

CO₂ 排出権価格の定量分析

－テクニカル分析・時系列分析・機械学習－

Research Report
2024年3月資産運用研究所
野澤 光希
投資工学研究所
主任研究員 二俣 新

要 約

CO₂ 排出量に応じて企業に金銭的な負担を求める「カーボンプライシング」の導入が進んでおり、欧州においては、2005年に欧州連合域内排出量取引制度（EU-ETS）が導入され、排出権取引の中心的な役割を果たしている。EU-ETSは、試行期間のフェーズ1に始まり、現在は2030年に向けたフェーズ4となり、フェーズの移行とともに対象となる国・業種等が拡大している。近年の取引は、規制対象となるCO₂ 排出企業に留まらず、価格変動による利益を期待した投資家などに広がりを見せている。また、小口の投資家が取引しやすいようにETFやETNなども設定されている。

本研究では、投資商品としての側面も強まっているCO₂ 排出権に対し、一定の条件の下でテクニカル分析を用いて売買した場合の投資成果についてのシミュレーション結果を確認する。また、時系列分析や機械学習を用いた売買手法とテクニカル分析を比較し、売買手法による推計結果の違いを考察する。

分析の結果、テクニカル分析を用いるとレンジ相場においてプラスのパフォーマンスが得られ、トレンド相場についてはマイナスのパフォーマンスとなる結果が得られた。時系列分析（ARIMAX）と機械学習（Random Forest）については、テクニカル分析と似た傾向を示す可能性があり、機械学習については、テクニカル分析や時系列分析と比べて「買い」または「売り」と判断する回数が多い結果となった。

目次

- はじめに
- 分析内容
 - 分析データ
 - 分析手法
- 分析結果
 - 分析手法ごとの結果と考察
 - 分析手法ごとの結果の比較
- おわりに

1. はじめに

CO₂ 排出量に応じて企業に金銭的な負担を求める「カーボンプライシング」を導入する国・地域が広がっている。「カーボンプライシング」の政策の 1 つである排出量取引は、欧州において 2005 年に世界で初めて欧州連合域内排出量取引制度 (EU-ETS) が導入され、現在も排出量取引の中心的な役割を果たしている。EU-ETS は、試行期間のフェーズ 1 に始まり、京都議定書の目標達成を見据えたフェーズ 2、2020 年へ向けたフェーズ 3、そして現在 2030 年に向けたフェーズ 4 となり、フェーズの移行とともに対象となる国・業種等が拡大している。CO₂ 排出権 (EUA) 価格(1tCO₂ 当たり)は経済環境や金融市場の動向などで変化し、取引開始以降、リーマン・ショック、新型コロナの感染拡大、そして、ウクライナ侵攻等もあり、脱炭素社会に向けた世界的な足並みを揃えることが困難な時期には価格変動が大きくなる傾向がある。2015 年のパリ協定の採択以降、EUA 価格は上昇傾向となり、コロナ禍からの経済回復や EU における削減目標の引き上げなどにより大きく上昇し 100 ユーロ (以下、€) に迫る勢いとなったものの、直近はウクライナ侵攻によるエネルギー危機が落ち着いたことなどから EUA 価格は下落傾向にある。

EUA は、EUA の入札を主催する European Energy Exchange (EEX) および、世界的な取引所グループである Intercontinental Exchange (ICE) の先物市場を通じて取引することができる。両取引所は取引量が多く、取引所間の価格変動の連動性は高い。排出量取引は規制対象となる CO₂ 排出企業に留まらず、価格変動による利益を追求する投資家や金融市場・商品市場間の裁定取引を行う投資家にまで広がりを見せている。また、小口の投資家が取引しやすい ETF や ETN なども設定されている。

そこで、投資商品としての側面もある EUA の投資成果について、一定の条件の下でテクニカル分析を用いて売買した場合のシミュレーション結果を確認する。マーケットの将来予測の方法として、他にも時系列分析や、AI 技術を用いた機械学習があるため、それらをテクニカル分析と比較し、EUA 価格の時系列データとしての特徴や売買手法間の違い等について考察する。

2. 分析内容

EU-ETS の EUA と取引する市場は複数存在する。そのうち、EEX と ICE のデータ (EUA 価格・出来高) を分析データとして利用する。

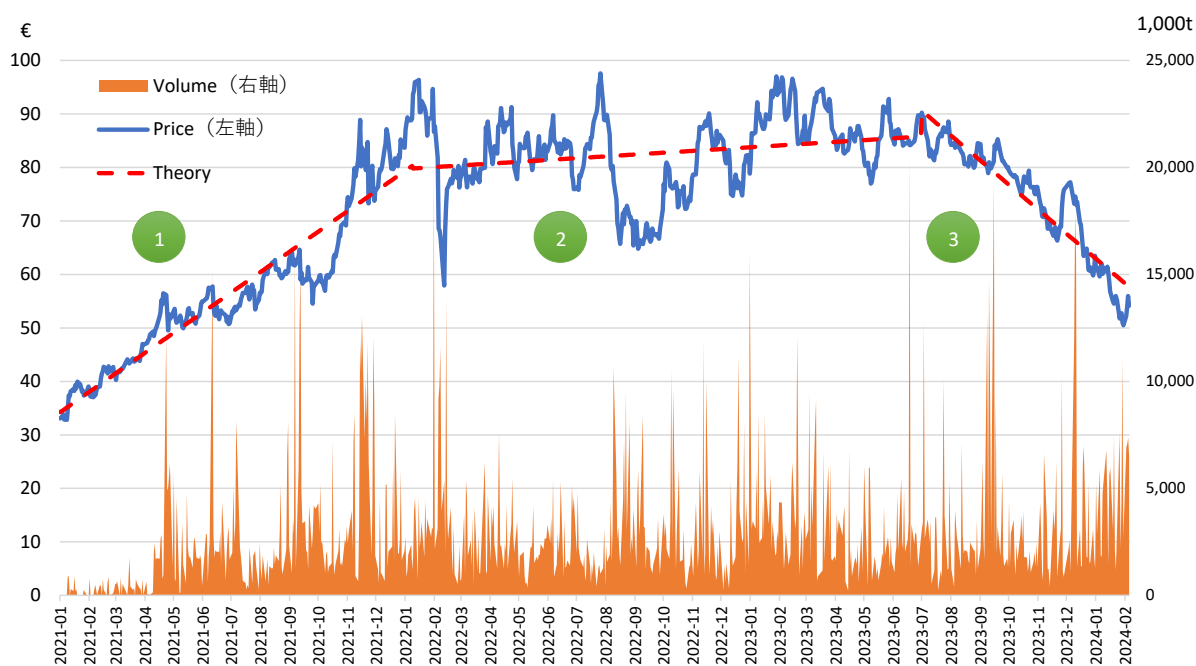
売買手法は、テクニカル分析・時系列分析・機械学習を用いる。いずれの手法においても、まずは売買の判断を行うためのシグナルを算出する。売買のルールは、算出したシグナルとして買いシグナルが検出された場合はその日に EUA を購入し、5 日後に売却する。反対に売りシグナルが検出された場合はその日に EUA を売却し、5 日後に買い戻す。この売買ルールによって仮想的な損益を算出する。テクニカル分析は、経済指標や企業業績などのファンダメンタルを考慮した長期的な投資戦略ではなく、短期的な投資戦略で用いられることが多いため、本分析においても、短期的な売買について分析することにした。

2.1 分析データ

EU-ETS のEUA の売買を想定し、EEX と ICE のデータを用いて分析する。具体的には、EEX はEUA Spot、ICE は Daily Future の取引価格および出来高のデータから、出来高加重平均の価格、出来高合計を算出し、それらを EUA の価格・出来高データとして用いる。対象期間は、LSEG (旧 Refinitiv) で遡ることができた 2021 年 1 月 25 日から 2024 年 2 月 29 日とした。

図表 1 をみると、初めて 90€を超えた 2022 年 2 月 2 日までは概ね右肩上がりであり、それら区間を①上昇相場とし、そこから最後に 90€を付けた 2023 年 7 月 25 日までの区間は、変動が激しいものの概ね横ばいで推移しているため②レンジ相場とし、それ以降は右肩下がりのため、③下落相場とした。また、①上昇相場と、③下落相場を合わせて、トレンド相場と呼ぶことにする。なお、区間ごとに単回帰分析を行いその理論値を Theory として図中に破線で示した。

図表 1 EU-ETS EUA の価格・出来高データ



(出所) LSEG より日興リサーチセンター作成

2.2 分析手法

図表 2 に示した 3 分類 4 手法について投資成果を分析するが、いずれの手法においても、それぞれ定めたロジックに従い、買いシグナル、売りシグナルを発生させ、それに基づき EUA を売買するシミュレーションを行う。手法により、シグナルの発生タイミングや頻度に違いが発生するため、それらの違いを確認する。いずれの手法においても、買いシグナルが発生したら EUA を購入し 5 日後に売却、売りシグナルが発生したら 5 日後に買い戻すといった売買シミュレーションを行い、その損益の合計額

を分析手法のパフォーマンスとし、投資成果の指標として用いる。

図表2 売買シミュレーションの概要

分類	手法	ロジックの概要
テクニカル分析	ゴールデンクロス (GC) ・ デッドクロス (DC)	出来高オシレーター ¹ がプラス (マイナス) の状態で 5日移動平均が25日移動平均を上 (下) 回ったら買 い (売り) シグナルとする
テクニカル分析	ボリンジャーバンド (BB)	25日移動平均の±1σの値の差から25日移動平均を 除した割合が5% (15%) より低 (高) い、かつ、 出来高5日移動平均が出来高25日移動平均を上 (下) 回ったら買い (売り) シグナルとする
時系列分析	ARIMAX	25日分の時系列データから30日目の価格を予測す る。25日目の価格と予測した30日目の価格を比較 し予測値の方が3%高 (低) かったら買い (売り) シグナルとする
機械学習	Random Forest	時系列分析と同様に、25日分の時系列データから 30日目の価格を予測する。25日目の価格と予測し た30日目の価格を比較し予測値の方が3%高 (低) かったら買い (売り) シグナルとする

(出所) 日興リサーチセンター作成

図表2の各手法についての説明に加えて、本稿で設定した売買シミュレーションの条件等について以下で補足する。

2.2.1 テクニカル分析－ゴールデンクロス・デッドクロス

ゴールデンクロス (GC) ・デッドクロス (DC) とは、短期的な価格のトレンドが中長期の価格のトレンドを上回った日を GC、反対に短期的なトレンドが中長期のトレンドを下回った日を DC と呼び、売買シグナルとする手法である。そのため、一般的に GC は価格上昇、DC は価格下落の予兆と考える。また、出来高オシレーター (PVO) は出来高の短期移動平均と長期移動平均の差を乖離率で表し、短期的に売買が活況かどうかを示す指標である。

本分析では、他のモデルで出来高も考慮した分析を行っていることから、GC・DC に出来高分析の PVO も加え、短期出来高移動平均を5日、長期出来高移動平均を25日として、GC 発生かつ PVO が正の値の場合を買いシグナルとし、DC 発生かつ PVO が負の値の場合を売りシグナルとした。

¹ 出来高オシレーター (PVO, Percentage Volume Oscillator)、以下本分析の定義。

$$PVO := (5 \text{日出来高移動平均} - 25 \text{日出来高移動平均}) \div 25 \text{日出来高移動平均} \times 100$$

2.2.2 テクニカル分析 – ボリンジャーバンド

ボリンジャーバンド (BB) とは、価格移動平均に対し、価格の標準偏差 (σ) を \pm 定数倍して加えた分析である。活用法として、 $+1\sigma$ を上回ると価格上昇の予兆、 -1σ を下回ると価格下落の予兆と捉える方法がある。また、出来高を組み合わせる方法として、BB が狭くなりかつ出来高が多くなると価格上昇、BB が広くなりかつ出来高が少なくなると価格下落の予兆と捉える手法などがある。本分析では、出来高を組み合わせる方法とする。25 日移動平均の $\pm 1\sigma$ の値の差から 25 日移動平均を除いた割合が 5%より低く、かつ出来高 5 日移動平均が出来高 25 日移動平均を上回った場合を買いシグナルとし、25 日移動平均の $\pm 1\sigma$ の値の差から 25 日移動平均を除いた割合が 15%より高く、かつ出来高 5 日移動平均が出来高 25 日移動平均を下回った場合を売りシグナルとした。このように、定量的な売買判断とした場合、シグナルが発生した後に同じ状況を維持することが多いため、シグナル発生以降の同一シグナルは 5 日経過しない限り無視する。

2.2.3 時系列分析 – ARIMAX

ARIMAX とは、時系列データの予測や分析で用いられる統計的な手法である。外生変数を含めた説明変数を複数用いるため ARIMAX²を用いた。25 日分の観測データを用い、観測期間の最終日 (25 日目) の 5 日後を予測し、観測期間最終日の価格より予測値が 3%以上、上昇 (下落) 予測は買い (売り)、その他はホールドの判断を 5 日ずつスライドさせながら行い、予測のために外生変数として Return (前日比) と Volume を用いた。

2.2.4 機械学習 – Random Forest

Random Forest とは、機械学習の教師あり学習モデルであり、複数の決定木の出力を組み合わせることで 1 つの結果を導き出す機械学習アルゴリズムである。機械学習のモデル精度を測定する際に、比較対象モデルの 1 つとして頻繁に利用されているモデルである。ハイパーパラメータはグリッドサーチによって算出した。時系列分析と同様に 25 日分の観測データを用い観測期間の最終日 (25 日目) の 5 日後を予測、観測期間最終日の価格より予測値が 3%以上、上昇 (下落) 予測は買い (売り)、その他はホールドの判断を 5 日ずつスライドさせながら行い、説明変数は Price、Return (前日比) と Volume を用いた。

² Python の statsmodels を import し ARIMAX を用いた。パラメータは AIC 基準により、order=(0,1,2)とした。

3. 分析結果

3.1 分析手法ごとの結果と考察

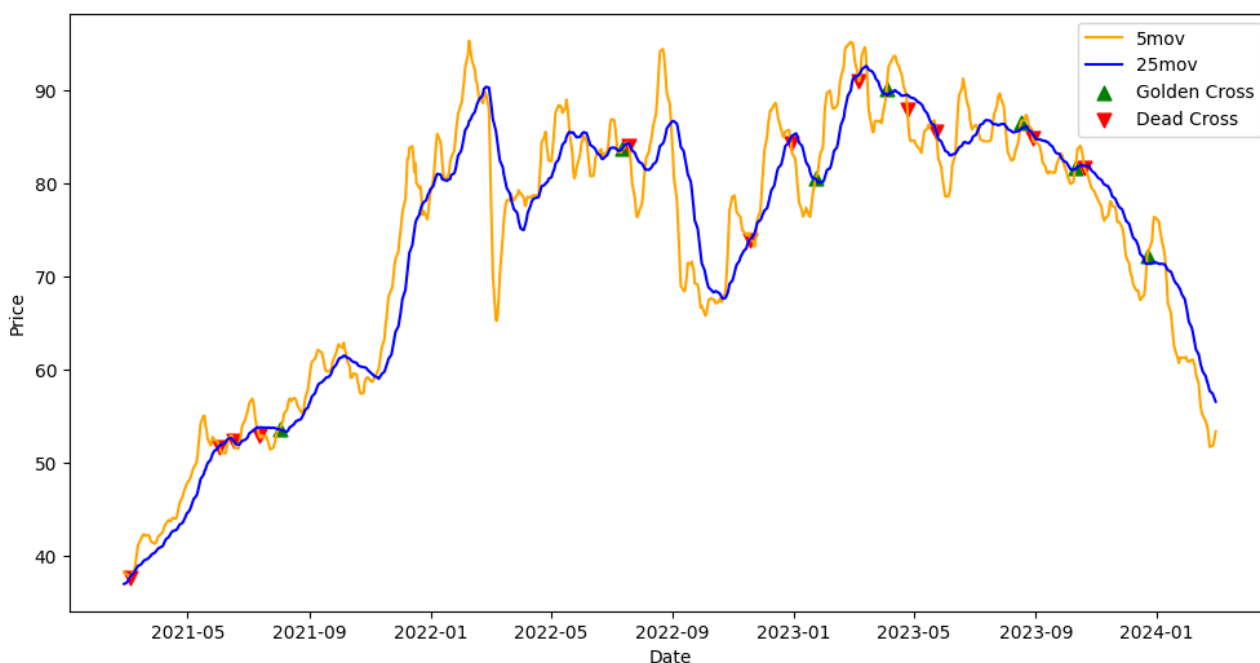
3.1.1 テクニカル分析－ゴールデンクロス（GC）・デッドクロス（DC）

GC は 7 回、DC は 12 回発生し、トータルリターンは−2.4%であった（図表 3）。

- ①上昇相場：GC が 1 回、DC が 4 回発生し、リターンは−15.7%であり、上昇トレンドであるにも関わらず GC の発生回数は DC の発生回数を下回った。
- ②レンジ相場：GC が 3 回、DC が 6 回発生し、リターンは+20.6%であった。
- ③下落相場：GC が 3 回、DC が 2 回発生し、リターンは−4.0%であり、下降トレンドであるにも関わらず DC の発生回数は GC の発生回数を下回った。

その結果、レンジ相場はプラスになったが、トレンド相場のパフォーマンスは振るわなかった。今回の分析では、売買ルールを 4 手法一律で 5 日に反対売買としている。GC・DC は時系列分析と機械学習で設定した条件のように 5 日後の高安を予測する条件とは異なり、相場の転換を示唆する指標であるため、早期に利食いをしてパフォーマンスが上がらなかった可能性がある。

図表 3 ゴールデンクロス・デッドクロスの結果



（出所）LSEG より日興リサーチセンター作成

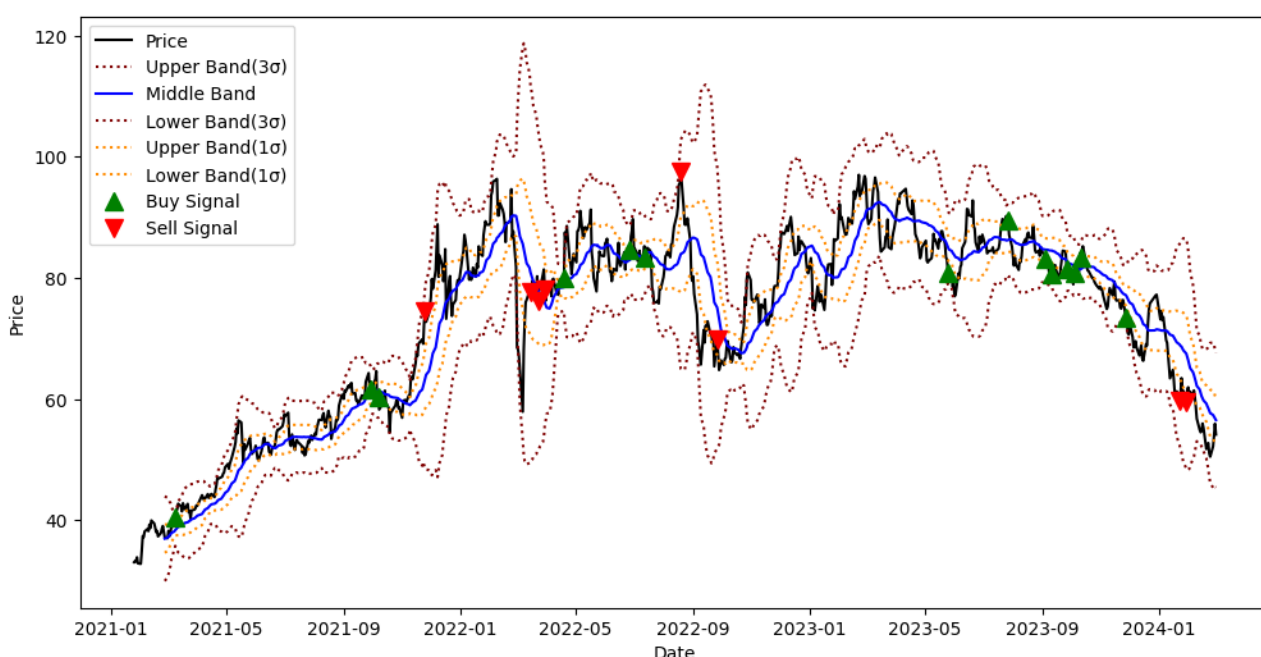
3.1.2 テクニカル分析－ボリンジャーバンド

Buy のシグナルは 14 回、Sell のシグナルは 8 回発生し、トータルリターンは−14.1%であった（図表 4）。

- ①上昇相場：Buy が 3 回、Sell が 1 回発生し、リターンは-5.0%であった。
- ②レンジ相場：Buy が 4 回、Sell が 5 回発生し、リターンは+7.1%であった。
- ③下落相場：Buy が 7 回、Sell が 2 回発生し、リターンは-15.5%であった。

レンジ相場のリターンがプラスであったが、トレンド相場でのパフォーマンスが振るわなかった。GC・DCと同様に5日後に反対売買をすることとしたため、トレンド相場において、早期の利食いにより、リターンを十分に得られなかった可能性はある。

図表4 ボリンジャーバンドの結果



(出所) LSEG より日興リサーチセンター作成

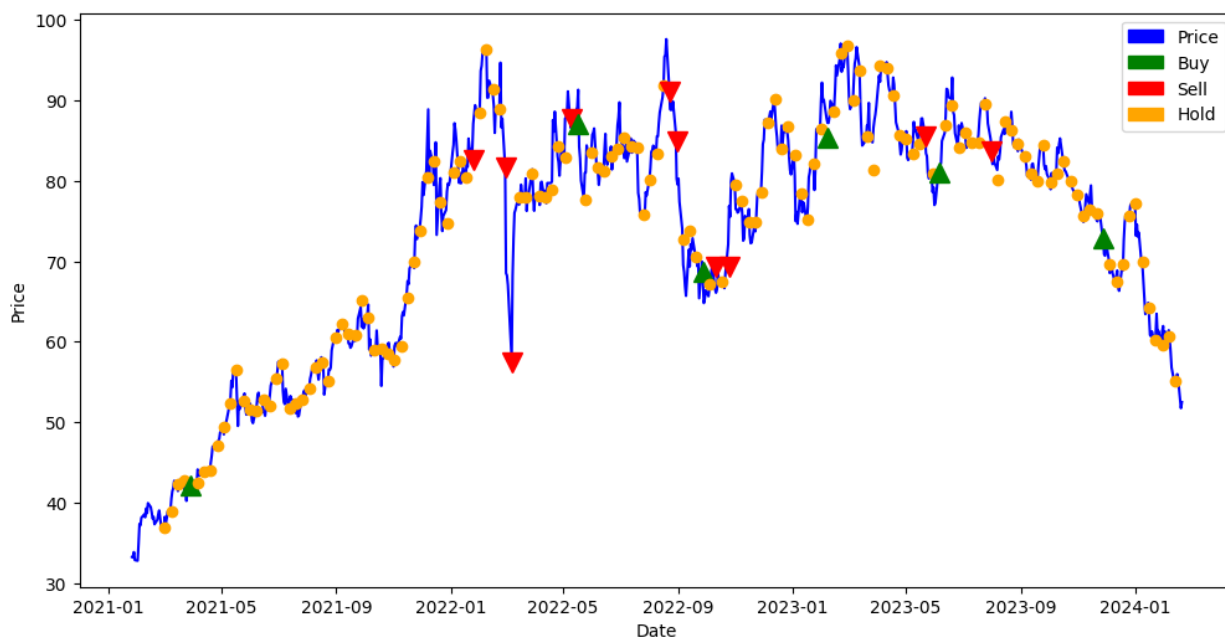
3.1.3 時系列 - ARIMAX

Buy のシグナルは 6 回、Sell のシグナルは 10 回発生し、トータルリターンは+6.4%であった (図表 5)。

- ①上昇相場：Buy が 1 回、Sell が 1 回発生し、リターンは+1.1%であった。
- ②レンジ相場：Buy が 4 回、Sell が 8 回発生し、リターンは+11.0%であった。
- ③下落相場：Buy が 1 回、Sell が 1 回発生し、リターンは-5.1%であり、パフォーマンスが振るわなかった。

パフォーマンスは概ね好調であったが、トレンド相場の Buy、Sell のシグナルの発生回数は少なく、大きく上昇、下落する局面で十分にトレンドを補足することができなかった。一方で、②レンジ相場では、比較的多くの売買シグナルが発生し、パフォーマンスは好調であった。

図表5 ARIMAXの結果



(出所) LSEG より日興リサーチセンター作成

3.1.4 機械学習 – Random Forest

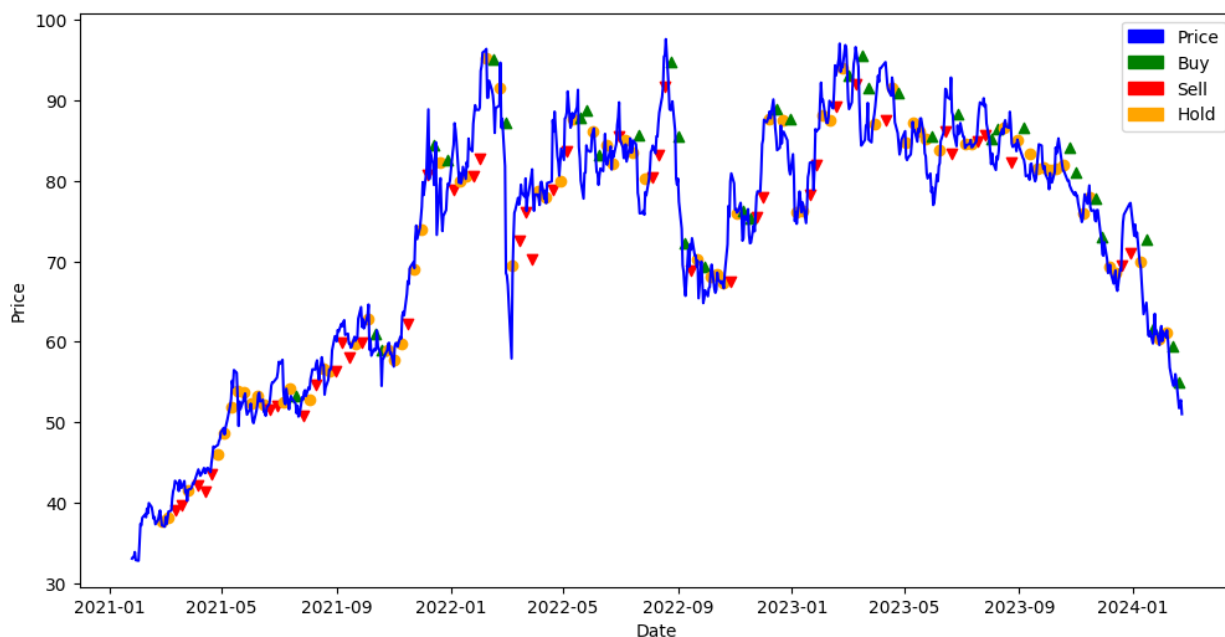
Buy のシグナルは 36 回、Sell のシグナルは 43 回発生し、トータルリターンは+2.2%であった (図表 6)。

- ①上昇相場 : Buy が 5 回、Sell が 18 回発生し、リターンは+0.5%であった。
- ②レンジ相場 : Buy が 20 回、Sell が 21 回発生し、リターンは+9.8%であった。
- ③下落相場 : Buy が 11 回、Sell が 4 回発生し、リターンは-7.5%であり、下落相場でのパフォーマンスが振るわなかった。

テクニカル分析や時系列分析と比べて、いずれの相場においても Buy と Sell のシグナルの発生回数が多かった。①上昇相場は、Buy のシグナル (5 回) の発生回数が Sell のシグナル (18 回) より少なく、③下落相場の Buy のシグナル (11 回) の発生回数が Sell のシグナル (4 回) より多く、トレンド相場では、トレンドとは逆のシグナルが多かった。

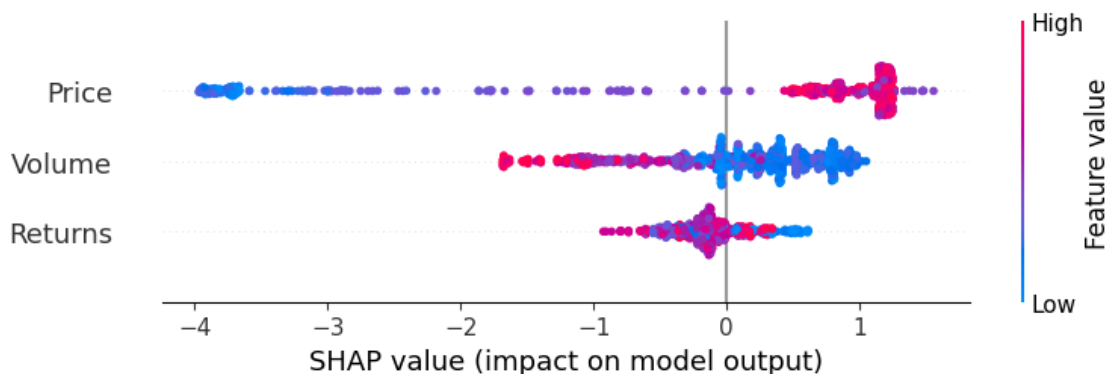
図表 7 は、Random Forest の SHAP 値の結果である。Volume の SHAP 値をみると、マイナス方向に Feature Value が高い値 (赤) でプロットされており、Volume の増加が価格下落の予測に寄与していることを意味している。株式相場等においても暴落時に出来高が増加することがあり、株式相場と似た特徴を表している。

図表6 Random Forestの結果



(出所) LSEG より日興リサーチセンター作成

図表7 Random ForestのSHAP値

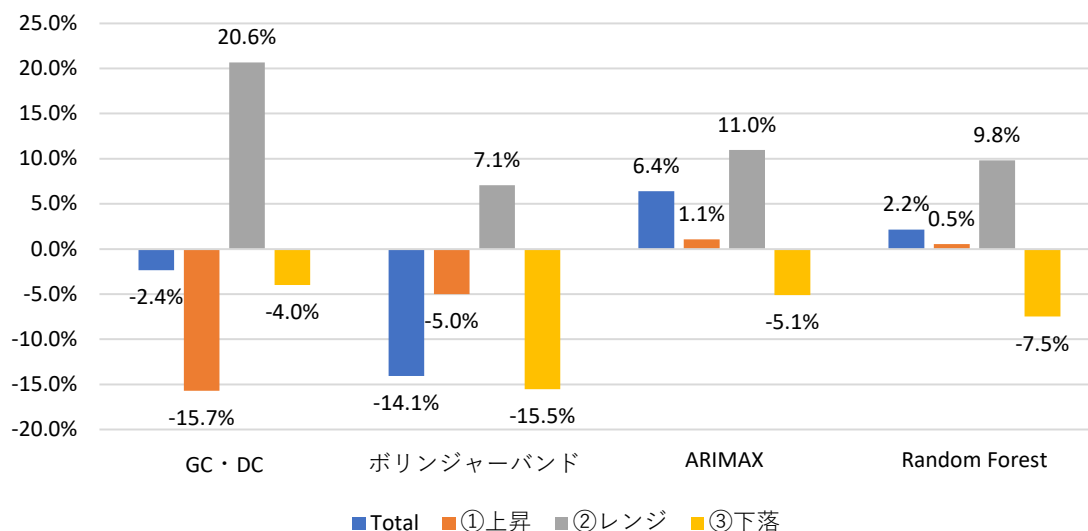


(出所) LSEG より日興リサーチセンター作成

3.2 分析手法ごとの結果の比較

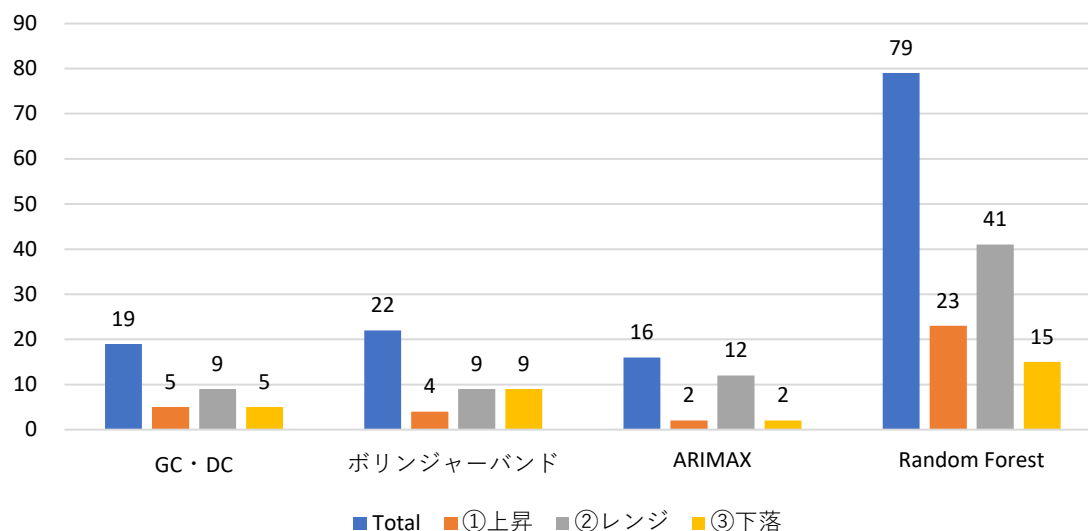
図表 8 では、手法別のパフォーマンスをそれぞれ区間別に比較した。図表 9 は、売買シグナルの発生回数を示している。図表 10 は、売買シグナルが発生した際に、買いであれば 5 日後に 3%以上、上昇したか、売りであれば 3%以上、下落したかを確認し、正解率を計算している。

図表8 パフォーマンスの比較結果



(出所) LSEG より日興リサーチセンター作成

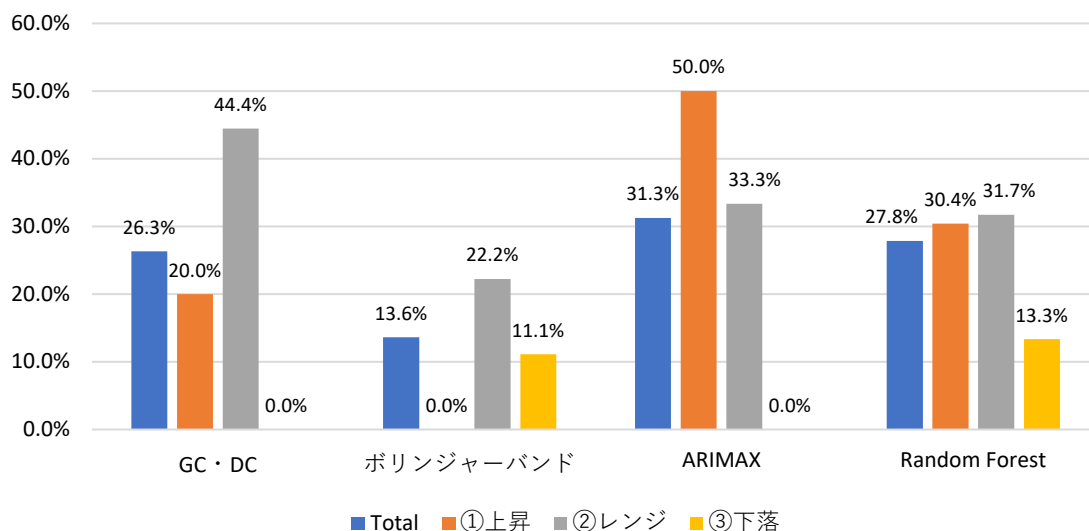
図表9 売買シグナル発生回数³の比較



(出所) LSEG より日興リサーチセンター作成

³ ARIMAX と Random Forest の売買シグナル発生回数はホールドと判断した場合を除く。

図表 10 売買シグナルの正解率⁴



(出所) LSEG より日興リサーチセンター作成

まずは、冒頭で挙げていた、EUA 取引におけるテクニカル分析については、GC・DC およびボリンジャーバンドで検証した結果をみると、②レンジ相場であればどちらもプラスのパフォーマンスを示しており、有効であったと考えられる。しかし、トレンド相場においては、いずれもマイナスのパフォーマンスを示しており、有効であったとは言えない。ただし、テクニカル分析にはトレンド相場に有効な手法やレンジ相場に有効な手法など多様であり、手法ごとに特徴が異なる点に留意したい。

次いで ARIMAX については、テクニカル分析の 2 手法と同様に、②レンジ相場について、プラスのパフォーマンスを示し、反対に③下落相場についてのパフォーマンスはマイナスとなり、テクニカル分析と概ね似た傾向を示した。

Random Forest については、②レンジ相場についてプラスのパフォーマンスを示していた。③下落相場についてパフォーマンスが良くなく、ARIMAX と似た傾向を示していた。

今回分析した全ての売買手法を比較すると、共通して②レンジ相場についてはプラスのパフォーマンス、③下落相場についてマイナスのパフォーマンスを示していた。①上昇相場についてもテクニカル分析は、マイナスのパフォーマンスで、ARIMAX および Random Forest は僅かにプラスという状況で、いずれにせよ良いパフォーマンスではなかった。

売買シグナルの発生回数は、Random Forest が他のモデルと比較し、大変多くなっている。正解率については、Random Forest の③下落相場の正解率が低いが、パフォーマンスも低く整合的な結果となっていた。①上昇相場と②レンジ相場の正解率は同程度であり、パフォーマンスでは②レンジ相場が良い結果となったが、①上昇相場についても、分析データ次第でパフォーマンスがプラスとなる可能性があると考えられる。なお、ARIMAX の①上昇相場は、正解率が 50%と高く出ているが、シグナ

⁴ ARIMAX と Random Forest の売買シグナル発生回数はホルドの正解を除く。

ルの発生回数が2回の結果であり、正解率だけでの結果判断は避けるべきである。

テクニカル分析（GC・DC、BB）、時系列分析（ARIMAX）、機械学習（Random Forest）いずれにおいても、②レンジ相場については、プラスのパフォーマンスとなっていたため、将来価格を一定程度推計できていた可能性がある。しかし、トレンド相場については、いずれの手法においても、高いプラスのパフォーマンスを示した手法はなく、将来価格は予想できていなかったと考えられる。そのため、世界的な経済状況、技術革新等により排出権価格に大きな上昇または下降トレンドがある際には、これら売買ロジックは有効ではなく、反対に世界的に方向感がつかめず、レンジ相場の形成が期待される際には、これらの売買ロジックにより短期的な将来価格の予測が一定程度有効であるという結果が今回の売買ロジックにおいて得られた。

4. おわりに

本研究では、CO₂ 排出権が投資商品と捉えられている側面も鑑みて、株式等の売買手法のテクニカル分析を適用し、パフォーマンスがどのようになるか分析した。併せて時系列分析や機械学習を用いた場合についても分析を行った。CO₂ 排出権価格を上昇相場、レンジ相場、下落相場に分けて分析した結果、いずれの売買手法においても、レンジ相場のパフォーマンスはプラスであり、トレンド相場のパフォーマンスは良いとは言えなかった。ARIMAX と Random Forest については、テクニカル分析と似た傾向を示す可能性がある一方、Random Forest については、テクニカル分析や時系列分析と比べて「買い」または「売り」と判断する回数が多い結果となるなど、3 分類それぞれの手法によって異なる判断結果が得られた。

今回の研究では、CO₂ 排出権価格と出来高データを元に時系列データの特性を分析したが、実際の排出権価格は、エネルギー価格、世界経済の状況、技術革新、紛争等多くの事象の影響を受けて価格形成される。分析手法の高度化に加え、多くの外的要因を説明変数として加え、より実態に即した価格特性の把握を今後の課題としたい。

(END)