

ISSN : 2527-5836

e-ISSN : 2528-0074

Vol. 7 No. 2, Mei 2022

JISKa

Jurnal Informatika Sunan Kalijaga

Jurusan Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta



Tim Pengelola JISKa Edisi Mei 2022

Ketua Editor (*Editor in Chief*)

Muhammad Taufiq Nuruzzaman, Ph.D. (UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta, Indonesia)

Editor Bagian (*Section Editor*)

1. Dr. Ir. Agung Fatwanto (UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta, Indonesia)
2. Dr. Ir. Bambang Sugiantoro (UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta, Indonesia)
3. Dr. Shofwatul Uyun (UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta, Indonesia)

Dewan Editor (*Editorial Board*)

1. Dr. Aang Subiyakto (UIN Syarif Hidayatullah Jakarta, Indonesia)
2. Andang Sunarto, Ph.D. (IAIN Bengkulu, Indonesia)
3. Dr. Enny Itje Sela (Universitas Teknologi Yogyakarta, Indonesia)
4. Dr. Hamdani (Universitas Mulawarman Samarinda, Indonesia)
5. Nashrul Hakiem, Ph.D. (UIN Syarif Hidayatullah Jakarta, Indonesia)

Editor Bahasa dan Layout (*Assistant Editor*)

Sekar Minati, S.Kom. (UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta, Indonesia)

Tim Teknologi Informasi (*Journal Manager*)

1. Eko Hadi Gunawan, M.Eng. (UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta, Indonesia)
2. Muhammad Galih Wonoseto, M.T. (UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta, Indonesia)

Mitra Bestari (*Reviewer*)

Reviewer Internal:

1. Mandahadi Kusuma, M.Eng. (UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta, Indonesia)
2. Maria Ulfa Siregar, Ph.D. (UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta, Indonesia)
3. Rahmat Hidayat, M.Cs. (UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta, Indonesia)
4. Usfita Kiftiyani, M.Sc. (UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta, Indonesia)

Reviewer Eksternal (Mitra Bestari):

1. Ahmad Fathan Hidayatullah, M.Cs. (Universitas Islam Indonesia Yogyakarta, Indonesia)
2. Alam Rahmatulloh, M.T. (Universitas Siliwangi Tasikmalaya, Indonesia)
3. Dr. Aris Puji Widodo, M.T. (Universitas Diponegoro, Indonesia)
4. Dr. Cahyo Crysdiان (UIN Maulana Malik Ibrahim Malang, Indonesia)
5. Dr. Eng. Ganjar Alfian (Dongguk University Seoul, Korea Selatan)
6. Muhammad Habibi, M.Cs. (Universitas Jenderal Achmad Yani Yogyakarta, Indonesia)
7. Muhammad Rifqi Maarif, M.Eng. (Universitas Jenderal Achmad Yani Yogyakarta, Indonesia)
8. Dr.Eng. M. Muhammad Syafrudin (Sejong University, Korea Selatan)
9. Dr.Eng. M. Alex Syaekhoni (Dongguk University Seoul, Korea Selatan)
10. Mushab Al Barra, M.Kom. (Universitas Ahmad Dahlan Yogyakarta, Indonesia)
11. Norma Latif Fitriyani, M.Sc. (Sejong University, Korea Selatan)
12. Oman Somantri, M.Kom. (Politeknik Negeri Cilacap, Indonesia)
13. Puji Winar Cahyo, M.Cs. (Universitas Jenderal Achmad Yani Yogyakarta, Indonesia)
14. Rischian Mafrur, M.Eng. (The University of Queensland Brisbane, Australia)
15. Suhirman, Ph.D. (Universitas Teknologi Yogyakarta, Indonesia)
16. Yunita Ardilla, M.MT. (UIN Sunan Ampel Surabaya, Indonesia)

ISSN : 2527-5836

e-ISSN: 2528-0074

JISKa

Vol. 7, No. 2, MEI 2022

DAFTAR ISI

Analisis Unjuk Kerja TCP Sack Menggunakan Antrian <i>Random Early Detection</i>	75-82
Rinny Asasunnaja, Bambang Sugiantoro	
Analisis Forensik pada <i>Email</i> Menggunakan Metode <i>National Institute of Standards Technology</i>	83-90
Imam Riadi, Sunardi, Fitriyani Tella Nani	
Comparative Study of <i>K-Means Clustering Algorithm</i> and <i>K-Medoids Clustering</i> in Student Data Clustering	91-99
Qomariyah, Maria Ulfah Siregar	
Respons Pengguna Instagram terhadap Periklanan <i>Paid Promote</i> di Instagram dengan Metode CRI Berkonsep AISAS	100-110
Bekti Cahyo Hidayanto, Jessica Patricia Halim, Aura Febriyanti Puspa Sari, Muhammad Alrifqi, Nur Aini Rakhmawati, Izzat Aulia Akbar	
Implementasi Algoritma <i>K-Means Clustering</i> Seleksi Siswa Berprestasi Berdasarkan Keaktifan dalam Proses Pembelajaran	111-121
Falih Pramataning Dewi, Priskila Siwi Aryni, Yuyun Umaidah	
Pemilihan Lokasi Budidaya Rumput Laut Menggunakan Metode <i>Analytical Hierarchy Process (AHP)</i> dan <i>Simple Additive Weighting (SAW)</i>	122-133
Sri Rahayu, Hamdani Hamdani, Ramadiani Ramadiani	
Perbandingan <i>Forensic Tools</i> pada Instagram Menggunakan Metode NIST	134-142
Irhash Ainur Rafiq, Imam Riadi, Herman	

Analisis Unjuk Kerja TCP Sack Menggunakan Antrian *Random Early Detection*

Rinny Asasunnaja ^{(1)*}, Bambang Sugiantoro ⁽²⁾

Magister Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sunan Kalijaga, Yogyakarta
e-mail : rinnyasasun14@gmail.com, bambang.sugiantoro@uin-suka.ac.id.

* Penulis korespondensi.

Artikel ini diajukan 15 Juli 2021, direvisi 20 September 2021, diterima 28 September 2021, dan dipublikasikan 25 Mei 2022.

Abstract

As time goes by, the current technology is also developing very rapidly, the rapid development of technology, especially on the internet network is also developing so that it is expected to continue to provide the best quality to meet the growing and fast information needs. An internet network is highly demanded of its best quality, one of which is in the spotlight to be developed, namely TCP Transmission Control Protocol. The efficiency and smoothness of the data transmission process is the most important thing in a communication network. TCP is one aspect that supports today's fast internet, with TCP we can exchange information accurately, quickly, and well. In this study, researchers are interested in analyzing the performance of TCP Sack using the Random Early Detection queue. By doing this research is expected to know the performance of TCP Sack by looking at the parameter values of packet delivery ratio, throughput, end to end delay, and packet drop. Based on the results of the analysis, it can be concluded that end-to-end delay parameter testing on the TCP Sack still has poor performance, while for testing the packet delivery ratio, throughput, and packet drop TCP Sack already has good performance.

Keywords: TCP, TCP Sack, Random Early Detection, Packet Delivery Ratio, Throughput, Packet Drop

Abstrak

Seiring berjalannya waktu maka teknologi saat ini juga berkembang dengan sangat pesat, perkembangan teknologi yang pesat khususnya pada jaringan internet juga ikut berkembang sehingga diharapkan dapat terus memberikan kualitas terbaik untuk memenuhi kebutuhan informasi yang semakin besar dan juga cepat. Suatu jaringan internet sangat di tuntut kualitas terbaiknya, salah satu yang menjadi sorotan untuk dikembangkan yaitu TCP (*Transmission Control Protocol*). Efisiensi dan kelancaran proses pengiriman data adalah hal terpenting dalam jaringan komunikasi. TCP salah satu aspek yang mendukung adanya internet cepat saat ini, dengan adanya TCP maka kita dapat bertukar informasi secara tepat, cepat dan baik. Dalam penelitian ini peneliti tertarik untuk menganalisis kinerja TCP Sack menggunakan antrian *Random Early Detection*. Dengan melakukan penelitian ini diharapkan agar dapat mengetahui kinerja dari TCP Sack dengan melihat nilai dari parameter *packet delivery ratio, throughput, end to end delay* dan *packet drop*. Berdasarkan hasil analisis maka dapat disimpulkan untuk pengujian parameter *end to end delay* pada TCP Sack masih mempunyai kinerja yang kurang baik, sedangkan untuk pengujian terhadap parameter *packet delivery ratio, throughput* dan *packet drop* TCP Sack telah memiliki kinerja yang baik.

Kata Kunci: TCP, TCP Sack, Random Early Detection, Packet Delivery Ratio, Throughput, Packet Drop

1. PENDAHULUAN

Seiring berjalannya waktu maka teknologi saat ini juga berkembang dengan sangat pesat, perkembangan teknologi yang pesat khususnya pada jaringan internet juga ikut berkembang sehingga diharapkan dapat terus memberikan kualitas terbaik untuk memenuhi kebutuhan informasi yang semakin besar dan juga cepat. Suatu jaringan internet sangat dituntut kualitas terbaiknya, salah satu yang menjadi sorotan untuk dikembangkan yaitu TCP (*Transmission Control Protocol*) (Cesarius Agni Christian Kurniawan, 2017). Efisiensi dan kelancaran dalam



proses pengiriman data adalah hal terpenting dalam jaringan komunikasi. TCP adalah salah satu aspek yang mendukung adanya internet cepat saat ini, untuk mencapai tujuan internet cepat tersebut maka dibutuhkan kinerja dari protokol TCP. TCP mempunyai peran penting dalam jaringan komunikasi, dengan adanya TCP maka kita dapat bertukar informasi secara tepat, cepat dan baik (Antonius Cahyo Gumilang, 2017).

Transmission Control Protocol (TCP) merupakan suatu protokol yang berada pada *layer* ke-4 *Open System Interconnection* (OSI) dan TCP adalah salah satu protokol utama dalam protokol di internet yang menyediakan pengiriman paket yang dapat diandalkan, sehingga mampu membuat aliran data yang diterima oleh TCP *receiver* tidak rusak (M. Ryandy Ghonim Asgar, 2018). Saat ini pengiriman data melalui jaringan kabel masih mengalami adanya kemacetan sehingga data yang sudah dikirim perlu dikirim ulang. TCP adalah salah satu protokol transport yang sering digunakan dan TCP yang akan bertanggung jawab atas paket-paket yang dikirim. Jika ada paket yang hilang atau di drop maka TCP lah yang akan bertanggung jawab untuk mengirim ulang paket-paket yang hilang tersebut. Pada protokol transport TCP juga akan mengalami penurunan kinerja ketika banyaknya paket yang hilang (Fransiskus Pando Kristianto, 2017).

Berdasarkan penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Guntur Wahyu Pamungkas, Widhi Yahya dan Heru Nurwasinto yang berjudul "*Analisis Perbandingan Kinerja TCP Vegas dan TCP New Reno Menggunakan Antrian Random Early Detection dan Droptail*", peneliti membandingkan kinerja dari TCP Vegas dan TCP New Reno dengan menggunakan antrian *Random Early Detection* dan menggunakan antrian *Droptail*. Hasil yang didapatkan dari penelitian tersebut adalah, dengan menggunakan antrian *Random Early Detection* maka hasilnya menunjukkan kinerja TCP Vegas lebih baik dari TCP NewReno terutama pada *packet delivery ratio*, *delay* dan juga pada *packet drop* (Pamungkas et al., 2018).

TCP bergantung pada batas waktu untuk melakukan pemulihan awalnya, TCP sendiri sudah melalui banyak revisi yaitu TCP Tahoe, TCP Reno, TCP New Reno dan TCP Sack. Semua varian TCP tersebut mencoba agar lebih cepat dalam melakukan pemulihan data terhadap *packet loss*. Diantara semua varian TCP tersebut TCP Sack diterima sebagai skema yang paling stabil, adil dan efisien (Kothari & Dasgupta, 2006). Oleh karena latar belakang permasalahan tersebut maka peneliti tertarik untuk meneliti kinerja TCP Sack menggunakan antrian *Random Early Detection*. Peneliti akan melakukan simulasi untuk mengetahui kinerja dari TCP Sack menggunakan Network Simulator 2.35 (NS-2). Pengujian dalam penelitian ini akan dilakukan sebanyak 4 kali dengan skema penambahan nilai *min tresh*. Dengan melakukan penelitian ini diharapkan dapat mengetahui kinerja dari TCP Sack dengan melihat nilai dari parameter *packet delivery ratio*, *throughput*, *end to end delay* dan *packet drop*.

2. METODE PENELITIAN

2.1 TCP (*Transmission Control Protocol*)

TCP merupakan salah satu protokol yang terletak pada *layer transport* dalam OSI (*Organization for Standardization*) *layer*. OSI adalah sebuah model arsitektural jaringan yang dikembangkan oleh badan *International Organization for Standardization* di Eropa pada tahun 1977, model ini juga disebut dengan "model tujuh lapis OSI" (*OSI seven layer*), Model OSI dibuat untuk mengatasi berbagai kendala *internetworking* akibat perbedaan arsitektur dan protokol jaringan (Baiq Alung Septiya Nurmala, 2020). TCP (*Transmission Control Protocol*) adalah standar komunikasi data yang digunakan oleh komunitas internet dalam proses pertukaran data dari satu komputer ke komputer lainnya dalam jaringan internet. Contoh sederhana dalam kehidupan, kita membuat sebuah dokumen Word pada aplikasi ini tidak ada hubungan dengan OSI akan tetapi bila program tersebut dikaitkan dengan jaringan misalnya dokumen Word akan dikirimkan ke *email* maka OSI model akan berpengaruh disini.

TCP adalah sebuah standar jaringan terbuka yang bersifat independen terhadap mekanisme transport jaringan fisik yang digunakan, sehingga TCP dapat digunakan di mana saja. Skema



pengalamatan yang digunakan protokol ini sangat sederhana yang sering disebut sebagai alamat IP (IP *address*) yang akan mengizinkan hingga beberapa ratus juta komputer untuk dapat saling berhubungan satu sama lainnya di internet (Syarifuddin et al., 2016).

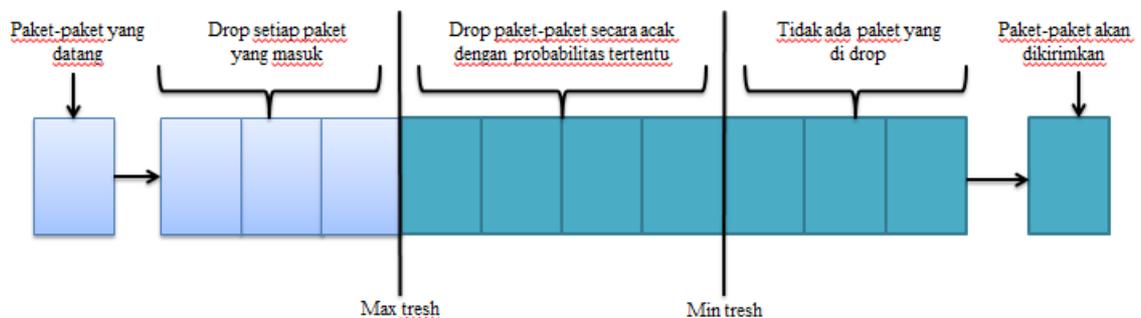
TCP adalah protokol yang terletak pada lapisan ke 4 dari OSI *layer* yang akan bertanggung jawab menyediakan layanan komunikasi *end-to-end* atau *host-to-host* antar lapisan *application*. TCP pada umumnya digunakan ketika protokol lapisan *application* membutuhkan layanan transfer yang bersifat handal. Contoh dari protokol yang menggunakan TCP adalah *HTTP* dan *FTP*. *Header* TCP berisi urutan (TCP *sequence number*) dari data yang ditransmisikan dan sebuah *acknowledgment* dari data yang masuk. Data yang dikirimkan ke sebuah protokol TCP akan diurutkan menggunakan nomor urutan paket dan akan mengharapkan paket *positive acknowledgment* dari penerima. Jika tidak ada paket *acknowledgment* dari penerima maka segmen TCP akan ditransmisikan ulang (Marlina Nathalia, 2016).

2.2 TCP Sack

Di dalam TCP terdapat salah satu pengirim yang bernama SACK (*Selective Acknowledgment*), jadi SACK adalah strategi yang mengoreksi dalam menghadapi kehilangan beberapa segmen. Dengan menggunakan *Selective Acknowledgment* (SACK) maka penerima data dapat menginformasikan pengirim tentang semua segmen yang telah berhasil dikirim sehingga pengirim hanya perlu mengirim ulang segmen-segmen yang hilang saja (Aloysius Gilang Pradipta, 2015). TCP SACK dipilih untuk implementasi karena memungkinkan kita untuk menerima *selective acknowledgment* seperti contohnya yaitu ketika satu paket yang dikirim hilang maka server akan mengetahui semua paket yang berhasil sampai ke tujuan sehingga ia akan memberitahukan ke pengirim bahwa ada paket yang hilang (Minakhmetov et al., 2018).

2.3 Antrian Random Early Detection

Antrian adalah salah satu fungsi dari *router* yang menyimpan paket-paket sebelum di transmisikan. Dalam istilah lain antrian adalah sederetan paket data yang masuk kedalam ruang *buffer* untuk menunggu giliran diproses dan kemudian paket data tersebut akan di transmisikan kembali (Moch Ibnu Rian Febriansah, 2020). Manajemen antrian yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Random Early Detection* (RED). Metode RED digunakan untuk mencegah terjadinya *congestion*, maka ia akan mengendalikan ukuran rata-rata dari antrian yang dibuatnya. RED dapat mendeteksi lebih awal kondisi jaringan yang akan mengalami *congestion* (Halim Agung, 2017). Manajemen antrian RED akan menetapkan nilai *max tresh* dan nilai *min tresh*. Jika rata-rata pergerakannya dibawah nilai *max tresh* maka segmen tersebut akan langsung di *drop*, jika rata-rata pergerakannya dibawah nilai *min tresh* maka segmen tersebut akan dilayani dan jika nilainya diantara *max tresh* dan *min tresh* maka mekanisme *drop* dapat menggunakan nilai probabilitas untuk menentukan apakah data tersebut akan di *drop* atau tidak (Jefry Septrijaya, 2019). Ilustrasi untuk antrian *Random Early Detection* ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1 Gambaran pada Antrian RED

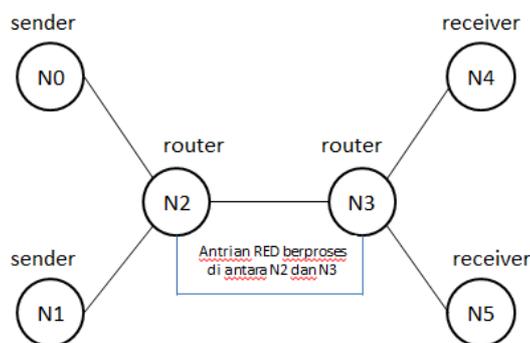
Floyd dan Jacobson mengusulkan antrian RED untuk mengelola terjadinya kemacetan (*congestion*) pada tahap awal. Oleh karena itu *drop packet* secara acak dalam algoritma RED



bisa menjadi solusi yang baik untuk menghindari terjadinya *burst traffic* dan sinkronisasi global (Mahmoud Baklizi, 2020).

2.4 Topologi Simulasi

Dalam penelitian ini digunakan topologi simulasi pengujian *dumbbell*, dengan 2 *node* sebagai pengirim, 2 *node* sebagai *router* dan 2 *node* sebagai penerima. Berikut gambar untuk topologi simulasi dalam penelitian ini.



Gambar 2 Topologi Dumbbell

Pada topologi ini menggunakan 6 *node*, penjelasannya adalah sebagai berikut:

- N0 dan N1 berfungsi sebagai *node* pengirim (*sender*).
- N2 dan N3 berfungsi sebagai *router*
- N4 dan N5 berfungsi sebagai *node* penerima (*receiver*)
- Paket dikirimkan dari N0 menuju N4 melalui N2 dan N3 (N0- N2- N3- N4)
- Paket dikirimkan dari N1 menuju N5 melalui N2 dan N3 (N1- N2- N3- N5)

Topologi *dumbbell* umumnya digunakan untuk mempelajari efek jalur *bottleneck* yang dilewati oleh banyak *node* pengirim, efek *bottleneck* terjadi karena adanya perbedaan antara data yang masuk terlampaui besar daripada kapasitas yang dapat ditampung pada *node* (Arie Dharma Putra, 2019).

Tabel 1 Simulasi Antrian RED

Parameter Simulasi	Nilai
Model Antrian	Random Early Detection
Link node n0 – n2	Bandwidth: 7 mB, Delay: 12 ms
Link node n1 – n2	Bandwidth: 7 mB, Delay: 12 ms
Link node n2 – n3	Bandwidth: 5 mB, Delay: 7 ms
Link node n3 – n4	Bandwidth: 7 mB, Delay: 12 ms
Link node n3 – n5	Bandwidth: 7 mB, Delay: 12 ms
Nilai <i>min thresh</i>	6, 10, 14, 18
Nilai <i>max thresh</i>	60
Ukuran <i>Buffer</i>	60
Waktu Simulasi	200

Parameter pada penelitian ini digunakan sebagai nilai yang berfungsi untuk melakukan proses komputasi saat simulasi berjalan. Besar data yang digunakan untuk file transfer protocol (FTP) dimulai dengan *start* perhitungan 0,1 dan perhitungan selesai pada 200 dalam satuan kB. Dalam penelitian ini peneliti melakukan pengujian sebanyak empat kali dengan skema penambahan nilai *min thresh* yaitu 6 paket, 10 paket, 14 paket dan 18 paket. Format dari data yang diuji berupa angka dan untuk nilai *min thresh* yang digunakan bebas akan tetapi tetap menggunakan kelipatan dari nilai yang sama, pada penelitian ini peneliti menggunakan kelipatan 4 untuk nilai *min thresh* yang diberikan.



Untuk nilai *max tresh* yang telah ditetapkan dalam penelitian ini adalah 60. Peneliti menggunakan manajemen antrian RED oleh karena itu perlu ditetapkannya nilai *max tresh* agar mengetahui apakah data akan diproses atau tidak karena nilai *max tresh* akan berpengaruh terhadap *output* yang dihasilkan. Jika data kurang dari *min tresh* maka data akan diproses, jika data diantara *min tresh* dan *max tresh* maka data akan ditandai dan di *drop* secara acak dan jika data melebihi nilai *max tresh* maka data akan langsung di *drop*.

2.5 Parameter Simulasi

Pada penelitian ini telah ditentukan parameter-parameter jaringannya. Parameter unjuk kerja TCP Sack menggunakan antrian *Random Early Detection* yang digunakan dalam penelitian adalah sebagai berikut.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

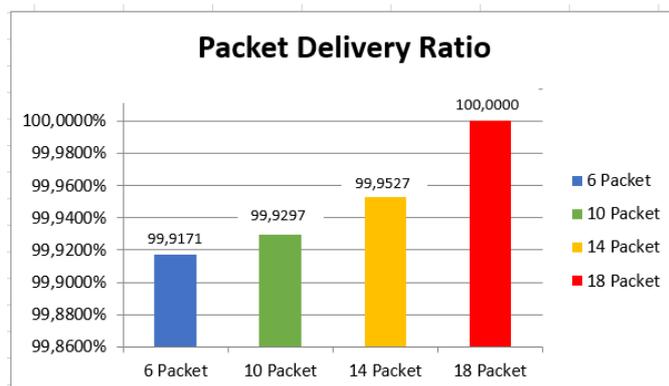
Dalam penelitian ini peneliti melakukan pengujian terhadap kinerja dari TCP Sack dengan menggunakan antrian *Random Early Detection*. Peneliti telah melakukan pengujian sebanyak empat kali dengan skema penambahan nilai *min thresh* sehingga peneliti mendapatkan data yang akan dianalisis. Pengujian terhadap parameter yang dilakukan bertujuan untuk mengetahui kinerja dari TCP Sack, parameter kinerja yang digunakan dalam penelitian ini adalah *packet delivery ratio*, *throughput*, *end to end delay* dan *packet drop*. Berikut analisis hasil yang telah dilakukan terhadap kinerja TCP Sack.

3.1 Packet Delivery Ratio

Menganalisis *packet delivery ratio* bertujuan untuk mengetahui seberapa besar jumlah paket yang berhasil diterima dari sumber pengirim paket. Perhitungan *packet delivery ratio* ditunjukkan pada Pers. (1).

$$\text{Paket delivery ratio} = \frac{\text{paket diterima}}{\text{paket dikirim}} \times 100\% \quad (1)$$

Hasil pengujian terhadap *packet delivery ratio* dari kinerja TCP Sack menggunakan antrian RED ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3 *Packet Delivery Ratio* Menggunakan Antrian RED

Dari grafik pada Gambar 3 dapat disimpulkan bahwa semakin besar nilai *min thresh* yang diberikan maka *packet delivery ratio* yang dihasilkan juga semakin besar. Pada pengujian ini nilai rata-rata yang dihasilkan untuk *packet delivery ratio* yaitu 99.95%.

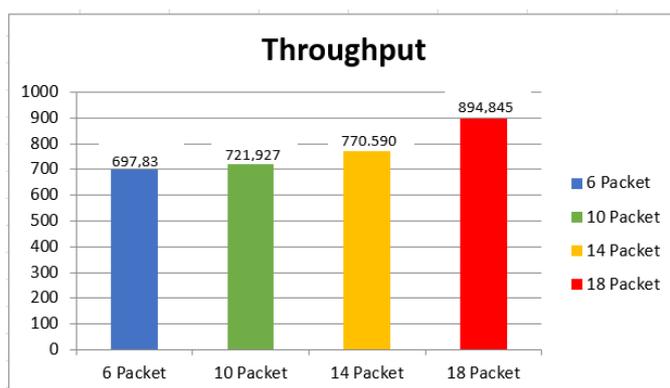


3.2 Throughput

Menganalisis parameter *throughput* pada penelitian ini bertujuan untuk mengetahui seberapa banyak paket yang dapat diterima dalam kurun waktu yang telah ditentukan. Perhitungan *throughput* ditunjukkan pada Pers. (2).

$$Throughput = \frac{\text{paket diterima}}{\text{waktu pengiriman}} \times \text{ukuran paket} \quad (2)$$

Hasil pengujian terhadap *throughput* dari kinerja TCP Sack menggunakan antrian RED Perhitungan *throughput* ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4 *Throughput* pada Antrian RED

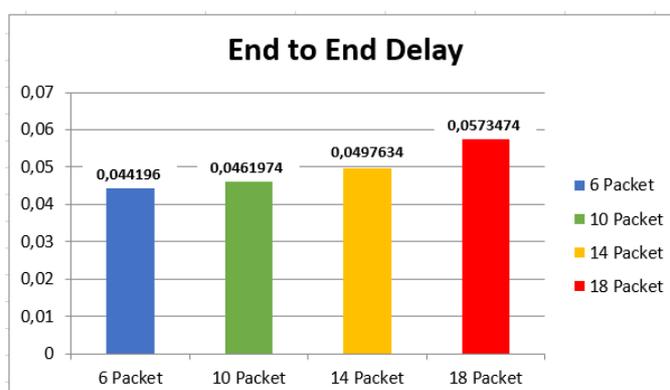
Dari grafik pada Gambar 4 dapat disimpulkan bahwa semakin besar nilai *min thresh* yang diberikan maka *throughput* yang dihasilkan juga semakin meningkat. Pada pengujian ini nilai rata-rata yang dihasilkan untuk *throughput* yaitu 771,298 Mbit.

3.3 End to End Delay

Menganalisis parameter *end to end delay* bertujuan untuk mengetahui seberapa banyak waktu yang dibutuhkan oleh sumber pengirim paket ke penerima paket. Perhitungan *end to end delay* ditunjukkan pada Pers. (3).

$$Delay = \frac{\text{waktu diterima} - \text{waktu dikirim}}{\text{jumlah paket dikirim}} \quad (3)$$

Hasil pengujian terhadap *end to end delay* dari kinerja TCP Sack menggunakan antrian RED ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5 *End to End Delay* pada Antrian RED



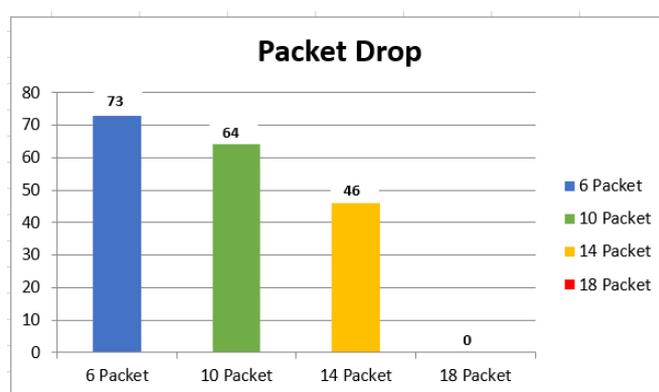
Dari grafik pada Gambar 5 dapat disimpulkan bahwa semakin besar nilai *min thresh* yang diberikan maka *end to end delay* yang dihasilkan juga semakin meningkat. Pada pengujian ini nilai rata-rata yang dihasilkan untuk *end to end delay* yaitu 0,0493761.

3.4 Packet Drop

Menganalisis parameter *packet drop* bertujuan untuk mengetahui seberapa banyak paket yang hilang saat dikirimkan dari sumber pengirim paket ke penerima paket. Perhitungan *packet drop* ditunjukkan pada Pers. (4).

$$\text{Paket drop} = \frac{\text{paket dikirim} - \text{paket diterima}}{\text{paket dikirim}} \times 100\% \quad (4)$$

Hasil pengujian terhadap *packet drop* dari kinerja TCP Sack menggunakan antrian RED ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6 *Packet Drop* pada Antrian RED

Dari grafik pada Gambar 6 dapat disimpulkan bahwa semakin besar nilai *min thresh* yang diberikan maka *packet drop* yang dihasilkan juga semakin rendah. Pada pengujian ini nilai rata-rata yang dihasilkan untuk *packet drop* yaitu 45,75.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis yang dilakukan terhadap kinerja dari TCP Sack menggunakan antrian *Random Early Detection* dengan parameter pengujian yang digunakan yaitu *packet delivery ratio*, *throughput*, *end to end delay*, dan *packet drop* didapatkan hasil dari pengujian bahwa semakin besar nilai *min thresh* yang diberikan maka hasil untuk *packet delivery ratio*, *throughput*, dan *end to end delay* yang dihasilkan juga semakin meningkat. Pada parameter pengujian *packet delivery ratio* dihasilkan nilai rata-rata yaitu 99,95%, pada parameter pengujian *throughput* dihasilkan nilai rata-rata 771,298 Mbit, sedangkan pada parameter pengujian *end to end delay* nilai rata-rata yang dihasilkan yaitu 0,0493761. Sedangkan untuk parameter kinerja dari *packet drop*, semakin besar nilai *min thresh* yang diberikan maka *packet drop* yang dihasilkan semakin rendah dengan nilai rata-rata yang didapatkan sebesar 45,75. Jadi dapat disimpulkan untuk pengujian parameter *end to end delay* maka TCP Sack masih mempunyai kinerja yang kurang baik. Sedangkan untuk pengujian terhadap parameter *packet delivery ratio*, *throughput*, dan *packet drop* TCP Sack telah memiliki kinerja yang baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Agung, H. (2017). Analisis Metode RED dan PCQ Pada Mikrotik Desa Wisata Cibuntu-Kuningan. *Jurnal Ilmiah Dasi*, 18(2), 13–18.
- Baklizi, M. (2020). Weight Queue Dynamic Active Queue Management Algorithm. *Symmetry*, 12(12), 2077. <https://doi.org/10.3390/sym12122077>



- Febriansah, M. Ibnu R. (2020). Analisis Bottleneck dan Bufferbloat pada AQM Droptail, RED dan SFQ di Komunikasi Data TCP Newreno. *Jurnal Repositor*, 2(9), 1213–1224. <https://doi.org/10.22219/repositor.v2i9.748>
- Kothari, N. J., & Dasgupta, K. S. (2006). Performance enhancement of SACK TCP protocol for wireless network by delaying fast recovery. *2006 IFIP International Conference on Wireless and Optical Communications Networks*, 5 pp. – 5. <https://doi.org/10.1109/WOCN.2006.1666618>
- Kristianto, F. P. (2017). *Analisis Unjuk Kerja TCP Sack pada Jaringan Wired*. Universitas Sanata Dharma.
- Kurniawan, Y. (2017). *Analisis Perbandingan Unjuk Kerja TCP Reno pada Router Droptail dan Random Early Detection*. Universitas Sanata Dharma.
- Minakhmetov, A., Ware, C., & Iannone, L. (2018). TCP Congestion Control in Datacenter Optical Packet Networks on Hybrid Switches. *Journal of Optical Communications and Networking*, 10(7), B71. <https://doi.org/10.1364/JOCN.10.000B71>
- Nathalia, M. (2016). *Analisis Unjuk Kerja TCP Reno Di Jaringan Single Hop Wireless Link*. Universitas Sanata Dharma.
- Nirmala, B. A. S. (2020). *Analisis Perbandingan Kinerja Tcp Dan Udp Pada Jaringan Mpls Dan Non-Mpls Dengan*. Universitas Mataram.
- Pamungkas, G. W., Yahya, W., & Nurwarsito, H. (2018). Analisis Perbandingan Kinerja TCP Vegas Dan TCP New Reno Menggunakan Antrian Random Early Detection Dan Droptail. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (J-PTIIK)*, 2(10), 3239–3248.
- Pradipta, A. G. (2015). *Analisis perbandingan unjuk kerja TCP pada koneksi wired dan wireless dengan dan tanpa sack option*. Universitas Sanata Dharma.
- Putra, A. D. (2019). *Analisis Pengaruh Congestion Control DCCP CCID 3 Terhadap TCP Westwood*. Universitas Sanata Dharma.
- Rozak, N., Prasetyo, Y., & Mulyana, R. (2017). Perancangan Enterprise Architecture Pada Fungsi Operasional Dan Pelayanan Publik Perum Bulog Divre Jawa Barat Menggunakan Framework Togaf Adm. *EProceedings of Engineering*, 4(3), 4542–4550.
- Septrijaya, J. (2019). *Pengaruh Buffer Pada TCP Vegas Terhadap TCP Westwood di Antrian Droptail dan Random Early Detection*. Universitas Sanata Dharma.
- Syaifuddin, M., Andika, B., & Ginting, R. I. (2016). Analisis Celah Keamanan Protocol TCP/IP. *Jurnal Ilmiah Sains Dan Teknologi (SAINTIKOM)*, 16(2), 130–135.
- Vinet, L., & Zhedanov, A. (2011). A 'missing' family of classical orthogonal polynomials. *Journal of Physics A: Mathematical and Theoretical*, 44(8), 085201. <https://doi.org/10.1088/1751-8113/44/8/085201>



Analisis Forensik pada *Email* Menggunakan Metode *National Institute of Standards Technology*

Imam Riadi ⁽¹⁾, Sunardi ⁽²⁾, Fitriyani Tella ^{(3)*}

¹ Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi Terapan, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta

² Teknik Elektro, Fakultas Teknik Industri, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta

³ Magister Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta
e-mail : imam.riadi@is.uad.ac.id, sunardi@mti.uad.ac.id,
fitriyani1907048012@webmail.uad.ac.id.

* Penulis korespondensi.

Artikel ini diajukan 25 Agustus 2021, direvisi 9 November 2021, diterima 9 November 2021, dan dipublikasikan 25 Mei 2022.

Abstract

Nowadays developments in information technology are growing rapidly, especially in email. Email became one that almost the whole world had. Email is one of the results of developments in information and communication. Email is widely used to exchange information by sending and receiving data, such as document files, pictures, letters, and others. So much for the crimes that often occur in emails. Email crimes that often occur among them are email spoofing. Email spoofing is a forgery that occurs in the header of the email. So, the email is sent as if it were a valid email. Email spoofing is often used in spamming activities. Crimes committed by cybercrime must leave evidence such as IP Address, sender's email, and time of sending the email. This research will do forensics on email spoofing. The research uses the Live Forensics method, where the computer is used in a powered-on state. The research also uses the NIST (National Institute of Standards Technology) research flow. The email that will be analyzed is in the email header section using 3 tools, namely tracer email analyzer, email dossier, and mail header analysis. This analysis will compare and check the accuracy of the email headers using these tools. Emails suspected of email spoofing will be proven using tools. Based on the 'form received' and 'Message-ID' headers. Based on the results, the tool that meets the value after the analysis is tracer email analysis.

Keywords: *Email Spoofing, Header Email, Live Forensics, NIST, Three Tools*

Abstrak

Saat ini perkembangan teknologi informasi berkembang pesat terutama pada email. Email menjadi salah satu yang hampir seluruh dunia memilikinya. Email merupakan salah satu hasil dari perkembangan dalam informasi dan komunikasi. Email banyak digunakan untuk bertukar informasi dengan mengirim dan menerima data, seperti file dokumen, gambar, surat dan lain-lain. Sehingga banyak menimbulkan kejahatan yang terjadi pada email. Kejahatan email yang sering terjadi yaitu email spoofing. Email spoofing merupakan pemalsuan yang terjadi pada bagian header email. Sehingga email yang dikirim seolah-olah berasal adalah email yang valid. Email spoofing sering digunakan dalam aktivitas spamming. Kejahatan yang dilakukan oleh cyber-crime pasti meninggalkan barang bukti seperti IP Address, email pengirim maupun waktu pengiriman email. Penelitian ini akan melakukan forensic pada email spoofing. Penelitian menggunakan metode Live Forensics, di mana komputer digunakan dalam keadaan menyala. Penelitian juga menggunakan alur penelitian NIST (National Institute of Standards Technology). Email yang akan dianalisis yaitu pada bagian header email dengan menggunakan 3 tools yaitu tracer email analyzer, email dossier dan mail header analysis. Analisis ini akan membandingkan dan memeriksa keakuratan pada header email menggunakan tools tersebut. Email yang diduga email spoofing akan dibuktikan menggunakan tools. Berdasarkan header 'form received' dan 'message-ID'. Berdasarkan hasil yang dilakukan tools yang memenuhi value setelah dilakukan analisis adalah tracer email analysis.

Kata Kunci: *Email Spoofing, Header Email, Live Forensics, NIST, Tiga Tools*



1. PENDAHULUAN

Internet merupakan bagian dari perkembangan teknologi, internet memberikan banyak dampak perubahan besar bagi masyarakat. Sejak adanya covid-19 segala aktivitas manusia telah berganti menjadi aktivitas digital di dunia internet mulai dari sekolah, perkantoran maupun yang lainnya (Putra, 2016). Salah satu yang banyak digunakan dunia adalah *email*. *Email* merupakan aplikasi yang sangat populer dan digunakan setiap hari untuk pribadi, bisnis atau untuk yang resmi (Chhabra & Bajwa, 2012).

Jumlah pengguna *email* yang meningkat tentu membawa dampak positif dan negatif pada dunia internet. Salah satu dampak negatif yang sering bermunculan adalah beberapa orang pengguna *email* melakukan kejahatan digital (Yudhana et al., 2018). Kemudahan *email* yang ditawarkan terdapat ancaman yang cukup serius yaitu dengan memanfaatkan *email* sebagai media untuk melakukan tindak kejahatan di dunia *cyber* (Sutisna, 2018).

Salah satu kejahatan yang sering terjadi adalah *spoofing email*. *Spoofing* adalah *email* yang dipalsukan dan dikirim seolah-olah berasal dari sumber yang dapat dipercaya (Nadzifan et al., 2018). Para pelaku *spoofing* melakukan manipulasi data yang dilakukan pada *header email* untuk menyamar sebagai pengguna *email* yang sah. Laporan intelijen Symnatec melaporkan bahwa 68% dari semua *email* adalah spam, satu dari 358,2 *email* diidentifikasi sebagai *email phishing* dan 274,0 *email* berisi *malware* (Mishra et al., 2012).

Email spoofing digunakan pelaku untuk menyembunyikan alamat *email* yang asli dengan mengubah beberapa *field* pada *email* seperti "*from*", "*return-path*" dan "*reply to*". Sehingga *email* terlihat seperti *email* yang asli dan dapat mengelabui penerima yang kurang paham terhadap *email* dan terjebak dalam skenario yang telah dibuat oleh pelaku (Hoiriyah et al., 2016).

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisa *email* yang diduga merupakan *email spoofing*. Mengumpulkan barang bukti dari *header email* yang mendukung proses analisis untuk melacak pelaku *spoofing*. *Header* akan menunjukkan email server asal, sehingga dibutuhkan penanganan forensik terhadap tindak kejahatan yang melibatkan *email* tersebut. Forensik dilakukan menggunakan *tools* forensik yaitu *iptrackonline*, *domain dossier* dan *tracer email analyzer*. Penelitian menggunakan satu studi kasus dan akan dianalisis menggunakan ketiga *tools* tersebut. Sehingga ditemukan keakuratan menemukan barang bukti berdasarkan hasil analisis dari *tools* forensik yang digunakan.

Digital forensik adalah ilmu yang mempelajari tentang cara untuk menangani berbagai kejahatan dalam dunia *cyber* (Kurniawan & Prayudi, 2014). Forensik digital adalah ilmu yang digunakan untuk mengumpulkan, memverifikasi, mengidentifikasi, menganalisis, menafsirkan, mendokumentasikan dan mempresentasikan bukti digital yang diperoleh dari sumber digital dengan tujuan membantu memprediksi perilaku yang menghambat jalannya analisis yang direncanakan (Rizal, 2018).

Forensik jaringan adalah kegiatan untuk merekam dan menganalisa peristiwa yang terjadi dalam jaringan untuk menemukan sumber serangan dan peristiwa lainnya (Fahana et al., 2017). Forensik jaringan berkaitan dengan perubahan data dan berakar dari keamanan jaringan dan deteksi penyusupan. Forensik komputer juga merupakan ilmu baru dalam bidang komputer sedangkan forensik jaringan merupakan ilmu yang dalam hal teknologi masih dalam tahap pertumbuhan (Putri & Istiyanto, 2013).

Email adalah sebuah metode untuk melakukan komunikasi untuk mengirimkan pesan dalam bentuk digital. *Email* terdiri dari dua bagian utama yaitu *header* dan *body email* (Nugroho et al., 2016). Pesan *email* dikirim melalui internet. Sebuah pesan yang mencakup isi, alamat pengirim dan alamat email yang akan dikirim. *Email* adalah satu-satunya aplikasi internet yang digunakan untuk semua pengguna internet (Nadzifan et al., 2018).



Live forensics adalah metode yang menyimpan hampir semua penggunaan sistem dalam RAM, *file paging*, *file* hibernasi dan *file crash dump*. Sehingga harus dijalankan dalam keadaan sistem belum mati (Yudhana et al., 2019).

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan untuk menganalisis bukti forensik pada *email* atau tahapan untuk mendapatkan informasi dari bukti digital adalah dengan metode NIST (*National Institute of Standards Technology*) (Yudhana et al., 2018). Langkah-langkah metode ini diimplementasikan dan dapat dilihat dalam proses penyelidikan secara terstruktur dan digunakan sebagai acuan untuk memecahkan masalah yang ada (Syahib et al., 2020). Adapun tahapan metode dapat dilihat pada Gambar 1.

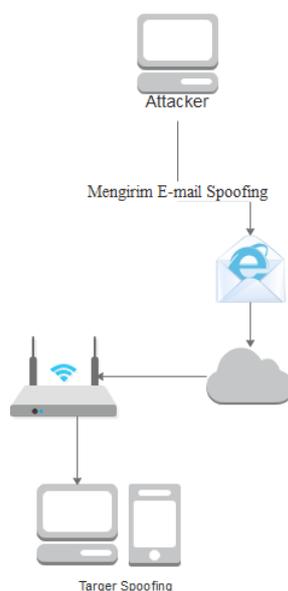


Gambar 1 Metode NIST

Berdasarkan pada Gambar 1, pada tahap *collection* yaitu melakukan alur atau simulasi yang akan digunakan untuk analisis. Selain itu *tools* yang digunakan berkaitan dengan *email spoofing*. Tahap *examination* melakukan pengolahan data yang telah dikumpulkan secara forensik dengan menggunakan skenario atau simulasi yang dilakukan. Tahapan *analysis* melakukan hasil pemeriksaan dengan menggunakan *tools* forensik. Tahap *reporting* yaitu hasil analisis yang mencakup deskripsi tindakan forensik yang diambil (Anwar & Riadi, 2017). Jika langkah sebelumnya belum dilakukan atau gagal, maka langkah selanjutnya tidak dapat dilanjutkan. Metode ini akan membantu untuk mengembangkan kerangka kerja.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengoleksian barang bukti dalam penelitian ini menggunakan *tools* yaitu Email Dossier, Tracer Email Analyzer dan Iptrackonline. Proses pengambilan *email* dilakukan menggunakan simulasi sebagai serangan untuk melakukan *email spoofing*, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.

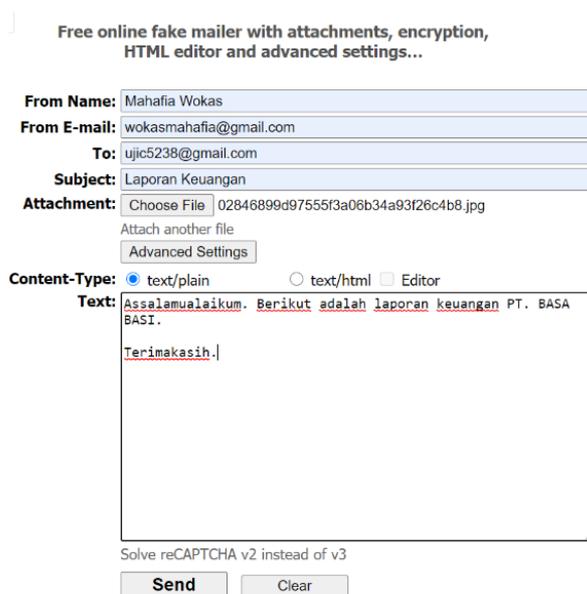


Gambar 2 Alur Simulasi *Email Spoofing*



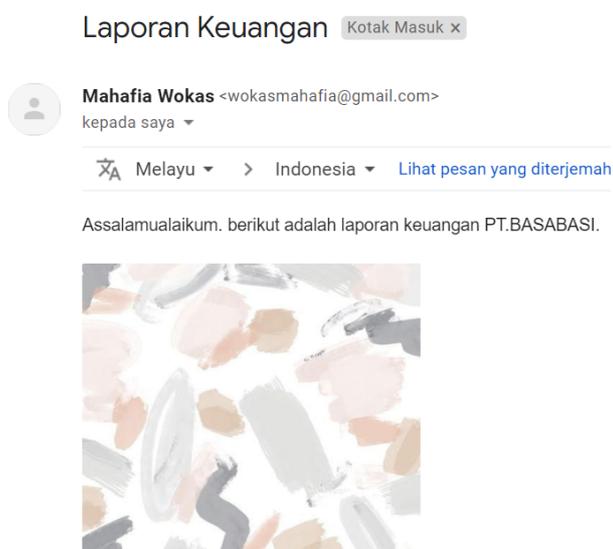
Pada Gambar 2 merupakan alur simulasi dari *email spoofing*. Hal pertama yang dilakukan adalah membuat *email* palsu dan mengirimkan kepada korban seolah-olah *email* yang dikirim berasal dari pemilik *email* yang asli. Setelah *email* diterima oleh korban, kemudian dari bukti *email* tersebut akan dilakukan analisis menggunakan ketiga *tools* tersebut.

Proses pengiriman *email* menggunakan *tools Emkei'z fake emails*. Pengirim *email* korban adalah *wokasmahafia@gmail.com* dan *email* pelaku yaitu *ujic5238@gmail.com*. *Email* yang dikirim berisikan laporan keuangan dari PT. BASA BASI, dapat dilihat pada Gambar 3.



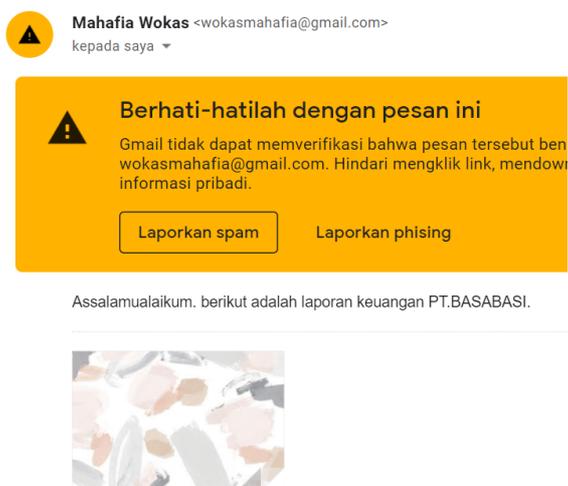
Gambar 3 Pengiriman Email Spoofing

Proses pengiriman *email* yang pertama dilakukan adalah melakukan pengiriman *email* menggunakan *email* yang asli yaitu menggunakan situs resmi gmail.com. Selanjutnya menggunakan *tools Emkei'z fake emails* untuk pengiriman *email spoofing*. Sedangkan pada Gambar 4 dan 5 merupakan isi *field email* yang terima dari pelaku kepada korban.



Gambar 4 Field Email yang Valid





Gambar 5 *Field Email Spoofing*

Jika diperhatikan pada Gambar 4 dan Gambar 5 hampir tidak perbedaan isi *field* antara kedua *email* tersebut. Isi *field* kedua *email* terlihat nampak identik. Namun jika dianalisis Kembali, *email* tersebut terdapat perbedaan yang datang dari orang yang mengirimkan *email* atau dari alamat *email* yang berbeda ataupun tempat yang berbeda. Bukti lainnya dapat dilihat dari *header* kedua *email* tersebut.

Pesan Asli

ID Pesan	<20210624131023.7A3F924190@emkei.cz>
Dibuat pada:	24 Juni 2021 22.10 (Dikirim setelah 1 detik)
Dari:	Mahafia Wokas <wokasmahafia@gmail.com>
Kepada:	ujjc5238@gmail.com
Subjek:	Laporan Keuangan
SPF:	SOFTFAIL dengan IP 101.99.94.155 Pelajari lebih lanjut
DMARC:	'FAIL' Pelajari lebih lanjut

Gambar 6 *Header Email Spoofing*

ID Pesan	<CAHntWvE5ij4cOv43OXp2uBNBSDOdgua-begU+Wx_Ya8xouahjg@mail.gmail.com>
Dibuat pada:	25 Juni 2021 23.03 (Dikirim setelah 7235 detik)
Dari:	Mahafia Wokas <wokasmahafia@gmail.com>
Kepada:	ujjc5238@gmail.com
Subjek:	Laporan Keuangan
SPF:	PASS dengan IP 209.85.220.41 Pelajari lebih lanjut
DKIM:	'PASS' dengan domain gmail.com Pelajari lebih lanjut
DMARC:	'PASS' Pelajari lebih lanjut

Gambar 7 *Header Email Asli*

Merujuk pada Gambar 6 *email spoofing* yang dikirimkan oleh pelaku pada ID pesan *spoofing* tersebut dikirimkan melalui *emkei's fake emails* bukan dari Gmail. Sedangkan pada Gambar 7, *email* tersebut merupakan *email* asli yang dikirimkan langsung melalui situs Gmail. Maka dapat diidentifikasi bahwa *email* yang diterima merupakan *email spoofing*.



Selanjutnya akan dilakukan pengujian terhadap *email spoofing* tersebut. Analisis pertama yang dilakukan menggunakan *tools mail header analysis* seperti pada Gambar 8.

Mail header analysis			
Address Details			
Mail From:	wokasmahafia@gmail.com	Mail To:	ujic5238@gmail.com
Mail From Name:	Mahafia Wokas	Reply To:	
Message Details			
Subject:	Laporan Keuangan	Content-Type:	image/jpeg name=02846899d97555f3a06b34a93f26c4b8.jpg
Date:	Fri, 25 Jun 2021 23:03:19 +0900	UTC Date:	Fri Jun 25 14:03:19 2021
MessageID:	CAHmWvE5ij4cOv43OXp2uBNBSDOdgua-begU+Wx_Ya8xouahjg@mail.gmail.com		
Message Transfer Agent (MTA) - Transfer Details			
Mail Server From:	mail-sor-f41.google.com	Mail Server To:	mx.google.com
Mail Server From IP:	209.85.220.41	Mail Server To IP:	209.85.202.26
Mail Country From:	UNITED STATES	Mail Country To:	UNITED STATES
AS Name From:	GOOGLE	AS Name To:	GOOGLE
AS Number From:	AS15169	AS Number To:	AS15169
Distance (All Hops/Summary):	0 0.00 KM	Hops (All/Public):	4 / 1
MTA Encryption	Poor (*)	Delivery Time:	0 days, 0 hours, 0 min, 1 sec
Your IP:	103.19.180.1	Your GeoLoc:	Lat:-7.8035 Lon:110.3646

Gambar 8 Hasil Menggunakan *Mail Header Analysis*

Pada Gambar 8 hasil pengujian menunjukkan bahwa *tools mail header analysis* dapat menampilkan informasi dari *header email* berupa *email* pengirim dan penerima, subjek dari *email*, tanggal pengiriman *email* dan alamat IP dari *server* pengirim *email* dan lokasinya. Selain itu juga ditampilkan informasi *MessageID* dari *email* yang dikirimkan, nama *server* pengirim dan penerima *email*, dan lama waktu pengiriman. Terlihat bahwa *email* dikirimkan dari alamat *ujic5238@gmail.com* kepada *wokasmahafia@gmail.com* dengan subjek “Laporan keuangan”. *Email* dikirimkan pada 25 Juni 2021 jam 23:03 WIB.

Selanjutnya analisis menggunakan *tools* kedua yaitu *email dossier*. Cara kerja dari *tools* ini yaitu dengan memasukkan IP yang akan diuji. Pengujian menggunakan *email dossier* ditemukan adanya *IP address* pengirim dan nama *server*. Menunjukkan daerah dan negara email tersebut dikirim diantaranya menunjukkan *address* pengirim, email pengirim dan admin. Dilihat pada Gambar 9.

```
irt: IRT-SHINJIRU-MY
address: 19-2, Wisma Laxton, Jln Desa, Tmn Desa, Jln Klang Lama,, Kuala Lumpur
e-mail: noc@shinjiru.com.my
abuse-mailbox: abuse@shinjiru.com.my
admin-c: STSB2-AP
tech-c: STSB2-AP
auth: # Filtered
remarks: noc@shinjiru.com.my was validated on 2021-01-20
remarks: abuse@shinjiru.com.my was validated on 2021-02-24
mnt-by: MAINT-SHINJIRU-MY
last-modified: 2021-02-24T02:03:19Z
source: APNIC
```

Gambar 9 Hasil Menggunakan *Email Doisser*



Pengujian menggunakan *tracer email*. Hasil pengujian menunjukkan *email* yang masuk berasal dari Malaysia dan dengan nama perusahaan yang sama seperti pengujian *tools* sebelumnya. Hasil pengujian dapat dilihat pada Gambar 10.

IP Address	101.99.94.155
Country	 Malaysia
Region & City	Wilayah Persekutuan Kuala Lumpur, Kuala Lumpur
Coordinates	3.141200, 101.686530 (3°8'28"N 101°41'12"E)
ISP	Shinjiru Technology Sdn Bhd
Local Time	14 Jul, 2021 03:11 PM (UTC +08:00)
Domain	shinjiru.com.my
Net Speed	(COMP) Company/T1
IDD & Area Code	(60) 03
ZIP Code	50480
Weather Station	Kuala Lumpur (MYXX0008)
Mobile Carrier	-
Mobile Country Code (MCC)	-
Mobile Network Code (MNC)	-

Gambar 10 Hasil Menggunakan Tracer Email Analyzer

Berdasarkan dari ketiga *tools* yang digunakan dan telah dilakukan analisis terhadap *email spoofing*. Maka dapat diketahui perbedaan hasil dari *tools* yang telah digunakan pada Tabel 1.

Tabel 1 Hasil Perbandingan Tools

Analisa	Tracer email analyzer	Email dossier	Mail header analysis
Server email	√	√	√
Message-Id	√	√	√
Received Form	√	√	-
Received From user	√	-	√
source IP address	√	√	√
Host Address	√	-	√
Data sent	√	√	√
Country	√	-	√
Browser sent email	√	-	-
Host name	√	√	√

Berdasarkan Tabel 1 yang menjelaskan hasil dari email *spoofing* berdasarkan *tools forensics* yang digunakan yaitu *tracer email analyzer*, *mail header analysis* dan *email dossier*. Ketiga *tools* tersebut menjelaskan proses analisis pada *email spoofing* dapat dibuktikan dari mana *email* tersebut dikirim, *IP address* pengirim, alamat, *domain email*. Sehingga menunjukkan bahwa tingkatan analisis yang sangat baik adalah *tracer email analyzer*. Sehingga dikatakan bahwa *email* yang telah dianalisis adalah benar merupakan *spoofing email*.

Dikatakan *tools tracer email analyzer* lebih baik karena berdasarkan hasil analisis untuk mendapatkan barang bukti dengan menggunakan *Email tracer analyzer*. *Email tracer analyzer* dapat menemukan informasi yang dapat dijadikan barang bukti, diantaranya adalah domain pelaku yaitu *email* dari mana dan *IP address* si pengirim, *email* yang dikirim telah melalui beberapa *email address* yang lain, subjek *email*, Tanggal *email* dikirim dan diterima dan *web browser email*. Sedangkan pada *email dossier* hanya ditemukan informasi berupa barang bukti diantaranya *ip address* pengirim dan nama *servernya*, daerah atau negara *email* berasal dan *IP address* pengirim, *email* pengirim dan admin. *Mail header analysis* hanya ditemukan barang bukti berupa *email* pengirim dan penerima, subjek dari *email*, tanggal pengiriman *email* dan alamat IP dari *server* pengirim *email* dan lokasinya.



4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang dilakukan untuk mengetahui ciri-ciri dari *email spoofing*. *Email* yang mudah dipalsukan adalah pada bagian *header email*. Penelitian dengan menggunakan metode *live forensics* dan NIST, dimana komputer tetap dalam keadaan menyala. Analisis yang dilakukan adalah pada bagian *header email* yang rinci pada *email* yang diterima. Proses pengujian menggunakan *tools forensics* berjalan dengan baik. *Tools* yang digunakan adalah *mail header analysis*, *email dossier* dan *tracer email analyzer*. *Tools* yang digunakan menghasilkan barang bukti *email spoofing* yang telah melewati pengujian dengan *value tools* yang sangat baik adalah *tracer email analyzer*. Dari hasil penelitian tersebut, dapat dijadikan barang bukti sehingga perlu dilakukan analisis lebih jauh sehingga perlu dilakukan analisis lebih jauh agar mendapatkan hasil barang bukti forensik yang lebih relevan.

DAFTAR PUSTAKA

- Anwar, N., & Riadi, I. (2017). Analisis Investigasi Forensik WhatsApp Messenger Smartphone Terhadap WhatsApp Berbasis Web. *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer Dan Informatika*, 3(1), 1. <https://doi.org/10.26555/jiteki.v3i1.6643>
- Chhabra, G. S., & Bajwa, D. S. (2012). Review of E-mail System, Security Protocols and Email Forensics. *International Journal of Computer Science & Communication Networks*, 5(3), 201–211.
- Fahana, J., Umar, R., & Ridho, F. (2017). Pemanfaatan Telegram sebagai Notifikasi Serangan untuk Jaringan Forensik. *QUERY: Jurnal Sistem Informasi*, 1(2), 6–14.
- Hoiriyah, Sugiantoro, B., & Prayudi, Y. (2016). Investigasi Forensik Pada Email Spoofing Menggunakan Metode Header Analysis. *Jurnal DASI*, 17(4), 20–25.
- Kurniawan, A., & Prayudi, Y. (2014). Teknik Live Forensics Pada Aktivitas Zeus Malware Untuk Mendukung Investigasi Malware Forensics. *HADFEX (Hacking and Digital Forensics Exposed)*, 1–5.
- Mishra, P., Pilli, E. S., & Joshi, R. C. (2012). Forensic Analysis of E-mail Date and Time Spoofing. *2012 Third International Conference on Computer and Communication Technology, November*, 309–314. <https://doi.org/10.1109/ICCCT.2012.69>
- Nadzifan, A. M., Nazihullah, F., & S. S. (2018). Aplikasi untuk Deteksi Adanya Spoof pada Email. *SISTEMASI*, 7(3), 268. <https://doi.org/10.32520/stmsi.v7i3.380>
- Nugroho, N. B., Azmi, Z., & Arif, S. N. (2016). Aplikasi Keamanan Email Menggunakan Algoritma RC4. *Jurnal SAINTIKOM*, 15(3), 81–88.
- Putra, E. N. (2016). Pengiriman E-Mail Spam Sebagai Kejahatan Cyber di Indonesia. *Jurnal Cakrawala Hukum*, 7(2), 169–182. <https://doi.org/10.26905/ijch.v7i2.1906>
- Putri, R. U., & Istiyanto, J. E. (2013). Analisis Forensik Jaringan Studi Kasus Serangan SQL Injection pada Server Universitas Gadjah Mada. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 7(1), 101–112. <https://doi.org/10.22146/ijccs.2157>
- Rizal, R. (2018). *Network Forensics untuk Mendeteksi Serangan Flooding pada Perangkat Internet of Things (IoT)*. Universitas Islam Indonesia.
- Sutisna, M. A. (2018). Analisa Forensik pada email spoofing. *Jurnal Teknologi Terpadu*, 4(1), 38–43. <https://doi.org/10.54914/jtt.v4i1.104>
- Syahib, M. I., Riadi, I., & Umar, R. (2020). Akuisisi Bukti Digital Aplikasi Viber Menggunakan Metode National Institute of Standards Technology (NIST). *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer Dan Informatika)*, 4(1), 170. <https://doi.org/10.30645/j-sakti.v4i1.196>
- Yudhana, A., Riadi, I., & Anshori, I. (2018). Analisis Bukti Digital Facebook Messenger Menggunakan Metode Nist. *IT Journal Research and Development*, 3(1), 13–21. [https://doi.org/10.25299/itjrd.2018.vol3\(1\).1658](https://doi.org/10.25299/itjrd.2018.vol3(1).1658)
- Yudhana, A., Riadi, I., & Zuhriyanto, I. (2019). Analisis Live Forensics Aplikasi Media Sosial Pada Browser Menggunakan Metode Digital Forensics Research Workshop (DFRWS). *TECHNO*, 20(2), 125–130. <https://doi.org/10.30595/techno.v20i2.4594>



Comparative Study of *K-Means* Clustering Algorithm and *K-Medoids* Clustering in Student Data Clustering

Qomariyah⁽¹⁾, Maria Ulfah Siregar^{(2)*}

^{1,2} Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sunan Kalijaga, Yogyakarta

² Magister Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sunan Kalijaga, Yogyakarta
e-mail : qomariyah.app@gmail.com, maria.siregar@uin-suka.ac.id.

* Penulis korespondensi.

Artikel ini diajukan 15 September 2021, direvisi 10 Desember 2021, diterima 11 Desember 2021, dan dipublikasikan 25 Mei 2022.

Abstract

Universities as educational institutions have very large amounts of academic data which may not be used properly. The data needs to be analyzed to produce information that can map the distribution of students. Student academic data processing utilizes data mining processes using clustering techniques, *K-Means* and *K-Medoids*. This study aims to implement and analyze the comparison of which algorithm is more optimal based on the cluster validation test with the *Davies Bouldin Index*. The data used are academic data of UIN Sunan Kalijaga students in the 2013-2015 batch. In the *K-Means* process, the best number of clusters is 5 with a DBI value of 0.781. In the *K-Medoids* process, the best number of clusters is 3 with a DBI value of 0.929. Based on the value of the DBI validation test, the *K-Means* algorithm is more optimal than the *K-Medoids*. So that the cluster of students with the highest average GPA of 3,325 is 401 students.

Keywords: *Data Mining, Data Pre-Processing, Validation Test, Davies Bouldin Index, Optimal*

Abstrak

Perguruan tinggi sebagai institusi pendidikan memiliki data akademik dalam jumlah yang sangat besar, yang mungkin saja data tersebut belum dimanfaatkan dengan baik. Pada data tersebut perlu dilakukan analisis untuk dihasilkannya informasi yang bisa memetakan persebaran mahasiswa. Pengolahan data akademik mahasiswa memanfaatkan proses *data mining* dengan menggunakan teknik *clustering* yaitu *K-Means* dan *K-Medoids*. Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan dan menganalisis perbandingan algoritma tersebut mana yang lebih optimal berdasarkan uji validasi kluster dengan *Davies Bouldin Index*. Adapun data yang digunakan adalah data akademik mahasiswa UIN Sunan Kalijaga tahun angkatan 2013–2015. Pada proses *K-Means* mendapatkan jumlah kluster terbaik yaitu 5 dengan nilai DBI sebesar 0,781. Pada proses *K-Medoids* mendapatkan jumlah kluster terbaik yaitu 3 dengan nilai DBI sebesar 0,929. Berdasarkan nilai uji validasi DBI bahwa algoritma *K-Means* lebih optimal dari *K-Medoids*. Sehingga kluster mahasiswa dengan rata-rata IPK tertinggi sebesar 3,325 sejumlah 401 mahasiswa.

Kata Kunci: *Data Mining, Pra-Pemrosesan Data, Uji Validasi, Davies Bouldin Index, Optimal*

1. INTRODUCTION

The abundance of data sets is the accumulation of transaction data recorded for years. So it is interesting to process the data into useful and useful information and knowledge. Universities as educational institutions have very large amounts of student academic and administrative data, which may not be used properly (especially in the preparation of evaluations). On data student academics that accumulate from year to year need to do analysis to be able to open up opportunities to generate information in the manufacture of decisions.

Data mining is a term used to describe the discovery of knowledge in databases. Data mining is a process that uses statistics, mathematics, artificial intelligence, and machine learning to extract and identify useful information and knowledge that is assembled from various large databases (Kusrini & Taufiq, 2019). Study Comparison is a study conducted to compare variables (objects



of research), between different subjects or at different timestamps to find cause-and-effect relationships (Sudijono, 2010). The study comparison is similar to the simulation method. One of the research performed simulation methods is the research of Nurhayati, et al which analyses K-Means and K-Medoids' performance (Nurhayati et al., 2018).

The *K-Means* method is a clustering method that is quite simple and common in its use (Santosa, 2007). *K-Means* is often used in clustering problems (Kharisma & Yazid, 2018) because it has the ability to group data in large enough quantities and with relatively fast and efficient computation time. *K-Means* uses objects in a collection of objects that represent a cluster with an average value, while objects that represent a cluster in the *k-Medoid* method are medoid. So *K-Medoids* Clustering or Partitioning Around Method is a clustering method that is a variant of the *K-Means* Clustering method (Sindi et al., 2020). In this study, the author will implement and analyze the comparison of which algorithm is more optimal based on the cluster validation test with the Davies Bouldin Index (DBI). DBI is a metric to evaluate the results of the clustering algorithm (Davies & Bouldin, 1979). By using DBI, a cluster will be considered to have an optimal clustering scheme that has a minimum DBI (Farissa et al., 2021).

According to Ruaika (2019), the *K-Means* method is a clustering method that is quite simple and common in use. In every research that has been done on the clustering method, the problem which has not been discussed is the preprocessing stage of outlier removal because an object with a large value may automatically substantially deviate from the distribution of the data. Therefore, deletion outliers are contained in the dataset with the *k-Nearest Neighbors* algorithm (kNN).

The *K-Medoids* algorithm emerged as a solution to the algorithm's weaknesses in outlier-sensitive *K-Means* due to an object with a large value that may substantially deviate from the data distribution (Farissa et al., 2021). The definition of an outlier is observational data that has extreme values in univariate and multivariate (Alhamdani et al., 2021). Mark extreme in the observation data is a value that is different from some other values in a group.

The existence of outliers in the dataset can cause low accuracy results in the classification process. Outliers in the dataset can be removed at the stage of classification algorithm pre-processing (Sugriyono & Siregar, 2020). Furthermore, to eliminate datasets containing outliers, pre-processing is carried out with outlier removal with the *k-Nearest Neighbors* (kNN) algorithm. In every research that has been done on the clustering method, the problem that has not been discussed is the outlier removal pre-processing stage because an object with a large value may automatically substantially deviate from the distribution of the data. Therefore, deletion outliers are contained in the dataset with kNN.

In this study, the authors used academic data for students of the Faculty of Science and Technology of UIN Sunan Kalijaga class of 2013-2015. The academic data attributes used are school origin, place of residence, the final cumulative student index (GPA), and the student's study period. Data will be processed using the *K-Means* Clustering algorithm and *K-Medoids* Clustering. With this research, it is also hoped that it can help related parties who need information analysis of student distribution maps.

2. METHODS

The method used is *K-Means* clustering and *K-Medoids* clustering to generate information that can map the distribution of students. Data used is the student data of the Faculty of Science and Technology of UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta batch 2013-2015. The data that can be collected is 1557 data. Then the pre-processing stage is changing the data format without changing the data content so that it is easy to process. The data that has gone through the pre-processing stage is then processed using the *K-Means* clustering and *K-Medoids* clustering algorithms. The implementation of the algorithm will be processed using the Python programming language and RapidMiner tool. Then the analysis stage shows the value of the Davies Bouldin Index (DBI) as the best reference for grouping clusters (Supriyadi et al., 2021). The test is carried out by



determining the number of clusters 2, 3, 4, 5, and 6. The method aims to maximize the inter-cluster distance and minimize the intra-cluster distance. Clusters that are considered to have an optimal clustering scheme are those that have a minimum DBI value. On the other hand, a confusion matrix is usually used to evaluate the performance of machine learning algorithms (Fitriyadi, 2021). The variable used is a student area, school origin, cumulative grade point (GPA), and student study period. Examples of raw data can be seen in Table 1.

Table 1 Training Data

Province	School	Period (semester)	GPA
D.I Yogyakarta	SMA	13	3,62
Jawa Tengah	MA	10	3,00
D.I Yogyakarta	SMK	8	2,98
Jawa Timur	MA	8	3,56
D.I Yogyakarta	SMA	9	3,33
Jawa Barat	SMA	11	3,34
Jawa Barat	MA	8	2,50
Jawa Tengah	SMA	8	3,25
Jawa Tengah	SMA		3,25
Jawa Timur		10	3,33

The flow of the *K-Means* and *K-Medoids* algorithm is shown in Figure 1 and 2.

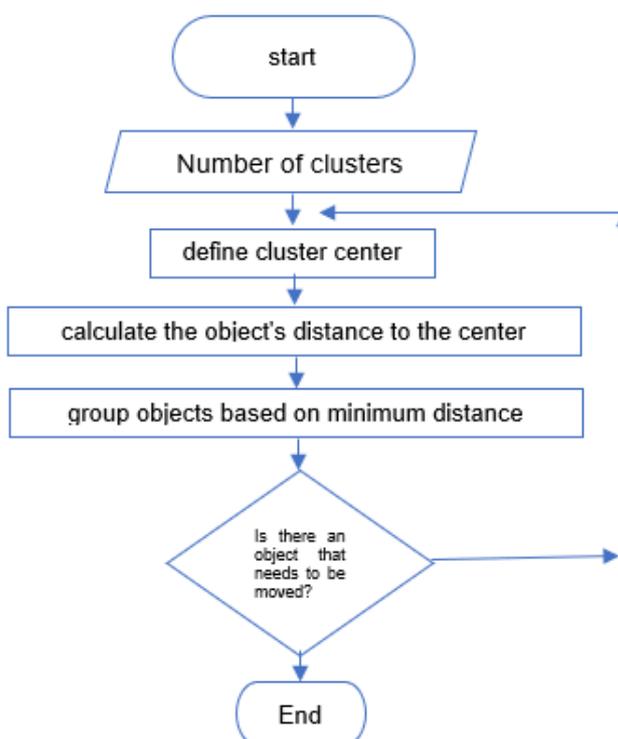


Figure 1 The Flow of the *K-Means* Algorithm



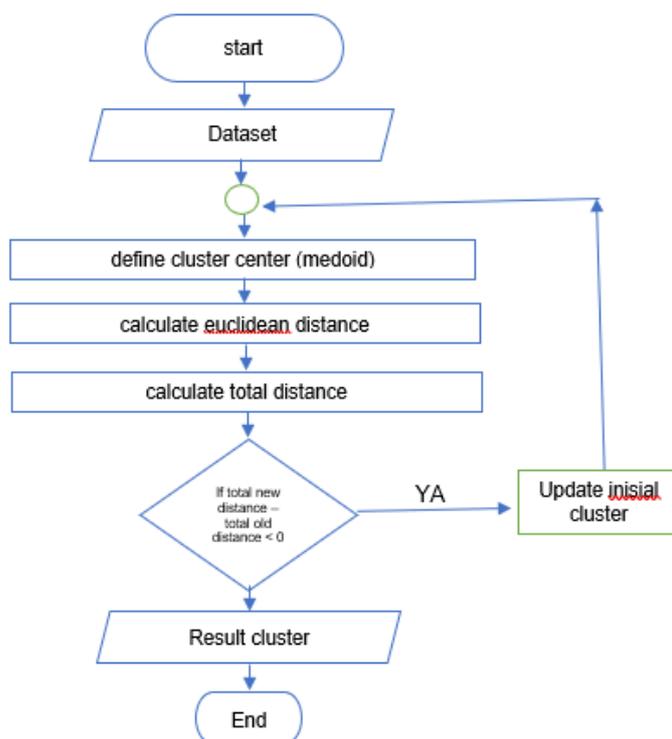


Figure 2 The Flow of the *K-Medoids* Algorithm

3. RESULTS AND DISCUSSION

Several stages that are carried out in this research are as follows:

3.1 Data Collection

The data used are student data of UIN Sunan Kalijaga class of 2013–2015. The data was obtained from the Student Affairs section of UIN Sunan Kalijaga. The data contains 1557 student data consisting of several data attributes, including NIM, address, sub-district, district, province, study program & architecture, school origin, number of study periods, and GPA.

3.2 Data Preprocessing

Data preprocessing (preprocessing) is a step carried out to prepare and process the raw data that has been obtained so that the data can be processed at the next stage optimally. Data preprocessing could transform unstructured data into structured data (Oktarina et al., 2020). Following are the stages of data pre-processing (Susanto, 2013).

3.2.1 Data Reduction

Data reduction is applied to reduce the size of the data by combining or eliminating data, dimensions, and attributes that are not needed. After the raw data were analyzed, there were still attribute data that were not needed in this study. Therefore, researchers reduce some attributes that are not used. So that the final result of the reduction process is the attribute data of the student's NIM, the student's school origin, the student's province of origin, the number of semesters taken by the student, and the student GPA with a total of 1557 students.



3.2.2 Data Integration

Data integration is merging data from various databases into one new database or making data into a single source file. This integration process must be carried out if the data source to be processed has several files. In collecting data in this study, researchers obtained one data source in excel format. The data has been integrated into one data source and is in accordance with the needs of this research, making it easier for the next process.

3.2.3 Data Cleaning

Data cleaning is a process of removing noise, correcting inconsistent data, and filling in missing value data. Such as blank data, duplication of data, data typos, missing letters, or excess letters, and so on. In this data, there are still 181 missing value data on the school origin attribute. Then replace the missing value data with the mode of the school origin attribute data. Many factors lead to inconsistent data. In addition to missing value data, there are data typos in writing the attribute data from schools and provinces. This causes the data processing process to be less than optimal, so researchers must find and change the data so that it can be processed further optimally.

3.2.4 Data Transformation

Table 2 The Label of Province

No.	Student Province Origin	Frequency	Label
1	Bali	5	0
2	Banten	16	1
3	Bengkulu	7	2
4	D.I Aceh	4	3
5	D.I Yogyakarta	424	4
6	D.K.I Jakarta	11	5
7	Jambi	14	6
8	Jawa Barat	112	7
9	Jawa Tengah	583	8
10	Jawa Timur	191	9
11	Kalimantan Barat	5	10
12	Kalimantan Selatan	4	11
13	Kalimantan Tengah	8	12
14	Kalimantan Timur	6	13
15	Kalimantan Utara	3	14
16	Kep.Bangka Belitung	16	15
17	Kepulauan Riau	12	16
18	Lampung	33	17
19	Luar Negeri	3	18
20	Maluku	1	19
21	Nusa Tenggara Barat	20	20
22	Nusa Tenggara Timur	3	21
23	Papua Barat	1	22
24	Riau	22	23
25	Sulawesi Barat	1	24
26	Sulawesi Selatan	8	25
27	Sulawesi Tengah	2	26
28	Sulawesi Tenggara	3	27
29	Sumatera Barat	7	28
30	Sumatera Selatan	16	29
31	Sumatera Utara	16	30



Table 3 The Label of School Origin

No.	School Origin	Frequency	Label
1	MA	532	0
2	SMA	906	1
3	SMK	119	2

Data transformation functions to change data into a suitable format for processing in data mining. The clustering method can only accept input data in the form of numeric (numbers). The attribute data format of the student's school origin and the student's province of origin is in the form of string data, so researchers need to convert the data into numeric data so that it can be processed in clustering. The following data format can be seen in Table 2 and Table 3.

The next stage is the process of removing dataset outliers. At this stage, the author uses a library in Python. The key parameter in kNN is $n_neighbors$, which specifies the number of neighbors to use to calculate the distance from the measurement point. The researcher chose the closest neighbors with as many as four data points. The threshold for outlier detection is 0.01. This threshold value is set after doing the experiment and 0.01 is the best. The resulting output is in the form of data that has been cleaned of outlier data with a total of 1120 data.

Normalization is a transformation process to change data values. Min-Max Normalization is a normalization technique by performing linear transformations on the original data attributes to produce the same range of values. In this case, the researcher equates the data attribute scale to a specific range that is smaller from 0 to 1 (Ningsih et al., 2019). Min-Max Normalization maps a value v from attribute A to v' into the range $[new_min_A, new_Max_A]$ with the Equation (1) as follows (Pramesti et al., 2017).

$$v' = \frac{v - min_A}{max_A - min_A} (new\ max_A - new\ min_A) + new\ min_A \quad (1)$$

3.3 Data Modelling

In this clustering process, experiments were carried out by determining the number of k (clusters) namely 2, 3, 4, 5, and 6.

3.4 The Validity of Clustering

Davies Bouldin index is one of the internal evaluation methods measuring cluster evaluation on a grouping method based on the value of cohesion and separation (Muhammad, 2015). Clusters that are considered to have an optimal clustering scheme are those that have a minimum DBI value. The Davies Bouldin Index is based on the similarity of the cluster size based on cluster spread and cluster size inequalities. This approach is to maximize the inter-cluster distance and minimize the intra-cluster distance. The ratio value obtained is used to find the DBI value from Equation (2) below (Iskandar et al., 2018).

$$\frac{1}{K} \sum_{i=1}^k \max_{i \neq j} (R_{i,j}) \quad (2)$$

3.5 Analysis

Based on the data, we calculate the DBI of each cluster, and the time required for each algorithm is obtained as follows in Table 4.

The Davies Bouldin Index is based on the similarity of the cluster size based on cluster spread and cluster size inequalities. A cluster will have an optimal clustering scheme if it has minimal DBI (Farissa et al., 2021). Based on experiments on this dataset, *K-Means* has a Davies Bouldin Index (DBI) value that is smaller than that owned by *K-Medoids*. Starting from k amounted to 2 to 6. This shows that *K-Means* is a more optimal algorithm.



Table 4 The DBI for Several Cluster

Tools	Cluster	<i>K-Means</i>	Duration (second)	<i>K-Medoids</i>	Duration (second)
RapidMiner Python	k = 2	1.086	4	1.186	5
	k = 3	0.925	4	0.929	5
	k = 4	0.879	4	1.403	5
	k = 5	0.781	4	1.094	5
	k = 6	0.873	4	1.126	5
	k = 2	1.021	1	0.832	38
	k = 3	0.975	1	1.234	38
	k = 4	0.861	1	1.029	38
	k = 5	0.869	1	1.022	38
	k = 6	0.882	1	0.974	38

The time needed in processing data in this study, *K-Means* only takes an average of 1-4 seconds while processing data with *K-Medoids* takes an average of 5-33 seconds. That matter indicates that the *K-Means* algorithm is faster in processing processes clustering.

It is stated in Table 4 in the *K-Means* column that the Davies Bouldin value the smallest index (DBI) both processed using Python and RapidMiner is owned by a cluster of 5. Where in cluster 1 there are students with the most residence and school origins than other clusters. The highest number of students from the province Yogyakarta and most graduates from high school (SMA).

Based on the research that has been done, the smallest value of the DBI is owned by cluster 5. The DBI value for cluster 5 is 0.781. Thus, a cluster grouping pattern of 401 students was obtained. Where the cluster has an average GPA value of 3,325. The cluster grouping can be presented in Table 5 below.

Table 5 The DBI for Several Cluster

The pattern of student grouping comes from:	
Bali: 2	SMA: 401
Banten: 12	
Bengkulu: 4	
D.I. Aceh: 2	
D.I. Yogyakarta: 119	
D.K.I. Jakarta: 6	
Jambi: 4	
Jawa Barat: 49	
Jawa Tengah: 120	
Jawa Timur: 54	
Kalimantan Barat: 2	
Kalimantan Selatan: 2	
Kalimantan Tengah: 4	
Kalimantan Timur: 4	
Kalimantan Utara: 2	
Kep.Bangka Belitung: 13	
Kepulauan Riau: 2	

Based on research in clusters of 5, students who have the highest average GPA of 3,325 are high school graduates from Bali, Banten, Bengkulu, D.I. Aceh, D.I. Jakarta, D.I. Yogyakarta, Jambi, West Java, Central Java, East Java, Kalimantan Island, Bangka Belitung, and Riau Islands.



4. CONCLUSIONS

Based on research that has been done on the clustering process, the number of clusters is 2,3,4,5, and 6. In the *K-Means* process, the best number of clusters is 5 with a DBI value of 0.781. In the *K-Medoids* process, the best number of clusters is 3 with a DBI value of 0.929. Based on the value of the DBI validation test, the *K-Means* algorithm is more optimal than the *K-Medoids*. This is because *K-Means* have a low computational performance compared to *K-Medoids*. So the cluster of students with the highest average GPA of 3.325 is 401 students.

ACKNOWLEDGEMENT

Thank you very much to the student body of UIN Sunan Kalijaga and all parties for all input, moral and material support, corrections, and assistance in this research activity so that this research can be completed.

REFERENCES

- Alhamdani, F. D. S., Dianti, A. A., & Azhar, Y. (2021). Segmentasi Pelanggan Berdasarkan Perilaku Penggunaan Kartu Kredit Menggunakan Metode K-Means Clustering. *JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga)*, 6(2), 70–77. <https://doi.org/10.14421/jiska.2021.6.2.70-77>
- Davies, D. L., & Bouldin, D. W. (1979). A Cluster Separation Measure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-1(2), 224–227. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.1979.4766909>
- Farissa, R. A., Mayasari, R., & Umaidah, Y. (2021). Perbandingan Algoritma K-Means dan K-Medoids Untuk Pengelompokan Data Obat dengan Silhouette Coefficient di Puskesmas Karangsembung. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 5(2), 109–116. <https://doi.org/10.30871/jaic.v5i1.3237>
- Fitriyadi, A. U. (2021). Algoritma K-Means dan K-Medoids Analisis Algoritma K-Means dan K-Medoids Untuk Clustering Data Kinerja Karyawan Pada Perusahaan Perumahan Nasional. *KILAT*, 10(1), 157–168. <https://doi.org/10.33322/kilat.v10i1.1174>
- Iskandar, I. D., Pertiwi, M. W., Kusmira, M., & Amirulloh, I. (2018). Komparasi Algoritma Clustering Data Media Online. *IKRA-ITH INFORMATIKA : Jurnal Komputer Dan Informatika*, 2(3), 1–8.
- Kharisma, R. B., & Yazid, A. S. (2018). The Mapping of Access Point Workloads at UIN Sunan Kalijaga Based on Log Analysis using K-Means Algorithm. *IJID (International Journal on Informatics for Development)*, 6(1), 17. <https://doi.org/10.14421/ijid.2017.06105>
- Kusriani, E. T. L., & Taufiq, E. (2019). *Algoritma Data Mining*. Penerbit Andi.
- Muhammad, A. F. (2015). *Klasterisasi Proses Seleksi Pemain Menggunakan Algoritma K-Means (Study Kasus : Tim Hockey Kabupaten Kendal)*. Universitas Dian Nuswantoro.
- Ningsih, W. A., Indriani, F., & Farmadi, A. (2019). Klasifikasi Detak Jantung Janin Dengan Learning Vector Quantization (LVQ). *Seminar Nasional Ilmu Komputer (SOLITER)*, 2, 130–135.
- Nurhayati, Sinatrya, N. S., Wardhani, L. K., & Busman. (2018). Analysis of K-Means and K-Medoids's Performance Using Big Data Technology. *2018 6th International Conference on Cyber and IT Service Management (CITSM)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/CITSM.2018.8674251>
- Oktarina, C., Notodiputro, K. A., & Indahwati, I. (2020). Comparison of K-Means Clustering Method and K-Medoids on Twitter Data. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, 4(1), 189–202. <https://doi.org/10.29244/ijisa.v4i1.599>
- Pramesti, D. F., Furqon, M. T., & Dewi, C. (2017). Implementasi Metode K-Medoids Clustering Untuk Pengelompokan Data. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 1(9), 723–732.
- Santosa, B. (2007). *Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis* (1st ed.). Graha Ilmu.
- Sindi, S., Ningse, W. R. O., Sihombing, I. A., R.H.Zer, F. I., & Hartama, D. (2020). Analisis Algoritma K-Medoids Clustering dalam Pengelompokan Penyebaran Covid-19 di Indonesia. *Jurnal Teknologi Informasi*, 4(1), 166–173. <https://doi.org/10.36294/jurti.v4i1.1296>



- Sudijono, A. (2010). *Pengantar Statistik Pendidikan*. RajaGrafindo Persada.
- Sugriyono, S., & Siregar, M. U. (2020). Preprocessing kNN algorithm classification using K-means and distance matrix with students' academic performance dataset. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Komputer*, 8(4). <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.2020.13874>
- Supriyadi, A., Triayudi, A., & Sholihati, I. D. (2021). Perbandingan Algoritma K-Means dengan K-Medoids pada Pengelompokan Armada Kendaraan Truk Berdasarkan Produktivitas. *JIP/ (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 6(2), 229–240. <https://doi.org/10.29100/jipi.v6i2.2008>
- Susanto, B. (2013). *Data Preprocessing*.



Respons Pengguna Instagram terhadap Periklanan *Paid Promote* di Instagram dengan Metode CRI Berkonsep AISAS

Bekti Cahyo Hidayanto ⁽¹⁾, Jessica Patricia Halim ⁽²⁾, Aura Febriyanti Puspa Sari ⁽³⁾,
Muhammad Alrifqi ⁽⁴⁾, Nur Aini Rakhmawati ^{(5)*}, Izzat Aulia Akbar ⁽⁶⁾

Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas, Institut Teknologi
Sepuluh Nopember, Surabaya

e-mail : {bekticahyo,nur.aini}@is.its.ac.id,

{jessicalalim.19052,aura.19052,alrifqi.19052}@mhs.its.ac.id, izzat@its.ac.id.

* Penulis korespondensi.

Artikel ini diajukan 6 Oktober 2021, direvisi 7 April 2022, diterima 8 April 2022, dan
dipublikasikan 25 Mei 2022.

Abstract

Instagram is a social media that has a shopping feature. Instagram can be used for digital advertising, and among them is paid promotion. Paid promotion is a service to promote goods/services on social media. This service offers advantages such as a broad market segment, low cost, and easy technical implementation. Many online shops are willing to spend a lot of money to be promoted. Unfortunately, online shop owners usually do not know how Instagram users respond when they see a paid promotion. Therefore, the purpose of this study is to find out how Instagram users respond to the paid promotion on Instagram. User response data was taken from a questionnaire, then analyzed using the CRI method with the AISAS concept by using 4 models: AISAS, AISS, AIAS, and AIS. As the result, four models showed the CRI is below 50% (AISAS: 2,8%; AIAS: 3%; AISS: 4,5%; AIS: 8,4%). Considering the result, the respondents do not give a good response to the paid promotion service.

Keywords: AISAS, CRI, Instagram, Paid Promote, Response

Abstrak

Instagram merupakan sebuah sosial media yang memiliki fitur Shopping. Instagram dapat digunakan untuk periklanan digital, khususnya paid promote. Paid promote merupakan jasa mempromosikan barang/jasa di media sosial. Jasa ini menawarkan keuntungan seperti, segmen pasar luas, murah, dan teknis pelaksanaannya mudah. Banyak online shop berani mengeluarkan biaya besar untuk paid promote. Sayangnya, owner tidak tahu bagaimana respons pengguna Instagram ketika melihat paid promote. Maka dari itu, tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui bagaimana respons pengguna Instagram terhadap paid promote Instagram. Data respons pengguna diambil dari kuesioner, lalu dianalisis menggunakan metode CRI berkonsep AISAS dengan menggunakan 4 model: AISAS, AISS, AIAS, dan AIS. Hasil dari penelitian ini adalah nilai perhitungan CRI dari keempat model masih jauh di bawah 50% (AISAS: 2,8%; AIAS: 3%; AISS: 4,5%; AIS: 8,4%). Hal ini menunjukkan responden tidak merespon baik kegiatan paid promote di Instagram.

Kata Kunci: AISAS, CRI, Instagram, Paid Promote, Respons

1. PENDAHULUAN

Instagram merupakan aplikasi jejaring sosial yang memungkinkan pengguna untuk mengekspresikan diri melalui konten yang diunggah, mengambil foto dan video, menerapkan berbagai filter, dan kemudian membagikannya ke jejaring sosial (Ferwerda & Tkalcic, 2018). Indonesia merupakan salah satu negara pengguna Instagram terbesar di dunia, yang jumlahnya mencapai 62 juta orang pengguna (Ferwerda & Tkalcic, 2018). Seiring berjalannya waktu, Instagram menawarkan banyak fitur menarik seperti *reels*, *IG Live*, *IG Story*, *IG shopping*, *professional dashboard*, dan lain - lain. Dengan fitur dan kemudahan yang diberikan, Instagram menjadi *platform* yang serbaguna. Tidak hanya dijadikan sebagai media untuk berinteraksi dengan orang lain, tetapi kini Instagram menjadi salah satu *platform* untuk transaksi jual beli sehingga banyak *online shop* yang melakukan proses bisnisnya melalui Instagram. Fitur *IG Story*



bisa dipakai untuk konten iklan yang merupakan faktor utama untuk menciptakan layanan digital yang mampu menarik audiens untuk menjadi konsumen. Terdapat 7 topik pada Instagram yang memiliki daya tarik tinggi bagi penggunanya yaitu, *feeling*, *event*, fotografi, *entertainment*, liburan, agama, dan musik (Rakhmawati et al., 2021). Dari topik yang beragam ini, bisa dilihat bahwa pengiklanan pada Instagram dianggap efektif dan efisien karena mampu menjangkau target audiens yang sesuai dengan target konsumen (Danisworo & Sulhan, 2018). Maka dari itu, untuk memperluas segmen pelanggan dan mempermudah proses pemasaran, *online shop* kerap kali menggunakan jasa *paid promote* yang disediakan oleh beberapa akun Instagram yang memiliki segmen pasar yang luas.

Paid promote merupakan jasa dalam mempromosikan barang atau jasa di media social (Alfiansyah & Listiani, 2016; Tasruddin et al., 2017). Sehingga bisa dikatakan bahwa *paid promote* termasuk ke dalam kegiatan *digital marketing*. Jasa ini membantu *online shop* dalam mempromosikan produk atau jasa yang mereka jual. Hal ini karena banyak *online shop* baru yang bermunculan sehingga menyebabkan persaingan semakin ketat. *Paid promote* akan memberikan tingkat kesadaran konsumen terhadap suatu produk (*brand awareness*) meningkat dikarenakan konektivitasnya yang luas (Arifah & Mustikarini, 2016). Teknis pelaksanaan *paid promote* di Instagram juga tergolong mudah dan membutuhkan biaya yang bervariasi sesuai dengan kebutuhan *online shop*. Maka dari itu, *paid promote* menjadi sarana yang cukup efektif dalam mempromosikan barang/jasa *online shop*. Selain itu, jasa *paid promote* juga mudah untuk didapatkan dikarenakan saat ini banyak organisasi/kepanitiaan yang menggalang dana dengan cara menyediakan jasa *paid promote*.

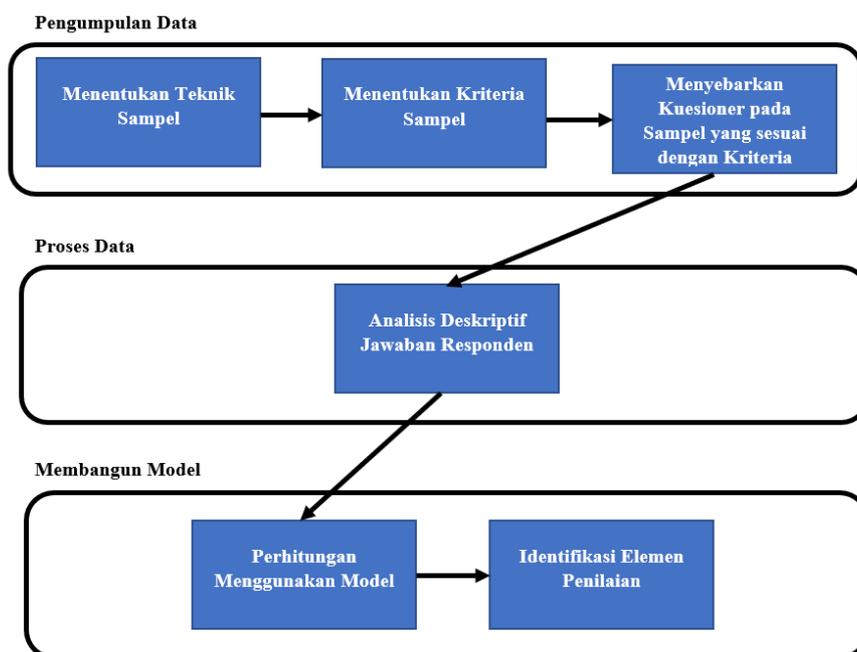
Sebagai pelaku usaha, mempromosikan produk atau usahanya kepada banyak calon pelanggan adalah hal yang penting untuk dilakukan, sehingga dengan adanya jasa *paid promote* pada salah satu jejaring sosial yang banyak penggunanya merupakan langkah yang patut untuk dilakukan. Karenanya, perlu adanya penelitian yang membantu pelaku usaha dalam menganalisis respons pengguna Instagram terhadap jasa *paid promote* ini. Penelitian ini membahas respons pengguna Instagram terhadap *advertising* melalui *paid promote* Instagram dengan metode *Customer Response Index* (CRI) yang berkonsep AISAS. AISAS merupakan akronim dari *attention*, *interest*, *search*, *action*, dan *share*. Model AISAS ditulis oleh Sugiyama dalam bukunya “*The Dentsu Way*” pada tahun 2004. Model AISAS dipilih pada penelitian ini dikarenakan mampu memaparkan tentang bagaimana perilaku seorang konsumen dalam membeli produk atau jasa melalui media *online* (Sugiyama & Andree, 2011). Model AISAS ini akan diimplementasikan ke dalam model CRI untuk mengukur respons pengguna Instagram terhadap *paid promote* Instagram. Terdapat empat kemungkinan proses respons pada konsep AISAS yaitu AISAS, AIS, AIAS, dan AISS (Duriyanto, 2003).

Metode CRI berkonsep AISAS sudah terbukti baik pada penelitian yang lain. Salah satunya adalah penelitian yang dilakukan oleh Pratama et al. (2019). Dari perhitungan CRI berkonsep AISAS yang telah dilakukan, didapatkan hasil bahwa iklan jasa *paid promote* Tumbler dinilai belum efektif sampai pada tahap *share* (Pratama et al., 2019). Dengan menggunakan metode yang sama, penelitian ini akan melakukan analisis terhadap respons pengguna Instagram mengenai iklan melalui *paid promote* Instagram. Sehingga nantinya akan didapatkan hasil apakah *paid promote* Instagram mendapatkan respons yang positif atau tidak.

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian secara garis besar terdiri atas 3 fase meliputi pengumpulan data, proses data, dan membangun model. Diagram dari metode penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.





Gambar 1 Diagram Metode Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Teknik pengambilan sampel penelitian ini menggunakan *non-probability sampling*. Dengan menggunakan *non-probability sampling* maka teknik pengambilan sampel yang digunakan secara tidak acak sehingga tidak memberikan peluang yang sama bagi setiap anggota populasi untuk dipilih menjadi sampel. Sampel dipilih dengan efektif agar sebagian kecil populasi yang dipilih dapat menjadi perwakilan atas populasi yang ada. Jumlah sampel yang diambil dalam penelitian ini adalah 72 responden, didapatkan dari syarat minimum sampel yaitu lima kali dari jumlah pertanyaan utama pada kuesioner (Malhotra et al., 2008).

Kriteria sampel untuk mengisi kuesioner yaitu pengguna Instagram yang pernah melihat *paid promote* melalui media sosial Instagram pada usia 15 – 40 tahun. Kemudian diajukan pertanyaan yang berkaitan dengan penggunaan *paid promote* di sosial media Instagram dan pengaruhnya kepada konsumen dengan menggunakan metode AISAS. Kuesioner yang digunakan merupakan *online survey* yang disediakan Google Forms (Alrifqi et al., 2021). Penyebaran kuesioner akan dilakukan melalui media sosial Line dan WhatsApp. Kuesioner disampaikan melalui *personal chat*, *group chat*, dan *OpenChat*. Responden dari kuesioner harus dipastikan sesuai dengan kriteria sampel yang telah ditentukan.

2.2 Proses Data

Setelah mendapatkan jawaban dari responden, jawaban tersebut diolah menggunakan teknik analisis statik deskriptif. Analisis statik deskriptif adalah statistik yang digunakan untuk menganalisis data yang telah terkumpul sebagaimana adanya tanpa bermaksud membuat kesimpulan yang berlaku untuk umum atau generalisasi. Pendekatan deskriptif ini digunakan untuk memperjelas atau menggambarkan fakta yang terjadi pada variabel yang diteliti (Sugiyono, 2019). Analisis deskriptif akan mengubah suatu data mentah ke dalam bentuk yang lebih mudah untuk dipahami dan diinterpretasi (Simamora, 2004). Rumus rata-rata (*mean*) digunakan untuk mengetahui gambaran dari masing-masing variabel. Nilai rata-rata ini didapatkan dengan menjumlahkan setiap variabel, kemudian dibagi dengan jumlah variabel.



2.3 Membangun Model

Mengacu pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Rayza Ardiah Bahri, maka pembangunan model yang digunakan dalam penelitian ini adalah *attention*, *interest*, *search*, *action*, dan *share* (Bahri, 2012). Berikut model yang kami bangun yang dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Membangun Model

No.	Konstruk	Dimensi	Indikator
1	<i>Attention</i>	Memperhatikan produk yang diiklankan	<ul style="list-style-type: none"> Pengguna Instagram memperhatikan produk yang diiklankan Pengguna Instagram memperhatikan pesan atau <i>caption</i> dari produk yang ada di <i>paid promote</i>
2	<i>Interest</i>	Menyukai produk tersebut	<ul style="list-style-type: none"> Ketertarikan terhadap produk Pengguna Instagram tertarik dan menyukai pesan atau <i>caption</i> yang disampaikan
3	<i>Search</i>	Pencarian informasi lebih lanjut	<ul style="list-style-type: none"> Melakukan pencarian lebih lanjut tentang produk Melakukan kunjungan ke <i>official account</i> atau <i>website</i> dari produk
4	<i>Action</i>	Intensi melakukan pembelian	<ul style="list-style-type: none"> Keinginan pengguna Instagram untuk melakukan pembelian produk Pengguna Instagram mempertimbangkan untuk melakukan pembelian Pengguna Instagram melakukan pembelian terhadap produk
5	<i>Share</i>	Pembagian informasi	<ul style="list-style-type: none"> Pemberian informasi produk dengan membuat <i>IG Story</i>.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Karakteristik Responden

Pada penelitian ini, responden yang diambil adalah masyarakat yang berusia 15 – 40 tahun (72 responden), memiliki akun Instagram, dan pernah melihat iklan *paid promote* melalui Instagram. Berikut adalah data-data karakteristik dari responden yang ditunjukkan dalam Tabel 2.

Tabel 2 Karakteristik Responden

Karakteristik	Range	Data Responden
Usia	15 – 20 tahun	70,8%
	21 – 25 tahun	19,4%
	25 – 40 tahun	9,7%

Dari Tabel 2, dapat dilihat bahwa berdasarkan karakteristik usia, mayoritas *range* usia dari responden adalah 15 – 20 tahun yang memiliki persentase 70,8%. Lalu untuk *range* usia 21 – 25 tahun memiliki persentase 19,4%. Dan *range* 25 – 40 tahun memiliki persentase 9,7%.

3.2 Attention

Berikut merupakan frekuensi jawaban responden pertanyaan mengenai tahap *attention* yang dapat dilihat pada Tabel 3.



Tabel 3 Frekuensi Tahap *Attention*

No.	Kategori	Pertanyaan	Jumlah Responden	Persentase	Rata-Rata
1	<i>Attention</i>	Sering melihat orang melakukan <i>paid promote</i>	68	94,4%	69,4%
		Sering memperhatikan deskripsi dari barang/jasa yang ditawarkan melalui <i>paid promote</i> Instagram	32	44,4%	
2	<i>No Attention</i>	Tidak melihat orang melakukan <i>paid promote</i>	4	5,6	30,6%
		Tidak memperhatikan deskripsi dari barang/jasa yang ditawarkan melalui <i>paid promote</i> Instagram	40	55,6%	

3.3 *Interest*

Berikut merupakan frekuensi jawaban responden pertanyaan mengenai tahap *interest* yang dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4 Frekuensi Tahap *Interest*

No.	Kategori	Jawaban Responden	Jumlah Responden	Persentase	Rata-Rata
1	<i>Interest</i>	Tertarik melihat <i>story</i> atau postingan <i>paid promote</i>	19	26,3%	39,5%
		Informasi yang ada pada <i>paid promote</i> Instagram merupakan informasi yang bermanfaat	32	44,4%	
		Penggunaan <i>paid promote</i> Instagram sebagai media pemasaran membuat responden tertarik kepada produk/jasa yang ditawarkan	38	52,7%	
		Caption pada konten <i>paid promote</i> Instagram membuat responden sangat tertarik untuk mengetahui lebih banyak informasi tentang produk/jasa tersebut	25	34,7%	
		Tidak tertarik melihat <i>story</i> atau postingan <i>paid promote</i>	53	73,6%	
2	<i>No Interest</i>	Informasi yang ada pada <i>paid promote</i> Instagram merupakan informasi yang tidak bermanfaat	40	55,5%	60,5%
		Penggunaan <i>paid promote</i> Instagram sebagai media pemasaran membuat responden tidak tertarik kepada produk/jasa yang ditawarkan	34	47,2%	
		Caption pada konten <i>paid promote</i> Instagram membuat responden tidak tertarik untuk mengetahui lebih banyak informasi tentang produk/jasa tersebut	47	65,2%	



3.4 Search

Berikut merupakan frekuensi jawaban responden pertanyaan mengenai tahap *search* yang dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5 Frekuensi Tahap Search

No.	Kategori	Pertanyaan	Jumlah Responden	Persentase	Rata-Rata
1	Search	Dengan <i>paid promote</i> , responden mudah menemukan barang/jasa sesuai yang diperlukan	35	48,6%	53,8%
		Kegiatan pemasaran produk/jasa melalui <i>paid promote</i> , membuat responden tertarik mengunjungi <i>account olshop</i> tersebut	32	44,4%	
		<i>Caption</i> pada konten <i>paid promote</i> Instagram membuat responden memahami informasi produk/jasa yang ditawarkan	44	61,1%	
		Ketika melihat iklan <i>paid promote</i> , responden sering membuka <i>link/official account</i> dari produk/jasa untuk mencari tahu informasi lebih lengkap	41	57%	
2	No Search	Dengan <i>paid promote</i> , responden tidak mudah menemukan barang/jasa sesuai kebutuhan	37	51%	46,2%
		Kegiatan pemasaran produk/jasa melalui <i>paid promote</i> , membuat responden tidak tertarik mengunjungi <i>account olshop</i> tersebut	28	38,8%	
		<i>Caption</i> pada konten <i>paid promote</i> Instagram membuat responden sulit memahami informasi produk/jasa yang ditawarkan	31	43%	
		Ketika melihat iklan <i>paid promote</i> , responden tidak pernah membuka <i>link/official account</i> dari produk/jasa untuk mencari tahu informasi lebih lengkap	38	52,7%	

3.5 Action

Berikut merupakan frekuensi jawaban responden pertanyaan mengenai tahap *action* yang dapat dilihat pada Tabel 6.



Tabel 6 Frekuensi Tahap Action

No.	Kategori	Pertanyaan	Jumlah Responden	Persentase	Rata-Rata
1	Action	Setelah melihat informasi produk/jasa lebih lengkap, responden sering mempertimbangkan untuk membeli produk/jasa tersebut	33	45,9%	36,2%
		Setelah melihat informasi produk/jasa lebih lengkap, responden sering membeli produk/jasa tersebut	19	26,4%	
2	No Action	Setelah melihat informasi produk/jasa lebih lengkap, responden tidak pernah mempertimbangkan untuk membeli produk/jasa tersebut	39	54,1%	63,9%
		Setelah melihat informasi produk/jasa lebih lengkap, responden tidak pernah membeli produk/jasa tersebut	53	73,6%	

3.6 Share

Berikut merupakan frekuensi jawaban responden pertanyaan mengenai tahap *share* yang dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7 Frekuensi Tahap Share

No.	Kategori	Pertanyaan	Jumlah Responden	Persentase	Rata-Rata
1	Share	Setelah mengetahui produk/jasa, responden sering memberitahukan tentang produk tersebut ke teman-teman di media sosial	22	30,5%	30,5%
		Setelah mengetahui produk/jasa, responden sering berbagi pengalaman kepada teman-teman saya di media sosial	22	30,5%	
2	No Share	Setelah mengetahui produk/jasa, responden tidak pernah memberitahukan tentang produk tersebut ke teman-teman di media sosial	50	69,4%	69,4%
		Setelah mengetahui produk/jasa, responden tidak pernah berbagi pengalaman kepada teman-teman saya di media sosial	50	69,4%	

3.7 Perhitungan Customer Response Index

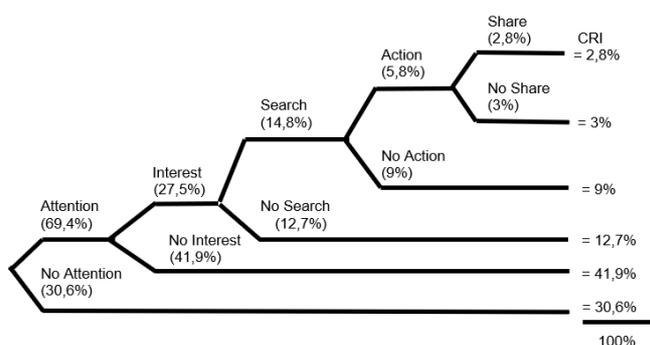
Perhitungan efektivitas menggunakan metode *Customer Response Index* (CRI) dengan mengimplementasikan konsep AISAS sehingga perhitungan CRI akan terbagi menjadi empat model, yaitu AISAS, AISS, AIAS, dan AIS (Puspitasari, 2019). Berikut hasil perhitungan *Customer Response Index*.



a) Perhitungan efektivitas model AISAS

Respons konsumen <i>attention</i>	= 69,4 %
Respons konsumen tidak <i>attention</i>	= 30,6 %
Respons konsumen tidak <i>interest</i>	= <i>Attention x no interest</i>
	= 69,4% x 60,5%
	= 41,9%
Respons konsumen tidak <i>search</i>	= <i>Attention x interest x no search</i>
	= 69,4% x 39,5% x 46,2%
	= 12,7%
Respons konsumen tidak <i>action</i>	= <i>Attention x interest x search x no action</i>
	= 69,4% x 39,5% x 53,8% x 63,9%
	= 9%
Respons konsumen tidak <i>share</i>	= <i>Attention x interest x search x action x no search</i>
	= 69,4% x 39,5% x 53,8% x 36,2% x 69,4%
	= 3%
CRI AISAS	= <i>Attention x interest x search x action x search</i>
	= 69,4% x 39,5% x 53,8% x 36,2% x 30,5%
	= 2,8 %

Hasil perhitungan efektivitas model AISAS selanjutnya dimasukkan ke dalam Hierarki CRI Model AISAS yang dapat dilihat pada Gambar 2.



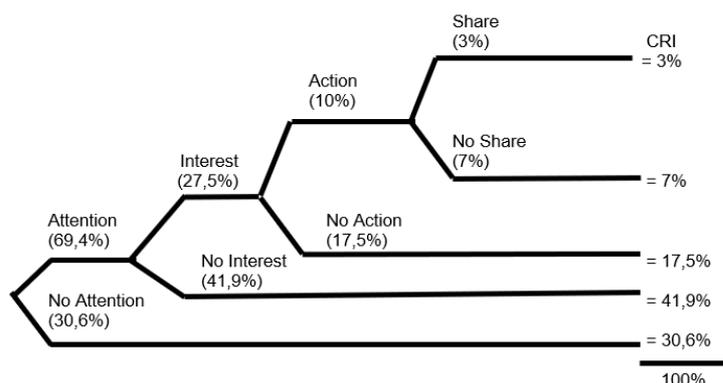
Gambar 2 Hierarki *Customer Response Index* CRI Model AISAS

b) Perhitungan efektivitas model AIAS

Respons konsumen <i>attention</i>	= 69,4%
Respons konsumen tidak <i>attention</i>	= 30,6%
Respons konsumen tidak <i>interest</i>	= <i>Attention x no interest</i>
	= 69,4% x 60,5%
	= 41,9%
Respons konsumen tidak <i>action</i>	= <i>Attention x interest x no action</i>
	= 69,4% x 39,5% x 63,85%
	= 17,5%
Respons konsumen tidak <i>share</i>	= <i>Attention x interest x action x no share</i>
	= 69,4% x 39,5% x 36,2% x 69,4%
	= 7%
CRI AIAS	= <i>Attention x interest x action x share</i>
	= 69,4% x 39,5% x 36,2% x 30,5%
	= 3%

Hasil perhitungan efektivitas model AIAS selanjutnya dimasukkan ke dalam Hierarki CRI Model AIAS yang dapat dilihat pada Gambar 3.





Gambar 3 Hierarki *Customer Response Index* CRI Model AIAS

c) Perhitungan efektivitas model AISS

Respons konsumen *attention* = 69,4%

Respons konsumen tidak *attention* = 30,6%

Respons konsumen tidak *interest* = $Attention \times no\ interest$

$$= 69,4\% \times 60,5\%$$

$$= 41,9\%$$

Respons konsumen tidak *search* = $Attention \times interest \times no\ search$

$$= 69,4\% \times 39,5\% \times 46,2\%$$

$$= 12,7\%$$

Respons konsumen tidak *share* = $Attention \times interest \times search \times no\ share$

$$= 69,4\% \times 39,5\% \times 53,8\% \times 69,4\%$$

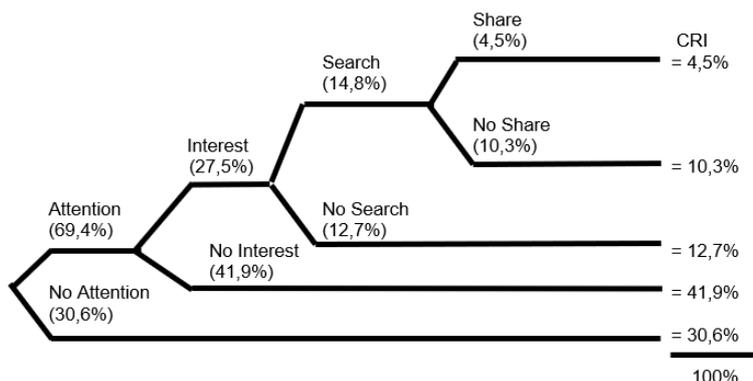
$$= 10,3\%$$

CRI AISS = $Attention \times interest \times search \times share$

$$= 69,4\% \times 39,5\% \times 53,8\% \times 30,5\%$$

$$= 4,5\%$$

Hasil perhitungan efektivitas model AISS selanjutnya dimasukkan ke dalam Hierarki CRI Model AISS yang dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4 Hierarki *Customer Response Index* CRI Model AISS

d) Perhitungan efektivitas model AIS

Respons konsumen *attention* = 69,4 %

Respons konsumen tidak *attention* = 30,6%

Respons konsumen tidak *interest* = $Attention \times no\ interest$

$$= 69,4\% \times 60,5\%$$

$$= 41,9\%$$

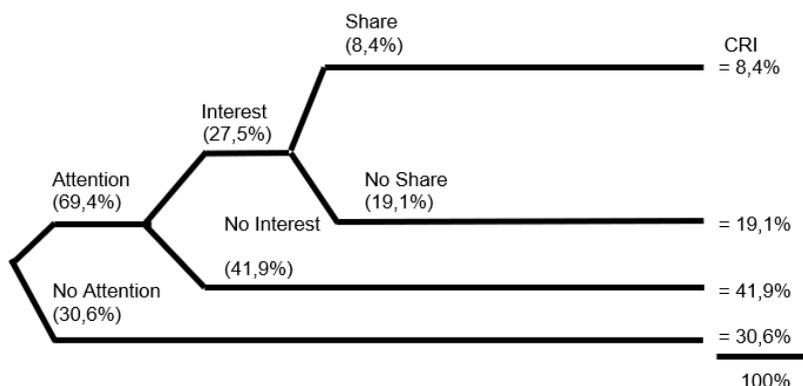
Respons konsumen tidak *share* = $Attention \times interest \times no\ share$

$$= 69,4\% \times 39,5 \times 69,4\%$$



$$\begin{aligned}
 \text{CRI AIS} &= 19,1\% \\
 &= \text{Attention} \times \text{interest} \times \text{share} \\
 &= 69,4\% \times 39,5 \times 30,5\% \\
 &= 8,4\%
 \end{aligned}$$

Hasil perhitungan efektivitas model AIS selanjutnya dimasukkan ke dalam Hierarki CRI Model AIS yang dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5 Hierarki *Customer Response Index* CRI Model AIS

3.8 Rekapitulasi Perhitungan CRI

Berikut merupakan rekapitulasi perhitungan CRI yang dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8 Rekapitulasi Perhitungan CRI

Model CRI	Keterangan	No Share	No Action	No Search	No Interest	No Attention	
AISAS	2,8%	Kurang	3%	9%	12,7%	41,9%	30,6%
AIAS	3%	Kurang	7%	17,5%		41,9%	30,6%
AISS	4,5%	Kurang	10,3%		12,7%	41,9%	30,6%
AIS	8,4%	Kurang	19,1%			41,9%	30,6%

Dari Tabel 8, nilai CRI dari keempat model di atas menunjukkan bahwa penggunaan *paid promote* Instagram sebagai jasa iklan termasuk nilai yang rendah. Respons pengguna Instagram yang terjadi hingga tahap akhir yakni *share* masih jauh di bawah 50% sehingga termasuk nilai yang sangat rendah. Rendahnya nilai CRI dapat disebabkan rendahnya respons dari konsumen, yaitu pengguna Instagram.

Apabila ditinjau kembali, penyebab rendahnya respons konsumen yakni *attention* yang rendah dan *interest* yang rendah. Di mana pada tahap *attention*, persentase *no attention* sebesar 30,6% di mana artinya telah kehilangan respons konsumen yang cukup tinggi yakni sebesar 30,6%. Kemudian disusul dengan rendahnya respons pada tahap *interest* dengan persentase *no interest* sebesar 60,5% yang artinya kehilangan respons konsumen sebesar 60,5%. Perhitungan CRI yang bersifat hierarki menyebabkan keempat model perhitungan memiliki nilai yang sangat rendah. Semua tahap saling berhubungan satu sama lain sehingga apabila salah satu elemen gagal atau tidak efektif, maka tahap selanjutnya juga tidak akan berhasil.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil yang diperoleh dari analisis menggunakan metode CRI berkonsep AISAS yang telah dilakukan terhadap jawaban responden yang didapat melalui kuesioner, maka didapatkan hasil bahwa responden belum merespons dengan baik adanya periklanan melalui *paid promote* Instagram. Hal ini terbukti dari nilai CRI yang didapat keempat model tersebut masih belum memenuhi 50%, bahkan bisa dikatakan jauh dari 50% (AISAS: 2,8%; AIAS: 3%; AISS: 4,5%; AIS:



8,4%). Rendahnya nilai CRI disebabkan oleh testimoni dan respons dari pengguna Instagram pada aspek *attention* dan *interest*. Padahal *attention* dan *interest* merupakan pondasi yang menunjukkan ketertarikan seorang konsumen dalam membeli produk atau jasa. Hal inilah yang akhirnya mempengaruhi nilai *search*, *action*, dan *share*. Dengan memperhatikan hasil dari penelitian ini dapat disimpulkan pengguna Instagram masih belum memberikan respons yang baik terhadap jasa *paid promote* pada *platform* Instagram.

DAFTAR PUSTAKA

- Alfiansyah, R., & Listiani, E. (2016). Paid Promote as a Media Promotions (a Case Study of Paid Promote Miniinstaxpvj as Promotion Media in Instagram to Increase Desire Onlineshop Campaign). *Prosiding Manajemen Komunikasi*, 2(1), 157–162. <https://doi.org/10.29313/V010.3129>
- Alrifqi, M., Halim, J. P., Sari, A. F. P., & Rakhmawati, N. A. (2021). *Respons Pengguna Instagram Terhadap Periklanan Paid Promote di Instagram: Final*. <https://doi.org/10.5281/ZENODO.5552459>
- Arifah, N. P., & Mustikarini, C. N. (2016). Paid promote Sebagai Media Promosi Produk Delicy dalam Meningkatkan Konsumen Potensial. *Jurnal Performa*, 1(3).
- Bahri, R. A. (2012). *Analisis pengaruh Endorser di Social Media terhadap pengambilan keputusan pembelian produk dengan metode AISAS: studi kasus Telkomsel*. Universitas Indonesia.
- Danisworo, M. C., & Sulhan, M. (2018). *Pengaruh Personalisasi pada Iklan Aplikasi terhadap Sikap Pengguna (Survei Pengaruh Personalisasi pada Mobile Advertising terhadap Sikap Pengguna pada Iklan Aplikasi Instagram)*. Universitas Gadjah Mada.
- Durianto, D. (2003). *INVASI pasar dengan iklan yang efektif: strategi, program dan teknik pengukuran*. Gramedia Pustaka Utama.
- Ferwerda, B., & Tkalcic, M. (2018). You Are What You Post: What the Content of Instagram Pictures Tells About Users' Personality. *2nd Workshop on Theory-Informed User Modeling for Tailoring and Personalizing Interfaces (HUMANIZE)*.
- Malhotra, N., Krosnick, J., Sniderman, P., Stiglitz, J., Schneider, D., Bullock, J., Levendusky, M., & Popp, E. (2008). Completion Time and Response Order Effects in Web Surveys. *Public Opinion Quarterly*, 72(5), 914–934. <https://doi.org/10.1093/POQ/NFN050>
- Pratama, D. R., Suhendra, A. A., & Aurachman, R. (2019). Efektivitas Iklan Jasa Paidpromote Pada Followers Akun Tumbler Line@ Indonesia Menggunakan Metode Customer Response Index Konsep Aisas. *EProceedings of Engineering*, 6(2).
- Puspitasari, A. D. (2019). *Efektivitas Pesan Iklan Endorsement Hp Spectre X360 pada Akun Instagram Ilustrator Andika Nugraha Berdasarkan Perhitungan Customer Response Index dengan Konsep AISAS*. Universitas Atma Jaya.
- Rakhmawati, N. A., Faiz, N. F., Hafidz, I., Raditya, I., Dinatha, P., & Suwignyo, A. (2021). Clustering student Instagram accounts using author-topic model. *International Journal of Business Intelligence and Data Mining*, 19(1), 70–79. <https://doi.org/10.1504/IJBIDM.2021.115954>
- Simamora, B. (2004). *Riset pemasaran : falsafah, teori dan aplikasi*. Gramedia Pustaka Utama.
- Sugiyama, K., & Andree, T. (2011). *The Dentsu way : secrets of cross switch marketing from the world's most innovative advertising agency*. McGraw-Hill.
- Sugiyono. (2019). *Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif, dan R&D* (2nd ed.). Alfabeta.
- Tasruddin, R., Pengajar, S., Jurusan, P., Komunikasi, I., Dakwah, F., & Komunikasi, D. (2017). Tren Periklanan Di Media Sosial. *Jurnal Komodifikasi*, 5(1), 15–20.



Implementasi Algoritma *K-Means Clustering* Seleksi Siswa Berprestasi Berdasarkan Keaktifan dalam Proses Pembelajaran

Falih Pramataning Dewi ^{(1)*}, Priskila Siwi Aryni ⁽²⁾, Yuyun Umaidah ⁽³⁾

Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Singaperbangsa Karawang, Karawang
e-mail : {falih.pramataning18217,priskila.siwi18220}@student.unsika.ac.id,
yuyun.umaidah@staff.unsika.ac.id.

* Penulis korespondensi.

Artikel ini diajukan 3 Januari 2022, direvisi 25 April 2022, diterima 25 April 2022, dan dipublikasikan 25 Mei 2022.

Abstract

The learning process through various interactions and learning experiences has a considerable influence on developing student activity to improve the quality of education. The teacher is the most important factor in determining the success of students in the implementation of the process. The development of the quality and activeness of students in learning is a basic element as a form of success in the learning process which of course not all students have a level of speed in understanding material. This is a concern for schools in improving the quality of education. The purpose of this study was to classify the level of activity of students at SMP ABC using the correlation between grades and the level of student activity who would be recommended to take part in competitions or prospective scholarship recipients. The data source that we used in this study came from the State Junior High School ABC which consists of several variables, including student attendance data, academic scores, psychomotor scores, and affective values. The method used in this research is the Clustering method with the K-Means Algorithm. The results of this study can be grouped into 3 clusters including cluster 0 indicating active students as many as 30 students, cluster 1 showing inactive students as many as 8 students, and cluster 2 indicating less active students as many as 21 students.

Keywords: *Data Mining, Student Activity, Clustering Predictions, K-Means, Davies Bouldin*

Abstrak

Proses pembelajaran melalui berbagai interaksi dan pengalaman belajar memiliki pengaruh yang cukup besar untuk mengembangkan keaktifan siswa guna meningkatkan mutu pendidikan. Pengajar merupakan faktor terpenting dalam penentu keberhasilan siswa pada implementasi proses tersebut. Perkembangan kualitas dan keaktifan siswa dalam pembelajaran merupakan unsur dasar sebagai bentuk keberhasilan dalam proses pembelajaran yang tentu saja tidak semua siswa memiliki tingkat kecepatan dalam memahami suatu materi. Hal ini menjadi perhatian bagi sekolah dalam meningkatkan mutu pendidikan. Adapun tujuan pada penelitian ini dilakukan untuk pengelompokan terhadap tingkat keaktifan siswa SMP ABC menggunakan korelasi antara nilai dengan tingkat keaktifan siswa yang akan direkomendasikan untuk mengikuti perlombaan atau calon penerima beasiswa. Sumber data yang kami gunakan pada penelitian ini berasal dari Sekolah Menengah Pertama ABC yang terdiri dari beberapa variabel, meliputi data kehadiran siswa, nilai akademik, nilai psikomotor, nilai afektif. Metode yang digunakan pada penelitian ini yaitu metode *clustering* dengan algoritma *K-Means*. Hasil penelitian ini dapat dikelompokkan menjadi 3 *cluster* meliputi *cluster* 0 menunjukkan siswa aktif sebanyak 30 siswa, *cluster* 1 menunjukkan siswa tidak aktif sebanyak 8 siswa, dan *cluster* 2 menunjukkan siswa kurang aktif sebanyak 21 siswa.

Kata Kunci: *Data Mining, Keaktifan Siswa, Prediksi Clustering, K-Means, Davies Bouldin*

1. PENDAHULUAN

Peningkatan mutu pendidikan merupakan prioritas kebijakan umum pembangunan di Indonesia yang harus terus diperhatikan. Faktor yang memiliki pengaruh besar dalam pencapaian tersebut adalah guru yang memberikan pengajaran efektif dan berkualitas. Perkembangan kualitas dan keaktifan siswa dalam pembelajaran merupakan unsur dasar sebagai bentuk keberhasilan dalam



proses pembelajaran yang tentu saja tidak semua siswa memiliki tingkat kecepatan dalam memahami suatu materi (Triandini, Defit, and Nurcahyo, 2021). Tentu saja, hal ini menjadi perhatian khusus bagi pihak sekolah dalam mencapai keberhasilan.

Perkembangan dunia digital memiliki berbagai manfaat dalam pemenuhan kebutuhan manusia. Salah satunya adalah perkembangan *data science* (Primanda, Alwi, and Mustikasari, 2021). *Data science* memiliki fungsi signifikan dalam pengolahan data. Dalam penentuan keaktifan siswa dalam proses pembelajaran pada SMP ABC adalah dengan penerapan *data mining*. Korelasi antara pengolahan data dengan peningkatan mutu pendidikan dapat digunakan untuk mengklasterisasikan siswa berprestasi untuk menentukan keaktifan siswa dalam proses pembelajaran.

Tahapan *data mining* yang digunakan pada penelitian ini meliputi himpunan data (*data set*), metode *data mining*, pengetahuan (*knowledge base*), dan evaluasi pola (*pattern evaluation*) (Vhallah, Sumijan, and Santony, 2018). KDD atau biasanya disebut *knowledge discovery database* merupakan metode *data mining* yang dapat digunakan untuk memperoleh pengetahuan dari *database* (Asroni, Fitri, and Prasetyo, 2018). Hasil pengetahuan (*knowledge base*) tersebut yang kemudian digunakan untuk keperluan penentuan keputusan (Gustientiedina & Desnelita, 2019). Adapun metode yang digunakan pada penelitian ini yaitu *clustering* dengan algoritma *K-Means* (Nainggolan and Purba, 2020).

Proses yang digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam beberapa kelompok agar setiap kelompok memuat data yang memiliki kemiripan yang maksimum atau biasa disebut *clustering*. Sedangkan *K-Means* merupakan metode yang banyak digunakan untuk mengidentifikasi suatu kelompok dari kasus. *K-Means* artinya prosedur pemecahan pengelompokan secara iteratif yang melakukan partisi untuk mengklasifikasikan atau mengelompokkan sejumlah besar objek. Prosedur pemecahan *K-Means* adalah metode *data mining* yang banyak digunakan untuk mengidentifikasi suatu kelompok yang alami dari sebuah kasus yang berdasarkan pada pengelompokkan data yang memiliki kemiripan sehingga hasil dari pengelompokkan dapat dianalisis (Arofah and Marisa, 2018).

Pengelompokkan sekolah berdasarkan minat siswa guna meningkatkan kualitas dan kuantitas sekolah menggunakan sumber data Dapodikdasmen (Data Pokok Pendidikan Dasar dan Menengah) tahun 2019 dengan metode *K-Means clustering* dan menghasilkan 2 *cluster* (Oktarian, Defit, and Sumijan, 2020). Meningkatkan hasil belajar siswa serta mutu sekolah dengan pola pengelompokan siswa menggunakan nilai rata-rata kelas XI dengan algoritma *K-Means clustering* hingga menghasilkan *cluster* (Elda et al., 2021). Pengelompokan dalam menentukan kelayakan mengikuti *assessment center clustering* program SDP menggunakan metode *K-Means* sehingga menghasilkan 3 *cluster* dalam penelitian ini (Parlina et al., 2018).

Kelebihan dari penerapan *K-Means* yaitu mampu mengelompokkan objek besar serta dapat meningkatkan kecepatan proses pengelompokan (Parlambang and Fauziah, 2020). Tujuan algoritma ini merupakan untuk membagi data menjadi beberapa *cluster*. Dengan melakukan *clustering* prediksi terhadap tingkat keaktifan siswa serta korelasi antara nilai dengan tingkat keaktifan pada proses pembelajaran, akan membantu pengajar dalam mengelompokkan siswa yang akan direkomendasikan untuk dapat mengikuti perlombaan atau calon penerimaan beasiswa. Dalam penelitian ini dapat dilakukan prediksi terhadap tingkat keaktifan serta korelasi antara nilai dengan taraf keaktifan.

Pada penelitian (Kusuma & Aryati, 2019) dengan judul “Sistem Informasi Akademik Serta Penentuan Kelas Unggulan Menggunakan Metode Clustering dengan Algoritma *K-Means* Di SMP Negeri 3 Ubud” membahas mengenai efektifitas yang dihasilkan dari penerapan algoritma *K-Means clustering* dalam mengolah dan mengelompokkan nilai siswa berdasarkan nilai terdekat dengan titik pusat *cluster*. Berdasarkan hasil pengujian, penelitian ini menghasilkan nilai 83% menggunakan metode *precision* dan tingkat *accuracy* metode *K-Means* sebesar 92% dalam mengelompokkan siswa ke dalam kelas unggulan.



Pada penelitian (Sirait et al., 2019) dengan judul “Implementasi Algoritma *K-Means* untuk Klasterisasi Peserta Olimpiade Sains Nasional Tingkat SMA” membahas mengenai implementasi klasterisasi dalam pengolahan data dalam pemilihan calon peserta Olimpiade Sains Nasional (OSN). Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *K-Means clustering* cukup efektif membantu sekolah dalam mengolah data dalam jumlah besar untuk memilih siswa yang tepat dan dengan cara yang efektif.

Mengacu pada penjelasan latar belakang di atas, maka pentingnya dilakukan prediksi pengelompokan keaktifan siswa dengan menggunakan korelasi antara nilai dengan tingkat keaktifan siswa, yaitu untuk membantu sekolah dalam peningkatan mutu pendidikan dan dapat digunakan untuk mengklasterisasikan siswa berprestasi untuk menentukan keaktifan siswa dalam proses pembelajaran yang kemudian dapat direkomendasikan mengikuti perlombaan atau calon penerima beasiswa.

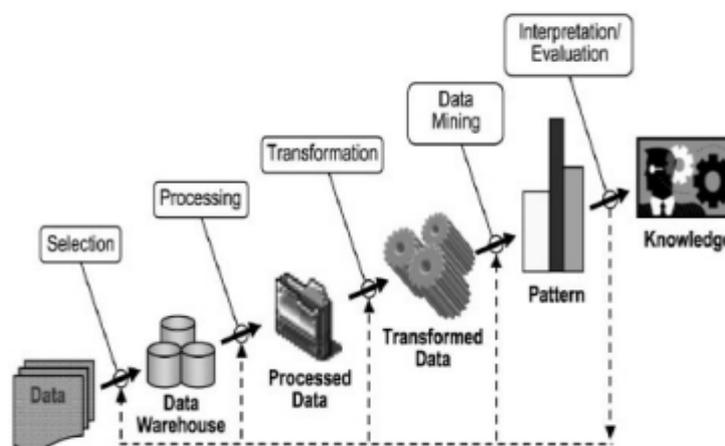
2. METODE PENELITIAN

2.1 Data Mining

Data mining adalah suatu istilah yang digunakan untuk menguraikan penemuan pengetahuan di dalam *database*. *Data mining* adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai *database* besar (Maulida, 2018). *Data mining* memiliki banyak metode, metode *data mining* yang digunakan adalah *Knowledge Discovery in Database* (KDD) ataupun dapat disebut *pattern recognition*.

2.2 Knowledge Discovery in Database (KDD)

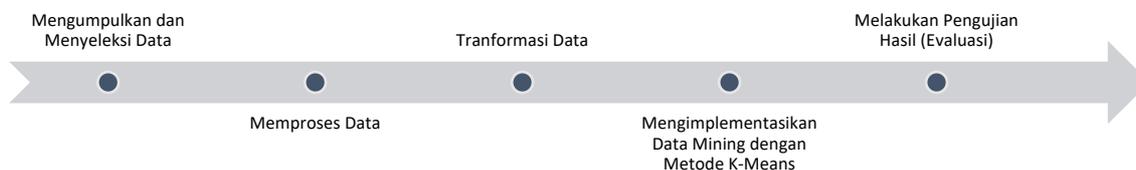
Knowledge discovery in databases (KDD) adalah metode teknis yang berguna untuk mencari dan mengidentifikasi pola (*pattern*) dalam data, pola yang sudah ditemukan bersifat sah dan baru sehingga dapat bermanfaat dan dapat dimengerti. Proses dalam KDD terdapat 5 tahapan yaitu seleksi data dari data sumber ke data target, tahap *pre-processing*, transformasi, data mining dan tahap evaluasi (Fatmawati and Windarto, 2018). Tahap seleksi dilakukan untuk menargetkan data yang digunakan untuk penelitian, tahap *pre-processing* dapat dilakukan integrasi data atau penggabungan data serta dilakukan *cleaning data*, yaitu dengan menghilangkan *noise*, data redundan, inkonsistensi data, serta data yang tidak relevan, tahap transformasi adalah penggabungan data dan penyesuaian format data agar dapat diproses pada tahap *data mining*, tahap *data mining* dilakukan menggunakan algoritma yang cocok untuk permasalahan dalam data, serta tahap evaluasi yang digunakan untuk pengujian dalam data (Nur Khormarudin, 2016). Gambar 1 merupakan tahapan alur metode KDD.



Gambar 1 Tahapan KDD



Pada Gambar 1 digambarkan alur mengenai tahapan KDD, setelah disesuaikan dengan tahapan KDD dihasilkan kerangka kerja penelitian yang dijabarkan pada Gambar 2.



Gambar 2 Kerangka Kerja

Sesuai dengan Gambar 2 mengenai langkah kerja, penelitian ini diawali dengan mengumpulkan data dan menyeleksi atribut data yang dijadikan data target, selanjutnya dilakukan pemrosesan data yang di dalamnya dilakukan pembersihan data, selanjutnya tranformasi data dilakukan untuk penggabungan data serta diubah format yang sesuai untuk dilakukan tahap selanjutnya yaitu *data mining*, dimana peneliti mengimplementasikan *data mining* dengan menggunakan *K-Means clustering*, serta tahap akhir dilakukan pengujian hasil menggunakan perhitungan manual dan dengan aplikasi RapidMiner.

2.3 Clustering

Analisis pengelompokan atau *clustering* merupakan proses membagi data dalam suatu himpunan ke dalam beberapa kelompok yang kesamaan datanya dalam suatu kelompok lebih besar dari pada kesamaan data tersebut dengan data dalam kelompok lain (Pham et al., 2005). Potensi klasterisasi adalah dapat digunakan untuk mengetahui struktur dalam data yang dapat dipakai lebih lanjut dalam berbagai aplikasi secara luas seperti klasifikasi, pengolahan gambar, dan pengenalan pola (Ong, 2013).

2.4 Algoritma K-Means

K-Means merupakan metode yang banyak digunakan untuk mengidentifikasi suatu kelompok dari kasus. *K-Means* artinya prosedur pemecahan pengelompokan secara iteratif yang melakukan partisi buat mengklasifikasikan atau mengelompokkan sejumlah besar objek (Triandini et al., 2021). Prosedur pemecahan *K-Means* adalah metode *data mining* yang banyak digunakan buat mengidentifikasi suatu kelompok yang alami berasal sebuah kasus yang berdasarkan pada pengelompokan data yang memiliki kemiripan sehingga hasilnya dari pengelompokan dapat dianalisis (Arofah and Marisa, 2018). Kelebihan dari penerapan *K-Means* merupakan mampu mengelompokkan objek besar serta meningkatkan kecepatan proses pengelompokan.

Adapun di bawah ini merupakan uraian dari algoritma menggunakan metode *K-Means clustering*.

- 1) Tentukan sebanyak k kelompok yang kita inginkan
- 2) Inisiasi *centroid* untuk setiap kelompok. *Centroid* ibarat seperti "*leader group*", yang mempresentasikan kelompok.
- 3) Hitung kedekatan antara suatu data dengan *centroid*, selanjutnya masukkan data tersebut pada kelompok *centroid* yang memiliki sifat terdekat dengan dirinya
- 4) Pilih *centroid* baru untuk masing-masing kelompok dari anggota kelompok itu sendiri dan lakukan perhitungan kedekatan antara suatu data dengan *centroid*.
- 5) Ulangi langkah-langkah sebelumnya hingga tidak ada perubahan anggota untuk semua kelompok.

2.5 Davies Bouldin

Davies Bouldin merupakan metode yang biasa digunakan dalam proses *clustering*, berdasarkan kegunaannya metode ini dipakai untuk menentukan seberapa efektif *clustering* yang dilakukan serta untuk mengevaluasi *cluster* secara umum (Adhitama et al., 2020). Dengan ketentuan, jika



semakin kecil nilai Davies Bouldin maka akan semakin baik *cluster* yang dihasilkan, kohesi didefinisikan sebagai jumlah kedekatan data dengan *centroid* pada *cluster* (Rahma, 2020).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Sumber Data

Berikut merupakan sumber data yang diperoleh serta metode pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini:

- 1) Sumber data primer berasal dari nilai rapor siswa SMP ABC kelas 8 semester dua. Dilakukan menggunakan cara tanya jawab secara langsung dengan pihak sekolah atau pengajar.
- 2) Studi pustaka dilakukan dengan cara mempelajari serta mencari referensi pada jurnal maupun literatur lain yang berafiliasi dengan penelitian yang dilakukan yaitu pengelompokan siswa dengan menggunakan algoritma *K-Means*.
- 3) Dokumentasi serta pengumpulan data yang berafiliasi dengan penelitian ini, misalnya foto maupun data pendukung lainnya yang mendukung untuk melakukan analisis dalam menentukan keaktifan siswa dalam proses pembelajaran.

3.2 Seleksi Data

Berdasarkan kerangka pemikiran pada Gambar 2. Berikut adalah uraian mengenai penjelasan dari masing-masing langkah. Mengumpulkan data merupakan tahapan pertama yang digunakan pada penelitian ini. Dalam tahap pengumpulan ini, peneliti juga menyeleksi data yang perlu dan sesuai untuk digunakan dalam penelitian ini. Tahap ini berisikan pengumpulan nilai rapor dengan rincian nilai keaktifan, nilai pengetahuan, nilai psikomotor, nilai afektif, dan nilai kehadiran data siswa SMP ABC kelas 8 semester dua. Selain itu, juga dilakukan observasi lapangan melalui tanya jawab secara langsung dengan pihak sekolah atau pengajar.

3.3 Pemrosesan Data dan Tranformasi Data

Setelah dilakukannya seleksi data yang dibutuhkan dalam penelitian, dilanjutkan dengan pemrosesan data dan tranformasi data. Pemrosesan pada data dapat dilakukan dengan *cleaning* (pembersihan) dari data yang *missing value* atau redundan serta dilakukan juga intergrasi data. Namun, dikarenakan data yang sudah diberikan sudah lolos tahap *cleaning* dan integrasi, maka dilanjut dengan tahap tranformasi data, yaitu penggabungan data yang sudah sesuai dengan data yang digunakan dalam proses *data mining* nantinya. Dilihat pada Tabel 1 merupakan data yang sudah selesai dalam tahap transformasi dan sudah sesuai untuk dilakukannya proses *data mining*.

Tabel 1 *Dataset Keaktifan Siswa*

No.	Nama	nAktif	nPeng	nPsi	nAfek	nAbsen
1	SISWA01	48	80,8	82	80	100
2	SISWA02	83	81,9	83	80	100
3	SISWA03	82	81,2	82,1	80	100
4	SISWA04	78	81,9	82,5	80	100
5	SISWA05	61	81,5	82,3	80	100
6	SISWA06	61	79,9	80,7	80	100
7	SISWA07	88	80,3	81,4	80	100
8	SISWA08	65	79,7	80,4	80	100
9	SISWA09	57	79,8	80,7	80	100
10	SISWA10	57	83,1	84,1	80	100
...
56	SISWA56	90	83,4	83,1	80	100
57	SISWA57	62	84	84,3	80	100
58	SISWA58	95	85,2	85,6	80	100
59	SISWA59	85	82,1	82	80	100



Berdasarkan pada Tabel 1 data di atas terdapat 59 data yang akan diolah menggunakan metode *data mining* dengan algoritma *K-Means clustering* dengan cara mengelompokkan nilai siswa dari beberapa kelompok ke dalam bentuk *cluster* sehingga dapat dilakukan analisis pola pembentukan *cluster*.

3.4 Metode K-Means Clustering

Setelah data bersih dan dapat diproses, dilanjutkan dengan tahap *data mining* menggunakan algoritma *clustering*, yaitu dengan cara mengelompokkan nilai siswa dari beberapa kelompok ke dalam bentuk *cluster* dapat dilakukan analisa terhadap pola pembentukan *cluster*. Kemudian dapat menetapkan nilai *centroid* secara acak, selanjutnya mengestimasi jarak pada data ke setiap *centroid* dengan menggunakan metode korelasi antara dua buah objek yang terdapat pada rumus *Euclidean Distance* pada Pers. (1).

$$D_{(i,j)} = \sqrt{(x_{1i} - x_{1j})^2 + (x_{2i} - x_{2j})^2 + \dots + (x_{ki} - x_{kj})^2} \quad (1)$$

Di mana $D_{(i,j)}$ merupakan jarak data ke i ke pusat *cluster* j , dengan X_{ki} adalah data ke i pada atribut data ke k , dan X_{kj} adalah titik pusat ke j pada atribut ke k .

Berdasarkan penjabaran pada metode penelitian, langkah-langkah dalam *K-Means clustering* yaitu,

a) Menentukan k kelompok.

Jumlah *cluster* dalam penelitian ini adalah $k = 3$.

b) Inisiasi *centroid*

Adapun *centroid* dipilih secara acak seperti pada contoh Tabel 2.

Tabel 2 Inisiasi Centroid

K	nAktif	nPeng	nPsi	nAfek	nAbsen
C0	48	80.8	82	80	100
C1	100	80.9	81.6	80	100
C2	83	79.5	80.2	80	100

c) Hitung jarak pusat *cluster* dengan *Euclidean Distance* menggunakan rumus yang tertera di Tabel 3 merupakan contoh hasil perhitungan sampai data ke-3

Tabel 3 Jarak Pusat Cluster dengan Euclidean Distance

D(1,1)	D(1,2)	D(1,3)
0.00	52.00	35.07
35.03	17.09	3.69
34.00	18.01	2.74

Perhitungan dilakukan dari data ke-4 sampai data ke-59 dengan menggunakan perhitungan di Microsoft Excel sehingga diperoleh hasil seperti pada Tabel 4.

Tabel 4 Hasil 3 Data C0 Iterasi Ke-1

nAktif	nPeng	nPsi	nAfek	nAbsen	Kelompok
48	80.8	82	80	100	C0
61	81.5	82.3	80	100	C0
61	79.9	80.7	80	100	C0

Berdasarkan Tabel 4 diperoleh contoh 3 data dari hasil kelompok *cluster* 0 pada iterasi ke-1 dan terdapat 19 data untuk jumlah keseluruhan *cluster* 0.



Tabel 5 Hasil 3 Data C1 Iterasi Ke-1

nAktif	nPeng	nPsi	nAfek	nAbsen	Kelompok
100	80.9	81.6	80	100	C1
100	82.3	83.5	80	100	C1
100	82.1	83.2	80	100	C1

Berdasarkan Tabel 5 diperoleh contoh 3 data dari hasil kelompok *cluster 1* pada iterasi ke-1 dan terdapat 5 data untuk jumlah keseluruhan *cluster 1*.

Tabel 6 Hasil 3 Data C2 Iterasi Ke-1

nAktif	nPeng	nPsi	nAfek	nAbsen	Kelompok
83	81.9	83	80	100	C2
82	81.2	82.1	80	100	C2
78	81.9	82.5	80	100	C2

Berdasarkan Tabel 6 diperoleh contoh 3 data dari hasil kelompok *cluster 2* pada iterasi ke-1 dan terdapat 35 data untuk jumlah keseluruhan *cluster 2*.

d) Menentukan *cluster* baru dari hasil iterasi ke-1

Cara menentukan *cluster* baru adalah menghitung rata-rata yang di dapat dari setiap *cluster* yaitu, *cluster 0*, *cluster 1*, dan *cluster 2* dengan hasil seperti pada Tabel 7.

Tabel 7 Nilai Centroid Baru

K	\bar{x} nAktif	\bar{x} nPeng	\bar{x} nPsi	\bar{x} nAfek	\bar{x} nAbsen
C0	56,63	82,18	82,64	80,00	100,00
C1	97,40	82,42	83,32	80,00	100,00
C2	78,43	82,60	83,22	80,00	100,00

Jika sudah dihasilkan nilai *centroid* baru, setelahnya akan dihitung kembali untuk iterasi ke-2. Jika iterasi ke-2 selesai, maka akan dihitung galat dengan cara kelompok *cluster* iterasi ke-2 dikurangi dengan kelompok *cluster* iterasi ke-1. Iterasi akan terus dilakukan hingga seluruh nilai galat sama dengan nol. Dari hasil penelitian di atas, dilakukan iterasi sebanyak 3 kali untuk mendapatkan hasil galat sama dengan nol. Hasil akhir perhitungan manual *K-Means clustering* ditunjukkan pada Tabel 8.

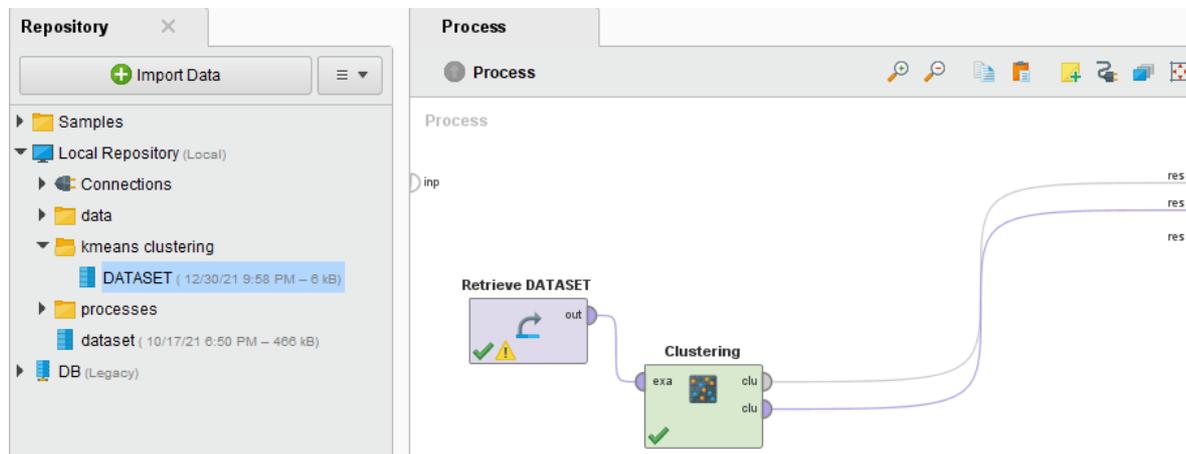
Tabel 8 Hasil Perhitungan Manual K-Means Clustering Iterasi Ke-3

No	D(3,1)	D(3,2)	D(3,3)	Cluster
1	9.72	46.28	30.23	0
2	25.38	11.26	4.95	2
3	24.40	12.33	4.36	2
4	20.38	16.26	1.23	2
5	3.45	33.27	17.21	0
6	4.46	33.41	17.57	0
7	30.46	6.74	10.36	1
8	8.07	29.47	13.81	0
9	3.05	37.40	21.50	0
10	1.90	37.28	21.15	0
...
57	5.07	32.32	16.21	0
58	37.63	4.02	17.19	1
59	27.39	9.30	7.03	2



3.5 Implementasi Algoritma *K-Means Clustering* Menggunakan RapidMiner

Data inputan yang digunakan berupa data excel dengan langkah-langkah pengerjaannya dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Tampilan Input *Dataset*

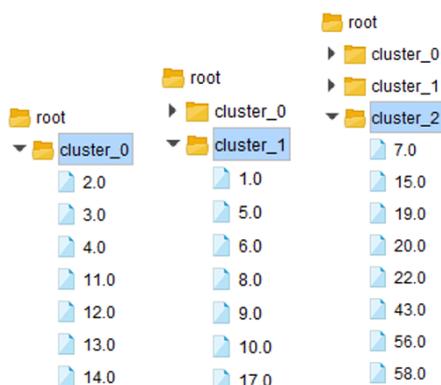
Setelah *input data* dan operator *K-Means* diletakkan pada kolom *design* dan diatur dengan jumlah *k* yang diinginkan, peneliti menghubungkan *connector* satu dengan yang lainnya agar tidak terjadi *error* dan menjalankan program dengan hasil dari data proses ditunjukkan pada Gambar 4.

Cluster Model

```
Cluster 0: 30 items  
Cluster 1: 21 items  
Cluster 2: 8 items  
Total number of items: 59
```

Gambar 4 Hasil Data Proses

Dari hasil perhitungan menggunakan RapidMiner dan perhitungan manual ditemukan kesamaan dalam jumlah *cluster* yang dihasilkan. Walaupun *cluster* yang dihasilkan tidak sesuai, namun penyesuaian dilihat dari jumlah setiap *cluster* yang sama datanya. Hasil lengkap menggunakan aplikasi ditampilkan dalam Gambar 5 dan Gambar 6.

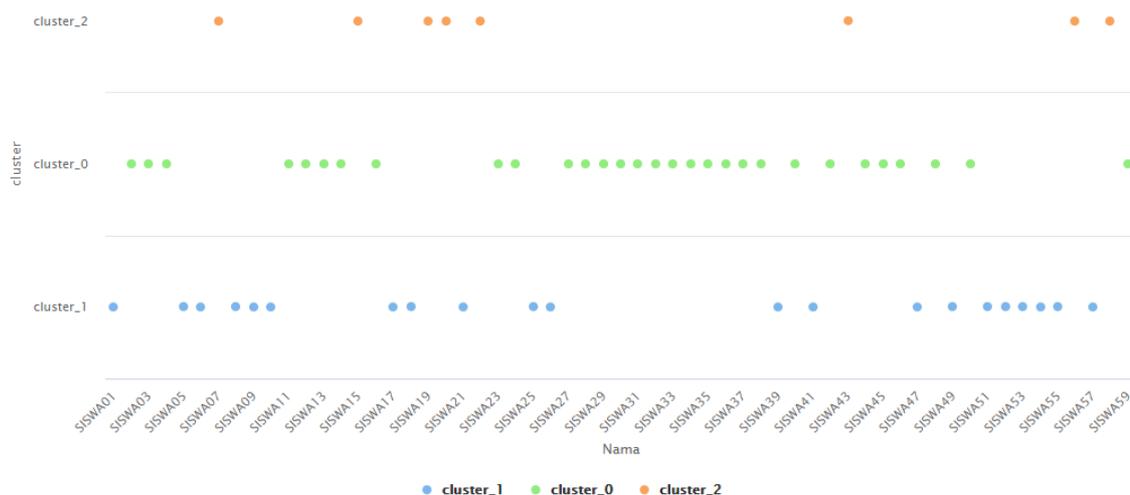


Gambar 5 Hasil per *Cluster*



Attribute	cluster_0	cluster_1	cluster_2
Nilai Keaktifan Pribadi	78.133	57.619	94.250
Nilai Akademik	82.743	82.090	82.312
Nilai Psikomotor	83.380	82.695	82.912
Nilai Afektif	80	80	80
Nilai Absensi	100	100	100

Gambar 6 Hasil Centroid Table



Gambar 7 Hasil Visualisasi Cluster

3.6 Pengujian Hasil (Evaluasi)

Setelah hasil perhitungan *K-Means clustering* melalui RapidMiner dihasilkan, maka akan dilakukan pengujian hasil dari perhitungan melalui aplikasi dengan perhitungan secara manual menunjukkan hasil yang sama.

Dengan *performance vector*-nya adalah sebagai berikut:

Avg. within centroid distance: -36.635
Avg. within centroid distance_cluster_0: -33.268
Avg. within centroid distance_cluster_1: -45.019
Avg. within centroid distance_cluster_2: -27.252
 Davies Bouldin: -0.609

Hasil menunjukkan jarak terdekat dengan *Avg. within centroid distance* adalah C0 yang menunjukkan kelompok siswa aktif. Sedangkan jarak terjauh dengan *Avg. within centroid distance* adalah C1 yang menunjukkan kelompok siswa tidak aktif. Semakin kecil nilai Davies Bouldin maka akan semakin baik nilai *cluster* yang diperoleh dari metode *K-Means*. Davies Bouldin: -0.609 menunjukkan bahwa masing-masing objek dalam *cluster* tersebut memiliki kesamaan yang cukup baik karena mendekati angka 0.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan dapat disimpulkan bahwa data prediksi terhadap tingkat keaktifan siswa SMP ABC kelas 8 dapat dikelompokkan menjadi 3 cluster yaitu, *cluster 0* yang menunjukkan siswa aktif sebanyak 30 siswa, *cluster 1* yang menunjukkan siswa tidak aktif sebanyak 8 siswa, dan *cluster 2* yang menunjukkan siswa kurang aktif sebanyak 21 siswa.



Berdasarkan kesimpulan pengelompokan di atas dapat digunakan sebagai acuan bagi pihak sekolah dalam menentukan siswa yang akan direkomendasikan sekolah untuk mengikuti perlombaan atau calon penerimaan beasiswa. Selain itu, dapat dilakukan evaluasi proses pembelajaran pada hasil yang menunjukkan *cluster* siswa tidak aktif agar dapat dilakukan penguatan dalam hal belajar (penguatan afektif, kognitif maupun psikomotorik) di sekolah.

DAFTAR PUSTAKA

- Adhitama, R., Burhanuddin, A., & Ananda, R. (2020). Penentuan Jumlah Cluster Ideal SNK di Jawa Tengah dengan Metode X-Means Clustering dan K-Means Clustering. *JIKO (Jurnal Informatika Dan Komputer)*, 3(1), 1–5. <https://doi.org/10.33387/jiko.v3i1.1635>
- Arofah, S. N., & Marisa, F. (2018). Penerapan Data Mining untuk Mengetahui Minat Siswa pada Pelajaran Matematika menggunakan Metode K-Means Clustering. *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, 3(2), 85–90. <https://doi.org/10.31328/jointecs.v3i2.787>
- Aroni, A., Fitri, H., & Prasetyo, E. (2018). Penerapan Metode Clustering dengan Algoritma K-Means pada Pengelompokan Data Calon Mahasiswa Baru di Universitas Muhammadiyah Yogyakarta (Studi Kasus: Fakultas Kedokteran dan Ilmu Kesehatan, dan Fakultas Ilmu Sosial dan Ilmu Politik). *Semesta Teknika*, 21(1), 60–64. <https://doi.org/10.18196/st.211211>
- Elda, Y., Defit, S., Yunus, Y., & Syaljumairi, R. (2021). Klasterisasi Penempatan Siswa yang Optimal untuk Meningkatkan Nilai Rata-Rata Kelas Menggunakan K-Means. *Jurnal Informasi Dan Teknologi*, 3, 103–108. <https://doi.org/10.37034/jidt.v3i3.130>
- Fatmawati, K., & Windarto, A. P. (2018). Data Mining: Penerapan RapidMiner dengan K-Means Cluster pada Daerah Terjangkit Demam Berdarah Dengue (DBD) Berdasarkan Provinsi. *Computer Engineering, Science and System Journal*, 3(2), 173. <https://doi.org/10.24114/cess.v3i2.9661>
- Kusuma, A. S., & Aryati, K. S. (2019). Sistem Informasi Akademik Serta Penentuan Kelas Unggulan Dengan Metode Clustering Dengan Algoritma K-Means Di Smp Negeri 3 Ubud. *Jurnal Sistem Informasi Dan Komputer Terapan Indonesia (JSIKTI)*, 1(3), 143–152. <https://doi.org/10.33173/jsikti.29>
- Maulida, L. (2018). Penerapan Data Mining dalam Mengelompokkan Kunjungan Wisatawan ke Objek Wisata Unggulan di Prov. DKI Jakarta dengan K-Means. *JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga)*, 2(3), 167. <https://doi.org/10.14421/jiska.2018.23-06>
- Nainggolan, R., & Purba, E. (2020). Cluster Analysis of Online Shop Product Reviews Using K-Means Clustering. *IJEED (International Journal Of Entrepreneurship And Business Development)*, 3(02), 142–151. <https://doi.org/10.29138/ijebd.v3i02.977>
- Nur Khormarudin, A. (2018). *Teknik Data Mining: Algoritma K-Means Clustering*. IlmuKomputer.Com. <https://ilmukomputer.org/2018/05/08/teknik-data-mining-algoritma-k-means-clustering/>
- Oktarian, S., Defit, S., & Sumijan. (2020). Clustering Students' Interest Determination in School Selection Using the K-Means Clustering Algorithm Method. *Jurnal Informasi Dan Teknologi*, 2, 68–75. <https://doi.org/10.37034/jidt.v2i3.65>
- Ong, J. O. (2013). Implementasi Algoritma K-Means Clustering untuk Menentukan Strategi Marketing President University. *Jurnal Ilmiah Teknik Industri*, 12(1), 10–20. <https://doi.org/10.23917/jiti.v12i1.651>
- Parlambang, B., & Fauziah. (2020). Implementasi Algoritma K-Means dalam Proses Penilaian Kuesioner kepada Dosen Guna Mendukung Kepuasan Mahasiswa Terhadap Dosen. *Jurnal Ilmiah Teknologi Dan Rekayasa*, 25(2), 161–173. <https://doi.org/10.35760/tr.2020.v25i2.2719>
- Parlina, I., Windarto, A. P., Wanto, A., & Lubis, M. R. (2018). Memanfaatkan Algoritma K-Means dalam Menentukan Pegawai yang Layak Mengikuti Assessment Center untuk Clustering Program SDP. *Computer Engineering, Science and System Journal*, 3(1), 87. <https://doi.org/10.24114/cess.v3i1.8192>
- Pham, D. T., Dimov, S. S., & Nguyen, C. D. (2005). Selection of K in K -means clustering. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 219(1), 103–119. <https://doi.org/10.1243/095440605X8298>
- Primanda, R. P., Alwi, A., & Mustikasari, D. (2021). Data Mining Seleksi Siswa Berprestasi Untuk



- Menentukan Kelas Unggulan Menggunakan Metode K-Means Clustering (Studi Kasus di MTS Darul Fikri). *KOMPUTEK*, 5(1), 88. <https://doi.org/10.24269/jkt.v5i1.686>
- Rahma, L. M. (2020). *Implementasi Algoritma K-Means Berbasis Android Untuk Clustering Tingkat Pemahaman Mahasiswa*. Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.
- Sirait, W., Defit, S., & Nurcahyo, G. W. (2019). Algoritma K-Means Untuk Klasterisasi Tugas Akhir Mahasiswa Berdasarkan Keahlian. *Jurnal Sistim Informasi Dan Teknologi*, 1(3), 25–30. <https://doi.org/10.35134/jsisfotek.v1i3.6>
- Triandini, M., Defit, S., & Nurcahyo, G. W. (2021). Data Mining dalam Mengukur Tingkat Keaktifan Siswa dalam Mengikuti Proses Belajar pada SMP IT Andalas Cendekia. *Jurnal Informasi Dan Teknologi*, 3, 167–173. <https://doi.org/10.37034/jidt.v3i3.120>
- Vhallah, I., Sumijan, S., & Santony, J. (2018). Pengelompokan Mahasiswa Potensial Drop Out Menggunakan Metode Clustering K-Means. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 2(2), 572–577. <https://doi.org/10.29207/resti.v2i2.308>



Pemilihan Lokasi Budidaya Rumput Laut Menggunakan Metode *Analytical Hierarchy Process (AHP)* dan *Simple Additive Weighting (SAW)*

Sri Rahayu ⁽¹⁾, Hamdani Hamdani ^{(2)*}, Ramadiani Ramadiani ⁽³⁾

Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Mulawarman, Samarinda

e-mail : {sriahayu212621,ilkom.ramadiani}@gmail.com, hamdani@unmul.ac.id.

* Penulis korespondensi.

Artikel ini diajukan 7 Januari 2022, direvisi 1 April 2022, diterima 4 April 2022, dan dipublikasikan 25 Mei 2022.

Abstract

One of the professions in the marine sector that is mostly occupied by people living in coastal areas is seaweed cultivation. Seaweed is one of the marine product commodities with great potential to be developed in Indonesia because it has high economic value. One of the areas that are included as producers of *Eucheuma Cottonii* seaweed is Nunukan Island, which is located in Nunukan Regency, North Kalimantan Province. The main factor that determines success in seaweed cultivation activities is the selection of land locations. Errors in site selection can lead to crop failure and low quality of the seaweed produced. The purpose of this study is to create a decision support system to facilitate and assist the community in selecting the best location for seaweed cultivation quickly and precisely according to the criteria using the Analytical Hierarchy Process (AHP) method to calculate the criteria weights and the Simple Additive Weighting (SAW) method for performing alternative ratings. The criteria used were 7, namely depth, pH, current speed, brightness, temperature, salinity, and dissolved oxygen, while alternative data were 11 points of seaweed cultivation locations on Nunukan Island. Based on the results of the implementation of the two methods, recommendations for two locations for seaweed cultivation are Sei Banjar I and Sei Banjar II with the same preference value of 0.937 which is the highest value compared to other alternatives.

Keywords: Location of Seaweed Cultivation, *Eucheuma Cottonii*, Decision Support System, AHP Method, SAW Method

Abstrak

Salah satu profesi dibidang kelautan yang banyak ditekuni oleh masyarakat yang tinggal di daerah pesisir yaitu budidaya rumput laut. Rumput laut menjadi salah satu komoditas hasil kelautan yang besar potensinya untuk dikembangkan di Indonesia karena mempunyai nilai ekonomis yang tinggi. Salah satu daerah yang termasuk penghasil rumput laut jenis *Eucheuma Cottonii* adalah Pulau Nunukan yang terletak di Kabupaten Nunukan, Provinsi Kalimantan Utara. Faktor utama yang menentukan keberhasilan dalam kegiatan budidaya rumput laut adalah pemilihan lokasi lahan. Kesalahan dalam pemilihan lokasi dapat menyebabkan gagal panen dan rendahnya kualitas rumput laut yang dihasilkan. Tujuan penelitian ini yaitu membuat sistem pendukung keputusan untuk mempermudah dan membantu masyarakat dalam melakukan pemilihan lokasi terbaik untuk budidaya rumput laut secara cepat dan tepat sesuai kriteria menggunakan metode *Analytical Hierarchy Process (AHP)* untuk melakukan perhitungan bobot kriteria dan metode *Simple Additive Weighting (SAW)* untuk melakukan pemeringkatan alternatif. Kriteria yang digunakan sebanyak 7 yaitu kedalaman, pH, kecepatan arus, kecerahan, suhu, salinitas, dan oksigen terlarut, sedangkan data alternatif sebanyak 11 titik lokasi budidaya rumput laut di Pulau Nunukan. Berdasarkan hasil implementasi dengan kedua metode menghasilkan rekomendasi dua lokasi budidaya rumput laut yaitu Sei Banjar I dan Sei Banjar II dengan nilai preferensi yang sama yaitu 0,937 merupakan nilai tertinggi dibandingkan dengan alternatif lainnya.

Kata Kunci: Lokasi Budidaya Rumput Laut, *Eucheuma Cottonii*, SPK, Metode AHP, Metode SAW



1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara kepulauan yang mempunyai luas wilayah perairan 3,25 juta km², zona ekonomi eksklusif 2,55 juta km², dan luas daratan hanya sekitar 2,01 juta km². Luasnya wilayah perairan membuat Indonesia memiliki potensi yang besar di bidang kelautan dan perikanan (Pratama, 2020). Salah satu profesi dibidang kelautan yang banyak ditekuni oleh masyarakat yang tinggal di daerah pesisir yaitu budidaya rumput laut. Salah satu daerah yang termasuk penghasil rumput laut jenis *Eucheuma Cottonii* adalah Pulau Nunukan yang terletak di Kabupaten Nunukan, Provinsi Kalimantan Utara. Daerah pesisir di Pulau Nunukan rata-rata dihuni oleh petani rumput laut, salah satu contoh di Kelurahan Tanjung Harapan dihuni oleh sekitar 3.000 petani rumput laut (Radiarta et al., 2016).

Faktor utama yang menentukan keberhasilan dalam kegiatan budidaya rumput laut adalah pemilihan lokasi lahan (Noor, 2015). Kesalahan dalam pemilihan lokasi dapat menyebabkan gagal panen dan rendahnya kualitas rumput laut yang dihasilkan. Oleh karena itu, dalam melakukan budidaya rumput laut tentunya harus memperhatikan kriteria lahan berdasarkan faktor biofisik dan kimia karena dapat berdampak terhadap laju pertumbuhan dan kualitas rumput laut (Agustina et al., 2017). Kurangnya pengetahuan petani terhadap kriteria dan parameter yang digunakan dalam pemilihan lokasi budidaya rumput laut menyebabkan petani rumput laut di Pulau Nunukan kesulitan dan rentan melakukan kesalahan dalam pemilihan lokasi. Oleh karena itu, diperlukan sebuah sistem atau metode yang bisa membantu petani rumput laut dalam melakukan pemilihan lokasi budidaya rumput laut. Sistem pendukung keputusan adalah solusi yang tepat untuk membantu masyarakat mengambil keputusan dalam pemilihan lokasi budidaya rumput laut untuk menghindari kesalahan dalam pemilihan lokasi (Bakir & Hozairi, 2019).

Beberapa solusi permasalahan penelitian sebelumnya terkait pemilihan lokasi juga menggunakan sistem pendukung keputusan seperti dalam bidang pertanian digunakan untuk membantu pemilihan lokasi di antaranya lahan kelapa sawit (Widians et al., 2019), lahan cabai (Ramadiani et al., 2020), dan lahan budidaya tanaman jeruk (Naben et al., 2020). Pada bidang pembangunan dan bisnis telah diterapkan sistem pendukung keputusan untuk membantu pemilihan lokasi. Penelitian tersebut di antaranya pemilihan lokasi usaha (Setiawan et al., 2020; Yap et al., 2018), lokasi tempat pembuangan akhir (TPA) sampah (Fachrial et al., 2017), lokasi gudang (Singh et al., 2018; Sorongan et al., 2021), lokasi pusat informasi rumput laut (Teniwut et al., 2019), dan lokasi kincir angin (Moradi et al., 2020).

Metode yang digunakan dalam penelitian ini yaitu metode *Analytical Hierarchy Process* (AHP) dan metode *Simple Additive Weighting* (SAW). Berdasarkan hasil penelitian Saputra et al., (2018) menyimpulkan bahwa metode AHP memudahkan untuk nilai pembobotan pada kriteria, namun kurang cocok untuk memberi keputusan. Oleh karena itu, metode AHP ini lebih cocok untuk digabungkan dengan metode SAW bukan untuk perbandingan. Di mana metode AHP digunakan untuk melakukan pembobotan pada masing-masing kriteria dan metode SAW digunakan untuk melakukan pemeringkatan pada masing-masing alternatif (Cahyapratama & Sarno, 2018; Laurentinus & Rinaldi, 2019; Prihandoko et al., 2018; Sari, 2021).

Berdasarkan penjelasan sebelumnya, maka penelitian ini mengusulkan judul “Pemilihan Lokasi Budidaya Rumput Laut Menggunakan *Analytical Hierarchy Process* (AHP) dan *Simple Additive Weighting* (SAW)”. Hal ini bertujuan agar dapat membantu dan mendukung para masyarakat dalam mengambil keputusan untuk memilih lokasi budidaya rumput laut yang tepat berdasarkan kriteria yang telah ditentukan.

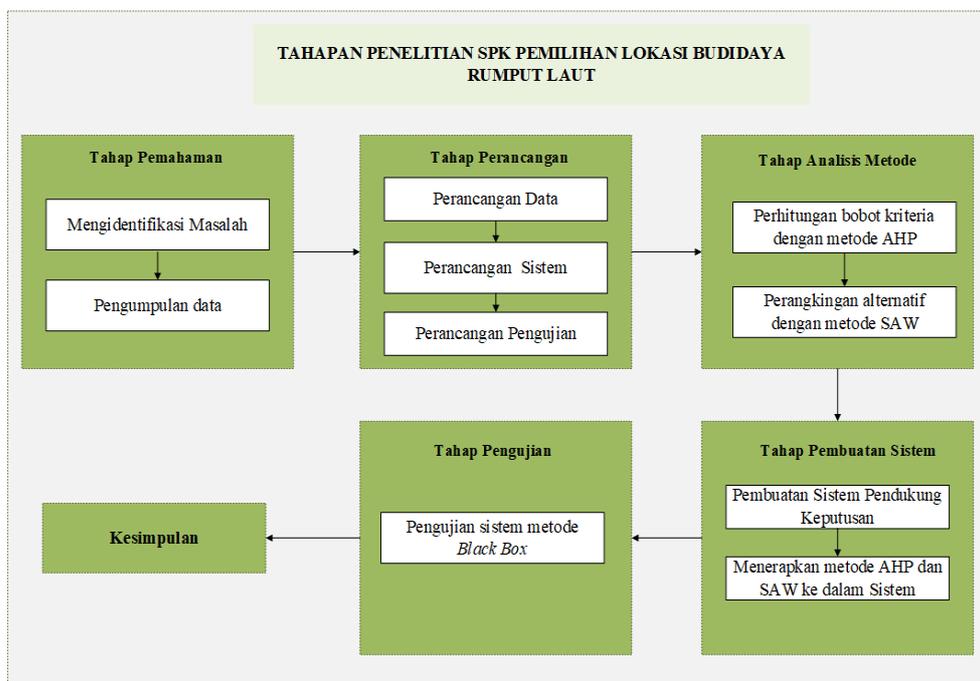
2. METODE PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Pelaksanaan penelitian ini dilakukan dengan melalui beberapa tahapan, dimulai dari tahap pemahaman, perancangan, analisis metode, pembuatan sistem, pengujian dan menarik



kesimpulan. Adapun tahapan yang harus dilalui dalam pelaksanaan penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Tahap pemahaman terdiri dari mengidentifikasi masalah dan pengumpulan data sebagai referensi dan bahan penelitian. Tahap perancangan adalah yaitu tahap untuk melakukan perancangan data yang akan digunakan, merancang alur sistem yang akan dibuat seperti *flowchart*, *data flow diagram* dan merancang *database* menggunakan *entity relationship diagram*, perancangan tampilan, serta perancangan pengujian. Tahap analisis data dilakukan dengan melakukan perhitungan manual menggunakan metode AHP untuk memperoleh bobot masing-masing kriteria dan perhitungan manual menggunakan metode SAW untuk melakukan pemeringkatan alternatif. Tahap pembuatan sistem dilakukan penulisan kode untuk membangun sistem dan menerapkan metode AHP dan SAW ke dalam sistem. Tahap terakhir merupakan penarikan kesimpulan terhadap hasil penelitian yang dilakukan.

2.2 Sistem Pendukung Keputusan

Sistem pendukung keputusan adalah bagian dari sistem informasi berbasis komputer termasuk sistem manajemen berbasis pengetahuan yang digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan dalam suatu organisasi atau perusahaan. Sistem pendukung keputusan berguna untuk mengolah data dan menjadi layanan informasi dari masalah yang kompleks sehingga menghasilkan suatu keputusan yang sesuai dengan kriteria. Sistem pendukung keputusan mampu memberikan kemampuan pemecahan masalah maupun kemampuan pengkomunikasian untuk masalah dengan kondisi semi terstruktur dan tidak terstruktur (Turban et al., 2005). Menurut Pratiwi (2016), "Sistem Pendukung Keputusan adalah sistem berbasis komputer yang interaktif dalam membantu pengambilan keputusan dengan memanfaatkan data dan model untuk menyelesaikan masalah-masalah yang tak terstruktur".

2.3 Pemilihan Lokasi

Lokasi merupakan tempat di mana orang-orang biasa berkunjung dan bisa ditempati untuk melakukan suatu kegiatan. Pada saat menentukan lokasi harus melakukan pertimbangan keuntungan dan kerugian dalam sesuatu pengelolaan suatu usaha, karena dalam penentuan



lokasi ini juga akan mempengaruhi keberhasilan suatu kegiatan yang memang bertujuan untuk kegiatan usaha.

Pada penelitian ini fokus lokasi penelitian yang akan digunakan sebagai data sampel untuk diuji ke dalam sistem pendukung keputusan adalah data lokasi perairan di wilayah Sei Banjar dan Sei Senowaling yang berada di Nunukan Barat, serta di wilayah perairan di Rusunawa Selisun dan Mamolo yang berada di Nunukan Selatan. Lokasi ini dijadikan sampel karena secara umum kualitas air di daerah Nunukan Barat dan Nunukan Selatan berbeda, sehingga sangat cocok untuk digunakan sebagai bahan pengujian sistem pendukung yang akan dibuat (Dinas Perikanan Kabupaten Nunukan, 2021).

2.4 Budidaya Rumput Laut

Budidaya adalah suatu kegiatan yang dilakukan dengan terencana dan dilakukan pemeliharaan pada suatu lahan dengan tujuan mendapat keuntungan. Rumput laut atau dalam bahasa Inggris diartikan sebagai *seaweed* adalah ganggang yang bisa hidup di dalam laut dan tergolong dalam *divisio thallophyta*. Jenis rumput laut yang banyak dibudidayakan dan dimanfaatkan di berbagai negara Asia Pasifik termasuk Indonesia adalah *Euचेuma Cottonii* (Khasanah et al., 2016). Rumput laut jenis *Euचेuma Cottonii* merupakan salah satu rumput laut dari jenis alga merah (*Rhodophyta*). Rumput laut jenis *Euचेuma Cottonii* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 *Euचेuma Cottonii*

Rumput laut jenis ini memiliki thallus yang licin dan silindris, berwarna hijau, hijau kuning, abu-abu dan merah. Tumbuh melekat pada substrat dengan alat perekat berupa cakram (Nikmah, 2019). Berdasarkan penjelasan sebelumnya, maka dapat disimpulkan budidaya rumput laut merupakan suatu kegiatan yang dilakukan dengan terencana untuk mengembangkan dan memelihara rumput laut dengan tujuan mendapatkan hasil dan keuntungan.

2.5 Metode AHP

Metode AHP merupakan teknik yang dikembangkan oleh Thomas L. Saaty seorang ahli matematika dari Universitas Pittsburg, Amerika Serikat pada tahun 1970-an. Tujuan metode AHP adalah untuk menyelesaikan permasalahan pengambilan keputusan dengan cara menyusun prioritas dari berbagai alternatif pilihan yang ada dan pilihan-pilihan tersebut bersifat kompleks atau *multicriteria* (Pratiwi, 2016). Berdasarkan penjelasan sebelumnya dapat disimpulkan bahwa AHP adalah metode pengambilan keputusan secara hierarki (tingkat) yang dipilih dari berbagai kriteria dan alternatif, lalu dipertimbangkan prioritas dari masing-masing alternatif tersebut, alternatif manakah yang dinilai terbaik berdasarkan tujuan yang akan dicapai.

Langkah-langkah metode AHP sebagai berikut:

- 1) Mendefinisikan masalah dan menentukan solusi yang diinginkan, lalu menyusun hierarki dari permasalahan yang dihadapi.



- 2) Membuat matriks perbandingan berpasangan antara kriteria menggunakan skala Saaty yang dapat dilihat pada Tabel 1 (Saaty, 2008).

Tabel 1 Skala Penilaian Perbandingan Saaty

Tingkat Kepentingan	Definisi	Keterangan
1	Sama penting	Kedua elemen sama pentingnya
3	Sedikit lebih penting	Elemen yang satu sedikit lebih penting
5	Lebih penting	Elemen yang satu esensial atau sangat penting (lebih penting) ketimbang elemen lainnya
7	Sangat penting	Satu elemen jelas lebih penting dari elemen lainnya
9	Mutlak sangat penting	Satu elemen mutlak lebih penting ketimbang elemen yang lainnya
2,4,6,8 Kebalikan	Nilai tengah Jika aktivitas i mendapat suatu angka bila dibandingkan dengan suatu aktivitas j, maka j mempunyai nilai kebalikannya bila dibandingkan aktivitas i.	Nilai-nilai di antara dua pertimbangan yang berdekatan

- 3) Matriks perbandingan berpasangan disintesis untuk memperoleh keseluruhan prioritas. Hal-hal yang dilakukan dalam langkah ini adalah:
- Menjumlahkan nilai-nilai dari setiap kolom pada matriks perbandingan berpasangan.
 - Membagi setiap nilai dari kolom dengan total kolom yang bersangkutan untuk memperoleh normalisasi matriks.
 - Menjumlahkan nilai-nilai dari setiap baris dan membaginya dengan jumlah elemen untuk mendapatkan nilai bobot prioritas.
- 4) Mengukur konsistensi matriks perbandingan berpasangan. Hal pertama yang dilakukan yaitu menghitung nilai λ maks dengan cara kalikan jumlah nilai kolom pertama perbandingan berpasangan dengan *priority vector* elemen pertama, jumlah nilai pada kolom kedua dengan *priority vector* elemen kedua dan seterusnya.

Hitung *Consistency Index (CI)* dengan rumus yang dapat ditulis seperti Pers. (1).

$$CI = \frac{(\lambda_{maks} - n)}{n - 1} \quad (1)$$

Di mana *CI* merupakan *Consistency Index*, λ Maks adalah nilai eigen terbesar dari matriks berordo n , dan n menunjukkan jumlah elemen yang dibandingkan.

Hitung *Consistency Ratio (CR)* dengan rumus yang dapat ditulis seperti Pers. (2).

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (2)$$

Adapun nilai *RI (Random Index)* dipilih berdasarkan jumlah kriteria yang digunakan. Daftar nilai *RI* dapat dilihat pada Tabel 2 (Saaty, 2008).

Tabel 2 Nilai RI

Ukuran Matriks	Nilai RI	Ukuran Matriks	Nilai RI
1,2	0,00	9	1,45
3	0,58	10	1,49
4	0,90	11	1,51
5	1,12	12	1,48
6	1,24	13	1,56
7	1,32	14	1,57
8	1,41	15	1,59



2.6 Metode SAW

Metode SAW merupakan metode yang disarankan untuk menyelesaikan masalah penyeleksian keputusan dalam sistem pengambilan keputusan yang memiliki banyak atribut. Konsep dasar metode SAW adalah mencari penjumlahan terbobot dari rating kinerja pada setiap alternatif dan memiliki kesempatan yang sama pada semua kriteria. Metode SAW membutuhkan proses normalisasi matriks keputusan (x) ke suatu skala yang dapat dibandingkan dengan semua rating alternatif yang ada. Metode SAW dapat membantu dalam pengambilan keputusan suatu kasus, namun perhitungan dengan metode SAW ini hanya menghasilkan nilai terbesar yang akan terpilih sebagai alternatif terbaik. Perhitungan akan sesuai dengan metode ini apabila alternatif yang terpilih memenuhi kriteria yang telah ditentukan (Pratiwi, 2016).

Berikut adalah langkah-langkah menggunakan metode SAW:

- 1) Menentukan kriteria yang akan dijadikan acuan dalam pengambilan keputusan yaitu C_i .
- 2) Memberikan nilai bobot untuk masing-masing kriteria sebagai W .
- 3) Memberikan nilai rating kecocokan setiap alternatif pada setiap kriteria.
- 4) Membuat matriks keputusan berdasarkan kriteria C_i , kemudian melakukan normalisasi matriks berdasarkan persamaan yang disesuaikan dengan jenis atribut (atribut *benefit* maupun atribut *cost*) sehingga diperoleh matriks ternormalisasi R . Atribut *benefit* digunakan jika nilai terbesar yang terbaik dan atribut *cost* jika nilai terkecil yang terbaik.
- 5) Jika j adalah atribut *benefit* maka rumus dapat ditulis seperti Pers. (3).

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\text{Max}_i x_{ij}} \quad (3)$$

Jika j adalah atribut *cost* maka rumus dapat ditulis seperti Pers. (4).

$$r_{ij} = \frac{\text{Min}_i x_{ij}}{x_{ij}} \quad (4)$$

Di mana r_{ij} merupakan nilai rating kinerja ternormalisasi, x_{ij} adalah nilai atribut yang dimiliki dari setiap kriteria, $\text{Max}_i x_{ij}$ adalah nilai maksimum dari setiap kriteria i , dan $\text{Min}_i x_{ij}$ merupakan nilai minimum dari setiap kriteria i .

- 6) Hasil akhir diperoleh dari proses pemeringkatan yaitu penjumlahan dan perkalian matriks ternormalisasi R dengan vektor bobot sehingga diperoleh nilai terbesar yang dipilih sebagai alternatif yang terbaik (A_i) sebagai solusi. Rumus nilai preferensi dapat ditulis seperti Pers. (5).

$$V_i = \sum_{j=1}^n w_j r_{ij} \quad (5)$$

Di mana V_i adalah nilai peringkat untuk setiap alternatif, W_j adalah nilai bobot dari setiap kriteria, R_{ij} adalah nilai rating kinerja ternormalisasi, i merupakan alternatif ke $i=1,2,\dots,m$, dan j merupakan kriteria ke $j=1,2,\dots,n$.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan metode studi literatur, wawancara, dan observasi. Berdasarkan hasil pengumpulan data, didapatkan data kriteria dan data alternatif yang akan digunakan dalam pemilihan lokasi budidaya rumput laut. Data kriteria beserta subkriterianya dapat dilihat pada Tabel 3.



Tabel 3 Data Kriteria

Kriteria	Subkriteria	Skala Nilai	Kategori
Kedalaman (C1)	5-10 (m)	3	Sesuai
	3-4 atau 11-15 (m)	2	Cukup Sesuai
	<3 atau >15 (m)	1	Tidak Sesuai
pH (C2)	6,5-8,5	3	Sesuai
	5-6,4 atau 8,6-9	2	Cukup Sesuai
	<5 atau >9	1	Tidak Sesuai
Kecepatan arus (C3)	0.25-0.40 (m/s)	3	Sesuai
	0.10-0.24 atau 0.41-0.60 (m/s)	2	Cukup Sesuai
	<0.10 atau >0.60 (m/s)	1	Tidak Sesuai
Kecerahan (C4)	>50 (cm)	3	Sesuai
	10-50 (cm)	2	Cukup Sesuai
	<10 (cm)	1	Tidak Sesuai
Suhu (C5)	26-32 (°C)	3	Sesuai
	22-25 atau 33-36 (°C)	2	Cukup Sesuai
	<22 atau >36 (°C)	1	Tidak Sesuai
Salinitas (C6)	28-33 (ppt)	3	Sesuai
	25-27 atau 34-37 (ppt)	2	Cukup Sesuai
	<25 atau >37 (ppt)	1	Tidak Sesuai
Oksigen Terlarut (C7)	>4 (ppm)	3	Sesuai
	1 – 4 (ppm)	2	Cukup Sesuai
	<1 (ppm)	1	Tidak Sesuai

Data alternatif yang digunakan juga didapatkan dari Dinas Perikanan Kabupaten Nunukan yang merupakan data hasil pengukuran kualitas lokasi budidaya rumput laut tahun 2019. Titik lokasi masing-masing wilayah dapat dilihat pada Gambar 3.

Google Maps Titik Lokasi Budidaya Rumput Laut



Gambar 3 Peta Lokasi Budidaya Rumput Laut

Berdasarkan Gambar 3 dapat dilihat bahwa setiap wilayah dilakukan pengukuran terhadap 2 atau 3 titik lokasi di mana stasiun I lokasi terluar merupakan lokasi yang paling dekat dengan batas alur layar pelayaran, stasiun II lokasi di bagian tengah antara lokasi terluar dengan lokasi pasang surut terendah, dan stasiun III lokasi pasang surut terendah merupakan lokasi yang dekat dengan pesisir pantai. Data alternatif yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 4.



Tabel 4 Data Alternatif

Alternatif	Kriteria						
	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
Sei Banjar I (A1)	5	6,0	0,25	12	31	30	7
Sei Banjar II (A2)	5	6,0	0,31	22	31	29	7
Sei Banjar III (A3)	5	6,0	0,18	30	31	25	7
Sei Senowaling I (A4)	3	6,0	0,10	34	31	27	7
Sei Senowaling II (A5)	3	6,0	0,24	34	31	27	7
Sei Senowaling III (A6)	3	6,0	0,20	34	31	25	7
Rusunawa I (A7)	5	6,0	0,16	10	30	30	19
Rusunawa II (A8)	2	6,0	0,16	90	31	24	22
Mamolo I (A9)	20	6,0	2,81	48	31	25	19,67
Mamolo II (A10)	15	6,0	2,23	48	32	25	24
Mamolo III (A11)	15	6,0	1,7	26	32	24	27,3

3.2 Implementasi AHP-SAW

Berikut adalah langkah-langkah perhitungan metode AHP untuk mendapatkan bobot masing-masing kriteria yang digunakan dalam pemilihan lokasi budidaya rumput laut:

- 1) Membuat matriks perbandingan berpasangan antara kriteria menggunakan skala Saaty yang dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5 Perbandingan Berpasangan Kriteria

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
C1	1	0,5	2	0,5	2	0,5	0,5
C2	2	1	0,5	0,5	2	0,5	2
C3	0,5	2	1	0,5	0,5	0,5	0,5
C4	2	2	2	1	2	0,5	2
C5	0,5	0,5	2	0,5	1	0,5	2
C6	2	2	2	2	2	1	2
C7	2	0,5	2	0,5	0,5	0,5	1
Σ Kolom	10	8,5	11,5	5,5	10	4	10

- 2) Normalisasi matriks dengan cara membagi setiap nilai dari kolom dengan total kolom yang bersangkutan. Hasil normalisasi matriks dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6 Normalisasi Perbandingan Kriteria

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
C1	0,1	0,059	0,174	0,091	0,2	0,125	0,05
C2	0,2	0,118	0,043	0,091	0,2	0,125	0,2
C3	0,05	0,235	0,087	0,091	0,05	0,125	0,05
C4	0,2	0,235	0,174	0,182	0,2	0,125	0,2
C5	0,05	0,059	0,174	0,091	0,1	0,125	0,2
C6	0,2	0,235	0,174	0,364	0,2	0,25	0,2
C7	0,2	0,059	0,174	0,091	0,05	0,125	0,1

- 3) Menghitung nilai bobot dan konsistensi perbandingan berpasangan kriteria. Hasil perhitungan bobot dan konsistensi dapat dilihat pada Tabel 7.



Tabel 7 Hasil Perhitungan Bobot Kriteria

Kode	Kriteria	Bobot Kriteria
C1	Kedalaman	0,114
C2	pH	0,14
C3	Kecepatan Arus	0,098
C4	Kecerahan	0,188
C5	Suhu	0,114
C6	Salinitas	0,232
C7	Oksigen terlarut	0,114
λ maks		7,701
Consistency Index (CI)		0,118
Consistency Ratio (CR)		0,089

Setelah memperoleh bobot kriteria selanjutnya melakukan pemeringkatan alternatif menggunakan metode SAW. Berikut adalah langkah-langkah perhitungan metode SAW:

- 1) Memberikan nilai rating kecocokan dari semua alternatif. Sebelum melakukan perhitungan, dilakukan terlebih dahulu pencocokan nilai antara setiap alternatif dengan setiap subkriteria yang telah memiliki masing-masing skala nilai. Rating kecocokan atau matriks keputusan dapat dilihat pada Tabel 8

Tabel 8 Rating Kecocokan

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
A1	3	2	3	2	3	3	3
A2	3	2	3	2	3	3	3
A3	3	2	2	2	3	2	3
A4	2	2	2	2	3	2	3
A5	2	2	2	2	3	2	3
A6	2	2	2	2	3	2	3
A7	3	2	2	2	3	3	3
A8	1	2	2	2	3	1	3
A9	1	2	2	3	3	2	3
A10	2	2	1	2	3	2	3
A11	2	2	1	2	3	1	3

- 2) Normalisasi matriks berdasarkan jenis atribut kriteria *benefit* maupun *cost*. Kriteria yang digunakan semua berjenis *benefit*, maka normalisasi matriks dilakukan dengan membagi antara x_{ij} dengan nilai maksimal kolom j berdasarkan pada Pers. (3). Hasil normalisasi matriks disusun kedalam matriks ternormalisasi R sebagai berikut.

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0,667 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0,667 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0,667 & 0,667 & 1 & 0,667 & 1 \\ 0,667 & 1 & 0,667 & 0,667 & 1 & 0,667 & 1 \\ 0,667 & 1 & 0,667 & 0,667 & 1 & 0,667 & 1 \\ 0,667 & 1 & 0,667 & 0,667 & 1 & 0,667 & 1 \\ 1 & 1 & 0,667 & 0,667 & 1 & 1 & 1 \\ 0,333 & 1 & 0,667 & 0,667 & 1 & 0,333 & 1 \\ 0,333 & 1 & 0,667 & 1 & 1 & 0,667 & 1 \\ 0,667 & 1 & 0,333 & 0,667 & 1 & 0,667 & 1 \\ 0,667 & 1 & 0,333 & 0,667 & 1 & 0,667 & 1 \end{bmatrix}$$

- 3) Selanjutnya menghitung nilai preferensi dari setiap alternatif menggunakan Pers. (5). Di mana matriks ternormalisasi (R) dikalikan dengan nilai bobot kriteria (W) untuk mendapatkan nilai preferensi. Nilai bobot kriteria yang digunakan merupakan hasil dari perhitungan metode



AHP. Setelah memperoleh nilai preferensi masing-masing alternatif selanjutnya dilakukan pemeringkatan yang dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9 Hasil Pemeringkatan Alternatif

Ranking	Kode	Nama Alternatif	Nilai Preferensi
1	A1	Sei Banjar I	0,937
2	A2	Sei Banjar II	0,937
3	A7	Rusunawa I	0,905
4	A3	Sei Banjar III	0,827
5	A9	Mamolo I	0,814
6	A4	Senowaling I	0,789
7	A5	Senowaling II	0,789
8	A6	Senowaling III	0,789
9	A10	Mamolo II	0,756
10	A11	Mamolo III	0,679
11	A8	Rusunawa II	0,673

Setelah melakukan proses perhitungan manual, proses selanjutnya adalah uji coba dengan tujuan untuk mengetahui bahwa hasil perancangan sesuai dengan hasil yang ditampilkan pada *web* sistem pendukung keputusan pemilihan lokasi budidaya rumput laut. Berikut tampilan hasil perhitungan metode AHP pada Gambar 4 dan SAW pada Gambar 5.

Hasil Perhitungan Bobot Kriteria									
Kriteria	Kedalaman	pH	Kecepatan arus	Kecerahan	Suhu	Salinitas	Oksigen Terlarut	Jumlah Per Baris	Bobot Kriteria
Kedalaman	0.1	0.059	0.174	0.091	0.2	0.125	0.05	0.799	0.114
pH	0.2	0.118	0.043	0.091	0.2	0.125	0.2	0.977	0.14
Kecepatan arus	0.05	0.235	0.087	0.091	0.05	0.125	0.05	0.688	0.098
Kecerahan	0.2	0.235	0.174	0.182	0.2	0.125	0.2	1.316	0.188
Suhu	0.05	0.059	0.174	0.091	0.1	0.125	0.2	0.799	0.114
Salinitas	0.2	0.235	0.174	0.364	0.2	0.25	0.2	1.623	0.232
Oksigen Terlarut	0.2	0.059	0.174	0.091	0.05	0.125	0.1	0.799	0.114
Principle Eigen Vector (λ maks)									7.701
Consistency Index									0.117
Consistency Ratio									0.089

copyright © 2022 - developed by Sri Rahayu

Gambar 4 Tampilan Hasil Perhitungan Bobot Kriteria Menggunakan Metode AHP



Peringkat	Nama Alternatif	Nilai Preferensi
1	A01 Sei Banjar I	0.937
2	A02 Sei Banjar II	0.937
3	A07 Rusunawa I	0.905
4	A03 Sei Banjar III	0.827
5	A09 Mamolo I	0.814
6	A04 Sei Senowaling I	0.789
7	A05 Sei Senowaling II	0.789
8	A06 Sei Senowaling III	0.789
9	A10 Mamolo II	0.756
10	A11 Mamolo III	0.679
11	A08 Rusunawa II	0.674

Gambar 5 Tampilan Hasil Pemeringkatan Alternatif Menggunakan Metode SAW

4. KESIMPULAN

Sistem pendukung keputusan pemilihan lokasi budidaya rumput laut menggunakan metode AHP dan SAW sudah berhasil dibangun dengan menggunakan bahasa PHP dan basis data MYSQL. Di mana hasil perhitungan bobot kriteria menggunakan metode AHP memperoleh nilai CR sebesar 0,089 atau <0,1 bermakna bahwa perbandingan kriteria dinyatakan konsisten dan dapat digunakan. Metode SAW melakukan pemeringkatan alternatif lokasi budidaya rumput laut dengan menggunakan bobot kriteria yang telah diperoleh menggunakan metode AHP. Selanjutnya, hasil rekomendasi dari penelitian ini adalah Sei Banjar Lokasi I dan Sei Banjar Lokasi II yang memiliki nilai preferensi tertinggi yaitu 0,937.

DAFTAR PUSTAKA

- Agustina, N. A., Wijaya, N. I., & Prasita, V. D. (2017). Kriteria Lahan Untuk Budidaya Rumpul Laut (*Eucheuma cottonii*) Di Pulau Gili Genting, Madura. *Seminar Nasional Kelautan XII*, 109–116.
- Bakir, B., & Hozairi, H. (2019). Penentuan Prioritas Lokasi Budidaya Rumpul Laut di Kabupaten Sampang Menggunakan Metode TOPSIS. *Jurnal Mnemonic*, 1(1), 75–81. <https://doi.org/10.36040/mnemonic.v1i1.25>
- Cahyapratama, A., & Sarno, R. (2018). Application of Analytic Hierarchy Process (AHP) and Simple Additive Weighting (SAW) methods in singer selection process. *2018 International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT)*, 234–239. <https://doi.org/10.1109/ICOIACT.2018.8350707>
- Fachrial, A., Arifin, Z., & Khairina, D. M. (2017). Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Lokasi Pembuangan Akhir Sampah Kota Samarinda Metode Simple Additive Weighting Berbasis Dekstop. *Prosiding Seminar Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi*, 2(1), 142–145.
- Laurentinus, L., & Rinaldi, S. (2019). Implementasi Metode Analytical Hierarchy Process dan



- Simple Additive Weighting untuk Pemilihan Dosen Terbaik Studi Kasus STMIK Atma Luhur. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 6(6), 655. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2019661636>
- Moradi, S., Yousefi, H., Noorollahi, Y., & Rosso, D. (2020). Multi-criteria decision support system for wind farm site selection and sensitivity analysis: Case study of Alborz Province, Iran. *Energy Strategy Reviews*, 29(April 2017), 100478. <https://doi.org/10.1016/j.esr.2020.100478>
- Naben, L., Letelay, K., & Pandie, E. S. Y. (2020). Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Lokasi Lahan Pertanian untuk Budidaya Tanaman Jeruk Keprok Menggunakan Fuzzy Multi Attribute Decision Making (FMADM) dan Metode Simple Additive Weighting (SAW). *Jurnal Komputer Dan Informatika*, 8(2), 139–144. <https://doi.org/10.35508/jicon.v8i2.2884>
- Noor, N. M. (2015). Analisis Kesesuaian Perairan Ketapang, Lampung Selatan Sebagai Lahan Budidaya Rumput Laut *Kappapycus alvarezii*. *MASPARI JOURNAL*, 7(2), 91–100. <https://doi.org/10.36706/maspari.v7i2.2487>
- Pratama, O. (2020). *Konservasi Perairan Sebagai Upaya menjaga Potensi Kelautan dan Perikanan Indonesia*. Kementerian Kelautan Dan Perikanan. <https://kkp.go.id/djprl/bpsplmakassar/artikel/19908-konservasi-perairan-sebagai-upaya-menjaga-potensi-kelautan-dan-perikanan-indonesia>
- Pratiwi, H. (2016). *Buku Ajar Sistem Pendukung Keputusan* (1st ed.). Deepublish.
- Prihandoko, Nugraha, A. R., Alida, M., Pratama, M. N. Y., & Dewi, R. A. (2018). Analysis of Disease Data in Indonesia by Using SAW and AHP Decision Support Methods. *2018 Third International Conference on Informatics and Computing (ICIC)*, 1, 1–6. <https://doi.org/10.1109/IAC.2018.8780438>
- Radiarta, N., Erlania, E., Haryadi, J., & Rosdiana, A. (2016). Analisis Pengembangan Budidaya Rumput Laut di Pulau Sebatik, Kabupaten Nunukan, Kalimantan Utara. *Jurnal Kebijakan Perikanan Indonesia*, 8(1), 29. <https://doi.org/10.15578/jkpi.8.1.2016.29-40>
- Ramadiani, R., Ramadhani, B., Arifin, Z., Jundillah, M. L., & Azainil, A. (2020). Decision support system for determining chili land using weighted product method. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 9(3), 1229–1237. <https://doi.org/10.11591/eei.v9i3.2004>
- Saaty, T. L. (2008). Decision making with the analytic hierarchy process. *International Journal of Services Sciences*, 1(1), 83. <https://doi.org/10.1504/IJSSCI.2008.017590>
- Saputra, M., Sitompul, O. S., & Sihombing, P. (2018). Comparison AHP and SAW to promotion of head major department SMK Muhammadiyah 04 Medan. *Journal of Physics: Conference Series*, 1007, 012034. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1007/1/012034>
- Sari, N. K. A. P. (2021). Implementation of the AHP-SAW Method in the Decision Support System for Selecting the Best Tourism Village. *Jurnal Teknik Informatika C.I.T Medicom*, 13(1), 23–32. <https://doi.org/10.35335/cit.Vol13.2021.51.pp23-32>
- Setiawan, E. B., Setiyadi, A., & Prakoso, W. A. (2020). Recommendation System for Determining Micro, Small and Medium Enterprise Business Locations. *IJNMT (International Journal of New Media Technology)*, 7(2), 82–89. <https://doi.org/10.31937/ijnmt.v7i2.1499>
- Singh, R. K., Chaudhary, N., & Saxena, N. (2018). Selection of warehouse location for a global supply chain: A case study. *IIMB Management Review*, 30(4), 343–356. <https://doi.org/10.1016/j.iimb.2018.08.009>
- Sorongan, E., Sari, D. R., & Apriliza, P. (2021). Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Gudang Menggunakan Metode Single Page Application Dan Simple Additive Weighting. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 8(3), 485. <https://doi.org/10.25126/jtiik.0813257>
- Teniwut, W. A., Marimin, M., & Djatna, T. (2019). GIS-Based multi-criteria decision making model for site selection of seaweed farming information centre: A lesson from small islands, Indonesia. *Decision Science Letters*, 8, 137–150. <https://doi.org/10.5267/j.dsl.2018.8.001>
- Widians, J. A., Taruk, M., Fauziah, Y., & Setyadi, H. J. (2019). Decision Support System on Potential Land Palm Oil Cultivation using Promethee with Geographical Visualization. *Journal of Physics: Conference Series*, 1341(4), 042011. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1341/4/042011>
- Yap, J. Y. L., Ho, C. C., & Ting, C. (2018). Analytic hierarchy process (AHP) for business site selection. *Conference Paper in AIP Conference Proceedings*, 020151. <https://doi.org/10.1063/1.5055553>



Perbandingan *Forensic Tools* pada Instagram Menggunakan Metode NIST

Irhash Ainur Rafiq^{(1)*}, Imam Riadi⁽²⁾, Herman⁽³⁾

^{1,3} Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta

² Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi Terapan, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta

e-mail : irhash67@gmail.com, imam.riadi@is.ud.ac.id, hermankaha@mti.uad.ac.id.

* Penulis korespondensi.

Artikel ini diajukan 15 Februari 2022, direvisi 6 April 2022, diterima 7 April 2022, dan dipublikasikan 25 Mei 2022.

Abstract

The development of communication media continues to increase with the emergence of various communication applications on smartphones, which are currently very developed from limited communication media to social media. This change in the flow of communication applications gives a new color to communication, not just exchanging messages and sounds but also exchanging videos and pictures. This development was also followed by the rise of digital crimes in the form of defamation, fraud, and hoax news by spreading posts and then deleting them after the news spread widely. This research was conducted to obtain digital evidence with the help of special applications such as Belkasoft Evidence and Axiom Magnets using the NIST method. The results of this study show that the Magnet Axiom is better with an accuracy rate of 83.3% while Belkasoft Evidence is only 50%.

Keywords: Android, Forensics, Digital Evidence, Instagram, Cybercrime, NIST

Abstrak

Perkembangan media komunikasi terus meningkat dengan banyaknya muncul berbagai aplikasi komunikasi pada *smartphone*, yang saat ini sudah sangat berkembang dari sebatas media komunikasi menjadi media sosial. Perubahan arus aplikasi komunikasi ini memberikan warna baru dalam berkomunikasi bukan hanya sekedar bertukar pesan dan suara tetapi juga bisa bertukar video dan gambar. Perkembangan ini juga diikuti dengan maraknya tindak kejahatan digital yang berupa pencemaran nama baik, penipuan dan berita *hoax* dengan menyebarkan postingan-postingan kemudian menghapusnya setelah berita tersebut tersebar luas. Penelitian ini dilakukan untuk mendapatkan bukti digital dengan bantuan aplikasi khusus seperti Belkasoft Evidence dan Magnet Axiom menggunakan metode NIST. Hasil Penelitian ini menunjukkan Magnet Axiom lebih baik dengan tingkat akurasi 83.3% sementara Belkasoft Evidence hanya 50%.

Kata Kunci: Android, Forensik, Bukti Digital, Instagram, Kejahatan Digital, NIST

1. PENDAHULUAN

Teknologi *smartphone* semakin populer pertahunnya. Salah satu teknologi dengan jumlah pengguna yang terbanyak adalah *smartphone* berbasis Android sebagai sistem operasinya (Anwar & Riadi, 2017). Dengan kemajuan teknologi *smartphone* akan mempengaruhi fungsi utamanya sebagai alat komunikasi, Madiyanto et al., (2017) menyatakan *smartphone* dapat digunakan sebagai asisten pribadi, karena dapat menyimpan berbagai macam dokumen maupun data pribadi. *Smartphone* kini sudah sudah masuk ke semua golongan masyarakat sehingga perilaku kehidupan sehari-hari di masyarakat ikut berubah (Nasirudin et al., 2020b). Makin berkembangnya *smartphone* kini secara perlahan mulai menggantikan peran komputer dengan meningkatkan jumlah fitur dan aplikasi yang tersedia pada perangkat seluler (Imam Riadi, Sunardi, 2020). Peningkatan teknologi informasi saat ini tanpa disadari juga memberikan fasilitas oknum tertentu untuk melakukan kejahatan di dunia maya (Satrya & Nasrullah, 2020).



Smartphone saat ini memiliki dua sistem operasi yang sangat populer yaitu Android dan iOS. Android pertama kali rilis pada tahun 2007 dengan versi sistem android A (Astro) dan terus berkembang hingga sekarang versi O (Oreo) uniknya pada sistem operasi Android ini menggunakan inisial pada tiap versinya menggunakan nama-nama makanan, di setiap *update*-nya sistem operasi Android mengalami banyak perkembangan, secara visual, konseptual, ataupun dari segi fungsional (Raphael, 2017). Beberapa sistem operasi *Android* yang telah rilis dijelaskan pada Tabel 1 (Krajci & Cummings, 2013).

Tabel 1 Perkembangan Versi Sistem Operasi Android

No	Versi Sistem Operasi	Tahun Rilis
1	Astro (1.0)	2007
2	Cupcake (1.5)	2009
3	Donut (1.6)	2009
4	Éclair (2.0)	2009
5	Froyo (2.2)	2010
6	Gingerbread (2.3)	2010
7	Honeycomb (3.0)	2011
8	Ice Cream Sandwich (4.0)	2011
9	Jelly Bean (4.1)	2012
10	KitKat (4.4)	2013
11	Lollipop (5.0)	2014
12	Marshmallow (6.0)	2015
13	Nougat (7.0)	2016
14	Oreo (8.0)	2017

Instant Messaging (IM) merupakan salah satu aplikasi seluler yang sangat populer. Salah satu jenis aplikasi IM adalah *WhatsApp* (WA) (Anwar & Riadi, 2017). *Instant messaging* (IM) merupakan suatu aplikasi obrolan *online* yang menawarkan pesan teks secara *real-time* serta transmisi *file* audio, video, dan gambar melalui internet (Riadi et al., 2019). Instagram merupakan aplikasi sosial paling populer di Indonesia dikalangan pengguna *smartphone*. Instagram merupakan gambaran dari kata *Instant-Telegram* yang berarti aplikasi ini dapat bertukar informasi dengan cepat baik dalam bentuk gambar, video, suara, dan pesan teks ke jejaring 135social lainnya. Instagram *messenger* atau lebih akrab dengan istilah *direct messenger* (DM) merupakan fitur yang dapat digunakan untuk saling bertukar pesan, gambar, dan video ke pengguna lainnya. Hal ini berpotensi terjadinya praktik kejahatan digital seperti prostitusi *online* dengan cara menawarkan diri menggunakan gambar dan kata-kata yang tidak senonoh ke pengguna Instagram lainnya. Sedangkan untuk halaman beranda atau *feed* dan juga status atau *story* dapat disalahgunakan menjadi media penyebaran berita *hoax* dan pencemaran nama baik dengan meng-*upload* foto atau video yang dapat langsung dilihat oleh semua pengguna Instagram. Segala informasi yang pernah di-*upload* pada sosial media dapat digunakan menjadi bahan penyelidikan oleh penyidik dalam suatu tindak pidana (Alisabeth & Restu Pramadi, 2020). Platform sosial media saat ini sangat mudah diakses dan pembuatan akun baru, sehingga menjadi lahan bagi para oknum pelaku tindak kejahatan digital beraksi (Nieborg & Helmond, 2019).

Penegak hukum saat ini sudah tidak kesulitan dalam menangani tindakan kriminal digital ini, karena saat ini sudah banyak ilmu forensik digital yang diterapkan begitu pula aplikasi pendukungnya. Forensik digital telah mengalami pertumbuhan cukup cepat dan telah diterapkan ke dalam komputer, *database*, jaringan, internal memori, dan forensik bergerak. Forensik bergerak adalah cabang forensik digital yang berkembang pesat dan memiliki banyak sub-cabang sesuai dengan vendor perangkat seluler yang ada (Satrya & Nasrullah, 2020). *Digital forensic* dapat dimanfaatkan pada beberapa kondisi, terutama dalam investigasi tindak pidana digital atau *cybercrime* (Horsman, 2020).

Forensik digital berkaitan dengan pemulihan bukti atau data digital dari perangkat seluler dengan kondisi *forensically sound* (Wirara et al., 2020)). Dalam UU ITE nomor 11 tahun 2008 pada pasal

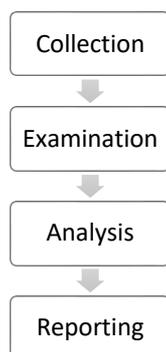


5 ayat (1) menyatakan bukti digital dapat digunakan sebagai alat bukti hukum yang sah untuk membantu dalam proses hukum (Wirara et al., 2020). *Mobile forensic* menjadi proses yang wajib dilakukan saat menangani tindak kejahatan digital, karena dengan *mobile forensic* dapat menemukan bukti digital apapun yang sudah dihapus pada perangkat *mobile* (Madiyanto et al., 2017). Analisis pada *digital forensic* akan memberikan rincian yang detail sehingga membantu penyidik dalam memecahkan kasus kejahatan yang dilaporkan (Mehrotra & Mehtre, 2013).

Penelitian ini merupakan lanjutan dari beberapa penelitian sebelumnya seperti penelitian dari Nasirudin dengan judul “Analisis Forensik Smartphone Android Menggunakan Metode NIST dan Tool MOBILedit Forensic Express”. Penelitian ini melakukan pengembalian data dari beberapa aplikasi yang sudah dihapus pada *smartphone* Samsung Galaxy A8 menggunakan MOBILedit Forensic Express (Nasirudin et al., 2020a). Sedangkan penelitian ini menggunakan aplikasi Instagram dengan bantuan *tools* yang berbeda yaitu Belkasoft Evidence dan Magnet Axion. Pada penelitian ini investigasi dilakukan dengan mengembalikan bukti digital yang sudah dihapus berupa (gambar, video, dan pesan teks) yang sebelumnya sempat di-*upload* pada aplikasi Instagram dari perangkat *smartphone* Android.

2. METODE PENELITIAN

Objek penelitian pada kasus ini yaitu Samsung Galaxy J2 Prime. Pada penelitian ini menggunakan metode *National Institute of Standards and Technology* (NIST), NIST sendiri merupakan sebuah lembaga yang bertanggung jawab akan standar pengembangan dan keamanan terhadap pihak yang berwenang dalam *digital forensic* (Rahmansyah, 2021). Dalam proses analisis forensik untuk mendapatkan bukti digital. Tahapan metode NIST yaitu *collection*, *examination*, *analysis*, dan *reporting* seperti pada Gambar 1.



Gambar 1 Tahap Metode NIST

1) *Collection*

Collection merupakan tahap awal pada metode NIST, pada tahap *collection* dilakukan tindakan koleksi, dokumentasi, isolasi, dan preservasi barang bukti.

2) *Examination*

Examination merupakan tahap kedua dengan tindakan yang dilakukan di antaranya *backup data* dan *imaging system* yang mendukung format *image* dan dapat digunakan dengan *tools* berformat *image*.

3) *Analysis*

Analysis merupakan tahap di mana hasil *examination* dikumpulkan dan diperiksa dengan metode yang dibenarkan secara hukum untuk mendapatkan informasi yang berguna.

4) *Reporting*

Reporting adalah tahap terakhir yang dilakukan guna memberikan laporan detail dari setiap tahap forensik yang sudah dilakukan untuk memberikan rekomendasi perbaikan kebijakan, prosedur, alat, dan aspek lain dalam *forensic*.



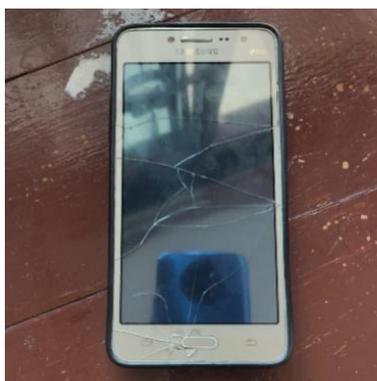
2.1 Skenario Kasus

Simulasi ini mengangkat kasus pencemaran nama baik di mana tersangka memposting sebuah gambar dan video pada halaman beranda dan story Instagram-nya yang menyinggung pihak lain secara sadar dan sengaja, setelah postingan tersebut dilihat dan tersebar kepada banyak views tersangka menghapus postingannya itu dengan keadaan postingannya sudah tersebar kemana-mana. Penelitian ini akan mengembalikan data postingan yang sudah dihapus tersebut pada *smartphone* tersangka menggunakan aplikasi Belkasoft Evidence dan Magnet Axiom.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Collection

Tahap *Collection* yaitu tahap pengumpulan barang bukti dalam bentuk fisik yaitu barang digital berupa perangkat *smartphone* yang digunakan dalam penelitian. *Smartphone* yang menjadi barang bukti harus sangat diperhatikan dan dijaga karena bersifat rentan mengalami kerusakan yang mengakibatkan data di dalamnya yang akan menjadi barang bukti menjadi lenyap atau *corrupted*, sehingga data tidak dapat terbaca (Mahendra & Ari Mogi, 2021). Tahap *collection* sangat penting agar menjamin tidak ada perubahan dalam bentuk apapun pada barang bukti digital, karena dapat memberikan kesimpulan yang salah sehingga bukti dinyatakan tidak sah (Rochmadi, 2019) seperti pada Gambar 2.



Gambar 2 *Smartphone* yang Digunakan Sebagai Barang Bukti

Proses ini selain mengumpulkan barang bukti dalam bentuk fisik juga mencatat spesifikasi dari barang bukti. Berikut adalah spesifikasi barang bukti yang digunakan pada Tabel 2.

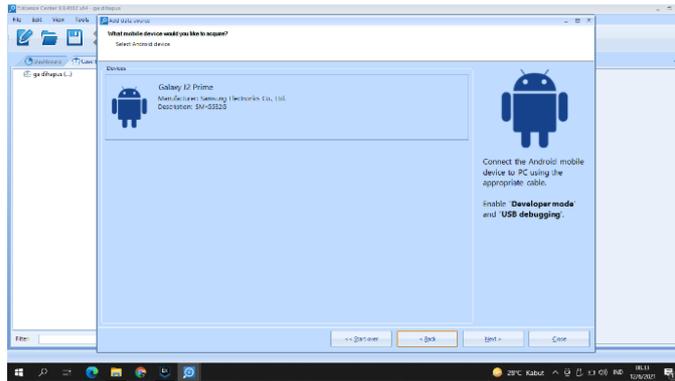
Tabel 2 Spesifikasi Barang Bukti yang Digunakan

Spesifikasi	Barang Bukti
Tipe	Samsung Galaxy J2 Prime
Nomor Model	SM-G532G
Nomor Serial	-
OS (versi)	Android (Marshmallow)
Processor	Quad-core 1.4 GHz
RAM	1.5 GB
ROM	8 GB
Rooted	UnRooted

3.2 Examination

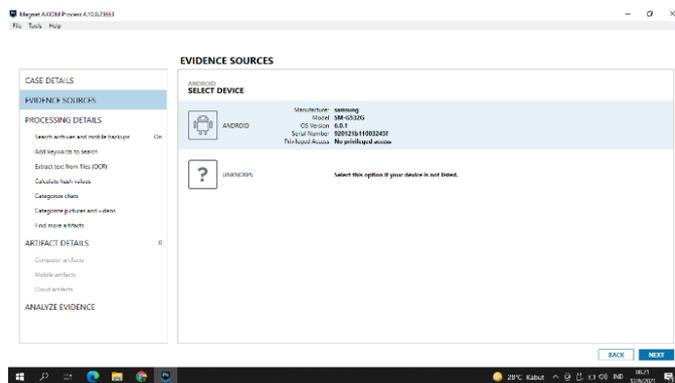
Setelah dicatat secara detail kondisi spesifikasi barang bukti akan diamankan dengan dimatikan layan data atau mode terbang, kemudian dilanjutkan pengamanan data menggunakan aplikasi Belkasoft Evidence dengan beberapa tahapan seperti pada Gambar 3.





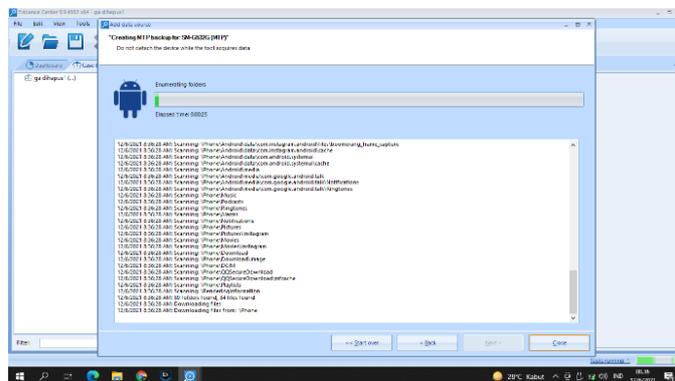
Gambar 3 Barang Bukti Tersambung dengan Aplikasi Belkasoft Evidence

Setelah barang bukti berhasil terhubung dengan aplikasi Belkasoft Evidence maka akan tampil informasi berupa merk, nomor model, versi sistem operasi, dan serial number dari barang bukti. Berbeda dengan Magnet Axiom saat *smartphone* terhubung maka informasi yang diberikan seperti pada Gambar 4.



Gambar 4 Barang Bukti Terhubung dengan Aplikasi Magnet Axiom

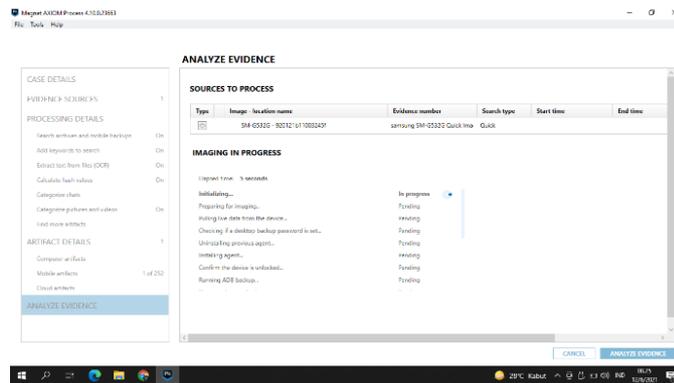
Setelah barang bukti dipastikan terhubung sempurna dengan aplikasi *forensic* maka bisa dilakukan tindakan *backup* seperti pada Gambar 4.



Gambar 5 Proses Backup dengan Aplikasi Belkasoft Evidence

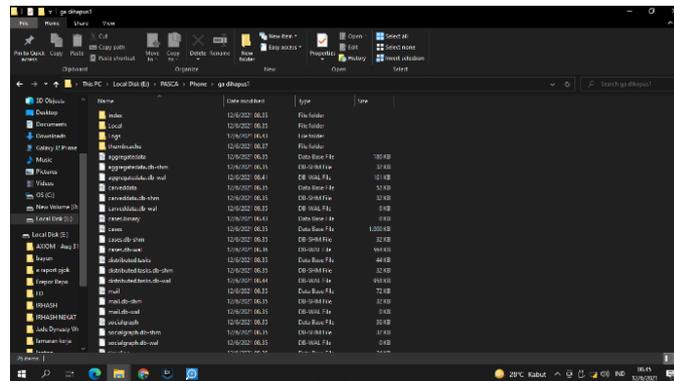
Proses *backup* pada aplikasi Belkasoft Evidence memakan pada barang buti ini memakan waktu 3 menit 9 detik. Sedangkan proses *backup* pada aplikasi Magnet axiom seperti pada Gambar 6.





Gambar 6 Proses *Backup* dengan Aplikasi Magnet Axiom

Proses *backup* pada aplikasi Magnet Axiom juga tidak memakan lebih singkat dari aplikasi Belkasoft Evidence hanya 19 detik. Setelah proses *backup* selesai maka akan didapatkan beberapa *file* yang sudah terfilter kedalam beberapa folder seperti pada Gambar 7.



Gambar 7 Hasil yang Didapat dari Proses *Backup*

Setelah *file backup* didapatkan seperti Gambar 7 maka dapat dilanjutkan keproses berikutnya yaitu *analysis*.

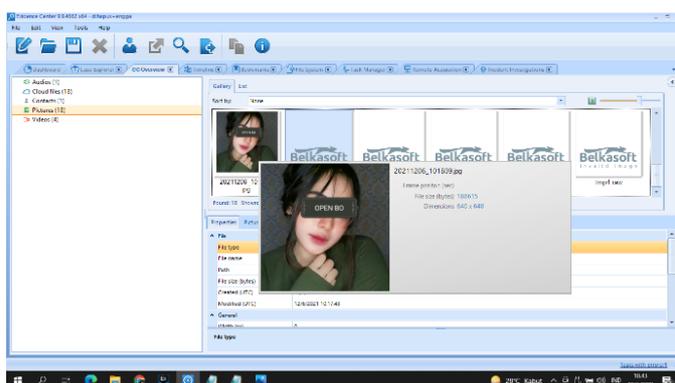
3.3 Analysis

Pada tahap *analysis* setelah barang bukti terhubung keaplikasi akan dilakukan *recovery data* yang sudah dihapus dari barang bukti dan akan menjadi pendukung dalam penyelesaian kasus kejahatan digital. Proses *analysis* dilakukan dengan cara manual yaitu mengamati setiap data yang ditemukan pada saat *backup* dan *recovery* untuk menemukan bukti-bukti digital yang diinginkan seperti pada Gambar 8.

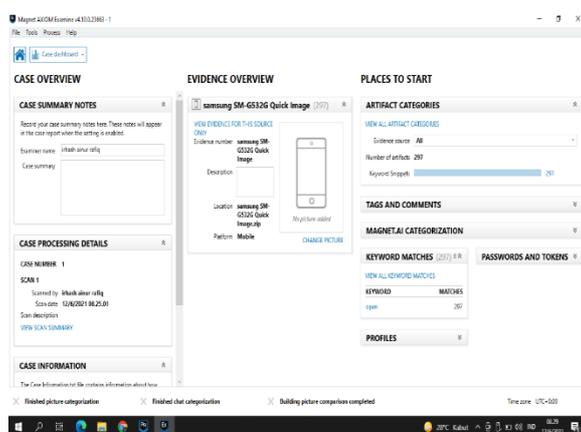
Dari hasil *analysis* hasil ekstraksi dari aplikasi Belkasoft Evidence berhasil ditemukan barang bukti yang berupa gambar dan video yang berasal dari halaman beranda Instagram dan juga *direct message* yang sudah dihapus maupun yang belum, sayangnya tidak didapatkan artefak dari sisi *story* dan *text* pada *direct message*-nya. Sedangkan hasil *analysis* dari aplikasi Magnet Axiom seperti pada Gambar 9.

Hasil *analysis* dari aplikasi Magnet Axiom menemukan 297 artefak dari beberapa kategori, untuk bukti yang ditemukan hampir sama dengan apa yang ditemukan pada aplikasi Belkasoft Evidence yaitu bukti dalam bentuk video dan gambar yang berasal dari postingan di *feed* dan *direct message* seperti pada Gambar 10.

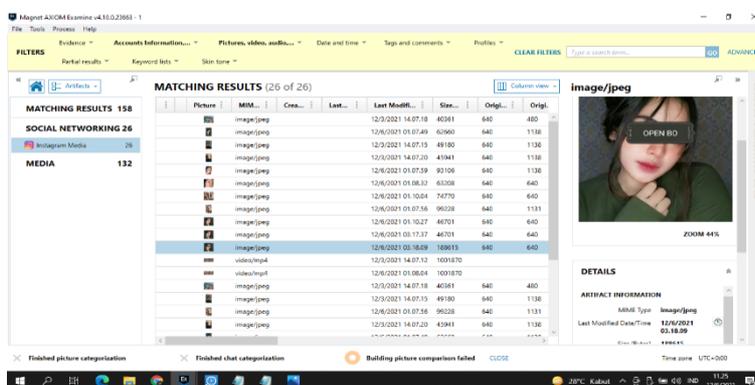




Gambar 8 Proses *Analysis* Hasil *Backup* dan *Recovery* pada Aplikasi Belkasoft Evidence



Gambar 9 Proses *Analysis* Hasil *Backup* dan *Recovery* pada Aplikasi Magnet Axiom



Gambar 10 Barang Bukti yang Ditemukan dengan Aplikasi Magnet Axiom

3.4 Reporting

Setelah dianalisis dari barang bukti yang ditemukan dari skenario kasus ini yang menggunakan *smartphone* Samsung Galaxy J2 Prime dalam keadaan belum di-root dapat disimpulkan penerapan forensik masih bisa mendapatkan beberapa bukti digital berupa gambar dan video yang digunakan sebagai media penipuan dan pencemaran nama baik.

Hasil analisis menggunakan aplikasi Belkasoft Evidence dan Magnet Axiom pada aplikasi Instagram ditemukan beberapa perbedaan fitur dan kemampuan dari kedua aplikasi tersebut. Perbandingan tingkat keberhasilan aplikasi Belkasoft Evidence dan Magnet Axiom dalam menemukan bukti digital seperti pada Tabel 3.



Tabel 3 Hasil Variabel

No	Informasi	Belkasoft Evidence	Magnet Axiom
1	Versi Aplikasi	304.2.0.17.118	304.2.0.17.118
2	Akun	Tidak Ditemukan	Ditemukan
3	Email	Tidak Ditemukan	Ditemukan
Direct Message			
4	Image	Ditemukan	Ditemukan
5	Video	Ditemukan	Ditemukan
6	Text	Tidak Ditemukan	Tidak Ditemukan
Feed			
7	Image	Ditemukan	Ditemukan
8	Video	Ditemukan	Ditemukan
Story			
9	Video	Tidak Ditemukan	Tidak Ditemukan
10	Waktu Kejadian	Tidak Ditemukan	Ditemukan
11	URL	Ditemukan	Ditemukan
12	IP Address	Tidak Ditemukan	Ditemukan
Keberhasilan (%)		50	83.3

Perbandingan hasil kinerja *tools* pada *smartphone* Samsung Galaxy J2 Prime dalam keadaan belum *root* menggunakan kedua aplikasi forensik memiliki hasil kinerja berikut dalam mengembalikan data Belkasoft Evidence 50%, Magnet Axiom 83.3%. Hasil ini didapat dari perhitungan perbandingan angka indeks tertimbang dengan rumus pada Pers. (1).

$$\frac{x}{y} * 100(\text{persen}) = n \quad (1)$$

Di mana x merupakan jumlah bukti digital yang berhasil ditemukan oleh aplikasi *forensic*, y adalah jumlah keseluruhan bukti digital yang harus ditemukan, dan n menunjukkan nilai persentase bukti digital yang ditemukan dari keseluruhan bukti digital yang dicari.

Perhitungan kinerja Belkasoft Evidence, hasil kinerja = $\frac{6}{12} * 100 = 50\%$

Perhitungan kinerja Magnet Axiom, hasil kinerja = $\frac{10}{12} * 100 = 83.3\%$

4. KESIMPULAN

Berdasarkan dari hasil akuisisi artefak yang sudah hilang menggunakan aplikasi forensik Belkasoft Evidence dan Magnet Axiom, menunjukkan pada penggunaan di *smartphone* Android aplikasi Magnet Axiom performanya lebih optimal dari yang lain karena hasil kinerjanya memiliki nilai 83.3%. Untuk pengembangan penelitian berikutnya dapat digunakan metode baru dan juga mengkondisikan *smartphone* dalam keadaan sudah di-*root* untuk mendapatkan hasil yang lebih baik lagi.

DAFTAR PUSTAKA

- Alisabeth, C., & Restu Pramadi, Y. (2020). Forensic Analysis of Instagram on Android. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1007(1), 012116. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/1007/1/012116>
- Anwar, N., & Riadi, I. (2017). Analisis Investigasi Forensik WhatsApp Messenger Smartphone Terhadap WhatsApp Berbasis Web. *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer Dan Informatika*, 3(1), 1. <https://doi.org/10.26555/jiteki.v3i1.6643>
- Horsman, G. (2020). ACPO principles for digital evidence: Time for an update? *Forensic Science International: Reports*, 2(January), 100076. <https://doi.org/10.1016/j.fsir.2020.100076>
- Imam Riadi, Sunardi, S. (2020). Perbandingan Tool Forensik Data Recovery Berbasis Android



- Menggunakan Metode NIST. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 7(1), 197–204. <https://doi.org/10.25126/jtik.202071921>
- Krajci, I., & Cummings, D. (2013). History and Evolution of the Android OS. In *Android on x86* (Issue November, pp. 1–8). Apress. https://doi.org/10.1007/978-1-4302-6131-5_1
- Madiyanto, S., Mubarak, H., & Widiyasono, N. (2017). Proses Investigasi Mobile Forensics Pada Smartphone Berbasis IOS. *Jurnal Rekayasa Sistem & Industri (JRSI)*, 4(1), 93–98. <https://doi.org/10.25124/jrsi.v4i01.149>
- Mahendra, K. D. O., & Ari Mogi, I. K. (2021). Digital Forensic Analysis Of Michat Application On Android As Digital Proof In Handling Online Prostitution Cases. *JELIKU (Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Udayana)*, 9(3), 381. <https://doi.org/10.24843/JLK.2021.v09.i03.p09>
- Mehrotra, T., & Mehtre, B. M. (2013). Forensic analysis of Wickr application on android devices. *2013 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research*, 68(8), 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICCIC.2013.6724230>
- Nasirudin, N., Sunardi, S., & Riadi, I. (2020a). Analisis Forensik Smartphone Android Menggunakan Metode NIST dan Tool MOBILedit Forensic Express. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, 5(1), 89–94. <https://doi.org/10.32493/informatika.v5i1.4578>
- Nasirudin, N., Sunardi, S., & Riadi, I. (2020b). Analisis Forensik Smartphone Android Menggunakan Metode NIST dan Tool MOBILedit Forensic Express. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, 5(1), 89. <https://doi.org/10.32493/informatika.v5i1.4578>
- Nieborg, D. B., & Helmond, A. (2019). The political economy of Facebook's platformization in the mobile ecosystem: Facebook Messenger as a platform instance. *Media, Culture & Society*, 41(2), 196–218. <https://doi.org/10.1177/0163443718818384>
- Rahmansyah, R. (2021). Perbandingan Hasil Investigasi Barang Bukti Digital pada Aplikasi Facebook dan Instagram dengan Metode NIST. *Cyber Security Dan Forensik Digital*, 4(1), 49–57. <https://doi.org/10.14421/csecurity.2021.4.1.2421>
- Raphael, J. (2017). *Android versions: A living history from 1.0 to today*. Computerworld. <https://www.computerworld.com/article/3235946/android-versions-a-living-history-from-1-0-to-today.html>
- Riadi, I., Umar, R., & Aziz, M. A. (2019). Forensik Web Layanan Instant Messaging Menggunakan Metode Association of Chief Police Officers (ACPO). *Mobile and Forensics*, 1(1), 30. <https://doi.org/10.12928/mf.v1i1.705>
- Rochmadi, T. (2019). Deteksi Bukti Digital pada Adrive Cloud Storage Menggunakan Live Forensik. *Cyber Security Dan Forensik Digital*, 2(2), 65–68. <https://doi.org/10.14421/csecurity.2019.2.2.1455>
- Satrya, G. B., & Nasrullah, A. A. (2020). Analisis Forensik Android: Artefak pada Aplikasi Penyimpanan Awan Box. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 7(3), 521. <https://doi.org/10.25126/jtik.2020732220>
- Wirara, A., Hardiawan, B., & Salman, M. (2020). Identifikasi Bukti Digital pada Akuisisi Perangkat Mobile dari Aplikasi Pesan Instan “WhatsApp.” *Teknoin*, 26(1), 66–74. <https://doi.org/10.20885/teknoin.vol26.iss1.art7>





9 772527 583007

LABORATORIUM AGAMA
MASJID SUNAN KALIJAGA