

リスク低減を考慮した経済指標予測のための Hybrid 予測モデルの検討

A study of hybrid prediction model considering risk reduction for economic indicators forecasting

荻原 航大^{*1}
Koudai Ogihara

浦野 昌一^{*1}
Shoichi Urano

^{*1} 明治大学
Meiji University

In this paper, we have proposed the hybrid prediction model considering risk reduction for economic indicators forecasting. The proposed hybrid prediction model consists of multiple regression model and artificial neural network. We apply the proposed hybrid prediction model to Nikkei 225 futures price. Based on the simulation results, we report the result that it is possible to avoid risk by suppressing the maximum prediction error rate and standard deviation while keeping prediction accuracy in the proposed hybrid prediction model with Nikkei 225 futures price.

1. はじめに

昨今、世界情勢は大きく変動している。世界各国の政策や国家間の関係などが複雑に絡み合い、世界規模での不安定な経済状況となっている。このような情勢の中では、規模の大きさに関わらず企業の中長期的な経営戦略の決定や、強いては個人単位でもリスクマネジメントが必要となってくる。そのためにも、経済状況を把握し、予測を立て、経済の動向を追っていくことが必要である。そこで本稿では、経済動向の分析のための経済指標予測に対して精度の向上、及び、リスク低減を目指す。

筆者等は先行研究[荻原 18]において、重回帰モデルと Artificial Neural Network (以下 ANN)を組み合わせて新たな予測値を算出する Hybrid 予測モデルを構築し、リスク低減を目的として、翌日最大電力需要予測に適用してきた。そこで本稿では、経済指標予測におけるテクニカル分析に役立てるため、これまで構築してきた Hybrid 予測モデルを適用し、リスク低減を考慮した経済指標予測モデルを提案する。シミュレーションより、予測対象を日経 225 先物価格とした Hybrid 予測モデルでは、予測精度を確保しつつ、最大予測誤差率と標準偏差を抑制し、リスク回避を可能とする結果を得たので報告する。

2. 経済指標予測

経済指標予測とは、各国の公的機関等が発表する、経済状況を構成する要因を数値化した指標を用いており、経済の現状や過去からの変化を正確に把握するために必要である。将来の経済状況の方向性を推し量る為に必要な分析方法には大きく分類して、テクニカル分析とファンダメンタル分析が挙げられ、様々な研究がなされている[田村 18]。本稿では、テクニカル分析に役立てるための経済指標予測モデルを提案する。

2.1 日経 225 先物価格

本稿では、日経 225 先物価格を予測対象として扱う。日経 225 先物価格とは、日本経済新聞社により算出、公表されている日経平均株価を原資産とする株価指数先物取引の価格であり、日本経済の状態を表す TOPIX と並ぶ重要な株価指数として知られている。

3. 予測手法

3.1 重回帰モデル

回帰モデルとは、被説明変数を説明変数で表現するものである。被説明変数 y を一つの説明変数 x で表現するのが単回帰モデルであり、単回帰モデルを拡張し、複数の説明変数 $x_{(i)}$ ($i=1, 2, 3, \dots, n$) で表現するのが重回帰モデルである。

また、回帰係数($\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$)は最小 2 乗法で決定され、重回帰モデルの回帰式は(1)式で表現される。

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \dots + \beta_n x_n \quad (1)$$

3.2 ニューラルネットワーク

機械学習の一つである ANN は、人間の脳の基本構成要素である、神経細胞(ニューロン)同士の繋がり、つまり神経回路網を人工ニューロンという情報処理のための数式で表現したものである。階層型の ANN は、入力層、中間層、出力層からなり、各層は適当な数のニューロンから構成される。また、各層間は接続するニューロン同士の繋がりや強さを示す結合強度である重みが配置される。一般的に階層型 ANN の学習で用いられる手法は誤差逆伝播学習法である。

3.3 提案法

筆者等は、先行研究で電力系統における翌日最大電力需要予測へ重回帰モデルと ANN を並列に組み合わせた Hybrid 予測モデルを提案した。本稿では、提案モデルを、日経 225 先物価格の一日の高値の予測へと適用する。

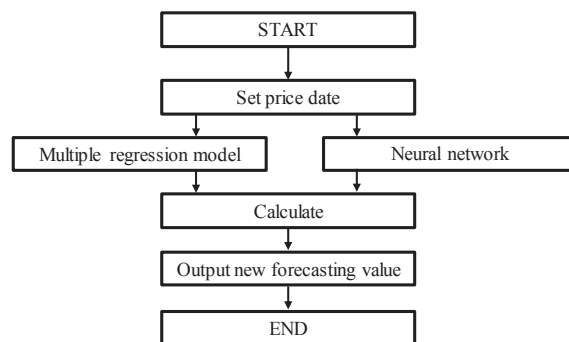


図 1 提案法のフロー

提案法のフローを図 1 に示す。また、提案法の手順を以下に示す。

- (1) 重回帰モデルと ANN により同じ時点の予測値を複数のモデル化期間で算出
- (2) 算出した複数の予測値から値の近い予測値を指定個選択
- (3) 選択した指定個の予測値の平均値にて新しい予測値を算出

尚、本稿では、重回帰モデルの回帰式を決定するモデル化期間と ANN の結合重み、閾値を学習する学習期間をモデル化期間と総称する。

本稿では、重回帰モデルと ANN に対してモデル化期間としてそれぞれ同じ 13 期間を適用し、計 26 個の予測値を算出する。その 26 個の予測値から、いくつか値の近い予測値を抜き出し、平均化することで算出した値を新たな予測値とする。今回は、3 個以上の予測値を抜き出すこととした。

提案する Hybrid 予測モデルにより、最大予測誤差率、標準偏差の抑制によりリスク回避及び、予測精度の向上を目指す。

4. シミュレーション

4.1 シミュレーション条件

本稿では、公開されている過去の日経 225 先物価格のデータのみを使用し、その他の指標を用いず、予測を行うこととする。今回は、一日を午前 9:00～翌午前 5:00 と設定する。始値は午前 9:00 の価格、終値は翌午前 5:00 の価格、高値は一日の中での最も高い価格、安値は一日の中で最も安い価格、出来高は一日での取引への参入量である。

(1) モデル化期間の設定

本稿では、営業日のみを用いて予測を行うものとする。そこで、一週間を 5 日、一ヶ月を 20 日として、モデル化期間を以下に示す 13 期間に設定した。

10 日, 20 日, 40 日, 60 日, 80 日, 100 日, 120 日
140 日, 160 日, 180 日, 200 日, 220 日, 240 日

なお、モデル化期間を 240 日までとしたのは、一週間を 5 日と考えるとモデル化期間での一年(240 日)を誤差改善の区切りとみなしたためである。

シミュレーションには、2016 年 1 月 4 日から 2018 年 12 月 28 日までの公開されている日経 225 先物価格のデータを使用した。

(2) 説明変数、入力変数の設定

筆者等は先行研究[荻原 18]での経済指標において、重回帰モデルにおける説明変数、ANN における入力変数である入力要素として始値、高値、安値、終値、出来高の 5 つを用いること

で有効な結果を得たので、本稿においてもこの 5 つの入力要素を採用することとする。

重回帰モデルの説明変数、ANN の入力変数と中間層のユニット数、学習回数を以下に示す。

<重回帰モデル> 説明変数: 5

<ANN> 入力変数: 5

中間層のユニット数: 5

学習回数: 10000

(3) 予測検証期間、予測対象値の設定

今回のシミュレーションでは、日経 225 先物取引の 2018 年営業日一年間を検証期間とし、一日の高値を予測対象値とする。予測は逐次予測とする。

4.2 提案法による予測

重回帰モデル、ANN それぞれに対して設定したモデル化期間により算出した計 26 個の予測値に提案法を適用し、2018 年の日経 225 先物取引営業日一年間の一日の高値予測の結果を表 1 に示す。

本稿では、リスク低減を目指す観点から、最大予測誤差率に着目する。表 1 には、提案法、重回帰モデル単独、ANN 単独における最大予測誤差率の最良の結果を示す。提案法は、計 26 個の予測値から 12 個の予測値を選択し新たな予測値を算出した値であり、重回帰モデルはモデル化期間 160 日、ANN はモデル化期間 200 日を適用し算出した値となっている。それぞれ平均予測誤差率、最大予測誤差率、最小予測誤差率、標準偏差を示す。

表 1 より、平均予測誤差率では重回帰モデルが 0.55162% で最良の結果となっているが、最大予測誤差率、標準偏差では提案法がそれぞれ 3.24710%, 0.52846 となっており、最良の結果となっていることが分かる。シミュレーション結果より、提案法による予測は重回帰モデル、ANN それぞれ単独による予測に比べて、予測精度を確保しながら、最大予測誤差率と標準偏差を抑制しリスク回避を可能としていることが分かる。

5. まとめ

本稿で得られた結果は以下の通りである。

<1> 複数のモデル化期間を用いて重回帰モデルと ANN により複数の予測値を算出し、それらの予測値からいくつかの予測値を選択し平均化することで新たな予測値を算出する、重回帰モデルと ANN を並列的に組み合わせた Hybrid 予測モデルを日経 225 先物価格に適用した。

<2> シミュレーションにより、提案法では予測精度を確保しつつ、リスク回避を可能とする結果を得たことから、提案法の有効性を確認した。

<3> 今後は、入力要素の検討や、提案法における予測値の選択方法の改良、提案法の基となる予測手法の変更などに取り組み、予測精度の向上と更なるリスク回避を可能とする手法を構築し、その有効性を確認していきたい。

参考文献

- [田村 18] 田村浩一郎:深層学習を用いたアンサンブル学習による株主価値推定モデルの提案, 人工知能学会論文誌, vol33, No. 1, p. A-H51_1-11, 2018.
- [荻原 18] 荻原航大・浦野昌一: リスク回避を考慮した翌日電力需要予測の検討, 電力技術/電力系統技術合同研究会, No. PE-18-172 PSE-18-148, 2018.

表 1 提案法による予測結果

	提案法	重回帰モデル	ANN
平均予測誤差率(%)	0.57304	0.55162	0.61871
最大予測誤差率(%)	3.24710	3.27940	3.87510
最小予測誤差率(%)	0.00083	0.00036	0.00129
標準偏差	0.52846	0.52882	0.55751