

2. LANDASAN TEORI

2.1. TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini berisi penjelasan mengenai teori atau pengertian dan metode yang berhubungan dengan penelitian pada skripsi ini.

2.1.1. Prediksi

Kegiatan peramalan atau prediksi sudah mulai dilakukan orang-orang sejak zaman dahulu. Kegiatan ini dilakukan karena rasa ingin tahu manusia dengan apa yang akan terjadi di masa depan. Masa depan mempunyai banyak sekali peluang kejadian yang dapat terjadi. Hal ini menimbulkan masalah karena ketidakpastian yang ditimbulkan dapat menimbulkan kerugian serta bahaya bagi banyak orang. Untuk mengatasi hal ini, maka orang-orang mulai melakukan sesuatu salah satunya adalah dengan mempelajari pola-pola kejadian yang sudah ada. Dengan mempelajari berbagai pola kejadian yang pernah terjadi di masa lalu dan di masa sekarang, orang-orang dapat memperkirakan kejadian memungkinkan akan terjadi di masa depan. Hal ini dapat memperkecil kerugian dan bahaya yang diakibatkan oleh ketidakpastian di masa depan. Selain itu, kegiatan peramalan dilakukan sebagai upaya untuk menyiapkan rencana ke depan yang akan dilaksanakan.

Kegiatan peramalan merupakan sebuah kegiatan yang menentukan pola atau kejadian yang paling memungkinkan terjadi di masa depan dengan mempelajari data-data yang tersedia. Menurut (Rachman, 2018), Tingkat akurasi dari hasil peramalan berbanding lurus dengan jumlah data yang digunakan untuk melakukan peramalan. Semakin banyak jumlah data yang digunakan untuk melakukan peramalan maka semakin baik tingkat akurasi yang dihasilkan. Peramalan dapat dihasilkan untuk jangka waktu pendek hingga panjang. Peramalan juga dapat bersifat objektif atau subjektif seperti peramalan bencana alam dan ekonomi yang berdasarkan informasi data yang diterima. Namun, Peramalan untuk sebuah pertandingan olahraga biasanya didasarkan pada pandangan masing-masing tiap orang yang memprediksi.

2.1.2. Bitcoin

Bitcoin adalah sebuah sistem pembayaran tunai elektronik *peer to peer* yang mengirimkan pembayaran tunai langsung dari pihak satu kepada pihak lain secara online tanpa melalui lembaga keuangan (Nakamoto, 2008). *Peer-to-peer* merupakan sebuah sistem jaringan komputer yang di dalamnya terdiri dari beberapa klien komputer. Setiap komputer akan mempunyai kedudukan yang setara tanpa ada kendali dari pihak manapun. *Peer to peer* pada sistem jaringan pembayaran *bitcoin* memudahkan para pengguna untuk melakukan transaksi. Selain itu, Sistem jaringan ini juga dapat menekan biaya dan waktu transaksi antar pengguna karena tidak perlu lagi melalui pihak ketiga seperti bank untuk menyelesaikan transaksi.

Bitcoin didapatkan dengan cara menambang atau membeli di toko *exchange crypto* terpercaya seperti binance, tokocrypto, dan lain-lain. Kegiatan menambang pada *bitcoin* dilakukan dengan cara memverifikasi tiap blok transaksi yang tercipta. Para penambang akan melakukan verifikasi dengan memecahkan fungsi matematika kompleks yang ada pada tiap blok. Jika sudah berhasil melakukan verifikasi blok tersebut, Penambang bisa menambahkan blok tersebut ke dalam *blockchain*. Penambang juga akan diberikan *bitcoin* sebagai hadiah dan biaya transaksi. Para penambang akan saling berlomba satu sama lain untuk menjadi yang pertama dalam memverifikasi setiap blok yang ada. Kegiatan penambangan *bitcoin* memerlukan biaya yang besar untuk menyediakan sistem komputer yang cukup mumpuni agar dapat bersaing dengan para penambang lainnya.

2.1.3. Facebook Prophet Model

Facebook prophet model adalah algoritma yang digunakan untuk melakukan prediksi dari data yang berbentuk *time series* yang berdasar dari model aditif dengan *trend* yang bersifat non-linear akan dicocokkan dalam deret waktu secara tahunan, mingguan dan harian, dengan efek liburan (Taylor & Letham, 2017). *Facebook prophet model* merupakan sebuah model peramalan yang diciptakan oleh tim sains data *facebook*. *Facebook prophet model* memiliki kelebihan dalam segi performa, fleksibilitas, dan waktu. Model ini sudah digunakan pada banyak aplikasi di facebook untuk menghasilkan ramalan yang terpercaya untuk menetapkan tujuan dan membuat rencana. Facebook menemukan jika pendekatan ini bekerja lebih baik daripada pendekatan lain pada sebagian besar kasus. Model ini juga melakukan peramalan yang baik dengan data yang berantakan tanpa upaya manual. *Facebook prophet model* memberikan kebebasan untuk menambahkan periode musim yang didasarkan dengan pengetahuan peramal.

Facebook prophet model menggunakan model deret waktu yang dapat diurai (*decomposable time series*) dengan tiga komponen utama:

1. Tren (*trend*)

Tren (*trend*) menunjukkan kecenderungan data untuk bergerak naik atau turun dalam jangka waktu yang lama. Tren pada *facebook prophet model* dibagi ke dalam dua jenis tren, yaitu tren *linear* dan tren *logistic*. Tren *logistic* digunakan jika terdapat saturasi di dalam data. Tren *logistic* memiliki persamaan matematika sebagai berikut:

$$g(t) = \frac{C}{1 + \exp(-k(t-m))} \quad (2.1)$$

Keterangan:

C = carrying capacity

k = growth rate

m = offset parameter

t = scaled time to the range [0, 1]

Tren *linear* digunakan pada saat data belum terlihat nilai maksimumnya. Tren *linear* memiliki persamaan matematika sebagai berikut:

$$g(t) = (k + a(t)^T \delta)t + (m + a(t)^T \gamma) \quad (2.2)$$

Keterangan:

T = calculate the time difference for a standardized time

δ = rate adjustment

a = changepoints

t = scaled time to the range [0, 1]

k = growth rate

m = offset parameter

γ = Adjust the offset parameter to connect the endpoints of segments

2. Musiman (*Seasonality*)

Musiman (*seasonality*) adalah perubahan yang terjadi dalam selang waktu mingguan, bulanan, dan tahunan. Musiman pada algoritma *facebook prophet model* memiliki persamaan matematika sebagai berikut:

$$s(t) = \sum_{n=1}^N \left(a_n \cos\left(\frac{2\pi nt}{P}\right) + b_n \sin\left(\frac{2\pi nt}{P}\right) \right) \quad (2.3)$$

Keterangan:

P = regular period

n = fourier order

t = time in month passed since epoch for every test point

N = total fourier order

$\pi = pi = 3.14$

a_n = seasonal parameter

b_n = seasonal parameter

3. hari libur (*holidays*)

Hari libur (*holidays*) adalah efek liburan yang terjadi secara tidak teratur selama satu atau beberapa hari. Hari libur pada algoritma *facebook prophet model* dijabarkan ke dalam persamaan matematika sebagai berikut:

$$h(t) = [1(t \in D_1), \dots, 1(t \in D_L)]\kappa \quad (2.4)$$

Keterangan:

D = list of past and future holidays

t = holiday time

κ = forecast change

Facebook prophet model dapat dijabarkan dengan persamaan matematika sebagai berikut:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t \quad (2.5)$$

Dengan keterangan $g(t)$ adalah tren non-periodik pada t waktu, $s(t)$ adalah musiman periodik (mingguan, bulanan, tahunan) pada t waktu, $h(t)$ adalah efek hari libur yang tidak teratur pada t waktu, dan ϵ_t adalah perubahan istimewa yang tidak diakomodasi oleh model (Belkacem, s 2020). *Facebook prophet model* setidaknya membutuhkan data sekitar 1000 data atau 3 tahun data *time series* agar algoritma ini dapat menghasilkan performa yang baik.

2.1.4. SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Avarage)

SARIMA atau *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Avarage* merupakan salah model peramalan data deret waktu yang merepresentasikan data deret waktu dengan efek musiman di dalamnya. Menurut (Wibowo, 2018) *SARIMA* adalah teknik data deret waktu yang dikembangkan dari *ARIMA* yang berisi efek musiman secara periodik atau ada pengulangan di setiap s observasi. *SARIMA* terdiri dari beberapa komponen, antara lain komponen *AR* (*Autoregressive*), *MA* (*Moving Average*) dan *Seasonal* atau musiman. *SARIMA* hanya menganalisi data deret waktu yang stasioner, sehingga data yang belum stasioner harus distasionerkan terlebih dahulu dengan melakukan

transformasi atau diferensiasi data. Data dikatakan stasioner apabila data tersebut tidak mengalami kenaikan maupun penurunan nilai. Tahapan diferensiasi biasanya dilakukan maksimal dua kali agar data menjadi stasioner. Jika data masih belum stasioner pada saat tahapan diferensiasi sudah dilakukan sebanyak dua kali, maka dilakukan transformasi data. Hal ini disebabkan karena semakin tinggi tahapan diferensiasi maka data akan menjadi semakin kompleks. Sehingga, data tersebut dapat kembali menjadi tidak stasioner lagi. Model *SARIMA* dapat menggunakan metode *Box-Jenkins* pada tahapan pemodelannya. *Box-Jenkins* merupakan sebuah desain model matematika yang bertujuan untuk meramalkan rentang data berdasarkan input dari data deret waktu yang ditentukan. Adapun tahapan pemodelan *SARIMA* dengan metode *Box-Jenkins* adalah sebagai berikut:

1. Observasi data
2. Estimasi parameter model *SARIMA*
3. Memeriksa ketepatan model
4. Peramalan

Model *SARIMA* disimbolkan secara singkat dengan sebagai *ARIMA* (p,q,d) (P,Q,D)^s.

Persamaan matematika dari model *SARIMA* dapat dijabarkan dengan persamaan sebagai berikut:

$$\phi_p(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\theta_Q(B^s)\alpha_t \quad (2.6)$$

Keterangan:

ϕ_p = parameter p (*AR* non-musiman)

θ_q = parameter q (*MA* non-musiman)

ϕ_P = parameter P (*AR* musiman)

θ_Q = parameter Q (*MA* musiman)

B = *backshift operator*

D = parameter *differencing* musiman

d = parameter *differencing* non-musiman

s = nilai *lag* musiman

Z_t = Nilai pada waktu ke-t

α_t = Nilai error waktu ke-t

2.1.5. Differencing

Differencing adalah proses perhitungan selisih antara data sekarang dengan data sebelumnya dengan tujuan untuk menghilangkan korelasi antar data sehingga, data tersebut dapat menjadi data yang stasioner. Korelasi antar data dihilangkan dengan tujuan untuk menghilangkan

tren dan/atau pengaruh musiman di dalam data deret waktu. *Differencing* merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk menstasionerkan data deret waktu. Metode yang digunakan pada proses *differencing* adalah *backshift* operator, yang dinotasikan dengan simbol β . Operator β pada x_t dapat menggeser data sebanyak satu periode sebelumnya. *Differencing* orde pertama dapat dijabarkan ke dalam rumus matematika sebagai berikut (Hanke & Wichern, 2009).

$$x'_t = x_t - \beta x_t = x_t - x_{t-1} \quad (2.7)$$

Keterangan:

x'_t = Nilai pada waktu ke- t setelah *differencing*

x_t = Nilai sebenarnya pada waktu ke- t

β = *Backshift* operator

2.1.6. ACF (Autocorrelation Function)

ACF atau *Autocorrelation Function* merupakan sebuah fungsi yang merepresentasikan tingkat kesamaan antara data deret waktu terhadap versi *lag* dari data deret waktu itu sendiri.

Menurut (Octavia et al., 2015) ACF merupakan sebuah korelasi antar data pada periode waktu t dengan periode waktu sebelumnya. Fungsi tersebut dapat digunakan untuk membandingkan nilai data pada waktu saat ini dengan nilai data pada waktu sebelumnya. Sehingga, nilai minimum dan nilai maksimum dapat diketahui. Nilai minimum dan maksimum digunakan untuk *plotting*. ACF di dalam pemodelan SARIMA menunjukkan nilai AR (*Autoregressive*). Nilai sampel ACF pada *lag* ke k dapat dirumuskan seperti berikut ini:

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (X_t - \bar{X})(X_{t+k} - \bar{X})}{\sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})^2} \quad (2.8)$$

Keterangan:

r_k = Koefisien autokorelasi *lag* ke- k untuk $k = 1, 2, 3, \dots$

n = Total data pengamatan

X_t = Nilai X pada periode waktu ke- t

$\bar{X}$ = Nilai tengah X

2.1.7. PACF (Partial Autocorrelation Function)

PACF atau *Partial Autocorrelation Function* merupakan sebuah fungsi yang menunjukkan korelasi parsial antar data deret waktu pada periode ke t dan data deret waktu pada periode waktu sebelumnya. Menurut (Octavia et al., 2015) PACF digunakan untuk mengukur tingkat keeratan antar X_t dan X_{t-k} , apabila pengaruh dari *lag time* dianggap terpisah. PACF di dalam pemodelan SARIMA menunjukkan nilai MA (*Moving Average*). Nilai sampel PACF dengan orde k dapat dirumuskan seperti berikut ini:

$$r_{kk} = \begin{cases} r_1 & , k = 1 \\ \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1-j} r_j}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1-j} r_j} & , k = 2, 3, \dots \end{cases} \quad (2.9)$$

2.1.8. *MAPE (Mean Absolute Percentage)*

MAPE atau *Mean Absolute Percentage Error* adalah sebuah teknik pengujian akurasi dengan cara menghitung rata-rata keseluruhan persentase selisih antara data aktual terhadap data hasil prediksi. Menurut (Nabillah & Ranggadara, 2020) *MAPE* dapat memperlihatkan hasil tingkat akurasi terhadap angka prediksi dan angka terealisasi pada penggunaan evaluasi hasil prediksi. Nilai dari *MAPE* dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut:

$$MAPE = \left(\sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \right) \times 100\% \quad (2.10)$$

Di mana:

n = Jumlah data

y_t = Nilai aktual

$\hat{y}_t$ = Nilai prediksi

Perhitungan nilai *MAPE* untuk pengujian akurasi model prediksi harga *bitcoin* dilakukan dengan cara menjumlahkan setiap hasil perhitungan selisih absolut harga aktual *bitcoin* dengan harga prediksi *bitcoin* dibagi dengan harga aktual *bitcoin*. Kemudian, hasil penjumlahan tersebut dibagi dengan banyak data harga *bitcoin* dan hasil pembagian kemudian dikali seratus untuk mendapatkan nilai persentase *MAPE* hasil prediksi. Menurut (Hsu & Wang, 2008), nilai *MAPE* dapat dikelompokkan menjadi 4 kelompok sebagai representasi baik atau tidaknya hasil prediksi, antara lain:

- <10% untuk prediksi dengan akurasi yang sangat baik
- 10% - 20% untuk prediksi dengan akurasi yang baik
- 20% - 50% untuk prediksi dengan akurasi yang cukup
- >50% untuk prediksi dengan akurasi yang buruk

2.2. TINJAUAN STUDI

- A. analisis dan implementasi *long short term memory neural network* untuk prediksi harga *bitcoin* (Aldi et al., 2018)
- Masalah yang diangkat di penelitian ini adalah menentukan cara untuk melakukan implementasi metode *Long Short Term Memory* untuk prediksi harga *Bitcoin* dan mencari tahu bagaimana performa dari arsitektur *Long Short Term Memory* untuk melakukan prediksi harga *bitcoin*.
 - Metode yang diusulkan dari penelitian ini adalah menggunakan *Long Short Term Memory*. Metode ini berfungsi untuk melakukan prediksi harga *bitcoin*.

- Penelitian ini melakukan pengujian tingkat akurasi pada metode *Long Short Term Memory* dengan mengubah komposisi kombinasi data latih dan data uji.
 - Hasil dari penelitian ini menunjukkan adalah nilai akurasi rata-rata terbaik dari data latih dan data uji adalah 95.36% dan 93.5%. Hasil penelitian ini didapatkan dengan komposisi data latih 70% dan data uji 30%, parameter 1 pola *time series*, 25 *neuron hidden*, dan *max epoch* 100.
 - Perbedaan penelitian ini dan skripsi ini adalah pada skripsi ini akan menggunakan metode *facebook Prophet Model* untuk melakukan prediksi. Skripsi ini menggunakan dataset dari Yahoo Finance yang diambil dari tanggal 17-09-2014 hingga akhir tahun 2022 dengan total jumlah data sebanyak 3028 data deret waktu untuk data harian dan 99 data deret waktu untuk data bulanan.
- B. Prediksi Harga *Cryptocurrency* Dengan Metode *K-Nearest Neighbours* (Fatah & Subekti, 2018)
- Masalah yang diangkat di penelitian ini adalah sulitnya untuk memprediksi harga *cryptocurrency* karena harga *cryptocurrency* yang bersifat fluktuatif. Sehingga investor harus dapat melakukan prediksi dengan akurat. Penelitian ini bertujuan mencari metode *machine learning* yang paling akurat untuk memprediksi harga *cryptocurrency*.
 - Metode yang diusulkan dalam penelitian yang dilakukan adalah menggunakan *Regression Linier*, *k-Nearest Neighbor*, *Decision Tree*, *Random Forest*, dan *Neural Network*.
 - Hasil dari penelitian ini diketahui jika model *KNN* yang paling baik dalam melakukan prediksi harga *cryptocurrency* adalah *KNN* dengan nilai parameter $K = 3$ dan *Nearest Neighbour Search Algorithm* adalah *Linear NN Search*. Penelitian ini juga menunjukan nilai *MAE* dan *RMSE* dari metode *KNN* adalah yang terbaik dibandingkan dengan metode yang lain dengan nilai *MAE* dan *RMSE* sebesar 0.022 dan 0.0353 untuk harga *bitcoin*, 0.0224 dan 0.0348 untuk harga *ethereum*, 0.0156 dan 0.0343 untuk harga *ripple*.
 - Perbedaan penelitian yang dilakukan dengan skripsi ini adalah penggunaan metode adalah *facebook prophet* dan skripsi ini hanya akan melakukan prediksi harga *bitcoin* saja. Skripsi ini juga akan melakukan pengujian akurasi dengan melakukan perbandingan terhadap algoritma *SARIMA*.

C. Prediksi Harga Saham Bank BCA menggunakan *Prophet* (Jange, 2021)

- Masalah yang diangkat di penelitian ini adalah peramalan pasar yang rumit. Informasi mengenai saham biasanya rumit dan tidak pasti, sehingga menjadi tantangan tersendiri untuk melakukan prediksi terhadap kinerja ekonomi di masa depan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memprediksi harga saham BCA dengan menggunakan metode *prophet*.
- Metode yang diusulkan dari penelitian ini adalah menggunakan *facebook prophet model*.
- Hasil dari penelitian ini adalah metode *facebook prophet model* cukup baik dalam melakukan prediksi harga saham bank BCA. Setelah melalui beberapa penyetelan parameter pada metode ini didapatkan prediksi yang lebih baik dari awalnya nilai *MAPE* sebesar 9.06% turun menjadi 5.37%. Penyetelan parameter hiper pada metode ini cukup signifikan untuk menurunkan nilai *MAPE*.
- Perbedaan penelitian yang dilakukan dengan skripsi ini adalah data yang digunakan pada skripsi ini adalah data harga penutupan dari *bitcoin* dalam rentang tanggal 17-09-2014 hingga akhir tahun 2022 dengan total jumlah data sebanyak 3028 data deret waktu.

D. *Employing Long Short-Term Memory and Facebook Prophet Model in Air Temperature Forecasting* (Toharudin et al., 2020)

- Masalah yang diangkat di penelitian ini informasi suhu udara yang dapat bervariasi dari waktu ke waktu memerlukan metode yang dapat beradaptasi dengan situasi tersebut. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menghasilkan model peramalan suhu maksimum dan minimum di kota Bandung dengan menggunakan metode *Long Short-Term Memory* dan *facebook prophet model*.
- Metode yang diusulkan dalam penelitian yang dilakukan adalah menggunakan *LSTM* (*Long Short-Term Memory*) dan *facebook prophet model*.
- Hasil dari penelitian yang dilakukan adalah *LSTM* menghasilkan *RMSE* terbaik untuk prediksi suhu udara minimum dengan nilai sebesar 0.94 dan *facebook prophet model* untuk prediksi suhu udara maksimum dengan nilai sebesar 1.03
- Perbedaan penelitian yang dilakukan dengan skripsi ini adalah penggunaan dataset yang digunakan adalah dataset harga penutupan dari *bitcoin* dan skripsi ini menggunakan metode *facebook prophet model* untuk melakukan prediksi harga

penutupan *bitcoin*. Skripsi ini juga akan melakukan pengujian akurasi dengan melakukan perbandingan terhadap algoritma *SARIMA*.

Tabel 2.1

Perbedaan penelitian sebelumnya dan yang akan dikerjakan

Peneliti	Tahun	Permasalahan	Metode	Hasil	Perbedaan
(Aldi et al.)	2018	Menentukan cara implementasi metode <i>Long Short Term Memory</i> untuk melakukan prediksi harga <i>bitcoin</i> beserta dengan performa dari metode tersebut	<i>LSTM (Long Short Term Memory)</i>	Didapatkan rata-rata nilai akurasi terbaik dari data latih dan data uji sebesar 95.36% dan 93.5%.	Penelitian ini menggunakan metode <i>LSTM</i> sedangkan pada skripsi ini akan menggunakan dua metode yaitu <i>facebook prophet model</i> dan <i>SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Avarage)</i>
(Fatah & Subekti)	2018	Sulitnya memprediksi harga <i>cryptocurrency</i> karena harga <i>cryptocurrency</i> yang bersifat fluktuatif sehingga diperlukan metode <i>machine learning</i> yang akurat agar dapat memprediksi harga <i>cryptocurrency</i> dengan baik	<i>Regression Linier, k-Nearest Neighbor, Decision Tree, Random Forest, dan Neural Network.</i>	Model <i>KNN</i> merupakan model yang terbaik dalam melakukan prediksi harga <i>cryptocurrency</i> dengan nilai nilai <i>MAE</i> dan <i>RMSE</i> sebesar 0.022 dan 0.0353 untuk harga <i>bitcoin</i> ,	Penelitian ini menggunakan beberapa metode algoritma <i>machine learning</i> serta beberapa koin <i>cryptocurrency</i> untuk pengujian akurasi tiap metode

				0.0224 dan 0.0348 untuk harga <i>ethereum</i> , 0.0156 dan 0.0343 untuk harga <i>ripple</i> .	sedangkan pada skripsi ini hanya menggunakan metode algoritma <i>machine learning facebook prophet model</i> dan <i>SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Avarage)</i> serta <i>bitcoin</i> sebagai <i>cryptocurrency</i> yang akan diprediksi harganya.
(Jange)	2021	Informasi tentang pasar saham yang biasanya rumit dan tidak pasti menimbulkan tantangan tersendiri dalam melakukan prediksi terhadap kinerja ekonomi di masa depan.	<i>facebook prophet model</i>	<i>MAPE</i> yang dihasilkan sebesar 9.06% kemudian turun menjadi 5.37% setelah dilakukan penyetelan parameter pada algoritma	Peneilitian ini menggunakan harga saham BCA untuk diprediksi harganya dan <i>facebook prophet model</i> sebagai metode untuk memprediksi

				<i>machine learning</i> ini	harga tersebut sedangkan pada skripsi ini menggunakan harga <i>cryptocurrency bitcoin</i> untuk melakukan prediksi harga dengan metode algoritma <i>facebook prophet model</i> dan SARIMA (<i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Avarage</i>)
(Toharudin et al.)	2020	Diperlukan sebuah metode yang dapat beradaptasi dengan informasi suhu udara yang dapat bervariasi dari waktu ke waktu	<i>LSTM</i> (<i>Long Short-Term Memory</i>) dan <i>facebook prophet model</i>	<i>LSTM</i> menghasilkan <i>RMSE</i> terbaik untuk prediksi suhu udara minimum dengan nilai sebesar 0.94 dan <i>facebook prophet model</i> untuk prediksi suhu udara maksimum	Penelitian ini melakukan prediksi suhu udara maksimum dan minimum dengan metode <i>LSTM</i> (<i>Long Short-Term Memory</i>) dan <i>facebook prophet model</i>

				dengan nilai sebesar 1.03	sedangkan pada skripsi ini melakukan prediksi harga <i>cryptocurrency</i> <i>bitcoin</i> dengan metode <i>facebook</i> <i>prophet model</i> dan <i>SARIMA</i> (<i>Seasonal</i> <i>Autoregressive</i> <i>Integrated</i> <i>Moving</i> <i>Avarage</i>)
--	--	--	--	------------------------------	--