

CLUSTERING RELATIONSHIP BERDASARKAN BOBOT PEMBENTUK SOCIAL TRUST NETWORK UNTUK SISTEM REKOMENDASI PADA MEDIA SOSIAL INSTAGRAM

¹Murniyati, ²Tristiyanti Yusnitasari, ³Endah Kurniasari, ⁴Dody Pernadi
^{1,2,3,4}Fakultas Ilmu Komputer Universitas Gunadarma
Jl. Margonda Raya No. 100, Depok 16424, Jawa Barat
¹murni_rk@staff.gunadarma.ac.id, ²tyusnita@staff.gunadarma.ac.id,
³endah_ks@staff.gunadarma.ac, ⁴dodypernadi@staff.gunadarma.ac.id

Abstrak

Instagram merupakan media sosial yang banyak digunakan untuk media pemasaran. Banyaknya informasi di media sosial menyebabkan sulitnya pengguna untuk mendapatkan informasi yang sesuai dengan kebutuhan pengguna. Jejaring sosial yang semakin berkembang memberikan kesempatan kepada para peneliti untuk memanfaatkannya pada penelitian diberbagai bidang. Social Network Analysis (SNA) adalah proses untuk menemukan keberadaan komunitas yang berisi sekumpulan orang dengan beberapa kesamaan seperti minat, hobi, gaya hidup, tujuan, lokasi maupun profesi kemudian membentuk sebuah komunitas atau klaster, Deteksi komunitas merupakan salah satu tugas dari SNA. Social network dapat dikatakan mempengaruhi user behavior sehingga pada penelitian ini dilakukan pembentukan klastering relationship yang berdasarkan relasi yang diperoleh dari social network dengan tahapan yang dilakukan adalah melakukan scrapping terhadap data pengguna pada media sosial instagram terlebih dahulu untuk mendapatkan relasi antara pengguna yang ada pada akun Instagram, kemudian melakukan pembentukan klaster dengan menggunakan algoritma Louvain. Hasil pembentukan klaster didapat nilai modularitas terbaik sebesar 0,879 dengan jumlah klaster sebanyak 27 klaster pada data yang digunakan adalah akun instagram toko buku gramedia pustaka utama dimana anggota klaster yang terbentuk adalah anggota yang mempunyai relasi atau keterkaitan. Pembentukan klastering relationship ini bisa dimanfaatkan untuk merekomendasikan hal yang terkait dengan postingan pada media sosial instagram.

Kata Kunci: *Instagram, Klastering Relationship, Louvain, Media sosial, Sistem Rekomendasi, Social Network.*

Abstract

One of the social media that is widely used for marketing media is Instagram social media. Too much information on social media makes it difficult for users to get the information they need. The growing development of social networks provides opportunities for researchers to develop SNA research. Community detection is one of the tasks of Social Network Analysis (SNA). Detection is the process of finding and determining the existence of something and community means a group of people who are united by similarities such as hobbies, interests, goals, projects, lifestyle, location or profession and will form a community or klaster. In this study, the formation of clustering relationships was carried out based on relations obtained from social networks so that it can be said that relationships on social networks can influence user behavior in the community, with the steps taken were scrapping the user data on Instagram social media first to get the relationship or relationship between the existing users on the account. Instagram, then performs cluster formation using the Louvain algorithm. The results of cluster formation obtained the best modularity value of 0.879 with a number of klusters of 27 Clusters. The data used is the Instagram account of the main library, where the members of the klaster formed are

members who have relationships or relationships. The formation of this clustering relationship can be used to recommend things related to posts on Instagram social media.

Keywords: *Clustering Relationship, Instagram, Louvain, Recommender System, Social Network, Social Media.*

PENDAHULUAN

Perkembangan jejaring sosial menjadi salah satu objek penelitian yang menarik bagi para peneliti salah satunya adalah deteksi komunitas pada jaringan yang besar dan kompleks seperti jejaring sosial^[1]. Deteksi komunitas bertujuan untuk membagi jaringan dan diuraikan dalam bentuk graf. Apabila objek memiliki hubungan atau korelasi dapat dikatakan satu komunitas. Komunitas ini dapat dimanfaatkan untuk berbagai tujuan seperti menemukan target yang menyukai produk yang sama, menemukan target pasar, menentukan peringkat popularitas produk, menentukan rekomendasi produk dan banyak lagi^[2]. Kesamaan dalam menyukai produk pada penelitian ini adalah buku akan digunakan sebagai dasar dalam pembentukan komunitas dalam deteksi komunitas. Kumpulan objek seperti perorangan, organisasi, kelompok atau entitas lain yang dihubungkan disebut sebagai jaringan sosial. Banyak orang di dunia maya terhubung dengan situs media sosial yang terkoneksi dengan internet saat ini, Aktifitas sosial di dunia maya antara lain adanya pertukaran pesan elektronik, chat room, video call dan lainnya. *Community detection* merupakan proses identifikasi dalam pembentukan komunitas pada sebuah jaringan sosial.

Deteksi komunitas pada penerapannya dapat dimanfaatkan sebagai dasar informasi untuk strategi pemasaran, sistem rekomendasi, sistem pemodelan dunia nyata dan lain sebagainya^{[3][4][5]}.

Teknik mempelajari hubungan sosial antar anggota dari sebuah kelompok orang merupakan teknik analisis jaringan sosial, yang merupakan pemetaan pengetahuan dalam kerangka analisis divisualisasikan dalam bentuk matriks atau grafik. Para peneliti analisis jaringan sosial menelusuri struktur terkait yang berada di dalam bagian pola jaringan biasa yang sering muncul dalam sistem sebagai sistem sosial yang lengkap. Satu hal penting dalam analisis jaringan adalah analisis mempelajari dan mengarahkan ikatan yang terjadi dan antar anggota yang terikat secara kuat memenuhi persyaratan sebuah komunitas. Beberapa ukuran dasar analisis sebuah jaringan menjadi tolak ukur untuk mengetahui pola keterhubungan antara lain adalah hubungan derajat, ukuran besar jaringan, kepadatan, keterjangkauan, keterhubungan jarak, dan jalur informasi. Besar jaringan sangat penting untuk mengetahui lingkup penelitian yang dilakukan. Analisis jaringan sosial merupakan teknik untuk mempelajari hubungan atau relasi sosial antar anggota dalam sebuah kelompok^[6]. Beberapa ukuran dasar dalam

social network analysis yang menjadi tolak ukur perhitungan matematis untuk mengetahui pola keterhubungan dalam jejaring.

Menilai partisi dalam komunitas dengan memaksimalkan kualitas komunitas disebut modularitas, mengukur kepadatan tautan hubungan internal yang efektif yang diharapkan dalam komunitas juga merupakan fungsi dari modularitas. Masalah dalam memaksimalkan nilai modularity adalah permasalahan kecepatan proses, sebagian besar proses masih menggunakan menggunakan algoritma *heuristic*. Cara yang paling efisien dan pembentukkan komunitas yang berukuran besar dengan menggunakan algoritma louvain^[7].

Algoritma louvain menggunakan 2 fase dalam memaksimalkan modularitas secara langsung pada fase pertama algoritma berjalan dengan node bergerak satu per satu di dalam satu komunitas dan tetangganya untuk mendapatkan hasil peningkatan modularitas yang maksimal, perpindahan node dapat terjadi beberapa kali dan perpindahan node akan berhenti jika nilai maksimal didapat, yaitu ketika tidak ada lagi pergerakan yang meningkatkan nilai modularitas disebut pengoptimalan modularitas. Pada fase kedua, Pembentukan grafik meta yang nodenya adalah komunitas yang ditemukan pada fase 1 dan tautan mewakili jumlah koneksi antar komunitas disebut agregasi komunitas. Algoritma louvain merupakan algoritma yang tidak memerlukan masukan jumlah komunitas

atau ukurannya sebelum dijalankan tanpa pengawasan (*Unsupervised*). Algoritma louvain merupakan salah satu dari banyak algoritma untuk mendeteksi komunitas, selain K Means, Fuzzy, dan lainnya. Salah satu kelebihan dari Algoritma louvain adalah kecepatan mendeteksi komunitas dengan modularitas yang maksimal dibandingkan dengan algoritma lain.^{[8][9]}

Penelitian terkait Algoritma louvain sebelumnya membahas cara cepat pembentukan kluster dalam jaringan yang sangat besar^[10], memaksimalkan proses modularity^[11], sistem rekomendasi pada kluster pembaca novel menggunakan beberapa metode^[12], pada penelitian ini menggunakan algoritma yang mengembangkan algoritma louvain dengan menambahkan fungsi bobot pada pembentukan kluster. Tahapan yang dilakukan dengan algoritma louvain pada jaringan besar dan mempersempit anggota yang terdapat dalam jaringan dengan mengambil anggota dari kluster yang betul betul memiliki relasi kuat dalam jaringan dengan cara pemberian bobot. Variabel bobot yang digunakan bisa disesuaikan dengan kebutuhan atau sasaran dari rekomendasi yang diinginkan. Hasil dari kluster yang dibentuk dapat dimanfaatkan untuk merekomendasikan item item terkait sesuai dengan yang ingin di promosikan pada akun media sosial^[13].

Sistem rekomendasi merupakan salah satu bentuk *personalized information system* pada ecommerce yang dapat memberikan

informasi untuk membantu pengguna dan menawarkan sesuatu dalam memilih atau membeli produk, Sistem rekomendasi dapat mempersempit informasi yang terlalu luas dan menyediakan informasi yang sesuai dengan keinginan pengguna. Sistem rekomendasi membuat preferensi pengguna dengan cara menganalisis data, informasi, lingkungan pengguna, oleh sebab itu sistem rekomendasi akan menawarkan informasi yang sesuai dengan kebutuhan pengguna dan di tampilkan dalam sebuah teknik atau model sistem rekomendasi.^{[14][15][16][17]}

METODE PENELITIAN

Proses Pembentukan *Clustering relationship* dimulai dengan tahapan pertama adalah proses *scraping* data, setelah itu dilakukan proses pembobotan untuk mengetahui nilai bobot hubungan pengguna terlihat seperti pada Gambar 1.

Proses *scraping* dilakukan dengan mencari komentar dari pengguna pada salah satu akun media sosial instagram. Dataset yang digunakan pada penelitian ini merupakan *scraping* akun media sosial instagram gamedia pustaka utama. Langkah selanjutnya

adalah melakukan proses *filtering* yaitu dengan menyaring komentar pengguna pada postingan akun gamedia pustaka utama, mencari komentar yang merekomendasikan buku ke pengguna lain pada media sosial tersebut dengan menggunakan tagging @ dalam komentar, komentar dan rekomendasi dari pengguna ditulis sebagai variabel A, selanjutnya mencari siapa saja yang merupakan pengikut (*Follower*) pengguna A ditulis sebagai variabel C untuk Variabel B merupakan pengguna yang mengikuti (*Following*) pengguna A. seperti yang terlihat pada Gambar 2.

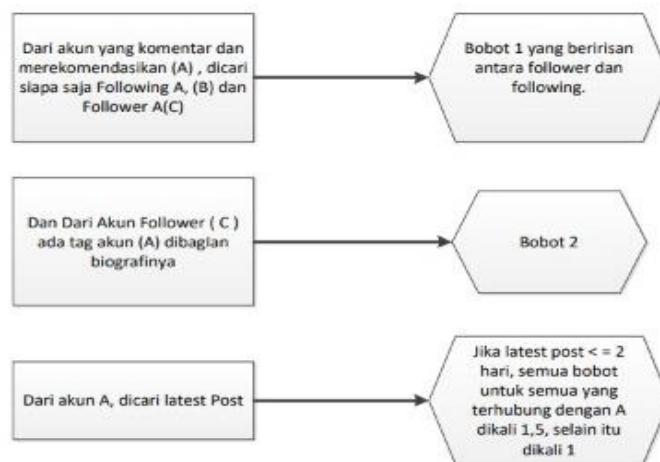
Proses pembobotan didasarkan pada relasi antara A dan B dimana A merupakan pengguna instagram yang memberikan komentar dan memberikan rekomendasi buku pada pengguna lain pada akun gamedia pustaka utama, dan B merupakan pengguna instagram yang *memfollow* pengguna A. Relasi antara A dan B tersebut diberikan bobot 1, sehingga $A \rightarrow B = 1$. Jika pengguna B memiliki tag “@” pengguna A pada profilnya, maka bobot $A \rightarrow B = 2$. Jika pada pengguna A tanggal *latest post* nya lebih kecil dari dua hari, maka semua bobot yang terkait dengan A dikali 1,5 seperti terlihat pada Gambar 3.



Gambar 1. Tahapan Pembentukan Klastering Relationship



Gambar 2. Tahapan Scapping



Gambar 3. Pemberian Bobot Variabel

Pembobotan dibagi menjadi 2 tahapan yaitu Tahap 1 merupakan tahapan untuk memperhitungkan variabel kedekatan relasi ditulis dengan notasi W_{BC} (Weight BC') dengan nilai variabel β_1 untuk nilai bobot yang diberikan adalah nilai 1, variabel β_2 untuk nilai bobot yang diberikan adalah nilai 2.

Tahap 2 merupakan tahapan untuk melihat variabel keaktifan user, hal ini digunakan untuk mendapatkan user yang digunakan untuk pembentukan *clustering* adalah user yang aktif. Variabel yang digunakan pada pembobotan 2 adalah W_{AB} (Weight AB'') dengan nilai variabel α_1 untuk nilai bobot yang

diberikan adalah 1,5 dan α_2 untuk nilai bobot 1. Dengan Algoritma sebagai berikut.

Algoritma Pembobotan

Input: User [A]

Output : Follower A(C)

Folowing A(B)

1. Cari follower A(C)
2. Cari following A(B)
3. Beri bobot 1 jika Followers berisikan dengan Following, dan Beri bobot 2 jika pada User Follower C ada tag User A dibagian biografi menggunakan rumus pembobotan 1

$$W_{AB}' = \begin{cases} \text{Simfollow}(B, C) > T, \beta_1 \\ B \in \text{Profil}(A), \beta_2 \end{cases},$$

$$\beta_1 < \beta_2$$

4. Jika latest post ≤ 2 hari, bobot dikali 1,5 untuk user yang terhubung dengan A, selain itu bobot dikali 1, menggunakan rumus pembobotan 2

$$W_{(AB)''} = \begin{cases} \text{Latest post}(A) \leq d, W(AB)' * \alpha_1 \\ \text{Else}, W(BC)' * \alpha_2 \end{cases}$$

5. Selesai

Hasil dari proses pembobotan akan mendapatkan akun user yang berelasi dan mempunyai keterkaitan dekat dan merupakan akun aktif, Selanjutnya akan menjadi input pada tahapan klusterisasi menggunakan Algoritma Louvain.

Algoritma Louvain digunakan untuk membentuk kluster direpresentasikan dalam bentuk grap, serta list daftar anggota kluster dan relasi antar usernya. Proses klusterisasi pembentukan komunitas menggunakan algoritma Louvain pass 1 dan terus di uji sehingga mendapatkan kluster yang paling baik nilai modularitasnya. Ukuran kualitas terbaik sebuah komunitas yang telah dipartisi menjadi beberapa kluster dalam jaringan yang merupakan fungsi modularitas, Pengelompokkan akan dikatakan optimal jika nilai modularitasnya mencapai maksimal berada pada kisar nilai -1 sampai 1, yang mana nilai modularitas yang mendekati 1 lah yang menunjukkan kualitas yang terbaik: [18] [19] [20] Modularity dilakukan dengan

membandingkan jumlah sisi yang berada didalam kluster dan antar kluster. Perhitungan modularitas ditulis dalam persamaan 1.

$$M = \frac{1}{2m} \sum_{i,j} (A_{ij} - p_{ij}) \delta(c_i, c_j) = \frac{1}{2m} \sum_{i,j} (A_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m}) \delta(c_i, c_j) \quad (1)$$

A_{ij} merupakan jumlah masukan matriks ketetanggaan yang menggambarkan nilai bobot simpul penghubung tepi i dan j , k_i adalah nilai derajat simpul i , c_i adalah komunitasnya, δ -fungsi $\delta(u, v)$ bernilai 1 jika $u = v$ dan 0 sebaliknya. $m = \frac{1}{2} \sum_{ij} A_{ij}$ adalah jumlah dari berat semua sisi pada grafik.

Purity atau ukuran kemurnian secara historis adalah pengukuran yang pertama digunakan dalam konteks *community detection* yang digunakan oleh Girvan dan Newman pada artikelnya. Purity suatu bagian x_i relatif terhadap bagian Y diekspresikan dalam persamaan 2.

$$Pur(x_i, Y) = \max_j \frac{n_{ij}}{n_{i+}} \quad (2)$$

yang harus dilakukan adalah mengidentifikasi bagian yang perpotongannya terbesar dengan x_i , lalu kemudian menghitung proporsi elemn dalam x_i . Semakin besar persimpangan dan semakin besar nilai purity maka semakin besar korespondensi antara dua bagian yang dianalisis. Kemudian total partisi X relatif terhadap partisi didapatkan dengan menjumlahkan purity masing-masing x_i , kemudian diberikan bobot. Evaluasi *cluster* menggunakan metode Purity, Purity digunakan untuk menghitung kemurnian dari suatu kluster. Purity direpresentasikan sebagai

anggota dari kluster yang memiliki nilai mayoritas atau yang paling banyak sesuai disuatu kelas. Nilai 1 atau mendekati 1 pada purity menandakan bahwa semakin baik suatu kluster diperoleh. Untuk dapat menghitung nilai purity setiap kluster maka dapat menggunakan persamaan 3

$$F(X, Y) = \frac{2 \cdot Pur(X, Y) \cdot Pur(Y, X)}{Pur(X, Y) + Pur(Y, X)} \quad (3)$$

Pertama yang harus dilakukan adalah mengidentifikasi bagian yang perpotongannya terbesar dengan x_i , kemudian menghitung proporsi elemen dalam x_i . Total partisi X relatif terhadap partisi didapatkan dengan menjumlahkan purity masing-masing x_i , kemudian diberikan

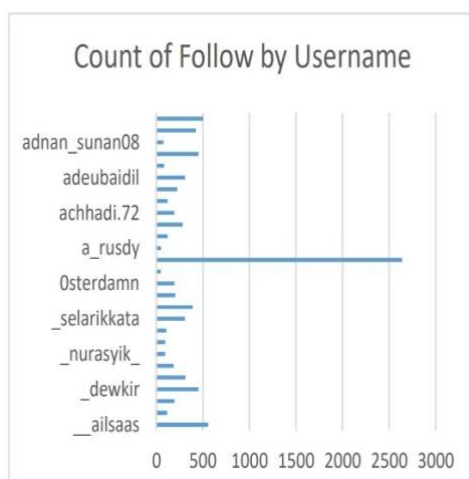
bobot dengan menggunakan persamaan tersebut digunakan untuk menghitung purity keseluruhan jumlah K kluster [21][22] [23]

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan untuk pengujian berjumlah 219570 pengguna yang merupakan jumlah pengguna pada toko buku gramedia dengan hasil scraping pengguna dan *followernya* seperti terlihat pada Tabel 1. Tabel 1 merupakan tabel hasil *scrapping* sebagian pengguna akun gramedia pustaka utama yang berjumlah 219570. Gambar 4 menunjukkan sebagian jumlah follower berdasarkan nama akun pengguna.

Tabel 1. Hasil Scrapping Sebagian Pengguna

User	Follower
00onee_	azizahaystore
00onee_	fadi.iskandar
00onee_	namtan.tipnaree
00onee_	a_risqi.d3
00onee_	bucinnyananonchimom
00onee_	chimomac
Osterdamn	nanon_korapat
Osterdamn	netizengabut.id
Osterdamn	unknown_na30
Osterdamn	jharnabhagwani
Osterdamn	anugrahf__
Osterdamn	ansa_nrull
Osterdamn	dhowian_
_dewkir	masterinametas
_dewkir	nikeevira
_dewkir	nabilagumilang
_dewkir	wraesya
_dewkir	tintin1496



Gambar 4. Hasil *Scrapping* Sebagian Jumlah Follower

Tabel 2. Sebagian Data Pengguna dengan Bobot 1,5

Username	Username	Bobot
_ratihyana	_ditapebry	1.5
ratihyana	danangasw	1.5
_ratihyana	ipung_bayun	1.5
_ratihyana	lhesthari_thari31	1.5
_ratihyana	fita_63	1.5
_ratihyana	andikaptr_1	1.5
_ratihyana	muftikhaulayya	1.5
ratihyana	niazzang	1.5
_ratihyana	prodi_ppknumpo	1.5
_ratihyana	sithamidans	1.5

Tabel 3. Sebagian Data Pengguna dengan Bobot 2

Username	Username	Bobot
adenurlaila_	shazia.bookstore	2
adindaaulia08_	auliaxrm	2
adindaaulia08_	brusharmy.ps	2

Tabel 2 menunjukkan hasil sebagian pengguna yang memiliki nilai bobot 1,5 yang berarti antar pengguna memiliki relasi saling mengikuti dan aktif dalam 2 hari, terlihat pada Tabel 2.

Tabel 3 menunjukkan nilai bobot 2 yang menjelaskan bobot untuk pengguna yang terdapat @tag akun pada profilnya, hasil pembobotan 2 terlihat pada Tabel 3. Hasil pembobotan untuk mendapatkan bobot relasi

antara user yang akan digunakan untuk pembentukan klustering relationship yang diharapkan adalah kluster yang anggotanya merupakan user yang berelasi dan merupakan user yang aktif.

Hasil uji coba pembentukan klustering relationship dari data pengguna sebanyak 219570 menghasilkan 27 kluster dengan jumlah pengguna yang berelasi sebanyak 8501 Pengguna. Seperti terlihat pada Tabel 4.

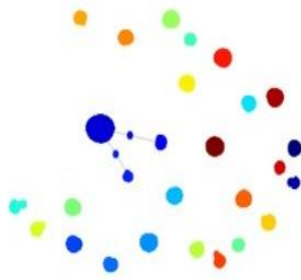
Tabel 4. Jumlah Anggota Klaster yang Terbentuk

<u>Klaster</u>	<u>Jumlah Anggota</u>
Klaster 1	309
Klaster 2	188
Klaster 3	425
Klaster 4	117
Klaster 5	314
Klaster 6	95
Klaster 7	454
Klaster 8	2.640
Klaster 9	206
Klaster 10	227
Klaster 11	50
Klaster 12	504
Klaster 13	121
Klaster 14	51
Klaster 15	454
Klaster 16	97
Klaster 17	280
Klaster 18	122
Klaster 19	311
Klaster 20	78
Klaster 21	195
Klaster 22	391
Klaster 23	197
Klaster 24	108
Klaster 25	87
Klaster 26	283
Klaster 27	197
Jumlah	8501

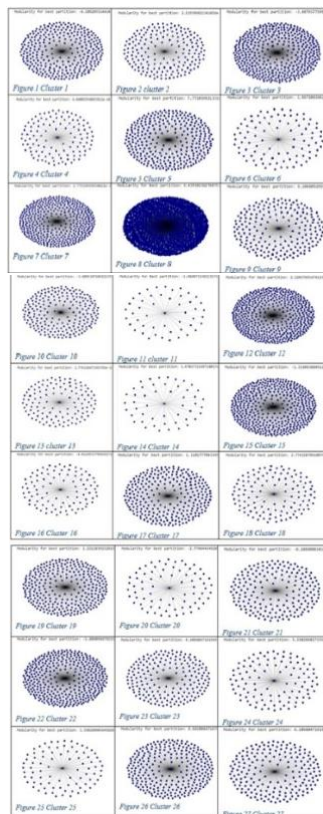
Pembentukan klaster dengan kualitas partisi yang dihasilkan dari algoritma louvain diukur dengan modularitas dari partisi. Hasil Pembentukan *clustering relationship* pada Gambar 5 mempunyai nilai modularitas terbaik yaitu sebesar 0,879. grafik yang di terbentuk seperti pada Gambar 5. Hasil pembentukan klaster berdasarkan relasi yang di dapatkan

pada proses pembobotan meningkatkan nilai pembentukan klaster yang berisi anggota anggota yang berelasi dan aktif pada media sosial instagram tokobuku gramedia pustaka. Ujicoba terhadap 27 klaster yang terbentuk juga dilakukan untuk memas tikan bahwa 27 klaster yang terbentuk sudah maksimal terlihat pada Gambar 6.

Modularity for best partition: 0.8794445936517915



Gambar 5. Hasil *Clustering Relationship* Menggunakan Algoritma Louvain.



Gambar 6. Gambar 27 Kluster yang Terbentuk

Hasil Penguji pembentukan 27 kluster menggunakan Purity menghitung kemurnian suatu kluster.

Tampak pada kluster 1 adalah terdapat anggota kluster sebanyak 309, kluster 2 memiliki anggota kluster sebanyak 187, kluster 3 memiliki anggota kluster sebanyak

424 sampai dengan kluster 27 memiliki anggota sebanyak 196.

$$\text{Purity} = \frac{1}{8729} \times (309 + 187 + 424 + 116 + 313 + 94 + 453 + 2639 + 205 + 226 + 49 + 503 + 120 + 50 + 453 + 96 + 279 + 121 + 310 + 77 + 194 + 390 + 196 + 107 + 86 + 282 + 196) = 8475/9729 = 0,97090$$

Nilai *purity* yang dihasilkan adalah sebesar 0,97090. Hasil yang diperoleh ini menunjukkan bahwa nilai *purity* dari setiap data kluster yang dihasilkan bagus karena mendekati nilai 1.

KESIMPULAN

Berdasarkan sejumlah pengujian dan analisis terhadap hasil dari penelitian ini maka dapat disimpulkan bahwa tahapan membangun *clustering relationship* pada akun Instagram gamedia pustaka utama berhasil dilakukan. Proses pembentukan kluster berdasarkan relasi yang didapatkan dari pemberian bobot relasi antara pengguna berhasil dibangun menggunakan algoritma louvain dengan nilai terbaik modularitas adalah 0,879 yang menunjukkan nilai mendekati 1 mempunyai arti hasil terbaik. Kluster yang terbentuk adalah sebanyak 27 kluster yang memiliki kedekatan atau kesamaan persepsi. Hasil pengujian kemurnian komunitas sebesar 0,97 mendekati nilai maksimal kemurnian 1 menunjukkan komunitas/kluster yang terbentuk sangat baik. Hasil Klasterisasi bisa dimanfaatkan untuk mempromosikan atau merujuk pada kluster yang memiliki kesamaan terhadap minat atau kesukaan dalam jaringan yang terpercaya (*Social Trust Network*).

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. W. and Q. Y. Y. Zhang, "Community Discovery in Twitter Based on User Interests," *J. Comput. Inf. Syst.*, vol. 8 NO. 3, pp. 991–1000, 2012.
- [2] W. M. and A. A. C. N. Utami, "Analisis dan Implementasi Community Detection Menggunakan Algoritma Girvan and Newman Dalam Sosial Network," 2013.
- [3] A. H. Intan Widya Rahayu, Imelda Atastina, "Analisis Dan Implementasi Algoritma Agglomerative Hierarchical Klustering Untuk Deteksi Komunitas Pada Media Sosial Facebook," 2018, pp. 1460–1468, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/6153>.
- [4] J. S. Mini Singh Ahuja, "Future Prospect in Community Detection," *Int. J. Comput. Sci. Eng. Inf. Technol. Research*, vol. 4, no. 5, 2014.
- [5] S. Ghosh *et al.*, "Distributed Louvain Algorithm for Graph Community Detection," in *2018 IEEE International Parallel and Distributed Processing Symposium (IPDPS)*, 2018, pp. 885–895, doi: 10.1109/IPDPS.2018.00098.
- [6] P. D. Meo, E. Ferrara, G. Fiumara, and A. Provetti, "Generalized Louvain method for community detection in large networks," *2011 11th Int. Conf. Intell. Syst. Des. Appl.*, pp. 88–93, 2011.
- [7] M. Newman, MEJ and Girvan, "Finding and evaluating community structure in networks," 2004, doi: 10.1103/PhysRevE.69.026113.

- [8] L. Despalatovic, T. Vojkovic, and D. Vukicevic, "Community structure in networks: Girvan-Newman algorithm improvement," in *2014 37th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, May 2014, pp. 997–1002, doi: 10.1109/MIPRO.2014.6859714.
- [9] I. T. Neo4J, "Neo4j Graph Data Science Library," 2022. <https://neo4j.com/docs/graph-data-science/current/algorithms/louvain/>.
- [10] V. D. Blondel, J.-L. Guillaume, R. Lambiotte, and E. Lefebvre, "Fast unfolding of communities in large networks," *J. Stat. Mech. Theory Exp.*, vol. 2008, no. 10, p. P10008, Oct. 2008, doi: 10.1088/1742-5468/2008/10/P10008.
- [11] O. Gach and J.-K. Hao, "Improving the Louvain Algorithm for Community Detection with Modularity Maximization," 2014, pp. 145–156.
- [12] S. Souabi, A. Retbi, M. Idrissi, and S. Bennani, "A Novel Recommender System based on Two-level Friendship Ties within Social Learning," in *Proceedings of the 16th International Conference on Software Technologies*, 2021, pp. 566–573, doi: 10.5220/0010599605660573.
- [13] Murniyati, A. B. Mutiara, S. Wirawan, and T. Yusnitasari, "Social Networks for Establishing Clustering Relationships on Instagram Social Media," *ITALIENISCH*, vol. 11, no. 2, pp. 394–407, 2021, doi: 10.1115/italienisch.v11i2.132.
- [14] F. H. Irfan, M., Cahyani, A. D., & R., "Sistem Rekomendasi: Buku Online Dengan Metode Collaborative Filtering," *URNAL TEKNOLOGI TECHNOSCIENTIA*, vol. 7, no. 1, 2014, doi: <https://doi.org/10.34151/technoscience.v7i1.612>.
- [15] M. Zeng, H. Cao, M. Chen, and Y. Li, "User behaviour modeling, recommendations, and purchase prediction during shopping festivals," *Electron. Mark.*, vol. 29, no. 2, pp. 263–274, Jun. 2019, doi: 10.1007/s12525-018-0311-8.
- [16] F. T. Abdul Hussien, A. M. S. Rahma, and H. B. Abdulwahab, "An E-Commerce Recommendation System Based on Dynamic Analysis of Customer Behavior," *Sustainability*, vol. 13, no. 19, p. 10786, Sep. 2021, doi: 10.3390/su131910786.
- [17] R. R. Mohammad Fathurrahman, Dade Nurjanah, "Sistem Rekomendasi Pada Buku Dengan Menggunakan Metode Trust-aware Recommendation," 2017, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/5427>.

- [18] M. A. Javed, M. S. Younis, S. Latif, J. Qadir, and A. Baig, "Community detection in networks: A multidisciplinary review," *J. Netw. Comput. Appl.*, vol. 108, pp. 87–111, 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2018.02.011>.
- [19] Newman, M.E.J., "Modularity and community structure in networks," *P. Natl. Acad. Sci. USA*, vol. 103, pp. 8577–8582, 2008.
- [20] B. A.-L. and W. D. J. Newman M E J, "The Structure and Dynamics of Networks," *Princet. Univ. Press. Princet.*, 2006.
- [21] Soner Yıldırım, "Evaluation Metrics for Clustering Models," 2021. <https://towardsdatascience.com/evaluation-metrics-for-clustering-models-5dde821dd6cd>.
- [22] Cambridge University Press. 2008, *Evaluation of clustering*. Cambridge University Press. 2008, 2008.
- [23] V.-L. Dao, C. Bothorel, and P. Lenca, "Community structure: {A} comparative evaluation of community detection methods," *CoRR*, vol. abs/1812.0, 2018, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1812.06598>.