

Keywords: sentiment analysis, lexicon, mathematics, assesment, twitter

1. Pendahuluan

Penggunaan media sosial telah meningkat secara pesat dalam beberapa tahun terakhir [1]. Jumlah pengguna yang kian bertambah di berbagai platform menciptakan peluang pemanfaatan big data yang melimpah dari media sosial [2]. Data besar saja tidaklah cukup; kemudahan akses dan beragamnya topik percakapan turut memberikan potensi luas untuk penelitian, misalnya pada analisis perilaku pengguna, analisis produk, analisis sektor, hingga pemasaran digital. Berbagai teknik *data science* dan *machine learning* seperti *clustering*, *association rule mining*, *ensemble models*, *deep learning*, dan analisis sentimen telah diterapkan untuk menggali data media sosial dalam konteks pemasaran dan evaluasi produk [3], [4]. Selain bidang bisnis, data dari media sosial juga dimanfaatkan dalam ranah sosial-politik, misalnya untuk menganalisis isu terkini di masyarakat [5]. Hal ini dimungkinkan karena pengguna media sosial kerap berdiskusi tentang topik-topik saling terkait dan membentuk komunitas sesuai preferensi mereka [6]. Media sosial seperti Facebook, Instagram, dan Twitter secara umum memang mendorong partisipasi pengguna, kolaborasi, serta pembentukan komunitas daring [7], [8].

Sebagai platform microblogging populer, Twitter menawarkan kemudahan bagi pengguna untuk berbagi cerita pribadi, opini, dan informasi secara *real-time*, yang ditunjang oleh fitur interaksi seperti *likes*, *retweets*, *hashtags*, dan *mentions* [6]. Kehadiran fitur tagar (#) di Twitter mengelompokkan percakapan berdasarkan topik tertentu, sehingga memfasilitasi terbentuknya komunitas topikal di dalam jejaring sosial [9], [10]. Arus data interaksi yang masif di Twitter juga memungkinkan dilakukannya studi berbasis jaringan sosial, misalnya deteksi komunitas dan analisis jejaring percakapan. Penelitian terdahulu bahkan mengombinasikan analisis sentimen dengan analisis jejaring sosial Twitter untuk mengungkap pola hubungan antar pengguna beserta sentimen yang terbentuk [11]. Jaringan kompleks yang terbentuk dari interaksi pengguna Twitter tersebut menjadi objek kajian penting dalam analisis *big data* modern [12]. Di antara berbagai platform media sosial, Twitter terbukti menjadi salah satu sumber data paling populer untuk penambangan data publik [13], [14]. Hal ini tidak lepas dari sifat Twitter yang terbuka (sebagian besar konten dapat diakses publik) dan terstruktur, sehingga memudahkan peneliti dalam mengumpulkan dan menganalisis data percakapan secara luas. Dengan kata lain, Twitter menyediakan representasi kolektif dari opini publik yang dapat diamati secara langsung melalui jaringan pengikut, penggunaan tagar, dan pola *retweet* [13]. Fitur-fitur ini menjadikan data Twitter sangat bernilai untuk memahami sentimen komunitas terhadap berbagai isu [14].

Analisis sentimen sebagai pendekatan untuk menggali opini dari teks telah mengalami peningkatan penerimaan yang signifikan dari tahun ke tahun. Metode ini tidak hanya diminati kalangan akademisi, tetapi juga diadopsi oleh pemerintah, pelaku industri, dan organisasi dalam pengambilan keputusan berbasis data [15], [16]. Pesatnya penggunaan internet dan media sosial membuat web menjadi penyedia data universal berisi beragam opini dan preferensi pengguna, yang dapat dimanfaatkan untuk berbagai keputusan strategis. Analisis sentimen muncul sebagai metode penting untuk memenuhi kebutuhan tersebut [16]. Secara terminologi, analisis sentimen – dikenal pula sebagai *opinion analysis* atau *opinion mining* – didefinisikan sebagai “*the field of study that analyzes people's opinions, sentiments, appraisals, attitudes, and emotions toward entities and their attributes expressed in written text*” [17]. Dengan kata lain, teknik ini bertujuan mengekstraksi informasi subjektif (opini/emosi) yang terkandung dalam teks tertulis. Teks dari berbagai sumber (individu, komunitas, organisasi) menjadi kunci dalam analisis sentimen, karena teks tersebut merefleksikan opini dan sikap penulisnya.

Dalam implementasinya, terdapat dua pendekatan utama dalam analisis sentimen, yakni berbasis *lexicon* (kamus) dan berbasis pembelajaran mesin [15]. Pendekatan *lexicon-based* memanfaatkan daftar kata bersentimen (positif/negatif) yang telah ditentukan sebelumnya. Metode ini relatif mudah diterapkan dan tidak memerlukan data yang telah dilatih, namun memiliki keterbatasan dalam menangani konteks bahasa, seperti kesulitan mendekripsi sarkasme atau ungkapan kiasan, serta kepekaannya terhadap kosakata baru atau spesifik domain[15] . Akurasi pendekatan leksikon sangat bergantung pada kelengkapan dan kualitas kamus sentimen yang digunakan. Di lain pihak, pendekatan *machine learning-based* melibatkan pelatihan model pada data berlabel untuk mengenali pola bahasa yang kompleks. Metode *machine-learning* umumnya dapat mencapai akurasi lebih tinggi dan menangkap nuansa konteks dengan lebih baik, tetapi membutuhkan *training data corpus* yang besar dan representatif. Pemilihan pendekatan sangat bergantung pada ketersediaan data dan tujuan analisis. Pada penelitian ini, pendekatan berbasis *lexicon* dipilih mengingat sifat data Twitter yang terbuka dan belum terlabel, sembari menyadari tantangan teknis berupa potensi kekurangakuratan penangkapan makna kontekstual dari metode tersebut.

Penerapan analisis sentimen kini merambah bidang pendidikan. Umpam balik atau opininya siswa yang diekspresikan dalam teks (misalnya di media sosial atau platform belajar) dapat memberikan wawasan berharga bagi pemangku kepentingan pendidikan [18]. Hal ini sejalan dengan agenda *Sustainable Development Goal 4* (SDG4) tentang pendidikan berkualitas, di mana analisis sentimen dipandang sebagai alat menjanjikan untuk meningkatkan kualitas pengalaman belajar [18]. Penelitian oleh Altrabsheh dmenjadi pionir dengan menganalisis sentimen siswa di Twitter dan Facebook terhadap proses pembelajaran di kelas [19], [20]. Hasilnya menunjukkan bahwa analisis sentimen dapat dimanfaatkan untuk menangkap reaksi siswa secara real-time sebagai umpan balik bagi pengajar. Penelitian serupa juga dilakukan oleh Esparza yang menganalisis ulasan mahasiswa tentang kinerja dosen dengan algoritma *support vector machine* sebagai model klasifikasi sentimen [21]. Temuan-temuan tersebut menegaskan potensi analisis sentimen dalam mengevaluasi aspek-aspek pendidikan secara kualitatif dari sudut pandang peserta didik. Namun demikian, kajian analisis sentimen dalam pendidikan dengan fokus pada topik mata pelajaran spesifik masih terbatas dan belum banyak dieksplorasi dalam literatur saat ini.

Salah satu momen krusial dalam konteks pendidikan formal adalah periode menjelang ujian akhir semester, ketika tekanan akademik bagi siswa berada pada puncaknya. Khusus untuk mata pelajaran Matematika, banyak siswa yang mengalami tingkat kecemasan tinggi atau *mathematics anxiety* menjelang ujian tersebut. Kecemasan matematika ini ditandai oleh perasaan panik, tidak berdaya, hingga disorientasi pikiran ketika berhadapan dengan masalah matematis, sehingga berpotensi mengganggu performa belajar. Fenomena ini merupakan masalah serius karena dapat menurunkan kepercayaan diri dan pencapaian akademik siswa di bidang matematika. Oleh karena itu, perlu upaya deteksi dini terhadap gejala-gejala kecemasan belajar tersebut. Analisis sentimen terhadap percakapan siswa di media sosial menjelang ujian dapat berperan sebagai early warning system untuk mengidentifikasi sikap negatif terhadap pelajaran sebelum berdampak lebih jauh. Penelitian ini memanfaatkan data Twitter pada periode menjelang Penilaian Akhir Semester untuk mengkaji sentimen publik (khususnya percakapan yang relevan dengan siswa) terhadap topik “matematika”. Melalui pendekatan analisis sentimen berbasis leksikon, diungkap proporsi sentimen positif, negatif, dan netral dalam percakapan Twitter terkait matematika menjelang ujian. Urgensi penelitian ini terletak pada pemetaan awal sikap dan kecemasan siswa terhadap matematika secara luas. Hasil yang diperoleh diharapkan dapat menjadi informasi strategis bagi pendidik dan pembuat kebijakan dalam melakukan intervensi tepat waktu untuk mengatasi kecemasan matematika, serta sebagai masukan untuk meningkatkan strategi pembelajaran matematika ke depannya.

2. Metodologi Penelitian

Metode penelitian yang dilakukan pada penelitian ini adalah *social network analysis* dengan menggunakan analisis sentimen metode Lexicon. Analisis sentimen dengan pendekatan Lexicon merupakan pendekatan yang menghitung sentimen pada kalimat berdasarkan polaritas pada teks. Pada pendekatan ini diperlukan kumpulan kata sebagai *dictionary* yang digunakan oleh program sebagai referensi penilaian sebuah kalimat ke dalam positif atau negatif [22]. Adapun langkah-langkah dalam pendekatan Lexicon ini adalah sebagai berikut :

1. *Pre processing*, pada tahap ini adalah menentukan kata kunci di dalam pencarian, menentukan karakter atau kata yang akan dibersihkan, menentukan kata kunci untuk sentimen positif atau negatif, dan menentukan negasi di dalam kalimat. *Output* dari tahap ini adalah himpunan kalimat yang telah dibersihkan dan siap untuk dianalisis.
2. *Checking each token for its polarity in the lexicon*, tahap selanjutnya adalah melakukan pengecekan pada setiap kata di dalam kalimat apakah positif atau negatif. Jika pada pencocokan kata ditemukan kata yang telah didefinisikan sebagai positif maka nilai polaritas w_i diberi nilai positif, jika cocok dengan kamus negatif aka akan diberi nilai negatif, sedangkan jika tidak cocok dengan keduanya akan diberi nilai 0.
3. *Calculating the sentiment score of the text*, setelah selesai dilakukan pengecekan per kata dalam kalimat maka dilakukan penghitungan skor akhir pada kalimat untuk ditentukan negatif atau positif dengan rumus :

$$\text{Skor}_{\text{rata-rata}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m W_i$$

Pada penelitian ini nilai yang digunakan untuk penskoran pada kata adalah jika positif nilainya 1 dan negatif adalah -1. Contoh pada kalimat di bawah ini :

“Sebenarnya saya merasa kesulitan dalam memahami matematika, namun saya merasa senang dan tertantang setiap kali melihat soal yang belum diselesaikan”

Algoritma pada Lexicon akan menilai dengan skor

Sebenarnya (0) saya (0) merasa (0) kesulitan (-1) dalam (0) memahami (0) matematika, namun saya merasa senang (1) dan tertantang (1) setiap (0) kali (0) melihat (0) soal (0) yang (0) belum diselesaikan (0).

$$\text{Skor}_{\text{rata-rata}} = \frac{0 + 0 + 0 + (-1) + 0 + 0 + 1 + 1 + 6 \times 0}{3}$$

$$\text{Skor}_{\text{rata-rata}} = \frac{1}{3}$$

$$\text{Skor}_{\text{rata-rata}} = 0,33$$

Berdasarkan perhitungan di atas diperoleh bahwa kalimat “Sebenarnya saya merasa kesulitan dalam memahami matematika, namun saya merasa senang dan tertantang setiap kali melihat soal yang belum diselesaikan” cenderung pada sentimen positif.

Populasi pada penelitian ini adalah seluruh pengguna Twitter yang menulis tweet dengan bahasa Indonesia pada tanggal 24 November 2022 hingga 30 November 2022. Sampel pada penelitian ini adalah tweet yang mengandung kata kunci “matematika”. Pemilihan rentang waktu tersebut dikarenakan siswa ada yang akan maupun sedang menjalankan Penilaian Akhir Semester. Data dari Twitter dikumpulkan dengan *package rtweet* pada program R kemudian dibersihkan lalu dianalisis.



Gambar 1 Langkah penelitian

Adapun beberapa kata-kata yang dijadikan rujukan untuk referensi positif atau negatif diambil dari beberapa referensi yang ada dan ditambahkan beberapa kata tidak baku. Sebagai contoh

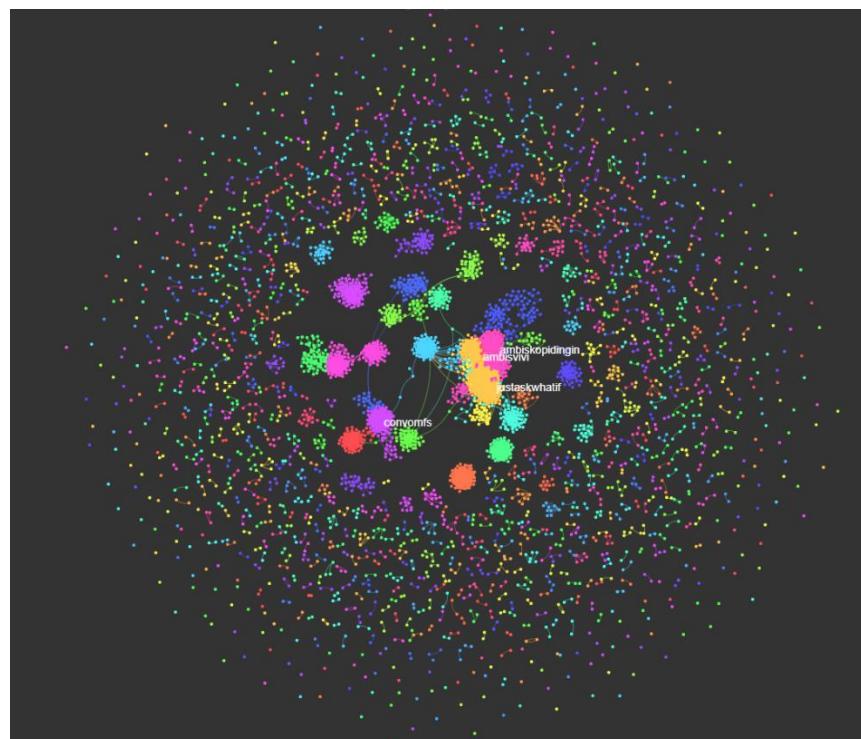
Tabel 1 Kamus kalimat positif dan negatif

Positif	Negatif
mudah	sulit
senang	pusing
alhamdulillah	stres
seneng	susah

Beberapa kata tidak baku ditambahkan berdasarkan hasil perhitungan seringnya muncul kata tersebut pada data yang telah dikumpulkan. Hal ini dilakukan untuk memperkaya *dictionary* pada penelitian ini, mengingat pendekatan Lexicon sangat tergantung pada *dictionary* yang telah didefinisikan.

2.1 HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah perintah *package rtweet* dijalankan dan diberi batasan maksimal 10.000 cuitan maka diperoleh data cuitan sebanyak 10.236 yang cocok dengan kata kunci “matematika”. Selanjutnya dilakukan pembersihan data dan dilakukan pemetaan persebaran percakapan pada Twitter dan diperoleh hasil sebagai berikut :



Gambar 2 Persebaran percakapan di Twitter

Pada Gambar 2 diperoleh ada beberapa *influencer* pada percakapan pengguna untuk kata kunci “matematika”, namun sebagian besar percakapan tidak berinteraksi dengan pengguna lain. Setelah dilihat *cluster* percakapan dilihat munculnya kata kunci yang sering muncul di cuitan pada Gambar 3



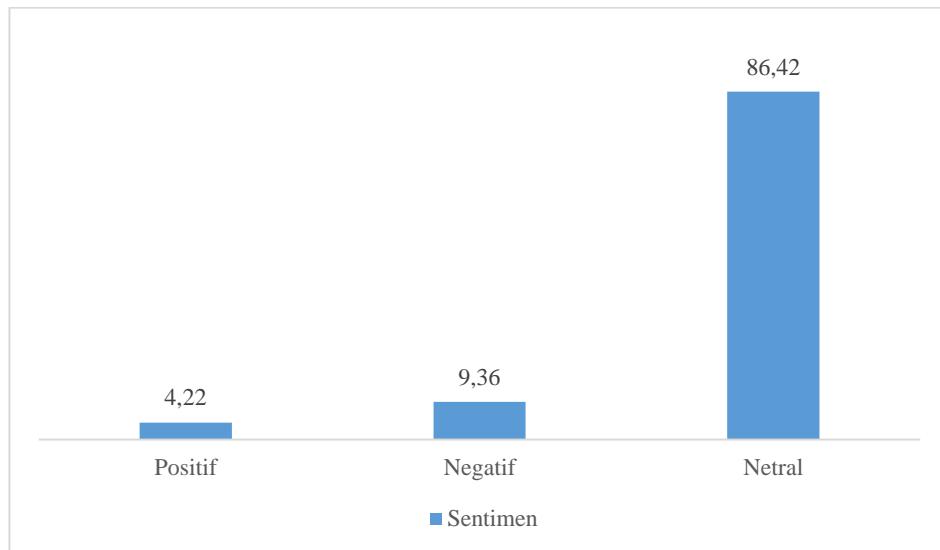
Gambar 3 *Wordcloud* kata kunci yang sering muncul

Untuk melengkapi Gambar 3 pada Tabel 2 disajikan empat kata kunci yang sering muncul dalam cuitan tentang matematika. Hal ini dilakukan untuk melihat kecenderungan kata yang mengikuti kata “matematika” yang ditulis pada cuitan Twitter.

Tabel 2 Kata kunci yang sering muncul

Kata kunci	Jumlah
Snbt	1.580
Penalaran	1.492
Tugas	1.132
Joki	1.026

Tahap selanjutnya adalah melihat sentimen menggunakan pendekatan Lexicon berdasarkan *dictionary* yang telah didefinisikan sebelumnya. Hasil persentase analisis sentimen ditampilkan pada Gambar 4



Gambar 4 Persentase sentimen

Pada gambar 4 dapat dilihat bahwa sentimen netral memperoleh persentase paling banyak sebesar 86,42% dibandingkan sentimen positif maupun negatif. Namun apabila hanya dibandingkan sentimen positif dan negatif saja diperoleh cuitan dengan kata kunci matematika lebih cenderung pada cuitan negatif. Apabila dikomparasi dengan penelitian yang telah dilakukan oleh Roechan (2010) bahwa persepsi peserta didik dalam menghadapi penilaian mata pelajaran matematika cenderung negatif.

Pendekatan Lexicon dalam analisis sentimen memiliki kelemahan yang sangat fatal pada kemampuan mendeteksi sarkas pada kalimat [15]. Selain itu juga keterbatasan lain adalah kurang optimal apabila struktur kalimat menggunakan kata-kata yang tidak baku [24]. Sehingga ada indikasi pada cuitan netral masih ada yang seharusnya dapat diklasifikasikan ke dalam cuitan positif maupun negatif.

Sebagaimana tujuan utama dalam penelitian sentimen analysis adalah melihat sentimen pengguna media sosial tentang matematika dapat dihubungkan dengan konsep mathematics anxiety. Definisi *mathematics anxiety* adalah *the panic, helplessness, paralysis and mental disorganization that arises among some people when they are required to solve a mathematical problem* [25]. Suárez-Pellicioni et al. (2016) melakukan review tentang *mathematics anxiety* dan menyimpulkan *mathematics anxiety is the idea that for some people dealing with numbers or math-related situations evokes an emotional response that disrupts their performance*. Hasil sentimen yang lebih banyak negatif menunjukkan indikasi adanya *mathematics anxiety* pada sebagian pengguna media sosial terhadap pelajaran matematika. *Mathematics anxiety* muncul pada peserta didik sebagian besar diakibatkan proses internalisasi minat guru dan antusiasmenya dalam mengajar matematika. Jika guru memiliki sikap yang buruk dalam mengajar matematika maka akan berdampak langsung pada peserta didik [27].

3. Kesimpulan

Berdasarkan analisis data yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa percakapan Twitter dengan kata kunci “matematika” menjelang penilaian akhir semester didominasi oleh sentimen netral. Dari total 10.236 cuitan yang dikumpulkan, sekitar 86,42% tergolong sentimen netral, sementara proporsi sentimen negatif (9,36%) tercatat lebih tinggi daripada sentimen positif (4,22%). Temuan ini menegaskan bahwa meskipun sebagian besar percakapan bersifat informasional atau netral, terdapat ketidakseimbangan di antara sentimen evaluatif: ekspresi sentimen negatif tentang matematika lebih sering

muncul dibandingkan ekspresi sentimen positif. Kecenderungan dominannya sentimen negatif ini mengindikasikan adanya tantangan dalam pengalaman atau persepsi siswa terhadap pelajaran matematika menjelang ujian, yang dapat dikaitkan dengan gejala kecemasan matematika (*mathematics anxiety*) di kalangan peserta didik [27]. Secara akademis, studi ini mengisi celah dalam literatur dengan mengeksplorasi sentimen terhadap mata pelajaran spesifik pada momen krusial menjelang evaluasi, suatu pendekatan yang belum banyak dijumpai pada penelitian sebelumnya. Hasil yang diperoleh memperkaya pemahaman bahwa data media sosial dapat dimanfaatkan sebagai sumber insight tentang sikap dan emosi siswa, sejalan dengan pandangan bahwa analisis sentimen berpotensi mendukung peningkatan kualitas pendidikan [18]. Dengan demikian, penelitian ini berkontribusi pada literatur Educational Data Mining dan praktik evaluasi pendidikan dengan menyediakan bukti empiris mengenai pola persepsi publik terhadap matematika di ranah digital.

Implikasi praktis dari temuan ini signifikan bagi pendidik dan pembuat kebijakan pendidikan. Bagi guru dan tenaga pendidik, dominannya sentimen netral disertai adanya porsi sentimen negatif yang tidak kecil menandakan perlunya refleksi terhadap strategi pengajaran saat ini. Upaya proaktif diperlukan untuk meningkatkan sentimen positif siswa terhadap matematika, misalnya melalui penerapan metode pembelajaran yang lebih inovatif, interaktif, dan suportif. Langkah-langkah seperti meningkatkan keterlibatan siswa, mengaitkan materi dengan konteks dunia nyata, serta membangun lingkungan belajar yang positif dapat membantu mengurangi rasa cemas atau antipati siswa terhadap matematika. Sementara itu, bagi pembuat kebijakan pendidikan, hasil ini dapat dijadikan masukan berharga dalam merumuskan kebijakan atau program peningkatan kualitas pembelajaran matematika. Program pelatihan dan pendampingan guru yang menekankan penguatan sikap dan minat positif siswa dalam matematika, serta kebijakan yang menyediakan sumber daya untuk metode pengajaran kreatif, merupakan contoh respon kebijakan yang selaras dengan temuan penelitian ini. Dengan memanfaatkan informasi dari analisis sentimen media sosial, kebijakan pendidikan dapat lebih tanggap terhadap isu nyata yang dirasakan siswa, sehingga berpeluang meningkatkan motivasi dan hasil belajar mereka.

Adapun saran untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk menggunakan metode analisis teks yang lebih canggih (misalnya algoritma *deep learning* atau pendekatan *machine learning* lainnya) guna meningkatkan ketelitian klasifikasi sentimen. Pendekatan berbasis pembelajaran mendalam diharapkan dapat menangkap konteks dan nuansa bahasa informal di media sosial dengan lebih baik, sehingga mampu mengidentifikasi sentimen positif atau negatif yang mungkin terlewat oleh metode leksikon konvensional (*lexicon conventional*). Selain itu, cakupan studi dapat diperluas dengan membandingkan sentimen percakapan matematika pada periode atau kelompok yang berbeda (misalnya sebelum vs. sesudah ujian, atau antar mata pelajaran yang berbeda) untuk melihat apakah pola yang serupa terjadi secara universal. Pendekatan lintas subjek dan waktu tersebut akan memberikan wawasan komparatif mengenai apakah matematika memang cenderung memicu sentimen lebih negatif dibandingkan bidang lain. Di samping analisis kuantitatif, penelitian mendatang juga dapat melakukan analisis kualitatif mendalam terhadap cuitan-cuitan bernada negatif guna mengidentifikasi tema atau faktor spesifik (misalnya topik materi yang dianggap sulit, tekanan ujian, atau pendekatan pengajaran tertentu) yang memicu sentimen negatif tersebut. Analisis lebih mendalam terhadap konten percakapan akan membantu memahami akar permasalahan yang melatarbelakangi persepsi negatif. Melalui upaya-upaya tersebut, diharapkan penelitian di masa depan dapat memberikan rekomendasi yang lebih terarah untuk meningkatkan pengalaman belajar dan persepsi siswa terhadap matematika, sekaligus memperkuat penggunaan analisis sentimen sebagai alat evaluasi dalam bidang pendidikan.

4. Daftar Pustaka

- [1] A. Alamsyah, B. Rahardjo, and Kuspriyanto, “Social Network Analysis Taxonomy Based on Graph Representation,” Feb. 2021, doi: 10.48550/arxiv.2102.08888.
- [2] S. Bhatnagar and N. Choubey, “Making sense of tweets using sentiment analysis on closely related topics,” *Soc Netw Anal Min*, vol. 11, no. 1, p. 44, Dec. 2021, doi: 10.1007/s13278-021-00752-0.
- [3] J. R. Saura, “Using Data Sciences in Digital Marketing: Framework, methods, and performance metrics,” *Journal of Innovation & Knowledge*, vol. 6, no. 2, pp. 92–102, Apr. 2021, doi: 10.1016/j.jik.2020.08.001.
- [4] A. Alsini, A. Datta, D. Q. Huynh, and J. Li, “Community Aware Personalized Hashtag Recommendation in Social Networks,” 2019, pp. 216–227. doi: 10.1007/978-981-13-6661-1_17.
- [5] J. A. Caetano, H. S. Lima, M. F. Santos, and H. T. Marques-Neto, “Using sentiment analysis to define twitter political users’ classes and their homophily during the 2016 American presidential election,” *Journal of Internet Services and Applications*, vol. 9, no. 1, p. 18, Dec. 2018, doi: 10.1186/s13174-018-0089-0.
- [6] S. Wu, J. M. Hofman, W. A. Mason, and D. J. Watts, “Who says what to whom on twitter,” in *Proceedings of the 20th international conference on World wide web - WWW '11*, New York, New York, USA: ACM Press, 2011, p. 705. doi: 10.1145/1963405.1963504.
- [7] A. Reyes-Menendez, J. Saura, and C. Alvarez-Alonso, “Understanding #WorldEnvironmentDay User Opinions in Twitter: A Topic-Based Sentiment Analysis Approach,” *Int J Environ Res Public Health*, vol. 15, no. 11, p. 2537, Nov. 2018, doi: 10.3390/ijerph15112537.
- [8] J. Leskovec, K. J. Lang, A. Dasgupta, and M. W. Mahoney, “Statistical properties of community structure in large social and information networks,” in *Proceeding of the 17th international conference on World Wide Web - WWW '08*, New York, New York, USA: ACM Press, 2008, p. 695. doi: 10.1145/1367497.1367591.
- [9] F. Xiao, T. Noro, and T. Tokuda, “Finding news-topic oriented influential twitter users based on topic related hashtag community detection,” *Journal of Web Engineering*, vol. 13, no. 5–6, pp. 405–429, 2014.
- [10] P. Lorenz-Spreen, F. Wolf, J. Braun, G. Ghoshal, N. Djurdjevac Conrad, and P. Hövel, “Tracking online topics over time: understanding dynamic hashtag communities,” *Comput Soc Netw*, vol. 5, no. 1, p. 9, Dec. 2018, doi: 10.1186/s40649-018-0058-6.
- [11] W. Deitrick and W. Hu, “Mutually Enhancing Community Detection and Sentiment Analysis on Twitter Networks,” *Journal of Data Analysis and Information Processing*, vol. 01, no. 03, pp. 19–29, 2013, doi: 10.4236/jdaip.2013.13004.
- [12] A. Karatas and S. Sahin, “Application Areas of Community Detection: A Review,” in *2018 International Congress on Big Data, Deep Learning and Fighting Cyber Terrorism (IBIGDELFT)*, IEEE, Dec. 2018, pp. 65–70. doi: 10.1109/IBIGDELFT.2018.8625349.
- [13] U. Bhaumik and D. K. Yadav, “Sentiment Analysis Using Twitter,” 2021, pp. 59–66. doi: 10.1007/978-981-15-8610-1_7.

- [14] B. Le and H. Nguyen, “Twitter Sentiment Analysis Using Machine Learning Techniques,” 2015, pp. 279–289. doi: 10.1007/978-3-319-17996-4_25.
- [15] M. Wankhade, A. C. S. Rao, and C. Kulkarni, “A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges,” *Artif Intell Rev*, vol. 55, no. 7, pp. 5731–5780, Oct. 2022, doi: 10.1007/s10462-022-10144-1.
- [16] J. F. Sánchez-Rada and C. A. Iglesias, “Social context in sentiment analysis: Formal definition, overview of current trends and framework for comparison,” *Information Fusion*, vol. 52, pp. 344–356, Dec. 2019, doi: 10.1016/j.inffus.2019.05.003.
- [17] B. Liu, *Sentiment Analysis : Mining Opinions, Sentiments, and Emotions*. Cambridge University Press, 2020. doi: 10.1017/9781108639286.
- [18] Pooja and R. Bhalla, “A Review Paper on the Role of Sentiment Analysis in Quality Education,” *SN Comput Sci*, vol. 3, no. 6, p. 469, Sep. 2022, doi: 10.1007/s42979-022-01366-9.
- [19] N. Altrabsheh, M. Cocea, and S. Fallahkhair, “Sentiment Analysis: Towards a Tool for Analysing Real-Time Students Feedback,” in *2014 IEEE 26th International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, IEEE, Nov. 2014, pp. 419–423. doi: 10.1109/ICTAI.2014.70.
- [20] N. Altrabsheh, M. M. Gaber, and M. Cocea, “SA-E: Sentiment Analysis for Education,” *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications* , vol. 255, pp. 353–362, 2013.
- [21] G. G. Esparza *et al.*, “A Sentiment Analysis Model to Analyze Students Reviews of Teacher Performance Using Support Vector Machines,” 2018, pp. 157–164. doi: 10.1007/978-3-319-62410-5_19.
- [22] O. Kolchyna, T. T. P. Souza, P. Treleaven, and T. Aste, “Twitter Sentiment Analysis: Lexicon Method, Machine Learning Method and Their Combination,” Jul. 2015, doi: 10.48550/arxiv.1507.00955.
- [23] Roechan, “Pengaruh Persepsi Siswa tentang Ujian Nasional Terhadap Prestasi Belajar Matematika Pada Siswa Kelas IX SMP Negeri 2 Grobogan Tahun Ajaran 2009/2010,” S1 Thesis, Universitas Muhammadiyah Surakarta, Surakarta, 2010.
- [24] A. Lighart, C. Catal, and B. Tekinerdogan, “Systematic reviews in sentiment analysis: a tertiary study,” *Artif Intell Rev*, vol. 54, no. 7, pp. 4997–5053, Oct. 2021, doi: 10.1007/s10462-021-09973-3.
- [25] S. Tobias, *Overcoming Math Anxiety Revised and Expanded ed. Edition*. New York: W. W. Norton & Company, 1993.
- [26] M. Suárez-Pellicioni, M. I. Núñez-Peña, and À. Colomé, “Math anxiety: A review of its cognitive consequences, psychophysiological correlates, and brain bases,” *Cogn Affect Behav Neurosci*, vol. 16, no. 1, pp. 3–22, Feb. 2016, doi: 10.3758/s13415-015-0370-7.
- [27] M. R. Smith, “Math Anxiety: Causes, Effects, and Preventative Measures,” Senior Honors Thesis, Liberty University, Lynchburg, 2004.