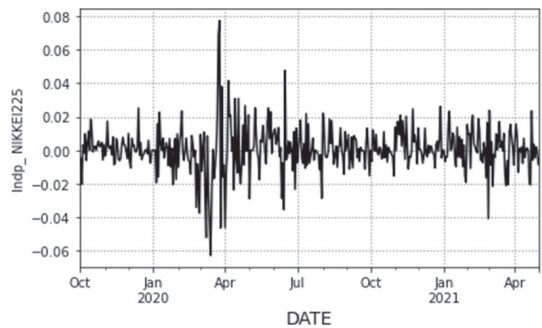


Fig.6.1.3. Indp_NIKKEI225_histogram

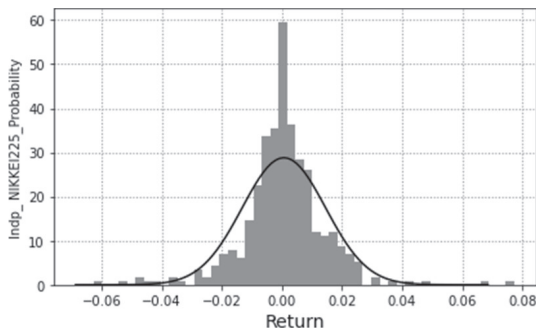


Fig.6.1.4. NIKKEI225_QQ_ (2019/10-2021/5)

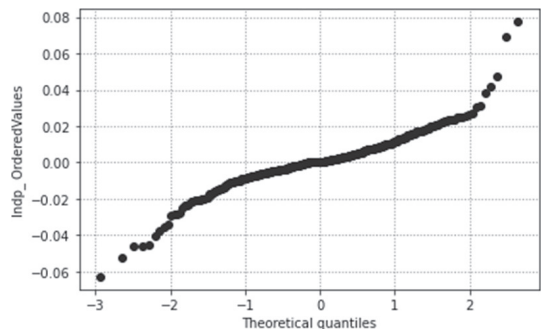
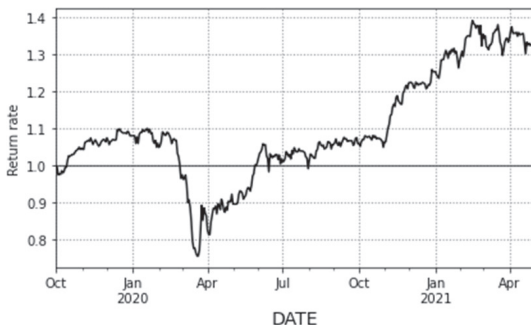


Fig.6.1.5. NIKKEI225_Cumulative rate of return



たりの収益率¹⁰⁾は、0.0481であった。この数値は、単位リスク当たりの収益率を市場間で相对比较するために求めたものであり、シャープレシオの無リスク資産収益率を0と仮定したものに相当する。さらに、分析期間における累積収益率をFig.6.1.5.に示す¹¹⁾。Fig.6.1.5.から、日経平均株価を分析期間の起点である2019年10月1日に1単位購入し、分析期間の終了時点である2021年5月1日まで保有して売却した場合にどの程度の累積収益が出ているのかを確認することができる。なお、累積収益率の計算は、株価指数の対数価格ではなく、株価指数の日次の原データから日次のパーセント収益率を算出し、分析期間の累積収益率を算出した。分析期間の起点である2019年10月1日の原資産の価格を1として、2021年5月1日時点(4月30日終値)の原資産の価格を指数で示している。日経平均株価の累積収益率は、1.32であり、2021年5月1日時点で原資産の売却価格は購入価格の1.32倍であることを示している。つまり、累積収益率は32%であった。

6.1.2. COVID-19の影響がない期間における日経平均株価の分析

6.1.1.では、分析期間をCOVID-19のパンデミックによる株式市場の急落が発生した2020年3月から約5カ月遡った2019年10月1日から2021年5月1日までの20カ月間とした。ここでは、COVID-19のパンデミックの影響がない2018年2月1日から2019年10月1日までの20カ月間を分析期間とした場合に同様の分析を行い、

主な数値を比較してみる。

この分析期間における日経平均株価の日次の収益率の平均値は、 -0.000177 (約 -0.02%)とマイナスであった。COVID-19のパンデミック下における日次の収益率の平均値が、 0.00067 (0.07%)であるからパンデミック下の方が高い。市場のリスクを示す指標である日次の収益率の標準偏差は 0.0107 とCOVID-19のパンデミック下の 0.0138 と比較して低くなっており、COVID-19の影響がない期間の方がリスクは小さかったことが確認できる。日次の収益率を標準偏差で除した単位リスク当たりの収益率も、 -0.0166 とマイナスであった。さらに同分析期間における累積収益率は、 -7.4% であった。先に分析したCOVID-19のパンデミック下の20カ月の累積収益率は、 32% であるから、COVID-19のパンデミック下の方が累積収益率は相当に高かったことが確認できる。

つまり、COVID-19のパンデミック下では、何か特殊な要因が、株価指数を下支えていると考えざるを得ない。それは、マネタリーベースの増加に見られるように資金供給量の増大が主な要因として想定できるのである。

6.2.1. COVID-19のパンデミック下におけるダウジョーンズ平均およびS&P500の分析

ここでは、米国の代表的な株価指数であるダウジョーンズ30種平均(以下ではダウ平均)とS&P500の2つの株価指数のCOVID-19のパンデミック下における日次の収益率とリスクについて分析を試みる。日経平均株価の分析と同様に、COVID-19のパンデミックによるダウ平均およびS&P500の急落が起きる5カ月前の2019年10月1日を起点とし、本稿執筆時点である2021年5月1日までを分析期間とした。分析データは、ダウ平均およびS&P500の日次データである日足の終値を用いる。日経平均株価と同様に、日足終値の対数を算出し、前日との差分を日次の収益率と定義する。また、日次の収益率の正規性を検証するためにヒストグラムとQQプロットを作成

Fig.6.2.1. DowJones_In

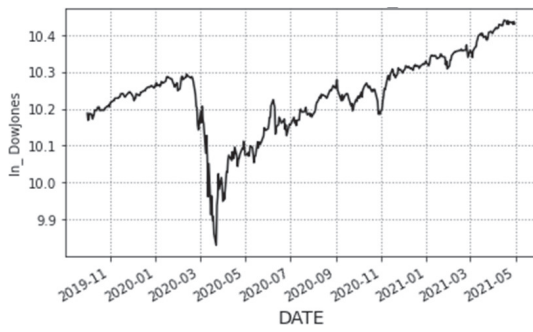


Fig.6.3.1. SP500_In

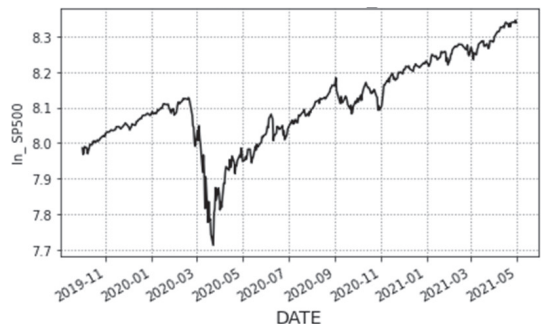


Fig.6.2.2. DowJones_Indp

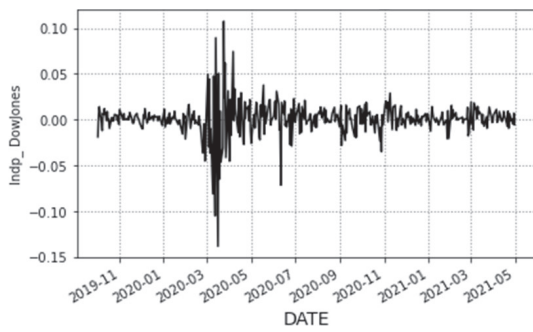


Fig.6.3.2. SP500_Indp

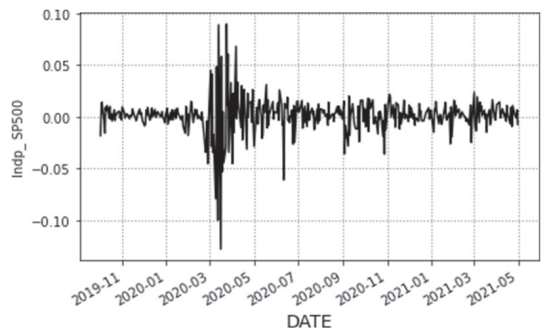


Fig.6.2.3. DowJones_Indp_histogram

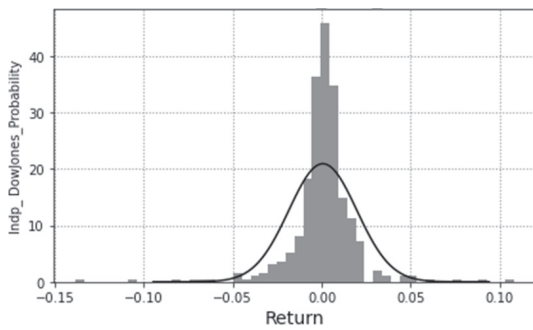


Fig.6.3.3. SP500_Indp_histogram

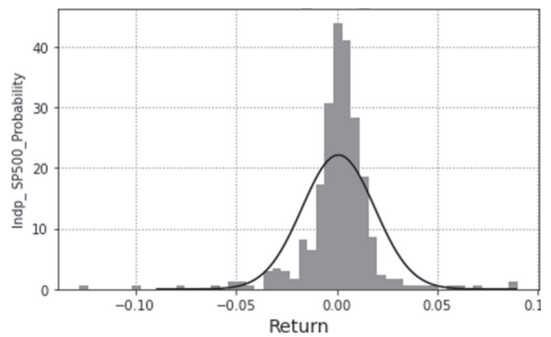


Fig.6.2.4. DowJones_QQ_(2019/10-2021/5)

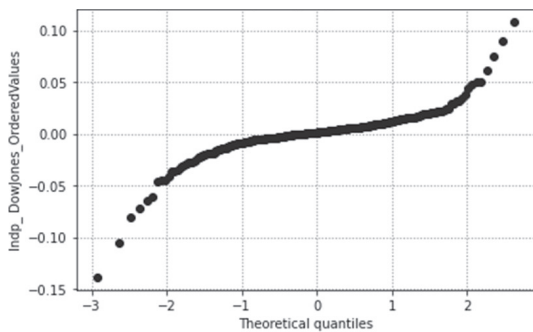
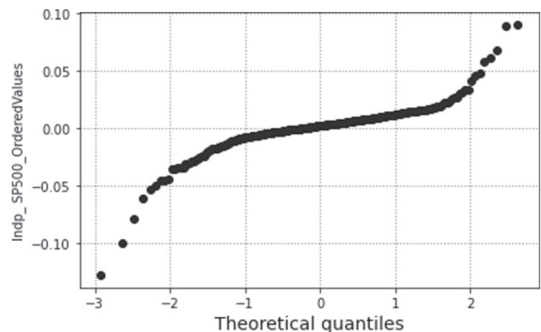


Fig.6.3.4. SP500_(2019/10-2021/5)



した。Fig.6.2.1.～6.2.4.にダウ平均の対数価格のグラフ、日次の収益率、日次の収益率のヒストグラム、日次の収益率のQQプロットを示す。同様に、Fig.6.3.1.～6.3.4.にS&P500の対数価格のグラフ、日次の収益率、日次の収益率のヒストグラム、日次の収益率のQQプロットを示す。

Fig.6.2.1., Fig.6.3.1.からダウ平均およびS&P500の対数価格の推移を確認できる。また、Fig.6.2.2., Fig.6.3.2.から、COVID-19のパンデミックの影響を受けた2020年2～3月における日次の収益率の大きな変動を確認することができる。同時に、2020年4月以降は、日次の収益率の変動は比較的抑えられていることが分かる。

Fig.6.2.3., Fig.6.3.3.は、日次の収益率のヒストグラムであり、日次の収益率の平均値と標準偏差から算出した正規分布のグラフを一緒にプロットしてある。さらに、Fig.6.2.4., Fig.6.3.4.は、日次の収益率のQQプロットである。プロットした点が直線上にあれば、データの正規性を確認することができる。しかし今回の分析では、Fig.6.2.3., Fig.6.3.3.およびFig.6.2.4., Fig.6.3.4.から日次の収益率の正規性を認めることは困難である。そこで、正規性を確認するために、シャピロ・ウィルク検定を行った結果、 p 値はダウ平均およびS&P500それぞれ 2.48×10^{-22} 、 1.66×10^{-21} と有意水準である0.05を大きく下回っており、両指数とも分析期間における日次の収益率の正規性は棄却された。この日次の収益率の正規性は、後にVaRの算出で参照する。

分析期間におけるダウ平均およびS&P500の日

次の収益率の平均値はそれぞれ、0.00061 (0.06%)、0.00089 (0.09%)でありS&P500の方が高い。これは、伝統的な大企業が中心のダウ平均に対して、先端技術など時代を先取りした企業を含むS&P500の優位性が出ているためと考えられる。ダウ平均は、日経平均株価とほぼ同程度の数値であるが、S&P500は、日経平均も上回っている。また、リスクを示す指標である日次の収益率の標準偏差は、ダウ平均、S&P500それぞれ、0.019、0.018とほぼ同じであった。ただし、日経平均株価の0.013に比較して高い。米国の株式市場の変動は、日本よりも高かったことを示している。さらに、日次の収益率を標準偏差で除した単位リスク当たりの収益率は、それぞれ0.032、0.049でありS&P500の方がパフォーマンスが良いことが分かった。この数値については、S&P500は、日経平均株価とほぼ同程度であり、ダウ平均の水準はこれより低くなっている。

分析期間における累積収益率をFig.6.2.5.およびFig.6.3.5.に示す。日経平均株価と同様に、累積収益率の計算は、株価指数の対数価格ではなく、株価指数の日次の原データから日次のパーセント収益率を算出し、分析期間の累積収益率を算出している。Fig.6.2.5.およびFig.6.3.5.から、ダウ平均およびS&P500を分析期間の起点である2019年10月1日に1単位購入し、分析期間の終了時点である2021年5月1日まで保有して売却した場合の売却価格は、購入価格を1としてそれぞれ、1.275、1.422であり、累積収益率は、27.5%、42.2%とやはりS&P500が優位である。累積収益

Fig.6.2.5. DowJones_Cumulative rate of return

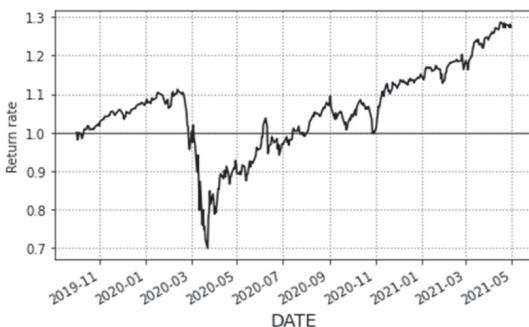
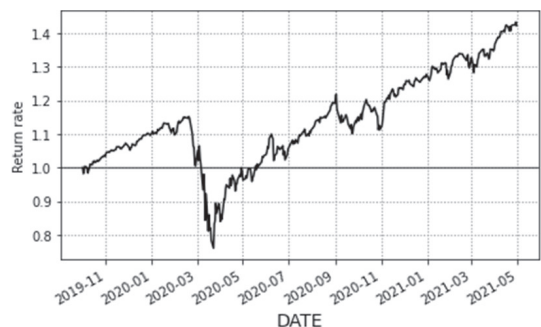


Fig.6.3.5. SP500_Cumulative rate of return



率については、日経平均株価は、ダウ平均株価と同程度であり、S&P500は日経平均株価を上回るパフォーマンスとなっている。

6.2.2. COVID-19の影響がない期間におけるダウジョーンズ平均およびS&P500の分析

6.2.1.では、分析期間をCOVID-19のパンデミックによる株式市場の急落が発生した2020年3月から約5カ月遡った2019年10月1日から2021年5月1日までの20カ月間とした。次に、COVID-19のパンデミックの影響がない2018年2月1日から2019年10月1日までの20カ月間を分析期間とした場合に、ダウ平均およびS&P500についても同様の分析を行い、主な数値を比較してみる。

この分析期間におけるダウ平均およびS&P500の日次の収益率の平均値はそれぞれ、0.0000659 (0.007%)、0.000128 (0.013%)であった。ダウ平均は、0.007%、S&P500は0.013%とS&P500の方が若干は高いが、いずれもほぼ横這いである。COVID-19のパンデミック下の同数値はそれぞれ、0.06%、0.09%であるからパンデミック下の方が相当に高くなっている。市場のリスクを示す指標である日次の収益率の標準偏差は0.01、0.01とCOVID-19のパンデミック下の0.019、0.018と比較して低くなっており、COVID-19の影響がない期間の方がリスクは小さかったことが確認できる。

また、日次の収益率を標準偏差で除した単位リスク当たりの収益率はそれぞれ0.00639、0.0128でありCOVID-19のパンデミック下の0.032、0.049の方が相当に高い。同分析期間における累積収益率はそれぞれ、1.0279、1.0549であった。つまり累積収益率は、2.79%、5.49%であった。先に分析したCOVID-19のパンデミック下の20カ月の累積収益率はそれぞれ、27.5%、42.2%であるから、パンデミック下の株価指数の上昇が、通常よりかなり高いことが確認できる。これは、米国の場合でもCOVID-19のパンデミック下のマネタリーベースの増加に見られる資金供給量の

増大が株式市場の上昇に大きな影響を与えているためと推測できる。

7. COVID-19のパンデミック下におけるGAF Aの株価の分析

ここでは、GAF Aと称される米国の代表的なICT企業であるGoogle、Apple、Facebook、Amazonの4つの企業の株価が、COVID-19のパンデミック下においてどのように変動したのか分析を試みる。GAF Aは、ICT、インターネット関連の事業を主としており、COVID-19のパンデミック下では、テレワークや電子商取引などの利用拡大によって他の産業と比較して収益が拡大している。日次の収益率にはどのような影響があったのか検証する。これまでと同様に、COVID-19のパンデミックによる株式市場の急落が起きる5カ月前の2019年10月1日を起点とし、本稿執筆時点である2021年5月1日までを分析期間とした。データは、Google、Apple、Facebook、Amazonの4つの企業の株価の日次データである日足終値を用いた。それぞれの株価の日足終値の対数を算出し、前日との差分を日次の収益率としている。また、収益率の正規性を検証するためにヒストグラムとQ-Qプロットを作成した。Fig.7.1.1. ~ 7.4.2.にGoogle、Apple、Facebook、Amazonの4つの企業の株価の対数価格の推移、日次の収益率の変化を示す。Fig.7.1.1. ~ Fig.7.4.1.からGoogle、Apple、Facebook、Amazonの4つの企業の株価の対数価格の推移を確認できる。4社とも2020年3月に株価が急落した後は、順調に回復軌道に乗り株価はCOVID-19のパンデミックが発生する前の水準を大きく超えている。2021年6月時点でもさらに高値を窺う強い動きが継続している。Fig.7.1.2. ~ Fig.7.4.2.から2020年3月頃は、COVID-19のパンデミックによる影響から日次の収益率の変動が大きくなっていることが確認できるが、同年4月以降は、徐々に変動は小さくなっている。この分析期間におけるGoogle、Apple、Facebook、Amazonの4つの企業の日

Fig.7.1.1. Google_In

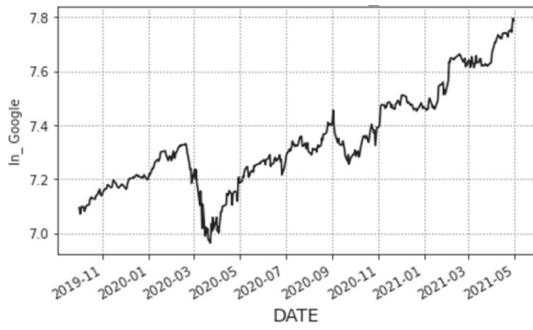


Fig.7.1.2. Google_Indp

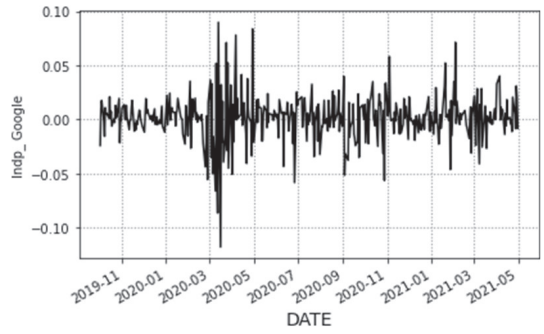


Fig.7.2.1. Apple_In

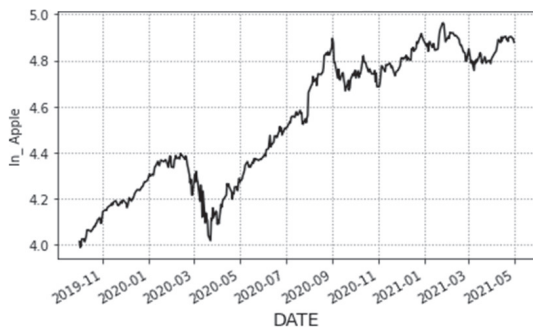


Fig.7.2.2. Apple_Indp

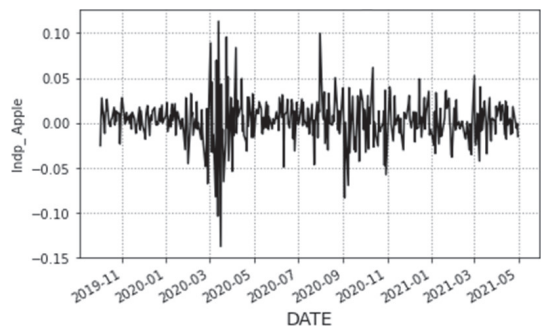


Fig.7.3.1. Facebook_In

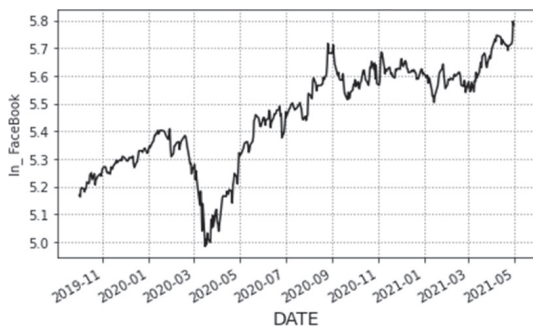


Fig.7.3.2. Facebook_Indp

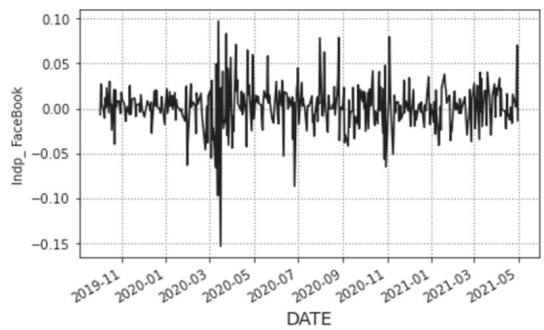


Fig.7.4.1. Amazon_In

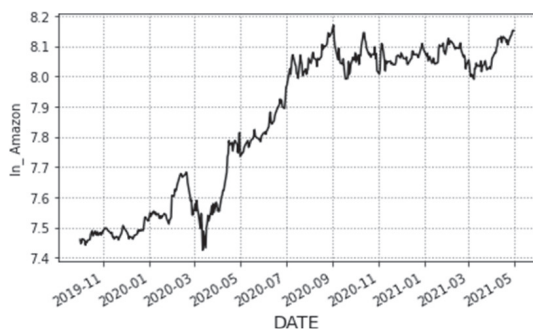


Fig.7.4.2. Amazon_Indp

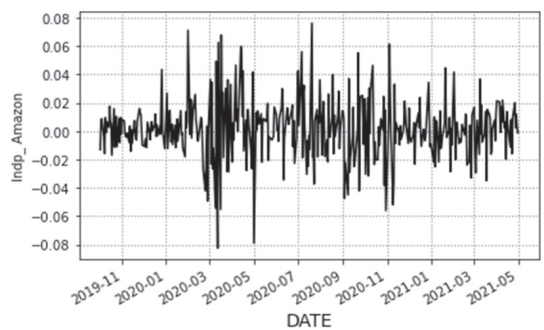


Fig.7.1.3. Google_cumulative rate of return

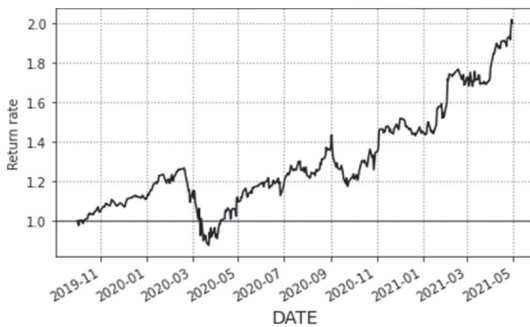


Fig.7.2.3. Apple_cumulative rate of return

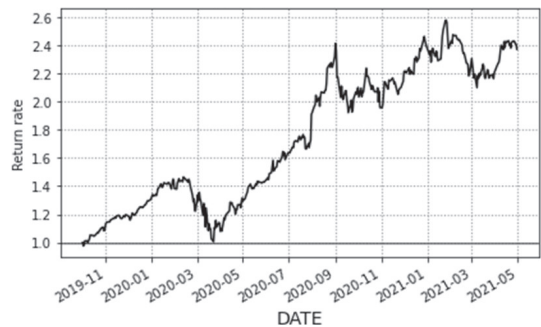


Fig.7.3.3. Facebook_cumulative rate of return

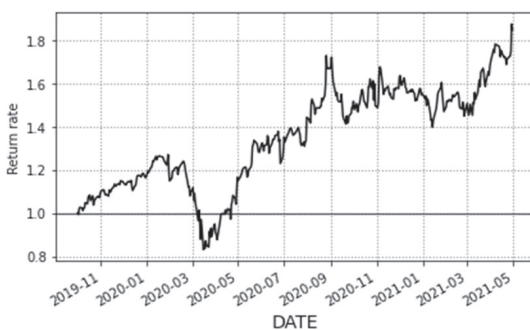
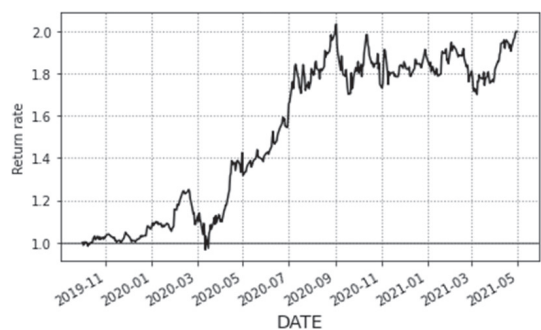


Fig.7.4.3. Amazon_cumulative rate of return



次の収益率の平均値はそれぞれ、0.00174 (0.17%), 0.00217 (0.22%), 0.00154 (0.15%), 0.00174 (0.17%) といずれもダウ平均やS&P500と比較して日次の収益率は高くなっている。特にAppleは、平均で0.22%と高い日次の収益率となっている。

一方、リスクを示す指標である日次の収益率の標準偏差はそれぞれ、0.0214, 0.0254, 0.0255, 0.0209であった。AppleとFacebookのリスクが比較的高いが、それほど大きな差ではない。

また、日次の収益率を標準偏差で除した単位リスク当たりの収益率はそれぞれ、0.0816, 0.0855, 0.0607, 0.0831であった。単位リスク当たりの日次の収益率でもAppleが高く、次にAmazonが続く。GAF Aの中では、Facebookが0.061と比較的低い値であるが、これもダウ平均の0.032, S&P500の0.042と比較すると高い。

さらに、分析期間における累積収益率をFig.7.1.3 ~ Fig.7.4.3.に示す。累積収益率については、先の日経平均株価などと同様に対数価格で

はなく、それぞれ原データからパーセント収益率を算出し、分析期間の累積収益率を計算している。Fig.7.1.3. ~ Fig.7.4.3. からGoogle, Apple, Facebook, Amazonの4つの企業の株式を分析期間の起点である2019年10月1日に1単位購入し、分析期間の終了時点である2021年5月1日まで保有して売却した場合に、売却価格はそれぞれ、2.00, 2.37, 1.85, 2.00と4社とも購入価格の約2倍となっている。特に、Appleは2.37倍であり、この期間の累積収益率は、137%ということになる。日経平均株価やダウ平均、S&P500と比較して極めて高い累積収益率である。このように、COVID-19のパンデミック下にあってもGAF Aは、テレワークや電子商取引などの利用拡大によって好調に推移している。

8. 新型コロナワクチン開発企業の株価の分析

ここでは、新型コロナワクチンを開発したファ

Fig.8.1.1. Pfizer_In

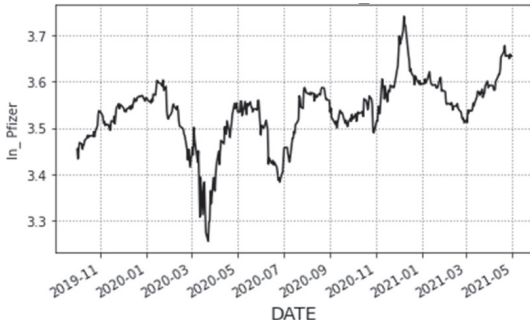


Fig.8.1.2. Pfizer_Indp

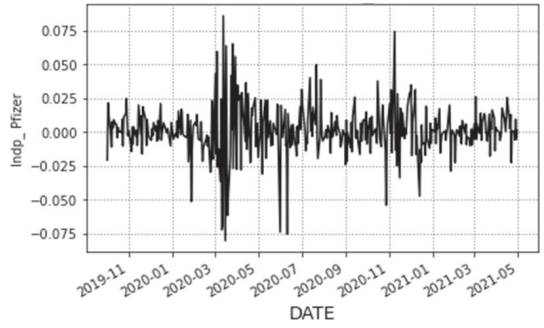


Fig.8.2.1. Moderna_In

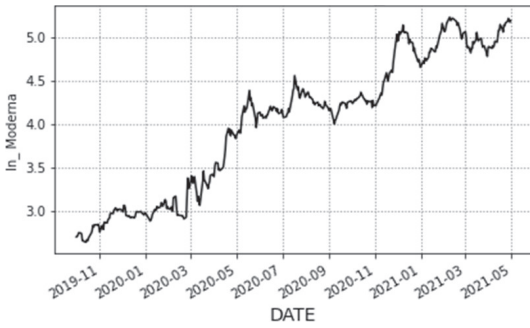


Fig.8.2.2. Moderna_Indp

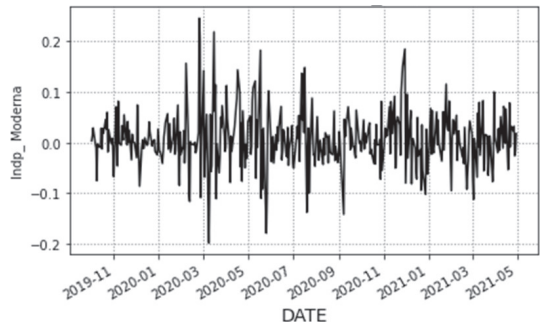


Fig.8.3.1. Johnson&J_In

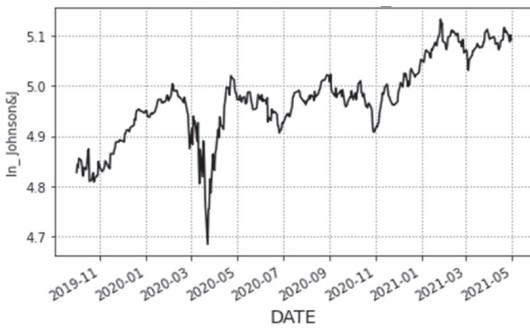


Fig.8.3.2. Johnson&J_Indp

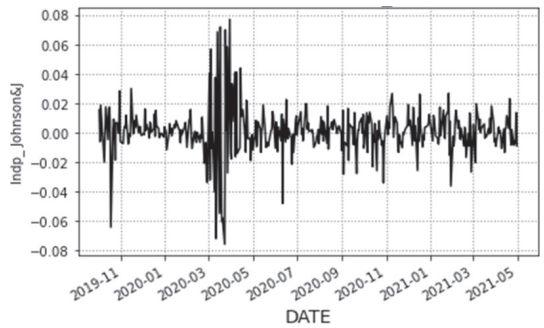


Fig.8.4.1. Takeda_In

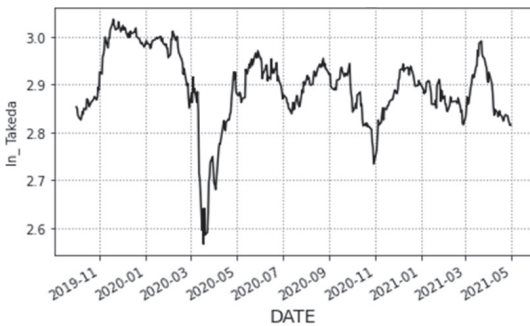
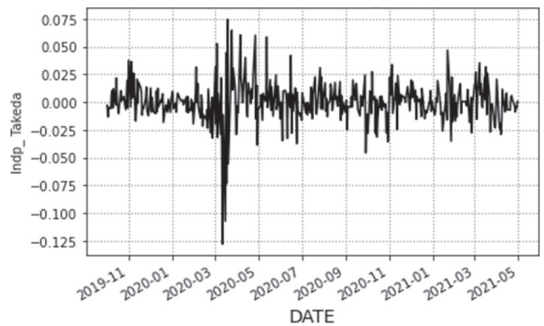


Fig.8.4.2. Takeda_Indp



イザー（以下では、Pfizer）、モデルナ（以下では、Moderna）、ジョンソン・エンド・ジョンソン（以下では、Johnson & Johnson）と日本を代表する製薬大手の武田薬品工業の4つの企業の株価の分析を試みる。分析期間は、COVID-19のパンデミックによる株式市場の急落が起きる5カ月前の2019年10月1日から2021年5月1日までとした。主に日次の収益率とリスクについて検証した。データは、Pfizer、Moderna、Johnson & Johnson、武田薬品工業の4つのバイオ・製薬企業の株価の日次データである日足終値を用いた。これまでの分析と同様に、それぞれの株価の日足終値の対数を算出し、前日との差分を日次での収益率とする。Fig.8.1.1. ~ Fig.8.4.1. に Pfizer、Moderna、Johnson & Johnson、武田薬品工業の4つの企業の株価の対数価格の推移を示す。また、Fig.8.1.2. ~ Fig.8.4.2. に、COVID-19のパンデミック下における日次の収益率の変動を示す。

この分析期間における Pfizer、Moderna、Johnson & Johnson、武田薬品工業の4つの企業の日次の収益率の平均値は、それぞれ、0.000503 (0.05%)、0.00626 (0.63%)、0.000665 (0.07%)、-0.0000945 (-0.01%) となっており、Pfizer と Johnson & Johnson の日次の収益率の平均値は、ダウ平均とほぼ同程度である。しかし、Moderna の同数値を見ると、1桁オーダーが異なる高い日次の収益率となっている。Moderna のワクチンは、臨床試験で高い有効性を示し早期に FDA（米国食品医薬品局）の承認を受けている。同社は、これまで有効な対処法がなかった病気に対する mRNA¹²⁾ を活用した新薬開発を強みとする企業であり、ジカウイルス感染症、RSウイルス感染症などのワクチンの臨床試験を実施してきた。しかし、2020年末までに承認された医薬品は無く、まだ研究開発の段階にあった企業である。今後は、新型コロナワクチンの開発に成功したことにより多額の収益を得ることが期待されている。このため、Moderna の日次の収益率は、ダウ平均や S&P500、また、ここで分析している他の3社に比較して相当に高い日次の収益率となっているのである。

一方、武田薬品工業の日次の収益率は、-0.0000945 (-0.01%) とマイナス値であり、同じ製薬企業であっても新型コロナワクチンの開発に成功した他の3社とは明暗がはっきりと出ている。Pfizer、Moderna、Johnson & Johnson、武田薬品工業のリスクを示す指標である日次の収益率の標準偏差はそれぞれ、0.0188、0.0553、0.0166、0.0191 であった。株価が急騰している Moderna の標準偏差が高くなっている。他の3社は、ダウ平均、S&P500 とほぼ同水準であった。また、日次の収益率の平均値を標準偏差で除した単位リスク当たりの収益率は、それぞれ、0.02666、0.11312、0.039999、-0.0049422 であった。Pfizer、Johnson & Johnson は、ダウ平均や S&P500 とおおよそ同水準にあるが、Moderna は、1桁オーダーが異なる高い数値となっている。一方、武田薬品工業は、マイナス値であり精彩がない。

さらに、分析期間における累積収益率を Fig.8.1.3. ~ Fig.8.4.3. に示す。Pfizer、Moderna、Johnson & Johnson、武田薬品工業の4つの企業の累積収益率は、それぞれ、1.22、12.07、1.30、0.96 となった。分析期間の起点である2019年10月1日に1単位購入し、分析期間の終了時点である2021年5月1日まで保有して売却した場合に、原資産の購入価格を1とすると、売却価格は、それぞれ、1.22、12.07、1.30、0.96 となり、累積の収益率は、それぞれ、22.1%、1107.4%、30.3%、-3.7% であった。Moderna の株価は、実に12倍以上になっている。しかし、意外なことに新型コロナワクチンの開発に成功した Pfizer や Johnson & Johnson などの累積収益率は、ダウ平均や S&P500 と同程度の水準である。ワクチン開発の評価が株価には、あまり反映されていない。一方、新型コロナワクチンの開発に関係していない武田薬品工業の累積収益率は、マイナスとなっている。同じ製薬企業であっても新型コロナワクチンの開発に関与していない企業の評価は、株価を見る限り厳しい。

Fig.8.1.3. Pfizer_cumulative rate of return

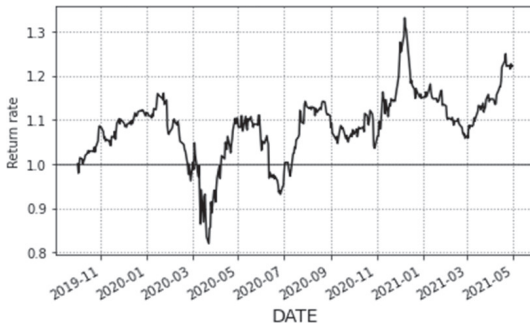


Fig.8.2.3. Moderna_cumulative rate of return

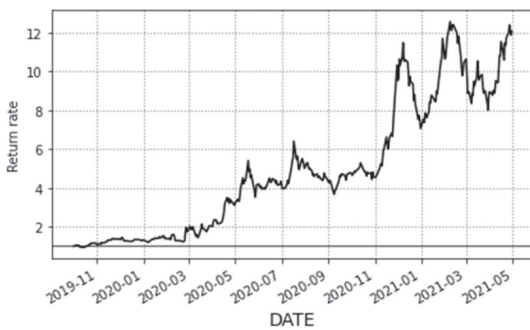
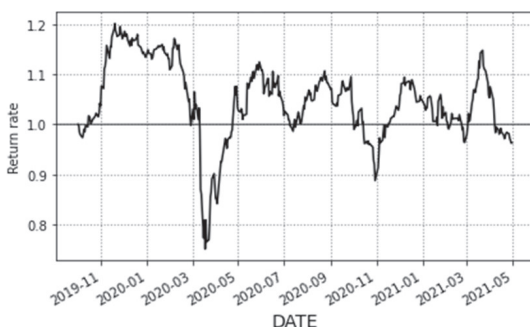


Fig.8.3.3. Johnson&J_cumulative rate of return



Fig.8.4.3. Takeda_cumulative rate of return



9. 過去の株価指数の急落時とCOVID-19のパンデミック下における株価指数の変動の比較

ここでは、過去の株価指数の急落時と今回のCOVID-19のパンデミック下における日米の株価指数の変動の比較を試みる。まず、日経平均株価、ダウ平均、S&P500の日米の3つの株価指数について、2008年9月に起きたリーマンショック¹³⁾から5カ月遡った2008年4月を起点として2009年11月までの20カ月間を分析期間とした場合の分析を行う。そして、その分析結果を、COVID-19のパンデミック下である2019年10月1日から2021年5月1日までの20カ月間の分析によって得られた結果と比較する。

はじめに、2008年4月から2009年11月までの20カ月間を分析期間とした場合、日経平均株価、ダウ平均およびS&P500の日次の収益率の平均値はそれぞれ、 -0.00056 (-0.056%)、 -0.00066 (-0.066%)、 -0.00070 (-0.070%)であり、日経平均株価、ダウ平均、S&P500ともにマイナス値でほぼ同水準である。COVID-19のパンデミック下の同数値はそれぞれ、 0.067% 、 0.06% 、 0.09% であるから日次の収益率の平均値は、COVID-19のパンデミック下の方が相当に高くなっている。市場のリスクを示す指標である日次の収益率の標準偏差は、リーマンショック発生時の分析期間では、 0.024 、 0.022 、 0.024 とCOVID-19のパンデミック下の 0.014 、 0.019 、 0.018 と比較して高くなっており、リーマンショック発生時の方が、COVID-19のパンデミック下よりも株価指数の変動は大きかったことが分かる。つまり、COVID-19のパンデミック下のリスクは、リーマンショック発生時よりは、限定的であったことが確認できる。

また、日次の収益率を標準偏差で除した単位リスク当たりの収益率は、リーマンショック発生時にはそれぞれ -0.023 、 -0.031 、 -0.029 とマイナス値であり、COVID-19のパンデミック下の 0.048 、 0.032 、 0.049 の方が相当に高い。同分析期

間の累積収益率についてもそれぞれ、0.793（-20.7%）、0.768（-23.2%）、0.756（-24.4%）であった。先に分析したCOVID-19のパンデミック下の20カ月の累積収益率はそれぞれ、31.7%、27.5%、42.2%であるから、パンデミックの期間の株価指数の回復とその後の上昇が、リーマンショック発生時よりかなり早いペースであり、急回復からの急騰であることが確認できる。リーマンショック発生時は、株価指数がリーマンショック発生前の水準に回復するまで数年を要している。これは、COVID-19のパンデミック下におけるマネタリーベースの増加に見られる資金供給量の増大が株式指数に大きな影響を与えているためと考えられる。

10. COVID-19のパンデミック下における日米の株式市場のVaR¹⁴⁾の算出と検証

10.1. VaRの算出手法

ここでは、日米の主要な株価指数である日経平均株価、ダウ平均、S&P500についてCOVID-19のパンデミック下におけるVaR（バリュエアトリスク：以下ではVaR）を算出して、分析期間に想定される最大リスクを検証する。

さらに、GAFAや新型コロナワクチンの開発に成功した製薬企業の株価についてもVaRを算出して、分析期間における最大リスクを評価するとともに、日米の主要な株価指数のVaRと比較する。

VaRは、保有している資産がどの程度まで損失する可能性があるのか、過去の価格データから求める指標である。現時点 t_1 のポートフォリオの価値を $P(t_1)$ として、将来の時点 t_2 の価値を $P(t_2)$ とすると t_2 までに生じる損益額 ΔP は、

$$\Delta P = P(t_2) - P(t_1) \quad (1式)$$

となる。

ここで、 $\Delta P \leq -X$ となる確率 Pr が、

$$Pr[\Delta P \leq -X] = c \quad (2式)$$

となるとき、この損失額 X を、保有期間 $t_2 - t_1$ 、信頼水準 $100(1-c)\%$ のVaRと定義する。VaRを求めるためには大きく3つの手法がある。まず、

一般的によく使われる方法として「分散共分散法（デルタ法）」がある。この方法は、過去のある期間の損益額の分布が正規分布であることを仮定して、統計的にVaRを算出する。つまり、損益額の平均値、標準偏差を算出して、求めた平均値と標準偏差から統計的に信頼水準 $100(1-c)\%$ における損失額を求める。

具体的には、 ΔP の平均値を μ 、標準偏差を σ とすれば、 ΔP の分布が正規分布 $N(\mu, \sigma^2)$ に従うとして、信頼水準 $100(1-c)\%$ における損失額 X は、(3式)のようになる。

$$Pr[\Delta P \leq -X] = c \quad (3式)$$

信頼水準を $100(1-c)\% = 99\% (0.99)$ とすると、 $c = 0.01$ となるから、正規分布の累積分布関数の逆関数を用いて

$$X = 2.33 \sigma - \mu \quad (4式)$$

となる。したがって、 $VaR = X$ となる。

しかし本稿では、現時点の株価指数（または株価）の値を1として、これをポートフォリオの価値とする。また $t_2 - t_1$ を1日とすれば、損益額 ΔP は日次の収益率となる。つまり、日次の収益率の分布が、正規分布 $N(\mu, \sigma^2)$ に従うとして、日次の収益率の平均値 μ と標準偏差 σ を算出して、信頼水準 $100(1-c)\%$ として求めた損失額 X は、日次の損失率のことであり、これを本稿ではVaRとする。したがって、本稿ではVaRを%で示す。

$$VaR = 2.33 \cdot \sigma - \mu \quad (5式)$$

6.～8.では、日米の代表的な株価指数である日経平均株価、ダウ平均、S&P500のCOVID-19パンデミック下における日次の収益率の分布について、ヒストグラムおよびQQプロットを作成して概観した。さらに、シャピロ・ウィルク検定を行い日次の収益率の正規性を検証した。その結果、日経平均株価、ダウ平均、S&P500の全ての株価指数で日次の収益率の正規性は棄却された。したがって、VaRの算出において、日次の収益率の正規性を前提とする「分散共分散法（デルタ法）」を採用するのは好ましくはないが、ここでは、多くのケースで一般的に使用されている分散共分散法（デルタ法）によるVaRの算出も参考

として行うこととする。

もう一つ VaR を求める主要な手法としてヒストリカルシミュレーション法がある。この手法は、過去の株価データから保有資産の損益分布を計算していく。つまり、過去のデータから損益分布を作成して、ある信頼水準に該当する損失値を VaR とする。ここで、日次の収益率から VaR を求める場合は、信頼水準を 99% とすると過去のデータから算出した日次の収益率をソートして、数値が小さい方から 1% の位置にある値を VaR とする。「ヒストリカルシミュレーション法」は、過去のデータから変動を求めるため、損益分布の形状が正規分布である必要はない。一方、過去の損益分布の影響を受けるため、今後の損益の検討をする場合には一定の課題が残る。しかし、過去の特定の期間における VaR を算出するには、都合の良い手法であり、ここでは、「分散共分散法（デルタ法）」とともに「ヒストリカルシミュレーション法」を用いて VaR の算出を試みる。この他、コンピュータで乱数を発生させて特定の損益分布をシミュレーションし、 VaR を算出する「モンテカルロシミュレーション法」があるが、損益分布を事前に推定する必要があるなど課題があり、ここでは使用しない。

10.2. VaR の算出結果と比較

日経平均株価、ダウ平均、S&P500 の各株式指数の日次の収益率のデータから「分散共分散法（デルタ法）」および「ヒストリカルシミュレーション法」のそれぞれ手法で算出した VaR について検証する。Table.10.1. に VaR の算出結果を示す。

Table.10.1. の通り、日米の主要な株価指数であ

Table.10.1. 日米の株価指数の VaR

	日経平均株価	DoeJones30	S&P500
VaR_h	0.045	0.065	0.053
VaR_std	0.032	0.044	0.041

(注) VaR_h はヒストリカルシミュレーション法で求めた VaR 。

VaR_std は分散共分散法（デルタ法）で求めた VaR 。
分析期間：2019.10.1 - 2021.5.1。

る日経平均株価、ダウ平均、S&P500 とともに、算出した VaR は、「ヒストリカルシミュレーション法」で求めた数値が、「分散共分散法（デルタ法）」から求めた数値より大きくなっている。 VaR は、分析期間内の最大損失を見積もるために使用する指標である。実際に使用する場合に過小評価をすると、後で思わぬ損失を被り指標としての意味を失ってしまう。その意味から、今回の分析では、「ヒストリカルシミュレーション法」による分析を採用する。これは、分析対象とする株式指標の日次の収益率の分布が、先に説明した通り、正規分布であることが統計的に棄却されており、「分散共分散法（デルタ法）」から VaR を求めることは、適当ではないとする考え方と整合性がある。

それでは、日米の各株価指数の分析期間における日次の VaR を検証する。まず、 VaR の数値が最も大きいのは、0.065 のダウ平均であり、99% の確率で 1 日の損失は 6.5% 以内である。次に、S&P500 は、99% の確率で 1 日の損失は 5.3% 以内である。日経平均株価は、同じく 1 日の損失は 4.5% 以内であり、この 3 つの株価指数の中では、最大損失が最も小さくなっている。つまり、COVID-19 のパンデミック下においては、日本の株式市場の方がリスクは小さかったことが VaR から確認ができる。

次にGAF A の VaR を COVID-19 のパンデミック下における同じ分析期間で算出してみる。なお、GAF A の日次の株価データから計算した日次の収益率の分布もシャピロ・ウィルク検定を行った結果、GAF A 全 4 社について日次の収益率の正規性は棄却されている。GAF A の VaR の算出結果を Table.10.2. に示す。

Table.10.2. から、GAF A の VaR を見ると、や

Table.10.2. GAF A の株価の VaR

	Google	Apple	Facebook	Amazon
VaR_h	0.056	0.070	0.065	0.054
VaR_std	0.048	0.057	0.058	0.047

(注) VaR_h はヒストリカルシミュレーション法で求めた VaR 。

VaR_std は分散共分散法（デルタ法）で求めた VaR 。
分析期間：2019.10.1 - 2021.5.1。

Table.10.3. ワクチン開発企業の株価の VaR

	Pfizer	Moderna	Johnson&J	Takeda
VaR_h	0.069	0.117	0.058	0.046
VaR_std	0.043	0.123	0.038	0.045

(注) VaR_h はヒストリカルシミュレーション法で求めた VaR。

VaR_std は分散共分散法（デルタ法）で求めた VaR。

分析期間：2019.10.1 - 2021.5.1。

はり「ヒストリカルシミュレーション法」で求めた数値が、「分散共分散法（デルタ法）」から求めた数値より大きくなっている。したがって、GAF A についても VaR は、「ヒストリカルシミュレーション法」の数値を採用する。GAF A は、COVID-19 のパンデミック下においても高い日次の収益率を確保していたが、その一方で、VaR から分かる通り、リスクは大きくなっている。信頼水準 99% で、最も 1 日の最大損失が大きくなるのは、日次の収益率の平均値が最も大きかった Apple である。1 日の損失は、99% 信頼水準で 7% 以内である。次に、1 日の損失が大きいののは、Facebook の 6.5% 以内、さらに、Google の 5.6% 以内、Amazon の 5.4% 以内となる。しかし、99% 信頼水準の 1 日の損失は、ダウ平均で 6.5% 以内、S&P500 で 5.3% 以内であるから、GAF A は日次の収益率が高い一方で、最大損失は、ダウ平均や S&P500 と同程度であり、投資先として最適であることが確認できる。

最後に、新型コロナワクチンの開発に成功した製薬会社である Pfizer, Moderna, Johnson & Johnson, それと日本を代表する製薬会社である武田薬品工業の VaR を算出する。Table.10.3. に Pfizer, Moderna, Johnson & Johnson, 武田薬品工業の VaR を示す。

Table.10.3. から、Pfizer, Moderna, Johnson & Johnson, 武田薬品工業の VaR についても、やはり「ヒストリカルシミュレーション法」で求めた数値が、「分散共分散法（デルタ法）」から求めた数値より大きくなっている。したがって、この 4 社についても VaR は、「ヒストリカルシミュレーション法」の数値を採用する。COVID-19 に対応したワクチンの開発に成功した Pfizer,

Moderna, Johnson & Johnson の中でも特に Moderna は、高い日次の収益率を確保していた。しかし、VaR から分かる通り、リスクも大きくなっている。信頼水準 99% で、1 日の損失は、11.7% 以内と最も大きくなっている。Moderna は、日次の収益率の平均値も最も高く、ハイリスクハイリターンといえよう。また、Pfizer も 1 日の損失は、6.9% 以内であり、ダウ平均や S&P500 より大きい。一方、Johnson & Johnson は、1 日の損失がダウ平均と S&P500 の中間に位置しており、平均的な数値である。日本の武田薬品工業は VaR から 1 日の損失は、4.6% 以内と一番小さい値であった。日本の株式市場の変動が米国より小さいためと考えられる。

11. AI 株価指数予測モデルによる日米株価指数のシミュレーション

11.1. AI 株価指数予測モデルとシミュレーションの概要

小林稔 (2021) では、ディープラーニングを用いた「AI 株価指数予測モデル」を構築し、日経平均株価の実験的なシミュレーションを試みている。ここでは、最新の株価指数とマネタリーベースのデータを用いて、「AI 株価指数予測モデル」により日経平均株価、ダウ平均、S&P500 の価格変動のシミュレーションを実施する。日米を代表する株価指数をシミュレートして、株価指数の変動を検証するとともに「AI 株価指数予測モデル」の有効性を再評価する。「AI 株価指数予測モデル」は、生物の脳を構成する神経細胞であるニューロンを人工的に模倣したパーセプトロンを多層にネットワーク化したディープラーニングを用いている。時系列データ処理に特化した LSTM 層¹⁵⁾を 2 層、全結合層を 3 層として構成されている。

なお、入力データは、株価指数とマネタリーベースであるが、株価指数だけを入力データとしたタイプ A と株価指数およびマネタリーベースの 2 つ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てある。タイプ A, タ

Fig.11.1. 「AI 株価指数予測モデル」タイプ A の構成

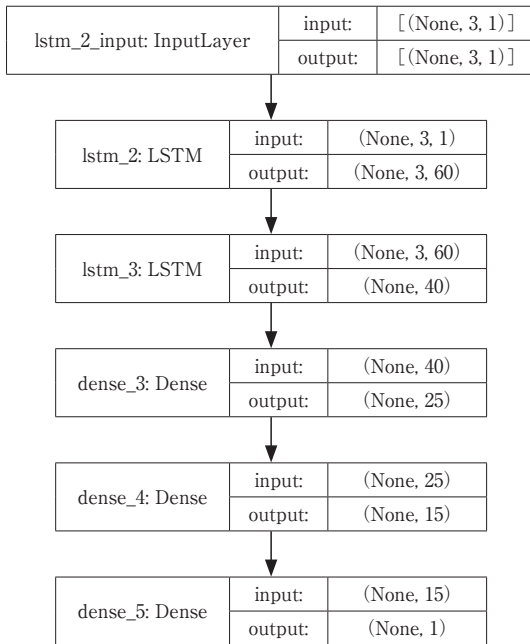
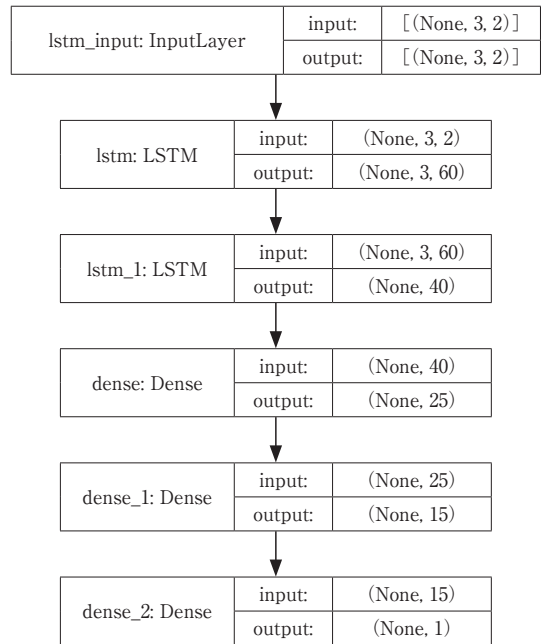


Fig.11.2. 「AI 株価指数予測モデル」タイプ B の構成



タイプ B の 2 つのモデルを使用してその結果を比較することにより、マネタリーベースの株価指数への影響を考察することができる。タイプ A、タイプ B の構成を Fig.11.1., Fig.11.2. に示す。

11.2. 日米の株価指数のシミュレーション

「AI 株価指数予測モデル」は、株価指数を当該の時点より 1～3 期前の株価指数のデータにより予測するタイプ A と 1～3 期前の株価指数およびマネタリーベースのデータから予測するタイプ B の 2 つがある。タイプ A およびタイプ B の両方のモデルによってそれぞれ株価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マネタリーベースの株価指数への影響を検証する。ここでは、「AI 株価指数予測モデル」の学習期間を、2010 年 1 月～2021 年 3 月とし、学習済のモデルに、2017 年 11 月～2021 年 3 月のデータを与えて、2017 年 12 月～2021 年 4 月の株価指数を予測する。したがって、「AI 株価指数予測モデル」によって予測した株価指数と実際の株価指数のデータからモデルの誤差や騰落の一致の程度を評価指標として算出できる。

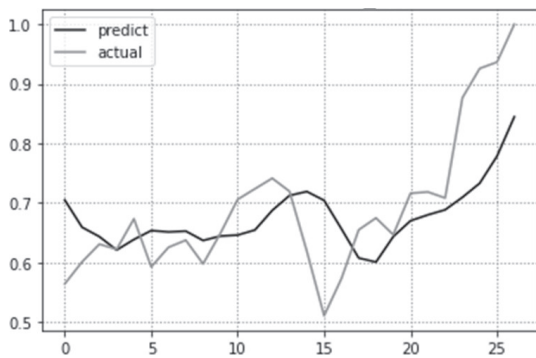
ここでは、株価指数のデータとして日経平均株価、ダウ平均、S&P500 の日次データである日足終値を用いた。実際には、マネタリーベースが月次データであるため日経平均株価、ダウ平均、S&P500 も月次のデータに変換している。月次データへの変換では、前月の取引最終日の終値を当該月初の株価指数のデータとし、これを当該月の株価指数のデータとして用いた。一方、マネタリーベースのデータは、日本の場合は日本銀行が毎月公表している当該月のマネタリーベース（平均残高）を、米国の場合は Board of Governors of the Federal Reserve System (Release: H.6 Money Stock Measures) をそれぞれ用いている。

まず、タイプ A の「AI 株価指数予測モデル」で 1～3 期前の株価指数のデータだけを使用した場合のシミュレーションの結果を Fig.11.3. ～ Fig.11.5. に示す。Fig.11.3. ～ Fig.11.5. から、株価指数の予測値は、完全とは言えないまでも概ね実際の株価指数の動きを捉えている。「AI 株価指数予測モデル」の予測値と実際の数値との誤差を Mean Squared Error（以下では MSE）で評価すると、日経平均株価、ダウ平均、S&P500 でそれ

ぞれ、9.1%、9.3%、9.0%の誤差であった。

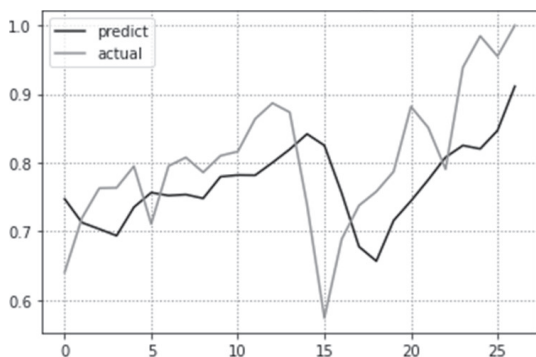
一方、「AI 株価指数予測モデル」が予測した株価指数の前期からの騰落が、実際の株価指数の騰

Fig.11.3. NIKKEI225_TypeA



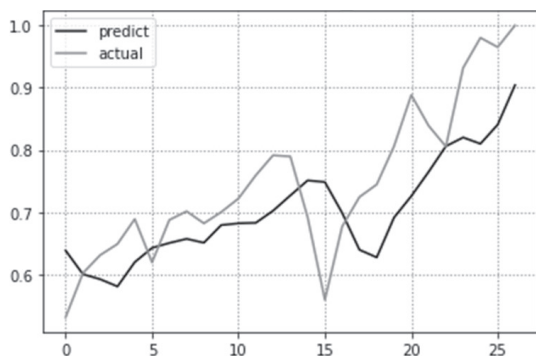
(注) Mean Squared Error = 0.09081811779069457
騰落正解率 : 0.5769230769230769

Fig.11.4. DowJones_TypeA



(注) Mean Squared Error = 0.09281316916964287
騰落正解率 : 0.4230769230769231

Fig.11.5. SP500_TypeA



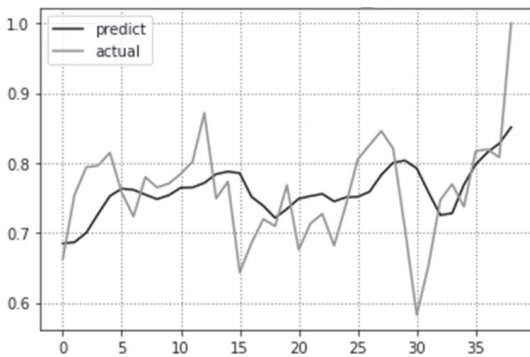
(注) Mean Squared Error = 0.09011130490371864
騰落正解率 : 0.5

落とどの程度一致しているかという指標を、騰落正解率として算出した。つまり、次の期の株価指数が上昇するか下落するかを予測した結果の正解率である。当然であるがランダムでは、確率的にこの数値は50%となるから「AI 株価指数予測モデル」の騰落正解率が50%を超えれば、同モデルを使用することに優位性を認めることができる。今回のモデルでは、1～3期前の株価指数のデータだけを使用した場合、騰落正解率は、日経平均株価、ダウ平均、S&P500でそれぞれ、58.7%、42.3%、50.0%であった。日経平均株価の騰落正解率は50%を超えており、1～3期前の株価指数のデータだけを使用した場合でも「AI 株価指数予測モデル」で予測する意味があると考えられる。しかし、ダウ平均、S&P500は、50%を超えることができなかった。今回のモデルの開発には、日経平均株価をテストデータとして使用していたためと考えられる。今後は、ダウ平均、S&P500のそれぞれに最適化したモデルの開発が課題である。

次に、1～3期前のマネタリーベースと株価指数のデータを使用した場合の結果を Fig.11.6.～ Fig.11.8. に示す。Fig.11.6.～ Fig.11.8. から MSE は日経平均株価、ダウ平均、S&P500でそれぞれ、6.8%、9.6%、7.5%であった。日経平均株価とS&P500については、株価指数だけを用了結果より改善されていることが分かる。一方、騰落正解率はそれぞれ、68.4%、56.4%、56.4%となった。日経平均株価については、株価指数の騰落を約68%の確度で予測できるという結果となった。完全な予測ではないが、50%を大きく超えており一定の評価はできる水準である。一方、ダウ平均、S&P500についても50%を超えており、このモデルによる予測には意味があると評価できる。しかし、ダウ平均およびS&P500の騰落正解率は、日経平均より10%程度低く、やはりダウ平均やS&P500に最適化したモデルの開発が課題となった。

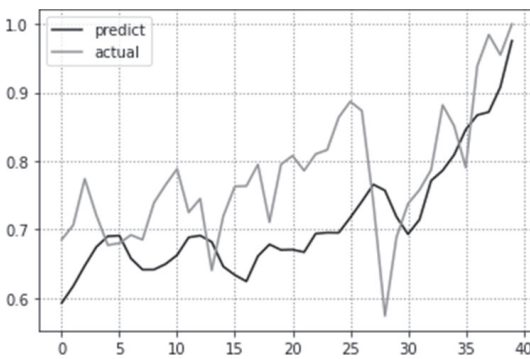
一方、「AI 株価指数予測モデル」のタイプ A およびタイプ B のシミュレーション結果を比較すると、マネタリーベースを入力データとして入

Fig.11.6. NIKKEI225_TypeB



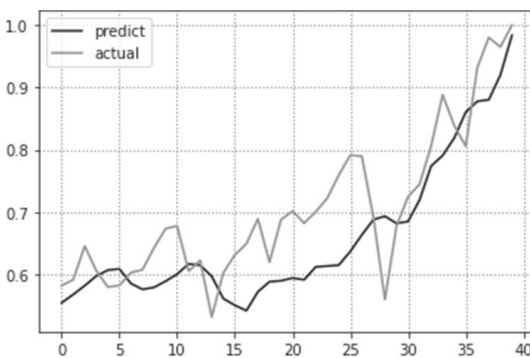
(注) Mean Squared Error = 0.06768562281984118
 騰落正解率 : 0.6842105263157895

Fig.11.7. DowJones_TypeB



(注) Mean Squared Error = 0.09598802738901842
 騰落正解率 : 0.5641025641025641

Fig.11.8. SP500_TypeB



(注) Mean Squared Error = 0.07483890840872148
 騰落正解率 : 0.5641025641025641

れたタイプ B の方が、MSE および騰落正解率の改善が見られ、株価予測の精度が上がるのが分かった。この結果から見ても、マネタリーベースが株価指数の変動に強い影響を与えていることが再確認できる。

12. おわりに

本稿では、新型コロナウイルスの感染が拡大する中で上昇を続けている日米の株式市場について、株価とマネタリーベースの相関を考慮しつつ分析検討を試みた。特に、日米の主要な株価指数である日経平均株価、ダウジョーンズ 30 種平均、S&P500 が、COVID-19 のパンデミックによってどのような影響を受けたのか詳細に分析した。同様に、世界の情報産業を代表する GAF A および新型コロナワクチンの開発に成功した Pfizer, Moderna, Johnson & Johnson の株価についても分析と考察を試みた。その結果、COVID-19 のパンデミック下において、マクロ経済が減速しているにもかかわらず、日米の株価が急上昇を続けている要因として、マネタリーベースの急増があることを指摘した。

また、COVID-19 のパンデミック下においても GAF A や新型コロナワクチンの開発に成功した企業の中には、大幅に収益を拡大し、株価を急騰させている企業があることを示した。

Fig.12.1. および Fig.12.2. に、日米の主要な株価指数、GAF A、新型コロナワクチンの開発に成功した製薬企業のリターン（日次の収益率：横軸）とリスク（標準偏差：縦軸）の相関を示す。Fig.12.1. には、分析対象とした全ての株式指数と企業をプロットしている。右上にある Moderna は、いわゆるベンチャー企業であり、新型コロナワクチンの開発に成功したことで、一気にその名を世界に知らしめた。高いリスクとともに高いリターンを実現しており、正に、ハイリスクハイリターンであることが分かる。Fig.12.1. から Moderna を除いてプロットしたのが Fig.12.2. である。Fig.12.2. を見ると右上にプロットされている 4 点と左下の 6 点の 2 つのグループに分けるこ

Fig.12.1. Correlation of r_mean & r_std

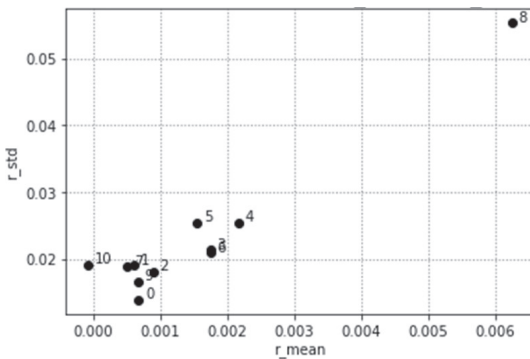
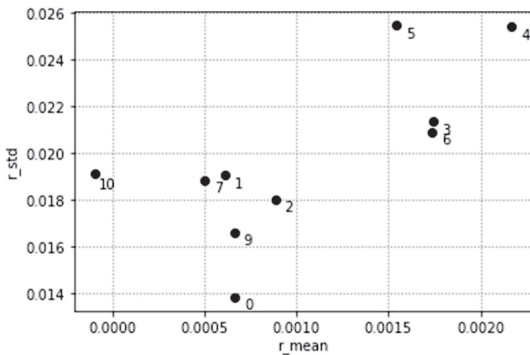


Fig.12.2. Correlation of r_mean & r_std
(Fig.12.1.の一部を拡大した)



(注) Fig.12.1. および Fig.12.2 のプロット点に対応する株価指数と企業

- 0: 日経平均株価 1: ダウジョーンズ平均
- 2: S&P500 3: Google 4: Apple 5: Facebook
- 6: Amazon 7: Pfizer 8: Moderna
- 9: Johnson & J 10: 武田薬品工業

とが可能である。右上の4つの点がGAF4であり、ハイリスクハイリターンであることが分かる。しかし、点3および点6のGoogleとAmazonについては、ダウ平均やS&P500とほぼ同じリスクで、より高いリターンが確保できることを示しており、投資対象としての優位性が確認できる。

以上のように、本稿では株価の急騰の一つの要因として、マネタリーベースの急増を指摘しているが、その一方で、COVID-19のパンデミック下でも事業を拡大している企業群が存在し、それらの企業の株価の上昇は極めて高いことを示した。さらに、本稿では、「AI株価指数予測モデル」による日米の株価指数のシミュレーション分析を実施した。その結果、日米の株価指数の変動の予測

には、マネタリーベースのデータを使用したモデルの方が、予測の精度が高くなることが分かった。このことから、日米の株価指数の変動にマネタリーベースが一定の影響を与えていることを確認した。ただし今回は、「AI株価指数予測モデル」によるシミュレーションにおいて、月次データを用いている。今後は、日次データを用いた分析を進めて、COVID-19のパンデミック下における日米の株式市場の変動をさらに検証し、その結果を報告する予定である。

※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) 世界保健機関 (World Health Organization : WHO) のことである。国際連合の専門機関 (国際連合機関) の一つである。
- 2) 米国ファイザーと独ビオンテック、米国モデルナ、英国アストラゼネカなどの製薬会社が新型コロナウイルスに対するワクチンを開発し、2020年12月より英国、米国、カナダなどで接種が始まっている。その後、中国、ロシアでもワクチンが開発され各国で接種が行われている。
- 3) 「AI株価指数予測モデル」は、Python (ver. 3.8) に、数値計算ライブラリーである numpy、データ解析ライブラリーである pandas、Googleが開発した機械学習用のライブラリーである tensorflow、ニューラルネットワークのライブラリーである keras、科学技術計算のライブラリーである scipyなどをインストールした環境でプログラミングされている。ディープラーニングによるモデルである。
- 4) ディープラーニング (Deep learning)、深層学習とも言う。多層の人工ニューラルネットワークによる機械学習の一つの方法である。コンピュータのハードウェアの急速な進化、インターネット普及拡大、ビッグデータの利用環境の整備などにより、2012年頃から急速に研究が活発となる。第三次AIブームの中心的な技術である。
- 5) 東証第一部上場企業から代表する225社を選出して日本経済新聞社が算出する、日本を代表する株価指数である。本稿では、日経平均株価、日経平均、日経225、グラフ中でNIKKEI225と称する場合があるが、すべて同じものである。
- 6) 本稿では、S&P Dow Jones Indices LLCが算出するDow Jones Industrial Averageをダウジョーンズ平均株価、ダウ平均、DowJones30と称している。
- 7) ニューヨーク証券取引所、NYSE MKT、NASDAQに上場している代表的な500社を選出し、その株価から算出した時価総額加重平均型株価指数である。本稿では、S&P500、

sp500 と称している。

- 8) 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) と呼ばれ、ICT産業において最大かつ最も支配的な4企業である。
- 9) 株価や株価指数の分析では、原データの対数を取りその差分を対数収益率とすることが一般的である。対数の差分により計算された対数収益率は、原データから算出したパーセント収益率とほぼ同じ値になることが知られている。本稿では、日次の対数収益率を日次の収益率としている。
- 10) 単位リスク当たりの収益を示す指標としてシャープレシオがある。シャープレシオ = (平均リターン - 無リスク資産収益率) / 標準偏差。ここでは、市場間での相対比較を主とするため無リスク資産収益率を0として計算している。
- 11) 今回の分析における累積収益率は、キャピタルゲインのみを計算して求めており、配当や手数料などは一切考慮していない。
- 12) これまでは、病原性を弱めた病原体による生ワクチンや感染力をなくした病原体による不活化ワクチン、病原体を構成するタンパク質を用いた組換えタンパクワクチンが主なものであった。これに対して、mRNA ワクチンは、タンパク質の設計図である mRNA を用いている。病原体を構成するタンパク質の mRNA を投与することで免疫をつける新しいワクチンである。
- 13) 2007年頃から、米国の住宅バブルが崩壊し、サブプライム住宅ローン、プライムローン、カードローン関連債券などの資産価格が暴落し、米国の大手投資銀行であったリーマン・ブラザーズ・ホールディングスが2008年9月15日に経営破綻した。これを契機に、ニューヨーク証券取引所の株価は暴落し、世界規模の金融危機へと拡大した。リーマンショックとは、日本における通称である。
- 14) バリュアットリスク (Value at Risk) のことである。本来、リスクとは不確実性のことであるから、利益であっても損失であっても不確実性という意味では同じである。しかし、投資家は、損失を被る下方リスクを懸念する機会が多い。保有している資産が、どの程度まで損失する可能性があるのか、過去の価格データから計測して求めた指標が VaR である。本稿では、相対比較のため VaR を損失額ではなくポートフォリオに対する % で示す。
VaR は、時価会計への移行に伴い、金融機関の保有資産リスクを評価するために使用されており、保有期間内に、特定の確率の範囲内で評価される期待最大損失である。
- 15) Long short-term memory の略称である。ディープラーニングで用いられる人工回帰型ニューラルネットワークであり、過去のデータの情報を記憶して出力を制御できること

から時系列データの分類、予測などに使用される。

【参考文献】

- 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「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アット・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「株価変動パターン類似性を用いた株価予測」, 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」, 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」, 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」, 2017年度人工知能学会全国大会 (第31回) 論文集, 2017。
- 加藤旺樹・穴田一「テクニカル指標による株式投資の戦略構築」2018年度人工知能学会全国大会 (第32回) 論文集, 2018。
- 松浦出・和泉潔・坂地泰紀・松島裕康・島田尚「インデックス投資が証券市場の価格形成に与える影響の分析」, 2019年度人工知能学会全国大会 (第33回) 論文集, 2019。
- Aurélien Géron, *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems*, O'REILLY, 2019.
- David Foster, *Generative Deep Learning: Teaching Machines to Paint, Write, Compose, and Play*, O'REILLY, 2019.

(2021年5月9日 受稿)

(2021年6月14日 受理)