



Convolutional Neural Network – Long Short Term Memory Untuk Prediksi Harga Emas Indonesia

Susi Handayani¹, Taslim², Dafwen Toresa³

¹susi@unilak.ac.id, ¹taslim@unilak.ac.id, ³dafwen@unilak.ac.id

Universitas Lancang Kuning

Informasi Artikel

Diterima : 5 Aug 2022

Direview : 24 Aug 2022

Disetujui : 9 Dec 2022

Kata Kunci

Emas, prediksi, CNN, optimasi, LSTM, validitas

Abstrak

Dalam bidang ekonomi secara umum emas memiliki tiga fungsi utama yaitu fungsi moneter, investasi dan fungsi dalam bidang industri. Dalam dunia keuangan Prediksi terhadap tren fluktuasi harga emas merupakan isu penting. Algoritma convolutional neural network merupakan salah satu algoritma yang populer di domain klasifikasi gambar. Namun algoritma ini juga dapat diterapkan pada masalah 1 dimensi, seperti memprediksi nilai berikutnya dalam urutan, baik itu deret waktu atau kata berikutnya dalam sebuah kalimat. Pada penelitian ini algoritma convolutional Neural Network dioptimasi dengan long shot time memory untuk memprediksi harga emas Indonesia sejak tahun 1979 sampai dengan tahun 2021 dengan jumlah data sebanyak 511 *record*. Pengujian dilakukan dengan tiga nilai *epoch* yang berbeda yaitu 50, 100 dan 150 dengan uji validitas menggunakan RMSE. Dari hasil pengujian diperoleh nilai *train RMSE* dan *validation RMSE* terkecil dihasilkan pada epoch 150 yaitu sebesar 0.0138 untuk *train RMSE* dan 0.0402 untuk *validation RMSE*.

Keywords

Gold, prediction, CNN, optimization, LSTM, validation.

Abstrak

In the economic field, gold generally has three main functions, namely the monetary function, investment and industrial functions. In the financial world, prediction of the trend of gold price fluctuations is an important issue. Convolutional neural network algorithm is one of the popular algorithms in the image classification domain. But this algorithm can also be applied to 1-dimensional problems, such as predicting the next value in a sequence, be it a time series or the next word in a sentence. In this study, the Convolutional Neural Network algorithm was optimized with long shot time memory to predict the price of Indonesian gold from 1979 to 2021 with a total of 511 records. The test was carried out with three different epoch values, namely 50, 100 and 150 with a validity test using RMSE. From the test results, the smallest RMSE train value and RMSE validation are generated at epoch 150, which is 0.0138 for RMSE train and 0.0402 for RMSE validation.

A. Pendahuluan

Diantara berbagai bentuk investasi, emas merupakan salah satu pilihan investasi dengan kategori yang aman. Di Indonesia hal ini dapat dilihat dari banyaknya lembaga yang menyediakan jenis investasi, tabungan dan jenis gadai dalam bentuk emas. Disamping itu emas memiliki banyak fungsi dalam perkembangan ekonomi global, dan Fluktuasi harga emas mencerminkan perkembangan ekonomi dunia [1]. Di sisi lain, emas adalah aset yang sangat penting dalam cakupan dan diversifikasi portofolio investasi dan, oleh karena itu, penting untuk memprediksi volatilitas aset ini di masa depan[2]. Prediksi pasar emas tidak hanya menarik dari sudut pandang efisiensi pasar, tetapi juga relevan bagi investor swasta dan institusional serta perusahaan manajemen aset. Dibandingkan dengan pasar ekuitas, obligasi, dan mata uang[3]. Seperti yang ditunjukkan oleh beberapa penelitian terbaru secara empiris, fluktuasi harga emas di masa depan sulit untuk diramalkan [4].

Penggunaan model peramalan deret waktu linear atau model jaringan saraf tiruan untuk memprediksi tren harga memiliki keterbatasan[5], oleh sebab itu beberapa penelitian menggabungkan keunggulan berbagai metode dan menggunakan berbagai algoritma terbaik untuk meningkatkan dan pengembangan tren pembelajaran deret waktu keuangan[6].

Dalam deep learning terdapat beberapa metode prediksi rentet waktu, salah satunya adalah convolutional neural network yang populer di domain klasifikasi gambar. Namun, algoritma ini juga dapat diterapkan pada masalah 1 dimensi, seperti memprediksi nilai berikutnya dalam urutan, baik itu deret waktu atau kata berikutnya dalam sebuah kalimat. Convolutional Neural Network (CNN) banyak digunakan untuk memecahkan masalah yang kompleks. Pendekatan ini digunakan untuk mengatasi keterbatasan pada pembelajaran machine learning tradisional [7].

Model CNN dapat digunakan dalam model hybrid dengan backend LSTM di mana Jaringan CNN-LSTM adalah kombinasi dari lapisan CNN untuk ekstraksi fitur pada data masukan dan lapisan LSTM untuk memberikan prediksi urutan. Jaringan ini digunakan dalam berbagai masalah seperti pengenalan aktivitas, deskripsi gambar, deskripsi video, prediksi deret waktu visual, dan pembangkitan anotasi tekstual dari urutan gambar[8][9]. CNN-LSTM telah menarik banyak perhatian penelitian karena kelebihanannya dalam menggabungkan kekuatan ekstraksi fitur otomatis di CNN dan kemampuan menangkap dependensi temporal jangka panjang di LSTM[10].

W. Lu menggunakan CNN-LSTM untuk peramalan harga saham untuk harga penutupan saham peramalan hari berikutnya. Menggabungkan keuntungan dari jaringan saraf convolutional (CNN) yang dapat mengekstrak fitur efektif dari data, dan memori jangka pendek panjang (LSTM) yang tidak hanya dapat menemukan saling ketergantungan data dalam data deret waktu, tetapi juga secara otomatis mendeteksi mode terbaik yang sesuai untuk data yang relevan, ini metode efektif dapat meningkatkan akurasi peramalan harga saham[6]. Prince menerapkan salah satu teknik jaringan saraf dalam yang representatif, yaitu, 1D-CNN dengan LSTM,

untuk memprediksi variasi aliran udara dari sistem ventilasi. Ini memanfaatkan keunggulan CNN, yang secara efektif mengekstrak fitur sistem, sedangkan LSTM dapat meniru perkembangan berurutan jangka panjang dari data deret waktu input digunakan untuk memprediksi aliran udara sistem ventilasi. Hasilnya menunjukkan bahwa model yang diusulkan akurasi dan kerugian 1D-CNN-LSTM adalah 96,7%, dan 0,01348 memberikan hasil terbaik dibandingkan CNN, LSTM, 1D-CNN-LSTM, ANN yang lain[11]. CNN-LSTM untuk curah hujan dan limpasannya digunakan oleh Li berdasarkan peta radar curah hujan dua dimensi dimana CNN digunakan untuk memproses peta curah hujan dua dimensi dan LSTM untuk memori jangka panjang pendek untuk memproses data output satu dimensi dari CNN[12].

B. Metode Penelitian

Pada penelitian ini dilakukan beberapa tahapan yang harus dilakukan dengan baik dimulai dari tahapan pengumpulan data, pengolahan data awal, metode atau algoritma yang diusulkan, pengujian metode atau algoritma yang digunakan dan evaluasi hasil dari penelitian. Adapun tahap tahap dalam penelitian ini akan digambarkan pada gambar 1.



Gambar 1 . Tahap tahap penelitian

1. Pengumpulan data

data sumber yang digunakan adalah data set dari Kaggle yang memuat data harga emas setiap bulan dari beberapa negara sejak tahun 1979 sampai dengan tahun 2021 yang berisi 511 data. Dalam proses prediksi akan dibagi menjadi 2 bagian yaitu 60% untuk *data training* dan 40% untuk *data testing*.

2. Pengolahan Data Awal

Agar data yang diproses bersih dan bebas dari outlier dan noise dilakukan beberapa proses *preprocessing* data. Tahapan yang dilakukan yaitu :

a. Validasi data

Validasi data bertujuan untuk mengidentifikasi *noise*, *outlier*, *missing value* dan inkonsistensi data pada data yang akan diproses

b. Normalisasi data

Pada penelitian ini digunakan Normalisasi min max yang bertujuan untuk mendapatkan nilai atribut dalam rentang yang sama. Rentang nilai yang digunakan yaitu antara 0 dan 1.

3. Metode atau algoritma yang diusulkan

Penelitian ini akan dilakukan menggunakan algoritma *convolutional neural network* dengan optimasi menggunakan algoritma *long short time memory*. untuk melakukan prediksi terhadap harga emas Indonesia.

4. Pengujian Model.

Pengujian model menggunakan bahasa pemrograman python dengan memanfaatkan google colab.

5. Evaluasi dan Validasi

Evaluasi dilakukan untuk melihat sejauh mana kehandalan model yang akan digunakan. model diuji dengan nilai root mean square error (RMSE) pada data traing dan data testing.

C. Hasil dan Pembahasan

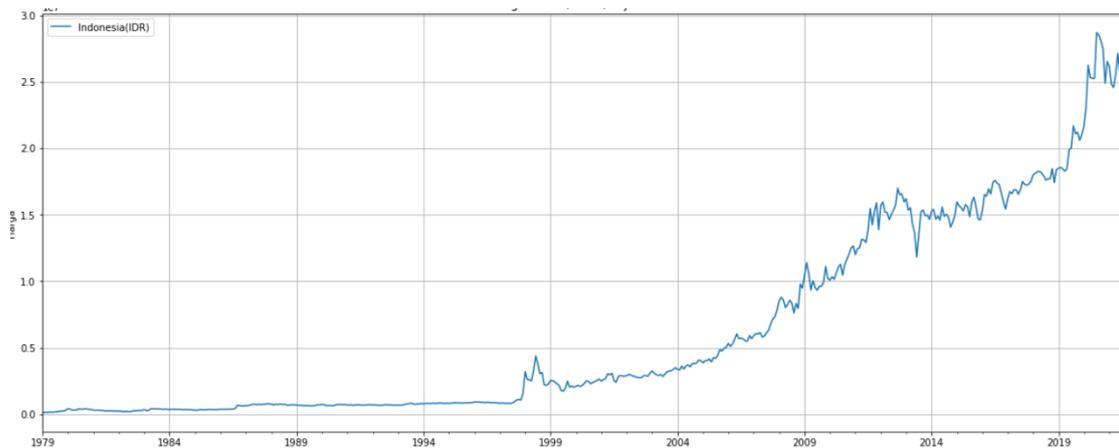
1. Data

Data yang digunakan adalah dataset harga emas yang diambil dari Kaggle yang berisi harga emas dari beberapa negara, tiap record data terdiri dari harga emas tiap bulan dari sebuah negara sejak tahun 1979 sampai dengan tahun 2021. Untuk tabel data harga emas Indonesia dapat dilihat pada tabel 1 berikut.

Tabel 1. Data Harga Emas Indonesia

No	Bulan	Harga
1	1979-01-31	139739.3
2	1979-02-28	154683.1
3	1979-03-31	148844.2
4	1979-04-30	152453.6
5	1979-05-31	171656.1
...
507	2021-03-31	24562502.0
508	2021-04-30	25533702.8
509	2021-05-31	27131285.3
510	2021-06-30	25565673.6
511	2021-07-31	26404909.4

Pada gambar 2 berikut memperlihatkan grafik tren kenaikan harga emas dari tahun 1979.

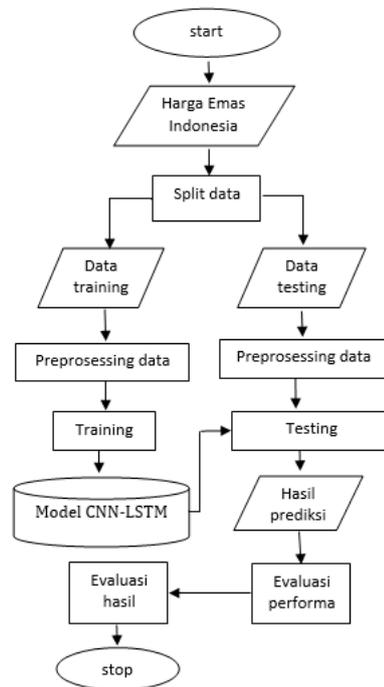


Gambar 2 . Grafik trend kenaikan harga emas 1979-2021

Dari grafik diatas terlihat sejak tahun 1979 sampai dengan tahun 1998 harga emas Indonesia cenderung stabil meskipun terjadi fluktuasi harga emas dengan kecendrungan kenaikan harga setiap bulan. Kenaikan harga paling tinggi terjadi pada saat Indonesia mengalami krisis moneter pada tahun 1998-1999.

2. Alur logika program

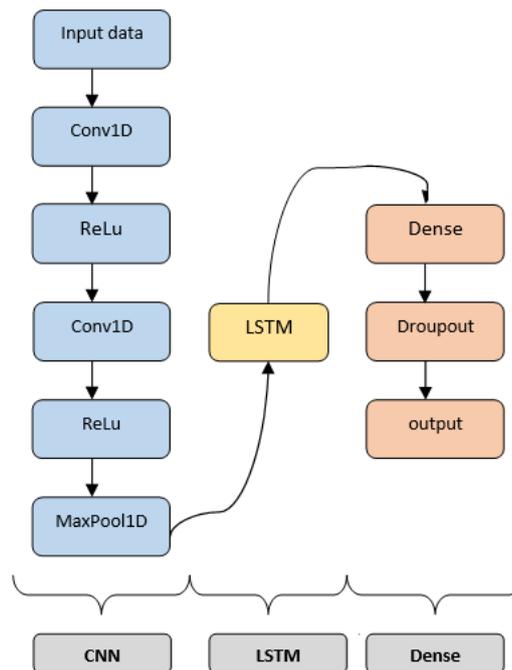
Gambar 3 merupakan gambaran alur logika program untuk prediksi harga emas dengan CNN-LSTM. Data akan dibagi jadi dua bagian yaitu 60% data training dan 40% data testing dimana kedua data terlebih dahulu akan dinormalisasi dengan normalisasi min max dengan rentang antara 0 dan 1.



Gambar 3. Algoritma CNN-LSTM untuk prediksi harga emas

3. Convolutional Neural Network - LSTM

Langkah pertama adalah data dibagi dalam deret waktu univariat menjadi sampel input dan output dengan empat langkah sebagai input dan satu sebagai output. Setiap sampel kemudian dapat dibagi menjadi dua sub-sampel, masing-masing dengan dua langkah waktu. CNN dapat menginterpretasikan setiap subsequence dari dua time step dan memberikan interpretasi time series dari subsequence ke model LSTM untuk diproses sebagai input. Adapun arsitektur dari CNN-LSTM secara umum dapat dilihat pada gambar 4 berikut.



Gambar 4. Arsitektur CNN-LSTM

4. Proses Training

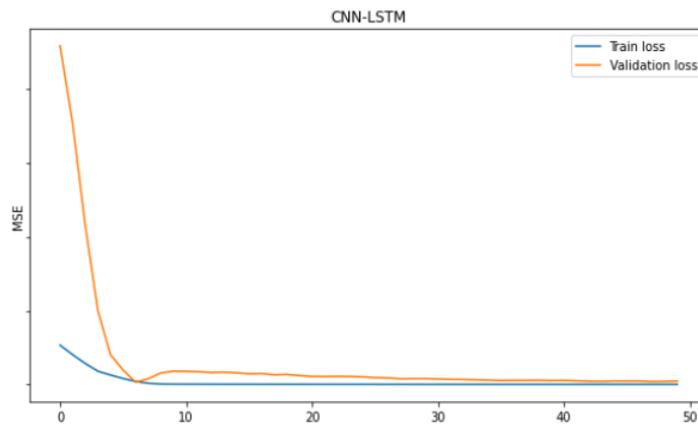
Pada penelitian ini training proses menggunakan Convolutional Layer dengan 64 filter, kernel size=2, MaxPooling1D=2, dengan fungsi aktivasi ReLu. Tahapan selanjutnya yaitu flattening, dimana data yang terdapat pada matrik pooling layer diubah menjadi ke dalam bentuk sebuah vektor tunggal dimana nantinya vektor ini akan terhubung sepenuhnya ke jaringan saraf tiruan dengan nilai Dense=1. Untuk pengukuran loss function digunakan mean squared error dengan Adam (Adaptive Moment Estimator) sebagai pengoptimal gradient descent problem.

5. Performance Evaluation

Untuk evaluasi kinerja dari model yang dibangun digunakan Root Mean Square Error dimana nilai ini biasanya digunakan untuk mengukur matrik standart. RMSE secara luas digunakan dalam pemodelan prediktif untuk memverifikasi hasil yang diperoleh dari pemodelan. Semakin nilai RMSE mendekati 0 maka kinerja model akan semakin baik. Dalam penelitian ini dilakukan beberapa uji coba dengan nilai epoch yang berbeda untuk melihat sejauh mana tingkat akurasi yang dihasilkan. Pengujian dilakukan dengan 3 nilai epoch yaitu 50, 100 dan 150.

a. Epoch 50

Untuk epoch 50 nilai train RMSE yang dihasilkan adalah 0.0143 dengan nilai validation RMSE 0.0563. Grafik tarin RMSE dan validation RMSE dapat dilihat pada gambar 4 berikut.



Gambar 5. Grafik train dan validation RMSE epoch 50

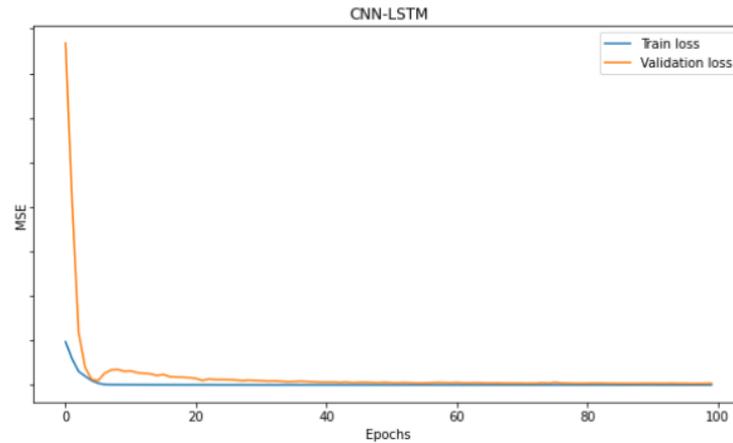
Untuk hasil prediksi dapat dilihat pada gambar 6 berikut.



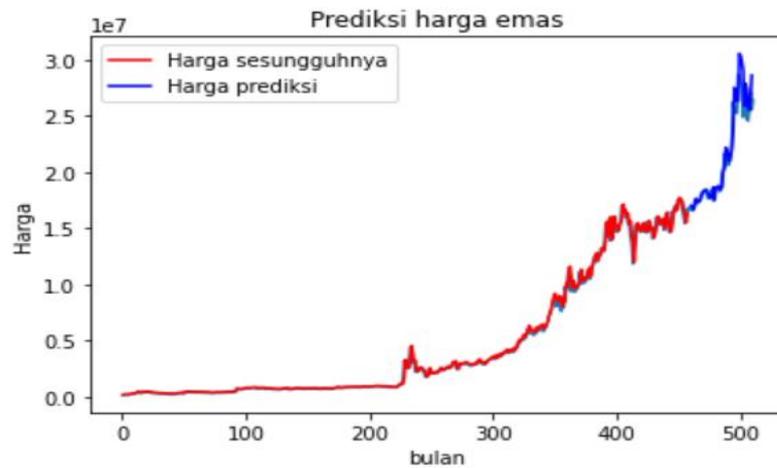
Gambar 6. Grafik prediksi harga epoch 50

1. Epoch 100

Untuk epoch 100 nilai train RMSE yang dihasilkan adalah 0.0139 dengan nilai validation RMSE 0.0451. Grafik tarin RMSE dan validation RMSE dapat dilihat pada gambar 7 berikut.



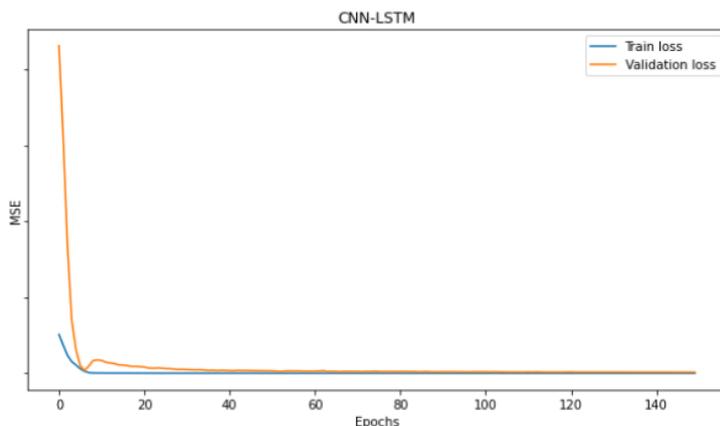
Gambar 7. Grafik train dan validation RMSE epoch 100
Untuk hasil prediksi dapat dilihat pada gambar 7 berikut.



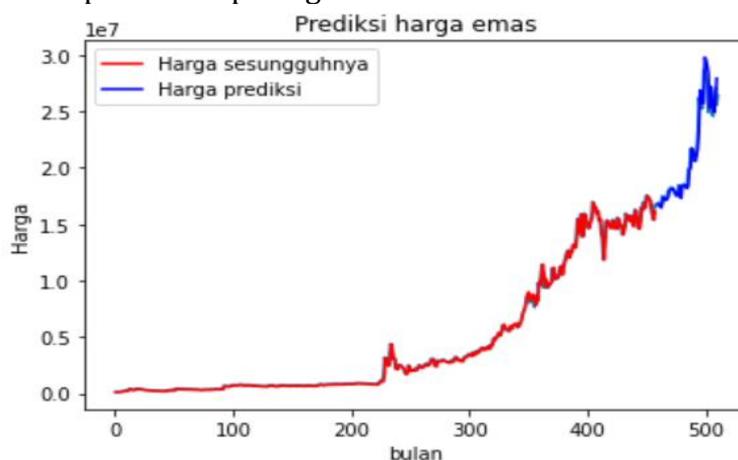
Gambar 7. Grafik prediksi harga epoch 100

2. Epoch 150

Untuk epoch 150 nilai train RMSE yang dihasilkan adalah 0.0138 dengan nilai validation rmse 0.0402. grafik tarin RMSE dan validation rmse dapat dilihat pada gambar 8 berikut.



Gambar 8. Grafik train dan validation RMSE epoch 150
Untuk hasil prediksi dapat dilihat pada gambar 9 berikut.



Gambar 9. Grafik prediksi harga

D. Simpulan

Pada penelitian ini CNN berhasil digunakan untuk melakukan prediksi harga emas Indonesia. CNN yang populer untuk pengolahan data gambar bisa digunakan untuk melakukan prediksi data yang berupa rentet waktu. Pada algoritma ini optimasi dilakukan dengan menggunakan algoritma LSTM yang bertujuan untuk meningkatkan tingkat akurasi dari prediksi data. Pengujian dilakukan dengan beberapa nilai epoch yaitu 50, 100 dan 150. RMSE digunakan untuk untuk melihat nilai validitas pada data training dan data testing. Nilai *train RMSE* dan *validation RMSE* terkecil dihasilkan pada epoch 150 yaitu sebesar 0.0138 pada nilai *train RMSE* dan 0.0402 pada nilai *validation RMSE*.

1. Ucapan Terima Kasih

Ucapan terima kasih kepada pihak-pihak yang telah memberikan dukungan terhadap penelitian ini.

2. Referensi

Journal Article

- [1] C. Pierdzioch, M. Risse, and S. Rohloff, "The international business cycle and gold-price fluctuations," *Q. Rev. Econ. Financ.*, vol. 54, no. 2, pp. 292–305, 2014, doi: 10.1016/j.qref.2014.01.002.
- [2] A. Vidal and W. Kristjanpoller, "Gold volatility prediction using a CNN-LSTM approach," *Expert Syst. Appl.*, vol. 157, 2020, doi: 10.1016/j.eswa.2020.113481.
- [3] M. T. Leung, H. Daouk, and A. S. Chen, "Forecasting stock indices: A comparison of classification and level estimation models," *Int. J. Forecast.*, vol. 16, no. 2, pp. 173–190, 2000, doi: 10.1016/S0169-2070(99)00048-5.
- [4] H. Dichtl, "Forecasting excess returns of the gold market: Can we learn from stock market predictions?," *J. Commod. Mark.*, no. August, p. 100106, 2019, doi: 10.1016/j.jcomm.2019.100106.
- [5] K.-S. M. and H. Kim, "Performance of deep learning in prediction of stock market volatility," vol. 53, no. 2, pp. 77–92, 2019, doi: 10.24818/18423264/53.2.19.05.
- [6] W. Lu, J. Li, Y. Li, A. Sun, and J. Wang, "A CNN-LSTM-Based Model to Forecast Stock Prices," vol. 2020, 2020.
- [7] S. Indolia, A. Kumar, S. P. Mishra, and P. Asopa, "ScienceDirect Conceptual Understanding of Convolutional Neural Network- A Deep Learning Approach," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 132, pp. 679–688, 2018, doi: 10.1016/j.procs.2018.05.069.
- [8] A. Tasdelen and B. Sen, "OPEN A hybrid CNN - LSTM model for pre - miRNA classification," *Sci. Rep.*, no. 0123456789, pp. 1–9, 2021, doi: 10.1038/s41598-021-93656-0.
- [9] J. Donahue *et al.*, "Long-term Recurrent Convolutional Networks for Visual Recognition and Description," vol. 8828, no. c, pp. 1–14, 2016, doi: 10.1109/TPAMI.2016.2599174.
- [10] H. Xie and L. I. Zhang, "Evolving CNN-LSTM Models for Time Series Prediction Using Enhanced Grey Wolf Optimizer," vol. 8, pp. 161519–161541, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3021527.
- [11] Prince and A. S. Hati, "Convolutional neural network-long short term memory optimization for accurate prediction of airflow in a ventilation system," *Expert Syst. Appl.*, vol. 195, p. 116618, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.116618>.
- [12] L. Approach, "Prediction of Flow Based on a CNN-LSTM Combined Deep," 2022.