

Prediksi Harian Harga Penutupan Dogecoin: Analisis Faktor Pengaruh dan Algoritmanya

Cevi Herdian
Universitas Bunda Mulia
Jakarta Utara, Indonesia
cherdian@bundamulia.ac.id

Felliks Feiters Tampinongkol
Universitas Bunda Mulia
Jakarta Utara, Indonesia
ftampinongkol@bundamulia.ac.id

Danny Revaldo
Universitas Bunda Mulia
Jakarta Utara, Indonesia
s36220019@student.ubm.ac.id

Abstract— Memprediksi harga mata uang kripto seperti *Dogecoin* semakin penting seiring dengan lebih banyak investor beralih ke aset digital sebagai sumber *profit* atau keuntungan yang besar. Jurnal ini mengeksplorasi penggunaan algoritma *Machine Learning* untuk memprediksi harga *Dogecoin* dan juga faktor yang mempengaruhinya. Hal-hal diluar *Dogecoin* seperti sesama mata uang kripto (Bitcoin dan Ethereum), emas (XAUUSD), indeks harga dolar (DXY), dan perubahan harga dalam persen (%) juga turut dilibatkan dalam penelitian ini. Temuan studi ini memiliki implikasi bagi investor dan analis yang ingin memprediksi harga *Dogecoin*. Dengan memanfaatkan algoritma *Machine Learning* dan mempertimbangkan faktor yang mempengaruhinya, investor lebih terampil dalam membuat keputusan berdasarkan informasi tentang strategi investasi mereka. Secara keseluruhan, studi ini menyoroti potensi *Machine Learning* dalam memprediksi apakah harga *Dogecoin* akan melampaui harga penutupan di hari sebelumnya atau tidak dengan pendekatan data yang sangat banyak (*Big Data*). Hasilnya sangat memuaskan dimana dengan menggunakan pendekatan *Machine Learning* terdapat akurasi *Precision* (prediksi benar positif) yang tertinggi yaitu 97% dengan bantuan algoritma *Neural Network*.

Kata kunci — Kripto, *Dogecoin*, Prediksi, *Machine Learning*, *Neural Network*

I. PENDAHULUAN

Mata uang kripto semakin menarik perhatian dalam beberapa tahun terakhir, investor dan analis mencari cara untuk memprediksi harga dan mengidentifikasi peluang investasi yang potensial [1]. Salah satu aset digital yaitu *Dogecoin* telah menjadi pilihan populer bagi banyak investor, apalagi pendekatan yang didorong oleh komunitas dan dukungan dari tokoh terkenal terutama Elon Musk (Pendiri SpaceX dan Tesla) [2], [3]. Sebagai hasilnya, minat dalam memahami faktor-faktor yang memengaruhi harga *Dogecoin* dan potensi algoritma *Machine Learning* untuk memprediksi harga semakin meningkat [4].

Dogecoin memiliki volatilitas pergerakan harga yang sangat tinggi dimana rata-rata pergerakan hariannya bisa mencapai 20% [5]. Volatilitas yang tinggi tersebut menyebabkan harga *Dogecoin* sangat sulit untuk diprediksi. Bahkan pada bulan Mei tahun 2021. Pergerakan *Dogecoin* mencapai 50% lebih di dalam satu hari [6]. Oleh karena pergerakannya yang liar, penulis melakukan pendekatan yang berbeda. Penulis tidak memprediksi harga *Dogecoin* secara numerikal atau angka. Tetapi penulis lebih berfokus kepada pergerakan harga harian, dimana penulis akan berusaha memprediksi apakah harga hari ini bisa melewati harga hari kemarin. Di dalam dunia trading para trader menyebutnya UP.

Pendekatan data yang sangat banyak (*Big Data*) dapat dipergunakan untuk mengenali tren atau pola pergerakan harga [7], [8], [9]. Data yang dilibatkan adalah data sejak hari pertama *Dogecoin* muncul, yaitu tanggal 6 Desember 2013. Data yang dikumpulkan tersebut akan dianalisis dengan menggunakan pendekatan *Machine Learning*. *Machine Learning* banyak dipakai untuk melakukan prediksi pergerakan harga market suatu produk keuangan [10], [11], [12]. Hal tersebut dikarenakan *Machine Learning* dapat memproses data dengan sangat cepat dan dapat mengenali pola atau tren yang mungkin tidak dapat dilihat oleh manusia [13], [14], [15], [16]. Prediksi yang lebih akurat dengan pendekatan *Machine Learning* dapat membantu investor untuk mengambil keputusan investasi dengan tepat [17], [18], [19].

Dalam jurnal ini, penulis akan fokus kepada tiga hal, yaitu

1. Prediksi apakah harga penutupan *Dogecoin* akan melebihi hari sebelumnya atau tidak.
2. Faktor apa yang menyebabkan akurasi yang tinggi di dalam memprediksi pergerakan apakah harga *Dogecoin* akan melebihi harga penutupan hari sebelumnya atau tidak.
3. Algoritma terbaik untuk menghasilkan akurasi tertinggi.

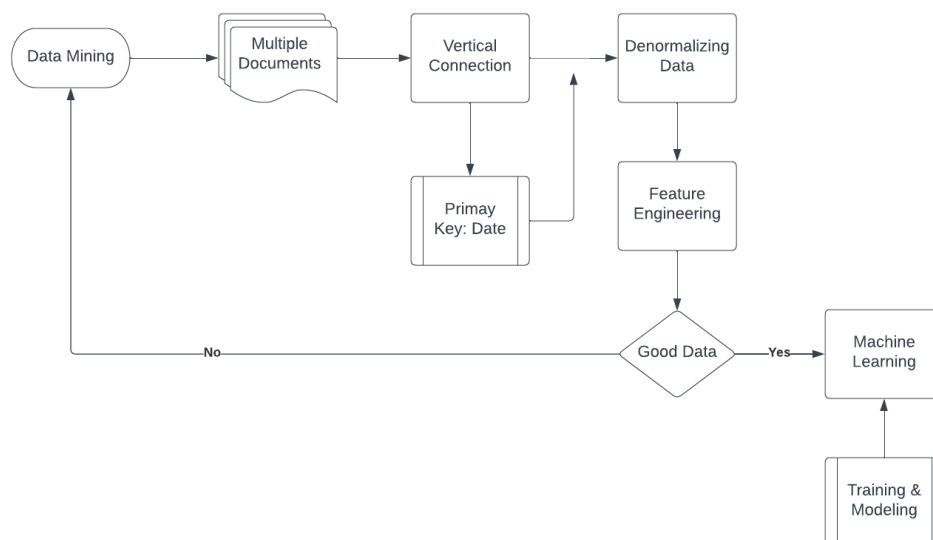
Untuk poin pertama, peneliti menggunakan pendekatan algoritma *Machine Learning*. Sedangkan untuk poin kedua dilakukan studi litelatur ditambah dengan beberapa pendekatan teknis *Data Science* seperti klusterisasi, korelasi, dan juga ranking untuk menseleksi faktor terpenting. Untuk pendekatan poin ketiga, yaitu dilakukan percobaan menggunakan beberapa algoritma supervised

learning klasifikasi seperti Logistic Regretion, Naïve Bayes, SVM (Support Vector Machine), dan NN (Neural Network) untuk membedakan apakah harga suatu produk keuangan dalam hal ini harga penutupan Dogecoin naik atau tidak [20], [21], [22], [23], [24].

Secara keseluruhan, jurnal ini bertujuan untuk memberikan wawasan tentang potensi *machine learning* dalam memprediksi harga kripto dengan pendekatan data histori. Temuan dari studi ini memiliki implikasi bagi investor dan analis yang mencari cara untuk menavigasi lanskap aset digital yang fluktuatif dan cepat berubah untuk menghasilkan *profit* atau keuntungan, serta berkontribusi pada penelitian yang sedang berlangsung tentang topik prediksi kripto.

II. METODE PENELITIAN

Tujuan penelitian yang ingin dicapai dalam penelitian ini yaitu: prediksi kenaikan harga *Dogecoin* apakah akan melebihi harga penutupan hari sebelumnya atau tidak. Prediksi tersebut penting, karena *Dogecoin* sama dengan mata uang kripto lainnya yaitu memiliki volatilitas yang sangat tinggi dan beresiko besar sehingga akurasi prediksi yang tinggi dibutuhkan untuk memaksimalkan profit dan meminimalisir kerugian [25], [26], [27]. Pada penelitian data-driven kali ini, peneliti menggunakan data yang cukup banyak, yaitu 12 tahun data histori *Dogecoin* berikut dengan faktor pengaruhnya (USD, Emas, Ripple, Ethereum, Bitcoin, dll). Hal tersebut dijelaskan pada gambar diagram alir dibawah.



Gambar 1: Workflow Penelitian

Berikut ini merupakan penjelasan singkat terkait dengan masing-masing proses dalam workflow penelitian ini.

- **Data Mining:** Dalam proses ini peneliti mengumpulkan data *Dogecoin* dan faktor pengaruhnya daalm rentang waktu 18 Juli 2010 - 10 Nov 2022. Data yang diambil berasal dari Yahoo Finance.
- **Multiple Documents:** Data yang dikumpulkan terdiri dari berbagai dokumen karena merupakan data dari *Dogecoin* itu sendiri dan juga faktor pengaruhnya.
- **Vertical Connection & Primay Key:** Dari *Multiple Document* yang dikumpulkan, peneliti menggabungkan semua dokumen secara penggabungan kolom (*vertical connection*). Peneliti menggunakan *Primary Key* berupa tanggal sebagai kata kunci penggabungan kolom tersebut.
- **Denormalizing Data:** Pada proses ini, data yang didapatkan dilakukan proses denormalisasi yaitu penggabungan kolom-kolom yang merupakan proses dari sebelumnya, yaitu proses *vertical connection*.
- **Feature Engineering:** Peneliti melakukan sedikit perubahan pada data untuk membuat format yang seragam
- **Decision: Good Data or Bad Data,** Pada proses ini, peneliti menetapkan apakah harus diulangi pengambilan data yang dilakukan. Pengulangan dilakukan jika data yang didapat tidak bersih masih banyak *error*.
- **Machine Learning, Training & Modeling:** Setelah data dianggap baik, maka peneliti melakukan proses analisis dengan bantuan *Machine Learning*. Pada tahap ini, peneliti tidak mengulangi proses jika akurasi yang didapat tidak / kurang baik.

Framework metodologi penelitian yang digunakan adalah **CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining)**. Dimana CRISP-DM metode cukup sederhana untuk menjelaskan *workflow* yang digambarkan di Gambar 1. Tetapi penulis mencoba untuk menyederhanakan alur prosesnya dengan membagi proses metodologi menjadi hanya 2 bagian, yaitu:

- A. Sumber Data dan Cara Mendapatkan Datanya
- B. Pengolahan Data dan Alat Pengolahannya

A. *Sumber Data dan Cara Mendapatkan Datanya*

Dataset peneliti diperoleh dari yahoofinance.com dari tanggal 18 Juli 2010 - 10 Nov 2022. Yahoofinance menyediakan data yang bisa langsung didownload tanpa perlu kemampuan teknis. Dataset yang dipergunakan tidak hanya dataset *Dogecoin* tetapi juga data-data lain yang berpengaruh (Faktor Pengaruh *Dogecoin*).

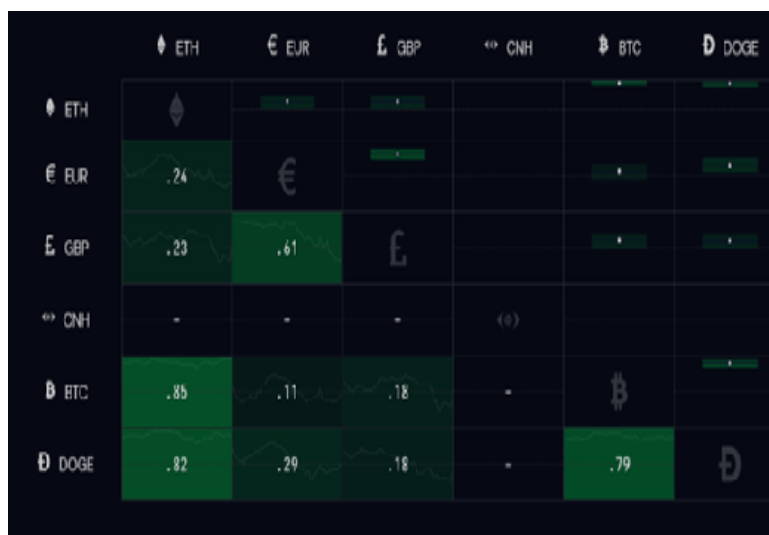
B. *Pengolahan Data dan Alat Pengolahannya*

Peneliti melakukan berbagai studi literatur dan juga menerapkan konsep *Data Science* di dalam pengolahan data tersebut. Alat yang dipergunakan di dalam proses pengolahan data ini adalah sebuah software bernama Orange Data Mining. Orange adalah sebuah perangkat lunak open source (gratis) yang dipergunakan untuk mengolah data dengan cepat dan mudah. Orange juga mendukung berbagai teknik pemodelan data seperti klasifikasi, regresi, klastering, dan asosiasi. Software Orange Data Mining dipergunakan di bidang bisnis, penelitian, dan ilmu pengetahuan lainnya. Selain itu peneliti juga menggunakan Excel sebagai alat untuk pengolahan data yang standar.

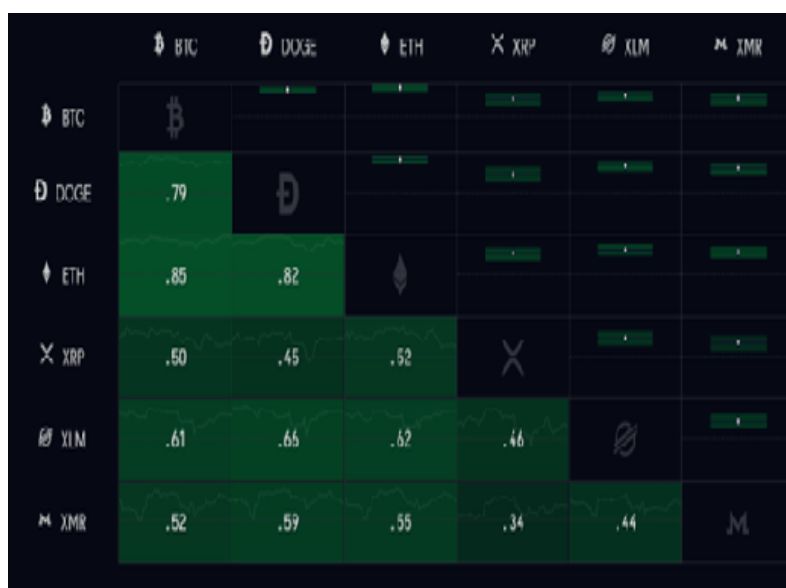
Langkah pertama yang harus dilakukan adalah melihat berbagai hipotesis dari studi literatur yang telah dilakukan. Hasil dari kajian literatur yang telah kami lakukan dirangkum menjadi 11 hipotesis faktor yang berpengaruh terhadap pergerakan harga *Dogecoin*:

- *Hipotesis 1*: Mata uang kripto berbeda dengan aset keuangan lain, sehingga selain faktor ekonomi ada faktor lainnya yang mempengaruhi harga uang kripto tersebut [28].
- *Hipotesis 2*: Dalam intermarket, ada indikasi bahwa hubungan antar sesama uang kripto lebih bagus dibandingkan dengan market lainnya [28].
- *Hipotesis 3*: Nilai Tukar EUR/USD punya pengaruh terhadap mata uang kripto [29].
- *Hipotesis 4*: Harga Emas (XAUUSD) sebagai fungsi punya pengaruh terhadap mata uang kripto [30].
- *Hipotesis 5*: Harga Monero (XMR) punya pengaruh terhadap harga Ethereum (ETH) [31].
- *Hipotesis 6*: Harga Bitcoin (BTC) punya pengaruh terhadap harga Ethereum (ETH) [32].
- *Hipotesis 7*: Harga Stellar punya pengaruh terhadap harga Ethereum (ETH) [28].
- *Hipotesis 8*: Harga Ripple punya pengaruh terhadap harga Ethereum (ETH) [28].
- *Hipotesis 9*: Ada pola yang terbentuk dimana saling menguatkan, melemahkan ataupun tidak ada hubungan sama sekali sesama mata uang kripto [33].
- *Hipotesis 10*: Ada hubungan antara mata uang kripto dengan EUR/USD, GBP/USD, USD/CNY yang merupakan lawan dari USD [29].
- *Hipotesis 11*: Ada pola yang terbentuk dari sentimen para investor di pasar saham seperti NYSE, DAX, S&P/TSX Composite, KOSPI, FTSE100, Nikkei, dan Hangseng yang mempengaruhi harga mata uang kripto [30].

Dari hasil semua hipotesis tersebut, peneliti harus membuat sebuah metode pengecekan kembali apakah hipotesis tersebut sangat kuat atau tidak. Disinilah peranan *Data Science* diperlukan. Untuk mereduksi hipotesis yang disebutkan di atas peneliti melihat korelasi dari hipotesis tersebut dengan *Dogecoin*. Ada yang mempunyai hubungan korelasi kuat dan ada juga yang lemah. Perhatikan gambar 2 dibawah ini,



Gambar 2: Korelasi Yang Lemah, Sumber: Aplikasi Koyfin (Alternatif dari Aplikasi Bloomberg). Makin hijau, makin kuat korelasinya



Gambar 3: Korelasi Yang Kuat, Sumber: Aplikasi Koyfin (Alternatif dari Aplikasi Bloomberg). Makin hijau, makin kuat korelasinya

Dari hasil korelasi lemah dan kuat tersebut. Peneliti membuat sebuah kluster atau pengelompokan faktor pengaruh *Dogecoin* menjadi 4 faktor pengaruh (Kluster), yaitu:

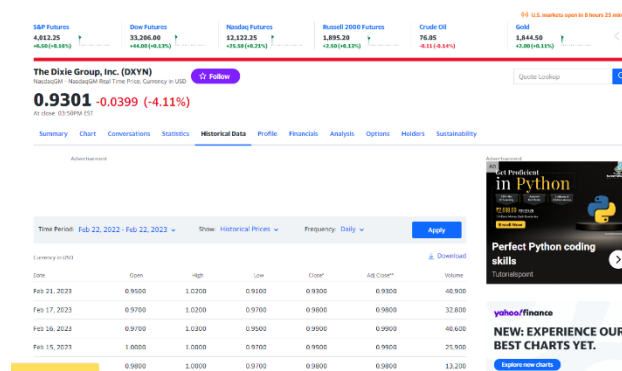
1. Sesama mata uang kripto
2. Index USD (DXY)
3. Gold (XAUUSD)
4. EUR/USD

Untuk meningkatkan akurasi yang dihasilkan nanti. Peneliti menambahkan juga di dalam *technical analysis* yang ada di dalam dunia trading, yaitu perubahan persen (%) harga di tiap faktor pengaruh. Sehingga kami membuat sebuah hipotesis dataset sebagai berikut:

$$Y := (x, y, z, a, b, c...)$$

Dimana Y adalah sebuah variabel yang menunjukkan apakah harga *Dogecoin* telah melampaui harga penutupan di hari sebelumnya dan x,y,... adalah faktor pengaruh yang mempunyai korelasi tinggi dengan Dogecoin. Didapatkan bahwa Y dipengaruhi oleh faktor pengaruh tertentu yang klusterisasinya dijelaskan di bagian sebelumnya, yaitu sesama mata uang kripto, index dolar (DXY), Emas (XAUUSD), dan juga mata uang EURUSD. Dan tentu saja sumber data tersebut didapatkan dari Yahoofinance.com sehingga parameter pengaruhnya disebutkan di dibawah ini:

1. Bitcoin
2. Bitcoin change %
3. DOGE
4. DOGE change %
5. Ethereum
6. Ethereum change %
7. Gold
8. USD
9. EUR/USD
10. XRP
11. XRP change %
12. XLM
13. XLM change %
14. XMR
15. XMR change %



Gambar 4: Yahoo Finance Sebagai Sumber Data Sekunder

Beberapa parameter yang dijelaskan sebelumnya masih berupa data mentah yang harus diproses. Gambar di bawah ini merupakan Diagram Alir (Flow Chart) bagaimana peneliti membuat dataset yang masih belum final menjadi sebuah dataset final yang siap untuk proses analisis selanjutnya. Proses ini merupakan sebuah sub proses yang telah dibuat di dalam *Flow Chart* Gambar 1 yang meliputi *Vertical Connection*, *Denormalizing*, dan juga *Feature Engineering*. Untuk membuat kolom baru yang menyatakan apakah *Dogecoin* akan melampaui harga hari sebelumnya atau tidak. Maka peneliti membuat parameter sederhana, yaitu:

Up=: Jika harga Dogecoin melewati harga penutupan hari sebelumnya

Untuk selanjutnya data tersebut dikalikan dengan 10,000 untuk memudahkan perhitungan angka koma yang muncul pada harga faktor pengaruh.



Dataset yang dihasilkan oleh proses tersebut bisa dilihat di dalam tabel di bawah ini:

| No | Feature/Parameter/Variabel | Keterangan |
|----|----------------------------------|----------------------------|
| 1 | Date | Primary Key |
| 2 | Harga Penutupan Harian BTC | Feature 1 |
| 3 | Perubahan % Harga BTC Harian | Feature 2 |
| 4 | Harga Penutupan Harian Doge | Feature 3 |
| 5 | Perubahan % Harga Doge Harian | Feature 4 |
| 6 | Harga Penutupan Harian ETH | Feature 5 |
| 7 | Perubahan % Harga ETH Harian | Feature 6 |
| 8 | Harga Penutupan Harian Emas | Feature 7 |
| 9 | Harga Penutupan Harian Index USD | Feature 8 |
| 10 | Harga Penutupan Harian EUR/USD | Feature 9 |
| 11 | Harga Penutupan Harian XRP | Feature 10 |
| 12 | Perubahan % Harga XRP Harian | Feature 11 |
| 13 | Harga Penutupan Harian XLM | Feature 12 |
| 14 | Perubahan % Harga XLM Harian | Feature 13 |
| 15 | Harga Penutupan Harian XMR | Feature 14 |
| 16 | Perubahan % Harga XMR Harian | Feature 15 |
| 17 | Doge Up/Down (Biner) | Dependent Variable (Goals) |

Tabel 1: Tabel Hasil Kajian Studi Litelatur

Setelah melalui proses studi litelatur dan juga korelasi, maka peneliti mendapatkan 15 feature untuk menentukan apakah harga hari ini akan melampaui harga kemarin.

Sebelum melakukan analisis dengan algoritma, peneliti terlebih dahulu melakukan *Feature Engineering* (pemilihan parameter), dari 15 total variabel yang ada, variabel mana yang paling dominan membuat sebuah harga Dogecoin melampaui harga pada hari sebelumnya. Peneliti menggunakan metodologi *Feature Ranking (Information Gain dan Gain Ration)* menggunakan *Software Orange Data Mining* untuk mereduksi variebal yang tidak terlalu dominan. Berikut merupakan hasil akhir dari reduksi variabel tersebut.

| | | # | Info. gain | Gain ratio |
|----|------------------------------|---|------------|------------|
| 1 | N doge%change: | | 0.841 | 0.440 |
| 2 | N dogepricenormalize: | | 0.200 | 0.100 |
| 3 | N btcpricenormalize: | | 0.182 | 0.091 |
| 4 | N eth%change: | | 0.163 | 0.091 |
| 5 | N btc%change: | | 0.114 | 0.057 |
| 6 | N xlm%change: | | 0.106 | 0.053 |
| 7 | N xrp%change: | | 0.105 | 0.052 |
| 8 | N xmr%change: | | 0.102 | 0.051 |
| 9 | N etchpricenormalize: | | 0.098 | 0.053 |
| 10 | N eurpricenormalize: | | 0.095 | 0.047 |
| 11 | N usdpricenormalize: | | 0.038 | 0.019 |
| 12 | N xmrpricenormalize: | | 0.004 | 0.002 |
| 13 | N goldpricenormalize: | | 0.004 | 0.002 |
| 14 | N xrppricenormalize: | | 0.003 | 0.001 |
| 15 | N xlmpricenormalize: | | 0.001 | 0.001 |

Gambar 5: Hasil Feature Engineering Ranking dengan Information Gain dan Gain Ratio

Dari hasil Feature Engineering yang ada. Terlihat bahwa beberapa variabel cukup dominan dan beberapa variabel lagi memberikan pengaruh yang sangat kecil terhadap kenaikan harga *Dogecoin*. Berikut merupakan dataset final yang akan diambil

| No | Feature/Parameter/Variabel | Keterangan | Status |
|----|----------------------------------|----------------------------|-------------|
| 1 | Date | Primary Key | Primary Key |
| 2 | Harga Penutupan Harian BTC | Feature 1 | Diambil |
| 3 | Perubahan % Harga BTC Harian | Feature 2 | Diambil |
| 4 | Harga Penutupan Harian Doge | Feature 3 | Diambil |
| 5 | Perubahan % Harga Doge Harian | Feature 4 | Diambil |
| 6 | Harga Penutupan Harian ETH | Feature 5 | Diambil |
| 7 | Perubahan % Harga ETH Harian | Feature 6 | Diambil |
| 8 | Harga Penutupan Harian Emas | Feature 7 | |
| 9 | Harga Penutupan Harian Index USD | Feature 8 | Diambil |
| 10 | Harga Penutupan Harian EUR/USD | Feature 9 | Diambil |
| 11 | Harga Penutupan Harian XRP | Feature 10 | |
| 12 | Perubahan % Harga XRP Harian | Feature 11 | Diambil |
| 13 | Harga Penutupan Harian XLM | Feature 12 | |
| 14 | Perubahan % Harga XLM Harian | Feature 13 | Diambil |
| 15 | Harga Penutupan Harian XMR | Feature 14 | |
| 16 | Perubahan % Harga XMR Harian | Feature 15 | Diambil |
| 17 | Doge Up/Down (Biner) | Dependent Variable (Goals) | |

Tabel 2: Feature dari hasil Feature Engineering (Mereduksi Feature)

Maka, features/variabel/parameter yang diambil untuk menentukan harga *Dogecoin* apakah bisa melampaui harga penutupan hari sebelumnya berjumlah 11 variabel, yaitu:

1. Harga Penutupan Harian BTC
2. Perubahan % Harga BTC Harian

3. Harga Penutupan Harian Doge
4. Perubahan % Harga Doge Harian
5. Harga Penutupan Harian ETH
6. Perubahan % Harga ETH Harian
7. Harga Penutupan Harian Index USD
8. Harga Penutupan Harian EUR/USD
9. Perubahan % Harga XRP Harian
10. Perubahan % Harga XLM Harian
11. Perubahan % Harga XMR Harian

Di dalam Software Orange Data Mining, ketika ada data yang kosong/error, maka otomatis menjadi terhapus. Sehingga peneliti tidak perlu melakukan *data cleaning* untuk data yang masih kosong. Pada tahap akhir, peneliti menggunakan pemodelan yaitu

$Y := (F1, F2, F3, F4, F5, F6, F7, F8, F9, F10, F11)$, dimana

Y := Variabel Target (Harga harian akan melewati harga harian sebelumnya)

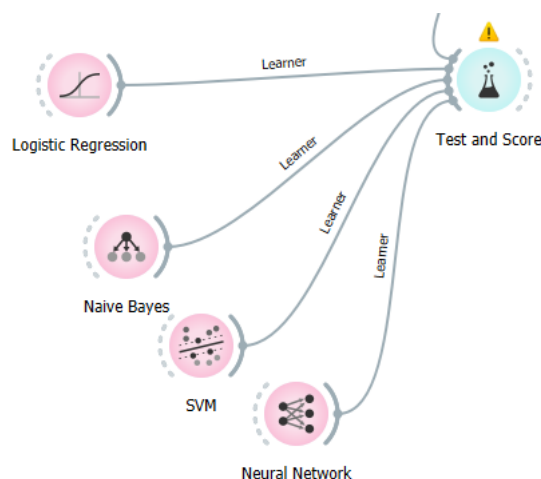
Dimana $F1, F2, \dots, F11$:= Feature/Variabel/Parameter

Sesuai dengan tujuan yang dijelaskan di awal, problem yang kami angkat adalah permasalahan *classification*. Dengan menggunakan perangkat lunak Orange Data Mining. Kami menggunakan 4 algoritma sebagai berikut yang merupakan algoritma yang paling banyak dipakai untuk *classification* biner (2 buah hasil: yes or no) [19]:

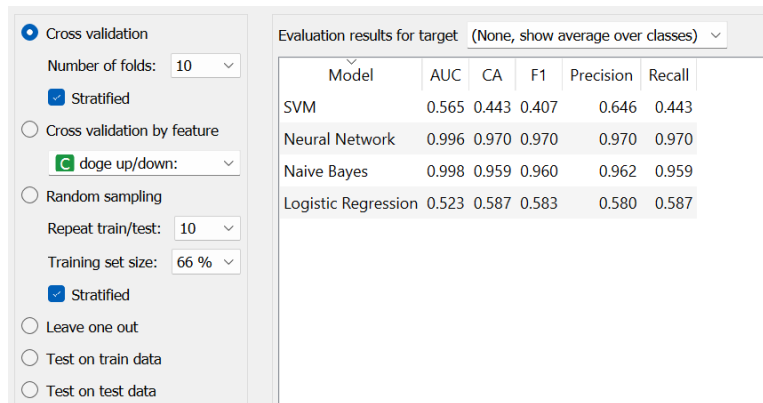
1. Logistic Regrestion
2. Naïve Bayes
3. SVM (Support Vector Machine)
4. NN (Neural Network)

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dengan menggunakan Software Orange Data Mining, di dalam Widget Test & Score. Pembagian data training dan data testing sudah terjadi. Bahkan di dalam proses ini sudah terdapat proses *cross validation* untuk meminimalisir bias dan meningkatkan akurasi. Proses pemodelan dan hasil akhir bisa dilihat di gambar berikut ini:



Gambar 6: Pemodelan Machine Learning dengan 4 buah algoritma

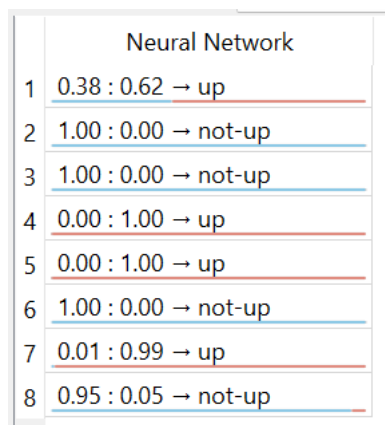


| Evaluation results for target (None, show average over classes) | | | | | |
|---|-------|-------|-------|-----------|--------|
| Model | AUC | CA | F1 | Precision | Recall |
| SVM | 0.565 | 0.443 | 0.407 | 0.646 | 0.443 |
| Neural Network | 0.996 | 0.970 | 0.970 | 0.970 | 0.970 |
| Naive Bayes | 0.998 | 0.959 | 0.960 | 0.962 | 0.959 |
| Logistic Regression | 0.523 | 0.587 | 0.583 | 0.580 | 0.587 |

Gambar 7: Pengukuran hasil pemodelan

Di dalam hasil pengukuran model yang telah dilakukan. Terdapat beberapa alat ukur untuk mengetahui akurasi dari pada model yang telah dibuat. Di dalam Orange Data Mining Widget Test & Score terdapat *AUC (Area Under Curve)*, *CA*, *F1*, *Precision*, dan *Recall*. Pada penelitian kali ini, peneliti mengambil alat ukur *Precision* karena peneliti ingin fokus kepada kualitas daripada kuantitas. Dalam arti lain peneliti mengambil akurasi rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif berapa persen *Dogecoin* yang benar. **Dari hasil Precision terlihat bahwa algoritma terbaik dimiliki oleh Neural Network dengan akurasi sekitar 97%**. Secara sederhana pemodelan yang dilakukan menyatakan dari 10x percobaan prediksi, maka hanya 1x yang kemungkinannya salah.

Untuk lebih meyakinkan model tersebut, maka peneliti melakukan sebuah simulasi dari proses trading *Dogecoin* dari data yang telah terjadi. Dalam arti, penulis mengambil data histori *Dogecoin* dalam rentang waktu tertentu untuk membuat sebuah data testing baru. Data yang kita ambil adalah data dari tanggal 18 Juli 2010 - 10 Nov 2022. Oleh karena itu, data testing yang baru diambil dari 10 hari selanjutnya yaitu dari tanggal 11 - 18 Nov 2022. Berikut merupakan hasil simulasi yang dihasilkan dan perbandingannya dengan data yang real terjadi.



| Neural Network | |
|----------------|----------------------|
| 1 | 0.38 : 0.62 → up |
| 2 | 1.00 : 0.00 → not-up |
| 3 | 1.00 : 0.00 → not-up |
| 4 | 0.00 : 1.00 → up |
| 5 | 0.00 : 1.00 → up |
| 6 | 1.00 : 0.00 → not-up |
| 7 | 0.01 : 0.99 → up |
| 8 | 0.95 : 0.05 → not-up |

Gambar 8: Prediksi Hasil Pemodelan dari Neural Network

Peneliti melakukan tes pada model tersebut dengan membandingkan dengan pergerakan harga *Dogecoin* hasil dari tanggal 12 Nov 2022 sd 18 Nov 2022:

- 12 Nov 2022: UP (BENAR)
- 13 Nov 2022: UP (SALAH)
- 14 Nov 2022: Not-Up (BENAR)
- 15 Nov 2022: Up (BENAR)
- 16 Nov 2022: Up (BENAR)
- 17 Nov 2022: Not-Up (BENAR)
- 18 Nov 2022: Up (BENAR)
- 19 Nov 2022: Not-Up (SALAH)

Dari 8 kali percobaan, model yang dimiliki salah hanya 1 kali dan 7 kali benar. Hasil tersebut menunjukkan bahwa prediksi harga harian Dogecoin sangat cocok diprediksi dengan sistem algoritma *Neural Network* dan dengan menggunakan pendekatan bukan angka harganya tetapi apakah hari ini harga Dogecoin akan melebihi harga kemarin atau tidak. Pendekatan tersebut memiliki akurasi yang sangat tinggi (97%).

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang dilakukan, maka diperoleh poin penting, yaitu:

- Studi literatur yang dilakukan menghasilkan 11 hipotesis.
- Dari hasil korelasi maka didapatkan 4 klaster pengaruh kenaikan Dogecoin
- Dari 4 klaster tersebut dibuatkan sebuah korelasi antar elemen klasterisasi lalu didapatkan 15 variabel yang berpengaruh terhadap harga *Dogecoin*
- Dari 15 variabel yang ada, lalu dilakukan *Ranking*, variabel mana yang paling dominan dan yang paling kecil pengaruhnya. Didapatkan 11 variabel yang cukup signifikan berpengaruh terhadap harga *Dogecoin* dan 4 variabel yang sangat kecil.
- 11 variabel yang didapat lalu dibuat pemodelannya dengan bantuan 4 jenis algoritma *unsupervised learning classification*, yaitu *Logistic Regression*, *Naïve Bayes*, *SVM (Support Vector Machine)*, dan *Neural Network*.
- *Precision* dipilih sebagai alat ukur pemilihan algoritma yang akan dipilih.
- *Presicion* terbaik didapatkan oleh algoritma *Neural Network* yaitu sebesar 97%. Hal tersebut sesuai dengan tren akhir-akhir ini bahwa *Neural Network* lebih baik dari algoritma biasa [34], [35], [36], [37], [38], [39].
- Simulasi akurasi dan data testing yang baru dibuat untuk mengkonfirmasi atau mengetes hasil dari pemodelan yang telah dibuat.
- Dari 8 kali percobaan, didapatkan salah hanya 1x dan 7x benar dalam model prediksi apakah harga *Dogecoin* akan melebihi harga penutupan harian sebelumnya atau tidak.

Untuk penelitian selanjutnya, ada beberapa saran yang bisa dipergunakan sebagai bahan evaluasi:

- Prediksi tidak hanya berupa klasifikasi biner apakah harga akan melewati harga hari sebelumnya atau tidak, tetapi bisa juga berupa nilai harga real dari *Dogecoin*.
- Karena data yang ada tiap hari bertambah, maka akan lebih efektif jika dibuatkan sebuah sistem yang otomatis update dataset jika sudah dimiliki model yang sangat bagus. Hal tersebut bisa dibuat dengan bantuan Web Developer atau Software Engineering
- Ke depan, pembuatan klasterisasi tidak hanya berdasarkan studi litelature dan korelasi sederhana tetapi menggunakan juga algoritma Clustering di dalam *Machine Learning*.

Demikian penelitian yang dilakukan oleh penulis, semoga ada manfaat dan menjadi sumber idea bagi penelitian lanjutan.

V. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Roubini, N., & Byrne, P. (2018, November 13). Cryptocurrency and the Problem of Intermediation. Oxford Business Law Blog. <https://www.law.ox.ac.uk/business-law-blog/blog/2018/11/cryptocurrency-and-problem-intermediation>
- [2] Detrixhe, J. (2021, May 4). Dogecoin: The meme that became a real cryptocurrency. Quartz. <https://qz.com/2004534/dogecoin-the-meme-that-became-a-real-cryptocurrency/>
- [3] De Silva, M. (2021, May 11). Elon Musk and the rise of Dogecoin. Quartz. <https://qz.com/2008508/elon-musk-and-the-rise-of-dogecoin/>
- [4] Pham, S. (2021, May 6). Dogecoin: The unlikely success story. CNN Business. <https://www.cnn.com/2021/05/06/investing/dogecoin-elon-musk-investor-interest/index.html>
- [5] Phillips, D. (2021, May 17). Dogecoin Price Volatility: Where Is It Coming From and What's Next for DOGE? CoinMarketCap Blog. <https://coinmarketcap.com/alexandria/article/dogecoin-price-volatility-where-is-it-coming-from-and-what-s-next-for-doge>
- [6] Bambysheva, N. (2021, May 14). Dogecoin's Meteoric Rise: A Look At The Cryptocurrency's Price Volatility And What It Means For Investors. Forbes. <https://www.forbes.com/sites/ninabambysheva/2021/05/14/dogecoins-meteoric-rise-a-look-at-the-cryptocurrencys-price-volatility-and-what-it-means-for-investors/?sh=53ef44e1716a>
- [7] Janus, E. (2019, August 16). Big Data and Machine Learning in Trading: How It Works. Cointelegraph. <https://cointelegraph.com/explained/big-data-and-machine-learning-in-trading-how-it-works>

- [8] Mirza, S. S., Islam, A., & Khalid, R. (2021). Big data analytics for cryptocurrency trading: An empirical approach. *Expert Systems with Applications*, 166, 113797. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113797>
- [9] Conway, L. (2017, August 31). Big Data and Cryptocurrency: An Overview. *Dataconomy*. <https://dataconomy.com/2017/08/big-data-cryptocurrency-overview/>
- [10] Zulfikarijah, F., & Fauzi, R. (2020). Prediction of financial market using machine learning algorithms. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1545, No. 1, p. 012067). IOP Publishing. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1545/1/012067>
- [11] Lim, S., & Kim, J. H. (2018). Application of machine learning algorithms to predict stock prices for portfolio management. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 4(4), 55. <https://doi.org/10.3390/joitmc4040055>
- [12] Song, Q., Zhao, S., & Zhu, C. (2019). Application of machine learning in financial markets. In *2019 IEEE 5th International Conference on Computer and Communications (ICCC)* (pp. 2201-2205). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CCOMM.2019.8847037>
- [13] Chen, S., Huang, J., & Wang, J. (2019). A financial time series forecasting model based on improved LSTM neural network. *Applied Sciences*, 9(13), 2770. <https://doi.org/10.3390/app9132770>
- [14] Lee, J. Y., & Kim, H. (2020). Prediction of crude oil price using machine learning. *Energies*, 13(3), 580. <https://doi.org/10.3390/en13030580>
- [15] Kim, K., Hwang, J., & Yoon, S. (2020). A study on stock price prediction using machine learning algorithm. *Sustainability*, 12(10), 4099. <https://doi.org/10.3390/su12104099>
- [16] Alharbi, A., & Hussain, M. (2021). Applications of machine learning in financial prediction: A systematic review. *Future Computing and Informatics Journal*, 6(1), 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.fcij.2020.08.001>
- [17] Dang, X., & Xue, W. (2020). Machine learning in stock price prediction: A literature survey. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 38(1), 695-711.
- [18] Guo, J., Liu, X., & Dai, L. (2020). A hybrid model based on LSTM neural network and GA optimized SVR for stock price prediction. *IEEE Access*, 8, 54431-54439.
- [19] Raza, H., & Raza, H. (2020). Predicting stock prices using machine learning techniques: A survey. *Future Computing and Informatics Journal*, 5(1), 128-139.
- [20] Huang, B., Wang, X., & Li, Y. (2017). Stock price prediction with LSTM recurrent neural networks. *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, 1415-1420.
- [21] Guresen, E., Kayakutlu, G., & Daim, T. U. (2011). A comparative analysis of decision tree and neural network algorithms for predicting bankruptcy of construction firms. *Expert Systems with Applications*, 38(8), 9558-9565.
- [22] Ding, Y., Zhang, H., Liang, X., & Chen, Q. (2015). Stock price prediction using support vector regression on daily and upsampled weekly data. *Neurocomputing*, 151(Part 2), 1263-1273.
- [23] Mousavi, S. M., & Bayat, A. (2017). A novel hybrid machine learning approach for stock price forecasting. *Neurocomputing*, 267, 370-381.
- [24] Zhang, Y., Zhao, L., & Zou, Y. (2019). A comparative study of logistic regression and artificial neural network in stock price prediction. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 36(3), 2163-2170.
- [25] Roy, D., & Bose, I. (2020). A machine learning approach for stock market prediction. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(5), 98. <https://doi.org/10.3390/jrfm13050098>
- [26] Jokar, A., Vaziri, H., & Barzegar, A. (2021). A hybrid deep learning model for stock price prediction: A comparative study on feature selection methods. *Journal of Risk and Financial Management*, 14(4), 181. <https://doi.org/10.3390/jrfm14040181>
- [27] Pham, T. V., & Tran, T. H. (2020). The impact of machine learning on stock prediction accuracy: Evidence from trading data. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(6), 126. <https://doi.org/10.3390/jrfm13060126>
- [28] Kurka, J. (2019). Do cryptocurrencies and traditional asset classes influence each other? *Finance Research Letters*.
- [29] Erdas, M. L., & Caglar, A. E. (2018). Analysis of the relationships between Bitcoin and exchange rate, commodities and global indexes by asymmetric causality test. In *Eastern Journal Of European Studies*.
- [30] Corbet, S., Meegan, A., Larkin, C., Lucey, B., & Yarovaya, L. (2017). Exploring the Dynamic Relationships between Cryptocurrencies and Other Financial Assets
- [31] Sovbetov, Y. (2018). M P RA Factors Influencing Cryptocurrency Prices: Evidence from Bitcoin, Ethereum, Dash, Litecoin, and Monero. In *Journal of Economics and Financial Analysis* (Vol. 2).
- [32] Klein, T., Pham Thu, H., & Walther, T. (2018). Bitcoin is not the New Gold – A comparison of volatility, correlation, and portfolio performance. *International Review of Financial Analysis*
- [33] Narayanan, A., Bonneau, J., Felten, E., Miller, A., Goldfeder, S., & Clark, J. (2016). *Bitcoin and Cryptocurrency Technologies Introduction to the book*
- [34] JF Andri, Fabio Mangatas Silaen, Hendy Tannady, Kevin Hadi Saputra. Electronic health record to predict a heart attack used data mining with Naïve Bayes method. *International Journal of Informatics and Communication Technology (IJ-ICT)*. 2021
- [35] Felliks Feiter Tampinongkol, Yudi Setiawan, dll. Canopy Cover Estimation Based on LiDAR and Landsat 8 Data using Support Vector Regression. *International Conference on Data and Software Engineering (ICoDSE)*. 2021
- [36] JF Andry, H. Tannady. Big Data Analysis On Youtube with Tableau. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*. 2021
- [37] JF Andry, J Gunadi GD Rembulan. Big Data Implementation in Tesla using Classification with Rapid Miner. *The International Journal of Nonlinear Analysis and Application (IJNAA)*. 2021
- [38] ED Madyatmadja, M. Marvell, JF Andry, H. Tannady, A Chakir. Implementation of Big Data in Hospital using Cluster Analytics. *International Conference on Information Management and Technology (ICIMTech)*
- [39] JF Andry, H. Hartono, AC Honni. Data Set Analysis Using Rapid Miner to Predict Cost Insurance Forecast with Data Mining Methods. *Journal of Hunan University Natural Science*.