

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dalam beberapa tahun terakhir, minat masyarakat terhadap investasi di pasar modal, khususnya saham, mengalami peningkatan yang signifikan. Kemudahan akses terhadap informasi dan berkembangnya teknologi keuangan turut mendorong pertumbuhan investor ritel di Indonesia. Data Bursa Efek Indonesia menunjukkan bahwa sepanjang tahun 2024, tercatat pertumbuhan lebih dari 744 ribu investor saham dan diperkirakan akan terus bertambah. Saham menjadi salah satu instrumen yang populer karena memberikan potensi keuntungan dalam bentuk *capital gain* maupun dividen (Bodie et al., 2014). Namun, tingginya potensi keuntungan tersebut juga disertai dengan tingkat risiko yang tinggi akibat fluktuasi harga dan ketidakpastian pasar.

Dalam kondisi pasar yang dinamis, investor dihadapkan pada tantangan untuk mengelola risiko dan memilih saham yang tidak hanya menjanjikan *return* yang tinggi, tetapi juga memiliki fundamental perusahaan yang kuat. Salah satu strategi untuk mengurangi risiko adalah dengan membentuk portofolio saham yang optimal. Portofolio optimal memungkinkan investor melakukan diversifikasi dan mengalokasikan dana secara proporsional pada saham-saham yang memiliki prospek terbaik, sehingga potensi kerugian dapat diminimalkan. Pembentukan portofolio yang tepat membutuhkan pendekatan analisis yang menyeluruh, baik dari sisi kondisi keuangan perusahaan maupun prediksi kinerja saham di masa depan.

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan dalam pembentukan portofolio adalah Model Black-Litterman. Model ini merupakan pengembangan dari teori portofolio Markowitz yang mengintegrasikan dua sumber informasi, yaitu return ekuilibrium berdasarkan model *Capital Asset Pricing Model* (CAPM) dan pandangan subjektif investor terhadap prospek saham tertentu (Black & Litterman, 1992). Keunggulan dari model ini terletak pada fleksibilitasnya dalam memasukkan opini investor ke dalam proses optimasi portofolio, sehingga dapat disesuaikan dengan ekspektasi dan kondisi pasar terkini. Beberapa penelitian terdahulu, seperti yang dilakukan oleh Rahmadi et al. (2024) dan Rahman (2022), menunjukkan bahwa penggunaan model Black-Litterman dapat menghasilkan portofolio dengan kinerja yang lebih baik dibandingkan model tradisional.

Di sisi lain, analisis Altman Z-Score telah lama dikenal sebagai metode untuk menilai potensi kebangkrutan suatu perusahaan. Metode ini menggabungkan beberapa rasio keuangan untuk memberikan skor yang merepresentasikan kondisi perusahaan (Altman, 1986). Altman Z-Score dapat digunakan sebagai alat penyaringan (*screening*) untuk mengidentifikasi perusahaan yang berada dalam kondisi sehat secara finansial dan layak untuk portofolio investasi. Penelitian oleh Wahyuni & Rubiyah (2021) menunjukkan bahwa Altman Z-Score memiliki tingkat akurasi tertinggi dalam



memprediksi *financial distress* dibandingkan metode sejenis, seperti Springate, Zmijewski, dan Grover.

Meskipun demikian, kedua metode tersebut memiliki keterbatasan jika digunakan secara terpisah. Altman Z-Score hanya memberikan gambaran statis berdasarkan data historis perusahaan tanpa mempertimbangkan dinamika pasar atau prospek saham ke depan. Di sisi lain, model Black-Litterman sangat bergantung pada input data yang akurat, baik berupa estimasi return pasar maupun pandangan investor. Jika saham yang dimasukkan ke dalam model memiliki fundamental yang lemah, hasil optimasi portofolio pun berisiko tidak mencerminkan kenyataan pasar. Dengan demikian, perlu ada integrasi antara pendekatan analisis fundamental dan optimasi portofolio untuk menghasilkan strategi investasi yang lebih komprehensif.

Penelitian ini berupaya menggabungkan kekuatan dari dua pendekatan tersebut, yaitu menggunakan Altman Z-Score sebagai alat untuk menyaring saham-saham dengan kondisi keuangan yang sehat, dan selanjutnya menggunakan model Black-Litterman untuk menentukan bobot optimal saham-saham tersebut dalam portofolio. Untuk memperkuat pandangan investor dalam model Black-Litterman, digunakan pula metode *Long Short-Term Memory* (LSTM), yaitu teknik prediksi *time-series* berbasis *deep learning* yang unggul dalam memproyeksikan data harga saham.

Berdasarkan uraian latar belakang dan penelitian sebelumnya, peneliti tertarik untuk melakukan penelitian yang berjudul "**Penerapan Altman Z-Score dan Model Black-Litterman dalam Pembentukan Portofolio Saham Optimal**". Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi praktis bagi investor dalam membentuk portofolio yang efektif dan efisien. Selain itu, hasil penelitian ini juga diharapkan dapat memperkaya literatur keuangan terkait integrasi metode analisis fundamental dan kuantitatif dalam konteks pasar modal Indonesia.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah

1. Apa saja perusahaan yang termasuk dalam kategori keuangan sehat berdasarkan klasifikasi tingkat *financial distress* Altman Z-Score?
2. Bagaimana hasil penentuan portofolio saham optimal dengan menggunakan model Black-Litterman?

1.3 Tujuan Penelitian



n masalah tersebut, maka penelitian ini bertujuan

identifikasi perusahaan yang termasuk dalam kategori keuangan
 arkan klasifikasi tingkat *financial distress* Altman Z-Score.
 etahui hasil penentuan portofolio saham optimal menggunakan
 Litterman.

1.4 Landasan Teori

1.4.1 Investasi

Investasi merupakan tindakan mengalokasikan sejumlah uang atau sumber daya lainnya pada saat ini dengan tujuan untuk mendapatkan manfaat di masa yang akan datang (Tandelilin, 2010). Investasi dipandang sebagai alternatif optimal dalam mengalokasikan surplus dana dengan tujuan memperoleh potensi keuntungan yang lebih tinggi. Alokasi dana investasi dapat dilakukan pada instrumen pasar uang, pasar modal, maupun melalui penyediaan fasilitas kredit bagi pihak yang membutuhkan.

1.4.2 Saham

Saham merupakan instrumen investasi yang banyak diminati di pasar modal, terutama karena potensi imbal hasil yang relatif tinggi serta kebutuhan modal awal yang lebih terjangkau dibandingkan instrumen lainnya (Asiah & Mulyani, 2020). Menurut Darmadji (2001) dalam Nafiah (2019), saham merepresentasikan bukti kepemilikan individual atau badan atas suatu perusahaan, di mana proporsi kepemilikan ini berbanding lurus dengan jumlah modal yang diinvestasikan ke dalam perusahaan tersebut.

1.4.2.1 Return

Return saham adalah ukuran imbal hasil yang diperoleh dari investasi pada saham, yang nilainya dapat bervariasi (positif atau negatif) sesuai dengan kondisi pasar dan kinerja saham tersebut. Untuk memodelkan *return* secara lebih akurat, terutama dalam perhitungan *return* majemuk, digunakan *continuously compounding return* (*log-return*), yang dinotasikan dengan R_t . *Return* jenis ini lebih sering digunakan dalam analisis keuangan karena sifat sifatnya yang mengikuti distribusi normal. *Continuously compounding return* diformulasikan sebagai berikut (Setyo Wira Rizki, Laili Izzati, 2019):

$$R_{i(t)} = \ln \frac{P_t}{P_{t-1}} \quad (1)$$

Keterangan:

$R_{i(t)}$ = return saham ke- i pada periode ke- t



m periode ke- t

m periode ke- $t-1$

l *return* atau tingkat keuntungan yang diharapkan dapat dihitung
gai berikut :

$$E[R_i] = \frac{\sum_{t=1}^n R_{i(t)}}{n} \quad (2)$$

Keterangan:

$E[R_i]$ = *expected return* saham ke- i

$R_{i(t)}$ = return saham ke- i pada periode ke- t

n = total periode waktu atau pengamatan

Adapun, ukuran kinerja seluruh saham yang terdaftar di bursa efek dan mencerminkan kondisi pasar secara umum disebut dengan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). *Return* dan *expected return* pasar dapat dihitung menggunakan formula yang serupa dengan yang digunakan untuk saham sebagai berikut (Tauhid et al., 2022):

$$R_{M(t)} = \ln \frac{IHSG_t}{IHSG_{t-1}} \quad (3)$$

$$E[R_M] = \frac{\sum_{t=1}^n R_{M(t)}}{n} \quad (4)$$

Keterangan:

$R_{M(t)}$ = *return* pasar periode ke- t

$E[R_M]$ = *expected return* pasar

$IHSG_t$ = nilai IHSG periode ke- t

$IHSG_{t-1}$ = nilai IHSG periode ke- $t-1$

1.4.2.2 Risiko

Risiko dalam investasi merujuk pada tingkat ketidakpastian yang timbul akibat perbedaan antara pengembalian yang diharapkan (*expected return*) dan pengembalian yang sebenarnya terjadi (*actual return*). Semakin besar selisih antara keduanya, semakin tinggi tingkat risiko yang harus ditanggung (Amanah & Subekti, 2016).

Tandelilin (2010) dalam Mardhiyah (2017) menuliskan bahwa metode yang paling umum digunakan untuk mengukur variabilitas *return* adalah varians dan standar deviasi. Kedua ukuran ini menunjukkan sejauh mana pengembalian aktual



kuasi dari rata-rata pengembalian atau pengembalian yang *d* *return*). Varians menghitung rata-rata dari selisih kuadrat ktual dan rata-rata *return*. Semakin tinggi nilai varians, semakin tara *actual return* dan *expected return*, yang menunjukkan

tingkat risiko investasi yang lebih tinggi. Secara matematis, varians dan standar deviasi *return* saham dirumuskan sebagai berikut:

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n (R_{i(t)} - E[R_i])^2 \quad (5)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n (R_{i(t)} - E[R_i])^2} \quad (6)$$

Selanjutnya, dapat pula dihitung varians dan standar deviasi *return* indeks pasar dengan rumus sebagai berikut:

$$\sigma_M^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n (R_{M(t)} - E[R_M])^2 \quad (7)$$

$$\sigma_M = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n (R_{M(t)} - E[R_M])^2} \quad (8)$$

Keterangan:

σ_i^2 = varians saham ke-*i*

σ_i = standar deviasi saham ke-*i*

σ_M^2 = varians pasar

σ_M = standar deviasi pasar

n = total periode waktu atau pengamatan

1.4.3 Portofolio

Portofolio dapat didefinisikan secara sederhana sebagai sekumpulan aset investasi yang mencakup berbagai instrumen, seperti properti, deposito, saham, emas, obligasi, atau aset keuangan lainnya. Sementara itu, portofolio saham merujuk pada kumpulan investasi yang terdiri dari saham, baik yang dimiliki oleh individu maupun perusahaan (Santoso et al., 2023).

Dalam proses pembentukan portofolio, investor berupaya memaksimalkan diharapkan dengan mempertimbangkan tingkat risiko yang a. Portofolio yang mampu mencapai keseimbangan optimal *return* disebut sebagai portofolio efisien. Untuk membentuk n, diperlukan beberapa asumsi terkait perilaku investor dalam n investasi.



1.4.3.2 Return Portofolio

Return portofolio merupakan tingkat keuntungan atau imbal hasil yang berhasil dicapai investor berdasarkan komposisi aset yang telah diinvestasikan. Semakin optimal strategi diversifikasi yang diterapkan, semakin besar potensi return yang dapat diperoleh, dengan tetap mempertimbangkan risiko yang menyertainya. Misalkan investor berencana untuk berinvestasi pada n asset, maka *actual return* portofolio yaitu sebagai berikut:

$$R_p = w_1R_1 + w_2R_2 + \dots + w_nR_n = \sum_{i=1}^n w_iR_i \quad (9)$$

Sedangkan *expected return* portofolio dapat dihitung dengan persamaan berikut:

$$E[R_p] = w_1E[R_1] + w_2E[R_2] + \dots + w_nE[R_n] = \sum_{i=1}^n w_iE[R_i] \quad (10)$$

Keterangan:

R_p = return portofolio

$E[R_p]$ = *expected return* portofolio

w_i = bobot saham ke- i

1.4.3.2 Risiko Portofolio

Risiko portofolio adalah risiko investasi dari sekelompok saham dalam portofolio atau sekelompok instrumen keuangan dalam sebuah portofolio (Suhartono et al., 2015). Risiko portofolio diukur menggunakan standar deviasi atau variansi dari return saham yang membentuk portofolio. Risiko portofolio dapat dihitung melalui persamaan berikut:

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n (R_{i(t)} - E[R_i])(R_{j(t)} - E[R_j]) \quad (11)$$

$$\sigma_p^2 = \mathbf{w}^T \mathbf{\Sigma} \mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij} \quad (12)$$

$$\sigma_p = \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij}} \quad (13)$$



Keterangan:

σ_{ij} = kovariansi antara *return* saham ke-*i* dengan saham ke-*j*

σ_p^2 = variansi portofolio

σ_p = standar deviasi (risiko) portofolio

w = vektor bobot portofolio saham

σ = matriks varians-kovarians saham

Pada matriks varians-kovarians, diperlukan nilai varians masing-masing saham dan nilai kovariansi antarsaham. Di mana untuk nilai variansi saham dan kovariansi antarsaham dapat dihitung dengan persamaan (5) dan persamaan (11). Matriks kovariansi dari portofolio yang dibentuk adalah sebagai berikut.

$$\Sigma = \begin{bmatrix} Var(R_1) & Cov(R_1, R_2) & \cdots & Cov(R_1, R_i) \\ Cov(R_2, R_1) & Var(R_2) & \cdots & Cov(R_2, R_i) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Cov(R_i, R_1) & Cov(R_i, R_2) & \cdots & Var(R_i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{1,2} & \cdots & \sigma_{1,i} \\ \sigma_{2,1} & \sigma_2^2 & \cdots & \sigma_{2,i} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{i,1} & \sigma_{i,2} & \cdots & \sigma_i^2 \end{bmatrix} \quad (14)$$

1.4.4 Analisis Fundamental Perusahaan

Sebelum berinvestasi, investor perlu melakukan analisis fundamental perusahaan untuk menilai kondisi keuangan dan prospek bisnisnya. Analisis ini membantu investor dalam mengambil keputusan yang lebih tepat dan mengurangi risiko investasi (Sari et al., 2025).

Analisis fundamental pada dasarnya merupakan evaluasi historis terhadap kekuatan suatu perusahaan, yang sering disebut sebagai analisis perusahaan (*company analysis*). Analisis ini menggunakan data fundamental yang berkaitan dengan perusahaan atau badan usaha, seperti laporan keuangan, pangsa pasar, siklus bisnis, dan faktor relevan lainnya (Adnyana, 2020).

Secara umum, tujuan utama pendirian perusahaan adalah memperoleh laba, meningkatkan penjualan, memaksimalkan nilai saham, serta meningkatkan kesejahteraan pemegang saham. Dalam menghadapi persaingan bisnis yang semakin ketat seiring dengan perkembangan inovasi, perusahaan harus terus meningkatkan kinerja dan melakukan ekspansi agar tetap bertahan. Namun, tidak semua perusahaan mampu bersaing atau berkembang, dan banyak yang akhirnya

utan. Kebangkrutan sendiri tidak terjadi tanpa adanya faktor lasarnya. (Utami & Hardana, 2022).



1.4.4.1 Financial Distress

Plat & Plat (2002) dalam Putri & Ardini (2020) mendefinisikan *financial distress* merupakan tahap kemunduran kondisi keuangan perusahaan sebelum mencapai kebangkrutan atau likuidasi. Situasi ini terjadi ketika perusahaan mengalami krisis keuangan akibat penurunan pendapatan, sehingga tidak mampu memenuhi kewajiban yang telah jatuh tempo kepada kreditur.

Financial distress dapat diukur dengan menganalisis laporan keuangan, yang berperan penting dalam mendukung pengambilan keputusan yang tepat. Laporan keuangan tidak hanya menyajikan informasi yang bermanfaat, tetapi juga menggambarkan tingkat kesehatan keuangan perusahaan melalui berbagai rasio. Rasio-rasio tersebut mencerminkan kemampuan perusahaan dalam menjalankan operasionalnya, distribusi, dan efektivitas penggunaan aset, pencapaian hasil usaha, kewajiban yang harus dipenuhi, serta potensi risiko kebangkrutan (Dewi et al., 2019).

Seiring perkembangan saat ini terdapat beberapa formula atau solusi yang dikembangkan dalam rangka untuk menjawab berbagai macam masalah terkait kebangkrutan (*bankruptcy*), salah satu formula yang dianggap menjadi populer dan banyak digunakan dalam berbagai penelitian untuk menganalisis *financial distress* adalah menggunakan metode *Altman* atau yang dikenal dengan metode *Altman Z-Score*.

1.4.4.2 Altman Z-Score

Altman Z-Score merupakan suatu model keuangan yang dikembangkan oleh Edward Altman pada tahun 1968 yang menggunakan rasio keuangan berdasarkan teknik statistik yang disebut *Multiple Discriminant Analysis (MDA)* untuk mengukur kesehatan finansial dan prediksi kegagalan perusahaan. Altman (1995) dalam (Untwal, 2019), merumuskan model *Z-Score* yang dapat digunakan untuk mengevaluasi baik perusahaan manufaktur maupun non-manufaktur, serta perusahaan publik dan privat, baik di Amerika Serikat maupun di luar Amerika Serikat, termasuk perusahaan di pasar negara berkembang, sebagai berikut:

$$Z = 6.56X_1 + 3.26X_2 + 6.72X_3 + 1.05X_4 \quad (16)$$

Di mana,

Z = *bankruptcy index*

X_1 = *working capital to total assets*



X_2 = *earnings to total assets*

X_3 = *before interest and taxes (EBIT) to total assets*

X_4 = *market value of equity to book value of total liabilities*

Uraian tiap variabel rasio model Z-Score tersebut adalah sebagai berikut (Setiawan & Suriawinata, 2020) dan (Untwal, 2019):

1. *Working Capital to Total Assets* (X_1)

$$X_1 = \frac{\text{Current Assets} - \text{Current Liabilities}}{\text{Total Assets}} \quad (17)$$

Working capital to total assets adalah rasio yang digunakan untuk mengukur modal kerja bersih perusahaan terhadap total aset. Rasio ini berguna untuk memberikan informasi tentang likuiditas perusahaan, karena menunjukkan seberapa besar porsi total aset yang dialokasikan sebagai modal kerja bersih. Sehingga jika rasio ini semakin tinggi maka semakin besar juga likuiditas perusahaan tersebut. Modal kerja yang didefinisikan adalah selisih antara aset lancar dan kewajiban lancar.

2. *Retained Earnings to Total Assets* (X_2)

$$X_2 = \frac{\text{Retained Earnings}}{\text{Total Assets}} \quad (18)$$

Retained Earnings (RE) adalah jumlah total dari pendapatan yang diinvestasikan kembali atau kerugian dari suatu perusahaan selama hidupnya. Akun ini juga disebut sebagai surplus yang diterima perusahaan secara implisit yang dipertimbangkan dalam rasio ini. Selain itu, rasio *RE/TA* membantu mengukur sejauh mana suatu perusahaan bergantung pada utang atau *leverage*. Semakin rendah rasio ini, semakin besar proporsi aset yang didanai melalui pinjaman daripada laba ditahan, yang pada akhirnya meningkatkan risiko kebangkrutan jika perusahaan tidak dapat memenuhi kewajiban utangnya.

3. *Earnings Before Interest and Taxes (EBIT) to Total Asset* (X_3)

$$X_3 = \frac{\text{Earnings Before Interest and Taxes}}{\text{Total Assets}} \quad (19)$$



Earnings Before Interest and Tax to Total Assets adalah ukuran produktivitas perusahaan, yang terlepas dari pajak atau faktor tingkat bunga. Rasio ini menunjukkan seberapa efisien perusahaan dalam memanfaatkan total aset untuk menciptakan keuntungan operasional. Semakin tinggi rasio ini, semakin baik perusahaan dalam menghasilkan laba sebelum bunga pinjaman. Sebaliknya, nilai yang rendah menunjukkan biaya keuangan yang tinggi.

rendah menunjukkan bahwa aset yang dimiliki kurang produktif dalam menghasilkan laba.

4. *Book Value of Equity to Book Value of Liabilities* (X_4)

$$X_4 = \frac{\text{Book Value Equity}}{\text{Total Liabilities}} \quad (20)$$

Book Value of Equity to Book Value of Liabilities mencerminkan nilai pasar ekuitas dibandingkan dengan total kewajiban, termasuk kewajiban jangka pendek dan jangka panjang. Rasio ini menunjukkan sejauh mana nilai aset dapat menurun sebelum kewajiban melebihi aset, yang berisiko menyebabkan *distress*. Selain itu, rasio ini menambahkan dimensi nilai pasar yang jarang dibahas dalam studi kebangkrutan lainnya. Semakin tinggi rasio ini, semakin besar ketahanan perusahaan terhadap risiko *insolvency*. Namun, semakin tinggi leverage keuangan, semakin besar pula risiko yang ditanggung perusahaan.

Nilai Z merupakan indeks keseluruhan tinggi fungsi *Multiple Discriminant Analysis*. Menurut Altman, terdapat angka-angka *cut-off* nilai Z yang dapat menjelaskan apakah perusahaan akan mengalami *distress* atau tidak pada masa yang akan datang dan ia membaginya dalam 3 kategori, yaitu:

- A. Nilai $Z < 1.1$ termasuk zona *distress* atau perusahaan berisiko tinggi mengalami kebangkrutan dalam waktu dekat.
- B. Nilai $1.1 < Z < 2.6$ termasuk zona *grey* atau perusahaan berada dalam kondisi keuangan yang meragukan, dengan kemungkinan mengalami kesulitan keuangan di masa depan.
- C. Nilai $Z > 2.6$ termasuk zona aman/sehat atau perusahaan memiliki kondisi keuangan yang sehat dan kecil kemungkinan mengalami kebangkrutan.

Altman (1968) dalam Jawabreh et al. (2017) menyatakan bahwa model *Altman Z-Score* memiliki tingkat akurasi sekitar 90–95 persen dalam memprediksi kegagalan satu tahun ke depan dan sekitar 70–80 persen dalam memprediksi kegagalan dua tahun ke depan. Namun, akurasi model ini cenderung menurun untuk prediksi jangka waktu lebih dari dua tahun. Girma (2018) juga meneliti tingkat keakuratan beberapa model prediksi kebangkrutan dan menemukan bahwa model Altman memiliki tingkat akurasi tertinggi, yaitu sebesar 85,71 persen. Temuan ini menunjukkan bahwa selain memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam memprediksi kebangkrutan, model *Altman Z-score* juga dapat digunakan sebagai alat analisis bagi kondisi keuangan perusahaan sebelum mengambil keputusan (Girma & Al-Oshaibat, 2018).



1.4.5 Model Black-Litterman

Model Black-Litterman adalah pendekatan matematis dalam pembentukan portofolio yang diperkenalkan oleh Fischer Black dan Robert Litterman pada tahun 1992. Model ini menggabungkan dua jenis informasi dalam menentukan *expected return*. Pertama, *return* ekuilibrium yang diperoleh dari model *Capital Asset Pricing Model* (CAPM), dan kedua, pandangan subjektif investor terhadap aset tertentu. Kelebihan dari model Black-Litterman adalah investor dapat menggabungkan berbagai pandangan secara pasti maupun relatif (Black & Litterman, 1990) dalam (Arisena & Ikhsan, 2019).

Model Black-Litterman adalah pendekatan dalam teori portofolio modern yang membantu investor mengatasi kendala dalam alokasi aset. Model ini berasumsi bahwa dalam kondisi pasar yang seimbang, alokasi aset seharusnya proporsional terhadap kapitalisasi pasarnya. Namun, model ini memungkinkan modifikasi terhadap alokasi tersebut dengan memasukkan pandangan subjektif investor mengenai prospek suatu saham atau aset tertentu (Ermianti, 2022).

1.4.5.1 Capital Assets Pricing Model (CAPM)

Model CAPM yang dipelopori oleh Sharpe, Lintner, dan Mossin pada tahun 1964-1966 merupakan model yang dapat digunakan untuk menghitung *expected return* suatu aset di kondisi pasar ekuilibrium berdasarkan risiko sistematisnya. Secara matematis, bentuk umum persamaan model CAPM adalah sebagai berikut (Arisena & Ikhsan, 2019):

$$E[R_i]_{CAPM} = R_f + \beta_i[E(R_M) - R_f] \quad (21)$$

Di mana,

$$\beta_i = \frac{Cov(R_i, R_M)}{\hat{\sigma}_M^2} \quad (22)$$

$$Cov(R_i, R_M) = \frac{\sum_{t=1}^m (R_{i(t)} - E[R_i])(R_{M(t)} - E[R_M])}{m - 1} \quad (23)$$

$$\hat{\sigma}_M^2 = \frac{\sum_{t=1}^m (R_{M(t)} - E[R_M])^2}{m - 1} \quad (24)$$

Keterangan:

$E[R_i]_{CAPM}$ = *expected return* CAPM saham ke- i

R_f = return asset bebas risiko



β_i = koefisien sensitivitas saham ke- i terhadap pergerakan indeks pasar

$E[R_M]$ = *expected return* pasar

$\hat{\sigma}_M^2$ = varians *return* saham ke- i terhadap pasar

$\hat{\sigma}_M^2$ = estimasi varians *return* pasar

Untuk menghubungkan data nilai *return* ekuilibrium dengan pandangan investor pada portofolio model Black-Litterman selanjutnya, maka dibentuk vektor *return* dari CAPM (π) berukuran ($N \times 1$) yang berisi nilai *return* ekuilibrium CAPM masing-masing saham.

$$\pi = \begin{bmatrix} E[R_1]_{CAPM} \\ E[R_2]_{CAPM} \\ \vdots \\ E[R_N]_{CAPM} \end{bmatrix} \quad (25)$$

Di mana N merupakan banyaknya aset dalam portofolio.

1.4.5.2 Pandangan Investor

Model Black-Litterman menekankan pentingnya pandangan investor atau manajer investasi dalam pembentukan portofolio. Investor diasumsikan memiliki opini sendiri terhadap aset yang dipilih. Berbeda dari model portofolio lain yang hanya bergantung pada data historis, model ini mengintegrasikan pandangan investor dengan informasi pasar untuk menciptakan portofolio yang lebih optimal.

Pandangan investor terhadap *return* saham dapat dinyatakan dalam 2 jenis *views*, yaitu (Arisena & Ikhsan, 2019):

a. Pandangan Pasti (*Absolute Views*)

Pandangan pasti terbentuk ketika investor mengemukakan pandangannya terhadap dua atau lebih saham dengan memberikan pandangannya terhadap masing-masing saham tersebut.

Contoh: "Saya prediksikan aset A akan memberikan *return* sebesar 2%"

b. Pandangan Relatif (*Relative Views*)

Pandangan relatif terbentuk ketika investor mengemukakan pandangannya terhadap dua atau lebih saham yang berbeda dengan membandingkan dua atau lebih saham tersebut.

Contoh: "Saya prediksikan *return* aset B akan melebihi aset C sebesar 1%"

Dalam menyampaikan pandangannya, investor tidak perlu memberikan *view* terhadap seluruh saham dalam portofolio, melainkan hanya pada saham yang dipilih.

Q merupakan vektor ($K \times 1$) yang merepresentasikan estimasi *return* berdasarkan di mana K menunjukkan jumlah aset yang menjadi subjek. Secara umum, vektor q memiliki bentuk sebagai berikut



$$q = \begin{bmatrix} q_1 \\ \vdots \\ q_k \end{bmatrix} \quad (26)$$

Kemudian, **P** adalah matriks yang berfungsi sebagai penghubung antara pandangan investor dan aset yang terkait, dikenal sebagai *link matrix* atau matriks penghubung. Matriks ini berukuran ($K \times N$), di mana N menunjukkan jumlah aset yang dianalisis. Secara umum, bentuk matriks **P** adalah sebagai berikut (Idzorek, 2007):

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} p_{1,1} & \cdots & p_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{k,1} & \cdots & p_{k,n} \end{bmatrix} \quad (27)$$

Dalam matriks **P**, setiap baris pada pandangan pasti memiliki jumlah total 1, sedangkan pada pandangan relatif, jumlah totalnya adalah 0. Untuk pandangan pasti, sebuah aset direpresentasikan dengan angka '1' dalam matriks **P**. Sementara itu, pada pandangan relatif, dua aset diberikan nilai '1' dan '-1', di mana '1' menunjukkan saham *outperforming*, sedangkan '-1' menunjukkan saham *underperforming* (Widodo et al., 2017).

1.4.5.3 Tingkat Kepercayaan Investor

Investor perlu menyertakan tingkat kepercayaan terhadap pandangan yang mereka ajukan. Tingkat kepercayaan ini dinyatakan dalam Ω , yaitu varians dari pandangan investor. Nilai Ω dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut (Idzorek, 2007):

$$\Omega = \text{diag}(\tau \mathbf{P} \Sigma \mathbf{P}') \quad (28)$$

Di mana Ω adalah diagonal matriks dari perhitungan $\tau \mathbf{P} \Sigma \mathbf{P}'$ dengan nilai 0 di semua baris dan kolom selain diagonalnya. Sigma (Σ) merupakan matriks varian-kovarian antaraset ($N \times N$). Tau (τ) adalah parameter pembobot skalar tingkat ketidakpastian investor terhadap informasi pasar (CAPM), Fisher dan Robbert Litterman menggunakan nilai tau (τ) sebesar 0.025 yang memberikan keseimbangan antara informasi pasar dan pandangan investor.

1.4.5.4 Rumus Expected Return Black-Litterman

Model Black-Litterman mengembangkan pendekatan dalam penentuan *expected return* dengan menggabungkan informasi dari dua sumber, yaitu return pasar (ekuilibrium) dan pandangan subjektif investor. Pendekatan ini menggunakan metode *mixed estimation* yang dikembangkan oleh Theil dan Goldberger (1961), yang merupakan bentuk adaptasi dari *Generalized Least Squares* (GLS).

GLS digunakan ketika variabel galat (error) tidak memenuhi asumsi klasik *Ordinary Least Squares* (OLS), yaitu ketika error tidak identik dan tidak bebas satu sama lain (heteroskedastisitas dan autokorelasi). GLS mengakomodasi struktur ri error dengan menggunakan matriks kovarians error yang tidak diagonal. Teorema Aitken menjadi dasar dari GLS, yang menyatakan bahwa varians minimum dalam regresi linier dapat diperoleh jika model tersebut diketahui benar (Salomons, 2008).



Teorema Aitken (Salomons, 2008) Diberikan spesifikasi $y = X\beta + e$, di mana $y \in \mathbb{R}^k$ adalah vektor yang diketahui, di mana $X \in \mathbb{R}^{(k \times n)}$ adalah matriks peringkat kolom penuh, $\beta \in \mathbb{R}^n$ adalah vektor yang tidak diketahui dan $e \in \mathbb{R}^k$ adalah kesalahan/eror. Istilah kesalahan memiliki rata-rata nol $E(e) = 0$ dan varians $var(e) = \Sigma$. Misalkan X adalah matriks non-stokastik dan $E(y|X) = X\beta$. Anggap juga bahwa $var(y|X) = \Sigma \in \mathbb{R}^{k \times k}$, di mana Σ adalah matriks definit positif. Kemudian,

$$\hat{\beta} = (X'\Sigma^{-1}X)^{-1}(X'\Sigma^{-1}y) \quad (29)$$

adalah *Best Linear Unbiased Estimator* (BLUE) atau estimator tak bias linear terbaik untuk β dan matriks kovarian dari estimator tersebut adalah $(X'\Sigma^{-1}X)^{-1}$. Ini adalah estimator terbaik dalam arti bahwa estimator lain dari β yang juga linear dalam vektor y dan tidak bias memiliki matriks kovarians yang melebihi $\hat{\beta}$ dengan matriks definit positif. *Generalized Least Square* (GLS) estimation harus ditentukan sebagai model linear, sehingga parameter yang akan diestimasi adalah pengembalian yang diharapkan $E(r) = \beta$.

Metode *mixed estimation* oleh Theil mempermudah proses penurunan rumus gabungan *expected return* karena, "where traditional least square estimation only allows data from one source, the mixed estimation method allows two separate sources of information." (Salomons, 2008, hlm. 49). Dua sumber informasi tersebut adalah:

- Return ekuilibrium dinyatakan sebagai $E(r) \sim N(\pi, \tau\Sigma)$. Asumsi ini akan dimodifikasi sehingga vektor *return* ekuilibrium π adalah variabel yang diamati dan $E(r)$ adalah nilai yang akan diperkirakan.

$$\pi = IE(r) + u \quad (30)$$

Di mana

$\pi \in \mathbb{R}^{n \times 1}$: vektor $n \times 1$ untuk CAPM

$E(r) \in \mathbb{R}^{n \times 1}$: vektor estimasi dari *expected return*

$u \in \mathbb{R}^{(n \times 1)}$: vektor eror, $E(u) = 0$, $var(u) = \tau\Sigma$ non-singular atau ekuivalen terhadap $E(\pi) = E(r)$, $var(\pi) = \tau\Sigma$.

- Pandangan investor tentang kinerja aset tertentu.

$$q = PE(r) + e \quad (31)$$



: vektor $k \times 1$ yang diketahui untuk return pandangan yang diberikan oleh investor.

$\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{(k \times n)}$: $k < n$ adalah matriks peringkat k yang diketahui, berukuran $k \times n$ untuk pandangan yang berkaitan dengan *return*.

$\mathbf{e} \in \mathbb{R}^{(k \times 1)}$: vektor error, $E(\mathbf{e}) = 0$, $\text{var}(\mathbf{e}) = \Omega$ non-singular atau ekuivalen terhadap $E(\mathbf{q}) = PE(\mathbf{r})$, $\text{var}(\mathbf{q}) = \Omega$.

Matriks $\mathbf{X} = \begin{pmatrix} I \\ \mathbf{P} \end{pmatrix}$ memiliki *rank* kolom penuh karena matriks identitas dan matriks $\mathbf{W}$ adalah matriks definit positif karena ketetapan positif Σ dan diagonalitas Ω , serta kedua sumber informasi bersifat independen. Untuk mengestimasi $E(\mathbf{r})$, kedua sumber informasi digunakan dengan menggabungkan vektor dan matriks masing-masing. Persamaan linearnya kemudian menjadi:

$$\begin{pmatrix} \pi \\ \mathbf{q} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I \\ \mathbf{P} \end{pmatrix} E(\mathbf{r}) + \begin{pmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{e} \end{pmatrix} \quad (32)$$

Di mana,

$$\text{var} \left(\begin{pmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{e} \end{pmatrix} \right) = \text{var} \left(\begin{pmatrix} \pi \\ \mathbf{q} \end{pmatrix} \right) = \begin{pmatrix} \tau\Sigma & 0 \\ 0 & \Omega \end{pmatrix} = \mathbf{W}$$

Estimator $E(\mathbf{r})$ dapat ditentukan dengan mensubstitusi parameter pada persamaan (29), sebagai berikut.

$$\begin{aligned} E[\widehat{\mathbf{R}}_{BL}] &= \mu_{BL} = (\mathbf{X}'\mathbf{W}^{-1}\mathbf{X})^{-1}(\mathbf{X}'\mathbf{W}^{-1}\mathbf{y}) \\ &= \left[(\mathbf{I} \quad \mathbf{P}') \begin{pmatrix} \tau\Sigma & 0 \\ 0 & \Omega \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} I \\ \mathbf{P} \end{pmatrix} \right]^{-1} \left[(\mathbf{I} \quad \mathbf{P}') \begin{pmatrix} \tau\Sigma & 0 \\ 0 & \Omega \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \pi \\ \mathbf{q} \end{pmatrix} \right] \\ &= \left[((\tau\Sigma)^{-1}\mathbf{P}'\Omega^{-1}) \begin{pmatrix} I \\ \mathbf{P} \end{pmatrix} \right]^{-1} \left[((\tau\Sigma)^{-1}\mathbf{P}'\Omega^{-1}) \begin{pmatrix} \pi \\ \mathbf{q} \end{pmatrix} \right] \\ &= [(\tau\Sigma)^{-1} + \mathbf{P}'\Omega^{-1}\mathbf{P}]^{-1} [(\tau\Sigma)^{-1}\pi + \mathbf{P}'\Omega^{-1}\mathbf{q}] \end{aligned}$$

Sehingga rumusan *expected return* model Black-Litterman yang berasal dari *return equilibrium* dari CAPM dan estimasi *return* berdasarkan pandangan dirumuskan sebagai berikut (Salomons, 2008):

$$E(\mathbf{R}_{BL}) = [(\tau\Sigma)^{-1} + \mathbf{P}'\Omega^{-1}\mathbf{P}]^{-1} [(\tau\Sigma)^{-1}\pi + \mathbf{P}'\Omega^{-1}\mathbf{q}] \quad (33)$$

Dengan:

$E(\mathbf{R}_{BL})$ = vektor *expected return* saham Black-Litterman ($N \times 1$)



τ = pembobot (skalar)

Σ = an-kovarians antar aset ($N \times N$)

$\mathbf{P}$ = bobot pandangan investor ($K \times N$)

Ω = kat kepercayaan investor ($K \times K$)

π = vektor *return* ekuilibrium CAPM ($N \times 1$)

q = vektor pandangan investor ($K \times 1$)

Di mana:

N = banyaknya asset dalam portofolio

K = banyaknya pandangan

1.4.5.5 Proporsi Saham Portofolio

Saham-saham yang terpilih dalam portofolio optimal kemudian memasuki tahap penentuan bobot atau proporsi dana. Perhitungan proporsi dana setiap saham dalam portofolio optimal Black-Litterman dilakukan dengan menerapkan rumus sebagai berikut (Rahmadi et al., 2024):

$$w_i = \frac{Z_i}{\sum_{i=1}^n Z_i} \quad (34)$$

Di mana nilai Z ,

$$Z = (\delta \Sigma)^{-1} E[R_{BL}] \quad (35)$$

Keterangan:

w_i = bobot saham ke- i

δ = koefisien *risk aversion*

Nilai $\delta = 2.5$ sebagai koefisien *risk aversion* atau sebagai nilai toleransi dunia terhadap risiko investasi (Mankert, 2006).

Selanjutnya, untuk perhitungan return dan risiko portofolio Black-Litterman dirumuskan sebagai berikut (Mankert, 2006):

$$E[R_p] = W^T E[R_{BL}] \quad (36)$$

$$\sigma_p = \sqrt{W^T \Sigma W} \quad (37)$$

Keterangan:

$E[R_p]$ = *expected return* portofolio

W = vektor proporsi dana



$E[R_{BL}]$ = *expected return* Black-Litterman

Σ = matriks kovarian (risiko) portofolio

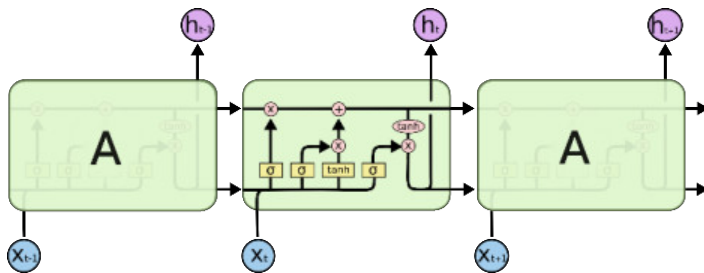
Σ = matriks kovarian-kovarian antarsaham

1.4.6 Long Short-Term Memory

Dalam menentukan q atau estimasi return berdasarkan pandangan investor dalam model Black-Litterman, investor memiliki fleksibilitas dalam memilih metode yang digunakan. Salah satu metode yang umum diterapkan adalah estimasi return menggunakan pendekatan *time-series*, di mana harga saham dalam periode tertentu dianalisis untuk memprediksi *expected return* di masa mendatang. Dalam penelitian ini, metode *Long Short-Term Memory (LSTM)* akan digunakan untuk memprediksi *return* masing-masing saham, mengingat kemampuannya dalam menangkap pola data historis secara lebih akurat.

LSTM (*Long Short-Term Memory*) adalah jenis *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dikembangkan oleh (Hochreiter & Schmidhuber, 1997) untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* pada RNN tradisional. LSTM mampu mempertahankan informasi lebih lama, menjadikannya efektif dalam menangani ketergantungan jangka panjang pada data dan unggul dalam berbagai aplikasi, salah satunya dalam melakukan prediksi *time-series* (Olah, 2015), dalam (Budiprasetyo et al., 2023). Dibandingkan dengan ARIMA, LSTM juga memiliki keunggulan dalam menangkap pola non-linier dan memberikan akurasi yang lebih tinggi dalam prediksi jangka pendek hingga menengah (Siarni-Namini et al., 2018).

Struktur jaringan LSTM dapat dilihat pada ilustrasi arsitektur yang ditunjukkan dalam Gambar 1 berikut:



Gambar 1 Arsitektur Jaringan LSTM

Sumber: (Olah, 2015)

Model LSTM menyaring informasi melalui struktur gerbang yang terdiri dari *forget gate*, *input gate*, dan *output gate* untuk mempertahankan serta memperbarui keadaan sel memori. Setiap sel memori memiliki tiga lapisan sigmoid dan satu lapisan tanh, yang bekerja secara terintegrasi dalam mengelola aliran informasi (Qiu



L5) dalam Nurashila et al., (2023) menjelaskan mengenai fungsi agai berikut:

a. Fungsi Sigmoid

Fungsi sigmoid merupakan fungsi aktivasi yang paling banyak digunakan, di mana ia mengubah nilai yang masuk ke dalam rentang 0 hingga 1. Fungsi sigmoid didefinisikan sebagai berikut:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (38)$$

b. Fungsi Tanh

Fungsi tanh adalah fungsi yang mengubah nilai yang masuk ke dalam rentang -1 hingga 1, didefinisikan sebagai berikut:

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (39)$$

Atau jika fungsi tanh dihubungkan dengan fungsi sigmoid pada persamaan (38), maka hubungan tersebut dapat dinyatakan melalui persamaan berikut:

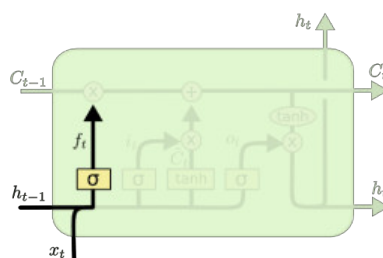
$$\tanh(x) = 2 \times \sigma(2x) - 1 \quad (40)$$

Keterangan:

σ = fungsi aktivasi sigmoid

x = data input

Langkah kerja LSTM yang dijelaskan oleh Olah (2015) yaitu sebagai berikut: Langkah pertama dalam LSTM adalah menentukan informasi yang akan dibuang dari kondisi sel melalui *forget gate*, yaitu lapisan sigmoid yang memproses h_{t-1} dan x_t . Gate ini menghasilkan nilai antara 0 dan 1, di mana output lebih dari 0,5 diklasifikasikan sebagai 1 (dipertahankan) dan kurang dari 0,5 sebagai 0 (dihapus).



Gambar 2 Alur Informasi Forget Gate



Salah satu langkah dalam unit LSTM menentukan informasi status sel mana yang seperti pada Gambar 2, sel memori menerima output h_{t-1} dari sel sebelumnya dan informasi eksternal x_t dari momen saat ini sebagai input.

dan menggabungkannya dalam vektor panjang $[h_{t-1}, x_t]$ melalui transformasi sigmoid (σ) menjadi:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (41)$$

Keterangan:

f_t = *forget gate* ke- t

σ = fungsi aktivasi sigmoid

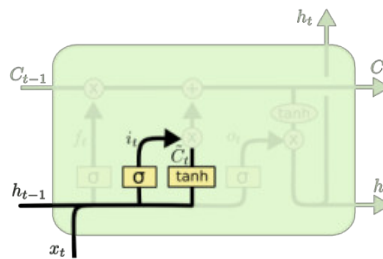
W_f = vektor nilai *weight* untuk *forget gate*

h_{t-1} = nilai *output* sebelum orde ke- t

x_t = vektor nilai *input* pada orde ke- t

b_f = nilai bias pada *forget gate*

Langkah selanjutnya adalah memutuskan informasi baru apa yang akan disimpan di *cell state* di *input gate*. *Cell state* adalah garis horizontal yang menghubungkan semua *output layer*.



Gambar 3 Alur Informasi Input Gate

Sumber: (Olah, 2015)

Proses input gate terdiri dari dua tahap utama. Pertama, lapisan sigmoid *input gate layer* memilih nilai yang akan diperbarui. Selanjutnya, lapisan tanh menghasilkan vektor kandidat baru, $\tilde{C}_t$, yang berpotensi ditambahkan ke *state*. Kedua hasil ini kemudian dikombinasikan untuk memperbarui kondisi sel secara optimal dengan persamaan sebagai berikut:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (42)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (43)$$



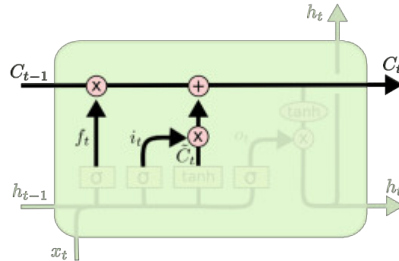
ke- t

untuk *input gate*

b_i = nilai bias pada *input gate*

$\tilde{C}_t$ = nilai baru yang dapat ditambahkan ke *cell state*

b_c = nilai bias pada *cell state*



Gambar 4 Memperbarui Cell State

Sumber: (Olah, 2015)

Gambar 4 menunjukkan proses pembaruan status sel dari C_{t-1} ke C_t . Proses ini melibatkan perkalian state lama dengan f_t untuk menghilangkan informasi yang tidak diperlukan, kemudian menambahkan hasil operasi $i_t * \tilde{C}_t$. Nilai kandidat baru ini telah diskalakan sesuai dengan tingkat pembaruan yang dibutuhkan untuk setiap nilai state. Proses ini dapat dirumuskan dalam persamaan berikut dengan operator (*) menandakan *element-wise product*.

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (44)$$

Keterangan:

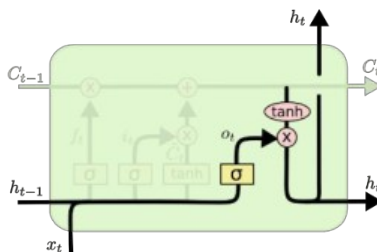
C_t = cell state orde ke-t

f_t = forget gate

C_{t-1} = cell state sebelum orde ke-t

i_t = input gate

$\tilde{C}_t$ = nilai baru yang dapat ditambahkan ke cell state



asi Output Gate

Langkah terakhir dalam metode LSTM adalah *output gate*, yang menyaring informasi yang dibutuhkan dari *cell state*. *Output gate* mengatur seberapa banyak informasi dari *cell state* yang diteruskan. Prosesnya dimulai dengan lapisan sigmoid yang menentukan bagian mana yang akan dikeluarkan, lalu *cell state* diproses melalui tanh dan dikalikan dengan *output* sigmoid untuk menghasilkan keluaran akhir:

$$O_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (45)$$

Di mana,

O_t = *output gate*

σ = fungsi sigmoid

W_o = nilai *weight* untuk *output gate*

h_{t-1} = nilai *output* sebelum orde ke- t

b_o = nilai bias pada *output gate*

Nilai output akhir sel didefinisikan sebagai berikut:

$$h_t = O_t * \tanh(C_t) \quad (46)$$

Keterangan:

h_t = nilai *output* orde ke- t

O_t = *output gate*

$\tanh$ = fungsi tanh

C_t = *cell state*

1.4.7 Persiapan Data

Persiapan data atau *data pre-processing* adalah proses yang mengubah data mentah ke dalam bentuk yang lebih mudah dipahami untuk pemodelan yang akan digunakan. Langkah-langkah ini krusial untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam pemodelan, khususnya model LSTM (*Long Short-Term Memory*), memiliki kualitas yang baik dan sesuai dengan kebutuhan analisis. Berikut beberapa tahap dalam mempersiapkan data agar siap untuk dimodelkan.

1.4.7.1 Cleaning Dataset



atau *cleaning dataset* merupakan proses penanganan data yang belum digunakan untuk analisis atau pelatihan model. Dalam *value* atau data kosong dibersihkan dengan menghapus baris data tersebut.

1.4.7.2 Penyesuaian Format Tanggal

Format tanggal yang seragam sangat krusial untuk memastikan urutan data *time-series* diproses dengan benar. Data tanggal yang tidak konsisten dapat mengganggu struktur input model dan menyebabkan kesalahan dalam prediksi. Oleh karena itu, kolom tanggal dikonversi ke tipe *datetime* menggunakan perintah *pd.to_datetime()*, sehingga memungkinkan pengurutan data berdasarkan waktu dan memastikan interval waktu yang konsisten.

1.4.7.3 Normalisasi Data

Proses normalisasi data bertujuan untuk menjaga keseragaman skala pada setiap fitur. Dalam penelitian ini, normalisasi diterapkan menggunakan metode Min-Max Scaling, yang mengonversi nilai harga penutupan ke dalam rentang tertentu, biasanya antara 0 dan 1 tanpa mengubah hubungan relatif antar data. Metode Min-Max Scaling dapat dinyatakan dalam persamaan berikut (Puteri, 2023).

$$x_{norm(i;t)} = \frac{x_{i(t)} - x_{i(min)}}{x_{i(max)} - x_{i(min)}} \quad (47)$$

Keterangan:

$x_{norm(i;t)}$ = harga saham ke-*i* periode ke-*t* setelah normalisasi

$x_{i(t)}$ = harga aktual saham ke-*i* periode ke-*t*

$x_{i(max)}$ = harga maksimum saham ke-*i*

$x_{i(min)}$ = harga minimum saham ke-*i*

1.4.7.4 Denormalisasi Data

Denormalisasi adalah langkah yang digunakan untuk mengembalikan hasil *output* yang telah dinormalisasi sebelumnya sehingga nilainya sesuai dengan skala asli data. Denormalisasi data dirumuskan pada persamaan berikut (Puteri, 2023).

$$d_{i(t)} = \hat{y}_{i(t)} \times (x_{i(max)} - x_{i(min)}) + x_{i(min)} \quad (48)$$

Keterangan:

$d_{i(t)}$ = hasil prediksi saham ke-*i* periode ke-*t* setelah denormalisasi



si saham ke-*i* periode ke-*t* sebelum denormalisasi

del

uan untuk mengukur ketepatan model yang telah dibuat. Dalam akan metrik *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean*

Absolute Percentage Error (MAPE). RMSE yang lebih kecil menunjukkan performa model yang lebih baik, sedangkan MAPE dihitung dengan membagi kesalahan setiap prediksi dengan nilai aktual, memberikan gambaran tentang akurasi model dalam meramalkan data (Budiprasetyo et al., 2023).

RMSE digunakan untuk mengukur selisih kuadrat antara nilai hasil peramalan model dan data aktual yang diamati. Rumusnya dinyatakan sebagai berikut (Rahmadeyan & Mustakim, 2024):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (49)$$

Sedangkan persamaan MAPE dinyatakan sebagai berikut (Rahmadeyan & Mustakim, 2024):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (50)$$

Keterangan:

y_i = nilai aktual

$\hat{y}_i$ = nilai prediksi

n = jumlah data

Tingkat akurasi nilai prediksi MAPE dikelompokkan pada table 1 berikut:

Tabel 1 Kategori Nilai MAPE

MAPE	Kategori
< 10%	Performa model prediksi sangat baik
10% – 20%	Performa model prediksi baik
20% – 50%	Performa model prediksi layak
> 50%	Performa model prediksi buruk





Optimized using
trial version
www.balesio.com

BAB II METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Pendekatan dan Jenis Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan analisis kuantitatif dengan jenis penelitian deskriptif. Pendekatan kuantitatif digunakan karena penelitian ini fokus pada pengolahan data statistik dari laporan keuangan perusahaan indeks LQ45, harga penutupan (*closing price*) saham LQ45 dan *market* IHSG, serta suku bunga Bank Indonesia. Jenis penelitian deskriptif dipilih untuk menggambarkan secara rinci langkah-langkah analisis data dan metode yang digunakan dalam pembentukan portofolio optimal.

2.2 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dimulai pada bulan Desember 2024 dan dilaksanakan di Laboratorium Big Data, Program Studi Ilmu Aktuaria, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Hasanuddin. Data diperoleh secara daring dari www.idx.co.id, www.investing.com, dan www.bi.go.id. Pengolahan data menggunakan Microsoft Excel dan Google Colab dengan bahasa pemrograman Python.

2.3 Objek Penelitian

Objek penelitian ini adalah saham-saham perusahaan yang terdaftar dalam indeks LQ45 di Bursa Efek Indonesia (BEI). Pemilihan sampel saham dilakukan dengan metode *purposive sampling* dengan kriteria sebagai berikut:

1. Perusahaan konsisten terdaftar sebagai anggota indeks LQ45 selama periode 2022-2024.
2. Perusahaan memiliki laporan keuangan yang lengkap selama periode 2022-2024.

2.4 Jenis dan Sumber Data

Berdasarkan sumbernya, data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder, dengan rincian sebagai berikut :

1. Daftar saham LQ45 yang terdaftar pada Bursa Efek Indonesia (BEI) periode 2022-2024, diperoleh dari situs www.idx.co.id.
2. Data kuartalan laporan keuangan dari periode 2022-2024, diperoleh dari situs www.idx.co.id.



harga penutupan (*closing price*) saham-saham LQ45 yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) periode 2022-2024, diperoleh dari www.investing.com.
pasar saham IHSG periode 2022-2024, diperoleh dari situs www.bi.go.id.

5. Data suku bunga SBI periode 2022-2024, diperoleh dari situs www.bi.go.id.

2.5 Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian berupa pendekatan studi literatur. Metode ini melibatkan pengumpulan informasi dari berbagai literatur rujukan, termasuk pendapat para ahli, temuan dari penelitian sebelumnya, serta sumber informasi lain yang sesuai.

2.6 Metode Analisis Data

Tahap-tahap dalam analisis fundamental Altman Z-Score adalah sebagai berikut :

1. Mengumpulkan data saham dan laporan keuangan sampel perusahaan LQ45 periode 2022-2024.
2. Menghitung *working capital to total assets* masing-masing perusahaan.
3. Menghitung *retained earnings to total assets* masing-masing perusahaan.
4. Menghitung *earnings before interest and taxes (EBIT) to total assets* masing-masing perusahaan.
5. Menghitung *book value of equity to book value of liabilities* masing-masing perusahaan.
6. Menghitung akumulasi nilai Altman Z-Score untuk setiap perusahaan.
7. Mengklasifikasikan perusahaan ke dalam kategori *financial distress* berdasarkan nilai Altman Z-Score.
8. Memilih saham-saham yang memenuhi kriteria perusahaan sehat untuk selanjutnya dimasukkan ke dalam portofolio model Black-Litterman.

Tahap-tahap dalam pembentukan portofolio optimal model Black-Litterman yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Mengumpulkan data harga saham sampel perusahaan LQ45 periode 2022-2024 yang telah diseleksi.
2. Mengumpulkan data historis suku bunga Bank Indonesia periode 2022-2024.
3. Melakukan perhitungan *return* ekuilibrium CAPM (*Capital Asset Pricing*



ng nilai *actual return* dan *expected return* masing-masing perusahaan terpilih.

ng nilai *actual return* dan *expected return* pasar pada data

- c. Menghitung nilai return aset bebas risiko pada data suku bunga Bank Indonesia.
 - d. Menghitung nilai beta (*systematic risk*) masing-masing saham.
 - e. Menghitung *expected return* ekuilibrium setiap saham menggunakan model CAPM.
4. Estimasi pandangan investor dengan *Long-Short Term Memory* (LSTM).
- a. Mempersiapkan data harga masing-masing saham dengan *pre-processing data*.
 - b. Membagi data menjadi data latih (*train*) dan data uji (*test*) dengan proporsi data masing-masing 80% dan 20%.
 - c. Melakukan normalisasi data harga saham menggunakan *min-max scaling*.
 - d. Menentukan jumlah *size batch* dan *epoch* yang dilakukan dengan pendekatan *trial and error* untuk memilih parameter model terbaik berdasarkan nilai MAPE dan RMSE.
 - e. Melatih model LSTM dan melakukan prediksi 30 data harga saham selanjutnya.
 - f. Mengembalikan data prediksi ke skala awal (demormalisasi data)
 - g. Menghitung *expected return* setiap saham dari data harga saham yang telah diprediksi oleh model LSTM.
 - h. Menggunakan prediksi *expected return* sebagai *views* (pandangan investor) dengan membentuk vektor *views*.
5. Membentuk portofolio Model Black-Litterman
- a. Membangun pandangan investor (*views*).
 - b. Menghitung omega (tingkat kepercayaan investor terhadap pandangannya).
 - c. Menggabungkan *expected returns* CAPM dengan *views* dari LSTM untuk menghasilkan *expected returns* Black-Litterman.



malkan alokasi aset dalam portofolio.

sinerja portofolio

ng *return* potofolio yang terbentuk.

b. Menghitung risiko (standar deviasi) portofolio.

2.7 Alur Kerja

