

BAB V

HASIL DAN PEMBAHASAN

5.1 Analisis Deskriptif Data Bitcoin

Sebelum melakukan analisis data menggunakan metode *bayesian regularization neural network*, terlebih dahulu peneliti melakukan analisis deskriptif terhadap data historis Bitcoin untuk mengetahui gambaran umum Bitcoin selama dua tahun terakhir yaitu dari 23 Januari 2017 s.d 23 Januari 2019.



Gambar 5.1 Grafik Harga Harian Bitcoin dari 23 Januari 2017 s.d 23 Januari 2019

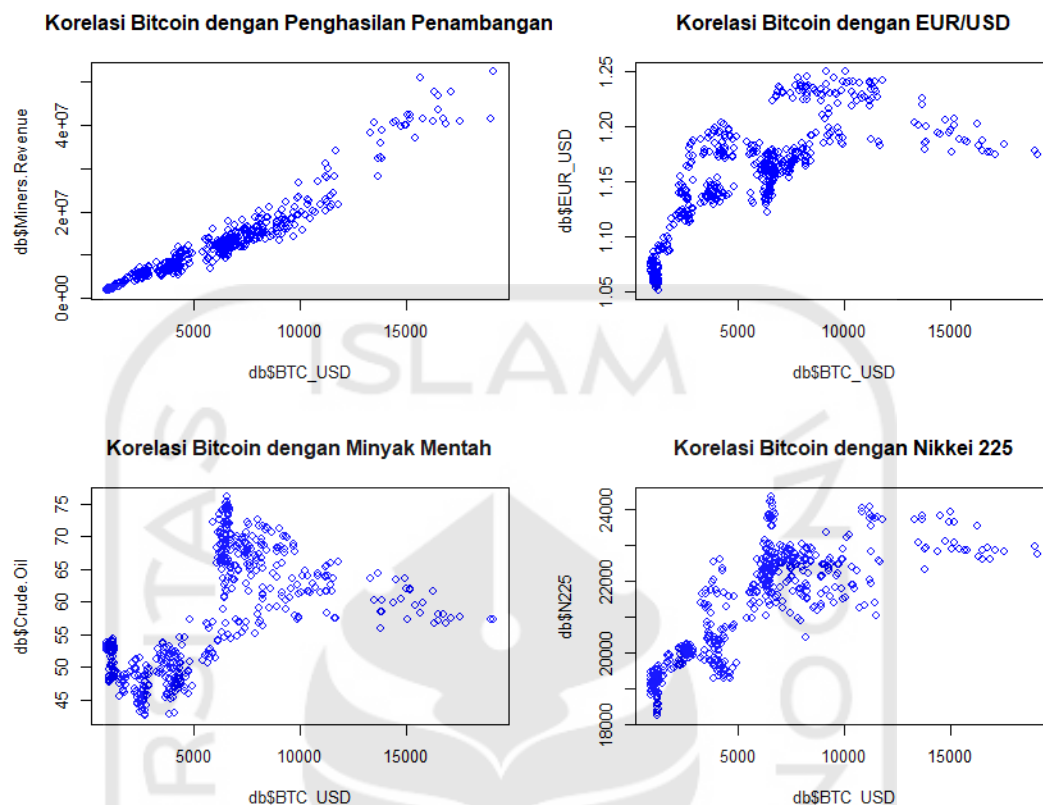
Berdasarkan Gambar 5.1 dapat diketahui bahwa pergerakan harga pembukaan bitcoin selama 2 tahun cenderung mengalami kenaikan atau memiliki *trend* naik. Dimana pada 23 Januari 2017 harga pembukaan Bitcoin yaitu US\$ 918,84. Kenaikan paling signifikan terjadi pada akhir tahun 2017 yaitu pada 17 Desember 2017 dengan harga Bitcoin mencapai nilai paling tinggi US\$ 19.870,62. Sebagaimana dikutip dalam diskartes.com, menyatakan bahwa harga Bitcoin melambung tinggi mencapai puncaknya di tahun 2017. Hal ini dikarenakan semakin banyak orang yang berminat menjadi penambang dan ditambah lagi dengan adanya batasan jumlah Bitcoin yang beredar maksimal adalah 21 juta keping. Kehancuran mata uang dunia juga berkontribusi pada kenaikan harga

Bitcoin. Pada saat itu penurunan *poundsterling* dibarengi dengan kenaikan harga Bitcoin. Selain itu, ternyata negara di dunia bereaksi berbeda terhadap Bitcoin. Jepang memilih untuk pro Bitcoin, dan sukses menaikkan harga Bitcoin sebesar 2% dalam 24 jam. Namun diawal tahun 2018 harga Bitcoin mulai mengalami penurunan yang cukup signifikan. Salah satu penyebabnya yaitu dikarenakan negara Cina lebih memilih untuk tidak menghendaki Bitcoin sampai saat ini. Keputusan tersebut menyebabkan harga Bitcoin turun lebih dari 20% dalam waktu yang pendek (Diskartes, 2018). Selain itu penyebab merosotnya harga Bitcoin dikarenakan kasus pencurian yang dialami oleh beberapa *exchanger* terkemuka di dunia seperti Mt.Gox, Bitfinnex, dan lainnya. Masyarakat menjadi tidak percaya untuk menyimpan uang di *exchanger* dalam bentuk Bitcoin. Dalam waktu singkat, orang yang menjual Bitcoin lebih banyak daripada yang membeli. Hingga 23 Januari 2019 harga pembukaan Bitcoin mencapai US\$ 3.602,04.

5.2 Seleksi Variabel Menggunakan Regresi Linier

Sebagian besar studi sebelumnya telah berfokus pada pemodelan harga Bitcoin tanpa mempertimbangkan hubungannya dengan informasi Blockchain atau hanya mengidentifikasi hubungan linier untuk faktor ekonomi makro. Penelitian ini mencoba untuk mengatasi keterbatasan tersebut dengan menggunakan model BRNN yang dapat menyelidiki pengaruh nonlinier dari masing-masing fitur yang relevan dari variabel *input*, informasi Blockchain, faktor makroekonomi, dan rasio mata uang global pada pembentukan harga Bitcoin.

Hal pertama yang dilakukan peneliti yaitu melihat hubungan antara Bitcoin dengan informasi blockchain, faktor makroekonomi, dan rasio mata uang global, dengan menggunakan *scatterplot* dan analisis korelasi *Pearson* dengan asumsi normalitas terpenuhi. *Scatterplot* merupakan sebuah grafik yang digunakan untuk melihat suatu pola hubungan antara dua variabel, serta menentukan jenis hubungan dari dua variabel apakah hubungan positif, negatif, atau tidak ada hubungan sama sekali. *Scatterplot* antara bitcoin dengan semua variabel dirujuk pada lampiran 8. Berikut ini ditampilkan *scatterplot* bitcoin dengan beberapa variabel:



Gambar 5.2 Scatterplot

Pada Gambar 5.2 ditampilkan plot hubungan antara Bitcoin dengan penghasilan penambangan, Bitcoin dengan EUR/USD, Bitcoin dengan minyak mentah, dan Bitcoin dengan Nikkei 225. Hubungan yang membentuk garis lurus biasa disebut dengan hubungan linier. Hubungan linier bisa membentuk hubungan yang positif dan negatif. Keempat plot yang dibentuk pada Gambar 5.2 menunjukkan hubungan yang positif. Plot hubungan antara Bitcoin dengan penghasilan penambangan menunjukkan bahwa kenaikan harga Bitcoin juga diikuti oleh penghasilan penambangan. Plot hubungan antara Bitcoin dengan Euro dollar menunjukkan bahwa kenaikan harga Bitcoin diikuti juga oleh Euro dollar. Plot hubungan antara Bitcoin dengan minyak mentah menunjukkan bahwa kenaikan harga Bitcoin diikuti juga oleh minyak mentah. Plot hubungan antara Bitcoin dengan Nikkei 225 menunjukkan bahwa kenaikan harga Bitcoin diikuti juga oleh Nikkei 225.

Kemudian dilakukan analisis korelasi *Pearson*. Berikut nilai korelasi yang diperoleh:

Tabel 5.1 Nilai Korelasi *Pearson*

No.	Variabel	Nilai Korelasi <i>Pearson</i>
1	Bitcoin dan ukuran blok rata-rata	0,03739307
2	Bitcoin dan transaksi per blok	-0,13753189
3	Bitcoin dan waktu konfirmasi median	-0,28271195
4	Bitcoin dan tingkat hash	0,31467280
5	Bitcoin dan kesulitan	0,27858565
6	Bitcoin dan persentase biaya per transaksi	0,31906180
7	Bitcoin dan penghasilan penambangan	0,95857115
8	Bitcoin dan transaksi dikonfirmasi	-0,03705221
9	Bitcoin dan jumlah total alamat unik	0,382753616
10	Bitcoin dan S&P 500	0,67842005
11	Bitcoin dan Euro Stoxx 50	0,255343018
12	Bitcoin dan Dow 30	0,724774997
13	Bitcoin dan Nasdaq	0,61540941
14	Bitcoin dan Crude Oil	0,576351734
15	Bitcoin dan Gold Futures	0,5053346781
16	Bitcoin dan VIX	0,04225671
17	Bitcoin dan Nikkei 225	0,78837351
18	Bitcoin dan FTSE 100	0,316665187
19	Bitcoin dan JKSE	0,665872962
20	Bitcoin dan JKLQ45	0,600256686
21	Bitcoin dan GBP/USD	0,70365070
22	Bitcoin dan JPY/USD	0,1317209535
23	Bitcoin dan CHF/USD	0,258497611
24	Bitcoin dan CNY/USD	0,60969003
25	Bitcoin dan EUR/USD	0,727932063

Tabel 5.1 menunjukkan nilai korelasi yang diperoleh antara variabel Bitcoin dengan variabel lainnya menggunakan nilai korelasi *Pearson*. Nilai korelasi *Pearson* menunjukkan ada atau tidaknya hubungan linier antar variabel. Nilai korelasi (r) berkisaran antara -1 sampai 1, nilai semakin mendekati -1 atau 1 berarti hubungan antara dua variabel semakin kuat, sebaliknya nilai mendekati 0 berarti hubungan antara dua variabel semakin lemah (Sugiyono, 2007). Nilai korelasi positif menunjukkan hubungan searah dan nilai korelasi negatif menunjukkan hubungan terbalik. Menurut Sugiyono (2007) pedoman untuk memberikan

interpretasi koefisien korelasi adalah $0,00 - 0,199 =$ sangat lemah; $0,20 - 0,399 =$ lemah; $0,40 - 0,599 =$ sedang; $0,60 - 0,799 =$ kuat; $0,80 - 1,000 =$ sangat kuat.

Berdasarkan Tabel 5.1, diperoleh informasi bahwa variabel yang memiliki korelasi sangat kuat secara linier dengan Bitcoin yaitu penghasilan penambangan dengan hubungan positif. Kemudian variabel yang memiliki korelasi kuat secara linier dengan Bitcoin yaitu S&P 500, Dow 30, Nasdaq, Nikkei 225, JKSE, JKLQ45, GBP/USD, CNY/USD, dan EUR/USD, dengan hubungan positif yang berarti bahwa jika variabel tersebut naik maka harga Bitcoin naik. Variabel Crude Oil dan Gold Futures memiliki korelasi sedang, dengan hubungan positif yang berarti jika variabel tersebut naik maka harga Bitcoin naik. Ada beberapa variabel yang memiliki korelasi lemah dan ada juga yang sangat lemah. Korelasi yang lemah menunjukkan bahwa variabel memiliki hubungan linier yang lemah, tapi kemungkinan variabel tersebut memiliki hubungan non-linier kuat. Variabel yang memiliki hubungan lemah secara linier dengan Bitcoin yaitu tingkat hash, kesulitan, persentase biaya per transaksi, jumlah total alamat unik, Euro Stoxx 50, FTSE 100, CHF/USD dengan arah hubungan positif yang berarti jika variabel tersebut naik maka harga Bitcoin akan cenderung naik secara tidak signifikan, dan waktu konfirmasi median memiliki arah hubungan negatif artinya jika waktu konfirmasi median naik maka harga Bitcoin cenderung akan turun secara tidak signifikan. Sedangkan variabel yang memiliki korelasi sangat lemah dengan Bitcoin yaitu ukuran blok rata-rata, VIX, JPY/USD dengan arah hubungan positif yang berarti jika variabel tersebut naik maka harga Bitcoin akan cenderung naik secara tidak signifikan, dan transaksi per blok, transaksi dikonfirmasi dengan arah hubungan negatif yang berarti jika variabel tersebut naik maka harga Bitcoin cenderung akan turun secara tidak signifikan.

Selanjutnya akan dilakukan analisis regresi linier berganda untuk memperoleh variabel yang signifikan. Berikut adalah tahapannya:

5.2.1 Uji Overall

Uji *overall* digunakan untuk melihat pengaruh semua variabel independen secara bersama-sama terhadap variabel dependen. Uji *overall* didasarkan pada statistik uji F. H_0 dan H_1 dari uji *overall* adalah:

$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_i = 0$ ($i=0, 1, 2, 3, \dots, 24$) (variabel independen secara bersama-sama tidak berpengaruh terhadap variabel dependen).

$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_i \neq 0$ (variabel independen secara bersama-sama berpengaruh terhadap variabel dependen).

Berikut statistik uji F yang diperoleh untuk uji *overall*.

Tabel 5.2 Uji Overall Data Penelitian

Uji Overall	P-value	Tingkat Signifikansi	Keputusan
	2,2e-16	0,05	Tolak H_0

Dengan menggunakan tingkat kepercayaan 95%, diperoleh keputusan Tolak H_0 , karena $p\text{-value} < \alpha$ yaitu $2,2e-16 < 0,05$. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa variabel independen secara bersama-sama berpengaruh terhadap variabel dependen.

5.2.2 Uji Parsial

Uji parsial digunakan untuk melihat pengaruh variabel secara parsial terhadap variabel Bitcoin. Uji parsial menggunakan statistik uji t. H_0 dan H_1 pada uji parsial adalah:

$H_0 : \beta_i = 0$ ($i=0, 1, 2, 3, \dots, 24$) (koefisien β_i tidak signifikan dalam model).

$H_1 : \beta_i \neq 0$ (koefisien β_i signifikan dalam model).

Berikut merupakan hasil yang diperoleh untuk uji parsial pada metode regresi dengan *stepwise*.

Tabel 5.3 Uji Parsial Pada Metode Regresi dengan *Stepwise*

No.	Nama Variabel	Koefisien	P-value	Tingkat Signifikansi	Keputusan
1	<i>Intercept</i>	-8,700e+03	0,000608	0,05	Tolak H_0
2	Ukuran blok rata-rata	8,596e+02	0,000803	0,05	Tolak H_0
3	Transaksi per blok	1,301e+00	7,91e-15	0,05	Tolak H_0

No.	Nama Variabel	Koefisien	<i>P-value</i>	Tingkat Signifikansi	Keputusan
4	Waktu konfirmasi median	-1,252e+01	0,125559	0,05	Gagal Tolak H_0
5	Tingkat hash	-1,318e-05	0,072432	0,05	Gagal Tolak H_0
6	Penghasilan penambangan	3,232e-04	< 2e-16	0,05	Tolak H_0
7	Transaksi dikonfirmasi	-9,275e-03	< 2e-16	0,05	Tolak H_0
8	S&P 500	-1,264e+01	5,90e-07	0,05	Tolak H_0
9	Euro Stoxx 50	1,910e+00	1,02e-06	0,05	Tolak H_0
10	Dow 30	9,705e-01	1,57e-07	0,05	Tolak H_0
11	Nasdaq	1,852e+00	5,29e-07	0,05	Tolak H_0
12	Crude Oil	5,536e+01	< 2e-16	0,05	Tolak H_0
13	Gold Futures	-6,221e+00	8,69e-07	0,05	Tolak H_0
14	Nikkei 225	-2,447e-01	0,000121	0,05	Tolak H_0
15	FTSE 100	-7,319e-01	0,000302	0,05	Tolak H_0
16	CNY/USD	8,062e+04	6,27e-06	0,05	Tolak H_0
17	EUR/USD	3,928e+03	0,001737	0,05	Tolak H_0

Berdasarkan tabel di atas, diperoleh kesimpulan bahwa variabel ukuran blok rata-rata, transaksi per blok, penghasilan penambangan, transaksi dikonfirmasi, S&P 500, Euro Stoxx 50, Dow 30, Nasdaq, *Crude Oil*, *Gold Futures*, Nikkei 225, FTSE 100, CNY/USD, dan EUR/USD signifikan dalam model, yang berarti bahwa variabel tersebut secara parsial berpengaruh terhadap variabel harga Bitcoin. Sedangkan variabel waktu konfirmasi median, tingkat hash, kesulitan, persentase biaya per transaksi, jumlah total alamat unik, VIX, JKSE, JKLQ45, GBP/USD, JPY/USD, CHF/USD tidak signifikan dalam model yang berarti bahwa variabel tersebut secara parsial tidak berpengaruh terhadap variabel harga Bitcoin. Hal tersebut menggunakan tingkat kepercayaan 95%, keputusan yang diambil untuk pengujian parsial adalah tolak H_0 didasarkan pada nilai $p\text{-value} < \alpha$. Dengan demikian diperoleh model regresi, sebagai berikut:

$$\hat{y} = -8,700e02 + 8,596e02X_1 + 1,301e00X_2 + 3,232e-04X_7 - 9,275e-03X_8 - 1,264e01X_{10} + 1,919e00X_{11} + 9,705e-01X_{12} + 1,852e00X_{13} + 5,536e01X_{14} - 6,221e00X_{15} - 2,447e-01X_{17} - 7,319e-01X_{18} + 8,062e04X_{24} + 3,928e03X_{25}$$

Berdasarkan model di atas, dapat diinterpretasikan bahwa kenaikan ukuran blok rata-rata sebesar satu satuan dengan menganggap variabel lain konstan akan menaikkan harga Bitcoin sebesar $8,596e02$ satuan. Begitupun selanjutnya, kenaikan transaksi per blok sebesar satu satuan dengan menganggap variabel lain konstan akan menaikkan harga Bitcoin sebesar $1,301e00$ satuan. Penurunan transaksi dikonfirmasi sebesar satu satuan dengan menganggap variabel lain konstan akan menurunkan harga Bitcoin sebesar $9,275e-03$ satuan. Penurunan S&P 500 sebesar satu satuan dengan menganggap variabel lain konstan akan menurunkan harga Bitcoin sebesar $1,264e01$ satuan. Kenaikkan Euro Stoxx 50 sebesar satu satuan dengan menganggap variabel lain konstan akan menaikkan harga Bitcoin sebesar $1,910e00$ satuan. Kenaikkan Dow 30 sebesar satu satuan dengan menganggap variabel lain konstan akan menaikkan harga Bitcoin sebesar $9,705e-01$ satuan. Kenaikkan Nasdaq sebesar satu satuan dengan menganggap variabel lain konstan akan menaikkan harga Bitcoin sebesar $1,852e00$ satuan. Kenaikkan *Crude Oil* sebesar satu satuan dengan menganggap variabel lain konstan akan menaikkan harga Bitcoin sebesar $5,536e01$ satuan. Penurunan *Gold Futures* sebesar satu satuan dengan menganggap variabel lain konstan akan menurunkan harga Bitcoin sebesar $6,221e00$ satuan. Penurunan Nikkei 225 sebesar satu satuan dengan menganggap variabel lain konstan akan menurunkan harga Bitcoin sebesar $2,447e-01$ satuan. Penurunan FTSE 100 sebesar satu satuan dengan menganggap variabel lain konstan akan menurunkan harga Bitcoin sebesar $7,319e-01$ satuan. Kenaikkan nilai tukar mata uang CNY/USD sebesar satu satuan dengan menganggap variabel lain konstan akan menaikkan harga Bitcoin sebesar $8,062e04$ satuan, dan kenaikan nilai tukar mata uang EUR/USD sebesar satu satuan dengan menganggap variabel lain konstan akan menaikkan harga Bitcoin sebesar $3,928e03$ satuan.

Setelah mendapatkan model akan dilakukan uji asumsi, untuk mengetahui ketepatan estimator yang diperoleh. Namun, dalam penelitian ini model regresi yang diperoleh tidak digunakan untuk melakukan prediksi, karena tujuan menggunakan regresi dalam penelitian ini adalah untuk memilih variabel yang signifikan.

5.2.3 Uji Asumsi

a. Asumsi Normalitas

Uji normalitas digunakan untuk mengetahui apakah eror menyebar normal atau tidak. Uji normalitas dapat menggunakan statistik uji Shapiro-Wilks.

H_0 : eror menyebar normal.

H_1 : eror tidak menyebar normal.

Hasil yang diperoleh adalah sebagai berikut:

Tabel 5.4 Uji Normalitas Data Penelitian

Nilai <i>P-value</i>	Tingkat Signifikansi	Keputusan
9,832e-15	0,05	Tolak H_0

Berdasarkan tabel di atas, dengan tingkat kepercayaan 95% diperoleh keputusan Tolak H_0 karena $p\text{-value} < \alpha$. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa eror tidak menyebar normal (asumsi normalitas tidak terpenuhi).

b. Asumsi Homoskedastisitas

Asumsi homoskedastisitas digunakan untuk melihat apakah varians eror homogen atau tidak. H_0 dan H_1 dari asumsi homoskedastisitas adalah:

H_0 : varians eror homogen.

H_1 : varians eror tidak homogen.

Berikut merupakan hasil yang diperoleh dari asumsi homoskedastisitas:

Tabel 5.5 Uji Homoskedastisitas Data Penelitian

Nilai <i>P-value</i>	Tingkat Signifikansi	Keputusan
2,2e-16	0,05	Tolak H_0

Berdasarkan Tabel 5.5, dengan tingkat kepercayaan 95% diperoleh keputusan Tolak H_0 karena $p\text{-value} < \alpha$. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa varians eror tidak homogen (asumsi homoskedastisitas tidak terpenuhi).

c. Asumsi Autokorelasi

Asumsi autokorelasi digunakan untuk melihat apakah eror antar pengamatan berkorelasi atau tidak. H_0 dan H_1 dari asumsi autokorelasi adalah:

H_0 : eror antar pengamatan tidak berkorelasi.

H_1 : eror antar pengamatan berkorelasi.

Berikut merupakan hasil yang diperoleh dari asumsi autokorelasi:

Tabel 5.6 Uji Autokorelasi Data Penelitian

Nilai <i>P-value</i>	Tingkat Signifikansi	Keputusan
7,205e-14	0,05	Tolak H_0

Berdasarkan tabel di atas, dengan tingkat kepercayaan 95% diperoleh keputusan Tolak H_0 karena $p\text{-value} < \alpha$. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa eror antar pengamatan berkorelasi (asumsi tidak ada autokorelasi tidak terpenuhi).

d. Asumsi Multikolinearitas

Asumsi multikolinearitas digunakan untuk mengetahui apakah eror antar variabel saling berkorelasi atau tidak. H_0 dan H_1 dari asumsi multikolinearitas adalah:

H_0 : eror antar variabel tidak saling berkorelasi.

H_1 : eror antar variabel saling berkorelasi.

Berikut merupakan hasil yang diperoleh dari asumsi multikolinearitas:

Tabel 5.7 Uji Multikolinearitas Data Penelitian

No.	Nama Variabel	Nilai VIF	No.	Nama Variabel	Nilai VIF
1	Ukuran blok rata-rata	3,553059	14	Crude Oil	12,648889
2	Transaksi per blok	12,636481	15	Gold Futures	9,508975
3	Waktu konfirmasi median	1,952980	16	VIX	8,123418
4	Tingkat hash	112,683015	17	Nikkei 225	21,845074
5	Kesulitan	154,703107	18	FTSE 100	11,858028
6	Persentase biaya per transaksi	3,190510	19	JKSE	106,352008
7	Penghasilan penambangan	10,521780	20	JKLQ45	112,806910
8	Transaksi dikonfirmasi	19,200207	21	GBP/USD	25,164707
9	Jumlah total alamat unik	22,427497	22	JPY/USD	3,076608
10	S&P 500	848,576180	23	CHF/USD	9,256097
11	Euro Stoxx 50	18,060610	24	CNY/USD	20,681205
12	Dow 30	486,253082	25	EUR/USD	20,567246
13	Nasdaq	221,303151			

Berdasarkan hasil di atas diperoleh kesimpulan bahwa ada beberapa eror antar variabel yang saling berkorelasi (terjadi multikolinieritas), hal ini didasarkan pada beberapa variabel memiliki nilai *Variance Inflating Factor* (VIF) > 10 .

Dalam jurnal acuan yang ditulis oleh Jang dan Lee (2017) dengan judul “*An Empirical Study on Modeling and Prediction of Bitcoin Prices With Bayesian Neural Networks Based on Blockchain information*” untuk menentukan variabel yang dianggap berpengaruh terhadap Bitcoin dengan melihat nilai VIF. Variabel yang memiliki nilai VIF besar dikeluarkan. Namun dalam penelitian ini untuk menentukan variabel yang dianggap berpengaruh terhadap Bitcoin yaitu dengan melihat signifikansi dari variabel penjelas menggunakan metode *stepwise*. Karena peneliti telah melakukan percobaan dengan memilih variabel berdasarkan nilai VIF ternyata eror terlalu besar, sedangkan jika dengan melihat signifikansi dari variabel penjelas menggunakan metode *stepwise* eror yang didapat lebih kecil. Sehingga berdasarkan analisis yang telah dilakukan menggunakan regresi linier berganda, maka dapat disimpulkan bahwa terdapat sebelas variabel yang tidak signifikan yaitu waktu konfirmasi median, tingkat hash, kesulitan, persentase biaya per transaksi, jumlah total alamat unik, VIX, JKSE, JKLQ45, GBP/USD, JPY/USD, dan CHF/USD. Variabel yang signifikan ada empat belas variabel seperti dirujuk pada lampiran 7. Setelah didapatkan variabel yang signifikan, langkah selanjutnya akan dilakukan analisis menggunakan BRNN.

5.3 Analisis Bayesian Regularization Neural Network (BRNN)

Selanjutnya peneliti melakukan analisis deret waktu harga Bitcoin menggunakan model BRNN. Sebanyak 25 variabel penjelas yang termasuk dalam tiga kategori digunakan sebagai masukan untuk pembelajaran BRNN. Peneliti juga membahas *set input* lain yang terdiri dari 14 variabel *input* dengan menghilangkan variabel yang tidak signifikan seperti yang disebutkan dalam subbagian sebelumnya.

5.3.1 Pembentukan Data Training dan Data Testing

Data penelitian dibagi menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 85% untuk data *training* dan 15% untuk data *testing* yang berarti data *training* berjumlah 442 dan data *testing* berjumlah 78. Pembagian untuk data

training lebih besar dibandingkan data *testing* dikarenakan agar mesin pembelajaran atau algoritma pembelajaran lebih terlatih dengan pola data dari data *training*. Hal ini berguna ketika algoritma atau mesin menghasilkan suatu model dan model tersebut diberikan kepada data *testing* akan memberikan prediksi data *testing* yang akurat. Data *training* yang sudah didapatkan, akan digunakan untuk proses pelatihan. Proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan metode BRNN sehingga terbentuk suatu model yang nanti akan diuji performasinya terhadap data *testing*. Proses tersebut terus diulang hingga mendapatkan model dengan akurasi yang paling bagus. Kemudian setelah didapatkan model yang terbaik, model tersebut akan digunakan untuk proses prediksi.

5.3.2 Penentuan Jumlah Neuron

Penentuan jumlah optimal neuron di lapisan tersembunyi adalah tugas penting dalam jaringan syaraf regulasi bayesian. Jaringan dengan hanya beberapa neuron di lapisan tersembunyi mungkin tidak mampu menangkap hubungan kompleks antara variabel target dan *input*. Namun, jika terlalu banyak neuron ditugaskan di bagian tersembunyi dari jaringan maka akan membuat kemampuan prediksi buruk dari data yang tidak terlihat karena *overparameterization*. Oleh karena itu, sejumlah neuron dalam lapisan tersembunyi harus dicoba, dan kinerja arsitektur harus dinilai setelah masing-masing dijalankan dengan sejumlah neuron dalam lapisan tersembunyi.

Pada penelitian ini jaringan yang dibentuk dengan 25 variabel *input* dan 1 *output layer* serta 14 variabel *input* dan 1 *output layer* dengan jumlah neuron pada *hidden layer* yang akan digunakan untuk percobaan yaitu 1 sampai dengan 10 neuron. Maka untuk mengetahui jumlah neuron yang lebih tepat, dinyatakan dengan nilai *loss* yang digunakan yaitu dengan MSE paling kecil yang dihasilkan. Dalam penelitian ini akan dipilih dua neuron yang memiliki nilai MSE terkecil untuk dimasukkan ke model dan nanti hasilnya akan dibandingkan. Berikut merupakan tabel hasil pengujian dengan beberapa jumlah neuron tersebut.

Tabel 5.8 Penentuan Jumlah Neuron

BRNN	Jumlah Neuron pada Hidden Layer	Jumlah Epochs yang dihasilkan	MSE
25 Variabel Input	1	15	815242,8
	2	29	1055285
	3	73	856119,8
	4	57	12672667
	5	58	2948530
	6	74	8248582
	7	119	15301754
	8	209	12185988
	9	141	87091024
	10	107	13892124
14 Variabel Input	1	17	384797,3
	2	51	339089
	3	39	2139563
	4	45	2102295
	5	47	395981,3
	6	81	4001355
	7	105	960671,2
	8	148	2485130
	9	136	685773,6
	10	158	1872920

Berdasarkan dari Tabel 5.8 dapat diketahui bahwa jumlah neuron sebanyak 2 dan 5 menghasilkan MSE yang terkecil jika dibandingkan dengan jumlah neuron lainnya. Maka untuk mendapatkan hasil terbaik, digunakan jumlah neuron dengan MSE yang terkecil yaitu neuron sebanyak 2 dan 5. Jumlah *epochs* (iterasi) merepresentasikan lamanya proses pembelajaran yang dilakukan terhadap jaringan yang sedang diobservasi. Jumlah *epochs* yang terlalu sedikit mengakibatkan jaringan yang terbentuk bersifat terlalu general, artinya kemampuan jaringan dalam mengenali pola terlalu sedikit atau bahkan tidak ada sama sekali. Sedangkan jumlah *epochs* yang terlalu banyak akan mengakibatkan jaringan mengalami kondisi *overfit* (jaringan bersifat terlalu spesifik terhadap data pelatihan).

5.3.3 Penentuan Model

Setelah menentukan jumlah neuron pada *hidden layer* dan didapatkan jumlah *epoch* nya, kemudian dilakukan penentuan model. Berikut merupakan kode program ketika pembentukan model BRNN.

```
brnn(da_train$BTC_USD ~., data = da_train, neurons=2, verbose=TRUE)
```

Gambar 5.3 Pembentukan Model Pertama BRNN

```
brnn(da_train$BTC_USD ~., data = da_train, neurons=5, verbose=TRUE)
```

Gambar 5.4 Pembentukan Model Kedua BRNN

Berdasarkan Gambar 5.3 model dihubungkan dengan data pelatihan menggunakan fungsi `brnn`, 2 neuron digunakan sebagai arsitektur. *Verbose true* artinya akan mencetak riwayat iterasi. Sedangkan pada Gambar 5.4 neuron yang digunakan adalah sebanyak 5.

Pada iterasi terakhir diperoleh nilai alfa, beta, gamma, ed, ew. Sesuai Persamaan 3.16 maka nilai minimal jumlah kuadrat (F) yang dihasilkan oleh model adalah:

Tabel 5.9 Nilai Minimal Jumlah Kuadrat

Model BRNN	BRNN	Parameter	Nilai F
Model Pertama	25 Variabel <i>Input</i>	$\alpha = 4,6497$ $\beta = 253,3265$ $\gamma = 45,041$ $Ed = 0,7834928$ $Ew = 4,84345$	F= 221,000078
	14 Variabel <i>Input</i>	$\alpha = 2,6855$ $\beta = 238,0036$ $\gamma = 28,7876$ $Ed = 0,86808$ $Ew = 5,359918$	F=221,000224877
Model Kedua	25 Variabel <i>Input</i>	$\alpha = 2,3969$ $\beta = 486,2101$ $\gamma = 110,5983$ $Ed = 0,3408009$ $Ew = 23,07159$	F= 221,00113374

Model BRNN	BRNN	Parameter	Nilai F
	14 Variabel <i>Input</i>	$\alpha = 2,4207$ $\beta = 333,7729$ $\gamma = 67,0014$ $E_d = 0,561757$ $E_w = 13,83923$	F=220,999887046

Bobot yang diperoleh dari model 14 variabel *input* dan neuron 5 dapat dilihat pada Gambar 5.5.

[1]	-0.78781360	0.66946218	0.11946437	0.05445494	0.02299483	0.27756692	0.23867359	0.46491486
[9]	0.31227308	-0.12987749	0.09823235	0.16883337	-0.19043215	-0.13127703	-0.24108031	-0.05852982
[2]	-1.352072072	-0.287445364	-0.096461073	-0.008994418	-0.775045188	0.144069357	0.319724837	
[8]	-0.003756661	-0.273598763	0.744695855	0.176058073	-0.179417307	-0.530924981	-0.072430083	
[15]	-0.082479979	-0.513224943						
[3]	-0.92664619	0.11004270	0.16617106	0.02034361	0.17704550	-0.47703975	-0.32205341	-0.42337831
[9]	-0.15954819	-0.43008707	0.18102731	-0.04949121	0.52313958	0.28119607	0.09647235	0.57910705
[4]	0.880390753	0.354388514	0.089402277	-0.007230846	-0.352485419	0.047634192	0.489780443	
[8]	-0.079669610	-0.309462765	0.535222536	0.364909418	-0.208181830	-0.391619358	0.027957180	
[15]	-0.167317064	-0.159086256						
[5]	-0.74260396	0.27312747	-0.13456276	-0.58555600	-1.15893788	0.93527189	-0.22071280	0.15355253
[9]	0.34027741	-0.26602353	-0.50248202	0.02294388	0.07682467	-0.17699656	0.17021831	-0.16361001

Gambar 5.5 Hasil Bobot Setiap Neuron

Berdasarkan Gambar 5.5 dapat diketahui nilai bobot, bias, dan kekuatan koneksi. Nilai bobot (w) seperti yang terlihat pada kotak berwarna merah. Nilai bias (b) ditunjukkan pada kotak berwarna biru. Nilai kekuatan koneksi (β) yang ditunjukkan dengan warna kuning.

5.3.4 Prediksi Data

Setelah mendapatkan model pada proses *training*, maka model tersebut akan diuji dengan menggunakan data *testing* yang telah didapat pada pembentukan data *training* dan data *testing*. Kinerja dari setiap model yang dilatih diukur oleh *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Berikut merupakan nilai MAPE yang dihasilkan dari prediksi dengan menggunakan model yang telah dibentuk.

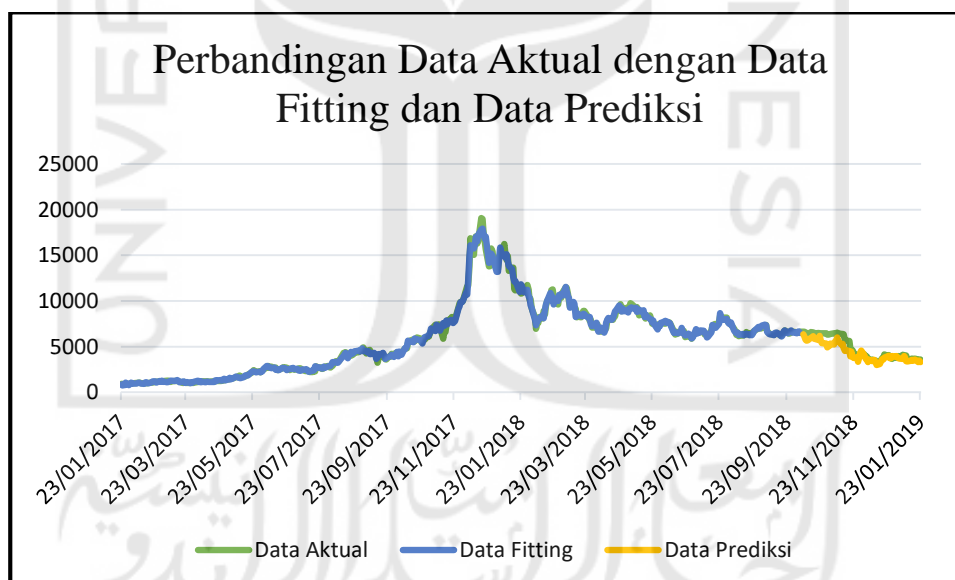
Tabel 5.10 Nilai MAPE dari Model untuk Prediksi

Model BRNN	BRNN	MAPE
Model Pertama	25 Variabel <i>Input</i>	19,99905

Model BRNN	BRNN	MAPE
	14 Variabel <i>Input</i>	10,70526
Model Kedua	25 Variabel <i>Input</i>	107,9427
	14 Variabel <i>Input</i>	8,917875

Berdasarkan Tabel 5.10 dapat diketahui bahwa untuk melakukan prediksi harga Bitcoin sebaiknya menggunakan model kedua yaitu model 14 variabel *input* dengan neuron sebanyak 5 karena memiliki nilai MAPE yang paling kecil. Pada model kedua dengan 25 variabel *input* didapatkan nilai MAPE $> 100\%$. Hal tersebut dikarenakan kesalahannya jauh lebih besar dari pada nilai sebenarnya (misalkan nilai aktual adalah 1, sedangkan hasil prediksinya didapatkan 3, sehingga mape adalah 200%).

Untuk melihat apakah hasil dari model yang di bentuk dapat menghasilkan prediksi yang baik, berikut merupakan plot dari data aktual, data *fitting*, dan data prediksi.



Gambar 5.6 Plot Data Aktual, Data Fitting, dan Data Prediksi

Berdasarkan Gambar 5.6 dapat disimpulkan bahwa model yang dibentuk dapat menghasilkan *output* yang sesuai, dimana data *fitting* dan data prediksi dapat mengikuti pola yang dibentuk oleh data aktual. Data *fitting* diperoleh dari prediksi data *training*. Sementara data prediksi diperoleh dari prediksi data *testing*. Data aktual ditampilkan dengan warna hijau, data *fitting* dengan warna biru, dan data

prediksi dengan warna kuning. Selain itu berikut merupakan hasil prediksi harga pembukaan bitcoin untuk tiga hari terakhir.

Tabel 5.11 Hasil Prediksi Data *Testing*

Tanggal	Harga untuk Tiga Hari Terakhir	Data Aktual
21/01/2019	3303,975	3567,72998
22/01/2019	3467,067	3571,919922
23/01/2019	3319,767	3602,040039

Hasil prediksi yang didapatkan dari model yang dibentuk harga pembukaan *Bitcoin* dengan akurasi sebesar 91,1% berdasarkan nilai MAPE, tidak jauh berbeda dengan data aktual yang didapatkan dari *website Yahoo Finance*.

Pada saat penelitian ini selesai, telah terdapat data baru seperti terlihat pada Lampiran 6. Hasil prediksi harga Bitcoin menggunakan data terbaru terdapat pada Tabel 5.12.

Tabel 5.12 Perbandingan Harga Prediksi dengan Harga Aktual

Tanggal	Hasil Prediksi	Data Aktual	e^2
24/01/2019	3459,306	3572,050049	12711,22058
25/01/2019	3440,368	3598,52002	25012,06143
28/01/2019	3295,472	3565,080078	72688,51572
29/01/2019	3366,896	3453,419922	7486,389078
30/01/2019	3377,238	3418,25	1681,984144

Berdasarkan Tabel 5.12 dapat diketahui bahwa hasil prediksi untuk data baru dengan menggunakan 14 variabel *input* dan neuron 5 menghasilkan nilai prediksi yang tidak jauh berbeda dari data aktual. Diperoleh nilai MSE sebesar 23916,03419 dan MAPE sebesar 3,763785.