

## J-REIT 市場の分析におけるテクニカル指標の有効性の検証

## ＜機械学習モデルを用いた市場パフォーマンス予測＞

2025 年 3 月 3 日

株式会社三井住友トラスト基礎研究所

REIT 投資顧問部 副主任研究員 小西勝也

- ・ 本稿では、テクニカル指標を用いて J-REIT 市場のパフォーマンスが予測可能かどうかを定量的に検証した。J-REIT 市場のパフォーマンスを予測するには、不動産賃貸市場や売買市場、資金調達環境等のファンダメンタルズを分析して、その見通しを基に予測することが一般的である。しかし、市場センチメントの急速な悪化などその他の要因により、ファンダメンタルズから想定される価格から乖離して推移するような局面では、ファンダメンタルズによる将来予測は困難なことが多い。
- ・ そこで、本稿では、過去の価格の動きを基に市場センチメントや需給状況などを推測することで将来の価格を予測するテクニカル分析を用いることとした。
- ・ 分析の結果、テクニカル指標のみでも一定の精度で J-REIT 市場のパフォーマンスを予測することが可能であること、ファンダメンタルズの一つであるマーケット指標と併用することでより高い精度での予測が行えること、予測値算出への貢献度はマーケット指標がテクニカル指標を大きく上回ることを確認した。予測精度は半月程度の予測期間で最も高く、特に市場センチメントの影響を強く受けたと見られる 2024 年の予測精度は他の年を大きく上回った。
- ・ また、予測への貢献度の高いテクニカル指標の分析からは、J-REIT 市場ではトレンドの持続性が強く、その勢いがトレンドの継続性や反転可能性など、相場の将来の方向性に影響しているという考察を得た。特に足元のようにファンダメンタルズによる将来予測が困難な状況では、そうした考察を活かして市場動向を見通すことは有益だと考えている。

## 1. はじめに

J-REIT 市場のパフォーマンス分析を行う際には、不動産賃貸市場や売買市場、資金調達環境の状況や上場主要銘柄の運用業績などのファンダメンタルズを分析して、それらの見通しを基に将来のパフォーマンスを予測することが一般的である。しかし、直近 2024 年の J-REIT の市場パフォーマンスの推移を見ると、日経平均株価が前半に 34 年ぶりの最高値を更新するなど比較的好調な推移を見せ、J-REIT 保有物件の賃貸運営もインバウンドによるホテル変動賃料の増加や住宅の賃料上昇継続、オフィス市況の改善など良好な状況が見られたにもかかわらず、東証 REIT 指数は年間を通して下落基調での推移となるなどファンダメンタルズから本来想定される価格とは乖離した状態が続いていたように見える。これは長期金利上昇の影響が過度にマイナス評価されるなど市場センチメントの急速な悪化が一因として考えられ、このような環境下で過去のファンダメンタルズとの関係性に基づいたファンダメンタル分析によって J-REIT の市場パフォーマンスを正確に分析することは非常に困難だと考えられる。

一方でファンダメンタル分析と同様に知名度の高い投資分析手法であるテクニカル分析は過去のチャートの動きを基に市場センチメントや需給関係などを分析することで将来の価格を予測する手法である。そこで、2024 年の J-REIT 市場のように市場センチメントの影響を受けて相場が動いている状況では、テクニカル分析をパフォーマンス分析に用いることで、分析精度を高めることが可能だと考えられる。しかし、テクニカル分析は経済学者などから

科学的な根拠が無いなど否定的に論じられることも少なくない。また、主に短期から中期、数秒から数週のスパンでの投資に活用されることが多いことから、長期投資を行う投資家が多い J-REIT 市場では、テクニカル指標を重視し分析レポート等で取り上げられる機会も少なく、市場分析への有効性については不確かである。またテクニカル指標は非常に種類が多く紹介される書籍や分析者によって使用される指標も異なるため、いざ分析に取り入れようとしてもテクニカル分析に不慣れな投資家にとってその指標選択と分析への使用のハードルは高い。

そこで本稿では、東証 REIT 指数(配当なし)を予測対象とし、過去データと定量的予測モデルを用いて、J-REIT 市場のパフォーマンス分析にテクニカル分析を取り入れた場合のパフォーマンスの方向性についての予測精度を、予測期間を様々変えて検証した。その上で各指標の予測結果への貢献度を調べ、貢献度が高いテクニカル指標と東証 REIT 指数(配当なし)の推移の関係性も考察した。

## 2. 検証・分析方法

### 2.1 使用データ

テクニカル分析が有効に機能するためには市場に十分な流動性が供給され、売買取引が即時に実行できる環境が前提となると考えられる。そこで、モデルの学習及び予測に使用する全データ期間は、東京証券取引所の現物株の売買システム「アローヘッド」が稼働を開始し、HFT(高頻度取引)等により十分な流動性が供給されるようになった 2010 年 1 月以降の 2010 年 1 月 4 日から直近年末の 2024 年 12 月 30 日までとした。

使用するデータは 1 日の高値、安値など詳細な価格データを分析するため全て日次データとし、目的変数には東証 REIT 指数(配当なし)の収益率を使用した。目的変数である収益率の算定期間は、予測開始日から 1,3,5,10,20,30 日間の 6 パターンとし、各期間の収益率(x 日後の終値/当日の終値-1)がプラスかマイナスかで二値分類したものを目的変数とした機械学習モデルを構築の上、その予測精度を比較することとした。目的変数を予測するために用いる特徴量には、別表 1 に記載(本稿末尾)のテクニカル指標 37 個を採用することとした。本稿ではテクニカル指標の詳細な説明を行うことは目的としていないため別表 1 ではどういった指標か簡単な説明のみを記載し、算出のための数式等は記載を省略している。テクニカル指標には、テクニカル分析関連の入門書籍で多く取り上げられるなど知名度の高いものや、分散・線形回帰など基礎的な統計学に基づき算出され、テクニカル分析に不慣れな者でも比較的理解しやすい指標の中から、東証 REIT 指数の日次 OHLC(始値、高値、安値、終値)の過去データで算出可能なものを採用した。なお、テクニカル指標を算出する際の期間(例えば平均する日数)などいくつかのパラメーターの設定値には、パラメーター調整による予測結果への影響を極力抑えるため、テクニカル分析関連書籍等で一般的とされている値や、証券会社等のトレーディングソフトの多くで初期値として設定されている値を用いた(別表 1 参照)。実際のテクニカル指標の算出には、Python のテクニカル分析用ライブラリである TA-Lib を使用し、算出した数値形式のデータを各特徴量としてモデルの学習に使用している。

最後に、テクニカル指標とファンダメンタルズの一つである市場インデックスなどのマーケット指標の予測結果への貢献度の大小関係を比較検証した。本分析では、J-REIT 市場のパフォーマンスに影響すると一般的に考えられている TOPIX(配当なし)と日本 10 年国債利回りを採用し、各数値データと長期移動平均値の合計 4 つを追加する特徴量としている。

## 2.2 使用したモデル

本稿では、多数のテクニカル指標を特徴量として使用する上で、伝統的な線形回帰モデルなどに比べ、採用する特徴量の選択上での制約や特徴量の増加による推定精度低下等のデメリットが少ないことなどから、以下の機械学習モデルを採用することとした。

### ■ LightGBM (Light Gradient Boosting Machine の略)

LightGBM は、決定木<sup>1</sup>の勾配ブースティング<sup>2</sup>(GBDT: Gradient Boosting Decision Tree)をベースとした機械学習アルゴリズムであり、同じ GBDT ベースで高精度であることが知られている XGBoost に対して決定木 1 つ 1 つの精度は落とさずに高速かつ高効率にアルゴリズムを実行できるように改良が加えられた点最大の特徴である。また近年は、その特徴から FX や暗号資産などの分野でテクニカル指標を用いたシステムトレードなどにもよく用いられる機械学習モデルである。本分析では Python の lightgbm ライブラリを用いてモデルを実装。ハイパーパラメータは簡単なグリッドサーチを行い、設定している。

## 2.3 検証・分析手順

1. テクニカル指標のみを用いた学習モデルを構築の上、目的変数とした各予測期間の収益率がプラスかマイナスかの二値分類による予測を行った。そのうえで二値分類による予測精度の評価指標である正解率を予測期間別に確認する。モデルに入力するデータ期間は、2010年1月4日～2024年12月30日の中で学習期間1年をとりながら開始月を1ヵ月ずつ後へずらす1年ローリングを行い、学習期間終了日の翌日から1ヵ月間をテスト期間とし、モデルで算出した予測値の正解率を確認する。
2. 次に特徴量に TOPIX (配当なし)と日本10年国債利回りを追加して、「テクニカル指標+マーケット指標」を特徴量とした学習モデルを構築の上、上記1. と同じ分析手順で予測精度を確認する。
3. 上記の分析手順1. 2. で最も正解率の高かった予測期間10日間のモデルを使って、モデルの予測精度の安定性と、テクニカル指標のみとマーケット指標を追加したモデルの2モデル間での予測精度の大小関係の時系列推移を把握することを目的に正解率の年別平均推移を確認する。
4. 加えて同モデル内での各特徴量の予測値への貢献度を求める。それぞれの特徴量が採用されたことでモデルの予測値をどれだけ変化させたのかを定量的に求める手法を用いて、全期間における各特徴量の平均的な相対貢献度を算出し、比較検証する。テクニカル指標のみのモデル、マーケット指標を追加したモデルのそれぞれで算定した各特徴量の貢献度を確認する。
5. 予測値に対する貢献度が高かったテクニカル指標を、目的変数である東証REIT指数(配当なし)の収益率とともに実際にチャート上に描画し、その関係性から読み取れる情報について考察する。

## 3. 分析結果

### 3.1 機械学習モデルによる予測結果

図表1は全期間を通しての正解率の平均値である。正解率は、各テスト期間の実際の各収益率の正負(正解値)とモデルが算出した予測値を比較し、正解した数をテスト期間のデータ数で割ったものである。予測期間1日間から10日間にかけては期間が長くなるほど正解率は上昇し、逆に20日間以上では正解率が低下していることが確認できる。テクニカル指標のみのモデル、マーケット指標を追加したモデルともに同様の傾向が確認できた。これは、予測期間が短いほど市場の需給バランスや相場の方向性などテクニカル指標で分析している

<sup>1</sup> 決定木とは、ツリー構造のモデルで特定の特徴ごとにデータを作成したルールに基づき、分類していく機械学習の手法である  
<sup>2</sup> 勾配ブースティングとは、正解値(目的変数)と、それまでに構築された決定木により算出した予測値との差(最初の決定木の場合は正解値そのもの)に対して差を埋めるような値の学習を行う新たな決定木を逐次的に構築していき、最終的に全ての決定木の出力値に一定の係数を掛け、足し合わせることで予測値を算出する手法である

要因とは関係ない市場の不規則な動きであるノイズの影響が大きくなり、逆に期間が長すぎるとファンダメンタルズの変化や各銘柄の決算などの影響が大きくなるのが要因として考えられる。

テクニカル指標のみと、マーケット指標を追加したモデルの正解率を比較すると、図表1の全予測期間で両モデルとも50%を上回っているが、概ね全予測期間でマーケット指標を追加したモデルの正解率がテクニカル指標のみのモデルを上回る結果となった。このことから、マーケット指標と併用することで更に高い精度で予測が行える可能性が高いことがわかる。

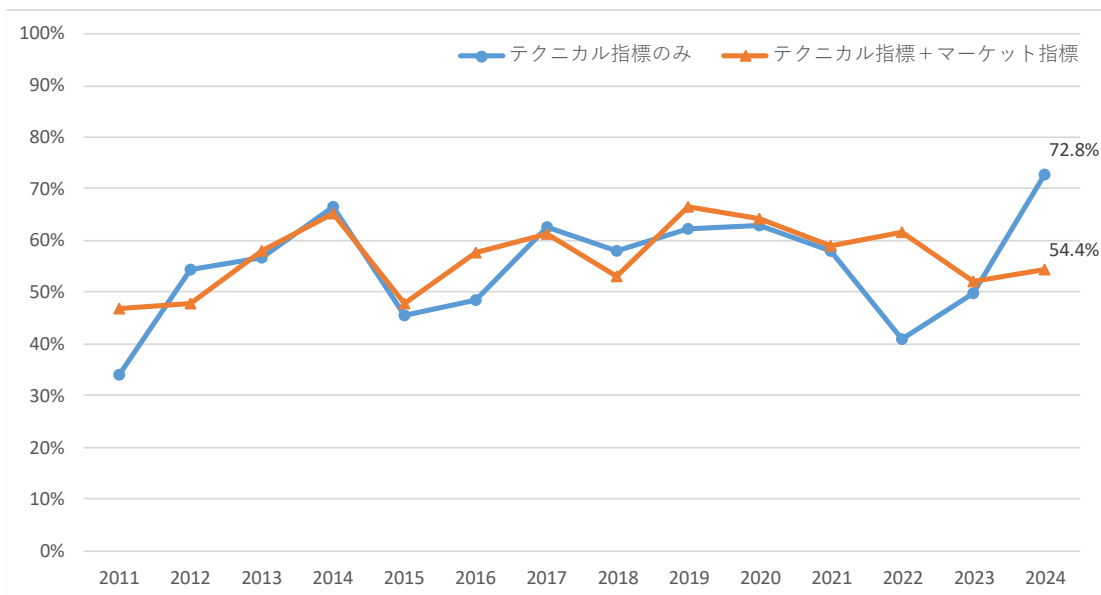
図表2は、最も予測精度が高い予測期間10日間のモデルの正解率の年別平均の推移を示している。これを見るとほとんどの期間でマーケット指標を追加したモデルの正解率が高いか2モデルとも概ね同程度、同方向で推移していることが確認できる。しかし、2024年に関してはテクニカル指標のみでの正解率が72.8%とマーケット指標を追加したモデルの54.4%を大きく上回っており、その水準も非常に高い。これは、2024年のJ-REIT市場は長期金利の上昇に対するマイナス影響を過度に折り込む形でファンダメンタルズから想定される水準から乖離した価格形成が行われ、逆にテクニカル指標で測られる市場の需給バランスやセンチメントの影響を強く受けていたことが要因として考えられる。このような環境下ではパフォーマンス分析におけるテクニカル指標の有効性が高まると考えられる。また、予測期間10日間の正解率は全期間平均でテクニカル指標のみで55.26%、マーケット指標を追加したモデルで56.89%と損益判断の基準になると考えられる50%を一定程度上回っており、2011年から2024年までのほとんどの年で正解率が50%以上で推移していることや先行研究における正解率の水準等から見ても、2モデルともパフォーマンスの予測モデルとして一定の精度が得られており、有効に機能していると言えるだろう。

【図表1】二値分類による予測結果の正解率(%)

	1日間	3日間	5日間	10日間	20日間	30日間
テクニカル指標	50.28	52.21	52.47	55.26	53.11	53.35
テクニカル指標 +マーケット指標	50.95	52.11	52.80	56.89	53.73	54.96

(出所)株式会社三井住友トラスト基礎研究所

【図表2】二値分類による予測結果の年平均正解率の推移(予測期間10日間)



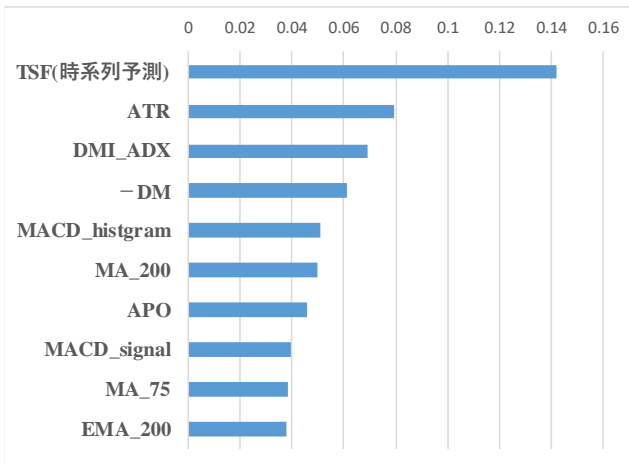
(出所)株式会社三井住友トラスト基礎研究所

### 3.2 特徴量の予測値算出への貢献度を分析

予測期間 10 日間のモデルを用いて全期間で算出した各特徴量の相対重要度は図表 3,4 の通りである。まず、テクニカル指標のみのモデルの特徴量の貢献度を示した図表 3 を見ると、TSF (時系列予測)、ATR、DMI\_ADX などの特徴量が上位となっていることが分かる。最も貢献度が高い TSF はテクニカル分析で頻繁に用いられる指標ではないものの、過去の時系列データを説明変数とした線形回帰直線による予測値を基に示される指標であり、J-REIT 市場における上昇や下落のトレンドの持続性が強いことからこのような結果になったと考えられる。第 2 位の ATR と第 3 位の DMI の構成要素である ADX はともにトレンドの勢いを測る指標であり、トレンドの方向性とともにもそのトレンドの大きさや強さを考慮することがパフォーマンス予測において有効だと考えられる。ATR は、前日終値、当日高値と当日安値を使って計算される最大値幅の指数平滑移動平均線<sup>3</sup>でボラティリティを示す指標であり、ADX はトレンドの強さを測る指標で、ATR と同じく最大値幅を基に計算され、トレンドに勢いが強くなるほど ADX は上昇することとなる。また、テクニカル指標で最もよく知られる移動平均線 (MA) に関しては、MA\_200、MA\_75、EMA200 など期間の長い平均線の貢献度がより高い結果となった。同じく知名度の高い MACD についてもその構成要素のうち 2 つが 5 番目と 8 番目に貢献度が高くなっており、併せて見た貢献度は相対的に高いことから、構成要素 3 つ各々の推移を分析することで一定の予測精度を得ることは可能と見られる。

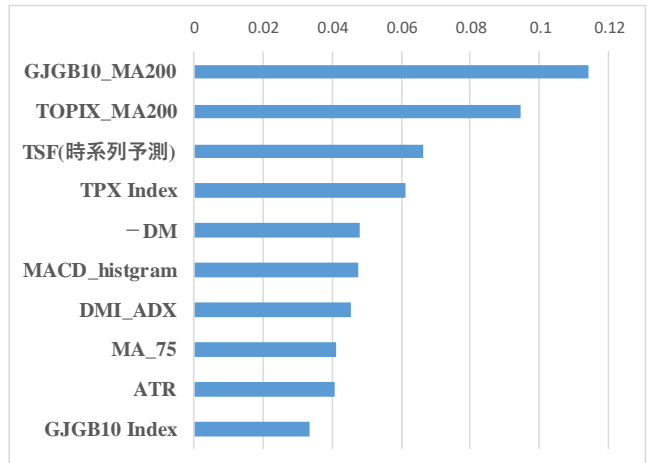
次にマーケット指標を加えたモデルの特徴量の貢献度を示した図表 4 を見ると、日本 10 年国債利回り (GJGB10) と TOPIX (配当なし) の 200 日の長期移動平均線の貢献度が、テクニカル指標で最も貢献度の高い TSF を大きく上回っていることが確認できる。このことから、J-REIT 市場においてテクニカル指標を用いてパフォーマンス予測する場合にも、ファンダメンタルズの一つである市場インデックス、具体的には株式市場や債券利回りの直近 1 年程度の長期トレンドなどのマーケット指標を踏まえた上でテクニカル分析を行うことは非常に重要であると言えるだろう。

【図表3】各特徴量の相対貢献度(テクニカル指標のみ)



(出所) 株式会社三井住友トラスト基礎研究所

【図表4】各特徴量の相対貢献度(テクニカル指標+マーケット指標)



(出所) 株式会社三井住友トラスト基礎研究所

<sup>3</sup> 指数平滑移動平均線は、計算期間の終値の平均を取っただけの単純移動平均線に対して、直近の価格に比重を置き、過去になればなるほど比重を軽くして平均を計算する。単純移動平均線と比べて相場の動きに対する反応が早く、トレンドの転換をより早く確認できるなどの長所がある。

### 3.3 テクニカル指標と東証 REIT 指数の関係

本節では前節で取り上げた予測に対する貢献度が高いテクニカル指標を東証 REIT 指数(配当なし)とともに実際にチャート上に描画したときにどのような関係性となるのかを確認する。テクニカル指標の TSF、ATR、DMI\_ADX をそれぞれ東証 REIT 指数とともにグラフに描画したものが図表 5~7 である。グラフに描画する期間があまりに長いと各指標の動きを詳細に読み取ることが難しいため、直近 2024 年の推移のみを表示している。

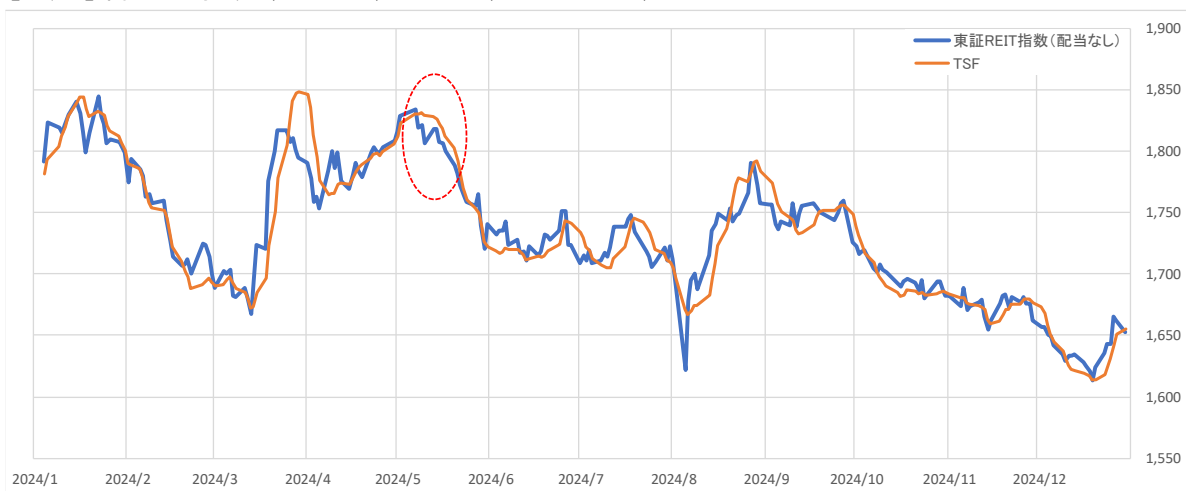
まず、トレンド指標である TSF を示した図表 5 を見ると、東証 REIT 指数が TSF を大きく下抜けた後に下落トレンド入りするなど、相場が上昇・下落のどちらのトレンドに入る可能性が高いのかを読み取ることができる。例えば 2024 年 5 月初めに東証 REIT 指数が TSF を下抜けたポイント等がそれにあたる。このように TSF を用いることで相場の方向性やトレンドの転換点など、予測精度向上に役立つ情報を得られる可能性はあると考えられる。

次にボラティリティ指標である ATR を示した図表 6 を確認すると、2024 年 5 月から 7 月にかけての東証 REIT 指数の下落の際に、ATR がやや先行して緩やかに低下し、ATR がじりじりと低下する中で東証 REIT 指数の低下が続いた。8 月には株式市場の急落をきっかけに相場が上下に大きく変動し、ATR も急上昇したが、8 月後半には早々に低下し始め、相場反発の勢いが弱いことを確認する形で、9 月以降に東証 REIT 指数は再度下落トレンド入りするなど、パフォーマンス予測の手がかりとなる情報を読み取ることができる。

最後に方向性指数である DMI(構成要素である+DI、-DI、ADX)を示した図表 7 を確認する。DMI の見方として、+DI が -DI を下から上に上抜いたら買いシグナル、その逆の場合は売りシグナルと見なし、その際 ADX が上昇していればシグナルの信頼度がより高いと判断できる。2024 年の推移を見ると 1 月後半に -DI が +DI を下から上に上抜き、ADX も上昇傾向にあった局面では下落トレンドが 3 月半ばまで継続するなど指標が有効に機能していることが確認できる。その後は東証 REIT 指数がやや方向感に欠いた推移となったこともあり、信頼度の高いシグナルはそれほど見られないが、ADX の上昇低下を通して相場の勢いを見ることでトレンドの持続期間や反発の可能性などを予測する際に活用することは可能だと考えられる。

テクニカル指標である TSF、ATR、DMI と東証 REIT 指数の推移を比較した結果、各指標から将来予測に有用な情報を一定程度読み取ることができた。実際の相場変動の背景には株式市場の騰落や選挙結果などの要因があったケースも見られるものの、パフォーマンスに与える影響がどの程度の大きさになるのか、上昇と下落のどちらの方向に動く可能性が高いのか、相場トレンドがいつまで継続するのかなどを予想する際に活用することは可能だと考えられる。ただし、今回取り上げた指標はそもそも機械学習モデルを用いたパフォーマンス予測で過去期間において最も貢献していたことが確認されている指標であり、今回の分析期間に入らない将来期間においてもこの関係性が同様に継続するとは限らないことには留意が必要である。

【図表5】東証REIT指数（配当なし）とTSF（時系列予測値）の推移



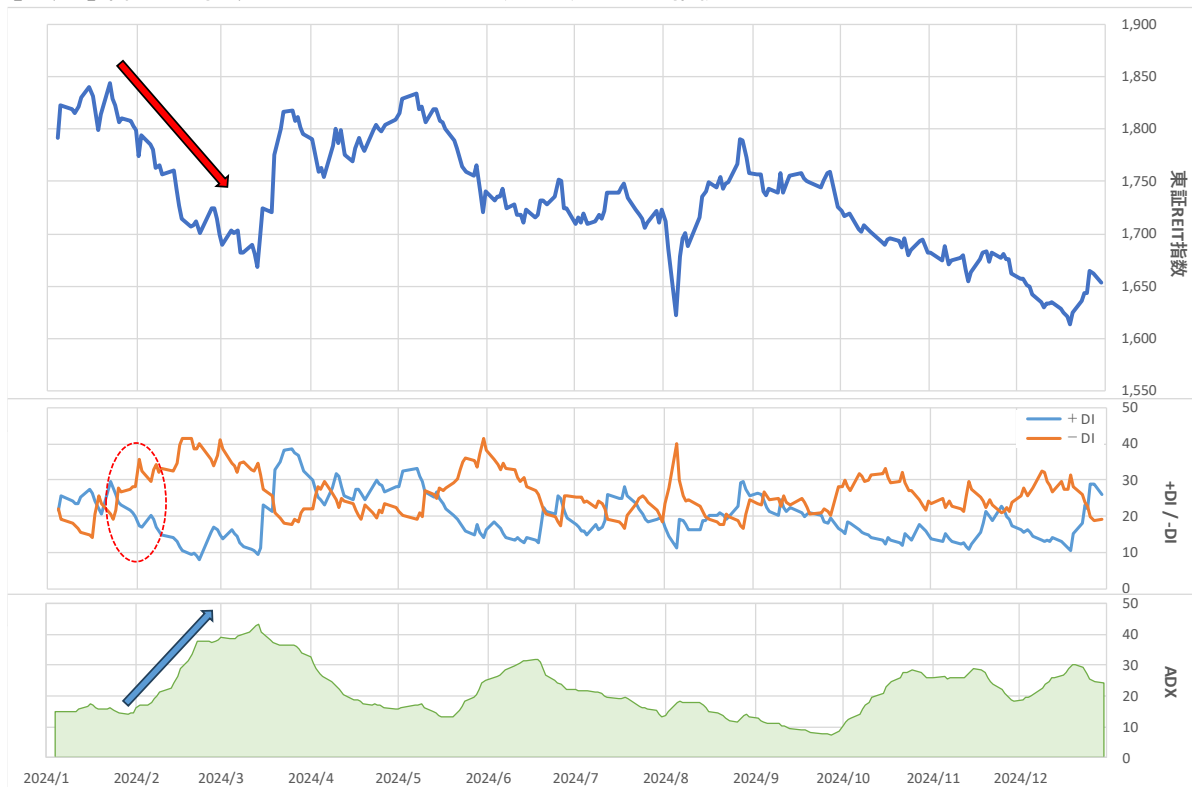
(出所) 株式会社三井住友トラスト基礎研究所

【図表6】東証REIT指数（配当なし）とATRの推移



(出所) 株式会社三井住友トラスト基礎研究所

【図表7】東証REIT指数(配当なし)とDMI(+DI、-DI、ADX)の推移



(出所) 株式会社三井住友トラスト基礎研究所

#### 4. おわりに

検証の結果、テクニカル指標を J-REIT 市場におけるパフォーマンス予測に用いた場合にも一定の予測精度を得られることが確認できた。テクニカル指標を用いた予測で今回最も高い精度を得ることができたのは 2 週間程度の予測期間においてであり、それ以外の予測期間ではより短期やより長期となるほど予測精度は低下する結果となった。またテクニカル指標のみを用いた分析でも一定の予測精度が得られたもののマーケット指標などを分析に加えることで、更なる精度向上が可能なことも確認できた。また、2024 年のように市場センチメントの影響を強く受けた相場期間では、テクニカル指標のみのモデルを用いることで、マーケット指標を追加したモデルを大きく上回る予測精度でパフォーマンス予測が可能であったことから、相場の変動要因を見極め、機動的に分析手法を使い分けることも有効であると考えられる。そして、貢献度上位となったテクニカル指標の分析からは、J-REIT 市場におけるトレンドの持続性が強く、トレンドの勢いがトレンドの継続性や反発可能性など相場の方向性に影響しているという考察を得ることができた。加えて、東証 REIT 指数と各テクニカル指標の推移のチャート上での関係性からもトレンドが転換する際の兆候やトレンドが継続するかどうかなどの情報を各テクニカル指標の推移から一定程度読み取れることが確認できた。なお、テクニカル指標の中には他の指標と組み合わせることでより有効に活用できるものもあり、図表 3、4 で貢献度が高い上位の特徴量以外のテクニカル指標の有効性を否定することはできないことや、テクニカル指標に設定するパラメーターによっては分析結果が大きく異なる可能性もあることについては留意が必要である。しかし、足元のようにファンダメンタル要因から J-REIT 市場のパフォーマンスを説明することが困難な状況において、ことさらに市場センチメントや需給状況を推測することで最適な投資行動への手がかりとなる情報を得る意義はあり、本手法は短期的な市場動向を見通す上では特に有益だと考えている。



&lt;別表1&gt; 特徴量に採用したテクニカル指標一覧

No.	特徴量名(指標表記)	指標説明
1	BBANDS_upperband	ボリンジャーバンドのアップーバンド。移動平均線(20日)とその上下の標準偏差の幅(2 $\sigma$ )に引いた線で表される指標。(上限線)
2	BBANDS_middleband	ボリンジャーバンドのミドルバンド。移動平均線(20日)とその上下の標準偏差の幅(2 $\sigma$ )に引いた線で表される指標。(移動平均線)
3	BBANDS_lowerband	ボリンジャーバンドのローーバンド。移動平均線(20日)とその上下の標準偏差の幅(2 $\sigma$ )に引いた線で表される指標。(下限線)
4	SAR	パラボリックSAR。チャートの上または下に放物線を表示する指標で、トレンドの転換点を見極めに使われる。
5	MA_5	移動平均線(5日)。5日間の終値の平均を繋いだ折れ線グラフで表される線。
6	MA_25	移動平均線(25日)。20日間の終値の平均を繋いだ折れ線グラフで表される線。
7	MA_75	移動平均線(75日)。75日間の終値の平均を繋いだ折れ線グラフで表される線。
8	MA_200	移動平均線(200日)。200日間の終値の平均を繋いだ折れ線グラフで表される線。
9	EMA_5	指数平滑移動平均線(5日)。直近の価格に比重をかけた算出されるため、直近の動きへの感応度が高い移動平均線。
10	EMA_25	指数平滑移動平均線(25日)。直近の価格に比重をかけた算出されるため、直近の動きへの感応度が高い移動平均線。
11	EMA_75	指数平滑移動平均線(75日)。直近の価格に比重をかけた算出されるため、直近の動きへの感応度が高い移動平均線。
12	EMA_200	指数平滑移動平均線(200日)。直近の価格に比重をかけた算出されるため、直近の動きへの感応度が高い移動平均線。
13	APO	絶対価格オシレーター。中長期(26日)EMAと短期(12日)EMAの差。
14	MACD_macd	移動平均収束拡散法。短期(12日)と中長期(26日)の移動平均線を使用し、売り買いを判断する指標。基本となる線(MACD)
15	MACD_signal	移動平均収束拡散法。短期(12日)と中長期(26日)の移動平均線を使用し、売り買いを判断する指標。MACDの9日移動平均(シグナル)
16	MACD_histogram	移動平均収束拡散法。短期(12日)と中長期(26日)の移動平均線を使用し、売り買いを判断する指標。(MACDとシグナルの差)
17	+DM	市場の方向性(+)。当日高値と前日高値の差で計算される市場の方向性を示す指標。(期間:14日)
18	-DM	市場の方向性(-)。前日安値と当日安値の差で計算される市場の方向性を示す指標。(期間:14日)
19	DMI_+DI	方向インジケーター(+)。+DMの当日最大値幅に対する割合から算出され、上昇トレンドである可能性を判断する指標。(期間:14日)
20	DMI_-DI	方向インジケーター(-)。-DMの当日最大値幅に対する割合から算出され、下降トレンドである可能性を判断する指標。(期間:14日)
21	DX	方向性指数。+DIと-DIの差の絶対値を+DIと-DIの合計値で割って算出される指標。(期間:14日)
22	DMI_ADX	平均方向性指数。DMIの構成要素でトレンドの強さを測る指標で14日間のDXの平均で算出される。
23	MOM_10	モメンタム(10日)。短期的な相場の勢いや方向性を判断する指標で、当日の終値から10日前の終値を引いて求められる。
24	MOM_25	モメンタム(25日)。短期的な相場の勢いや方向性を判断する指標で、当日の終値から25日前の終値を引いて求められる。
25	RSI	相対力指数。値上り幅や値下り幅から、買われ過ぎや売られ過ぎなど、相場の相対的な強弱感(過熱感)を表す。(期間:14日)
26	STOCHF_fastk	ファストストキャスティクスの構成線。売られすぎ買われすぎを判断する指標。相場変動への反応が早く短期売買向き。(期間:5日)
27	STOCHF_fastd	ファストストキャスティクスの構成線。売られすぎ買われすぎを判断する指標。相場変動への反応が早く短期売買向き。(期間:5日)
28	STOCH_slowk	スローストキャスティクスの構成線。売られすぎ買われすぎを判断する指標。短期的な動きに左右されにくい特徴がある。(期間:14日)
29	STOCH_slowd	スローストキャスティクスの構成線。売られすぎ買われすぎを判断する指標。短期的な動きに左右されにくい特徴がある。(期間:14日)
30	ATR	アペレージ・トゥルー・レンジ。当日の最大の値幅の移動平均線(14日)によって、市場のボラティリティを測定する指標。
31	LR_trend	線形回帰(トレンド値)。線形回帰式を基に回帰直線を引いた時の各データ地点のトレンド値(y)。(期間:14日)
32	LR_angle	線形回帰(角度)。線形回帰式を基に回帰直線を引いた時の角度。(期間:14日)
33	LR_intercept	線形回帰(切片)。線形回帰分析を行った際に算出される切片。(期間:14日)
34	LR_slope	線形回帰(傾き)。線形回帰分析を行った際に算出される傾き。(期間:14日)
35	TSF	時系列予測。線形回帰直線を用いて、最小二乗法の算定結果を過去のチャートに追加で描写する指標。(期間:14日)
36	VAR	分散。数値データの平均からのばらつきを表す指標。各データと平均の差の2乗の平均によって計算される。(期間:5日)
37	STDDEV	標準偏差。分散と同じくデータの平均からのばらつきを表す指標。分散の平方根を取ることで計算する。(期間:5日)

(出所)株式会社三井住友トラスト基礎研究所が作成

## 【参考文献】

- [1] 北海道大学大学院 片寄諒亮 吉岡真治 2020 「機械学習によるテクニカル分析の影響の調査」(人工知能学会研究会資料)
- [2] 北海道大学大学院 片寄諒亮 吉岡真治 2020 「複数のテクニカル指標を用いた市場動向の予測」(人工知能学会研究会資料)
- [3] 千葉大学大学院 松永大 森康久仁 松葉育雄 2017 「テクニカル分析を取り入れた RNN による株価変動予測」(情報・システムサイエティ特別企画 学生ポスターセッション予稿集)
- [4] 東京工科大学 稲垣翔太 福西広晃 瀬之口潤輔 2022 「株価と株価指標の因果構造に基づく株価予測」(人工知能学会第二種研究資料 ビジネス・インフォマティクス研究会)
- [5] 茨城大学 鈴木智也 2020 「機械学習法を駆使した金融テクニカル分析の科学的妥当性の検証」(科学研究費助成事業 研究成果報告書)
- [6] Yves Hilpisch 2022 「Python から始めるアルゴリズムトレード」(オライリー・ジャパン)
- [7] 若林良祐 2021 「株式投資のテクニカル分析 売買ルール集」(パンローリング株式会社)
- [8] 福永博之 2018 「テクニカル分析最強の組み合わせ術」(日本経済新聞出版社)

## 【お問い合わせ】REIT 投資顧問部

<https://fofa.jp/smtri/a.p/115/>

1. この書類を含め、当社が提供する資料類は、情報の提供を唯一の目的としたものであり、不動産および金融商品を含む商品、サービスまたは権利の販売その他の取引の申込み、勧誘、あっ旋、媒介等を目的としたものではありません。銘柄等の選択、投資判断の最終決定、またはこの書類のご利用に際しては、お客さまご自身でご判断くださいますようお願いいたします。
2. この書類を含め、当社が提供する資料類は、信頼できると考えられる情報に基づいて作成していますが、当社はその正確性および完全性に関して責任を負うものではありません。また、本資料は作成時点または調査時点において入手可能な情報等に基づいて作成されたものであり、ここに示したすべての内容は、作成日における判断を示したものです。また、今後の見通し、予測、推計等は将来を保証するものではありません。本資料の内容は、予告なく変更される場合があります。
3. この資料の権利は当社に帰属しております。当社の事前の了承なく、その目的や方法の如何を問わず、本資料の全部または一部を複製・転載・改変等してご使用されないようお願いいたします。
4. 当社は不動産鑑定業者ではなく、不動産等について鑑定評価書を作成、交付することはありません。当社は不動産投資顧問業者または金融商品取引業者として、投資対象商品の価値または価値の分析に基づく投資判断に関する助言業務を行います。当社は助言業務を遂行する過程で、不動産等について資産価値を算出する場合があります。しかし、この資産価値の算出は、当社の助言業務遂行上の必要に応じて行うものであり、ひとつの金額表示は行わず、複数、幅、分布等により表示いたします。