

**MEMPREDIKSI HARGA *CRYPTOCURRENCY* DENGAN
MENGUNAKAN METODE *LONG SHORT TERM MEMORY*
(LSTM)**

SKRIPSI

**OLEH
ARIK ADI PRAMONO
NIM. 15610076**



**PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2022**

**MEMPREDIKSI HARGA *CRYPTOCURRENCY* DENGAN
MENGUNAKAN METODE *LONG SHORT TERM MEMORY*
(LSTM)**

SKRIPSI

**Diajukan Kepada
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)**

**Oleh
ARIK ADI PRAMONO
NIM. 15610076**

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2022**

**MEMPREDIKSI HARGA CRYPTOCURRENCY DENGAN
MENGUNAKAN METODE *LONG SHORT TERM MEMORY*
(LSTM)**

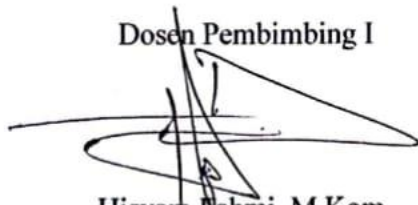
SKRIPSI

**Oleh
Arik Adi Pramono
NIM. 15610076**

Telah Disetujui Untuk Diuji

Malang, 22 Juni 2022

Dosen Pembimbing I



Hisyam Fahmi, M.Kom.
NIP. 19890727 201903 1 018

Dosen Pembimbing II



Erna Herawati, M.Pd.
NIP. 19760723 201080201 2 22

Mengetahui,
Ketua Program Studi Matematika



Dr. Elly Susanti, M.Sc.
NIP. 19741129 200012 2 005

**MEMPREDIKSI HARGA *CRYPTOCURRENCY* DENGAN
MENGUNAKAN METODE *LONG SHORT TERM MEMORY*
(LSTM)**

SKRIPSI

**Oleh
Arik Adi Pramono
NIM. 15610115**

Telah Dipertahankan di Depan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)

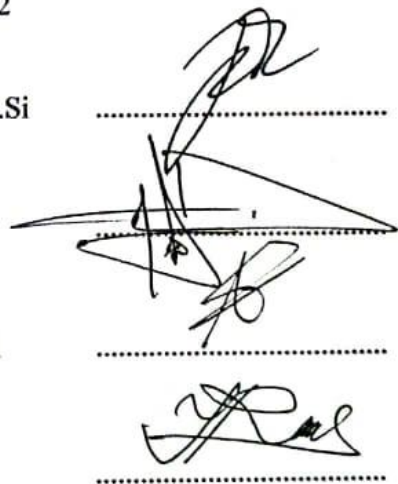
Tanggal 24 Juni 2022

Ketua Penguji : Muhammad Khudzaifah, M.Si

Anggota Penguji 1 : Hisyam Fahmi, M.Kom

Anggota Penguji 2 : Angga Dwi Mulyanto, M.Si

Anggota Penguji 3 : Erna Herawati, M.Pd



Mengetahui,
Ketua Program Studi Matematika


Dr. Elly Susanti, M.Sc
NIP. 19741129 200012 2 005

PERNYATAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : Arik Adi Pramono

NIM : 15610076

Judul Skripsi : Memprediksi Harga *Cryptocurrency* dengan Menggunakan
Metode *Long Short Term Memory* (LSTM)

menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi yang saya tulis ini merupakan hasil karya saya sendiri, bukan pengambilan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar rujukan. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 24 Juni 2022
Yang membuat pernyataan,



Arik Adi Pramono
NIM. 15610076

MOTO

“Salah satu cara yang hebat adalah dengan bersyukur apa yang kamu dapatkan dan lakukan”

PERSEMBAHAN

Skripsi ini penulis persembahkan untuk :

Kedua orang tua, bapak Bambang dan ibu Sunariyah, yang senantiasa
memberi support, mendoakan, menasehati serta memberikan

kasih sayangnya yang tiada henti.

Kakak Novi Hantoro dan Kakak Hendri Budianto yang senantiasa

Memberi semangat dan motivasi kepada penulis

agar terus berjuang dalam menyelesaikan skripsi ini.

Serta diri saya sendiri yang telah berhasil membuktikan bahwa saya dapat
menyelesaikan studi hingga mendapatkan gelar sarjana.

KATA PENGANTAR

Assalamu 'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Alhamdulillah rabbil 'alamiin, segala puji dan syukur bagi Allah Swt atas rahmat dan hidayah-Nya. Sehingga penyusunan skripsi sebagai syarat untuk memperoleh gelar sarjana pada Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang, dapat terselesaikan dengan baik. Shalawat serta salam tak lupa pula kita haturkan kepada Baginda Nabi Muhammad Saw yang telah menuntun manusia menuju Islam, seperti yang kita rasakan sekarang ini.

Dalam proses penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak. Untuk itu ucapan terimakasih penulis sampaikan kepada:

1. Prof. Dr. H. M. Zainuddin, M.A., selaku Rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.
2. Dr. Sri Harini, M.Si, selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.
3. Dr. Elly Susanti, M.Sc, selaku Ketua Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.
4. Hisyam Fahmi, M.Kom, selaku Dosen pembimbing I.
5. Erna Herawati, M.Pd selaku Dosen pembimbing II.
6. Seluruh Dosen Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.
7. Ayah dan Ibu serta kedua kakak tercinta yang telah mencurahkan kasih sayang, doa, bimbingan dan motivasi.
8. Seluruh Mahasiswa Angkatan 2015 Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.

Malang, 24 Juni 2022

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGANTAR	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
PERNYATAN KEASLIAN TULISAN	Error! Bookmark not defined.
MOTO	vi
PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xii
ABSTRAK.....	xiii
ABSTRACT	xiv
مستخلص البحث	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Manfaat Penelitian	4
1.5 Batasan Masalah	4
1.6 Definisi Istilah	4
BAB II KAJIAN TEORI	6
2.1 Teori Pendukung.....	6
2.1.1 <i>Cryptocurrency</i>	6
2.1.2 Bitcoin.....	9
2.1.3 <i>Recurrent Neural Network</i>	9
2.1.4 <i>Long Short Term Memory</i>	11
2.2 Kajian Integrasi Topik dengan Al-Quran/Hadits	14
2.3 Kajian Topik dengan Teori Pendukung	15
BAB III METODE PENELITIAN	23
3.1 Jenis Penelitian	23
3.2 Data dan Sumber Data	23
3.3 Teknik Analisis Data	23
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	27
4.1 Pengumpulan Data.....	27
4.2 Preprocessing Data	28
4.3 Alokasi Data.....	29
4.4 Membuat konstruksi model LSTM menggunakan data latih	29
4.5 Proses Training.....	30
4.6 Proses Testing.....	30
4.7 Akurasi.....	33
BAB V PENUTUP	35
5.1 Kesimpulan.....	35

5.2 Saran	35
DAFTAR PUSTAKA	
RIWAYAT HIDUP	
LAMPIRAN	

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1	Data Normalisasi	28
Tabel 4.2	Parameter pada LSTM.....	29
Tabel 4.3	Hasil Data Training	30
Tabel 4.4	Prediksi Harga Bitcoin.....	32
Tabel 4.5	Hasil RMSE dan MAPE	33

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Proses perulangan informasi pada RNN	10
Gambar 2.2	Layer Tanh pada LSTM.....	12
Gambar 2.3	Perulangan dengan empat layer pada LSTM	13
Gambar 3.5	Teknik Analisis Data	26
Gambar 4.1	Grafik Pergerakan Harga Bitcoin	27
Gambar 4.1	Grafik harga Bitcoin dengan Epoch 50 tahun (2015-2021).....	31
Gambar 4.6	Hasil Prediksi harga Bitcoin dengan <i>Epoch</i> 50 (2017-2021).....	32

ABSTRAK

Pramono, Arik Adi. 2022. **Memprediksi harga *Cryptocurrency* dengan Menggunakan Metode *Long Short Term Memory*** . Skripsi. Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Hisyam Fahmi, M.Kom., (II) Erna Herawati, M.Pd.

Kata Kunci: Bitcoin, *Long Short Term Memory*, Prediksi

Bitcoin adalah salah satu *cryptocurrency* yang saat ini diminati sebagai sarana investasi untuk keuntungan finansial. Namun, berinvestasi di bitcoin tetap membawa risiko yang signifikan. Untuk mengantisipasi risiko yang terkait dengan investasi bitcoin, diperlukan sistem prediksi untuk memprediksi pergerakan nilai tukar bitcoin. Bitcoin juga mempunyai karakteristik yang unik yaitu fluktuasi harga harian yang selalu berubah-ubah. *Long Short Term Memory (LSTM)* adalah salah satu variasi dari *Recurrent Neural Network* yang dibuat untuk menghindari masalah ketergantungan jangka panjang pada *Recurrent Neural Network (RNN)*. LSTM memiliki kelebihan jika dibandingkan dengan RNN biasa. Penelitian ini bertujuan Mengetahui hasil prediksi dan tingkat efisiensi harga bitcoin menggunakan *Long Short Term Memory (LSTM)*. Dalam memprediksi, diperlukan beberapa parameter seperti *hidden layer*, *neuron hidden*, *batch size*, *max epoch*, *optimizer*, dan fungsi aktivasi. Pembentukan model LSTM dan penerapannya pada data *time series*, dengan 3 hidden layer, penentuan jumlah *batch size* yaitu 32, penentuan *optimizer* adalah adam, *epoch* senilai 50 menghasilkan perhitungan terhadap data harga bitcoin, Hal ini ditunjukkan dengan nilai RMSE prediksi pada tahun 2017 sampai tahun 2021 yang lebih kecil dari nilai standar deviasi uji dataset sebesar 1828.66 dan MAPE 2.65 %.

ABSTRACT

Pramono, Arik Adi. 2022. **Predicting Cryptocurrency Prices Using long Short term method.** Thesis. Mathematics Study Program, Faculty of Science and Technology, Maulana Malik Ibrahim State Islamic University Malang. Advisor: (I) Hisyam Fahmi, M.Kom., (II) Erna Herawati, M.Pd.

Keywords: Bitcoin, Long Short Term Memory, Prediction.

Bitcoin is one of the cryptocurrencies that is currently in demand as a means of investment for financial gain. However, investing in bitcoin still carries significant risks. To anticipate the risks associated with bitcoin investments, a prediction system is needed to predict the movement of the bitcoin exchange rate. Bitcoin also has a unique characteristic, namely daily price fluctuations that are always changing. Long Short Term Memory (LSTM) is a variation of the Recurrent Neural Network which was created to avoid the problem of long-term dependence on the Recurrent Neural Network (RNN). LSTM has advantages when compared to ordinary RNN. This study aims to determine the prediction results and the efficiency level of bitcoin prices using Long Short Term Memory (LSTM). In predicting, several parameters are needed such as hidden layer, hidden neurons, batch size, max epoch, optimizer, and activation function. The formation of the LSTM model and its application to time series data, with 3 hidden layers, the determination of the number of batch sizes is 32, the determination of the optimizer is adam, the epoch of 50 results in a calculation of the bitcoin price data, this is indicated by the predicted RMSE value in 2017 to 2021 which is smaller than the standard value the deviation of the test dataset is 1828.66 and MAPE is 2.65%.

مستخلص البحث

فرامونو، أريك أدي. ٢٠٢٢. تنبؤ أسعار العملات المشفرة باستخدام طريقة الذاكرة قصيرة المدى المستمرة لفترة أطول. البحث الجامعي. قسم الرياضيات، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية بمالانج. المشرف: (١) هشام فهمي، الماجستير. (٢) إيرنا هيراوات، الماجستير.

الكلمة الرئيسية: بيتكوين، الذاكرة قصيرة المدى المستمرة لفترة أطول، تنبؤ

بيتكوين (Bitcoin) هي إحدى العملات المشفرة المطلوبة حاليًا كوسيلة للاستثمار لتحقيق مكاسب مالية. ومع ذلك، يحمل الاستثمار البيتكوين مخاطر كبيرة. لتوقع المخاطر المرتبطة باستثمارات البيتكوين، هناك حاجة إلى نظام تنبؤ للتنبؤ بحركة سعر صرف البيتكوين. تتمتع البيتكوين أيضًا بخاصية فريدة، وهي تقلبات الأسعار اليومية التي تتغير دائمًا. الذاكرة قصيرة المدى المستمرة لفترة أطول (Long Short Term Memory/LSTM) هي أحد أشكال الشبكة العصبية المتكررة التي تم إنشاؤها لتجنب مشكلة الاعتماد طويل المدى على الشبكة العصبية المتكررة (Recurrent Neural Network/RNN). تتمتع LSTM بمزايا عند مقارنتها بـ RNN العادي. تهدف هذه البحث إلى تحديد نتائج التنبؤ ومستوى كفاءة أسعار البيتكوين باستخدام الذاكرة قصيرة المدى المستمرة لفترة أطول (LSTM). عند التنبؤ، هناك حاجة إلى العديد من المعلومات مثل الطبقة المخفية والخلايا العصبية المخفية وحجم الدفعة والحد الأقصى للعصر والمحسن ووظيفة التنشيط. تشكيل نموذج LSTM وتطبيقه على بيانات السلاسل الزمنية، مع 3 طبقات مخفية، تحديد عدد أحجام الدفوعات هو 32، تحديد المحسن هو آدم، عصر 50 ينتج عنه حساب سعر البيتكوين ببيانات. يشار إلى ذلك من خلال قيمة RMSE المتوقعة في 2017 إلى 2021 وهي أصغر من قيمة الانحراف المعياري لاختبار مجموعة البيانات 1828.66 و 2.65% MAPE.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Semakin berkembangnya teknologi saat ini, informasi yang dibutuhkan manusia semakin besar. Sehingga untuk mendapatkan informasi yang bernilai, manusia harus dapat mengelolanya dengan baik. Dalam pengelolaan informasi tersebut membutuhkan beberapa data, data yang tersedia bisa saja berjumlah besar atau kecil. Namun jika terdapat data yang berjumlah besar maka cara untuk menganalisisnya tidak lagi mampu menggunakan cara konvensional.

Sehingga diperlukan suatu metode yang dapat menganalisis, mensintesis dan mengekstrak data menjadi informasi yang berguna. Mengandalkan data saja tidak cukup, maka perlu dilakukan analisis data untuk mengungkap potensi yang ada. Tersedianya informasi dalam pelaksanaan perkembangan teknis secara otomatis mencari hubungan antar elemen data dalam database, seperti halnya dalam mencari sumber pendapatan lain, salah satunya dengan investasi *crypto* atau *cryptocurrency*.

Cryptocurrency telah menjadi implementasi pertama dari teknologi *Blockchain* dan potensinya tidak terbatas pada sistem pembayaran saja. Aplikasi terdesentralisasi dibuat pada dasarnya dapat mempengaruhi bidang kehidupan seperti ekonomi, ilmu pengetahuan, pendidikan, seni, budaya dan lain-lain (Shovkhalov, 2021). *Cryptocurrency* dirancang berdasarkan Kriptografi, salah satu jenisnya yaitu bitcoin. Bitcoin adalah salah satu *cryptocurrency* yang saat ini diminati sebagai sarana investasi untuk keuntungan finansial. Namun, berinvestasi di bitcoin tetap membawa risiko yang signifikan. Untuk mengantisipasi risiko yang terkait dengan investasi Bitcoin, diperlukan sistem prediksi untuk memprediksi

pergerakan nilai tukar Bitcoin. Bitcoin juga mempunyai karakteristik yang unik yaitu fluktuasi harga harian yang selalu berubah-ubah. Nilai tukar bitcoin ke (USD) pada Desember 2020 meningkat tajam menjadi 18.007 USD\$ dipasar saham *Yahoo Finance*. Pasar saham dapat dipengaruhi oleh factor ketidakpastian seperti halnya masalah politik atau masalah ekonomi di tingkat global.

Alasan dari pada kebebasan untuk memilih alat pertukaran adalah bahwa uang menjadi bagian dari perdagangan yang diatur suatu Negara yang sama. Adapun yang terkandung dalam firman Allah SWT pada Q.S An-Nisa' ayat 29 yang artinya:

“Wahai orang-orang yang beriman! Janganlah kamu saling memakan harta sesamamu dengan jalan yang batil (tidak benar), kecuali dalam perdagangan yang berlaku atas dasar suka sama suka di antara kamu. Dan janganlah kamu membunuh dirimu. Sungguh, Allah Maha Penyayang kepadamu.”

Maksud dari ayat diatas yaitu dalam mencari harta diperbolehkan dengan cara berniaga atau berjual beli menurut kebijakan sukarela kedua belah pihak tanpa ada paksaan. Karena jual beli yang dilakukan secara paksa tidak memiliki nilai yang sah meskipun dengan bayaran atau penggantinya. Dalam mengejar kekayaan, tidak boleh ada unsur penindasan terhadap orang lain, baik pribadi maupun social. Tindakan ilegal perampasan properti, seperti pencurian, rentenir, perjudian, penyuapan, penipuan, mengurangi timbangan, korupsi, dll. Sehingga untuk mendapatkan sesuatu perhitungan yang efektif yang akan datang, maka kita harus mencari solusinya yaitu dengan memprediksi atau memperhitungkan dari sejumlah data yang ada. Prediksi merupakan salah satu faktor terpenting dalam pengambilan keputusan karena efektif atau tidaknya suatu keputusan seringkali bergantung pada beberapa faktor yang tidak dapat kita lihat pada saat pengambilan keputusan berdasarkan data, baik saat ini maupun di masa lalu (*historical data*) (Setyaningsih, 2015).

Terdapat banyak metode yang dapat digunakan untuk prediksi yakni ARIMA, Algoritma Genetika, Artificial Neural Network, Bayesian Neural Network, dan sebagainya. Pada penelitian ini memprediksi harga bitcoin menggunakan metode RNN (*Recurrent Neural Network*) dengan menggabungkan Jaringan Neural Recurrent dan Memory Jangka Pendek yang disebut *Long Short Time Memory* (LSTM) agar memberikan hasil yang lebih akurat.

Long Short Time Memory (LSTM) merupakan salah satu jenis RNN. LSTM menyimpan informasi terhadap pola-pola pada data. LSTM dapat mempelajari data mana saja yang akan disimpan dan data mana saja yang akan dibuang, karena pada setiap neuron LSTM memiliki beberapa gates yang mengatur memori pada setiap neuron itu sendiri. LSTM banyak digunakan untuk pemrosesan teks, video, dan data time series.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan pemaparan latar belakang maka didapatkan rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana hasil prediksi harga bitcoin menggunakan *Long Short Term Memory* (LSTM) ?
2. Bagaimana tingkat efisiensi prediksi harga bitcoin menggunakan *Long Short Term Memory* (LSTM) ?

1.3 Tujuan Penelitian

Sesuai dengan rumusan masalah diatas maka tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui hasil prediksi harga bitcoin menggunakan *Long Short Term Memory* (LSTM)
2. Mengetahui tingkat efisiensi prediksi harga bitcoin menggunakan *Long Short Term Memory* (LSTM)

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menambah pengetahuan bagi penulis dan pembaca pada umumnya tentang *Long Short Term Memory*.
2. Menjadi sarana pengembangan keilmuan bagi mahasiswa dan masyarakat umum khususnya di bidang prediksi harga bitcoin.
3. Sebagai referensi dalam pengembangan penelitian-penelitian selanjutnya.
4. Merekomendasi dan dapat digunakan oleh masyarakat umum, atau crypto trader dalam memprediksi harga bitcoin dengan tolak ukur yang lebih baik lagi.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini diantaranya:

1. Data harga bitcoin diperoleh dari *Yahoo Finance*.
2. Data harga bitcoin diambil selama periode Januari 2015 – Desember 2021.
3. Metode yang digunakan adalah RNN - *Long Short Term Memory*.
4. Parameter yang digunakan yaitu *Epochs*, *batch size*.

1.6 Definisi Istilah

Berdasarkan rumusan masalah penelitian, maka uraian definisi istilah dalam penelitian ini sebagai berikut :

- Optimalisasi : Sebuah proses menemukan praktik terbaik yang dilakukan untuk mencapai hasil yang maksimal dengan memanfaatkan sumber daya yang ada.
- Prediksi : Suatu proses mempekirakan secara sistematis tentang sesuatu yang paling mungkin terjadi di masa depan berdasarkan informasi masa lalu dan sekarang yang dimiliki, agar kesalahannya dapat diperkecil.
- Bitcoin : Mata uang digital terdesentralisasi yang dibuat pada Januari 2009.
- Parameter : Suatu nilai yang akan dijadikan sebagai tolak ukur dalam mengembangkan penelitian

BAB II KAJIAN TEORI

2.1 Teori Pendukung

2.1.1 *Cryptocurrency*

Cryptocurrency merupakan mata uang digital yang diciptakan dari rangkaian *code* atau disebut *blockchain*. Uang kripto dapat digunakan sebagai alat pembayaran yang cara transaksinya dilakukan secara *virtual* atau melalui internet. Mata uang kripto dinggap memiliki kelebihan dibandingkan mata uang konvensional diantaranya adalah fleksibel bisa digunakan dimana saja, transparan, cepat, dan biaya transaksi yang rendah. (N. Huda, 2020)

Cryptocurrency juga merupakan seperangkat teknologi berbasis kriptografi dan algoritma, yang secara matematis akan menyusun beberapa kode dan sandi untuk mencetak *cryptocurrencies* (O. Wijaya, 2017). Kriptografi dapat dikatakan sebagai media yang memiliki tingkat keamanan mumpuni jika dilihat dari mudah atau tidaknya peniruan mata uang . (R. A. Wibowo, 2019)

Salah satu studi yang telah digunakan secara luas oleh para ahli untuk membangun model prediksi adalah *data mining*. *Deep learning* memiliki beragam algoritma yang berfokus pada pembelajaran representasi data (*nonlinear*) bertingkat (I. Zulfa, 2017). Salah satu algoritma *deep learning* yang terbukti berhasil digunakan untuk memprediksi data *time series* adalah algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM) yang merupakan turunan.

a. Fungsi *Cryptocurrency*

Sebagai alat tukar yang sah, *cryptocurrency* memiliki beberapa fungsi yang kini sudah umum untuk atau sering digunakan. Berikut ini beberapa fungsi *cryptocurrency* yang perlu diketahui:

1. Untuk Membeli Barang atau Jasa

Fungsi mata uang digital yang pertama tentunya sebagai alat pembayaran untuk membeli barang atau jasa. Hingga saat ini, sudah banyak toko atau tempat belanja yang memberlakukan atau menerima mata uang digital ini sebagai alat pembayaran terhadap barang atau jasa yang mereka jual, contohnya seperti *Overstock* dan *Newegg*.

Selain hal tersebut, mata uang digital ini bahkan sudah bisa digunakan di berbagai restoran, hotel, aplikasi perjalanan wisata, dan bahkan kini telah ada universitas yang menerima mata uang digital ini sebagai alat pembayaran mereka. Namun tidak semua jenis mata uang digital ini diterima, hingga saat ini hanya Bitcoin sajalah yang diterima untuk melakukan semua hal tersebut.

2. Sebagai Bentuk Investasi

Fungsi mata uang digital yang kedua yaitu sebagai media atau bentuk investasi. Bentuk investasi uang digital ini kurang lebih sama seperti investasi pada umumnya, dimana ketika harga cukup rendah, kamu dapat membelinya. Lalu setelah harga sedang naik, kamu dapat menjualnya kembali.

Mata uang digital ini termasuk jenis investasi dengan resiko yang cukup tinggi. Pada awal kemunculannya, banyak orang yang mendadak

kaya karena berinvestasi di uang digital ini dengan menikmati kenaikan harga yang terjadi di pasar. Namun kini bentuk investasi uang digital ini sudah tidak sepesat ketika muncul beberapa tahun yang lalu.

3. *Mining*

Fungsi mata uang digital ini yang selanjutnya yakni *mining*. *Mining* adalah istilah yang didasarkan pada kegiatan ‘menambang’ untuk mendapatkan aset uang digital ini. Istilah tersebut merujuk pada kegiatan untuk memecah teka-teki *cryptocurrency* untuk meningkatkan aset *cryptocurrency*.

Untuk memecahkan teka-teki tersebut tidaklah mudah, kamu membutuhkan daya komputasi yang tidaklah sedikit. Semakin besar daya komputasi yang kamu miliki maka akan semakin besar juga kesempatan kamu untuk memecahkan teka-teki tersebut.

b. Cara Kerja *Cryptocurrency*

Cryptocurrency bisa dikatakan sebagai alat pembayaran yang hampir sama dengan alat pembayaran uang secara fisik saat ini. Perbedaannya yaitu untuk mata uang ini tidak ada pihak sentral yang mengatur jumlah peredaran mata uang ini.

Hal tersebut karena cara kerja mata uang digital ini yaitu ketika terjadinya suatu transaksi dengan menggunakan *cryptocurrency*, maka untuk transaksi tersebut akan menghasilkan bukti kriptografi yang telah diverifikasi dan dicatat dalam *blockchain*.

2.1.2 Bitcoin

Bitcoin merupakan salah satu *cryptocurrency* yang menggunakan *peer-to-peer* untuk proses transaksi . Bitcoin adalah mata uang digital yang berada di dalam sistem jaringan pembayaran open source P2P (*peer-to-peer*). (Nakamoto, 2009)

P2P adalah salah satu model jaringan komputer yang terdiri dari dua atau beberapa komputer, dimana setiap komputer yang terdapat di dalam lingkungan jaringan tersebut bisa saling berbagi. Jaringan ini memudahkan pengguna dalam bertransaksi secara langsung tanpa memerlukan jasa dari pihak ketiga seperti misalnya Bank. (Tiara Dhana, 2015)

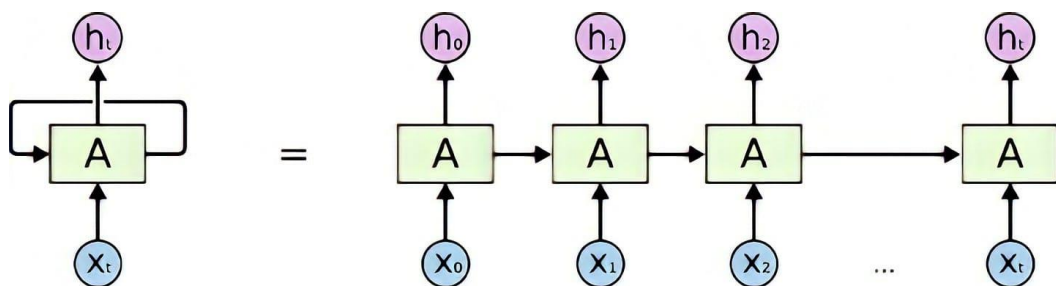
Unsur-unsur bitcoin adalah adanya jaringan *peer-to-peer*, blok, *blockchain*, dan *miners*. Jaringan *peer-to-peer* dalam bitcoin memperbolehkan pengguna untuk mentransfer sejumlah nilai bitcoin, transaksi ini disimpan dalam file yang disebut dengan blok, blok-blok ini akan terjalin satu sama lain sehingga membentuk rantai blok yang disebut dengan *blockchain*, dan *miners* memecahkan formula matematika kompleks untuk membuktikan kepemilikan Bitcoin.

Menurut Penulis, bitcoin merupakan suatu uang digital yang dapat digunakan untuk bertransaksi baik sebagai penyimpanan maupun alat pembayaran yang penggunaannya menggunakan jaringan *online*.

2.1.3 Recurrent Neural Network

Recurrent Neural Network (RNN) merupakan salah satu kelas dari deep neural network yang diawasi. Pelatihan RNN dalam tingkat yang diawasi membutuhkan dataset pelatihan dari pasangan input-target dengan tujuan meminimalkan perbedaan nilai loss pasangan itu dengan mengoptimalkan bobot

jaringan (Salehinejad, et al., 2018). RNN dibentuk dari neuron buatan dengan satu atau lebih umpan balik yang berulang. Pada setiap langkah waktu, neuron akan menerima data, melakukan komputasi, dan menghasilkan keluaran. RNN menangkap dinamika yang kaya dari keadaan tersembunyi untuk konteks jangka panjang, sehingga membentuk model yang ekspresif dan sangat kuat untuk tugas-tugas yang sekuens, seperti pengenalan suara, sintesis ucapan, visi mesin, generasi deskripsi video, dan rangkaian teks.



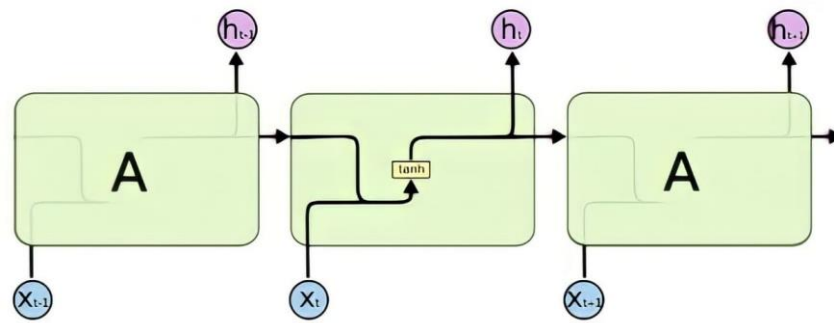
Gambar 2.1 Proses perulangan informasi pada RNN (Olah, 2015)

Pada gambar 2.1 RNN memiliki tiga lapisan yaitu layer input, layer tersembunyi yang berulang, dan layer output (Salehinejad, et al., 2018). Layer input memiliki unit input, terkoneksi penuh ke unit tersembunyi yang ada di layer tersembunyi. Unit tersembunyi itu terhubung satu sama lain secara berulang. Layer tersembunyi bisa didefinisikan sebagai “memori” atau ruang keadaan yang berdimensi tinggi dengan dinamika non-linier untuk mengingat dan memproses informasi masa lalu. Keadaan tersembunyi akan merangkum semua informasi unik yang diperlukan sebagai keadaan terakhir dari jaringan, melalui serangkaian langkah waktu. Informasi itu lalu terintegrasi, sehingga mampu menentukan perilaku jaringan di masa depan dan melakukan prediksi yang akurat di layer output.

Salah satu kelemahan RNN adalah pembelajaran jangka panjang dengan gradient descent bisa menghasilkan masalah menghilang atau meledaknya gradien (Salehinejad, et al., 2018). Pada saat pembelajaran, ketika nilai gradien dipropagasikan kembali, nilai itu terus dikalikan dengan bobot yang lebih kecil dari satu (1.0). Maka perlu mencegah nilai gradien tersebut menjadi angka-angka yang terlalu kecil atau terlalu besar. Salah satu cara mengatasi masalah menghilang atau meledaknya gradien adalah memodifikasi arsitektur model dengan memasukkan unit gerbang yang dirancang khusus untuk menyimpan informasi selama waktu periode yang lama. Mekanisme gerbang yang paling dikenal saat ini adalah *Long Short Term Memory* (LSTM) dan *Gated Recurrent Unit* (GRU).

2.1.4 Long Short Term Memory

Long Short Term Memory (LSTM) adalah salah satu variasi dari Recurrent Neural Network yang dibuat untuk menghindari masalah ketergantungan jangka panjang pada Recurrent Neural Network (RNN). LSTM memiliki kelebihan jika dibandingkan dengan RNN biasa. LSTM dapat mempelajari sebuah data yang mana nantinya jika hasil perhitungan data adalah 1 maka akan disimpan dan apabila nilai data 0 maka akan dibuang (Johan, 2019). Pada RNN perulangan jaringan hanya menggunakan satu layer sederhana, yaitu layer tanh seperti pada gambar 2.2.



Gambar 2.2 Layer tanh pada RNN (Olah, 2015)

Persamaan tanh diuraikan pada persamaan :

$$\tanh(x) = 2\sigma(2x) - 1 \quad (2.1.1)$$

Dimana :

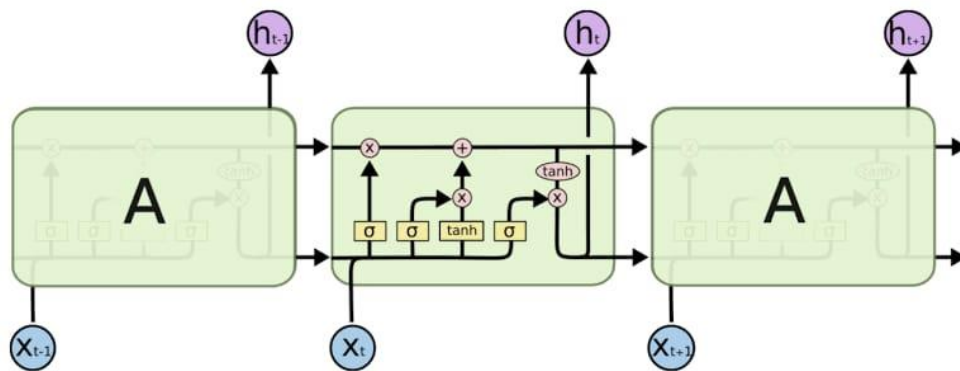
σ = fungsi aktivasi sigmoid

x = data input

Long Short Term Memory networks (LSTM) merupakan sebuah evolusi dari arsitektur RNN, dimana pertama kali diperkenalkan oleh Hochreiter & Schmidhuber. Hingga penelitian ini dilakukan banyak para peneliti yang terus mengembangkan arsitektur LSTM di berbagai bidang seperti dalam bidang speech recognition dan forecasting. RNN memiliki kekurangan, kekurangan itu dapat dilihat pada inputan X_0, X_1 memiliki rentang informasi yang sangat besar dengan X_t, X_{t+1} sehingga ketika h_{t+1} memerlukan informasi yang relevan dengan X_0, X_1 RNN tidak dapat untuk belajar menghubungkan informasi karena memori lama yang tersimpan akan semakin tidak berguna dengan seiringnya waktu berjalan karena tertimpa atau tergantikan dengan memori baru, permasalahan ini ditemukan oleh Bengio pada tahun 1994.

LSTM merupakan varian dari unit *Recurrent Neural Network* (RNN). LSTM secara umum terdiri dari *cell*, *input*, *gate*, *output gate*, dan *forget gate*.

LSTM neural network sangat cocok untuk mengklasifikasi, memproses, dan membuat prediksi berdasarkan data time series karena mungkin ada kelangkaan durasi yang tidak diketahui diantara peristiwa penting dalam rangkaian waktu. (A. Yadav, 2020)



Gambar 2.3 Perulangan dengan empat layer pada LSTM (Olah, 2015)

Terdapat empat proses fungsi aktivasi pada setiap masukan pada *neurons* yang selanjutnya disebut sebagai *gates units*. Gates units tersebut ialah *forget gates*, *input gates*, *cell gates*, dan *output gates*. Pada *forget gates* informasi pada setiap data masukan akan 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*. Dimana 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 (Karpathy, Johnson, & Fei-Fei, 2015).

Pada input gates terdapat dua gates yang akan dilaksanakan, pertama akan diputuskan nilai mana yang akan diperbarui menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Selanjutnya fungsi aktivasi tanh akan membuat vektor nilai baru yang akan disimpan pada memory cell. Pada cell gates akan mengganti nilai pada

memory cell sebelumnya dengan nilai memory cell yang baru. Dimana nilai ini didapatkan dari menggabungkan nilai yang terdapat pada forget gate dan input gate. Pada output gates terdapat dua gates yang akan dilaksanakan, pertama akan diputuskan nilai pada bagian memory cell mana yang akan dikeluarkan dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Selanjutnya akan ditempatkan nilai pada memory cell dengan menggunakan fungsi aktivasi tanh. Terakhir kedua gates tersebut di dikalikan sehingga menghasilkan nilai yang akan dikeluarkan (Karpathy, Johnson, & Fei-Fei, 2015).

2.2 Kajian Integrasi Topik dengan Al-Quran/Hadits

Long Short Term Memory yang termasuk ke dalam Recurrent Neural Network merupakan arsitektur dari jaringan saraf tiruan yang berkaca pada sistem otak manusia. Cara kerja model ini mereplika cara kerja otak dalam hal proses berpikir untuk pengambilan keputusan. Allah SWT. berfirman dalam QS. Yunus ayat 35 yang artinya:

"Katakanlah: "Apakah di antara sekutu-sekuturmu ada yang menunjuki kepada kebenaran?" Katakanlah "Allah-lah yang menunjuki kepada kebenaran". Maka apakah orang-orang yang menunjuki kepada kebenaran itu lebih berhak diikuti ataukah orang yang tidak dapat memberi petunjuk kecuali (bila) diberi petunjuk? Mengapa kamu (berbuat demikian)? Bagaimanakah kamu mengambil keputusan".

Disebutkan di dalam Tafsir Muyassar bahwa, katakanlah (wahai Rasul) kepada orang-orang musyrik, "Apakah diantara sekutu kalian ada yang menunjukkan jalan yang lurus?" Sesungguhnya mereka tidak kuasa melakukan itu. Katakanlah (wahai Rasul) kepada mereka, "Hanya Allah-lah yang memberi petunjuk orang yang sesat ke jalan yang hak (benar). Maka manakah diantara keduanya yang lebih berhak diikuti? Satu-satunya yang dapat memberi hidayah atau yang tidak dapat memberi hidayah karena tidak memiliki pengetahuan dan

sesat, yaitu sekutu kalian yang tidak mampu memberi petunjuk ataupun mendapat petunjuk kecuali diberi petunjuk? Apa yang kalian lakukan, mengapa kalian menyamakan Allah dengan makhluk-Nya?" Ini adalah kesimpulan yang batil.

Berdasarkan penjelasan dari tafsir diatas, Allah telah memberikan petunjuk antara yang hak dan batil kepada manusia kemudian memerintahkannya untuk berpikir dalam memutuskan suatu pilihan. Perlu diingat bahwa Allah menciptakan manusia dengan segala kesempurnaan. Allah berfirman dalam QS. Ali-Imran ayat 191 yang artinya:

“(yaitu) orang-orang yang mengingat Allah sambil berdiri atau duduk atau dalam keadaan berbaring dan mereka memikirkan tentang penciptaan langit dan bumi seraya berkata: “Ya Tuhan kami tiadalah Engkau menciptakan ini dengan sia-sia. Maha Suci Engkau, maka peliharalah kami dari siksa neraka.”

Allah menciptakan otak manusia juga memiliki peran penting dalam penyimpanan memori. Memori adalah proses pengkodean, penyimpanan, dan pengambilan informasi. Memori terdiri dari informasi faktual dan sintetik, pengalaman peristiwa dan keterampilan, tetapi terkadang kita juga dapat melupakannya karena di dalam otak manusia terdapat memori jangka panjang dan memori jangka pendek. Hal tersebut dimodifikasi ke dalam model LSTM yang memiliki keunggulan dalam mengingat data jangka panjang karena terdapat memory cell dibandingkan varian RNN yang lainnya. Adanya model LSTM sangat berpengaruh pada kemajuan teknologi kecerdasan buatan.

2.3 Kajian Topik dengan Teori Pendukung

1. Preprocessing Data

Preprocessing adalah tahap mempersiapkan data sebelum memasuki tahap perancangan model prediksi. Pada tahap ini dilakukan normalisasi data untuk

menghilangkan nilai *null* menggunakan teknik *min-max scaling* pada dataset yang disiapkan agar meminimalkan *error* pada saat melakukan uji model prediksi.

Adapun perhitungan *min-max scaling* dilakukan dengan rumus berikut:

$$x_{norm} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (2.3.1)$$

Dimana x adalah data yang akan dinormalisasikan dan x_{norm} merupakan data yang telah dinormalisasi. Sedangkan $\min(x)$ adalah nilai minimum keseluruhan data dan $\max(x)$ adalah nilai maksimum dari keseluruhan data.

2. Alokasi Data

Data pada penelitian ini dialokasikan mejadi dua jenis, yaitu data *training* atau data pembelajaran dan data *testing* atau data uji. Pembagian data untuk model prediksi yang dibangun dibagi dengan perbandingan 80:20, dimana sebanyak 80% dari total data akan dijadikan data *training* dan 20% lainnya akan dijadikan data *testing*. Kombinasi ini dipilih berdasarkan hasil uji coba serta pertimbangan penulis setelah dilakukan percobaan terhadap beberapa perbandingan jumlah data *testing* dan data *training*..

3. Konstruksi model LSTM

Pada tahap ini model akan dibuat berdasarkan parameter yang dimasukan.

Parameter-parameter yang dibutuhkan, antara lain:

- a. Jumlah Hidden Layer = 3 layer
- b. Jumlah Neuron pada Hidden layer = 50
- c. Nilai Batch size = 4, 16, 32, 64
- d. Epoch maksimum = 50, 100, 200
- e. Fungsi aktivasi = *sigmoid, tanh*

Jumlah *node* pada *neural network* terlebih dahulu ditentukan, terkhusus pada *hidden layer*, sebab *hidden layer* memiliki peran penting dalam menghitung hasil akhir dari *neural network* maka penentuan ini menjadi hal yang sangat penting sebelum menjalankan *training*. Pada tahap *training* akan dibuat model LSTM yang diawali dengan menentukan banyaknya *hidden layer*, *neuron* dan *epoch* yang akan digunakan. Dalam model LSTM akan dilakukan proses berupa. (Roondiwala. M, 2017)

a. *Forget gate* (f_t)

Proses ini menghilangkan informasi yang tidak dibutuhkan dengan menggunakan fungsi *sigmoid*. Fungsi *sigmoid* bertujuan untuk mentransformasikan nilai antara -1 dan 1 menjadi nilai antara 0 dan 1 .

$$\text{Sigmoid}(x_i) = \sigma(x_i) = \frac{1}{1 + e^{-x_i}} \quad (2.3.2)$$

Dimana :

x = data input

e = konstanta matematika (2,71828 18284 59045 23536 02874 71352)

Dimana nilai 1 artinya benar-benar mempertahankan elemen ini dan nilai 0 berarti benar-benar menghilangkan elemen ini.

Selanjutnya menghitung forget gate dengan rumus :

$$f_t = \sigma(W_f \cdot x_t + W_f \cdot h_{t-1} + b_f) \quad (2.3.3)$$

Keterangan:

f_t = *forget gate*

W_f = nilai *weight* untuk *forget gate*

x_t = nilai *input* pada orde ke t

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

b_f = nilai bias pada *forget gate*

b. Input gate (i_t)

Langkah selanjutnya, informasi diolah melalui komponen (i_t) untuk menentukan informasi yang diperbarui. Pada langkah ini juga membentuk kandidat vektor baru menggunakan fungsi aktivasi *tanh*. Kemudian keduanya digabungkan untuk membuat pembaruan ke tahapan selanjutnya dengan rumus:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot x_t + W_i \cdot h_{t-1} + b_i) \quad (2.3.4)$$

Keterangan:

i_t = *input gate*

σ = fungsi *sigmoid*

W_i = nilai *weight* untuk *input gate*

X_t = nilai input pada orde ke t

b_i = nilai bias pada *input gate*

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_c \cdot x_t + W_c \cdot h_{t-1} + b_c) \quad (2.3.5)$$

Keterangan:

$\tilde{c}_t$ = nilai baru yang dapat ditambahkan ke *memory cell*

tanh = fungsi tanh

W_c = nilai *weight* untuk *memory cell*

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

X_t = nilai input pada orde ke t

b_i = nilai bias untuk *memory cell*

dimana fungsi $\tanh$:

$$\tanh(x) = 2\sigma(2x) - 1 \quad (2.3.6)$$

Keterangan:

x_t = input data (vektor input x dalam timestep t)

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

b_i = nilai bias untuk *memory cell*

b_c = vektor bias

c. Cell state (c_t)

Pada tahap ini, nilai pada memory cell sebelumnya (c_{t-1}) diperbarui dengan nilai pada memory cell yang baru (c_t), melalui persamaan:

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * \tilde{c}_t \quad (2.3.7)$$

Keterangan:

C_t = *cell state*

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*

d. Output gate (o_t)

Tahap terakhir, output gate menjalankan sigmoid untuk menghasilkan nilai output pada hidden state dan menempatkan cell state pada $\tanh$, untuk membuat nilainya menjadi antara -1 dan 1 . Setelah itu, kalikan nilai output *sigmoid* dan nilai output $\tanh$ untuk menghasilkan bagian yang dipilih.

Dirumuskan sebagai berikut:

$$o_t = \sigma(W_o \cdot x_t + W_o \cdot h_{t-1} + b_o) \quad (2.3.8)$$

Keterangan:

O_t = *output gate*

σ = fungsi sigmoid

W_o = nilai *weight* untuk *output gate*

h_{t-1} = nilai input pada orde ke t

X_t = nilai input pada orde ke t

b_o = nilai bias pada *output gate*

Persamaan nilai output orde ke t diuraikan pada persamaan :

$$h_t = \tanh(c_t) * o_t \quad (2.3.9)$$

Keterangan :

h_t = nilai output orde t

O_t = *output gate*

$\tanh$ = fungsi tanh

C_t = *cell state*

4. Proses Training

Sebelum memulai training, membuat pemodelan LSTM dengan 3 *hidden layer*, penentuan jumlah *batch size* yaitu 32, penentuan *optimizer* adalah adam, *epoch* senilai 1000, dan penentuan fungsi loss menggunakan *Mean Squared Error*. Proses training akan dilakukan, dimana model akan dilatih menggunakan data training. *Weigh* tdan biasakan terus diperbarui untuk mendapatkan model yang sesuai. Setelah sebuah iterasi proses training, maka dilakukan proses

validation. Validation berguna untuk melihat seberapa baik model dari hasil training.

5. Proses Testing

Tahap ini akan membuat kembali model pembelajaran yang didapat dari proses training sebelumnya. Proses testing dilakukan untuk mengetahui efektivitas LSTM. Proses normalisasi dataset dimulai dengan melakukan konversi tanggal dan jam ke dalam format Datetime. Selanjutnya dilakukan kalkulasi *quantile* dari atribut untuk melihat *outlier*, kemudian dilanjutkan dengan pencarian dan interpolasi *outlier* sehingga diperoleh dataset.

6. Model Pelatihan

Output dari proses ini yaitu sebuah model *neural network* yang disebut *learned model* yang sudah selesai di *training* yang nantinya akan di *load* kembali saat melakukan proses *testing*. Selain itu total akurasi dan *loss* juga akan tercetak pada setiap akhir proses *training*.

7. Prediksi data uji

Proses pengujian dilakukan dengan menggunakan model optimal yang didapat dari proses pelatihan. Proses pengujian dilakukan dengan tujuan mengetahui nilai *error* pada jaringan yang dihasilkan dari proses pelatihan. Nilai *error* yang kecil menandakan jaringan dapat diimplementasikan pada proses peramalan. Proses pengujian dengan data uji dengan menggunakan nilai h_t dan C_t optimal yang didapatkan dari proses pelatihan kemudian diuji dengan proses data latih menggunakan RNN-LSTM dilakukan dengan menghitung semua fungsi gates unit pada setiap *neurons*. Dengan berurut, fungsi *gates* yang akan dihitung adalah *forget gates* (f_t), fungsi *input gates* (i_t) dan ($\tilde{c}_t$), fungsi *cell state*

(c_t), fungsi *output gates* (o_t), kemudian keluaran terakhir yang menjadi hasil yakni (h_t). Selanjutnya dilakukan denormalisasi untuk mengembalikan nilai data menjadi hasil nilai prediksi dengan menggunakan rumus:

$$x_t = x(\max(x) - \min(x)) + \min(x) \quad (2.3.10)$$

8. Akurasi

Pada tahap ini dilakukan akurasi peramalan dengan menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

Berikut rumus dari RMSE :

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (2.3.11)$$

Dimana :

$$\begin{aligned} y_i &= \text{Nilai aktual/ Nilai sebenarnya} \\ \hat{y}_i &= \text{Nilai hasil peramalan} \\ n &= \text{Jumlah data.} \end{aligned}$$

Sedangkan rumus dari MAPE yaitu :

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (2.3.12)$$

Dimana :

$$\begin{aligned} y_i &= \text{Nilai aktual/ Nilai sebenarnya} \\ \hat{y}_i &= \text{Nilai hasil peramalan} \\ n &= \text{Jumlah data.} \end{aligned}$$

BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian yang bersifat kuantitatif dikarenakan data yang digunakan berupa angka. Dengan berdasarkan tujuan yang telah dipaparkan sebelumnya yaitu mengetahui tingkat prediksi beserta efisiensi nilai mata uang bitcoin.

3.2 Data dan Sumber Data

Bentuk data yang digunakan pada penelitian ini berupa time series yang merupakan data sekunder, dimana penulis mengakses data harga bitcoin secara online melalui *Yahoo Finance*.

<https://finance.yahoo.com/quote/BTC-USD?p=BTC-USD&.tsrc=fin-srch>

Data sekunder adalah sumber data penelitian yang diperoleh peneliti secara tidak langsung melalui media perantara (diperoleh atau dicatat oleh pihak lain) (Nur Indrianto, 2013). Data yang diambil pada penelitian ini adalah data harga bitcoin mingguan pada periode awal bulan Januari 2017 sampai akhir Desember 2021 sebanyak 209 data, seperti yang dilampirkan.

3.3 Teknik Analisis Data

Beberapa tahapan dari penelitian ini dipaparkan sebagai berikut:

1. Pengumpulan data

Pada tahap pertama ini mempersiapkan data harga bitcoin yang terdiri dari 6 fitur yakni *date*, *open*, *high*, *low*, *close*, dan *volume*. Data yang digunakan

merupakan data harga bitcoin mingguan pada periode Januari 2015 sampai Desember 2021 yang didapatkan melalui situs Yahoo Finance.

2. Preprocessing

Pada tahap preprocessing yaitu mempersiapkan data sebelum memasuki tahap perancangan model prediksi. Pada tahap ini dilakukan normalisasi data untuk menghilangkan nilai *null* menggunakan teknik *min-max scaling* pada dataset yang disiapkan agar meminimalkan *error* pada saat melakukan uji model prediksi.

3. Alokasi Data

Data pada penelitian ini dialokasikan mejadi dua jenis, yaitu data *training* atau data pembelajaran dan data *testing* atau data uji. Pembagian data untuk model prediksi yang dibangun dibagi dengan perbandingan 80:20, dimana sebanyak 80% dari total data akan dijadikan data *training* dan 20% lainnya akan dijadikan data *testing*. Kombinasi ini dipilih berdasarkan hasil uji coba serta pertimbangan penulis setelah dilakukan percobaan terhadap beberapa perbandingan jumlah data *testing* dan data *training*.

4. Membuat konstruksi model LSTM menggunakan data latih

Dalam konstruksi RNN LSTM, tiga jenis bobot digunakan. Bobot pada RNN adalah bobot dari *input layer* ke *hidden layer*, bobot dari *hidden layer* ke *output layer* dan bobot dari *context layer* ke *hidden layer*. Selain bobot, Proses RNN LSTM juga termasuk inisialisasi parameter pembelajaran. Parameter pembelajaran pada RNN LSTM dalam penelitian ini adalah nilai *learning rate*, *epoch* dan *activation function*. Pembelajaran berhenti ketika nilai kesalahan mencapai target atau mencapai maksimum iterasi yang ditentukan.

5. Training data

Berikutnya adalah penjelasan dari proses training pada jaringan LSTM Network yang diusulkan :

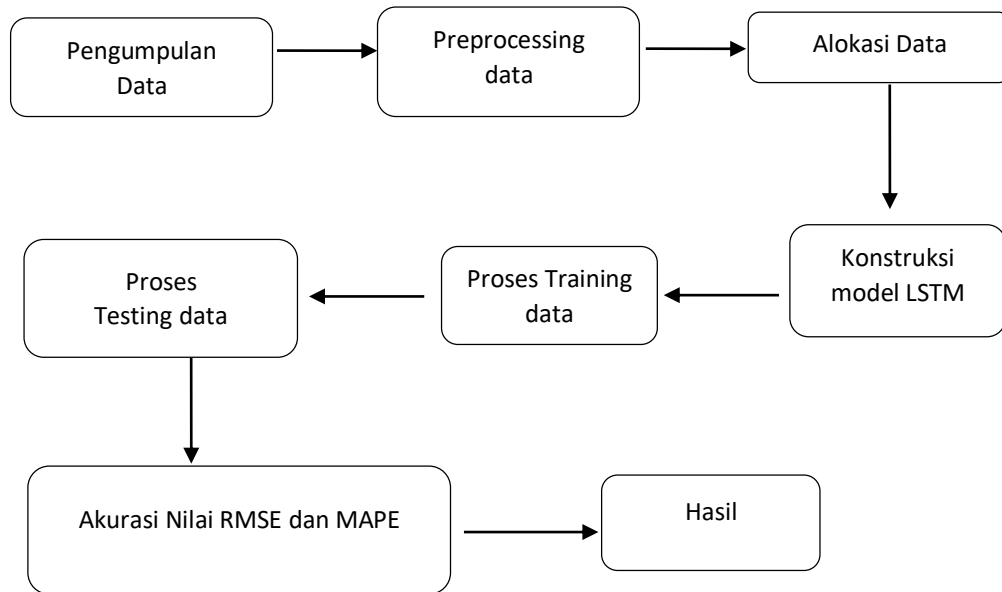
- a. Hitung semua *fungsi gates unit* pada setiap *neurons*. Dengan berurut fungsi *gates* yang akan dihitung adalah *forget gates*, fungsi *input gates*, dan yang terakhir fungsi *output gates* dengan persamaan yang telah diketahui sebelumnya.
- b. Menghitung fungsi aktivasi linear pada *output layer*.
- c. Jika telah melakukan perulangan sebanyak *epoch* yang telah ditentukan, maka berhenti. Jika belum, akan dilakukan optimasi dengan optimasi Adam dan memperbarui bobot dan bias pada sistem, kemudian kembali ke langkah dua.

6. Testing data

Model yang telah didapatkan pada proses training akan diuji dengan menggunakan data testing yang telah didapat dari *preprocessing* data, dengan metode akurasi yang digunakan menggunakan RMSE.

7. Melakukan uji akurasi model menggunakan RMSE dan MAPE

Root Mean Square Error (RMSE), adalah jumlah dari kesalahan kuadrat atau selisih antara nilai sebenarnya dengan nilai prediksi yang telah ditentukan. Sedangkan *Mean Precentage Absolute Error* (MAPE) sebenarnya nilai ini adalah lanjutan dari penentuan nilai MAE dengan menentukan nilai presentase yang dihasilkan.



Gambar 3.3 Teknik Analisis Data

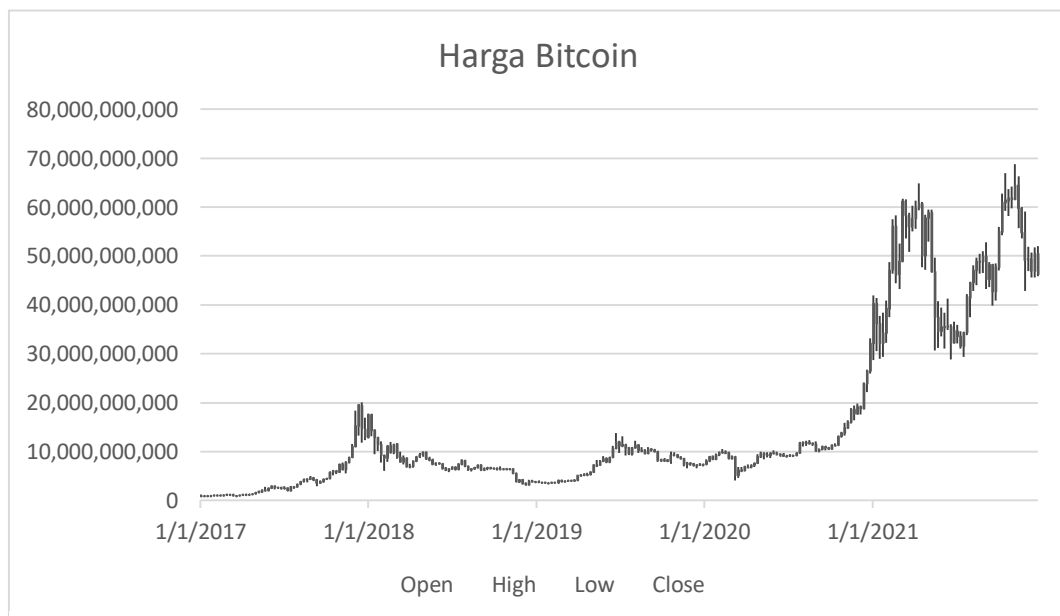
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pengumpulan Data

Pada penelitian ini menggunakan data harga bitcoin yang diambil melalui situs : <https://finance.yahoo.com/quote/BTC-USD?p=BTC-USD&.tsrc=fin-srch>.

Data yang diambil adalah data mingguan harga bitcoin pada periode awal Januari 2017 sampai akhir Desember 2021 sebanyak 209 data, seperti yang dilampirkan.

Karena pertumbuhan pasar *cryptocurrency* yang besar. Membuat volatilitas harga di pasar *cryptocurrency* cukup tinggi. Hal ini membuat pasar berpotensi mencangkup keuntungan, namun risiko di pasar cenderung bergerak dengan volatilitas tinggi. Pergerakan harga bitcoin mingguan selama 4 tahun tersebut dapat dilihat pada gambar 4.1. Dimana gambar tersebut berupa diagram garis yang mencakup data *open*, *high*, *low*, dan *close*.



Gambar 4.1 Grafik Pergerakan Harga Bitcoin

Dapat dilihat pada gambar 4.1 sejak awal tahun 2017 hingga akhir tahun 2018 mengalami kenaikan mencapai 20.000 USD, selanjutnya harga bitcoin mengalami fluktuasi sampai akhir tahun 2020. Namun pada awal 2021 harga bitcoin mengalami penguatan yang signifikan. Setelahnya, harga bitcoin cenderung melemah. Tercatat pada awal pertengahan tahun 2021 harga bitcoin mengalami penurunan yang drastis, dimana harga bitcoin yang awalnya sekitaran 65.000 USD turun menjadi 30.000 USD.

4.2 Preprocessing Data

Sebelum melanjutkan ke tahap perancangan model prediksi, maka pada tahap ini, dilakukan normalisasi data. Bertujuan untuk menghapus data yang tidak digunakan saat akan melakukan proses prediksi. Untuk menghilangkan nilai *null* menggunakan teknik *min-max scaling* pada data set yang disiapkan agar meminimalisir *error* pada saat melakukan uji model prediksi. Hasil normalisasi dapat dilihat pada tabel 4.1.

Tabel 4.1 Data Normalisasi

Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
1/1/2017	0.00228665	0.0038863	0.0011174	0.00141668	0.00141668	0.00169133
1/8/2017	0.00141478	0.000226297	0	0	0	0.000605471
1/15/2017	0	0	0.0009413	0.00162412	0.00162412	0.000116668
1/22/2017	0.00163525	0.000149686	0.00224025	0.00162099	0.00162099	0
1/29/2017	0.00163308	0.00174667	0.00269283	0.00352685	0.00352685	0.000270886
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
12/28/2021	0.848479	0.857414	0.694152	0.760117	0.760117	0.349118
12/5/2021	0.7603	0.751632	0.761191	0.762659	0.762659	0.291291
12/12/2021	0.762709	0.733803	0.739043	0.723167	0.723167	0.275786
12/29/2021	0.723409	0.749852	0.738735	0.779428	0.779428	0.233512
12/26/2021	0.779584	0.751949	0.742693	0.714646	0.714646	0.224599

4.3 Alokasi Data

Data pada penelitian ini dialokasikan menjadi dua jenis, yaitu data training atau data pembelajaran dan data testing atau data uji. Pembagian data untuk model prediksi yang dibangun dibagi dengan perbandingan 80:20, dimana sebanyak 80% dari total data akan dijadikan data training dan 20% lainnya akan dijadikan data testing. Kombinasi ini dipilih berdasarkan hasil uji coba serta pertimbangan penulis setelah dilakukan percobaan terhadap beberapa perbandingan jumlah data testing dan data training.

4.4. Membuat konstruksi model LSTM menggunakan data latih

Pemodelan LSTM yang dibangun pada penelitian ini menggunakan tiga *layer* dengan rincian dua LSTM *layer* dan 1 *dense layer*. Pada *layer* pertama yang menjadi input *layer* diisi sebanyak 50, *neuron*, selanjutnya pada *hidden layer* LSTM diisi dengan *neuron* sebanyak kemudian pada *dense layer* diisi dengan 1 *neuron* pada *output layer*. Beberapa parameter yang digunakan merupakan *default* keras seperti fungsi aktivasi *tanh* dan *sigmoid* serta bias *Optimizer*. Variabel lainnya merupakan variabel terpilih setelah dilakukan beberapa percobaan. Parameter-parameter tersebut dapat dilihat pada tabel 4.2.

Tabel 4.2 Parameter pada LSTM

No	Jenis	Nilai/Uraian
1	Layer	3
2	Activation	Tanh
3	Recurrent Activation	Sigmoid
4	Optimizer	Adam
5	Epoch maximum	50, 100, 200
6	Batch size	4, 16, 32, 64

4.5 Proses Training

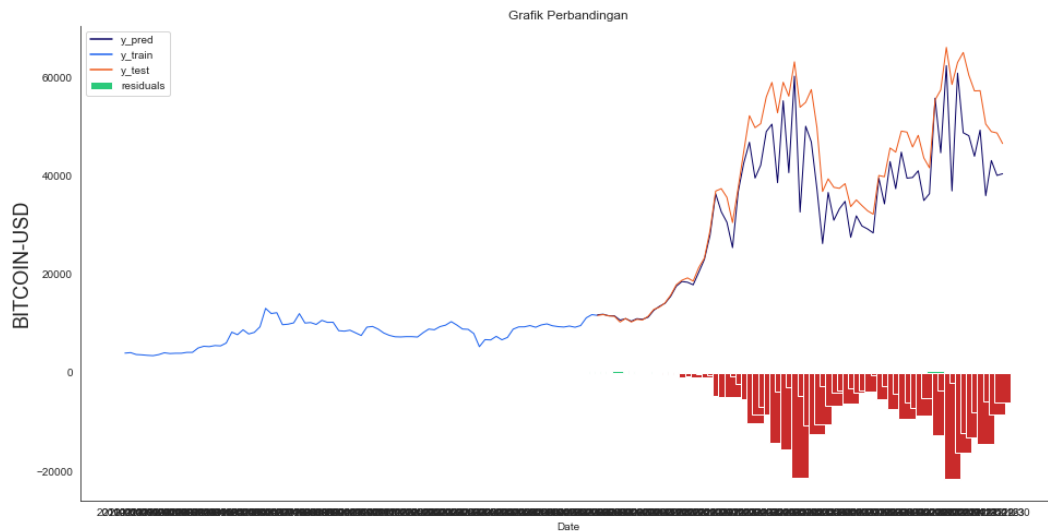
Tabel 4.3 Hasil Data Training

y_train
0.02887
0.0281142
0.0254294
0.0275698
0.018446
0.0312703
0.0299549
0.038334
0.0481149
0.0529748

Selanjutnya, perlu diketahui bahwa jumlah *Epoch* memengaruhi akurasi prediksi. Nilai RMSE terendah menunjukkan akurasi terbaik yang didapatkan dari hasil pengujian pada tabel 4.3. Untuk mengilustrasikan perbandingan hasil prediksi dan nilai aktual ditunjukkan melalui gambar 4.2 dan gambar 4.3 yang ditampilkan dengan tiga warna grafik yaitu y_{pred} , y_{train} dan y_{test} . Warna biru menampilkan nilai awal prediksi sebelum diproses, sedangkan warna biru gelap menampilkan data harga aktual sedangkan warna jingga menampilkan data harga hasil prediksi. Gambar yang ditunjukkan merupakan gambar dengan nilai RMSE terbaik dari data harga bitcoin.

4.6 Proses Testing

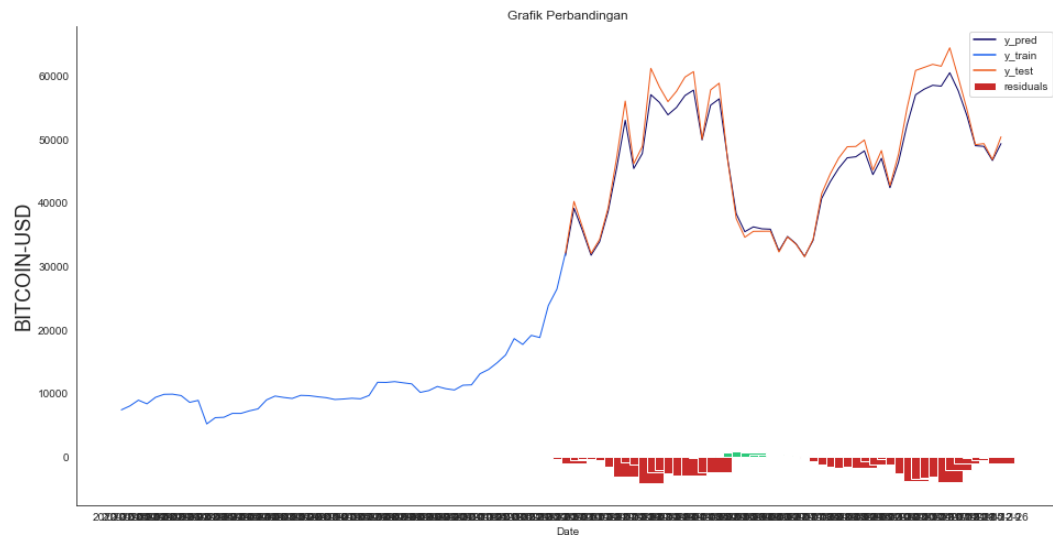
Berikut adalah perbandingan grafik data pada tahun 2015 sampai tahun 2021 dengan data tahun 2017 sampai tahun 2021.



Gambar 4.2 Grafik harga Bitcoin dengan *Epoch* 50 tahun (2015-2021)

Pada Gambar 4.2 memperlihatkan perbandingan grafik harga aktual dan prediksi LSTM terhadap harga Bitcoin dengan nilai RMSE pada tes menggunakan jumlah *Epoch* 50. Dapat dilihat perbedaan paling signifikan antara harga aktual dan hasil prediksi mencapai $\pm$ -20.000 USD. Hal ini menunjukkan bahwa hasil data pada tahun 2015 sampai 2021 memiliki residuals yang tinggi dan hasil yang kurang akurat.

Selanjutnya penulis mencoba untuk mengurangi data yang awalnya dimulai dari tahun 2015, dikurangi dan dimulai dari tahun 2017 agar mencapai hasil yang lebih baik dari sebelumnya.



Gambar 4.3 hasil Prediksi harga Bitcoin dengan *Epoch* 50 (2017-2021)

Pada Gambar 4.3 dapat dilihat dengan jelas bahwa perbandingan grafik harga aktual dan prediksi LSTM terhadap harga Bitcoin dengan nilai RMSE pada tes menggunakan jumlah *Epoch* 50. Perubahan sangat mencolok dari hasil data yang sebelumnya, perbedaan paling signifikan antara harga aktual dan hasil prediksi mencapai ± 10.000 USD.

Tabel 4.4 Prediksi Harga Bitcoin

y_pred	y_test	y_test unscaled
31721	0.492027	32129.4
39172.7	0.619701	40254.2
35649.8	0.555422	36163.6
31775.1	0.491006	32064.4
33900.8	0.525679	34270.9
38677.8	0.603924	39250.2
45514.1	0.727504	47114.5
53043.4	0.868209	56068.6
45433.5	0.71304	46194
47795.1	0.755855	48918.7
57071.6	0.949177	61221.1
55858.8	0.90343	58309.9
53899.2	0.866738	55974.9
55058	0.89235	57604.8
56939.3	0.927572	59846.2

57791.3	0.941017	60701.9
49941	0.773677	50052.8
55416.9	0.895823	57825.9
56413.7	0.912347	58877.4
46927.9	0.721252	46716.6
38318.4	0.576916	37531.4
35485.3	0.530967	34607.4
36244.2	0.5456	35538.6
35940.4	0.54587	35555.8
35879.6	0.545985	35563.1
32463.3	0.494512	32287.5
34737.6	0.531881	34665.6
33590.3	0.513708	33509.1
31603.2	0.482669	31533.9
34125	0.525984	34290.3

Pada tabel 4.4 terdapat 30 data yang dihasilkan dari prediksi dalam bentuk normalisasi, dan selanjutnya dilakukan proses denormalisasi untuk mengembalikan nilai data menjadi hasil nilai prediksi.

4.7 Akurasi

Nilai dari kesalahan kuadrat atau selisih antara nilai sebenarnya dengan nilai prediksi yang telah ditentukan. Terlihat pada tabel 4.4 sebelumnya.

Tabel 4.5 Hasil RMSE dan MAPE

Akurasi	Nilai (2015-2021)	Nilai (2017-2021)
<i>Root Mean Squared Error (RMSE)</i>	7368.7	1828.66
<i>Mean Absolute Percentage Error (MAPE)</i>	11.09%	2.65 %

Pada tabel 4.5 hasil akurasi yang didapatkan dari tahun 2015 sampai tahun 2021 adalah RMSE 7368.7 dan MAPE 11.09% dengan menggunakan 50 epoch. Dan akurasi yang didapatkan dari dari tahun 2017 sampai tahun 2021 yaitu RMSE

1828.66 dan MAPE 2.65%. Seperti yang disebut di atas, semakin kecil RMSE maka semakin baik performansi modelnya, untuk mendekati 0 sendiri bukan berarti harus mendekati 0 tetapi juga diukur dengan kerapatan antara nilai real, valid dan prediksi pada hasil model tersebut, setelahnya baru dapat digunakan untuk menampilkan hasil akhir. Dengan begitu, dapat disimpulkan bahwa hasil akurasi dari tahun 2017 sampai tahun 2021 lebih baik daripada tahun 2015 sampai tahun 2021.

BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan tersebut, dapat disimpulkan beberapa hasil yang didapatkan dalam penelitian ini, diantaranya:

1. Hasil prediksi untuk seminggu setelahnya dapat dilihat pada tabel 4.5 mengalami penurunan, dimana bahwa yang sebelumnya 0.779584 menjadi 0.492027.
2. Pembentukan model LSTM dan penerapannya pada data *time series*, dengan 3 *hidden layer*, penentuan jumlah *batch size* yaitu 32, penentuan *optimizer* adalah adam, *epoch* senilai 50 menghasilkan perhitungan terhadap data harga bitcoin, Hal ini ditunjukkan dengan nilai RMSE prediksi pada tahun 2017 sampai tahun 2021 yang lebih kecil dari nilai standar deviasi uji dataset sebesar 1828.66 dan MAPE 2.65 %.

5.2 Saran

Beberapa hal yang mungkin dapat dilakukan untuk penelitian selanjutnya adalah melakukan penyesuaian terhadap jumlah *hidden layer*, *Epoch*, *batch size*, pembagian dataset maupun menambahkan *dropout* pada *hidden layer* untuk meningkatkan nilai akurasi model prediksi yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- A. Yadav, C. K. (2020). Optimizing LSTM for time series prediction in Indian stock market. *Procedia Comput. Sci.*, 2091-2100.
- Digmi, I. (2018). Memahami Epoch Batch Size Dan Iteration. <https://imam.digmi.id/post/memahamiePOCH-batch-size-dan-iteration/>.
- Departemen Agama RI, Al-quran dan Terjemahnya, Bandung: PT Mizan Buaya Kreativa, 2012.
- I. Zulfa, E. W. (2017). Sentimen Analisis Tweet Berbahasa Indonesia Dengan Deep Belief Network. *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst., vol. 11, no. 2,, 187.*
- Karpathy, A., Johnson, J., & Fei-Fei, L. (2015). Visualizing and understanding recurrent networks. *arXiv preprint arXiv:1506.02078*.
- Le, X., Ho, H., Lee, G., & Jung, S. (2019, 07). Application of Long Short-Term Memory (LSTM) Neural Network for Flood Forecasting. *Water*, 11, 1387. doi:10.3390/w11071387
- N. Huda, R. H. (2020). “Risiko dan Tingkat Keuntungan Investasi Cryptocurrency”. *J. Manaj. dan Bisnis vol. 17, no. 1, 72-84.*
- Nakamoto, S. (2009). *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*.
- Nur Indrianto, B. S. (2013). Metodologi Penelitian Bisnis untuk Akuntansi dan Manajemen. *BPFE Yogyakarta*, 142-143.
- Nurhayati, Soekarno, I., Hadihardaja, I. K., & Cahyono, M. (2014). A study of hold-out and k-fold cross validation for accuracy of groundwater modeling in tidal lowland reclamation using extreme learning machine. Dalam *2014 2nd International Conference on Technology, Informatics, Management, Engineering Environment* (hal. 228-233). 10.1109/TIME-E.2014.7011623.
- O. Wijaya, D. A. (2017). *Blockchain : Dari Bitcoin Untuk Dunia*. Jakarta: Jasakom.
- Olah, C. (2015). Understanding LSTM Networks. <http://colah.github.io/2015-08-Understanding-LSTMs/>.
- R. A. Wibowo, B. R. (2019). Peramalan Dengan Volatilitas Frekuensi Tinggi Untuk Vector Regression Dan Regresi Linier Forecasting High Frequency Volatility for Cryptocurrencies and Conventional Currencies With Support Vector Regression. *Perio,*” vol. 6, no. 3, 5647–5652.
- Roondiwala. M, P. V. (2017). Predicting stock prices using lstm. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 6.

- Salehinejad, H., Baarbe, J., Sankar, S., Barfett, J., Colak, E., & Valaee, S. (2018). Recent Advances in Recurrent Neural Networks. *CoRR*, *abs/1801.01078*.
- Setyaningsih, F. A. (2015). Perbandingan Algoritma Genetika dan Metode Statistika ARIMA. *Prosiding Semirata*, 69-82.
- Sezer, O. B., Ozbayoglu, M., & Dogdu, E. (2017). A Deep Neural-Network Based Stock Trading System Based on Evolutionary Optimized Technical Analysis Parameters. *Procedia Computer Science*, 473–480.
- Shovkhalov, S. I. (2021). *Economic and Legal Analysis of Cryptocurrency*. Rusia: Scientific Views from Russia and the Muslim World.
- Suyudi, M. A., Djamal, E. C., & Maspupah, A. (2019). Prediksi Harga Saham menggunakan Metode Recurrent Neural Network. *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi*.
- Tiara Dhana, D. (2015). Bitcoin sebagai Alat Pembayaran yang Legal dalam Transaksi Online. *Kumpulan Jurnal Mahasiswa Fakultas Hukum*.

RIWAYAT HIDUP



Arik Adi Pramono dilahirkan di Kabupaten Malang pada tanggal 18 April 1996, anak ketiga dari tiga bersaudara, pasangan Bapak Bambang dan Ibu Sunariyah. Pendidikan dasar ditempuh di SD Negeri Bokor, Kecamatan Tumpang, Kabupaten Malang, Jawa Timur yang ditamatkan pada tahun 2009. Kemudian melanjutkan pendidikan menengah pertama di SMP Negeri 1 Tumpang, Kecamatan Tumpang, Kabupaten Malang dan tamat pada tahun 2012. Kemudian melanjutkan pendidikan menengah kejuruan di SMK Negeri 6 Malang, Kabupaten Malang kemudian tamat pada tahun 2015. Pendidikan selanjutnya ditempuh di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang melalui jalur SBMPTN dengan mengambil Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi.

LAMPIRAN

Lampiran data yang digunakan :

Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
01/01/2017	963.658.020	1.191.099.976	823.556.030	908.585.022	908.585.022	2041699008
08/01/2017	908.174.988	942.723.999	755.755.981	818.411.987	818.411.987	1211686288
15/01/2017	818.142.029	927.367.004	812.870.972	921.789.001	921.789.001	838052200
22/01/2017	922.205.017	937.525.024	891.687.012	921.590.027	921.590.027	748873200
29/01/2017	922.067.017	1.045.900.024	919.148.010	1.042.900.024	1.042.900.024	955933988
05/02/2017	1.043.520.020	1.088.989.990	946.690.979	1.004.450.012	1.004.450.012	1273765016
12/02/2017	1.003.520.020	1.061.099.976	976.002.014	1.054.420.044	1.054.420.044	753666904
19/02/2017	1.054.760.010	1.200.390.015	1.041.689.941	1.143.839.966	1.143.839.966	1170044288
26/02/2017	1.144.270.020	1.280.310.059	1.130.199.951	1.255.150.024	1.255.150.024	1529353008
05/03/2017	1.254.290.039	1.276.000.000	1.077.250.000	1.175.829.956	1.175.829.956	1971041976
12/03/2017	1.176.619.995	1.257.979.980	957.655.029	973.817.993	973.817.993	3117032976
19/03/2017	976.729.980	1.122.430.054	903.713.013	972.778.992	972.778.992	2586791008
26/03/2017	974.015.015	1.091.719.971	954.185.974	1.080.500.000	1.080.500.000	2390882976
02/04/2017	1.080.609.985	1.188.369.995	1.075.449.951	1.175.949.951	1.175.949.951	2983281088
09/04/2017	1.176.569.946	1.208.069.946	1.156.439.941	1.172.520.020	1.172.520.020	1773465040
16/04/2017	1.172.609.985	1.240.790.039	1.172.609.985	1.231.709.961	1.231.709.961	1831617008
23/04/2017	1.231.920.044	1.331.280.029	1.203.939.941	1.321.790.039	1.321.790.039	2466335984
30/04/2017	1.321.869.995	1.618.030.029	1.314.920.044	1.578.800.049	1.578.800.049	4649987904
07/05/2017	1.579.469.971	1.873.930.054	1.559.760.010	1.804.910.034	1.804.910.034	6624101952
14/05/2017	1.800.859.985	2.084.729.980	1.661.910.034	2.084.729.980	2.084.729.980	6205447008
21/05/2017	2.067.030.029	2.763.709.961	1.855.829.956	2.038.869.995	2.038.869.995	12064870016
28/05/2017	2.054.080.078	2.581.909.912	2.054.080.078	2.515.350.098	2.515.350.098	9615725056
04/06/2017	2.547.790.039	2.999.909.912	2.452.540.039	2.947.709.961	2.947.709.961	10980759936
11/06/2017	2.942.409.912	2.997.260.010	2.212.959.961	2.655.879.883	2.655.879.883	12555650048
18/06/2017	2.655.350.098	2.772.010.010	2.516.330.078	2.608.719.971	2.608.719.971	9148278912
25/06/2017	2.607.250.000	2.682.260.010	2.332.989.990	2.434.550.049	2.434.550.049	8088205952
02/07/2017	2.436.399.902	2.916.139.893	2.394.840.088	2.571.340.088	2.571.340.088	6107640000
09/07/2017	2.572.610.107	2.635.489.990	1.990.410.034	1.998.859.985	1.998.859.985	6798107008
16/07/2017	1.991.979.980	2.900.699.951	1.843.030.029	2.810.120.117	2.810.120.117	10058020096
23/07/2017	2.808.100.098	2.897.449.951	2.450.800.049	2.726.449.951	2.726.449.951	7309757952
30/07/2017	2.724.389.893	3.290.010.010	2.644.850.098	3.252.909.912	3.252.909.912	7738754880
06/08/2017	3.257.610.107	3.949.919.922	3.155.600.098	3.884.709.961	3.884.709.961	11564919936
13/08/2017	3.880.040.039	4.484.700.195	3.857.800.049	4.193.700.195	4.193.700.195	19623159808
20/08/2017	4.189.310.059	4.455.700.195	3.674.580.078	4.352.399.902	4.352.399.902	16322049920
27/08/2017	4.345.100.098	4.975.040.039	4.224.640.137	4.578.770.020	4.578.770.020	15186869888
03/09/2017	4.585.270.020	4.714.080.078	3.998.110.107	4.226.060.059	4.226.060.059	15722330240
10/09/2017	4.229.339.844	4.344.649.902	2.946.620.117	3.625.040.039	3.625.040.039	16003139968
17/09/2017	3.606.280.029	4.094.070.068	3.445.639.893	3.792.399.902	3.792.399.902	9494593984

24/09/2017	3.796.149.902	4.358.430.176	3.666.899.902	4.338.709.961	4.338.709.961	9159665024
01/10/2017	4.341.049.805	4.470.229.980	4.164.049.805	4.426.890.137	4.426.890.137	8183368064
08/10/2017	4.429.669.922	5.840.299.805	4.405.640.137	5.831.790.039	5.831.790.039	14178150016
15/10/2017	5.835.959.961	6.194.879.883	5.151.439.941	6.031.600.098	6.031.600.098	14547019776
22/10/2017	6.036.660.156	6.076.259.766	5.397.879.883	5.753.089.844	5.753.089.844	14158250112
29/10/2017	5.754.439.941	7.492.859.863	5.724.580.078	7.379.950.195	7.379.950.195	20320320512
05/11/2017	7.404.520.020	7.776.419.922	6.204.220.215	6.357.600.098	6.357.600.098	25764030208
12/11/2017	6.295.450.195	8.004.589.844	5.519.009.766	7.790.149.902	7.790.149.902	36061259776
19/11/2017	7.766.029.785	8.790.919.922	7.694.100.098	8.790.919.922	8.790.919.922	28174760192
26/11/2017	8.789.040.039	11.517.400.391	8.775.589.844	11.074.599.609	11.074.599.609	49278829568
03/12/2017	11.082.700.195	18.353.400.391	10.862.000.000	15.178.200.195	15.178.200.195	85290278400
10/12/2017	15.168.400.391	19.716.699.219	13.226.599.609	19.497.400.391	19.497.400.391	93995898880
17/12/2017	19.475.800.781	20.089.000.000	11.833.000.000	14.699.200.195	14.699.200.195	1,18999E+11
24/12/2017	14.608.200.195	16.930.900.391	12.350.099.609	12.952.200.195	12.952.200.195	87993499648
31/12/2017	12.897.700.195	17.712.400.391	12.755.599.609	17.527.000.000	17.527.000.000	1,20085E+11
07/01/2018	17.527.300.781	17.579.599.609	13.105.900.391	14.360.200.195	14.360.200.195	1,10804E+11
14/01/2018	14.370.799.805	14.511.799.805	9.402.290.039	12.899.200.195	12.899.200.195	99081799680
21/01/2018	12.889.200.195	12.895.900.391	10.129.700.195	11.440.700.195	11.440.700.195	66276818944
28/01/2018	11.475.299.805	12.040.299.805	7.796.490.234	9.174.910.156	9.174.910.156	62086830080
04/02/2018	9.175.700.195	9.334.870.117	6.048.259.766	8.621.900.391	8.621.900.391	63440451072
11/02/2018	8.616.129.883	11.139.500.000	7.931.100.098	11.112.700.195	11.112.700.195	51004749824
18/02/2018	11.123.400.391	11.958.500.000	9.546.969.727	9.813.070.313	9.813.070.313	58425489408
25/02/2018	9.796.419.922	11.528.200.195	9.407.059.570	11.489.700.195	11.489.700.195	48525440000
04/03/2018	11.497.400.391	11.704.099.609	8.513.030.273	8.866.000.000	8.866.000.000	49459369984
11/03/2018	8.852.780.273	9.937.500.000	7.783.049.805	7.916.879.883	7.916.879.883	41733099520
18/03/2018	7.890.520.020	9.177.370.117	7.397.990.234	8.668.120.117	8.668.120.117	42922330112
25/03/2018	8.612.809.570	8.682.009.766	6.683.930.176	6.973.529.785	6.973.529.785	38008469504
01/04/2018	7.003.060.059	7.530.939.941	6.526.870.117	6.911.089.844	6.911.089.844	32683980544
08/04/2018	6.919.979.980	8.183.959.961	6.661.990.234	7.986.240.234	7.986.240.234	39323340288
15/04/2018	7.999.330.078	8.997.570.313	7.881.720.215	8.895.580.078	8.895.580.078	47356449792
22/04/2018	8.925.059.570	9.745.320.313	8.727.089.844	9.348.480.469	9.348.480.469	59659319808
29/04/2018	9.346.410.156	9.964.500.000	8.891.049.805	9.858.150.391	9.858.150.391	58875169280
06/05/2018	9.845.309.570	9.940.139.648	8.223.500.000	8.504.889.648	8.504.889.648	51475660288
13/05/2018	8.515.490.234	8.881.120.117	7.974.819.824	8.247.179.688	8.247.179.688	43035579904
20/05/2018	8.246.990.234	8.562.410.156	7.331.140.137	7.355.879.883	7.355.879.883	36942770176
27/05/2018	7.362.080.078	7.695.830.078	7.090.680.176	7.643.450.195	7.643.450.195	34670210304
03/06/2018	7.632.089.844	7.754.890.137	7.397.000.000	7.531.979.980	7.531.979.980	32057529600
10/06/2018	7.499.549.805	7.499.549.805	6.285.629.883	6.550.160.156	6.550.160.156	32545109760
17/06/2018	6.545.529.785	6.822.500.000	6.006.600.098	6.162.479.980	6.162.479.980	27129189888
24/06/2018	6.164.279.785	6.465.509.766	5.826.410.156	6.404.000.000	6.404.000.000	28621590272
01/07/2018	6.411.680.176	6.863.990.234	6.289.290.039	6.856.930.176	6.856.930.176	31308469760
08/07/2018	6.857.799.805	6.885.910.156	6.136.419.922	6.276.120.117	6.276.120.117	25300870144
15/07/2018	6.272.700.195	7.594.669.922	6.256.509.766	7.419.290.039	7.419.290.039	33851729920

22/07/2018	7.417.799.805	8.424.269.531	7.383.819.824	8.192.150.391	8.192.150.391	36034749952
29/07/2018	8.205.820.313	8.272.259.766	6.984.069.824	7.032.850.098	7.032.850.098	32853390016
05/08/2018	7.031.080.078	7.166.549.805	6.109.029.785	6.295.729.980	6.295.729.980	30195810000
12/08/2018	6.283.649.902	6.617.350.098	5.971.049.805	6.423.759.766	6.423.759.766	33252310000
19/08/2018	6.422.569.824	6.816.790.039	6.297.930.176	6.763.189.941	6.763.189.941	25858160000
26/08/2018	6.754.640.137	7.242.290.039	6.620.750.000	7.193.250.000	7.193.250.000	29195270000
02/09/2018	7.189.580.078	7.388.430.176	6.197.520.020	6.225.979.980	6.225.979.980	32114610000
09/09/2018	6.223.379.883	6.596.100.098	6.201.220.215	6.543.200.195	6.543.200.195	26803560000
16/09/2018	6.536.680.176	6.814.560.059	6.208.339.844	6.721.979.980	6.721.979.980	31185650000
23/09/2018	6.715.319.824	6.785.029.785	6.381.859.863	6.601.959.961	6.601.959.961	31523220000
30/09/2018	6.604.709.961	6.653.299.805	6.454.029.785	6.588.310.059	6.588.310.059	26639470000
07/10/2018	6.590.680.176	6.675.060.059	6.236.470.215	6.285.990.234	6.285.990.234	26683720000
14/10/2018	6.288.490.234	6.965.060.059	6.258.680.176	6.489.189.941	6.489.189.941	29501390000
21/10/2018	6.490.089.844	6.556.379.883	6.447.029.785	6.480.379.883	6.480.379.883	23997140000
28/10/2018	6.482.660.156	6.547.140.137	6.306.990.234	6.361.259.766	6.361.259.766	27300350000
04/11/2018	6.365.470.215	6.552.160.156	6.294.569.824	6.409.220.215	6.409.220.215	30923520000
11/11/2018	6.413.629.883	6.434.209.961	5.358.379.883	5.554.330.078	5.554.330.078	36752180000
18/11/2018	5.559.740.234	5.653.609.863	3.795.159.912	3.880.760.010	3.880.760.010	39868010000
25/11/2018	3.880.780.029	4.413.020.508	3.585.060.059	4.214.671.875	4.214.671.875	44508218577
02/12/2018	4.200.733.398	4.301.519.531	3.280.228.760	3.476.114.746	3.476.114.746	38701792756
09/12/2018	3.473.227.539	3.685.305.664	3.191.303.467	3.236.761.719	3.236.761.719	31072371284
16/12/2018	3.236.274.658	4.198.429.688	3.233.819.824	4.014.182.617	4.014.182.617	43614479722
23/12/2018	4.020.994.629	4.271.792.480	3.642.632.080	3.820.408.691	3.820.408.691	40630431833
30/12/2018	3.822.384.766	3.947.981.201	3.707.231.201	3.845.194.580	3.845.194.580	33517267717
06/01/2019	3.836.519.043	4.109.020.996	3.653.069.824	3.661.301.025	3.661.301.025	38439179151
13/01/2019	3.658.868.164	3.758.533.447	3.544.927.246	3.728.568.359	3.728.568.359	37687409893
20/01/2019	3.725.446.045	3.743.387.939	3.539.721.436	3.602.460.449	3.602.460.449	36961115644
27/01/2019	3.604.687.256	3.612.671.387	3.400.819.824	3.521.060.791	3.521.060.791	40657704148
03/02/2019	3.516.139.648	3.695.614.014	3.391.023.682	3.671.203.613	3.671.203.613	39985821482
10/02/2019	3.673.201.416	3.695.613.037	3.607.697.754	3.629.787.598	3.629.787.598	43776342393
17/02/2019	3.633.359.375	4.166.286.133	3.619.182.129	4.142.526.855	4.142.526.855	60098641418
24/02/2019	4.145.458.008	4.210.641.602	3.787.058.838	3.864.415.039	3.864.415.039	59985354047
03/03/2019	3.862.266.113	3.987.237.793	3.733.749.756	3.963.313.721	3.963.313.721	66651059865
10/03/2019	3.966.174.316	4.077.036.377	3.863.559.082	4.048.725.830	4.048.725.830	68849408578
17/03/2019	4.047.719.482	4.097.359.863	4.005.151.367	4.035.826.416	4.035.826.416	67052415110
24/03/2019	4.035.163.574	4.296.806.641	3.934.031.250	4.106.660.156	4.106.660.156	71114750213
31/03/2019	4.105.456.055	5.307.003.418	4.094.100.830	5.059.817.383	5.059.817.383	1,15437E+11
07/04/2019	5.062.793.945	5.421.651.367	4.955.852.539	5.096.586.426	5.096.586.426	1,0509E+11
14/04/2019	5.095.758.789	5.358.490.723	5.024.069.336	5.337.886.230	5.337.886.230	86945624528
21/04/2019	5.335.878.906	5.642.044.434	5.177.368.652	5.268.291.016	5.268.291.016	1,06502E+11
28/04/2019	5.271.746.582	5.886.893.555	5.216.487.793	5.831.167.480	5.831.167.480	1,05047E+11
05/05/2019	5.831.068.359	7.333.002.930	5.653.687.500	7.204.771.484	7.204.771.484	1,28965E+11
12/05/2019	7.203.507.324	8.320.824.219	6.815.770.996	7.271.208.008	7.271.208.008	2,01415E+11

19/05/2019	7.267.962.891	8.261.941.406	7.267.962.891	8.052.543.945	8.052.543.945	1,72226E+11
26/05/2019	8.055.206.055	9.008.314.453	7.924.670.410	8.564.016.602	8.564.016.602	1,79428E+11
02/06/2019	8.565.473.633	8.809.303.711	7.564.488.770	7.954.127.930	7.954.127.930	1,4378E+11
09/06/2019	7.949.674.805	8.859.127.930	7.583.219.727	8.838.375.000	8.838.375.000	1,28313E+11
16/06/2019	8.841.440.430	11.157.345.703	8.814.556.641	10.701.691.406	10.701.691.406	1,38773E+11
23/06/2019	10.696.691.406	13.796.489.258	10.491.852.539	11.959.371.094	11.959.371.094	2,15245E+11
30/06/2019	11.931.991.211	12.178.383.789	9.737.884.766	11.208.550.781	11.208.550.781	1,89298E+11
07/07/2019	11.217.616.211	13.129.529.297	10.908.479.492	11.392.378.906	11.392.378.906	1,7782E+11
14/07/2019	11.381.020.508	11.451.204.102	9.163.134.766	10.767.139.648	10.767.139.648	1,62712E+11
21/07/2019	10.777.529.297	10.841.887.695	9.411.521.484	9.477.677.734	9.477.677.734	1,15851E+11
28/07/2019	9.491.626.953	10.946.781.250	9.252.296.875	10.821.726.563	10.821.726.563	1,07999E+11
04/08/2019	10.821.632.813	12.273.821.289	10.620.278.320	11.354.024.414	11.354.024.414	1,42184E+11
11/08/2019	11.349.740.234	11.528.189.453	9.675.316.406	10.231.744.141	10.231.744.141	1,22999E+11
18/08/2019	10.233.005.859	10.947.041.992	9.831.462.891	10.159.960.938	10.159.960.938	1,1174E+11
25/08/2019	10.160.737.305	10.512.328.125	9.421.629.883	9.630.664.063	9.630.664.063	1,07055E+11
01/09/2019	9.630.592.773	10.898.761.719	9.582.944.336	10.517.254.883	10.517.254.883	1,14216E+11
08/09/2019	10.518.114.258	10.595.637.695	9.980.776.367	10.358.048.828	10.358.048.828	1,04504E+11
15/09/2019	10.356.465.820	10.387.035.156	9.851.692.383	10.019.716.797	10.019.716.797	1,06775E+11
22/09/2019	10.024.115.234	10.074.444.336	7.895.629.395	8.245.915.039	8.245.915.039	1,249E+11
29/09/2019	8.246.037.109	8.497.692.383	7.830.758.789	8.151.500.488	8.151.500.488	97589935983
06/10/2019	8.149.876.953	8.721.780.273	7.905.766.113	8.336.555.664	8.336.555.664	1,17903E+11
13/10/2019	8.336.902.344	8.470.988.281	7.902.164.063	7.988.560.547	7.988.560.547	1,04014E+11
20/10/2019	7.997.807.129	10.021.744.141	7.446.988.770	9.244.972.656	9.244.972.656	1,59589E+11
27/10/2019	9.241.707.031	9.805.118.164	9.028.717.773	9.324.717.773	9.324.717.773	1,91826E+11
03/11/2019	9.324.787.109	9.505.051.758	8.775.534.180	8.813.582.031	8.813.582.031	1,61247E+11
10/11/2019	8.812.489.258	9.103.826.172	8.473.973.633	8.550.760.742	8.550.760.742	1,36086E+11
17/11/2019	8.549.470.703	8.727.789.063	6.936.706.543	7.397.796.875	7.397.796.875	1,59862E+11
24/11/2019	7.398.633.789	7.836.102.051	6.617.166.992	7.569.629.883	7.569.629.883	1,74158E+11
01/12/2019	7.571.616.211	7.743.431.641	7.170.922.852	7.556.237.793	7.556.237.793	1,24639E+11
08/12/2019	7.551.338.867	7.634.606.445	7.097.208.984	7.124.673.828	7.124.673.828	1,21071E+11
15/12/2019	7.124.239.746	7.346.602.539	6.540.049.316	7.191.158.691	7.191.158.691	1,59146E+11
22/12/2019	7.191.188.477	7.656.176.270	7.167.179.199	7.317.990.234	7.317.990.234	1,62447E+11
29/12/2019	7.317.647.461	7.513.948.242	6.914.996.094	7.410.656.738	7.410.656.738	1,52411E+11
05/01/2020	7.410.451.660	8.396.738.281	7.400.535.645	8.037.537.598	8.037.537.598	1,81723E+11
12/01/2020	8.033.261.719	9.012.198.242	8.009.059.082	8.942.808.594	8.942.808.594	2,30355E+11
19/01/2020	8.941.445.313	9.164.362.305	8.266.840.820	8.367.847.656	8.367.847.656	1,77153E+11
26/01/2020	8.364.410.156	9.553.125.977	8.325.498.047	9.392.875.000	9.392.875.000	2,0364E+11
02/02/2020	9.389.820.313	9.876.749.023	9.112.811.523	9.865.119.141	9.865.119.141	2,34209E+11
09/02/2020	9.863.894.531	10.457.626.953	9.729.334.961	9.889.424.805	9.889.424.805	2,92846E+11
16/02/2020	9.889.179.688	10.191.675.781	9.507.637.695	9.663.181.641	9.663.181.641	3,0533E+11
23/02/2020	9.663.318.359	9.951.746.094	8.492.932.617	8.599.508.789	8.599.508.789	3,05069E+11
01/03/2020	8.599.758.789	9.167.695.313	8.471.212.891	8.909.954.102	8.909.954.102	2,72082E+11
08/03/2020	8.908.206.055	8.914.343.750	4.106.980.957	5.200.366.211	5.200.366.211	3,32098E+11

15/03/2020	5.201.066.895	6.844.261.719	4.575.357.910	6.185.066.406	6.185.066.406	3,03805E+11
22/03/2020	6.185.558.105	6.892.511.230	5.785.004.395	6.242.193.848	6.242.193.848	2,84194E+11
29/03/2020	6.245.624.512	7.088.247.559	5.903.234.375	6.867.527.344	6.867.527.344	2,58431E+11
05/04/2020	6.862.537.598	7.427.939.453	6.715.929.199	6.859.083.008	6.859.083.008	2,67874E+11
12/04/2020	6.858.067.871	7.269.956.543	6.555.504.395	7.257.665.039	7.257.665.039	2,52521E+11
19/04/2020	7.260.922.363	7.641.363.770	6.834.442.383	7.569.936.035	7.569.936.035	2,45976E+11
26/04/2020	7.570.139.160	9.440.650.391	7.561.407.715	8.988.596.680	8.988.596.680	3,13789E+11
03/05/2020	8.983.614.258	9.996.743.164	8.645.024.414	9.593.896.484	9.593.896.484	3,44801E+11
10/05/2020	9.591.168.945	9.793.268.555	8.374.323.242	9.377.013.672	9.377.013.672	3,48896E+11
17/05/2020	9.374.929.688	9.906.030.273	8.869.930.664	9.209.287.109	9.209.287.109	2,54577E+11
24/05/2020	9.212.283.203	9.704.030.273	8.719.667.969	9.700.414.063	9.700.414.063	2,26118E+11
31/05/2020	9.700.105.469	10.199.565.430	9.432.296.875	9.653.679.688	9.653.679.688	1,96987E+11
07/06/2020	9.653.002.930	9.938.297.852	9.263.069.336	9.475.277.344	9.475.277.344	1,66348E+11
14/06/2020	9.477.553.711	9.579.430.664	8.990.175.781	9.332.340.820	9.332.340.820	1,41968E+11
21/06/2020	9.330.926.758	9.680.367.188	8.998.216.797	9.045.390.625	9.045.390.625	1,26627E+11
28/06/2020	9.048.460.938	9.309.754.883	8.975.525.391	9.132.488.281	9.132.488.281	1,04437E+11
05/07/2020	9.126.090.820	9.450.335.938	8.977.015.625	9.240.346.680	9.240.346.680	1,12445E+11
12/07/2020	9.241.054.688	9.319.418.945	9.088.947.266	9.159.040.039	9.159.040.039	1,07813E+11
19/07/2020	9.158.005.859	9.704.556.641	9.097.632.813	9.677.113.281	9.677.113.281	1,12606E+11
26/07/2020	9.680.234.375	11.794.775.391	9.652.847.656	11.759.592.773	11.759.592.773	1,81345E+11
02/08/2020	11.758.764.648	12.034.144.531	11.012.415.039	11.754.045.898	11.754.045.898	1,57448E+11
09/08/2020	11.737.325.195	12.150.994.141	11.195.708.984	11.865.698.242	11.865.698.242	1,70823E+11
16/08/2020	11.866.685.547	12.359.056.641	11.448.805.664	11.681.825.195	11.681.825.195	1,63519E+11
23/08/2020	11.679.696.289	11.807.631.836	11.185.941.406	11.506.865.234	11.506.865.234	1,48465E+11
30/08/2020	11.508.713.867	12.067.081.055	9.946.675.781	10.169.567.383	10.169.567.383	2,04204E+11
06/09/2020	10.167.216.797	10.578.837.891	9.916.493.164	10.442.170.898	10.442.170.898	2,64691E+11
13/09/2020	10.452.399.414	11.134.092.773	10.224.330.078	11.094.346.680	11.094.346.680	2,22498E+11
20/09/2020	11.095.870.117	11.095.870.117	10.197.865.234	10.750.723.633	10.750.723.633	2,3434E+11
27/09/2020	10.746.892.578	10.945.347.656	10.416.689.453	10.549.329.102	10.549.329.102	3,25607E+11
04/10/2020	10.550.440.430	11.442.210.938	10.528.890.625	11.296.361.328	11.296.361.328	3,08204E+11
11/10/2020	11.296.082.031	11.698.467.773	11.223.012.695	11.358.101.563	11.358.101.563	1,63731E+11
18/10/2020	11.355.982.422	13.184.566.406	11.347.578.125	13.108.062.500	13.108.062.500	2,04722E+11
25/10/2020	13.108.063.477	14.028.213.867	12.822.382.813	13.780.995.117	13.780.995.117	2,40873E+11
01/11/2020	13.780.995.117	15.903.437.500	13.243.160.156	14.833.753.906	14.833.753.906	2,35931E+11
08/11/2020	14.833.753.906	16.463.177.734	14.744.110.352	16.068.138.672	16.068.138.672	2,09385E+11
15/11/2020	16.068.139.648	18.936.621.094	15.793.534.180	18.642.232.422	18.642.232.422	2,5688E+11
22/11/2020	18.642.232.422	19.390.964.844	16.351.035.156	17.717.414.063	17.717.414.063	3,12086E+11
29/11/2020	17.719.634.766	19.845.974.609	17.559.117.188	19.154.230.469	19.154.230.469	2,58929E+11
06/12/2020	19.154.179.688	19.411.828.125	17.619.533.203	18.803.656.250	18.803.656.250	1,93522E+11
13/12/2020	18.806.765.625	24.085.855.469	18.734.332.031	23.869.832.031	23.869.832.031	2,6933E+11
20/12/2020	23.861.765.625	26.718.070.313	22.159.367.188	26.437.037.109	26.437.037.109	3,10497E+11
27/12/2020	26.439.373.047	33.155.117.188	25.922.769.531	32.127.267.578	32.127.267.578	3,67441E+11
03/01/2021	32.129.408.203	41.946.738.281	28.722.755.859	40.254.546.875	40.254.546.875	5,37519E+11

10/01/2021	40.254.218.750	41.420.191.406	30.549.599.609	36.178.140.625	36.178.140.625	5,36522E+11
17/01/2021	36.163.648.438	37.755.890.625	28.953.373.047	32.067.642.578	32.067.642.578	4,27155E+11
24/01/2021	32.064.376.953	38.406.261.719	29.367.138.672	34.269.523.438	34.269.523.438	4,90927E+11
31/01/2021	34.270.878.906	40.846.546.875	32.270.175.781	39.266.011.719	39.266.011.719	4,37173E+11
07/02/2021	39.250.191.406	48.745.734.375	37.446.152.344	47.105.515.625	47.105.515.625	5,74273E+11
14/02/2021	47.114.507.813	57.505.226.563	46.347.476.563	56.099.519.531	56.099.519.531	4,89884E+11
21/02/2021	56.068.566.406	58.330.570.313	44.454.843.750	46.188.453.125	46.188.453.125	7,65133E+11
28/02/2021	46.194.015.625	52.535.136.719	43.241.617.188	48.912.382.813	48.912.382.813	3,4342E+11
07/03/2021	48.918.679.688	61.683.863.281	48.918.679.688	61.243.085.938	61.243.085.938	3,73075E+11
14/03/2021	61.221.132.813	61.597.917.969	53.555.027.344	58.313.644.531	58.313.644.531	3,855E+11
21/03/2021	58.309.914.063	58.767.898.438	50.856.570.313	55.973.511.719	55.973.511.719	4,07386E+11
28/03/2021	55.974.941.406	60.267.187.500	55.071.113.281	57.603.890.625	57.603.890.625	4,05285E+11
04/04/2021	57.604.839.844	61.276.664.063	55.604.023.438	59.793.234.375	59.793.234.375	4,11107E+11
11/04/2021	59.846.230.469	64.863.097.656	59.289.796.875	60.683.820.313	60.683.820.313	4,5693E+11
18/04/2021	60.701.886.719	61.057.457.031	47.714.664.063	50.050.867.188	50.050.867.188	4,96071E+11
25/04/2021	50.052.832.031	58.448.339.844	47.159.484.375	57.828.050.781	57.828.050.781	3,43171E+11
02/05/2021	57.825.863.281	59.464.613.281	52.969.054.688	58.803.777.344	58.803.777.344	4,31037E+11
09/05/2021	58.877.390.625	59.519.355.469	46.664.140.625	46.760.187.500	46.760.187.500	4,85827E+11
16/05/2021	46.716.636.719	49.720.042.969	30.681.496.094	37.536.632.813	37.536.632.813	5,49208E+11
23/05/2021	37.531.449.219	40.782.078.125	31.227.339.844	34.616.066.406	34.616.066.406	3,9703E+11
30/05/2021	34.607.406.250	39.478.953.125	33.520.738.281	35.551.957.031	35.551.957.031	2,51618E+11
06/06/2021	35.538.609.375	38.334.324.219	31.114.443.359	35.552.515.625	35.552.515.625	2,86672E+11
13/06/2021	35.555.789.063	41.295.269.531	34.864.109.375	35.615.871.094	35.615.871.094	2,73955E+11
20/06/2021	35.563.140.625	36.059.484.375	28.893.621.094	32.186.277.344	32.186.277.344	3,06694E+11
27/06/2021	32.287.523.438	36.542.109.375	32.071.757.813	34.668.546.875	34.668.546.875	2,42317E+11
04/07/2021	34.665.566.406	35.937.566.406	32.133.183.594	33.520.519.531	33.520.519.531	1,83261E+11
11/07/2021	33.509.078.125	34.592.156.250	31.100.673.828	31.533.068.359	31.533.068.359	1,48823E+11
18/07/2021	31.533.884.766	34.490.390.625	29.360.955.078	34.292.445.313	34.292.445.313	1,54346E+11
25/07/2021	34.290.292.969	42.235.546.875	33.881.835.938	41.626.195.313	41.626.195.313	2,31721E+11
01/08/2021	41.460.843.750	44.689.859.375	37.458.003.906	44.555.800.781	44.555.800.781	2,17288E+11
08/08/2021	44.574.437.500	48.098.683.594	42.848.687.500	47.096.945.313	47.096.945.313	2,39582E+11
15/08/2021	47.096.667.969	49.717.019.531	43.998.316.406	48.905.492.188	48.905.492.188	2,41908E+11
22/08/2021	48.869.105.469	50.482.078.125	46.394.281.250	48.902.402.344	48.902.402.344	2,23429E+11
29/08/2021	48.911.250.000	50.982.273.438	46.562.437.500	49.944.625.000	49.944.625.000	2,51792E+11
05/09/2021	49.937.859.375	52.853.765.625	43.285.207.031	45.201.457.031	45.201.457.031	2,95752E+11
12/09/2021	45.206.628.906	48.791.781.250	43.591.320.313	48.278.363.281	48.278.363.281	2,27056E+11
19/09/2021	48.268.855.469	48.328.367.188	39.787.609.375	42.716.593.750	42.716.593.750	2,66406E+11
26/09/2021	42.721.628.906	48.436.011.719	40.829.667.969	47.711.488.281	47.711.488.281	2,27065E+11
03/10/2021	47.680.027.344	55.922.980.469	47.045.003.906	54.968.222.656	54.968.222.656	2,4903E+11
10/10/2021	54.952.820.313	62.757.128.906	54.264.257.813	60.892.179.688	60.892.179.688	2,8758E+11
17/10/2021	60.887.652.344	66.930.390.625	59.164.468.750	61.393.617.188	61.393.617.188	2,59573E+11
24/10/2021	61.368.343.750	63.729.324.219	58.206.917.969	61.888.832.031	61.888.832.031	2,51189E+11
31/10/2021	61.850.488.281	64.242.792.969	59.695.183.594	61.527.480.469	61.527.480.469	2,34579E+11

07/11/2021	61.554.921.875	68.789.625.000	61.432.488.281	64.469.527.344	64.469.527.344	2,59381E+11
14/11/2021	64.455.371.094	66.281.570.313	55.705.179.688	59.697.195.313	59.697.195.313	2,52419E+11
21/11/2021	59.730.507.813	60.004.425.781	53.569.765.625	54.815.078.125	54.815.078.125	2,41937E+11
28/11/2021	54.813.023.438	59.113.402.344	42.874.617.188	49.200.703.125	49.200.703.125	2,67609E+11
05/12/2021	49.201.519.531	51.934.781.250	46.942.347.656	49.362.507.813	49.362.507.813	2,23407E+11
12/12/2021	49.354.855.469	50.724.867.188	45.598.441.406	46.848.777.344	46.848.777.344	2,11556E+11
19/12/2021	46.853.867.188	51.814.027.344	45.579.808.594	50.429.859.375	50.429.859.375	1,79242E+11
26/12/2021	50.428.691.406	51.956.328.125	45.819.953.125	46.306.445.313	46.306.445.313	1,72429E+11

Lampiran Script Program :

```
import math
from math import sqrt
import numpy as np
import pandas as pd
from pandas import read_csv
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.dates as mdates
import tensorflow as tf
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from tensorflow.keras import Sequential
from tensorflow.keras.layers import LSTM, Dense
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from keras.wrappers.scikit_learn import KerasRegressor
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
import seaborn as sns
sns.set_style('white', { 'axes.spines.right': False, 'axes.spines.top': False})

# Import data saham
df = read_csv(r'E:\SKRIPSI\Bitcoin.csv', header=0, index_col=0)
print(df)

# mengurutkan data
dataset = df.sort_values(by=['Date']).copy()

# Banyaknya baris
n_baris = dataset.shape[0]
print(dataset.shape)

# Convert data dalam bentuk array
np_data_unscaled = np.array(dataset)
np_data = np.reshape(np_data_unscaled,(n_baris, -1))
print(np_data.shape)

# Proses segmentasi/clustering
# Menyiapkan data dengan format yang diminta RNN [samples, time steps,
features]
# Mengatur banyak sample, panjang baris time steps per sample, dan 6 fitur
panjang_urutan = 24

def partition_dataset(panjang_urutan, data):
    x, y = [], []
    data_len = data.shape[0]
    for i in range(panjang_urutan, data_len):
        x.append(data[i-panjang_urutan:i,:])
        y.append(data[i, 0])
```

```

# Convert x dan y dalam bentuk numppy array
x = np.array(x)
y = np.array(y)
return x, y

# Proses Normalisasi
scaler = MinMaxScaler()
np_data_scaled = scaler.fit_transform(np_data_unscaled)

# Data latih sebanyak 80%
n_datalatih = 209

# Pembagian data latih dan data uji
train_data = np_data_scaled[0:n_datalatih, :]
test_data = np_data_scaled[n_datalatih - panjang_urutan:, :]
print(train_data.shape)
print(test_data.shape)

x_train, y_train = partition_dataset(panjang_urutan, train_data)
x_test, y_test = partition_dataset(panjang_urutan, test_data)

print(x_train.shape, y_train.shape)
print(x_test.shape, y_test.shape)

# Konstruksi Model LSTM
def build_model(optimizer):
    grid_model = Sequential()
    grid_model.add(LSTM(50, activation='tanh', recurrent_activation='sigmoid',

return_sequences=True,input_shape=(x_train.shape[1],x_train.shape[2])))
#neuron=50
    grid_model.add(LSTM(50, activation='tanh', recurrent_activation='sigmoid'))
    grid_model.add(Dense(1))
    grid_model.compile(loss = 'mse',optimizer = optimizer)
    return grid_model

grid_model = KerasRegressor(build_fn=build_model,verbose=1)
parameters = {'batch_size' : [4,16,32],
              'epochs' : [50,100,200],
              'optimizer' : ['adam'] }
grid_search = GridSearchCV(estimator = grid_model,
                           param_grid = parameters,
                           cv = 3)

# Menyesuaikan model dengan data
grid_search = grid_search.fit(x_train,y_train)

print(grid_search.best_params_)

```

```

model_terbaik = grid_search.best_estimator_.model

# Nilai prediksi
y_pred_scaled = model_terbaik.predict(x_test)

#Scaling prediksi
y_pred_scaled_copies_array = np.repeat(y_pred_scaled,6, axis=-1)
y_pred=scaler.inverse_transform(np.reshape(y_pred_scaled_copies_array,(len(y_
pred_scaled),6)))[:,0]

#Scaling data aktual
data_aktual_copies_array = np.repeat(y_test,6, axis=-1)
y_test_unscaled=scaler.inverse_transform(np.reshape(data_aktual_copies_array,(l
en(y_test),6)))[:,0]

# Root Mean Squared Error (RMSE)
RMSE = sqrt(mean_squared_error(y_test_unscaled, y_pred))
print(f'Root Mean Squared Error (RMSE): {np.round(RMSE, 2)}')

# Mean Absolute Percentage Error (MAPE)
MAPE = np.mean((np.abs(np.subtract(y_test_unscaled, y_pred)/
y_test_unscaled))) * 100
print(f'Mean Absolute Percentage Error (MAPE): {np.round(MAPE, 2)} %')

# Waktu yang ditampilkan
display_start_date = "2020-01-01"

# Menampilkan perbedaan harga aktual dan prediksi
train = pd.DataFrame(dataset['Open'][:n_datalatih + 1]).rename(columns={'Open':
'y_train'})
valid = pd.DataFrame(dataset['Open'][n_datalatih:]).rename(columns={'Open':
'y_test'})
valid.insert(1, "y_pred", y_pred, True)
valid.insert(1, "residuals", valid["y_pred"] - valid["y_test"], True)
df_gabungan = pd.concat([train, valid])
df_gabungan_zoom = df_gabungan[df_gabungan.index > display_start_date]

# Membuat grafik
fig, ax1 = plt.subplots(figsize=(16, 8))
plt.title("Grafik Perbandingan")
plt.ylabel('BITCOIN-USD', fontsize=18)
sns.set_palette(["#090364", "#1960EF", "#EF5919"])
sns.lineplot(data=df_gabungan_zoom[['y_pred', 'y_train', 'y_test']],
             linewidth=1.0, dashes=False, ax=ax1)
df_sub = ["#2BC97A" if x > 0 else "#C92B2B" for x in df_gabungan_zoom
["residuals"].dropna()]
ax1.bar(height=df_gabungan_zoom['residuals'].dropna(), x=df_gabungan_zoom

```

```
    ['residuals'].dropna().index, width=3, label='residuals', color=df_sub)  
plt.legend()  
plt.show()
```



KEMENTERIAN AGAMA RI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI
MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
Jl. Gajayana No. 50 Dinoyo Malang Telp./Fax.(0341)558933

BUKTI KONSULTASI SKRIPSI

Nama : Arik Adi Pramono
NIM : 15610076
Fakultas/Jurusan : Sains dan Teknologi/Matematika
Judul Skripsi : Memprediksi Harga Cryptocurrency Dengan Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM)
Pembimbing I : Hisyam Fahmi, M.Kom.
Pembimbing II : Erna Herawati, M.Pd.

No	Tanggal	Hal	Tanda Tangan
1	30 November 2021	Konsultasi dan Revisi Bab I	1.
2	24 Januari 2022	Konsultasi Integrasi Bab I, Bab II dan Bab IV	2.
3	22 Maret 2022	Konsultasi dan Revisi Bab II dan III	3.
4	24 Mei 2022	Konsultasi dan Revisi Bab IV	4.
5	27 Mei 2022	Revisi Agama Bab I, Bab II dan Bab IV	5.
6	6 Juni 2022	Revisi Bab I, II dan III	6.
7	6 Juni 2022	Revisi Bab IV	7.
8	21 Juni 2022	Revisi Integrasi	8.
9	22 Juni 2022	ACC Bab IV	9.
10	22 Juni 2022	ACC Integrasi	10.
11	24 Juni 2022	ACC Keseluruhan	11.

Malang, 24 Juni 2022
Mengetahui
Ketua Program Studi Matematika

Dr. Elly Susanti, S.Pd., M. Sc.
NIP. 19741129 200012 2 005

