

コロナショック環境下における AI トレーダーの投資パフォーマンス

Investment performance of AI traders under COVID-19 Crisis

石原 龍太*

Ryota Ishihara

株式会社かんぽ生命保険 運用企画部

Investment Planning Department, JAPAN POST INSURANCE Co., Ltd.

Abstract: In This paper, the investment performances of the AI traders that predict fluctuations in Nikkei 225 Futures during the period under COVID-19 Crisis were measured. In addition, by comparing the data under the Lehman Shock with “learned AI traders” and “not learned AI traders”, learning of past market crash could improve the investment performance of AI traders in future market crash. Furthermore, it was confirmed that AI traders who have learned the period of the Lehman shock were more likely to avoid risk when the market fluctuation range was small.

1 はじめに

金融機関では現在、いわゆるフィンテックの進展の中で、融資判断や保険金支払査定、不正取引の検知など幅広い業務において、人工知能（以下、AI）の実務への応用が進んでいる。資産運用においても、将来の株価や金利を予測する試み、例えば、株価や金利の推移、各国経済指標の変化など様々な時系列データをAIに学習させて、予測対象の数値に影響を与える変数を見つけ出す、といった研究が行われており、こうした研究をもとにしたAI運用モデルの開発や活用が急速に進んでいる。

一方、こうした時系列データを始めとする過去のデータに基づいて出力を得るモデルに対しては、過去に例を見ない市場環境下では有効に機能しない、とする批判もある。2020年初頭に発生した新型コロナウイルスによる金融市場の混乱（以下、コロナショック）は、ここ数年の間に急増したAI運用モデルが初めて経験する「ブラック・スワン¹」であり、その多くが市場環境の急激な変化に苦戦し、大きな損害を被ったといわれる。

筆者は以前、日経225先物価格の変動を予測するAIトレーダーを構築し、その投資パフォーマンスを計測したが、そこで行ったAIトレーダーの投資シミュレーションは、コロナショック発生前（2019年9

月以前）のデータを用いたものであった。本稿では、コロナショック発生前のデータに加えて、コロナショックが発生した2019年10月以降のデータを用いた投資シミュレーションを行い、その投資パフォーマンスを計測する。

2 AI トレーダー

本稿では、石原（2020）のAIトレーダー（日経225先物価格²の変動予測モデル）を構築し、投資シミュレーションを行う。

このAIトレーダーは、7層（入力層が1層、中間層が5層、出力層が1層）からなる順伝播型のニューラルネットワークの投資判断アルゴリズム（図1）をもち、直近の市場データから将来の日経225先物価格の変動を予測する。また、過去の市場データを事前に学習することで、日経225先物価格の変動に対する予測精度をもった投資判断アルゴリズムを経験的に獲得することができる。

なお、AIトレーダーの詳細についての説明は、石原（2020）を参照されたい。

2.1 入力変数（市場データ）

AIトレーダーの入力変数である市場データには、大阪取引所の日中立会における日次の四本値³を用

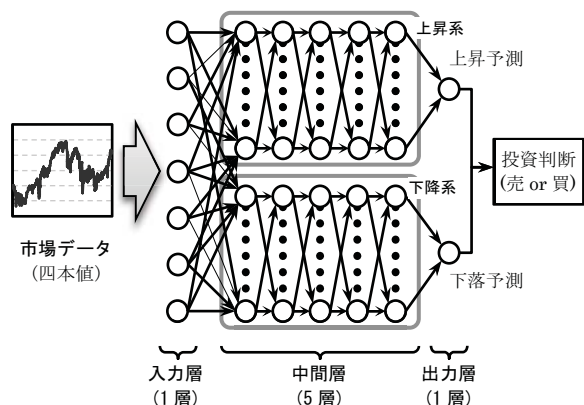
* 連絡先: ryouta.ishihara.hw@jp-life.jp

¹ マーケットにおいて「確率論や従来の知識や経験からは予測できない極端な事象の発生」を指して使われる言葉。

² AIトレーダーの予測対象銘柄は、大阪取引所で取引される日経225先物（ラージ）の期近限月とする。

³ 時点 t における日経225先物の四本値を「 $NKfOP_t$: 始値, $NKfHI_t$: 高値, $NKfLO_t$: 安値, $NKfCL_t$: 終値」

図1 AIトレーダーの投資判断アルゴリズム



(注) 丸はノード，矢印はノード間の結合と処理の流れを示す。
(出所)石原 (2020)

表1 入力層ノードの出力値

ノード	計算式
y_{1t}^{in}	$\log(NKfCL_t/NKfOP_{t-1})$
y_{2t}^{in}	$\log(NKfCL_t/NKfHI_{t-1})$
y_{3t}^{in}	$\log(NKfCL_t/NKfLO_{t-1})$
y_{4t}^{in}	$\log(NKfCL_t/NKfCL_{t-1})$
y_{5t}^{in}	$\log(NKfCL_t/NKfOP_t)$
y_{6t}^{in}	$\log(NKfCL_t/NKfHI_t)$
y_{7t}^{in}	$\log(NKfCL_t/NKfLO_t)$

いる。AIトレーダーは、投資判断アルゴリズムの入力層ノード y_{kt}^{in} において直近の市場データを認識し、表1の計算式による出力値を後続層のノードに受け渡すものとする。

2.2 投資判断の導出

AIトレーダーは、自身の投資判断アルゴリズムにおいて将来の日経225先物価格の変動（上昇または下落）を予測し、当該予測結果から投資判断（上昇を予測：買，下落を予測：売）を導出する。また、導出した投資判断に基づき、ポジションのリバランス⁴を行うものとする。

のように表現する。

⁴ リバランスの取引は、投資判断を行なった日の大引（終値）で行うものとする。なお、AIトレーダーが行う取引は、“新規買”と“返済売”のみとする（売建のポジションはとらない）。

2.3 事前学習

AIトレーダーは、過去の市場データを事前学習することで、日経225先物価格の変動に対する予測精度をもった投資判断アルゴリズムを経験的に獲得する。

なお、AIトレーダーの事前学習は、訓練データ（過去の市場データ）を学習データと検証データに分別し、①学習（予測精度の高い投資判断アルゴリズムの探索⁵）、②検証（①で探索した投資判断アルゴリズムが、学習データに過学習していないかの確認）、の2ステップにより行うものとする。

3 投資シミュレーション

前章のAIトレーダーについて、コロナショック発生前の株価上昇局面（2016年10月～2019年9月）及びコロナショックによる市場混乱局面（2019年10月～2020年6月）のデータを用いて投資シミュレーションを行う。

3.1 適用データ及びシミュレーション手順

(1) 適用データ

本稿の投資シミュレーションには、次の評価データを用いる。

株価上昇局面：2016年10月～2019年9月
市場混乱局面：2019年10月～2020年6月

なお、AIトレーダーの事前学習には、表2の訓練データを用いる。

表2 訓練データ

	期間
学習データ	2007年10月～2013年9月
検証データ	2013年10月～2016年9月

(2) シミュレーション手順

投資シミュレーションは次の手順により行う。①まず5個体のAIトレーダーを構築し、表2の訓練データを用いて事前学習を行う。②次に事前学習を行なったAIトレーダーについて、評価データを用いて株価上昇局面及び市場混乱局面における投資シミュレーションを行う。③そして、両局面におけるAI

⁵ 予測精度の評価に用いる適合度の計算には、インフォメーションレシオをベースにした算式を用いる。

トレーダーの日経 225 先物に対するリスク調整後リターン α を計測⁶し、その予測精度を評価する。

3.2 シミュレーション結果

(1) 株価上昇局面

コロナショック前の株価上昇局面における投資シミュレーション結果を図2及び表3に示す。当該局面におけるAIトレーダーの収益率は、平均で8.21%と日経 225 先物よりも低い水準であった。

AI トレーダーの α は半数以上の個体がプラスであった一方、平均が若干のプラスにとどまったことから、AI トレーダーはコロナショック前の株価上昇局面において、ある程度の予測精度を示したもののその水準は高くないといえる。

図2 収益率の推移（株価上昇局面）

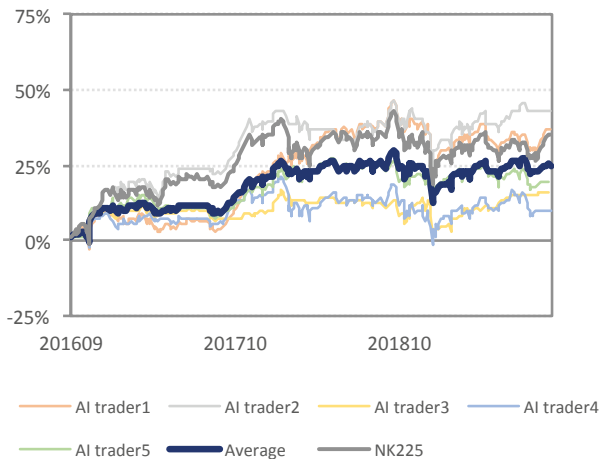


表3 投資パフォーマンス（株価上昇局面）

	収益率 (年率)	標準偏差 (年率)	α (年率)	β	決定係数
AI トレーダー1	12.07%	14.67%	2.23%	0.86	0.74
AI トレーダー2	14.35%	12.97%	5.41%	0.78	0.78
AI トレーダー3	5.17%	9.00%	0.25%	0.43	0.49
AI トレーダー4	3.15%	11.54%	-4.75%	0.69	0.77
AI トレーダー5	6.30%	10.65%	0.27%	0.52	0.53
平均	8.21%	11.77%	0.68%	0.65	0.66
標準偏差	4.77%	2.17%	3.69%	0.18	0.14
日経 225 先物	11.51%	14.74%	-	-	-

⁶ α の値は、回帰式「AI トレーダーの月次収益率 = α + β × 日経 225 先物の月次収益率 + ε 」により推定する。

また、AI トレーダーの β は平均で 0.65（各個人の β は 0.43~0.86）と、マーケットリスクをやや抑えた運用をしていた。

(2) 市場混乱局面

コロナショックによる市場混乱局面における投資シミュレーション結果を図3及び表4に示す。当該局面におけるAIトレーダーの収益率は、平均で17.49%と日経 225 先物を大きく上回った。

AI トレーダーの α はすべての個体がプラスであった上、平均も 12.92%と高かったことから、AI トレーダーはコロナショックによる市場混乱局面において、高い予測精度を示したといえる。

また、AI トレーダーの β は平均で 0.69 と、株価上昇局面とほぼ同水準であったものの個体差によるばらつきが大きく、5 個体のうち 3 個体は 0.88~1.01 と日経 225 先物とほぼ同程度のマーケットリスクをとっていた一方、残りの 2 個体は 0.26~0.35 とマーケットリスクを抑えた運用をしていた。

図3 収益率の推移（市場混乱局面）

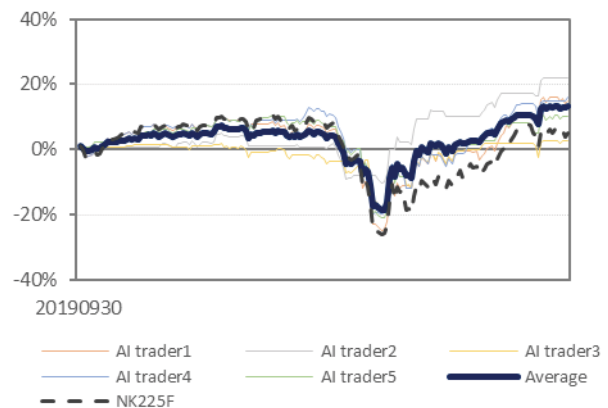


表4 投資パフォーマンス（市場混乱局面）

	収益率 (年率)	標準偏差 (年率)	α (年率)	β	決定係数
AI トレーダー1	19.97%	23.90%	13.27%	1.01	0.87
AI トレーダー2	29.13%	22.33%	26.81%	0.35	0.12
AI トレーダー3	3.40%	10.17%	1.68%	0.26	0.32
AI トレーダー4	21.33%	21.64%	15.13%	0.93	0.91
AI トレーダー5	13.60%	21.85%	7.72%	0.88	0.80
平均	17.49%	19.98%	12.92%	0.69	0.60
標準偏差	9.62%	5.55%	9.37%	0.35	0.36
日経 225 先物	6.65%	22.13%	-	-	-

4 訓練データの違いによる影響

前章の投資シミュレーションにおいて、AIトレーダーの事前学習に用いた訓練データには2008年のリーマンショック発生時期を含んでいた。このAIトレーダーは、過去データから経験的に予測精度を獲得するものであることから、リーマンショックによる市場混乱局面を事前学習したことが、コロナショックによる市場混乱局面において、AIトレーダーが高い予測精度を示した理由の1つであると推察する。

そこで本章では、リーマンショックによる市場混乱局面を学習しないAIトレーダー（学習なしAI）を構築し、前章で構築したリーマンショックによる市場混乱局面を学習したAIトレーダー（学習ありAI）と比較することで、過去の市場混乱局面の学習の有無がAIトレーダーの投資パフォーマンスや投資行動に与える影響について確認する。

4.1 学習なしAIの構築

(1) 事前学習

学習なしAIの事前学習には、表5の訓練データ（リーマンショック発生時期を含まないデータ）を用いる。なお、学習なしAIと学習ありAIの訓練期間と投資シミュレーション期間の関係は、図4のように表すことができる。

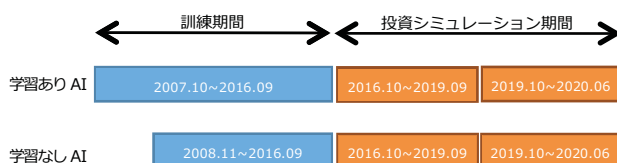
(2) シミュレーション手順

学習なしAIの投資シミュレーションは、次の手順により行う。①まず5個体のAIトレーダーを構築し、表5の訓練データを用いて事前学習を行う。②次に事前学習を行なったAIトレーダーについて、前章と同じ評価データを用いて、株価上昇局面及び市場混乱局面における投資シミュレーションを行う。③次に日経225先物に対する α を計測し、その予測精度を評価する。

表5 訓練データ（学習なしAI）

期間	
学習データ	2008年11月～2013年9月
検証データ	2013年10月～2016年9月

図4 訓練期間と投資シミュレーション期間の関係



4.2 学習なしAIのシミュレーション結果

(1) 株価上昇局面

コロナショック前の株価上昇局面における投資シミュレーション結果を図5及び表6に示す。当該局面における学習なしAIの収益率は平均で11.08%と、日経225先物とほぼ同水準であった。

学習なしAIの α は半数以上の個体がプラスであった一方、平均が若干のプラスにとどまったことから、学習なしAIはコロナショック前の株価上昇局面において、ある程度の予測精度を示したもののその水準は高くはないといえる。

また、学習なしAIの β は平均で0.89（各個体の β は0.76～1.01）と、日経225先物とほぼ同程度のマーケットリスクをとっていた。

図5 収益率の推移（株価上昇局面）

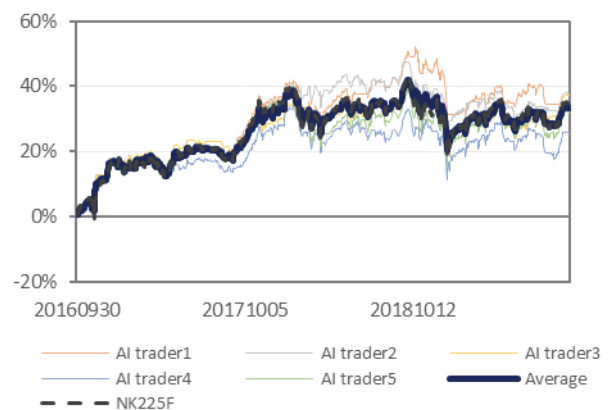


表6 投資パフォーマンス（株価上昇局面）

	収益率 (年率)	標準偏差 (年率)	α (年率)	β	決定係数
AIトレーダー1'	11.45%	15.39%	0.43%	0.96	0.84
AIトレーダー2'	12.48%	13.30%	2.79%	0.84	0.87
AIトレーダー3'	12.39%	13.11%	3.61%	0.76	0.73
AIトレーダー4'	8.50%	14.01%	-1.68%	0.88	0.87
AIトレーダー5'	10.60%	15.11%	-0.98%	1.01	0.96
平均	11.08%	14.18%	0.83%	0.89	0.85
標準偏差	1.63%	1.03%	2.31%	0.10	0.08
日経225先物	11.51%	14.74%	-	-	-

(2) 市場混乱局面

コロナショックによる市場混乱局面における投資シミュレーション結果を図6及び表7に示す。当該局面における学習なしAIの収益率は平均で8.23%と、日経225先物よりもやや高い水準であった。

学習なしAIの α は平均が1.91%とプラスになった一方、個体差によるばらつきが大きく、一部には大きくマイナスとなる個体もあったことから、学習なしAIの市場混乱局面に対する予測精度を明確に示すものではなかった。

また、学習なしAIの β は平均で0.95（各個体の β は0.70~1.17）と、株価上昇局面と同様にマーケットとほぼ同程度のリスクをとっていた。

4.3 両AIトレーダーの投資パフォーマンスの比較

(1) 株価上昇局面

コロナショック前の株価上昇局面における両AIトレーダーの投資パフォーマンスを図7及び表8に示す。学習なしAIの β が相対的に高い水準であったこともあり、学習ありAIは学習なしAIと比較して、

図6 収益率の推移（市場混乱局面）

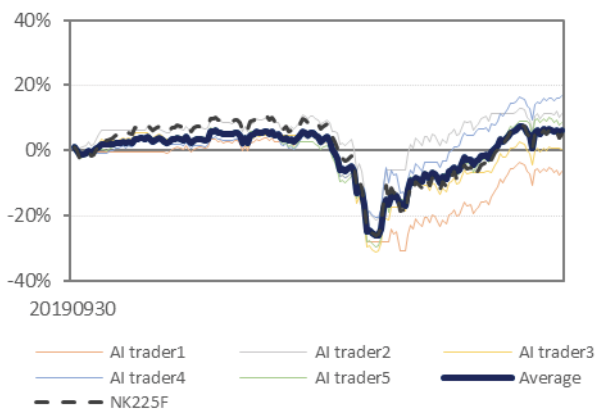


表7 投資パフォーマンス（市場混乱局面）

	収益率 (年率)	標準偏差 (年率)	α (年率)	β	決定係数
AIトレーダー1'	-8.74%	28.33%	-16.53%	1.17	0.84
AIトレーダー2'	15.09%	21.25%	9.60%	0.83	0.74
AIトレーダー3'	0.63%	24.31%	-6.36%	1.05	0.91
AIトレーダー4'	22.49%	19.73%	17.85%	0.70	0.61
AIトレーダー5'	11.70%	23.69%	4.99%	1.01	0.89
平均	8.23%	23.46%	1.91%	0.95	0.80
標準偏差	12.33%	3.29%	13.52%	0.19	0.12
日経225先物	6.65%	22.13%	-	-	-

当該局面における収益率が低いことがわかる。

α については、学習なしAIのほうがやや高い水準であったものの、個体差によるばらつき（標準偏差）を勘案すると、AIトレーダーの予測精度には、過去の市場混乱局面の学習の有無による差異は生じていないと考える。

また、 β については、学習なしAIのほうが高い水準であったことから、過去の市場混乱局面を学習したAIトレーダーは、マーケットリスクを抑える傾向にあるといえる。

(2) 市場混乱局面

コロナショックによる市場混乱局面における両AIトレーダーの投資パフォーマンスを図8及び表9に示す。学習ありAIは学習なしAIと比較して、当該局面における収益率が高いことがわかる。

α については、学習ありAIのほうが高い水準であることが確認できる。このことから、AIトレーダーは過去の市場混乱局面を学習することで、将来の市場混乱局面に対する予測精度を向上させるものと考ええる。

また、 β については、学習なしAIのほうが高い水準であったことから、過去の市場混乱局面を学習したAIトレーダーは、株価上昇局面と同様に、マーケットリスクを抑える傾向にあるといえる。

図7 両AIトレーダーの平均収益率（株価上昇局面）



表8 両AIトレーダーの投資パフォーマンス（株価上昇局面）

	収益率 (年率)	標準偏差 (年率)	α (年率)	β	決定係数
学習ありAI	8.21% (4.77%)	11.77% (2.17%)	0.68% (3.69%)	0.65 (0.18)	0.66 (0.14)
学習なしAI	11.08% (1.63%)	14.18% (1.03%)	0.83% (2.31%)	0.89 (0.10)	0.85 (0.08)

(注) 上段の値は平均、下段の括弧内の値は標準偏差。

図 8 両 AI トレーダーの平均収益率（市場混乱局面）

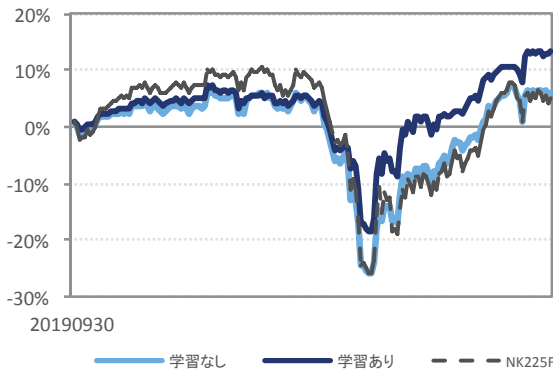


表 9 両 AI トレーダーの投資パフォーマンス（市場混乱局面）

	収益率 (年率)	標準偏差 (年率)	α (年率)	β	決定係数
学習あり AI	17.49% (9.62%)	19.98% (5.55%)	12.92% (9.37%)	0.69 (0.35)	0.60 (0.36)
学習なし AI	8.23% (12.33%)	23.46% (3.29%)	1.91% (13.52%)	0.95 (0.19)	0.80 (0.12)

(注) 上段の値は平均, 下段の括弧内の値は標準偏差。

4.4 両 AI トレーダーの投資行動の比較

最後に、学習あり AI と学習なし AI の投資行動を比較し、どのような差異が見られるか確認する。

両 AI トレーダーの入力層ノードの出力値と平均ポジション⁷の関係を図 9 及び図 10 に示す。これらの関係から、AI トレーダーがポジションを落とす投資行動をとるのは、各入力層ノードとも出力値が 0% 近辺となる場合に偏っていることがわかる。これは、AI トレーダーには「直近の市場変動幅が小さい場合において、日経 225 先物価格の下落を警戒し、リスク回避的な投資行動をとる」傾向があることを示しており、学習あり AI ではその傾向がより顕著に見られた。ただし、入力層ノードの出力値が 0% 近辺となる場合であっても AI トレーダーがポジションを落としていないケースも少なくないことから、直近の市場変動幅の他に、AI トレーダーの投資行動に影響を与える何らかのファクター（因子）が存在するものとする。

⁷ 平均ポジションは「(AI トレーダー1 のポジション + … + AI トレーダー5 のポジション) ÷ 5」の式により計算する。

5 おわりに

本稿では、石原(2020)の研究で構築した AI トレーダーについて、コロナショックによる市場混乱局面における投資パフォーマンスを計測し、AI トレーダーが当該局面における予測精度を有していることを確認した。また、リーマンショックによる市場混乱局面を学習した AI トレーダーと学習していない AI トレーダーの投資パフォーマンスを比較し、AI トレーダーが過去の市場混乱局面を学習することで、将来の市場混乱局面に対する予測精度を向上させることを確認した。さらに、AI トレーダーの入力層ノードの出力値と平均ポジションの関係性から、過去の市場混乱局面を学習した AI トレーダーは、学習していない AI トレーダーに比べて、直近の市場変動幅が小さい場合にリスク回避的な投資行動をとる傾向が強いことを確認した。

これらの結果は、市場混乱局面における価格変動を説明するファクターの存在を示唆するものであり、日経 225 先物の価格変動メカニズムを解明する上で有用な手がかりになる可能性があるものと考えられる。

なお、今回は日経 225 先物価格の変動を直近の四本値データから予測する AI トレーダーを分析の対象としたため、本稿で扱わなかった非構造化データ（テキストや画像等）や金融資産（為替や金利等）への応用が、今後の課題としてあげられる。

本稿の内容は、筆者個人に属するものであり、筆者の所属組織の公式見解を示すものではありません。また、本稿に含まれる誤りは全て筆者の責に帰するものです。

参考文献

- [1] 石原龍太, “感度分析による AI トレーダーの投資判断アルゴリズムの解釈”, 先物オプションレポート 2020 年 1 月号, (2020)
- [2] 笠井彰吾, “金融サービスをめぐる AI 活用の経緯 -AI 技術の現状を踏まえて-”, 立法と調査 2018.10 No. 405, (2018)
- [3] 野首文徳, “AI 活用型ファンドの動向とスタイル”, 日興リサーチレビュー 2020 年 3 月, (2020)

図9 入力層ノードの出力値と平均ポジション
(学習あり AI)

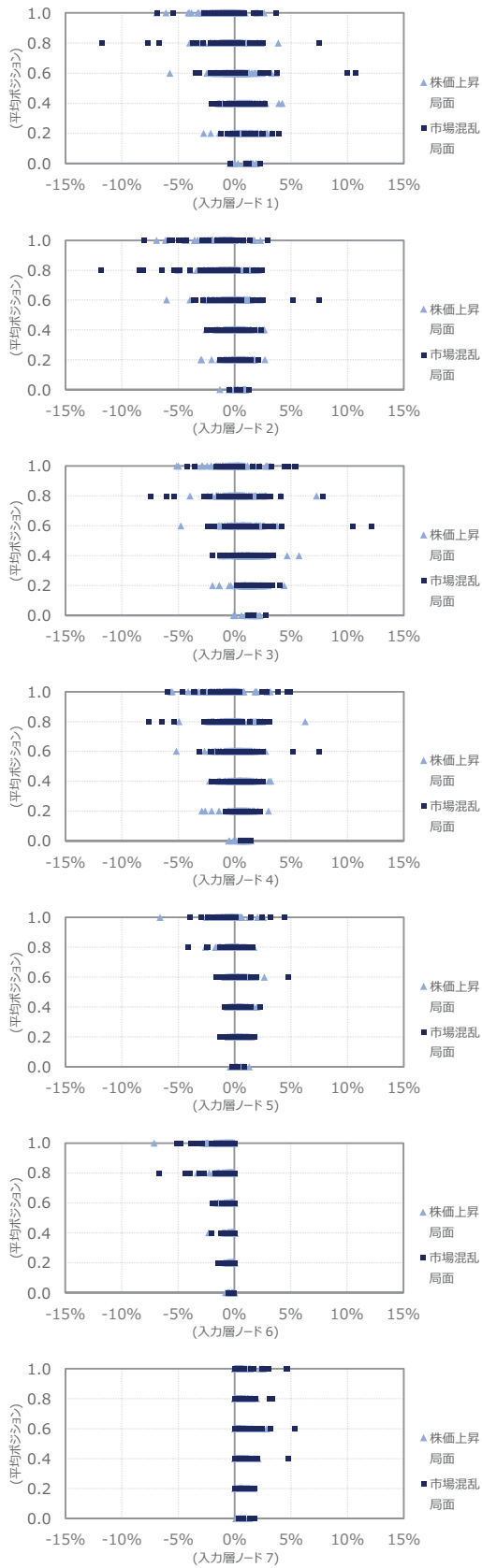


図10 入力層ノードの出力値と平均ポジション
(学習なし AI)

