

BAB 1 PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Laporan keuangan merupakan alat utama untuk menunjukkan efektivitas perusahaan dalam mencapai tujuannya. Selain itu, sebagai sumber informasi penting untuk keputusan ekonomi, laporan keuangan berperan sebagai sarana perusahaan dalam menyampaikan informasi keuangan kepada pihak eksternal, memberikan gambaran tentang situasi perusahaan, posisi keuangan, kinerja perusahaan, dan hasil operasi bisnis untuk membantu para pengguna atau investor dalam pengambilan keputusan. *Cash flow* merupakan salah satu komponen utama dalam laporan keuangan karena informasi ini penting dalam menentukan kemampuan perusahaan dalam menghasilkan kas [1].

Cash Flow ini memberikan informasi penting bagi perusahaan, investor, dan pemangku kepentingan lainnya dalam menilai kinerja perusahaan dan arah perkembangan perusahaan di masa depan. Melalui *cash flow*, pengguna dapat mengamati dampak dari kegiatan operasi, investasi, dan aktivitas keuangan terhadap keuangan perusahaan [2], [3]. *Free Cash Flow (FCF)* adalah arus kas yang dihasilkan dari *Operating Cash Flow (OCF)* dikurangi dengan *Capital Expenditure (CapEx)*. Kas ini dapat didistribusikan kepada kreditur atau pemegang saham, memberikan perusahaan fleksibilitas untuk mengembangkan produk baru, mengurangi utang, atau membayar dividen. *Free Cash Flow (FCF)* juga digunakan untuk mengevaluasi stabilitas perusahaan [3]. Sebagai *time series* yang dinamis, *cash flow* penting untuk diprediksi untuk pengambilan keputusan yang efektif [5].

Sejalan dengan kemajuan teknologi, berbagai metode telah digunakan untuk memprediksi data *time series*, termasuk model klasik seperti ARIMA dan Prophet serta pendekatan jaringan syaraf tiruan seperti MLP dan LSTM. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa pendekatan *deep learning* atau *neural network*, seperti MLP dan LSTM, sangat berguna untuk peramalan *time series* dan menghasilkan nilai akurasi yang sangat signifikan untuk prediksi *cash flow* piutang dibandingkan dengan model klasik ARIMA dan Nabi [1]. Pendekatan multilayer LSTM efektif dalam *demand forecasting* dengan nilai SMAPE sebesar 0,1085 dan RMSE sebesar 2595,96, dapat mengidentifikasi hubungan yang kompleks dan tidak linier dalam data dan cocok untuk *time series* yang tidak stasioner. Hasil ini mengungguli model lain seperti ARIMA, KNN, ANN, dan SVM [6].

LSTM telah menunjukkan kinerja yang baik dalam *demand forecasting*. LSTM memiliki kemampuan untuk mempelajari pola pergerakan saham dan memprediksi harga di masa depan secara akurat pada data harga saham

AAPL, GOOG, MSFT, dan AMZN [4]. LSTM bekerja secara efektif pada data harga saham BBRI dan dapat menangkap pola temporal yang kompleks pada data keuangan dan menghasilkan performa yang baik dengan nilai MSE sebesar 0.000279, MAE sebesar 0.0133, dan RMSE sebesar 0.0167 [7]. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa dengan menggunakan 200 hidden layer pada LSTM dapat menangkap pola temporal dan ketergantungan jangka panjang pada data runtun waktu, khususnya prediksi harga saham dengan nilai MAE terendah sebesar 0,0142 pada data uji [8].

Selain itu, penggabungan optimasi “Adam” dengan fungsi aktivasi sigmoid pada model LSTM untuk prediksi harga saham menghasilkan nilai MAPE yang lebih baik dibandingkan dengan SVR [9]. Berbeda dengan pendekatan *deep learning*, model prediksi time series tradisional seperti AR, MA, ARMA, dan ARIMA memiliki keterbatasan, yaitu cenderung memberikan asumsi yang ketat terhadap data yang digunakan, dan hanya menangani pola data yang halus dan stabil. Namun, data *time series*, seperti data keuangan, sering kali tidak stabil atau berfluktuasi [10]. Penelitian lain menunjukkan bahwa metode Backpropagation Neural Network, dengan konfigurasi 15 neuron hidden layer, memberikan performa prediksi terbaik dan menghasilkan kesalahan model terendah dalam prediksi *Free Cash Flow (FCF)* [11]. Sementara itu, perbandingan antara sembilan algoritma machine learning dengan ARIMA menunjukkan bahwa metode machine learning K-Nearest Neighbors (KNN) dapat memprediksi pertumbuhan *Free Cash Flow* secara akurat [12]. Proses prediksi *cash flow* menunjukkan terdapat hubungan yang signifikan antara *operating cash flow (OCF)* dengan EPS, nilai buku saham, dan harga saham [13]. *Operating Cash Flow (OCF)* memiliki pengaruh positif namun kecil terhadap ROE, sedangkan firm size memiliki pengaruh positif dan signifikan terhadap ROA [14].

Menurut temuan ini, metode deep learning menghasilkan prediksi yang akurat untuk data time series. Keuntungan dari LSTM adalah kemampuannya untuk memberikan kinerja yang kuat dalam prediksi deret waktu sambil memprediksi RMSE yang rendah [5], [6]. Kemampuan untuk mempelajari ketergantungan jangka panjang, secara efektif menangkap pola temporal [8], dan mengatasi masalah *vanishing gradients* pada RNN [15] membuat LSTM menjadi metode yang unggul dalam memprediksi data *time series* dan data keuangan yang dinamis. Selain itu, LSTM dapat menghasilkan nilai MAPE yang lebih rendah dibandingkan dengan SVR [9]. Dibandingkan dengan model AR, MA, ARMA, dan ARIMA tradisional, model *deep learning* memiliki kinerja yang lebih baik dalam *time series* karena dapat menangani data yang tidak stabil dan berfluktuasi [10]. Model deep learning telah banyak digunakan dalam prediksi deret waktu, terutama dalam prediksi harga saham [4], [7], [8], [9], dan secara konsisten mencapai akurasi yang lebih besar daripada metode klasik. Namun, penerapan Long Short-Term Memory (LSTM) dalam memprediksi laporan keuangan lainnya, seperti *Free Cash Flow (FCF)*, masih terbatas, sehingga penelitian ini menggunakan LSTM untuk prediksi FCF. Selain itu, masih kurangnya penelitian yang menyelidiki teknik seleksi fitur

untuk mengoptimalkan kombinasi fitur lag untuk meningkatkan akurasi prediksi FCF. Model ini tidak hanya diimplementasikan tetapi juga menggunakan *Greedy Forward Selection*, sebuah pendekatan pemilihan fitur tambahan. Metode ini memungkinkan model untuk memanfaatkan nilai lagged dari *Return on Equity (ROE)*, *Earnings per Share (EPS)*, *Return on Asset (ROA)*, dan *Free Cash Flow (FCF)* untuk secara efektif menangkap ketergantungan temporal dan meningkatkan kinerja prediktif.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, maka dapat dirumuskan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana penerapan metode *Long Short-Term Memory (LSTM)* untuk memprediksi *Free Cash Flow (FCF)* berdasarkan data historis EPS, FCF, ROE, dan ROA pada perusahaan yang terdaftar di BEI dan bergerak sektor keuangan?
2. Bagaimana performansi metode *Long Short-Term Memory (LSTM)* dalam memprediksi *Free Cash Flow (FCF)* berdasarkan data historis FCF, EPS, ROA, ROE?
3. Bagaimana melihat fitur berpengaruh dalam memprediksi *Free Cash Flow (FCF)* menggunakan SHAP ?

1.3. Tujuan dan Manfaat

Penelitian ini memiliki tujuan dan manfaat sebagai berikut.

Tabel 1.1. Tabel tujuan, pengujian dan kesimpulan.

No.	Tujuan	Pengujian	Kesimpulan
1	Penerapan metode <i>Long Short-Term Memory (LSTM)</i> untuk membuat prediksi <i>Free Cash Flow (FCF)</i> pada perusahaan sektor keuangan yang tercatat di BEI.	Optimasi model LSTM melalui kombinasi fitur atau seleksi fitur terbaik menggunakan teknik <i>Greedy Forward Selection</i> .	<i>Greedy Forward Selection</i> dapat melakukan optimasi <i>Long Short-Term Memory (LSTM)</i> dalam prediksi <i>Free Cash Flow</i> .
2	Melihat seberapa baik model LSTM bekerja dalam memprediksi <i>Free Cash Flow (FCF)</i> berdasarkan data	Melakukan evaluasi performansi LSTM menggunakan <i>Root Mean Squared Error (RMSE)</i> , <i>Mean Absolute Error (MAE)</i> , dan	Model <i>Long Short-Term Memory (LSTM)</i> mendapatkan performa yang baik

	historis FCF, ROE, EPS, dan ROA.	<i>Mean Absolute Percentage Error (MAPE)</i> .	dalam memprediksi <i>Free Cash Flow (FCF)</i>
3	Melihat fitur berpengaruh dalam memprediksi <i>Free Cash Flow (FCF)</i>	Analisis fitur penting menggunakan metode SHAP.	Fitur penting ditemukan melalui analisis SHAP.

1.4. Batasan Masalah

Penelitian ini berfokus pada evaluasi performa model *Long Short-Term Memory (LSTM)* dengan menggunakan 268 data dari empat perusahaan terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) dan bergerak di sektor keuangan. *Variable Free Cash Flow (FCF)*, *Return on Assets (ROA)*, *Earnings per Share (EPS)*, dan *Return on Equity (ROE)* digunakan sebagai prediktor. Evaluasi kinerja model menggunakan tiga matrik evaluasi yaitu MAPE, RMSE, dan MAE. Dan untuk melihat feature penting menggunakan *SHAP feature Importance*.

1.5. Metode Penelitian

Metode penelitian dilakukan melalui beberapa pendekatan sebagai berikut:

1. Studi Literatur

Melakukan pemilihan jurnal dan literatur berkaitan dengan prediksi free cash flow, data time series, LSTM, *Greedy Forward Selection* dan faktor-faktor yang berhubungan dengan topik. Tujuan melakukan studi literatur adalah untuk mendapatkan pemahaman mendalam mengenai topik yang dibahas, sebagai dasar pengetahuan atau landasan utama dalam proses penelitian.

2. Pengumpulan Data

Mengumpulkan data *Free Cash Flow (FCF)*, *Earnings per Share (EPS)*, *Return on Equity (ROE)*, dan *Return on Assets (ROA)* dari perusahaan sektor keuangan yang terdaftar di BEI seperti BBCA, BBRI, BBNI, dan BMRI data tersebut berupa data kuartal dari tahun 2008-2024, dan sumber data diperoleh dari platform stockbit.com.

3. Pembangunan model

Setelah data dikumpulkan, maka dilakukan pra-pemrosesan data, termasuk feature engineering, normalisasi, dan proses splitting data. Model LSTM kemudian dibangun dengan menggunakan pencarian kombinasi fitur atau seleksi fitur menggunakan greedy forward selection.

4. Implementasi dan Analisis Hasil Pengujian

Tahap implementasi dilakukan dengan menguji model LSTM pada data testing yang telah disiapkan dengan menggunakan model evaluasi RMSE, MAE, dan MAPE.

5. Kesimpulan

Penelitian ini ditutup dengan penarikan kesimpulan yang disusun berdasarkan hasil yang telah dilakukan pada tahap-tahap sebelumnya. Kesimpulan mencakup dampak penambahan fitur berdasarkan proses *Greedy Forward Selection*, dan juga melihat hasil dari *SHAP feature importance*. Selain itu, penelitian ini memberikan rekomendasi yang bisa dilakukan untuk penelitian selanjutnya.

1.6. Jadwal Pelaksanaan

Jadwal pelaksanaan penelitian prediksi data *free cash flow* dibuat berdasarkan rencana kegiatan pada tabel 1.1.

Tabel 1.1. Jadwal Pelaksanaan Tugas Akhir.

No.	Deskripsi Tahapan	Bulan 1	Bulan 2	Bulan 3	Bulan 4	Bulan 5	Bulan 6
1	Studi Literatur						
2	Pengumpulan Data						
3	Perancangan Sistem						
4	Implementasi Sistem						
5	Analisis Implementasi						
6	Penyusunan Buku TA						