

Penentuan Tata Letak Produk menggunakan Algoritma *FP-Growth* pada Toko ATK

Muhammad Yudho Ardianto¹, Sigit Adinugroho², Indriati³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya
Email: ¹yudho15@student.ub.ac.id, ²sigit.adinu@ub.ac.id, ³indriati.tif@ub.ac.id

Abstrak

Peralatan Alat Tulis Kerja atau biasa disingkat ATK, merupakan salah satu kebutuhan dalam perkantoran maupun pelajar. Setiap kali memasuki awal sekolah toko ATK selalu dibanjiri pembeli. Tetapi kala pandemi ini banyak masyarakat yang lebih memilih untuk berhemat dalam banyak hal. Dengan kebiasaan baru masyarakat yang berhemat membuat banyak sektor penjualan yang menjadi sepi. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk meningkatkan penjualan adalah dengan memperhatikan transaksi pembelian. Data-data transaksi pembelian biasanya hanya digunakan sebagai arsip toko. Data transaksi pembelian yang tersimpan memiliki informasi-informasi yang bisa digali dengan teknik *data mining*, misalnya informasi mengenai kaidah asosiasi dalam pembelian konsumen. Dengan mengetahui kebiasaan konsumen, toko dapat mempertimbangkan tempat penataan barang dagangan. Dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* pada sistem keranjang belanja untuk memperhatikan asosiasi antar item dapat membantu mengembangkan strategi pemasaran. Algoritma *FP-Growth* memiliki urutan dari pengumpulan data, penghitungan frekuensi, penyusunan ulang data transaksi, pembentukan *tree*, dan pencarian *frequent item*. Dari pengujian *minimum support* 5% menghasilkan 8 kaidah asosiasi dan 3 diantaranya memiliki *confidence* diatas 50%. Terdapat 34 kaidah asosiasi dengan nilai *lift* diatas 1. Semakin tinggi nilai *minimum support* & *minimum confidence* maka akan semakin sedikit kombinasi kaidah asosiasi yang dihasilkan.

Kata kunci: Kaidah Asosiasi, *FP-Growth*, *Minimum Support*, *Minimum Confidence*, *Lift*, Toko ATK

Abstract

*Stationeries are one of the basic needs in a workspace such as the office and most predominantly in education such as schools. During the beginning of the school calendar, the stationery stores are usually overcrowded by buyers. However, in these times of pandemics people tend to save money by restricting themselves from buying things. As a result, sales tend to drop as fewer people are willing to spend money on goods. One of the ways to increase sales is to observe the buyer's transactions. All of the transaction data are usually kept as an archive in the stores. On the other hand, the transaction data of the buyers have informations which can be extracted using data mining techniques, such as information about the association rule in the consumer purchases. By understanding the habitude of the consumers, stores are able to consider on the arrangement of their goods. The *FP-Growth* algorithm which is being used in the shopping cart system will be able to help in developing the marketing strategy as it would observe the associations between items. The *FP-Growth* algorithm has a sequence of data collection, frequency counter, transaction data rearrangement, tree formation, and frequent item search. From testing the minimum support of 5%, 8 association rules are produced on which 3 of them has a confidence rate above 5%. Subsequently, there are 34 association rules with lift values above 1. The higher of the minimum support and minimum confidence values, the fewer combinations of association rules will be generated.*

Keywords: Association Rule, *FP-Growth*, *Minimum Support*, *Minimum Confidence*, *Lift*, Stationery Stores

1. PENDAHULUAN

Peralatan Alat Tulis Kerja atau biasa

disingkat ATK, merupakan salah satu kebutuhan dalam perkantoran maupun pelajar. Setiap kali memasuki awal sekolah toko ATK selalu

dibanjiri pembeli. Tetapi kala pandemi ini banyak masyarakat yang lebih memilih untuk berhemat dalam banyak hal. Mulai dari berhemat listrik, berhemat bahan pangan, dan tak tekecuali dalam pembelian ATK. Dengan kebiasaan baru masyarakat yang berhemat membuat banyak sektor penjualan yang menjadi sepi.

Toko ATK Lintang merupakan salah satu yang terdampak. Kala pandemi ini toko ini menjadi sepi pembeli dan omzet toko menurun. Banyak cara yang bisa digunakan untuk meningkatkan penjualan diantaranya peningkatan pelayanan, pemberian diskon, dan penataan tempat produk. Penataan tempat produk dapat dipetakan menggunakan data transaksi kebiasaan pembeli dalam membeli produk. Data transaksi pembelian biasanya hanya digunakan sebagai catatan toko serta dalam pembelian *stock* barang. Data transaksi pembelian yang tersimpan memiliki informasi-informasi yang dapat diekstrak dengan teknik *data mining*, sebagai contoh informasi mengenai aturan asosiasi dalam pembelian konsumen.

Aturan asosiasi dapat digunakan pemilik bisnis untuk menentukan barang apa yang biasa dibeli pembeli. Dari pola pembelian pembeli dapat digali suatu asosiasi pembelian barang tertentu. Dari asosiasi tersebut dapat membantu memberikan keputusan kepada pemilik toko untuk strategi pemasaran. Adakalanya penempatan barang yang dapat menarik pembeli untuk membeli disaat pembeli mencari barang kebutuhan. Hal tersebut menjadi *point* penting dalam penempatan barang dagang.

Mengetahui kebiasaan pembeli, toko dapat mempertimbangkan tempat penataan barang dagangan. Dengan menggunakan metode *FP-Growth* pada sistem keranjang belanja untuk memperhatikan asosiasi antar produk dapat membantu mengembangkan strategi pemasaran. Memanfaatkan frekuensi pembelian, *FP-Growth* akan membentuk suatu pohon yang nantinya digunakan untuk menentukan kaidah asosiasi. Kaidah inilah yang nantinya digunakan sebagai bahan pendukung keputusan penentuan tata letak produk.

Algoritma *Apriori* dalam membentuk sebuah *frequent itemset* nya memerlukan *generate candidate* untuk memastikan *frequent itemset* tersebut terdapat dalam data transaksinya. *FP-growth* dalam pembentukan *frequent itemset* memanfaatkan sebuah jalur yang dihasilkan dari penelusuran struktur penyimpanannya yang berupa *Tree* (Nasuti & Harahap, 2019). Hal tersebut membuat *FP-*

growth lebih efisien dan cepat dibandingkan *Apriori* yang masih harus mengkases basis data saat pembentukan *frequent itemset* nya (Erwin, 2009). Dengan perbedaan dalam pembentukan *frequent itemset* tersebut membuat *FP-Growth* lebih sedikit atau bahkan tidak mengakses basis data dalam pembentukan *frequent itemset* (Junaidi, 2019).

2. DASAR TEORI

2.1. Data Mining

Data mining atau bisa disebut juga dengan penggalian data adalah suatu teknik yang dilakukan untuk mengekstraksi data yang berukuran besar guna dianalisis dan diterjemahkan menjadi suatu informasi yang dapat dipahami lebih mudah. (Larose, 2005). Dari definisi ini dapat disimpulkan bahwa pemrosesan pada teknik *data mining* dapat menjadi serangkaian proses yang digunakan untuk mengekstrak informasi apa pun dari kumpulan informasi dan dirubah menjadi informasi yang mudah dipahami. *Data mining* juga dapat diartikan sebagai *Knowledge Discovery in Database*(KDD) yakni pencarian pengetahuan yang tersembunyi didalam sebuah basis data yang besar. Dari hasil pencarian tersebut akan didapatkan sebuah informasi yang nantinya akan dianalisis. Seperti halnya KDD data mining juga akan menghasilkan suatu informasi baru dalam sebuah basis data. Informasi tersebut akan digali dari basis data dan akan diolah menjadi informasi yang dapat dipahami.

2.2. Market Basket Analysis

Market Basket Analysis adalah suatu keilmuan yang mempelajari hubungan yang terjadi atas suatu produk dalam keranjang belanja pembeli. Dengan mempelajari apa saja yang dibeli pembeli dalam satu keranjang, *Market Basket Analysis* dapat digunakan untuk mengetahui pola pembelian. Pola pembelian pembeli inilah yang dapat digunakan sebagai informasi yang berguna dalam upaya peningkatan penjualan dengan cara menentukan promosi, pengaturan tata letak pada toko dan pelayanan pembeli (Venkatachari, 2016).

Dengan memanfaatkan asosiasi yang terbentuk dari produk dalam keranjang belanja, keilmuan ini bertujuan untuk mengetahui produk mana yang akan dibeli secara bersamaan. Produk yang dibeli secara bersamaan memiliki

kemungkinan akan dibeli secara bersamaan lagi pada waktu selanjutnya. Informasi tersebut dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam mengambil strategi bisnis di masa yang akan datang.

2.3. FP-Growth

Algoritma *FP-Growth* adalah algoritma yang digunakan untuk menentukan kumpulan informasi yang paling sering muncul. *FP-Growth* memperbaiki algoritma sebelumnya yaitu *Apriori*. Dalam pembentukan *frequent itemset* nya, algoritma *Apriori* membutuhkan sebuah *generate candidate* untuk memastikan *frequent itemset* yang terbentuk adalah benar. (Meilani & Azinar, 2015). Hal itu membuat algoritma *Apriori* sering mengakses *database* asli setiap kali dijalankan. Berbeda dengan *Apriori*, *FP-Growth* memanfaatkan pola frekuensi produk yang nantinya data frekuensinya akan diubah menjadi sebuah struktur penyimpanan data pohon. Dengan pembentukan struktur penyimpanan tersebut, *FP-Growth* lebih sedikit mengakses *database* asli.

Struktur penyimpanan data ini dikenal dengan sebutan *FP-Tree*. *FP-tree* merupakan struktur penyimpanan data yang memanfaatkan pemampatan data. *FP-tree* dibangun dengan mekanisme dimana setiap data akan dipetakan sesuai lintasan. Diawali dengan pembentukan *root* yang bernilai *null*, selanjutnya data akan dipetakan berdasarkan *itemset* setiap transaksinya. Dalam data transaksi yang ada memungkinkan sebuah transaksi memiliki data produk yang sama, maka dari itu sistem pemampatan data pada *FP-Tree* memungkinkan data produk dalam transaksi saling meinmpa. (Goldie Gunadi, 2012). Hal ini lah yang membuat *FP-Growth* lebih efisien. Metode *FP-Growth* dapat dibagi menjadi 3 tahapan utama yaitu sebagai:

- Tahap pembangkitan *conditional pattern base*,
 - Tahap pembangkitan *conditional FP-Tree*, dan
 - Tahap pencarian *frequent itemset*.
- (Meilani & Azinar, 2015)

2.4. Support

Support meupakan persentase kombinasi item muncul di dalam keseluruhan basis data yang ada (Han & Kamber, 2006). Dengan nilai *support* ini dapat diketahui seberapa sering suatu

kombinasi muncul dalam keseluruhan transaksi yang terjadi. Nilai *support* dari kombinasi dapat dicari dengan persamaan 1.

$$\text{Support}(x) = \frac{\text{Frekuensi}(x)}{\text{Jumlah Keseluruhan Data}} \quad (1)$$

2.5. Confidence

Confidence merupakan persentase kuatnya hubungan antar produk (Han & Kamber, 2006). *Confidence* menunjukkan kemungkinan antar produk untuk diambil bersamaan. Sebagai contoh, kemungkinan produk Pensil diambil saat produk Bolpoint diambil. Dari nilai *confidence* inilah dapat diketahui seberapa kuat hubungan antar produk. Nilai *confidence* dapat dicari dengan persamaan 2.

$$\text{Confidence}(x \rightarrow y) = P(y|x) = \frac{P(x \cap y)}{P(x)} \quad (2)$$

2.6. Lift

Lift menunjukkan adanya tingkat kekuatan rule atas kejadian acak dari *antecedent* dan *consequence* berdasarkan pada *supportnya* masing-masing (Amiruddin, et al., 2015). Nilai *lift* sendiri memiliki rentang antara 0 hingga tak terhingga menurut (Manimaran & Velmurugan, 2015). Nilai tersebut menyatakan keterkaitan suatu produk. Seperti yang dijelaskan oleh (Amiruddin, et al., 2015) “apabila hasil perhitungan berada di bawah 1 maka item-item tersebut tidak menunjukkan adanya saling keterkaitan antara antecedent dengan consequent.”

Dengan mencari nilai lift kombinasi-kombinasi produk yang terpangkas saat pengujian minimum support dan minimum confidence dapat muncul. Hal ini dapat digunakan untuk menilai rentang ketergantungnya.

3. METODE PENELITIAN

3.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data pembelian pelanggan pada toko Alat Tulis Kerja(ATK) Lintang. Data yang didapatkan berupa data transaksi pembelian pelanggan pada toko ATK Lintang dalam bentuk pembukuan. Data diubah menjadi data digital berupa file csv. Data yang diambil adalah data selama periode 1 bulan. Data diambil selama bulan Oktober 2020. Dalam periode tersebut terdapat 257 data transaksi. Data transaksi

meliputi transaksi penjualan ATK serta transaksi penjualan jasa Foto Kopi. Data tersebut akan dirubah untuk mempermudah proses implementasi algoritma. Dalam perubahan data pembukuan menjadi data digital terdapat beberapa penyesuaian diantaranya, penghapusan data transaksi non ATK, penghapusan data harga serta jumlah barang dan penyamarataan kategori produk. Dalam transaksi telah ditentukan item apa saja yang akan dipakai pada batasan masalah dan dari hasil perubahan tersebut didapati data transaksi sebanyak 202.

3.2. Penghitungan Frekuensi

Frekuensi dihitung dari keseluruhan transaksi yang terjadi. Setiap produk diketahui berapa kali kemunculannya. Kemunculan produk ini digunakan sebagai frekuensi. Frekuensi ini berguna untuk menyusun ulang data produk dalam transaksi. Produk dengan nilai frekuensi yang rendah atau tidak memenuhi minimum support akan dihilangkan.

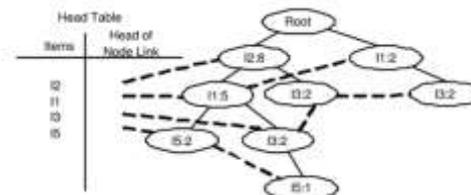
3.3. Penyusunan Ulang Data Transaksi

Penyusunan ulang data transaksi didasarkan dari frekuensi produk yang telah ditemukan. Penyusunan ulang ini memiliki aturan mengurutkan data frekuensi produk dari yang tertinggi menuju ke terendah. Hal ini memiliki tujuan agar produk yang memiliki frekuensi tertinggi dapat selalu dilewat oleh data transaksi lain. Hal ini bertujuan agar setiap data transaksi yang memiliki data produk mirip dapat menempa lintasan yang telah ada sebelumnya. Dengan hal tersebut maka data dapat dimampatkan.

3.4. Pembentukan Tree

Tree akan dibentuk dengan data transaksi yang telah diubah susunan produknya. Pembentukan tree dimulai dari root. Dalam metode FP-Growth root akan diberikan nilai null. Pemberian nilai null pada root bertujuan agar data dapat dipetakan dengan mudah. Setelah pembentukan root, dilanjutkan dengan pembentukan simpul tree. Simpul atau node selanjutnya akan dibentuk berdasar urutan transaksi yang terjadi dari transaksi yang lampau hingga yang terkini. Pada setiap transaksi memiliki produk masing-masing. Produk tersebutlah yang akan digunakan sebagai isian dalam node. Produk akan dipetakan dari urutan terawal pada suatu transaksi. Transaksi yang memiliki produk sama atau beberapa produknya

sama akan menempa. Gambar tree dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Pembentukan Tree
Sumber: (Zhao & Bhowmick, 2003)

3.5. Pencarian Frequent Item

Pencarian frequent item dimulai dengan penelusuran tree. Penelusuran ini dimulai dari simpul terbawah. Simpul akan ditelusuri hingga mencapai root. Hal tersebut akan dilakukan sampai simpul terakhir yang memiliki level 1 dari root. Dari penelusuran simpul tersebut akan ditemukan jalur. Jalur ini akan mengandung beberapa produk. Produk tersebut yang nantinya akan dijadikan sebuah frequent item. Frequent item selanjutnya akan diseleksi berdasarkan minimum support dan minimum confidence.

4. PENGUJIAN DAN ANALISIS

4.1 Minimum Support

Pengujian minimum support akan dilakukan dengan memberikan beberapa nilai yaitu 5%, 10%, 15%, dan 25%. Pengujian pertama dilakukan pengujian minimum support 5%. Dari pengujian minimum support 5% tidak ada produk yang dihapus dari proses pembentukan FP-Growth. Minimum support 5% menandakan frekuensi minimal nya adalah $5\% \times 202 = 10$.

Tabel 1 Frekuensi Produk saat Minimum Support 5%

Produk	Frekuensi
Bolpoint	84
Pensil	73
Kertas	56
Buku	45
Penghapus	33
Tip Ex	24
Rautan	19
Highlighter	17
Penggaris	15
Lem	15

Dari ke 10 produk yang ada akan disusun ulang data transaksinya dan akan dibentuk menjadi

sebuah tree. Dari tree yang ada akan diperoleh 80 kombinasi produk seperti pada tabel dalam lampiran A data hasil. Dari 80 data kombinasi, akan dilakukan pengujian terhadap *minimum support* sebesar 5%. Dari seleksi ini didapati 8 kombinasi yang memenuhi nilai *minimum support* seperti pada Tabel 2.

Tabel 2 Kaidah Asosiasi saat *Minimum Support* 5%

Kaidah Asosiasi	Frekuensi
[Pensil, Penghapus]	23
[Bolpoint, Buku]	22
[Bolpoint, Pensil]	21
[Kertas, Bolpoint]	18
[Buku, Pensil]	16
[Bolpoint, Tip Ex]	13
[Pensil, Rautan]	12
[Kertas, Pensil]	11

Pengujian kedua dilakukan pengujian *minimum support* 10%. Dari pengujian *minimum support* 10%, produk Rautan, Highlighter, Penggaris dan Lem dihapus dari proses pembentukan *FP-Growth*. Hal ini dilakukan karena frekuensi produk tersebut tidak memenuhi *minimum support* 10%. *Minimum support* 10% menandakan frekuensi minimalnya adalah $10\% \times 202 = 20$.

Tabel 3 Frekuensi Produk saat *Minimum Support* 10%

Produk	Frekuensi
Bolpoint	84
Pensil	73
Kertas	56
Buku	45
Penghapus	33
Tip Ex	24

Dari ke 6 produk yang ada akan disusun ulang data transaksinya dan akan dibentuk menjadi sebuah tree. Dari tree yang ada akan diperoleh 36 kombinasi produk seperti pada lampiran A data hasil. Dari 36 data kombinasi, akan dilakukan pengujian terhadap *minimum support* sebesar 10%. Dari seleksi ini didapati 3 kombinasi yang memenuhi nilai *minimum support* seperti pada Tabel 4.

Tabel 4 Kaidah Asosiasi saat *Minimum Support* 10%

Kaidah Asosiasi	Frekuensi
[Pensil, Penghapus]	23
[Bolpoint, Buku]	22
[Bolpoint, Pensil]	21

[Pensil, Penghapus]	23
[Bolpoint, Buku]	22
[Bolpoint, Pensil]	21

Pada pengujian ketiga dengan *minimum support* 15% tidak terbentuk kaidah asosiasi. Hal tersebut membuat nilai *minimum support* 15% ketaas tidak menghasilkan kaidah untuk dilakukan penelitian.

4.2 Minimum Confidence

Pengujian *minimum confidence* dilakukan pada 3 nilai *minimum* yang berbeda yaitu 10%, 30%, 50%. Kombinasi yang dicari adalah nilai kombinasi yang memiliki nilai *confidence* diatas nilai yang telah ditentukan. Dari pengujian ini didapati kombinasi serta nilai *confidence* seperti pada Tabel 5.

Tabel 5 Hasil Pengujian *Minimum Confidence*

Nilai <i>Minimum Support</i>	Nilai <i>Confidence</i>		
	10%	30%	50%
5%	[Buku -> Bolpoint] = 26% [Bolpoint -> Pensil] = 25% [Pensil -> Bolpoint] = 29% [Kertas -> Bolpoint] = 21% [Buku -> Pensil] = 22% [Tip Ex -> Bolpoint] = 15% [Rautan -> Pensil] = 16% [Kertas -> Pensil] = 15% [Pensil -> Kertas] = 20%	[Penghapus -> Pensil] = 32% [Bolpoint -> Buku] = 49% [Bolpoint -> Kertas] = 32% [Pensil -> Buku] = 36%	[Pensil -> Penghapus] = 70% [Bolpoint -> Tip Ex] = 54% [Pensil -> Rautan] = 63%
10%	[Buku -> Bolpoint] = 26%	[Penghapus -> Pensil] = 32%	[Pensil -> Penghapus] = 70%

	[Bolpoint -> Pensil] = 25%	[Bolpoint -> Buku] = 49%	
	[Pensil -> Bolpoint] = 29%		
15%	-	-	-
20%	-	-	-

Dari hasil pengujian terdapat 9 kombinasi yang memiliki nilai diatas *minimum confidence* 10%, 4 kombinasi yang memiliki nilai diatas *minimum confidence* 30% dan 3 kombinasi yang memiliki nilai diatas *minimum confidence* 50%

4.3 Nilai Lift

Pengujian model dilakukan untuk mengetahui tingkat kinerja model dalam menghasilkan kaidah yang bermutu. Pengujian ini dilakukan dengan melihat nilai *lift* yang terbentuk dari 80 kaidah asosiasi. Dalam pembentukan kaidah asosiasi ini, tidak melibatkan penyeleksian nilai *minimum support*. Hal ini dilakukan agar kombinasi yang memiliki nilai *support* rendah dapat diamati nilai *lift*nya. Dari ke 80 kaidah yang terbentuk menghasilkan nilai *lift* lebih dari sama dengan 1 sejumlah 37 kaidah dan sisanya 43 kaidah asosiasi memiliki nilai *lift* dibawah 1.

5. Kesimpulan

Dari pengujian nilai *minimum support* yang telah dilakukan, dihasilkan 8 kaidah asosiasi saat *minimum support* 5%, 3 kaidah asosiasi saat *minimum support* 10%. Dari pengujian nilai *minimum confidence* yang telah dilakukan, dihasilkan 9 kaidah yang memiliki nilai diatas *minimum confidence* 10%, 4 kaidah yang memiliki nilai diatas *minimum confidence* 30%, dan 3 kaidah yang memiliki nilai diatas *minimum confidence* 50%. Hal ini menunjukkan semakin tinggi nilai *minimum confidence* maka semakin sedikit pula kaidah asosiasi yang dihasilkan.

Kinerja model dalam menghasilkan kaidah asosiasi yang bermutu dengan melihat nilai rasio *lift* menghasilkan 34 kaidah yang memiliki nilai lebih dari 1 dari 80 kaidah yang terbentuk.

6. Saran

Memperbanyak data yang digunakan

dalam pengujian. Hal ini akan membantu dalam melakukan pengujian nilai *minimum support* dan *minimum confidence* untuk hasil yang lebih besar dan variatif.

Mentukkan banyaknya item yang akan digunakan. Hal ini akan berpengaruh dalam pembentukan variasi kaidah asosiasi. Semakin banyak item yang dimasukkan maka akan semakin banyak pula variasi kombinasi asosiasi yang terbentuk.

DAFTAR PUSTAKA

- Erwin. (2009). Analisis Market Basket dengan Algoritma Apriori dan FP-Growth. *Jurnal Generic*, 26-30.
- Firman, & Rahman, S. R. (2020). Pembelajaran Online di Tengah Pandemi Covid-19. *Indonesian Journal of Educational Science (IJES)*, 2, 81-89.
- Junaidi, A. (2019). Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth Untuk Menentukan Persediaan Barang. *SISFOKOM*, VIII(1).
- Larose, D. (2005). *Discovering knowledge in data: an introduction to data mining*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Liu, B., & Zhang, L. (2012). A Survey of Opinion Mining and Sentiment Analysis. *University of Illinois at Chicago*, 415-522.
- Nasuti, A., & Harahap, S. Z. (2019). TEKNIK DATA MINING UNTUK PENENTUAN PAKET HEMAT SEMBAKO DAN KEBUTUHAN HARIAN DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH (STUDI KASUS DI ULFAMART LUBUK ALUNG). *Jurnal Ilmiah Fakultas Sains dan Teknologi*, VII.
- Rothan, H. A., N, S., & Byrareddy, N. (2020). The Epidemiology and Pathogenesis of Coronavirus Disease (COVID-19) Outbreak. *Journal of Autoimmunity*.
- Saniyah, Z. (2019). Normalisasi Mikroteks Berbentuk Singkatan pada Teks Twitter Berbahasa Indonesia Menggunakan Algoritma Longest Common Subsequences. *Repository Institusi USU*.
- Suryanto, A. (2015). Implementasi Metode Improved Fuzzy C-Means pada Analisis Sentimen Review Aplikasi Mobile Bahasa Indonesia.

- Tosepu, R., Gunawan, J., Effendy, D. S., Ahmad, L. O., Lestari, H., Bahar, H., & Asfian, P. (2020). Correlation Between Weather and Covid-19 Pandemic in Jakarta, Indonesia. *Elsevier Public Health Emergency Collection*.
- Vijayakumar, S., & Wu, S. (1999). Sequential Support Vector Classifier and Regression. Genoa: Proc. International Conference on Soft Computing (SOCO'99).
- Wang, P., Yan, Y., Si, Y., Zhu, G., Zhan, X., Wang, J., & Pan, R. (2017). Classification of Proactive Personality: Text Mining Based on Weibo Text and Short-answer Questions Text. *IEEE Access*, XX.
- Zhang, Y., Ruan, X., Wang, H., & Wang, H. (2016). Twitter Trends Manipulation: A First Look Inside. *IEEE Xplore*, 1-14.
- Zheng, W., & Ye, Q. (2009). Sentiment Classification of Chinese Traveler Reviews by Support Vector Machine Algorithm. *IEEE Xplore*, 335-338.