

Prediksi *Return* Saham menggunakan *Bidirectional LSTM* dengan Optimisasi *Cuckoo Search*

1st Sayid Ghufron
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

sayidghufron@students.telkomuniversity.ac.id

2nd Deni Saepudin
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

denisaepudin@telkomuniversity.ac.id

Abstrak-Membeli saham bisa dijadikan salah satu pertimbangan berinvestasi selain membeli emas, tanah, dan lainnya. Apalagi ketika terdapat saham yang memiliki risiko yang kecil namun memiliki *return* yang tinggi. Sudah banyak sekali penelitian mengenai saham menggunakan berbagai metode. Dimulai dari metode yang paling konvensional, hingga menggunakan *Deep Learning*. *Deep Learning* merupakan salah satu metode yang ramai dibicarakan, karena metode ini rata-rata menghasilkan model prediksi yang memiliki keakuratan tinggi. Oleh karena itu, dalam tugas akhir dilakukan prediksi *return* saham pada indeks IDX 30 dengan membangun model prediksi *return* saham menggunakan kombinasi metode *Bidirectional LSTM* dan *Cuckoo Search Optimization*. Terdapat total 20 data saham yang diuji pada tugas akhir ini. Pada pengujian pertama prediksi *return* saham didapatkan dari prediksi harga saham yang diproses menjadi prediksi *return* saham. Sedangkan pada pengujian kedua, prediksi *return* saham didapatkan dari data *return* saham. Pada pengujian pertama 15 dari 20 data saham memiliki nilai *Root Mean Square Error* dan *Mean Average Error* yang lebih kecil ketika hasil prediksi *Bidirectional LSTM* dikombinasikan dengan *Cuckoo Search Optimization*. Sedangkan pada pengujian kedua 8 dari 20 data saham memiliki nilai *Root Mean Square Error* dan *Mean Average Error* yang lebih kecil ketika hasil prediksi *Bidirectional LSTM* dioptimasi dengan *Cuckoo Search Optimization*.

Kata kunci - saham, *deep learning*, IDX 30, *bidirectional LSTM*, *cuckoo search optimization*

Abstract-*Buying stocks can be one of the investment considerations besides buying gold, land, and others. Especially when there are stocks that have a small risk but have a high return. There has been a lot of research on stocks using various methods. Starting from the most conventional methods, to using Deep Learning. Deep Learning is one of the most talked about methods, because this method on average produces prediction models that have high accuracy. Therefore, in the final project, the prediction of stock returns on the IDX 30 index is carried out by building a stock return prediction model using a combination of Bidirectional LSTM and Cuckoo Search Optimization methods. There are a total of 20 stock data tested in this final project. In the first test, stock return predictions are obtained from stock price predictions which are processed into stock return predictions. While in the second test, stock return*

predictions are obtained from stock return data. In the first test 15 out of 20 stock data had smaller Root Mean Square Error and Mean Average Error values when the Bidirectional LSTM prediction results were combined with Cuckoo Search Optimization. While in the second test 8 out of 20 stock data have smaller Root Mean Square Error and Mean Average Error values when Bidirectional LSTM prediction results are optimized with Cuckoo Search Optimization.

Keywords- *stock, deep learning, IDX 30, bidirectional LSTM, cuckoo search optimization*

I. PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Bursa Efek Indonesia (BEI) sangat berpengaruh terhadap aspek perekonomian di Indonesia. Dalam pasar modal, Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) memegang peranan yang sangat penting karena indeks ini dapat menunjukkan kesehatan ekonomi suatu negara [1]. Sebagai contoh, inflasi dan perubahan nilai tukar mata uang dapat mempengaruhi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) di Bursa Efek Indonesia (BEI) [1] [2]. Kinerja suatu perusahaan juga dapat dilihat dari harga saham perusahaan tersebut [3]. Hal ini menunjukkan bahwa hubungan antara saham dengan perekonomian di suatu negara sangat erat.

Membeli saham di pasar modal merupakan salah satu pilihan untuk berinvestasi, selain membeli tanah, emas, dan lain-lain. Apalagi ketika ada saham-saham yang memiliki resiko kecil namun memiliki nilai *return* yang tinggi, pasti saham-saham tersebut sangat menarik dimata para investor [4], maka dari itulah berbagai cara untuk memprediksi saham dilakukan.

Pendekatan ilmiah untuk prediksi saham juga dilakukan. Dimulai dari cara yang paling konvensional yaitu menggunakan metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedascity* (GARCH), *Autoregressive* (AR), *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), *Autoregressive Moving Average* (ARMA), *Random Walk* (RW), Regresi Linier dan Regresi non-Linier [5]. Kemudian dilanjutkan menggunakan metode *machine learning*. Menurut penelitian metode *Support Vector Machine* (SVM),

Multi Layer Perceptron (MLP), *Single Layer Perceptron* (SLP), dan *Radial Basis Function* (RBF) dalam *machine learning* dapat digunakan untuk memprediksi kinerja saham [6].

Pada tahun 2021, Jujie Wang dan rekan-rekannya melakukan penelitian untuk menemukan prediksi harga saham menggunakan *Integrated Framework* yang mereka buat dengan *Deep Learning* [7]. Pada penelitian ini, dataset saham yang digunakan adalah SSE (*Shanghai Stock Exchange*) dan SZI (*Shenzhen Stock Exchange*). Pertama mereka melakukan *Clustering* atau pengelompokan saham-saham yang sejenis, kemudian dilakukan prediksi dengan menggunakan *Bidirectional LSTM* untuk setiap cluster, setelah itu hasil prediksi diperkuat dengan algoritma RBF-CSO [7]. Dari penelitian tersebut didapatkan hasil *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 1.0079% untuk dataset SSE dan 1.1968% untuk dataset SZI [7]. Namun, penelitian tersebut tidak memprediksi return saham. Berdasarkan penelitian di atas, maka pada tugas akhir ini dilakukan implementasi algoritma *Bidirectional LSTM* dan *Cuckoo Search Optimization* untuk memprediksi return saham di IDX30.

B. Topik dan Batasannya

Berdasarkan latar belakang di atas, dalam tugas akhir ini terdapat beberapa batasan masalah yang dihadapi yaitu dataset yang digunakan adalah dataset saham yang terdapat di IDX30. Data saham yang diperoleh dari Yahoo Finance dan Investing.com, data saham yang digunakan adalah data saham harian dari tanggal 1 Februari 2017-1 Februari 2022. Dari 30 saham yang terdapat di IDX30, hanya 20 saham yang digunakan dalam tugas akhir ini. Tugas akhir ini hanya memprediksi *return* harian saham-saham yang ada di IDX30, yang berarti tidak ada prediksi *return* saham dengan rentang waktu yang lebih kecil atau lebih besar.

C. Tujuan

Tujuan dari tugas akhir ini adalah membangun model prediksi *return* saham dengan mengimplementasikan algoritma *Deep Learning* yaitu *Bidirectional LSTM* dan *Cuckoo Search Optimization*. Dengan menggunakan metode-metode tersebut, peneliti ingin mengetahui bagaimana performa algoritma *Bidirectional LSTM* pada prediksi *return* saham, dan apakah dengan mengimplementasikan algoritma *Cuckoo Search Optimization* dapat meningkatkan akurasi prediksi *return* saham.

D. Organisasi Tulisan

Pengorganisasian penulisan dalam tugas akhir ini diawali dengan pendahuluan yang membahas latar belakang, batasan masalah, dan tujuan dari tugas akhir ini. Dilanjutkan dengan penelitian terkait, bagian ini membahas penelitian-penelitian

terkait yang menggunakan metode serupa *Bidirectional LSTM* dan *Cuckoo Search Optimization*. Kemudian bagian selanjutnya memberikan penjelasan mengenai sistem yang dibangun pada tugas akhir ini. Hasil akhir dari sistem yang telah dibangun terdapat pada bagian evaluasi. Terakhir kesimpulan, bagian ini berisi ringkasan dari semua skenario pengujian yang dilakukan beserta saran untuk penelitian selanjutnya.

II. KAJIAN TEORI

A. *Bidirectional LSTM*

Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM) merupakan varian dari *Long Short Term Memory* (LSTM), yaitu jenis *Recurrent Neural Network* (RNN) yang memiliki kemampuan untuk mengingat, memproses, dan memprediksi nilai. RNN merupakan jenis *Neural Network* dengan fungsi yang sebenarnya sama dengan LSTM, yaitu RNN akan mengolah data yang telah dilatih untuk memprediksi data yang akan datang. Namun RNN memiliki kelemahan, dimana model RNN hanya dapat mengingat beberapa langkah sebelumnya dalam suatu baris data, sehingga model RNN tidak dapat mengingat semua langkah dalam suatu baris data yang panjang. Masalah pada RNN diatasi oleh LSTM, karena model LSTM memiliki sel memori yang dapat menyimpan langkah-langkah panjang dalam suatu baris data. Setiap sel dalam LSTM memiliki 3 gerbang, yaitu gerbang *input* yang akan menerima nilai baru yang masuk ke dalam sel, gerbang *forget* yang akan memilah nilai yang akan disimpan di dalam sel, dan gerbang *output* yang akan memutuskan apa yang dihasilkan dari sel tersebut.

Pada dasarnya perbedaan antara LSTM dan BiLSTM sangat minim, namun yang membedakan BiLSTM dengan LSTM adalah jenis inputnya. BiLSTM memiliki 2 jenis input, yaitu *forward state* dan *backward state* [8].

B. *Cuckoo Search Optimization*

Cuckoo Search adalah algoritma optimasi yang terinspirasi dari perilaku burung kukuk. Telur-telur yang ada di dalam sarang merepresentasikan solusi-solusi, yang artinya telur-telur baru merupakan solusi-solusi baru yang menggantikan telur-telur lama atau solusi-solusi lama yang tidak terlalu bagus di dalam sarang [9].

Cuckoo Search memiliki tiga aturan ideal yaitu:

1. Setiap burung kukuk bertelur satu per satu, dan meletakkan telur-telurnya ke dalam sarang yang dipilih secara acak.
2. Sarang terbaik dengan kualitas telur terbaik akan dibawa ke generasi berikutnya.
3. Jumlah sarang burung inang yang tersedia adalah tetap, probabilitas telur yang diletakkan oleh burung kukuk dan ditemukan oleh burung inang digambarkan oleh $p \in [0,1]$. Dalam hal ini burung inang dapat membuang telur atau meninggalkan sarang

dan membangun sarang baru.

C. Penelitian Terkait

Pada tahun 2021, Jujie Wang dan rekannya melakukan penelitian pada dataset SSE (*Shanghai Stock Exchange*) dan SZI (*Shenzen Stock Exchange*) untuk memprediksi harga saham menggunakan *K-means Clustering*, *Integrated Framework CSO-RBF* dan *Bidirectional LSTM* [7]. Dari penelitian ini, ditemukan bahwa kinerja algoritma CSO-RBF dan *Bidirectional LSTM* yang mereka buat memperoleh hasil yang sangat baik [7]. Mereka mendapatkan nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) sebesar 1.0079% untuk dataset SSE dan 1.1968% untuk dataset SZI [7]. Hal ini menunjukkan bahwa menggabungkan beberapa metode untuk memprediksi saham dapat meningkatkan kinerja prediksi, dibandingkan dengan hanya menggunakan satu metode saja.

Prediksi *return* saham dapat menggunakan berbagai metode untuk membangun modelnya, salah satunya adalah *Bidirectional LSTM*. *Bidirectional LSTM* merupakan salah satu varian dari LSTM. *Bidirectional LSTM* dengan LSTM dapat dibedakan dari jenis inputnya, pada *Bidirectional LSTM* terdapat 2 jenis *input* yaitu *input forward* dan *input backward*. Ada banyak penelitian yang menunjukkan perbandingan kinerja antara metode LSTM dan *Bidirectional LSTM* [10], [11], [12]. Mereka menemukan bahwa *Bidirectional LSTM* mendapatkan hasil prediksi yang lebih baik jika dibandingkan dengan LSTM [10], [11], [12]. Meskipun waktu yang dibutuhkan untuk menjalankan

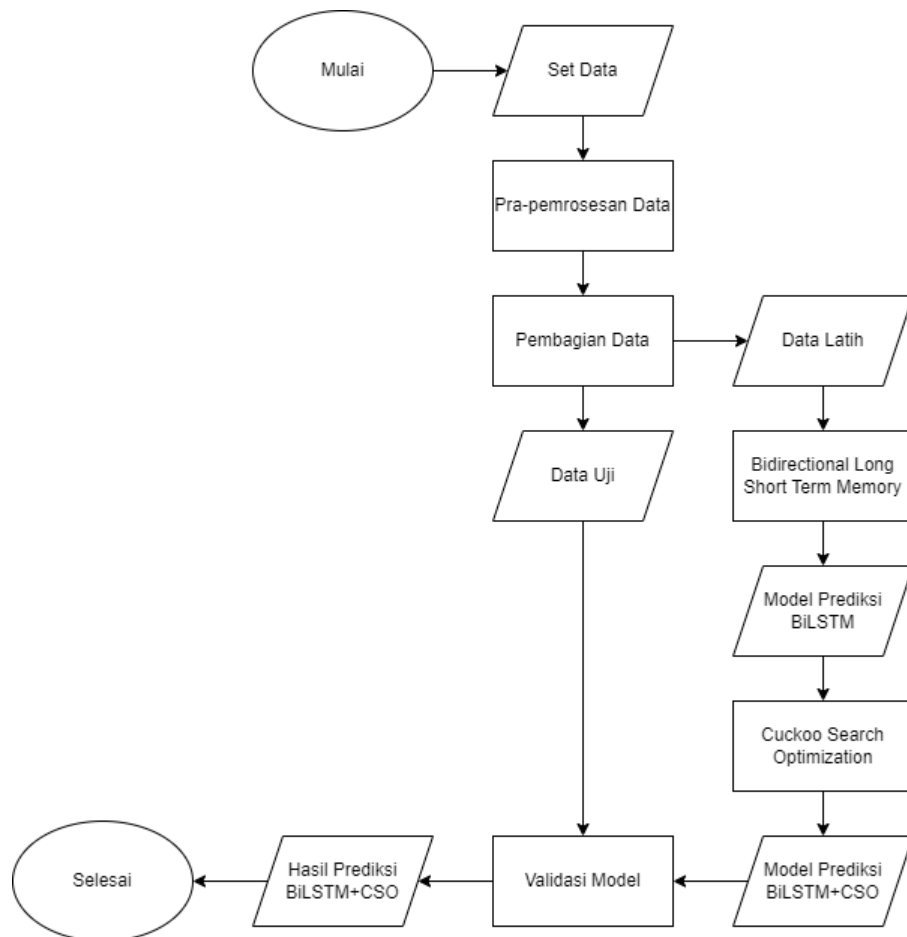
model *Bidirectional LSTM* lebih lama jika dibandingkan dengan LSTM [10].

Cuckoo Search Optimization adalah metode yang biasa digunakan untuk melakukan optimasi, optimasi ini biasanya digunakan untuk mencari nilai optimal. Terdapat penelitian yang menggunakan model prediksi ARIMA yang dikombinasikan dengan *Cuckoo Search Optimization* [13]. Hasil yang ditemukan pada metode ARIMA yang dikombinasikan dengan *Cuckoo Search Optimization*, mendapatkan performa prediksi yang lebih baik, jika dibandingkan dengan menggunakan metode ARIMA saja [13]. Pada penelitian lain ditemukan bahwa metode *Cuckoo Search Optimization* ketika dikombinasikan dengan metode *Support Vector Machine*, mengalami penurunan performa [14]. Pada penelitian lain juga dengan menggunakan *Grey-Markov Model* yang dioptimasi dengan metode *Cuckoo Search Optimization* juga menunjukkan performa yang baik, jika dibandingkan dengan performa model yang tidak dioptimasi dengan metode *Cuckoo Search Optimization* [15]. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, pengoptimalan model dengan menggunakan metode *Cuckoo Search Optimization* dapat meningkatkan kinerja model, walaupun tidak semua model cocok dengan metode ini.

III. METODE

A. Alur Sistem

Sistem yang dibangun adalah prediksi *return* saham menggunakan algoritma BiLSTM dan *Cuckoo Search Optimization*. Pemodelan dan perancangan sistem dapat dilihat sebagai berikut.



GAMBAR 1. ALUR SISTEM

B. Dataset

Dataset yang digunakan adalah 20 data saham harian dari indeks IDX30 dengan rentang waktu 1 Februari 2017 hingga 1 Februari 2022. Data tersebut dibagi menjadi data uji dan data latih dengan perbandingan 80:20.

C. Data Preprocessing

Preprocessing data dilakukan untuk mengubah bentuk data agar data tersebut dapat digunakan untuk kebutuhan selanjutnya [16]. Ada beberapa tahapan persiapan data yang dilakukan yaitu *Handling Missing Value* yang bertujuan untuk mengatasi data yang hilang atau kosong. Untuk mengatasi hal tersebut dapat dilakukan dengan menghapus data atau mengisi data dengan nilai rata-rata. Pada tugas akhir ini data yang hilang dihapus karena biasanya data yang hilang disebabkan oleh hari libur, sehingga tidak terjadi perdagangan saham. Jika data saham yang diperoleh dari Yahoo Finance kosong atau *null* tetapi bukan hari libur, maka data saham pada hari tersebut diperoleh dari sumber lain, dalam tugas akhir ini sumber data saham selain Yahoo Finance adalah Investing.com.

Setelah data yang hilang teratasi, maka dilakukan normalisasi data yang bertujuan untuk merubah data agar nilai satu data dan data lainnya

tidak terpaat terlalu jauh. Tahap normalisasi data dilakukan dengan penskalaan *min-max* dengan fungsi sebagai berikut:

$$X_{scaled} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \tag{1}$$

1. X_{scaled} : Nilai yang sudah di *scaling*
2. X : Nilai yang akan di *scaling*
3. X_{min} : Nilai minimum dari data
4. X_{max} : Nilai maksimum dari data

D. Parameter Validasi

Untuk proses validasi yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Error* (MAE). Hal ini berfungsi untuk mengetahui baik atau buruknya hasil prediksi dari suatu model. Semakin kecil nilai RMSE dan MAE maka semakin baik prediksi yang dihasilkan.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^H (y_i^{pred} - y_i^{true})^2}{H}} \tag{2}$$

$$MAE = \frac{1}{H} \sum_{i=1}^H |y_i^{true} - y_i^{pred}| \tag{3}$$

1. i : Waktu
2. y_i^{pred} : Nilai prediksi pada iterasi i
3. y_i^{true} : Nilai sebenarnya pada iterasi i
4. H : Jumlah total pengamatan

E. Perhitungan *Return*

Karena tidak ada nilai *return* harian dalam dataset, maka perlu untuk menghitung nilai *return* yang dapat dilakukan dengan cara:

$$Return = \frac{(P_t - P_{t-1})}{P_{t-1}} \quad (4)$$

$$Return\ Prediksi = \frac{(y_t - P_{t-1})}{P_{t-1}} \quad (5)$$

1. P : Harga Saham
2. t : Waktu
3. y : Prediksi harga saham
4. P_t, P_{t-1} : Harga saham pada waktu t .
5. y_t : Prediksi harga saham pada waktu t .

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Pengujian Pertama

Pada pengujian pertama, prediksi *return* saham diperoleh dengan menggunakan prediksi harga saham terlebih dahulu, kemudian hasil dari prediksi harga saham tersebut diolah menjadi prediksi *return* saham. Kolom yang digunakan pada pengujian pertama adalah kolom *Close*. Dapat dilihat pada gambar di bawah ini.

	Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
0	2017-02-01	2560.0	2590.0	2550.0	2560.0	2346.270508	16061800.0
1	2017-02-02	2590.0	2600.0	2550.0	2580.0	2364.600098	12152300.0
2	2017-02-03	2590.0	2600.0	2580.0	2580.0	2364.600098	16009100.0
3	2017-02-06	2580.0	2600.0	2550.0	2570.0	2355.435303	10508200.0
4	2017-02-07	2560.0	2570.0	2520.0	2540.0	2327.939941	11529700.0

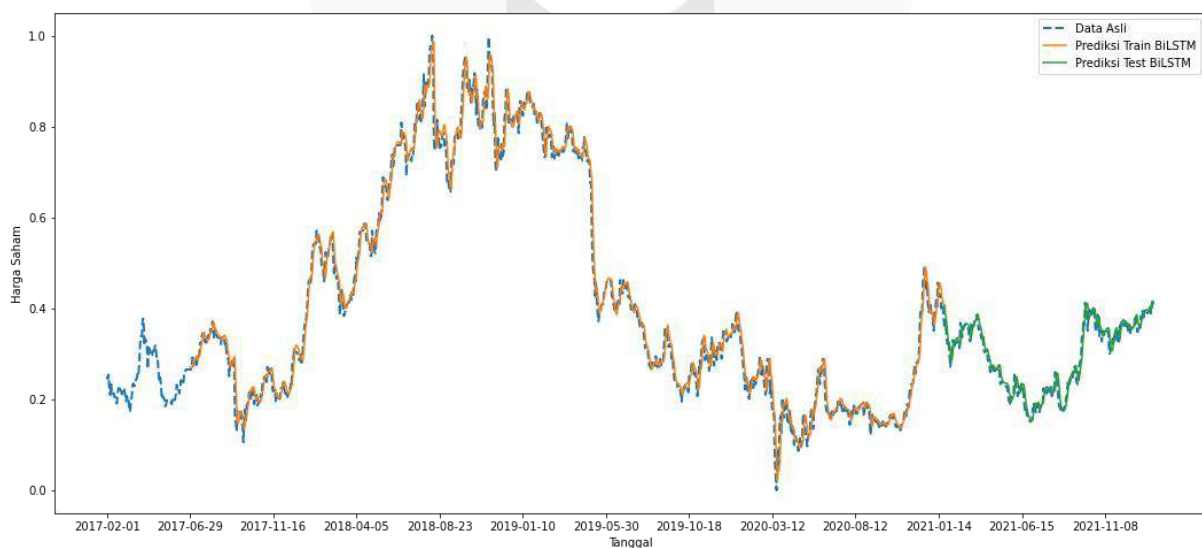
GAMBAR 2. BENTUK DATASET SAHAM PADA PENGUJIAN PERTAMA

Kemudian pada metode BiLSTM, pertama dilakukan proses pencarian parameter *learning rate* dan *epoch* terbaik yang dilakukan dengan cara mencari satu persatu kombinasi parameter untuk memprediksi *return* saham. Parameter terbaik dapat ditemukan dengan melihat nilai RMSE dan *running time*. Semakin kecil nilai RMSE dan semakin sedikit *running time*, maka semakin baik kombinasi parameternya.

TABEL 1. HASIL PENCARIAN KOMBINASI PARAMETER PADA PENGUJIAN PERTAMA

Learning rate, epoch	RMSE	Waktu
1e-3, 20	0.048624383	2 menit
1e-4, 100	0.048171663	10 menit
1e-5, 200	0.051427975	18 menit
1e-6, 350	0.066626219	31 menit
1e-7, 500	0.087283436	46 menit

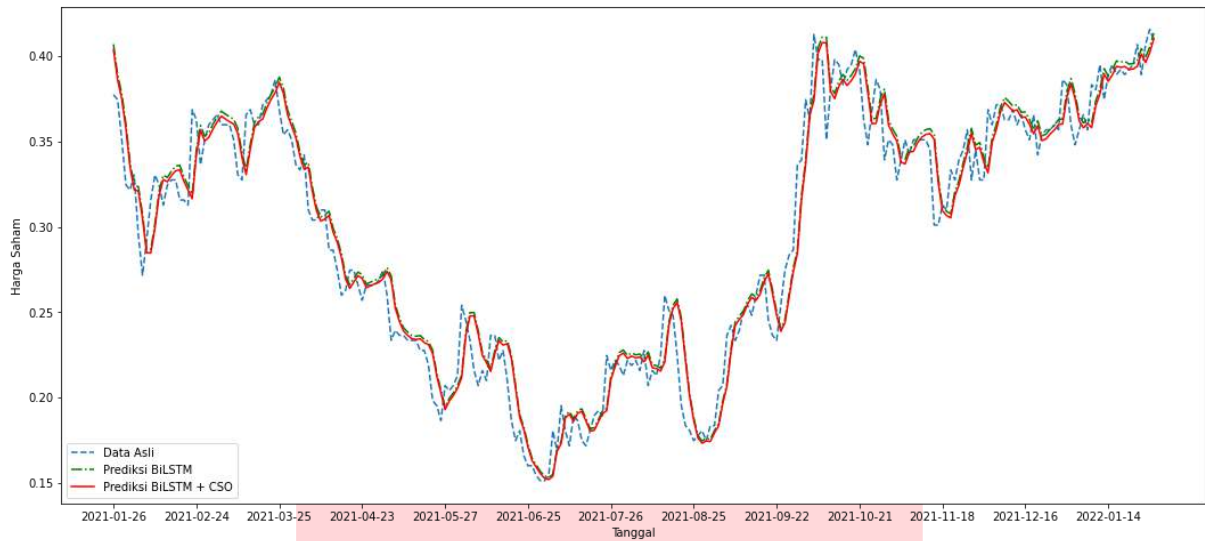
Dari hasil pencarian kombinasi parameter di atas, parameter *learning rate* dan *epoch* terbaik untuk pengujian pertama adalah 1e-4 dan 100. Sehingga pada pengujian pertama digunakan *learning rate* 1e-4, *epoch* 100, ukuran *batch* 10, dan *optimizer* adam.



GAMBAR 3. HASIL PREDIKSI HARGA DATA LATIH DAN DATA UJI OLEH BILSTM PADA PENGUJIAN PERTAMA

Metode *Cuckoo Search Optimization* menggunakan generasi maksimum 1000, ukuran populasi 50,

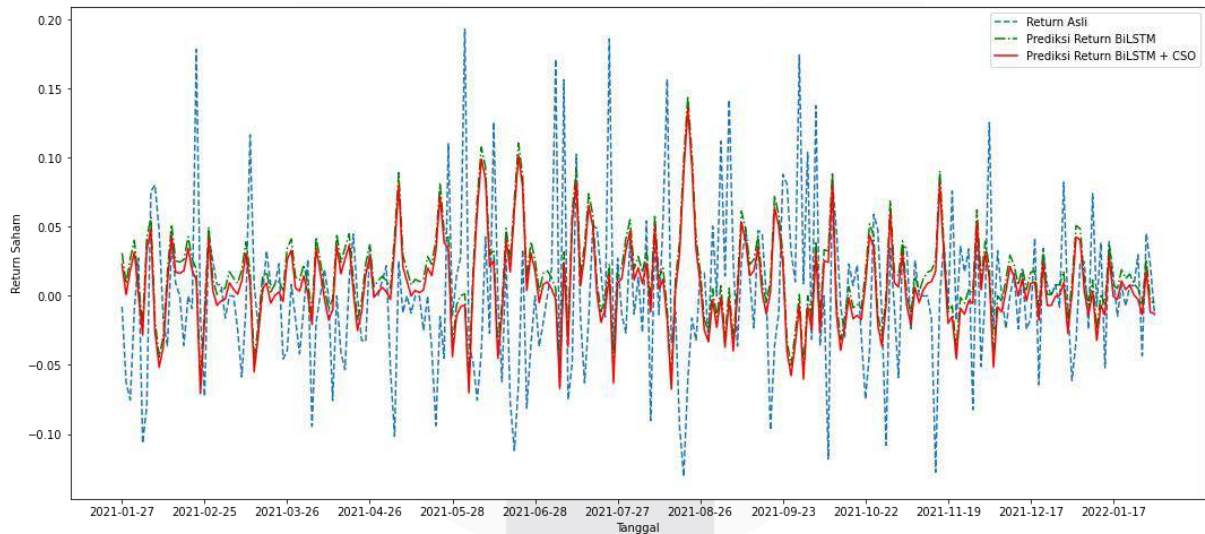
lambda 1.5, Pa 0.25, dan fungsi objektif yang digunakan adalah RMSE.



GAMBAR 4. HASIL PREDIKSI HARGA DATA UJI SETELAH MENGGUNAKAN BiLSTM DAN *CUCKOO SEARCH* PADA PENGUJIAN PERTAMA

Setelah melakukan prediksi harga saham menggunakan BiLSTM dengan optimasi *Cuckoo Search*. Kemudian prediksi harga saham tersebut

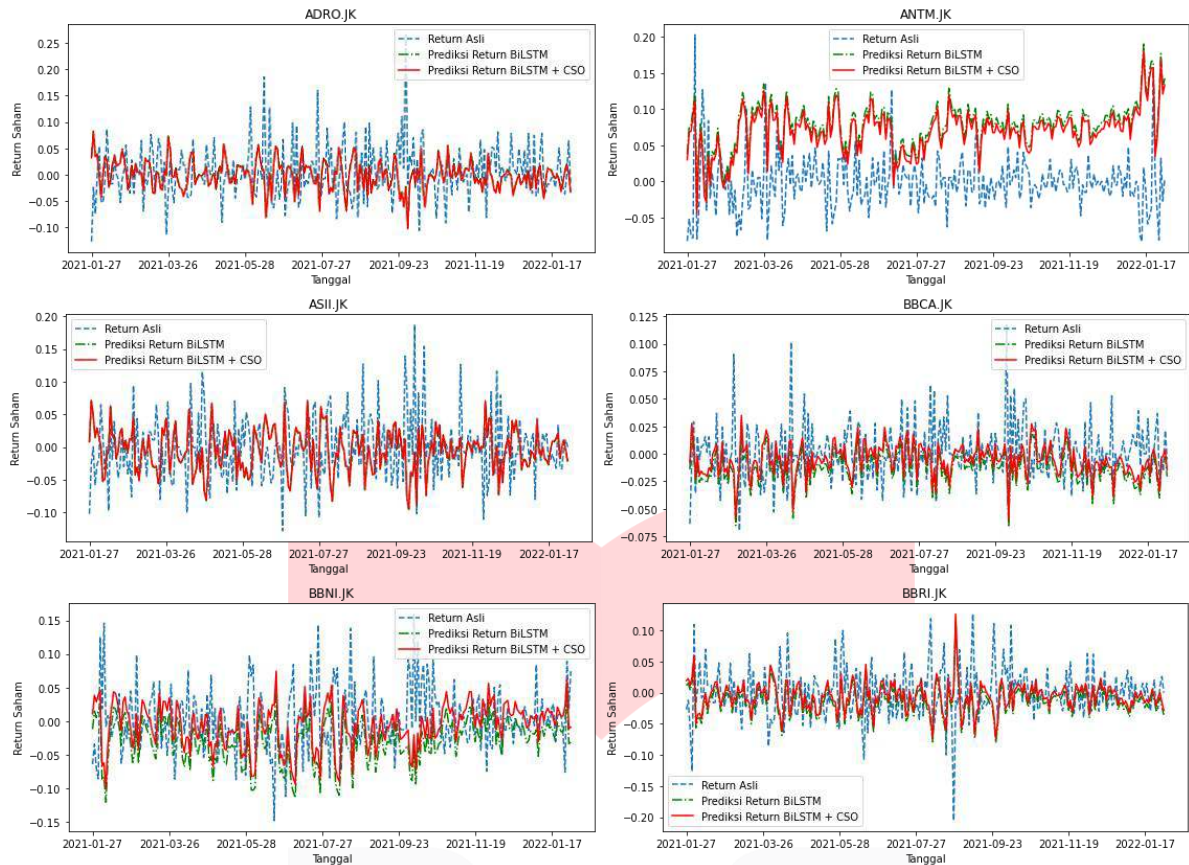
dikonversi menjadi prediksi *return* sehingga mendapatkan hasil seperti gambar dibawah ini.



GAMBAR 5. HASIL PREDIKSI *RETURN* DARI TURUNAN PREDIKSI HARGA

Setelah mengkonversi prediksi harga menjadi prediksi *return*, diperoleh hasil prediksi *return*

saham seperti terlihat pada Gambar 6 dan Tabel 2 di bawah ini.



GAMBAR 6. SAMPEL HASIL PREDIKSI RETURN PADA PENGUJIAN PERTAMA

TABEL 2. HASIL PREDIKSI PADA PENGUJIAN PERTAMA

Saham	BiLSTM		BiLSTM.CSO	
	RMSE	MAE	RMSE	MAE
ADRO.JK	0.055303808	0.041228397	0.055426621	0.041238946
ANTM.JK	0.092096004	0.083159884	0.084703178	0.075470425
ASII.JK	0.053766828	0.041555468	0.053694637	0.041486458
BBKA.JK	0.029204995	0.022080488	0.027085680	0.020203857
BBNJ.JK	0.065101385	0.048472884	0.058424823	0.043963702
BBRI.JK	0.047111645	0.034340470	0.045677692	0.033052196
BBTN.JK	0.067910860	0.053447799	0.051211245	0.037027590
BMRI.JK	0.048920608	0.038233512	0.045452245	0.035235182
BRPT.JK	0.044669765	0.034669935	0.041649878	0.030434264
CPIN.JK	0.040781266	0.031303460	0.038105174	0.028671156
EMTK.JK	0.103447364	0.086644361	0.086098307	0.069196050
EXCL.JK	0.068435499	0.050598256	0.065517478	0.047448533
INCO.JK	0.054565619	0.041526147	0.051532346	0.038365594
INDF.JK	0.084225154	0.065011353	0.084404635	0.065200256
INKP.JK	0.051124511	0.038323247	0.043836079	0.032015501
KLBF.JK	0.048866074	0.036056053	0.046738975	0.033553534
MDKA.JK	0.087885107	0.074032276	0.098642719	0.084733887
MIKA.JK	0.052234311	0.037445875	0.052391969	0.037333760
PGAS.JK	0.060562343	0.045751122	0.061160871	0.045482644
PTBA.JK	0.065819004	0.047942193	0.065651942	0.047710708

B. Hasil Pengujian Kedua

Pada pengujian kedua, prediksi *return* saham diujikan pada dataset saham dengan mengolah harga saham menjadi *return* saham terlebih dahulu. Kolom yang digunakan untuk proses perubahan data harga saham menjadi data *return* saham adalah kolom

Close. Sehingga kolom yang digunakan pada pengujian kedua adalah kolom *Return*. Dapat dilihat pada gambar di bawah ini.

	Date	Open	High	Low	Close	Adj Close
0	2017-02-01	2560.0	2590.0	2550.0	2560.0	2346.270508
1	2017-02-02	2590.0	2600.0	2550.0	2580.0	2364.600098
2	2017-02-03	2590.0	2600.0	2580.0	2580.0	2364.600098
3	2017-02-06	2580.0	2600.0	2550.0	2570.0	2355.435303
4	2017-02-07	2560.0	2570.0	2520.0	2540.0	2327.939941

GAMBAR 7.
BENTUK DATASET PADA PENGUJIAN KEDUA

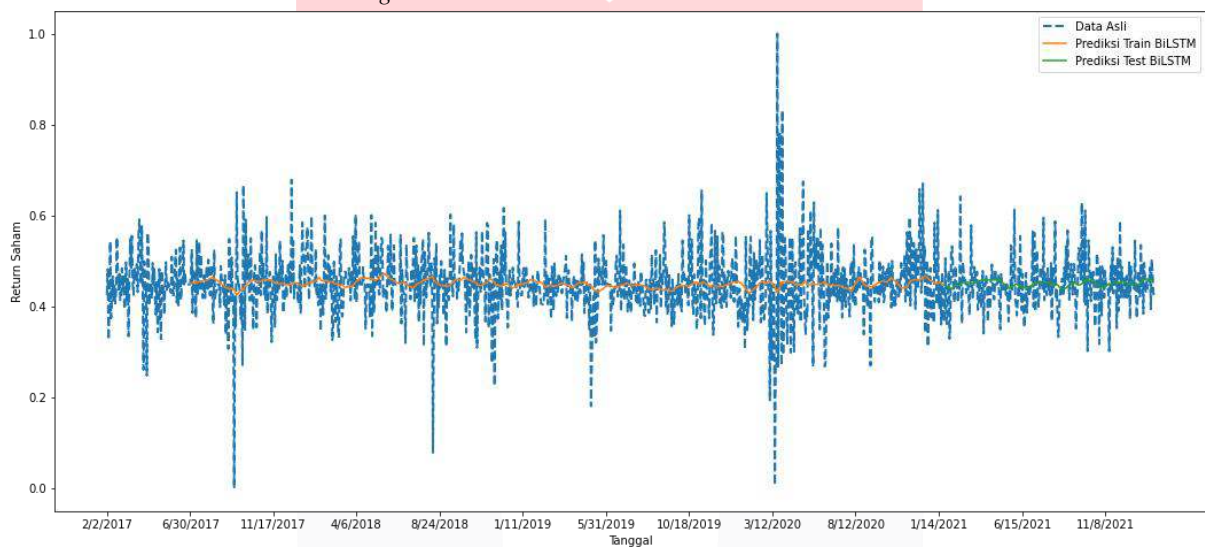
Seperti pengujian pertama pada pengujian kedua metode BiLSTM, pertama dilakukan proses pencarian parameter *learning rate* dan *epoch* terbaik yang dilakukan dengan cara mencari satu persatu kombinasi parameter untuk memprediksi return saham. Parameter terbaik dapat ditemukan dengan melihat nilai RMSE dan *running time*. Semakin

kecil nilai RMSE dan semakin sedikit *running time*, maka semakin baik kombinasi parameteranya.

TABEL 3.
HASIL PENCARIAN KOMBINASI PARAMETER PADA PENGUJIAN KEDUA

Learning rate, epoch	RMSE	Waktu
1e-3, 20	0.060523490	2 menit
1e-4, 100	0.058264680	10 menit
1e-5, 200	0.055792156	18 menit
1e-6, 350	0.055737149	31 menit
1e-7, 500	0.055640823	46 menit

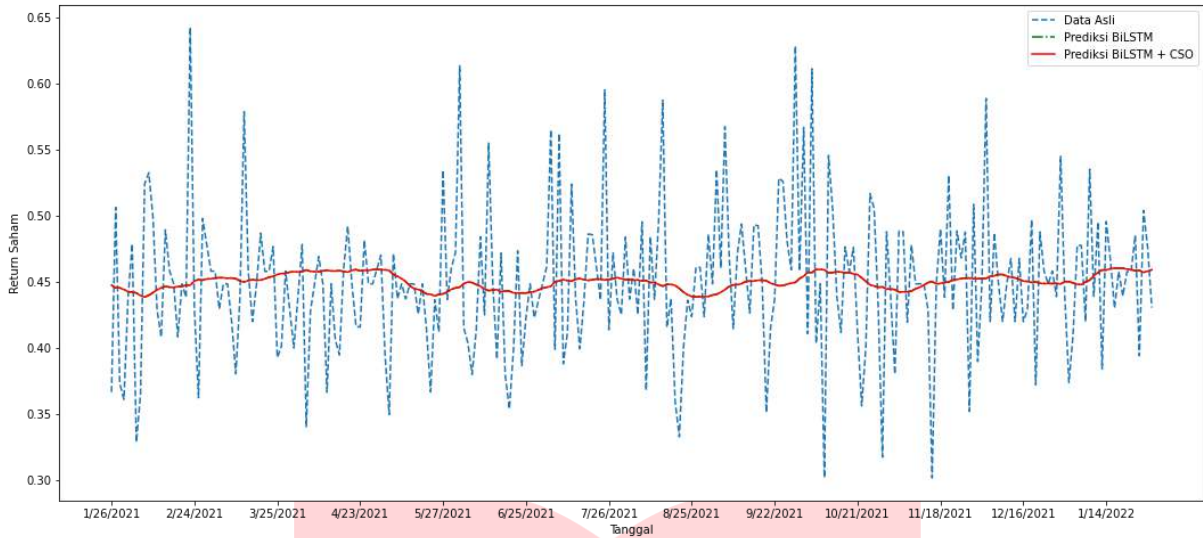
Dari hasil pencarian kombinasi parameter di atas, parameter *learning rate* dan *epoch* terbaik untuk pengujian kedua adalah 1e-7 dan 500. Sehingga pada pengujian kedua digunakan *learning rate* 1e-7, *epoch* 500, ukuran *batch* 10, dan *optimizer* adam.



GAMBAR 8.
HASIL PREDIKSI RETURN DATA LATIH DAN DATA UJI OLEH BiLSTM PADA PENGUJIAN KEDUA

Metode *Cuckoo Search Optimization* menggunakan generasi maksimum 1000, ukuran

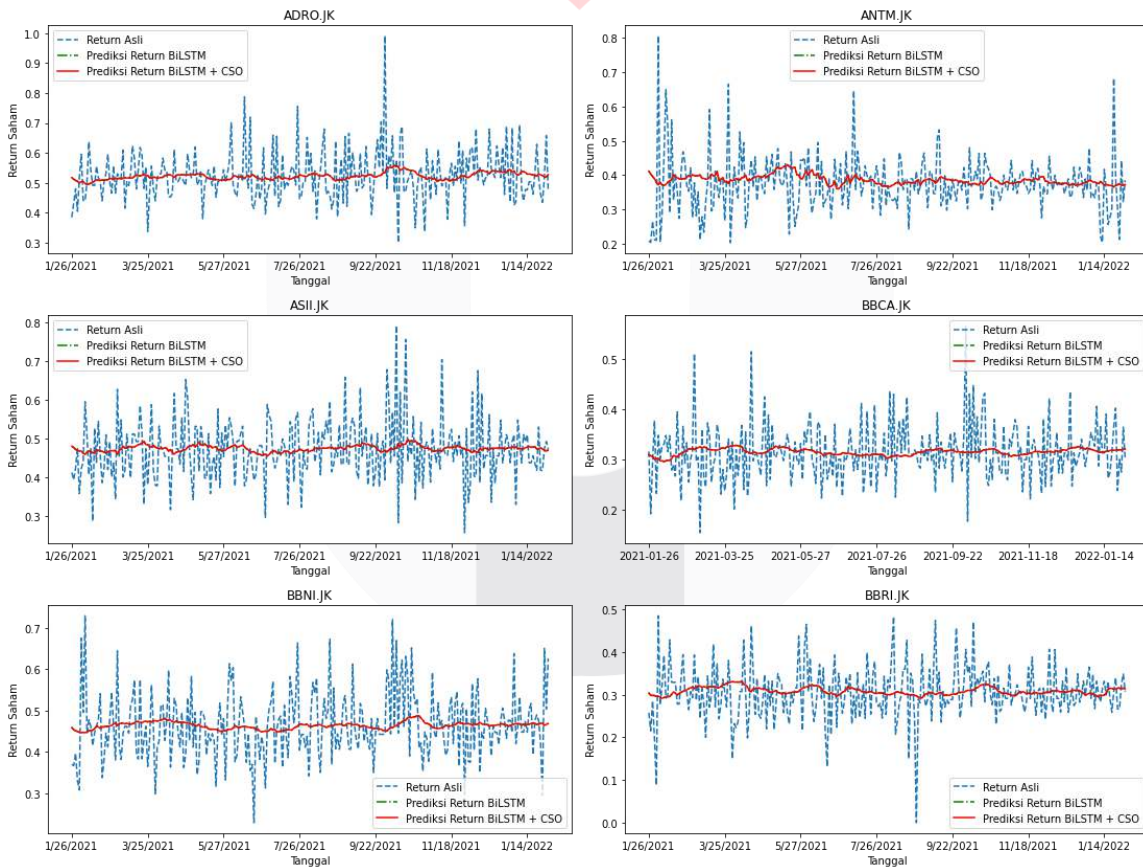
populasi 50, lambda 1.5, Pa 0.25, dan fungsi objektif yang digunakan adalah RMSE.



GAMBAR 9. HASIL PREDIKSI RETURN DATA UJI SETELAH MENGGUNAKAN BiLSTM DAN CUCKOO SEARCH PADA PENGUJIAN KEDUA

Kemudian setelah melewati proses prediksi menggunakan BiLSTM yang dioptimasi dengan

Cuckoo Search, maka diperoleh hasil prediksi seperti yang ditunjukkan pada Gambar 10 dan Tabel 4 berikut.



GAMBAR 10. SAMPEL HASIL PREDIKSI RETURN PADA PENGUJIAN KEDUA

TABEL 4. HASIL PREDIKSI PADA PENGUJIAN KEDUA

Saham	BiLSTM		BiLSTM.CSO	
	RMSE	MAE	RMSE	MAE
ADRO.JK	0.083608144	0.060783287	0.083610883	0.060775914
ANTM.JK	0.084251922	0.059500998	0.084249468	0.059498267
ASII.JK	0.080364009	0.060772921	0.080360253	0.060763951

BBCA.JK	0.056502531	0.041827229	0.056502577	0.041828414
BBNI.JK	0.081335021	0.062427262	0.081334842	0.062428213
BBRI.JK	0.063521928	0.047019373	0.063521433	0.047018545
BBTN.JK	0.064907649	0.046876423	0.063521433	0.046879586
BMRI.JK	0.062195241	0.048089579	0.062195423	0.048091530
BRPT.JK	0.094544641	0.068608385	0.094545230	0.068608754
CPIN.JK	0.075303589	0.054875350	0.075302077	0.054867289
EMTK.JK	0.089607344	0.068008514	0.089615598	0.068026638
EXCL.JK	0.055656951	0.041347917	0.055655427	0.041355478
INCO.JK	0.086506127	0.061456063	0.086504893	0.061454558
INDF.JK	0.058121624	0.043162649	0.058122526	0.043161236
INKP.JK	0.075735886	0.056763194	0.075731593	0.056752234
KLBF.JK	0.070300840	0.050217889	0.070301319	0.050226523
MDKA.JK	0.084058573	0.060041410	0.084059329	0.060047705
MIKA.JK	0.076305509	0.055528059	0.076305750	0.055527727
PGAS.JK	0.060513910	0.045633647	0.060509776	0.045620213
PTBA.JK	0.055632598	0.040710019	0.055632535	0.040709425

C. Analisis Hasil Pengujian

Dari kedua pengujian yang dilakukan, terdapat perbedaan yang signifikan pada kedua pengujian tersebut. Pada pengujian pertama dari 20 dataset saham yang diujikan, penggunaan metode *Cuckoo Search Optimization* pada hasil prediksi BiLSTM memiliki perbedaan yang cukup signifikan. Hal ini dikarenakan pada pengujian pertama, prediksi return saham berasal dari perubahan atau turunan dari prediksi harga saham. Data harga saham tidak mengalami perubahan naik turun yang cepat, ini mempengaruhi performa prediksi yang dilakukan oleh BiLSTM menjadi sangat baik. Sehingga hasil prediksi BiLSTM saat optimasi menggunakan *Cuckoo Search* memiliki perbedaan yang cukup signifikan antara hasil prediksi BiLSTM yang dioptimasi dan yang tidak dioptimasi. Dari 20 dataset yang diujikan pada pengujian pertama, 15 dataset diantaranya memiliki nilai RMSE dan MAE yang lebih kecil ketika menggunakan BiLSTM dan *Cuckoo Search*.

Sedangkan pada pengujian kedua dari 20 dataset saham yang diujikan, penggunaan optimasi *Cuckoo Search* pada hasil prediksi BiLSTM tidak memiliki perbedaan yang terlalu signifikan. Kemungkinan besar hal ini disebabkan karena data return saham mengalami perubahan naik turun dengan cepat yang mempengaruhi hasil prediksi BiLSTM menjadi kurang optimal. Sehingga ketika hasil prediksi BiLSTM dilakukan optimasi menggunakan *Cuckoo Search* perbedaannya tidak signifikan. Dari 20 dataset yang diujikan pada pengujian kedua, hanya 8 data saham yang memiliki nilai RMSE dan MAE lebih kecil ketika menggunakan BiLSTM dan *Cuckoo Search*.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa menggunakan *Cuckoo Search Optimization* dapat meningkatkan hasil prediksi dari *Bidirectional LSTM*. Dapat disimpulkan juga bahwa *Cuckoo Search Optimization* kurang mampu mengoptimasi hasil prediksi ketika hasil prediksi dari BiLSTM buruk.

Dapat dilihat pada pengujian pertama, prediksi *return* saham yang diperoleh dari prediksi harga saham memiliki hasil yang baik. Dari 20 data saham yang diujikan, 15 diantaranya memiliki nilai RMSE dan MAE yang lebih kecil ketika hasil prediksi *Bidirectional LSTM* dioptimasi dengan *Cuckoo Search Optimization*. Hal ini dikarenakan data harga saham tidak mengalami perubahan naik turun secara cepat, sehingga BiLSTM dapat menghasilkan model prediksi yang baik.

Sedangkan pada pengujian kedua, prediksi *return* saham diperoleh dari data *return* saham. Dari 20 data saham yang diujikan, hanya 8 data saham yang memiliki nilai RMSE dan MAE lebih kecil ketika hasil prediksi *Bidirectional LSTM* dioptimasi dengan *Cuckoo Search Optimization*, bahkan perbedaannya tidak terlalu signifikan. Hal ini kemungkinan besar karena data *return* saham mengalami perubahan naik turun secara cepat, sehingga model prediksi yang dihasilkan oleh *Bidirectional LSTM* bisa dikatakan buruk.

Pada penelitian selanjutnya, para peneliti diharapkan dapat mengubah *layer*, meminimalkan *learning rate*, dan meningkatkan *epoch* pada BiLSTM. Tujuannya adalah untuk melihat apakah dengan mengubah parameter-parameter tersebut dapat meningkatkan akurasi prediksi yang dihasilkan.

REFERENSI

- [1] R. Astuti, "Pengaruh Faktor Makro Ekonomi terhadap Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) di Bursa Efek Indonesia (BEI) Periode 2006-2015," *Jurnal Berkala Ilmiah Efisiensi*, 2016.
- [2] C. Kwofie and R. K. Ansah, "A Study of the Effect of Inflation and Exchange Rate on Stock Market Returns in Ghana," *International Journal of Mathematics and Mathematical Sciences*, vol. 2018, 2018.
- [3] S. M. Avdalović and I. Milenković, "Impact of Company Performances on the Stock Price: An eEmpirical Analysis on Select Companies in Serbia," *Economics of Agriculture*, vol. 64, pp. 561-570, 2017.
- [4] A. Kempf, C. Merkle and A. Niessen-Ruenzi,

- "Low Risk and High Return-Affective Attitudes and Stock Market Expectations," *European Financial Management*, vol. 20, pp. 995-1030, 2014.
- [5] G. S. Atsalakis and K. P. Valavanis, "Surveying Stock Market Forecasting Techniques-Part I: Conventional Methods," *Journal of Computational Optimization in Economics and Finance*, vol. 2, pp. 45-92, 2010.
- [6] M. Usmani, S. H. Adil, K. Raza and S. S. A. Ali, "Stock Market Prediction using Machine Learning Techniques," in *2016 3rd International Conference on Computer and Information Sciences (ICCOINS)*, 2016.
- [7] W. Jujie, C. Yu, Q. Shiyao and C. Quan, "Cuckoo Search Optimized Integrated Framework Based on Feature Clustering and Deep Learning for Daily Stock Price Forecasting.," *Economic Computation & Economic Cybernetics Studies & Research*, vol. 55, 2021.
- [8] M. Schuster and K. Paliwal, "Networks Bidirectional Recurrent Neural," *IEEE Trans Signal Proces*, vol. 45, pp. 2673-2681, 1997.
- [9] X. S. Yang and S. Deb, "Cuckoo Search via Lévy Flights," in *2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC)*, 2009.
- [10] M. A. I. Sunny, M. M. S. Maswood and A. G. Alharbi, "Deep Learning-Based Stock Price Prediction Using LSTM and Bi-Directional LSTM Model," in *2020 2nd Novel Intelligent and Leading Emerging Sciences Conference (NILES)*, 2020.
- [11] K. A. Althelaya, E. S. M. El Alfy and S. Mohammed, "Evaluation of Bidirectional LSTM for Short-and Long-term Stock Market Prediction," in *2018 9th International Conference on Information and Communication Systems (ICICS)*, 2018.
- [12] M. Jia, J. Huang, L. Pang and Q. Zhao, "Analysis and Research on Stock Price of LSTM and Bidirectional LSTM Neural Network," in *Proceedings of the 3rd International Conference on Computer Engineering, Information Science & Application Technology (ICCIA 2019)*, 2019.
- [13] F. Wu, C. Cattani, W. Song and E. Zio, "Fractional ARIMA with an Improved Cuckoo Search Optimization for the Efficient Short-term Power Load Forecasting," *Alexandria Engineering Journal*, vol. 59, pp. 3111-3118, 2020.
- [14] X. Zhang, J. Wang and K. Zhang, "Short-term Electric Load Forecasting based on Singular Spectrum Analysis and Support Vector Machine Optimized by Cuckoo Search Algorithm," *Electric Power Systems Research*, vol. 2017, pp. 270-285, 2017.
- [15] X. Sun, W. Sun, J. Wang, Y. Zhang and Y. Gao, "Using a Grey-Markov Model Optimized by Cuckoo Search Algorithm to Forecast the Annual Foreign Tourist Arrivals to China," *Tourism Management*, vol. 52, pp. 369-379, 2016.
- [16] S. A. Alasadi and W. S. Bhaya, "Review of Data Preprocessing Techniques in Data Mining," *Journal of Engineering and Applied Sciences*, vol. 12, pp. 4102-4107, 2017.