

APLIKASI PREDIKSI JANGKA PENDEK HARGA BITCOIN MENGUNAKAN METODE ARIMA

¹Nur Fitriani Bintang Pradana, ²Sri Lestanti

^{1,3}Fakultas Teknologi Informasi Universitas Islam Balitar

Jl. Majapahit No. 4, Kota Blitar 66137, Jawa Timur

¹nurfitriani bintangp@gmail.com, ²lestanti85@gmail.com

Abstrak

Bitcoin merupakan mata uang digital yang sekarang paling banyak digunakan. Perubahan harga yang sewaktu-waktu dapat berubah membuat pengguna bitcoin harus teliti ketika melakukan penukaran. Kepopuleran bitcoin terus meningkat dan menjadi aset untuk investasi bagi para penggunanya. Untuk mengatasi perubahan harga yang tidak menentu maka dibutuhkan sebuah aplikasi prediksi harga bitcoin untuk membantu para penggunanya dalam memprediksi harga bitcoin kedepannya. Prediksi dilakukan dengan menggunakan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) yang mampu menghasilkan tingkat akurasi tinggi dalam prediksi jangka pendek. Metode ini mengabaikan variabel independen dalam membuat prediksi, sehingga cocok untuk data statistik saling terhubung serta memiliki beberapa asumsi yang harus dipenuhi seperti autokorelasi, trend, maupun musiman. Evaluasi hasil prediksi menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil pengujian menunjukkan bahwa model ARIMA (3,1,3) menghasilkan prediksi dengan nilai MAPE terkecil daripada kandidat model lainnya. Rata-rata nilai MAPE yang dihasilkan adalah sebesar 0,84 dan rentang nilai 1,34 untuk prediksi hari pertama dan 0,98 untuk prediksi hari ketujuh. Dengan demikian model ARIMA (3,1,3) mampu menghasilkan prediksi dengan akurasi yang baik dan layak untuk digunakan sebagai metode prediksi bitcoin untuk satu sampai tujuh hari kedepan.

Kata Kunci: Aplikasi, ARIMA, Bitcoin, MAPE, Prediksi

Abstract

Bitcoin is a digital currency that is currently the most widely used. Price which can change at any time make bitcoin users have to be careful when making exchanges. The popularity of bitcoin continues to increase and is an asset for investment for its users. To deal with erratic price changes, a bitcoin price prediction application is needed to help its users predict the future price of bitcoin. Prediction is carried out using the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) method which is able to produce a high degree of accuracy in short-term predictions. This method ignores independent variables in making predictions, so it is suitable for interconnected statistical data and has several assumptions that must be met such as autocorrelation, trends, and seasonality. The evaluation of the prediction results uses the Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The test results show that the ARIMA model (3,1,3) produces predictions with the smallest MAPE value than the other candidate models. The average MAPE value generated is 0.84 and the range of values is 1.34 for the prediction of the first day and 0.98 for the prediction of the seventh day. Thus the ARIMA model (3,1,3) is able to produce predictions with good accuracy and is suitable for use as a prediction method for bitcoin for the next one to seven days.

Keywords: Application, ARIMA, Bitcoin, MAPE, Prediction

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi yang semakin pesat membuat semua aktivitas manusia tidak lepas dari peran teknologi, tak terkecuali pada bidang keuangan. Mata uang digital atau yang biasa disebut dengan *cryptocurrency* semakin populer digunakan dan menjadi aset untuk investasi bagi para penggunanya, salah satu contohnya adalah Bitcoin. Bitcoin pertama kali muncul pada tahun 2009 dan mulai banyak digunakan pada tahun 2012 [1]. Bitcoin sendiri merupakan sebuah mata uang digital yang dibuat dengan sumber terbuka (*open source*) dan untuk media penyimpanannya tidak terpusat melainkan disimpan menggunakan jaringan *peer-to-peer* dan menggunakan kriptografi untuk menjamin keamanan datanya [2]. Selain itu bitcoin juga memperbolehkan kepemilikan tanpa identitas sehingga kerahasiaan pemilik suatu akun terjamin [3]. Berbeda dengan mata uang konvensional, perkembangan harga bitcoin tidak ada pengawasan dan tidak terkontrol karena sifatnya yang tidak desentralisasi [4]. Adapun pengontrolan inflasi yang diimplementasikan dalam transaksi bitcoin namun hanya secara terbatas dan dapat diketahui oleh semua pihak. Hal ini menyebabkan harga nilai tukar bitcoin menjadi sangat tidak stabil. Dalam hitungan menit saja harga bitcoin dapat berubah beberapa kali. Pengguna bitcoin harus jeli dalam mengawasi setiap perubahan harga agar dapat diuntungkan bukan malah dirugikan karena kesalahan saat melakukan transaksi

pada saat nilainya sedang turun. Harga bitcoin yang tidak stabil tersebut dapat diantisipasi dengan melakukan prediksi atau peramalan harga bitcoin pada periode waktu yang akan datang. Dengan adanya prediksi, pengguna dapat menentukan kapan waktu yang tepat untuk melakukan transaksi. Hal utama yang harus diperhatikan dalam melakukan prediksi adalah tingkat akurasi dari metode prediksi yang dilakukan [5]. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu metode yang mampu mengatasi masalah-masalah yang tidak dapat diselesaikan secara manual sehingga mampu mengambil keputusan yang tepat agar pihak-pihak yang berkepentingan tidak sampai mengalami kerugian.

Beberapa penelitian untuk melakukan prediksi harga bitcoin telah dilakukan diantaranya Prediksi Harga Bitcoin Dengan Menggunakan *Recurrent Neural Network*. Penelitian tersebut menghasilkan akurasi rata-rata terbaik yang didapatkan sebesar 98.76% pada data latih dan 97.46% pada data uji, dengan parameter jumlah pola input terbaik adalah 5, jumlah *epoch* 1000, nilai *learning rate* 0.001 dan jumlah *hidden unit* 50 [6]. Selanjutnya Prediksi Perubahan Harga Bitcoin Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. Penelitian tersebut menggunakan arsitektur *Multiplayer Perceptron* dan *Recurrent Neural Network*. Hasilnya menunjukkan bahwa prediksi jangka panjang memiliki hasil yang lebih baik daripada prediksi jangka pendek, *Multilayer Perceptron* mengungguli *Recurrent Neural Networks* dengan akurasi

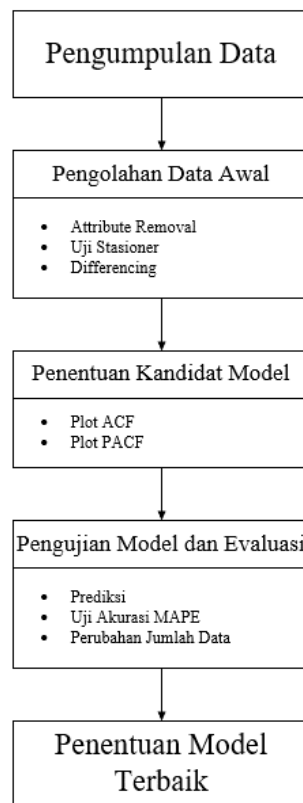
81,3%, presisi 81% dan *recall* 94,7% [7]. Beberapa penelitian menggunakan metode ARIMA untuk prediksi juga telah dilakukan. Hasilnya harga saham maksimum sejak 3 Januari 2011 sampai Oktober 2014 diperoleh model ARIMA (2,1,3). Sedangkan harga saham minimum sejak 3 Januari sampai Oktober 2014 juga diperoleh model ARIMA (2,1,3) [8]. ARIMA merupakan sebuah metode prediksi yang secara penuh mengabaikan independen variabel dalam membuat peramalan, sehingga cocok untuk data statistik saling terhubung (*dependent*) serta memiliki beberapa asumsi yang harus dipenuhi seperti autokorelasi, trend, maupun musiman. Kelebihan algoritma ini adalah mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dalam memprediksi jangka pendek, handal dan efisien dalam memprediksi data finansial *time series*, dapat memproses data berskala besar, mampu menganalisa situasi data acak, tren dan musiman [9]. Berdasarkan permasalahan yang ada dalam kasus bitcoin, maka penelitian ini akan menggunakan metode ARIMA untuk memprediksi harga bitcoin. Metode ARIMA dipilih karena mampu menghasilkan prediksi jangka pendek yang baik. Sehingga dengan menggunakan metode ARIMA diharapkan penelitian ini mampu menghasilkan prediksi harga bitcoin yang baik dan menjadi bahan pertimbangan pengguna dalam menghadapi perubahan harga pada bitcoin.

METODE PENELITIAN

Data berupa harga bitcoin yang diperoleh dari situs www.cryptodata.com. Seluruh proses pengujian dilakukan menggunakan alat bantu software RStudio versi 1.3.1056 yang berdasarkan pada bahasa R versi 4.0.2. Secara garis besar penelitian ini dibagi ke dalam 5 tahapan utama, yaitu pengumpulan data, pengolahan data awal (*preprocessing*), penentuan kandidat model, pengujian model dan evaluasi, dan penentuan model terbaik (Gambar 1).

Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari situs www.cryptodata.com. Situs tersebut merupakan sebuah situs yang menyediakan berbagai informasi tentang *cryptocurrency* seperti bitcoin, ethereum, litecoin dan masih banyak jenis *cryptocurrency* lainnya. Data yang disediakan diperbaharui setiap saat sehingga terjamin kemutakhirannya. Cryptodata download menyediakan fitur ekspor data sehingga data *history* harga tiap *cryptocurrency* dapat diperoleh dengan mudah. Dataset hasil ekspor dari situs [cryptodatadownload](http://cryptodatadownload.com) berupa file csv yang didalamnya terdapat sejumlah 1728 data. Dataset berisi *history* harga bitcoin mulai dari 8 Oktober 2015 hingga 30 Juni 2020. Dataset memiliki 6 buah atribut yaitu *date*, *symbol*, *open*, *high*, *low*, dan *close*.



Gambar 1. Diagram Alur Tahapan Penelitian

Pengolahan Data Awal

Pada tahap ini dataset yang telah diperoleh akan diolah agar dapat digunakan dalam proses penelitian. Pengolahan data berupa penghapusan atribut yang tidak diperlukan (*attribute removal*), uji stasioner, dan mengubah data menjadi stasioner (*differencing*).

Attribute Removal dilakukan untuk memilih atau menghapus atribut yang tidak dibutuhkan pada proses prediksi. Atribut tersebut tidak dipakai karena tidak akan mempengaruhi hasil akhir atau bahkan akan mengurangi tingkat keakurasian. Pemilihan atribut yang digunakan disesuaikan dengan kebutuhan data dari metode ARIMA. Uji

stasioner dilakukan untuk mengetahui apakah data sudah stasioner atau belum. Uji stasioner dapat dilakukan dengan melihat langsung plot grafik dari dataset yang dipakai, jika grafik berada pada garis lurus maka data sudah berbentuk stasioner. Cara yang kedua adalah dengan melakukan plot ACF pada data, jika terjadi perubahan yang signifikan pada nilai lagnya maka data sudah berbentuk stasioner.

Suatu deret waktu yang tidak stasioner harus diubah menjadi data stasioner dengan melakukan proses *differencing*. Yang dimaksud dengan *differencing* adalah menghitung perubahan atau selisih nilai observasi. Nilai selisih yang diperoleh dicek lagi apakah stasioner atau tidak. Jika belum

stasioner maka dilakukan *differencing* lagi. Proses *differencing* dapat dilakukan dengan mengurangi nilai satu periode dengan nilai periode sebelumnya, atau dengan persamaan 1.

$$Y_{d_t} = Y_t - Y_{t-1} \quad (1)$$

Perbedaan urutan yang lebih tinggi dihitung dengan cara yang sama. Misalnya, perbedaan urutan kedua ($d = 2$) hanya diperluas untuk memasukkan lagi kedua dari seri (persamaan 2).

$$Y_{d_2_t} = Y_{d_t} - Y_{d_t-1} \quad (2)$$

Penentuan Kandidat Model

Model ARIMA memiliki tiga buah ordo yaitu p , d , q . Penentuan kandidat ordo ARIMA dilakukan dengan menggunakan metode *correlogram* yang dapat dianalisa melalui plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Plot ACF digunakan untuk menjelaskan korelasi antara data time series yang berdekatan dengan selisih waktu (*time lag*). Plot ACF digunakan untuk menentukan nilai kandidat pada ordo q . Sedangkan plot PACF digunakan untuk

mengukur tingkat keamatan data jika pengaruh *time lag* dianggap terpisah. Plot PACF digunakan untuk menentukan nilai kandidat pada ordo p . Sedangkan untuk nilai kandidat ordo d ditentukan oleh jumlah proses *differencing* yang dilakukan untuk mengubah data menjadi stasioner.

Penentuan ordo dilihat dari hasil plot ACF dan PACF dengan menganalisis adanya *dies down* dan *cuts off*. Data dikatakan *dies down* apabila nilai korelasi data pada plot mengalami penurunan secara perlahan mendekati nilai 0. Sedangkan *cuts off* apabila nilai korelasi mengalami penurunan secara signifikan melebihi nilai $\alpha = 0,05$ atau kurang dari $\alpha = -0,05$. Kandidat yang diambil berdasarkan *cutoff* hanya berlaku untuk lag ke-1 sampai 10, jika lebih dari itu berarti data memerlukan proses *differencing* lagi. Proses pembuatan plot ACF dan PACF dapat dilakukan menggunakan fungsi *Acf()* dan *Pacf()* dari *package* *forecast* pada RStudio. Untuk proses identifikasi dan penentuan kandidat ordo berdasarkan kondisi plot ACF dan PACF dapat dilihat pada Tabel 1

Tabel 1. Kondisi Plot ACF dan PACF

No	Kondisi Plot ACF dan PACF	Kandidat Model
1	ACF nyata pada lag ke-1, 2, ..., q dan <i>cuts off</i> pada lag $-q$ PACF <i>dies down</i>	ARIMA(0,d,q)
2	ACF <i>dies down</i> PACF nyata pada lag $-p$ dan <i>cuts off</i> setelah lag ke- p	ARIMA(p,d,0)
3	ACF nyata pada lag $-q$ dan <i>cuts off</i> setelah lag ke- q PACF nyata pada lag $-p$ dan <i>cuts off</i> setelah lag ke- p	ARIMA(0,d,q) jika ACF <i>cuts off</i> lebih tajam, ARIMA (p,d,0) jika PACF <i>cuts off</i> lebih tajam
4	Tidak ada auto korelasi yang nyata pada plot ACF dan PACF	ARIMA(0,d,0)
5	ACF <i>dies down</i> PACF <i>dies down</i>	ARIMA(p,d,q)

Pengujian Model

Proses pengujian dibagi menjadi dua tahapan, yaitu melakukan prediksi dan menghitung error rate hasil prediksi. Prediksi dilakukan untuk memperoleh harga bitcoin satu hingga tujuh hari kedepan. Setelah didapatkan hasil prediksi selanjutnya dihitung *error rate* setiap hasil prediksi menggunakan MAPE, mulai dari hari pertama hingga hari ketujuh.

Tahap evaluasi untuk uji akurasi hasil prediksi pada penelitian ini menggunakan *Mean Absolute Percent Error* (MAPE). MAPE merupakan metode alternatif untuk mengevaluasi teknik prediksi yang digunakan untuk mengukur tingkat akurasi hasil prakiraan suatu model [10]. MAPE merupakan rata-rata dari keseluruhan persentase kesalahan (selisih) antara data aktual dengan data hasil prediksi. Nilai MAPE rendah menunjukkan bahwa nilai yang dihasilkan mendekati nilai aktualnya. Berikut adalah persamaan dari MAPE [11].

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left(\frac{f_t - y_t}{f_t} \right) * 100 \quad (3)$$

Dimana :

f_t = nilai aktual pada periode t

y_t = nilai prediksi periode t

n = jumlah data observasi

Penentuan Model Terbaik

Setelah pengujian telah berhasil dilakukan terhadap semua kandidat model, langkah selanjutnya adalah menentukan model yang terbaik. Model yang terbaik adalah model yang memiliki performa yang bagus dalam memprediksi harga bitcoin untuk satu hingga tujuh hari kedepan dengan tingkat *error rate* yang kecil dan memiliki akurasi yang tinggi. Perhitungan performa dilakukan dengan menghitung nilai MAPE pada setiap hasil prediksi, mulai dari prediksi hari pertama hingga ketujuh. Model yang menghasilkan nilai MAPE terkecil dianggap telah berhasil melakukan prediksi dengan hasil terbaik diantara model lainnya.

Pengujian Dataset

Proses pengujian dibagi menjadi dua tahapan yaitu melakukan prediksi dan menghitung *error rate* hasil prediksi. Setelah didapatkan hasil prediksi selanjutnya dihitung *error rate* setiap hasil prediksi menggunakan MAPE. Data akan dibagi menjadi dataset latih dan dataset uji (Tabel 2)

Tabel 2. Dataset

Data Latih	Data Uji
8 Oktober 2015 - 30 Juni 2020 (1728 Data)	1 Juli 2020 - 7 Juli 2020

Tabel 3. Contoh Data dalam Dataset Sebelum *Attribute Removal*

date	symbol	open	high	low	close
2/1/2020	BTCUSD	9330.55	9455.78	9290.7	9380.6
2/2/2020	BTCUSD	9380.6	9468.43	9150	9321
2/3/2020	BTCUSD	9321	9600	9225	9278.51
2/4/2020	BTCUSD	9278.51	9339	9079.87	9167.01
2/5/2020	BTCUSD	9167.01	9767.9	9150.1	9615.04
2/6/2020	BTCUSD	9615.04	9856.43	9520.12	9761.36
2/7/2020	BTCUSD	9761.36	9871.36	9720.59	9816.97
2/8/2020	BTCUSD	9816.97	9947.24	9660.44	9912.53
2/9/2020	BTCUSD	9912.53	10170.91	9884.3	10168.41
2/10/2020	BTCUSD	10168.41	10200	9697.09	9860.08

Tabel 4. Contoh Data dalam Dataset Setelah *Attribute Removal*

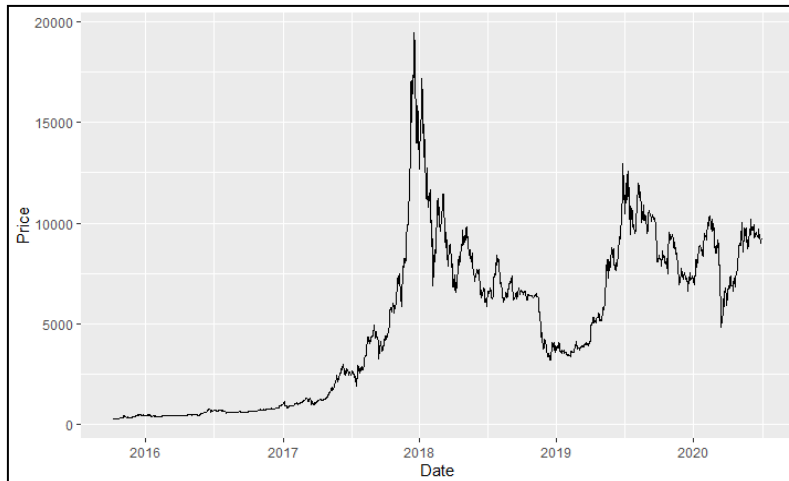
date	close
10/8/2015	243.95
10/9/2015	245.39
10/10/2015	246.3
10/11/2015	249.5
10/12/2015	247.6
10/13/2015	250.51
10/14/2015	253
10/15/2015	255.26
10/16/2015	263.75
10/17/2015	272.47

Attribute Removal

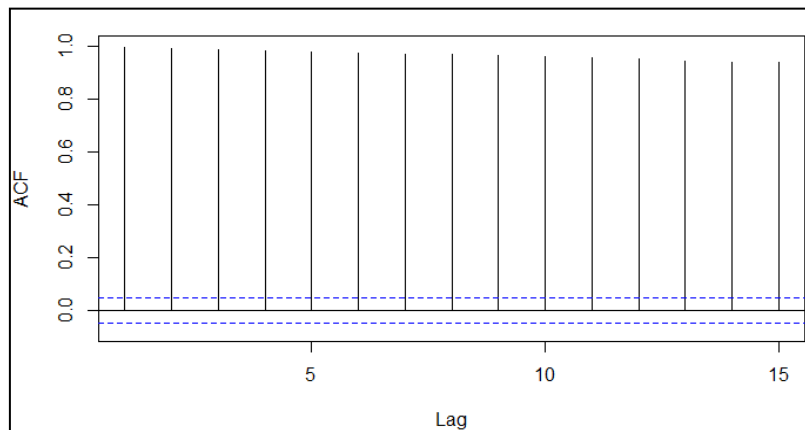
Pada tahap ini yang pertama dilakukan adalah menghapus atribut yang tidak digunakan dalam proses prediksi. Dari keenam atribut yang ada pada dataset, hanya dua atribut yang digunakan, yaitu atribut date dan close, atribut close digunakan karena close merupakan nilai akhir harga bitcoin sepanjang waktu. Sedangkan atribut symbol, open, high, dan low tidak digunakan dalam proses prediksi. Proses penghapusan atribut dilakukan pada proses *import* data pada aplikasi RStudio dengan cara melewati atribut yang tidak dipilih pada langkah pemilihan atribut.

Uji Stasioner

Uji stasioner dapat dilakukan dengan dua cara, yaitu dengan melihat plot grafik data asli atau melihat plot grafik ACF data. Plot grafik data dapat dilihat pada Gambar 2 dan menunjukkan bahwa data masih belum stasioner karena grafik tidak berada pada satu garis lurus. Sedangkan untuk plot grafik ACF dapat dilihat pada Gambar 3 dan menunjukkan nilai yang signifikan pada lag-lag awal kemudian mengecil secara bertahap. Dari kedua pengujian tersebut dapat dipastikan bahwa data masih belum stasioner.



Gambar 2. Plot Grafik Dataset

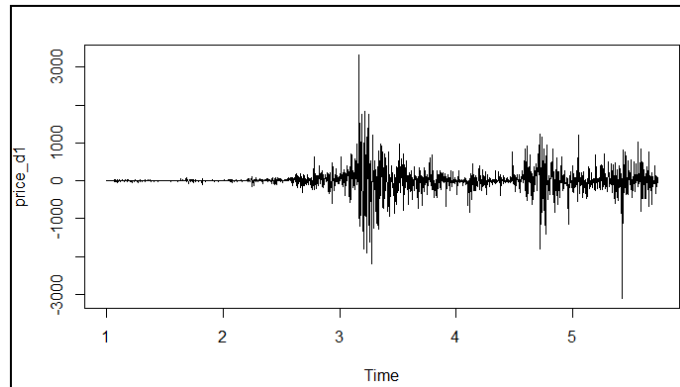


Gambar 3. Plot ACF Data

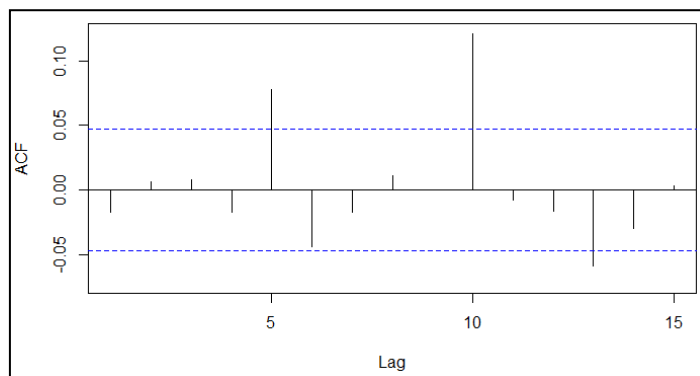
Differencing

Langkah selanjutnya melakukan proses *differencing* untuk mengubah data agar menjadi stasioner. Proses *differencing* dilakukan dengan menggunakan bantuan fungsi `diff()` dari *package* `timeSeries` pada RStudio. Pertama-tama proses *differencing* dilakukan menggunakan 1 tahap dan hasilnya

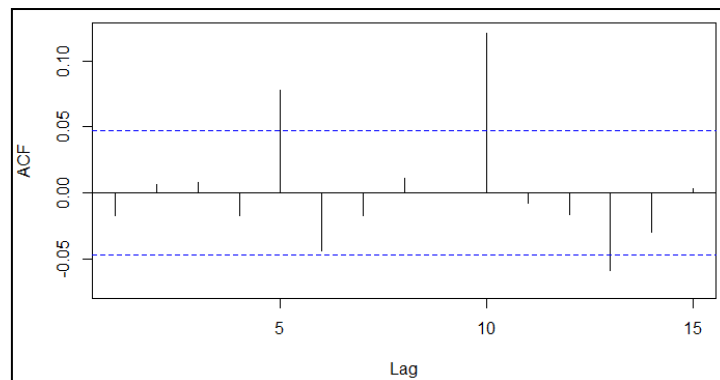
dapat dilihat pada Gambar 4 dan Gambar 5. Dari grafik data pada Gambar 4 dan plot ACF pada Gambar 5 data sudah berubah menjadi stasioner. Terlihat dari grafik data yang sudah lurus pada nilai 0 di tengah dan plot ACF juga menunjukkan adanya nilai lag yang mengalami perubahan secara signifikan dan melebihi pada batas 0,05.



Gambar 4. Plot Grafik Data Setelah Proses *Differencing*



Gambar 5. Plot ACF Setelah Proses *Differencing*

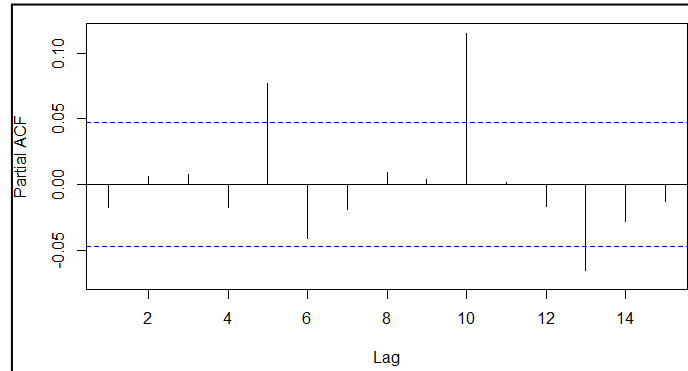


Gambar 6. Hasil Plot ACF

Menentukan Kandidat Ordo Model

Kandidat ordo p dan q dapat ditentukan dengan melihat nilai lag pada plot ACF dan PACF. Untuk melakukan *plotting* ACF menggunakan fungsi `Acf()` sedangkan untuk

plotting PACF menggunakan fungsi `Pacf()` dari *package* `forecast`. Hasil *plotting* ACF dapat dilihat pada Gambar 6, sedangkan untuk hasil *plotting* PACF dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Hasil Plot PACF

Berdasarkan hasil plot ACF terjadi *cuts off* pada beberapa lag yang nilainya melebihi batas 0.05, yaitu pada lag 5 dan 10. Sedangkan hasil plot PACF menunjukkan nilai pada lag 5, dan 10 mengalami *cuts off* melebihi batas 0.05. Dari hasil tersebut maka lag 5 dan 10 akan dijadikan kandidat untuk ordo p dan q pada model ARIMA.

Untuk ordo d nilainya adalah 1, karena telah dilakukan 1 proses *differencing* untuk menjadikan dataset yang digunakan agar menjadi stasioner. Dari beberapa kandidat ordo p, d, q yang telah disebutkan jika dikombinasikan maka akan menghasilkan kandidat model ARIMA (2,1,2) dan (3,1,3).

Pengujian Model untuk Prediksi

Prediksi dilakukan menggunakan data latih dari tanggal 8 Oktober 2015 hingga 30

juni 2020. Data ini digunakan untuk menghasilkan prediksi tanggal 1 Juli 2020 hingga 7 Juli 2020. Tahap pertama adalah melakukan pengujian model untuk melakukan prediksi, kemudian hasil prediksi dihitung *error rate* nya menggunakan MAPE. Proses prediksi dilakukan dengan menggunakan fungsi `arima()` dari *package* `forecast`. Sedangkan untuk proses perhitungan MAPE menggunakan fungsi `MAPE()` dari *package* `MLmetrics`.

Pengujian dilakukan pada model ARIMA (2,1,2) dan (3,1,3). Fungsi yang digunakan untuk melakukan prediksi adalah `arima()`. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 8. Model ini menghasilkan tiga koefisien AR dan tiga koefisien MA. Nilai koefisien tersebut selanjutnya digunakan untuk memprediksi periode selanjutnya.

```
> arima(price, order = c(3,1,3))
Call:
arima(x = price, order = c(3, 1, 3))

Coefficients:
      ar1      ar2      ar3      ma1      ma2      ma3
-0.7583  0.5226  0.7746  0.7491 -0.5281 -0.7314
s.e.    0.1976  0.3162  0.1786  0.2042  0.3221  0.1804

sigma^2 estimated as 98155:  log likelihood = -12375.88,  aic = 24765.76
```

Gambar 8. Nilai Koefisien Model ARIMA (3,1,3)

```
> forecast(arima(price, order = c(3,1,3)), h = 7)
      Point Forecast      Lo 80      Hi 80      Lo 95      Hi 95
5.731006      9113.219 8711.713 9514.725 8499.169 9727.269
5.733744      9128.849 8563.638 9694.060 8264.433 9993.264
5.736482      9115.731 8424.201 9807.261 8058.127 10173.334
5.739220      9118.525 8312.856 9924.195 7886.360 10350.691
5.741958      9121.657 8222.371 10020.942 7746.318 10496.995
5.744695      9110.582 8118.758 10102.406 7593.718 10627.446
5.747433      9122.782 8050.168 10195.395 7482.361 10763.202
```

Gambar 9. Hasil Prediksi Model ARIMA (3,1,3)

```
> for (x in 1:7){print(MAPE(forecast(arima(price, order = c(3,1,3)),
h = 7)$mean[1:x], btc_data_test$price[1:x])*100)}
[1] 1.347428
[1] 0.8170156
[1] 0.7036225
[1] 0.604806
[1] 0.5743829
[1] 0.9057872
[1] 0.9878981
```

Gambar 10. Nilai MAPE Model ARIMA (3,1,3)

Tabel 5. Hasil Prediksi

Model	Prediksi						
	1/7/2020	2/7/2020	3/7/2020	4/7/2020	5/7/2020	6/7/2020	7/7/2020
ARIMA(2,1,2)	9134,425	9134,036	9134,044	9134,043	9134,043	9134,043	9134,043
ARIMA(3,1,3)	9133,219	9128,849	9115,731	9118,525	9121,657	9110,582	9122,782

Tabel 6. Nilai MAPE

Model	Tanggal						
	1/7/2020	2/7/2020	3/7/2020	4/7/2020	5/7/2020	6/7/2020	7/7/2020
ARIMA(2,1,2)	1,11	0,73	0,71	0,56	0,57	0,86	0,93
ARIMA(3,1,3)	1,34	0,81	0,70	0,60	0,57	0,90	0,98

Hasil prediksi menggunakan model ARIMA (3,1,3) untuk periode tujuh hari kedepan dapat dilihat pada Gambar 9. Untuk menampilkan hasil prediksi menggunakan fungsi forecast(). Keluaran dari fungsi tersebut adalah nilai prediksi, batas atas, dan bawah prediksi. Selanjutnya menghitung *error rate* hasil prediksi dengan harga aktual

menggunakan MAPE. Untuk menghitung MAPE menggunakan fungsi MAPE() dan hasilnya dapat dilihat pada Gambar 10. Menggunakan metode pengujian yang sama, kemudian diterapkan pada kandidat model lainnya dan hasil prediksi dapat dilihat pada Tabel 3 dan nilai MAPE dapat dilihat pada Tabel 4.

Penentuan Model Terbaik

Hasil pengujian terhadap dua kandidat model menghasilkan nilai *error rate* yang berubah-ubah. Pada model ARIMA (2,1,2) menghasilkan nilai *error rate* yang rendah dengan rata-rata sebesar 0,78, namun prediksi yang dihasilkan dari model ARIMA (2,1,2) kurang tepat karena menghasilkan prediksi dengan selisih harga yang konstan. Pada model (3,1,3) menghasilkan nilai *error rate* dengan rata-rata sebesar 0,84

Model ARIMA (3,1,3) dipilih sebagai model terbaik untuk melakukan prediksi bitcoin hingga tujuh hari kedepan karena telah berhasil mendapatkan hasil yang baik dengan *error rate* rendah. Model ini menggunakan tiga koefisien AR, tiga koefisien MA, dan satu tahap *differencing*. Nilai koefisien AR dan MA juga sudah berada dibawah 1 semua, menan-

dakan bahwa kondisi stasioneritas telah terpenuhi.

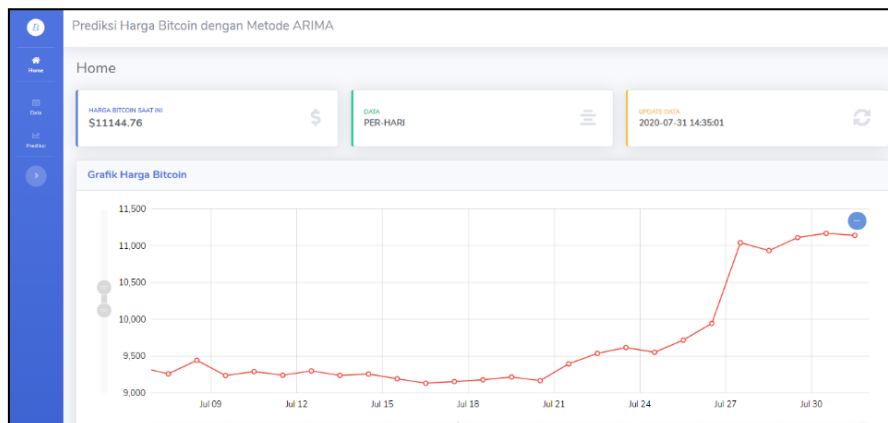
HASIL DAN PEMBAHASAN

Halaman Beranda

Halaman beranda merupakan halaman awal pada aplikasi yang pertama kali muncul ketika aplikasi dijalankan. Pada halaman ini terdapat informasi tentang harga bitcoin saat ini, grafik harga bitcoin, tipe data bitcoin, dan update data bitcoin.

Halaman Data

Halaman data menampilkan informasi histori harga bitcoin dengan atribut, tanggal, harga terendah, harga tertinggi, dan penutupan harga bitcoin pada setiap harinya.



Gambar 14. Halaman Beranda

Data Historis Bitcoin

Tanggal	Open	Low	High	Close
31-07-2020	\$11,172.00	\$11,144.76	\$11,172.00	\$11,144.76
30-07-2020	\$11,114.89	\$10,828.11	\$11,190.65	\$11,172.00
29-07-2020	\$10,937.91	\$10,856.00	\$11,360.00	\$11,114.89
28-07-2020	\$11,044.83	\$10,590.00	\$11,260.95	\$10,937.91
27-07-2020	\$9,946.13	\$9,936.85	\$11,417.66	\$11,044.83
26-07-2020	\$9,718.89	\$9,666.90	\$10,190.71	\$9,946.13
25-07-2020	\$9,553.93	\$9,539.05	\$9,747.23	\$9,718.89
24-07-2020	\$9,618.73	\$9,482.06	\$9,650.00	\$9,553.93
23-07-2020	\$9,538.43	\$9,455.86	\$9,676.00	\$9,618.73
22-07-2020	\$9,396.53	\$9,281.59	\$9,565.24	\$9,538.43
21-07-2020	\$9,167.51	\$9,162.52	\$9,437.68	\$9,396.53
20-07-2020	\$9,217.40	\$9,135.00	\$9,228.66	\$9,167.51
19-07-2020	\$9,179.70	\$9,108.32	\$9,244.19	\$9,217.40
18-07-2020	\$9,155.32	\$9,128.63	\$9,219.35	\$9,179.70
17-07-2020	\$9,133.49	\$9,075.00	\$9,221.85	\$9,155.32
16-07-2020	\$9,193.01	\$9,033.00	\$9,219.57	\$9,133.49
15-07-2020	\$9,258.28	\$9,154.90	\$9,276.38	\$9,193.01
14-07-2020	\$9,239.48	\$9,091.76	\$9,283.70	\$9,258.28
13-07-2020	\$9,300.00	\$9,197.22	\$9,345.58	\$9,239.48
12-07-2020	\$9,241.32	\$9,159.05	\$9,346.54	\$9,300.00

Previous 1 2 3 4 5 ... 84 Next

Gambar 15. Halaman Data

Prediksi Harga Bitcoin dengan Metode ARIMA

Prediksi

Pengaturan

ARIMA Model

Masukkan Model ARIMA(p,d,q)

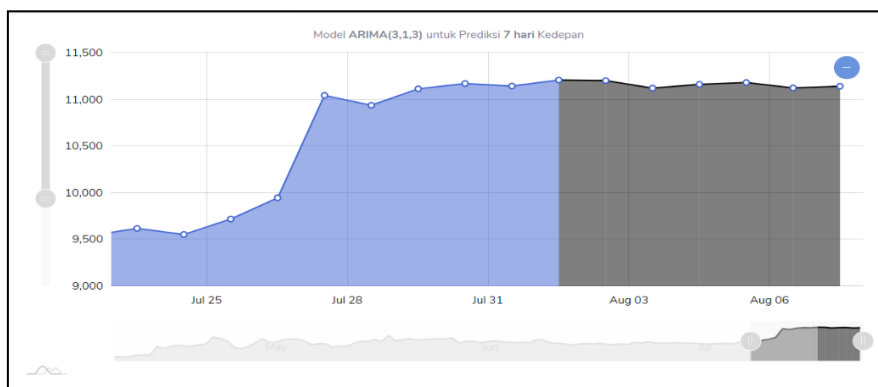
Jumlah Hari

Masukkan Jumlah Hari yang Akan Diprediksi

Submit

© BTC 2020

Gambar 16. Halaman Prediksi



Gambar 17. Halaman Hasil Prediksi

Halaman Prediksi

Halaman prediksi menampilkan jumlah periode prediksi dan model arima yang

akan digunakan. Untuk melakukan prediksi pengguna hanya tinggal memasukan jumlah periode prediksi lalu menekan tombol submit.

Halaman Hasil Prediksi

Halaman hasil prediksi menampilkan hasil prediksi harga bitcoin sesuai dengan periode yang telah diinputkan. Hasil prediksi menampilkan sebuah grafik harga sebelum dan sesudah dilakukannya prediksi.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan yang diperoleh dari penelitian ini yaitu ARIMA telah berhasil diterapkan pada aplikasi berbasis web untuk melakukan prediksi harga bitcoin untuk satu hingga tujuh hari kedepan dengan hasil yang baik. Beberapa model telah diuji dan model ARIMA (3,1,3) dapat melakukan prediksi harga bitcoin dengan tingkat akurasi yang baik. Rata-rata nilai MAPE yang dihasilkan adalah sebesar 0,84 dengan rentan nilai sebesar 1,34 untuk prediksi hari pertama (1 Juli 2020) dan 0,98 untuk prediksi hari ketujuh (7 Juli 2020). Performa ARIMA semakin baik jika digunakan untuk prediksi jangka pendek, terutama untuk prediksi periode dua hari kedepan. Semakin banyak periode yang diprediksi semakin rendah tingkat akurasinya. ARIMA dapat digunakan untuk prediksi harga bitcoin namun dengan selisih harga yang cukup signifikan tapi mampu memprediksi pola perubahan harga dalam periode tujuh hari kedepan. Karakteristik perubahan harga bitcoin yang tidak menentu atau berpola membuat sulit untuk menentukan model ARIMA yang sesuai. Satu model yang baik saat melakukan prediksi pada satu rentang

periode belum tentu baik untuk rentang periode berikutnya.

Adapun saran untuk mengembangkan penelitian ini yaitu menggunakan dataset dengan frekuensi perubahan data yang lebih cepat, seperti data perubahan bitcoin dalam hitungan menit. Mengkombinasikan metode ARIMA dengan metode lainnya seperti *sentiment analysis* dan jaringan syaraf agar dapat menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik lagi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Gandal, & H. Halaburda, "Competition in the Cryptocurrency Market", *SSRN Electronic Journal*, 2014.
- [2] S. Nakamoto, "Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System", *Cryptography Mailing list*, 2009.
- [3] E. Androulaki, G. O. Karame, M. Roeschlin, T. Scherer, and S. Capkun. "Evaluating user privacy in Bitcoin", *Lecture Notes in Computer Science*, V0 7859, Springer, 2013..
- [4] I. Miers, C. Garman, M. Green, and A. D. Rubin. Zerocoin, "Anonymous distributed e-cash from bitcoin", *Proceedings - IEEE Symposium on Security and Privacy*, 397-411, 2013.
- [5] Rob J Hyndman. *Forecasting: Principles and Practice*, OTexts: Melbourne, Australia, 2018.

- [6] R.A. Juanda, Jondri, & A.A. Rohmawati, "Prediksi Harga Bitcoin Dengan Menggunakan Recurrent Neural Network", *e-Proceeding of Engineering*, Vol 5, No. 2, 2018.
- [7] R. Albariqi, *Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan*, Universitas Gajah Mada, 2018.
- [8] G. Lilipaly, D. Hatidja & J. Kekunesa, "Prediksi Harga Saham PT. BRI, Tbk. Menggunakan Metode ARIMA", *Jurnal Ilmiah Sains*, vol 14 No. 2, 2014.
- [9] J. C. Paul, S. Hoque, M.M Rahman, "Selection of best ARIMA Model for Forecasting Average Daily Share Price Index of Pharmaceutical Companies in Bangladesh: A Case Study on Square Pharmaceutical Ltd", *Global Journal of Management and Business Research*, 13(3(1)):14-25, 2013.
- [10] M. Shcherbakov, A. Brebels, N.L. Shcherbakova, A. Tyukov, J. A., Janovsky, and V. A.Kamaev, "A Survey of Forecast Error Measures", *World Applied Sciences Journal* 24(24): 171-176, 2013.
- [11] A. de Myttenaere, B. Golden, B. L. Grand,& F. Rossi, "Mean Absolute Percentage Error for Regression Models", *Neurocomputing*, 2015.