

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Emas merupakan salah satu komoditas logam mulia yang sejak lama berperan penting dalam sistem ekonomi dan keuangan global sebagai alat tukar, penyimpanan nilai, dan standar keuangan internasional. Nilai emas dipandang stabil dan memiliki daya tahan terhadap tekanan inflasi. Karakteristik tersebut membuat emas sering digunakan sebagai instrumen lindung nilai dan aset penyimpan kekayaan jangka panjang (Baur dan Lucey, 2010). Emas cenderung mempertahankan nilainya dalam jangka panjang dan sering mengalami peningkatan permintaan pada periode krisis ekonomi maupun ketidakstabilan geopolitik. Karakteristik tersebut menjadikan emas sebagai aset yang dipilih investor untuk diversifikasi portofolio dan perlindungan terhadap inflasi (World Gold Council, 2022).

Harga emas dunia ditentukan melalui mekanisme pasar global yang terintegrasi. Salah satu referensi harga utama berasal dari sistem penetapan harga di pasar London yang dikelola oleh *London Bullion Market Association* (LBMA). Harga referensi ini digunakan sebagai acuan dalam perdagangan emas internasional dan menjadi dasar penetapan harga di berbagai negara (LBMA, 2023). Integrasi pasar keuangan internasional menyebabkan perubahan harga di pusat perdagangan global berdampak langsung terhadap harga emas domestik. Penetapan transaksi emas internasional yang menggunakan denominasi dolar Amerika Serikat

mengakibatkan fluktuasi nilai tukar turut memengaruhi harga emas di masing-masing negara (Salvatore, 2019).

Pergerakan harga emas selama periode 2010 hingga 2025 menunjukkan fluktuasi yang cukup signifikan. Kenaikan harga terjadi pada periode krisis utang Eropa tahun 2010–2012, meningkat kembali saat ketegangan perang dagang antara Amerika Serikat dan Tiongkok pada 2018–2019, serta melonjak tajam selama pandemi COVID–19 tahun 2020 (World Gold Council, 2022). Konflik Rusia–Ukraina pada 2022 juga memicu peningkatan permintaan emas sebagai *safe haven asset* (aset pelindung nilai). Kebijakan suku bunga oleh *Federal Reserve* turut memengaruhi pergerakan harga emas melalui perubahan tingkat suku bunga dan ekspektasi inflasi (Setiawati, 2025).

Karakteristik harga emas dunia yang menunjukkan keterkaitan dengan variabel makroekonomi seperti inflasi, suku bunga riil, nilai tukar dolar Amerika Serikat, dan sentimen pasar global telah banyak dibahas dalam literatur (Salvatore, 2019). Pergerakan harga emas dalam data historis menunjukkan adanya perubahan dari waktu ke waktu, sehingga pola yang terbentuk tidak bersifat tetap. Hasil eksplorasi data dalam penelitian ini juga memperlihatkan adanya tren jangka panjang yang disertai fluktuasi jangka pendek, yang mengindikasikan bahwa pergerakan harga tidak berlangsung secara konstan. Pola tersebut menunjukkan bahwa nilai pada suatu periode berkaitan dengan periode sebelumnya, sehingga informasi historis menjadi penting dalam proses analisis. Kondisi ini menuntut penggunaan model yang mampu menangkap pola perubahan dari waktu ke waktu serta menyesuaikan diri terhadap dinamika data yang terbentuk (Goodfellow *et al.*, 2016).

Pendekatan peramalan data runtun waktu memanfaatkan informasi historis untuk memprediksi nilai pada periode berikutnya (Hyndman dan Athanasopoulos, 2018). Dalam penelitian ini, hasil eksplorasi data menunjukkan bahwa harga emas mengalami perubahan dari waktu ke waktu dengan pola tren jangka panjang yang disertai fluktuasi jangka pendek. Pola tersebut mengindikasikan bahwa pergerakan data tidak sepenuhnya konstan pada setiap periode, sehingga informasi historis perlu dipertimbangkan secara menyeluruh dalam proses pemodelan. Kondisi ini menunjukkan bahwa diperlukan metode yang mampu menyesuaikan diri terhadap perubahan pola data agar hasil prediksi yang diperoleh lebih representatif (Goodfellow *et al.*, 2016).

Machine learning (ML) hadir sebagai pendekatan alternatif dalam analisis data kompleks. *Machine learning* (ML) digunakan karena mampu mempelajari pola dari data historis tanpa bergantung pada asumsi distribusi tertentu (Hastie, 2009). Proses pembelajaran dilakukan dengan menyesuaikan parameter model melalui data pelatihan untuk meminimalkan kesalahan prediksi, sehingga hubungan yang terbentuk dapat ditangkap secara lebih fleksibel. Pendekatan ini memungkinkan pemodelan hubungan yang lebih kompleks dibandingkan metode konvensional. Beberapa algoritma *machine learning* masih memerlukan proses pemilihan dan perancangan fitur secara manual, sehingga kualitas model sangat dipengaruhi oleh kemampuan dalam menentukan fitur yang relevan (Hastie, 2009). Kondisi tersebut dapat menjadi kendala ketika data memiliki dimensi tinggi atau pola yang tidak mudah diidentifikasi. Penelitian di bidang pembelajaran mesin juga menunjukkan bahwa peningkatan jumlah data tidak selalu diikuti dengan

peningkatan performa yang signifikan pada semua algoritma, sehingga diperlukan pendekatan yang lebih adaptif terhadap kompleksitas data (LeCun *et al.*, 2015).

Perkembangan metode pembelajaran mesin melahirkan konsep *deep learning* sebagai pendekatan berbasis jaringan saraf tiruan dengan banyak lapisan tersembunyi (*hidden layers*) yang mampu mempelajari representasi data secara bertingkat (LeCun *et al.*, 2015). Struktur *multilayer* memungkinkan model mengekstraksi fitur secara otomatis dari data mentah tanpa ketergantungan besar pada proses rekayasa fitur manual, sehingga pola yang lebih kompleks dapat dikenali. Kemampuan representasi yang lebih tinggi membuat *deep learning* efektif dalam memproses data berstruktur, termasuk data runtun waktu, karena setiap lapisan mampu menangkap karakteristik yang semakin kompleks (Schmidhuber, 2015). Sejumlah penelitian juga menunjukkan bahwa kinerja model *deep learning* dapat meningkat seiring bertambahnya jumlah data yang digunakan dalam proses pelatihan, sehingga pendekatan ini dinilai lebih adaptif dalam menghadapi data yang dinamis dan kompleks (LeCun *et al.*, 2015). Karakteristik tersebut menjadikan *deep learning* relevan untuk digunakan dalam analisis harga emas yang menunjukkan pola perubahan dari waktu ke waktu serta memerlukan pemodelan yang mampu menangkap informasi historis secara lebih mendalam.

Salah satu arsitektur dasar *deep learning* adalah *Gated Recurrent Unit* (GRU). GRU digunakan untuk memodelkan data runtun waktu dengan memanfaatkan informasi dari periode sebelumnya (Cho *et al.*, 2014). GRU dikembangkan sebagai penyempurnaan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang sebelumnya banyak digunakan untuk data berurutan. Struktur GRU menambahkan mekanisme *reset gate* dan *update gate* untuk mengatur aliran

informasi dalam jaringan. Mekanisme tersebut memungkinkan model mempertahankan informasi yang relevan serta mengurangi permasalahan *vanishing gradient* yang sering terjadi pada RNN (LeCun *et al.*, 2015). Kemampuan ini membuat GRU efektif dalam menangkap pola temporal. Karakteristik tersebut menjadikan GRU sesuai digunakan untuk menganalisis data yang menunjukkan perubahan dari waktu ke waktu.

Multi-Layer Perceptron (MLP) merupakan arsitektur jaringan saraf *feedforward* yang digunakan untuk memetakan hubungan nonlinear antara variabel *input* dan *output* (Haykin, 2009). MLP termasuk salah satu bentuk awal dari pengembangan jaringan saraf tiruan yang telah digunakan secara luas dalam berbagai permasalahan prediksi. Proses pembelajaran dilakukan melalui mekanisme *forward propagation* dan *backpropagation* untuk memperbarui bobot model. Penerapan MLP pada data runtun waktu dilakukan dengan mengubah data ke dalam bentuk *supervised* menggunakan teknik seperti *sliding window* (Zhang *et al.*, 1998). Pendekatan tersebut memungkinkan model memanfaatkan informasi historis sebagai *input* meskipun tidak memiliki mekanisme khusus untuk memproses urutan waktu. Hasil prediksi MLP pada beberapa penelitian menunjukkan performa yang baik pada kondisi tertentu, tergantung pada representasi data dan pengaturan parameter model. Karakteristik tersebut menjadikan MLP relevan digunakan sebagai model pembanding dalam penelitian ini.

Model *hybrid* GRU–MLP merupakan pendekatan yang menggabungkan dua arsitektur dalam satu alur pemodelan untuk memanfaatkan keunggulan masing-masing model (Qin *et al.*, 2023). Pendekatan *hybrid* berkembang sebagai upaya

untuk meningkatkan performa model tunggal dalam menghadapi data yang kompleks. Proses pemodelan dilakukan dengan menggunakan GRU untuk mengekstraksi informasi temporal dari data runtun waktu, kemudian hasilnya digunakan sebagai *input* bagi MLP untuk memetakan hubungan nonlinear dan menghasilkan prediksi akhir. Integrasi tersebut berlangsung dalam satu model sehingga proses pembelajaran dilakukan secara berurutan. Pendekatan ini berbeda dengan *ensemble* model yang menggabungkan hasil prediksi dari beberapa model yang dilatih secara terpisah. Kombinasi tersebut diharapkan mampu menghasilkan prediksi yang lebih baik dengan menangkap pola waktu sekaligus hubungan nonlinear pada data harga emas dunia.

Kompleksitas arsitektur *deep learning*, memerlukan proses optimasi parameter yang efektif agar model dapat mencapai konvergensi secara stabil. Proses pelatihan jaringan saraf dilakukan dengan meminimalkan fungsi kerugian melalui algoritma optimasi berbasis *gradient descent*. Pemilihan algoritma optimasi menjadi faktor penting karena berpengaruh terhadap kecepatan konvergensi, stabilitas pelatihan, dan kualitas prediksi akhir. Salah satu algoritma optimasi yang banyak digunakan adalah *Adaptive Moment Estimation* (Adam). Adam mengombinasikan konsep *momentum* dan *adaptive learning rate* sehingga mampu menyesuaikan langkah pembaruan bobot secara otomatis berdasarkan estimasi momen pertama dan kedua dari gradien (Kingma dan Ba, 2015). Karakteristik tersebut membuat Adam lebih stabil dan efisien dalam menangani data yang bersifat kompleks dan nonlinear, serta banyak diterapkan pada pelatihan model *deep learning* dalam berbagai studi.

Sejumlah penelitian terdahulu menunjukkan bahwa metode berbasis jaringan saraf tiruan, khususnya *Multi-layer Perceptron* (MLP), *Gated Recurrent Unit* (GRU), maupun kombinasi keduanya, memiliki kinerja yang baik dalam peramalan data deret waktu. Pada penggunaan metode *Gated Recurrent Unit* (GRU) banyak diaplikasikan pada data deret waktu yang kompleks, khususnya di sektor keuangan dan komoditas. GRU mampu mencapai nilai R^2 sebesar 0,97 dengan *error* yang relatif kecil dalam prediksi harga emas Indonesia dengan variabel harga saham PT. Aneka Tambang dan kurs dolar (Tanudy *et al.*, 2023). Penerapan pada prediksi saham bank BUMN dan beberapa emiten di Bursa Efek Indonesia juga memperlihatkan bahwa pengaturan parameter seperti *epoch*, *batch size*, dan jumlah unit berpengaruh signifikan terhadap nilai RMSE yang dihasilkan (Ripto dan Heryanto, 2023). GRU juga membuktikan keakuratan dibandingkan LSTM dengan nilai MAPE yang lebih rendah dan R^2 yang mendekati 1 pada prediksi *cryptocurrency* (bitcoin dan ethereum) (Andromeda *et al.*, 2025). Hasil serupa juga ditemukan pada penelitian terbaru prediksi harga emas, di mana GRU menghasilkan *error* yang lebih kecil serta residual yang lebih stabil dibandingkan LSTM (Hendra *et al.*, 2026). Temuan-temuan tersebut menunjukkan bahwa GRU efektif dalam menangkap pola sekuensial dan dependensi jangka panjang pada data *time series* yang volatil.

Multi-layer Perceptron (MLP) telah banyak digunakan dalam berbagai penelitian prediksi dan menunjukkan kinerja yang cukup baik pada data runtun waktu. Penelitian mengenai prediksi debit air di Pos Duga Air Majalaya menunjukkan bahwa model MLP dengan satu *hidden layer* mampu memprediksi debit satu jam ke depan dengan performa yang cukup baik berdasarkan indikator

RMSE, R^2 , dan NSE, meskipun cenderung *underestimate* pada nilai puncak (Majalaya *et al.*, 2023). Studi peramalan jumlah wisatawan, MLP mampu mencapai tingkat akurasi hingga 97%, yang mengindikasikan kemampuannya dalam mengenali pola musiman pada data *time series* (Rifaldo *et al.*, 2021). Penelitian lain pada prediksi niat beli mobil menunjukkan bahwa pemilihan *optimizer* dan konfigurasi *hyperparameter* yang tepat dapat meningkatkan akurasi hingga 92%, sehingga menegaskan pentingnya proses *tuning* dalam meningkatkan performa model (Iqbal *et al.*, 2023). Peramalan Nilai Aktiva Bersih (NAB) Reksa Dana di Indonesia periode 2020–2023 juga menunjukkan bahwa model MLP menghasilkan nilai MAPE sebesar 2,50% yang termasuk kategori sangat baik (Istianah dan Goldameir, 2024). Temuan-temuan tersebut menunjukkan bahwa MLP fleksibel dan efektif untuk berbagai permasalahan prediksi.

Pengembangan model *hybrid* GRU–MLP juga menunjukkan peningkatan performa yang signifikan. Pada prediksi produksi *shale gas*, kombinasi GRU dan MLP menghasilkan nilai MAPE dan RMSPE yang jauh lebih kecil dibandingkan model tunggal seperti RNN, LSTM, maupun GRU, serta lebih mampu menyesuaikan prediksi pada nilai puncak (Qin *et al.*, 2023). Hal ini menunjukkan bahwa integrasi GRU yang kuat dalam menangkap pola temporal dengan MLP yang fleksibel dalam memodelkan hubungan nonlinear dapat meningkatkan akurasi sekaligus efisiensi komputasi.

Hasil penelitian terdahulu menunjukkan bahwa metode GRU dan MLP memiliki kemampuan yang baik dalam memodelkan data deret waktu yang bersifat nonlinear dan kompleks. GRU cenderung unggul dalam menangkap dependensi temporal jangka panjang, sedangkan MLP menunjukkan fleksibilitas pada berbagai

jenis permasalahan prediksi dan klasifikasi. Penggunaan model *hybrid* GRU–MLP berpotensi memberikan peningkatan akurasi melalui integrasi kekuatan masing-masing arsitektur. Pertimbangan tersebut menjadikan penerapan dan perbandingan ketiga pendekatan ini relevan dalam penelitian prediksi harga emas untuk memperoleh model dengan performa yang optimal.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana hasil peramalan harga emas dunia menggunakan metode *Gated Recurrent Unit* (GRU)?
2. Bagaimana hasil peramalan harga emas dunia menggunakan metode *Multi-layer Perceptron* (MLP)?
3. Bagaimana hasil peramalan harga emas dunia menggunakan metode *Hybrid* GRU–MLP?
4. Bagaimana hasil peramalan harga emas dunia dengan menggunakan metode terbaik?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah penelitian ini agar lebih terarah dan sesuai dengan tujuan yang ingin dicapai adalah sebagai berikut:

1. Peneliti menggunakan data harga emas dunia hari ke hari periode 1 Januari 2010 sampai 19 Desember 2025 yang diperoleh dari *website* Investing.com.
2. Model yang digunakan dalam peramalan harga emas dunia adalah model *deep learning* GRU, MLP, dan *Hybrid* GRU–MLP.

3. Perangkat lunak yang digunakan untuk mengimplementasikan ketiga model dan melakukan peramalan harga emas dunia adalah *Google Colaboratory*.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini berdasarkan rumusan masalah yang telah disusun adalah sebagai berikut:

1. Mendapatkan hasil peramalan harga emas dunia menggunakan metode GRU.
2. Mendapatkan hasil peramalan harga emas dunia menggunakan metode MLP.
3. Mendapatkan hasil peramalan harga emas dunia menggunakan metode *Hybrid GRU-MLP*.
4. Mendapatkan hasil peramalan harga emas dunia dengan menggunakan metode terbaik.