

PREDIKSI HARGA CRYPTOCURRENCY DENGAN METODE K-NEAREST NEIGHBOURS

Haerul Fatah¹; Agus Subekti²

¹Program Studi Ilmu Komputer

Ilmu Komputer
STMIK Nusa Mandiri Jakarta
www.nusamandiri.ac.id
haerulfatah99@gmail.com

Pusat Penelitian Elektronika dan Telekomunikasi LIPI
Lipi.go.id
agus.subekti@lipi.go.id / agus@nusamandiri.ac.id



Ciptaan disebarluaskan di bawah Lisensi Creative Commons Atribusi-NonKomersial 4.0 Internasional.

Abstract— *Electronic money is getting more popular as online transaction means among people especially for entrepreneurs, businessmen and investors due to its practicality. Cryptocurrency emerges as the solution to resolve the contrains of electronic money that depends heavily on third parties. One of widely used Cryptocurrency is Bitcoin. The price of bitcoin fluctuates in very short duration. It is similar with the fluctuation of stock price in stock market. Prediction for future price becomes important and interesting. In this paper, we propose a prediction model for cryptocurrency price. Our proposed model predict the cryptocurreny price using KNN (K-Nearest Neighbors) method. With the parameter of $k=3$ and using linear NN search algorithm, our proposed method gives a mean absolute error (MAE) of 0.0018 and root mean squared error (RMSE) of 0.0089.*

Keywords: *Cryptocurrency, Bitcoin, KNN (K-Nearest Neighbours)*

Intisari— Uang elektronik menjadi pilihan yang mulai ramai digunakan oleh banyak orang, terutama para pengusaha, pebisnis dan investor, karena menganggap bahwa uang elektronik akan menggantikan uang fisik dimasa depan. *Cryptocurrency* muncul sebagai jawaban atas kendala uang eletronik yang sangat bergantung kepada pihak ketiga. Salah satu jenis *Cryptocurrency* yaitu *Bitcoin*. Analogi keuangan *Bitcoin* sama dengan analogi pasar saham, yakni fluktuasi harga tidak tentu setiap detik. Tujuan dari penelitian yang dilakukan yaitu melakukan

prediksi harga *Cryptocurrency* dengan menggunakan metode *KNN (K-Nearest Neighbours)*. Hasil dari penelitian ini diketahui bahwa model *KNN* yang paling baik dalam memprediksi harga *Cryptocurrency* adalah *KNN* dengan parameter nilai $K=3$ dan *Nearest Neighbour Search Algorithm : Linear NN Search*. Dengan nilai *Mean Absolute Error (MAE)* sebesar 0.0018 dan *Root Mean Squared Error (RMSE)* sebesar 0.0089.

Kata Kunci: *Cryptocurrency, Bitcoin, KNN (K-Nearest Neighbours)*

PENDAHULUAN

Bank indonesia membagi 5 jenis instrument pembayaran non tunai yaitu kartu, cek, bilyet giro, nota debit dan uang elektronik. Tentunya dari kelima jenis instrumen pembayaran tersebut, uang elektronik menjadi pilihan yang paling dibutuhkan saat ini (Mulyanto, 2015)

Cryptocurrency muncul sebagai jawaban atas kendala sistem pembayaran saat ini yang sangat bergantung kepada pihak ketiga. Salah satu jenis *Cryptocurrency* adalah *Bitcoin* (Dourado & Brito, 2014)

Permasalahan yang menjadi dasar penelitian yang dilakukan yaitu Analogi keuangan *Bitcoin* sama dengan analogi pasar saham. Fakor *internal* dan *eksternal* membuat fluktuasi harga saham tidak tentu setiap detik. Hal ini membuat para investor kesulitan dalam memprediksi harga saham, apakah harga saham akan naik atau turun keesokan harinya, (Fakhrudin & Darmadji, 2011)

Memprediksi harga saham adalah hal yang sulit dilakukan karena harga saham mengalami fluktuasi setiap waktu dengan cepat. sehingga investor perlu memprediksi harga saham seakurat mungkin. Analisa yang baik dalam pengembangannya merupakan kunci sukses *trading* (Setyowati, 2013)

Sehingga tepat kiranya melakukan sebuah penelitian mengenai prediksi harga *Cryptocurrency*.

Tujuan dari penelitian ini adalah mencari metode *Machine Learning* yang paling akurat untuk memprediksi harga *Cryptocurrency*.

BAHAN DAN METODE

Penelitian yang dilakukan yaitu memberikan prediksi harga *Cryptocurrency*, dengan memprediksi nilai *Close* dari *Cryptocurrency* pada waktu tertentu, dengan menggunakan dataset *history* harga *Cryptocurrency* pada tahun-tahun sebelumnya.

Penelitian yang dilakukan menggunakan 3 buah dataset, yang merupakan 3 jenis *Cryptocurrency* paling banyak diminati. yaitu Dataset *Bitcoin*, *Ethereum* dan *Ripple*. Sumber data diambil dari *coinmarketcap.com*.

Dataset terdiri dari atribut *Date*, *Open*, *High*, *Low* dan *Close*. *Date* merupakan tanggal transaksi dari *Cryptocurrency*, *Open* merupakan harga pembuka/harga awal *Cryptocurrency* pada waktu tertentu, *High* merupakan harga tertinggi dari harga pembuka, *Low* merupakan harga terendah dari harga pembukaan dan *Close* merupakan harga penutup/harga akhir *Cryptocurrency* dari waktu tertentu.

Masing-masing dataset terdiri dari 3 history harga *Cryptocurrency*, yaitu:

1. Dataset *Bitcoin* dan *Ripple*:
 - *History* harga selama 1 tahun (Thn 2018)
 - *History* harga selama 3 tahun (Thn 2016 – Thn 2018)
 - *History* harga selama 6 tahun (Thn 2013 – Thn 2018)
2. Dataset *Ethereum*:
 - *History* harga selama 1 tahun (Thn 2018)
 - *History* harga selama 3 tahun (Thn 2016 – Thn 2018)
 - *History* harga selama 4 tahun (Thn 2015 – Thn 2018)

Teknik pengumpulan data yang dilakukan yaitu dengan study literature terhadap penelitian-penelitian terdahulu yang membahas mengenai *Cryptocurrency*, serta melakukan *browsing* pencarian dataset dari *Cryptocurrency*.

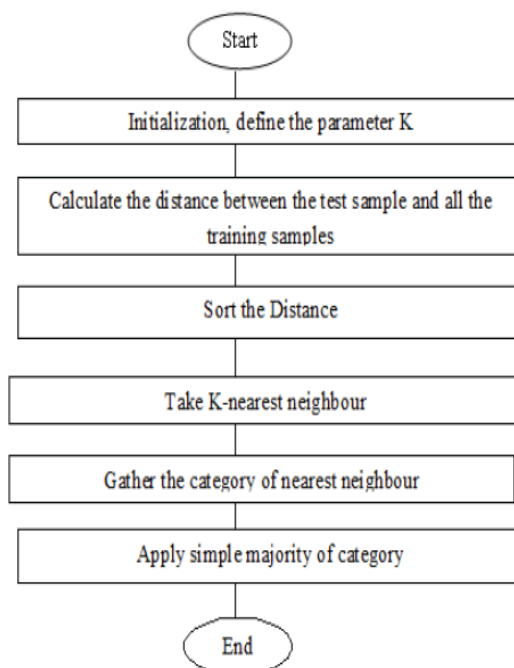
Dilakukan eksperimen menggunakan metode *KNN (K-Nearest Neighbours)* dengan parameter nilai *K* dan *Nearest Neighbour Search*

Algorithm untuk mencari hasil akurasi terbaik, dilihat dari nilai *Mean Absolute Error* dan *Root Mean Squared Error* terkecil.

Algoritma KNN (*K-Nearest Neighbors*)

Langkah-langkah algoritma *K-Nearest Neighbors* (Claudy, Perdana, & Fauzi, 2018), (Sinha & Sinha, 2015), (Banjarsari, Budiman, & Farmadi, 2015), (Alkhatib, Najadat, Hmeidi, & Shatnawi, 2013), dan (Gorunescu, 2011) adalah sebagai berikut:

- Tentukan parameter *K* (Jumlah banyaknya tetangga terdekat)
- Hitung jarak antara sample data uji dan seluruh sample data pelatihan;
- Urtutkan Jaraknya
- Ambil tetangga terdekat
- Kumpulkan/Tentukan kategori tetangga terdekat
- Gunakan mayoritas kategori sederhana/Tentukan kategori yang paling sering muncul (mayoritas) sebagai nilai prediksi dari data baru.



Sumber: (Sinha & Sinha, 2015)

Gambar 1. Alur Algoritma KNN

Ada banyak cara untuk mengukur jarak kedekatan antara data baru dengan data lama (data *training*), diantaranya *euclidean distance* dan *manhattan distance (city block distance)*, yang paling sering digunakan adalah *euclidean distance* (Leidiyana, 2013), yaitu:

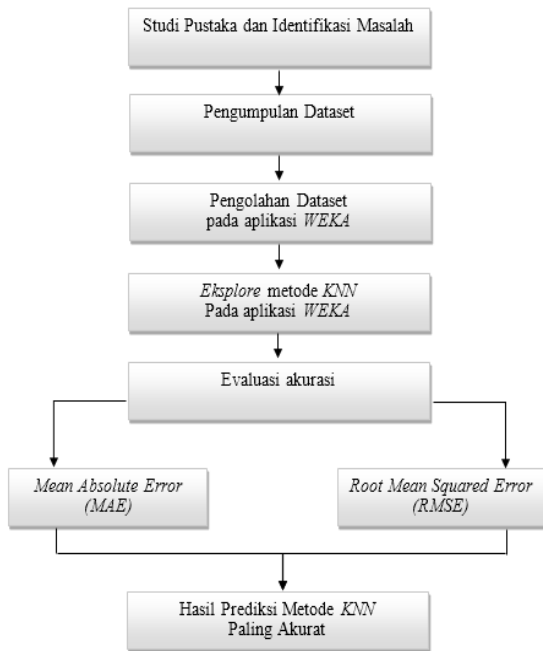
$$\sqrt{(a_1 - b_1)^2 + (a_2 - b_2)^2 + \dots + (a_n - b_n)^2} \dots \dots (1)$$

Dimana $a = a_1, a_2, \dots, a_n$, dan $b = b_1, b_2, \dots, b_n$. Mewakili n nilai atribut dari dua *record*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahapan Penelitian

Tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini dapat dilihat pada gambar di bawah ini.



Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)
Gambar 2. Alur Tahapan Penelitian

Tabel Hasil Akurasi Prediksi Cryptocurrency dari beberapa metode

Tabel 1. Hasil akurasi pada dataset *Bitcoin*

	Regres sion Linier	K- Nearest Neighbo urs	Decisi on Tree	Rand om Forest	Neura l Netwo rk
MA E	0.1438	0.022	0.151 4	0.124 1	0.029 5
RM SE	0.1907	0.0353	0.201 7	0.169 2	0.041

Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)

Dari tabel 1 dapat diketahui bahwa hasil akurasi terbaik pada dataset *Bitcoin* dihasilkan oleh metode *KNN*, karena memiliki nilai *MAE* dan *RMSE* yang paling kecil dibandingkan dengan hasil akurasi dari metode lainnya.

Tabel 2. Hasil akurasi pada dataset *Ethereum*

	Regres sion Linier	K- Nearest Neighbo urs	Decisi on Tree	Rando m Forest	Neural Netwo rk
M A E	0.1814	0.0224	0.1889	0.1469	0.0467
R M S E	0.2205	0.0348	0.2303	0.1869	0.089

Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)

Dari tabel 2 dapat diketahui bahwa hasil akurasi terbaik pada dataset *Ethereum* dihasilkan oleh metode *KNN*, karena memiliki nilai *MAE* dan *RMSE* yang paling kecil dibandingkan dengan hasil akurasi dari metode lainnya.

Tabel 3. Hasil akurasi pada dataset *Ripple*

	Regres sion Linier	K- Nearest Neighbo urs	Decisi on Tree	Rando m Forest	Neural Netwo rk
M A E	0.1103	0.0156	0.1205	0.1023	0.0246
R M S E	0.1707	0.0343	0.1856	0.1541	0.0356

Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)

Dari tabel 3 dapat diketahui bahwa hasil akurasi terbaik pada dataset *Ripple* dihasilkan oleh metode *KNN*, karena memiliki nilai *MAE* dan *RMSE* yang paling kecil dibandingkan dengan hasil akurasi dari metode lainnya.

Tabel Hasil Akurasi Eksperimen KNN

Tabel 4. Hasil akurasi metode KNN pada Dataset *Bitcoin* 1 Tahun

Parameter Uji		Hasil	
Nilai K	Nearest Neighbour Search Alghoritm	MAE	RMSE
1	LinearNNSearch	0.022	0.0353
	KDTree	0.022	0.0353
	FilteredNeighbour Search	0.022	0.0353
	CoverTree	0.022	0.0353

3	BallTree	0.022	0.0353
	LinearNNSearch	0.0205	0.031
	KDTree	0.0204	0.0308
	FilteredNeighbour Search	0.0205	0.031
	CoverTree	0.0205	0.031
5	BallTree	0.0205	0.031
	LinearNNSearch	0.0214	0.0306
	KDTree	0.0214	0.0306
	FilteredNeighbour Search	0.0214	0.0306
	CoverTree	0.0214	0.0306
7	BallTree	0.0214	0.0306
	LinearNNSearch	0.0224	0.0343
	KDTree	0.0224	0.0343
	FilteredNeighbour Search	0.0224	0.0343
	CoverTree	0.0224	0.0343
9	BallTree	0.0224	0.0343
	LinearNNSearch	0.0229	0.0356
	KDTree	0.023	0.0357
	FilteredNeighbour Search	0.0229	0.0356
	CoverTree	0.0229	0.0356
11	BallTree	0.0229	0.0356
	LinearNNSearch	0.0231	0.0367
	KDTree	0.0232	0.0368
	FilteredNeighbour Search	0.0231	0.0367
	CoverTree	0.0231	0.0367
13	BallTree	0.0231	0.0367
	LinearNNSearch	0.0241	0.0391
	KDTree	0.0244	0.0393
	FilteredNeighbour Search	0.0241	0.0391
	CoverTree	0.0241	0.0391
15	BallTree	0.0241	0.0391
	LinearNNSearch	0.0252	0.0425
	KDTree	0.0257	0.0428
	FilteredNeighbour Search	0.0252	0.0425
	CoverTree	0.0252	0.0425
17	BallTree	0.0252	0.0425
	LinearNNSearch	0.0268	0.0468
	KDTree	0.0273	0.047
	FilteredNeighbour Search	0.0268	0.0468
	CoverTree	0.0268	0.0468
19	BallTree	0.0268	0.0468
	LinearNNSearch	0.0289	0.0513
	KDTree	0.0294	0.0515
	FilteredNeighbour Search	0.0289	0.0513
	CoverTree	0.0289	0.0513
21	BallTree	0.0289	0.0513
	LinearNNSearch	0.0305	0.0548
	KDTree	0.0311	0.055
	FilteredNeighbour Search	0.0305	0.0548
	CoverTree	0.0305	0.0548
23	BallTree	0.0305	0.0548
	LinearNNSearch	0.0305	0.0548
	KDTree	0.0305	0.0548
	FilteredNeighbour Search	0.0305	0.0548
	CoverTree	0.0305	0.0548

17	LinearNNSearch	0.0268	0.0468
	KDTree	0.0273	0.047
	FilteredNeighbour Search	0.0268	0.0468
	CoverTree	0.0268	0.0468
	BallTree	0.0268	0.0468
19	LinearNNSearch	0.0289	0.0513
	KDTree	0.0294	0.0515
	FilteredNeighbour Search	0.0289	0.0513
	CoverTree	0.0289	0.0513
	BallTree	0.0289	0.0513
21	LinearNNSearch	0.0305	0.0548
	KDTree	0.0311	0.055
	FilteredNeighbour Search	0.0305	0.0548
	CoverTree	0.0305	0.0548
	BallTree	0.0305	0.0548

Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)

Dari tabel 4 dapat diketahui bahwa hasil akurasi terbaik pada dataset *Bitcoin* 1 Tahun dihasilkan oleh metode *KNN* dengan parameter uji nilai $K = 3$ dan *KDTree*, karena memiliki nilai *MAE* dan *RMSE* yang paling kecil.

Hasil akurasi terbaik yang dihasilkan dari setiap dataset dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 5. Hasil akurasi metode *KNN* pada Dataset *Bitcoin*

History Data	Parameter Uji		Hasil	
	Nilai K	Nearest Neighbour Search Alghoritm	MAE	RMSE
1 Tahun	3	<i>KDTree</i>	0.0204	0.0308
3 Tahun	3	<i>LinearNNSearch & KDTree</i>	0.0047	0.0113
6 Tahun	3	<i>LinearNNSearch</i>	0.0023	0.0075

Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)

Berdasarkan tabel 5 dapat disimpulkan bahwa model machine learning *KNN* terbaik adalah *KNN* dengan parameter nilai $K = 3$, dan *Nearest Neighbour Search Alghoritm = LinearNNSearch*.

Tabel 6. Hasil akurasi metode KNN pada Dataset *Ethereum*

History Data	Parameter Uji		Hasil	
	Nilai K	Nearest Neighbour Search Algoritm	MAE	RMSE
1 Tahun	3	LinearNNSearch	0.0212	0.03
3 Tahun	7	LinearNNSearch & KDTree	0.0022	0.0323
4 Tahun	9	LinearNNSearch & KDTree	0.0151	0.0823

Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)

Berdasarkan tabel 6 dapat disimpulkan bahwa model machine learning KNN terbaik adalah KNN dengan parameter nilai K = 7, dan Nearest Neighbour Search Algoritm = *LinearNNSearch & KDTree*.

Tabel 7. Hasil akurasi metode KNN pada Dataset *Ripple*

History Data	Parameter Uji		Hasil	
	Nilai K	Nearest Neighbour Search Algoritm	MAE	RMSE
1 Tahun	5	LinearNNSearch	0.015	0.0307
3 Tahun	5	LinearNNSearch	0.0037	0.014
6 Tahun	3	LinearNNSearch	0.0018	0.0089

Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)

Berdasarkan tabel 7 dapat disimpulkan bahwa model machine learning KNN terbaik adalah KNN dengan parameter nilai K = 3, dan Nearest Neighbour Search Algoritm = *LinearNNSearch*.

Tabel Hasil Prediksi dan Tingkat Error

Tabel 8. Hasil prediksi dan tingkat error pada Dataset *Bitcoin 1 Tahun*

Data	Nilai Close	Hasil Prediksi	Error
1	0.323	0.317	-0.006
2	0.126	0.125	-0.001
3	0.137	0.14	0.003
4	0.198	0.194	-0.004
5	0.353	0.384	0.031
6	0.249	0.252	0.002
7	0.295	0.262	-0.034
8	0.298	0.292	-0.006

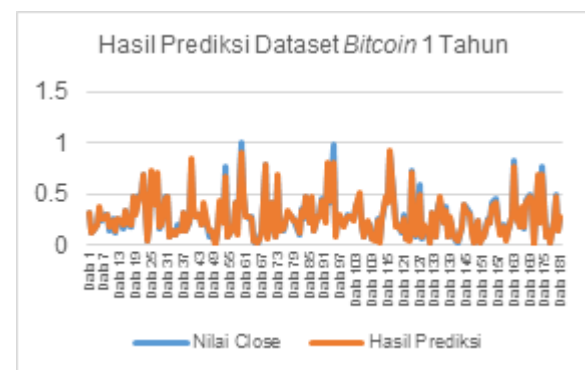
9	0.142	0.182	0.04
10	0.26	0.244	-0.016
11	0.125	0.14	0.015
12	0.26	0.252	-0.009
13	0.224	0.24	0.016
14	0.172	0.202	0.03
15	0.34	0.339	-0.001
16	0.209	0.221	0.012
17	0.184	0.195	0.011
18	0.479	0.475	-0.004
19	0.326	0.299	-0.028
20	0.491	0.477	-0.014
21	0.483	0.475	-0.008
22	0.695	0.692	-0.003
2	0.048	0.054	0.006
24	0.244	0.205	-0.039
25	0.645	0.725	0.08
26	0.455	0.407	-0.048
27	0.677	0.709	0.033
28	0.171	0.183	0.012
29	0.206	0.204	-0.002
30	0.481	0.461	-0.02

Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)

Tabel 8 diatas menunjukkan nilai *Close* dan nilai hasil prediksi beserta dengan tingkat *error* (selisih antara hasil prediksi dengan nilai sesungguhnya).

Karena tabel hasil prediksi dan tingkat error terlalu banyak, maka data yang ditampilkan pada tabel 8 hanya sampel saja sebanyak 30 data. Dan untuk dataset lainnya hanya ditampilkan dalam bentuk grafiknya saja.

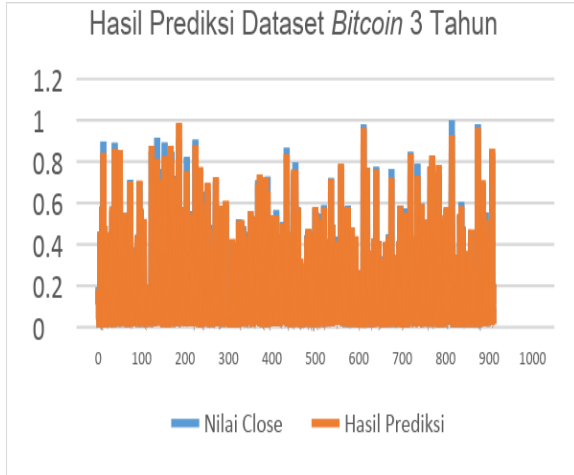
Grafik Hasil Prediksi



Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)

Gambar 3. Grafik Hasil Prediksi Pada Dataset *Bitcoin 1 Tahun*

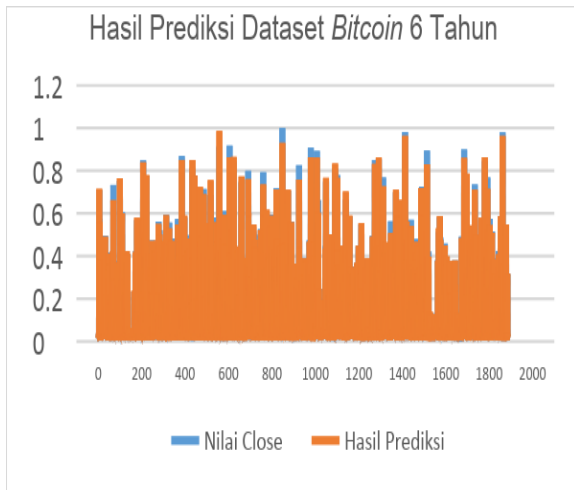
Dari hasil grafik pada gambar 3 diatas dapat dilihat bahwa *error/selisih* nilai *Close* dan nilai hasil prediksi mendekati nilai sesungguhnya, namun ada juga yang hanya mendekati nilai asli.



Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)

Gambar 4. Grafik Hasil Prediksi Pada Dataset Bitcoin 3 Tahun

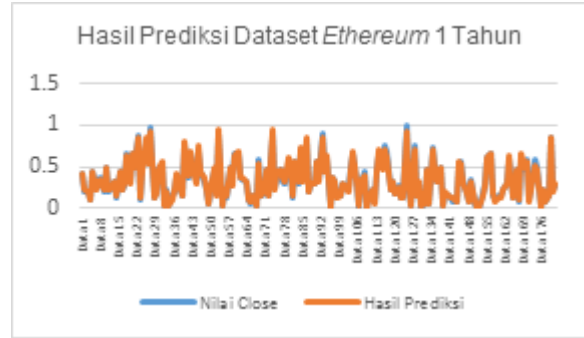
Dari hasil grafik pada gambar 4 diatas dapat dilihat bahwa *error/selisih* nilai *Close* dan nilai hasil prediksi sangat bervariasi, ada yang memberikan hasil prediksi sesuai dengan nilai asli, dan ada juga yang mendekati nilai asli.



Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)

Gambar 5. Grafik Hasil Prediksi Pada Dataset Bitcoin 6 Tahun

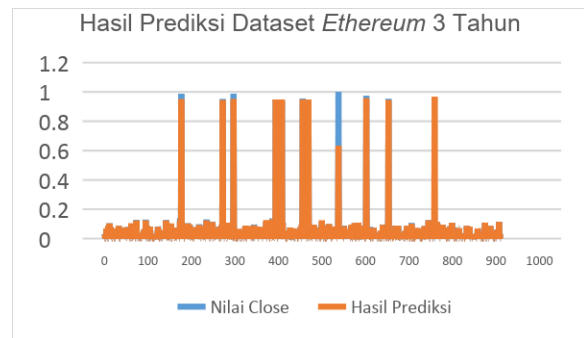
Dari hasil grafik pada gambar 5 diatas dapat dilihat bahwa *error/selisih* nilai *Close* dan nilai hasil prediksi sangat bervariasi, ada yang memberikan hasil prediksi sesuai dengan nilai asli, dan ada juga yang mendekati nilai asli.



Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)

Gambar 6. Grafik Hasil Prediksi Pada Dataset Ethereum 1 Tahun

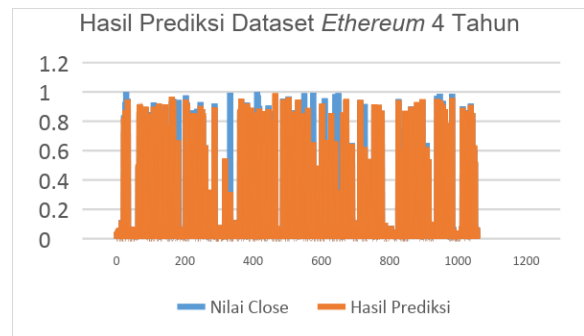
Dari hasil grafik pada gambar 6 diatas dapat dilihat bahwa *error/selisih* nilai *Close* dan nilai hasil prediksi sangat bervariasi, ada yang memberikan hasil prediksi sesuai dengan nilai asli, dan ada juga yang mendekati nilai asli.



Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)

Gambar 7. Grafik Hasil Prediksi Pada Dataset Ethereum 3 Tahun

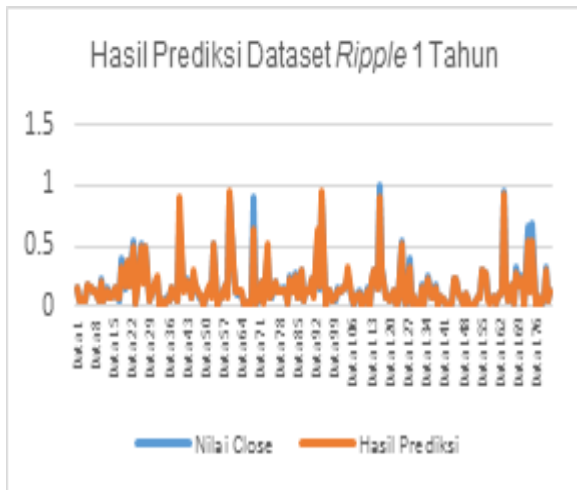
Dari hasil grafik pada gambar 7 diatas dapat dilihat bahwa *error/selisih* nilai *Close* dan nilai hasil prediksi sangat bervariasi, ada yang memberikan hasil prediksi sesuai dengan nilai asli, ada yang mendekati nilai asli, dan ada juga yang melenceng sangat jauh dari nilai asli.



Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)

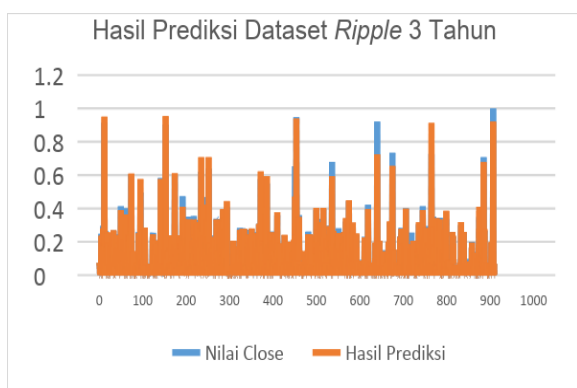
Gambar 8. Grafik Hasil Prediksi Pada Dataset Ethereum 4 Tahun

Dari hasil grafik pada gambar 8 diatas dapat dilihat bahwa *error/selisih* nilai *Close* dan nilai hasil prediksi sangat bervariasi, ada yang memberikan hasil prediksi sesuai dengan nilai asli, ada yang mendekati nilai asli, dan ada juga yang melenceng sangat jauh dari nilai asli.



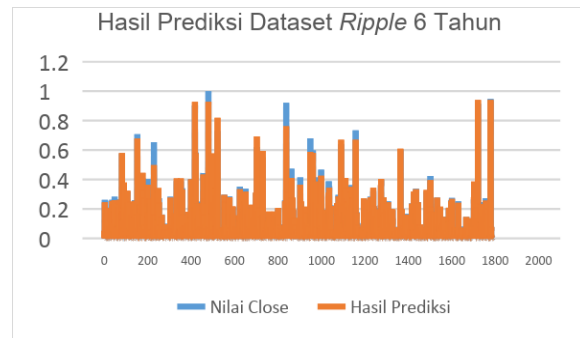
Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)
 Gambar 9. Grafik Hasil Prediksi Pada Dataset *Ripple 1 Tahun*

Dari hasil grafik pada gambar 9 diatas dapat dilihat bahwa *error/selisih* nilai *Close* dan nilai hasil prediksi sangat bervariasi, ada yang memberikan hasil prediksi sesuai dengan nilai asli, dan ada juga yang mendekati nilai asli.



Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)
 Gambar 10. Grafik Hasil Prediksi Pada Dataset *Ripple 3 Tahun*

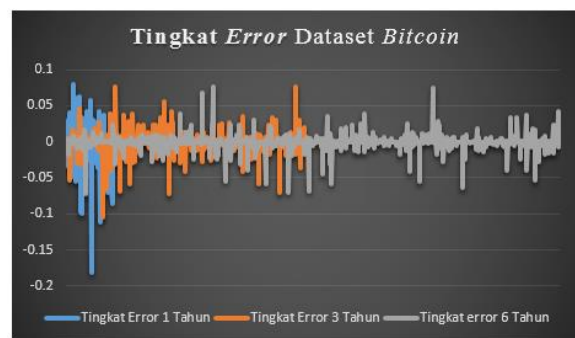
Dari hasil grafik pada gambar 10 diatas dapat dilihat bahwa *error/selisih* nilai *Close* dan nilai hasil prediksi sangat bervariasi, ada yang memberikan hasil prediksi sesuai dengan nilai asli, ada yang mendekati nilai asli, dan ada juga yang melenceng sangat jauh dari nilai asli.



Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)
 Gambar 11. Grafik Hasil Prediksi Pada Dataset *Ripple 6 Tahun*

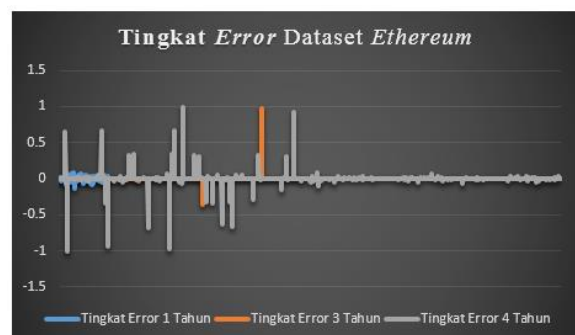
Dari hasil grafik pada gambar 11 diatas dapat dilihat bahwa *error/selisih* nilai *Close* dan nilai hasil prediksi sangat bervariasi, ada yang memberikan hasil prediksi sesuai dengan nilai asli, dan ada juga yang mendekati nilai asli.

Grafik Tingkat Error



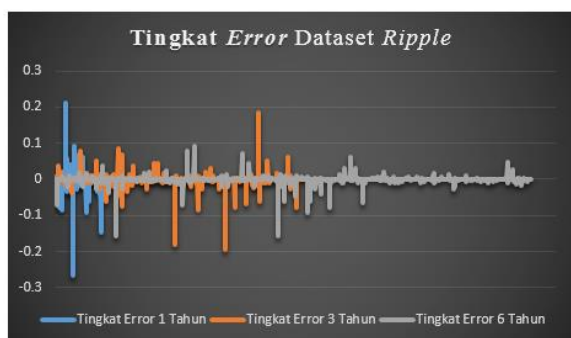
Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)
 Gambar 12. Grafik Tingkat *Error* Pada Dataset *Bitcoin*

Pada gambar 12 diatas diperoleh tingkat *error* tertinggi sebesar 0,08, tingkat *error* terendah sebesar -0,182 dan rata-rata *error* sebesar -0,00135.



Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)
 Gambar 13. Grafik Tingkat *Error* Pada Dataset *Ethereum*

Pada gambar 13 diatas diperoleh tingkat *error* tertinggi sebesar 0,991, tingkat *error* terendah sebesar -1 dan rata-rata *error* sebesar -0,00041.



Sumber: (Fatah & Subekti, 2018)
Gambar 14. Grafik Tingkat Error Pada Dataset Ripple

Pada gambar 14 diatas diperoleh tingkat error tertinggi sebesar 0,213, tingkat error terendah sebesar -0,268 dan rata-rata error sebesar -0,00135.

KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian yang dilakukan yaitu: Dari hasil eksperimen metode KNN (*K-Nearest Neighbors*) pada 3 buah dataset dengan menggunakan parameter nilai K dan *Nearest Neighbour Search Algorithm*, dapat disimpulkan model KNN yang memiliki akurasi paling baik adalah KNN dengan nilai K=3 dan *Nearest Neighbour Search Algorithm: Linear NN Search*.

Semakin besar nilai K maka semakin besar pula nilai *Mean Absolute Error* dan nilai *Root Mean Squared Error* nya. Serta semakin banyak dataset/data *history* harga *Cryptocurrency* yang digunakan, maka semakin kecil nilai *Mean Absolute Error* dan nilai *Root Mean Squared Error* nya.

Penelitian yang dilakukan melakukan prediksi terhadap nilai *Close* harga *Cryptocurrency* pada waktu tertentu, berbeda dengan penelitian-penelitian terkait yang memprediksi kondisi/arah dari *Cryptocurrency* apakah naik atau turun.

REFERENSI

- Alkhatib, K., Najadat, H., Hmeidi, I., & Shatnawi, M. K. A. (2013). Stock Price Prediction Using k-Nearest Neighbor (kNN) Algorithm. *International Journal of Business, Humanities and Technology* 3, 3(3), 32-44.
- Banjarsari, M. A., Budiman, I., & Farmadi, A. (2015). PENERAPAN K-OPTIMAL PADA ALGORITMA KNN UNTUK PREDIKSI KELULUSAN TEPAT WAKTU MAHASISWA PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER FMIPA UNLAM BERDASARKAN IP SAMPAI DENGAN SEMESTER 4. *KLIK - KUMPULAN JURNAL ILMU KOMPUTER*, 2(2), 159-173.

<https://doi.org/10.20527/KLIK.V2I2.26>

- Claudy, Y. I., Perdana, R. S., & Fauzi, M. A. (2018). Klasifikasi Dokumen Twitter Untuk Mengetahui Karakter Calon Karyawan Menggunakan Algoritme K-Nearest Neighbor (KNN). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(8), 2761-2765. Retrieved from <https://www.researchgate.net/publication/322959490>
- Dourado, E., & Brito, J. (2014). *Cryptocurrency. The New Palgrave Dictionary of Economics* (Online).
- Fakhrudin, H. M., & Darmadji, T. (2011). *Pasar Modal Di Indonesia, Pendekatan Tanya Jawab* (3rd ed.). Jakarta: Salemba 4.
- Fatah, H., & Subekti, A. (2018). *Laporan Akhir Penelitian - Prediksi Harga Cryptocurrency Dengan Metode K-Nearest Neighbours*. Jakarta.
- Gorunescu, F. (2011). *Data Mining: Concepts, Models and Techniques*. Berlin, Heidelberg: Springer Science & Business Media. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-19721-5>
- Leidiyana, H. (2013). Penerapan algoritma k-nearest neighbor untuk penentuan resiko kredit kepemilikan kendaraan bermotor. *Jurnal Penelitian Ilmu Komputer, System Embedded & Logic*, 1(1), 65-76.
- Mulyanto, F. (2015). Pemanfaatan Cryptocurrency Sebagai Penerapan Mata Uang Rupiah Kedalam Bentuk Digital Menggunakan Teknologi Bitcoin. *IJNS - Indonesian Journal on Networking and Security*, 4(4), 19-26. <https://doi.org/10.1123/IJNS.V4I4.1364>
- Setyowati, R. A. D. (2013). *Penerapan Fuzzy Iterative Dichotomiser 3 (Fuzzy ID3) Pada Data Fluktuasi Harga Saham*. Universitas Brawijaya Malang.
- Sinha, P., & Sinha, P. (2015). Comparative Study of Chronic Kidney Disease Prediction using KNN and SVM. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, 4(12), 608-612. Retrieved from www.ijert.org