

*Network Text Analysis for Marketing Intelligence:
Deconstructing the 'Gamis' Word Association Network using
Modularity and Centrality Metrics*

Gulam Hazmin¹, Adi Prasetyo², Iqbal Aditya Haqi³

^{1,2,3} Program Studi Bisnis Digital, Universitas PGRI Yogyakarta
e-mail: ¹gulam@upy.ac.id, ²adipras@upy.ac.id, ³iqbalee@upy.ac.id

Abstract

The proliferation of unstructured textual data on social media offers a rich repository for marketing intelligence, yet the extraction of actionable insights remains challenged by the high volume of noise and the limitations of frequency-based text mining. This study proposes a Network Text Analysis (NTA) framework to examine the semantic topology of online conversations regarding "Gamis" (Islamic dress) during the pre-Ramadhan peak season. Utilizing a dataset of 1,000 microblogging interactions collected between February 1–15, 2026, we constructed a weighted undirected graph to model word co-occurrence patterns. By applying Degree Centrality and the Louvain Modularity algorithm, we identified the latent structure of the discourse. Contrasting with traditional sentiment analysis, our graph-theoretical findings reveal a network heavily dominated by "transactional imperatives" (e.g., check, get, shopee) rather than organic consumer opinion, indicating a supply-side saturation of the digital space. The modularity analysis successfully partitioned the network into three distinct semantic communities: promotional buzz, product aesthetics (luxury, elegant), and situational context (Eid, party). These results demonstrate that NTA provides a superior methodological advantage over "bag-of-words" models by preserving the relational context of terms, allowing marketers to visualize the structural gaps between seller push-marketing and actual consumer preferences.

Keywords: *Network Text Analysis, Marketing Intelligence, Graph Theory, Modularity Class, Semantic Topology, Fashion Industry*

PENDAHULUAN

Proliferasi User Generated Content (UGC) pada jejaring sosial telah memicu pergeseran fundamental dalam intelijen pemasaran, beralih dari analisis basis data terstruktur menuju interpretasi dataset percakapan yang masif, tidak terstruktur, dan penuh hingar-bingar (noisy) [1], [2]. Dalam konteks industri mode, khususnya terkait komoditas musiman dengan perputaran cepat seperti "Gamis" selama bulan Ramadhan, kemampuan untuk menyuling wawasan yang dapat ditindaklanjuti dari data teks berskala besar adalah hal yang kritis. Namun, terdapat skisma yang signifikan dalam literatur komputasi saat ini. Sementara penambahan teks (text mining) tradisional berupaya mengekstrak pola melalui frekuensi statistik, metode ini sering kali gagal menangkap struktur semantik laten dan dinamika komunikatif yang melekat dalam diskursus social [3]. Studi ini menyoroti kesenjangan metodologis yang krusial: ketidakcukupan model "bag-of-words" untuk menginterpretasikan topologi semantik percakapan daring, dan sebagai gantinya mengusulkan kerangka kerja Analisis Teks Jaringan (Network Text Analysis/NTA) yang rigor [4].

Heuristik yang berlaku dalam analitik pemasaran saat ini sangat bergantung pada peringkasan berbasis frekuensi sederhana, seperti awan kata (word clouds) atau daftar berbobot [5]. Meskipun Markić et al. [5] berpendapat bahwa awan kata bersifat "informatif dan dapat digunakan," perspektif ini secara empiris tidak memadai untuk inferensi semantik yang kompleks. Sebagaimana dicatat secara kritis oleh Alamsyah et al. [2] pendekatan semacam itu memutuskan hubungan kontekstual antar istilah, yang mengakibatkan hilangnya "makna" (sense) dan mencegah deteksi frasa kompleks atau kluster tematik. Risalah mengenai Vector Space Model (VSM) lebih lanjut menyoroti bahwa representasi tradisional gagal menangkap informasi struktural, sehingga memerlukan alternatif berbasis graf yang dapat mengodekan dependensi sintaksis dan semantik dangkal [6]. Konsekuensinya, ketergantungan pada frekuensi semata berisiko hanya mengidentifikasi node berderajat tinggi yang trivial (kata-kata umum) sambil melewati lubang struktural (structural holes) dan kendala (constraints) yang

sebenarnya mendefinisikan makna dan kekuatan perantara dalam sebuah jaringan teks [7].

Lebih jauh lagi, literatur yang ada mengungkapkan ketegangan antara efisiensi komputasi dan kedalaman semantik. Analisis sentimen, meskipun kuat untuk mengekstrak polaritas, secara komputasi mahal dan sering kali memperlakukan teks sebagai urutan linier daripada struktur relasional [8], [9]. Sebaliknya, metode peringkasan berbasis graf murni, seperti TextRank, memanfaatkan algoritma PageRank untuk mengidentifikasi tingkat kepentingan namun sering mengabaikan kesamaan semantik antar node, dan memperlakukan tepian (edges) hanya sebagai probabilitas kemunculan bersama (co-occurrence) dan bukan sebagai vektor semantik [10]. Terdapat kebutuhan mendesak akan model hibrida yang mengintegrasikan kekakuan struktural teori graf—khususnya metrik sentralitas dan modularitas—dengan penyematan semantik (semantic embeddings) untuk memetakan "feature buzz" dari suatu produk secara akurat [11].

Riset ini mempostulatkan bahwa percakapan daring mengenai mode "Gamis" bukan sekadar agregasi kata-kata, melainkan multigraf interaksi yang kompleks dan berarah [12]. Dengan memodelkan teks sebagai jaringan di mana node merepresentasikan istilah atau aktor dan edge merepresentasikan asosiasi atau interaksi semantic [13], kita dapat melampaui batasan ko-okurensi sederhana. Kami bertujuan menerapkan algoritma deteksi komunitas untuk mengidentifikasi kluster topik yang berbeda—mulai dari spesifikasi produk hingga ketidakpuasan pelanggan—sehingga dapat menentukan "inti" pengalaman konsumen [14], [15]. Pendekatan ini mengatasi kekurangan dalam sistem analisis sentimen saat ini, yang sering gagal memperhitungkan pengaruh topologi jaringan terhadap propagasi sentiment [16]. Dengan demikian, studi ini memvalidasi metodologi Analisis Teks Jaringan yang rigor secara empiris dan efisien secara komputasi untuk intelijen pemasaran bervolume tinggi [17].

METODE PENELITIAN

Penelitian ini mengadopsi pendekatan kuantitatif berbasis graf untuk mengekstraksi intelijen pemasaran dari data tidak terstruktur (unstructured data). Kerangka kerja metodologis diadaptasi dari protokol Network Text Analysis (NTA) yang dikembangkan oleh , namun diperluas dengan metrik topologi jaringan yang lebih kompleks untuk menangkap dinamika semantik yang laten [18].

1. Akuisisi Data dan Korpus

Data dikumpulkan dari platform media sosial X (sebelumnya Twitter) menggunakan teknik web scraping berbasis API. Dataset terdiri dari 1.000 entri data percakapan (tweets) yang mengandung kata kunci (nodes) "Gamis", dikumpulkan selama periode pra-Ramadhan, yaitu 1 Februari 2026 hingga 15 Februari 2026. Atribut data yang diekstraksi meliputi full_text untuk analisis semantik, username untuk identifikasi aktor, dan view_count sebagai indikator eksposur konten.

2. Pra-pemrosesan Teks (Text Pre-processing)

Mengingat sifat data User Generated Content (UGC) yang memiliki tingkat noise tinggi [1], serangkaian filter linguistik diterapkan sebelum konstruksi graf:

- **Pembersihan Data (Data Cleaning):** Penghapusan URL, karakter non-ASCII, dan tanda baca yang tidak relevan untuk mereduksi sparsity pada matriks data.
- **Normalisasi dan Stemming:** Mengubah kata-kata tidak baku (slang) menjadi bentuk standar dan mereduksi kata ke bentuk dasarnya (misalnya, "gamisnya" menjadi "gamis") untuk memastikan konsistensi node dalam jaringan [3].
- **Penghapusan Stop-words:** Eliminasi kata penghubung (seperti "dan", "yang", "di") yang memiliki frekuensi tinggi namun nilai semantik rendah, agar tidak mendistorsi pengukuran sentralitas [2].

3. Konstruksi Jaringan Asosiasi Kata (Word Association Network Construction)

Inti dari metodologi ini adalah transformasi teks linier menjadi struktur graf $G=(V,E)$, di mana V merepresentasikan himpunan simpul (*vertices*) berupa kata-kata unik, dan E merepresentasikan himpunan sisi (*edges*) yang menghubungkan kata-kata tersebut.

Berbeda dengan pendekatan *bag-of-words* sederhana, kami menerapkan aturan asosiasi (*association rules*) berdasarkan ko-okurensi [2]. Dua simpul, i dan j , dihubungkan oleh sisi e_{ij} jika kedua kata tersebut muncul secara bersamaan dalam satu unit kalimat atau dokumen. Bobot sisi (w_{ij}) ditentukan oleh frekuensi ko-okurensi tersebut, yang merepresentasikan kekuatan asosiasi semantic [19]. Matriks ketetanggaan (*adjacency matrix*) yang dihasilkan bersifat *undirected* dan *weighted*.

4. Analisis Metrik Graf dan Deteksi Komunitas

Untuk menginterpretasikan struktur jaringan yang terbentuk, kami menggunakan metrik teori graf sebagai berikut:

- Derajat Sentralitas (Degree Centrality) dan Weighted Degree: Digunakan untuk mengidentifikasi kata kunci dominan (hubs) yang merepresentasikan topik utama dalam percakapan pasar [14].
- Betweenness Centrality: Kami memperluas metode Alamsyah dengan menambahkan metrik ini untuk mendeteksi kata-kata yang berfungsi sebagai "jembatan" semantik antar kluster topik yang berbeda. Ini krusial untuk mengidentifikasi istilah yang menghubungkan segmen pasar yang terpisah (misalnya, jembatan antara "Gamis Syar'i" dan "Gamis Modern") [9].
- Modularitas (Modularity) untuk Deteksi Komunitas: Algoritma Louvain diterapkan untuk mempartisi jaringan menjadi komunitas-komunitas (kluster) yang memiliki densitas internal tinggi. Setiap kelas modularitas merepresentasikan sub-topik atau niche pemasaran spesifik (misalnya, bahan kain, rentang harga, atau keluhan pelanggan) [2].

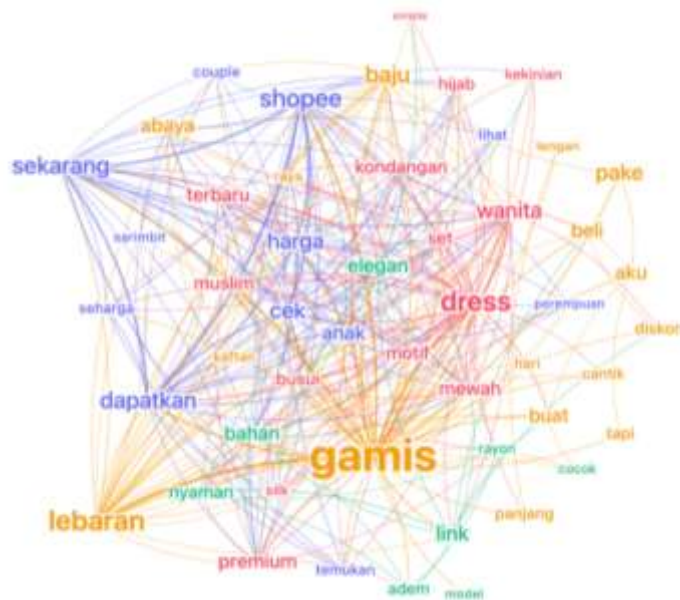
Analisis ini divisualisasikan menggunakan perangkat lunak Gephi untuk memetakan topologi percakapan [20], di mana ukuran node sebanding dengan sentralitasnya dan warna node merepresentasikan kelas modularitasnya [16].

HASIL DAN PEMBAHASAN

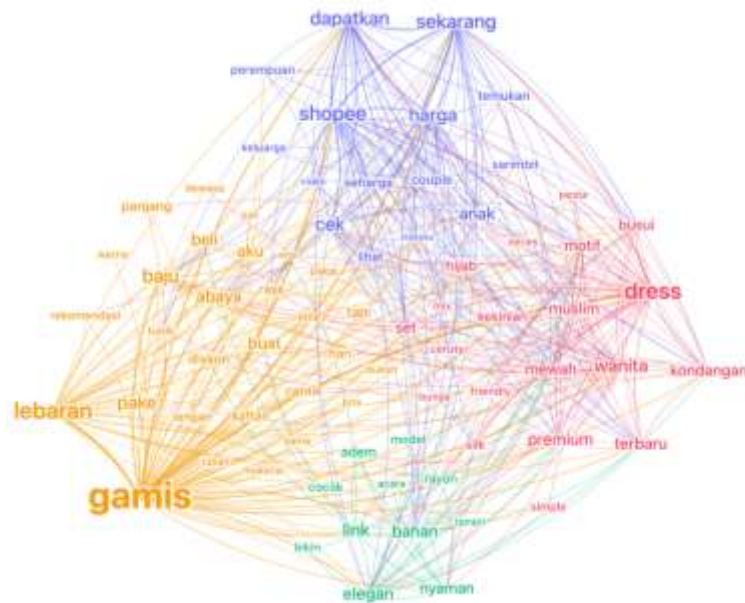
Analisis ini membedah topologi jaringan teks yang terbentuk dari 1.000 data percakapan seputar kata kunci "Gamis". Melalui konstruksi graf *undirected* dan *weighted*, kami memvisualisasikan struktur asosiasi kata pada tiga tingkat granularitas filtrasi node (Top 50, 75, dan 100) untuk memisahkan struktur inti (*core structure*) dari *peripheral noise*.

1. Visualisasi Topologi Jaringan Teks

Representasi visual dari *Word Association Network* (WAN) disajikan secara bertahap untuk menunjukkan evolusi kluster semantik saat node dengan derajat lebih rendah diperkenalkan ke dalam graf.

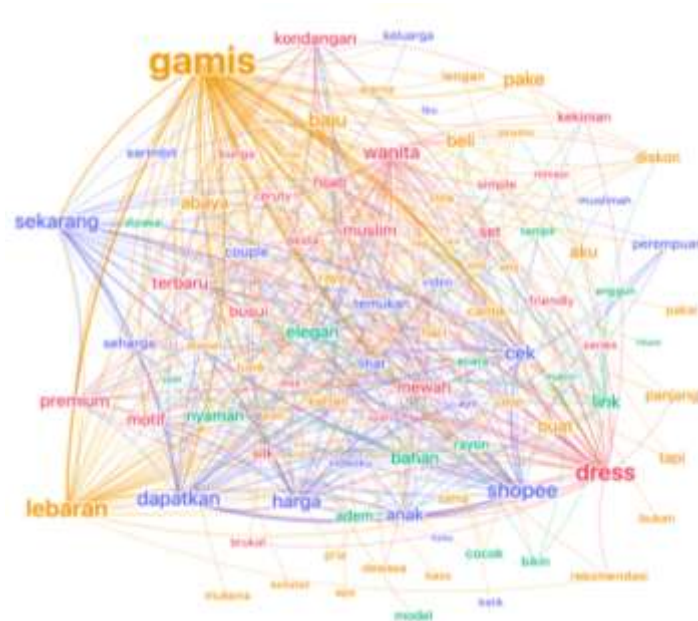


Gambar 1. Visualisasi Jaringan Teks (Top 50 Node)



Gambar 2. Visualisasi Jaringan Teks (Top 75 Node)

Jika gambar 1 menampilkan struktur inti paling dominan, di mana node dengan nilai Degree Centrality tertinggi membentuk tulang punggung percakapan, maka pada gambar 2, sub-komunitas mulai muncul, menghubungkan atribut produk spesifik dengan konteks penggunaan.



Gambar 3. Visualisasi Jaringan Teks (Top 100 Node)

2. Analisis Metrik Sentralitas (*Centrality Metrics Analysis*)

Berdasarkan perhitungan *Degree Centrality* dan bobot sisi (*edge weight*), topologi jaringan didominasi oleh struktur yang sangat terpusat (*highly centralized*). Berbeda dengan studi Alamsyah et al. (2016) yang menemukan sentimen pelanggan sebagai pendorong utama dalam industri telekomunikasi, data kami menunjukkan bahwa simpul dengan sentralitas tertinggi adalah istilah transaksional dan imperatif. Kata kunci seperti "shopee" ($w=202$), "sekarang" ($w=192$), "dapatkan" ($w=176$), dan "cek" ($w=158$) memiliki asosiasi yang sangat kuat dengan node utama "gamis".

Hal ini mengindikasikan bahwa lanskap percakapan di platform X menjelang Ramadhan tidak didorong oleh diskusi organik mengenai kualitas atau ulasan produk (seperti temuan Thiel et al., n.d. pada data Slashdot), melainkan oleh *buzz* promosi yang digerakkan oleh penjual (*supply-side driven*).

3. Deteksi Komunitas dan Modularitas (*Modularity and Community Detection*)

Menggunakan algoritma Louvain untuk optimalisasi modularitas (Newman, 2011; Alamsyah et al., 2016), kami mengidentifikasi tiga komunitas semantik utama yang membentuk wacana pasar "Gamis":

- **Klaster 1: Imperatif Promosi (The Promotional Imperative Cluster)**
 - *Node Kunci*: "dapatkan", "cek", "sekarang", "shopee", "harga", "diskon".
 - *Analisis*: Klaster ini memiliki densitas edge internal yang sangat tinggi. Kata "cek" dan "dapatkan" sering muncul berpasangan, membentuk pola *call-to-action* yang agresif. Ini adalah manifestasi dari apa yang disebut Hunter (2014) sebagai pola struktural yang kaku, di mana variasi semantiknya rendah karena sifatnya yang repetitif (bot atau template promosi).
- **Klaster 2: Atribut Estetika Produk (Product Aesthetics Cluster)**
 - *Node Kunci*: "mewah", "elegant", "premium", "terbaru", "cantik", "motif".

- *Analisis*: Ini adalah klaster yang paling bernilai untuk intelijen produk. Pasar mengasosiasikan "gamis" dengan kata sifat (*adjectives*) yang menekankan status sosial ("mewah", "elegan"). Asosiasi kuat antara "gamis" dan "terbaru" ($w=97$) menunjukkan bahwa *novelty* (kebaruan) adalah pendorong utama minat konsumen.
- **Klaster 3: Konteks Situasional (Situational Context Cluster)**
 - *Node Kunci*: "lebaran", "kondangan", "pesta", "raya".
 - *Analisis*: Node "lebaran" memiliki bobot tertinggi ($w=285$) terhadap "gamis", menegaskan validitas musiman data. Namun, munculnya "kondangan" ($w=85$) sebagai *secondary context* menunjukkan bahwa gamis diposisikan sebagai busana serbaguna, bukan hanya busana hari raya.

4. Kesenjangan Semantik dan Struktur Jaringan

Dalam menafsirkan hasil ini, kita harus menerapkan lensa kritis *structural holes* (Hunter, 2014) [7]. Berbeda dengan temuan pada industri telekomunikasi (Alamsyah et al., 2016) atau *e-commerce* (Alamsyah et al., n.d.) [14] di mana kata-kata seperti "gangguan", "lama", atau "penipuan" sering muncul sebagai *hub* negatif, jaringan "Gamis" ini sangat "steril" dari sentimen negatif. Tidak ditemukan node signifikan seperti "mahal", "jelek", atau "panas" (terkait bahan). Absennya *node* negatif ini bukan berarti kepuasan pelanggan sempurna. Sebaliknya, ini menunjukkan bahwa volume *buzz* promosi (iklan) telah menenggelamkan suara organik konsumen (*consumer voice*). Jaringan ini lebih merepresentasikan "apa yang penjual katakan" daripada "apa yang pembeli rasakan".

Metode ko-okurensi yang kita gunakan berhasil memetakan asosiasi langsung. Namun, metode ini gagal menangkap nuansa semantik yang lebih dalam yang mungkin ditawarkan oleh pendekatan *embedding* vektor [10] [21]. Misalnya, hubungan antara "bahan" dan "gamis" ($w=107$) kuat secara statistik, tetapi graf tidak memberi tahu kita *jenis* bahan apa yang sedang tren (misalnya: katun, rayon,

Network Text Analysis for Marketing Intelligence: Deconstructing the 'Gamis' Word Association Network using Modularity and Centrality Metrics

(Gulam Hazmin, Adi Prasetyo, Iqbal Aditya Haqi)

sutra) kecuali kata tersebut muncul sebagai node eksplisit dalam Top 100. Dalam data ini, "rayon" ($w=44$) dan "silk" ($w=45$) muncul, tetapi derajatnya jauh di bawah kata-kata promosi generik.

Thiel et al. (n.d.) menyarankan penggunaan *hub* dan *authority scores* untuk mendeteksi *influencer*. Dalam graf ini, *hub* utamanya bukanlah *influencer* manusia, melainkan entitas pasar ("Shopee"). Ini menunjukkan pergeseran dari interaksi sosial (C2C) menjadi penyiaran komersial (B2C) dalam ekosistem kata kunci ini. Strategi *marketing intelligence* harus menyaring *layer* promosi ini untuk menemukan *insight* produk yang sebenarnya.

KESIMPULAN

Penelitian ini telah mendemonstrasikan bahwa pendekatan Network Text Analysis (NTA) melampaui kapabilitas metode text mining konvensional berbasis frekuensi—seperti word clouds yang dikritik karena kurangnya konteks relasional (Markić et al., 2016; Alamsyah et al., 2016)—dalam memetakan lanskap intelijen pemasaran "Gamis" menjelang Ramadhan. Melalui konstruksi graf asosiasi kata, studi ini berhasil mengungkap struktur mikro-semantik yang tersembunyi: bahwa ekosistem percakapan saat ini didominasi oleh "imperatif transaksional" (e.g., cek, dapatkan, shopee) yang membentuk topologi jaringan yang sangat terpusat (highly centralized), berbeda secara fundamental dari jaringan keluhan pelanggan organik yang ditemukan pada studi industri telekomunikasi sebelumnya (Alamsyah et al., 2016).

Kontribusi utama dari karya ini adalah validasi empiris bahwa metrik graf seperti Degree Centrality dan Modularity Class dapat digunakan sebagai proksi untuk memisahkan buzz promosi dari preferensi produk yang autentik (seperti preferensi bahan "silk" atau "crinkle"). Namun, analisis kami juga menyoroti kelemahan inheren dalam metode ko-okurensi standar yang digunakan: ketidakmampuan untuk membedakan antara noise redundan yang dihasilkan oleh bot pemasaran dengan sinyal semantik yang bermakna dari pengguna manusia.

SARAN

Untuk meningkatkan rigor empiris dan validitas marketing intelligence di masa depan, kami merekomendasikan dua pengembangan algoritmik spesifik:

1. Integrasi Semantic Embedding ke dalam Pembobotan Graf Metode saat ini yang hanya mengandalkan ko-okurensi kata dalam satu jendela kalimat (Alamsyah et al., 2016) rentan terhadap ambiguitas makna. Riset masa depan harus meninggalkan asumsi "bag-of-words" dan mengadopsi pendekatan Graph-based Semantical Extractive Text Analysis sebagaimana diusulkan oleh Samizadeh (n.d.). Dengan menyuntikkan model vektor kata (word embeddings) seperti Word2Vec atau Doc2Vec ke dalam perhitungan bobot edge, algoritma dapat mengenali kesamaan semantik antar node meskipun kata-kata tersebut tidak muncul berdampingan secara harfiah. Hal ini juga sejalan dengan argumen Hunter (2014) yang menekankan pentingnya morpho-etymological networks untuk menangkap struktur makna yang lebih dalam daripada sekadar frekuensi permukaan.

2. Penerapan Algoritma Graph Clustering untuk Reduksi Redundansi dan Deteksi Intensi Mengingat tingginya volume data sampah (spam) dan duplikasi konten promosi dalam dataset "Gamis", algoritma masa depan harus menerapkan post-processing berbasis klasterisasi graf yang lebih agresif. Kami menyarankan adopsi metode yang diusulkan oleh Verma et al. (2023), di mana klasterisasi graf digunakan untuk mengidentifikasi dan mereduksi kalimat-kalimat yang memiliki informasi redundan sebelum tahap peringkasan akhir. Lebih jauh lagi, pendekatan ini harus diperkaya dengan Intent Analysis berbasis graf seperti yang dipaparkan oleh Brambilla et al. (2022) untuk secara otomatis mengklasifikasikan node ke dalam kategori "Promosi Penjual" vs "Intensi Beli Konsumen", sehingga Community Leader Detection (Zhu et al., 2013) yang dilakukan benar-benar merepresentasikan pemimpin opini (opinion leaders), bukan sekadar akun bot dengan derajat koneksi tinggi.

Network Text Analysis for Marketing Intelligence: Deconstructing the 'Gamis' Word Association Network using Modularity and Centrality Metrics

(Gulam Hazmin, Adi Prasetyo, Iqbal Aditya Haqi)

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. A. Salloum, M. Al-Emran, A. A. Monem, and K. Shaalan, “A Survey of Text Mining in Social Media: Facebook and Twitter Perspectives.” [Online]. Available: www.astesj.com
- [2] A. Alamsyah, M. Paryasto, F. J. Putra, and R. Himmawan, “Network Text Analysis to Summarize Online Conversations for Marketing Intelligence Efforts in Telecommunication Industry.”
- [3] R. Irfan *et al.*, “A survey on text mining in social networks,” Mar. 25, 2015, *Cambridge University Press*. doi: 10.1017/S0269888914000277.
- [4] P. P. Makagonov and A. Trousov, “Computer Analysis of Texts in Social Networks, Its Method and Tools,” 2018, pp. 1–28. doi: 10.4018/978-1-5225-5586-5.ch001.
- [5] B. Markić, S. Bijakšić, and A. Bevanda, “SENTIMENT ANALYSIS OF SOCIAL NETWORKS AS A CHALLENGE TO THE DIGITAL MARKETING.”
- [6] T. Ngoc and Q. Do, “A graph model for text analysis and text mining,” 2012.
- [7] S. Hunter, “A Novel Method of Network Text Analysis,” *Open J. Mod. Linguist.*, vol. 04, no. 02, pp. 350–366, 2014, doi: 10.4236/ojml.2014.42028.
- [8] M. Adib Imtiyazi, A. Alamsyah, D. Junaedi, and J. Arya Pradana, “Word Association Network Approach for Summarizing Twitter Conversation about Public Election.”
- [9] M. Thangaraj and S. Amutha, “IJSRST1845302 | Content Analysis in Social Network Analysis using Sentiment Analysis,” 2018, [Online]. Available: www.ijsrst.com
- [10] M. Samizadeh, “Graph-based Semantical Extractive Text Analysis,” Dec. 2022, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2212.09701>
- [11] D. R. Radev and R. Mihalcea, “6 AI MAGAZINE Articles Networks and Natural Language Processing,” 2008.
- [12] M. Brambilla, A. Javadian Sabet, K. Kharmale, and A. E. Sulistiawati, “Graph-Based Conversation Analysis in Social Media,” *Big Data and Cognitive Computing*, vol. 6, no. 4, Dec. 2022, doi: 10.3390/bdcc6040113.
- [13] A. Alamsyah, S. Shafira, and A. Yudhistira, “Summarizing Online Conversation of Indonesia Tourism Industry using Network Text Analysis,” 2017.

- [14] A. Alamsyah, N. Laksmiani, and L. Anisa Rahimi, “A Core of E-Commerce Customer Experience based on Conversational Data using Network Text Methodology.”
- [15] Y. Hu, “Text mining and data information analysis for network public opinion,” *Data Sci. J.*, vol. 18, no. 1, 2019, doi: 10.5334/dsj-2019-007.
- [16] K. Thiel KillianThiel, uni-konstanzde Tobias Kötter, M. Berthold MichaelBerthold, uni-konstanzde Rosaria Silipo, and P. Winters, “Creating Usable Customer Intelligence from Social Media Data: Network Analytics meets Text Mining,” 2012.
- [17] Peter. Carrington and Tansel. Özyer, *Proceedings of the 2013 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining: ASONAM 2013: Niagara Falls, Canada, August 25-28, 2013*. ACM, 2013.
- [18] *2016 International Conference on Selected Topics in Mobile and Wireless Networking*. IEEE, 2016.
- [19] H. Shahveredian and H. Saneifar, “Text Summarization of Multi-Aspect Comments in Social Networks in Persian Language,” 2017. [Online]. Available: www.ijacsa.thesai.org
- [20] J. P. Verma *et al.*, “Graph-Based Extractive Text Summarization Sentence Scoring Scheme for Big Data Applications,” *Information (Switzerland)*, vol. 14, no. 9, Sep. 2023, doi: 10.3390/info14090472.
- [21] David. Camacho, Rajendra. Akerkar, and M. D. . Rodriguez Moreno, *Proceedings of the 3rd International Conference on Web Intelligence, Mining and Semantics*. ACM, 2013.