

PROYEKSI WAKTU POTENSIAL UNTUK BERINVESTASI MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT-TERM MEMORY

Muhammad Fadel Mubarak¹⁾, Marhawati Najib²⁾, Valentino Aris³⁾

^{1),2),3)} Bisnis Digital Universitas Negeri Makassar

email : fadelmuhammadproject@email.com¹⁾, marhawati@unm.ac.id²⁾, valentino.aris@unm.ac.id³⁾

Abstraksi

Penelitian ini bertujuan untuk memproyeksikan kondisi makroekonomi Indonesia pada periode 2025–2029 serta merumuskan strategi investasi yang relevan berdasarkan hasil forecasting menggunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM). Tiga indikator ekonomi utama yang dianalisis meliputi tingkat suku bunga (Interest Rate), inflasi (Consumer Price Index), dan ketenagakerjaan (Non-Farm Payroll). Data historis bulanan dari tahun 1970 hingga 2023 digunakan untuk melatih model LSTM, yang kemudian menghasilkan prediksi nilai ketiga indikator tersebut secara tahunan. Hasil forecasting menunjukkan tren penurunan suku bunga dan inflasi secara bertahap, serta pertumbuhan ketenagakerjaan yang meningkat dari tahun ke tahun. Berdasarkan hasil tersebut, strategi investasi disusun secara dinamis, menyesuaikan kondisi ekonomi makro pada setiap tahunnya. Strategi yang disarankan mencakup pendekatan konservatif pada awal periode (2025–2026) dan lebih agresif pada fase ekspansi ekonomi (2028–2029). Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan model LSTM dapat membantu investor dalam menyusun keputusan investasi yang lebih tepat, berbasis pada proyeksi data makroekonomi yang akurat dan terukur.

Kata Kunci:

Long Short-Term Memory, Suku Bunga, Inflasi, Ketenagakerjaan, Strategi Investasi

Abstract

This study aims to project Indonesia's macroeconomic conditions for the period 2025–2029 and formulate relevant investment strategies based on forecasting results using the Long Short-Term Memory (LSTM) algorithm. Three key economic indicators analyzed include the interest rate, consumer price index (CPI), and non-farm payroll (NFP). Monthly historical data from 1970 to 2023 were used to train the LSTM model, which then generated annual forecasts for each indicator. The forecasting results indicate a gradual decline in both interest rates and inflation, accompanied by a consistent increase in employment growth over the projected period. Based on these results, investment strategies were formulated dynamically, adapting to macroeconomic conditions each year. Recommended strategies include conservative approaches during the earlier period (2025–2026) and more aggressive strategies during the economic expansion phase (2028–2029). This study demonstrates that the LSTM model can support investors in making more accurate and data-driven investment decisions based on reliable macroeconomic forecasts.

Keywords:

Long Short-Term Memory, Interest Rate, Consumer Price Index, Non-Farm Payroll, Investment Strategy

Pendahuluan

Investasi di pasar modal telah menjadi alternatif populer dalam mengelola dana untuk memperoleh imbal hasil yang lebih tinggi dibandingkan instrumen keuangan konvensional seperti tabungan atau deposito. Keberagaman produk investasi mulai dari saham, obligasi, hingga reksa dana menawarkan fleksibilitas bagi investor untuk menyesuaikan pilihan dengan profil risiko masing-masing. Seiring kemajuan teknologi dan keterbukaan informasi, partisipasi masyarakat dalam pasar modal terus meningkat. Namun, risiko yang menyertai fluktuasi pasar membuat keputusan investasi tetap menjadi tantangan, terutama di tengah ketidakpastian ekonomi global [1], [2].

Data Kustodian Sentral Efek Indonesia pada tahun 2024 menunjukkan persentase pertumbuhan investor di berbagai sektor keuangan, termasuk pasar modal,

reksadana, saham dan surat berharga lainnya, serta surat berharga negara [3]. Secara khusus, dalam sektor pasar modal, pertumbuhan investor mengalami fluktuasi signifikan. Pada tahun 2021, pertumbuhan mencapai 92,99%, yang menandakan peningkatan besar dalam jumlah investor. Namun, di tahun 2022, laju pertumbuhan menurun menjadi 37,68%, yang menunjukkan penurunan minat atau partisipasi investor dalam pasar modal. Hal ini mengindikasikan ketidakpastian atau kurangnya minat masyarakat untuk berinvestasi, yang kemungkinan besar dipengaruhi oleh dinamika ekonomi makro maupun sentimen pasar. Survei Populix juga mengungkap bahwa alasan utama masyarakat tidak berinvestasi mencakup keterbatasan pendapatan, kebutuhan modal awal yang besar, serta kekhawatiran terhadap risiko dan penipuan [4].

Selain itu, masih rendahnya literasi keuangan turut menjadi penghambat. Hingga April 2023, investor pasar modal Indonesia hanya mencakup 3,94% dari total penduduk [5]. Volatilitas harga dan risiko kerugian akibat kesalahan dalam menentukan waktu investasi menjadi sumber kekhawatiran utama. Dalam konteks ini, kemampuan untuk memprediksi waktu yang tepat untuk berinvestasi menjadi kebutuhan strategis. Seperti dikemukakan oleh Hyndman & Athanasopoulos (2018), waktu masuk dan keluar dari pasar memiliki pengaruh signifikan terhadap hasil investasi [6].

Tantangan utama dalam berinvestasi adalah menyusun strategi yang tepat berdasarkan kondisi makroekonomi yang sedang berlangsung maupun yang diperkirakan akan terjadi. Keputusan pemilihan aset dan waktu masuk ke pasar sering dipengaruhi oleh indikator seperti inflasi, suku bunga, dan kondisi ketenagakerjaan yang mencerminkan arah tekanan harga, biaya modal, serta kekuatan permintaan agregat [6]. Banyak investor mengalami kerugian bukan semata karena fluktuasi harga, melainkan karena keputusan dibuat tanpa acuan yang kuat untuk membaca perubahan ekonomi secara menyeluruh. Ketika indikator makro bergerak tidak sesuai ekspektasi, strategi yang tidak berbasis data cenderung reaktif dan terlambat menyesuaikan tingkat risiko portofolio. Karena itu, kemampuan memproyeksikan variabel-variabel makro menjadi penting agar strategi investasi lebih adaptif, terukur, dan selaras dengan dinamika ekonomi.

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa inflasi, suku bunga, dan ketenagakerjaan memang sering dipakai sebagai sinyal untuk memilih aset dan menentukan waktu masuk pasar. Studi sebelumnya menemukan komponen siklus inflasi dan suku bunga memiliki kemampuan memprediksi return saham yang bermakna secara ekonomis, termasuk pada uji *out-of-sample* [7]. Penelitian sebelumnya juga menunjukkan bahwa *unemployment gap* terbukti dapat memprediksi return pasar saham agregat, sehingga data pengangguran relevan untuk membaca fase siklus bisnis [8]. Selain itu, IMF (2021) menunjukkan hubungan return saham-inflasi dipengaruhi rezim kebijakan moneter dimana makin kontra-siklis kebijakan, hubungan tersebut cenderung makin negatif, sehingga inflasi dan suku bunga perlu dibaca Bersama [9]. Dalam konteks strategi, pendekatan *economic regime* yang memakai indikator makro dapat membedakan kinerja antar kelas aset dan mendukung alokasi aset dinamis [10]. Karena itu, wajar jika investor menjadikan inflasi, suku bunga, dan ketenagakerjaan sebagai dasar rotasi aset dan penentuan timing, bukan sekadar mengikuti pergerakan harga.

Indikator ekonomi seperti suku bunga, *Consumer Price Index* (CPI), dan *Non-Farm Payroll* (NFP) memiliki pengaruh signifikan terhadap pasar modal dan sering dijadikan dasar analisis dalam merumuskan strategi investasi. Penelitian sebelumnya menemukan bahwa pasar saham akan

bereaksi lebih agresif terhadap perubahan ekspektasi suku bunga, terutama ketika ketidakpastian tinggi [11]. Boehm dan Kroner (2023) menemukan bahwa kejutan pada perubahan nilai NFP menghasilkan kenaikan harga saham yang signifikan pada mayoritas negara [12]. Studi lain menganalisis reaksi pasar terhadap pengumuman makro utama, termasuk CPI dan NFP, dan menunjukkan adanya peningkatan tajam reaksi pasar terhadap kejutan CPI pada periode lonjakan inflasi 2021–2023 serta pentingnya perhatian investor dalam memperkuat respons harga aset [13]. Oleh karena itu, akan menggunakan ketiga indikator makro ekonomi tersebut untuk memprediksi waktu terbaik untuk investasi pada pasar modal.

Berdasarkan penjelasan diatas, maka penelitian ini akan melakukan forecasting terhadap tiga indikator makroekonomi utama, yaitu *Consumer Price Index* (CPI), *Interest Rate* (IR), dan *Non-Farm Payroll* (NFP) menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk periode 2025–2029. Penggunaan ketiga indikator ini menjadi keterbaharuan dalam penelitian kami. Selain itu, penelitian akan menggunakan data jangka panjang sejak tahun 1970 sehingga model memiliki peluang lebih besar menangkap pola siklus ekonomi lintas rezim yang belum banyak diakomodasi pada studi sebelumnya. Dengan demikian, kontribusi utama penelitian ini adalah menyajikan pendekatan prediksi yang lebih komprehensif, berorientasi keputusan, dan berbasis data historis panjang untuk meningkatkan adaptivitas strategi investasi terhadap dinamika makroekonomi.

Tinjauan Pustaka

Teori Investasi

Teori investasi menjelaskan bagaimana individu atau institusi mengalokasikan dana pada berbagai instrumen keuangan dengan tujuan memperoleh tingkat pengembalian di masa depan dengan mempertimbangkan risiko yang ditanggung [19]. Teori investasi juga berkembang melalui *Capital Asset Pricing Model* (CAPM) yang menghubungkan return ekspektasian dengan risiko sistematis dan *Efficient Market Hypothesis* (EMH) yang menegaskan keterbatasan peluang mengungguli pasar karena harga telah mencerminkan informasi yang tersedia [20], [21]. Disisi lain, teori investasi mengenai *value investing* menyoroti peluang mispricing yang dapat dikenali melalui analisis fundamental, sedangkan *Arbitrage Pricing Theory* (APT) menjelaskan return melalui faktor-faktor makroekonomi [22], [23]. Secara keseluruhan, teori investasi merupakan kumpulan gagasan yang saling melengkapi untuk menjelaskan pembentukan harga, pengukuran risiko, dan perancangan strategi portofolio.

Teori investasi penting karena menjadi fondasi pengambilan keputusan keuangan yang rasional dan terukur, terutama ketika pasar berfluktuasi dan ketidakpastian meningkat. Kerangka MPT

membantu investor menyusun portofolio efisien yang menyeimbangkan risiko dan return, CAPM menjadi rujukan untuk mengevaluasi kinerja serta biaya modal, sedangkan EMH memberi batasan realistik atas efektivitas strategi berbasis informasi publik [20], [21], [24]. Tren literatur mutakhir menunjukkan pergeseran dari model klasik yang mengandalkan asumsi rasionalitas dan efisiensi penuh menuju pendekatan yang lebih empiris dan adaptif. Salah satunya adalah pemanfaatan data besar dan pembelajaran mesin untuk pemodelan risiko, prediksi return, dan optimasi portofolio secara dinamis [23]. Dengan demikian, teori investasi tetap relevan bukan hanya sebagai landasan konseptual, tetapi juga sebagai kerangka yang terus berevolusi mengikuti perubahan struktur pasar, teknologi, dan preferensi investor.

Teori Siklus Bisnis

Teori siklus bisnis didefinisikan sebagai fluktuasi berulang dalam aktivitas ekonomi agregat yang mencakup fase ekspansi, kontraksi atau resesi, dan pemulihan, dengan durasi serta pola yang tidak bersifat periodik [25]. Definisi ini kemudian diperkaya oleh literatur makro modern yang memandang siklus bisnis sebagai fluktuasi berulang pada output dan kesempatan kerja, disertai pola *co-movement* antar indikator makroekonomi [26]. Kerangka ini penting karena menjelaskan terjadinya *boom–downturn* ekonomi serta membantu peneliti dan pembuat kebijakan mengidentifikasi fase siklus dan mekanisme transmisi guncangan ke sektor riil [27]. Dengan demikian, pemahaman teori siklus bisnis menjadi landasan analitis untuk memetakan dinamika makroekonomi, meningkatkan ketepatan perumusan kebijakan stabilisasi, serta mendukung pengambilan keputusan ekonomi yang lebih adaptif terhadap perubahan kondisi dan ketidakpastian.

Dalam tren riset, kajian siklus bisnis bergerak ke arah pengukuran *real-time* dan prediksi turning point yang lebih cepat dibanding menunggu rilis PDB yang terlambat dan sering direvisi [28]. Selain itu, literatur makin menekankan integrasi financial cycle (kredit dan harga aset) karena terbukti penting untuk memperkuat kemampuan memprediksi resesi lintas negara [29]. Sejalan dengan perkembangan data dan komputasi, studi terbaru juga banyak mengeksplorasi penggunaan big data dan machine learning untuk deteksi perubahan rezim atau fase siklus dan *nowcasting*, serta membandingkan kinerja berbagai metode secara sistematis [30]. Secara keseluruhan, tren penelitian mengarah pada pengembangan metode yang lebih cepat, komprehensif, dan akurat untuk mengidentifikasi fase siklus bisnis dan memprediksi risiko resesi.

Teori Pasar Modal

Pasar modal merupakan tempat bertemunya pihak yang memiliki kelebihan dana dan pihak yang membutuhkan dana melalui perdagangan instrumen keuangan jangka panjang, seperti saham dan obligasi

[21]. Dalam teori pasar modal, mekanisme perdagangan dan pembentukan harga berperan mengalihkan dana dari pemilik surplus dana kepada pihak yang memerlukan pendanaan untuk kegiatan produktif [31]. Kerangka ini penting karena pasar modal meningkatkan efisiensi alokasi dana dan membantu diversifikasi serta manajemen risiko investor [32]. Dengan demikian, teori pasar modal menjadi landasan untuk memahami bagaimana harga aset terbentuk, bagaimana risiko diperdagangkan, dan bagaimana perubahan kondisi makro memengaruhi keputusan pendanaan maupun investasi.

Beberapa indikator ekonomi utama memiliki pengaruh langsung terhadap dinamika pasar modal. Suku bunga, misalnya, memengaruhi biaya modal dan aliran dana investasi [33], [34]. CPI memberikan gambaran tingkat inflasi yang memengaruhi daya beli dan profitabilitas perusahaan [35], [36]. NFP mencerminkan kondisi ketenagakerjaan dan kekuatan ekonomi riil [37]. Ketiga indikator ini sering digunakan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan investasi, baik oleh investor individu maupun institusi.

Long Short-Term Memory (LSTM)

LSTM merupakan salah satu metode pembelajaran mesin yang termasuk dalam Recurrent Neural Network dan dirancang untuk memproses data deret waktu [38]. LSTM juga dirancang untuk mengatasi keterbatasan RNN dalam mempelajari ketergantungan jangka panjang melalui mekanisme *cell state* dan gerbang yang menjaga aliran gradien tetap stabil pada urutan yang panjang. Keunggulan ini relevan bagi data ekonomi dan keuangan yang cenderung menunjukkan dinamika temporal kompleks serta pola non-linear yang tidak selalu dapat direpresentasikan memadai oleh pendekatan statistik linier konvensional [39]. Secara empiris, penerapan LSTM pada prediksi pasar saham skala besar menunjukkan kinerja yang kompetitif dibandingkan dengan regresi logistik dan random forest [40].

Tren penggunaan LSTM dalam bidang ekonomi dan pasar modal menunjukkan peningkatan seiring ketersediaan data dalam jumlah besar. LSTM memungkinkan peramalan yang lebih adaptif terhadap perubahan pola data dari waktu ke waktu. Dalam konteks makroekonomi, studi berbasis RNN LSTM mampu meningkatkan kualitas peramalan inflasi serta memberikan wawasan tentang proses inflasi [41]. Sejalan dengan itu, riset di Indonesia menunjukkan bahwa LSTM dapat digunakan untuk peramalan inflasi dan dinilai sesuai untuk deret waktu yang non-linear serta kompleks, sehingga penggunaannya dalam analisis ekonomi terus meningkat seiring kemajuan komputasi dan ketersediaan data [17].

Penelitian Terdahulu

Prediksi waktu terbaik untuk investasi pada pasar modal dapat dilakukan dengan berbagai metode. Studi sebelumnya menggunakan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) menemukan bahwa model ini cenderung kesulitan menangkap nonlinearitas atau *structural break*, dan performa dapat turun ketika terjadi perubahan rezim seperti lonjakan inflasi pada tahun 2021–2023 [14]. Studi sebelumnya menemukan bahwa model ARIMA mampu menangkap pola historis inflasi Indonesia dalam jangka pendek, namun tingkat kesalahan prediksi *out-of-sample* masih relatif besar untuk *horizon multi-period*, sehingga membuka peluang penggunaan metode yang lebih fleksibel untuk meningkatkan akurasi peramalan [15]. Studi lain menggunakan Algoritma Support Vector Regression (SVR) dan menemukan bahwa SVR dapat mengungguli metode ekonometrika tradisional dalam hal akurasi prediksi inflasi. Namun, meskipun akurasinya baik, SVR tetap tidak secara eksplisit memodelkan dependensi waktu jangka panjang, sehingga performanya berpotensi menurun [16].

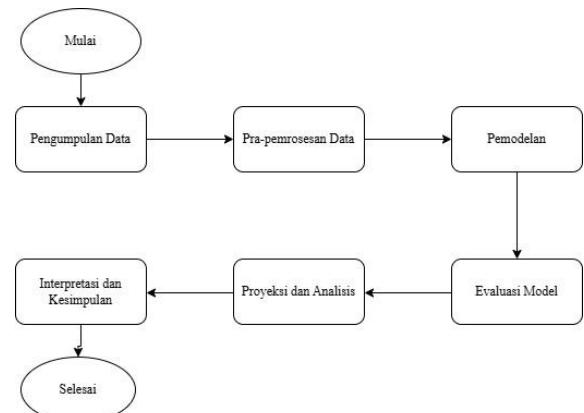
Hermansah, Muhamir, & Rodrigues (2024) menemukan bahwa algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN) dengan *Long Short-Term Memory* (LSTM) memberikan prediksi yang lebih baik pada data inflasi bersifat nonlinier dan memiliki dependensi waktu yang kuat [17]. Studi lain menemukan bahwa model LSTM hasil prediksi yang lebih baik dibanding SVM dan regresi linier [18]. Selain itu, analisis indikator makro ekonomi dengan menggunakan ARIMA masih banyak menekankan pemilihan model terbaik berbasis kriteria informasi, yang membantu pemodelan namun sering belum menutup kebutuhan prediksi jangka panjang dan lintas-indikator secara terintegrasi [14].

Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif deskriptif untuk menganalisis dan memprediksi kondisi makroekonomi yang mempengaruhi keputusan investasi di pasar modal. Tiga indikator utama yang dianalisis adalah *Consumer Price Index* (CPI), *Non-Farm Payroll* (NFP), dan *Interest Rate* (IR), yang dipilih karena signifikansinya dalam menentukan arah kebijakan moneter dan dinamika pasar. Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh melalui web scraping dari situs investing.com, yang menyediakan data historis bulanan dari tahun 1970 hingga 2023 untuk ketiga indikator tersebut. Selain itu, studi literatur juga digunakan untuk melengkapi pemahaman teoretis terkait dinamika indikator ekonomi.

Penelitian ini terdiri atas beberapa tahapan utama yaitu pengumpulan data, pra-pemrosesan data, pemodelan LSTM, evaluasi model, dan proyeksi. Pada proses pra-pemrosesan mencakup pembersihan data dari nilai hilang atau duplikat, serta transformasi data menggunakan teknik differensiasi agar data menjadi stasioner. Data kemudian dinormalisasi dengan MinMaxScaler ke rentang

[0,1] untuk meningkatkan efisiensi pelatihan model. Data yang telah dinormalisasi disusun dalam bentuk sekuens dan dibagi secara kronologis, yakni data hingga Desember 2021 sebagai data latih dan periode 2022–2024 sebagai data uji atau evaluasi, sehingga validasi dilakukan pada data yang terpisah dari pelatihan. Evaluasi kinerja model LSTM dilakukan pada data uji menggunakan RMSE, MAE, dan MSE sebagaimana prosedur evaluasi yang telah dinyatakan dalam naskah. Pada tahap proyeksi, keluaran model dikembalikan ke skala asli melalui *inverse normalization* (MinMaxScaler), kemudian dilakukan *inverse differencing* dengan menjadikan nilai aktual terakhir sebagai acuan agar angka proyeksi merepresentasikan level indikator, bukan nilai selisihnya.



Gambar 1. Desain Penelitian

Model LSTM yang digunakan terdiri dari satu layer dengan 100 unit neuron, diikuti oleh satu dense layer sebagai output. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah ReLU, sedangkan proses optimasi dilakukan dengan Adam Optimizer. Fungsi loss yang digunakan adalah Mean Squared Error (MSE), dan pelatihan model dilakukan selama 50 epoch dengan batch size sebesar 10. Untuk mencegah overfitting, diterapkan dropout sebesar 0.2. Evaluasi model dilakukan menggunakan data uji yang dipisahkan dari data latih. Metode evaluasi utama adalah Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), dan Mean Squared Error (MSE). Visualisasi hasil prediksi dibandingkan dengan data aktual juga dilakukan untuk menilai akurasi model secara kualitatif dalam jangka pendek dan panjang.

Hasil dan Pembahasan

Deskripsi Data Penelitian

Penelitian ini memanfaatkan data deret waktu bulanan dari tiga indikator ekonomi makro utama yaitu CPI, NFP, dan IR. Data diperoleh dari situs Investing.com dan mencakup periode panjang dari tahun 1970 hingga 2024, memungkinkan analisis atas dinamika jangka panjang serta identifikasi pola musiman yang relevan terhadap pasar modal.

Tabel 1. Data Mentah Variabel

Tanggal	Bulan	CPI (%)	NFP (%)	IR (%)
---------	-------	---------	---------	--------

Tanggal	Bulan	CPI (%)	NFP (%)	IR (%)
11 Desember 2024	Desember 2024	2.7	4.2	4.50
13 November 2024	November 2024	2.6	4.1	4.75
10 Oktober 2024	Oktober 2024	2.4	4.1	5.00
11 September 2024	September 2024	2.5	4.2	5.00
14 Agustus 2024	Agustus 2024	2.9	4.3	5.50

Sumber: data diolah peneliti (2025)

Tabel 1 menampilkan lima data terbaru dari masing-masing variabel. CPI terlihat stabil di kisaran 2–3%, NFP menunjukkan kestabilan sekitar 4.1–4.3%, sementara IR mengalami penurunan dari 5.50% pada Agustus menjadi 4.50% pada Desember 2024, mengindikasikan potensi pelonggaran kebijakan moneter. Kondisi ini menjadi dasar awal dalam proses peramalan waktu investasi yang optimal.

Arsitektur Model LSTM

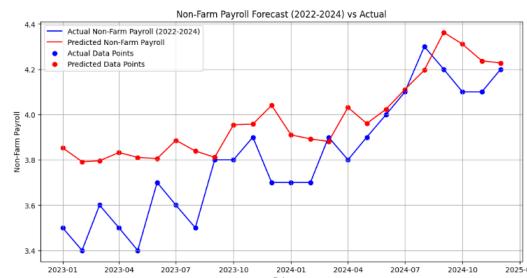
Model prediktif dalam penelitian ini menggunakan algoritma LSTM, sebuah varian dari RNN yang dirancang untuk menangani long-term dependencies dalam data deret waktu. Kemampuan LSTM dalam mempertahankan informasi jangka panjang menjadikannya sesuai untuk memodelkan dinamika indikator ekonomi bulanan seperti CPI, NFP, dan IR.

Arsitektur model terdiri atas satu layer LSTM dengan 100 unit neuron, dilengkapi dengan dropout sebesar 0,2 untuk mengurangi risiko overfitting. Output dari layer ini dilanjutkan ke *fully connected layer* (dense) sebagai *output layer* untuk menghasilkan prediksi. Model menggunakan fungsi aktivasi *Rectified Linear Unit* (ReLU) untuk menangkap hubungan non-linear antar variabel, sementara proses optimasi dilakukan dengan *Adam Optimizer*. Fungsi *loss* yang digunakan adalah *Mean Squared Error* (MSE), yang umum diterapkan dalam kasus regresi.

Sebelum pelatihan, data dinormalisasi ke dalam rentang 0–1 menggunakan MinMaxScaler untuk meningkatkan efisiensi pembelajaran. Model dilatih selama 50 epoch dengan batch size sebesar 10, memungkinkan pembaruan bobot secara bertahap dan stabil selama proses pelatihan mencantumkan tabel atau gambar. Garis tabel berwarna hitam dengan ukuran 1 point.

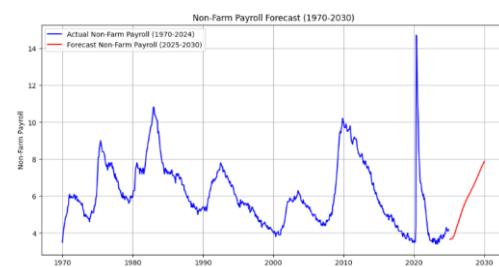
Prediksi Non-Farm Payroll (NFP)

Model LSTM digunakan untuk memprediksi nilai NFP dari tahun 2025 hingga 2030. Prediksi ini disusun berdasarkan data historis bulanan sejak 1970, dan dievaluasi melalui empat visualisasi utama untuk mengukur akurasi jangka pendek maupun tren jangka panjang.



Gambar 2. Perbandingan NFP Aktual dan Prediksi Tahun 2023–2024

Gambar 2 menampilkan perbandingan antara data aktual dan hasil prediksi NFP selama periode 2023–2024. Model menunjukkan kemampuan mengikuti pola dan arah tren dengan baik, meskipun terdapat deviasi kecil di beberapa titik. Hal ini menunjukkan bahwa model berhasil menangkap dinamika musiman dalam jangka pendek.



Gambar 3. NFP Aktual (1970–2024) dan Prediksi Jangka Panjang (2025–2030)

Gambar 3 menyajikan proyeksi NFP dari tahun 2025 hingga 2030, yang memperlihatkan tren pertumbuhan lapangan kerja non-pertanian yang cenderung meningkat secara konsisten. Nilai NFP diprediksi naik dari 3,63 pada 2025 menjadi 7,09 pada 2029, mencerminkan optimisme terhadap pemulihan dan ekspansi ekonomi. Tren ini didukung oleh visualisasi jangka panjang, yang menggabungkan data historis sejak 1970 hingga prediksi 2030. Model mampu menghasilkan tren yang stabil dan konsisten dengan data historis, tanpa menimbulkan fluktuasi yang tidak realistik.

Tabel 2. Evaluasi Model NFP

Evaluasi	Nilai
RMSE	0.222490979753125
MAE	0.1820769409338633
MSE	0.04950223607150548

Sumber : Data diolah peneliti (2025)

Tabel 2 menunjukkan hasil evaluasi model dengan metrik *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Error* (MAE) yang relatif rendah. Hal ini mengindikasikan bahwa model memiliki performa prediksi yang baik dan akurat terhadap data historis maupun proyeksi jangka panjang.

Tabel 3. Proyeksi Tahunan NFP

Tahun	Prediksi NFP
2025	3.63

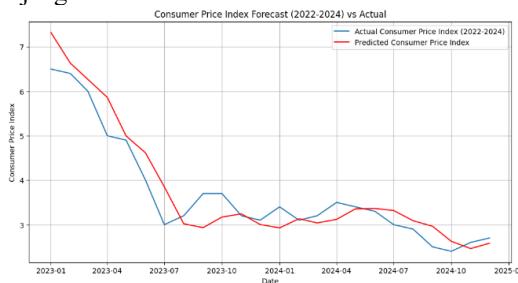
2026	4.32
2027	5.47
2028	6.27
2029	7.09

Sumber : Data diolah peneliti (2025)

Sebagaimana dirangkum dalam Tabel 3, nilai NFP diproyeksikan mengalami peningkatan tahunan yang stabil dari 2025 hingga 2029. Kenaikan ini mencerminkan prospek penguatan sektor ketenagakerjaan, yang secara umum berkontribusi terhadap peningkatan daya beli dan stabilitas ekonomi. Dengan demikian, NFP dapat menjadi salah satu indikator utama dalam merumuskan waktu investasi yang optimal di pasar modal.

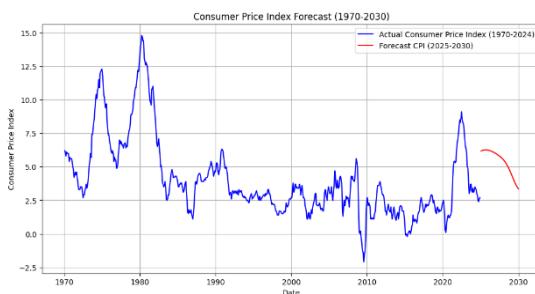
Prediksi Consumer Price Index (CPI)

Model LSTM digunakan untuk memprediksi nilai CPI selama periode 2025 hingga 2030, berdasarkan data historis sejak tahun 1970. Evaluasi dilakukan melalui empat visualisasi utama untuk menilai akurasi jangka pendek dan kecenderungan jangka panjang.



Gambar 4. Perbandingan CPI Aktual dan Prediksi Tahun 2023–2024

Gambar 4 menunjukkan perbandingan antara data aktual dan hasil prediksi CPI untuk tahun 2023–2024. Model mampu mengikuti tren dan fluktuasi musiman dengan cukup baik, meskipun terdapat deviasi kecil pada beberapa titik, yang menunjukkan kemampuan prediktif yang stabil untuk jangka pendek.



Gambar 5. CPI Aktual (1970–2024) dan Prediksi Jangka Panjang (2025–2030)

Proyeksi jangka panjang disajikan pada Gambar 5. Prediksi menunjukkan tren kenaikan CPI hingga tahun 2026, diikuti penurunan bertahap hingga akhir 2029. Nilai CPI diperkirakan berada di angka 6,18 pada 2025 dan mencapai 6,23 pada 2026, sebelum menurun menjadi 4,43 pada 2029. Tren penurunan ini mengindikasikan potensi stabilisasi harga atau

keberhasilan kebijakan pengendalian inflasi, sekaligus memberi sinyal lingkungan ekonomi yang lebih kondusif bagi investasi.

Tabel 4. Evaluasi Model CPI

Evaluasi	Nilai
RMSE	0.42839261507340765
MAE	0.3321128606796265
MSE	0.18352023264943282

Sumber : Data diolah peneliti (2025)

Evaluasi model ditampilkan pada Tabel 4, dengan hasil RMSE dan MAE yang rendah, menunjukkan bahwa model memiliki kinerja prediksi yang baik terhadap pola historis CPI.

Tabel 5. Proyeksi Tahunan CPI

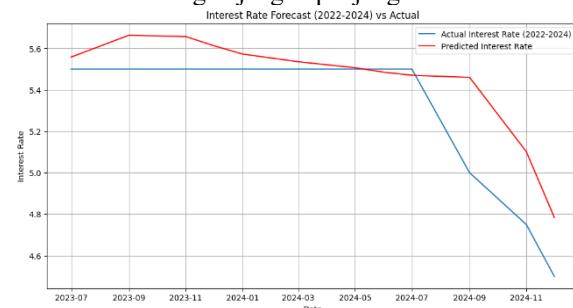
Tahun	Prediksi CPI
2025	6.18
2026	6.23
2027	5.96
2028	5.48
2029	4.43

Sumber : Data diolah peneliti (2025)

Ringkasan prediksi tahunan disajikan dalam Tabel 5, yang memperlihatkan penurunan inflasi secara bertahap. Dari sudut pandang investasi, tren ini dapat diartikan sebagai potensi terciptanya kondisi moneter yang lebih akomodatif, khususnya menjelang tahun 2029, yang mendukung pengambilan keputusan investasi yang lebih agresif.

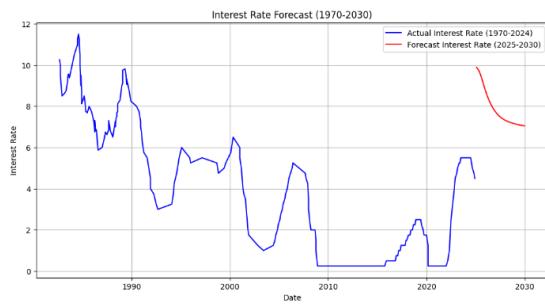
Prediksi Interest Rate (IR)

Model LSTM digunakan untuk memprediksi nilai Interest Rate (IR) selama periode 2025 hingga 2030 berdasarkan data historis sejak tahun 1970. Evaluasi dilakukan melalui empat visualisasi utama yang menggambarkan akurasi prediksi jangka pendek serta kecenderungan jangka panjang.



Gambar 6. Perbandingan IR Aktual dan Prediksi Tahun 2023–2024

Gambar 6 menampilkan perbandingan data aktual dan prediksi IR selama 2023–2024. Model menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengikuti pola dan tren aktual, dengan deviasi yang relatif kecil, menandakan ketepatan model dalam mempelajari fluktuasi musiman IR jangka pendek.



Gambar 7. IR Aktual (1970–2024) dan Prediksi Jangka Panjang (2025–2030)

Proyeksi jangka panjang yang ditampilkan pada Gambar 7 menunjukkan tren penurunan suku bunga yang konsisten. Nilai IR diperkirakan menurun dari 9,88 pada 2025 menjadi 7,13 pada 2029. Penurunan tajam pada awal periode proyeksi mengindikasikan kemungkinan arah kebijakan moneter yang lebih longgar, sebagai respons terhadap stabilisasi inflasi dan upaya mendorong pertumbuhan ekonomi.

Tabel 6. Evaluasi Model IR

Evaluasi	Nilai
RMSE	0.2022403123068823
MAE	0.1455005407333374
MSE	0.040901143921985295

Sumber : Data diolah peneliti (2025)

Evaluasi model ditampilkan pada Tabel 6, menunjukkan hasil nilai Root Mean Square Error (RMSE) dan Mean Absolute Error (MAE) yang rendah mengonfirmasi bahwa model memiliki performa yang baik dalam menangkap pola historis IR dan menghasilkan proyeksi yang realistik.

Tabel 7. Proyeksi Tahunan IR

Tahun	Prediksi IR
2025	9.88
2026	8.64
2027	7.69
2028	7.30
2029	7.13

Sumber : Data diolah peneliti (2025)

Tabel 7 menyajikan ringkasan proyeksi tahunan IR dari 2025 hingga 2029. Penurunan tingkat suku bunga secara bertahap tersebut berpotensi menciptakan lingkungan moneter yang lebih akomodatif, yang berdampak positif terhadap aktivitas investasi. Dalam konteks ini, tahun-tahun akhir seperti 2028 dan 2029 dapat dipertimbangkan sebagai periode strategis untuk melakukan ekspansi portofolio investasi di pasar modal.

Proyeksi Waktu Potensial

Bagian ini bertujuan mengidentifikasi tahun paling potensial untuk investasi berdasarkan hasil proyeksi tiga indikator makroekonomi utama: Consumer Price Index (CPI), Interest Rate (IR), dan Non-Farm Payroll (NFP). Ketiga variabel ini mencerminkan tekanan harga, biaya modal, serta kondisi pasar tenaga kerja yang secara kolektif membentuk dasar penilaian terhadap stabilitas dan arah pertumbuhan ekonomi.

Tabel 8. Hasil Proyeksi 3 Variabel

Tahun	IR (YoY %)	CPI (YoY %)	NFP (YoY %)
2025	9.88	6.18	3.65
2026	8.64	6.23	4.32
2027	7.69	5.96	5.47
2028	7.30	5.48	6.27
2029	7.13	4.43	7.09

Sumber : Data diolah peneliti (2025)

Tabel 8 merangkum proyeksi tahunan ketiga indikator dari 2025 hingga 2029. Secara umum, IR menunjukkan tren penurunan dari 9,88% menjadi 7,13%, mengindikasikan pelonggaran kebijakan moneter. Sementara itu, CPI yang awalnya tinggi menurun secara bertahap hingga mencapai 4,43% pada 2029. Di sisi lain, NFP mengalami pertumbuhan yang stabil dan progresif, dari 3,65% menjadi 7,09%, mencerminkan pemulihan yang kuat di sektor ketenagakerjaan. Kombinasi dari ketiga variabel ini menandakan pergeseran ekonomi dari fase kontraksi menuju ekspansi penuh.

Pada tahun 2025, dengan kondisi interest rate tinggi dan inflasi yang masih relatif tinggi, aset konservatif seperti obligasi pemerintah dan money market funds direkomendasikan. Hal ini sejalan dengan Teori Investasi, yang menekankan bahwa dalam kondisi ketidakpastian tinggi dan biaya modal yang mahal, investor cenderung memilih instrumen yang lebih aman dan likuid [42]. Tahun 2026, ketika pemulihan pasar tenaga kerja mulai terlihat, aset safe haven seperti emas menjadi relevan, disertai dengan obligasi korporasi yang mulai menarik.

Memasuki tahun 2027, inflasi menurun dan ketenagakerjaan tumbuh signifikan. Kondisi ini mendukung eksposur ke saham sektor konsumsi dan manufaktur, serta balanced funds. Tahun 2028 ditandai dengan menurunnya suku bunga dan inflasi rendah kondisi ideal bagi ekspansi pasar. Saham teknologi dan growth stocks menjadi fokus utama, bersama dengan index ETFs yang menawarkan diversifikasi efisien. Puncaknya terjadi pada 2029, ketika seluruh indikator makro stabil: suku bunga rendah, inflasi terkendali, dan tenaga kerja kuat. Dalam situasi ini, investor dapat mempertimbangkan aset berisiko tinggi seperti cryptocurrencies, saham pasar berkembang, serta sektor teknologi dan energi hijau. Strategi ini sejalan dengan prinsip dalam Teori Pasar Modal, yang menegaskan bahwa dalam kondisi makro yang stabil dan likuiditas tinggi, investor dapat memaksimalkan imbal hasil melalui aset-aset dengan beta tinggi [43].

Meski demikian, perlu dicatat bahwa indikator makro seperti IR, CPI, dan NFP adalah variabel eksternal yang memengaruhi sentimen dan kondisi pasar secara umum, bukan penentu langsung performa individual aset. Oleh karena itu, pemilihan instrumen investasi harus selalu disesuaikan dengan konteks siklus ekonomi yang berlaku [44].

Lebih jauh, akurasi prediksi model LSTM dan tren makroekonomi tetap memiliki keterbatasan, terutama dalam menghadapi ketidakpastian seperti krisis global, pandemi, atau gejolak geopolitik [45].

Oleh sebab itu, pendekatan berbasis data sebaiknya digunakan sebagai alat bantu dalam menyusun strategi investasi, bukan sebagai satu-satunya dasar keputusan. Pendekatan holistik yang mempertimbangkan faktor makro, mikro, dan manajemen risiko tetap diperlukan untuk membangun portofolio yang adaptif dan berdaya tahan terhadap dinamika pasar.

Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan proyeksi terhadap arah perkembangan makroekonomi Indonesia menggunakan pendekatan Long Short-Term Memory (LSTM) pada tiga indikator utama, yaitu tingkat inflasi (Consumer Price Index/CPI), tingkat suku bunga (Interest Rate/IR), dan pertumbuhan ketenagakerjaan sektor non-pertanian (Non-Farm Payroll/NFP). Hasil prediksi menunjukkan bahwa selama periode 2025 hingga 2029, kondisi makroekonomi Indonesia cenderung bergerak ke arah yang lebih stabil dan ekspansif. Suku bunga diperkirakan menurun secara bertahap dari 9,88% menjadi 7,13%, inflasi melandai dari 6,18% menjadi 4,43%, dan NFP meningkat dari 3,65% menjadi 7,09%. Ketiga indikator ini secara kolektif menggambarkan lingkungan ekonomi yang semakin kondusif bagi investasi, dengan tekanan harga yang terkendali, biaya modal yang menurun, serta pasar tenaga kerja yang semakin menguat.

Berdasarkan proyeksi tersebut, strategi investasi tahunan dapat dirancang secara lebih adaptif dan kontekstual. Pada tahun 2025, pendekatan konservatif menjadi relevan melalui alokasi pada instrumen berisiko rendah seperti obligasi pemerintah dan reksa dana pasar uang. Tahun 2026 menunjukkan awal pemulihan, sehingga logam mulia dan obligasi korporasi menjadi alternatif yang relatif aman namun prospektif. Tahun 2027 menandai fase stabilisasi ekonomi yang mendukung eksposur terhadap saham sektor konsumsi dan manufaktur serta reksa dana campuran. Memasuki tahun 2028, tren inflasi yang rendah dan penurunan suku bunga mencerminkan awal dari fase ekspansi agresif, menjadikan saham teknologi dan exchange-traded funds (ETF) sebagai pilihan optimal. Sementara itu, pada tahun 2029, seluruh indikator makroekonomi mencapai kondisi paling ideal, yang memungkinkan strategi investasi berisiko tinggi, seperti saham di sektor inovatif, pasar berkembang, serta aset digital seperti cryptocurrencies.

Daftar Pustaka

- [1] L. Liu and T. Zhang, "Economic policy uncertainty and stock market volatility," *Financ. Res. Lett.*, vol. 15, pp. 99–105, 2015, doi: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.08.009>.
- [2] S. R. Baker, N. Bloom, and S. J. Davis, "Measuring Economic Policy Uncertainty*", *Q. J. Econ.*, vol. 131, no. 4, pp. 1593–1636, 2016, doi: [10.1093/qje/qjw024](https://doi.org/10.1093/qje/qjw024).
- [3] Indonesia Central Securities Depository, "Statistik Pasar Modal Indonesia," 2024.
- [4] C. M. Annur, "Alasan yang Membuat Responden Tidak Memiliki Investasi," Databoks. Accessed: Sep. 08, 2024. [Online]. Available: <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2022/11/29/alasan-orang-tak-mau-investasi-dari-kurang-modal-sampai-takut-riba>
- [5] A. Adventy, "Investor Pasar Modal Masih Minim Karena Kurang Edukasi dan Literasi," Bisnis Market. Accessed: Jul. 26, 2025. [Online]. Available: <https://market.bisnis.com/read/20230603/7/1661803/investor-pasar-modal-masih-minim-karena-kurang-edukasi-dan-literasi>
- [6] R. Hyndman and G. Athanasopoulos, "Business Forecasting: Principles and Practice," *South. Econ. J.*, vol. 19, no. 4, p. 531, 2018, doi: [10.2307/1054108](https://doi.org/10.2307/1054108).
- [7] M. Časta, "Inflation, interest rates and the predictability of stock returns," *Financ. Res. Lett.*, vol. 58, p. 104380, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104380>.
- [8] V. Atanasov, "Unemployment and aggregate stock returns," *J. Bank. Financ.*, vol. 129, p. 106159, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2021.106159>.
- [9] Z. Zhang, "Stock Returns and Inflation Redux : An Explanation from Monetary Policy in Advanced and Emerging Markets," 2021.
- [10] M. J. Kim and D. Kwon, "Dynamic asset allocation strategy: an economic regime approach," *J. Asset Manag.*, vol. 24, no. 2, pp. 136–147, 2023, doi: [10.1057/s41260-022-00296-8](https://doi.org/10.1057/s41260-022-00296-8).
- [11] J. Benchimol, Y. Saadon, and N. Segev, "Stock market reactions to monetary policy surprises under uncertainty," *Int. Rev. Financ. Anal.*, vol. 89, p. 102783, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2023.102783>.
- [12] C. E. Boehm and T. N. Kroner, "The U.S. Economic News, and The Global Financial Cycle," *Rev. Econ. Stud.*, p. rda020, 2025, doi: [10.1093/restud/rda020](https://doi.org/10.1093/restud/rda020).
- [13] T. N. Kroner, "How Markets Process Macro News : The Importance of Investor," 2025, doi: <https://doi.org/10.17016/FEDS.2025.022>.
- [14] S. S. Ishak and M. Abednego, "Indonesian Consumer Price Index Forecasting Using Autoregressive Integrated Moving Average," *Int. J. Electron. Commun. Syst.*, vol. 3, no. 1, pp. 33–40, 2023, doi: [10.24042/ijecs.v3i1.18252](https://doi.org/10.24042/ijecs.v3i1.18252).
- [15] Y. Weldri, A. Nanlohy, and S. B. Loklomin, "Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Model to Forecast Inflation In Indonesia," *Var. J. Stat. Its Appl.*, vol. 5, no. 2, pp. 201–208, 2023, doi: [10.30598/variancevol5iss2page201-208](https://doi.org/10.30598/variancevol5iss2page201-208).
- [16] F. Wahyu, D. Wicaksono, and A. B. Rahmat, "Optimasi Peramalan Tingkat Laju Inflasi Indonesia Melalui Pendekatan Ensemble Bagging Pada Algoritma Support Vector Regression," *J. Teknol. Terpadu*, vol. 12, no. 2, pp. 144–150, 2024.
- [17] M. Muhamir and P. Canas, "Indonesian Inflation Forecasting with Recurrent Neural Network Long Short-Term Memory (RNN-LSTM)," *Enthusiastic Int. J. Appl. Stat. Data Sci.*, vol. 4, no. 2, pp. 132–142, 2024, doi: <https://doi.org/10.20885/enthusiastic.vol4.iss2.art5>.
- [18] A. A. M. Salem, A. Jummah, and A. Albourawi, "Predictive Models for Interest Rate Forecasting Using Machine Learning : A Comparative Analysis and Practical Application," *Brill. Res. Artif. Intell.*,

- vol. 4, no. 2, pp. 764–770, 2024, doi: <https://doi.org/10.47709/brilliance.v4i2.4983>.
- [19] N. G. Mankiw, *Principles Of Economics*. 2021.
- [20] W. F. Sharpe, “CAPITAL ASSET PRICES: A THEORY OF MARKET EQUILIBRIUM UNDER CONDITIONS OF RISK,” *J. Finance*, vol. 19, no. 3, pp. 425–442, 1964, doi: <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1964.tb02865.x>.
- [21] E. F. Fama, “Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work,” *J. Finance*, vol. 25, no. 2, pp. 383–417, Dec. 1970, doi: [10.2307/2325486](https://doi.org/10.2307/2325486).
- [22] B. Graham and D. L. F. Dodd, *Security Analysis: The Classic 1934 Edition*. McGraw-Hill Education, 1934. [Online]. Available: <https://books.google.co.id/books?id=wXlnZ1uqK0C>
- [23] S. A. Ross, “The arbitrage theory of capital asset pricing,” *J. Econ. Theory*, vol. 13, no. 3, pp. 341–360, 1976, doi: [https://doi.org/10.1016/0022-0531\(76\)90046-6](https://doi.org/10.1016/0022-0531(76)90046-6).
- [24] H. Markowitz, “Portfolio Selection,” *J. Finance*, vol. 7, no. 1, pp. 77–91, Dec. 1952, doi: [10.2307/2975974](https://doi.org/10.2307/2975974).
- [25] A. F. Burns and W. C. Mitchell, *Measuring Business Cycles*. in National Bureau of Economic Research project report. National Bureau of Economic Research, 1946. [Online]. Available: <https://books.google.co.id/books?id=wN1dAAAAIAAJ>
- [26] R. E. Lucas, “Understanding business cycles,” *Carnegie-Rochester Conf. Ser. Public Policy*, vol. 5, pp. 7–29, 1977, doi: [https://doi.org/10.1016/0167-2231\(77\)90002-1](https://doi.org/10.1016/0167-2231(77)90002-1).
- [27] J. H. Stock and M. W. Watson, “Chapter 1 Business cycle fluctuations in us macroeconomic time series,” vol. 1, in *Handbook of Macroeconomics*, vol. 1., Elsevier, 1999, pp. 3–64. doi: [https://doi.org/10.1016/S1574-0048\(99\)01004-6](https://doi.org/10.1016/S1574-0048(99)01004-6).
- [28] S. B. Aruoba, F. X. Diebold, and C. Scotti, “Real-Time Measurement of Business Conditions,” *J. Bus. & Econ. Stat.*, vol. 27, no. 4, pp. 417–427, 2009, doi: [10.1198/jbes.2009.07205](https://doi.org/10.1198/jbes.2009.07205).
- [29] C. Borio, M. Drehmann, and F. D. Xia, “Forecasting recessions: the importance of the financial cycle,” *J. Macroecon.*, vol. 66, p. 103258, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jmacro.2020.103258>.
- [30] D. Hopp, “Benchmarking econometric and machine learning methodologies in nowcasting GDP,” *Empir. Econ.*, vol. 66, no. 5, pp. 2191–2247, 2024, doi: [10.1007/s00181-023-02515-6](https://doi.org/10.1007/s00181-023-02515-6).
- [31] F. Mishkin, *The Economics of Money, Banking, and Financial Markets*, 3rd ed. New York: HarperCollins, 2018.
- [32] J. Wurgler, “Financial markets and the allocation of capital,” *J. financ. econ.*, vol. 58, no. 1, pp. 187–214, 2000, doi: [https://doi.org/10.1016/S0304-405X\(00\)00070-2](https://doi.org/10.1016/S0304-405X(00)00070-2).
- [33] J. Cloyne, C. Ferreira, M. Froemel, and P. Surico, “Monetary Policy, Corporate Finance, and Investment,” *J. Eur. Econ. Assoc.*, vol. 21, no. 6, pp. 2586–2634, 2023, doi: [10.1093/jeea/jvad009](https://doi.org/10.1093/jeea/jvad009).
- [34] F. Holm-Hadulla and C. Thürwächter, “Heterogeneity in corporate debt structures and the transmission of monetary policy,” *Eur. Econ. Rev.*, vol. 136, p. 103743, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.eurocorev.2021.103743>.
- [35] E. Yilmaz and N. Bulut, “Inflation dynamics, Profits, wages and import prices,” *Econ. Syst.*, vol. 49, no. 3, p. 101310, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ecosys.2025.101310>.
- [36] A. Tarkom and N. U. Ujah, “Inflation, interest rate, and firm efficiency: The impact of policy uncertainty,” *J. Int. Money Financ.*, vol. 131, p. 102799, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jimmonfin.2022.102799>.
- [37] T. Klein, “Agree to disagree? Predictions of U.S. nonfarm payroll changes between 2008 and 2020 and the impact of the COVID19 labor shock,” *J. Econ. Behav. Organ.*, vol. 194, pp. 264–286, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2021.11.028>.
- [38] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long Short-Term Memory,” *Neural Comput.*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997, doi: [10.1162/neco.1997.9.8.1735](https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735).
- [39] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. in Adaptive Computation and Machine Learning series. MIT Press, 2016. [Online]. Available: <https://books.google.co.id/books?id=Np9SDQAAQBAJ>
- [40] T. Fischer and C. Krauss, “Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 270, no. 2, pp. 654–669, 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.11.054>.
- [41] L. Paranhos, “Predicting inflation with recurrent neural networks,” *Int. J. Forecast.*, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2024.07.010>.
- [42] A. Abel, B. Bernanke, and D. Croushore, *Macroeconomics*, vol. 11, no. 1. 2020.
- [43] Z. Bodie, A. Kane, and A. Marcus, *Investments*, vol. 11, no. 1. 2014.
- [44] F. J. Fabozzi, S. M. Focardi, R. D. Arnott, and T. R. Aronson, *Investment Management: A Science to Teach or an Art to Learn?* 2014. doi: [10.2470/rf.v2014.n3.1](https://doi.org/10.2470/rf.v2014.n3.1).
- [45] D. Begg, G. Vernasca, S. Fischer, and R. Dornbusch, *economics*, 11th ed. McGraw-Hill Education, 2010.