

Penemuan Pola Pergerakan Harga Saham Di Indonesia Pada Masa Pandemi COVID-19 Menggunakan *Top K Association Rules Mining*

Chozainurrohmah Safitri, Imam Mukhlas, dan Mohammad Iqbal
Departemen Matematika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)
e-mail: imamm@matematika.its.ac.id, iqbal@matematika.its.ac.id.

Abstrak—Studi ini mengekstrak pola pergerakan harga saham saat pandemi COVID-19 berdasarkan aturan asosiasi dan banyaknya pola teratas k , yang disebut juga pola *top-k*. Untuk menambang pola *top-k*, studi ini menggunakan *Top-K Association Rules Mining algorithm*. Tujuan dari studi ini adalah untuk memberikan rekomendasi saham yang mudah dipahami dengan menunjukkan korelasi antara saham dengan pergerakan COVID-19. Oleh karena itu, studi ini juga berfokus untuk mendefinisikan tipe *return* dari pergerakan harga saham dan tipe selisih dari pergerakan COVID-19 berdasarkan himpunan *fuzzy*. Dari data pergerakan COVID-19 dan historis harga saham tahun 2020 sampai tahun 2021 dengan menggunakan Algoritma *Top-K Association Rules Mining* dengan nilai $k = 200$, pola pergerakan harga saham saat pandemi COVID-19 menunjukkan bahwa pandemi COVID-19 memengaruhi beberapa pergerakan harga saham pada 4 perusahaan dengan penjualan rugi rendah.

Kata Kunci—Harga Saham, Pola Pergerakan, Himpunan *Fuzzy*, *Top-K Association Rules Mining*, COVID-19.

I. PENDAHULUAN

INVESTASI saham pada setiap negara merupakan aset yang penting bagi setiap perusahaan. Saham merupakan surat berharga yang dikeluarkan oleh sebuah perusahaan yang berbentuk Perseroan Terbatas (PT). Investor dapat memberikan dampak terhadap ekonomi pada negara tempat berinvestasi sehingga investor perlu menganalisis tren harga saham pada perusahaan yang diinginkan untuk mengetahui keberhasilan perusahaan tersebut dalam mengelola perusahaannya. Harga saham dapat mengalami fluktuasi yang dapat berupa kenaikan ataupun penurunan. Tinggi rendahnya harga saham dipengaruhi oleh banyak faktor seperti kondisi perekonomian negara, nilai tukar mata uang, kebijakan pemerintah, dan lain sebagainya. Faktor baru yang mampu mempengaruhi kecenderungan *trend* harga saham yaitu kondisi selama masa pandemi COVID-19.

Berdasarkan data yang diberikan oleh Satuan Tugas Penanganan COVID-19 Indonesia, penderita yang terpapar virus *Corona* hingga tanggal 15 Oktober 2020 sebanyak 349.160 kasus positif dan 12.268 kasus meninggal [1]. Dengan penyebaran COVID-19 yang sangat cepat, pemerintah di berbagai negara menerapkan kebijakan *lockdown* dimana banyak usaha yang terpaksa menghentikan produksi dan lain sebagainya. Terhitung sejak tanggal 2 Maret hingga 16 April 2020 bahwa kurs rupiah terhadap US\$ melemah sebesar -12,4% dan IHSG terkoreksi sebesar 28,44%. Menurut Haryanto (2020), meskipun nilai tersebut masih tergolong lebih baik

dibandingkan dengan krisis keuangan pada tahun 2008, apabila wabah COVID-19 tidak diantisipasi secara dini, dapat mengakibatkan kepanikan secara luas dan berkepanjangan [2].

Pemaparan berita pada liputan6.com tentang Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) mengalami penurunan saat pandemi COVID-19. IHSG sebagai salah satu indeks pasar saham yang digunakan oleh Bursa Efek Indonesia (BEI) mengalami pergerakan fluktuatif pada kuartal II 2020. IHSG sempat sentuh level terendah di 4.511 pada 18 Mei 2020 dan bergerak naik jelang akhir kuartal II 2020. Selanjutnya IHSG kembali mengalami penurunan pada September 2020. Hal ini memengaruhi penjualan saham khususnya di Indonesia.

Investor sebagai pemegang peranan penting dalam saham harus menentukan keputusan yang tepat dalam berinvestasi. Salah satu masalah utama investor dalam menentukan keputusannya adalah pemahaman karakteristik pola pergerakan harga saham yang sulit karena bersifat fluktuatif. Salah satu cara yang digunakan untuk membuat keputusan berbasis pola pergerakan harga saham dapat dilakukan dengan menerapkan *data mining*. *Data mining* adalah proses untuk menemukan pola atau informasi dari data yang sangat besar. Penerapan *data mining* pada pergerakan harga saham diharapkan dapat memberikan informasi untuk meningkatkan efisiensi dan strategi investasi bagi para investor.

Beberapa studi yang telah dilakukan untuk menemukan pola pergerakan harga saham dengan menggunakan teknik *data mining* akan didiskusikan. Untuk pertama yang akan didiskusikan adalah studi yang dilakukan oleh Andi A. dan Imam M (2015) [3] yang menggunakan algoritma Apriori untuk menemukan hubungan pergerakan harga saham antar perusahaan di Indonesia. Pendekatan *fuzzy* pun juga dilakukan untuk mengkategorikan data berdasarkan nilai *minimum support* dengan parameter 0.1, 0.07, dan 0.06. Didapatkan salah satu pola menarik, yaitu harga saham perusahaan meningkat seiring dengan naik turunnya saham perusahaan lain.

Kemudian dilanjutkan dengan studi yang berjudul *Mining Fuzzy Time Intervals of Fuzzy Stock Price Co-Movement Patterns* yang dilakukan oleh Imam Mukhlash, dkk. Studi tersebut meneliti dan membuat rekomendasi saham investasi untuk investor berdasarkan FTI-FSPCM secara umum bagi setiap perusahaan atau antar perusahaan [4]. Hasil menunjukkan bahwa FTI-FSPCM *patterns* menggambarkan pergerakan tren harga saham. Selanjutnya, FTI-FSPCM *patterns* dapat digunakan sebagai pendukung keputusan dalam berinvestasi.

Studi lain juga dilakukan oleh Safira N. L pada tahun 2020 [5]. Studi tersebut menggunakan algoritma SKYFUP-D. menghasilkan pola *skyline frequent utility* (SFU) yang dijadikan sebagai rekomendasi untuk transaksi jual dan beli. Hasil pola SFU pada setiap perusahaan menunjukkan pola yang menguntungkan karena didominasi oleh tipe *return* laba dengan nilai penjualan *return* tertinggi diantara perusahaan yang lainnya.

Sebagai tambahan, studi-studi yang telah disebutkan masih belum menunjukkan pola pergerakan harga saham yang paling potensial diantara pola-pola yang telah dibangkitkan. Oleh sebab itu, studi ini mengusulkan penemuan pola-pola pergerakan harga saham yang potensial diantara pola yang lainnya dengan memperhatikan nilai *support* dan nilai *confidence* yang paling tinggi. Untuk menemukan pola yang dimaksud, studi ini menggunakan metode “*Top K Association Rules Mining*”. Metode *data mining* yang akan digunakan adalah metode *Top K Association Rules Mining. Association Rules* pada *mining* umumnya telah banyak dilakukan. Namun, bergantung dengan pilihan parameternya (*minimum confidence*) dan (*minimum support*), tak jarang penggunaan *Association Rules* bisa menjadi sangat lambat dan menghasilkan *file* dengan jumlah hasil yang sangat besar atau terlalu sedikit. Sehingga dengan *Top K Association Rules Mining*, dimana *k* adalah jumlah *support* dan *confidence* tertinggi sehingga dapat menjadi alternatif penambangan pola pergerakan harga saham yang menguntungkan bagi investor. Lebih lanjut, studi ini lebih berfokus pada pola pergerakan harga saham selama masa pandemi COVID-19 yang menarik untuk dianalisis lebih jauh.

II. METODE STUDI

Pada studi ini mengimplementasikan metode *Top K Association Rules Mining* untuk memperoleh pola pergerakan harga saham saat pandemi COVID-19. Metode yang digunakan memiliki beberapa tahap, yaitu tahap pembersihan data (*data cleansing*), tahap transformasi data, tahap penambangan data, serta tahap analisis pergerakan harga saham dari pola yang telah didapatkan. Selanjutnya, akan dijelaskan notasi dan definisi yang dibutuhkan untuk menjelaskan metode yang diusulkan pada studi ini dalam beberapa subbab berikutnya.

A. Notasi dan Definisi

Himpunan *fuzzy* digunakan untuk mempresentasikan nilai ketidaktepatan suatu obyek *x* dalam suatu interval [0,1].

Definisi 1. Jika *X* adalah kumpulan objek yang dilambangkan secara umum oleh *x*, maka himpunan *fuzzy* *A* dalam *X* adalah suatu himpunan pasangan berurutan:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\} \tag{1}$$

$\mu_A(x)$ merupakan fungsi keanggotaan atau derajat keanggotaan dari *x* di *A* dalam peta *X* ke ruang keanggotaan *M*. Dimana *M* sama dengan interval bilangan riil [0,1] dengan nilai 0 adalah derajat keanggotaan terendah dan nilai 1 adalah derajat keanggotaan tertinggi. Dan jika *M* hanya berisi dua titik 0 dan 1, maka *A* adalah *nonfuzzy*. Rentang fungsi keanggotaan adalah subset dari bilangan real tidak negatif yang supremumnya terbatas. Elemen dengan nol derajat keanggotaan biasanya tidak termasuk.

Dari derajat keanggotaan μ , variabel linguistik dapat dibentuk. Variabel linguistik sering digunakan pada proses transformasi data atau sebagai parameter untuk menentukan pola yang menarik pada *data mining*. Variabel linguistik atau himpunan *fuzzy* dapat diartikan sebagai atribut kategorikal berdasarkan fungsi keanggotaan (*membership function*). Pada studi ini akan digunakan fungsi keanggotaan triangular sebagai berikut [5].

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a, x \geq c \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \end{cases} \tag{1}$$

Masalah penambangan pada aturan asosiasi dapat dinyatakan sebagai berikut. Diberikan $I = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ menjadi salah satu *item* yang terbatas. Data transaksi adalah transaksi $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ dimana setiap transaksi $t_j \subseteq I (1 \leq j \leq m)$ mewakili sekumpulan barang yang dibeli oleh pelanggan pada waktu tertentu. *Itemsets* adalah satu set *item* $X \subseteq I$. *Support* dari sebuah *itemsets* *X* dilambangkan sebagai $sup(X)$ dan didefinisikan sebagai jumlah transaksi yang mengandung *X*. Aturan asosiasi $X \rightarrow Y$ adalah hubungan antara dua kumpulan *item* *X, Y* sehingga $X, Y \rightarrow I$ dan $X \cap Y = \emptyset$. *Support* dari aturan $X \rightarrow Y$ didefinisikan sebagai $sup(X \rightarrow Y) = \frac{sup(XUY)}{|T|}$. *Confidence* aturan $X \rightarrow Y$ didefinisikan sebagai $conf(X \rightarrow Y) = \frac{sup(XUY)}{sup(X)}$. Dimana *X* dan *Y* adalah himpunan yang ada dalam suatu *itemsets*.

Penambangan menggunakan *association rules*, digunakan dua ambang batas. Namun, dalam praktiknya *minsup* jauh lebih sulit ditentukan dari pada *minconf* karena *minsup* bergantung pada karakteristik data yang tidak diketahui sebagian besar pengguna, sedangkan *minconf* mewakili *minimum confidence* yang diinginkan pengguna pada aturan dan umumnya mudah untuk ditentukan [6]. Berikut adalah beberapa definisi penting dari *Top K Association Rules Mining*.

Definisi 2. Masalah penambangan aturan asosiasi top-k adalah menemukan satu set *L* yang berisi *k* rule di *T* sedemikian rupa sehingga diberikan $conf(r) \geq \min conf$ untuk setiap rule $r \in L$ dan tidak ada rule $s \notin L$ sedemikian hingga $conf(s) \geq \min conf \wedge sup(s) > sup(r)$.

Definisi 3. Aturan asosiasi *r* adalah *frequent* jika $sup(r) \geq \min sup$.

Definisi 4. Aturan asosiasi *r* adalah *valid* jika $sup(r) \geq \min sup$ dan $conf(r) \geq \min conf$.

Definisi 5. *Tidset* dari sebuah *itemset* *X* dilambangkan sebagai $tid(X)$ dan didefinisikan sebagai $tid(X) = \{t | t \in T \wedge X \subseteq t\}$.

Definisi 6. *Tidset* rule $X \rightarrow Y$ dilambangkan sebagai $tid(X \rightarrow Y)$ dan didefinisikan sebagai $tid(X \rightarrow Y)$. *Support* dan *confidence* suatu rule $X \rightarrow Y$ dapat juga diekspresikan dalam bentuk *tidset*:

$$sup(X \rightarrow Y) = \frac{|tid(XUY)|}{T} \tag{2}$$

$$conf(X \rightarrow Y) = \frac{|tid(XUY)|}{tid(X)} \tag{3}$$

Tabel 1.
Data Historis Harga Saham

No	Date	Close	Volume	Perusahaan
1	2020-03-02	5600.0	100	ABDA.JK
2	2020-03-03	5600.0	100	ABDA.JK
3	2020-03-04	5600.0	0	ABDA.JK
...
26808	2021-09-28	1175.0	26784900	WIKA.JK
26809	2021-09-29	1200.0	70204400	WIKA.JK
26810	2021-09-30	1210.0	44187800	WIKA.JK

Tabel 2.
Data Historis Kasus COVID-19

No	Date	Covid19
1	2020-03-02	2.0
2	2020-03-03	2.0
3	2020-03-04	2.0
...
381	2021-09-28	4206830.0
382	2021-09-29	4209265.0
383	2021-09-30	4211188.0

Properti 1. Untuk semua rule $X \rightarrow Y$, berlaku $tids(X \rightarrow Y) = tids(X)tids(Y)$.

Algoritma *Top K Rules* mengambil data transaksi sebagai masukan, banyaknya *rule* dengan nilai k yang ingin ditemukan, dan nilai *minconf* sebagai batas ambang. Algoritma pertamanya *Top K Rules* menentukan internal *minsup* variabel ke 0 kemudian mulai mencari *rule*. Setelah *rule* ditemukan, maka akan ditambahkan ke daftar *rule L* yang dipesan oleh *support*. Daftar tersebut digunakan untuk mempertahankan *rule top-k* yang ditemukan. Sekali k *rule* yang *valid* ditemukan, internal *minsup* variabel dinaikkan dengan *support* terendah di L . Tujuan meningkatkan nilai *minsup* untuk memangkas ruang pencarian saat mencari *rule* lainnya. Setelah itu, setiap kali *rule* yang *valid* ditemukan, *rule* tersebut dimasukkan ke dalam L . *Rule* yang tidak sesuai dengan *minsup* akan dihapus dari L dan *support* dinaikkan ke *rule* yang jauh dari L . Algoritma akan terus mencari *rule* lainnya sampai tidak ada *rule* yang ditemukan, yang berarti bahwa ia telah menemukan *rule k* teratas. Untuk mencari *rule*, strategi yang digunakan *Top-K Rules* untuk memilih *item* yang ditambahkan ke *rule* untuk mengembangkannya dengan memindai transaksi yang berisi *rule* untuk menemukan *item* tunggal yang dapat memperluas bagian kiri atau kanannya, yang disebut ekspansi kiri dan ekspansi kanan. Proses ini diterapkan secara rekursif untuk menjelajahi ruang pencarian aturan asosiasi.

Definisi 7. Sebuah ekspansi kiri adalah proses menambahkan *item* $i \in I$ ke sisi kiri *rule* $X \rightarrow Y$ untuk mendapatkan *rule* yang lebih besar $X \cup \{i\} \rightarrow Y$.

Definisi 8. Sebuah ekspansi kanan adalah proses menambahkan *item* $i \in I$ ke sisi kanan *rule* $X \rightarrow Y$ untuk mendapatkan *rule* yang lebih besar $X \rightarrow Y \cup \{i\}$.

Properti 2. Diberikan i sebagai sebuah *item*. Untuk *rule* $r: X \cup \{i\} \rightarrow Y$, $sup(r) \geq sup(r')$.

Tabel 3.
Data Tipe Return Fuzzy untuk Harga Saham

No	Date	Perusahaan	Close	...	Nilai	Tipe Return Fuzzy
1	2020-03-02	ABDA.JK	5600.0	...	1.000000	S
2	2020-03-03	ABDA.JK	5600.0	...	1.000000	S
3	2020-03-04	ABDA.JK	5600.0	...	1.000000	S
...
26807	2021-09-28	WIKA.JK	1175.0	...	0.970799	RR
26808	2021-09-29	WIKA.JK	1200.0	...	0.879861	LR
26809	2021-09-30	WIKA.JK	1210.0	...	0.955458	LR

Tabel 4.
Data Tipe Selisih Fuzzy untuk COVID-19

No	Date	Covid19	...	Nilai	Tipe Selisih Fuzzy
1	2020-03-02	2.0	...	1.000000	T
2	2020-03-03	2.0	...	1.000000	T
3	2020-03-04	2.0	...	1.000000	T
...
381	2021-09-28	4206830.0	...	0.999794	NR
382	2021-09-29	4209265.0	...	0.999773	NR
383	2021-09-30	4211188.0	...	0.999838	NR

Tabel 5.
Data Tipe Return dan Selisih Fuzzy Gabungan

No	Date	Fuzzy Perusahaan 1	...	Fuzzy Covid
1	2020-03-02	S	...	S
2	2020-03-03	S	...	S
...
381	2021-09-29	S	...	NR
382	2021-09-30	S	...	NR

Properti 3. Diberikan i sebagai sebuah *item*. Untuk *rule* $r: X \rightarrow Y \cup \{i\}$, $sup(r) \geq sup(r')$.

Properti 4. Jika sebuah *item* i ditambahkan ke sisi kiri *rule* $r: X \rightarrow Y$, *confidence* yang dihasilkan r' bisa lebih rendah, lebih tinggi atau sama dengan *confidence* r .

Properti 5. Diberikan i sebagai sebuah *item*. Untuk *rule* $r: X \rightarrow Y$ dan $r: X \rightarrow Y \cup \{i\}$, $conf(r) \geq conf(r')$.

Properti 6. $\forall r'$ diperoleh dengan perluasan kiri atau kanan suatu *rule* r , yang berlaku $tids(r') \subseteq tids(r)$.

Pada **Properti 2** dan **Properti 3** menyatakan bahwa *support* dari *rule* yang diperluas kurang dari atau sama dengan *rule* asli. Hal ini berarti bahwa *rule* yang memiliki *support* kurang dari *minsup* akan selalu menghasilkan *rule* yang jarang. Karena, semua *rule* dapat ditemukan dengan menggunakan ekspansi kiri dan kanan secara rekursif.

B. Penambangan Pola Menggunakan Metode Top K Association Rules Mining

Dari *dataset* yang telah dikategorikan sesuai dengan transformasi nilai *return fuzzy*, kemudian dilakukan proses implemmentasi algoritma *Top-K Rules*. Algoritma ini dimulai dengan menghitung transaksi $tids\{c\}$ untuk setiap *item* c pada data. Lalu *generate* semua *rules* ukuran $1 * 1$ dengan memasang setiap *item* i, j dimana i dan j masing-masing mempunyai $minsup \times |T|$. Jika tidak memenuhi, maka *rules*

Tabel 6.
Itemsets

id	p1_s	p1_lr	p2_rr	...	nr	nb	nt	t	tr
0	1	0	0	...	0	0	0	1	0
1	1	0	0	...	0	0	0	1	0
2	1	0	1	...	0	0	0	1	0
...
379	1	0	0	...	1	0	0	0	0
380	1	0	0	...	1	0	0	0	0
381	1	0	0	...	1	0	0	0	0

Tabel 7.
Rule untuk $k = 5, \text{minsup} = 0.3$

No	Antecedent	Consequent	Support	Confidence
1	[p1_s]	[nr]	0.8220	0.9782
2	[p30_s]	[nr]	0.8377	0.9786
3	[p31_s]	[nr]	0.7539	0.9763
4	[p34_s]	[nr]	0.7827	0.9836

Tabel 8.

Rule untuk $k = 15, \text{minsup} = 0.3$

No	Antecedent	Consequent	Support	Confidence
1	[p1_s]	[nr]	0.822	0.9782
2	[p27_s]	[nr]	0.6649	0.9695
3	[p30_s]	[nr]	0.8377	0.9786
4	[p31_s]	[nr]	0.7539	0.9763
5	[p34_s]	[nr]	0.7827	0.9836
6	[p30_s, p34_s]	[nr]	0.6623	0.9806
7	[p1_s, p30_s]	[nr]	0.7042	0.9782
8	[p1_s, p34_s]	[nr]	0.6518	0.9842
9	[p1_s, nr]	[p30_s]	0.7042	0.8567
10	[p30_s, nr]	[p1_s]	0.7042	0.8406
11	[p30_s, nr]	[p34_s]	0.6623	0.7906
12	[p34_s, nr]	[p30_s]	0.6623	0.8462
13	[p1_s, nr]	[p34_s]	0.6581	0.793
14	[p34_s, nr]	[p1_s]	0.6581	0.8328

tidak akan terbentuk dengan *support* dan *confidence* dari *rule* berikut:

$$\text{sup}(i \rightarrow j) := \frac{|tid(i) \cap tids(j)|}{|T|}$$

$$\text{sup}(j \rightarrow i) := \frac{|tid(i) \cap tids(j)|}{|T|}$$

$$\text{conf}(i \rightarrow j) := \frac{|tid(i) \cap tids(j)|}{|tids(i)|}$$

$$\text{conf}(j \rightarrow i) := \frac{|tid(i) \cap tids(j)|}{|tids(j)|}$$

Kemudian, untuk setiap *rule* ($i \rightarrow j$) atau ($j \rightarrow i$) ada, maka akan dijalankan prosedur SAVE. Begitu juga, untuk setiap *rule* ($i \rightarrow j$) atau ($j \rightarrow i$) akan dipertimbangkan untuk dilakukan expandLR. Setelah itu, ambil *rule* r di R dan nilai $\text{sup}(r) \geq \text{min sup}$, tentukan *rule* yang mempunyai *support* tertinggi di R (dalam hal ini dikatakan dengan *maxrule*) dan selanjutnya akan dilakukan EXPAND-L (perluasan kiri) dan EXPAND-R (perluasan kanan). Adanya perluasan *rule* dengan *support* tertinggi lebih memudahkan untuk menaikkan *minsup* dan memangkas ruang pencarian.

Pada prosedur SAVE, perannya adalah untuk menaikkan *minsup* dan memperbarui daftar L ketika aturan baru r ditemukan. Langkah pertama dari prosedur SAVE adalah menambahkan *rule* r pada L . Kemudian, jika jumlah L lebih banyak daripada *rule* k dan *support* lebih besar dari *minsup*, maka *rule* dari L yang nilai *support*-nya sama dengan *minsup* akan dihilangkan sampai hanya k *rule* yang tersimpan.

Prosedur EXPAND-R, dilakukan perluasan *rule* $I \rightarrow J$ untuk menghasilkan *rule* yang *valid*. Langkah pertama adalah dengan melakukan *scan* transaksi *tid* untuk setiap $tid \in tids(I \rightarrow J)$. Untuk setiap *item* $c \in I$ yang muncul pada transaksi *tid* yang lebih besar dari semua *item* di J , tambahkan *tid* ke variabel $tid(I \rightarrow J \cup \{c\})$. Selanjutnya, untuk setiap *item* c dimana $\frac{|tid(I \rightarrow J \cup \{c\})|}{|T|}$, *rule* $I \rightarrow J \cup \{c\}$ dianggap sebagai *frequent* dan ditambahkan pada R . Lalu

akan dihasilkan nilai *confidence* dari setiap *frequent rule* $I \rightarrow J \cup \{c\}$ untuk melihat apakah *rule* tersebut sudah *valid* dengan mendefinisikan $\frac{|tid(I \rightarrow J \cup \{c\})|}{|tids(I)|}$, dimana $tids(I)$ dihasilkan dari $I \rightarrow J$. Jika *confidence* $I \rightarrow J \cup \{c\}$ tidak kurang dari *minconf*, maka *rule* dapat berlaku. Langkah yang sama juga dilakukan pada prosedur EXPAND-L. Namun, untuk setiap *rule* $I \cup \{c\} \rightarrow J$ diperoleh dari perluasan $I \rightarrow J$ dengan *item* c . Nilai $tids(I \cup \{c\})$ yang diperlukan untuk menghitung *confidence* diperoleh dari hasil $tids(I) \cap tids(c)$.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam hasil dan pembahasan ini, dijelaskan proses analisis pola aturan asosiasi menggunakan metode *Top K Association Rules Mining*. Pada bagian berikutnya, akan diberikan penjabaran mengenai *dataset* yang digunakan terlebih dahulu.

A. Pengumpulan Dataset

Data yang digunakan untuk memenuhi studi ini adalah data yang didapatkan dari <https://finance.yahoo.com/> yang berisi data historis harian (kecuali hari Sabtu dan Minggu) pergerakan harga saham 70 perusahaan dan *datasets* dari yang berasal dari <https://covid19.go.id/> yang berisi data kumulatif harian pergerakan kasus COVID-19.

Setiap data historis harga saham berisi 6 fitur, yaitu *Date*, *Open*, *High*, *Low*, *Close*, *Adj Close*, dan *Volume*. Fitur *Date* berisi tanggal pergerakan saham, kemudian fitur *High*, *Low*, dan *Close* berisi harga saham tertinggi, terendah, dan harga penutupan saham. Sedangkan fitur *Adj Close* berisi harga penutupan saham yang disesuaikan dengan aksi korporasi seperti *right issue*, *stock split* atau *stock reverse*. Dan untuk fitur *Volume* berisi banyaknya jumlah lembar dalam transaksi.

Untuk data historis pergerakan kasus COVID-19 terdiri dari 4 fitur, yaitu *Date*, *Cases*, *Death*, dan *Recovery*. *Date* berisi tanggal pergerakan kasus COVID-19, kemudian fitur *Cases*, *Death*, dan *Recovery* berisi banyaknya masyarakat

Tabel 9.
Rule untuk $k = 30, \text{minsup} = 0.3$

No	Antecedent	Consequent	Support	Confidence
1	[p1_s]	[nr]	0.822	0.9782
2	[p27_s]	[nr]	0.6649	0.9695
3	[p30_s]	[nr]	0.8377	0.9786
...
28	[p27_s, nr]	[p30_s]	0.5785	0.8701
29	[p30_s, nr]	[p27_s]	0.5785	0.6906

Tabel 10.
Rule untuk $k = 70, \text{minsup} = 0.3$

No	Antecedent	Consequent	Support	Confidence
1	[p1_s]	[nr]	0.822	0.9782
2	[p14_s]	[p31_s]	0.5366	0.9234
3	[p14_s]	[p34_s]	0.534	0.9189
...
69	[p1_s, p14_s, nr]	[p34_s]	0.4398	0.9231

yang terkontaminasi virus COVID-19, meninggal, dan sembuh.

B. Preprocessing Data

Data historis harga saham 70 perusahaan terbuka dan data historis pergerakan kasus COVID-19 yang telah dikumpulkan dilakukan *pre-processing* data. Seluruh data historis harga saham tersebut digabungkan menjadi satu data historis harga saham dengan menambahkan fitur 'Perusahaan' sebagai kolom yang memuat nama masing-masing kode saham perusahaan dengan menggunakan bahasa Python (Google Colab).

Pada data historis harga saham, dilakukan penghapusan nilai *null* atau *missing value* dan tidak ditemukan nilai *null* atau *missing value*. Begitu pula dengan data historis pergerakan kasus COVID-19 tidak ditemukan nilai *null* saat dilakukan penghapusan nilai *null* atau *missing value*. Sehingga dilanjutkan dengan menghapus fitur yang tidak memuat informasi yang dibutuhkan pada proses data selanjutnya. Pada data historis harga saham dilakukan penghapusan fitur *Open, High, Low, dan Adj Close*. Sedangkan pada data historis pergerakan kasus COVID-19 dilakukan penghapusan fitur *Death dan Recovery* dan penggantian nama kolom *Cases* menjadi *Covid19*.

Sehingga didapat data historis harga saham dan pergerakan kasus COVID-19 pada **Tabel 1** dan **Tabel 2**.

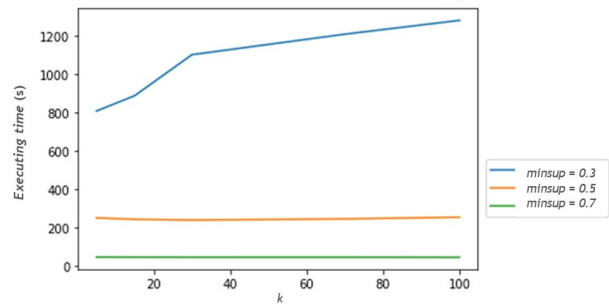
Processing akan dilakukan proses transformasi data. Dalam proses ini bertujuan untuk mendapatkan *itemsets* berdasarkan nilai *return* dari pergerakan harga saham dan selisih *fuzzy* dari pergerakan kasus COVID-19. Berikut adalah data tipe *return fuzzy* dan tipe selisih *fuzzy* yang ditampilkan pada **Tabel 3** dan **Tabel 4**.

Dari pengkategorian tipe *return* dan selisih berdasarkan pada himpunan *fuzzy* dilakukan proses penggabungan data setiap perusahaan dan pergerakan kasus COVID-19 dengan hasil pada **Tabel 5**.

C. Ekstraksi Pola Top K Association Rules Mining

Pada tahap ini, setelah didapatkan data *Fuzzy*, masing-masing perusahaan akan diberi label *p1* untuk Perusahaan 1,

Waktu eksekusi untuk nilai k berdasarkan *minimum support*



Gambar 1. Visualisasi waktu eksekusi berdasarkan nilai k.

Tabel 11.
Rule untuk $k = 100, \text{minsup} = 0.3$

No	Antecedent	Consequent	Support	Confidence
1	[p27_s]	[p1_s]	0.5969	0.8702
2	[p1_s]	[p30_s]	0.7199	0.8567
3	[p30_s]	[p1_s]	0.7199	0.841
...
98	[p1_s, p31_s, nr]	[p30_s]	0.4895	0.806
99	[p30_s, p31_s, nr]	[p1_s]	0.4895	0.7991
100	[p3_lr, p30_s]	[p1_s, nr]	0.301	0.8333

p2 untuk Perusahaan 2, dst. sehingga diperoleh himpunan *itemsets* dari pergerakan harga saham dan pergerakan kasus COVID-19, yaitu :

$$I = \{p1_rr, p2_rr, \dots, p70_rr, p1_rb, p2_rb, \dots, p70_rb, p1_rt, p2_rt, \dots, p70_rt, p1_lr, p2_lr, \dots, p70_lr, p1_lb, p2_lb, \dots, p70_lb, p1_lt, p2_lt, \dots, p70_lt, p1_s, p2_s, \dots, p70_s, nr, nb, nt, t, tr\}$$

Kemudian masing-masing *itemsets* yang memenuhi untuk setiap transaksi akan diberikan indeks = 1 dan indeks = 0 untuk *item* yang tidak memenuhi transaksi. Lalu dilakukan penghapusan kolom *item* yang tidak memenuhi di semua transaksi, sehingga didapatkan hasil yang ditampilkan pada **Tabel 6**.

D. Menentukan Pola dengan Algoritma Top-K Rules

Dari *itemsets* yang telah terbentuk, akan dilakukan proses penambangan *Top-K Rules*. Langkah awal proses *Top-K Rules* dengan menginisiasi *minsup = 0* sehingga akan dihasilkan semua *rule* dengan ukuran $1 * 1$, yaitu *rule* yang memiliki *antecedent* dan *consequent* yang berisi satu *item*.

Rule yang dihasilkan yang memenuhi kondisi *top-k* akan disimpan ke dalam *L*. *L* berisi *k rule* yang memenuhi ambang batas *minconf*. Prosedur ini dinamakan dengan prosedur SAVE.

Pada prosedur SAVE, ditambahkan *rule* baru pada *L*. Jika jumlah *rule* lebih dari *k* dan memiliki *support ≥ minsup*, maka *rule* dari *L* dengan nilai *support = minsup* akan dihapus dari *L* sampai hanya *rule k* yang tersimpan. Selanjutnya, setelah *minsup* untuk mendapatkan *support* terendah dari *rule* di *L*.

Selain itu, untuk setiap *rule* dengan ukuran $1 * 1$ akan diperluas sehingga menghasilkan *rule* yang sering dan akan ditambahkan di *R*. *Rule* berpotensi menghasilkan beberapa *rule* lain yang sering jika memiliki *support ≥ minsup*. Perluasan dilakukan dengan *rule* dari himpunan *R*. *Rule* yang

Tabel 12.
Rule untuk $k = 150$, $minsup = 0.3$

No	Antecedent	Consequent	Support	Confidence
1	[p1_s]	[nr]	0.82	0.9782
2	[p5_rr]	[nr]	0.466	0.9834
...
148	[p25_s, p34_s]	[nr]	0.4555	0.9405
149	[p1_s, p14_s, nr]	[p34_s]	0.4398	0.9231
150	[p30_s, nr]	[p15_lr]	0.301	0.3594

Tabel 13.
Rule untuk $k = 200$, $minsup = 0.3$

No	Antecedent	Consequent	Support	Confidence
1	[p1_s]	[nr]	0.822	0.9782
2	[p4_rr]	[nr]	0.4529	0.9774
3	[p5_rr]	[nr]	0.466	0.9834
...
148	[p30_s, nr]	[p13_rr]	0.4372	0.5219
149	[p14_s, p25_s, nr]	[p31_s, p34_s]	0.4215	0.9253
150	[p30_s, nr]	[p15_lr]	0.301	0.3594

diperluas selalu dari rule yang memiliki $support \geq minsup$. Rule diperluas menggunakan perluasan kiri (EXPAND-L) atau perluasan kanan (EXPAND-R) dengan menambahkan item ke sisi kiri atau kanan dari rule.

Setelah rule diperluas untuk menghasilkan satu atau beberapa rule, rule dengan $support \geq minsup$ akan dihapus dari R. Proses perluasan akan berakhir ketika R kosong. Untuk menentukan rule atau pola, diberikan $k = 5, 15, 30, 70, 100, 150$, dan 200 dengan nilai $minsup = 0.3$. Sehingga hasil rule yang didapatkan akan ditampilkan pada **Tabel 7** sampai **Tabel 13**.

Pada rule untuk $k = 5$ dengan $minsup = 0.3$ dihasilkan sebanyak 4 rules. Sebagaimana pada rule nomor 1 bahwa jika PT Asuransi Bina Dana Arta Tbk. (p1) dengan kondisi Stabil (S), maka akan diikuti COVID-19 dengan pergerakan Naik Rendah (NR) dengan nilai $confidence$ sebesar 97.82%. Sedangkan, pada rule nomor 2 bahwa jika PT Fajar Surya Wisesa Tbk. (p30) dengan kondisi Stabil (S), maka akan diikuti pergerakan COVID-19 dengan kondisi Naik Rendah (NR) dengan nilai $confidence$ sebesar 97.86%.

Rule untuk $k = 15$ dengan $minsup = 0.3$ pada **Tabel 8** dihasilkan sebanyak 14 rules. Sebagaimana pada rule nomor 1 bahwa jika PT Asuransi Bina Dana Arta Tbk. (p1) dengan kondisi Stabil (S), maka akan diikuti COVID-19 dengan pergerakan Naik Rendah (NR) dengan nilai $confidence$ sebesar 97.82%. Sedangkan, pada rule nomor 14 bahwa jika PT Inti Bangun Sejahtera Tbk. (p34) dengan kondisi Stabil (S) dan pergerakan COVID-19 Naik Rendah (NR), maka akan diikuti PT Asuransi Bina Dana Arta Tbk. (p1) dengan kondisi Stabil (S) dengan nilai $confidence$ sebesar 83.28%. Kemudian, akan ditampilkan hasil rule dengan nilai $k = 30$ pada **Tabel 9**.

Pada rule untuk $k = 30$ dengan $minsup = 0.3$ dihasilkan sebanyak 30 rules, yaitu rule nomor 1 bahwa jika PT Asuransi Bina Dana Arta Tbk. (p1) dengan kondisi Stabil (S), maka akan diikuti COVID-19 dengan pergerakan Naik

Tabel 14.
Rule Pergerakan COVID-19 dan Saham

No	Antecedent	Consequent	Support	Confidence
1	[p30_s, nr]	[p35_rr]	0.4581	0.5469
2	[p30_s_nr]	[p69_rr]	0.4529	0.5406
3	[p1_s, nr]	[p43_rr]	0.4529	0.551
4	[p1_s, nr]	[p35_rr]	0.445	0.5414
5	[p30_s, nr]	[p43_rr]	0.4424	0.5281
6	[p30_s, nr]	[p13_rr]	0.4372	0.5219

Rendah (NR) dengan nilai $confidence$ sebesar 97.82%. Sedangkan, pada rule nomor 2 dapat diartikan jika PT Dian Swastika Sentosa Tbk. (p27) dengan kondisi Stabil (S), maka akan diikuti COVID-19 dengan pergerakan Naik Rendah (NR) dengan nilai $confidence$ sebesar 96.95%. Dan untuk rule nomor 28 dapat diartikan jika PT Dian Swastika Sentosa Tbk. (p27) dengan kondisi Stabil (S) dan pergerakan COVID-19 dengan kondisi Naik Rendah (NR), maka akan diikuti PT Fajar Surya Wisesa Tbk. (p30) dengan kondisi Stabil (S) dengan nilai $confidence$ sebesar 87.01%.

Selanjutnya pada **Tabel 10**, rule untuk $k = 70$ dengan $minsup = 0.3$ dihasilkan sebanyak 69 rules, yaitu rule nomor 1 dapat diartikan jika PT Asuransi Bina Dana Arta Tbk. (p1) dengan kondisi Stabil (S), maka akan diikuti COVID-19 dengan pergerakan Naik Rendah (NR) dengan nilai $confidence$ sebesar 97.82%. Sedangkan, pada rule nomor 2 dapat diartikan jika PT Bank Pembangunan Daerah Jawa Barat dan Banten Tbk. (p14) dengan kondisi Stabil (S), maka akan diikuti PT Golden Energy Mines Tbk. (p31) dengan kondisi Stabil (S) dengan nilai $confidence$ sebesar 92.34%, dan seterusnya. Kemudian, akan ditampilkan hasil rule dengan nilai $k = 100$ pada **Tabel 11**.

Pada rule untuk $k = 100$ dengan $minsup = 0.3$ dihasilkan sebanyak 100 rules. Sebagaimana pada rule nomor 1 dapat diartikan jika PT Dian Swastika Sentosa Tbk. (p27) dengan kondisi Stabil (S), maka akan diikuti PT Asuransi Bina Dana Arta Tbk. (p1) pada kondisi Stabil (S) dengan nilai $confidence$ sebesar 87.02%. Sedangkan, pada rule nomor 100 dapat diartikan jika PT Adira Dinamika Multi Finance Tbk. (p3) dengan kondisi Laba Rendah (LR) dan PT Fajar Surya Wisesa Tbk. (p30) mengalami Stabil (S), maka akan diikuti PT Asuransi Bina Dana Arta Tbk. (p1) dengan kondisi Stabil (S) dengan nilai $confidence$ sebesar 100%. Kemudian, akan ditampilkan hasil rule dengan nilai $k = 150$ pada **Tabel 12**.

Selanjutnya pada **Tabel 12**, rule untuk $k = 150$ dengan $minsup = 0.3$ dihasilkan dihasilkan sebanyak 150 rules. Sebagaimana pada rule nomor 2 dapat diartikan jika PT Aneka Tambang Tbk. (p5) dengan kondisi Stabil (S), maka akan diikuti pergerakan COVID-19 dengan kondisi Naik Rendah (NR), dengan nilai $confidence$ sebesar 98.34%. Begitu juga pada rule nomor 150, jika PT Fajar Surya Wisesa Tbk. (p30) dengan kondisi Stabil (S) dan pergerakan COVID-19 Naik Rendah (NR), maka akan diikuti PT BFI Finance Indonesia Tbk. (p15) pada kondisi Laba Rendah (LR) dengan nilai $confidence$ sebesar 35.94%. Kemudian, akan ditampilkan hasil rule dengan nilai $k = 200$ pada **Tabel 13**.

Pada **Tabel 13**, rule untuk $k = 200$ dengan $minsup = 0.3$ dihasilkan sebanyak 200 rules. Sebagaimana pada rule nomor 198 dapat diartikan jika PT Fajar Surya Wisesa Tbk. (p30)

dengan kondisi Stabil (S) dan pergerakan COVID-19 mengalami Naik Rendah (NR), maka akan diikuti PT Bank Danamon Indonesia Tbk. (p31) dengan kondisi Rugi Rendah (RR) dengan nilai *confidence* sebesar 52.19%. Dari *rule* yang telah didapatkan, berikut akan ditampilkan visualisasi waktu eksekusi untuk nilai $k = 5, 15, 30, 70, \text{ dan } 100$.

Pada **Gambar 1** terlihat bahwa waktu eksekusi masing-masing nilai k dengan $\text{minsup} = 0.5$ dan $\text{minsup} = 0.7$ yang dijalankan dalam penggunaan algoritma *Top-K Rules* ini mengalami pergerakan yang stabil. Sedangkan untuk $\text{minsup} = 0.3$ terlihat mengalami kenaikan, yaitu semakin besar nilai k , maka semakin lama pula waktu eksekusi yang dihasilkan. Sehingga dalam hal ini nilai *minimum support* dan nilai k berpengaruh pada lama waktu eksekusi. Semakin rendah nilai *minimum support* dan semakin tinggi nilai k *rule* yang ditentukan, maka semakin lama waktu eksekusi yang dijalankan.

IV. ANALISIS HASIL POLA TOP K ASSOCIATION RULES MINING

Berdasarkan hasil *rule* yang didapat, banyak *rule* yang terbentuk berdasarkan nilai k dan *minsup* yang diberikan adalah sebagai berikut:

- 1) Untuk $k = 5, \text{ minsup} = 0.3$:
Banyak *rule* yang dihasilkan sebesar: 4 *rules*.
- 2) Untuk $k = 15, \text{ minsup} = 0.3$:
Banyak *rule* yang dihasilkan sebesar: 14 *rules*.
- 3) Untuk $k = 30, \text{ minsup} = 0.3$:
Banyak *rule* yang dihasilkan sebesar: 30 *rules*.
- 4) Untuk $k = 70, \text{ minsup} = 0.3$:
Banyak *rule* yang dihasilkan sebesar: 69 *rules*.
- 5) Untuk $k = 100, \text{ minsup} = 0.3$:
Banyak *rule* yang dihasilkan sebesar: 100 *rules*.
- 6) Untuk $k = 150, \text{ minsup} = 0.3$:
Banyak *rule* yang dihasilkan sebesar: 150 *rules*.
- 7) Untuk $k = 200, \text{ minsup} = 0.3$:
Banyak *rule* yang dihasilkan sebesar: 200 *rules*.

Banyaknya nilai k merupakan jumlah maksimal *rule* yang ingin dihasilkan dari masing-masing nilai *minimum support* dan *minimum confidence*. Semakin banyak nilai k , maka semakin banyak pula *rule* yang akan terbentuk. Pola yang ditampilkan dari hasil pengujian algoritma *top-k* dengan menggunakan *minimum support* 0.3 atau sama dengan 30%, yang artinya prosentase jumlah kemunculan *itemset* pada tabel yang membentuk *rule* adalah minimum kurang dari atau sama dengan 30% dari seluruh data yang diuji. Dari seluruh *rule* yang dihasilkan, dapat terlihat bahwa ada hubungan antara pergerakan COVID-19 dengan saham perusahaan. Terdapat pola menarik yang dihasilkan, yaitu pergerakan COVID-19 saat Naik Rendah (NR) bersamaan dengan beberapa perusahaan yang mengalami kondisi penjualan Laba Rendah (LR) dan Rugi Rendah (RR). Kondisi tersebut akan ditampilkan pada **Tabel 14**.

Pada *rule* nomor 1 bahwa jika PT Fajar Surya Wisesa Tbk. (p30) dengan kondisi Stabil (S) dan pergerakan kasus COVID-19 mengalami kondisi Naik Rendah (NR), maka akan diikuti dengan PT Indofarma Tbk. (p35) dengan kondisi Rugi Rendah (RR) dengan nilai *confidence* yang didapatkan adalah sebesar 0.5469. Dapat diartikan bahwa terdapat nilai kepercayaan sebesar 54.69% atau sebesar 54.69%

kemunculan PT Indofarma Tbk. (p35) dengan nilai Rugi Rendah (RR) dari saham PT Fajar Surya Wisesa Tbk. (p30) dengan kondisi Stabil (S) dan saat pergerakan COVID-19 Naik Rendah (NR). Untuk *rule* nomor 3, jika PT Asuransi Bina Dana Arta Tbk. (p1) dengan kondisi Stabil (S) dan pergerakan kasus COVID-19 mengalami kondisi Naik Rendah (NR), maka akan diikuti dengan PT Lippo Karawaci Tbk. (p43) dengan kondisi Rugi Rendah (RR) dengan nilai *confidence* yang didapatkan adalah sebesar 0.551. Dapat diartikan bahwa terdapat nilai kepercayaan sebesar 55.1% atau sebesar 55.1% kemunculan PT Lippo Karawaci Tbk. (p43) dengan nilai Rugi Rendah (RR) dari PT Asuransi Bina Dana Arta Tbk. (p1) dengan kondisi Stabil (S) dan saat pergerakan COVID-19 Naik Rendah (NR).

Berdasarkan hasil pola dari *Top K Association Rules Mining* tersebut, terdapat kemunculan 4 perusahaan dengan kondisi penjualan Rugi Rendah (RR) yang memiliki keterkaitan saat pergerakan COVID-19 mengalami kondisi Naik Rendah (NR). Perusahaan tersebut, yaitu p35 merupakan PT Indofarma Tbk (INAF.JK) yang bergerak pada sektor kesehatan/industri farmasi, p69 merupakan PT Unilever Indonesia Tbk. (UNVR.JK) yang bergerak pada sektor industri manufaktur, p43 merupakan PT Lippo Karawaci Tbk. (LPKR.JK) yang bergerak pada sektor properti/pembangunan, dan p13 merupakan PT Bank Danamon Indonesia Tbk. (BDMN.JK) yang bergerak pada sektor jasa perbankan. Sehingga hasil dari studi memberikan masukan kepada investor dengan nilai *confidence* lebih dari 50% dan *support* lebih dari 30% dengan jumlah 6 *rules* untuk dapat dijadikan sebagai salah satu alternatif rekomendasi pembelian saham berdasarkan nilai penjualan *return* saat pandemi COVID-19 dengan memilih nilai yang cenderung stabil atau laba.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Pada studi ini telah dilakukan analisis pola pergerakan harga saham pada saat pandemi COVID-19. Algoritma *Top K Rules Mining* menggunakan nilai k sebagai parameter untuk menentukan jumlah *rule* dengan nilai *confidence* tertinggi. Selain itu, adapun parameter *minsup* dan *minconf* yang digunakan untuk menentukan apakah kandidat pola termasuk *frequent* dan merujuk pada *consequent*. Berdasarkan hasil dan pembahasan dalam bab sebelumnya, diperoleh kesimpulan dalam studi ini, yaitu hasil pola *top-k rule* dengan nilai $k = 5, 15, 30, 70, 100, 150$ dan 200 menunjukkan terdapat kemunculan 4 perusahaan dengan kondisi penjualan Rugi Rendah (RR) yang memiliki keterkaitan saat pergerakan COVID-19 mengalami kondisi Naik Rendah (NR), di antaranya yaitu PT Indofarma Tbk. (INAF.JK), PT Unilever Indonesia Tbk. (UNVR.JK), PT Lippo Karawaci Tbk. (LPKR.JK), dan PT Bank Danamon Indonesia Tbk. (BDMN.JK) masing-masing didapatkan nilai *confidence* lebih dari 50%.

B. Saran

- 1) Dari hasil yang diperoleh menggunakan algoritma *Top K Rules Mining* dapat dikembangkan dengan melihat pola pergerakan harga saham dengan kasus terkini.

- 2) Dari hasil yang diperoleh menggunakan algoritma *Top K Rules Mining* dapat dikembangkan dengan melihat pola pergerakan harga saham pada setiap perusahaan dan setiap jenis sektor saham.
- 3) Dari hasil yang diperoleh dapat digunakan teknik data mining yang lainnya dengan mempertimbangkan nilai utilitas dari korelasi antara pergerakan harga saham dengan kasus terkini

DAFTAR PUSTAKA

- [1] "Peta Sebaran COVID-19 ," *Covid19.go.id*, 2020. <https://covid19.go.id/peta-sebaran-covid19> (accessed Aug. 15, 2022).
- [2] K. Perencanaan Pembangunan Nasional and B. Republik Indonesia, "Dampak Covid-19 terhadap pergerakan nilai tukar rupiah dan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)," *Jurnal Perencanaan Pembangunan: The Indonesian Journal of Development Planning*, vol. 4, no. 2, pp. 151–165, 2020, doi: 10.36574/JPP.V4I2.114.
- [3] A. A. Arafah and I. Mukhlash, "The application of fuzzy association rule on co-movement analyze of Indonesian stock price," *Procedia Comput Sci*, vol. 59, pp. 235–243, 2015, doi: 10.1016/J.PROCS.2015.07.541.
- [4] I. Mukhlash, M. Iqbal, M. N. Wulandari, and A. A. Arafah, "Mining fuzzy time intervals of fuzzy stock price co-movements patterns," *ICIC International*, vol. 10, no. 10, pp. 859–866, 2019.
- [5] S. N. Latifa, "Penambangan Pola Pergerakan Harga Saham Menggunakan Skyline Frequent Utility Pattern Mining," Institut Teknologi Sepuluh Nopember, 2020.
- [6] P. Fournier-Viger, C. W. Wu, and V. S. Tseng, "Mining top-K association rules," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 7310 LNAI, pp. 61–73, 2012, doi: 10.1007/978-3-642-30353-1_6/COVER.