Idealis: Indonesia Journal Information System
Volume 6, Nomor 2, Juli 2023
ISSN 2684-7280 (*online*)
Halaman 65-74
available online at http://jom.fti.budiluhur.ac.id/index.php/IDEALIS/index

FORECASTING CENTRAL BANK DIGITAL CURRENCY TERHADAP RUPIAH DIGITAL

Raul Galvin Rudolf Mumu[1], Nurchim[2*], Sri Sumarlinda[3*]
[123]Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Duta Bangsa, Surakarta, Indonesia
Email: [1]raulgalvinrm@gmail.com, [2*]nurchim@udb.ac.id, [3*]sri_sumarlinda@udb.ac.id
(* : coressponding author)

Abstrak- Munculnya mata uang digital sebagai hasil dari inovasi teknologi untuk mengurangi penggunaan uang tunai menghadirkan tantangan baru bagi pelaku ekonomi, termasuk bank sentral. Menyusul fenomena digitalisasi yang berkembang pesat, Bank Indonesia mengumumkan rencananya untuk segera menerbitkan Rupiah Digital sebagai *Central Bank Digital Currency (CBDC)*. Pengembangan bank sentral ini bertujuan untuk menciptakan sistem pembayaran digital di Indonesia. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, dilakukan penelitian menggunakan teknik data mining guna menemukan prediksi yang berguna. Proses data mining dilakukan dengan menerapkan metode *Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)* dan menggunakan algoritma regresi linear berganda. Data dikumpulkan selama periode 4 tahun, mulai dari Januari 2019 hingga Februari 2023, yang diperoleh melalui website resmi dengan akses internet. Teknik regresi linear berganda digunakan untuk memprediksi hubungan antara 4 variabel, yaitu jumlah uang kartal yang diedarkan, nilai transaksi *ATM card and credit card*, nilai transaksi uang elektronik, nilai transaksi SMS/mobile banking terhadap variabel Y yaitu *analytical accounts of the central bank*. Dari hasil penelitian, ditemukan bahwa keempat variabel tersebut memberikan kontribusi sebesar 79,8% terhadap variabel Y (*analytical accounts of the central bank*).

Kata Kunci: bank sentral, data mining, regresi linier berganda, rupiah digital, prediksi

Abstract- *The advent of digital currency, driven by technological innovation presents novel difficulties for multiple economic participants, such as central banks. Following the rapid development of digitalization, Bank Indonesia announced its plans to soon issue the Digital Rupiah as the Central Bank Digital Currency (CBDC). The development of this central bank aims to create a digital payment system in Indonesia. To address these issues, a research study was conducted using data mining techniques to discover valuable predictions. The data mining process was carried out by applying the Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) methodology and utilizing multiple linear regression algorithms. Data was gathered for a duration of four years, spanning from January 2019 to February 2023. The data was acquired via the official website using internet connectivity. Multiple linear regression technique was used to predict the relationship between the four variables, namely the amount of circulating cash, the value of ATM card and credit card transactions, the value of electronic money transactions, the value of SMS/mobile banking transactions, and the variable Y, which represents the analytical accounts of the central bank. The research findings revealed that these four variables contribute 79.8% to the variable Y (analytical accounts of the central bank.*

Keywords*: central bank, data mining, multiple linear regression, digital rupiah, prediction*

1. PENDAHULUAN

Dengan berkembangnya sistem industri keuangan di era globalisasi, kehadiran uang kertas dirasa sudah tidak bisa memenuhi perkembangan zaman, terutama pada era digital yang didorong oleh kemajuan teknologi dan revolusi internet. Uang kartal sebagai instrumen atau alat pembayaran tunai yang sah dikeluarkan oleh Bank Indonesia kini perlahan telah tergantikan dengan alat pembayaran nontunai, salah satunya ialah uang elektronik atau lebih dikenal dengan istilah e-money[1]. Kehadiran mata uang digital sebagai hasil inovasi teknologi dan kebutuhan untuk mengurangi penggunaan uang tunai menghadirkan tantangan baru bagi pelaku ekonomi, termasuk bank sentral[2]. Sejalan dengan pertumbuhan digitalisasi yang terjadi di Indonesia, Bank Indonesia telah mengumumkan rencananya untuk segera meluncurkan Rupiah Digital sebagai Central Bank Digital Currency (CBDC). Bank Indonesia telah memulai penelitian dan membangun infrastruktur teknologi untuk Rupiah Digital sejak awal tahun 2021. Penciptaan Rupiah Digital ini juga merupakan bagian integral dari proses digitalisasi ekonomi Indonesia yang saling terhubung. Serta dapat mendukung ekosistem keuangan negara kedepannya, menjadi solusi baru transaksi *cashless* dalam krisis pandemi covid sejak tahun 2020[3].

Transaksi digital dengan menggunakan uang elektronik semakin berkembang dari tahun ke tahun. Data Statistik Pembayaran dan Infrastruktur Pasar Keuangan (SPIP) dari Bank Indonesia per Maret 2023 menggambarkan volume transaksi elektronik sebanyak 1.330.212 juta transaksi, transaksi ini bernilai Rp 126.293 miliar (kurang lebih Rp 126 triliun)[4] . Volume dan nilai transaksi tersebut menjadi bukti bahwa ekonomi digital adalah masa depan ekonomi. Pangsa pasar digital ekonomi Indonesia sangat prospektif dengan struktur demografi berupa populasi 270 juta jiwa, Generasi X sebanyak 56 juta jiwa, generasi Milenial sebanyak 69 juta jiwa, dan Generasi Z sebanyak 70 juta jiwa[5].

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan oleh (Jiaqi Li, 2023) dengan judul "*Predicting the demand for central bank digital currency: A structural analysis with survey data*". Studi tersebut memberikan wawasan bagi bank

Idealis: Indonesia Journal Information System
Volume 6, Nomor 2, Juli 2023
ISSN 2684-7280 (*online*)
Halaman 65-74
available online at http://jom.fti.budiluhur.ac.id/index.php/IDEALIS/index

sentral dan pembuat kebijakan dalam merencanakan dan menerapkan CBDC. Dengan memahami faktor-faktor yang mempengaruhi permintaan CBDC, bank sentral dapat merancang dan memperkenalkan CBDC yang lebih menarik bagi masyarakat. Tingkat kepercayaan terhadap CBDC juga terbukti menjadi faktor penting dalam mempengaruhi permintaan. Semakin tinggi tingkat kepercayaan masyarakat terhadap CBDC, semakin besar kemungkinan mereka untuk mengadopsinya [6]. Untuk mendapatkan gambaran yang lebih komprehensif tentang permintaan CBDC, peneliti memperluas pemahaman dengan mempertimbangkan faktor seperti sistem inklusi keuangan dan preferensi penggunaan uang tunai di Indonesia apakah dapat berpengaruh secara positif terhadap CBDC. Dengan populasi terbesar keempat dan struktur demografis yang didominasi oleh generasi milenial dan generasi Z, Indonesia menjadi negara prospektif untuk menembus keuangan digital dengan memfasilitasi sistem pembayaran yang inklusif[7].

Dalam analisis ini memanfaatkan database menggunakan Teknik data mining dengan algoritma regresi. Dimana, database dalam penelitian ini merupakan data-data relevan yang dihimpun oleh peneliti mulai dari jumlah uang kartal yang diedarkan, nilai transaksi *ATM card and credit card*, nilai transaksi uang elektronik, *analytical accounts of central bank*, nilai transaksi *SMS/mobile banking*. Dalam penelitian ini, jenis data yang digunakan adalah data sekunder berupa data time series yang mencakup periode dari tahun 2019 hingga 2023. Penggunaan data *time series* ini dipilih untuk memudahkan pemahaman dan memperlihatkan fluktuasi data dengan lebih jelas.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Pendekatan Penelitian

Pendekatan yang digunakan adalah deskriptif dengan metode kuantitatif. Dimana metode kuantitatif dalam penelitian digunakan untuk menganalisis prediksi dari *central bank digital currency* terhadap arsitektur digital rupiah dengan menggunakan teknik data mining dengan metode *Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)*. Metode ini memiliki enam tahapan yaitu *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modelling*, *evaluation* dan *deployment*[8]. Sedangkan metode deskriptif digunakan untuk menampilkan visualisasi dan menggambarkan pola dan kecenderungan yang ada di dalam data secara sistematis sehingga lebih mudah dipahami.

2.2 Jenis dan Sumber Data

Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data sekunder berupa data *time series* yang mencakup periode dari tahun 2019 hingga 2023. Data-data relevan yang dihimpun oleh peneliti mulai dari jumlah uang kartal yang diedarkan, nilai transaksi *ATM card and credit card*, nilai transaksi uang elektronik, *analytical accounts of the central bank*, nilai transaksi *SMS/mobile banking*. Data yang diperlukan diperoleh dari beberapa sumber seperti Bank Indonesia (BI), Badan Pusat Statistik (BPS), Otoritas Jasa Keuangan (OJK).

2.3 Metode Pengumpulan Data

Data dikumpulkan secara manual yang dimana pengambilan datanya dilakukan secara bersamaan melalui sumber-sumber resmi seperti situs web Bank Indonesia (bi.go.id), Otoritas Jasa Keuangan (ojk.go.id), dan Badan Pusat Statistik (BPS).

2.4 Metode Analisis Data

Metode analisis data yang digunakan yaitu teknik data mining dengan metode *Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)* yang digunakan sebagai strategi pemecahan masalah secara umum dari bisnis atau unit penelitian[9]. Dengan menggunakan Aplikasi Orange untuk melakukan pengolahan data mulai dari proses *cleaning data*, sampai pada pembuatan model yang akan menghasilkan suatu informasi atau pengetahuan berdasarkan proses data mining yang telah dilakukan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Himpunan Data

Pemilihan variabel yang dimasukkan dalam penelitian ini menggunakan teknik *feature selection* yang ada pada aplikasi orange yang meliputi:

a. Variabel X1 dalam penelitian ini adalah jumlah uang kartal yang diedarkan yang diukur dengan satuan Rp Milyar
b. Variabel X2 dalam penelitian ini adalah nilai transaksi *ATM card and credit card* yang diukur dengan satuan Rp Milyar
c. Variabel X3 dalam penelitian ini adalah nilai transaksi uang elektronik, yang diukur dengan satuan Rp Milyar
d. Variabel X4 dalam penelitian ini adalah nilai transaksi *SMS/mobile banking* yang diukur dengan satuan Rp Milyar

Idealis: Indonesia Journal Information System
Volume 6, Nomor 2, Juli 2023
ISSN 2684-7280 (*online*)
Halaman 65-74
available online at http://jom.fti.budiluhur.ac.id/index.php/IDEALIS/index

e. Variabel Y dalam penelitian ini adalah jumlah *analytical accounts of the central bank* yang diukur dengan satuan Rp Milyar

Dimana, variabel jumlah uang kartal yang diedarkan, nilai transaksi *ATM card and credit card*, nilai transaksi uang elektronik, *analytical accounts of the central bank*, nilai transaksi *SMS/mobile banking* bernilai skala interval. Dapat dilihat pada Tabel 1 merupakan contoh himpunan data penelitian.

Tabel 1. Contoh Himpunan Data

Periode	Uang Kartal yang Diedarkan (Rp Milyar)	Nilai Transaksi *ATM Card and Credit Card* (Rp Milyar)	Nilai Transaksi Uang Elektronik(Rp Milyar)	*Analytical Accounts of The Central Bank* (Rp Milyar)	Nilai Transaksi *SMS/Mobile Banking*(Rp Milyar)
Jan-19	672.070,58	621.082,44	54.468,00	1.194.912,64	354.705,18
Feb-19	663.858,90	577.656,71	53.597,00	1.149.741,11	342.219,14
Mar-19	676.389,47	619.179,34	30.457,11	1.174.650,99	384.266,35
Apr-19	699.584,51	613.167,35	29.050,40	1.256.205,75	332.767,92
May-19	850.049,09	730.938,61	64.818,75	1.383.896,36	333.102,76
Jun-19	727.855,71	543.844,99	26.430,24	1.251.159,86	368.678,59
Jul-19	718.402,18	674.511,10	29.357,50	1.205.263,15	397.997,89
Aug-19	720.226,90	619.441,56	31.698,18	1.191.998,62	413.055,02
Sep-19	710.946,30	594.507,26	34.185,18	1.223.865,90	422.985,82
Oct-19	703.901,08	620.972,24	39.813,26	1.195.093,46	411.423,49

3.2 *Pre-Processing* atau *Cleaning Data*

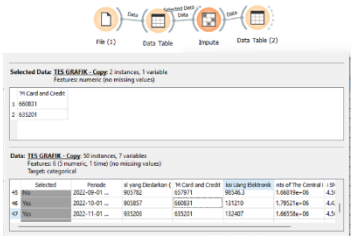
3.2.1 Mengisi Nilai Variabel Kosong Pada Data Penelitian

Berikut contoh nilai variabel kosong yang ada pada data penelitian dalam tabel 2.

Tabel 2. Contoh Data Dengan *Missing Values*

Periode	Uang Kartal yang Diedarkan (Rp Milyar)	Nilai Transaksi ATM Card and Credit Card (Rp Milyar)	Nilai Transaksi Uang Elektronik (Rp Milyar)	Analytical Accounts of The Central Bank (Rp Milyar)	Nilai Transaksi SMS/Mobile Banking (Rp Milyar)
May-22	920.810,63	605.275,16	81.823,81	1.400.227,89	3.700.975,67
Jun-22	912.485,00	631.219,19	85.823,56	1.833.747,01	4.295.315,95
Jul-22	913.277,81	712.901,16	96.785,50	1.621.302,03	4.356.688,24
Aug-22	902.657,43	694.130,03	100.582,26	1.643.218,38	4.557.490,54
Sep-22	905.781,82	657.971,48	98.546,27	1.668.188,54	4.500.779,45
Oct-22	903.856,79		131.210,17	1.795.209,10	4.429.391,37
Nov-22	935.208,27		132.407,21	1.665.575,77	4.561.349,14
Dec-22	1.076.487,88	701.426,88	142.066,71	1.923.514,68	5.004.088,85
Jan-23	930.016,07	642.860,10	134.126,10	1.703.865,92	4.552.724,81
Feb-23	905.388,34	590.221,66	126.293,15	1.675.278,45	4.363.752,01

Oleh karena itu, diperlukan pengolahan data yang tidak lengkap dengan menggunakan metode imputasi berbasis model *(simple tree)* dalam aplikasi Orange. Metode ini digunakan untuk membuat model prediksi untuk mengisi nilai yang hilang berdasarkan nilai dari variabel lainnya. Contoh dari metode imputasi berbasis model *(simple tree)* dapat dilihat pada Gambar 1 yang merupakan hasil dari pembentukan model.



Gambar 1. Hasil Model *Simple Tree* untuk mengisi nilai kosong *(null)*

Idealis: Indonesia Journal Information System
Volume 6, Nomor 2, Juli 2023
ISSN 2684-7280 (*online*)
Halaman 65-74
available online at http://jom.fti.budiluhur.ac.id/index.php/IDEALIS/index

3.2.2 Menyesuaikan Spesifikasi Periode Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan periode data dari Januari tahun 2019 sampai dengan Februari tahun 2023 dengan jumlah *record* 200 *dataset*. Dimana himpunan data penelitian ini disesuaikan berdasarkan laporan bulanan. Oleh karena itu, perlu melakukan beberapa konversi data karena beberapa bentuk laporan variabel ada yang berbentuk laporan harian, laporan mingguan sehingga peneliti melakukan konversi data untuk menyesuaikan menjadi bentuk laporan per bulan.

3.2.3 Merubah Tipe Data Pada Variabel

Perubahan tipe data dari himpunan data penelitian dilakukan agar dapat dilanjutkan ke proses selanjutnya atau proses *modelling*. Sehingga perubahan tipe data pada variabel periode yang bertipe *datetime* akan diubah menjadi timestamp agar data bernilai numerik.

Tabel 3. Variabel Periode Bernilai *Timestamp*

Periode	Uang Kartal yang Diedarkan (Rp Milyar)	Nilai Transaksi ATM Card and Credit Card (Rp Milyar)	Nilai Transaksi Uang Elektronik (Rp Milyar)	Analytical Accounts of The Central Bank (Rp Milyar)	Nilai Transaksi SMS/Mobile Banking (Rp Milyar)
1572566400	703.901,08	620.972,24	39.813,26	1.195.093,46	411.423,49
1575158400	716.562,82	606.203,49	38.980,43	1.225.419,17	497.734,80
1577836800	793.726,64	653.318,71	40.585,68	1.352.678,46	511.185,32
1580515200	716.511,61	605.499,51	37.124,70	1.159.727,68	487.135,23
1583020800	699.948,44	583.732,75	36.184,78	1.189.132,08	467.921,83
1585699200	727.324,53	586.043,49	36.649,64	1.196.196,72	571.089,20
1588291200	743.585,78	494.528,40	36.697,58	1.193.685,38	607.842,65
1590969600	798.557,01	554.747,20	36.286,73	1.098.718,53	570.623,22
1593561600	744.902,31	475.150,29	35.807,96	1.093.668,36	637.594,34
1596240000	762.754,62	583.121,12	39.554,44	1.083.290,40	649.057,95

3.2.4 Transformasi Data

Dalam penelitian ini, dilakukan proses transformasi data menggunakan Logaritma Natural (Ln). Tujuan dari transformasi ini adalah memperkecil nilai variabel untuk menghindari bias dalam hasil model regresi linear yang dilakukan. Maka, perlu dilakukan proses transformasi data menggunakan Microsoft Excel seperti pada Tabel 3 yaitu proses transformasi data asli menjadi bentuk Logaritma Natural (Ln).

Tabel 4. Contoh Transformasi Data Menjadi Data Logaritma Natural

Ln Periode	Ln Uang Kartal Yang Diedarkan (Rp Milyar)	Ln Nilai Transaksi ATM Card and Credit Card (Rp Milyar)	Ln Nilai Transaksi Uang Elektronik (Rp Milyar)	Ln Nilai Transaksi SMS/Mobile Banking (Rp Milyar)	Ln Analytical Accounts of The Central Bank (Rp Milyar)
21,159	13,418	13,339	10,905	12,779	13,994
21,161	13,406	13,267	10,889	12,743	13,955
21,162	13,425	13,336	10,324	12,859	13,976
21,164	13,458	13,326	10,277	12,715	14,044
21,166	13,653	13,502	11,079	12,716	14,140
21,168	13,498	13,206	10,182	12,818	14,040
21,169	13,485	13,422	10,287	12,894	14,002
21,171	13,487	13,337	10,364	12,931	13,991
21,173	13,474	13,295	10,440	12,955	14,018
21,174	13,464	13,339	10,592	12,927	13,994

3.3 Penerapan Metode *Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)*

3.3.1 *Business Understanding*

Pada tahap ini melakukan pemahaman masalah yang akan dipecahkan dari suatu data agar menjadi suatu pemecahan masalah yang jelas dan tidak ambigu. Dalam penelitian ini, tujuannya adalah untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang memiliki potensi dalam mempengaruhi perkembangan arsitektur bank sentral Rupiah Digital di Indonesia. Peneliti melakukan analisa pada beberapa variabel seperti jumlah uang kartal yang diedarkan, nilai transaksi ATM *card and credit card*, nilai transaksi uang elektronik, *analytical accounts of the central bank*, nilai transaksi *SMS/mobile banking*, sehingga pada penelitian ini perlu menganalisis berdasarkan fakta yang ada pada data apakah hal tersebut benar bahwa faktor-faktor yang menjadi variabel mempengaruhi perkembangan arsitektur bank sentral digital rupiah dengan penerapan proses data mining teknik regresi.

3.3.2 *Data Understanding*

Proses pemahaman data dalam penelitian ini penulis memahami lebih dalam masalah yang akan dipecahkan dan mencocokkan data-data yang relevan. Dengan menganalisis berdasarkan fakta yang ada pada data apakah hal tersebut benar bahwa variabel-variabel bebas akan mempengaruhi perkembangan bank sentral digital rupiah. Sehingga pada

Idealis: Indonesia Journal Information System
Volume 6, Nomor 2, Juli 2023
ISSN 2684-7280 (*online*)
Halaman 65-74
available online at http://jom.fti.budiluhur.ac.id/index.php/IDEALIS/index

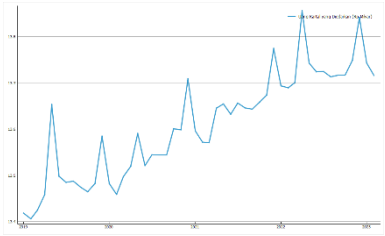
proses ini peneliti memahami data-data relevan dari masalah seperti data jumlah uang kartal yang diedarkan, nilai transaksi *ATM card and credit card*, nilai transaksi uang elektronik, *analytical accounts of the central bank*

3.3.3 *Data Preparation*

Dalam penelitian ini, dilakukan pengumpulan data untuk menyusun kumpulan data yang akan digunakan sebagai basis data penelitian. Data yang terkumpul mencakup berbagai variabel seperti:

a. Jumlah uang kartal yang diedarkan

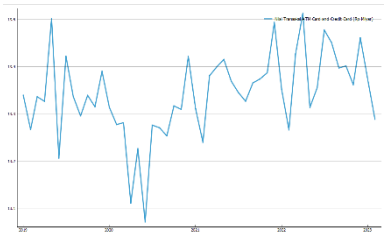
Dapat dilihat pada gambar 2, point atau legenda pada sumbu x menjelaskan setiap titik atau simbol yang digunakan untuk mewakili bulan seperti Januari, Februari, Maret, dan seterusnya. Point atau legenda pada sumbu y menjelaskan setiap titik atau simbol yang digunakan untuk mewakili jumlah uang kartal dari 600 ribu - 1 juta.



Gambar 2. Grafik Data Jumlah Uang Kartal Yang Diedarkan

b. Nilai Transaksi *ATM card and credit card*

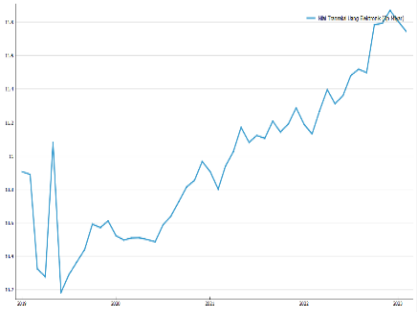
Dapat dilihat pada gambar 3 , point atau legenda pada sumbu x menjelaskan setiap titik atau simbol yang digunakan untuk mewakili bulan seperti Januari, Februari, Maret, dan seterusnya. Point atau legenda pada sumbu y menjelaskan setiap titik atau simbol yang digunakan untuk mewakili nilai transaksi atm *card and credit card* dari 400 - 700 ribu.



Gambar 3. Grafik Data Transaksi ATM *Card and Credit Card*

c. Nilai Transaksi Uang Elektronik

Dapat dilihat pada gambar 4, point atau legenda pada sumbu x menjelaskan setiap titik atau simbol yang digunakan untuk mewakili bulan seperti Januari, Februari, Maret, dan seterusnya. Point atau legenda pada sumbu y menjelaskan setiap titik atau simbol yang digunakan untuk mewakili transaksi uang elektronik dari 20 - 120 ribu.

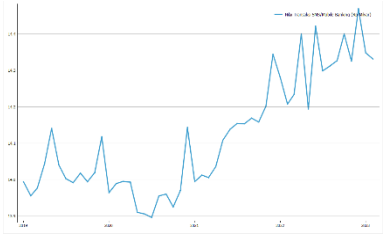


Gambar 4. Grafik Data Nilai Transaksi Uang Elektronik

Idealis: Indonesia Journal Information System
Volume 6, Nomor 2, Juli 2023
ISSN 2684-7280 (*online*)
Halaman 65-74
available online at http://jom.fti.budiluhur.ac.id/index.php/IDEALIS/index

d. Nilai Transaksi *SMS/Mobile Banking*

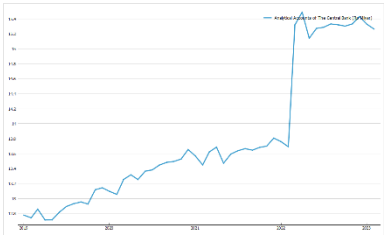
Dapat dilihat pada gambar 5, point atau legenda pada sumbu x menjelaskan setiap titik atau simbol yang digunakan untuk mewakili bulan seperti Januari, Februari, Maret, dan seterusnya. Point atau legenda pada sumbu y menjelaskan setiap titik atau simbol yang digunakan untuk mewakili transaksi *SMS/Mobile Banking* dari 300 ribu - 5 juta.



Gambar 5. Grafik Data Nilai Transaksi *SMS/Mobile Banking*

e. Jumlah *Analytical Accounts of The Central Bank*

Dapat dilihat pada gambar 6, point atau legenda pada sumbu x menjelaskan setiap titik atau simbol yang digunakan untuk mewakili bulan seperti Januari, Februari, Maret, dan seterusnya. Point atau legenda pada sumbu y menjelaskan setiap titik atau simbol yang digunakan untuk mewakili transaksi *SMS/Mobile Banking* dari 1 juta - 2 juta.



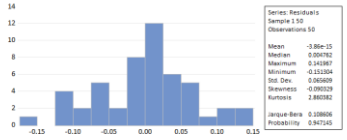
Gambar 6. Grafik Data *Analytical Accounts of The Central Bank*

3.3.4 Modelling

a. Uji Asumsi Klasik

1. Uji Normalitas

Pada tahap awal, dilakukan uji asumsi klasik yang pertama, yaitu uji normalitas, untuk mengevaluasi apakah data yang telah melalui proses pembersihan atau pra-pemrosesan telah mengikuti distribusi normal. Uji normalitas ini merupakan salah satu persyaratan sebelum dilakukan analisis regresi. Referensi [10] menunjukan apabila hasil uji nilai probabilitas melebihi 0,05, dapat disimpulkan bahwa data tersebut mengikuti distribusi yang normal. Namun, jika nilai probabilitas kurang dari 0,05, dapat disimpulkan bahwa data tersebut tidak mengikuti distribusi normal. Dapat dilihat pada gambar 7 yang menunjukan nilai *probability* 0,94 yang berarti data menunjukan berdistribusi normal



Gambar 7. Diagram Uji Normalitas

2. Uji Multikolinearitas

Tahap berikutnya adalah melakukan uji asumsi klasik yang disebut uji multikolinearitas. Uji multikolinearitas ini bertujuan untuk mengevaluasi apakah terdapat korelasi antara variabel bebas. Uji

Idealis: Indonesia Journal Information System
Volume 6, Nomor 2, Juli 2023
ISSN 2684-7280 (*online*)
Halaman 65-74
available online at http://jom.fti.budiluhur.ac.id/index.php/IDEALIS/index

multikolinearitas yang digunakan adalah *Variance Inflation Factor* (VIF). Jika nilai VIF melebihi 10, hal ini mengindikasikan adanya masalah multikolinearitas. Sebaliknya, jika nilai VIF kurang dari 10, maka tidak ada tanda-tanda masalah multikolinearitas yang terjadi [10] dan hasilnya sebagai berikut:

Tabel 5. Tabel Uji Multikolinearitas

Variance Inflation Factors
Date: 05/11/23 Time: 12:17
Sample: 1 50
Included observations: 50

Variable	Coefficient Variance	Uncentered VIF	Centered VIF
C	5.444058	58074.02	NA
X1	0.036533	72190.07	4.948805
X2	0.019355	36749.48	1.579516
X3	0.002579	3313.162	5.512520
X4	0.000523	1066.501	4.598047

3. Uji Heteroskedastisitas

Langkah berikutnya adalah melakukan uji asumsi klasik lainnya, yaitu uji heteroskedastisitas. Dalam penelitian ini, dilakukan uji heteroskedastisitas menggunakan metode uji *heteroskedasticity white*. Jika nilai *Prob. Chi-Square* melebihi 0,05, tidak ada tanda-tanda adanya masalah heteroskedastisitas. Namun, jika nilai *Prob. Chi-Square* kurang dari 0,05, maka terdapat adanya masalah heteroskedastisitas yang perlu diperhatikan [10] dan hasilnya sebagai berikut:

Tabel 6. Tabel Uji Heteroskedastisitas

Heteroskedasticity Test: White
Null hypothesis: Homoskedasticity

F-statistic	0.909142	Prob. F(13,36)	0.5526
Obs*R-squared	12.35794	Prob. Chi-Square(13)	0.4985
Scaled explained SS	9.311145	Prob. Chi-Square(13)	0.7491

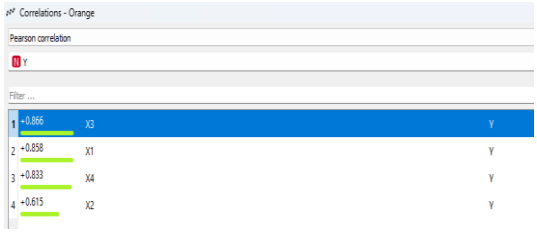
b. Penerapan Metode Analisis Regresi

1. *Pearson Correlation*

Karena data dalam penelitian ini adalah data rentang atau rasio, maka korelasi pearson digunakan untuk mengidentifikasi hubungan linier antara dua variabel antara variabel X dan variabel Y. Rasio positif dan negatif dari koefisien mengindikasikan arah hubungan antara variabel-variabel tersebut. Jika koefisien korelasinya positif, itu menunjukkan bahwa hubungan antara variabel-variabel tersebut bergerak searah atau berbanding lurus. Namun, jika koefisien hubungannya negatif, itu menunjukkan bahwa hubungan antara variabel-variabel tersebut bergerak berlawanan atau tidak searah. Berikut Tabel 7 yang menyajikan interpretasi koefisien korelasi [11]:

Tabel 7. Tabel Interpretasi *Pearson Correlation*

No	Nilai r	Interpretasi
1	0.00-1.199	Sangat Rendah
2	0.20-0.399	Rendah
3	0.40-0.599	Sedang
4	0.60-0.799	Kuat
5	0.80-1.000	Sangat Kuat



Gambar 8. Hasil Uji *Pearson Correlation*

Idealis: Indonesia Journal Information System
Volume 6, Nomor 2, Juli 2023
ISSN 2684-7280 (*online*)
Halaman 65-74
available online at http://jom.fti.budiluhur.ac.id/index.php/IDEALIS/index

Dapat dilihat pada Gambar 8 merupakan hasil dari spearman correlation yang dilakukan di aplikasi Orange. Berdasarkan hasil tersebut menunjukkan bahwa :

1) Varible X1 bernilai +0.858 maka hubungan variabel X1 dengan variabel Y memiliki hubungan yang positif. Artinya hubungan antara uang kartal yang diedarkan dengan *Analytical Accounts of Central Bank* berbanding lurus atau searah dengan interpretasi sangat kuat
2) Variabel X2 bernilai +0.615 maka hubungan variabel X1 dengan variabel Y memiliki hubungan yang positif. Artinya hubungan antara nilai transaksi ATM *Card and Credit Card* dengan *Analytical Accounts of Central Bank* berbanding lurus atau searah dengan interpretasi kuat
3) Variabel X3 bernilai +0.8566 maka hubungan variabel X1 dengan variabel Y memiliki hubungan yang positif. Artinya hubungan antara nilai transaksi uang elektronik dengan *Analytical Accounts of Central Bank* berbanding lurus atau searah dengan interpretasi sangat kuat
4) Variabel X4 bernilai +0.8333 maka hubungan variabel X1 dengan variabel Y memiliki hubungan yang positif. Artinya hubungan antara nilai transaksi *SMS/Mobile Banking* dengan *Analytical Accounts of Central Bank* berbanding lurus atau searah dengan interpretasi sangat kuat

3.3.5 Persamaan Regresi Linier

Berdasarkan model regresi linear yang telah dibuat oleh peneliti pada aplikasi Orange maka dapat dilihat pada Tabel menunjukkan bahwa output model regresi linear menghasilkan koefisien-koefisien variabelnya sebagai berikut

Tabel 8. Hasil Persamaan Regresi

Hasil Persamaan Regresi - Orange

	name	coef
1	intercept	2.78622
2	X1	0.353971
3	X2	0.349621
4	X3	0.105297
5	X4	0.0504349

Berdasarkan hasil model regresi linear pada tabel 8 maka menghasilkan[12]:

$$Y = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \varepsilon \quad (1)$$

$$Y = 2.78622 + 0.353971(X_1) + 0.349621(X_2) + 0.105297(X_3) + 0.050434(X_4) \quad (2)$$

Keterangan :

Y = *Analytical Accounts of Central Bank* (Variabel terikat)
α = *Intercept*
β_1 = Koefisien Uang Kartal yang Diedarkan
β_2 = Koefisien Nilai Transaksi ATM *Card and Credit Card*
β_3 = Koefisien Nilai Transaksi Uang Elektronik
β_4 = Koefisien Nilai Transaksi *SMS/Mobile Banking*
X_1 = Variabel Uang Kartal yang Diedarkan
X_2 = Variabel Nilai Transaksi ATM *Card and Credit Card*
X_3 = Variabel Nilai Transaksi Uang Elektronik
X_4 = Variabel Nilai Transaksi *SMS/Mobile Banking*

Tabel 9. Hasil Model Regresi Linier

Test and Score - Orange

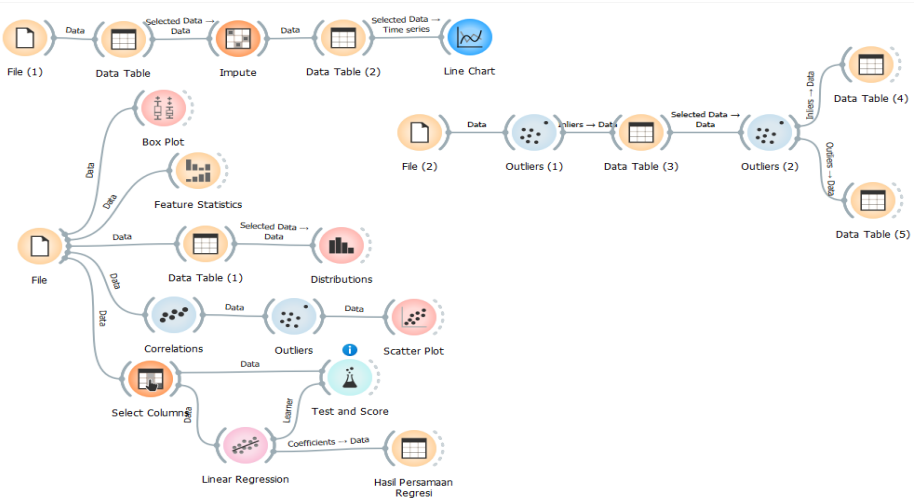
Model	MSE	RMSE	MAE	R2
Linear Regression	0.005	0.071	0.054	0.798

Idealis: Indonesia Journal Information System
Volume 6, Nomor 2, Juli 2023
ISSN 2684-7280 (*online*)
Halaman 65-74
available online at http://jom.fti.budiluhur.ac.id/index.php/IDEALIS/index

Dapat dilihat pada tabel 9 untuk menunjukan tingkat akurasi, dipergunakan besaran nilai kesalahan RMSE (Root Mean Square Error), MSE (Mean Square Error) dan MAE (Mean Absolute Error). Semakin tinggi akurasi yang dihasilkan ditunjukan dengan nilai RMSE, MSE dan MAE yang kecil[13]. R2 (R-square) memiliki nilai 0.798 atau 79.8% artinya X1 (Uang Kartal yang Diedarkan), X2 (Nilai Transaksi *ATM Card and Credit Card*), X3 (Nilai Transaksi Uang Elektronik), dan X4 (Nilai Transaksi *SMS/Mobile Banking*) keempat variabel tersebut memberikan kontribusi sebesar 79,8% terhadap variabel Y (analytical accounts of the central bank).

3.3.6 Evaluasi

Proses evaluasi dalam penelitian ini merupakan tahapan pengecekan ulang yang difokuskan kepada model atau pola yang dihasilkan dengan algoritma regresi pada aplikasi Orange apakah model sudah dapat berjalan sesuai dengan persyaratan yang ada. Dalam penelitian ini, sebelum dilakukan uji regresi linear berganda perlu melakukan uji asumsi klasik sehingga model dapat berjalan sesuai dan dapat menghasilkan output yang diperlukan. Dan pada model correlation yang ada pada aplikasi Orange, penulis menggunakan Pearson correlation dikarenakan data yang diolah merupakan tipe data interval atau rasio dan berdistribusi normal sehingga lebih memenuhi syarat dibandingkan opsi menggunakan spearman correlation. Dapat dilihat pada gambar yang merupakan hasil model data mining menggunakan algoritma regresi linear berganda yang dilakukan pada aplikasi Orange



Gambar 9. Hasil Model Data Mining Pada Aplikasi Orange

Berdasarkan hasil uji pada variabel X1 tersebut, menunjukkan bahwa ada korelasi antara uang kartal yang diedarkan dengan accounts central bank di Indonesia. Maka dapat disimpulkan bahwa jika uang kartal yang diedarkan naik maka penggunaan akun bank sentral juga naik karena hubungan korelasi nya bergerak searah. Hal tersebut dapat terjadi dikarenakan ketika uang kartal mengalami pertumbuhan penggunaan bank sentral juga ikut bertumbuh.

Berdasarkan hasil uji pada variabel X2 tersebut, menunjukkan bahwa ada korelasi antara nilai transaksi ATM *Card and Credit Card* dengan accounts central bank di Indonesia karena koefisien korelasinya berbanding lurus atau searah. Hal tersebut dikarenakan, semakin hari semakin banyak orang yang bertransaksi menggunakan ATM *Card and Credit Card* sehingga berkemungkinan penggunaan bank sentral semakin bertumbuh dan dibutuhkan kedepannya.

Berdasarkan hasil uji yang dilakukan pada variabel X3, hal ini menjelaskan bahwa penggunaan bank sentral akan semakin bertumbuh naik jika nilai transaksi elektronik juga semakin naik. Variabel X3 memiliki koefisien korelasi yang paling kuat terhadap variabel Y dalam penelitian ini dimana Bank Indonesia menyatakan pertumbuhan transaksi elektronik sangat pesat semenjak pandemic covid-19

Berdasarkan hasil uji yang dilakukan pada variabel X4, hal ini mengartikan bahwa jika nilai transaksi *SMS/Mobile Banking* meningkat maka pengguna bank sentral juga ikut meningkat.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis dan implementasi dalam penggalian data menggunakan metode *Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)* menggunakan teknik analisis regresi menghasilkan bahwa hasil uji analisis regresi linear berganda dengan beberapa variabel X terhadap variabel Y menunjukkan bahwa variabel X3 yaitu Nilai Transaksi Elektronik memiliki interpretasi yang sangat kuat bernilai +0.866 mempengaruhi secara positif/berbanding lurus/searah terhadap variabel Y yaitu *Analytical Accounts of Central Bank*. Kemudian variabel X1 (Uang Kartal yang

Idealis: Indonesia Journal Information System
Volume 6, Nomor 2, Juli 2023
ISSN 2684-7280 (*online*)
Halaman 65-74
available online at http://jom.fti.budiluhur.ac.id/index.php/IDEALIS/index

Diedarkan), X2 (Nilai Transaksi *ATM Card and Credit Card*), X3 (Nilai Transaksi Uang Elektronik), dan X4 (Nilai Transaksi SMS/Mobile Banking) mempengaruhi 79.8% terhadap variabel Y (*Analytical Accounts of Central Bank*).

DAFTAR PUSTAKA

[1] Y. Susila Atmaja and D. Hartono Paulus, "PARTISIPASI BANK INDONESIA DALAM PENGATURAN DIGITALISASI SISTEM PEMBAYARAN INDONESIA 1," *JURNAL MASALAH-MASALAH HUKUM*, vol. 51, no. 3, 2022.

[2] B. M. Zams, R. Indrastuti, A. Ginulur Pangersa, A. Hasniawati, F. A. Zahra, and I. A. Fauziah, "DESIGNING CENTRAL BANK DIGITAL CURRENCY FOR INDONESIA: THE DELPHI-ANALYTIC NETWORK PROCESS," *Bulletin of Monetary Economics and Banking*, vol. 23, no. 3, p. 2020, 2020, doi: 10.21098/bemp.v23i3.1169.

[3] D. Tiara, P. Aggraeni, E. Munajat, and K. Kunci, "POTENSI RUPIAH DIGITAL MENJADI SOLUSI BARU PEMBERANTASAN KORUPSI DI PEMERINTAHAN INDONESIA," *JURNAL ILMIAH AKUNTANSI DAN KEUANGAN*, vol. 4, no. 3, pp. 2622–2191, 2022.

[4] "Statistik Sistem Pembayaran dan Infrastruktur Pasar Keuangan (SPIP) Februari 2023," 2023. https://www.bi.go.id/id/statistik/ekonomi-keuangan/spip/Pages/SPIP-Februari-2023.aspx (accessed May 24, 2023).

[5] "Badan Pusat Statistik," 2020. https://www.bps.go.id/pressrelease/2021/01/21/1854/hasil-sensus-penduduk-2020.html (accessed May 24, 2023).

[6] J. Li, "Predicting the demand for central bank digital currency: A structural analysis with survey data," *J Monet Econ*, vol. 134, pp. 73–85, Mar. 2023, doi: 10.1016/J.JMONECO.2022.11.007.

[7] A. Eko *et al.*, "Optimization of Preparation for The Implementation of Central Bank Digital Currency Rupiah Bank Indonesia: Education and Financial Literacy Improvement Optimization of Preparation for The Implementation of Central Bank Digital Currency Rupiah Bank Indonesia: Education and Financial Literacy Improvement," 2022.

[8] Z. Laila and N. Cahyono, "Estimasi Data Insight Social Media Ads Menggunakan Neural Network, Linear Regression dan Deep Learning," *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON) Hal: 562−*, vol. 569, no. 3, 2023, doi: 10.30865/json.v4i3.5451.

[9] A. R. Wibowo and A. Jananto, "IMPLEMENTASI DATA MINING METODE ASOSIASI ALGORITMA FP-GROWTH PADA PERUSAHAAN RITEL," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 10, no. 2, pp. 200–212, 2020.

[10] Wahyuni Desti, Isynuwardhana Deannes, and Nazar Mohamad Rafki, "Pengaruh Financial Stability, External Pressure Dan Financial Target Terhadap Financial Statement Fraud (Studi Empiris pada Perusahaan Non-Perbankan yang Terdaftar dalam Indeks SRI-KEHATI Periode 2017-2020)," *e-Proceeding of Management*, vol. 10, no. 2, pp. 1087–1094, 2023.

[11] T. Wiyoko and U. Muhammadiyah Muara Bungo, "ANALISIS PELAKSANAAN MODEL PEMBELAJARAN NUMBER HEAD TOGETHER (NHT) DAN PENGARUHNYA TERHADAP HASIL BELAJAR IPA," *Jurnal Muara Pendidikan*, vol. 7, no. 2, 2022.

[12] P. Handayani, T. Susanto, A. Djamaris, and M. D. Novianti, "Penerapan Data Mining untuk Menganalisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Terhadap Kenaikan Harga Minyak Goreng," 2022.

[13] W. Hastomo, A. Satyo, B. Karno, N. Kalbuana, E. Nisfiani -4, and L. Etp -, "Optimasi Deep Learning untuk Prediksi Saham di Masa Pandemi Covid-19," *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika*, vol. 7, no. 2, 2021.