

上場 J-REIT キャピタル指数の予測と私募 REIT 投資での活用可能性

2022 年 7 月 12 日

株式会社三井住友トラスト基礎研究所

私募投資顧問部 上席主任研究員 米倉勝弘

- ◆ 本稿では、「上場 J-REIT キャピタル指数」の将来予測を行うことにより間接的に私募 REIT の基準価額の変動を予測する方法を提案する。
- ◆ 私募 REIT では換金の仕組みとして「払戻請求」が設定されているが、権利行使のタイミングが半年に 1 度と限定されており、投資主が払戻しを請求した時から換金を受けるまでの間に半年程度のタイムラグが生じる。この間、場合によっては不動産市況が悪化することもあり、払戻し価格となる将来の基準価額の変動を予測、モニタリングしていくことは、リスク管理の観点からも重要である。
- ◆ 本稿は、「上場 J-REIT キャピタル指数」の予測手法として LSTM(Long Short Term Memory:長・短記憶ニューラルネットワーク(詳細は<Appendix>参照))および状態空間モデル(詳細は<Appendix>参照)の 2 手法を採用した。バックテストでは、LSTM による予測結果の方が僅かながら RMSE(Root Mean Squared Error [二乗平均平方根誤差]:この値が小さいほど当てはまりの良いモデルであるといえる)が小さい結果となった。両モデルにおける半年間累積の誤差はそれぞれ 7.45 ポイント、8.35 ポイントであり、一定の精度が確認できた。ただし、「上場 J-REIT キャピタル指数」の急落期について実証できているわけではないため、今後転換期を複数経験した後に再度検証することが望ましい。
- ◆ 「上場 J-REIT キャピタル指数」の将来予測結果を活用することにより、現在の払戻請求における意思決定から換金までの約半年間の不動産価格変動リスクが把握可能となり、投資家のリスク管理能力が向上する。
- ◆ また、私募 REIT で STO の活用が進めば、基準価額の将来変動を踏まえた逐次の売買(意思決定)が可能となり、例えば NAV ベースの指数が半年後に大きく下落すると精度高く予測された場合には、早期に売却(換金)に動く、などの投資判断も可能になるだろう。

1.はじめに

2010 年 11 月に初銘柄の運用が開始された私募 REIT では換金の仕組みとして「払戻請求」が設定されている。一方で、権利行使が行えるタイミングは、証券会社等(第一種金融商品取引業者)が投資口の媒介を行って流動性を確保する仕組み(セカンダリ売買)を除くと半年に 1 度と限定されており、私募 REIT は上場 J-REIT と比較すると流動性が劣る。また、私募 REIT の投資主が払戻しを請求した時から換金を受けるまでの間に半年程度のタイムラグが生じる。この間、場合によっては不動産市況が悪化することもあり、払戻し価格となる将来の投資口価格(以下、「基準価額」)の変動を予測し、モニタリングしていくことは、リスク管理の観点から重要である。

私募 REIT の基準価額は、Net Asset Value(以下、「NAV」)に基づいて決定される。本稿では、一般社団法人不動産証券化協会が公表している「ARES Japan Fund Index(以下、「AJFI」)」の「上場 J-REIT キャピタル指数」を用いて、当該指数の将来(半年後)水準を精度高く予測し、当該変動を基準価額の変動とみなしたうえで、実務にお

ⁱ 基準価額 = (総資産額 + (不動産鑑定評価額 - 不動産簿価) - 負債 - 分配金) ÷ 発行済投資口数

ける投資判断およびリスク管理への活用を試みる。

なお、AJFI では私募 REIT を対象とした「私募 REIT キャピタル指数」も公表しているが、私募 REIT が不動産市況の悪化局面を経験していないことから、「上場 J-REIT キャピタル指数」を代替して採用する。

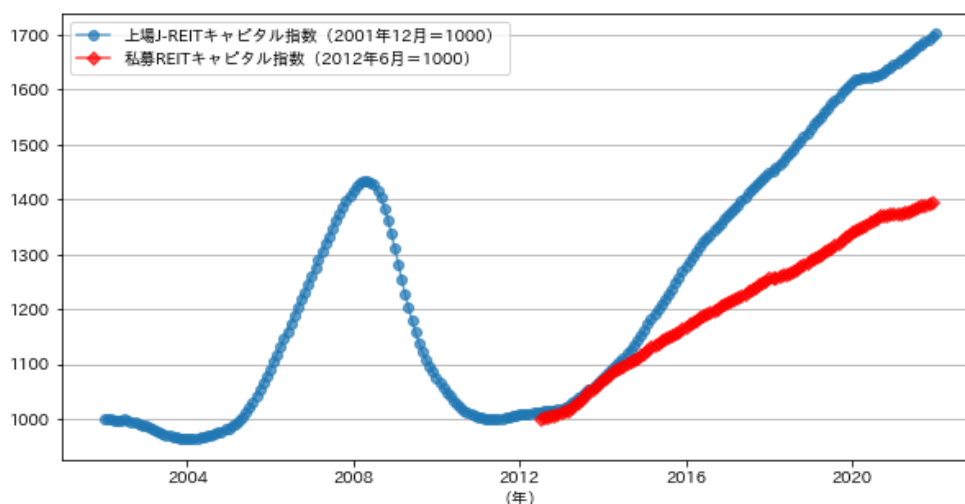
2.AJFI の上場 J-REIT キャピタル指数と私募 REIT キャピタル指数

「上場 J-REIT キャピタル指数」は、上場 J-REIT の投資口価格の変動ではなく、NAVⁱⁱベースで算出されているため、基本的に「私募 REIT キャピタル指数」を代替可能と考えているが、両指数には以下のような相違点もある。

「上場 J-REIT キャピタル指数」は 2001 年 12 月（基準時点）を 1000 とした指数であり、「私募 REIT キャピタル指数」は 2012 年 6 月（基準時点）を 1000 とした指数である（図表 1 参照）。両者を比較すると 2012 年 6 月時点で概ね同水準となっているが、その後はやや乖離している。一般社団法人不動産証券化協会が公表している上場 J-REIT と私募 REIT の LTV 水準およびプロパティタイプ別保有物件割合を比較すると（図表 2 参照）、両者に大きな乖離は見られないため、両指数の乖離については不動産売却損益の影響が一因として考えられる。上場 J-REIT はポートフォリオの見直しに伴う物件売却をコンスタントに行っているのに対し、私募 REIT は設立当初の目標ポートフォリオを構築している途中であり、物件の売却が相対的に少ないと考えられるためである。

本稿では「上場 J-REIT キャピタル指数」を採用しているが、上場 J-REIT と私募 REIT では運用資産規模をはじめ、成熟度が異なるため、「私募 REIT キャピタル指数」が不動産サイクルあるいは景気サイクルを経験し、トラックレコードが蓄積された際には当該指数を用いた分析を行うことが望ましい。また、キャピタル指数は各ファンドのパフォーマンスを加重平均したものであることから、当該手法は私募 REIT 個別銘柄の基準価額を予測するための簡便的な手法である点には留意が必要である。

図表 1_上場 J-REIT キャピタル指数と私募 REIT キャピタル指数



出所)一般社団法人不動産証券化協会「AJFI」をもとに三井住友トラスト基礎研究所作成
注)2021年7月から12月のデータは速報値。なお速報値は今後変更される可能性がある

ii 期末 NAV = 期末出資総額 + 期末不動産鑑定評価額合計 - 期末不動産簿価合計、期首 NAV = 前期の期末 NAV (通常時)

図表 2_上場 J-REIT と私募 REIT の LTV 水準およびプロパティタイプ別保有物件割合の比較

2022年3月末時点		上場J-REIT	私募REIT
LTV水準 (平均)		44.5%	41.1%
保有物件割合	オフィス	40.0%	39.8%
	物流施設	19.4%	19.3%
	商業施設	16.1%	14.3%
	住宅	14.1%	20.0%
	ホテル	7.6%	5.1%
	その他	2.7%	1.5%

出所)一般社団法人不動産証券化協会「ARES マンスリーレポート」および「私募リート・クォーターリー」をもとに三井住友トラスト基礎研究所作成
 ※私募 REIT の LTV 水準は(1-出資総額/総資産額)にて算出

3.分析手法

本稿では、「上場 J-REIT キャピタル指数」の予測手法として深層学習を用いた時系列分析手法である LSTM、統計の時系列分析手法である状態空間モデルを採用する。

(1)LSTM(Long Short Term Memory:長・短期記憶ニューラルネットワーク)による予測結果

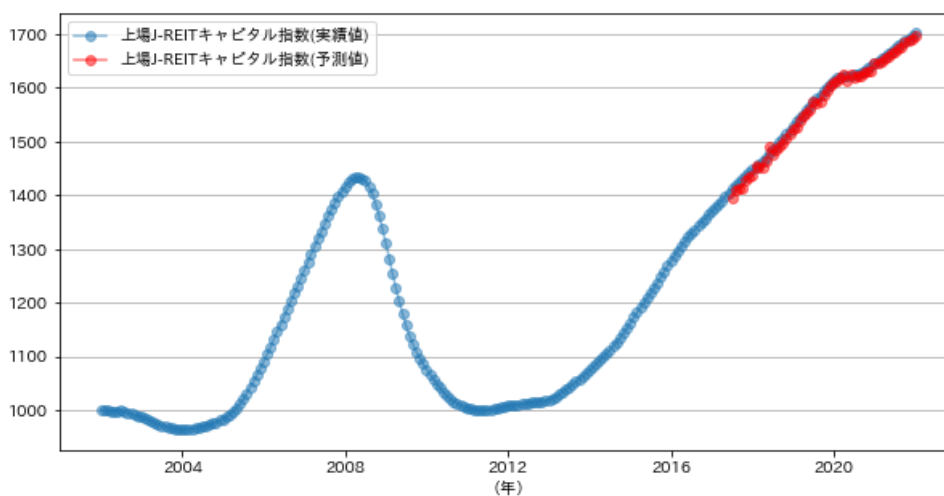
図表 3 および図表 4 は、LSTM による「上場 J-REIT キャピタル指数」の実績値(青)と予測値(赤)を比較したグラフである。

実績値は月次の「上場 J-REIT キャピタル指数」であり、ここで比較している予測値は過去の実績値をもとに半年後の「上場 J-REIT キャピタル指数」を予測したものを 1 ヶ月ずつスライドさせたものである。つまり、1 番最初の予測値(赤点)は 2001 年 12 月から 2016 年 12 月までのデータをトレーニングデータとして用いて 2017 年 6 月の「上場 J-REIT キャピタル指数」を予測したもの。2 番目の予測値(赤点)は 2001 年 12 月から 2017 年 1 月までのデータをトレーニングデータとして用いて 2017 年 7 月の「上場 J-REIT キャピタル指数」を予測したもの。最後の予測値は 2001 年 12 月から 2021 年 6 月までのデータをトレーニングデータとして用いて 2021 年 12 月の「上場 J-REIT キャピタル指数」を予測したものである。

バックテストを行った 2017 年 6 月以降は「上場 J-REIT キャピタル指数」が右肩上がりであり、予測しやすい環境ではあったが、2020 年にコロナウイルス感染症拡大の影響によって指数の伸び率がやや鈍化した期間についても概ねフィットしている。

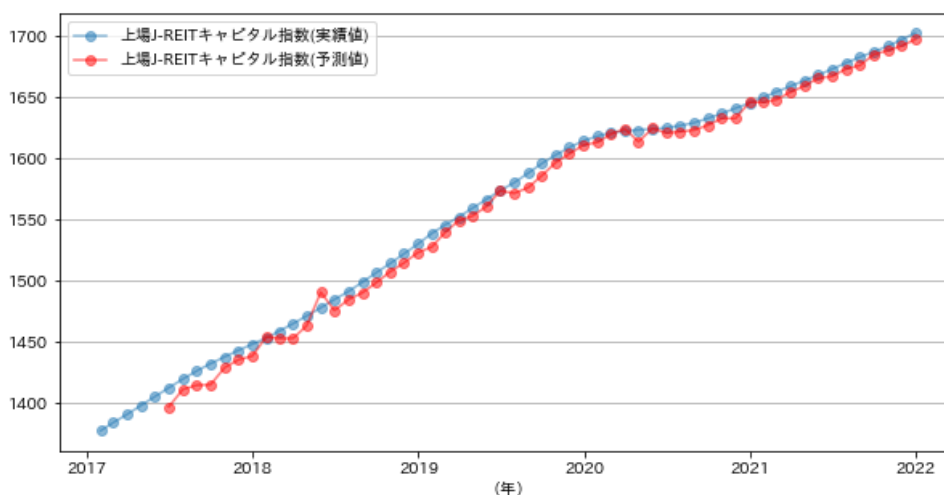
「上場 J-REIT キャピタル指数」の実績値を横軸に、予測値を縦軸にとって比較して見ても概ね 45 度線上にプロットされており、当てはまりが良いことが確認できる(図表 5(左)参照)。ただし、予測誤差をヒストグラムで見ると僅かながらマイナスに偏っており、低めに予測する傾向が見られた(図表 5(右)参照)。

図表 3_LSTM による上場 J-REIT キャピタル指数の予測(全期間表示)



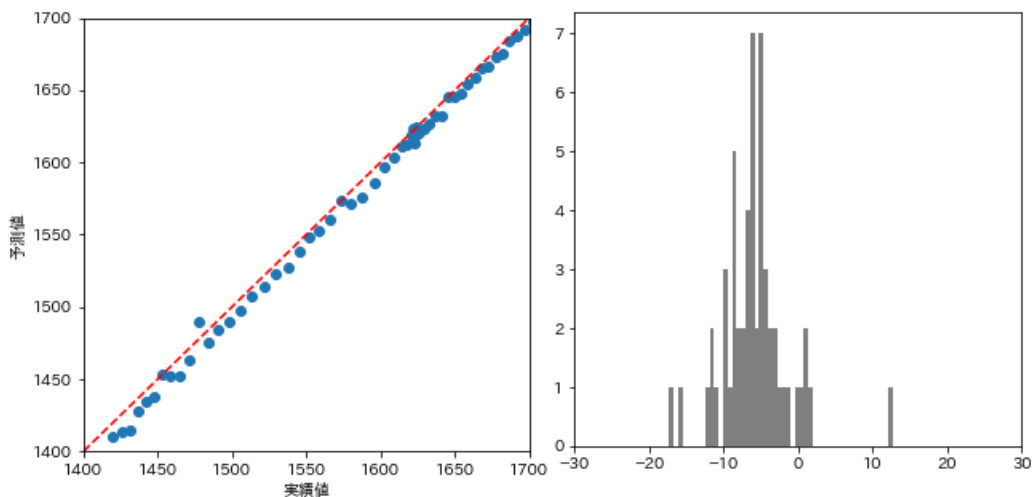
出所)実績値は一般社団法人不動産証券化協会「AJFI」、予測値は三井住友トラスト基礎研究所注)2021年7月から12月の実績値データは速報値。なお速報値は今後変更される可能性がある

図表 4_LSTM による上場 J-REIT キャピタル指数の予測(2017年以降表示)



出所)実績値は一般社団法人不動産証券化協会「AJFI」、予測値は三井住友トラスト基礎研究所注)2021年7月から12月の実績値データは速報値。なお速報値は今後変更される可能性がある

図表 5_LSTM による「上場 J-REIT キャピタル指数」の実績値と予測値の比較(左)および予測誤差(右)



出所)実績値は一般社団法人不動産証券化協会「AJFI」、予測値は三井住友トラスト基礎研究所

(2) 状態空間モデルによる予測結果

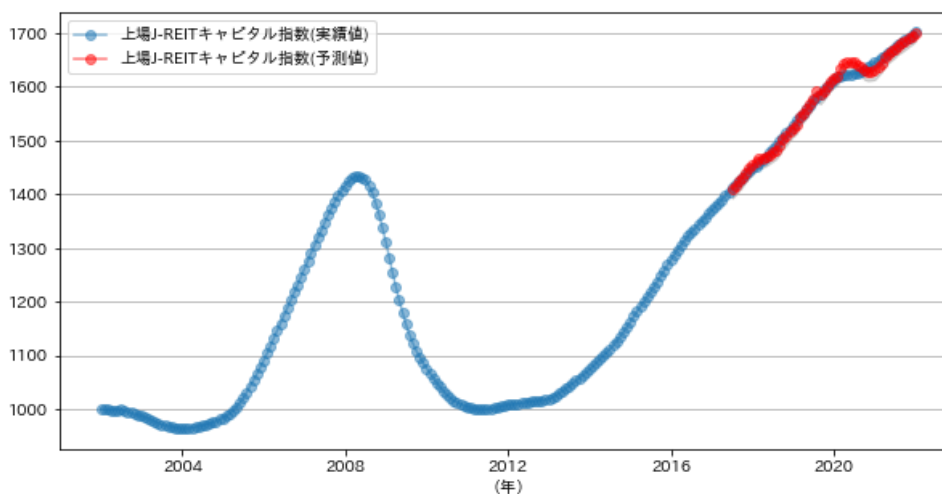
図表 6 および図表 7 は、状態空間モデルによる「上場 J-REIT キャピタル指数」の実績値(青)と予測値(赤)を比較したグラフである。状態空間モデルによる予測も LSTM による予測と同様に 2017 年 6 月以降をテスト期間としてバックテストを行った。

本稿では状態空間モデルとしてローカル線形トレンドモデル採用している。ローカル線形トレンドモデルは、線形モデルでありながらトレンドの僅かな変化を逐次反映できるモデルであるが、今回の分析では、コロナウイルス感染症拡大の影響があった 2020 年から 2021 年にかけて予測誤差が LSTM に比べて相対的に大きくなった。

「上場 J-REIT キャピタル指数」の実績値を横軸に、予測値を縦軸にとって比較して見ても上記のコロナウイルス感染症拡大期間に該当する 1650 ポイント付近で 45 度線上から乖離している(図表 8(左)参照)。一方で、予測誤差をヒストグラムで見るとゼロ付近に集中しており、上記の期間以外については当てはまりが良いことが確認できた(図表 8(右)参照)。

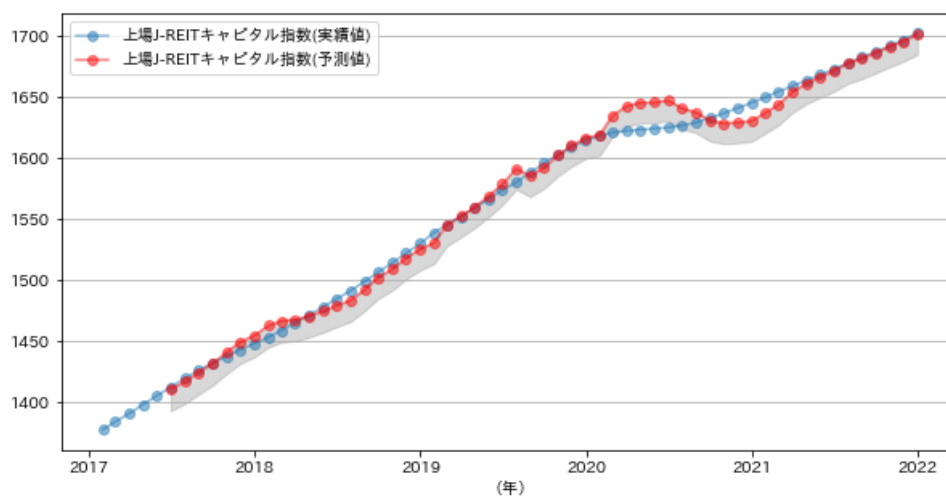
なお、図表 6 および図表 7 のバンド幅(網掛け部分)は、信頼水準 95%を示したものである。状態空間モデルは統計モデルであるため予測値を幅で表現することが可能であり、副次的な効果として VaR が算出できる点も有用である。過去の実績値をもとに推定した予測値の VaR と「上場 J-REIT キャピタル指数」を 2017 年 6 月以降の期間で比較した結果、信頼区間 95%のもとで「上場 J-REIT キャピタル指数」が VaR の水準を下回った割合(バックテストにおける割合)は約 7.0%であった。

図表 6_状態空間モデルによる上場 J-REIT キャピタル指数の予測(全期間表示)



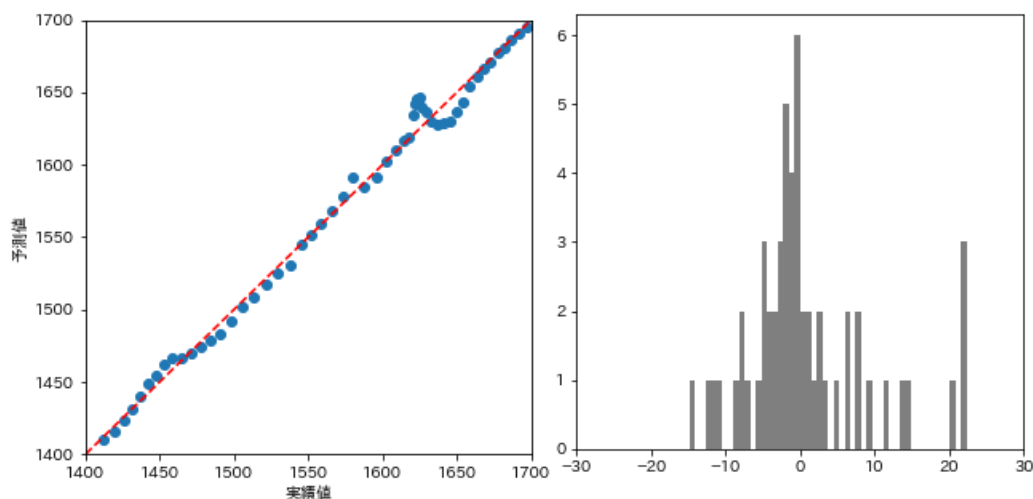
出所)実績値は一般社団法人不動産証券化協会「AJFI」、予測値は三井住友トラスト基礎研究所
注)2021年7月から12月の実績値データは速報値。なお速報値は今後変更される可能性がある

図表 7_状態空間モデルによる上場 J-REIT キャピタル指数の予測(2017 年以降表示)



出所)実績値は一般社団法人不動産証券化協会「AJFI」、予測値は三井住友トラスト基礎研究所
注)2021年7月から12月の実績値データは速報値。なお速報値は今後変更される可能性がある

図表 8_状態空間モデルによる上場 J-REIT キャピタル指数の実績値と予測値の比較(左)および予測誤差(右)



出所)実績値は一般社団法人不動産証券化協会「AJFI」、予測値は三井住友トラスト基礎研究所

4.上場 J-REIT キャピタル指数予測の私募 REIT 投資での活用可能性

本稿では、「上場 J-REIT キャピタル指数」の予測手法として、既述の通り LSTM および状態空間モデルを採用した。

LSTM は、時系列が持つ長期依存性を効率的に学習できるモデルであり、トレーニングデータが増えるにしたがって更なる精度の向上が期待できる。また、層を重ねることによってリッチな表現が可能となり、広範囲な適用が可能となる。一方で、複雑なモデルであるため、学習に用いる時系列のトレーニングデータが少ない場合には、ロバスト(構造安定的)なモデルが構築しにくい傾向もある。

状態空間モデルは統計モデルの一種であり、モデルの構造が理解しやすく、確率分布を推定することが可能である。

効率的な市場仮説を前提とすれば株価を予測することは難しいが、実物不動産は取引に数ヶ月を要するため、予測可能性を有している。さらに NAV の裏付けとなる不動産鑑定評価額は、実際の取引データを分析データとして利用しているため、実物不動産の取引からも遅行しており、かつスムージング化されていることから予測可能性を

有すると考えられる。

本稿におけるバックテストでは、LSTM による予測結果の方が僅かながら RMSE が小さい結果となった(図表 9 参照)。なお、半年間の累積誤差である当該 RMSE は、LSTM で 7.45 ポイント、状態空間モデルで 8.35 ポイントとなっており、いずれの手法においても一定の精度(バックテスト期間における上場 J-REIT キャピタル指数の平均的な水準約 1,570 ポイントで見ると半年間累積で約 0.5%の誤差)が確認できた。ただし、分析期間が短いうえ、「上場 J-REIT キャピタル指数」の急落期について実証できているわけではないため、今後転換期を複数経験した後に再度検証することが望ましい。当面は 2 手法を併用するかたちで、両者の値が近い場合には確度の高い予測値として採用し、乖離が見られる場合にはその要因を考察しながらの利用となろう。

図表 9 LSTM と状態空間モデルによる予測結果の RMSE 比較

	LSTM	状態空間モデル
RMSE	7.45	8.35

出所)三井住友トラスト基礎研究所作成

注)RMSE は平均平方二乗誤差

「上場 J-REIT キャピタル指数」の将来予測結果を活用することにより、現在の払戻請求における意思決定から換金までの約半年間の不動産価格変動リスクが把握可能となり、投資家のリスク管理能力が向上する。

一方で、私募 REIT に関しては、長期投資を目的としており、半年後の上げ下げは注視しないとの見方もあるが、今後私募 REIT に対する投資需要が落ち着き、不動産マーケットが悪化した局面においてセカンダリ取引が成立しづらい事態となれば、私募 REIT にも STO (Security Token Offering) などが活用される可能性がある。なお、この場合でも払戻請求というスキームは残るため、取引価格と基準価額との乖離はそう大きくなり、NAV を反映した基準価額がベースとなるであろう。基準価額で払戻しが行える払戻請求と STO 投資家間の取引に価格差があれば裁定が働き、市場の安定性や健全性が損なわれる可能性があるためである。

私募 REIT の運用が開始されて以降、不動産マーケットは概ね堅調であり、投資口の売買における問題は発生していない。しかしながら、不動産マーケットが悪化し、払戻しを希望する投資家が増えた場合には、手元キャッシュの残高に限った払戻となり、すべての払戻請求に対応することはできない。また、払戻請求に対応するために保有物件を投げ売ることになれば、残る投資家の投資口の価値が損なわれる懸念もある。

最近、セカンダリマーケットを提供できることで、クラウドファンディングに比べて投資期間を長期に設定できるセキュリティトークンを不動産に適用する事例が増えている。現時点では、個人を対象としたものがほとんどであるが、KYC (Know Your Customer: 金融機関や暗号資産取引所などで口座開設を行う際等に用いられる本人確認手法) やホワイトリスト(安全な対象[ここでは「適切な投資家」]をリストに定義する等のセキュリティ対策)を取り入れることで、投資家を適格機関投資家に限定し、私募 REIT にも活用される時期が訪れるものと見ている。

STOⁱⁱⁱが活用できれば、払戻請求に加えて、ホワイトリストに登録されている投資家間で匿名性を保持したまま取引が可能となる。現在行われている証券会社等が投資口の媒介を行って流動性を確保する仕組みと比べると、取引のタイミングにおける自由度が高く、取引コストの削減も期待できることから私募 REIT の流動性向上に繋がる。

また、私募 REIT で STO の活用が進めば、基準価額の将来変動を踏まえた逐次の売買(意思決定)が可能となり、例えば NAV ベースの指数が半年後に大きく下落すると精度高く予測された場合には、早期に売却(換金)に動く、などの投資判断も可能になるだろう。

以上のとおり、上場 J-REIT と同水準とはいかないまでも、私募 REIT の流動性が高まれば、逐次的に意思決定し、今よりも取引を頻繁に行う投資家が増える可能性がある。また、これまで私募 REIT の流動性リスクに懸念を持

iii 導入には投資法人規約の変更等を伴う可能性がある。

っていた投資家にとっても VaR や STO の活用によって、より高次のリスク管理を行いつつ投資家各自の投資ホライズンに対応した私募 REIT 投資を実践できる機会が増え、投資家層の拡大に寄与する可能性もある。このような流れも念頭におけば、私募 REIT における基準価額の予測を含むリスク管理が益々重要になるのではないだろうか。

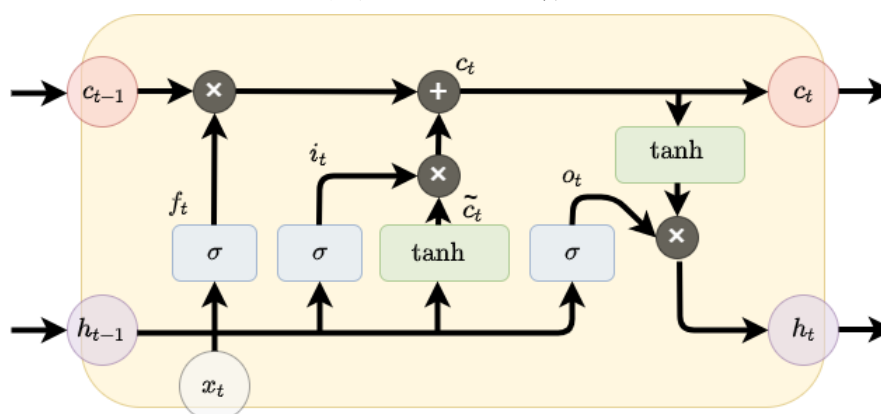
<Appendix>

本稿では、「上場 J-REIT キャピタル指数」の予測手法として LSTM(深層学習を用いた手法)および状態空間モデル(統計手法)を採用した。LSTM は、かつて多く用いられてきた再帰型ニューラルネットワーク(Recurrent Neural Network: 以下、「RNN」)の弱点を改善したアルゴリズムであり、時系列分析に適合したモデルであることから採用している。状態空間モデルは、非定常なデータにも適用可能であり、時系列分析モデルとして汎用性が高いことから採用している。なお、LSTM の実装には Python のライブラリである PyTorch (<https://pytorch.org/>)、状態空間モデルの実装には Python のライブラリである statsmodels (<https://www.statsmodels.org/>)を用いた。

(1)LSTM の概要

LSTM は RNN に長期記憶を持たせる形で拡張したモデルである。時系列データの長期記憶と依存性をニューラルネットワークで表現しており、配列処理を得意とすることから音声認識や自然言語処理の分野で広く利用されている。なお、ニューラルネットワークとは、脳の神経回路の一部を模した数理モデルである。RNN は誤差逆伝播法を用いて学習していく際に重みを掛けていくが、系列が長くなると勾配が消失または発散してしまうという問題点が指摘されている。LSTM ではこの勾配消失および勾配爆発問題に対して忘却ゲートを導入することによって回避している。

図表 A.1: LSTM 層



出所)三井住友トラスト基礎研究所

$$f_t = \sigma(W_x^{(f)} x_t + W_h^{(f)} h_{t-1} + b_f) \quad (1)$$

$$i_t = \sigma(W_x^{(i)} x_t + W_h^{(i)} h_{t-1} + b_i) \quad (2)$$

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_x^{(\tilde{c})} x_t + W_h^{(\tilde{c})} h_{t-1} + b_{\tilde{c}}) \quad (3)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t \quad (4)$$

$$o_t = \sigma(W_x^{(o)}x_t + W_h^{(o)}h_{t-1} + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t) \quad (6)$$

h : 隠れ状態ベクトル

c : 記憶セル

σ : シグモイド関数

\tanh : tanh 関数

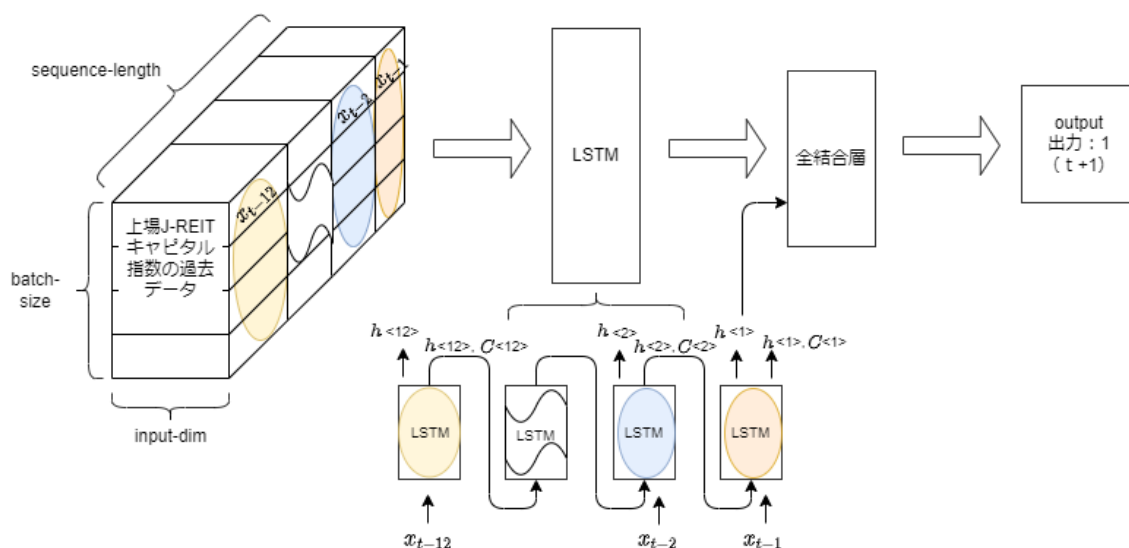
x : 入力値

b : バイアス

図表 A.1 は LSTM 層の中身を図式化したもの、数式 1 から数式 6 は各ゲートの内容を数式にしたものである。 x_t は入力値、 h_{t-1} は前の LSTM 層から引き継いだ隠れ状態ベクトル、 c_{t-1} は前の LSTM 層から引き継いだ記憶セル、 W_x, W_h は重み行列、 b はバイアスベクトル、 \odot はアダマール積、 f_t は忘却ゲート、 i_t は入力ゲート、 o_t は出力ゲートである。忘却ゲート(f_t)では前の隠れ状態ベクトル(h_{t-1})と今期のデータ(x_t)を受けつうえで、どの程度忘却するかを活性化関数であるシグモイド関数を用いて表現している。同様に入力ゲート(i_t)では記憶セルに伝える内容の重要度について活性化関数である tanh 関数を用いて算出したうえで、どの程度記憶セルに追加するかをシグモイド関数で表現している。また、出力ゲート(o_t)では、記憶セルの内容の重要度について tanh 関数を用いて算出したうえで、どの程度次の隠れ状態ベクトル(h_t)に伝えるかをシグモイド関数で表現している。

LSTM は最後の隠れ状態ベクトル(h)を全結合層に流し、出力層における予測値と教師データである実績値との誤差を最小にすべく学習していくモデルである。

図表 A.2: LSTM のフロー



出所) 三井住友トラスト基礎研究所

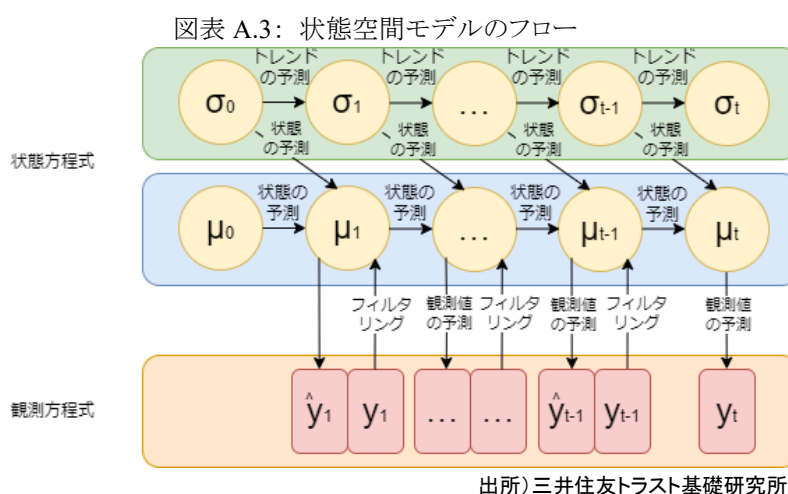
本稿では、次期に影響を与える過去の時系列データの期間 (sequence-length) を 12 ヶ月としているため、入力値は x_{t-12} から順番に LSTM 層に通していく (図表 A.2)。また、input-dim を 1 として上場 J-REIT キャピタル指数の過去データを入力データとして与えている。なお、batch-size は 1 としている。このような 3 次元の入力データを LSTM

層、全結合層に通して1ヶ月後の予測を出力するモデルとしている。LSTM層では sequence-length の長さだけ隠れ状態ベクトル(h)と記憶セル(c)を出力し、その作業を繰り返す。1ヶ月後の「上場 J-REIT キャピタル指数」を予測し、当該予測値を逐次再代入して半年先までの予測を行った。

(2) 状態空間モデルの概要

状態空間モデルは、ほとんどの時系列モデルを表現できる汎用性の高い統計時系列モデルである。また、Box-Jenkins 法とは異なり、非定常なデータや欠損値があるデータに対してもそのまま適用できるため、適用範囲が広いモデルである。

状態空間モデルは、状態と観測値で構成される。状態(μ_t)に関する方程式を状態方程式、観測値(y_t)に関する方程式を観測方程式という。状態の予測については、利用可能な最新データを使って予測のブレを修正(フィルタリング)する作業を行う。状態の推定のアルゴリズムとしては、「カルマンフィルタ (Kalman filter)」、「粒子フィルタ (Particle filter)」、「マルコフ連鎖モンテカルロ法 (Markov Chain Monte Carlo methods: MCMC)」等が挙げられる。カルマンフィルタおよび粒子フィルタは逐次処理を行うアルゴリズムである点で共通しているが、カルマンフィルタは正規分布に従う確率変数同士の線形結合により与えられる事後分布も正規分布に従うという性質を利用するため、状態ノイズ(ξ_t)と観測ノイズ(ε_t)に正規分布を仮定し、関数(T_t, R_t, Z_t)に線形関数を仮定している。一方、粒子フィルタは、正規性および線形性を仮定しないアルゴリズムであり、複雑な予測分布を推定することが可能である。マルコフ連鎖モンテカルロ法は、バッチ処理を行うアルゴリズムであり、状態推定だけでなく、モデルのパラメータも同時に推定できる。なお、本稿では、ローカル線形トレンドモデルを採用している。



<状態方程式>

$$x_t = T_t x_{t-1} + R_t \xi_t, \quad \xi_t \sim \text{Normal}(0, Q_t) \quad (7)$$

<観測方程式>

$$y_t = Z_t x_t + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim \text{Normal}(0, H_t) \quad (8)$$

$$x_t = \begin{bmatrix} \mu_t \\ \delta_t \end{bmatrix}, T_t = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, R_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, Q_t = \begin{bmatrix} \sigma_\omega^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\zeta^2 \end{bmatrix}$$

$$Z_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}, H_t = \sigma_\nu^2$$

- μ_t : t 時点における状態
 δ_t : t 時点におけるトレンド
 σ_ω^2 : 過程誤差の分散
 σ_ζ^2 : トレンドの変化の大きさの分散
 σ_ν^2 : 観測誤差の分散

本稿で採用するローカル線形トレンドモデルは、状態の推定方法としてカルマンフィルタ^{iv}を、パラメータの推定方法として最尤法を用いるモデルである。 t 時点における状態 (μ_t) を、1 期前の状態 (μ_{t-1}) と 1 期前のトレンド (σ_{t-1}) から予測し、 t 時点における状態 (μ_t) から t 時点における「上場 J-REIT キャピタル指数」である観測値 (y_t) を予測する (数式 7、数式 8 および図表 A.3)。過去のサンプルデータについては実績値が観測されているため、フィルタリングして状態の予測値を修正していく。本稿では 1 ヶ月後の「上場 J-REIT キャピタル指数」を予測し、当該予測値を逐次再代入して半年先までの予測を行った。

以上

^{iv} カルマンフィルタの詳細については、野村俊一、「カルマンフィルタ-R を使った時系列予測と状態空間モデル」、共立出版、(2016)、p26-46 参照。

【本件のお問い合わせ先】

私募投資顧問部 担当: 米倉

TEL: 080-7207-5117(直)

<https://www.smtri.jp/contact/form-private/index.php>**株式会社三井住友トラスト基礎研究所**

〒105-8574 東京都港区芝 3-33-1 三井住友信託銀行芝ビル 11 階

<https://www.smtri.jp/>

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。当社は、本資料の論旨と一致しない他の資料を公表している、あるいは今後公表する場合があります。
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。