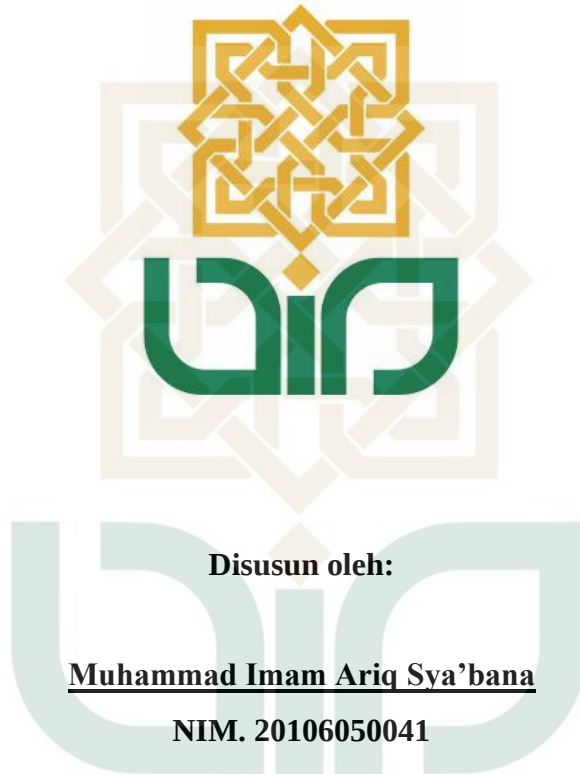


SKRIPSI

**PENERAPAN JARINGAN SARAF TIRUAN UNTUK MEMBUAT PREDIKSI PADA
DATA *TIME SERIES* INDEKS HARGA SAHAM NIKKEI 225 MASA DEPAN
MENGUNAKAN STRATEGI DIRREC DAN *DIRECT FORECASTING***



Disusun oleh:

Muhammad Imam Ariq Sya'bana

NIM. 20106050041

**STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA**

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA**

2024

LEMBAR PENGESAHAN



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN KALIJAGA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
Jl. Marsda Adisucipto Telp. (0274) 540971 Fax. (0274) 519739 Yogyakarta 55281

PENGESAHAN TUGAS AKHIR

Nomor : B-1136/Un.02/DST/PP.00.9/07/2024

Tugas Akhir dengan judul : Penerapan Jaringan Saraf Tiruan untuk Membuat Prediksi pada Data Time Series Indeks Harga Saham Nikkei 225 Masa Depan Menggunakan Strategi DirRec dan Direct Forecasting

yang dipersiapkan dan disusun oleh:

Nama : MUHAMMAD IMAM ARIQ SYA'BANA
Nomor Induk Mahasiswa : 20106050041
Telah diujikan pada : Rabu, 10 Juli 2024
Nilai ujian Tugas Akhir : A

dinyatakan telah diterima oleh Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta

TIM UJIAN TUGAS AKHIR



Ketua Sidang
Nurochman, S.Kom., M.Kom
SIGNED

Valid ID: 6695e7c1a8fda



Penguji I
Ir. Maria Ulfah Siregar, S.Kom., MIT., Ph.D.
SIGNED

Valid ID: 6695c2e8ceu2b



Penguji II
Eko Hadi Gunawan, M.Eng.
SIGNED

Valid ID: 6694a471f3485



Yogyakarta, 10 Juli 2024
UIN Sunan Kalijaga
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
Prof. Dr. Dra. Hj. Khurul Wardati, M.Si.
SIGNED

Valid ID: 669605f2ab93f

SURAT PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Muhammad Imam Ariq Sya'bana

NIM : 20106050041

Program Studi : Informatika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Dengan ini menyatakan bahwa isi skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar sarjana di suatu Perguruan Tinggi dan sesungguhnya skripsi ini merupakan hasil pekerjaan penulis sendiri sepanjang pengetahuan penulis, bukan duplikasi atau saduran dari karya orang lain kecuali bagian tertentu yang penulis ambil sebagai bahan acuan. Apabila terbukti pernyataan ini tidak benar, sepenuhnya menjadi tanggung jawab penulis.

Yogyakarta, 3 Juli 2024



Muhammad Imam Ariq Sya'bana
20106050041

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

SURAT PERSETUJUAN SKRIPSI



Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga



FM-UINSK-BM-05-03/R0

SURAT PERSETUJUAN SKRIPSI/TUGAS AKHIR

Hal : Persetujuan Skripsi / Tugas Akhir

Lamp :

Kepada

Yth. Dekan Fakultas Sains dan Teknologi

UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta

di Yogyakarta

Assalamu 'alaikum wr. wb.

Setelah membaca, meneliti, memberikan petunjuk dan mengoreksi serta mengadakan perbaikan seperlunya, maka kami selaku pembimbing berpendapat bahwa skripsi Saudara:

Nama : Muhammad Imam Ariq Sya'bana

NIM : 20106050041

Judul Skripsi : Penerapan Jaringan Saraf Tiruan untuk Membuat Prediksi pada Data *Time Series* Indeks Harga Saham Nikkei 225 Masa Depan Menggunakan Strategi DirRec dan *Direct Forecasting*)

sudah dapat diajukan kembali kepada Program Studi Informatika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Strata Satu dalam Program Studi Informatika.

Dengan ini kami mengharap agar skripsi/tugas akhir Saudara tersebut di atas dapat segera dimunaqasyahkan. Atas perhatiannya kami ucapkan terima kasih.

Wassalamu 'alaikum wr. wb.

Yogyakarta, 3 Juli 2024

Nurochman, S.Kom., M.Kom
19801223 200901 1 007

HALAMAN PERSEMBAHAN

Penulis mempersembahkan tugas akhir ini kepada: Allah SWT, kedua orang tua penulis yang selalu mendukung, mendoakan, dan memberikan perhatian tanpa henti, serta keluarga besar penulis yang juga memberikan berbagai bantuan untuk menyelesaikan tugas akhir ini.



HALAMAN MOTTO

“Baginya (manusia) ada (malaikat-malaikat) yang menyertainya secara bergiliran dari depan dan belakangnya yang menjaganya atas perintah Allah. Sesungguhnya Allah tidak mengubah keadaan suatu kaum hingga mereka mengubah apa yang ada pada diri mereka. Apabila Allah menghendaki keburukan terhadap suatu kaum, tidak ada yang dapat menolaknya, dan sekali-kali tidak ada pelindung bagi mereka selain Dia.”

(QS. Ar-Ra'd Ayat 11)



LEMBAR PEDOMAN PENGGUNAAN SKRIPSI

Tugas Akhir ini tidak dipublikasikan, tetapi tersedia di perpustakaan dalam lingkungan UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta, diperkenankan dipakai sebagai referensi kepustakaan, tetapi pengutipan harus seizin penyusun, dan harus menyebutkan sumbernya sesuai dengan kebiasaan ilmiah. Dokumen Tugas Akhir ini merupakan hak milik UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.



KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT karena dengan limpahan rahmat, rida, dan hidayah-Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “Penerapan Jaringan Saraf Tiruan untuk Membuat Prediksi pada Data *Time Series* Indeks Harga Saham Nikkei 225 Masa Depan Menggunakan Strategi DirRec dan *Direct Forecasting*”. Selawat dan salam senantiasa tercurahkan kepada junjungan Nabi Muhammad SAW, yang membawa petunjuk untuk membimbing seluruh umat manusia ke jalan yang benar.

Skripsi ini disusun untuk memenuhi salah satu persyaratan akademik dalam menyelesaikan pendidikan di Program Studi Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga Yogyakarta. Dalam menyelesaikan skripsi ini, penulis mendapatkan bantuan berupa arahan, motivasi, dan dukungan dari kontribusi berbagai pihak. Maka dari itu, penulis ingin memanfaatkan kesempatan ini untuk mengucapkan terima kasih untuk setiap bantuan yang diberikan kepada:

1. Aji Rakharjo dan Nini Arisanti yang merupakan kedua orang tua penulis, serta Muhammad Rizqi Ariansyah yang merupakan adik penulis. Mereka semua yang sampai sekarang selalu mendukung, mendoakan, dan memberikan perhatian tanpa henti sehingga meningkatkan motivasi penulis untuk menyelesaikan pendidikan.
2. Bapak Nurochman, S.Kom., M.Kom. selaku dosen pembimbing tugas akhir yang telah banyak memberikan arahan dan ilmu yang bermanfaat kepada penulis selama masa perkuliahan dan pengerjaan tugas akhir.
3. Bapak Prof. Dr. Phil Al Makin, MA., selaku Rektor UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.
4. Ibu Dr. Khurul Wardati, M.Si., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga Yogyakarta.
5. Bapak Mandahadi Kusuma, M.Eng., selaku dosen pendamping akademik selama berkuliah di Teknik Informatika UIN Sunan Kalijaga.
6. Ibu Ir. Maria Ulfa Siregar, S.Kom., MIT., Ph.D., selaku Ketua Program Studi Informatika.
7. Seluruh dosen Program Studi Informatika UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta yang telah mengajarkan ilmu yang bermanfaat selama masa studi kuliah sehingga menambah wawasan dan pengetahuan penulis.

8. Bude Lusi dan Pakde Andy yang mengizinkan penulis untuk tinggal di kos mereka selama berkuliah di UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta. Penulis sangat mengapresiasi semua fasilitas dan tempat tinggal yang diberikan tanpa pamrih.
9. Keluarga besar informatika UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta, terutama angkatan 2020: Abimanyu, Akhsan, Imam, Sidqi, Tirta, Farhan, Jibril, Azhar, dan Nabil yang bersama-sama selalu saling mendukung dan belajar dengan semangat untuk menyelesaikan perkuliahan.
10. Valiant, Boi, Fadil, Sabda, dan Teman-teman SMAN 1 Tambun Selatan lainnya yang selalu menemani dan memberikan dukungan selama menjalani perkuliahan di sela-sela kesibukan mereka masing-masing.
11. Pihak-pihak lain yang ikut membantu dan tidak bisa penulis sebutkan satu per satu. Semoga Allah SWT. membalas semua amal dan kebaikan yang diberikan.

Dalam penyusunan tugas akhir ini, penulis menyadari bahwa skripsi ini masih memiliki berbagai kekurangan. Oleh karena itu, berbagai bentuk kritik dan saran yang sifatnya membangun sangat penulis harapkan dari pembaca. Terakhir, penulis berharap tugas akhir ini bisa bermanfaat bagi pembaca dan berguna untuk dijadikan sebagai referensi untuk mengembangkan penelitian selanjutnya.

Yogyakarta, Juli 2024
Penyusun

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

Muhammad Imam Ariq Sya'bana
20106050041

DAFTAR ISI

SKRIPSI.....	i
LEMBAR PENGESAHAN	i
SURAT PERNYATAAN KEASLIAN	ii
SURAT PERSETUJUAN SKRIPSI	iii
HALAMAN PERSEMBAHAN	iv
HALAMAN MOTTO	v
LEMBAR PEDOMAN PENGGUNAAN SKRIPSI	vi
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL.....	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR RUMUS	xv
DAFTAR LAMPIRAN.....	xvi
INTISARI	xvii
ABSTRACT.....	xviii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	7
1.3 Batasan Masalah	7
1.4 Tujuan Penelitian	8
1.5 Manfaat Penelitian	9
BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI.....	10
2.1 Tinjauan Pustaka.....	10
2.2 Landasan Teori.....	14
2.2.1 Indeks harga saham Nikkei 225.....	14
2.2.2 Jaringan Saraf Tiruan.....	15
2.2.3 Gradien Descent	17
2.2.4 Convolutional Neural Network (CNN)	18
2.2.5 Long Short-Term Memory (LSTM).....	22
2.2.6 Koefisien Korelasi Pearson	25
2.2.7 R-squared (R^2).....	26
2.2.8 Mean Absolute Error (MAE).....	29

2.2.9 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)	30
2.2.10 Mean Squared Error (MSE) dan Root Mean Squared Error (RMSE)	31
2.2.11 Penskalaan Fitur	32
2.2.12 Strategi <i>Recursive Forecast</i>	33
2.2.13 Strategi <i>Direct Forecast</i>	35
2.2.14 Strategi <i>DirRec Forecast</i>	36
BAB III METODE PENELITIAN	39
3.1 Lokasi dan Waktu Penelitian.....	39
3.2 Alat dan Bahan Penelitian	39
3.3 Langkah-langkah Penelitian.....	39
3.3.1 Studi Pustaka	39
3.3.2 Pengumpulan Data.....	40
3.3.3 Metode Analisis Data (Prapemrosesan Data)	40
3.3.4 Menentukan Arsitektur Model Jaringan Saraf Tiruan	41
3.3.5 Melakukan <i>Hyperparameter Tuning</i>	42
3.3.6 Melatih Model Jaringan Saraf Tiruan.....	42
3.3.7 Mengevaluasi Model Jaringan Saraf Tiruan.....	43
3.3.8 Pemilihan Model Jaringan Saraf Tiruan Terbaik	43
3.3.9 Implementasi Strategi DirRec dan Direct Forecasting	43
3.3.10 Alur Penelitian.....	44
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	46
4.1 Studi Pustaka	46
4.2 Pengumpulan Data	46
4.3 Prapemrosesan Data	48
4.3.1 Penggabungan Dua Variabel dengan Interval Berbeda	48
4.3.2 Penskalaan Fitur Kedua Variabel	49
4.3.3 Format Data Mentah ke Bentuk <i>Window</i> dan <i>Horizon</i>	52
4.3.4 Pembagian Pasangan Windows dan Horizon ke Data Latih dan Uji	54
4.4 Pembuatan Fungsi Pembantu	57
4.4.1 Fungsi Pembantu Visualisasi Data	57
4.4.2 Fungsi Mengevaluasi Hasil Prediksi	58
4.4.3 Fungsi Callback untuk Membuat Model Checkpoint.....	59
4.5 Perancangan Arsitektur Model Jaringan Saraf Tiruan	60

4.5.1 Perancangan Arsitektur Model CNN.....	60
4.5.2 Perancangan Arsitektur Model LSTM	60
4.5.3 Perancangan Arsitektur Model Stacked LSTM.....	61
4.5.4 Perancangan Arsitektur Model Bidirectional LSTM.....	61
4.5.5 Perancangan Arsitektur Model CNN-LSTM.....	62
4.6 Penentuan Nilai <i>Hyperparameter</i> Model untuk di- <i>tuning</i>	62
4.6.1 Penentuan Hyperparameter Model CNN yang di- <i>tuning</i>	63
4.6.2 Penentuan Hyperparameter Model LSTM yang di- <i>tuning</i>	64
4.6.3 Penentuan Hyperparameter Model <i>Stacked</i> LSTM yang di- <i>tuning</i>	64
4.6.4 Penentuan Hyperparameter Model Bidirectional LSTM yang di- <i>tuning</i>	64
4.6.5 Penentuan Hyperparameter Model CNN-LSTM yang di- <i>tuning</i>	65
4.7 Pelatihan Model Jaringan Saraf Tiruan Hasil Hyperparameter Tuning	65
4.7.1 Hasil Hyperparameter Optimal dan Melatih Model CNN.....	66
4.7.2 Hasil Hyperparameter Optimal dan Melatih Model LSTM	67
4.7.3 Hasil Hyperparameter Optimal dan Melatih Model <i>Stacked</i> LSTM.....	68
4.7.4 Hasil Hyperparameter Optimal dan Melatih Model <i>Bidirectional</i> LSTM	69
4.7.5 Hasil Hyperparameter Optimal dan Melatih Model CNN-LSTM.....	70
4.8 Evaluasi Hasil Pelatihan Model Jaringan Saraf Tiruan.....	71
4.8.1 Analisis Hasil Prediksi Semua Model CNN.....	77
4.8.2 Analisis Hasil Prediksi Semua Model LSTM.....	79
4.8.3 Analisis Hasil Prediksi Semua Model <i>Stacked</i> LSTM.....	81
4.8.4 Analisis Hasil Prediksi Semua Model Bidirectional LSTM.....	81
4.8.5 Analisis Hasil Prediksi Semua Model CNN-LSTM.....	83
4.9 Pemilihan Model Jaringan Saraf Tiruan Terbaik	84
4.10 Implementasi Model Terpilih untuk DirRec dan Direct Forecasting.....	99
4.10.1 Mengaplikasikan Strategi DirRec Forecasting	101
4.10.2 Mengaplikasikan Strategi Direct Forecasting.....	105
4.10.3 Evaluasi Hasil Pengimplementasian Strategi DirRec dan <i>direct forecating</i>	110
BAB V PENUTUP	116
5.1 Kesimpulan.....	116
5.2 Saran.....	117
DAFTAR PUSTAKA	120
DAFTAR LAMPIRAN.....	127

DAFTAR TABEL

Tabel 1.1 Fluktuasi indeks harga saham Nikkei 225 tahunan	2
Tabel 1.2 The Basic Discount Rates and Basic Loan Rates (sebelumnya dirujuk sebagai "Official Discount Rates")	3
Tabel 4.1 Hasil penggabungan dua variabel (Akhir Bulan April dan Awal Mei 1989)	49
Tabel 4.2 Perhitungan Normalisasi Harga Saham Nikkei 225	50
Tabel 4.3 Perhitungan Normalisasi Nilai Discount Rate	51
Tabel 4.4 Hasil performa prediksi seluruh model dilihat dari nilai evaluasi MAE, MAPE, MSE, RMSE, dan R-squared	72
Tabel 4.5 Peringkat model terbaik berdasarkan kriteria nilai evaluasi metrik MAE, MAPE, MSE, RMSE, dan R-squared	87
Tabel 4.6 Hasil prediksi harga saham Nikkei 225 dari proses iterasi DirRec forecasting.....	110
Tabel 4.7 Hasil prediksi harga saham Nikkei 225 dari proses iterasi direct forecasting	111
Tabel 4.8 Perhitungan evaluasi metrik regresi MAE, MAPE, MSE, dan RMSE terhadap hasil prediksi harga saham penutupan Nikkei 225 di setiap hari kerja selama bulan Maret 2024.	113



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Perhitungan Indeks Nikkei 225.....	15
Gambar 2.2 Ilustrasi Model Jaringan Saraf Tiruan.....	16
Gambar 2.3 Ilustrasi pengimplementasian lapisan konvolusi satu dimensi pada data satu dimensi.....	19
Gambar 2.4 Ilustrasi lapisan pooling pada data berdimensi satu.....	21
Gambar 2.5 Arsitektur sel memori LSTM.....	22
Gambar 2.6 Struktur model stacked LSTM.....	25
Gambar 2.7 Struktur model bidirectional LSTM.....	25
Gambar 2.8 Visualisasi perhitungan varians untuk data-data pada variabel dependen terhadap nilai reratanya.....	27
Gambar 2.9 Visualisasi perhitungan varians variabel dependen terhadap garis least of squares saat variabel independen ikut diperhitungkan.....	27
Gambar 3.1 Langkah Penelitian dalam Diagram Alir	45
Gambar 4.1 Visualisasi data indeks harga saham Nikkei 225	48
Gambar 4.2 Visualisasi data nilai discount rate.....	48
Gambar 4.3 Penjelasan intuitif cara kerja sliding window	54
Gambar 4.4 Gambaran intuitif cara pembagian data dengan time series split.....	56
Gambar 4.5 Pemetaan model yang dibuat setiap jenis Jaringan saraf tiruan.....	66
Gambar 4.6 Pola training & validation loss seluruh epochs pada pelatihan Model LSTM univariate, ukuran window 14, dan 70% data latih & 30% data uji	95
Gambar 4.7 Pola training & validation loss seluruh epochs pada pelatihan Model LSTM univariate, ukuran window 7, dan 70% data latih & 30% data uji	95
Gambar 4.8 Pola training & validation loss seluruh epochs pada pelatihan Model bidirectional LSTM univariate, ukuran window 21, dan 70% data latih & 30% data uji.....	95
Gambar 4.9 Pola training & validation loss seluruh epochs pada pelatihan Model CNN-LSTM univariate, ukuran window 21, dan 70% data latih & 30% data uji	95
Gambar 4.10 Pola training & validation loss seluruh epochs pada pelatihan Model LSTM univariate, ukuran window 28, dan 70% data latih & 30% data uji	96
Gambar 4.11 Pola training & validation loss seluruh epochs pada pelatihan Model LSTM univariate, ukuran window 21, dan 70% data latih & 30% data uji	96

Gambar 4.12 Pola training & validation loss seluruh epochs pada pelatihan Model bidirectional LSTM univariate, ukuran window 14, dan 70% data latih & 30% data uji	96
Gambar 4.13 Pola training & validation loss seluruh epochs pada pelatihan Model CNN- LSTM univariate, ukuran window 28, dan 70% data latih & 30% data uji.....	96
Gambar 4.14 Pola training & validation loss seluruh epochs pada pelatihan Model CNN- LSTM univariate, ukuran window 14, dan 70% data latih & 30% data uji.....	97
Gambar 4.15 Pola training & validation loss seluruh epochs pada pelatihan Model bidirectional LSTM univariate, ukuran window 28, dan 70% data latih & 30% data uji	97
Gambar 4.16 Visualisasi hasil prediksi model terpilih dan data aktualnya pada data uji keseluruhan	99
Gambar 4.17 Visualisasi hasil prediksi model terpilih dan data aktualnya pada data uji 13 bulan terakhir	99
Gambar 4.18 Persiapan window yang digunakan untuk memprediksi selama bulan Maret 2024 dengan DirRec forecasting.....	102
Gambar 4.19 Alur seluruh tahapan yang terjadi dalam proses iterasi DirRec forecasting di seluruh iterasi	105
Gambar 4.20 Persiapan window yang digunakan untuk memprediksi selama bulan Maret 2024 dengan direct forecasting	109
Gambar 4.21 Alur seluruh tahapan yang terjadi dalam proses iterasi direct forecasting di seluruh iterasi	110
Gambar 4.22 Plot visualisasi hasil prediksi harga saham Nikkei 225 dari proses iterasi DirRec forecasting	112
Gambar 4.23 Plot visualisasi hasil prediksi harga saham Nikkei 225 dari proses iterasi direct forecasting.....	112

DAFTAR RUMUS

Rumus 2.1 Fungsi aktivasi Rectified Linear Unit (ReLU)

Rumus 2.2 Fungsi aktivasi Tangen hiperbolik (Tanh)

Rumus 2.3 Fungsi aktivasi sigmoid

Rumus 2.4 Perhitungan nilai forget gate Long Short-Term Memory (LSTM)

Rumus 2.5 Perhitungan nilai informasi baru untuk disimpan ke cell state ($\tilde{C}_t$)

Rumus 2.6 Perhitungan nilai input gate Long Short-Term Memory (LSTM)

Rumus 2.7 Perhitungan untuk memperbarui nilai cell state (C_t)

Rumus 2.8 Perhitungan nilai output gate Long Short-Term Memory (LSTM)

Rumus 2.9 Perhitungan untuk memperbarui nilai hidden state (h_t)

Rumus 2.10 Koefisien Korelasi Pearson

Rumus 2.11 Perhitungan R-square

Rumus 2.12 Perhitungan R-square yang disederhanakan

Rumus 2.13 Perhitungan Mean Absolute Error (MAE)

Rumus 2.14 Perhitungan Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Rumus 2.15 Perhitungan Mean Squared Error (MSE)

Rumus 2.16 Perhitungan Root Mean Squared Error (RMSE)

Rumus 2.17 Perhitungan Normalisasi

Rumus 2.18 Perhitungan Denormalisasi

Rumus 2.19 Pemodelan strategi recursive forecast

Rumus 2.20 Pemodelan strategi direct forecast

Rumus 2.21 Pemodelan Strategi DirRec Forecast

DAFTAR LAMPIRAN

- Lampiran 1. FAQ Nikkei Stock Average
- Lampiran 2. Daftar statistik Bank of Japan (halaman pertama)
- Lampiran 3. Tiga puluh kombinasi nilai hyperparameter model CNN
- Lampiran 4. Arsitektur CNN yang dibangun dengan hyperparameter optimal
- Lampiran 5. Tiga puluh kombinasi nilai hyperparameter model LSTM
- Lampiran 6. Arsitektur LSTM yang dibangun dengan hyperparameter optimal
- Lampiran 7. Tiga puluh kombinasi nilai hyperparameter model stacked LSTM
- Lampiran 8. Arsitektur stacked LSTM yang dibangun dengan hyperparameter optimal
- Lampiran 9. Tiga puluh kombinasi nilai hyperparameter model bidirectional LSTM
- Lampiran 10. Arsitektur bidirectional LSTM yang dibangun dengan hyperparameter optimal
- Lampiran 11. Tiga puluh kombinasi nilai hyperparameter model CNN-LSTM
- Lampiran 12. Arsitektur CNN-LSTM yang dibangun dengan hyperparameter optimal
- Lampiran 13. Visualisasi pengaruh ukuran window dan persentase distribusi data latih dan data uji ke model CNN
- Lampiran 14. Visualisasi pengaruh variabel discount rate ke model CNN
- Lampiran 15. Visualisasi pengaruh ukuran window dan persentase distribusi data latih dan data uji ke model LSTM
- Lampiran 16. Visualisasi pengaruh variabel discount rate ke model LSTM
- Lampiran 17. Visualisasi pengaruh ukuran window dan persentase distribusi data latih dan data uji ke model stacked LSTM
- Lampiran 18. Visualisasi pengaruh variabel discount rate ke model stacked LSTM
- Lampiran 19. Visualisasi pengaruh ukuran window dan persentase distribusi data latih dan data uji ke model bidirectional LSTM
- Lampiran 20. Visualisasi pengaruh variabel discount rate ke model bidirectional LSTM
- Lampiran 21. Visualisasi pengaruh ukuran window dan persentase distribusi data latih dan data uji ke model CNN-LSTM
- Lampiran 22. Visualisasi pengaruh variabel discount rate ke model CNN-LSTM

**PENERAPAN JARINGAN SARAF TIRUAN UNTUK MEMBUAT PREDIKSI PADA
DATA *TIME SERIES* INDEKS HARGA SAHAM NIKKEI 225 MASA DEPAN
MENGUNAKAN STRATEGI DIRREC DAN *DIRECT FORECASTING***

**Muhammad Imam Ariq Sya'bana
NIM. 20106050041**

INTISARI

Penelitian tentang kecerdasan buatan yang berada dalam domain analisis dan peramalan data runtun waktu sering dilakukan dengan memanfaatkan data runtun waktu historis yang dipelajari pola fluktuasinya untuk memprediksi data runtun waktu di masa depan. Contoh pengimplementasiannya, yaitu fluktuasi indeks harga saham Nikkei 225 masa lalu yang dimanfaatkan untuk mengetahui fluktuasinya di masa depan untuk pertimbangan investor dalam menyusun strategi investasi untuk meningkatkan keuntungan yang didapatkan.

Untuk mencapai tujuan tersebut, algoritma jaringan saraf tiruan, seperti CNN, LSTM, *stacked LSTM*, *bidirectional LSTM*, dan CNN-LSTM digunakan untuk menghasilkan prediksi masa depan. Algoritma tersebut digunakan karena kemampuannya dalam mempelajari pola tersembunyi pada data harga saham Nikkei 225.

Hasil penelitian menunjukkan *bidirectional LSTM* paling baik mengenali harga saham Nikkei 225 masa lalu dari bulan Januari 1950 hingga Februari 2024 sehingga digunakan dalam mengimplementasikan strategi DirRec dan *direct forecasting* untuk menghasilkan prediksi indeks harga saham Nikkei 225 masa depan sungguh-sungguh selama bulan Maret 2024. Prediksi yang dihasilkan strategi *direct forecasting* lebih mendekati data aktual dibandingkan dengan prediksi yang dihasilkan strategi DirRec *forecasting* dilihat dari nilai evaluasi MAE, MAPE, MSE, dan RMSE yang lebih kecil.

Kata Kunci: Jaringan saraf tiruan, DirRec dan *direct forecasting*, Nikkei 225, Runtun waktu

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

**APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS TO MAKE PREDICTION
ON NIKKEI 225 STOCK PRICE INDEX TIME SERIES DATA IN THE FUTURE
USING DIRREC AND DIRECT FORECASTING STRATEGIES**

Muhammad Imam Ariq Sya'bana
NIM. 20106050041

ABSTRACT

Research on artificial intelligence in the domain of time series data analysis and forecasting is often done by utilizing historical time series data whose fluctuation patterns are learned to predict future time series data. Example of its implementation is the fluctuation of past Nikkei 225 stock price index which is used to determine its fluctuation in the future for investor consideration in formulating investment strategies to increase the profits obtained.

To achieve this goal, artificial neural network algorithms, such as CNN, LSTM, stacked LSTM, bidirectional LSTM, and CNN-LSTM are used to generate future predictions. Those algorithms is used because of its ability to learn hidden patterns in Nikkei 225 stock price data.

The results of the study showed that bidirectional LSTM is the best at recognizing past Nikkei 225 stock prices from January 1950 to February 2024, so it is used in implementing the DirRec and direct forecasting strategies to generate real future Nikkei 225 stock price index predictions during March 2024. The predictions generated from the direct forecasting strategy are closer to the actual data compared to the predictions generated from the DirRec forecasting strategy as seen from the smaller MAE, MAPE, MSE, and RMSE evaluation values.

Keywords: Artificial neural network, DirRec and direct forecasting, Nikkei 225, Time series

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indeks saham adalah ukuran statistik yang mencerminkan keseluruhan pergerakan harga atas sekumpulan saham yang dipilih berdasarkan kriteria dan metodologi tertentu serta dievaluasi secara berkala [1]. Definisi dari saham adalah tanda penyertaan modal seseorang atau pihak (badan usaha) dalam suatu perusahaan atau perseroan terbatas. Dengan menyertakan modal tersebut, maka pihak tersebut memiliki klaim atas pendapatan perusahaan, klaim atas aset perusahaan, dan berhak hadir dalam Rapat Umum Pemegang Saham (RUPS) [2]. Indeks saham bisa dijadikan alat untuk mengukur sentimen pasar atau kepercayaan investor. Perubahan nilai yang tercermin dalam satu indeks dapat dijadikan indikator yang merefleksikan opini kolektif dari seluruh pelaku pasar [1]. Harga saham perusahaan dapat mengukur nilai perusahaan karena mencerminkan penilaian investor secara keseluruhan terhadap ekuitas yang dimiliki perusahaan [3].

Investasi pada pasar saham memiliki risiko yang tinggi karena karakter harga saham yang bersifat fluktuatif dan stokastik. Harga-harga saham yang bergerak dalam hitungan detik dan menit berimplikasi pada nilai indeks juga bergerak naik turun secara cepat. Pergerakan ini dikenal dengan volatilitas harga saham [4]. Volatilitas harga saham tersebut membuat investasi saham memiliki potensi keuntungan dan risiko yang sama-sama tinggi [5]. Untuk memperkecil kemungkinan risiko investasi, investor harus bisa memperkirakan pergerakan dari harga saham sehingga saat tren harga saham berada pada kondisi tertentu, investor dapat menentukan keputusan yang tepat di antara harus menjual atau membeli saham. Usaha tersebut bisa muncul karena pemahaman investor tentang kemungkinan risiko investasi. Apabila investor memiliki pemahaman risiko investasi yang tinggi, investasi dilakukan tidak secara gegabah dan tindakan-tindakan diambil berdasarkan pertimbangan dan informasi yang dimiliki [6].

Volatilitas saham secara masif terjadi pada indeks harga saham Nikkei 225. Berdasarkan data historis saham Nikkei 225 yang tertera pada situs resmi indeks

Nikkei 225, beberapa tahun setelah tahun 1984 harga saham menunjukkan peningkatan yang signifikan. Dalam waktu lima tahun, harga saham Nikkei 225 mencapai lebih dari tiga kali lipat di tahun 1989 dari harga sebelumnya di tahun 1984. Surplus harga saham Nikkei 225 berhenti pada tahun 1989. Satu tahun kemudian, harga indeks saham Nikkei 225 mulai menurun. Penurunan yang anjlok juga terjadi sangat cepat selama tahun 1990-an. Sejak tahun 1989 hingga 1992, harga penutupan saham Nikkei 225 harian menurun menjadi kurang dari setengah nilainya di tahun 1989. Dengan demikian, terdapat kemiripan antara peningkatan dan penurunan yang masif dalam waktu singkat pada saham Nikkei 225 ini.

Tabel 1.1 Fluktuasi indeks harga saham Nikkei 225 tahunan

Tahun	Harga penutupan saham Nikkei 225 (pada hari kerja terakhir setiap tahun)
1980	¥7.116,38
1981	¥7.681,84
1982	¥8.016,67
1983	¥9.893,82
1984	¥11.542,60
1985	¥13.113,32
1986	¥18.701,30
1987	¥21.564,00
1988	¥30.159,00
1989	¥38.915,87
1990	¥23.848,71
1991	¥22.983,77
1992	¥16.924,95
1993	¥17.417,24
1994	¥19.723,06
1995	¥19.868,15
1996	¥19.361,35

1997	¥15.258,74
1998	¥13.842,17
1999	¥18.934,34
2000	¥13.785,69

Pemberlakuan ketat kebijakan moneter oleh Bank of Japan dan meningkatkan *discount rate* pada akhir tahun 1989 dilakukan dengan tujuan menahan “inflasi aset” [7]. Peningkatan *discount rate* dilakukan lima kali dalam rentang bulan Mei 1989 sampai Agustus 1990 sehingga membuat *discount rate* yang awalnya 2.5 % menjadi 6 %. *Discount rate* adalah tingkat bunga yang dikenakan pada nilai penerimaan atau pembayaran masa depan untuk didiskonto dengan tujuan menemukan nilainya pada masa ini [8]. Berdasarkan data dari situs resmi indeks saham Nikkei 225, pada bulan Desember tahun 1989 saat peningkatan nilai *discount rate* sudah meningkat ke nilai 4.25%, harga saham Nikkei 225 selama tahun tersebut masih meningkat mencapai ¥38.915,87 pada saat penutupan di tanggal 29 Desember 1989. Tetapi, harga saham Nikkei 225 menurun secara masif dari tahun 1990 hingga beberapa tahun setelahnya. Saat nilai *discount rate* naik menjadi 6% di bulan Agustus tahun 1990, harga saham Nikkei 225 turun menjadi ¥23.848,71 pada saat penutupan di tanggal 28 Desember 1990.

Tabel 1.2 The Basic Discount Rates and Basic Loan Rates (sebelumnya dirujuk sebagai "Official Discount Rates")

Tahun/Bulan	Discount Rate
1989/04	2.5
1989/05	3.25
1989/06	3.25
1989/07	3.25
1989/08	3.25
1989/09	3.25
1989/10	3.75
1989/11	3.75

1989/12	4.25
1990/01	4.25
1990/02	4.25
1990/03	5.25
1990/04	5.25
1990/05	5.25
1990/06	5.25
1990/07	5.25
1990/08	6

Penelitian ini juga dilakukan karena keadaan harga saham Nikkei 225 pada bulan Februari tahun 2024 mencatatkan rekor tertinggi barunya yang melebihi harga saham Nikkei 225 tertinggi sebelumnya pada 34 tahun lalu. Selama tahun 1989, harga saham Nikkei 225 paling tinggi mencapai ¥38.957,44 pada 29 Desember. Sampai di bulan Februari tahun 2024 rekor tertinggi harga saham Nikkei 225 yang sebelumnya paling tinggi di tahun 1989 dapat terlampaui. Harga penutupan saham Nikkei 225 harian selama bulan Februari 2024 selalu naik dari ¥36.011,46 di awal bulan hingga mencapai ¥39.166,19 di akhir bulan Februari 2024. Selanjutnya, harga Nikkei 225 masih terus naik di bulan Maret 2024 hingga mencapai ¥40.888,43 pada penutupan pasar saham di tanggal 22 Maret 2024. Saat memerhatikan indeks penutupan harga saham Nikkei 225 harian selama bulan Februari 2024 saja, terdapat peningkatan yang kentara di rentang ¥36.011,46 hingga ¥39.166,19. Maka dari itu, kemampuan untuk mengetahui prediksi harga saham Nikkei 225 di masa depan akan sangat bermanfaat untuk membuat pertimbangan strategi investasi dalam keadaan saham yang sedang surplus untuk memaksimalkan profit.

Penelitian ini akan memanfaatkan keilmuan *time series analysis and forecasting*, karena ilmu tersebut memiliki manfaat yang signifikan dalam berbagai penerapan, seperti kepentingan bisnis, jual beli pasar saham, cuaca, permintaan listrik, harga dan penggunaan produk seperti bahan bakar, kelistrikan, dan lain-lain. Peramalan pada data *time series* menyediakan akses kepada informasi yang dibutuhkan untuk membuat keputusan penting [9]. Dalam penelitian ini, *time series*

analysis and forecasting dimanfaatkan untuk memprediksi harga saham Nikkei 225 di masa depan menggunakan hasil pembelajaran data historisnya. Pengetahuan tentang prediksi nilai harga saham Nikkei 225 di masa depan membuat investor bisa memanfaatkan hal tersebut untuk menjadi pertimbangan dalam menyusun strategi investasi untuk meningkatkan keuntungan aset atau menghindari dari kerugian.

Kebutuhan untuk dapat memprediksi tren dan musiman yang ada pada data deret waktu secara akurat untuk membuat keputusan penting dalam bisnis merupakan hal yang penting [9]. Banyak pendekatan yang dapat digunakan untuk melakukan prediksi dan peramalan terhadap pola tren dan musiman pada data deret waktu. Salah satu pendekatan tradisional yang bisa digunakan, yaitu pendekatan yang berdasar pada model Box-Jenkins, atau disebut juga model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) [10]. Akan tetapi, ARIMA adalah model *univariate* yang berusaha menggambarkan hanya satu variabel sebagai proses Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) [11]. ARIMA juga akan mengalami kesulitan untuk mempelajari hubungan non-linier yang ada pada rangkaian data [12]. Maka dari itu, metode ARIMA tidak digunakan dalam penelitian ini.

Mulai tahun 1950-an, bagian kecil dari Artificial Intelligence (AI) yang sering disebut Machine Learning (ML) telah melakukan revolusi pada beberapa bidang dalam beberapa dekade ke belakang. Selanjutnya, bagian dari ML berupa Neural Network (NN) merupakan sub bidang ML yang melahirkan Deep Learning (DL) [13]. DL memungkinkan model yang terdiri dari beberapa lapisan pemrosesan untuk mempelajari data dengan beberapa tingkat abstraksi [14]. DL mampu melakukan pembelajaran secara otomatis dari data karena menerapkan metode jaringan saraf tiruan [15]. DL sudah memberikan dampak yang besar di berbagai area, seperti diagnosis kanker, pengobatan, mobil tanpa pengemudi, *predictive forecasting*, dan pengenalan bahasa alami [16].

Pendekatan jaringan saraf tiruan dengan memanfaatkan model seperti LSTM, *stacked* dan *bidirectional* LSTM, CNN dan CNN-LSTM digunakan dalam penelitian ini untuk diaplikasikan dalam menyelesaikan masalah *time series forecasting* pada kasus peramalan indeks harga saham Nikkei 225. Arsitektur

jaringan saraf tiruan dimanfaatkan untuk melakukan prediksi indeks harga saham Nikkei 225 di masa depan baik dibantu dengan variabel *discount rate* maupun tidak. Maka dari itu, akan dilakukan *univariate time series forecasting* dan *multivariate time series forecasting*.

Untuk menghasilkan prediksi harga saham Nikkei 225 masa depan seakurat mungkin, model jaringan saraf tiruan akan dibandingkan terlebih dahulu untuk mengetahui model yang mengenali data paling baik. Pencarian model jaringan saraf tiruan optimal dilakukan dengan melatih model dengan menggunakan porsi data latih dan evaluasi hasil belajar model dilakukan pada porsi data uji. Data latih dan data uji yang digunakan mencakup data dari bulan Januari 1950 hingga Februari 2024. Model jaringan saraf tiruan dengan nilai evaluasi terbaik akan digunakan untuk menghasilkan prediksi masa depan sungguhan selama bulan Maret 2024. Bulan Maret 2024 merupakan masa lalu, tetapi prediksinya tetap dianggap sebagai prediksi yang seolah-olah ke masa depan sungguhan karena data bulan Maret 2024 tidak digunakan dalam proses melatih dan mengevaluasi model.

Dalam penelitian ini, akan diimplementasikan strategi DirRec dan *direct forecasting* kepada model jaringan saraf tiruan terpilih yang sudah dibuat sebelumnya untuk digunakan dalam menghasilkan prediksi harga saham Nikkei 225 di masa depan sungguhan. Hasil prediksi harga saham Nikkei 225 beberapa waktu di masa depan sungguhan dapat digunakan investor untuk dijadikan pertimbangan dalam menyusun strategi investasi untuk meningkatkan keuntungan atau menghindari kerugian.

Pemanfaatan model jaringan saraf tiruan dengan menggunakan strategi DirRec dan *direct forecasting* untuk menghasilkan prediksi data deret waktu masa depan sudah pernah dilakukan sebelumnya, baik pada peramalan harga saham maupun pada studi kasus yang lain. Akan tetapi, penelitian terkait pengimplementasian strategi DirRec dan *direct forecasting* menggunakan model jaringan saraf tiruan untuk melakukan *time series forecasting* pada data deret waktu indeks harga saham Nikkei 225 belum pernah dilakukan. Hal tersebut dikarenakan terdapat perbedaan dengan penelitian yang lain dalam hal objek penelitian, interval data yang digunakan, dan jumlah variabel data masukkan yang digunakan.

Objek penelitian berupa indeks harga saham Nikkei 225 dipilih untuk menguji seberapa baik penerapan metode penelitian ini dalam melakukan *time series forecasting* ke masa depan sungguhan. Apabila model jaringan saraf tiruan yang diaplikasikan ke strategi DirRec dan *direct forecasting* mampu menghasilkan prediksi yang baik setelah mempelajari data indeks saham Nikkei 225 yang di dalamnya terdapat pola fluktuasi yang masif, diharapkan metode penelitian yang sama bisa juga menghasilkan prediksi yang baik saat diterapkan menggunakan indeks saham yang lainnya.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah ditentukan untuk membuat penelitian menjadi terarah kepada masalah yang ingin diselesaikan. Rumusan masalah penelitian ini, yaitu sebagai berikut:

1. Bagaimana menemukan jenis model jaringan saraf tiruan optimal untuk meramalkan harga saham Nikkei 225 yang menghasilkan prediksi dengan eror kecil.
2. Bagaimana membuat model jaringan saraf tiruan untuk meramalkan harga saham Nikkei 225 menggunakan variabel *discount rate* dan tanpa variabel *discount rate*.
3. Bagaimana menemukan arsitektur jaringan saraf tiruan yang memiliki nilai *hyperparameter* yang optimal.
4. Bagaimana memanfaatkan model jaringan saraf tiruan optimal yang menghasilkan prediksi paling baik di antara model lainnya untuk menghasilkan keluaran berupa prediksi harga saham Nikkei 225 di masa depan sungguhan.

1.3 Batasan Masalah

Pembatasan masalah didefinisikan untuk menghindari adanya penyimpangan masalah agar penelitian tetap terarah pada tujuan, pembatasan masalah dalam penelitian ini meliputi:

1. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data harga saham saham Nikkei 225 pada setiap hari kerja saat penutupan di tiap-tiap harinya dan data *discount*

rate yang dikeluarkan Bank of Japan dari bulan Januari tahun 1950 sampai dengan bulan Maret tahun 2024.

2. Model jaringan saraf tiruan yang dibentuk menggunakan arsitektur CNN, LSTM, *stacked* LSTM, *bidirectional* LSTM, dan CNN-LSTM.
3. Strategi DirRec dan *direct forecasting* digunakan untuk menghasilkan prediksi harga saham Nikkei 225 di masa depan yang sebenarnya.
4. *Hyperparameter* yang di-*tuning* meliputi jumlah filter, ukuran kernel, jumlah unit neuron dan nilai *learning rate*.
5. Parameter evaluasi hasil prediksi yang digunakan adalah metrik evaluasi regresi yang meliputi Mean Absolute Error (MAE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Mean Squared Error (MSE), Root Mean Square Error (RMSE), dan *R-squared*.
6. Persentase sebaran data mentah yang sudah diproses menjadi data latih dan data uji dibagi dua: 80% data latih dan 20% data uji dan 70% data latih dan 30% data uji
7. Bahasa program yang digunakan untuk membuat prediksi masa depan sungguhan meliputi Python versi 3.10.12. Pustaka bahasa pemrograman Python yang digunakan di antaranya adalah Tensorflow 2.10, Scikit-Learn 1.2.2, dan Keras 2.15.0 untuk pembentukan dan pelatihan model, Pandas 2.0.3 dan Numpy 1.25.2 dimanfaatkan untuk prapemrosesan data, keras-tuner 1.4.7 untuk membuat *hyperparameter tuning hyperband*, dan Matplotlib 3.7.1 untuk melakukan visualisasi data.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dilaksanakan penelitian ini, yaitu sebagai berikut:

1. Mencari arsitektur dan jenis jaringan saraf tiruan terbaik di antara CNN, LSTM, *stacked* LSTM, *bidirectional* LSTM, dan CNN-LSTM yang mampu memprediksi tren fluktuasi harga saham Nikkei 225 di masa depan.
2. Menemukan nilai *hyperparameter* optimal untuk masing-masing arsitektur jaringan saraf tiruan dengan menggunakan *hyperparameter tuning* untuk menghasilkan prediksi saham Nikkei 225 yang akurat.

3. Mencari persentase sebaran data latih dan data uji optimal yang mampu menghasilkan model jaringan saraf tiruan dengan kemampuan prediksi terbaik.
4. Menemukan strategi terbaik di antara strategi DirRec dan *direct forecasting* untuk menghasilkan keluaran harga saham Nikkei 225 di masa depan sungguhan dalam rentang waktu tertentu.
5. Mengetahui pengaruh variabel *discount rate* terhadap hasil prediksi harga saham Nikkei 225 menggunakan pendekatan model jaringan saraf tiruan.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini bermanfaat bagi para pembaca untuk mengetahui langkah-langkah untuk membuat prakiraan harga saham Nikkei 225 di masa depan. Pembaca dapat menggunakan hasil prediksi harga saham Nikkei 225 masa depan untuk dijadikan pertimbangan apabila ingin menyusun strategi investasi untuk meningkatkan keuntungan aset atau menghindari dari kerugian yang dapat disebabkan oleh sifat volatilitas yang ada pada fluktuasi harga saham. Maka dari itu, penulis memperkirakan pembaca kemungkinan datang dari golongan investor yang ingin mengetahui cara lain untuk membuat strategi investasi saham atau golongan akademisi yang ingin meneliti tentang pengimplementasian model jaringan saraf tiruan menggunakan strategi DirRec dan *direct forecasting* untuk menghasilkan prediksi masa depan sungguhan pada data deret waktu, seperti data harga saham.

Selain itu, penelitian ini bermanfaat bagi penulis dalam memahami cara kerja dan pengimplementasian berbagai algoritma jaringan saraf tiruan dalam ranah *time series forecasting*. Penelitian ini juga bermanfaat bagi penulis untuk mengetahui cara membuat model jaringan saraf tiruan dapat diimplementasikan menggunakan strategi DirRec dan *direct forecasting* dalam membuat keluaran berupa prediksi harga saham Nikkei 225 masa depan sungguhan.

BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian ini, diperoleh beberapa temuan penting yang perlu diketahui. Poin-poin yang berisi tentang informasi penting yang dihasilkan dari seluruh kegiatan penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Variabel nilai *discount rate* tidak bisa dipelajari oleh hampir seluruh model sehingga prediksi model *univariate time series forecasting* yang hanya menggunakan variabel harga saham Nikkei 225 menghasilkan prediksi yang lebih minim eror. Kemungkinan yang menyebabkan kegagalan model mempelajari nilai *discount rate* untuk mengurangi eror prediksi adalah nilai korelasi koefisien pearson antara variabel harga saham Nikkei 225 dan nilai *discount rate* yang hanya sebesar -0.674791.
2. Model jaringan saraf tiruan terbaik yang digunakan untuk tahapan DirRec dan *direct forecasting*, yaitu model yang memiliki nilai evaluasi metrik regresi yang optimal dan menunjukkan konvergen ke arah nilai *training* dan *validation loss* yang selalu mengecil di setiap *epoch* selama proses pelatihan. Model yang memenuhi kriteria tersebut, yaitu model *bidirectional LSTM* berjenis *univariate time series forecasting* yang dilatih dengan ukuran *window* 28, persentase distribusi sebesar 70% yang dialokasikan untuk data latih dan 30% untuk data uji.
3. Salah satu model terbaik yang diteliti dipilih untuk tahapan selanjutnya, yaitu implementasi strategi DirRec dan *direct forecasting*. Model terpilih, yaitu *bidirectional LSTM* dengan metrik evaluasi optimal dengan *input layer* yang menerima satu variabel data dengan ukuran *window* sebesar 28, *hidden layer* berupa lapisan *bidirectional LSTM* dengan unit neuron berjumlah 256, dan *output layer* yang mengeluarkan satu variabel yang prediksi dengan ukuran 1 akibat model dilatih untuk menghasilkan prediksi hanya satu langkah waktu ke depan. Berdasarkan hasil proses *hyperparameter tuning* model *bidirectional*

LSTM tersebut, *hyperparameter* optimal didapatkan dengan kombinasi nilai *learning rate* 0.01 dan lapisan *bidirectional* LSTM dengan unit neuron berjumlah 256. Skor metrik evaluasi yang didapatkan dengan model yang dilatih dengan parameter tersebut tergolong baik dengan nilai MAE 165.3593, MAPE 1.062%, RMSE 232.3617, MSE 53991.98, dan R^2 99.8%.

4. Prediksi indeks saham Nikkei 225 masa depan selama hari kerja pada bulan Maret 2024 yang dihasilkan strategi DirRec dan *direct forecasting* sudah mendekati nilai aslinya. Hasil evaluasi prediksi strategi DirRec *forecasting* mendapatkan skor MAE 1298.7809, MAPE 3.23%, MSE 2261285.0, dan RMSE 1503.757. Hasil evaluasi prediksi strategi *direct forecasting* sedikit lebih baik dengan nilai MAE 970.96936, MAPE 2.42%, MSE 1351035.8, dan RMSE 1162.3406. Strategi DirRec *forecasting* menghasilkan prediksi yang sedikit lebih buruk karena nilai MAE, MAPE, MSE, dan RMSE yang sedikit lebih besar dibandingkan dengan hasil prediksi strategi *direct forecasting*.
5. Persentase distribusi sebesar 70% yang dialokasikan untuk data latih dan 30% untuk data uji digunakan pada enam belas model terbaik pada pemeringkatan model jaringan saraf tiruan yang diteliti berdasarkan kriteria nilai evaluasi metrik regresi terbaik.

5.2 Saran

Penelitian ini jauh dari sempurna sehingga masih terdapat langkah-langkah yang bisa dilakukan agar dapat membuat prediksi masa depan semakin mendekati dengan data aktualnya atau meningkatkan manfaat penelitian ini supaya kegunaannya bisa semakin dirasakan, yaitu memprediksi harga saham di masa depan sungguhan. Untuk kepentingan penelitian, prediksi yang dilakukan dalam penelitian ini adalah berasal dari masa lalu berdasarkan waktu saat penelitian ini dilakukan untuk dapat mengetahui nilai sebenarnya agar hasil prediksi dapat dievaluasi. Maka dari itu, langkah-langkah lanjutan dari penelitian ini yang direkomendasikan untuk dilakukan adalah sebagai berikut.

1. Untuk penelitian selanjutnya, dapat meningkatkan kompleksitas model dengan mendefinisikan opsi nilai *hyperparameter* yang lebih bervariasi lagi atau dengan cara menambah lapisan tambahan pada bagian *hidden layer*.
2. Alokasi distribusi data latih dengan persentase yang lebih besar dari 80%, seperti 90% porsi data latih dan 10% untuk data uji dapat digunakan untuk melatih model pada penelitian berikutnya. Penelitian ini tidak mengimplementasikan persentase distribusi data latih yang lebih besar dari 80% karena berdasarkan Tabel 4.5, enam belas model terbaik berdasarkan kriteria nilai evaluasi metrik merupakan model yang dilatih dengan alokasi data latih dengan persentase lebih kecil dari 80%, yaitu 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji.
3. Pasar saham merupakan jenis *open market* yang artinya terdapat banyak hal yang mampu mempengaruhi fluktuasi harga saham. Maka dari itu, masih banyak variabel selain nilai *discount rate* yang dapat memengaruhi harga saham Nikkei 225. Apabila model dilatih dengan data historis saham Nikkei 225 bersama dengan variabel yang memengaruhi harga saham tersebut dan mampu dipelajari oleh model jaringan saraf tiruan, hasil prediksi harga saham Nikkei 225 mungkin dapat lebih baik dibandingkan dengan hasil prediksi yang hanya dengan menggunakan data historis saham Nikkei 225 saja.
4. Pada penelitian ini, model *bidirectional LSTM* terpilih yang diimplementasikan pada strategi DirRec dan *direct forecasting* digunakan untuk membuat prediksi ke masa depan sungguhan sejauh 20 hari kerja dalam bulan Maret 2024. Apabila ingin membuat pertimbangan strategi investasi yang membutuhkan prediksi nilai saham Nikkei 225 ke masa depan yang lebih jauh lagi, implementasi strategi DirRec dan *direct forecasting* dapat digunakan dengan mendefinisikan jumlah *time step* yang lebih banyak karena prediksi yang lebih jauh ke masa depan. Hal tersebut berimplikasi pada jumlah model yang dibutuhkan menjadi lebih banyak.
5. Target yang diteliti dalam penelitian ini merupakan prediksi harga saham Nikkei 225 selama bulan Maret 2024. Periode tersebut berada di masa lalu pada saat penelitian ini dibuat sehingga sejak awal penelitian selesai, hasil prediksi

kurang mampu digunakan sebagai pertimbangan dalam menyusun strategi investasi masa depan. Maka dari itu, pada saat ingin merealisasikan keluaran prediksi harga saham Nikkei 225 masa depan sungguhan, langkah-langkah pada penelitian ini perlu di lakukan ulang dengan menggunakan keseluruhan data hingga masa kini.

6. Objek penelitian pada penelitian ini, yaitu saham Nikkei 225 yang mana merupakan indeks harga saham-saham yang terdiri dari 225 emiten yang terdaftar di indeks saham Nikkei. Karena indeks Nikkei 225 merepresentasikan 225 saham yang terdaftar di dalamnya, apabila terdapat kenaikan pada saham Nikkei 225, hal tersebut dapat disebabkan karena saham-saham terdaftar di dalamnya banyak yang juga yang mengalami kenaikan, begitu pun sebaliknya. Maka dari itu, prediksi fluktuasi indeks harga saham Nikkei 225 dapat digunakan investor sebagai penanda arah pasar atau kinerja pasar modal dan produk investasi. Apabila terlihat indeks saham Nikkei 225 yang naik, artinya pasar modal sedang sehat yang berarti produk-produk investasi yang terdaftar di dalamnya juga banyak yang sehat. Maka dari itu, memperhatikan fluktuasi indeks Nikkei 225 menjadi cara mudah untuk menentukan keputusan jual beli saham. Jika mengetahui keadaan pasar modal yang sehat, apabila investor ingin menanamkan modalnya ke salah satu perusahaan yang terdaftar di dalam indeks Nikkei 225, cara yang sama seperti yang dilakukan untuk memprediksi saham Nikkei 225 dapat dilakukan kembali dengan menggunakan data historis saham yang ingin dibeli. Cara tersebut memungkinkan investor untuk menghasilkan prediksi spesifik dan mematangkan strategi penanaman modal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] IDX, "IDX Stock Index Handbook V1.2," *IDX Stock Index Handb. V1.2*, p. 52, 2021, [Online]. Available: https://www.idx.co.id/media/9816/idx-stock-index-handbook-v12-_-januari-2021.pdf
- [2] Indonesia Stock Exchange (Bursa Efek Indonesia), "Saham." Accessed: Jun. 24, 2024. [Online]. Available: <https://www.idx.co.id/id/produk/saham>
- [3] I. Arnova, "pengaruh ukuran kunerja ROA,ROE,EPS dan EVA terhadap Return saham," *Ekombis Riview*, pp. 36–53, 2019.
- [4] L. K. Sari, N. A. Achsani, and B. Sartono, "Pemodelan Volatilitas Return Saham: Studi Kasus Pasar Saham Asia," *J. Ekon. dan Pembang. Indones.*, vol. 18, no. 1, pp. 35–52, 2017, doi: 10.21002/jepi.2018.03.
- [5] B. Miftahurrohmah, C. Wulandari, and Y. S. Dharmawan, "Investment Modelling Using Value at Risk Bayesian Mixture Modelling Approach and Backtesting to Assess Stock Risk," *J. Inf. Syst. Eng. Bus. Intell.*, vol. 7, no. 1, p. 11, 2021, doi: 10.20473/jisebi.7.1.11-21.
- [6] I. O. Fridana and N. Asandimitra, "Analisis Faktor Yang Memengaruhi Keputusan Investasi (Studi Pada Mahasiswi Di Surabaya)," *J. Muara Ilmu Ekon. dan Bisnis*, vol. 4, no. 2, p. 396, 2020, doi: 10.24912/jmieb.v4i2.8729.
- [7] E. Oizumi, "Property finance in Japan: expansion and collapse of the bubble economy," *Environ. Plan. A*, vol. 26, no. 2, pp. 199–213, 1994, doi: 10.1068/a260199.
- [8] J. Black, N. Hashimzade, and G. Myles, *A Dictionary of Economics*. Oxford University Press, 2017. doi: 10.1093/acref/9780199696321.001.0001.
- [9] G.Mahalakshmi, Dr.S.Sridevi, and Dr.S.Rajaram, "A Survey on Forecasting of Time Series Data," *2016 Int. Conf. Comput. Technol. Intell. Data Eng. ICCTIDE 2016*, 2016.
- [10] M. Gan, Y. Cheng, K. Liu, and G. Zhang, "Seasonal and trend time series forecasting based on a quasi-linear autoregressive model," *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 24, pp. 13–18, 2014, doi: 10.1016/j.asoc.2014.06.047.

- [11] S. Stevenson, "A comparison of the forecasting ability of ARIMA models," *J. Prop. Invest. Financ.*, vol. 25, no. 3, pp. 223–240, 2007, doi: 10.1108/14635780710746902.
- [12] Z. Chen, F. M. Zou, F. Guo, and Q. Gu, "Short-Term Traffic Flow Prediction of Expressway Based on Seq2seq model," *ACM Int. Conf. Proceeding Ser.*, vol. 2021, 2021, doi: 10.1145/3474198.3478239.
- [13] M. Z. Alom *et al.*, "A state-of-the-art survey on deep learning theory and architectures," *Electron.*, vol. 8, no. 3, 2019, doi: 10.3390/electronics8030292.
- [14] Y. Lecun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015, doi: 10.1038/nature14539.
- [15] Y. Anggara, "MULTIVARIATE MULTISTEP TIME SERIES FORECASTING DENGAN ALGORITMA CNN-LSTM Studi Kasus: Data Cuaca di Stasiun BMKG," 2023.
- [16] A. Shrestha and A. Mahmood, "Review of deep learning algorithms and architectures," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 53040–53065, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2912200.
- [17] M. Diqi and H. Hamzah, "Improving Stock Price Prediction Accuracy with StacBi LSTM," *JISKA (Jurnal Inform. Sunan Kalijaga)*, vol. 9, no. 1, pp. 10–26, 2024, doi: 10.14421/jiska.2024.9.1.10-26.
- [18] Y. Anggara and E. D. Supandi, "Jakarta Composite Index Model Before and During COVID-19 Using CNN-LSTM," *Proc. Int. Conf. Sci. Eng. (ICSE-UIN-SUKA 2021)*, vol. 211, pp. 226–232, 2022, doi: 10.2991/aer.k.211222.036.
- [19] U. Erdenebayar, H. Kim, J. U. Park, D. Kang, and K. J. Lee, "Automatic prediction of atrial fibrillation based on convolutional neural network using a short-term normal electrocardiogram signal," *J. Korean Med. Sci.*, vol. 34, no. 7, pp. 1–10, 2019, doi: 10.3346/jkms.2019.34.e64.
- [20] K. Harrykissoon and P. Hosein, "Recursive vs. Direct Forecasting of Crop Prices," *2023 IEEE Int. Conf. Technol. Manag. Oper. Decis. ICTMOD 2023*, pp. 1–6, 2023, doi: 10.1109/ICTMOD59086.2023.10438140.

- [21] I. Chairurrachman, “Penerapan Long Short-Term Memory Pada Data Time Series Untuk Prediksi Harga Saham Pt. Indofood Cbp Sukses Makmur Tbk (Icbp),” 2022.
- [22] Nikkei Inc., “FAQ (Nikkei Stock Average).” Accessed: Jun. 22, 2024. [Online]. Available: https://indexes.nikkei.co.jp/nkave/archives/faq/faq_nikkei_stock_average_en.pdf
- [23] J. Schmidhuber, “Deep Learning in neural networks: An overview,” *Neural Networks*, vol. 61, pp. 85–117, 2015, doi: 10.1016/j.neunet.2014.09.003.
- [24] Solikhun, A. P. Windarto, Handrizal, and Fauzan, “Jaringan Saraf Tiruan dalam Memprediksi Sukuk Negara Ritel Berdasarkan Kelompok Profesi dengan Backpropagation dalam Mendorong Laju Pertumbuhan Ekonomi,” *Pros. Semin. Ilm. Nas. “MEMBANGUN Paradig. Kehidup. MELALUI MULTIDISIPLIN ILMU”*, pp. 53–54, 2017.
- [25] A. Jumarwanto, R. Hartanto, and D. Prastiyanto, “Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Memprediksi Penyakit THT di Rumah Sakit Mardi Rahayu Kudus,” *J. Tek. Elektro*, vol. 1, no. 1, pp. 11–21, 2009.
- [26] M. Nielsen, “Neural Networks and Deep Learning,” *Determ. Press.*, pp. 91–101, 2015, doi: 10.1108/978-1-83909-694-520211010.
- [27] A. Sharma, “Activation Functions in Deep Learning – A Complete Overview.” Accessed: Jun. 27, 2024. [Online]. Available: <https://learnopencv.com/understanding-activation-functions-in-deep-learning/>
- [28] A. K. Putra and H. Bunyamin, “Pengenalan Simbol Matematika dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN),” *J. Strateg.*, vol. 2, no. November, p. 426, 2020.
- [29] IBM, “What is Gradient Descent? | IBM.” Accessed: Jun. 22, 2024. [Online]. Available: <https://www.ibm.com/topics/gradient-descent>
- [30] Y. Lecun, L. 'eon Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, “Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition,” *Proc. IEEE*, vol. (November), no. 1–46, 1998, doi: 10.1016/j.bbrc.2005.03.111.

- [31] A. Khan, A. Sohail, U. Zahoor, and A. S. Qureshi, "A survey of the recent architectures of deep convolutional neural networks," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 53, no. 8, pp. 5455–5516, 2020, doi: 10.1007/s10462-020-09825-6.
- [32] Z. Li, F. Liu, W. Yang, S. Peng, and J. Zhou, "A Survey of Convolutional Neural Networks: Analysis, Applications, and Prospects," *IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst.*, vol. 33, no. 12, pp. 6999–7019, 2022, doi: 10.1109/TNNLS.2021.3084827.
- [33] M. Khoshdeli, R. Cong, and B. Parvin, "Detection of nuclei in H&E stained sections using convolutional neural networks," *2017 IEEE EMBS Int. Conf. Biomed. Heal. Informatics, BHI 2017*, pp. 105–108, 2017, doi: 10.1109/BHI.2017.7897216.
- [34] D. Prasetyawan and S. 'Uyun, "Penentuan Emosi pada Video dengan Convolutional Neural Network," *JISKA (Jurnal Inform. Sunan Kalijaga)*, vol. 5, no. 1, pp. 23–35, 2020, doi: 10.14421/jiska.2020.51-04.
- [35] A. Saxena, "An Introduction to Convolutional Neural Networks," *Int. J. Res. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 10, no. 12, pp. 943–947, 2022, doi: 10.22214/ijraset.2022.47789.
- [36] F. Dernoncourt, "What is global max pooling layer and what is its advantage over maxpooling layer?" Accessed: Apr. 21, 2024. [Online]. Available: <https://stats.stackexchange.com/questions/257321/what-is-global-max-pooling-layer-and-what-is-its-advantage-over-maxpooling-layer>
- [37] Keras 3 API documentation, "Pooling layers." Accessed: Apr. 27, 2024. [Online]. Available: https://keras.io/api/layers/pooling_layers/
- [38] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long Short-Term Memory Sepp," *Neural Comput.*, vol. 9, pp. 1735–1780, 1997, doi: 10.17582/journal.pjz/2018.50.6.2199.2207.
- [39] F. B. Ahmad and L. M. Ibrahim, "Software Development Effort Estimation Techniques Using Long Short Term Memory," *Proc. 2nd 2022 Int. Conf. Comput. Sci. Softw. Eng. CSASE 2022*, no. March, pp. 182–187, 2022, doi: 10.1109/CSASE51777.2022.9759751.

- [40] H. Y. Lu, P. Lu, J. E. Hirst, L. Mackillop, and D. A. Clifton, "A Stacked Long Short-Term Memory Approach for Predictive Blood Glucose Monitoring in Women with Gestational Diabetes Mellitus," *Sensors*, vol. 23, no. 18, 2023, doi: 10.3390/s23187990.
- [41] C. Cai, Y. Tao, T. Zhu, and Z. Deng, "Short-term load forecasting based on deep learning bidirectional lstm neural network," *Appl. Sci.*, vol. 11, no. 17, 2021, doi: 10.3390/app11178129.
- [42] D. Naik and C. D. Jaidhar, "A novel Multi-Layer Attention Framework for visual description prediction using bidirectional LSTM," *J. Big Data*, vol. 9, no. 1, 2022, doi: 10.1186/s40537-022-00664-6.
- [43] M. Fu *et al.*, "Integration of complete ensemble empirical mode decomposition with deep long short-term memory model for particulate matter concentration prediction," *Environ. Sci. Pollut. Res.*, vol. 28, no. 45, pp. 64818–64829, 2021, doi: 10.1007/s11356-021-15574-y.
- [44] P. Schober and L. A. Schwarte, "Correlation coefficients: Appropriate use and interpretation," *Anesth. Analg.*, vol. 126, no. 5, pp. 1763–1768, 2018, doi: 10.1213/ANE.0000000000002864.
- [45] A. V Tatachar, "Comparative Assessment of Regression Models Based On Model Evaluation Metrics," *Int. Res. J. Eng. Technol.*, vol. 8, no. 9, pp. 853–860, 2021, [Online]. Available: www.irjet.net
- [46] Newcastle University, "Coefficient of Determination, R-squared." Accessed: May 01, 2024. [Online]. Available: <https://www.ncl.ac.uk/webtemplate/ask-assets/external/maths-resources/statistics/regression-and-correlation/coefficient-of-determination-r-squared.html>
- [47] StatQuest with Josh Starmer, "R-squared, Clearly Explained!!!" Accessed: May 14, 2024. [Online]. Available: <https://www.youtube.com/watch?v=2AQKmw14mHM>
- [48] U. Khair, H. Fahmi, S. Al Hakim, and R. Rahim, "Forecasting Error Calculation with Mean Absolute Deviation and Mean Absolute Percentage Error," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 930, no. 1, 2017, doi: 10.1088/1742-

6596/930/1/012002.

- [49] L. Al Shalabi, Z. Shaaban, and B. Kasasbeh, "Data Mining: A Preprocessing Engine," *J. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 9, pp. 735–739, 2006, doi: 10.3844/jcssp.2006.735.739.
- [50] A. Bhandari, "Feature Scaling: Engineering, Normalization, and Standardization (Updated 2024)." Accessed: Jun. 22, 2024. [Online]. Available: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2020/04/feature-scaling-machine-learning-normalization-standardization/>
- [51] Y. Ji, J. Hao, N. Reyhani, and A. Lendasse, "Direct and recursive prediction of time series using mutual information selection," *Lect. Notes Comput. Sci.*, vol. 3512, no. February, pp. 1010–1017, 2005, doi: 10.1007/11494669_124.
- [52] A. Sorjamaa and A. Lendasse, "Time Series Prediction using DirRec Strategy," *ESANN 2006 Proc. - Eur. Symp. Artif. Neural Networks*, no. February, pp. 143–148, 2006.
- [53] A. Sorjamaa, J. Hao, N. Reyhani, Y. Ji, and A. Lendasse, "Methodology for long-term prediction of time series," *Neurocomputing*, vol. 70, no. 16–18, pp. 2861–2869, 2007, doi: 10.1016/j.neucom.2006.06.015.
- [54] S. Ben Taieb, G. Bontempi, A. F. Atiya, and A. Sorjamaa, "A review and comparison of strategies for multi-step ahead time series forecasting based on the NN5 forecasting competition," *Expert Syst. Appl.*, vol. 39, no. 8, pp. 7067–7083, 2012, doi: 10.1016/j.eswa.2012.01.039.
- [55] Nikkei 225 Official Site, "Historical Data (Nikkei 225)." Accessed: Apr. 02, 2024. [Online]. Available: <https://indexes.nikkei.co.jp/en/nkave/archives/data>
- [56] Bank of Japan Time Series Data Search, "The Basic Discount Rates and Basic Loan Rates (Previously Indicated as 'Official Discount Rates')." Accessed: Apr. 09, 2024. [Online]. Available: https://www.stat-search.boj.or.jp/index_en.html
- [57] K. Ishida, G. Tsujimoto, A. Ercan, T. Tu, M. Kiyama, and M. Amagasaki, "Hourly-scale coastal sea level modeling in a changing climate using long

short-term memory neural network,” *Sci. Total Environ.*, vol. 720, p. 137613, 2020, doi: 10.1016/j.scitotenv.2020.137613.

- [58] C. J. Willmott and K. Matsuura, “Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance,” *Clim. Res.*, vol. 30, no. 1, pp. 79–82, 2005, doi: 10.3354/cr030079.

