BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pasar modal memiliki peran st*rate*gis sebagai salah satu penggerak perekonomian suatu negara, dengan saham sebagai instrumen investasi yang menawarkan potensi keuntungan yang tinggi sekaligus risiko yang signifikan. Dalam beberapa tahun terakhir, minat masyarakat In*done*sia terhadap investasi saham mengalami peningkatan yang pesat, khususnya di kalangan generasi muda[1]. mengungkapkan bahwa Generasi Z mulai melihat investasi saham sebagai peluang untuk meraih kemandirian finansial, meskipun sebagian besar dari mereka masih memiliki pemahaman yang terbatas mengenai mekanisme pasar modal [1]Tren ini diperkuat oleh data dari PT Kustodian Sentral Efek In*done*sia (KSEI) yang menunjukkan bahwa jumlah investor di pasar modal meningkat sebesar 18,6% sepanjang periode akhir 2023 hingga akhir 2024, dengan 79% di antaranya berasal dari kelompok usia di bawah 40 tahun. Meskipun peningkatan partisipasi ini merupakan sinyal positif, kinerja portofolio investasi secara umum masih belum optimal, yang salah satunya disebabkan oleh keterbatasan dalam pemanfaatan analisis data *historis* secara efektif serta belum diterapkannya st*rate*gi prediktif yang memadai dalam pengambilan keputusan investasi[2].

Sektor energi menjadi salah satu sektor dengan tingkat volatilitas tertinggi di Bursa Efek In*done*sia (BEI). Pergerakan harga saham pada sektor ini sangat sensitif terhadap sejumlah faktor eksternal, antara lain fluktuasi harga minyak mentah di pasar internasional, arah kebijakan energi pemerintah, ketegangan geopolitik, serta perubahan pola permintaan dan penawaran komoditas di tingkat global [3]. In*done*sia sendiri merupakan salah satu produsen dan eksportir batubara terbesar di dunia, sehingga dinamika harga komoditas energi global secara langsung berdampak terhadap kinerja keuangan dan valuasi saham emiten-emiten di sektor ini [4]. Beberapa emiten sektor energi yang aktif diperdagangkan di BEI dan memiliki volatilitas tinggi antara lain *PT Aneka Tambang Tbk (ANTM), PT Petrosea Tbk (PTRO), PT Adaro Energy Indonesia Tbk (ADRO), PT Dewa Property Tbk (DEWA), dan PT BUMI Resources Tbk (BUMI).* Kelima emiten ini memiliki karakteristik bisnis dan profil risiko yang berbeda-beda, mulai dari pertambangan nikel dan logam mulia, jasa

pertambangan, produksi batubara, hingga pengelolaan sumber daya alam, sehingga masing-masing merespons kondisi pasar dengan pola pergerakan harga yang bervariasi. Tingginya volatilitas pada saham-saham tersebut menjadikan sektor energi sebagai objek yang menantang sekaligus relevan untuk menguji efektivitas model prediksi harga saham, karena model yang mampu menangkap pola pergerakan harga di sektor ini diharapkan juga dapat memberikan hasil yang baik pada sektor lainnya[5].

Pendekatan tradisional dalam memprediksi harga saham umumnya bertumpu pada model statistik seperti *ARIMA* dan *GARCH*. *ARIMA* digunakan untuk membaca pola dari data *historis* dengan asumsi hubungan yang relatif linier, sedangkan *GARCH* lebih fokus pada fluktuasi volatilitas yang sering muncul dalam pasar keuangan. Penelitian Junaid dkk. (2020) yang membandingkan kedua metode ini pada saham PT *Adaro Energy (ADRO*) menunjukkan bahwa *ARIMA* mampu memberikan tingkat kesalahan prediksi yang lebih kecil dibandingkan *GARCH* [4]. Temuan ini menegaskan bahwa, dalam kondisi tertentu, pendekatan klasik masih dapat memberikan hasil yang cukup andal. Meski begitu, *real*itas pasar saham jauh lebih rumit daripada asumsi yang digunakan model-model tersebut. Pergerakan harga tidak hanya berubah-ubah (non-stasioner), tetapi juga dipengaruhi oleh banyak faktor yang saling berinteraksi secara kompleks, mulai dari kondisi ekonomi hingga sen*time*n investor. Pola yang terbentuk pun sering kali tidak linier dan sulit dipetakan hanya dengan pendekatan statistik konvensional. Akibatnya, model seperti *ARIMA* dan *GARCH* kerap kurang mampu menangkap dinamika pasar secara utuh, sehingga akurasi prediksi menjadi terbatas dan kurang responsif terhadap perubahan yang cepat [6].

Seiring pesatnya kemajuan teknologi kecerdasan buatan, metode berbasis *deep learning* kini semakin banyak dimanfaatkan sebagai pendekatan yang lebih fleksibel dan adaptif dalam memprediksi data deret waktu finansial. Berbeda dengan metode konvensional, pendekatan ini mampu mengolah data dalam jumlah besar sekaligus mengenali pola yang kompleks dan tidak linier. Model seperti *Recurrent Neural Network (RNN*) beserta pengembangannya—*Long Short-Term Memory (LSTM*) dan *Gated Recurrent Unit (GRU)*—secara khusus dirancang untuk memahami karakteristik data sekuensial serta mengatasi permasalahan klasik seperti *vanishing gradient* yang sering muncul pada jaringan saraf tradisional[7]. Kemampuan tersebut membuat model-model ini lebih efektif dalam menangkap hubungan jangka panjang

yang kerap terjadi dalam pergerakan harga saham. Tidak hanya itu, fleksibilitasnya juga memungkinkan model untuk beradaptasi dengan perubahan pola pasar yang dinamis. Dalam praktiknya, performa pendekatan ini terbukti cukup menjanjikan. Sebagai contoh, implementasi *LSTM* pada saham *PT Aneka Tambang Tbk* menghasilkan nilai R^2 sebesar 0,9902, yang menunjukkan bahwa model mampu merepresentasikan pola pergerakan harga dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi [8]. Sementara itu, Nilsen (2022) melalui studi komparatif terhadap model *RNN*, *LSTM*, dan *GRU* pada saham-saham yang tergabung dalam *indeks LQ45* menemukan bahwa *GRU* mampu memberikan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan kedua model lainnya [9]. Hasil ini menunjukkan bahwa arsitektur *GRU*, yang lebih sederhana namun efisien, dapat menangkap pola data dengan baik tanpa memerlukan kompleksitas yang berlebihan. Temuan tersebut diperkuat oleh penelitian Sofi dkk. (2021), yang juga melaporkan bahwa *GRU* berhasil mengungguli *LSTM* maupun metode *Linear Regression* dalam memprediksi harga saham [10]. Konsistensi hasil dari berbagai penelitian ini mengindikasikan bahwa *GRU* memiliki keunggulan dalam hal keseimbangan antara performa dan efisiensi, sehingga semakin banyak dipertimbangkan sebagai model yang andal dalam analisis dan prediksi pasar saham modern.

Selain model uni*directional*, pendekatan dengan arsitektur bi*directional* juga mulai banyak dieksplorasi untuk meningkatkan akurasi prediksi. Model seperti Bi*directional LSTM (BiLSTM)* bekerja dengan memproses data dari dua arah—maju dan mundur—sehingga mampu menangkap konteks yang lebih lengkap dalam suatu deret waktu. Secara teoritis, pendekatan ini memberikan keunggulan dalam memahami pola yang lebih kompleks, terutama ketika informasi dari masa lalu dan masa depan sama-sama berperan dalam membentuk suatu tren. Namun, dalam praktiknya, peningkatan performa yang dihasilkan tidak selalu signifikan. Penelitian Kwanda dkk. (2024) yang membandingkan *LSTM* dan *BiLSTM* pada enam perusahaan, termasuk *ANTM* dan *ADRO*, menunjukkan bahwa selisih kinerja keduanya relatif kecil, dengan perbedaan nilai *MAPE* hanya sekitar 0,14% [11]. Meski demikian, hasil yang lebih optimal tetap dapat dicapai dalam konteks tertentu. Darja dkk. (2025), misalnya, berhasil menerapkan *BiLSTM* untuk memprediksi harga saham BBRI dengan nilai *MAPE* sebesar 1,25%, yang termasuk dalam kategori prediksi “sangat baik” [6]. Temuan ini menunjukkan bahwa meskipun tidak selalu unggul secara konsisten,

BiLSTM tetap memiliki potensi untuk meningkatkan akurasi prediksi ketika diterapkan pada data dan kondisi yang tepat. Di sisi lain, penelitian Karim dan Ahmed (2021) menunjukkan bahwa *Bidirectional GRU (BiGRU)* memiliki tingkat stabilitas yang lebih baik dibandingkan *BiLSTM*, meskipun menggunakan jumlah parameter yang lebih sedikit [12]. Keunggulan ini membuat *BiGRU* tidak hanya lebih efisien secara komputasi, tetapi juga lebih mampu menangkap perubahan ekstrem seperti sudden spikes, terutama dalam prediksi jangka panjang. Kemampuan tersebut menjadi nilai tambah penting mengingat pasar saham sering kali mengalami lonjakan atau penurunan tajam yang sulit diprediksi dengan model konvensional. Meskipun berbagai studi telah mengkaji dan membandingkan performa model-model tersebut, sebagian besar masih dilakukan secara terpisah atau terbatas pada beberapa arsitektur saja.

Pengembangan model komputasi untuk memprediksi pergerakan pasar modal telah menjadi salah satu fokus penelitian yang banyak dieksplorasi, khususnya dalam lingkup tugas akhir mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer (Fasilkom) UPN "Veteran" Jawa Timur. Kristananda (2024) melakukan perbandingan *Gaussian Process Regression (GPR) dan Long Short-Term Memory (LSTM)* pada lima saham bank BUMN periode 2018–2024[13]. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *GPR* dengan kernel terbaik mampu menghasilkan *RMSE* sebesar 73,94 pada *BBRI*, 88,34 pada BMRI, 70,38 pada BBNI, 16,29 pada *BBTN*, dan 35,49 pada *BRIS*, dengan *MAPE* berada pada kisaran 0,98%–1,47%. Pada *Evaluasi* out-of-sample untuk prediksi 30 hari, *GPR* menghasilkan *MAPE* sebesar 3,15%, sedangkan *LSTM* mencapai 12,96%, sehingga *GPR* menunjukkan performa yang lebih baik dalam memodelkan ketidakpastian dan pola nonlinear harga saham[13]. Selanjutnya, Nugraha (2024) menerapkan *Gated Recurrent Unit (GRU)* untuk prediksi saham bluechip perbankan BBCA, BBRI, dan BBNI. Melalui pengujian berbagai rasio pembagian data, konfigurasi unit *GRU*, serta optimizer, konfigurasi *GRU* (128,256) dengan optimizer Adam dan pembagian data 70/30 menghasilkan *MSE* masing-masing sebesar 0,0005; 0,0007; dan 0,0006, *RMSE* sebesar 0,0219; 0,0265; dan 0,0244, *MAE* sebesar 0,0173; 0,0200; dan 0,0183, serta R^2 sebesar 0,9446; 0,9258; dan 0,9394 untuk BBCA, BBRI, dan BBNI. *MAPE* yang diperoleh masing-masing sebesar 13,09%, 14,68%, dan 14,45%. Penelitian tersebut juga menghasilkan dashboard berbasis web sebagai media *visualisasi* hasil prediksi[14]. Perkembangan selanjutnya dilakukan oleh Subairi (2025) dengan mengintegrasikan *GRU* dan *Bayesian Optimization* pada saham *ANTM*

periode 2015–2025. Optimasi tersebut menghasilkan *MAE* sebesar 26,807, *RMSE* sebesar 37,99, dan *MAPE* sebesar 1,69%, yang menunjukkan bahwa optimasi hyperparameter dapat meningkatkan kinerja model *GRU* dalam prediksi harga saham[15]. Sementara itu, penelitian Ginting (2025) memperluas pendekatan dari sekadar prediksi harga dengan menerapkan model *ARIMA-TGARCH* dan *Value at Risk (VaR)* pada saham PT Telekomunikasi In*done*sia Tbk untuk menganalisis *return*, volatilitas, dan potensi kerugian investasi. Hasil penelitian menunjukkan adanya fluktuasi *return* pada rentang −0,001732 hingga 0,001574 serta penggunaan *VaR* pada tingkat kepercayaan 95% untuk mengestimasi potensi kerugian investasi. Pendekatan prediksi dan risiko juga dikombinasikan oleh Dana melalui penerapan *GRU* dan *VaR* pada saham *bluechip*. Model *GRU* menghasilkan *MAPE* sebesar 1,36971%, sedangkan analisis *VaR* menunjukkan potensi kerugian sebesar 5,42% pada saham MYOR dan 6,34% pada saham TBIG[16]. Berbagai penelitian tersebut menunjukkan bahwa pendekatan komputasi telah berkembang dari pemodelan prediksi harga, optimasi *deep learning*, hingga pengukuran risiko investasi.

Meskipun demikian, penelitian-penelitian tersebut masih memiliki keterbatasan dari sisi pemanfaatan hasil prediksi sebagai dasar pengambilan keputusan investasi. Kristananda berfokus pada perbandingan akurasi *GPR* dan *LSTM*[13], Nugraha berfokus pada prediksi harga menggunakan *GRU* serta *visualisasi* melalui dashboard [14], Subairi berfokus pada peningkatan performa *GRU* melalui *Bayesian Optimization*[15], sedangkan Ginting dan Dana telah memasukkan aspek risiko melalui *VaR*[16],[17]. Dengan demikian, penelitian terdahulu telah menghasilkan informasi berupa prediksi harga, *i*, maupun tingkat risiko, tetapi belum secara eksplisit mengintegrasikan hasil prediksi pergerakan harga dengan mekanisme pembentukan rekomendasi keputusan trading seperti *Buy, Hold,* atau *Sell*. Kondisi tersebut menunjukkan adanya peluang pengembangan penelitian dari sistem yang hanya memberikan nilai prediksi menjadi sistem yang mampu menerjemahkan hasil prediksi ke dalam informasi keputusan yang lebih aplikatif bagi investor. Oleh karena itu, penelitian ini diarahkan untuk mengembangkan model prediksi pergerakan harga saham yang tidak hanya di*Evaluasi* berdasarkan tingkat akurasinya, tetapi juga memanfaatkan hasil prediksi tersebut sebagai dasar dalam menghasilkan rekomendasi keputusan trading, sehingga keluaran model dapat memberikan informasi yang lebih praktis dalam mendukung proses pengambilan keputusan investasi.

Hasil prediksi berupa angka harga di masa depan memerlukan interpretasi lebih lanjut untuk diterjemahkan menjadi keputusan jual, beli, atau tahan yang operasional bagi investor. Untuk menjembatani kesenjangan ini, pendekatan *Deep Reinforcement Learning (DRL)*, khususnya *Deep Q-Network (DQN)*, telah menunjukkan potensi yang signifikan. *DQN* merupakan algoritma reinforcement *learning* yang menggabungkan *Q-learning* dengan *deep Neural network* untuk menangani *state space* berdimensi tinggi, sehingga mampu mempelajari st*rate*gi trading optimal berdasarkan interaksi dengan lingkungan pasar [13]. Chen dan Gao (2019) menerapkan *DQN* pada S&P500 *ETF* dan menunjukkan bahwa *DQN* trader mampu mengungguli st*rate*gi *Buy-and-Hold* [14]. Ee dkk. (2020) mengusulkan pendekatan *LSTM* sebagai jaringan preprocessing untuk meningkatkan performa *DQN*, menghasilkan kerangka kerja yang mengintegrasikan prediksi dan pengambilan keputusan [15]. Kalva dan Satuluri (2023) melaporkan bahwa sistem trading berbasis *DQN* mampu menghasilkan *return* sebesar 23,4% selama 275 hari perdagangan [16].

Meskipun penelitian mengenai prediksi harga saham dan pengambilan keputusan *trading* telah berkembang secara terpisah, integrasi kedua komponen ini — yaitu model *deep learning* untuk prediksi dan *DQN* untuk pengambilan keputusan jual beli — dalam satu framework *end-to-end* pada saham sektor energi In*done*sia masih sangat terbatas. Penelitian-penelitian sebelumnya umumnya hanya fokus pada satu aspek: prediksi harga saja tanpa rekomendasi aksi, atau pengambilan keputusan trading tanpa perbandingan mendalam antar model prediksi yang digunakan. Berdasarkan uraian di atas, diperlukan suatu penelitian yang mengintegrasikan model *deep learning* untuk prediksi harga saham dengan *Deep Q-Network* untuk pengambilan keputusan jual beli saham secara otomatis.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana peforma hasil prediksi harga saham emiten sektor energi menggunakan model *deep learning hybrid BiGRU-LSTM* ?
2. Bagaimana hasil analisis komparatif performa prediksi model *hybrid BiGRU-LSTM* dalam menentukan emiten dengan hasil prediksi terbaik?

3. Bagaimana performa algoritma *Deep Q-Network (DQN)* dalam menghasilkan strategi pengambilan keputusan jual, beli, atau tahan dengan memanfaatkan hasil prediksi harga saham dari model *BiGRU-LSTM*?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dipaparkan, tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1) **Menganalisis performa model *hybrid BiGRU-LSTM*** dalam memprediksi harga saham emiten sektor energi (*PTRO*, *ADRO*, dan *BUMI*) menggunakan *Evaluasi* metrik *MAE, RMSE, MAPE*, dan R^2 .
2) **Membandingkan tingkat akurasi** performa hasil prediksi pada ketiga emiten saham sektor energi tersebut guna mengidentifikasi saham yang menghasilkan tingkat akurasi dan presisi tertinggi.
3) **Mengembangkan sistem pengambilan keputusan investasi** yang mengintegrasikan hasil prediksi dari model *deep learning* ke dalam algoritma *Deep Q-Network* (*DQN*) untuk menghasilkan strategi *sell*, *buy*, atau *hold*.

1.4 Manfaat Penelitian

Berikut inii merupakan manfaat penelitian yg akan saya lakukan:

1) Memberikan informasi kepada investor dan pelaku pasar modal mengenai penerapan deep learning dan reinforcement learning dalam memprediksi serta merekomendasikan transaksi saham sektor energi secara otomatis dan objektif.
2) Memberikan gambaran hasil integrasi arsitektur hybrid BiGRU-LSTM dengan Deep Q-Network (DQN) dalam meningkatkan kinerja sistem pendukung keputusan trading saham.
3) Mengetahui efektivitas penerapan agen Deep Q-Network (DQN) dalam menghasilkan keputusan tindakan (buy, sell, hold) yang adaptif terhadap pergerakan harga saham.
4) Hasil penelitian ini dapat menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya yang berfokus pada prediksi harga saham dan sistem trading otomatis berbasis kecerdasan buatan.

1.5 Batasan Penelitian

1. Objek Penelitian

Fokus pada pergerakan saham perusahaan di sektor energi dan pertambangan yang terdaftar di (BEI). Secara spesifik, pengujian dibatasi pada tiga emiten, yaitu PT (*ADRO), (PTRO),* dan (*BUMI*).

2 Sumber dan Jenis Data

Data yang digunakan merupakan data sekunder berjenis deret waktu *historis* pergerakan harga saham harian yang diperoleh dari platform *Yahoo Finance*.

3 Periode Waktu Data

Rentang observasi data *historis* yang digunakan dibatasi selama 5 tahun, yakni terhitung sejak tanggal 30 Juni 2021 hingga 30 Juni 2026.