# PENERAPAN ANALISIS KOMPONEN UTAMA PADA ALGORITMA LONG SHORT TERM MEMORY UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM

#### **SKRIPSI**



### FAHIRA NURUL ICHZZA H051181322

PROGRAM STUDI STATISTIKA DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN

MAKASSAR NOVEMBER 2022

# PENERAPAN ANALISIS KOMPONEN UTAMA PADA ALGORITMA LONG SHORT TERM MEMORY UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM

#### **SKRIPSI**

Diajukan sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Sains pada Program Stutdi Statistika Departemen Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin

## FAHIRA NURUL ICHZZA H051181322

PROGRAM STUDI STATISTIKA DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN
MAKASSAR
NOVEMBER 2022

#### LEMBAR PERNYATAAN KEOTENTIKAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini menyatakan dengan sungguh-sunggu bahwa skripsi yang saya buat dengan judul:

Penerapan Analisis Komponen Utama pada Algoritma Long Short Term

Memory untuk Prediksi Harga Saham

adalah benar hasil karya saya sendiri, bukan hasil plagiat dan belum pernah dipublikasikan dalam bentuk apapun.

Makassar, 23 November 2022

D13AJX657620128

NIM H051181322

### PENERAPAN ANALISIS KOMPONEN UTAMA PADA ALGORITMA LONG SHORT TERM MEMORY UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM

Disetujui Oleh:

Pembinabing Utama

Pembimbing Pertama

Andi Kresna Java, S.Si., M.Si.

NIP. 197312282 200003 1 001

Drs. Nirwan, M.Si.

NIP. 19630306 198702 1 002

Ketna Program Studi

Dr. Nurtiti Sunusi, S.Si., M.Si.

NIP 19720117 199703 2 002

Pada 25 November 2022

#### HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh:

Nama

: Fahira Nurul Ichzza

NIM

: H051181322

Program Studi

: Statistika

Judul Skripsi

: Penerapan Analisis Komponen Utama pada Algoritma Long

Short Term Memory untuk Peridiksi Harga Saham

Telah berhasil dipertahankan dihadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Sarjana Sains pada Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

#### **DEWAN PENGUJI**

1. Ketua : Andi Kresna Jaya, S.Si., M.Si.

2. Sekretaris: Dr. Nirwan, M.Si.

3. Anggota: Dr. Erna Tri Hediani, S.Si., M.Si.

4. Anggota: Siswanto, S.Si., M.Si.

Ditetapkan di : Makassar

Tanggal: 25 November 2022

#### **KATA PENGANTAR**

#### Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Segala puji hanya milik Allah Subhanallahu Wa Ta'ala atas segala limpahan rahmat dan hidayah-Nya yang telah diberikan kepada penulis sampai saat ini. Shalawat dan salam senantiasa tercurahkan kepada baginda Rasulullah Shallallahu 'Alaihi Wa sallam, kepada para keluarga, tabi'in, tabi'ut tabi'in, serta orang-orang sholeh yang haq hingga kadar Allah berlaku atas diri-diri mereka. Alhamdulillaahirobbil'aalamiin, berkat rahmat dan kemudahan yang diberikan oleh Allah Subhanallahu Wa Ta'ala, penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "Penerapan Analisis Komponen Utama pada Algoritma Long Short Term Memory untuk Prediksi Harga Saham" sebagai salah satu syarat memperoleh gelar sarjana pada Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

Penulis tidak akan sampai pada titik ini, jikalau tanpa dukungan dan bantuan dari pihak yang selalu ada, peduli dan menyayangi penulis. Oleh karena itu, penulis haturkan rasa terima kasih yang setulus-tulusnya serta penghargaan yang setinggitingginya untuk orang tua penulis, Ayahanda Fatahuddin dan Ibunda Irdah Jaya yang telah memberikan dukungan penuh pengorbanan, kesabaran hati, cinta dan kasih sayang, serta dengan ikhlas telah mengiri setiap langkah penulis dengan doa dan restunya. Serta untuk keluarga besarku, terima kasih atas doa dan dukungannya selama ini.

Penghargaan yang tulus dan ucapan terima kasih dengan penuh keikhlasan juga penulis ucapkan kepada:

- 1. **Bapak Prof. Dr. Ir. Jamaluddin Jompa, M.Sc.**, selaku Rektor Universitas Hasanuddin berserta seluruh jajarannya.
- 2. **Bapak Dr. Eng. Amiruddin**, selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin beserta seluruh jajarannya.
- 3. **Ibu Dr. Nurtiti Sunusi S.Si., M.Si.**, selaku Ketua Departemen Statistika, segenap Dosen Pengajar dan Staf yang telah membekali ilmu dan kemudahan kepada penulis dalam berbagai hal selama menjadi mahasiswa di Departemen Statistika.

- 4. **Bapak Andi Kresna Jaya S.Si., M.Si.** selaku Pembimbing Utama dan **Bapak Dr. Nirwan M.Si.**, selaku Pembimbing Pendamping yang dengan penuh kesabaran telah meluangkan waktu dan pemikirannya di tengah berbagai kesibukan dan prioritasnya untuk senantiasa memberikan arahan, dorongan, dan motivasi kepada penulis mulai dari awal hingga selesainya penulisan tugas akhir ini.
- 5. **Ibu Dr. Erna Tri Herdiani S.Si., M.Si.** dan **Bapak Dr. Siswanto, S.Si., M.Si.**, selaku Tim Penguji yang telah memberikan kritikan yang membangun dalam penyempurnaan penyusunan tugas akhir ini serta waktu yang telah diberikan kepada penulis.
- 6. **Ibu Dr. Erna Tri Herdiani S.Si., M.Si.** selaku Penasehat Akademik penulis. Terima kasih atas segala bantuan, nasehat serta motivasi yang selalu diberikan kepada Penulis selama menjalani pendidikan di Departemen Statistika.
- 7. Amalia Ningrum, Wardatun Sayyidah, Nurul Nur Kholifah, Gilberty Ruben, Rael Hofni Tandirerung, selaku sahabat seperjuangan selama berkuliah di Statistika. Terima kasih telah memberikan segala bantuan, semangat dan motivasi kepada Penulis sehingga Penulis bisa sampai dititik sekarang.
- 8. **Denok Berlianti, Rasyita Rasyid Ridha, Wulandari Harianto,** selaku sahabat sejak 2012 yang selalu menjadi rumah untuk bersandar sang Penulis. Selalu memberikan motivasi, semangat dan bantuan yang diberikan. Terima kasih.
- 9. **Rahmat Fajri**, selaku teman, sahabat, kakak dan pasangan. Terima kasih atas segala bantuan, motivasi, *effort* yang diberikan. Perjuanganku tidak mudah, tapi kamu selalu menyadarkan ku akan mimpi ku yang besar harus diperjuangkan.
- 10. **Teman-teman Statistika 2018, Integral 2018 dan MIPA 2018**. Terima kasih sudah memberikan warna dan kenangan indah masa-masa perkuliahan.
- 11. Kepada semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu-persatu, semoga segala dukungan dan partisipasi yang diberikan kepada penulis bernilai ibadah disisi Allah *Subhanallahu Wa Ta'ala*.

Penulis menyadari bahwa masih banyak kekurangan dalam skripsi ini, untuk itu dengan segala kerendahan hati penulis memohon maaf. Akhir kata, semoga tulisan ini memberikan manfaat untuk pembaca.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Makassar, 23 November 2022

Fahira Nurul Ichzza

## PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIK

Sebagai civitas akademik Universitas Hasanuddin, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Fahira Nurul Ichzza

NIM : H051181322

Program Studi : Statistika

Departemen : Statistika

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Jenis Karya : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Hasanuddin **Hak Bebas Royalti Non-ekslusif** (*Non-exclusive Royalty- Free Right*) atas tugas akhir saya yang berjudul:

# "Penerapan Analisis Komponen Utama pada Algoritma *Long Short Term Memory* untuk Prediksi Harga Saham "

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Terkait dengan hal di atas, maka pihak universitas berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di Makassar pada tanggal, 25 November 2022

Yang menyatakan

(Fahira Nurul Ichzza)

#### **ABSTRAK**

Saham merupakan suatu instrumen keuangan yang diperjual-belikan di pasar modal dan dijadikan investasi keuangan untuk masa depan. Data saham memiliki komponen yaitu harga close, open, high, low adj close dan volume yang saling berkaitan satu sama lain, sehingga perlu dilakukan reduksi dimensi. Analisis Komponen Utama (AKU) merupakan metode statistika yang dapat digunakan untuk menjelaskan struktur varian-kovarian dari sekumpulan variabel baru yang saling bebas dan merupakan kombinasi linier dari variabel asalnya. Tujuan utama AKU adalah mereduksi dimensi data yang besar dan saling berkorelasi menjadi dimensi data yang kecil dan tidak saling berkorelasi. Dalam prediksi harga saham menggunakan metode Long Short Term Memory (LSTM) yaitu dengan memanfaatkan jaringan syaraf tiruan mampu mengolah data dan mendapatkan hasil prediksi yang baik. Tujuan penelitian yaitu untuk mengetahui penerapan AKU dalam mereduksi dimensi variabel dan mendapatkan faktor dominan yang mempengaruhi prediksi harga saham PT Bank Central Asia serta mendapatkan hasil akurasi prediksi tersebut. Hasil reduksi dimensi menggunakan AKU didapatkan komponen ke-1 secara kumulatif menjelaskan 99,6% dari total variasi sampel dan kombinasi linear yang terbentuk pada komponen ke-1 yaitu  $K_1 = -0.50016X_1$  –  $0.50017X_2 - 0.50015X_3 - 0.499X_4$ . Penerapan AKU pada prediksi harga saham PT Bank Central Asia Tbk menggunakan algoritma LSTM didapatkan nilai RMSE sebesar 126,09 berbanding jauh dengan hasil evaluasi dari model LSTM inputan 4 variabel dengan hasil RMSE sebesar 3.117,16. Nilai MAPE sebesar 1,23%, nilai MAPE yang dihasilkan kurang dari 10% hal tersebut masuk kedalam kategori model peramalan yang sangat baik. Penerapan AKU pada prediksi harga saham menggunakan algoritma LSTM menghasilkan model peramalan yang sangat baik.

**Kata Kunci**: Analisis Komponen Utama, *Long Short Term Memory*, Harga Saham, *Root Mean Square Error*, *Mean Absolute Percentage Error*.

#### **ABSTRACT**

Stock is a financial instrument that is traded in the capital market and used as a financial investment for the future. Stock data has components, namely close prices, open prices, high prices, low prices, adj close prices and volume that are related to each other, so it is necessary to reduce dimensions. Principal Component Analysis (AKU) is a statistical method that can be used to explain the structure of the variance-covariance of a new set of independent variables and is a linear combination of the original variables. The main goal of AKU is to reduce the dimensions of large and correlated data into small and uncorrelated data dimensions. In predicting stock prices using the Long Short Term Memory (LSTM) method, namely by utilizing an artificial neural network capable of processing data and getting good prediction results. The purpose of this study is to determine the application of AKU in reducing variable dimensions and to obtain the dominant factors that influence the prediction of PT Bank Central Asia's stock price and to obtain the results of the prediction accuracy. The result of dimension reduction using AKU shows that the 1st component cumulatively explains 99.6% of the total sample variation and the linear combination formed on the 1st component  $K_1$  =  $-0.50016X_1 - 0.50017X_2 - 0.50015X_3 - 0.499X_4$ . The implementation of AKU on stock price predictions of PT Bank Central Asia Tbk using the LSTM algorithm obtained an RMSE value of 126.09 compared to the evaluation results of the 4-variable input LSTM model with an RMSE result of 3,117.16. And the MAPE value is 1.23%, the resulting MAPE value is less than 10% it is included in the category of a very good forecasting model. The application of AKU to predict stock prices using the LSTM algorithm produces a very good forecasting model.

**Keywords**: Principal Component Analysis, Long Short Term Memory, Stock Price, Root Mean Square Error, Mean Absolute Percentage Error.

#### **DAFTAR ISI**

HALAMAN SAMPUL	i
HALAMAN JUDUL	ii
LEMBAR PERNYATAAN KEOTENTIKAN	iii
HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING	iv
HALAMAN PENGESAHAN	v
KATA PENGANTAR	vi
HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI	ix
ABSTRAK	X
ABSTRACT	xi
DAFTAR ISI	xii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1 Standardisasi Data	4
2.2 Multikolinearitas	4
2.3 Matriks Varians-Kovarians dan Matriks Korelasi	5
2.4 Nilai Eigen dan Vektor Eigen	6
2.5 Analisis Komponen Utama	7
2.6 Long Short Term Memory	8
2.7 Destandardisasi Data	12
2.8 Root Mean Square Error	12
2.9 Mean Absolute Percentage Error	13
2.10 Indeks Saham PT Bank Central Asia Tbk	13

BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	17
3.1 Sumber Data	17
3.2 Identifikasi Variabel	17
3.3 Langkah Analisis	17
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	20
4.1 Deskripsi Data	20
4.2 Standardisasi Data	22
4.3 Identifikasi Multikolinearitas	23
4.4 Analisis Komponen Utama	23
4.4.1 Matriks Varians-Kovarians	23
4.4.2 Nilai Eigen dan Vektor Eigen	24
4.4.1 Menentukan Jumlah Komponen Utama	24
4.5 Pembagian Data Latih dan Data Uji	26
4.6 Perhitungan Manual LSTM	27
4.7 Destandardisasi Data	32
4.8 Pengolahan Data Menggunakan Model LSTM	33
4.8.1 Pembentukan Model LSTM	33
4.8.2 Hasil Prediksi Menggunakan LSTM	23
4.9 Destandardisasi Data	34
4.10 Evaluasi Hasil Prediksi	35
BAB 5 PENUTUP	38
5.1 Kesimpulan	38
5.2 Saran	38
DAFTAR PUSTAKA	39
LAMPIRAN	40

#### **DAFTAR GAMBAR**

Gambar 2.1	Perulangan pada LSTM
Gambar 4.1	Plot <i>Boxplot</i> Data Saham Harian pada 5 Variabel Harga Saham21
Gambar 4.2	Nilai Boxplot Variabel Volume Data Saham Harian21
Gambar 4.3	Grafik Tren Prediksi Data Saham dengan Data Saham Aktual24
Gambar 4.4	Grafik Perbandingan Data Uji <i>Close</i> dan Hasil Prediksi Saham pada Data Uji

#### **DAFTAR TABEL**

Tabel 2.1 Kategori Range Nilai MAPE	13
Tabel 4.1 Deskripsi Data Harga Saham	20
Tabel 4.2 Data Aktual Harga Saham Harian	22
Tabel 4.3 Hasil Standardisasi Data Aktual Harga Saham Harian	22
Tabel 4.4 Nilai VIF Variabel Prediktor	23
Tabel 4.5 Nilai Eigen dan Vektor Eigen	24
Tabel 4.6 Proporsi Keragaman dan Keragaman Kumulatif	25
Tabel 4.7 Hasil Analisis Komponen Utama	25
Tabel 4.8 Data Baru Predksi Harga Saham	26
Tabel 4.9 Pembagian Data Latih dan Data Uji	26
Tabel 4.10 Hasil Perhitungan Manual LSTM pada 5 Data Awal	31
Tabel 4.11 Hasil Destandardisasi Hasil Perhitungan Manual LSTM pada 5 Awal	
Tabel 4.12 Parameter yang Digunakan untuk Model LSTM	33
Tabel 4.13 Hasil Prediksi Menggunakan LSTM	34
Tabel 4.14 Destandardisasi Hasil Prediksi Menggunakan Model LSTM	35
Tabel 4.15 Evaluasi Hasil Prediksi	37

#### DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1.	Data Harga Saham PT Bank Central Asia Tbk dari Mei 20	18 hingga	
	April 2022	32	

#### **BAB I**

#### **PENDAHULUAN**

#### 1.1 Latar Belakang

Saham merupakan suatu instrumen keuangan yang diperjualbelikan di pasarpasar modal yang ada di Indonesia yang bersifat jangka panjang tetapi terdapat juga
saham yang bersifat jangka pendek (Rifaldi, 2022). Sektor saham yang *populer*menjadi pilihan para pelaku pembeli saham yaitu sektor perbankan karena saham
perbankan sendiri memiliki keseimbangan antara risiko dan imbalan yang menarik
daripada sektor lain di pasar modal dengan kepekaan terhadap suku bunga yang
lebih tinggi, alokasi modal yang ramah terhadap pemegang saham, dan kemampuan
yang ditunjukkan untuk menggabungkan inovasi, menjadikan sektor perbankan
sebagai perpaduan yang paling menarik antara risiko dan penghargaan di pasar
modal saat ini.

Pada data saham, terdapat beberapa komponen yang mempengaruhi pergerakan harga saham suatu perusahaan. Di dalam data saham terdapat nilai close, open, high, low, adj close dan volume yang saling berkaitan satu sama lain. Sehingga para pelaku saham yang ingin melakukan investasi di saham bingung dalam melakukan prediksi harga saham.

Umumnya, prediksi harga saham hanya menggunakan data *close* pada data saham. Namun, itu dirasa kurang efektif dikarenakan terdapat komponen lain yang bisa saja menjadi faktor utama dalam penentuan harga saham untuk kedepannya. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu analisis yang dapat mereduksi dimensi dari variabel yang ada sehingga mendapatkan komponen utama yang dapat dijadikan sebagai faktor utama dalam melakukan prediksi harga saham.

Reduksi dimensi dapat dilakukan menggunakan Analisis Komponen Utama (AKU). AKU merupakan teknik statistik yang dapat digunakan untuk menjelaskan struktur varian-kovarian dari sekumpulan variabel melalui beberapa variabel baru yang saling bebas, dan merupakan kombinasi linier dari variabel asalnya. Variabel baru tersebut dinamakan komponen utama. Secara umum tujuan dari AKU adalah mereduksi dimensi data yang besar dan saling berkorelasi menjadi dimensi data

yang kecil dan tidak saling berkorelasi hal ini dilakukan untuk kebutuhan interpretasi (Wen dkk., 2019).

Setelah dilakukan reduksi dimensi menggunakan AKU dan didapatkan komponen utama maka bisa dilakukan prediksi harga saham. Prediksi harga saham dapat dilakukan menggunakan kecerdasan buatan yaitu *machine learning*. Metode *machine learning* dapat melakukan peramalan pada data yang bersifat *time series*. Salah satu metode *machine learning* yang baik digunakan untuk prediksi data yang bersifat *time series* adalah *Long Short Term Memory* (LSTM).

LSTM merupakan pengembangan dari recurrent neural network (RNN) dimana dengan memanfaatkan jaringan syaraf tiruan mampu mengolah data time series dan mendapatkan hasil prediksi yang baik. Pada penelitian Arfan dan Lussiana (2019) yaitu melakukan penelitian menggunakan algoritma Support Vector Regression (SVR) dan Long Short Term Memory (LSTM), diperoleh hasil bahwa LSTM mampu memprediksi harga saham di Indonesia lebih baik dibandingkan SVR. Penelitian Qihang Ma (2020) yang melakukan perbandingan antara metode Arbitage Integrated Moving Average (ARIMA), Arcurrent Neural Network (ANN) dan LSTM dalam prediksi harga saham, didapatkan bahwa hasil prediksi menggunakan LSTM yang lebih baik dibandingkan kedua model ARIMA dan ANN.

Penerapan AKU pada prediksi harga saham menggunakan LSTM sudah pernah dilakukan oleh beberapa penelitian terdahulu. Beberapa penelitian terkait penerapan analisis komponen utama pada algoritma Long Short Term Memory (LSTM) diantaranya adalah "Research of Stock Price Prediction Based on PCA-LSTM Model" (Wen dkk, 2020) dan "A PCA-LSTM Model for Stock Index Prediction" (Liu dan Wang, 2018). Oleh karena itu, peneliti tertarik untuk melakukan penambahan analisis komponen utama pada Long Short Term Memory (LSTM) untuk memprediksi harga saham PT Bank Central Asia Tbk.

#### 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian pada latar belakang, masalah yang dikaji dalam penelitian ini adalah

- 1. Bagaimana penerapan analisis komponen utama secara efisien dapat mereduksi dimensi variabel dan mampu mengetahui faktor dominan yang mempengaruhi prediksi harga saham PT Bank Central Asia Tbk?
- 2. Bagaimana hasil akurasi prediksi harga saham PT Bank Central Asia Tbk menggunakan analisis komponen utama di algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM).

#### 1.3 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1. Data yang digunakan merupakan data indeks harga saham harian yang terdiri dari 6 atribut yaitu *close price, open price, high price, low price, adj close, volume.*
- 2. Ukuran persentase proporsi keragaman dalam penentuan komponen utama minimal 80%.
- 3. Pembagian data untuk proses prediksi saham menggunakan perbandingan 70:30 untuk data latih 70% dan data uji 30%.

#### 1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

- Memperoleh hasil penerapan analisis komponen utama secara efisien mereduksi dimensi variabel dan mampu mengetahui faktor dominan yang mempengaruhi prediksi harga saham PT Bank Central Asia Tbk.
- Memperoleh hasil akurasi prediksi harga saham PT Bank Central Asia Tbk menggunakan analisis komponen utama di algoritma Long Short Term Memory (LSTM).

#### 1.5 Manfaat Penelitian

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberi manfaat sebagai berikut:

1. Menambah wawasan keilmuan dan pengetahuan mengenai penerapan analisis komponen utama pada algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM) untuk prediksi harga saham PT Bank Central Asia Tbk.

#### 2. Sebagai referensi mengenai penerapan analisis komponen utama.

#### **BAB II**

#### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Standardisasi Data

Standardisasi data merupakan proses transformasi data dengan mengubah data yang memiliki satuan yang berbeda atau memiliki nilai rata-rata yang sangat berbeda jauh menjadi data yang berdistribusi normal dengan  $\mu = 0$  dan  $\sigma^2 = 1$ . Atau  $X \sim N(\mu, \sigma^2) \to X' \sim N(0,1)$ . Rumus standardisasi data disajikan pada Persamaan (2.1) berikut.

$$X_n' = \frac{X_n - \mu}{\sigma} \tag{2.1}$$

dengan:

 $X_n'$ : nilai hasil standardisasi data ke-n

 $X_n$ : data asli ke-n

 $\mu$  : nilai rata-rata data asli

 $\sigma$  : nilai standar deviasi data asli

#### 2.2 Multikolinearitas

Istilah multikolinearitas awalnya ditemukan oleh Ragnar Frisch pada tahun 1943. Multikolinearitas artinya terdapat hubungan linear atau korelasi yang tinggi antar peubah prediktor dalam model regresi. Salah satu cara untuk mengetahui keberadaan multikolinearitas dalam suatu model regresi adalah dengan menggunakan nilai *Tolerance* atau *Variance Inflantion Factor* (VIF) pada Persamaan (2.5) berikut (Gujarati, 1995).

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \tag{2.2}$$

dengan j = 1,2,...,p dan p adalah banyaknya peubah prediktor sedangkan  $R_j^2$  adalah koefisien determinasi dari peubah prediktor yang diregresikan terhadap peubah prediktor lainnya. Menurut Wirnancy (2015), nilai VIF lebih besar dari 10 mengindikasikan adanya multikolinieritas sehingga dilakukan reduksi dimensi.

#### 2.3 Matriks Varians-Kovarians dan Matriks Korelasi

Matriks varians-kovarians adalah bentukan dari suatu matriks yang memiliki elemen-elemen yang terdiri atas variansi dan kovariansi dari sekumpulan variabel. Matriks varians-kovarians dari sampel dinotasikan dengan  $\Sigma$  atau S dan dapat diperoleh dengan cara sebagai berikut:

$$\Sigma = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} \begin{pmatrix} (x_{i1} - \bar{x}_1) \\ (x_{i2} - \bar{x}_2) \\ \vdots \\ (x_{ij} - \bar{x}_i) \end{pmatrix} [x_{i1} - \bar{x}_1 \ x_{i2} - \bar{x}_2 \cdots \ x_{ij} - \bar{x}_j] \end{pmatrix}$$

$$\Sigma = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} \begin{bmatrix} (x_{i1} - \bar{x}_1)^2 & (x_{i1} - \bar{x}_1)(x_{i2} - \bar{x}_2) & \cdots & (x_{i1} - \bar{x}_1)(x_{ij} - \bar{x}_j) \\ (x_{i1} - \bar{x}_1)(x_{i2} - \bar{x}_2) & (x_{i2} - \bar{x}_2)^2 & \cdots & (x_{i2} - \bar{x}_2)(x_{ij} - \bar{x}_j) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (x_{i1} - \bar{x}_1)(x_{ij} - \bar{x}_j) & (x_{ij} - \bar{x}_j)(x_{i2} - \bar{x}_2) & \cdots & (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} x_{i1} - \bar{x}_{1})^{2} & \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} (x_{i1} - \bar{x}_{1})(x_{i2} - \bar{x}_{2}) & \cdots & \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} (x_{i1} - \bar{x}_{1})(x_{ij} - \bar{x}_{j}) \\ \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} (x_{i1} - \bar{x}_{1})(x_{i2} - \bar{x}_{2}) & \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} (x_{i2} - \bar{x}_{2})^{2} & \cdots & \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} (x_{i2} - \bar{x}_{2})(x_{ij} - \bar{x}_{j}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} (x_{i1} - \bar{x}_{1})(x_{ij} - \bar{x}_{j}) & \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} (x_{ij} - \bar{x}_{j})(x_{i2} - \bar{x}_{2}) & \cdots & \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} (x_{ij} - \bar{x}_{j})^{2} \end{bmatrix}$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} S_1^2 & S_{12} & \cdots & S_{1j} \\ S_{12} & S_2^2 & \cdots & S_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{1j} & S_{2j} & \cdots & S_j^2 \end{bmatrix}$$
(2.3)

dengan:

Σ : matriks kovarians

 $x_{ij}$ : observasi ke-i, variabel ke-j dengan i = 1,2, ..., n j = 1,2, ..., k.

*n*: jumlah observasi

p: jumlah variabel

Ukuran keeratan hubungan linier antara variabel random  $X_i$  dan  $X_j$  adalah koefisien korelasi sampel  $\rho_{ij}$  yang dinyatakan dalam varians  $S_{ii}$  dan kovarians  $S_{ij}$ , yaitu:

$$\rho_{ij} = \frac{s_{ij}}{\sqrt{s_{ii}}\sqrt{s_{jj}}} \tag{2.4}$$

Matriks koefisien korelasi adalah matriks simetri berukuran pxp, yaitu (Mukhtar, 2019):

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \frac{S_{1}^{2}}{\sqrt{S_{1}^{2}}\sqrt{S_{1}^{2}}} & \frac{S_{12}}{\sqrt{S_{1}^{2}}\sqrt{S_{2}^{2}}} & \cdots & \frac{S_{1j}}{\sqrt{S_{j}^{2}}\sqrt{S_{j}^{2}}} \\ \frac{S_{12}}{\sqrt{S_{2}^{2}}\sqrt{S_{1}^{2}}} & \frac{S_{2}^{2}}{\sqrt{S_{2}^{2}}\sqrt{S_{2}^{2}}} & \cdots & \frac{S_{2j}}{\sqrt{S_{j}^{2}}\sqrt{S_{2}^{2}}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{S_{1j}}{\sqrt{S_{j}^{2}}\sqrt{S_{1}^{2}}} & \frac{S_{2j}}{\sqrt{S_{j}^{2}}\sqrt{S_{2}^{2}}} & \cdots & \frac{S_{j}^{2}}{\sqrt{S_{j}^{2}}\sqrt{S_{j}^{2}}} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12} & \cdots & \rho_{1j} \\ \rho_{12} & 1 & \cdots & \rho_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{1j} & \rho_{2j} & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$
(2.5)

dengan:

**R**: matriks korelasi

 $S_{ij}$ : observasi ke-i, variabel ke-j dengan i = 1,2, ..., n j = 1,2, ..., k.

n : jumlah observasi

 $\rho_{ij}$ : koefisien korelasi

#### 2.4 Nilai Eigen dan Vektor Eigen

Nilai eigen adalah suatu nilai yang menunjukkan seberapa besar pengaruh suatu variabel terhadap pembentukan karakteristik sebuah vektor atau matriks. Vektor eigen merupakan solusi dari matriks  $Ax = \lambda x$  untuk setiap nilai  $\lambda$  yang ada dengan  $x \neq 0$  (Mukhtar, 2019).

Misalkan matriks A adalah matriks bujur sangkar berdimensi  $n \times n$  dan  $\lambda$  adalah nilai eigen dari A. Maka persamaan dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\mathbf{A}x - \lambda \mathbf{I}x$$

$$\mathbf{A}x - \lambda \mathbf{I}x = 0 \tag{2.6}$$

dengan *I* adalah matriks identitas. Sehingga vektor eigen yang dihasilkan dituliskan dengan persamaan sebagai berikut:

$$(\mathbf{A} - \lambda \mathbf{I})x = 0 \tag{2.7}$$

Agar  $\lambda$  dapat menjadi nilai eigen, harus terdapat satu solusi tak nol dari persamaan tersebut yaitu jika dan hanya jika  $\det(\mathbf{A} - \lambda \mathbf{I}) = 0$ .

#### 2.5 Analisis Komponen Utama

Analisis Komponen Utama (AKU) adalah suatu analisis yang menjelaskan struktur varian dan *covarian* dari suatu himpunan variabel yang melalui beberapa kombinasi linier dari variabel-variabel tersebut (Liu dan Wang, 2018). Menurut Hasan dan Abdulazeez (2021), AKU merupakan interpretasi data yang dilakukan dengan mereduksi data, jumlah variabel dalam suatu matriks dikurangi untuk menghasilkan variabel baru dengan tetap mempertahankan informasi yang dimiliki oleh data. Variabel baru yang dihasilkan berupa skor atau komponen utama.

Menurut Papi dan Caracciolo (2018), ide dasar dari AKU adalah untuk mereduksi dimensionalitas data yang didalamnya terdapat banyak variabel yang saling berkaitan dengan tetap mempertahankan sebesar mungkin variabilitas yang ada dalam data tersebut. Reduksi dimensionalitas data tersebut diperoleh dengan melakukan transformasi variabel data asli ke dalam variabel data yang baru. Menurut Kumar (2022), dalam mengidentifikasi komponen utama diurutkan menurun berdasarkan tingkat sebaran variabilitas datanya. Pengurutan secara menurun tersebut memiliki arti bahwa beberapa komponen utama pertama dalam AKU dapat mempertahankan sebagian besar variabilitas yang ada dari semua variabel data yang asli. Selain itu, komponen utama juga tidak saling berkorelasi antara satu dengan yang lainnya.

Misalkan  $X_1, X_2, \ldots, X_p$  adalah peubah acak yang menyebar menurut sebaran tertentu dengan vektor rata-rata  $\mu$  dan matriks kovarians  $\Sigma$  dengan nilai eigen yaitu  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_p \geq 0$  didapat kombinasi linier komponen utama yaitu sebagai berikut:

$$Y_{1} = e'_{1}X = e'_{11}X_{1} + e'_{21}X_{2} + \dots + e'_{p1}X_{p}$$

$$Y_{2} = e'_{2}X = e'_{12}X_{1} + e'_{22}X_{2} + \dots + e'_{p2}X_{p}$$

$$\vdots$$

$$Y_{p} = e'_{p}X = e'_{1p}X_{1} + e'_{2p}X_{p} + \dots + e'_{pp}X_{p}$$

$$(2.8)$$

Maka  $Var(Y_i) = e_1' \Sigma e_i$  dan  $Cov(Y_i Y_k) = e_1' \Sigma e_i$  dengan I adalah matriks identitas,  $k = 1, 2, \ldots, p$ . Syarat untuk membentuk komponen utama yang merupakan kombinasi linear dari variabel X agar mempunyai varian maksimum adalah dengan memilih vektor eigen yaitu  $e = (e_1, e_2, \ldots, e_p)$  sedemikian hingga  $Var(Y_i) = e_1' \Sigma e_i$  maksimum dan  $e_1' e_i = 1$  (Chatfield & Collins, 2000).

Kontribusi keragaman dari setiap komponen utama ke-k terhadap total keragaman dari matriks kovarian adalah

$$(\text{propors}i) = \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p}$$
 (2.9)

Bila variabel yang diamati satuan ukurannya tidak sama, maka variabel tersebut perlu dibakukan sehingga komponen utama ditentukan dari variabel baku atau matriks korelasi. Total keragaman dari matriks korelasi.

$$(\text{propors}i) = \frac{\lambda_k}{p} \tag{2.10}$$

Salah satu tujuan dari AKU adalah mereduksi dimensi asal data asal yang semula terdapat p variabel bebas menjadi k komponen utama dengan k < p (Chatfield & Collins, 2000). Ada tiga metode umum yang digunakan untuk menentukan banyaknya komponen utama yang dapat digunakan sebagai variabel baru yaitu:

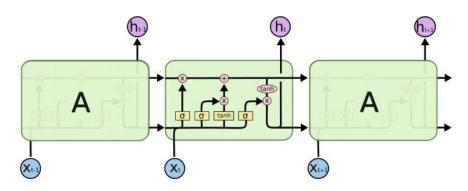
- 1. Berdasarkan proporsi kumulatif keragaman data asal yang dijelaskan oleh *k* komponen utama minimal 80%.
- 2. Berdasarkan nilai eigen dari komponen utama. Tapi hanya bisa diterapkan pada matriks korelasi. Yaitu jika nilai eigen lebih atau sama dengan satu.
- 3. Berdasarkan *scree plot*. Dengan menggunakan metode ini, banyaknya komponen utama yang dipilih, yaitu k, adalah jika pada titik k tersebut plotnya curam ke kiri tapi tidak curam ke kanan.

#### 2.6 Long Short Term Memory

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan pengembangan dari arsitektur Recurrent Neural Network (RNN). Hochreiter dan Schmidhuber adalah dua tokoh di balik munculnya metode LSTM yang pertama kali diperkenalkan ke publik pada tahun 1997. LSTM muncul karena ketidakpuasan pada arsitektur RNN untuk pemprosesan data sekuensial jangka panjang. Kerugian dari RNN adalah bahwa gradien menghilang ketika algoritma backpopagation diadopsi (Gao dkk., 2017).

Dikatakan bahwa LSTM merupakan pengembangan dari RNN karena pada dasarnya memiliki struktur yang sama yang terdiri dari *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Perbedaannya terletak pada susunan jaringan yang ada pada *hidden layer*. Pada RNN, *hidden layer* hanya terdiri dari satu layer sederhana dengan

fungsi aktivasi tanh. Sedangkan pada LSTM terdiri dari dua fungsi aktivasi yakni fungsi sigmoid dan tanh. Pada LSTM juga terdapat *memory cell* dan *gates* yang mana *gates* tersebut tersusun dari tiga *gates* yakni *forget gate*, *input gate*, dan *output gate* yang disajikan pada Gambar 2.1 berikut:



Gambar 2.1 Perulangan pada LSTM

Gambar 2.1 menyajikan isi dari lapisan LSTM yang terdiri dari *memory cell, input gates, forget gates, output gates* dengan masing-masing gates menggunakan fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi yang digunakan ada dua yaitu sigmoid dan tanh (Vinayakumar dkk., 2017). Pada *forget gates* informasi pada setiap data masukan diolah dan dipilih data mana saja yang akan disimpan atau dibuang pada *memory cells*. Fungsi aktivasi yang digunakan pada *forget gates* ini adalah fungsi aktivasi sigmoid. Hasil keluarannya antara 0 dan 1. Jika keluarannya adalah 1 maka semua data akan disimpan dan sebaliknya jika keluarannya 0 maka semua data akan dibuang (Hocreiter & Schmidhuber, 1997). Dengan rumus sebagai berikut.

$$f_t = \sigma(W_f.[h_{t-1}, x_t] + b_f)$$
 (2.11)

dengan:

 $f_t$ : Forget gate

 $\sigma$ : Fungsi aktivasi sigmoid

 $W_f$ : Nilai weight untuk forget gate

 $h_{t-1}$ : Nilai output sebelum orde ke-t

 $x_t$ : Nilai input pada orde ke-t

 $b_f$ : Nilai bias pada forget gate

Nilai weight dirumuskan dengan persamaan 2.11 berikut.

$$W = \left[ -\frac{1}{\sqrt{d}}, \frac{1}{\sqrt{d}} \right] \tag{2.12}$$

dengan:

W: Weight

d: Jumlah variabel

LSTM memiliki *gates* yang terdiri dari *sigmoid layer* dan *pointwise operation. Gates* ini dapat menambah ataupun menghapus informasi yang mana informasi tersebut akan diteruskan ataukah diberhentikan. *Sigmoid layer* ini akan memadatkan hasil *output* menjadi *range* [0,1]. Angka 0 menunjukkan informasi akan diberhentikan sedangkan angka 1 menunjukkan akan diteruskan (Hocreiter & Schmidhuber, 1997). Persamaan sigmoid diuraikan pada Persamaan 2.13 berikut.

$$\sigma(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})} \tag{2.13}$$

dengan:

 $\sigma$  : Sigmoid

*e* : Bilangan Euler (2,718281828459)

Pada input gates terdapat dua gates yang dilaksanakan, pertama diputuskan nilai yang akan diperbarui menggunakan fungsi *aktivasi sigmoid*. Dengan rumus sebagai berikut.

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$
 (2.14)

dengan:

i<sub>t</sub> : Input gate

 $\sigma$ : Fungsi aktivasi sigmoid

 $W_i$ : Nilai weight untuk input gate

 $h_{t-1}$ : Nilai output sebelum orde ke-t

 $x_t$ : Nilai input pada orde ke-t

b<sub>i</sub>: Nilai bias pada input gate

Selanjutnya fungsi aktivasi tanh membuat vektor nilai baru yang disimpan pada *memory cell*, dari kedua bagian tersebut digabungkan untuk membuat pembaharuan *memory cell*. Disajikan menggunakan pada persamaan berikut:

$$\bar{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \tag{2.15}$$

dengan:

 $\bar{C}_t$ : Nilai baru yang dapat ditambahkan ke *cell state* 

tanh: Fungsi aktivasi tanh

*W<sub>c</sub>*: Nilai weight untuk cell state

b<sub>c</sub>: Nilai bias pada *cell state* 

Adapun fungsi tanh yang digunakan dijabarkan pada persamaan 2.16 berikut.

$$\tanh(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \tag{2.16}$$

dengan:

tanh: Fungsi aktivasi tangens hyperbol

 $\sigma$  : Sigmoid x : Data input

Pada *cell gates* mengganti nilai pada *memory cell* sebelumnya dengan nilai *memory cell* yang baru. Nilai ini didapatkan dari menggabungkan nilai yang terdapat pada *forget gate* dan *input gate*. Dengan rumus sebagai berikut.

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times \bar{C}_t \tag{2.17}$$

dengan:

 $C_t$  : Cell state

 $f_t$ : Forget state

 $C_{t-1}$ : Cell state sebelum orde ke-t

i<sub>t</sub> : Input gate

 $\bar{C}_t$ : Nilai baru yang dapat ditambahkan ke *cell state* 

Pada *output gates* terdapat dua gates yang dilaksanakan, pertama diputuskan nilai pada bagian *memory cell* yang akan dikeluarkan dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Dengan rumus sebagai berikut:

$$o_t = \sigma(W_0 \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_0) \tag{2.18}$$

dengan:

*o<sub>t</sub>* : *Output gate* 

 $\sigma$ : Fungsi aktivasi sigmoid

W<sub>o</sub>: Nilai weight untuk output gate

 $h_{t-1}$ : Nilai output sebelum orde ke-t

 $x_t$ : Nilai input pada orde ke-t

b<sub>o</sub>: Nilai bias pada *output gate* 

Selanjutnya ditempatkan nilai pada *memory cell* dengan menggunakan fungsi aktivasi tanh. Terakhir kedua *gates* tersebut di dikalikan sehingga menghasilkan nilai yang dikeluarkan. Dengan rumus sebagai berikut:

$$h_t = o_t \times \tanh(C_t) \tag{2.19}$$

dengan:

 $h_t$ : Nilai output orde ke-t

tanh: Fungsi aktivasi tanh

 $C_t$ : Cell state

#### 2.7 Destandardisasi Data

Destandardisasi data merupakan proses transformasi data hasil standarisasi ke bentuk data asli atau data sebenarnya. Hal ini dilakukan guna melihat hasil prediksi dengan cara membandingkan data yang didapatkan dengan data sebenarnya (target). Rumus dari destandarisasi data mengikut dari cara standarisasi data diawal. Dalam hal ini, destandarisasi data yang digunakan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$X_n = (Xn' \times \sigma) + \mu \tag{2.19}$$

dengan:

 $X_n'$ : nilai hasil standardisasi data ke-n

 $X_n$ : data asli ke-n

 $\mu$  : nilai rata-rata data asli

 $\sigma$  : nilai standar deviasi data asli

#### 2.8 Root Mean Square Error

Root Mean Square Error (RMSE) adalah selisih dari keseluruhan data asli yang dikurangi dengan data hasil prediksi yang dikuadratkan kemudian dijumlah secara keseluruhan kemudian membaginya dengan banyaknya waktu peramalan yang dilanjutkan dengan mengakarkannya. RMSE dapat menghindari penggunaan nilai absolut yang tidak diinginkan dalam banyak perhitungan matematis. Dengan rumus sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (Y_i - \bar{Y}_i)^2}{n}}$$
 (2.20)

dengan:

 $Y_i$ : Permintaan aktual pada periode i

 $\bar{Y}_i$ : Peramalan permintaan pada periode i

*n*: Jumlah periode peramalan yang terlibat

#### 2.9 Mean Absolute Percentage Error

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) adalah nilai absolute dari persentase error data terhadap mean. Dengan rumus sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n} \frac{|(\bar{Y}_{t} - Y_{t})|}{Y_{t}}}{n} \times 100$$
 (2.21)

dengan:

 $Y_i$ : Permintaan actual pada periode ke-i

 $\bar{Y}_i$ : Peramalan permintaan pada periode ke-i

*n* : Jumlah periode peramalan yang terlibat

Nilai MAPE dikatakan baik dalam suatu peramalan apabila memiliki hasil yang rendah atau presentasenya mendekati nol. MAPE memiliki range nilai yang dapat dijadikan tolak ukur dalam mengambil kesimpulan peramalan tersebut dalam kategori baik maupun tidak. MAPE memiliki tabel pengelompokan yang jelas untuk menginterpretasikan presentase hasil yang didapat. Sehingga dapat mudah dalam menyimpulkan hasil tersebut masuk kedalam kategori yang sesuai (Barus dan Ramli, 2008).

Range MAPE

Kategori

< 10%

Kemampuan model peramalan sangat baik

10 – 20%

Kemampuan model peramalan baik

20 – 50%

Kemampuan model peramalan layak

>50%

Kemampuan model peramalan buruk

**Tabel 2.1** Kategori Range Nilai MAPE

#### 2.10 Indeks Saham PT Bank Central Asia Tbk

Saham merupakan sertifikat yang menunjukkan bukti hak kepemilikan suatu perusahaan, dan pemegang saham memiliki hak klaim atas keuntungan dan aktiva perusahaan (Nurhayati, 2016).

Menurut Saleh dan Tabe (2018), ada dua macam analisis untuk menentukan harga saham yaitu:

#### 1. Analisis Teknikal (Technical Analysis)

Analisis teknikal atau analisis grafis adalah sebuah pendekatan yang sifatnya mengamati atau menganalisis dengan mengacu pada chart/grafik dan segala alat bantu (indicator teknikal) yang ada di dalamnya dan bertujuan untuk memprediksi

harga di masa yang akan datang. Biasanya trader yang digunakan analisis ini disebut trader teknikal, teknikalis, chartist atau bisa pula teknisi. Analisis teknikal merupakan teknik analisis saham yang dilakukan dengan menggunakan data historis mengenai perkembangan harga saham dan volume perdagangan saham dalam pola grafik, dan kemudian digunakan sebagai model pengambilan keputusan. Penawaran dan permintaan akan digunakan untuk memprediksi tingkat harga mendatang dan pergerakannya. Namun bagi mereka yang menggunakan analisis ini cenderung tidak memperhitungkan risiko dan pertumbuhan laba sebagai barometer dari permintaan dan penawaran.

#### 2. Analisis Fundamental

Analisis Fundamental adalah analisis yang berkaitan dengan kondisi perusahaan secara mendalam. Analisis fundamental memperhitungkan semua aspek perusahaan yang biasanya diperoleh dari laporan keuangan. Analisis ini meliputi produk, market, managemen dan keuangan. Bahan dasar utama untuk analisis fundamental adalah laporan keuangan perusahaan.

Aksi korporasi seperti pembagian *dividen, stock split, right issue*, dan lainlain juga mempengaruhi pergerakan harga saham adalah faktor lain yang mempengaruhi pergerakan harga saham adalah faktor makrokonomi, politik, keamanan, sentimen pasar, pengaruh pasar saham secara keseluruhan, atau kejadian lain yang dianggap mempengaruhi kinerja emiten tersebut.

Faktor-faktor yang mempengaruhi harga saham menurut Weston dan Bringham (1993) adalah:

#### 1. Laba per lembar saham (*Earning per Share*)

Semakin tinggi profit yang diterima oleh investor akan memberikan tingkat pengembalian investasi yang cukup baik. Hal ini akan menjadi motivasi bagi investor untuk mau melakukan investasi yang lebih besar lagi yang secara otomatis akan menaikkan harga saham perusahaan.

#### 2. Tingkat Bunga

Mempengaruhi laba perusahaan, karena bunga adalah biaya, jadi semakin tinggi suku bunga akan menurunkan laba perusahaan. Mempengaruhi persaingan di pasar modal antara saham dengan obligasi, jika suku bunga naik maka investor akan

menjual sahamnya dan ditukarkan dengan obligasi, hal ini akan menurunkan harga saham.

#### 3. Jumlah Kas Dividen yang diberikan

Peningkatan pembagian dividen dalam jumlah yang besar akan meningkatkan harga saham dan juga meningkatkan kepercayaan investor terhadap perusahaan.

#### 4. Jumlah Laba yang diperoleh Perusahaan

Investor pada umumnya melakukan investasi di perusahaan yang memiliki profit cukup baik, karena menunjukkan prospek yang cerah dan dapat menarik investor untuk berinvestasi yang nantinya akan mempengaruhi harga saham perusahaan.

#### 5. Tingkat Risiko dan Pengembalian

Meningkatnya tingkat resiko dan proyeksi laba yang diharapkan perusahaan akan mempengaruhi harga saham perusahaan tersebut. Pada umumnya semakin tinggi tingkat resikonya akan semakin tinggi pula tingkat pengembalian saham yang akan diperoleh.

Harga saham di pasar modal sangat ditentukan oleh kekuatan permintaan (demand) dan penawaran (supply). Semakin banyak investor yang membeli saham, semakin tinggi harga saham tersebut. Dalam perdagangan dan investasi, harga saham mengacu pada harga saham terkini dalam perdagangan saham. Indikator harga saham menggambarkan banyak hal yang terjadi saat ini di antara pembeli dan penjual. Indikator harga saham ini tidak hanya mengambarkan harga pasar, tetapi juga menggambarkan pihak yang saat ini sedang memegang kendali di pasar modal. Informasi terbaru yang masuk ke pasar modal akan menyebabkan investor membeli atau menjual saham, hal ini menyebabkan terjadinya pergerakan harga. Harga saham dapat berubah naik atau turun dalam perhitungan yang sangat cepat, hanya dalam hitungan menit, bahkan dalam hitungan detik.

PT. Bank Central Asia Tbk merupakan perusahaan dibidang perbankan, didirikan di Indonesia tanggal 10 Agustus 1955 dan mulai beroperasi di bidang perbankan sejak tanggal 12 Oktober 1956. Saat ini, Bank BCA memiliki 989 kantor cabang di seluruh Indonesia serta 2 kantor perwakilan luar negeri yang berlokasi di Hong Kong dan Singapura. Berdasarkan Anggaran Dasar Perusahaan, ruang lingkup kegiatan usaha Bank BCA adalah bergerak di bidang perbankan dan jasa

keuangan lainnya. Pada tanggal 11 Mei 2000, BBCA memperoleh pernyataan efektif untuk melakukan Penawaran Umum Saham Perdana BBCA (IPO) sebanyak 662.400.000 saham dengan jumlah nilai nominal Rp500,- dengan harga penawaran Rp 1.400,- per saham, yang merupakan 22% dari modal saham yang ditempatkan dan disetor, sebagai bagian dari divestasi pemilikan saham Republik Indonesia yang diwakili oleh Badan Penyehatan Perbankan Nasional (BPPN). Penawaran umum ini dicatatkan pada Bursa Efek Jakarta dan Bursa Efek Surabaya pada tanggal 31 Mei 2000 (Thamrin, 2013).