

Analisis Peramalan Harga Saham Menggunakan Temporal Convolutional Network: Studi Kasus PT Lippo General Insurance Tbk

Muklas Rivai, Ongky Setia Nugraha



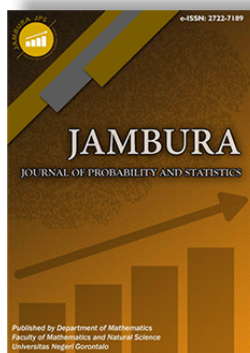
Volume 6, Issue 2, Pages 48–55, November 2025

Received 24 July 2024, Revised 30 May 2025, Accepted 12 July 2025, Published Online 30 November 2025

To Cite this Article : M. Rivai, O. S. Nugraha2, “Analisis Peramalan Harga Saham Menggunakan Temporal Convolutional Network: Studi Kasus PT Lippo General Insurance Tbk”, *Jambura J. Probab. Stat.*, vol. 6, no. 2, pp. 48–55, 2025, <https://doi.org/10.34312/jjps.v6i1.26817>

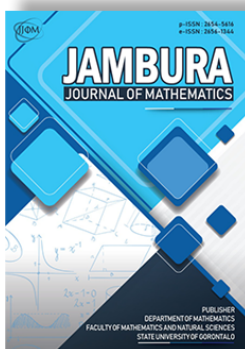
© 2025 by author(s)

JOURNAL INFO • JAMBURA JOURNAL OF PROBABILITY AND STATISTICS



	Homepage	: https://ejournal.ung.ac.id/index.php/jps/index
	Journal Abbreviation	: Jambura J. Probab. Stat.
	Frequency	: Biannual (May and November)
	Publication Language	: English (preferable), Indonesia
	DOI	: https://doi.org/10.34312/jjps
	Online ISSN	: 2722-7189
	Editor-in-Chief	: Ismail Djakaria
	Publisher	: Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo
	Country	: Indonesia
	OAI Address	: http://ejournal.ung.ac.id/index.php/jps/oai
	Google Scholar ID	: kWdujzMAAAJ
	Email	: redaksi.jjps@ung.ac.id

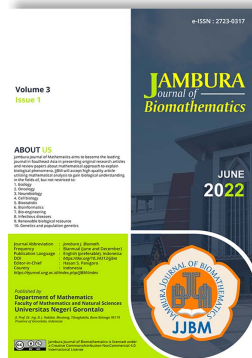
JAMBURA JOURNAL • FIND OUR OTHER JOURNALS



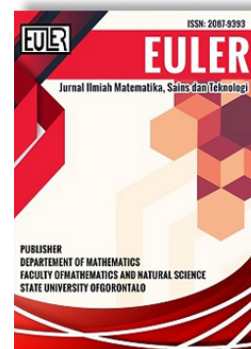
Jambura Journal of Mathematics



Jambura Journal of Mathematics Education



Jambura Journal of Biomathematics



EULER : Jurnal Ilmiah Matematika, Sains, dan Teknologi

Analisis Peramalan Harga Saham Menggunakan Temporal Convolutional Network: Studi Kasus PT Lippo General Insurance Tbk

Muklas Rivai^{1*}, Ongky Setia Nugraha¹

¹Program Studi Sains Aktuaria, Fakultas Sains, Institut Teknologi Sumatera

ARTICLE HISTORY

Received 24 July 2024

Revised 30 May 2025

Accepted 12 July 2025

Published 30 November 2025

KATA KUNCI

Temporal Convolutional Network
Peramalan
Harga Saham.

KEYWORDS

Temporal Convolutional Network
Stock Price
Forecasting.

ABSTRAK. Pasar saham memiliki peranan penting dalam perekonomian Indonesia, namun fluktuasi harga saham seringkali sulit diprediksi dengan akurat. Algoritma machine learning dalam melakukan peramalan terhadap tren pergerakan harga saham menggunakan Temporal Convolutional Network (TCN). Metode ini menggunakan dataset yang lebih komprehensif dan teknik analisis canggih untuk menangkap pola-pola non-linear dan dinamis dalam data harga saham. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan harga saham PT Lippo General Insurance Tbk menggunakan Temporal Convolutional Network (TCN) guna memberikan model peramalan yang lebih akurat dan andal. Metode penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif dengan data historis saham harian dari tahun 2011 hingga 2023 yang diolah melalui beberapa tahapan, termasuk pengumpulan data, prapemrosesan, pengembangan model, dan evaluasi performa. Hasil penelitian menunjukkan bahwa peramalan harga saham PT Lippo General Insurance Tbk dengan metode Temporal Convolutional Network (TCN) menghasilkan nilai yang relatif mendekati aktual dengan indikator MSE, RMSE, MAE, dan MAPE, berturut-turut adalah 11.076,8214; 105,2464; 63,5915; dan 2,2369%. Hal ini mengindikasikan bahwa model TCN mampu menangkap pola temporal yang kompleks dalam data harga saham PT Lippo General Insurance Tbk. Hasil peramalan yang sudah diproyeksikan selama 60 hari mendatang, bahwa harga saham PT Lippo General Insurance selama 60 hari mendatang akan cenderung mengalami penurunan dari 31 Agustus hingga 23 November.

ABSTRACT. The stock market has an important role in the Indonesian economy, but share price fluctuations are often difficult to predict accurately. The machine learning algorithm for forecasting stock price movement trends uses a Temporal Convolutional Network (TCN). This method uses a more comprehensive dataset and advanced analysis techniques to capture non-linear and dynamic patterns in stock price data. This research aims to predict the share price of PT Lippo General Insurance Tbk using Temporal Convolutional Network (TCN) to provide a more accurate and reliable forecasting model. The research method uses a quantitative approach with daily historical stock data from 2011 to 2023 which is processed through several stages, including data collection, pre-processing, model development, and performance evaluation. The results of the study show that the stock price forecasting of PT Lippo General Insurance Tbk using the Temporal Convolutional Network (TCN) method produces values that are relatively close to the actual ones with MSE, RMSE, MAE, and MAPE indicators, respectively, being 11,076.8214; 105.2464; 63.5915; and 2.2369%. This indicates that the TCN model is able to capture complex temporal patterns in the stock price data of PT Lippo General Insurance Tbk. The forecasting results that have been projected for the next 60 days, that the stock price of PT Lippo General Insurance for the next 60 days will tend to decrease from August 31 to November 23.



This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License. Editorial of JJPS: Department of Statistics, Universitas Negeri Gorontalo, Jln. Prof. Dr. Ing. B. J. Habibie, Bone Bolango 96554, Indonesia.

1. Pendahuluan

Peranan pasar modal pada saat ini sangat besar dalam perekonomian di Indonesia. Banyak instrumen-instrumen yang menjadi suatu pilihan bagi para investor seperti uang, tanah, emas, dan juga saham [1]. Saat ini, instrumen yang paling digemari oleh para investor adalah saham. Saham adalah bukti bahwa seseorang memiliki suatu perusahaan. Investasi pada saham menawarkan keuntungan besar yang disesuaikan dengan potensi risikonya [2]. Meskipun dengan tingkat volatilitas yang

tinggi, hanya sedikit investor yang bisa melakukan peramalan terhadap harga sahamnya akan menghasilkan keuntungan atau kerugian [3]. Saham merupakan salah satu instrumen keuangan jangka panjang yang terdapat di pasar modal dan merupakan surat berharga yang dikeluarkan oleh perusahaan sebagai tanda kepemilikan dari perusahaan tersebut. Adanya tanda kepemilikan tersebut, maka orang-orang yang membeli saham tersebut memiliki hak untuk klaim atas pendapatan yang dihasilkan dan aset yang dimiliki perusahaan, kemudian dapat hadir dalam rapat umum pemegang saham. Pasar saham Indonesia, yang dikenal se-

*Corresponding Author.

bagai Bursa Efek Indonesia mengalami volatilitas yang signifikan, sehingga saham yang diperjualbelikan di pasar modal dapat memperoleh keuntungan ataupun kerugian[4].

Pasar saham mengambil peran penting dalam ekonomi global dan nasional, berfungsi sebagai indikator utama kesejahteraan ekonomi dan instrumen penting bagi investor untuk merumuskan keputusan investasi strategis. Dalam kerangka ini, fluktuasi harga saham muncul sebagai elemen yang sangat signifikan, berdampak pada berbagai pilihan keuangan mulai dari distribusi aset hingga taktik perdagangan harian. Salah satu perusahaan asuransi yang sudah melakukan IPO adalah PT Lippo General Insurance Tbk, walaupun tidak ada produk asuransi dari PT Lippo General Insurance Tbk yang menggunakan investasi seperti Unit Link. Harga saham dari PT Lippo General Insurance Tbk ini cenderung memiliki nilai fluktuasi yang tinggi jika dibandingkan dengan harga saham perusahaan asuransi lainnya. Maka dari itu, sangat dibutuhkan teknik peramalan dan beberapa strategi untuk berinvestasi[5]. Teori dasar dari peramalan harga saham ini merupakan *Efficient Market Hypothesis* (EMH). Teori ini menyatakan bahwa harga saham menunjukkan keseluruhan dari informasi yang tersedia sehingga setiap orang memiliki tingkat akses terhadap informasi tersebut[6].

Meskipun demikian, ketidakstabilan intrinsik dan kerumitan pasar saham menimbulkan hambatan signifikan untuk memprediksi harga saham secara akurat. Pendekatan peramalan tradisional sering menghadapi keterbatasan dalam menangkap struktur non-linear dan dinamis yang mendasari fluktuasi harga saham [7–9]. Dihadapkan dengan hambatan ini, ada kebutuhan mendesak untuk teknik peramalan yang lebih maju dan fleksibel yang dapat menawarkan prediksi harga saham yang tepat dan dapat diandalkan. Penelitian ekstensif telah dilakukan di bidang prediksi harga saham, yang mencerminkan minat dan kepentingan signifikan yang melekat pada bidang studi ini [10–16]. Fokusnya terletak pada memanfaatkan data saham historis untuk mengidentifikasi pola dan tren yang dapat menginformasikan pergerakan harga di masa depan, membantu investor dalam pengambilan keputusan [10–13].

Sifat harga saham yang tidak dapat diprediksi dan tidak stabil telah mendorong pengembangan algoritma *machine learning* canggih untuk meningkatkan akurasi prediksi dan mengurangi risiko yang terkait dengan investasi di pasar saham. Oleh karena itu, pada penelitian ini dikembangkan model dari algoritma *machine learning* dalam melakukan peramalan terhadap tren pergerakan harga saham menggunakan *Temporal Convolutional Network* (TCN). Metode ini menggunakan dataset yang lebih komprehensif dan teknik analisis canggih untuk menangkap pola-pola non-linear dan dinamis dalam pergerakan harga saham [17]. Hal ini juga didukung oleh [18], bahwa TCN merupakan model yang menjanjikan untuk meramalkan pergerakan harga saham, memanfaatkan teknik canggih untuk menangkap pola dinamis dalam data saham.

Beberapa penelitian terdahulu yang telah dilakukan oleh [19] mengenai metode TCN yang diaplikasikan terhadap peramalan deret waktu energi menghasilkan bahwa model TCN mencapai akurasi peramalan yang lebih baik jika dibandingkan dengan LSTM, dan hasil yang diperoleh akan lebih baik ketika menggunakan data yang lebih panjang. Terdapat juga penelitian multivariat dengan algoritma TCN yang dilakukan oleh [20], dimana

algoritma TCN ini memiliki kemampuan generalisasi yang rendah dengan hasil peramalan yang bervariasi pada data yang berbeda. Kemudian penelitian yang dilakukan oleh [21] menggunakan algoritma TCN dengan hasil yang diperoleh lebih akurat daripada algoritma LSTM dan GRU dalam pengolahan data deret waktu. Selain itu, TCN memiliki arsitektur yang sederhana dan jelas.

Penelitian peramalan harga saham di bidang aktuaria belum banyak yang menggunakan algoritma TCN dalam membantu meramalkan harga saham. Padahal, analisis risiko dalam bidang aktuaria perlu didukung dengan peramalan yang baik. Beberapa penelitian di atas mendukung penerapan TCN untuk melakukan peramalan pada kasus aktuaria. Berdasarkan uraian tersebut, peneliti tertarik melakukan peramalan harga saham PT Lippo General Insurance Tbk menggunakan *Temporal Convolutional Network* (TCN). Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan model peramalan yang lebih akurat dan dapat diandalkan bagi investor dan praktisi keuangan, serta mendukung PT Lippo General Insurance Tbk dan perusahaan asuransi lainnya dalam pengambilan keputusan investasi dan manajemen risiko yang lebih baik.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif. Metode penelitian kuantitatif merupakan metode penelitian yang menekankan pada pengukuran data yang berupa angka. Variabel yang digunakan biasanya ditentukan dan diukur dengan simbol-simbol dan numerik. Proses penelitian ini harus mengikuti prosedur sesuai dengan tahapan yang telah ditetapkan sebelumnya. Penelitian ini menggunakan data historis saham harian PT Lippo General Insurance Tbk. Data yang digunakan berupa data sekunder yang diambil dari sumber yang valid dan dapat dibuktikan validitasnya. Data yang digunakan adalah harga saham PT Lippo General Insurance Tbk (data sekunder dari Yahoo Finance dengan sumber <https://finance.yahoo.com>). Saham dari PT Lippo General Insurance Tbk (kode: LPGI.JK) dibuka pada hari Senin hingga Kamis dengan jam buka pada sesi 1 pukul 09.00–12.00 WIB dan pada sesi 2 pukul 13.30–15.49 WIB. Sementara untuk hari Jumat, bursa saham akan dibuka pukul 09.00–11.30 WIB pada sesi 1 dan 14.00–15.49 WIB pada sesi 2. Teknik yang digunakan dalam pengambilan sampel adalah *purposive sampling*, yaitu pengambilan data dengan kriteria tertentu. Kriteria yang digunakan lebih ditekankan pada pengambilan data saham, yaitu menggunakan data harga saham penutupan dari tahun 2011 hingga 2023. Software yang digunakan dalam penelitian ini adalah Python dengan *package* utama yaitu *tensorflow* dan *keras* untuk membangun model, serta *keras-tnn* untuk mengimpor *layer* TCN secara langsung.

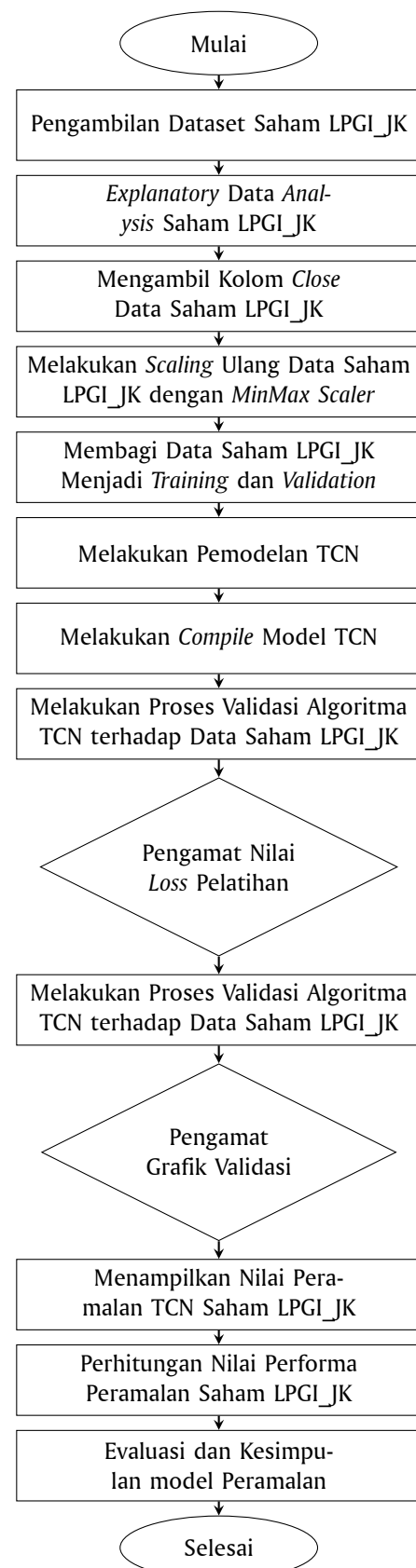
Penelitian dilakukan dalam beberapa tahap, mulai dari pengumpulan data, prapemrosesan data, pengembangan model, hingga evaluasi performa model. Prosedur penelitian dijelaskan sebagai berikut:

1. Pengumpulan Data Data yang digunakan adalah data harga saham PT Lippo General Insurance Tbk. Populasi merupakan keseluruhan dari objek yang akan diteliti, dan sampel merupakan bagian dari karakteristik populasi tersebut. Populasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah seluruh data saham PT Lippo General Insurance.
2. Eksplorasi Data Melakukan eksplorasi data dengan melihat karakteristik data harga saham yang terjadi pada PT Lippo

General Insurance Tbk.

3. Prapemrosesan Data Data yang telah dikumpulkan diproses untuk menghilangkan *missing values*, *outliers*, dan data yang tidak konsisten. Teknik normalisasi digunakan untuk menskalakan data agar sesuai dengan input yang diharapkan oleh model TCN.
4. Pemilihan Variabel Kolom bagian penutupan harga saham (close) LPGI.JK diambil karena akan digunakan untuk melihat harga saham yang terjadi pada periode tertentu untuk dilakukan peramalan di masa mendatang.
5. Teknik analisis menggunakan metode *Temporal Convolutional Network* (TCN) meliputi tahapan berikut:
 - a. Proses dimulai dengan mengubah skala data harga saham penutupan pada rentang 0 hingga 1 menggunakan *MinMax Scaler*. Langkah ini bertujuan untuk mencegah bias dalam peramalan model TCN karena potensi variasi signifikan dalam rentang data aktual di tahun yang berbeda.
 - b. Selanjutnya, data berskala dibagi menjadi set pelatihan (*training*) dan validasi (*validation*). Data *training* memungkinkan mesin untuk belajar dari model TCN, sementara data *validation* digunakan untuk menguji model terlatih.
 - c. Setelah ini, model dikembangkan menggunakan algoritma TCN berdasarkan data *training* dan *validation*. Struktur TCN memiliki panjang yang sama baik dari input maupun output. Nilai dari *input size* dan *output size* pada model ini adalah satu. Proses peramalannya menggunakan *Causal Convolutional* yang memanfaatkan data saat ini dan data sebelumnya. Algoritma TCN menggunakan l sebagai panjang data, k sebagai ukuran kernel, b sebagai *dilation base* dengan $k > b$, dan jumlah minimal *residual block* adalah n .
 - d. Langkah penting berikutnya melibatkan penentuan parameter *learning rate* yang paling optimal dengan mengamati nilai *loss* minimal. Selain itu, pengaturan *hyperparameter optimizer*, *loss*, dan *metrics* untuk pelatihan model juga sangat penting.
 - e. Model kemudian dikompilasi, dan proses pelatihan data dilakukan sesuai dengan data *training* dan *validation*. Jika nilai *loss* berkurang, maka proses validasi dilanjutkan; jika tidak, penyesuaian pada arsitektur dan *hyperparameter* dilakukan sampai model optimal tercapai.
 - f. Setelah fase pelatihan, proses validasi menilai kinerja model menggunakan data validasi terhadap data aktual. Jika hasil validasi sangat cocok dengan data aktual, langkah selanjutnya dijalankan; jika tidak, dilakukan modifikasi lebih lanjut pada arsitektur dan *hyperparameter* untuk menyempurnakan model.
 - g. Langkah selanjutnya melibatkan penyajian perkiraan harga saham penutupan LPGI.JK untuk 60 hari ke depan menggunakan algoritma TCN. Harga saham yang diperkirakan kemudian digambarkan secara visual dan dibandingkan dengan data aktual melalui *plot*.
 - h. Evaluasi kinerja peramalan harga saham, termasuk perhitungan nilai *loss*, serta nilai kesalahan melalui MAE, MAPE, MSE, dan RMSE pada algoritma TCN. Hasil perhitungan tersebut memiliki peran penting dalam meny-

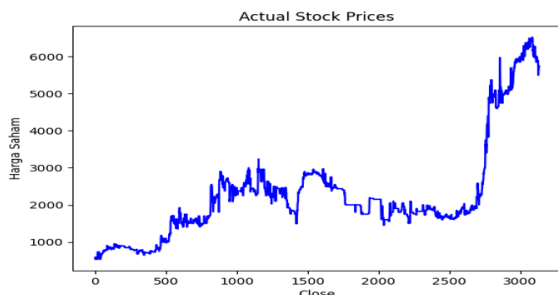
impulkan efektivitas model peramalan.



Gambar 1. Diagram alir penelitian

3. Hasil dan Pembahasan

Pergerakan harga saham penutupan PT Lippo General Insurance Tbk dari tahun 2011 hingga 2023 menunjukkan fluktuasi yang signifikan setiap harinya. Data yang digunakan dalam analisis ini hanya mencakup hari kerja, sehingga tidak termasuk harga saham pada hari Sabtu dan Minggu. Dalam beberapa kesempatan, harga saham penutupan tetap sama dengan harga penutupan sebelumnya. Secara keseluruhan, harga saham menunjukkan tren peningkatan dari tahun ke tahun, meskipun mengalami penurunan pada awal tahun 2023. Pergerakan harga saham tersebut dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Grafik Harga Saham Aktual

Berdasarkan data harga saham penutupan PT Lippo General Insurance Tbk pada bulan Januari 2011 hingga Agustus 2023, data tersebut diolah dan disajikan pada tabel 1. Penyajian data dilakukan agar dapat memberikan gambaran yang jelas dan membantu dalam memahami informasi yang diberikan.

Tabel 1. Hasil ukuran statistik data PT Lippo General Insurance Tbk

Ukuran Statistik	Nilai
Rata-rata	2.281,48
Minimal	530
Maksimum	6.525
Kuartil Pertama	1.602,50
Kuartil Kedua	1.970
Kuartil Ketiga	2.496,25
Simpangan Baku	1.336,25

Distribusi data menunjukkan variasi yang signifikan. Rataan harga saham penutupan adalah sebesar 2.281,48, memberikan gambaran umum mengenai pusat distribusi data. Nilai minimum dalam distribusi data adalah 530, sedangkan nilai maksimum mencapai 6.525. Kuartil pertama dari data adalah 1.602,50, yang menunjukkan bahwa 25% dari data memiliki nilai di bawah angka tersebut. Kuartil kedua atau nilai median adalah 1.970, yang berarti 50% dari data berada di bawah nilai ini. Kuartil ketiga adalah 2.496,25, yang menunjukkan bahwa 75% dari data memiliki nilai di bawah 2.496,25. Simpangan baku, yang mengukur seberapa jauh penyebaran data dari rata-rata, adalah sebesar 1.336,25. Nilai ini menunjukkan adanya variasi yang cukup signifikan di sekitar rata-rata, meskipun simpangan baku relatif lebih kecil dibandingkan dengan nilai rata-rata.

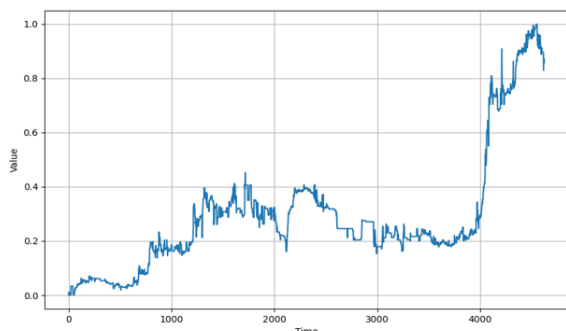
3.1. Pra-pemrosesan Data

Pra-pemrosesan melibatkan pembuatan fungsi *windowed*. Fungsi ini bertujuan untuk menentukan interval waktu yang akan digunakan dalam pemrosesan data sebagai input untuk model *Temporal Convolutional Network* (TCN). Proses ini juga membantu model untuk memahami pola dan tren data sepanjang waktu. Fungsi *windowed* ini dikonfigurasi dengan parameter spesifik, yaitu *window_size* sebesar 64, yang artinya akan digunakan 64 data baru untuk membentuk *batch* setiap iterasi pelatihan, *batch_size* sebesar 256, yang berarti jumlah sampel data yang akan diproses oleh model setiap iterasi pelatihan adalah 256, dan *shuffle_buffer_size* sebesar 1000, yang merupakan jumlah sampel yang diacak untuk membentuk sebuah *batch* selama iterasi pelatihan. Selain menggunakan fungsi *windowed*, tahap pra-pemrosesan juga mencakup penskalaan ulang data. Rentang nilai dari harga saham penutupan PT Lippo General Insurance Tbk sangat bervariasi dan tidak spesifik setiap tahunnya. Hal ini dapat membuat model pelatihan sulit untuk menangkap pola dengan benar. Dengan penskalaan ulang data, rentang nilai fitur disesuaikan agar lebih spesifik dan tidak terlalu bervariasi. Metode penskalaan yang digunakan adalah *MinMaxScaler*, yang memanfaatkan nilai maksimum dan minimum dari data untuk mengubah rentang nilainya menjadi antara 0 dan 1. Dengan melakukan pra-pemrosesan ini, data dapat digunakan untuk melatih model TCN dengan baik sehingga model dapat lebih efektif dalam memahami dan meramalkan pergerakan harga saham. Data hasil normalisasi dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Data Hasil Normalisasi Harga Saham PT Lippo General Insurance Tbk

Tanggal	Harga
03-01-2011	0,008340
04-01-2011	0,008340
05-01-2011	0,008340
06-01-2011	0,000000
.	.
.	.
.	.
30-08-2023	0,870726

Melalui penskalaan ulang data ini akan mempermudah dalam membandingkan dan menganalisis model serta menghindari potensi masalah yang dapat muncul akibat perbedaan skala antar fitur dalam data. Selain itu, penskalaan ulang juga meningkatkan stabilitas algoritma pembelajaran mesin, terutama ketika melibatkan perhitungan jarak antar fitur. Data yang telah diskala ulang kemudian akan diperiksa dan dianalisis lebih lanjut berdasarkan grafik yang telah disiapkan. Dengan langkah-langkah ini, diharapkan pemrosesan data yang lebih seragam dapat memberikan kontribusi positif terhadap pelatihan dan kinerja model *Temporal Convolutional Network* (TCN) dalam meramalkan pergerakan harga saham PT Lippo General Insurance Tbk.



Gambar 3. Grafik Saham LPGI.JK 2011-2023

Grafik pada gambar 3 menggambarkan fluktuasi yang signifikan dalam nilai harga saham PT Lippo General Insurance Tbk setiap harinya, dan pola data hasil skala ulangnya menunjukkan kesamaan dengan pola data sebelum dilakukan penskalaan ulang. Hal ini disebabkan karena hasil skala ulang data hanya memengaruhi skala nilainya, namun pola hubungan relatif antar nilai tetap sama. Setelah analisis grafik dilakukan, langkah selanjutnya melibatkan pemisahan data menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan dan data validasi. Rasio yang digunakan dalam pembagian ini adalah 80% untuk data pelatihan, sehingga terdapat 2.508 data yang digunakan untuk melatih model, dan 20% untuk data validasi, dengan jumlah sekitar 627 data. Pendekatan ini dipilih karena peramalan yang dilakukan bersifat jangka pendek, dan pembagian data tersebut membantu mengurangi risiko *overfitting*. Data yang telah dibagi kemudian digunakan untuk membangun arsitektur model *Temporal Convolutional Network* (TCN) dalam melakukan peramalan harga saham.

3.2. Pemodelan Temporal Convolutional Network (TCN)

Temporal Convolutional Network atau disingkat TCN merupakan salah satu metode yang digunakan untuk memproses data sekuensial dan dapat pula diterapkan dalam melakukan peramalan. TCN memiliki kemampuan yang baik dalam mengingat memori jangka panjang dan melakukan peramalan yang akurat. Pada penelitian ini, TCN digunakan untuk memprediksi harga saham penutupan PT Lippo General Insurance Tbk. Setelah dilakukan tahap pra-pemrosesan dan pemeriksaan terhadap 3.135 data, dapat dipastikan bahwa tidak terdapat nilai kosong atau hilang dalam dataset tersebut. Data yang telah melewati tahap pra-pemrosesan kemudian digunakan untuk membangun model arsitektur TCN dalam proses peramalan harga saham.

Tabel 3. Arsitektur Model TCN

Layer (Type)	Output Shape
TCN	(None, 256)
Dense	(None, 1)

Berdasarkan tabel 3, bagian arsitektur TCN hanya menggunakan dua fungsi dalam model yakni fungsi TCN dan juga Dense. TCN merupakan fungsi yang disediakan untuk menjalankan arsitektur TCN. Walaupun sederhana, akan tetapi diperlukan beberapa hyperparameter dari fungsi TCN ini sendiri. Hyperparameter yang digunakan oleh arsitektur adalah $input_shape=(512, 1)$, $nb_filters=256$, $kernel_size=5$, $dilations=[1, 2, 4, 8, 10, 12]$,

$padding='causal'$, $use_skip_connections=True$. Berdasarkan hyperparameter tersebut bisa dilihat bahwa bentuk dari $input_shape$ dan bentuk dari $output_shape$ itu sama yakni dua dimensi. Selain itu, untuk jumlah filter yang akan digunakan pada data masukan sebesar 256. Sementara itu, untuk matriks kecil yang digunakan dalam perhitungan konvolusi memiliki ukuran 5. Kemudian terdapat parameter $dilations$ yang berfungsi mengatur seberapa jauh satu elemen filter konvolusi berada dari elemen-elemen tetangganya. Nilai $dilations$ yang berbeda dapat memberikan efek yang signifikan terhadap cara model menangkap pola dalam data deret waktu. Karena TCN ini juga tidak mampu untuk menggunakan data di masa mendatang sebagai masukannya, maka digunakan fungsi *causal convolution* sehingga data yang digunakan adalah data saat ini dan data masa lalu. Hyperparameter terakhir yang digunakan adalah *residual connection* sehingga data output bisa langsung dihubungkan dengan data input pada residual block.

Arsitektur yang digunakan selain fungsi TCN, terdapat lapisan Dense yang berfungsi sebagai penghubung antara neuron dari satu lapisan dengan neuron pada lapisan berikutnya. Dalam konteks Dense, setiap neuron pada lapisan tersebut terhubung dengan seluruh neuron pada lapisan berikutnya, membentuk koneksi yang menyeluruh. Lapisan terakhir dari arsitektur ini merupakan lapisan Dense dengan dimensi (None, 1), yang memiliki tanggung jawab untuk menghasilkan output dari hasil pemrosesan menggunakan TCN. Setelah arsitektur model TCN terbentuk, langkah berikutnya melibatkan pembentukan bobot (*weights*) yang akan digunakan selama proses pelatihan data. Proses ini dapat dieksekusi dengan menggunakan perintah `model.get_weights()`, yang menghasilkan daftar berisi bobot dan bias dari semua lapisan dalam model TCN yang telah dibuat. Bobot ini akan diadaptasi selama proses pelatihan algoritma pembelajaran mesin. Selanjutnya, perlu ditetapkan nilai *learning rate* yang akan digunakan selama proses pembelajaran mesin. Penentuan nilai *learning rate* memiliki peran kunci dalam menentukan sejauh mana model dapat menyesuaikan diri dengan data pelatihan. Metode penentuan dari *learning rate* ini adalah metode *learning rate range test*. Metode tersebut melibatkan pelatihan model dengan *learning rate* yang akan terus meningkat dan mencatat nilai *loss* pada setiap iterasi pelatihan. Evaluasi efektivitasnya dapat dilihat berdasarkan nilai *learning rate* yang berada di sekitar nilai *loss* terkecil yang dihasilkan selama proses pelatihan. Berikut disajikan penentuan *learning rate* pada tabel 4.

Tabel 4. Penentuan Learning Rate

Learning Rate	Loss
1,0000 x 10-08	1,1316
1,1220 x 10-08	1,1091
1,2589 x 10-08	1,0841
1,4125 x 10-08	1,0559
1,5849 x 10-08	1,0248
1,7783 x 10-08	0,9906
1,9953 x 10-08	0,9519
2,2387 x 10-08	0,9084
2,5119 x 10-08	0,8600
2,8184 x 10-08	0,8058

Proses dalam menentukan nilai *learning rate* terbaik, di-

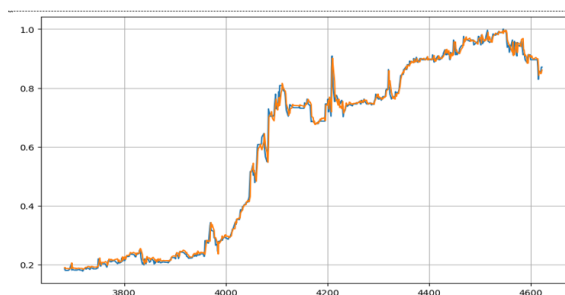
Tabel 5. Parameter Pemaksimalan Model

Parameter	Fungsi
Optimizer	Tf.keras.optimizers.Adam()
loss	Tf.keras.losses.Huber()
metrics	MAE

lakukan pengulangan iterasi sebanyak 10 kali. Hasil tersebut dapat dilihat bahwa nilai loss akan terus menurun dalam setiap kali iterasi pelatihan. Penentuan nilai parameter learning rate yang digunakan pada model berdasarkan nilai loss terkecil. Nilai loss terkecil pada Tabel 4 adalah 0,8058 dengan nilai parameter learning rate sebesar $2,8184 \times 10^{-8}$. Selain nilai parameter learning rate untuk memaksimalkan model, diperlukan juga beberapa parameter seperti optimizer, loss, dan metrics yang dapat dilihat pada tabel 5

Penyesuaian parameter optimizer dilakukan agar proses pelatihan terhadap kinerja model TCN menjadi lebih optimal. Pada konteks ini, digunakan optimizer dengan metode Adam, yang menggabungkan algoritma SGD (Stochastic Gradient Descent) dengan beberapa teknik lain untuk menghitung laju pembelajaran dari setiap parameter dan melakukan pembaruan bobot secara iteratif berdasarkan data pelatihan. Kelebihan Adam terletak pada kemampuannya menangani variasi laju pembelajaran yang berbeda untuk setiap parameter secara otomatis selama pelatihan model. Selanjutnya, parameter loss menggunakan fungsi Huber. Fungsi Huber adalah pilihan umum dalam pembelajaran mesin dan bermanfaat ketika ingin membuat model lebih toleran terhadap perbedaan besar antara nilai prediksi dan nilai aktual. Fungsi ini merupakan kombinasi antara loss kuadrat dan loss linear sehingga mampu memberikan toleransi terhadap nilai yang ekstrem. Fungsi Huber dapat menyesuaikan perilakunya berdasarkan seberapa besar perbedaan antara peramalan dan nilai aktual. Apabila perbedaan antara data aktual dan prediksi besar, maka akan berlaku fungsi loss linear. Jika perbedaan hasil prediksi dan data aktual kecil maka akan berlaku fungsi loss kuadrat. Selanjutnya terdapat metrics yang merupakan fungsi ukuran evaluasi kinerja model. Metrics digunakan untuk memberikan informasi tentang seberapa baik atau buruk model bekerja. Salah satu metrics yang digunakan adalah Mean Absolute Error (MAE), yang mengukur rata-rata dari nilai absolut selisih antara peramalan dan nilai aktual. Adanya penambahan parameter ini model TCN telah siap untuk menjalani proses pelatihan dengan harapan dapat memberikan hasil yang lebih baik dan akurat.

3.3. Data Validasi dan Peramalan Validasi Model TCN



Gambar 4. Data Validasi dan Data Peramalan Validasi Model

Tabel 6. Hasil Peramalan Dengan Harga Saham Aktual

No	Tanggal	Data Aktual	Peramalan TCN
1	2023-08-31	Rp5.825	Rp5.647,825981
2	2023-09-01	Rp5.550	Rp5.722,350693
3	2023-09-04	Rp5.675	Rp5.520,464333
⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮
50	2023-11-09	Rp4.935	Rp4.867,403812
51	2023-11-10	Rp4.940	Rp4.859,359694
52	2023-11-13	Rp4.930	Rp4.854,439378
53	2023-11-14	Rp4.930	Rp4.847,214169
54	2023-11-15	Rp4.700	Rp4.851,881254
55	2023-11-16	Rp4.745	Rp4.665,16569
56	2023-11-17	Rp4.730	Rp4.690,563623
57	2023-11-20	Rp4.700	Rp4.646,839314
58	2023-11-21	Rp4.500	Rp4.612,316248
59	2023-11-22	Rp4.515	Rp4.447,795156
60	2023-11-23	Rp4.532	Rp4.465,352915

Hasil peramalan data validasi dengan data validasi aktualnya sudah membentuk sebuah model yang baik atau tidak, dapat dievaluasi berdasarkan Gambar 4. Data aktual untuk validasi memiliki garis berwarna biru dan hasil peramalan data aktualnya merupakan garis berwarna jingga. Berdasarkan grafik tersebut dapat dilihat bahwa garis jingga terbentuk sangatlah berdekatan dengan garis biru yang artinya memang hasil peramalan dari data validasinya sudah sangat mendekati dengan data validasi aktualnya. Berdasarkan hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa nilai peramalan yang nantinya digunakan untuk meramalkan harga saham sudah baik karena terbentuk disekitaran garis data aktualnya. Akan tetapi, masih belum cukup untuk menilai model tersebut baik atau tidak hanya dengan menggunakan visualisasi data saja. Metode lain yang bisa digunakan adalah dengan melihat nilai error data validasi yang dihasilkan.

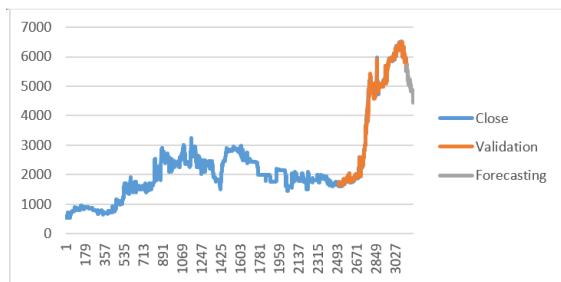
3.4. Hasil Peramalan

Peramalan harga saham penutupan PT Lippo General Insurance Tbk menggunakan metode TCN dengan nilai data aktual saham yang dimulai dari 31 Agustus 2023 hingga 23 November 2023 dapat dilihat pada Tabel 6 berikut.

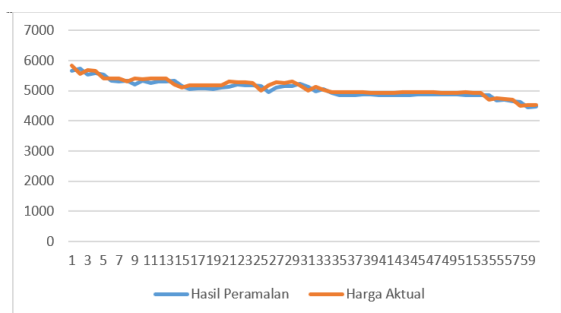
Berdasarkan Tabel 6 bisa dilihat bahwa nilai peramalan TCN akan menurun selama 60 hari mendatang dan hal ini juga divalidasi dengan harga aktual dari saham tersebut yang juga akan menunjukkan tren turun selama 60 hari mendatang. Hasil peramalan metode TCN mampu meramalkan harga saham lebih mendekati dengan harga saham aktualnya.

Berdasarkan Gambar 5, pada grafik terlihat bahwa garis biru merupakan nilai data aktual, kemudian garis jingga merupakan garis data hasil peramalan data validasi. Selain itu, terdapat garis yang berwarna abu-abu merupakan garis hasil peramalan selama 60 hari mendatang. Hal ini sejalan dengan penurunan harga saham terjadi dikarenakan adanya penurunan laba PT Lippo General Insurance Tbk sebesar 83,26% dari jumlah beban yang semakin meningkat pada sembilan bulan pertama di tahun 2023.

Berdasarkan Gambar 6, dapat dilihat pada grafik bahwa



Gambar 5. Grafik Harga Peramalan LPGI.JK



Gambar 6. Grafik Perbandingan Peramalan dan Harga Saham Aktual

hasil peramalan mendekati dengan data aktualnya yang juga akan terus menurun. Hal ini juga dapat dilihat bahwa harga saham PT Lippo General Insurance Tbk akan terus menurun dari tanggal 31 Agustus 2023 hingga 23 November 2023. Penurunan dari harga saham ini juga dikarenakan laba dari PT Lippo General Insurance Tbk yang menurun drastis sebesar 83%. Berdasarkan Gambar 4 dan 5, dapat dilihat bahwa metode TCN mampu meramalkan karena hasil peramalannya terhadap harga saham aktual lebih mendekati.

3.5. Ukuran Kebaikan Model

Tabel 7. Hasil ukuran kebaikan model

Ukuran Kebaikan Model	Nilai
MSE	11.076,8214
RMSE	105,2464
MAE	63,5915
MAPE	2,2369%

Berdasarkan nilai ketepatan validasi data yang sudah dihitung, pada Tabel 7 nilai MSE dan RMSE bisa dikatakan cenderung lebih kecil yakni sebesar 11.076,8214 dan 105,2464. Kemudian juga bisa dilihat dari nilai MAE yang ternyata cenderung kecil juga yakni sebesar 63,5915. Selain nilai MSE, RMSE, dan MAE, untuk melihat nilai ketepatan validasi juga bisa diukur melalui nilai MAPE. Nilai tersebut diukur berdasarkan proporsi kesalahan terhadap data aktualnya. Nilai MAPE yang dihasilkan sebesar 2,2369%, sehingga berdasarkan tabel evaluasi MAPE didapatkan bahwa model ketepatan validasi TCN yang dibentuk sangat baik.

4. Kesimpulan

Kesimpulan pada penelitian ini yaitu peramalan harga saham PT Lippo General Insurance Tbk dengan metode Tempo-

ral Convolutional Network (TCN) menghasilkan nilai yang relatif mendekati aktual dengan indikator metrik evaluasi. Metrik evaluasi yang dihasilkan yaitu nilai MSE, RMSE, MAE, dan MAPE, berturut-turut adalah 11.076,8214; 105,2464; 63,5915; dan 2,2369%. Hal ini mengindikasikan bahwa model TCN mampu menangkap pola temporal yang kompleks dalam data harga saham PT Lippo General Insurance Tbk. Berdasarkan analisa fundamental yang dilakukan harga saham ditahun 2022 yang meningkat drastis dibandingkan tahun sebelumnya perlu diwaspadai untuk harga saham ditahun berikutnya. Hal ini dikarenakan harga saham yang meningkat secara tiba-tiba juga dapat menurun secara signifikan tiba-tiba sehingga dilakukanlah peramalan mengenai harga saham di tahun 2023. Berdasarkan hasil peramalan yang sudah diproyeksikan selama 60 hari mendatang, bahwa harga saham PT Lippo General Insurance selama 60 hari mendatang akan cenderung mengalami penurunan dari 31 Agustus hingga 23 November 2023.

Berdasarkan kesimpulan yang sudah didapatkan melalui penelitian yang dilakukan mengenai peramalan harga saham PT Lippo General Insurance Tbk, penelitian ini masih memiliki banyak kekurangan yang harus diperbaiki. Berikut ini saran yang bisa digunakan untuk pertimbangan pengembangan penelitian:

1. Melakukan eksplorasi yang lebih lagi mengenai metode peramalan yang digunakan. Bisa menggunakan metode GRU, ARIMA, atau juga bisa menggabungkan model konvolusi dengan RNN seperti CNN-LSTM atau CNN-GRU untuk mengetahui metode yang lebih baik lagi.
2. Mengeksplorasi lebih jauh lagi mengenai algoritma yang digunakan seperti mencoba berbagai kemungkinan konfigurasi hyperparameter untuk mengurangi beban kerja model terutama model konvolusi yang memiliki beban kerja yang lebih berat agar mendapatkan model yang lebih maksimal.

References

- [1] U. Kulsum and T. Tamimah, "Instrumen-instrumen investasi syariah sebagai alternatif investasi bodong," *BISEI: Jurnal Bisnis dan Ekonomi Islam*, vol. 6, no. 2, pp. 116–134, 2021.
- [2] M. F. Mahfuzh and R. V. Yuliantari, "Analisis penerapan artificial neural network algoritma propagasi balik untuk meramalkan harga saham pada bursa efek indonesia," *Journal of Applied Electrical Engineering*, vol. 6, no. 1, pp. 1–3, 2022.
- [3] A. Mauko, B. Muslimin, and P. Sugiartawan, "Sistem pendukung keputusan kelompok pemilihan saham Iq45 dengan menggunakan metode ahp, promethee dan borda," *Jurnal Sistem Informasi dan Komputer Terapan Indonesia (JSIKTI)*, vol. 1, no. 1, pp. 25–34, 2018.
- [4] M. D. Hamonangan, E. Sumirat, and Y. Sunitiyoso, "Analysing risk & return profiles: A comparative study of the Indonesian stock market against international benchmarks," *International Journal of Current Science Research and Review*, vol. 7, no. 1, pp. 136–146, 2024.
- [5] S. Sumani, N. Puspitasari, and C. F. Sari, "Asymmetric information dan dividend decision pada perusahaan asuransi di indonesia," *BISMA: Jurnal Bisnis dan Manajemen*, vol. 14, no. 2, pp. 118–124, 2020.
- [6] H. Liu, W. Liu, and Y. Li, "Private information dissemination and noise trading: Implications for price efficiency and market liquidity," *Sustainability*, vol. 14, no. 18, p. 11624, 2022.
- [7] A. Harel and G. Harpaz, "Forecasting stock prices," *International Review of Economics and Finance*, vol. 73, pp. 249–256, 2021.
- [8] R. Li, T. Han, and X. Song, "Stock price index forecasting using a multiscale modelling strategy based on frequency components analysis and intelligent optimization," *Applied Soft Computing*, vol. 124, 2022.
- [9] G. Ning and Y. Zhou, "Application of improved differential evolution algorithm in solving equations," *International Journal of Computational Intelligence Systems*, vol. 14, no. 199, 2021.
- [10] B. Jadhav, S. Kakade, S. Kohakade, S. Bodke, and P. P. Pise, "Survey on stock

- price forecasting," *Indian Scientific Journal of Research in Engineering and Management*, vol. 8, no. 3, pp. 1–5, 2024.
- [11] K. V. Kumar and R. Anitha, "A detailed survey to forecast the stock prices by applying machine learning predictive models and artificial intelligence techniques," in *2022 International Conference on Computing, Communication, Security and Intelligent Systems (IC3SIS)*, 2022. doi: 10.1109/IC3SIS54991.2022.9885309 pp. 1–6.
- [12] R. Gnanavel and J. M. Gnanasekar, "A conceptual overview on earlier methodologies focused on stock price prediction," in *2023 5th International Conference on Smart Systems and Inventive Technology (ICSSIT)*, 2023. doi: 10.1109/ICSSIT55814.2023.10061063 pp. 1710–1718.
- [13] V. B. Vaghela, T. A. Champaneria, and H. D. Rajput, "Stock price forecasting using the machine learning based on the historical stock prices," *International Journal of Membrane Science and Technology*, vol. 10, no. 1, pp. 1902–1910, 2023.
- [14] W. Dong and C. Zhao, "Stock price forecasting based on hausdorff fractional grey model with convolution and neural network," *Mathematical Biosciences and Engineering*, vol. 18, no. 4, pp. 3323–3347, 2021.
- [15] X. Kan, M. Miao, L. Cao, T. Xu, Y. Li, and J. Jiang, "Stock price prediction based on artificial neural network," in *2020 2nd International Conference on Machine Learning, Big Data and Business Intelligence (MLBDBI)*, 2020. doi: 10.1109/MLBDBI51377.2020.00040 pp. 182–185.
- [16] Y. You, "Forecasting stock price: A deep learning approach with lstm and hyperparameter optimization," *Highlights in Science Engineering and Technology*, vol. 85, pp. 328–338, 2024.
- [17] G. Ang and E. P. Lim, "Temporal implicit multimodal networks for investment and risk management," *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, vol. 15, no. 2, pp. 1–25, 2024.
- [18] Y. Pei, C. J. Huang, Y. Shen, and M. Wang, "A novel model for spot price forecast of natural gas based on temporal convolutional network," *Energies*, vol. 16, no. 5, p. 2321, 2023.
- [19] P. Lara-Benitez, M. Carranza-García, J. M. Luna-Romera, and J. C. Riquelme, "Temporal convolutional networks applied to energy-related time series forecasting," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 7, p. 2322, 2020.
- [20] R. Wan, S. Mei, J. Wang, M. Liu, and F. Yang, "Multivariate temporal convolutional network: A deep neural networks approach for multivariate time series forecasting," *Electronics*, vol. 8, no. 8, 2019.
- [21] S. Bai, J. Z. Kolter, and V. Koltun, "An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling," *arXiv preprint arXiv:1803.01271*, 2018.