

人工知能を用いた株価下落リスクの予兆管理

Early Warning System for Equity using Artificial Intelligence

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, I propose a method to use Artificial Intelligence for early warning in TOPIX trading. I construct an early warning system with AI that includes AI traders who preliminarily learned TOPIX market data, and by using forecast of AI traders as early warning indicators, efficiency of scoring the indicators has been improved. In addition, I conducted a TOPIX trading simulation using the early warning system with AI, which resulted in a higher Sharpe ratio than that of TOPIX.

1 はじめに

資産運用では、資産価格変動リスクに対して機動的かつ的確に対処するために、市場環境の大きな変化の予兆を察知できることが望ましい。近年、金融機関の市場部門やリスク管理部門において、資産価格変動リスクを適切に制御する「予兆管理」と呼ばれる取り組みが広がりつつある。

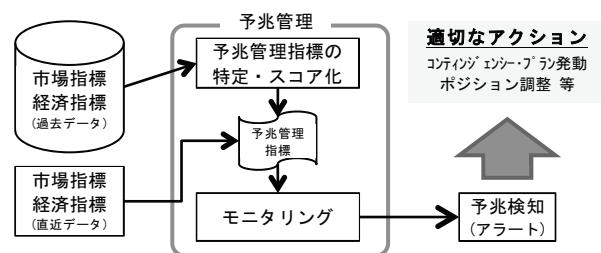
資産運用における予兆管理とは「将来の資産価格変動につながり得る市場の兆候を体系的に検知し、適切なアクションに繋げる試み」であり、予期せぬ資産価格変動による損失を回避・軽減させる目的で取り組まれている。特にリスク管理の観点では、テールリスク¹顕在化時における会議の招集やポジションリミットの発動といったコンティンジェンシー・プラン²発動のトリガーとしての活用が期待されている。

資産運用における予兆管理は、①市場指標や経済指標等の様々なデータから、将来の資産価格変動に先行して反応すると思われる予兆管理指標を特定～スコア化する、②予兆管理指標を継続的にモニタリングし、資産価格変動の兆候を検知する、という2つのプロセスで構成される。このうち、①の予兆管理指標の特定・スコア化のプロセスでは、分析に関する高度な知見を有するクオンツと呼ばれる分析担当者が、理論的・経験的に想定される因果関係や相

関関係に基づいて数理モデルを作成することが一般的である。

しかし、実務での運用に耐えうる予測精度をもつ数理モデルの作成は容易ではなく、また、そのような優れた数理モデルの詳細が、相応の対価なしに開示されることはまずない。ゆえに今後、広く資産運用の現場に予兆管理が浸透していくためには、クオンツによる専門的な分析や数理モデル作成を必要としない予兆管理の手法が求められるものとする。そこで本稿では、システムの異常検知における事例³を参考に、株式の予兆管理に人工知能（以下、AI）を用いる手法を提案する。具体的には、AIが株価下落に係る予兆管理指標の特定・スコア化を行うシステム（以下、AI予兆管理システム）を構築し、当該

図1 資産運用における予兆管理フロー



(出所) 筆者作成。以下同じ。

* 連絡先: ryouta.ishihara.hw@jp-life.jp

¹ まれにしか起こらないはずの想定外の暴騰・暴落が実際に発生するリスク。通常は暴落リスクを指す。

² 起こりうる不測の事態、最悪の事態を事前に想定し、あらかじめ策定しておく対応策や行動手順。

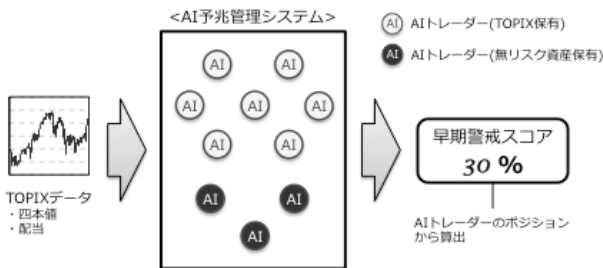
³ システムの異常検知の分野では、監視アラートの閾値やルール設定といった、これまで属人的に行っていたプロセスに人工知能を用いる研究がなされている。

システムを用いて株価の下落リスクの予兆管理を試みるものである。

2 AI 予兆管理システム

本稿では、図2に示すAI予兆管理システムを構築し、TOPIXが下落する兆候の検知を試みる。当該システムは、「TOPIX」と「無リスク資産」を投資対象とする10個体のAIトレーダーから構成され、その投資行動から算出する早期警戒スコアを予兆管理指標として用いることで、TOPIX下落の兆候を可視化するものである。

図2 AI予兆管理システムの概要

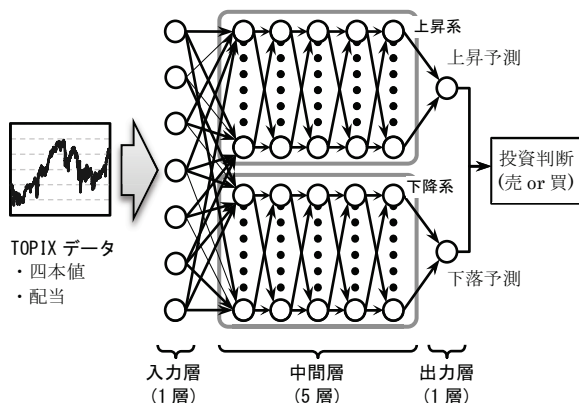


2.1 AI トレーダー

2.1.1 AI トレーダーの作成

AI予兆管理システムに組み入れるAIトレーダー k ($k=1, 2, \dots, 10$)は、石原(2017)のAI運用モデル(図3の投資判断アルゴリズムをもつAIトレーダー)を

図3 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(2017) (筆者により一部修正)

用いて作成する。

当該AIトレーダー k は、知覚した市場データ t を基にTOPIXの価格変動を予測し、当該予測結果を踏まえてポジションの調整(TOPIX上昇を予測: TOPIXを保有, TOPIX下落を予測: 無リスク資産を保有)を行うものとする。

2.1.2 AI トレーダーの最適化

2005年1月~2014年12月の市場データから学習データと検証データを設定し、前項で作成したAIトレーダー k について、「学習⁵」、「検証⁶」の2ステップにより、市場データに対して高い適合度が得られる投資判断アルゴリズムを決定する。このとき、表1の期間の市場データを学習データ、2005年1月~2014年12月の市場データを検証データとし、各AIトレーダーの適合度には表2の指標を用いるものとする。

なお、学習データに対する過剰適合を避けるため、

表1 各AIトレーダーの学習データ

k	期間
1, 6	2007年~2014年
2, 7	2005年~2006年, 2009年~2014年
3, 8	2005年~2008年, 2011年~2014年
4, 9	2005年~2010年, 2013年~2014年
5, 10	2007年~2012年

表2 適合度に用いる指標

k	適合度の指標
1~5	インフォメーションレシオ ⁷
6~10	シャープレシオ ⁸

⁴ 市場データの定義は、石原(2017)の市場データ(日次のTOPIX四本値データと配当データ)と同じものとする。

⁵ 学習データに対する適合度を最大化する投資判断アルゴリズムのネットワーク構造を、遺伝的アルゴリズムを用いて10000回探索する。このとき、適合度を除く遺伝的操作のパラメータは、石原(2017)と同じものを用いる。

⁶ 学習ステップのネットワーク探索において、各回の適合度が最大となったネットワーク構造から、検証用データに対する適合度が最も高いものを選択する。

⁷ 「ベンチマークに対する月次超過収益率の平均÷月次超過収益率の標準偏差」の式で算出。

⁸ 「月次収益率の平均÷月次収益率の標準偏差」の式で算出。

学習ステップでは、確率的に選別した時点における出力層ノードの値を反転 (0→1, 1→0) させる⁹ものとする。

2.2 早期警戒スコアの算出

TOPIX が下落する兆候を可視化するため、予兆管理指標である早期警戒スコアを日次で算出する。時点 t における早期警戒スコア x_t は以下のように表現する。

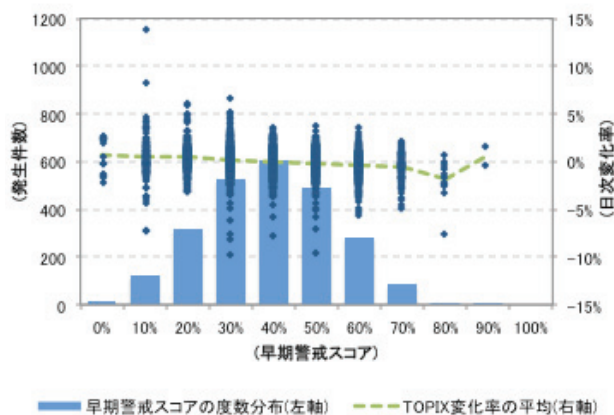
$$\text{早期警戒スコア}_t = 1 - \frac{x_{1t} + \dots + x_{10t}}{10}$$

このとき x_{kt} の値は、時点 t における AI トレーダー k のポジション (TOPIX を保有する場合は $x_{kt}=1$, 無リスク資産を保有する場合は $x_{kt}=0$) とする。

2.3 早期警戒スコアの分析

2005年1月～2014年12月における早期警戒スコアとその翌営業日の TOPIX 変化率の関係を図4に示す。早期警戒スコアは40%を中心に分布しており、翌営業日の TOPIX 変化率は早期警戒スコアが高いほど低いという傾向が見られる。早期警戒スコアが50%未満のグループと50%以上のグループについて、翌営業日の TOPIX 日次変化率を比較すると、図5の

図4 早期警戒スコアと翌営業日の TOPIX 変化率の分布 (2005年～2014年)



⁹ 当該処理はドロップアウトの手法を参考としたものである。時点の選別は上昇系と下降系で別々に行い、各時点が選別される確率は3%とする。また、遺伝的操作100回毎に適合度の値を再計算(時点の再選別)することで、偶然の要素により精度の低い個体が高い適合度を得るリスクを低減する。

とおり、早期警戒スコアが50%以上のグループのほうが、翌営業日の TOPIX が下落する確率が高いことがわかる。このことから、TOPIX が下落する兆候については、早期警戒スコアの水準により一定程度捉えることができるものと考えられる。

また、テールリスクが顕在化¹⁰する直前(前営業日)の早期警戒スコアは、図6のとおり10%～80%と広範囲に分布していることがわかる。このことから、テールリスク顕在化の兆候については、早期警戒スコアの水準により判別することができないものと考えられる。

これらの結果から、AI 予兆管理システムは「TOPIX が下落する兆候を検知する性能は有しているものの、テールリスク顕在化の兆候の検知する性能までは有していない」と判断する。

図5 TOPIX 日次変化率の確率分布図 (2005年～2014年)

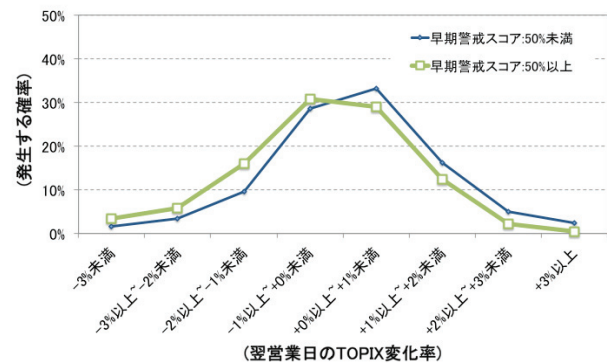
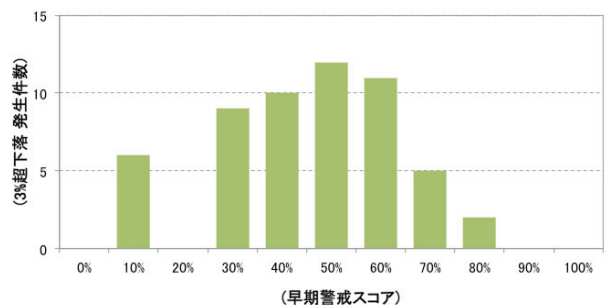


図6 早期警戒スコアとテールリスク顕在化件数 (2005年～2014年)



¹⁰ 本稿では、TOPIX の下落率が3.0%を超える局面を、テールリスク顕在化局面として分析を行った。

3 実証分析

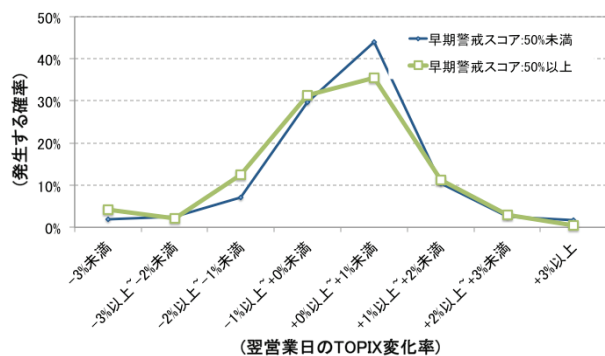
構築した AI 予兆管理システムについて、その予測性能と株式投資における有効性を、2015 年 1 月～2017 年 12 月の市場データ（以下、評価用データ）を用いて検証する。

3.1 予測性能の検証

AI 予兆管理システムの予測性能の検証にあたり、評価用データを早期警戒スコアが 50%未満のグループと 50%以上のグループに分け、翌営業日の TOPIX 日次変化率の比較を行う。

図 7 に、両グループの翌営業日の TOPIX 日次変化率の確率分布図を示す。ここから、早期警戒スコアが 50%以上のグループは、評価用データにおいても翌営業日の TOPIX が下落する確率が相対的に高いことがわかる。この結果から、AI 予兆管理システムが一定の予測性能を有していることを確認した。

図 7 TOPIX 日次変化率の確率分布図 (2015 年～2017 年)



3.2 投資シミュレーション

前節の結果から、早期警戒スコアの水準に応じてヘッジ売りを行うことで、TOPIX の下落リスクを回避し、株式投資のリスクリターン効率を改善できると考えられる。そこで、「早期警戒スコアが 50%未満の場合は TOPIX を保有し、50%以上の場合はヘッジ売り（無リスク資産を保有）を行う」というリスク回避的な投資戦略をとることで、株式投資のリスクリターン効率を改善できるか検証する。

投資シミュレーションを行うにあたり、時点 t の取引（TOPIX と無リスク資産の交換）は、同時点の早期警戒スコアを参照して行うものとし、約定価格は同時点の終値とする。また、取引の際には 5bp (0.05%) の取引コストがかかるものとする。

投資シミュレーション結果を表 3 に示す。投資シミュレーションのシャープレシオは TOPIX を上回り、インフォメーションレシオも 0.5 を上回る水準となった。この結果から、AI 予兆管理システムを利用することにより、株式投資のリスクリターン効率を改善できることを確認した。

表 3 投資シミュレーション結果 (2015 年～2017 年)

	収益率 (年率)	標準偏差 (年率)	シャープ レシオ	インフォメーション レシオ
投資シミュレーション①	19.27%	12.45%	1.5481	0.7233
TOPIX②	11.86%	15.99%	0.7416	-
差(①-②)	7.42%	-3.54%	0.8065	-

(注) 収益率(年率)は月次の平均収益率に 12 を乗じたもの。標準偏差(年率)は、月次の標準偏差に $\sqrt{12}$ を乗じたもの。

図 8 投資シミュレーションのパフォーマンス (2015 年～2017 年)

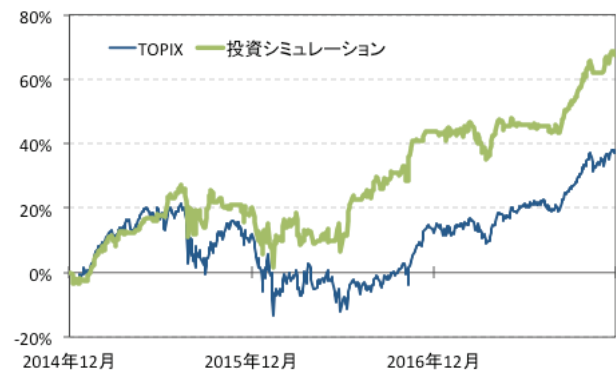
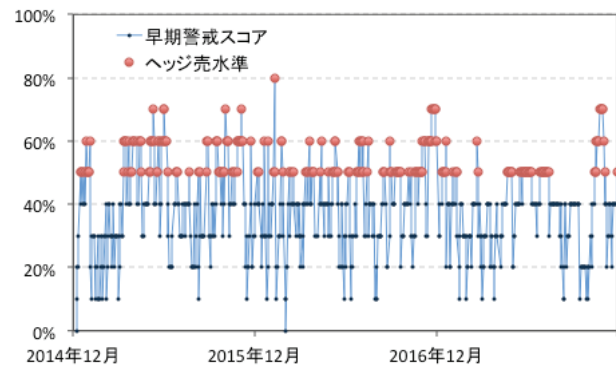


図 9 早期警戒スコアの推移 (2015 年～2017 年)



4 おわりに

本稿では、株式投資の予兆管理に AI を用いる手法を提案し、投資戦略に応用することを試みた。提案手法を TOPIX の予兆管理に適用したところ、一定の予測性能を得ることに成功した。また、提案手法を用いた投資戦略において、株式投資のリスクリターン効率を改善する結果が得られたことから、AI 予兆管理システムの株式投資における有効性を確認した。

一方、テールリスク顕在化の兆候については、本稿の提案手法により検知することができなかった。これについては今後、AI トレーダーの改良や早期警戒スコアの算出方法の精緻化等、AI 予兆管理システムの精度向上を図ることにより実現したい。

株式投資におけるリスクリターン効率の改善や効率的な予兆管理スキーム構築等の取組みにおいて、本稿の提案手法が少しでも参考になれば幸いである。

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, “多層ニューラルネットワークと GA を用いた TOPIX 運用 AI”, 第 19 回人工知能学会 金融情報学研究会 SIG-FIN-019-07, (2017)
- [2] 伊藤敬介, 佐々木洋, “超低金利環境下における金融機関の有価証券運用”, 証券アナリストジャーナル 55(3), (2017)
- [3] 田代大悟, 和泉潔, “高頻度注文情報の符号化と深層学習による短期株価予測”, 第 20 回人工知能学会 金融情報学研究会 SIG-FIN-020-17, (2018)
- [4] 多田智史, “あたらしい人工知能の教科書”, 翔泳社, (2016)
- [5] 砺波元, “資産運用のパフォーマンス測定”, 金融財政事情研究会, (2000)
- [6] 花森利弥, 西村利浩, “システムの異常予兆を検知するリアルタイム監視ソリューション”, 雑誌 FUJITSU 2016-3 月号, (2016)