

三田祭論文 長倉大輔研究会

石油ととうもろこしの先物価格を形成
する要因 -分析と価格予測-

久保川裕太 久保田絢子

鈴木慎一郎 登欣悦

要旨

近年、目覚ましく移り変わる世界経済において、資源と食料は非常に根源的に大きな取引市場を抱えており、人々の需要を反映して価格の変動がよく見られる。そのため、今回はいくつか説明変数を厳選し、それらがどのような影響を及ぼしているか、またそこから過去の実測値から理論的にはどのような予測値が得られるかと実測値との比較を、BSTS モデル・SARIMAX モデルを用いて計量経済学的に研究した。

先物価格、コモディティ、計量経済、BSTS、SARIMAX

・目次

- 1, はじめに
- 2, 先行研究について
- 3, 論文の意義
- 4, 説明変数について

5, モデルの説明

6, 結果

7, 考察

8, おわりに

1, はじめに

近年の世界政情を鑑みるに、10年代以降の独裁的国家的軍事行動、20年のコロナ禍など食料やエネルギー需要を左右する環境は激しく変化している。社会トレンドと結び付けたビッグデータによる解析が先物との組みで図られることが増加している。

本研究では、石油ととうもろこしの先物価格がどのような変動をするか過去の値をさらに以前の実測値から予測することで、その予測値を対応する年度の実測値と比較した。これにより、選んだ説明変数がどのように石油ととうもろこしの先物価格に影響を与えているか、またその説明変数が考えられる予測値は実測値とどれくらい近いかを検証した。先行研究においては専門の研究者が持てる技術とデータを最大限活用して行っているものの、1.予測精度の担保に必要なデータセットの大きさと予測間

隔の最低値*、2.最近年の社会現象の出来事の影響力、の二つに関しては詳細を読み取れなかったため、本研究でこの点を明らかにしたい。

まず第一段階として、先行研究から使用するモデルを選定し、外生変数を盛り込んだ季節自己回帰和分移動平均モデル(Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Factors)、通称: SARIMAX モデルと、ベイジアン構造的時系列分析モデル(Baysian Structural Time Series model)、通称: BSTS モデルを採用した。これらは ARIMA とベイジアンによる分析のそれぞれで外生変数を含むナウキャストイングにたの長けたモデルであり、先期のデータから前期を予測することで、既に取得可能な前期データのみでその精度と原因の推測に用いることが可能であることに注目し採用を決定した。本研究では、石油ととうもろこしの先物価格形成プロセスなどから説明変数を選定した。その選定した説明変数と SARIMAX モデル・BSTS モデルを用いて実際に検証し、そこで得られた結果から考察を行った。

2, 先行研究について

SARIMAX モデルは、東北学院大学の佐藤 佑樹、長崎 義也、中嶋 明宏、熊谷

誠治、佐藤 正志が書いた「SARIMAX モデルによる JEPX 電力スポット価格の予測精度と気温の関係」という論文から導入した。この論文で SARIMAX モデルの有効性が確かめられたため、使用することとした。

BSTS モデルは、Crude oil price analysis and forecasting: A perspective of “new triangle” という参考文献から導入した。本先行研究において著者は、BSTS モデルを発展させた dBSTS モデルを用いて、原油価格を決定する三要因を Google の検索トレンドと併せて発見に取り組んだ。当研究においては、筆者らは BSTS モデルにおいて強いナウキャストイングを Google の検索結果の蓄積であるトレンドを導入で強化し予測の精度を高めたと語っている。この先行研究から、私たちは、ナウキャストイングを活用した変数選択と構造変化を分析できると考え、私たちのやりたい研究に直接結びつくモデルとして今回の研究に最適化し使用した。

3, 論文の意義

石油ととうもろこしの先物価格の予測は、世界経済と食料安全保障において重要な意義を持っている。これらのコモディティは、現代社会のエネルギー供給と食料供給の根幹を成すものであり、その価格変動は世界経済に多大な影響を与えている。

特に石油市場においては、2008年に1バレル140ドルから40ドルまで劇的な価格変動を経験し、その後も価格の不安定性が継続している。一方、とうもろこしは主要な飼料作物として、畜産産業や食品産業全体に影響を与え、その価格変動は食料安全保障に直結している。

本研究の第一の意義は、両コモディティの価格形成メカニズムを含めて分析することである。金融政策、投機的課題など、多岐にわたる懸念が、価格に響及ぼしている。特にとうもろこしについては、供給側の課題（生産量、生産コスト、自然災害）と需要側の課題（飼料需要、工業需要）に加え、代替品価格や金融危機が価格変動に影響している。

第二の意義は、計量経済学的手法を用いて、これら複数の制約の相互作用を分析し、価格予測モデルを構築することである。特に、GARCHモデルやマルコフ・スイッチングモデルなどの高度な計量手法を活用することで、価格のボラティリティや構造変化を考慮した精緻な分析が可能になる。

第三の意義として、本研究は投資家や政策立案者に実践的な示唆を提供することで

ある。投資家にとって、より精度の高いリスク管理と投資戦略の意思決定が可能となり、政策立案者にとっては、エネルギー政策や食料安全保障政策の計画に有用な情報を提供することが可能だ。

さらに、最近の世界状況において、気候変動やパンデミック、地政学的リスクのリスクにより、コモディティの予測はより複雑化している。それらに対応したフレームワークを提供することで、学術的・実務的な貢献を目指している。

このように、本研究は石油ととうもろこしという二大戦略的コモディティの価格形成メカニズムを考え、将来価格の予測モデルを構築することで、学術的な知見の視野と実務的な応用可能性の両面で重要な意味を持つと考えられる。

4, 説明変数について

4.1, 石油の説明変数と被説明変数

- ・被説明変数

Dubai Crude Oil Financial Futures

・説明変数

説明変数として、鉄価格、石炭価格、海運輸送量、銅先物価格、EMN の株価を設定した。

1：鉄価格

2：石炭価格

3：海運輸送料

4：銅先物価格

5：EMN

4.1.1, 被説明変数

石油の先物価格を推定するにあたって、被説明関数を Dubai Crude Oil Financial Futures の数値で設定する。計画段階では日本の先物価格を使用することを想定したが、日本の取引所にある石油価格のデータが見つけれなかったため、海外の数値を利用することにした。日本の石油先物価格はドバイの石油価格に基づいて算出されて

指数であるため、その元となっている Dubai Crude Oil Financial Futures を用いることにした。

4.1.2, 説明変数 1 : 鉄価格

鉄価格を設定した理由としては、石油を多く消費する機械類の生産が増えれば石油価格も高くなると考えたためである。データとして、世界的な規模の取引が行われている市場である CME グループの US Steel Coil Futures 取引を使用する。

4.1.3, 説明変数 2 : 石炭価格

石油と関連して動力源、熱源として使われる資源として、石炭が挙げられる。石油と同じような用途として使われることが多いため、石油価格と似たような動向をするのではないかと考え、説明変数として使用することにした。データとしては世界的な石炭の輸出国であるオーストラリアの石炭ターミナルの Newcastle Coal Futures を使用する。

4.1.4, 説明変数 3 : 海運輸送料

海外から日本に石油を輸送するにあたって、大型タンカーが使用される。その輸送費が石油価格に影響を与えると考え、海運輸送料を表す Worldwide Tanker Nominal Freight Scale を使用する。

4.1.5, 説明変数 4 : 銅先物価格

銅の先物価格は、世界中の多くの投資家から世界経済の健全性を評価する指標として重宝されている。そのため、銅先物価格が投資戦略を策定するのに大きく役立っていると言われており、投資家目線での石油先物価格を形成する要因になりえると考えたため使用した。

4.1.6, 説明変数 5 : EMN の株価

石油の使用用途は熱源 40%、動力源 40%、原料(化学繊維含む)20%である。ここで、石油を原料として使う製品として最も主要なものとして化学製品が挙げられる。これらの動向も石油価格に影響を与えていると考え、化学製品を取り扱っている主要な化学企業 (Eastman Chemical Company) の株価を説明変数として使用する

4.2, どうもろこしの説明変数と被説明変数

- ・被説明変数

米国シカゴコーン先物の数値(CBOT 価格)

- ・説明変数

説明変数として、中国のどうもろこし需要量、石油価格、小麦、大豆の CBOT 先物価格、パルチック海運指数を設定した。これらの説明変数を設定する参考として、日本取引所のどうもろこし先物について記述している商品概要を使用した。

1 : 中国のどうもろこし輸入量

2 : 石油価格

3 : 大豆、小麦 CBOT 先物価格

4 : パルチック海運指数

4.2.1, 被説明変数

どうもろこしの先物価格を推定するにあたり、被説明関数を米国シカゴコーン先物

の数値(CBOT 価格)で設定する。計画段階では日本の先物価格を使用することを想定していたが、石油と同様、日本の取引所の価格のデータが見つけれなかったため、世界最大のとうもろこしの産地であるアメリカの取引所の数値を利用することにした。

現在のとうもろこしは、米国において、46%が飼料用、43%が燃料用アルコールとして使われている。

4.2.2, 説明変数 1 : 中国のとうもろこし輸入量

このように、とうもろこしの主要な用途は家畜を育てる際の飼料用である。ここで、近年とうもろこしの輸入量を大きく増やした中国について語ろう。現在中国は、目覚ましい経済発展を遂げる中で所得が増え、肉の消費が急増している。14 億人もの人口を抱える中国国民の食生活の変化により、飼料用の需要が急速に高まっているといえる。そこで、今回の説明変数として中国のとうもろこし需要量を設定した。

4.2.3, 説明変数 2 : 石油価格

先述したように、とうもろこしは現在、バイオエタノール原料としての使用量も増

加している。このような再生可能エネルギーの出現は、石油価格に大きな影響を与え
ると考えられる。よって、先ほど被説明関数として使用したドバイの石油価格を、と
うもろこしの説明変数として使用することとする。

4.2.4, 説明変数 3 : CBOT 先物価格

現在において、世界で流通しているとうもろこしの過半数はアメリカのコーンベル
ト地帯で生産されている。そこでは、とうもろこしを生産した土地において、大豆、
小麦と転作が行われている。そのような作物の生産状況ととうもろこしの生産状況は
連動すると考えたため、大豆と小麦の CBOT 価格を説明変数として設定した。

4.2.5, 説明変数 4 : パルチック海運指数

とうもろこしを国外に輸出する際は主に船が使用される。とうもろこし輸出量が船
の需要にも関わるため、その船のチャーター料金であるバルチック海運指数も説明変
数として設定した。

5, モデルの説明

5.1, SARIMAX モデルの説明

時系列分析において、SARIMAX モデル(Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with eXogenous variables)は、季節性と外生変数を考慮できる統計モデルである。

本研究では、石油ととうもろこしの先物価格予測にこのモデルを採用する。

SARIMAX モデルは以下の 5 つの主要な構成要素を含んでいる。

- 1 : 季節成分(Seasonal Component)
- 2 : 自己回帰成分(Autoregressive Component)
- 3 : 和分成分(Integrated Component)
- 4 : 移動平均成分(Moving Average Component)
- 5 : 外生変数(Exogenous Variable)

季節成分は、データ内の周期的なパターンを捉えるために使用される。そのため、石油やとうもろこしの価格に見られる年間の季節変動などを考慮することができる。自己回帰成分は、過去の観測値と最新値の関係性をモデル化し、価格の連続性や傾向を反映させる役割を持つ。和分成分は、非定常な時系列データを定常化するために使用され、トレンドや不規則なパターンを除去することで、より正確な分析を可能にする。移動平均成分は、過去の予測誤差との依存関係をモデル化し、短期的な変動やノイズを調整することができる。外生変数は、モデルに外部要因の影響を組み込むことを可能にする。

このモデルのメリットは、複雑な時系列データの特徴を捉えつつ、外部要因の影響も考慮できる点にある。特に商品先物価格のような季節性や外部要因の影響を強く受ける時系列データの分析に適している。

5.2, BSTS モデルの説明

本研究では、石油ととうもろこしの先物価格の予測に、ベイズ構造時系列モデル (Bayesian Structural Time Series Model; BSTS) も採用する。BSTS モデルは、時系列データの傾向、周期性、外部変数の影響を確率的にモデル化、予測と推論を可能にする統計モデルである。

このモデルの特徴として、以下の3つの重要な要素が挙げられる。

- 1：カルマンフィルターによる内部トレンドと季節性成分の抽出
- 2：スパイク・スラブ回帰による変数選択と回帰係数の決定
- 3：ベイズモデル平均化による MCMC サンプリングの統合

本研究における実装手順は以下の通りである。

まず、データの準備段階では、石油ととうもろこしの先物価格データ、および関連する外部変数データを収集し、必要な前処理を実施する。、時系列データの特徴を考慮した処理を行う。

次に、モデルの設計段階では、先物市場の特徴を考慮した BSTS モデルを構築する。特に、市場の季節性や長期トレンド、外部制約の影響を正しく捉えられるよう、モデルの要素を設計する。パラメータの推定には、マルコフ連鎖モンテカルロ (MCMC) 法を使用する。

このモデルのメリットは、従来の時系列分析手法と比較して、大規模な外部生変数デ

ータを効果的に処理でき、より正確な予測解釈を提供できる。目的変数に対する外生変数の重要性をランク付けもできるという点にある。

なお、モデルの前提条件として、入力データに欠損値がないこと、時間間隔が等間隔であることなどが要求される。

これらの条件は、本調査で使用する先物価格データにおいては、被説明変数を基準に調整を施した。

6, 結果

6.1, ADF 検定・共和分検定

6.1.1, ADF 検定について

時系列データを分析する前に、データの定常性を確認することが重要なため、本研究では、石油ととうもろこしの先物価格データに対して ADF 検定 (Augmented Dickey-Fuller Test) を実施した。

ADF 検定は、時系列データが単位根を持つか (非定常か) を検定する手法で、以下

のモデルを考える。

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \gamma y_{t-1} + \delta \Delta y_{t-1} + \epsilon_t$$

ここで、帰無仮説 $H_0: \gamma = 0$ とすると、p 値が基準値 0.05 より小さい場合、データは定常であると判断できる。本研究では、各変数について ADF 検定を実施し定常性を確保した。

6.1.2, 共和分検定について

石油ととうもろこしの先物価格の長期的な関係性を分析するため、本研究では共和分検定を実施する。統計的に検証する手法である。具体的には、2つの時系列データ間線形結合が存在し、その結合が定常過程となる場合、これらの変数は共和分の関係にあるとされる。本分析では、エンゲル・グレンジャーの2段階検定法を採用し、以下の手順で検証を行う。

1. 各変数の単位根検定による次数の確認
2. 回帰分析による残差系列の導出
3. 残差系列の定常性検定

この検定により、石油ととうもろこしの先物価格の間に長期的な均衡関係が存在するかどうか判断する。

・石油

```
from statsmodels.tsa.stattools import adfuller

# ADF検定の実施
result = adfuller(oil['oil_終値'])

# 結果の表示
print('ADF Statistic: %f' % result[0])
print('p-value: %f' % result[1])
print('Critical Values:')
for key, value in result[4].items():
    print('  %s: %.3f' % (key, value))

if result[1] <= 0.05:
    print("時系列データは定常")
else:
    print("時系列データは非定常")
```

```
ADF Statistic: -1.921250
p-value: 0.322131
Critical Values:
  1%: -3.433
  5%: -2.863
 10%: -2.567
時系列データは非定常
```

・とうもろこし

```

from statsmodels.tsa.stattools import adfuller

# ADF検定の実施
result = adfuller(corn['corn_終値'])

# 結果の表示
print('ADF Statistic: %f' % result[0])
print('p-value: %f' % result[1])
print('Critical Values:')
for key, value in result[4].items():
    print('¥t%s: %.3f' % (key, value))

if result[1] <= 0.05:
    print("時系列データは定常")
else:
    print("時系列データは非定常")

```

```

ADF Statistic: -1.570167
p-value: 0.498560
Critical Values:
    1%: -3.433
    5%: -2.863
   10%: -2.567
時系列データは非定常

```

```

from statsmodels.tsa.stattools import coint

common_index = oil.index.intersection(corn.index)
data_subset = oil.loc[common_index, 'oil_終値']
corn_subset = corn.loc[common_index, 'corn_終値']

coint_result = coint(data_subset, corn_subset)

# 結果表示
print('Test Statistic:', coint_result[0])
print('p-value:', coint_result[1])
print('Critical Values:', coint_result[2])

# p値が0.05以下であれば、共和分関係がある
if coint_result[1] < 0.05:
    print("oilとcornは共和分関係にある")
else:
    print("oilとcornは共和分関係にない")

```

```

Test Statistic: -2.491756641215374
p-value: 0.2827166527602025
Critical Values: [-3.90080341 -3.33856248 -3.04613813]
oilとcornは共和分関係にない

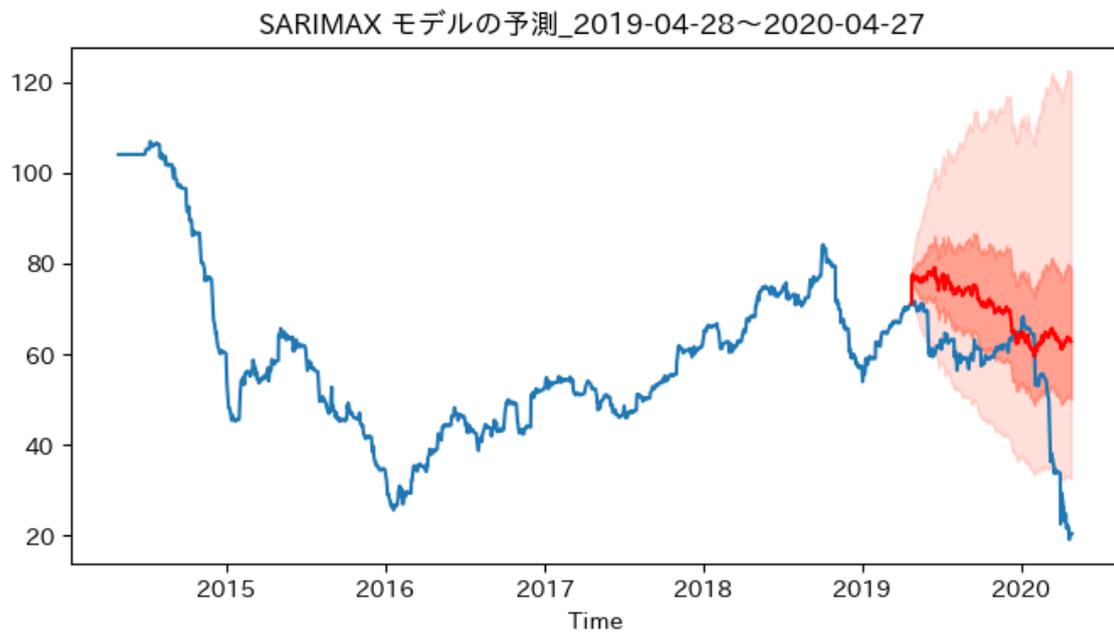
```

上記の結果から、石油ととうもろこしの間に長期的な関係はないと結論付けられる。

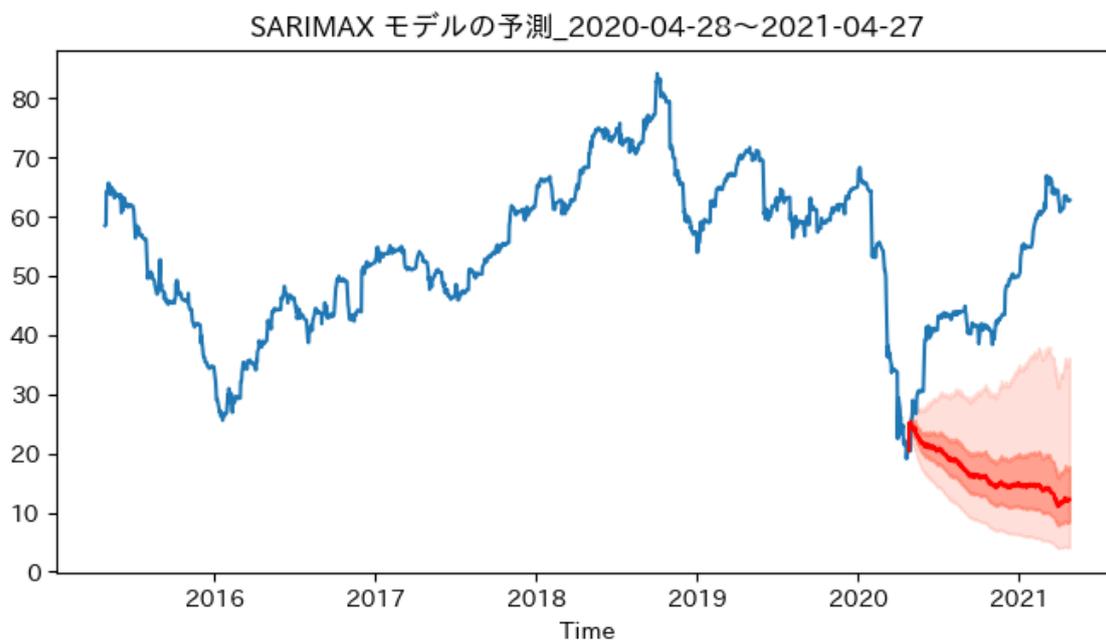
6.2, SARIMAX モデル

6.2.1, 石油価格

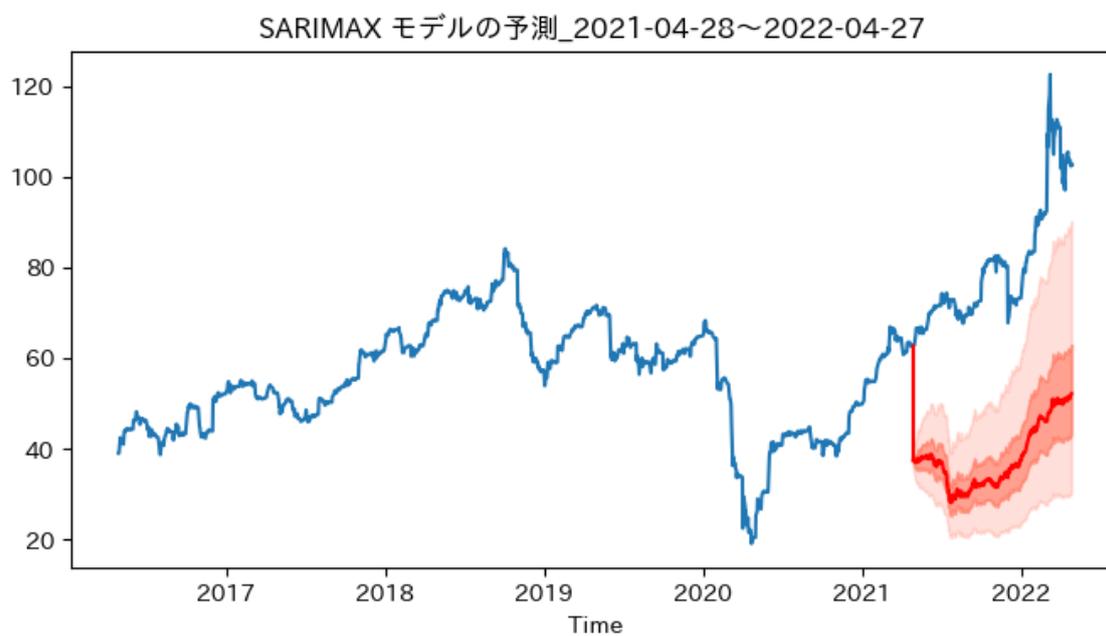
2014/04/28~2019/04/27 を用いて 019/04/28~2020/04/27 の 1 年予測



2015/04/28~2020/04/27 を用いた 2020/04/28~2021/04/27 の 1 年予測

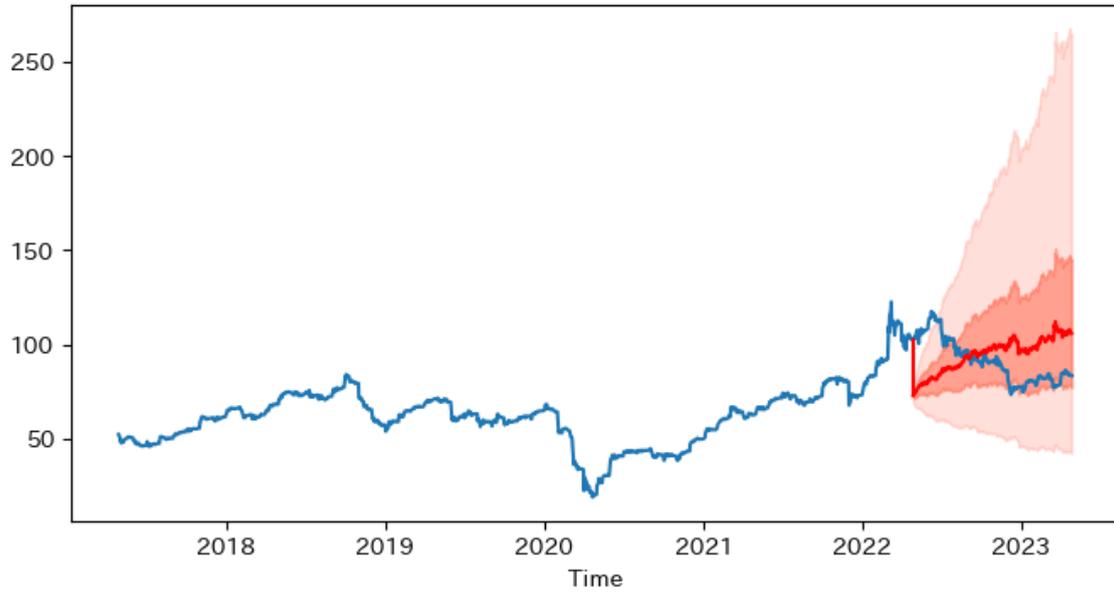


2016/04/28~2021/04/27 を用いた 2021/04/28~2022/04/27 の 1 年予測



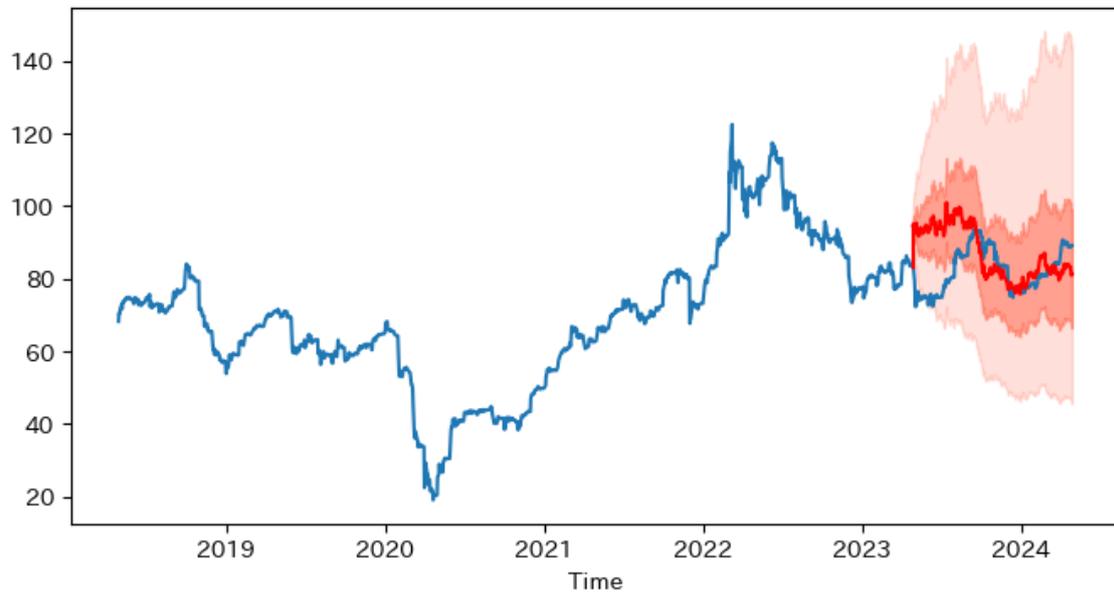
2017/04/28~2022/04/27 を用いた 2022/04/28~2023/04/27 の 1 年予測

SARIMAX モデルの予測_2022-04-28~2023-04-27



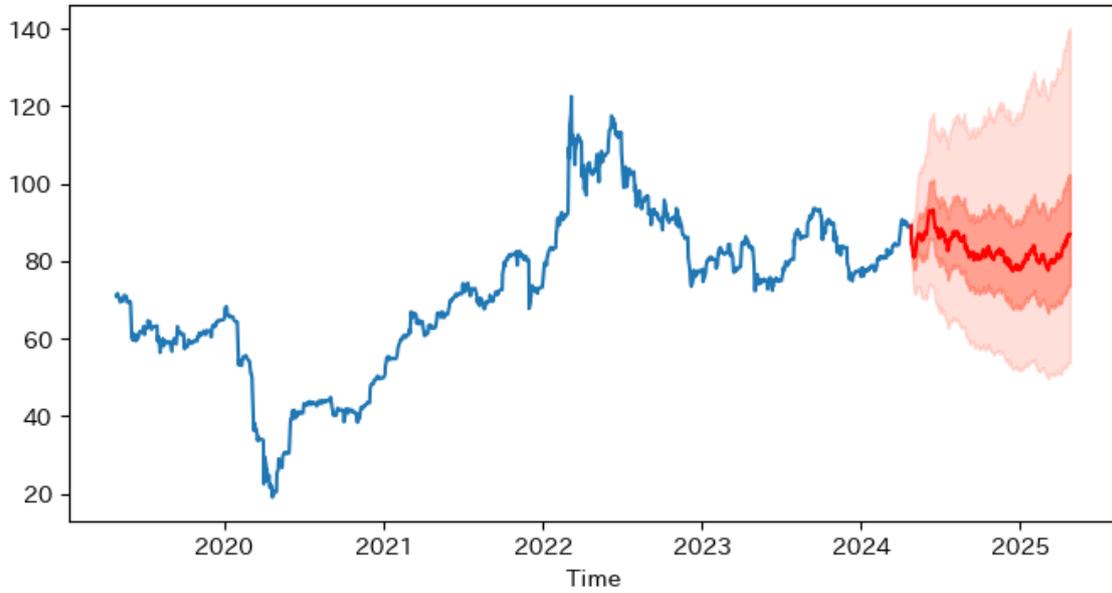
2018/04/28~2023/04/27 を用いた 2023/04/28~2024/04/27 の 1 年予測

SARIMAX モデルの予測_2023-04-28~2024-04-27



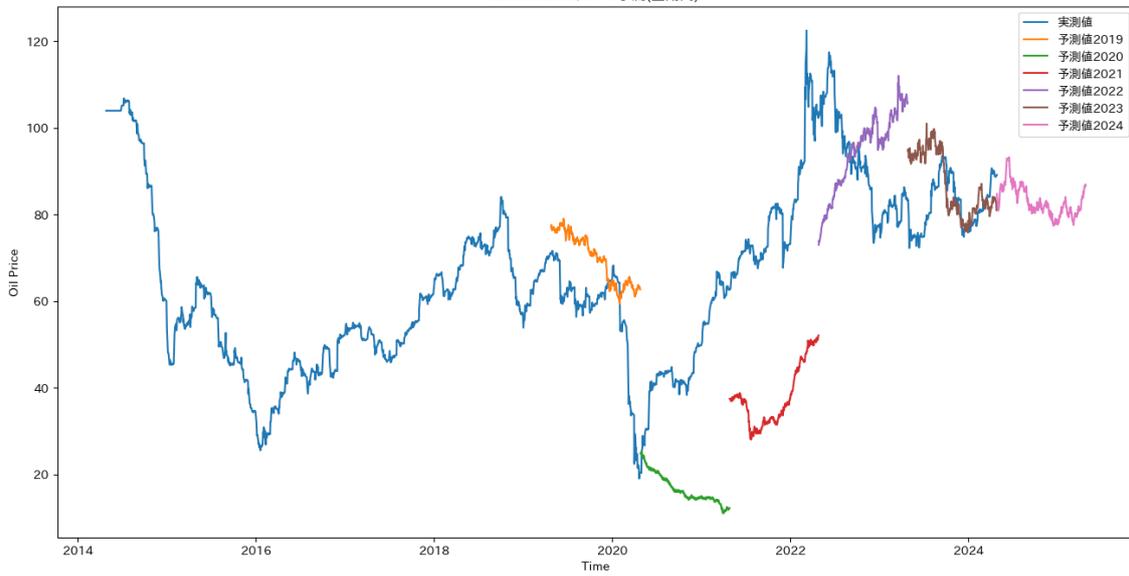
2019/04/28~2024/04/27 を用いた 2024/04/28~2025/04/27 の 1 年予測

SARIMAX モデルの予測_2024-04-28~2025-04-27



• 実測値と予測値

SARIMAX モデルの予測(全期間)



• モデルの評価

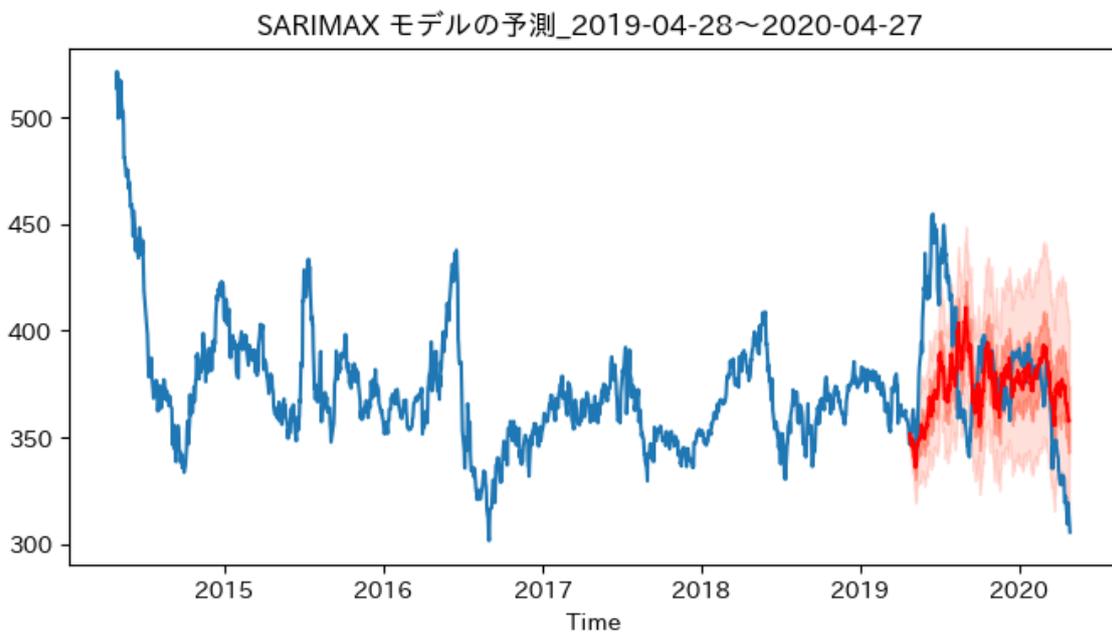
予測モデル 1 の評価: 予測モデル 4 の評価:
MSE: 78.92790772553094 MSE: 539.430414646251
RMSE: 8.884137984381542 RMSE: 23.225641318298425
MAE: 6.983211653111873 MAE: 21.86075134108825

予測モデル 2 の評価: 予測モデル 5 の評価:
MSE: 1901.2830532478852 MSE: 161.48020954502007
RMSE: 43.60370458169678 RMSE: 12.707486358246468
MAE: 42.50014370930795 MAE: 10.634613565752433

予測モデル 3 の評価: 予測モデル 6 の評価:
MSE: 182.6833071577897 MSE: 48.19572392560356
RMSE: 13.516038885627315 RMSE: 6.942314018078091
MAE: 11.245180746178738 MAE: 6.002172219133296

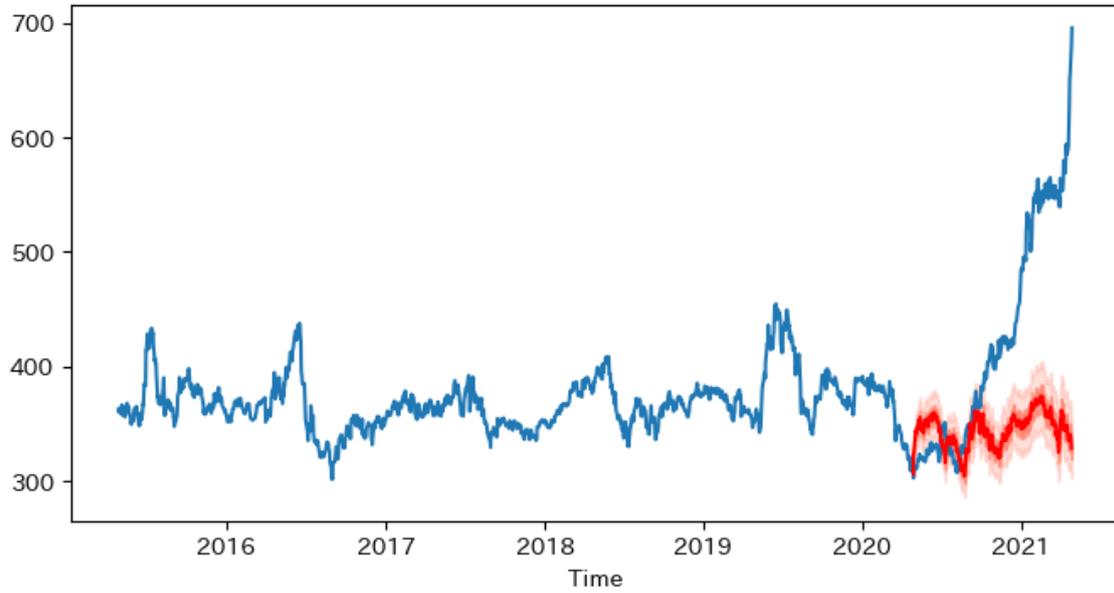
6.2.2, どうもろこし価格

2014/04/28~2019/04/27 を用いて 019/04/28~2020/04/27 の 1 年予測



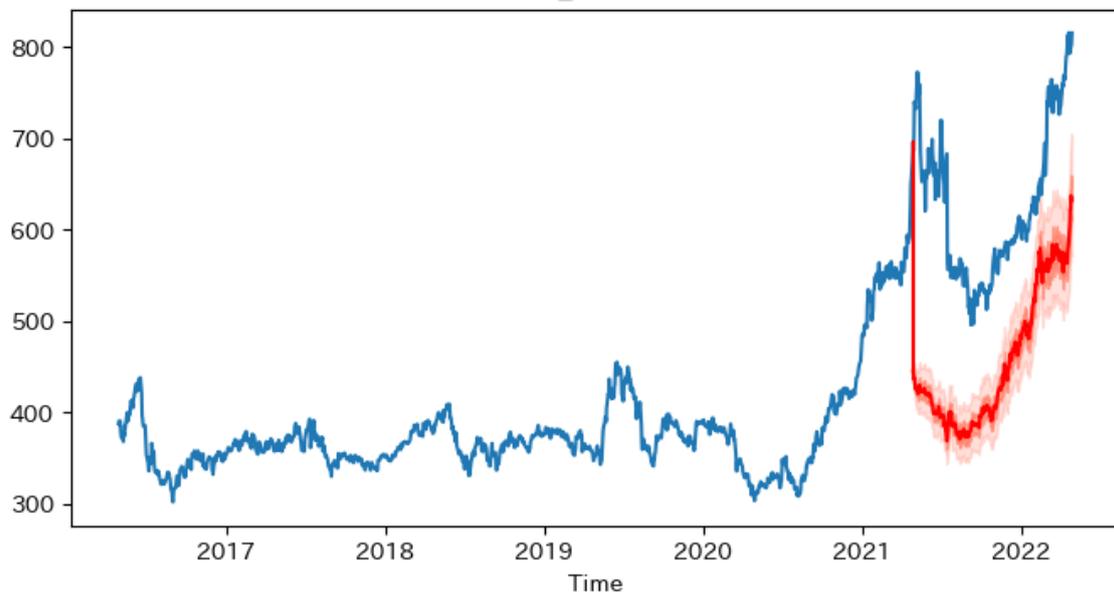
2015/04/28~2020/04/27 を用いた 2020/04/28~2021/04/27 の 1 年予測

SARIMAX モデルの予測_2020-04-28~2021-04-27



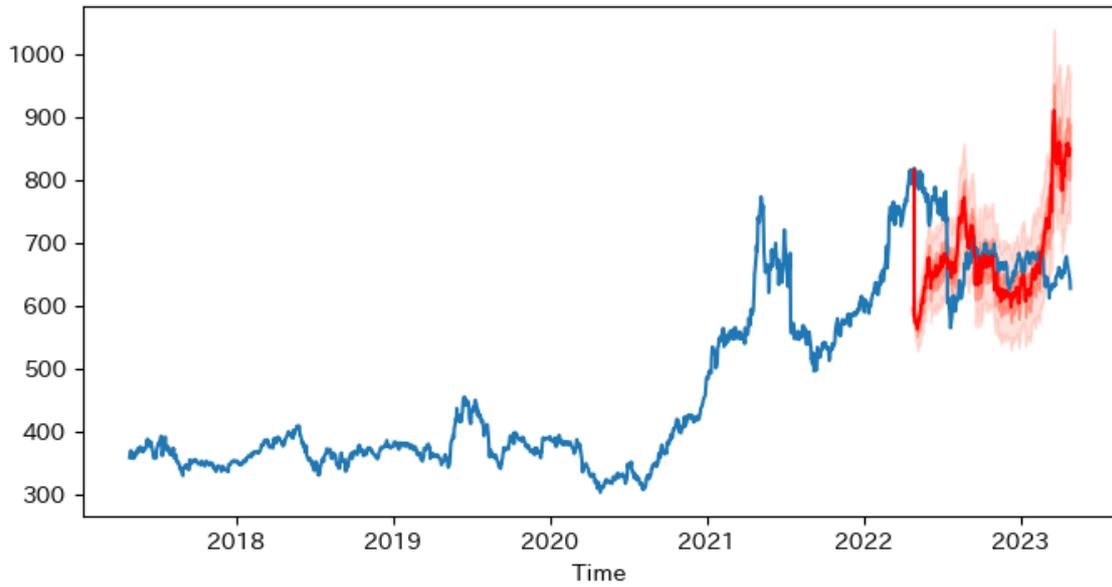
2016/04/28~2021/04/27 を用いた 2021/04/28~2022/04/27 の 1 年予測

SARIMAX モデルの予測_2021-04-28~2022-04-27



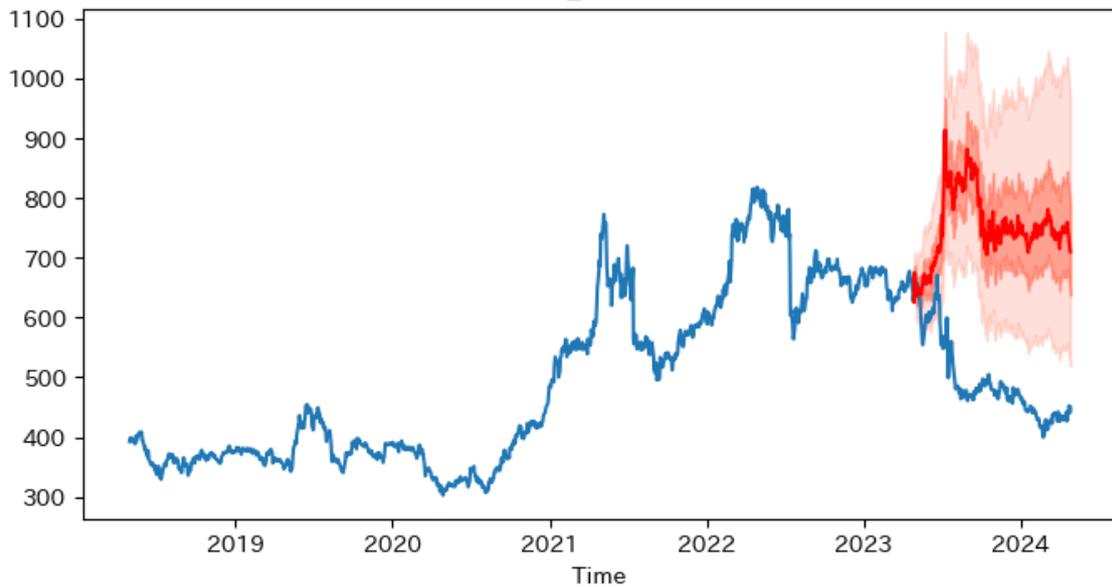
2017/04/28~2022/04/27 を用いた 2022/04/28~2023/04/27 の 1 年予測

SARIMAX モデルの予測_2022-04-28~2023-04-27



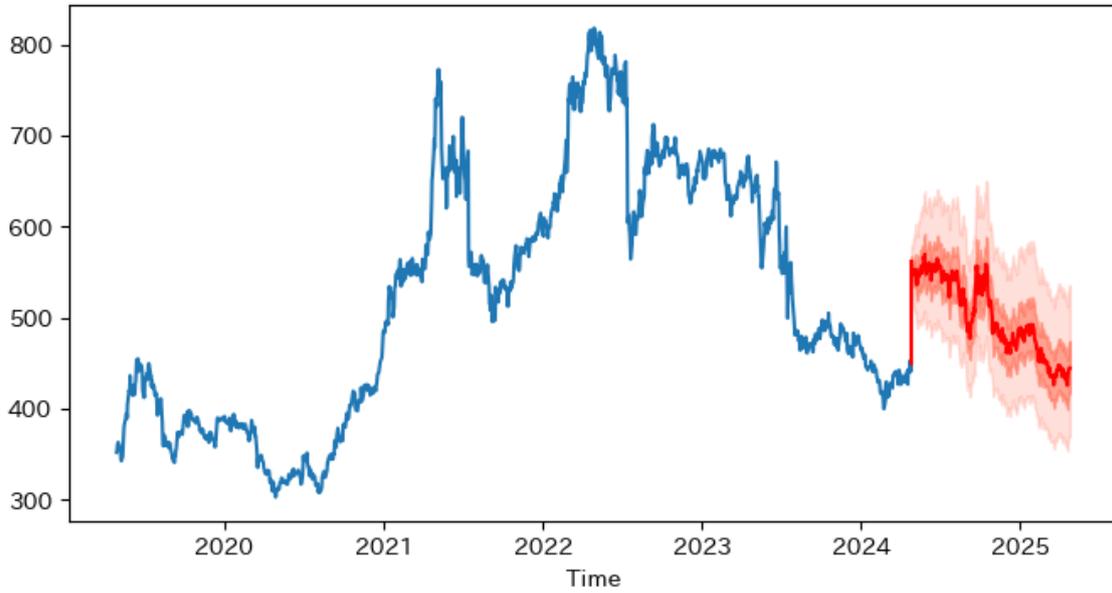
2018/04/28~2023/04/27 を用いた 2023/04/28~2024/04/27 の 1 年予測

SARIMAX モデルの予測_2023-04-28~2024-04-27



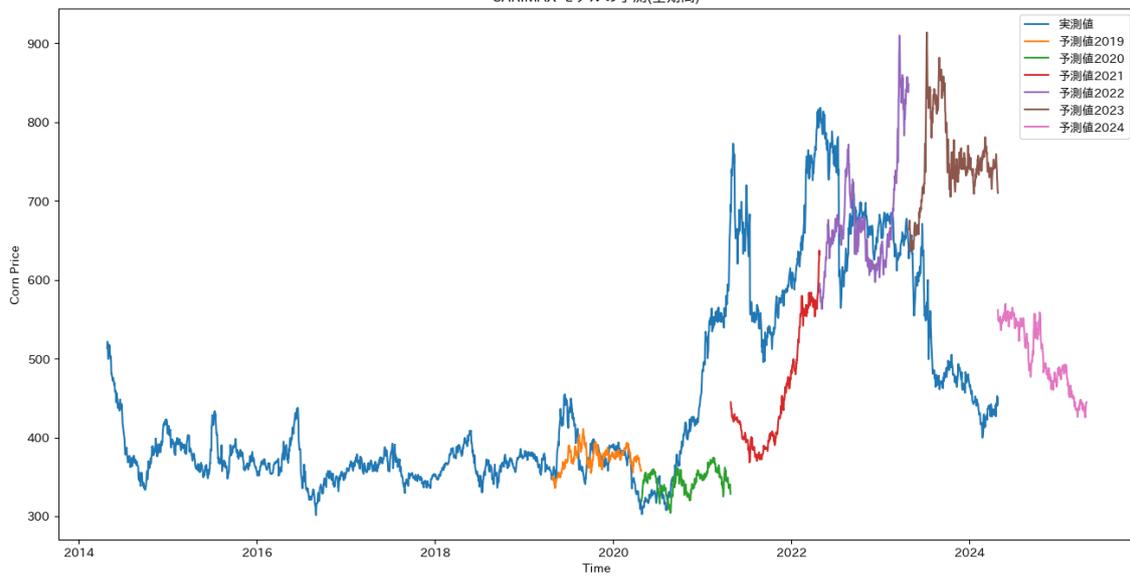
2019/04/28~2024/04/27 を用いた 2024/04/28~2025/04/27 の 1 年予測

SARIMAX モデルの予測_2024-04-28~2025-04-27



・実測値と予測値

SARIMAX モデルの予測(全期間)



・モデルの評価

予測モデル 1 の評価:
MSE: 135.75912603195758
RMSE: 11.65157182666603
MAE: 9.185330566673375

予測モデル 4 の評価:
MSE: 8528.54252380017
RMSE: 92.3501084124982
MAE: 83.20163351343497

予測モデル 2 の評価:
MSE: 1720.4246586648842
RMSE: 41.47800210551232
MAE: 35.430850773782126

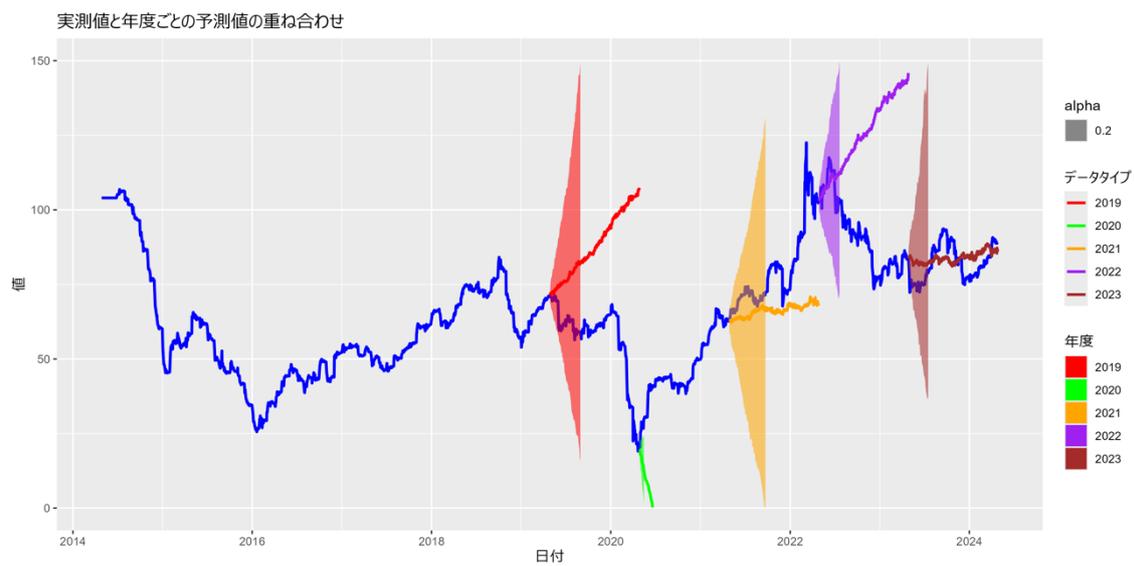
予測モデル 5 の評価:
MSE: 6484.300170044887
RMSE: 80.52515240621955
MAE: 75.61380161174114

予測モデル 3 の評価:
MSE: 2934.48254605896
RMSE: 54.170864365071374
MAE: 49.0922159769905

予測モデル 6 の評価:
MSE: 5132.19213235396
RMSE: 71.63931973681744
MAE: 53.7412933398963

6.3 BSTS モデル

6.3.1 石油



2019年の予測は2014-2018のデータに基づき、他も連続する前5年のデータから次一年の予測を行った。

各区分の Model summary を追加する。

2014-2018

\$residual.sd

[1] 0.243823

\$prediction.sd

[1] 1.038174

\$rsquare

[1] 0.9998191

\$relative.gof

[1] -0.1687985

\$size

| Min. | 1st Qu. | Median | Mean | 3rd Qu. | Max. |
|--------|---------|--------|--------|---------|--------|
| 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.1723 | 0.0000 | 2.0000 |

\$coefficients

| | mean | sd | mean.inc | sd.inc | inc.prob |
|-------------|---------------|--------------|---------------|--------------|------------|
| Value6 | 7.632381e-05 | 5.946031e-04 | 0.0015140513 | 0.0022233870 | 0.05041032 |
| Value4 | -7.656339e-05 | 3.793318e-04 | -0.0015549661 | 0.0007970086 | 0.04923798 |
| Value3 | 6.698240e-06 | 4.519868e-05 | 0.0002040571 | 0.0001506700 | 0.03282532 |
| Value5 | 3.064025e-04 | 5.315928e-03 | 0.0137558602 | 0.0337980757 | 0.02227433 |
| Value2 | -5.797915e-05 | 4.744919e-04 | -0.0032970813 | 0.0015030385 | 0.01758499 |
| (Intercept) | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.0000000000 | 0.0000000000 | 0.00000000 |

2015-2019

\$residual.sd

[1] 0.2491808

\$prediction.sd

[1] 2.389028

\$rsquare

[1] 0.9996036

\$relative.gof

[1] -3.778484

\$size

| Min. | 1st Qu. | Median | Mean | 3rd Qu. | Max. |
|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 0.00000 | 0.00000 | 0.00000 | 0.00813 | 0.00000 | 1.00000 |

\$coefficients

| | mean | sd | mean.inc | sd.inc | inc.prob |
|-------------|---------------|--------------|---------------|--------------|-------------|
| Value6 | 2.455390e-07 | 1.380740e-05 | 7.046970e-05 | 0.0002730459 | 0.003484321 |
| Value5 | 3.837080e-06 | 4.815695e-04 | 1.651863e-03 | 0.0139282915 | 0.002322880 |
| Value3 | -6.494151e-09 | 1.905566e-07 | -5.591464e-06 | 0.0000000000 | 0.001161440 |
| Value2 | -1.220887e-07 | 3.582424e-06 | -1.051184e-04 | 0.0000000000 | 0.001161440 |
| Value4 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.0000000000 | 0.000000000 |
| (Intercept) | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.0000000000 | 0.000000000 |

2016-2020

\$residual.sd
[1] 0.2397315

\$prediction.sd
[1] 3.187541

\$rsquare
[1] 0.9995977

\$relative.gof
[1] -7.873859

\$size
Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max.
1.000 1.000 1.000 1.011 1.000 2.000

\$coefficients

| | mean | sd | mean.inc | sd.inc | inc.prob |
|-------------|---------------|--------------|---------------|--------------|-------------|
| Value4 | -3.902892e-03 | 1.309984e-03 | -3.902892e-03 | 0.0013099840 | 1.000000000 |
| Value6 | 1.036039e-06 | 2.776016e-05 | 1.971927e-04 | 0.0004020044 | 0.005253940 |
| Value5 | -9.410539e-06 | 2.248705e-04 | -5.373418e-03 | 0.0000000000 | 0.001751313 |
| Value3 | 1.009308e-07 | 2.411804e-06 | 5.763151e-05 | 0.0000000000 | 0.001751313 |
| Value2 | 6.363078e-07 | 1.520496e-05 | 3.633318e-04 | 0.0000000000 | 0.001751313 |
| (Intercept) | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.0000000000 | 0.000000000 |

2017-2021

\$residual.sd
[1] 0.2929331

\$prediction.sd
[1] 2.899762

\$rsquare
[1] 0.9996485

\$relative.gof
[1] -3.865975

\$size
Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max.
0.000000 0.000000 0.000000 0.009579 0.000000 1.000000

\$coefficients

| | mean | sd | mean.inc | sd.inc | inc.prob |
|-------------|---------------|--------------|---------------|-------------|-------------|
| Value3 | -4.376996e-09 | 8.399421e-07 | -1.142396e-06 | 1.91041e-05 | 0.003831418 |
| Value5 | -1.447184e-05 | 3.306427e-04 | -7.554300e-03 | 0.00000e+00 | 0.001915709 |
| Value4 | 1.146109e-06 | 2.618551e-05 | 5.982688e-04 | 0.00000e+00 | 0.001915709 |
| Value2 | -6.017333e-08 | 1.374799e-06 | -3.141048e-05 | 0.00000e+00 | 0.001915709 |
| Value6 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.00000e+00 | 0.000000000 |
| (Intercept) | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.00000e+00 | 0.000000000 |

2018-2022

```
$residual.sd  
[1] 0.3434691
```

```
$prediction.sd  
[1] 2.189178
```

```
$rsquare  
[1] 0.9996852
```

```
$relative.gof  
[1] -1.277274
```

```
$size  
  Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.  
0.00000 0.00000 0.00000 0.01113 0.00000 1.00000
```

```
$coefficients  
              mean          sd      mean.inc      sd.inc      inc.prob  
Value5      1.003233e-05 1.740250e-04 2.103445e-03 1.704210e-03 0.004769475  
Value3      2.296996e-07 4.035777e-06 4.816035e-05 4.064158e-05 0.004769475  
Value6     -7.312879e-07 1.834061e-05 -4.599801e-04 0.000000e+00 0.001589825  
Value4      0.000000e+00 0.000000e+00 0.000000e+00 0.000000e+00 0.000000000  
Value2      0.000000e+00 0.000000e+00 0.000000e+00 0.000000e+00 0.000000000  
(Intercept) 0.000000e+00 0.000000e+00 0.000000e+00 0.000000e+00 0.000000000
```

2019-2023

```
$residual.sd  
[1] 0.3451497
```

```
$prediction.sd  
[1] 2.279064
```

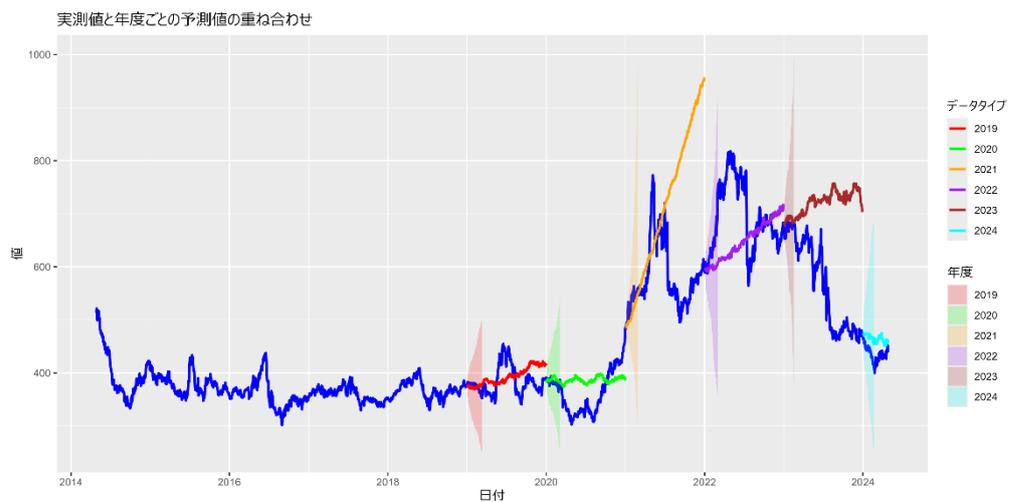
```
$rsquare  
[1] 0.9997031
```

```
$relative.gof  
[1] -1.434089
```

```
$size  
  Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.  
0.00000 0.00000 0.00000 0.09825 0.00000 1.00000
```

```
$coefficients  
              mean          sd      mean.inc      sd.inc      inc.prob  
Value2      2.516883e-05 8.671031e-05 3.052390e-04 7.520647e-05 0.082456140  
Value3      3.923335e-07 4.724315e-06 3.727169e-05 2.984046e-05 0.010526316  
Value5      3.973632e-05 6.933300e-04 1.132485e-02 4.232903e-03 0.003508772  
Value6      4.304688e-07 1.027730e-05 2.453672e-04 0.000000e+00 0.001754386  
Value4      0.000000e+00 0.000000e+00 0.000000e+00 0.000000e+00 0.000000000  
(Intercept) 0.000000e+00 0.000000e+00 0.000000e+00 0.000000e+00 0.000000000
```

6.3.2 どうもろこし



2019年の予測は2014-2018のデータに基づき、他も連続する前5年のデータから次一年の予測を行った。

Modelsummary を各予測に用いた年度群ごとに添付する。

2014-2018 年度

\$residual.sd
[1] 0.7912679

\$prediction.sd
[1] 6.275442

\$rsquare
[1] 0.9992458

\$relative.gof
[1] -0.451427

\$size
Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max.
0.000000 0.000000 0.000000 0.006369 0.000000 1.000000

\$coefficients

| | mean | sd | mean.inc | sd.inc | inc.prob |
|-------------|---------------|--------------|---------------|--------|-------------|
| value7 | -5.328093e-08 | 1.335216e-06 | -3.346043e-05 | 0 | 0.001592357 |
| value5 | -1.762590e-08 | 4.417037e-07 | -1.106906e-05 | 0 | 0.001592357 |
| value4 | -1.792809e-06 | 4.492766e-05 | -1.125884e-03 | 0 | 0.001592357 |
| value2 | 9.061232e-08 | 2.270738e-06 | 5.690454e-05 | 0 | 0.001592357 |
| value6 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0 | 0.000000000 |
| value3 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0 | 0.000000000 |
| (Intercept) | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0 | 0.000000000 |

2015-2019

\$residual.sd
[1] 0.723744

\$prediction.sd
[1] 7.803079

\$rsquare
[1] 0.9989921

\$relative.gof
[1] -1.194928

\$size
Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max.
0.000000 0.000000 0.000000 0.004431 0.000000 1.000000

\$coefficients

| | mean | sd | mean.inc | sd.inc | inc.prob |
|-------------|---------------|--------------|---------------|--------------|-------------|
| value7 | 1.136030e-07 | 2.214871e-06 | 3.845461e-05 | 1.916883e-05 | 0.002954210 |
| value6 | -6.903881e-09 | 1.796336e-07 | -4.673928e-06 | 0.000000e+00 | 0.001477105 |
| value5 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000000 |
| value4 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000000 |
| value3 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000000 |
| value2 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000000 |
| (Intercept) | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000000 |

2016-2020

\$residual.sd
[1] 0.6258963

\$prediction.sd
[1] 9.426901

\$rsquare
[1] 0.9994813

\$relative.gof
[1] -2.419294

\$size
Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max.
0.000 0.000 0.000 0.415 1.000 3.000

\$coefficients

| | mean | sd | mean.inc | sd.inc | inc.prob |
|-------------|---------------|--------------|---------------|--------------|-------------|
| Value5 | -9.382140e-05 | 2.469065e-04 | -6.385067e-04 | 0.0002591485 | 0.146938776 |
| Value7 | -4.953355e-05 | 7.962653e-04 | -3.534675e-04 | 0.0021104753 | 0.140136054 |
| Value6 | -3.864530e-05 | 8.144134e-04 | -3.054225e-04 | 0.0022824044 | 0.126530612 |
| Value2 | -5.830227e-08 | 1.580626e-06 | -4.285217e-05 | 0.0000000000 | 0.001360544 |
| Value4 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.0000000000 | 0.000000000 |
| Value3 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.0000000000 | 0.000000000 |
| (Intercept) | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.0000000000 | 0.000000000 |

2017-2021

```

$residual.sd
[1] 1.736424

$prediction.sd
[1] 10.85578

$rsquare
[1] 0.9996528

$relative.gof
[1] -0.951481

$size
  Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
0.00000 0.00000 0.00000 0.06355 0.00000 2.00000

$coefficients
              mean          sd    mean.inc    sd.inc    inc.prob
Value6      4.703561e-05 8.138110e-04  1.572753e-03 0.004584530 0.029906542
Value7     -2.227085e-05 7.828418e-04 -7.943271e-04 0.004766387 0.028037383
Value5     -7.653117e-07 1.770171e-05 -4.094417e-04 0.000000000 0.001869159
Value3      1.573560e-07 3.639655e-06  8.418547e-05 0.000000000 0.001869159
Value2     -5.874594e-07 1.358797e-05 -3.142908e-04 0.000000000 0.001869159
Value4      0.000000e+00 0.000000e+00  0.000000e+00 0.000000000 0.000000000
(Intercept) 0.000000e+00 0.000000e+00  0.000000e+00 0.000000000 0.000000000

```

2018-2022

\$residual.sd
[1] 2.503932

\$prediction.sd
[1] 12.53802

\$rsquare
[1] 0.9996927

\$relative.gof
[1] -0.7028109

\$size
Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max.
0.000000 0.000000 0.000000 0.003824 0.000000 1.000000

\$coefficients

| | mean | sd | mean.inc | sd.inc | inc.prob |
|-------------|---------------|--------------|---------------|--------|-------------|
| Value6 | 3.031537e-07 | 6.932882e-06 | 0.0001585494 | 0 | 0.001912046 |
| Value2 | -2.689348e-07 | 6.150321e-06 | -0.0001406529 | 0 | 0.001912046 |
| Value7 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.0000000000 | 0 | 0.000000000 |
| Value5 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.0000000000 | 0 | 0.000000000 |
| Value4 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.0000000000 | 0 | 0.000000000 |
| Value3 | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.0000000000 | 0 | 0.000000000 |
| (Intercept) | 0.000000e+00 | 0.000000e+00 | 0.0000000000 | 0 | 0.000000000 |

2019-2023

```

$residual.sd
[1] 2.482311

$prediction.sd
[1] 12.85273

$rsquare
[1] 0.9996814

$relative.gof
[1] -0.4324239

$size
  Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
0.00000 0.00000 0.00000 0.01179 0.00000 2.00000

$coefficients
              mean          sd      mean.inc      sd.inc      inc.prob
Value6      5.055141e-05 1.126031e-03  0.0128653331 1.773085e-02 0.003929273
Value2     -1.088283e-06 1.737436e-05 -0.0002769680 2.300969e-05 0.003929273
Value7     -5.027826e-05 1.134329e-03 -0.0255916330 0.000000e+00 0.001964637
Value5      5.106898e-07 1.152169e-05  0.0002599411 0.000000e+00 0.001964637
Value4      0.000000e+00 0.000000e+00  0.0000000000 0.000000e+00 0.000000000
Value3      0.000000e+00 0.000000e+00  0.0000000000 0.000000e+00 0.000000000
(Intercept) 0.000000e+00 0.000000e+00  0.0000000000 0.000000e+00 0.000000000

```

とうもろこしの modelsummary からはバルチック海運指数と中国の輸出入は影響薄に見られる。

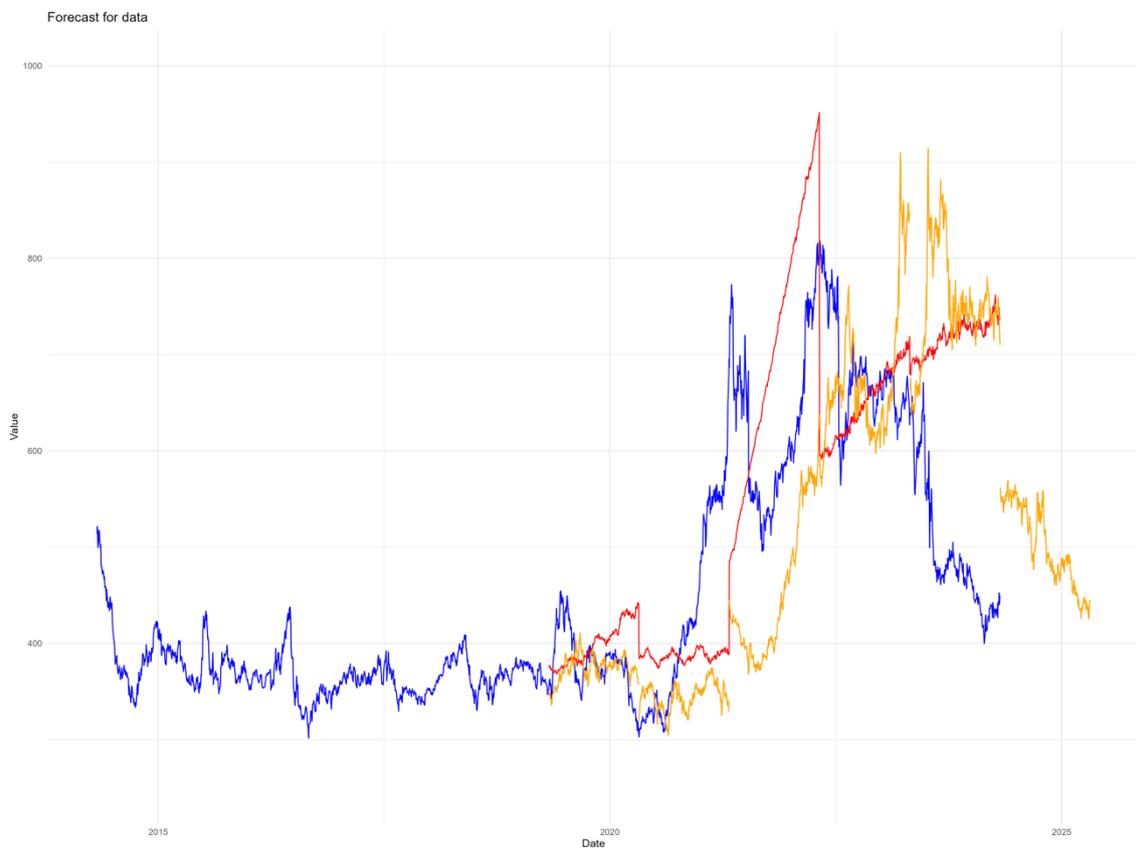
6.3.3 SARIMAX と BSTS の結果の重ね合わせ

6.3.3.1 石油



蒼が実測値、赤が BSTS、オレンジが SARIMAX

6.3.3.2 とうもろこし



蒼が実測値、赤が BSTS、オレンジが SARIMAX

7, 考察

SARIMAX モデルでは、年度によって平均二乗誤差・平均絶対誤差 (MSE・MAE) が大きく異なる結果となった。石油・とうもろこしの先物価格ともにモデル 2 以降の

実測値と予測値の乖離が大きくなっている。特にとうもろこしに関してはモデル1とモデル2以降で MSE・MAE の値が大きく変化しており、大きな転換点が2020年4月あたりにあったと考えられる。

BSTS モデルにおいては、年度区分ごとに変数選択の結果に差異があれど凡そ結果として、決定係数は高い状態であった。変数の区分ごとにおける意味や有効性は後述する。

BSTS と SARIMAX の予測に対して実測値がどちらに対しても低かった時期とどちらに対しても高かった時期にも着目したい。該当するのは石油の2020年が双方予測より低く、2022年が双方予測より高かった。とうもろこしにおいては、2022年が双方予測より高く、2023年が双方予測より低かった。

石油に関して考察をすると、2020年のコロナ禍によるロックダウンで地球のCO2濃度が下がったことを伝えるニュースなどが関連に思い及ばれ、2022年にはロシアによるウクライナ侵攻への反応が出たと考える。また最新の2024年予測値が上向きなところはここ二年の中東激化を意識させられる。

とうもろこしの先物価格に関してもさらに考察をすると、とうもろこし価格は主な生産地である米国において、2012年に大干ばつが発生し相場が高騰して以来豊作が続き、2019年まで1ブッシェルあたり3ドル台を中心に推移していた過去があった。実

際 2019 年～2020 年の予測では大きな誤差が見られない。しかし、2020 年のコロナウイルス感染拡大後に大きな誤差が生じていることから、コロナ禍での経済停滞とその後のリバウンド需要が大きな影響を与え、このような不安定な値動きを生じさせ、その結果予測値が不安定な実測値とかけ離れたものとなったのではないだろうか。2022 年の高騰は石油と同じくロシアによるウクライナ侵攻によって世界の穀物倉庫が戦争状態に入ったことが考えられ、2023 年は世界的にトウモロコシが降雨増加で生産量の引き上げを迎えたことが価格の低下につながったと考えられる。一方でコロナ禍/ウクライナ侵攻以前の価格に比べれば依然割高であることは見逃せない。

8, おわりに

今回の考察では、コロナウイルスの感染拡大に伴う需要の大幅減少とその後の経済回復に伴うリバウンド需要増加、また 2022 年から始まったロシアとウクライナ間の戦争による世界経済の変化が大きな影響を与えたことで、説明変数と被説明変数ともに大きな変動が起き、結果予測値の変化が起きていると考察した。このように、先物価格は特定の品物の需給関係や価格変動の影響を受けつつも、世界全体の経済的イベントの影響も大きく受ける。そのため、このような世界的に影響を与える大きな出来

事を考慮できるモデルで予測値を出すことが、今後の研究では求められるだろう。

1. また、今回選定した説明変数には直接的な需給関係の値を含んでいない。先物価格がと言えども、価格の形成は基本的に需給関係により決まるため、この要素を含んで予測をすることでより実測値に近い結果が得られるであろう。需要量の変動は先ほどのような経済イベント以外にも人口や主要輸入国の経済成長などが原因になると考えられ、また供給量の変動には生産地域の気候などなどが関わってくると考えられる。今後またこのテーマについて研究する際は、これら直接的な要因についても検証してみたい。

・参考文献

- 1.大江徹男(2010)「アメリカ産トウモロコシの需給と価格決定の仕組み」アジア経済研究所, (参照 2024-8-19)

https://www.ide.go.jp/library/Japanese/Publish/Reports/InterimReport/2009/pdf/2009_407_ch2.pdf

[9_407_ch2.pdf](https://www.ide.go.jp/library/Japanese/Publish/Reports/InterimReport/2009/pdf/2009_407_ch2.pdf)

2. 芦田敏感、坂本智幸、山岡博士「ガソリン先物市場の日中の価格形成と流動性」日本商品先物振興協会（参照 2024-10-2）

<https://www.jcfia.gr.jp/study/ronbun-pdf/no15/2.pdf>

3. Quanying Lu, Yuze Li, Jian Chai, Shouyang Wang (2020) “Crude oil price analysis and forecasting: A perspective of “new triangle” Energy Economics（参照 2024-11-3）

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140988320300608#s0065>

4. 佐藤 佑樹、長崎 義也、中嶋 明宏、熊谷 誠治、佐藤 正志（2014）「SARIMAXモデルによる JEPX 電力スポット価格の予測精度と気温の関係」（参照 2024-9-15）

https://www.jstage.jst.go.jp/article/tsjc/2014/0/2014_102/_article/-char/ja/

5. 雪印種苗株式会社 笹原千尋「2023年トウモロコシ相場の動向
および変動要因について」（参照 2024-11-6）

<https://www.snowseed.co.jp/wp/wp-content/uploads/seednews/411-03.pdf>

6.米国農務省穀物等需給報告（2023 年 8 月 11 日発表のポイント）

<https://www.maff.go.jp/j/zyukyu/jki/attach/pdf/index-31.pdf>