

深層学習を用いた J-REIT 個別銘柄パフォーマンス要因の分析

2020年9月11日

株式会社三井住友トラスト基礎研究所

REIT 投資顧問部 研究員 小西勝也

- ・ J-REIT 個別銘柄のパフォーマンスに影響を与える要因を定量的に分析する方法としては重回帰分析などを用いた方法が一般的に知られている。しかし、これらの手法は、各要因間の相互作用を分析者が明示的に変数として組み入れない限り考慮することはできず、同時に分析可能な要因数にも制約がある。また、J-REIT 個別銘柄のパフォーマンスと要因との関係や、各要因間の関係に非線形性を考慮した分析を行うことは困難であるなど様々な課題がある。
- ・ 本稿では、そのような課題解決を目的として深層学習モデルを用いた分析を行うこととした。深層学習はその予測、推定プロセスが複雑であるが故に人間には解釈が難しく、モデルの中身がブラックボックス化してしまい、投資運用等の高い説明責任が求められる業務には適さないといった問題が指摘されてきたが、近年は深層学習モデルの解釈可能性を高めるための手法の研究開発が進んでいる。
- ・ 本稿では、深層学習により、J-REIT 個別銘柄のパフォーマンスを各要因から推定するモデルを構築し、株式リターン予測根拠解析等にも使われている LRP (Layer-Wise Relevance Propagation) 手法を用いて、個別銘柄パフォーマンスに対する各要因の寄与度を算出した。その際、期間別での算出も行い、時系列での各要因の寄与度の変化についても確認した。
- ・ その結果、投資家が J-REIT の投資判断の際に重視している指標は総じてパフォーマンスに対する寄与度が大きい。その中でも一口当たり会社予想分配金の変化率のプラス寄与が最も大きく、また予想 P/NAV 等の寄与度も相対的に大きいこと、更に各要因の寄与度は時系列で変化しており、2020 年のコロナ禍においては、高収益性や割安感を示す指標よりも財務面での安全性を示す LTV 水準の寄与度が大きくなり、また見通しの厳しいオフィス・商業・ホテル等の物件保有比率のマイナス寄与が大きくなるなど、安全性の高さがパフォーマンスに大きく影響していることを改めて確認した。

1. はじめに

J-REIT 個別銘柄の投資口価格は市況や物件取得等のイベント、保有物件の運用状況など様々な要因の影響を受け日々変動している。そして、各要因の影響度はそれぞれの銘柄の資産特性やバリエーション水準、財務内容などの違いにより異なると考えられる。このような各要因の影響度を定量的に分析した先行研究はいくつか見られ、重回帰分析などの線形回帰モデルを用いた分析が一般的に行われている。しかし、これらの手法では要因間の相互作用は変数として明示的に組み込まない限り分析することはできず、同時に分析可能な要因数にも制約を受けることとなる。また、J-REIT 個別銘柄パフォーマンスと各要因との関係や、各要因間の関係を線形関係のみで表現するのは困難であるなど様々な課題がある。

このような中、近年は深層学習(ディープラーニング)と呼ばれる手法がその高い分析精度から注目を集めている。深層学習では脳の神経構造を模したモデルを用いることで線形・非線形構造に対応し、各要因間の相互作用も自動的に考慮しつつ、より多くの要因を分析対象とすることが可能である。そこで、本稿では深層学習モデルを用いて、J-REIT 個別銘柄のパフォーマンス推定を行うモデルを構築することとした。

しかし、深層学習モデルは予測、推定を行うプロセスが非常に複雑であり、一般的にその解釈は人間には困難であることから、モデルの中身がブラックボックス化してしまう問題がある。いくら高い分析精度が期待でき、従来手法における課題の解決が可能だとしても推定プロセスがブラックボックスでは高い説明責任が求められる投資運用等の業務には適さない。そこで、近年はこのような問題を克服すべく、深層学習モデルの解釈可能性を高めるための技術や手法の研究開発が急速に進展している。本稿で用いる LRP もそのような社会的要請に応えるため開発、提案された推定根拠の解析手法の一つであり、本手法の使用により従来手法の課題を克服すると同時に J-REIT 個別銘柄パフォーマンスのより詳細な要因分析が可能になると考え、使用するに至った。

本稿では、上述の方法により、各要因の J-REIT 個別銘柄のパフォーマンスに対する寄与度を調べる。その際、①J-REIT 全上場銘柄、②月間パフォーマンスが上位の銘柄、③月間パフォーマンスが下位の銘柄の 3 パターンの銘柄区分における各要因の寄与度の平均を確認することで、平均的な要因の寄与度に加え、パフォーマンス上昇の要因、パフォーマンス低下の要因についても分析した。また、①～③の各パターンにおいて[1]直近 3 年間(2017 年 7 月～2020 年 6 月)、[2]2019 年 1 月～2019 年 12 月、[3]2020 年 1 月～6 月の 3 通りの期間別での各要因の寄与度平均を算出することで、時系列変化についても確認した。

2. 分析方法

2.1 使用データ

目的変数には J-REIT 個別銘柄の月次収益率(トータルリターン)を使用する。入力変数とするデータは、別表 1 記載の通り、配当利回り、P/NAV などのバリエーション指標や NOI 利回りや不動産用途別保有比率などのポートフォリオ属性値、何月のデータかを示す月別のダミー変数、マーケット関連データ等、計 58 系列を採用している。なお、分析には原則として各月末値やその変化等を用いるが、含み損益率等の決算発表以外で入手困難なデータに関しては決算発表月にのみ値が変化するデータとして扱う。また、各入力変数には標準化・正規化等の前処理を実施している。分析に使用するデータ期間は各月末に上場している銘柄数や学習モデルに入力可能なデータ総数、データの入手可否等を考慮し、2005 年 7 月～2020 年 7 月とした。

2.2 使用する分析モデル・推定根拠の解析手法

1. 使用する分析モデル : ディープニューラルネットワーク(Deep Neural Network 以下、DNN)

DNN とは脳の神経構造(ニューロン)を模倣し、コンピュータ上で人工的に再現したニューラルネットワークを 4 層以上に層を深く、多層にしたモデルを指す。DNN は基本的にデータを入力する入力層が 1 つ、情報を処理する中間層が 2 つ以上、結果を出力する出力層が 1 つの多層構造を持つことで、情報の複雑さにより対応した処理を可能としている。本手法は近年のコンピュータの処理能力向上を背景に急速に進化しており、その高い分析精度などから注目を集めている。

なお、本稿では説明の単純化のため、全ての層が全結合層¹の最も基本的なモデルを採用している。モデル構造の詳細は別表 2 の通りである。モデルは Python の Chainer ライブラリを用いて実装し、またハイパーパラメータ²は簡単な探索を行い、設定している。

2. 推定根拠の解析手法 : LRP (Layer-Wise Relevance Propagation)

LRP はニューラルネットワークモデルにおいて、出力値からその計算を遡ることで入力値の出力値に対する寄与度を計算する手法である。各層における各入力値の出力値に対する寄与度の総和は全ての層で等しく、前の層から後ろの層に伝播する過程で各入力値の寄与度の比率が変わっていくという考えに

¹ ニューラルネットワークモデルにおける層の種類。前の層と後ろ層のニューロンが全て接続されている層のことを指す。

² 推論や予測を行う機械学習アルゴリズムを構成する際に調整が必要となる設定値、変数のことを指す

基づいており、各入力値の寄与度は「出力層→中間層→入力層」の順に計算を逆に辿り、入力層での寄与度を算出することで求まる。なお、各入力値の寄与度は入力するサンプルごとに算出することが可能である。本手法は Python の Chainer ライブラリの機能を利用してコーディングし、実装している。各入力値の寄与度の計算式は、先行研究（【参考文献】[1][2][3]等）を参考に設定した。

2.3 分析手順

1. J-REIT 個別銘柄パフォーマンスを別表 1 記載の各要因から推定する深層学習マルチファクターモデルを構築する。
2. 深層学習モデルの推定精度を検証する。推定精度検証を行うモデルは、[i]分析に使用可能なほぼ全てのデータを用いた 2005 年 7 月～2020 年 6 月の 15 年間、[ii]金融危機以降の 2010 年 7 月～2020 年 6 月の 10 年間、[iii]2017 年 7 月～2020 年 6 月の 3 年間（3 年はモデルの学習に必要なデータ数、金融環境の変化等を勘案して設定）、の 3 つの学習期間で学習を行ったモデルとする。
3. 学習済モデルに対して学習期間のデータを入力の上、LRP 手法を用いて推定結果（出力値）に対する各要因（入力値）の寄与度を求める。その際、①J-REIT 全上場銘柄、②月間パフォーマンスが上位の銘柄、③月間パフォーマンスが下位の銘柄の 3 パターンの銘柄区分における各要因の寄与度の平均を算出の上、①～③の各銘柄区分において[1]直近 3 年間（2017 年 7 月～2020 年 6 月）、[2]2019 年 1 月～2019 年 12 月、[3]2020 年 1 月～6 月の 3 通りの期間別での各要因の寄与度を算出する。なお、②③のパフォーマンス上位・下位銘柄に関しては、各月のトータルリターンが上位 20%、下位 20%に該当する銘柄がそれぞれ分類されることとする。

3. 分析結果

3.1 モデルの精度検証

構築した深層学習モデルの推定精度検証を行うが、個別銘柄パフォーマンスの推定では精度面で外れ値による影響が相対的に大きくなることが予想される。そこで、評価指標には、一般的に外れ値による影響を受けにくいとされる平均絶対誤差（Mean Absolute Error 以下、MAE）を用いることとした。「2.3 分析手順 2.」で示した 3 パターンの学習期間のモデルの精度検証の結果は図表 1 の通りである（MAE 値は小さいほど推定精度が高いことを示す）。学習させたデータ期間が異なるため、単純に MAE 値が最も低いモデルが精度面で最も優れているとは言えないものの、直近 10 年や直近 3 年のモデルではある程度の精度で学習できていることが確認できる。また深層学習モデルでは、学習させるデータ数が増えれば増えるほどその精度が高くなるのが一般的だが、金融市場のようにエルゴード性³が成立しない領域においてはその限りでないことが知られている。J-REIT 市場も創設初期と現在とでは個別銘柄パフォーマンスと各要因の関係性等も相当程度変化していると考えられ、一定以上過去のデータをモデルに学習させることはモデルの推定精度向上に寄与しないと考えられる。加えて、本稿では直近の J-REIT 個別銘柄パフォーマンスに影響を与える要因を分析することを主目的とするため、直近 3 年間のデータを用いて個別銘柄パフォーマンスの要因分析を行うこととした。

【図表1】深層学習モデルの精度検証結果

	15年間(2005年7月～2020年6月)	10年間(2010年7月～2020年6月)	3年間(2017年7月～2020年6月)
学習期間のMAE値	2.97%	1.85%	1.53%

（出所）三井住友トラスト基礎研究所が作成

³ 時間軸方向及び集団方向の統計的性質が同じであることを仮定できる状況

3.2 LRP を用いた個別銘柄パフォーマンス要因の分析

各要因の寄与度の分析は前述の①～③の各銘柄区分において、「2.3 分析手順 3.」で示した[1]～[3]の3通りの期間別にLRP手法で算出した各要因の寄与度の平均を求めると行う。分析の結果は、図表2～4の通りである。図表2～4において寄与度がプラスの場合には各要因が個別銘柄パフォーマンスに対してプラスに寄与していることを、マイナスの場合にはマイナスに寄与していることを表している。なお、本稿では、個別銘柄別要因のパフォーマンスに対する寄与度の分析を主目的とするため、「別表1の42～58」の月別ダミー変数及びマーケット関連の入力変数に関しては説明の対象外としている。加えて、図表2～4のグラフでは[1]～[3]のいずれの期間においても寄与度が相対的に低い要因については、一部重要性の高い要因を除き、可視性を高めるため記載を省略している。

図表2～4から得られた個別銘柄パフォーマンス要因別寄与度の分析結果については以下で説明することとする。

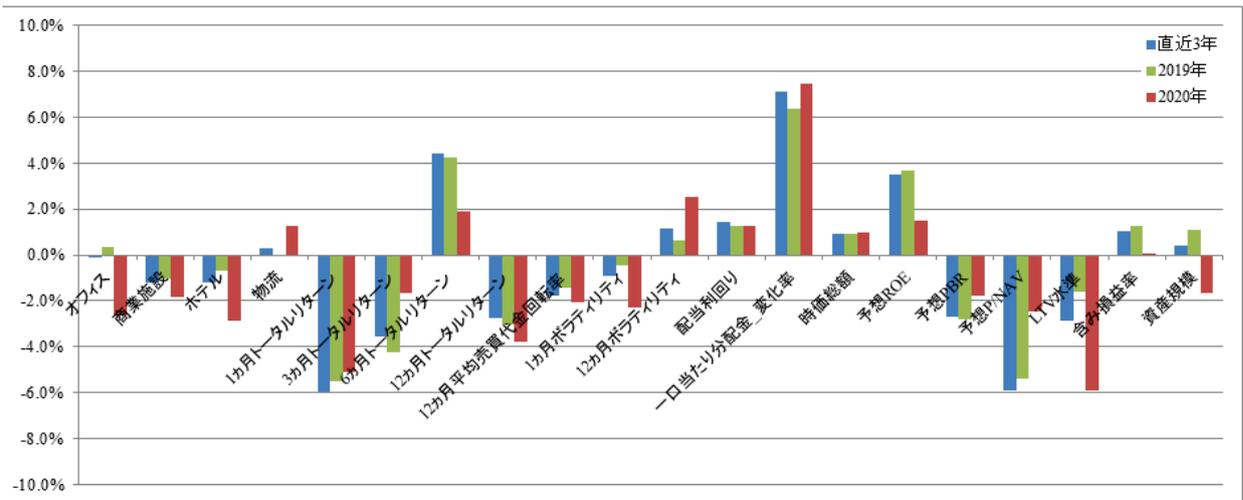
① J-REIT 全上場銘柄

図表2からは投資家がJ-REITの投資判断を行う際に重視している指標の寄与度が総じて大きいことが確認できるとともに、次の(1)～(4)のようなことが分かった。(1)一口当たり会社予想分配金の変化率のプラス寄与が最も大きく、増配銘柄のパフォーマンスが高く、減配銘柄は低いこと。(2)投資口価格の割安割高を測る指標では予想P/NAV、予想PBRの順に寄与度が大きく、割安銘柄に対するパフォーマンスが高いこと。また、配当利回りやFFO利回り(寄与が僅少なため図表への記載を省略している)の寄与度は小さい。(3)収益性指標では予想NOI利回りや予想償却後NOI利回り(記載を省略)よりも予想ROEの寄与度が大きく、高ROE銘柄のパフォーマンスが高いこと。(4)財務安全性の指標であるLTV水準の寄与も大きく、低LTV銘柄のパフォーマンスが高いこと。

また、物件用途別の保有比率では、オフィス・商業・ホテルが直近はマイナスに、物流がプラス方向に寄与しており、2020年は特にその寄与度が高くなっていることがわかる。これは、コロナ影響等を受け、足元の物件収益の悪化や賃貸マーケットの構造変化へのリスク懸念からオフィス・商業・ホテルの保有比率が高い銘柄が売られ、相対的な投資口価格の安定感やEC需要増等による将来的な施設需要増加を見込んで物流施設の保有比率が高い銘柄が選好されていることが要因として考えられる。また、トータルリターンは1,3,12カ月がマイナス寄与(リバーサル)で、6カ月はプラス寄与(モメンタム)となったが、これは短期でのリバーサル効果に加え、通常半年決算のJ-REIT銘柄における投資口価格の上昇・下落基調が6ヵ月程度は継続し、その後反転する傾向にある事を示していると考えられる。トータルリターンの寄与度は、概ね予想P/NAVに次いで大きい。

時系列での変化については、2020年はLTV水準の寄与度が直近3年平均や2019年を大きく上回り、反対に予想P/NAVや予想ROE等は直近3年平均や2019年を大きく下回る結果となった。これは、コロナ影響でJ-REIT市場全体の相場が大きく下落し、先行きへの不透明感が高まったことで、高収益性銘柄や割安銘柄に代わり財務面での安全性の高い低LTV銘柄等が相対的に選好されるようになったことなどが要因として考えられる。また、他にも1・12カ月ボラティリティの寄与度が2020年は高くなっているなどの変化が確認できた。

【図表2】J-REIT全上場銘柄での各要因の寄与度

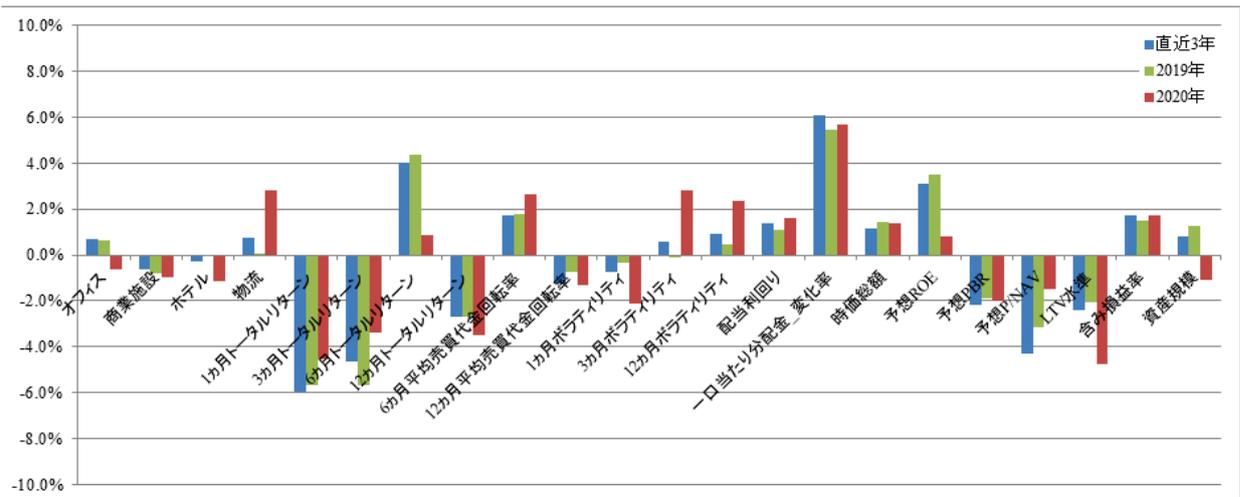


(出所) 三井住友トラスト基礎研究所が作成

② 月間パフォーマンスが上位・下位の銘柄

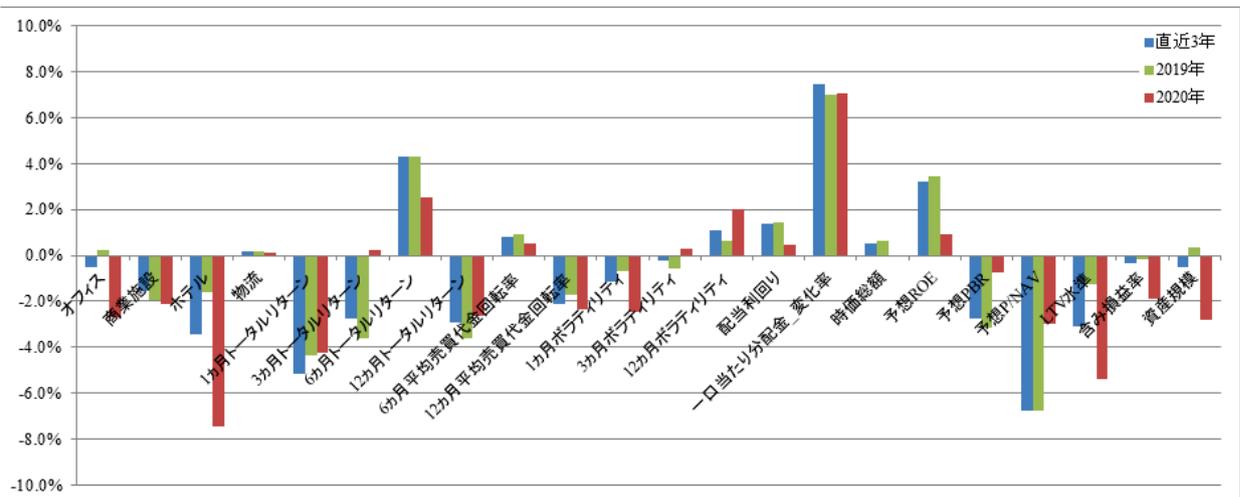
図表 3・4 を見ると図表 2 と概ね同じ要因の寄与度が大きいことを確認できる。図表 3 の月間パフォーマンス上位銘柄と図表 4 の下位銘柄で各要因の寄与度を比較すると、図表 3 の物流施設保有比率や図表 4 のホテル保有比率の 2020 年寄与度がそれぞれ大幅に高くなっていることなどがわかる。また、含み損益率についても寄与度が大きく、その寄与の方向、プラス・マイナスは図表 3 と 4 で異なる結果となった。これは、パフォーマンスが上位の銘柄では、物件譲渡による含み益の投資主還元に対する期待や鑑定評価額下落に対する余力、財務面での安全性が評価され、含み損益率が高い銘柄が選好されたことに対し、パフォーマンスが下位の銘柄では、将来の決算発表等における鑑定評価額の引き下げや、それに伴う NAV 低下等のリスク回避のために売られたことが要因として考えられる。また、資産規模の 2020 年の寄与度は図表 4 において図表 3 よりもマイナス方向に高い結果となった。しかし、資産規模が大きいことは通常、収益の分散性・安定性が高いことを表しており、パフォーマンス低下に直結するとは考えづらい。これはコロナ禍で投資家からの注目度が高いオフィス・商業系等の大型銘柄においてパフォーマンス低下が進んだことが要因として考えられる。なお、同じく各銘柄の規模を表す時価総額に関しては投資口価格下落に連動して低下するため、マイナス影響が相殺され寄与度は比較的小さくなった。その他にも、図表 3 では予想 PBR の寄与度が図表 4 に比べ高く、反対に予想 P/NAV の寄与度は図表 4 の方が高いことなどが確認できる。

【図表3】月間パフォーマンス上位銘柄での各要因の寄与度



(出所) 三井住友トラスト基礎研究所が作成

【図表4】月間パフォーマンス下位銘柄での各要因の寄与度



(出所) 三井住友トラスト基礎研究所が作成

4. おわりに

深層学習モデルとその推定根拠の解析手法である LRP を用いることで、J-REIT 個別銘柄パフォーマンスに影響を与える要因とその寄与度を詳細かつ定量的に分析可能であることを確認できた。J-REIT 個別銘柄パフォーマンスに影響を与える要因はこれらの変動を日々継続的に観察することで、一定程度把握することは可能であるもの、本稿で示したような各要因間での寄与度の大小や時系列での寄与度の変化を客観的に把握することは非常に困難であり、定量的な要因分析を行う意義は大きいと考えている。

分析の結果からは、一口当たり会社予想分配金の変化率や予想 PNAV 等、J-REIT の投資家が投資判断において重視している指標の個別銘柄パフォーマンスに対する寄与度が高いことを定量的にも確認することができた。加えて、各要因のパフォーマンスに対する寄与度は時系列で変化しており、特にコロナ影響により J-REIT 市場全体の相場が急落した 2020 年上期はその変化が顕著で、高収益性や割安感を示す指標よりも財務面での安全性を示す LTV の寄与度が高まっている。足元のパフォーマンスの決定要因は、コロナ禍の非常時においては平常時と異なることが定量的にも確認できる。このように過去の分析期間を変えて見ることは、パフォーマンスに影響を与える要因をより深く、正確に知ることになり、将来のパフォーマンスを予測するうえでも非常に有益だと考えている。

【別表1】入力変数

No.	系列名	No.	系列名
1	1か月トータルリターン	31	資産規模(取得価額、取得譲渡予定を含む)
2	3か月トータルリターン	32	資産規模_変化率
3	6か月トータルリターン	33	オフィス物件保有比率
4	12か月トータルリターン	34	住宅物件保有比率
5	1か月平均売買代金回転率	35	商業物件保有比率
6	3か月平均売買代金回転率	36	ホテル物件保有比率
7	6か月平均売買代金回転率	37	物流物件保有比率
8	12か月平均売買代金回転率	38	ヘルスケア物件保有比率
9	1か月ボラティリティ	39	エリア別保有比率_都心主要5区
10	3か月ボラティリティ	40	エリア別保有比率_東京23区
11	6か月ボラティリティ	41	エリア別保有比率_関東地方
12	12か月ボラティリティ	42	1月データラベル
13	配当利回り(会社予想ベース)	43	2月データラベル
14	一口当たり会社予想分配金_変化率	44	3月データラベル
15	時価総額	45	4月データラベル
16	予想FFO利回り	46	5月データラベル
17	予想ROA(営業利益/総資産)	47	6月データラベル
18	予想ROE(純利益/純資産)	48	7月データラベル
19	予想NOI利回り	49	8月データラベル
20	予想償却後NOI利回り	50	9月データラベル
21	インプライド・キャップレート	51	10月データラベル
22	予想PBR	52	11月データラベル
23	予想PNAV	53	12月データラベル
24	予想BPS_変化率	54	TOPIX配当込みリターン
25	出資総額_変化率	55	東証不動産株配当込みリターン
26	有利子負債残高_変化率	56	日本10年国債利回り_変化幅
27	LTV(有利子負債残高/総資産)	57	S&P500リターン
28	LTV_変化幅	58	米国10年国債利回り_変化幅
29	一口当たり鑑定NAV(配当控除前)_変化率		
30	含み損益率		

注1)16～24の入力変数は投資法人開示資料を参考に三井住友トラスト基礎研究所が算出

注2)54～58の入力変数はBloombergよりデータを取得

(出所) 三井住友トラスト基礎研究所が作成

【別表2】モデルの構造及びハイパーパラメータ

	入力層	中間層1	中間層2	中間層3	出力層
ユニット数	58	300	150	150	1
活性化関数		relu	relu	relu	linear
Dropout率		0.2	0.2	0.2	

最適化アルゴリズム	Adam
batchsize	30
epoch数	100

※epoch数については上記の数を上限に設定したEarly Stoppingを実施している

(出所) 三井住友トラスト基礎研究所が作成

【参考文献】

- [1] 日興リサーチセンター 投資工学研究所 小寺 佐藤 2019 「LRPを用いた深層学習株式リターン予測モデルの解釈の試み」(日興リサーチ・レビュー)
- [2] 日興リサーチセンター 投資工学研究所 小寺 佐藤、東京大学大学院工学系研究科システム創成学専攻 坂地 和泉 2020 「銘柄属性と市場情報を用いた深層学習株式リターン予測モデルの予測根拠の分析」(人工知能学会研究会資料 SIG-FIN-024)
- [3] 東京大学大学院工学系研究科システム創成学専攻 伊藤 坂地 和泉 2018 「深層学習を用いた経済テキスト可視化の検証」(人工知能学会研究会資料 SIG-FIN-020)
- [4] クレディ・スイス証券経済調査部 塩野 2018 「アセット・リターン予測 AI とマクロ経済理論の融合—マルチタスク学習による正則化と識別—」(人工知能学会研究会資料 SIG-FIN-021)
- [5] 野村アセットマネジメント 阿部 中川 2018 「深層学習を用いたマルチファクター運用の実証分析」(人工知能学会研究会資料 SIG-FIN-021)
- [6] 野村アセットマネジメント 阿部 中川 2019 「グローバル株式市場における深層学習を用いたマルチファクター運用の実証分析」(The 33rd Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence)
- [7] 東京大学工学系研究科技術経営戦略学専攻 宮崎 松尾 2017 「深層学習を用いた株価予測の分析」(The 31st Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence)
- [8] 大和大学 石井 2018 「J-REIT の投資口価格を構成する要因に関する研究」(第 34 回ファジィシステムシンポジウム 講演論文集、FSS2018 名古屋大学)
- [9] 住信基礎研究所 2007 「J-REIT のリスク要因に関する実証的研究」(財団法人トラスト 60 委託研究)
- [10] 住信基礎研究所 侯 2008 「J-REIT のリスク要因分析～サブプライム問題前のリスク・リターン特性を再確認する～」(STB Research Institute)
- [11] 資産運用研究所 成田 本山 2013 「J-REIT のリターンの要因について～運用資産の用途、地域、規模の観点から～」(NFI リサーチ・レビュー 2013 年 4 月)

【お問い合わせ】REIT 投資顧問部

<https://www.smtri.jp/contact/form-reit/index.php>

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、不動産及び金融商品を含む商品、サービス又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、又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、当社はその正確性及び完全性に関して責任を負うものではありません。また、本資料は作成時点又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、本資料の全部又は一部を複製・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又は金融商品取引業者として、投資対象商品の価値又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。