

外国為替取引における相場予測精度向上のための EfficientNet と LSTM モデルの検討

友光 祐輔[†] 望月 久稔[‡][†]大阪教育大学

1 はじめに

金融市場の動きを予測するための方法として、為替取引に関するテクニカル分析やファンダメンタルズ分析がある。大容量のデータを扱うことで、学習時間を要するが、複雑な層を組み合わせることで精度向上を目指すモデル [1] [2] が多い CNN[3] や時系列データの分析に特化した LSTM[4] などの深層学習による相場予測が可能となった。

そこで、本研究では、外国為替取引における相場の予測精度向上を目的とし、時系列順に並ぶ互いの特徴量には相関があると考え、学習器に CNN と LSTM を用いたモデルについて検討する。また、CNN では、学習時間を短縮するために、学習時間が比較的短い EfficientNet [5] や EfficientNetV2 [6] を利用し、改良する。

2 EfficientNet と LSTM モデルの検討

2020 年の一年分の一分足データ [7] を用いて学習する。指数平滑移動平均や RSI などの外国為替取引における分析指標を用いて 32 種類の特徴量を定義する。入力データを縦軸に 32 分間の時系列データ、横軸に 32 種類の特徴量、計 125,000 個のデータを用いて予測する。

2.1 適切な数の Conv 層と Pooling 層の検証

EfficientNetB0[5] は大きく分けて 6 段階からなる CNN モデルである。後半になるにつれて Conv 層の数が順に 2, 4, 4, 15, 25, 41 と増加していくため、今回はそのモデルを 6 つの群「1, 1~2, 1~3, 1~4, 1~5, 1~6」に分類し予測精度を検証する。

さらに、CNN の Conv 層と Pooling 層の層数が予測精度に影響を与えるかを検証する。層を重ねるごとに入力データが小さくならないように、padding で元の大きさに戻すよう調整する。1 層, 3 層, 5 層, 以下 10 層ずつ増やした CNN で実験し、その層以外の情報を統一することで 10 層ごとの誤差関数と層の関係性を導

き出せる。

2.2 EfficientNet と LSTM モデル

時系列順に並ぶ特徴量には相関があると考え、EfficientNet と LSTM を組み合わせた回帰予測のモデルを提案する。図 1 のように EfficientNet, LSTM の順番で学習させる。EfficientNet では、フィルター数を 1 とし、最適化には Adam [8] を用いる。また、学習率は 0.001 とし検証する。

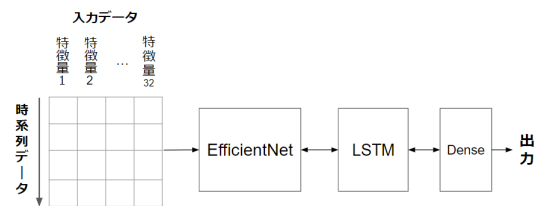


図 1: EfficientNet と LSTM のモデル

3 EfficientNet と LSTM による検証

3.1 EfficientNet モデルの改良

2.1 節の EfficientNet の層の数に着目し、テストデータでの各群の決定係数 R^2 と平均絶対誤差 MAE を検証する。 R^2 は 1 に、MAE は 0 に近いほど予測精度が高いことを示す。実験の結果として、主に層が少なくなるほど精度が向上した。1~5 群の組み合わせがもっとも悪く、 R^2 が -117.18 で、MAE が 1.0155 といういずれの指標においても最も悪い結果となった。それに対し、1~2 群の組み合わせは R^2 は 0.99654 で、MAE が 0.023492 といういずれの指標においても最もよい結果となった。

そこで次に、CNN の Conv 層の数が異なることによって精度にどのような影響を与えるかを検証し、その結果を図 2 で示す。この検証では、層は 1~10 層という少ない層で予測精度を向上させることができた。1~2 群の Conv 層は 6 層であるため、図 2 の結果に概ね一致する。したがって、1~2 群の EfficientNetB0 を改良版として利用する。

Examination of EfficientNet and LSTM Models for Improving Market Prediction Accuracy in Foreign Exchange Trading

Yusuke TOMOMITSU[†], Hisatoshi MOCHIZUKI[‡]

[†]Osaka Kyoiku University

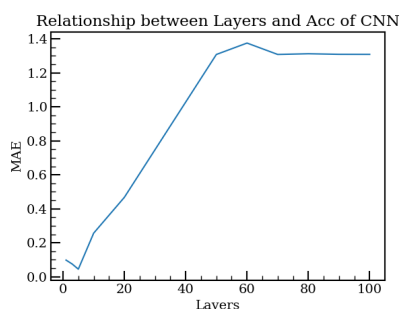


図 2: CNN の層数と精度の関係

3.2 モデル同士の比較

改良した EfficientNet と LSTM のモデルを, CNN と LSTM のモデル, ResNet50 [1] と LSTM のモデル, VGG16 [2] と LSTM のモデル, CNN や LSTM のみのモデルと比較する. ただし, 実験時の CNN では改良版 EfficientNet の Conv 層と同じ 6 層に統一して予測した. 評価指標に R^2 , MAE, 二乗平均平方根誤差 RMSE を用いる. 表 1 に各モデルの R^2 , MAE, RMSE の値を示し, 図 3 に改良した EfficientNetB0 と LSTM の回帰によるグラフを示す.

EfficientNetB0 と LSTM モデルが, すべての評価指標ごとにそれぞれのモデルで行う場合より向上した. RMSE は 0 に近いほど予測精度が高く, 提案した手法は R^2 , MAE, RMSE がそれぞれ 0.99, 0.02, 0.03 であるため, 十分予測できているといえる. また, 層を増やすことによる影響が大きく, 多層である ResNet50 や VGG16 と組み合わせた場合に上手く学習できなかった. これは, 3.1 節で検証した結果と一致するため, Conv 層と Pooling 層が多かったからだと考えられる. したがって, 単に CNN の層数を増やすよりも, CNN の層数を少なくした状態で組み合わせた場合のほうがよく特徴を捉えられているといえる. しかし, 図 3 より, 大まかな動きを捉えることはできているが, 細かな動きは捉えきれない部分がある. 2 章の始めに定義した縦軸の時系列データと比較すると, 横軸の特徴量では異なる指標同士を用いているため相関性が低いと考

表 1: 6 つの手法での評価指標の比較

モデル	R^2	MAE	RMSE
EfficientNetB0 と LSTM	0.99	0.02	0.03
CNN と LSTM	0.42	0.07	0.09
ResNet50 と LSTM	-2.82	2.37	2.74
VGG16 と LSTM	-124.71	0.78	0.89
CNN	-0.54	0.19	0.20
LSTM	-1.81	0.28	0.28

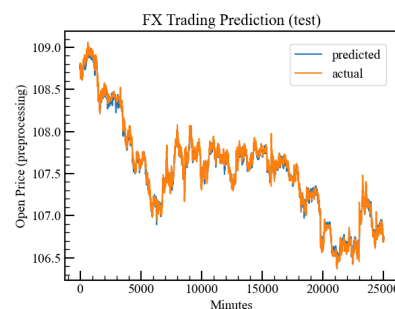


図 3: 改良した EfficientNetB0 での回帰グラフ

えられる.

4 おわりに

本稿は, 外国為替取引における始値予測の精度を向上させるために EfficientNet と LSTM のモデルを提案した. EfficientNet の層をさらに削減することで, 検証した他のモデルよりも予測精度の高いモデルになった. 今後は, Conv 層や Pooling 層での演算時のカーネルを正方形ではなく長方形にすることで, 横軸の特徴量との演算が解消できるため, 更なる精度向上が見込めると考える.

参考文献

- [1] arXiv: Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun: Deep Residual Learning for Image Recognition, DOI:10.48550/ARXIV.1512.03385 (2015).
- [2] Karen Simonyan, Andrew Zisserman: Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, ICLR(2015).
- [3] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio and P. Haffner: Gradient-based learning applied to document recognition, in Proceedings of the IEEE, Vol.86, pp.2278-2324(online), DOI: 10.1109/5.726791 (1998).
- [4] Sepp Hochreiter, Jurgen Schmidhuber: LONG SHORT-TERM MEMORY, Neural Computation 9(8):pp.1735-1780(online), (1997).
- [5] arXiv: Mingxing Tan, Quoc V. Le: EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks, DOI: 10.48550/ARXIV.1905.11946 (2020).
- [6] arXiv: Mingxing Tan, Quoc V. Le: EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training, DOI: 10.48550/ARXIV.2104.00298 (2021).
- [7] HistData.com, 入手先 <http://www.histdata.com/>, 参照 (2022-12-09).
- [8] arXiv: Diederik P. Kingma, Jimmy Ba: Adam: A Method for Stochastic Optimization, DOI: 10.48550/ARXIV.1412.6980 (2017).