



Penerapan Temporal Convolution Network (TCN) dalam Memprediksi Harga Saham PT Bank Central Asia Tbk

M. Nurul Wathani^{1*}, Amir Bagja², Muhamad Rodi³, Zaenul Amri⁴, Zulkipli⁵

^{1,4,5} Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Hamzanwadi, Lombok Timur, Nusa Tenggara Barat, Indonesia

² Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Hamzanwadi, Lombok Timur, Nusa Tenggara Barat, Indonesia

³ Program Studi Sistem Informasi, STMIK Lombok, Lombok Tengah, Nusa Tenggara Barat, Indonesia

DOI: <https://doi.org/10.29303/geoscienceed.v6i1.542>

Article Info

Received: 15 November 2024

Revised: 29 December 2024

Accepted: 09 January 2025

Correspondence:

Phone: +6281805411265

Abstract: Studi ini bertujuan untuk meramalkan tren harga saham PT Bank Central Asia Tbk (BCA) dengan memanfaatkan algoritma Temporal Convolutional Network (TCN). TCN dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola temporal yang kompleks pada data deret waktu harga saham. Metode penelitian ini mencakup pengumpulan data historis harga saham BCA sebagai input untuk pelatihan dan pengujian model TCN. Pada tahap pelatihan, parameter model disesuaikan untuk meningkatkan akurasi prediksi. Evaluasi hasil dilakukan menggunakan metrik standar seperti Mean Absolute Error (MAE), Mean Square Error (MSE), dan Root Mean Square Error (RMSE), yang menunjukkan bahwa model TCN mampu memprediksi harga saham BCA dengan tingkat akurasi yang baik. Pada epoch ke-10 dan batch size 1, model mencapai nilai MAE sebesar 49, MSE sebesar 6213, dan RMSE sebesar 78. Tingkat akurasi ini memberikan wawasan yang bernilai bagi investor dan pemangku kepentingan di pasar saham. Selain itu, efektivitas model TCN dapat dianalisis lebih lanjut melalui visualisasi grafik yang membandingkan harga saham yang diprediksi dengan harga aktual, serta dengan menilai keberlanjutan dan stabilitas kinerja model dalam periode waktu tertentu. Penelitian ini berkontribusi dalam pengembangan metode prediksi harga saham dengan mengadopsi pendekatan TCN yang inovatif. Temuan ini memiliki manfaat praktis yang dapat membantu pelaku pasar dalam membuat keputusan investasi yang lebih tepat dan akurat.

Keywords: TCN, Prediksi, Saham, Perbankan

Pendahuluan

Pergerakan saham sering kali dianggap sebagai indikator penting dalam menilai kondisi ekonomi suatu negara dan merupakan isu yang sangat relevan dalam bidang ekonomi (Vanaga & Sloka, 2020). Secara umum, fluktuasi indeks saham dipengaruhi oleh berbagai faktor, baik dari dalam maupun luar. Metode yang digunakan untuk meramalkan pergerakan saham memiliki pendekatan yang berbeda jika dibandingkan dengan metode prediksi data deret waktu (Zhang & Kim, 2020).

Proses peramalan melibatkan perkiraan secara sistematis tentang apa yang mungkin terjadi di masa depan, dengan dasar informasi dari masa lalu dan saat ini, serta bertujuan untuk mengurangi tingkat kesalahan. Prediksi tidak selalu harus memberikan

jawaban pasti mengenai apa yang akan terjadi, tetapi lebih berfokus pada usaha untuk menemukan solusi yang mendekati kenyataan (Kafil, 2019). Karena itu, dibutuhkan proses yang memanfaatkan metode statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan pembelajaran mesin guna mengekstraksi pengetahuan atau menemukan pola dari data yang ada (Hasanah et al., 2021).

Beberapa pendekatan untuk masalah prediksi melibatkan penggunaan teknik data mining. Data mining adalah salah satu metode pembelajaran yang berfungsi untuk mengekstrak informasi dari basis data yang besar (Yuliani, 2022). Melalui analisis data, data mining bertujuan untuk mengidentifikasi hubungan yang jelas dan menghasilkan wawasan yang sebelumnya tidak diketahui, dengan cara yang mudah

Email: mnurulwathani1@gmail.com

dipahami dan bermanfaat bagi pemilik data. Informasi yang diperoleh dapat dimanfaatkan sebagai dasar pengetahuan untuk mendukung proses pengambilan keputusan (Mardi Y, 2019).

Temporal Convolutional Network (TCN) merupakan model terpadu yang dirancang untuk segmentasi tindakan, dengan menggunakan mekanisme komputasi seperti konvolusi 1D, pooling, dan normalisasi saluran. Pendekatan ini bertujuan untuk menangkap informasi temporal secara hierarkis pada berbagai tingkatan: rendah, menengah, dan tinggi. Model ini digunakan dalam segmentasi tindakan dengan mempelajari representasi fitur secara hierarkis, yang berbeda dari pendekatan tradisional yang memisahkan antara tingkat rendah dan tinggi.

Penelitian ini menggunakan data dari emiten atau perusahaan sektor perbankan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI), yaitu saham BBCA. Dalam studi ini, kami menggunakan algoritma TCN untuk memprediksi tren harga saham. Tahapan yang dilakukan meliputi identifikasi masalah, analisis dan desain, eksperimen, serta evaluasi hasil percobaan. Tujuan penelitian ini adalah memprediksi pergerakan harga saham bank di pasar saham Indonesia berdasarkan data historis.

Metode

Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data yang dilakukan antara lain:

1. Studi Literatur

Tinjauan pustaka dilakukan untuk mengeksplorasi penelitian-penelitian sebelumnya yang telah dilakukan dalam bidang yang sama.

2. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder, yang diperoleh melalui penelusuran, kajian, dan pemahaman dari berbagai media seperti literatur, buku, dan dokumen. Data saham BNI dapat diakses melalui situs yahoo.finance. Data yang dikumpulkan mencakup harga saham Bank BCA (BBCA) dari 3 Januari 2011 hingga 30 Desember 2022, dengan total 2927 data dalam rentang waktu perdagangan harian (Senin - Jumat) pada hari kerja bursa saham. Data saham tersebut mencakup tanggal, harga pembukaan, harga penutupan, harga tertinggi, harga terendah, volume transaksi, serta persentase perubahan.

Analisis Data

Metode analisis data mengikuti tahapan dalam proses Knowledge Discovery in Database (KDD) sebagai berikut:

1. Seleksi Data

Pada tahap ini, data dari tahun 2011 hingga 2022 dipilih untuk mendapatkan data end-of-day (EOD), dengan mempertimbangkan variabel seperti harga pembukaan, harga penutupan, harga terendah, harga tertinggi, dan volume perdagangan.

2. Pemilihan Label

Pada tahap ini, harga penutupan dipilih sebagai label yang akan digunakan dalam analisis. Pemilihan harga penutupan sebagai label sangat penting karena harga ini mencerminkan nilai akhir suatu saham dalam periode perdagangan tertentu. Dengan menggunakan harga penutupan sebagai label, analisis dapat lebih fokus pada faktor-faktor yang mempengaruhi pergerakan harga di akhir hari perdagangan. Selain itu, harga penutupan sering kali digunakan sebagai acuan untuk analisis teknikal dalam investasi saham, sehingga pemodelan yang berfokus pada harga ini dapat memberikan wawasan yang lebih relevan bagi investor dan pengambil keputusan di pasar. Pemilihan label yang tepat juga membantu dalam meningkatkan akurasi dan efektivitas model prediksi yang akan dikembangkan.

3. Transformasi Data

Pada proses pra-pemrosesan data, dilakukan normalisasi data untuk memastikan bahwa semua fitur dalam dataset memiliki skala yang sama. Normalisasi penting karena banyak algoritma pembelajaran mesin, termasuk algoritma yang berbasis pada jaringan saraf, cenderung lebih efektif ketika data memiliki rentang nilai yang seragam. Dalam konteks harga saham, misalnya, harga pembukaan, penutupan, tertinggi, terendah, dan volume transaksi dapat memiliki rentang yang sangat berbeda.

Dengan normalisasi, nilai-nilai tersebut dapat dipindahkan ke dalam interval yang sama, seperti 0 hingga 1, atau diubah menjadi distribusi dengan rata-rata 0 dan deviasi standar 1 (standarisasi). Proses ini tidak hanya membantu dalam mempercepat konvergensi model selama pelatihan, tetapi juga mengurangi risiko bahwa fitur tertentu akan mendominasi proses pembelajaran karena skala yang lebih besar. Dengan demikian, normalisasi data menjadi langkah krusial dalam meningkatkan kinerja model prediksi dan meminimalkan kesalahan dalam hasil analisis (Wan et al., 2019).

4. Data Mining

Data mining adalah proses analisis data untuk mengidentifikasi hubungan yang jelas serta menarik kesimpulan yang sebelumnya tidak diketahui dengan cara yang dapat dipahami dan berguna bagi pemilik data. Penambangan data merupakan metode untuk mengekstraksi informasi prediktif yang tersembunyi dalam basis data. Teknologi ini

menawarkan potensi besar bagi bisnis dalam penyediaan data(Hafizah et al., 2019).

Pada tahap ini, teknik data mining diterapkan menggunakan algoritma TCN. Pendekatan konvolusional telah banyak digunakan dalam prediksi dan pembuatan model deep learning dengan algoritma convolutional neural network (CNN). Dalam berbagai penelitian terbaru, algoritma CNN juga telah dimodifikasi untuk menyesuaikan berbagai kebutuhan. Namun, hal ini menimbulkan pertanyaan bagi para peneliti, apakah keberhasilan pemodelan dengan pendekatan konvolusional hanya berlaku di domain tertentu atau juga dapat diterapkan pada pemrosesan sekuens dan jaringan berulang (Agusta et al., 2021).

5. Evaluasi

Prediksi merupakan proses memperkirakan secara sistematis kejadian-kejadian yang kemungkinan besar akan terjadi di masa depan, berdasarkan informasi yang tersedia dari masa lalu dan saat ini, dengan tujuan mengurangi kesalahan (perbedaan antara kejadian aktual dan hasil prediksi). Prediksi tidak selalu memberikan jawaban pasti tentang apa yang akan terjadi, namun bertujuan untuk mendekati hasil yang paling mungkin terjadi (Kurniah et al., 2022).

Performa metode TCN diukur menggunakan metrik regresi berupa MAE, MSE, dan RMSE, diikuti dengan penarikan kesimpulan terkait kemampuan Temporal Convolutional Network dalam meramalkan harga saham.

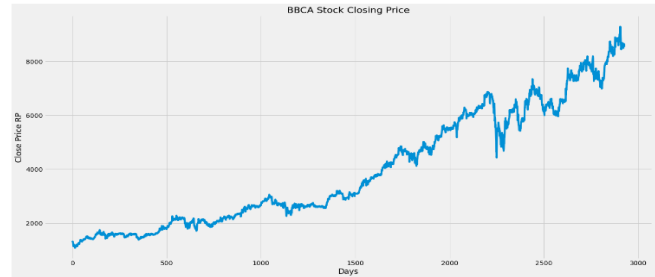
Hasil dan Pembahasan
Pembagian Data

Data yang telah disiapkan kemudian melalui proses normalisasi, di mana data diubah menjadi array dengan tujuan memudahkan model dalam membaca data. Normalisasi dilakukan dengan fungsi scaling menggunakan library sklearn, khususnya melalui fungsi sklearn.preprocessing. Selanjutnya, dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu data training sebanyak 80% dan data testing sebanyak 20%.

Total data yang dibagi untuk pelatihan mencakup 2.342 kumpulan data yang terdiri dari periode 3 Januari 2011 hingga 11 Maret 2020. Sementara itu, data uji terdiri dari 584 data yang mencakup periode 13 Maret 2020 hingga 30 Desember 2022.

Ticker	Date/Time	Open	High	Low	Close	Volume	Freq	Hakaki	NBSA	Nama	Sector	
0	BBCA	03/01/2011	1311	1331	1291	1291	30665552	0	0	0	Bank Central Asia Tbk	Financials
1	BBCA	04/01/2011	1301	1331	1301	1301	60581116	0	0	0	Bank Central Asia Tbk	Financials
2	BBCA	05/01/2011	1291	1331	1291	1321	93248800	0	0	0	Bank Central Asia Tbk	Financials
3	BBCA	06/01/2011	1331	1331	1291	1311	56386484	0	0	0	Bank Central Asia Tbk	Financials
4	BBCA	07/01/2011	1301	1301	1261	1281	108191120	0	0	0	Bank Central Asia Tbk	Financials
...
2922	BBCA	29/12/2022	8500	8625	8500	8575	20515300	8699	25589035008	-11705639936	Bank Central Asia Tbk	Financials
2923	BBCA	27/12/2022	8600	8650	8575	8600	28693700	6619	14820147200	66947837952	Bank Central Asia Tbk	Financials
2924	BBCA	28/12/2022	8650	8650	8550	8650	48368000	13158	-2768287488	-39645114368	Bank Central Asia Tbk	Financials
2925	BBCA	29/12/2022	8525	8600	8500	8575	47020900	10654	11003687936	-141413203968	Bank Central Asia Tbk	Financials
2926	BBCA	30/12/2022	8575	8650	8550	8550	44681400	9649	-135504568320	-71655964672	Bank Central Asia Tbk	Financials

Gambar 1. Data Saham BBCA



Gambar 2. Grafik Harga Penutupan

Pelatihan Model TCN

Setelah model dibangun, langkah berikutnya adalah proses pelatihan model, yang difokuskan pada variabel x_train dan y_train yang telah dipersiapkan sebelumnya. Pelatihan model TCN dilakukan secara iteratif karena setiap kali model dilatih, hasil prediksi yang dihasilkan bisa berbeda. Iterasi dilakukan untuk menemukan model yang paling optimal dalam memprediksi harga saham berdasarkan perubahan parameter yang diterapkan. Model terbaik dipilih dengan mengevaluasi hasil prediksi menggunakan metrik MAE, MSE, dan RMSE.

Pengujian Model TCN

Setelah model TCN selesai dibangun, langkah berikutnya adalah menguji hasil prediksi dari setiap model terhadap 584 data uji yang telah disiapkan. Sebelum pengujian dilakukan, kombinasi parameter standar dibuat untuk menguji model, termasuk penggunaan ukuran batch 1 dan 10 epoch. Parameter optimal dipilih berdasarkan nilai MAE, MSE, dan RMSE terendah yang diperoleh dari setiap model. Proses pengujian model dioptimalkan dan dijalankan berdasarkan jumlah epoch. Dalam penelitian ini, jumlah epoch yang diuji meliputi 5, 10, dan 20.

Tabel 1. Hasil Uji Parameter Jumlah Epoch

Epoch	Batch Size	MAE	MSE	RMSE
5	1	140	33854	183
10	1	49	6213	78
20	1	55	6874	82

Pada Tabel 1 terdapat model dengan parameter optimal, di mana jumlah epoch yang digunakan adalah 10, menghasilkan nilai rata-rata MAE sebesar 49, MSE

sebesar 6213, dan RMSE sebesar 78. Pada jumlah epoch 10, nilai-nilai ini merupakan yang terendah dibandingkan dengan jumlah epoch lainnya.

Hasil Prediksi

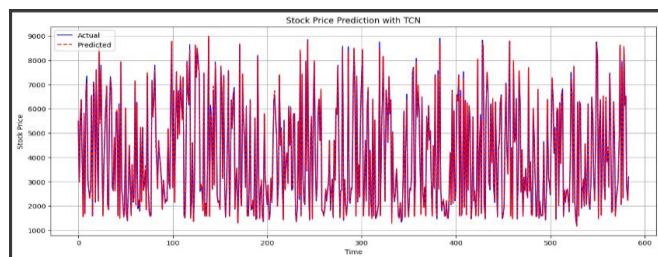
Eksplorasi berbagai model dengan variasi parameter, termasuk kombinasi 10 epoch dan batch size 1 pada panjang urutan 10, yang dioptimalkan dengan Adam optimizer, menghasilkan rata-rata MAE sebesar 49, MSE sebesar 6213, dan RMSE sebesar 78 sebagai hasil evaluasi kinerja model.

Untuk menghitung nilai MAE, MSE, dan RMSE pada setiap model, langkah pertama adalah melakukan denormalisasi terhadap 585 data prediksi saham yang masih berada dalam skala tertentu. Setelah data harga prediksi penutupan saham diperoleh melalui proses denormalisasi, langkah berikutnya adalah menghitung MAE, MSE, dan RMSE sebagai bagian dari evaluasi performa model.

Tabel 2. Hasil Aktual Dengan Hasil Prediksi

No	Data Aktual	Prediksi
1	5499	5497
2	2982	2982
3	5454	5614
----	----	----
583	2712	2729
584	2282	2227
585	3202	3087

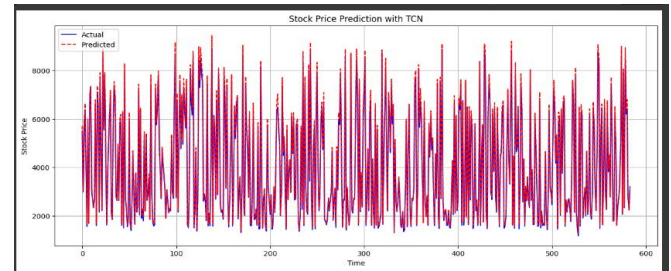
Tabel 2 menunjukkan perbandingan antara harga penutupan saham aktual dan harga saham yang diprediksi. Hasilnya memperlihatkan bahwa prediksi yang paling optimal menghasilkan nilai yang cukup mendekati harga penutupan saham yang sebenarnya. Untuk memvisualisasikan perbandingan ini, grafik ditampilkan menggunakan model TCN dengan parameter yang paling optimal.



Gambar 3. Grafik harga actual dan prediksi

Gambar 3 secara komprehensif menggambarkan fluktuasi harga saham BBCA pada waktu penutupan dari Januari 2011 hingga Desember 2022. Visualisasi prediksi model TCN menunjukkan kemampuannya untuk mengikuti tren aktual, dengan selisih yang tidak terlalu signifikan antara harga aktual dan prediksi. Pada grafik, garis biru mewakili data harga penutupan pada

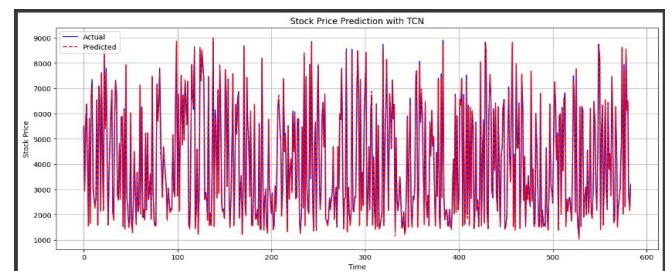
set data latih, garis merah menunjukkan harga penutupan pada set data uji, dan garis kuning mencerminkan hasil prediksi harga penutupan menggunakan metode TCN. Grafik ini memperlihatkan pola yang mirip dengan grafik harga penutupan saham sebenarnya. Hasil prediksi tersebut diperoleh menggunakan parameter dengan epoch 5 dan 20.



Gambar 4. Grafik harga menggunakan epoch 5

Tabel 3. Hasil Aktual dan Prediksi epoch 5

No	Data Aktual	Prediksi
1	5499	5712
2	2982	3045
3	5454	5837
----	----	----
583	2712	2762
584	2282	2232
585	3202	3145



Gambar 5. Grafik harga menggunakan epoch 20

Tabel 5. Hasil Aktual dan Prediksi dengan epoch 20

No	Data Aktual	Prediksi
1	5499	5488
2	2982	2930
3	5454	5592
----	----	----
583	2712	2679
584	2282	2172
585	3202	3051

Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang dilakukan, kinerja terbaik dicapai dengan kombinasi parameter optimal dalam model Temporal Convolutional Network (TCN), yaitu menggunakan ukuran batch 1 dan epoch sebanyak 10. Setelah dioptimalkan dengan algoritma Adam, model ini menghasilkan nilai rata-rata MAE sebesar 49, MSE sebesar 6213, dan RMSE sebesar 78. Oleh karena itu, model ini dapat dianggap sebagai yang paling efektif dalam meramalkan harga penutupan saham PT Bank Central Asia Tbk. Hasil visualisasi yang ditampilkan melalui grafik dan tabel prediksi menunjukkan tingkat akurasi model dalam memproyeksikan pergerakan harga penutupan saham perusahaan yang bergerak di sektor perbankan. Sebagai rekomendasi untuk penelitian mendatang, disarankan untuk mengeksplorasi kombinasi parameter lain dalam algoritma TCN atau menerapkan algoritma berbeda sebagai perbandingan, dengan tujuan meningkatkan akurasi prediksi harga saham.

Daftar Pustaka

- Agusta, A., Ernawati, I., & Muliawati, A. (2021). Prediksi Pergerakan Harga Saham Pada Sektor Farmasi Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory. *Jurnal Informatika*, 17.
- Hafizah, N., Noviani, E., & Perdana Intisari, H. (2019). Analisis Teknikal Saham Lq-45 Menggunakan Indikator Bollinger Bands. In *Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster)* (Vol. 08, Issue 4).
- Hasanah, M. A., Soim, S., & Handayani, A. S. (2021). Implementasi CRISP-DM Model Menggunakan Metode Decision Tree dengan Algoritma CART untuk Prediksi Curah Hujan Berpotensi Banjir. In *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)* (Vol. 5, Issue 2). <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- Kafil, M. (2019). Penerapan Metode K-Nearest Neighbors Untuk Prediksi Penjualan Berbasis Web Pada Boutiq Dealove Bondowoso. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 3, Issue 2).
- Kurniah, R., Surya Putra, D. Y., & Diana, E. (2022). Penerapan Data Mining Decision Tree Algoritma C4.5 Untuk Mengetahui Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Layanan Akademik Dan Kemahasiswaan (Studi Kasus Universitas.Prof.Dr. Hazairin,SH). *Infotek : Jurnal Informatika Dan Teknologi*, 5(2), 316-326. <https://doi.org/10.29408/jit.v5i2.5910>
- Mardi Y. (2019). Jurnal Edik Informatika Data Mining : Klasifikasi Menggunakan Algoritma C4.5. *Jurnal Edik Informatika*, 2, 213-219.
- Vanaga, R., & Sloka, B. (2020). Financial and capital market commission financing: Aspects and challenges. *Journal of Logistics, Informatics and Service Science*, 7(1), 17-30. <https://doi.org/10.33168/LISS.2020.0102>
- Wan, R., Mei, S., Wang, J., Liu, M., & Yang, F. (2019). Multivariate temporal convolutional network: A deep neural networks approach for multivariate time series forecasting. *Electronics (Switzerland)*, 8(8). <https://doi.org/10.3390/electronics8080876>
- Yuliani, Y. (2022). Algoritma Random Forest Untuk Prediksi Kelangsungan Hidup Pasien Gagal Jantung Menggunakan Seleksi Fitur Bestfirst. *Infotek : Jurnal Informatika Dan Teknologi*, 5(2), 298-306. <https://doi.org/10.29408/jit.v5i2.5896>
- Zhang, L. L., & Kim, H. K. (2020). The influence of financial service characteristics on use intention through customer satisfaction with mobile fintech. *Journal of System and Management Sciences*, 10(2), 82-94. <https://doi.org/10.33168/jsms.2020.0206>