

Prediksi Harga Steel Hot-Rolled (Hrc) Dengan Model Recurement Neural Network (Rnn)

Teguh Yuhono*¹, Cian Ramadhona Hassolthine ², Riad Sahara ³

^{1,2,3}PJJ informatika, Universitas Siber Asia

e-mail: *¹ teguh.yuhono@student.unsia.ac.id, ² cianhassolthine@lecturer.unsia.ac.id,
³ riadsahara@lecturer.unsia.ac.id

Abstract – Hot-rolled Steel Coil is a steel product produced by a rolling process at very high temperatures. As the world's main raw material which is often used in the construction of buildings, bridges, railways and automotive purposes, the price of Steel Hot-rolled Coil is very volatile and often makes purchasing planning ineffective. Therefore, a method for predicting Steel Hot-rolled Coil prices is proposed by studying patterns and behavior in past price time series data. The method recommended in this research is predicting the price of Steel Hot-rolled Coil using one of the Artificial Neural Network (ANN) architectures, namely Recurrent Neural Network (RNN). The more optimal the model built, the higher the accuracy obtained. Optimal RNN parameters can be obtained by RMSProp (Root Mean Square Propagation) optimization. From the training and testing process, the best accuracy was obtained at 90.90% on training data and 91.02% on test data.

Keywords: Artificial Neural Network , Recurrent Neural Network, Root Mean Square Propagation, Steel Hot-rolled Coil

Abstrak – Steel Hot-rolled Coil atau yang biasa disebut dengan sebutan Baja Canai Panas merupakan sebuah produk baja yang dihasilkan dengan proses penggulangan di dalam suhu yang sangat tinggi. Sebagai bahan baku utama dunia yang sering dipakai dalam pembuatan konstruksi bangunan, jembatan, rel kereta api, dan keperluan otomotif sehingga harga Steel Hot-rolled Coil sangat fluktuatif dan sering kali membuat perencanaan pembelian menjadi tidak efektif. Oleh karena itu, diusulkan sebuah metode prediksi harga Steel Hot-rolled Coil dengan mempelajari pola dan tingkah laku pada data time series harga yang sudah lampau. Metode yang direkomendasikan pada penelitian ini yaitu prediksi harga Steel Hot-rolled Coil dengan menggunakan salah satu arsitektur Artificial Neural Network (ANN) yaitu Recurrent Neural Network (RNN). Dengan semakin optimal model yang dibangun maka semakin tinggi akurasi yang didapatkan. Parameter RNN yang optimal dapat diperoleh dengan algoritma optimasi RMSProp (Root Mean Square Propagation). Dari proses pelatihan dan pengujian, didapatkan akurasi terbaik sebesar 90.90% pada data latih dan 91.02% pada data uji.

Kata kunci: Artificial Neural Network , Recurrent Neural Network, Root Mean Square Propagation, Steel Hot-rolled Coil

I. PENDAHULUAN

Hot rolled Coil(HRC) atau sering disebut baja hitam merupakan plat atau produk baja yang diproduksi dari proses hot rolling. HRC memiliki karakteristik lebih berat dan bertekstur kasar karena diproses dengan pengerolan dalam suhu tinggi. HRC menjadi jenis baja gulungan yang digiling dalam suhu yang sangat tinggi. Biasanya mencapai suhu di atas 926 ° C atau 1700 ° F, yang berada di atas suhu kristalisasi ulang. Proses penggulangan panas ini memungkinkan baja mudah dibentuk dan material lebih mudah diatur. Dalam memproses HRC, pabrik memulai dengan logam besar persegi panjang, atau billet. Billet ini akan dipanaskan dan masuk dalam pra-pemrosesan, yakni diratakan dan dibentuk jadi gulungan besar. [1]

Pada awal maret 2019 HRC dihargai 478 dollar AS per metric tons. Angka tersebut naik sampai ke lebih dari 1.000 dollar AS per metric tons pada May 2021, lalu turun menjadi harga 576 dollar AS per metric tons, pada bulan oktober 2022[2], kenaikan dan penurunan harga yang fluktuatif ini menyebabkan kesalahan dalam penentuan harga beli HRC,

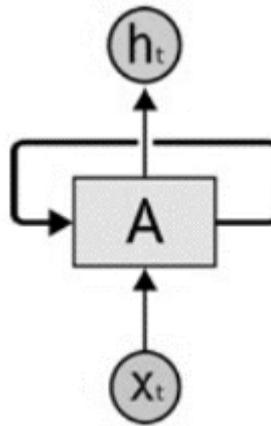
oleh karena itu dibutuhkan algoritma prediksi harga yang tepat, untuk dapat melakukan prediksi data time series dibutuhkan data masa lampau yang menunjukkan pola kejadian. Data yang digunakan adalah data harga perdagangan HRC dengan interval harian. Recurrent Neural Network (RNN) pertama kali dikembangkan oleh Jeff Elman pada tahun 1990 [3]. RNN merupakan variasi dari Artificial Neural Network (ANN) yang dirancang khusus untuk memproses data yang bersambung atau berurutan. RNN biasa digunakan untuk menyelesaikan masalah dengan data time series. Pada penelitian ini, ruang lingkup pembahasan berkaitan dengan prediksi harga dengan memanfaatkan model pembelajaran mesin, dalam prosesnya perlu dilakukan proses optimasi pada tahap pelatihan data, banyak teknik untuk melakukan optimasi data antara lain adalah AdaGrad (Adaptive Gradient) dan RMSProp (Root Mean Square Propagation)[4]. AdaGrad merupakan metode optimasi yang menggunakan nilai learning rate pada tiap parameter, sehingga dikatakan sebagai Adaptive Moment Algorithm. Learning rate yang digunakan AdaGrad pada parameter untuk timestep, sehingga untuk mendapatkan nilai gradien dapat menggunakan persamaan, sedangkan RMSProp adalah Kelemahan pada algoritma AdaGrad dalam menurunkan nilai learning rate dan menjaga nilai minibatch gradient diperbaiki dengan adanya algoritma RMSProp [5]. Pada tiap algoritma optimasi bertujuan untuk mencapai nilai konvergensi secara cepat, begitupula pada algoritma RMSProp. RMSProp menggunakan nilai rata-rata dari gradien sebelumnya dan gradien saat ini secara berturut-turut. RMSProp menggunakan nilai rata-rata dalam menurunkan nilai learning rate. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui akurasi prediksi menggunakan RNN dan juga pengaruh tiap parameter pada model RNN yang digunakan untuk prediksi harga[6].

II. PENELITIAN YANG TERKAIT

Hasil dari penelitian sebelumnya oleh peneliti Redha A.J (2019) memiliki kesamaan dibidang prediksi harga menggunakan RNN dengan dataset Bitcoin, dari hasil penelitian tersebut juga mengecek tiap parameter untuk menemukan parameter terbaik pada model RNN[7] dan penelitian dengan judul Netflix Stock Price Trend Prediction Using Recurrent Neural Network membahas tentang prediksi trend harga saham Netflix kedepannya menggunakan model RNN.[8] dan penelitian berikutnya dengan judul Multivariate TIME Series Forecasting Pada Penjualan Barang Retail Dengan Recurrent Neural Network membahas tentang beberapa variasi prediksi data time series dalam metode RNN dengan dataset penjualan barang retail.[9] dan Penelitian berikutnya dengan judul Prediksi Harga Saham menggunakan Metode Recurrent Neural Network membahas tentang prediksi harga saham Indonesia dengan metode RNN.[10] dan penelitian berikutnya dengan judul Implementasi Metode Elman Recurrent Neural Network (ERNN) Untuk Prediksi Harga Saham Perbankan Di Indonesia membahas tentang pengaruh implementasi metode ERNN dalam penentuan harga saham perbankan di Indonesia.[3] terakhir penelitian berikutnya dengan judul Implementasi Metode Long Short Term Memory (LSTM) untuk Memprediksi Harga Bahan Pokok Nasional membahas tentang implementasi LSTM di model RNN unruk mempresikai harga bahan pokok nasional.[11]Perbedaan penelitian tersebut dengan penelitian yang penulis lakukan adalah pada dataset yang digunakan Dimana dataset yang penulis gunakan yaitu harga Steel HRC Dunia, dan juga ada perbedaan pada penentuan parameter dan juga metode yang digunakan.

III. METODE PENELITIAN

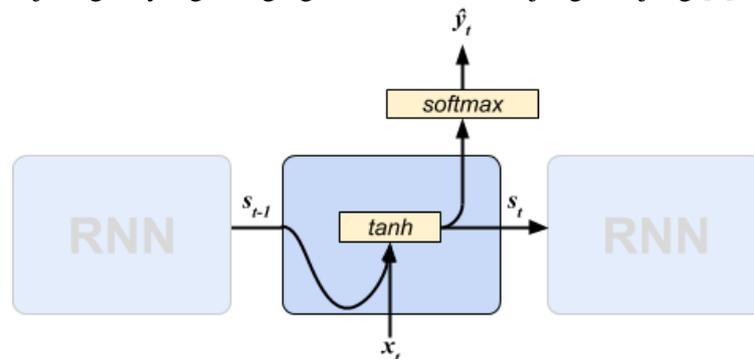
Pada penelitian ini menggunakan metode *RNN*, *RNN* adalah sejenis jaringan saraf tiruan yang memiliki kemampuan untuk melihat korelasi tersembunyi yang terjadi pada data dalam aplikasi pengenalan suara, pemrosesan bahasa alami, dan prediksi time series. RNN sangat baik untuk masalah pemodelan urutan dengan beroperasi pada informasi input serta jejak informasi yang diperoleh sebelumnya karena koneksi berulang. Recurrent Neural Network (RNN) pertama kali dikembangkan oleh Jeff Elman pada tahun 1990. RNN merupakan variasi dari Artificial Neural Network (ANN) yang dirancang khusus untuk memproses data yang bersambung atau berurutan. RNN biasa digunakan untuk menyelesaikan masalah dengan data time series[12].



Gbr. 1 Proses perulangan informasi pada RNN

Pada gambar 3 di atas dapat dijelaskan, bahwa struktur dari *RNN* akan lebar tengahnya selebar panjang pola data yang ingin dipelajari oleh *RNN* karena itu dikatakan *RNN* didesain khusus untuk menghandle data berurutan. Input x_t menghasilkan output h_t . [13]

Recurrent Neural Network (RNN) terdiri dari unit input, unit output, dan unit tersembunyi (hidden). Model *RNN* pada dasarnya memiliki aliran informasi satu arah dari unit input ke unit tersembunyi, dan sintesis aliran informasi satu arah dari unit tersembunyi sementara sebelum ke unit tersembunyi waktu saat ini. Unit tersembunyi dapat dilihat sebagai penyimpanan seluruh jaringan, yang mengingat informasi dari ujung ke ujung. [8]



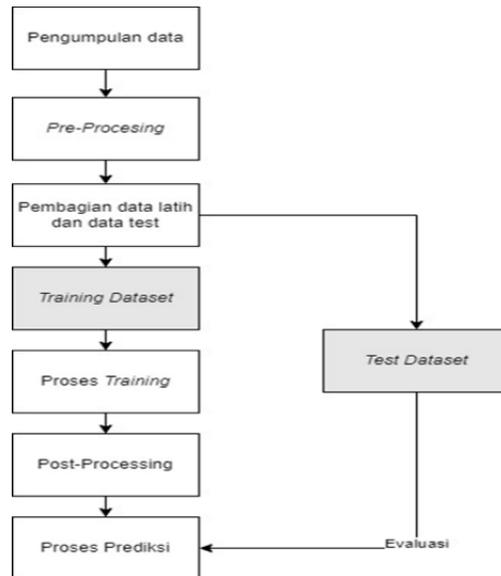
Gbr 2 layer tanh pada RNN

$$S_t = \tanh(U \cdot x_t + W \cdot S_{t-1})$$

$$Y_t = \text{softmax}(V \cdot S_t)$$

Pada model *RNN* sinyal dapat mengalir secara *forward* [14] dan *backward* secara berulang. Untuk bisa melakukan hal tersebut, maka ditambahkan sebuah layer baru yang disebut dengan *context layer*. Selain melewati input antar layer, output dari setiap layer juga menuju ke *context layer* untuk digunakan sebagai inputan pada *timestep* berikutnya. *RNN* menyimpan informasi di *context layer*, yang membuatnya dapat mempelajari urutan data dan menghasilkan output atau urutan lain. [15]

Penelitian ini melalui beberapa tahapan yaitu dimulai dari Pengumpulan data, Pre-Processing, Pembagian data latih dan data test, Training Dataset, Proses Training, Post-Processing, Proses Prediksi. Tahapan penelitian dapat dilihat pada gambar berikut :



Gbr. 3 Tahapan Penelitian

3.1 Pre-Processing

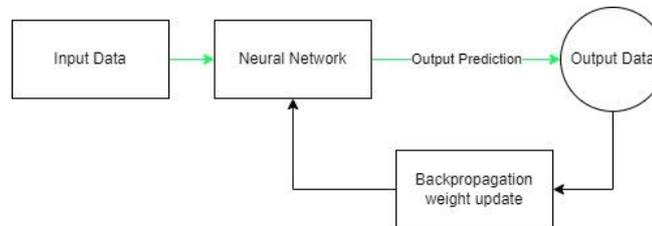
Pre-Processing yaitu proses penskalan data, jadi dari keseluruhan data berada pada range yang sama. Dalam penelitian ini [16], data akan dinormalisasi kedalam nilai dengan range [0.1, 0.9]. Dalam penentuan range ini sesuai dengan fungsi sigmoid biner yang merupakan fungsi aktivasi yang nilainya tidak pernah mencapai 0 atau 1. Persamaan pada Pre-Processing dirumuskan sebagai berikut (1).

$$x' = \frac{(0.9-0.1)(x-a)}{b-a} + 0.1 \quad (1)$$

Dimana x' adalah data yang sudah dinormalisasi, x adalah data yang belum dinormalisasi, a adalah nilai minimum dari total data dan b adalah nilai maksimumnya [17].

3.2 Proses Training

Proses Training terdiri dari 2 bagian yaitu Forward Pass [18] dan Backward Pass [19], untuk lebih jelasnya bisa dilihat pada gambar di bawah ini:



Gbr. 4 Proses Training

Panah hijau adalah Forward Pass dan panah hitam adalah Backward Pass [20], pada saat Forward Pass akan di propagate menuju output layer dan hasilnya akan dibandingkan dengan data aktual dengan menggunakan fungsi Loss Function. Dalam proses ini parameter RNN dimasukkan kedalam system, untuk parameternya meliputi jumlah neuron pada input layer, jumlah neuron pada hidden layer, dan jumlah neuron pada output layer [21].

3.3 Post-Processing

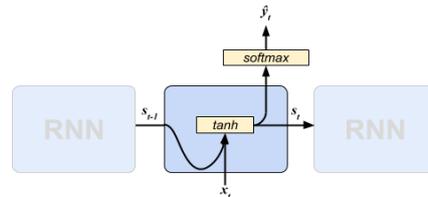
Post-Processing adalah proses untuk membalikkan kembali data yang sebelumnya sudah di Pre-Processing menjadi data original, untuk perumusan caranya sebagai berikut (2)

$$x = \frac{(x'-0.1)(b-a)}{0.9-0.1} + a \quad (2)$$

Dimana x' adalah data yang sudah dinormalisasi, x adalah data yang belum dinormalisasi, a adalah nilai minimum dari total data dan b adalah nilai maksimumnya [22].

2.4 Algoritma Recurrent Neural Network (RNN)

RNN adalah sejenis jaringan saraf tiruan yang memiliki kemampuan untuk melihat korelasi tersembunyi yang terjadi pada data dalam aplikasi pengenalan suara, pemrosesan bahasa alami, dan prediksi time series [23]. RNN sangat baik untuk masalah pemodelan urutan dengan beroperasi pada informasi input serta jejak informasi yang diperoleh sebelumnya karena koneksi berulang. Recurrent Neural Network (RNN) terdiri dari unit input, unit output, dan unit tersembunyi (hidden) [24]. Model RNN pada dasarnya memiliki aliran informasi satu arah dari unit input ke unit tersembunyi, dan sintesis aliran informasi satu arah dari unit tersembunyi sementara sebelum ke unit tersembunyi waktu saat ini [25]. Unit tersembunyi dapat dilihat sebagai penyimpanan seluruh jaringan, yang mengingat informasi dari ujung ke ujung.



Gbr.5 layer tanh pada RNN

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses evaluasi dilakukan dengan cara observasi terhadap kombinasi parameter, parameter meliputi Jumlah pola input, Jumlah epoch, Nilai learning rate, Jumlah hidden unit di hidden layer. Berikut adalah nilai parameter yang akan diuji

| | |
|-----------------------|-----------------------------|
| ❖ Jumlah Pola Input | :1,2,3,4,5 |
| ❖ Jumlah Epoch | :100, 500, 1000, 2000, 5000 |
| ❖ Nilai Learning Rate | :0.0001, 0.001, 0.005, 0.01 |
| ❖ Jumlah Hidden Unit | :20, 50, 100, 200, 300 |

Untuk setiap parameter akan dilakukan percobaan sebanyak 5 kali dan diambil hasil rata-ratanya, hal ini dilakukan karena bobot awal diinisialisasi secara acak, sehingga dihasilkan nilai yang tidak sama setiap percobaan, bisa saja ketika percobaan pertama baik tapi dipercobaan ke dua ternyata malah buruk.

Berikut parameter awal yang digunakan :

| | |
|----------------------|---------|
| ❖ Jumlah Pola Input | : 3 |
| ❖ Jumlah Epoch | : 100 |
| ❖ Learning Rate | : 0.001 |
| ❖ Jumlah Hidden Unit | : 10 |

• Analisa Polan Input dan Jumlah Epoch

Prediksi time series pada Neural Network dapat dilakukan dengan menggunakan input berupa 2 series, 3 series, 4 series, dan sebagainya. Jumlah pola time series merepresentasikan pola yang akan dipelajari oleh RNN. Jika digunakan 3 series, berarti prediksi dilakukan dengan menggunakan 3 data sebelumnya, yaitu (t-1), (t-2) dan (t-3) dan begitu juga untuk series yang lain[26]. Sebenarnya tidak ada aturan baku berapa jumlah pola input yang cocok dalam suatu prediksi data time series. Sehingga biasanya jumlah pola time series yang digunakan dalam suatu arsitektur jaringan didapatkan melalui percobaan (trial error).

Jumlah epoch merepresentasikan lamanya proses pembelajaran yang dilakukan terhadap jaringan yang sedang diuji. Jumlah epoch menentukan kapan proses pembelajaran dihentikan. Semakin besar nilai jumlah epoch, maka semakin lama pula proses pembelajaran berlangsung. Begitu juga sebaliknya. Jumlah epoch yang terlalu sedikit

mengakibatkan jaringan yang terbentuk bersifat terlalu general/umum. Artinya kemampuan jaringan dalam mengenali pola terlalu sedikit atau bahkan tidak ada sama sekali. Kondisi ini dinamakan overweight[27].

TABEL I
Analisa Pola Input dan Jumlah Epoch

| Pola Input | Jumlah Epoch | Learning Rate | Hidden Unit | MAPE Training (Average) | MAPE Testing (Average) |
|------------|--------------|---------------|-------------|-------------------------|------------------------|
| 1 | 100 | 0,001 | 100 | 9,77% | 9,69% |
| 2 | 100 | 0,001 | 100 | 9,13% | 9,46% |
| 3 | 100 | 0,001 | 100 | 8,93% | 8,99% |
| 4 | 100 | 0,001 | 100 | 8,60% | 9,18% |
| 5 | 100 | 0,001 | 100 | 8,02% | 9,99% |
| 1 | 500 | 0,001 | 100 | 9,45% | 9,42% |
| 2 | 500 | 0,001 | 100 | 8,92% | 9,37% |
| 3 | 500 | 0,001 | 100 | 8,31% | 9,04% |
| 4 | 500 | 0,001 | 100 | 6,20% | 10,22% |
| 5 | 500 | 0,001 | 100 | 3,36% | 11,76% |
| 1 | 1000 | 0,001 | 100 | 9,28% | 9,23% |
| 2 | 1000 | 0,001 | 100 | 9,01% | 9,63% |
| 3 | 1000 | 0,001 | 100 | 7,45% | 9,51% |
| 4 | 1000 | 0,001 | 100 | 3,70% | 11,88% |
| 5 | 1000 | 0,001 | 100 | 2,65% | 12,02% |
| 1 | 2000 | 0,001 | 100 | 9,23% | 9,20% |
| 2 | 2000 | 0,001 | 100 | 8,70% | 9,51% |
| 3 | 2000 | 0,001 | 100 | 6,47% | 10,01% |
| 4 | 2000 | 0,001 | 100 | 3,82% | 12,29% |
| 5 | 2000 | 0,001 | 100 | 2,37% | 12,34% |
| 1 | 5000 | 0,001 | 100 | 9,23% | 9,14% |
| 2 | 5000 | 0,001 | 100 | 8,70% | 9,33% |
| 3 | 5000 | 0,001 | 100 | 4,76% | 11,20% |
| 4 | 5000 | 0,001 | 100 | 2,33% | 12,08% |
| 5 | 5000 | 0,001 | 100 | 1,13% | 12,38% |

TABEL II
Hasil Pengujian Learning Rate

| Pola Input | Jumlah Epoch | Learning Rate | Hidden Unit | MAPE Training (Average) | MAPE Testing (Average) |
|------------|--------------|---------------|-------------|-------------------------|------------------------|
| 3 | 100 | 0,0001 | 100 | 9,43% | 9,09% |
| 3 | 100 | 0,001 | 100 | 8,94% | 9,02% |
| 3 | 100 | 0,005 | 100 | 9,15% | 9,03% |
| 3 | 100 | 0,01 | 100 | 9,12% | 9,03% |

TABEL III
Hasil Pengujian Hidden Unit

| Pola Input | Epoch | Learning Rate | Hidden Unit | MAPE Training (Average) | MAPE Testing (Average) |
|------------|-------|---------------|-------------|-------------------------|------------------------|
| 3 | 100 | 0,001 | 20 | 9,10% | 8,98% |
| 3 | 100 | 0,001 | 50 | 8,95% | 9,01% |
| 3 | 100 | 0,001 | 100 | 8,90% | 9,03% |
| 3 | 100 | 0,001 | 200 | 8,99% | 9,05% |
| 3 | 100 | 0,001 | 300 | 8,93% | 9,03% |

Dari table di atas bisa disimpulkan bahwa parameter yang tepat adalah dengan nilai MAPE terkecil yaitu 8,98% dan dengan akurasi 91,02% adalah

- ❖ Jumlah Pola Input :3
- ❖ Jumlah Epoch :100
- ❖ Nilai Learning Rate : 0.001
- ❖ Jumlah Hidden Unit:20

V. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini yaitu dengan menggunakan metode RNN dengan menggunakan parameter yang tepat yaitu

- ❖ Jumlah Pola Input :3
- ❖ Jumlah Epoch :100
- ❖ Nilai Learning Rate : 0.001
- ❖ Jumlah Hidden Unit:20

dapat memprediksi harga HRC sangat efektif karena bisa menghasilkan akurasi yang cukup baik yaitu 91,02%. Penentuan tiap parameter dalam RNN sangat menentukan akurasi, sehingga sangat penting sekali dalam penentuan parameter tersebut. Pengujian menggunakan data training dan testing selalu menghasilkan hasil yang berbeda, terkadang pada data training akurasi bagus tetapi ketika di gunakan pada data testing akurasinya menjadi turun, ini biasa disebut dengan *overfitting*, dan juga sebaliknya yang biasa disebut *underfitting*, dengan penggunaan parameter yang tepat bisa membantu mengatasi ketidak pastian harga di masa depan karena dengan model RNN ini bisa memprediksi harga pada masa depan. Saran untuk penelitian selanjutnya adalah menggunakan lebih banyak feature dan juga menggunakan metode RNN yang lain seperti sliding window validation dan ditambahkan juga untuk sentimen analisis tentang kondisi Coil dunia.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih penulis kepada universitas Siber Asia (UNSLIA) serta dosen pembimbing yang telah membantu ataupun memberikan dukungan terkait dengan penelitian ini, dan tidak lupa terima kasih juga atas dukungan segenap keluarga besar penulis, Sehingga penulis bisa menyelesaikan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. V. Luong and B. Soprantetti, "Commodity markets intervention: Consequences of speculation, and informed trading," *Journal of Commodity Markets*, vol. 26, 2022, doi: 10.1016/j.jcomm.2021.100192.
- [2] Y.-W. Shyu and C.-C. Chang, "A Hybrid Model of MEMD and PSO-LSSVR for Steel Price Forecasting," *International Journal of Engineering and Management Research*, vol. 12, no. 1, 2022, doi: 10.31033/ijemr.12.1.5.

- [3] J. Rekeyasa *et al.*, "Implementasi Metode Elman Recurrent Neural Network (ERNN) Untuk Prediksi Harga Saham Perbankan Di Indonesia," *Coding Jurnal Komputer dan Aplikasi*, vol. 11, no. 2, pp. 180–189, Sep. 2023, doi: 10.26418/CODING.V11I2.58068.
- [4] F. Indra Sanjaya and D. Heksaputra, "Prediksi Rerata Harga Beras Tingkat Grosir Indonesia dengan Long Short Term Memory," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 7, no. 2, pp. 163–174, 2020, [Online]. Available: <http://jurnal.mdp.ac.id>
- [5] A. Nilsen, "Perbandingan Model RNN, Model LSTM, dan Model GRU dalam Memprediksi Harga Saham-Saham LQ45," *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, vol. 6, no. 1, 2022.
- [6] S. R. Siregar and R. Widyasari, "PERAMALAN HARGA CRUDE OIL MENGGUNAKAN METODE LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM) DALAM RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN)," *Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika dan Statistika*, vol. 4, no. 3, 2023, doi: 10.46306/lb.v4i3.
- [7] R. A. Juanda, J. Jondri, and A. A. Rohmawati, "Prediksi Harga Bitcoin Dengan Menggunakan Recurrent Neural Network," *eProceedings of Engineering*, vol. 5, no. 2, Aug. 2018, Accessed: Feb. 02, 2024. [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/6772>
- [8] I. H, "Netflix Stock Price Trend Prediction Using Recurrent Neural Network," *Jurnal CoreIT: Jurnal Hasil Penelitian Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, vol. 8, no. 2, p. 97, Dec. 2022, doi: 10.24014/coreit.v8i2.16599.
- [9] R. B. Radite Putra and H. Hendry, "Multivariate TIME Series Forecasting Pada Penjualan Barang Retail Dengan Recurrent Neural Network," *Jurnal Inovtek Polbeng Seri Informatika*, vol. 7, no. 1, 2022, doi: 10.35314/isi.v7i1.2398.
- [10] M. Abdul Dwiyanto Suyudi, E. C. Djamal, and A. Maspupah, "Prediksi Harga Saham menggunakan Metode Recurrent Neural Network," 2019.
- [11] J. Cahyani, S. Mujahidin, and T. P. Fiqar, "Implementasi Metode Long Short Term Memory (LSTM) untuk Memprediksi Harga Bahan Pokok Nasional," *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (JustIN)*, vol. 11, no. 2, p. 346, Jul. 2023, doi: 10.26418/justin.v11i2.57395.
- [12] R. Merdiansah *et al.*, "Perbandingan Kinerja Model RNN, LSTM, dan BLSTM dalam Memprediksi Jumlah Gempa Bulanan di Indonesia," *Jurnal Penelitian Rumpun Ilmu Teknik (JUPRIT)*, vol. 3, no. 1, pp. 262–277, 2024, doi: 10.55606/juprit.v3i1.3466.
- [13] A. Arfan and L. ETP, "Perbandingan Algoritma Long Short-Term Memory dengan SVR Pada Prediksi Harga Saham di Indonesia," *PETIR*, vol. 13, no. 1, pp. 33–43, Mar. 2020, doi: 10.33322/PETIR.V13I1.858.
- [14] V. Vivii, "Aplikasi SistemPakar Diagnosa Penyakit Miopi Dengan Metode Forward Chaining," *JEKIN - Jurnal Teknik Informatika*, vol. 1, no. 3, pp. 1–9, Jun. 2023, doi: 10.58794/jekin.v1i3.352.
- [15] D. M. Gunarto, S. Sa'adah, and D. Q. Utama, "Predicting Cryptocurrency Price Using RNN and LSTM Method," *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 12, no. 1, pp. 1–8, Mar. 2023, doi: 10.32736/sisfokom.v12i1.1554.
- [16] Moch Farryz Rizkillah and Sri Widiyanesti, "Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 6, no. 1, pp. 25–31, Feb. 2022, doi: 10.29207/resti.v6i1.3630.
- [17] M. R. Pahlawan, A. Djunaidy, and R. A. Vinarti, "Prediksi Indeks Harga Saham Menggunakan Model Hibrida Recurrent Neural Network Dan Genetic Algorithm," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 4, 2022, [Online]. Available: <http://jurnal>.
- [18] A. Nada, "Aplikasi Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Anemia Menggunakan Metode Forward Chaining," *JEKIN - Jurnal Teknik Informatika*, vol. 1, no. 3, pp. 10–19, Jun. 2023, doi: 10.58794/jekin.v1i3.356.
- [19] R. A. P. REGI, "Sistem Pakar untuk Mendiagnosa Obesitas pada anak dengan menggunakan metode Backward Chaining," *JEKIN - Jurnal Teknik Informatika*, vol. 1, no. 2, pp. 13–21, Jun. 2023, doi: 10.58794/jekin.v1i2.214.
- [20] H. Surya Pratama, M. Putri, M. Roby, and S. H. Tusakdiyah, "Sistem Pakar Diagnosa Kerusakan Laptop Atau Komputer Menggunakan Metode Forward Chaining," *JEKIN - Jurnal Teknik Informatika*, vol. 2, no. 1, pp. 16–23, Jun. 2022, doi: 10.58794/jekin.v2i1.100.
- [21] Julianto, "ANALISIS INVESTASI DALAM MEMPREDIKSI PERGERAKAN HARGA BITCOIN DENGAN MENGGUNAKAN RECURRENT NEURAL NETWORK PADA PLATFORM INDODAX," *Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*, vol. 8, no. 2, pp. 136–147, 2022.
- [22] S. Zahara and M. Bahril Ilmiddafiq, "Prediksi Indeks Harga Konsumen Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM) Berbasis Cloud Computing," *JURNAL RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 1, no. 3, pp. 357–363, 2021.
- [23] R. Bagaskara Radite Putra, "Multivariate Time Series Forecasting pada Penjualan Barang Retail dengan Recurrent Neural Network," *JURNAL INOVTEK POLBENG - SERI INFORMATIKA*, vol. 7, no. 1, p. 2022, 2022.
- [24] D. Tarkus, S. R. U. A. Sompie, and A. Jacobus, "Implementasi Metode Recurrent Neural Network pada Pengklasifikasian Kualitas Telur Puyuh," *Jurnal Teknik Informatika*, vol. 15, no. 2, pp. 137–144, 2020.

- [25] S. H. Noh, "Analysis of gradient vanishing of RNNs and performance comparison," *Information (Switzerland)*, vol. 12, no. 11, 2021, doi: 10.3390/info12110442.
- [26] R. Alroobaea, "Sentiment Analysis on Amazon Product Reviews using the Recurrent Neural Network (RNN)," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 13, no. 4, 2022, doi: 10.14569/IJACSA.2022.0130437.
- [27] J. Wang, X. Li, J. Li, Q. Sun, and H. Wang, "NGCU: A New RNN Model for Time-Series Data Prediction," *Big Data Research*, vol. 27, 2022, doi: 10.1016/j.bdr.2021.100296.