SKRIPSI

PERSEPSI PUBLIK TENTANG PEMBELAJARAN DARING DI INDONESIA: STUDI MENGGUNAKAN *ELK STACK* UNTUK ANALISIS SENTIMEN DI TWITTER

ANDRI OKTAVIANTO

NRP. 09111640000060

DOSEN PEMBIMBING

SATRIA FADIL PERSADA, S.Kom., MBA., Ph.D.

DEPARTEMEN MANAJEMEN BISNIS

FAKULTAS DESAIN KREATIF DAN BISNIS DIGITAL

INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER

SURABAYA

2020

SKRIPSI

PERSEPSI PUBLIK TENTANG PEMBELAJARAN DARING DI INDONESIA: STUDI MENGGUNAKAN *ELK STACK* UNTUK ANALISIS SENTIMEN DI TWITTER

ANDRI OKTAVIANTO

NRP. 09111640000060

DOSEN PEMBIMBING

SATRIA FADIL PERSADA, S.Kom., MBA., Ph.D.

DEPARTEMEN MANAJEMEN BISNIS

FAKULTAS DESAIN KREATIF DAN BISNIS DIGITAL

INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER

SURABAYA

2020

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

UNDERGRADUATE THESIS

PUBLIC PERCEPTIONS OF PEMBELAJARAN DARING IN INDONESIA: A STUDY USING ELK STACK FOR SENTIMENT ANALYSIS ON TWITTER

ANDRI OKTAVIANTO

NRP. 09111640000060

SUPERVISOR

SATRIA FADIL PERSADA, S.Kom., MBA., Ph.D.

DEPARTMENT OF BUSINESS MANAGEMENT

FACULTY OF CREATIVE DESIGN AND DIGITAL BUSINESS

INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER

SURABAYA

2020

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LEMBAR PENGESAHAN

PERSEPSI PUBLIK TENTANG PEMBELAJARAN DARING DI INDONESIA: STUDI MENGGUNAKAN *ELK STACK* UNTUK ANALISIS SENTIMEN DI TWITTER

Oleh:

Andri Oktavianto
NRP. 09111640000060

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh Gelar Sarjana Manajemen Bisnis

Pada

Program Studi Sarjana Manajemen Bisnis
Departemen Manajemen Bisnis
Fakultas Desain Kreatif dan Bisnis Digital
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Tanggal Ujian: 20 Juli 2020

Disetujui Oleh:
Dosen Pembimbing Skripsi

Satria Fadil Persada, S. Kom., MBA., Ph.D
NIP. 1987201711061

Seluruh tulisan yang tercantum pada Skripsi ini merupakan hasil karya penulis sendiri, dimana isi dan konten sepenuhnya menjadi tanggung jawab penulis. Penulis bersedia menanggung segala tuntutan dan konsekuensi jika di kemudian hari terdapat pihak yang merasa dirugikan, baik secara pribadi maupun viiiokum.

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh isi Skripsi ini tanpa mencantumkan atau menyebutkan sumbernya. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh isi Skripsi dalam bentuk apapun tanpa izin penulis.

PERSEPSI PUBLIK TENTANG PEMBELAJARAN DARING DI INDONESIA: STUDI MENGGUNAKAN *ELK STACK* UNTUK ANALISIS SENTIMEN DI TWITTER

ABSTRAK

Penelitian ini menyelidiki persepsi publik tentang aplikasi pembelajaran daring di Indonesia. Banyak studi tentang pembelajaran daring dilakukan di negara maju dan hanya sedikit di negara berkembang. Selain itu, penelitian-penelitian tersebut menggunakan pendekatan kualitatif yang berarti hasil penelitian hanya bisa diterapkan di latar yang spesifik. Sementara penelitian tradisional menggunakan survei untuk memahami persepsi orang terhadap suatu topik membutuhkan banyak waktu dan upaya, penelitian ini menggunakan cara yang efisien dan efektif untuk mengumpulkan pendapat dan kemudian menganalisis sentimennya menggunakan Elasticsearch, Logstash (*ELK stack*) dan bahasa pemrograman Python. Algoritma *Naïve Bayes* digunakan untuk analisis sentimen dan *ELK stack* untuk mengumpulkan dan menyimpan *tweets* dari Twitter. Dengan *ELK stack*, penelitian ini berhasil mengumpulkan 133.477 *tweets* yang terkait dengan pembelajaran daring. Dari hasil analisis sentimen ditemukan sebanyak 98.3% *tweets* memiliki sentimen positif terhadap pembelajaran daring, hal ini menjadi bukti bahwa pelajar di Indonesia memiliki persepsi positif terhadap pembelajaran daring. Penelitian ini juga menghasilkan beberapa wawasan mengenai preferensi aplikasi pembelajaran daring pelajar di Indonesia yang berguna bagi penyedia layanan pembelajaran daring. Penelitian ini sebelumnya dipublikasikan di *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)* tahun 2020.

Kata kunci: Analisis Sentimen, *ELK stack*, Indonesia, Pembelajaran Daring, Twitter

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

PUBLIC PERCEPTIONS OF ONLINE LEARNING IN INDONESIA: A STUDY USING THE ELK STACK FOR SENTIMENT ANALYSIS ON TWITTER

ABSTRACT

This study investigates people's perceptions about online learning applications in Indonesia. Previous studies on online learning was conducted in developed countries and only a little in developing countries. In addition, these studies use a qualitative approach which means that the research results can only be applied in a specific setting. While traditional research using surveys to understand people's perceptions towards a topic takes a lot of time and effort, this research use an efficient and effective way to gather opinions and then analyze their sentiments using Elasticsearch, Logstash, Kibana (ELK stack), and Python programming language. This research use Naïve Bayes algorithm for sentiment analysis and the ELK stack for collecting & saving tweets from Twitter. Using ELK stack, this study managed to collect 133,477 tweets related to online learning. From the results of sentiment analysis, we found that 98.3% of tweets have positive sentiments towards online learning, this is an evidence that students in Indonesia have a positive perception towards online learning. This research also generates some insights regarding student online learning application preferences in Indonesia that are useful for online learning service providers. This research was previously published in the International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET) in 2020.

Keywords*: ELK stack, Indonesia, Online learning, Sentiment Analysis, Twitter*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis haturkan kepada Tuhan Yang Maha Esa, atas berkah dan rahmat-Nya, penulis mampu menyelesaikan skripsi yang berjudul "**PERSEPSI PUBLIK TENTANG PEMBELAJARAN DARING DI INDONESIA: STUDI MENGGUNAKAN *ELK STACK* UNTUK ANALISIS SENTIMEN DI TWITTER**".

Laporan skripsi ini disusun dengan tujuan untuk menyelesaikan Strata-1 dan memperoleh gelar Sarjana Manajemen pada Departemen Manajemen Bisnis, Fakultas Desain Kreatif dan Bisnis Digital, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya. Penulis menyampaikan terimakasih kepada pihak-pihak terkait yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan penelitian ini, yaitu:

1. Ayah dan Ibu ku tercinta yang selalu menyemangatiku, mendoakan dan senantiasa menjagaku sewaktu sakit. Terima kasih atas cinta dan kasih sayangnya hingga saat ini.
2. Ibu Dr.oec.HSG. Syarifa Hanoum, S.T., M.T. selaku Kepala Departemen Manajemen Bisnis yang selalu mendorong mahasiswanya untuk terus berkembang dan tidak cepat puas diri.
3. Bapak Satria Fadil Persada, S.Kom., MBA, Ph.D. selaku Dosen Pembimbing penulis dalam mengerjakan skripsi yang telah memberikan banyak ilmu, wawasan, masukan, dan motivasi sehingga buku penelitian ini dapat selesai tepat waktu.
4. Dosen, staff, serta seluruh karyawan departemen Manajemen Bisnis ITS yang telah memberikan banyak pengalaman serta bantuan selama kuliah.
5. Teman-teman asisten laboratorium Entrepreneurship and Small Medium Enterprise Development (ESME) yang senantiasa menjadi teman berkembang dan bercanda tawa bagi penulis selama duduk di bangku perkuliahan.
6. Teman-teman Askatul Squad yang suka mengajak prank malam-malam hingga pagi buta: Frismanda, Fitra, Aryo, Abrian, Dimas, Ucup, Rendy, Derry, Abi, Candra, Ipul, Afif, Faried, Faisal, Andi, Fathur, dan Heru.
7. Erald David Sibatuara yang senantiasa menjadi teman diskusi dan curhat sejak awal bangku kuliah hingga saat ini.

8. Teman-teman MB6 "UMBRA" yang telah memberikan banyak pengalaman berharga selama masa perkuliahan dan teruntuk teman-teman yang belum skripsi semoga segera menyusul.
9. Grup Young Scientist yang menumbuhkan minat penulis terhadap sains secara umum serta melakukan penelitian ilmiah.
10. Kerabat dan sahabat yang tidak dapat disebutkan satu per satu, atas bantuan dan segala bentuk dukungannya selama ini.
11. Pihak-pihak lain yang telah membantu dalam penyelesaian penelitian ini yang tidak dapat disebutkan satu per satu.

Penulis terbuka terhadap kritik dan saran apabila terdapat ketidaksempurnaan dalam skripsi ini. Semoga hasil skripsi ini dapat bermanfaat bagi semua pihak, baik bagi perusahaan, maupun pengembangan keilmuan manajemen selanjutnya.

Surabaya, Juli 2020

Penulis

DAFTAR ISI

ABSTRAK ..... **ix**
ABSTRACT ..... **xi**
KATA PENGANTAR ..... **xiii**
DAFTAR ISI ..... **xv**
DAFTAR GAMBAR ..... **xvii**
DAFTAR TABEL ..... **xix**
BAB I PENDAHULUAN **1**
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 4
1.3 Tujuan Penelitian 4
1.4 Manfaat Penelitian 4
1.4.1 Manfaat Teoritis 4
1.4.2 Manfaat Praktis 4
1.5 Ruang Lingkup 5
1.5.1 Batasan 5
1.5.2 Asumsi 5
1.6 Sistematika Penulisan 5
BAB II LANDASAN TEORI **7**
2.1 Pembelajaran Daring 7
2.2 Analisis Sentimen 7
2.3 *Naïve Bayes* 8
2.4 *Confusion Matrix* 10
2.5 Negara Berkembang 11
2.6 Twitter *Streaming API* dan *Text Mining* 12
2.7 Penyedia Layanan Pembelajaran Daring di Indonesia 13
2.8 Kajian Penelitian Terdahulu 14
2.9 *Research Gap* 17
BAB III METODOLOGI PENELITIAN **19**
3.1 Lokasi dan Waktu Penelitian 19
3.2 Desain Penelitian 19
3.3 Diagram Alir Penelitian 20
3.3.1 Menetapkan Tujuan dan Objek Penelitian 21
3.3.2 Pengambilan Data 21
3.3.3 *Preprocessing* 21

3.3.4 Pengolahan Data 22
3.3.5 Analisis Sentimen 22
3.3.6 Validasi 22
3.3.7 Implikasi Manajerial 22
3.4 *Data Pipeline* 22
3.5 *Pilot Test* 23
3.6 Kata Kunci 23
3.7 *Software* yang digunakan 24
BAB IV ANALISIS DAN DISKUSI 25
4.1 Pengumpulan Data 25
4.2 *Preprocessing* 25
4.3 *Pilot Test* 26
4.4 Proses Klasifikasi Sentimen 26
4.5 Hasil Analisis Sentimen 27
4.6 Evaluasi Algoritma 33
4.7 Implikasi Manajerial 36
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN 39
5.1 Kesimpulan 39
5.2 Saran 40
5.2.1 Saran untuk Penelitian Selanjutnya 40
5.2.2 Keterbatasan Penelitian 40
DAFTAR PUSTAKA 42
LAMPIRAN 46
Lampiran 1 46
Lampiran 2 47

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Confusion Matrix 10
Gambar 2. 2 Rumus Accuracy 11
Gambar 2. 3 Rumus Recall 11
Gambar 2. 4 Rumus Precision 11
Gambar 2. 5 Diagram Research Gap 17
Gambar 3. 1 Diagram Alir Penelitian 20
Gambar 3. 2 Data Pipeline 22
Gambar 4. 1 Presentase Hasil Analisis Sentimen 27
Gambar 4. 2 Topik Tweets 29
Gambar 4. 3 Presentase Merek Yang Sering Disebut 30
Gambar 4. 4 Sentimen Untuk Tiap Merek Pembelajaran daring 30
Gambar 4. 5 Word Cloud Tweets Bersentimen Positif 31
Gambar 4. 6 Word Cloud Tweets Bersentimen Negatif 32
Gambar 4. 7 Confusion Matrix Klasifikasi Opini 34
Gambar 4. 8 Confusion Matrix Klasifikasi Sentimen 35

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Struktur tweet object (telah diolah kembali) 12
Tabel 2. 2 Tabel Kajian Penelitian Terdahulu 14
Tabel 3. 1 Contoh tweet yang dilabeli secara manual 23
Tabel 3. 2 Kategori Kata Kunci 23
Tabel 4. 1 Sampel tweets 25
Tabel 4. 2 Sampel tweets opini dan bukan opini 26
Tabel 4. 3 Kata kunci topik suatu tweets 28
Tabel 4. 4 Kata-kata yang sering muncul dalam tweets 33
Tabel 4. 5 Metrik Kunci Algoritma Klasifikasi Opini 34
Tabel 4. 6 Metrik Kunci Algoritma Klasifikasi Sentimen 35

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB I
PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan, manfaat, batasan dan asumsi serta sistematika penulisan yang digunakan dalam penelitian.

1.1 Latar Belakang

Pendidikan, di masa lampau hingga saat ini, umumnya merupakan proses transfer pengetahuan satu arah: dari guru ke murid. Namun, terdapat kelemahan dari metode belajar tersebut: kurang efektif untuk menekankan kemampuan memecahkan masalah dan berfikir kritis, padahal keduanya dianggap sebagai kemampuan yang penting di abad ke-21 (Trilling & Fadel, 2009). Transfer pengetahuan satu arah juga kurang sesuai dengan kebutuhan ilmu pengetahuan untuk masyarakat di dunia yang berkembang pesat ini karena kemajuan teknologi (Hannafin & Land, 1997). Beruntungnya, siswa-siswi saat ini beruntung hidup di era pesat-pesatnya perkembangan teknologi, dimana internet mudah diakses dan murah. Keberadaan internet membuat siswa tidak terlalu bergantung kepada guru saja sebagai sumber pembelajaran mereka, karena internet memungkinkan siswa untuk belajar subjek atau materi yang mereka ingin pelajari hanya dengan akses internet. Penggunaan teknologi internet untuk pembelajaran disebut pembelajaran daring. Lebih lanjut lagi, pembelajaran daring adalah penggunaan moda daring untuk menyampaikan setidaknya 80% dari isi kursus (Allen & Seaman, 2011).

Keberadaan pembelajaran daring mengurangi proses pendidikan pada umumnya yang menuntut siswa untuk duduk di kelas dan mendengarkan materi yang mungkin sudah mereka pelajari. Selain itu, keuntungan tertentu dari pembelajaran daring adalah bagaimana guru dan siswa tidak diharuskan untuk *online* pada waktu bersamaan; ini dapat mengurangi sekitar sepertiga dari total waktu belajar yang dibutuhkan (Carliner, 2004). Namun, keuntungan ini tidak ada artinya ketika siswa tidak memiliki minat atau persepsi yang baik tentang pembelajaran daring. Bahkan hingga persepsi siswa tentang pengalaman belajar daring dapat mempengaruhi keputusan mereka apakah akan melanjutkan belajar daring atau tidak (Carr, 2000). Karena itu, penting untuk memahami persepsi siswa dengan lebih baik untuk meningkatkan sistem pendidikan kita.

Beberapa studi telah menyelidiki persepsi siswa terhadap pembelajaran daring, dan ada beragam pendapat; beberapa penelitian (Bruff, Fisher, McEwen, & Smith, 2013; Gillingham & Molinari, 2012; Picciano, 2002) menunjukkan persepsi siswa yang positif, sementara yang lain menunjukkan kekhawatiran terhadap pembelajaran daring sebagai metode pembelajaran. Meski demikian, mayoritas siswa dalam studi yang telah disebutkan sebelumnya menunjukkan pendapat positif terhadap pembelajaran daring. Selain itu, studi-studi ini juga hanya dilakukan di negara-negara maju, yang mana membatasi signifikansi praktisnya untuk negara-negara dengan prospek ekonomi yang berbeda. Penelitian ini juga mempertimbangkan aspek sebagaimana disebutkan di atas, menyadari bahwa akses terhadap pembelajaran daring di negara berkembang belum menjadi hal yang umum, sehingga urgensi untuk memahami persepsi siswa tentang pembelajaran daring menjadi penting.

Dahulu, apabila pengusaha ingin mengetahui *feedback* pelanggan mengenai produk atau layanannya, mereka biasa melakukan survei kepada pelanggan atau bahkan wawancara mendalam. Seiring berkembangnya peradaban, kemudahan akses internet dan pertumbuhan masif dari situs *user generated content* yang kaya opini seperti situs *review*, forum *online*, dan media sosial memberikan peluang baru kepada pelaku bisnis untuk memanfaatkan opini banyak orang yang jumlahnya masif. Namun, mengingat opini ini biasanya jumlahnya banyak dalam hal kuantitas, hal ini membuat proses analisis opini melelahkan dan bahkan tidak realistis untuk dilakukan. Oleh sebab itu, analisis sentimen bisa menjadi solusi yang tepat dimana teks opini dapat diklasifikasikan menjadi positif atau negatif secara otomatis.

Dalam kasus pembelajaran daring, analisis sentimen dapat digunakan untuk menganalisis teks secara otomatis untuk mencari tahu pendapat serta mengidentifikasi beragam sentimen yang diekspresikan oleh pengguna dalam forum ataupun media sosial di mana murid mendiskusikan atau menggambarkan pendapat dan pengalaman pribadi mereka dalam menggunakan pembelajaran daring serta evaluasi berkenaan dengan layanan yang diberikan. Hal ini berguna bagi bisnis, sebab menyadari komplain pengguna dan kesalahan layanan pada tahap yang sangat dini membantu mengurangi risiko mendistribusikan produk yang bermasalah secara luas dan meningkatkan keefektivitasan strategi promosi. Dengan

cara ini, analisis sentimen dapat memainkan peran penting dalam meningkatkan layanan yang ditawarkan, kualitas konten pembelajaran daring, dan bahkan mengidentifikasi peluang bisnis baru.

Untuk mengembangkan pembelajaran daring agar diterima lebih baik oleh pelajar di Indonesia, penting untuk memiliki pengetahuan tertentu tentang opini pengguna dan mengerjakan evaluasi dari opini tersebut; analisis sentimen bisa menjadi solusi yang bagus dalam kasus ini. Analisis sentimen dapat membantu penyelenggara pembelajaran daring menganalisis opini pelanggan untuk mengembangkan produk, memberikan layanan yang lebih baik, dan bahkan menemukan peluang bisnis baru. Alih-alih membutuhkan pengaturan khusus, metode ini dapat menangkap pesan dari banyak dan beragam audiens (Statista, 2020). Hal ini mungkin dilakukan dengan menggunakan analisis sentimen dan Twitter *Streaming API* yang mana telah berhasil dilakukan di banyak penelitian, salah satu penelitian (Kharde & Sonawane, 2016) menggunakan algoritma *Naïve Bayes* untuk mengklasifikasikan 45.000 *tweets* dari set data Stanford; sedangkan penelitian lain (Rosenthal, et al., 2019) menggunakan 19.000 *tweets* dari Twitter *Streaming API* dan beragam algoritma untuk analisis sentimen seperti *Maximum Entropy* dan *Support Vector Machine*.

Analisis sentimen dapat menjelaskan sentimen seseorang, sikap, pendapat, dan emosi terhadap produk, individu, topik, organisasi, dan jasa. Dalam banyak penelitian terdahulu (Pagolu, Challa, Panda, & Majhi, 2016; Vidya, Fanany, & Budi, 2015; Wang, Can, Kazemzadeh, Bar, & Narayanan, 2012), para peneliti tersebut telah menggunakan analisis sentimen untuk mengukur reputasi merek, menemukan wawasan untuk keperluan kampanye politik, dan bahkan memprediksi pergerakan pasar saham menggunakan data Twitter. Penelitian ini menggunakan sampel negara berkembang, yaitu Indonesia. Diprediksi memiliki 20.9 juta pengguna Twitter aktif pada 2018 (Statista, 2015), Indonesia adalah negara yang menarik untuk digunakan sebagai objek penelitian ini. Dengan demikian, penelitian ini akan menggunakan pengguna Twitter dari Indonesia sebagai objek penelitian ini.

Penelitian ini menjadi begitu penting, terutama untuk mengetahui apakah sebenarnya layanan pembelajaran daring telah diterima dengan baik oleh mayoritas

pelajar di Indonesia, ataukah baru hanya segelintir saja. Ditambah, hasil dari penelitian ini bisa menjadi salah satu sumber informasi bagi perusahaan layanan pembelajaran daring tentang layanan yang seharusnya diperbaiki dan dipertahankan dengan menggunakan pendapat dari masyarakat umum. Jadi, dalam penelitian ini kami melakukan analisis sentimen dan eksplorasi data terhadap penyedia layanan pembelajaran daring di Indonesia dengan menggunakan data dari Twitter.

1.2 Rumusan Masalah

Penelitian ini ingin mencari tahu persepsi publik terhadap penyedia layanan pembelajaran daring di Indonesia berdasarkan analisis sentimen dari *tweets* publik yang tersedia di Twitter.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah ditentukan sebelumnya, maka ditentukan tujuan penelitian yaitu:

1. Mengklasifikasikan sentimen pada *tweets* publik yang telah dikumpulkan dengan algoritma *Naïve Bayes*.
2. Merumuskan rekomendasi manajerial kepada perusahaan penyedia layanan pembelajaran daring agar dapat meningkatkan kualitas layanan mereka.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini dibagi menjadi dua bagian, yaitu:

1.4.1 Manfaat Teoritis

Menambah rujukan dan metode penelitian baru tentang cara mendapatkan serta mengklasifikasikan opini publik dari Twitter. Penelitian ini juga bermanfaat bagi penulis dalam menulis produk ilmiah serta dapat mengimplementasikan pengetahuan yang sudah dipelajari selama berkuliah dan menulis artikel jurnal internasional.

1.4.2 Manfaat Praktis

Meningkatkan pengetahuan bagi penyedia layanan pembelajaran daring tentang persepsi dan pengalaman pengguna menggunakan produk & jasa mereka. Hasil dari penelitian ini memberikan wawasan baru tentang pengalaman dan pandangan orang-orang terhadap penyedia layanan pembelajaran daring di Indonesia. Selain itu, penulis berharap pembaca umum memperoleh pengetahuan dan wawasan baru yang bermanfaat bagi mereka.

1.5 Ruang Lingkup

Ruang lingkup penelitian dibagi menjadi dua, yaitu batasan dan asumsi. Berikut ini merupakan batasan dan asumsi yang digunakan dalam penelitian ini:

1.5.1 Batasan

Terbatasnya sumber daya membuat penelitian ini perlu dibatasi dengan beberapa hal, yaitu:

1. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data asli dari Twitter yang diambil melalui Twitter *Streaming API* dengan bantuan perangkat lunak *ELK Stack*.
2. *Tweets* yang dianalisis menyebutkan kata kunci yang relevan tentang pembelajaran daring.
3. Menggunakan *tweets* berbahasa Indonesia.
4. Analisis sentimen dilakukan dengan algoritma *Naïve Bayes*.

1.5.2 Asumsi

Berikut asumsi yang digunakan dalam penelitian ini:

1. *Tweets* dengan Bahasa Indonesia menunjukkan bahwa penggunanya berkewarganegaraan Indonesia.
2. Pengguna Twitter yang mengungkapkan pendapatnya tentang pembelajaran daring merupakan pelajar Sekolah Menengah Pertama (SMP) dan Sekolah Menengah Atas (SMA) di Indonesia.
3. Kata kunci yang digunakan dianggap sudah efektif untuk menangkap *tweets* yang relevan tentang pembelajaran daring di Indonesia.
4. *Tweets* yang digunakan dalam penelitian ini dianggap mewakili para pengguna layanan pembelajaran daring di Indonesia.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan penelitian ini dibagi menjadi lima bagian, yaitu:

BAB I Pendahuluan

Merupakan pendahuluan yang berisi latar belakang penelitian—menunjukkan mengapa penelitian ini layak untuk dilakukan, rumusan masalah, tujuan, manfaat, ruang lingkup, dan sistematika penulisan penelitian ini.

BAB II Landasan Teori

Berisi paparan teori dan penelitian terdahulu yang berhubungan dengan penelitian ini, serta mendefinisikan terminologi yang digunakan dalam penelitian ini.

BAB III Metodologi Penelitian

Bagian ini menjelaskan metode dan tahapan penelitian yang berisi desain penelitian, waktu penelitian, serta teknik pengambilan dan pengolahan data. Bagian ini juga dilengkapi dengan diagram alur penelitian yang menjelaskan awal penelitian hingga penelitian selesai.

BAB IV Analisis dan Diskusi

Bagian ini terdiri atas analisis utama yang dilakukan meliputi pengambilan data, melatih algoritma klasifikasi, analisis sentimen, interpretasi, serta pembahasan secara sistematis mengenai hasil analisis sentimen.

BAB V Kesimpulan dan Saran

Pada bagian ini peneliti menjelaskan kesimpulan yang berisi jawaban dari permasalahan dan tujuan dari penelitian ini. Bagian ini juga berisi sub-bab keterbatasan penelitian dan saran bagi penelitian selanjutnya.

BAB II
LANDASAN TEORI

Bagian ini menjelaskan teori serta terminologi yang digunakan dalam penelitian ini, peneliti juga melakukan tinjauan literatur baik dari buku dan jurnal yang dapat digunakan untuk membangun landasan teori.

2.1 Pembelajaran Daring

Ketika teknologi internet mulai banyak digunakan untuk keperluan belajar siswa, pada akhirnya belajar dibagi menjadi dua metode: tradisional dan daring. Karena masih belum ada definisi yang jelas dari pembelajaran daring dan rujukan yang samar-samar ke terminologi lain seperti kursus daring, pembelajaran berbasis web, pelatihan berbasis web, atau pembelajaran jarak jauh, maka penulis menggunakan definisi yang diterima secara umum: pembelajaran daring adalah kursus di mana sebagian besar atau semua konten disampaikan secara daring dan biasanya tidak memiliki pertemuan tatap muka (Allen & Seaman, 2007). Istilah lain yang sering digunakan untuk menggambarkan bentuk pembelajaran lain terdiri dari *e-learning*, pembelajaran digital, dan pembelajaran jarak jauh. Sebuah penelitian menyarankan bahwa *e-learning* adalah jenis pembelajaran daring, jadi aman untuk mengatakan bahwa pembelajaran daring lebih luas daripada *e-learning* (Triacca, Bolchini, Botturi, & Inversini, 2004). Seperti yang ditunjukan oleh penelitian sebelumnya, ketika siswa tidak tertarik atau memiliki persepsi negatif terhadap pembelajaran daring, hal itu dapat menyebabkan kebosanan dan ketidaktertarikan pada siswa yang dapat mencegah mereka mendapatkan keuntungan dari pembelajaran daring.

2.2 Analisis Sentimen

Analisis sentimen digunakan untuk menentukan apakah sebuah kalimat atau teks mengekspresikan sentimen tertentu: positif atau negatif (Zhang, Ghosh, Dekhil, Hsu, & Liu, 2011). Secara umum, ada dua pendekatan untuk melakukan analisis sentimen, pendekatan *lexicon-based* dan pendekatan *machine learning*.

Penelitian ini akan menggunakan *machine learning*, dan sub-bab ini akan menjelaskan ide umum tentang pendekatan ini. Pendekatan *machine learning* yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *supervised learning*. *Supervised learning* merupakan pendekatan yang menggunakan data berlabel, yang mana pada

penelitian ini data ini digunakan untuk melatih algoritma agar dapat mengklasifikasikan sentimen. Ini berarti bahwa langkah pertama yang harus dilakukan adalah mengumpulkan data teks yang sudah diberi label sentimen positif dan negatif, memecah kalimat utuh menjadi kata-kata (*feature extraction*), dan kemudian melatih algoritma untuk mengklasifikasikan sentimen. Ketika algoritma yang digunakan bisa mengklasifikasikan *tweets* kedalam *tweets* positif dan negatif dengan tingkat keakuratan yang tinggi, maka kita dapat menggunakan algoritma tersebut untuk melakukan analisis sentimen. Penelitian ini menggunakan salah satu algoritma klasifikasi yang populer, yaitu *Naïve Bayes*.

Naïve Bayes adalah algoritma klasifikasi yang bisa mengklasifikasikan kalimat dengan melihat probabilitas sebelumnya dari masing-masing kata dan kemudian menggunakannya sebagai dasar untuk menentukan sentimen suatu kalimat. Misalnya, jika kata "memuaskan" dalam sebuah *dataset* muncul sebanyak 7 kali pada kalimat bersentimen positif dan 3 kali pada kalimat bersentimen negatif, maka probabilitas sentimen positif untuk kalimat yang mengandung kata "memuaskan" akan meningkat. Singkatnya, metode ini memisahkan kata dan menghitung jumlah kemunculan kata tersebut pada kalimat dengan label sentimen positif dan negatif (Dey, Chakraborty, Biswas, Bose, & Tiwari, 2016).

Sebelum algoritma *Naïve Bayes* dapat digunakan untuk mengklasifikasikan suatu teks, ia harus dilatih terlebih dahulu dengan *training set* dan *validation set*.

1. *Training set*: *Dataset* berlabel untuk melatih algoritma.
2. *Test/validation set*: *Dataset* berlabel untuk menguji akurasi algoritma.

2.3 *Naïve Bayes*

Algoritma *Naïve Bayes* merupakan salah satu algoritma *supervised learning* yang populer. Karakteristik utama dari *Naïve Bayes* adalah asumsi kuat bahwa fitur dari *dataset* tidak berhubungan dengan fitur lainnya pada *dataset* yang sama, peneliti akan memberikan contoh dibawah untuk menjelaskan hal tersebut (Zhang H. , 2005).

Untuk mengetahui *Naïve Bayes*, kita perlu tahu terlebih dahulu cara kerja Teorema Bayes. Rumus dari Teorema Bayes yaitu:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \cdot P(A)}{P(B)}$$

Keterangan:

A: Data dengan kelas yang belum diketahui

B: Hipotesis data A merupakan suatu kelas spesifik

P(A|B): Probabilitas hipotesis A berdasarkan kondisi B (*posteriori probability*) atau probabilitas suatu kejadian setelah bukti terlihat

P(B|A): Probabilitas B berdasarkan kondisi hipotesis A

P(A): Probabilitas hipotesis A (*prior probability*) atau probabilitas suatu kejadian sebelum bukti terlihat

P(B): Probabilitas B

Namun, jika kita mengasumsikan kejadian A dan B merupakan kejadian independen alias tidak memiliki keterkaitan antara satu dengan yang lain, maka didapatkan rumus sebagai berikut:

$$P(B|A) = P\left(x_1, x_{2,}, \cdots, x_n \,\middle|\, A\right) = \prod_{i=1}^{n} P(x_i|A)$$

Persamaan diatas merupakan persamaan *Naïve Bayes*. Pada *Naïve Bayes*, fitur pada *dataset* diasumsikan tidak memiliki keterkaitan satu dengan yang lain. Misalnya, sebuah buah mungkin diprediksi sebagai jeruk jika berwarna oranye, bulat, dan memiliki diameter 3 inci. Meskipun fitur-fitur (warna, bentuk, diameter) tersebut mungkin saja berhubungan antara satu dengan yang lain, algoritma *Naïve Bayes* menganggap semua fitur independen dan berkontribusi terhadap kemungkinan bahwa buah tersebut adalah jeruk, dan itulah mengapa pendekatan ini mendapat nama *naive*.

Penelitian ini menggunakan dua algoritma *Naïve Bayes* yang umum digunakan, yaitu: *Multinomial Naïve Bayes* dan *Bernoulli Naïve Bayes*, kedua algoritma tersebut akan dibandingkan perfomanya. Algoritma dengan akurasi paling tinggi akan digunakan untuk mengklasifikasikan opini dan sentimen *tweets* pada penelitian ini.

Multinomial Naïve Bayes adalah salah satu variasi algoritma dari *Naïve Bayes*. *Multinomial Naïve Bayes* menggunakan distribusi multinomial dengan

jumlah kemunculan kata atau bobot kata sebagai fitur klasifikasi (Pratama & Sarno, 2015). Dibawah ini merupakan persamaan *Multinomial Naïve Bayes*:

$$P(X|c) = \log\frac{N_c}{N} + \sum_{i=0}^{n} \log\frac{t_i + \propto}{\sum_{i=1}^{n} t + \propto}$$

Keterangan:

$(X|c)$: Probabilitas dokumen X dalam kelas *c*

N_c: Jumlah dokumen dalam kelas *c*

N: Jumlah dokumen

t_i: Bobot nilai *t*

$\sum_{i=1}^{n} t$: Jumlah bobot nilai *t* dalam kelas

$\propto$: Parameter *smoothing*

Alternatif dari model *Multinomial Naïve Bayes* adalah *Bernoulli Naïve Bayes*. Algoritma *Bernoulli Naïve Bayes* memberi bobot 1 apabila suatu kata atau fitur ada dalam suatu kalimat dan 0 jika tidak ada (Symeonidis, Effrosynidis, & Arampatzis, 2018). Dibawah ini merupakan persamaan *Bernoulli Naïve Bayes*:

$$P(x_i \mid y) = P(i \mid y)x_i + (1 - P(i \mid y))(1 - x_i)$$

2.4 *Confusion Matrix*

Confusion Matrix, atau juga dikenal dengan sebutan *contingency matrix*, adalah sebuah metode untuk mengukur performa algoritma *machine learning* menggunakan tabel matriks (Caelen, 2017) seperti pada Gambar 2.1.

		True condition	
	Total population	Condition positive	Condition negative
Predicted condition	Predicted condition positive	**True positive**	**False positive**, Type I error
	Predicted condition negative	**False negative**, Type II error	**True negative**

Gambar 2. 1 *Confusion Matrix*

Cara kerja *Confusion Matrix* cukup sederhana, yaitu dengan membagi hasil klasifikasi dari algoritma *machine learning* menjadi empat, yaitu:

True Positive (TP): Data positif, dan diklasifikasikan positif.

False Negative (FN): Data sebenarnya positif, namun diklasifikasikan negatif.

True Negative (TN): Data negatif, dan diklasifikasikan negatif.

False Positive (FP): Data sebenarnya negatif, namun diklasifikasikan positif.

Penggunaan *confusion matrix* cukup mudah, pengguna hanya perlu menghitung jumlah klasifikasi yang benar dan salah; misalnya dalam penelitian ini terdapat *tweets* yang diklasifikasikan sebagai *tweets* bersentimen positif oleh algoritma *Naïve Bayes*, namun sebenarnya merupakan *tweets* negatif, maka *error* ini dinamakan *False Positive*. Hal ini memberikan wawasan kepada peneliti tidak hanya *error* yang dilakukan oleh algoritma, namun juga jenis *error* yang dibuat.

Indikator performa yang sering digunakan antara lain (Caelen, 2017):

1. *Accuracy:* merepresentasikan keakuratan hasil klasifikasi dari algoritma *machine learning*.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Gambar 2. 2 Rumus *Accuracy*

2. *Recall*: rasio dari jumlah data positif yang diklasifikasikan dengan benar dibagi jumlah data positif.

$$\textit{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

Gambar 2. 3 Rumus *Recall*

3. *Precision*: rasio dari jumlah data positif yang diklasifikasikan dengan benar dibagi jumlah data yang diprediksi positif.

$$\textit{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

Gambar 2. 4 Rumus *Precision*

2.5 Negara Berkembang

Terdapat sistem klasifikasi untuk menilai status pembangunan suatu negara yang dikembangkan oleh International Monetary Fund (IMF), United Nations Development Program (UNDP), dan World Bank. Penelitian ini mengadopsi klasifikasi negara berkembang berdasarkan pendapatannya yang diajukan oleh

World Bank. Negara-negara diklasifikasikan berdasarkan tingkat perkembangannya yang diukur dengan *gross domestic product* (*GDP*) *per capita* yang dinilai setiap tahun dalam dolar Amerika Serikat (Fantom & Serajuddin, 2016). Mengacu pada sistem tersebut, negara dikelompokkan sebagai negara berpendapatan tinggi, berpendapatan menengah ke atas, berpendapatan menengah ke bawah, dan berpendapatan rendah. Untuk tahun fiskal 2020, negara-negara dengan *GDP* kurang dari $1.025 per kapita diklasifikasikan sebagai berpendapatan rendah, negara-negara dengan *GDP* antara $1.026-3.995 diklasifikasikan sebagai berpendapatan menengah ke bawah, $3.996-12.375 diklasifikasikan sebagai berpendapatan menengah ke atas, dan negara yang berpendapatan lebih dari $12.376 diklasifikasikan sebagai berpenghasilan tinggi (The World Bank, 2020). Negara-negara dengan pendapatan menengah ke bawah dianggap sebagai negara berkembang. Indonesia diklasifikasikan sebagai negara berpenghasilan menengah ke bawah oleh World Bank (The World Bank, n.d.).

2.6 Twitter *Streaming API* dan *Text Mining*

Twitter *Application Programming Interface* (API) saat ini memfasilitasi *Streaming API*. Melalui *Streaming API*, pengguna dapat memperoleh akses real-time ke *tweet* dalam bentuk yang difilter (Twitter, n.d.). "Difilter" berarti pengguna dapat memperoleh *tweet* tertentu dengan menggunakan batasan seperti kata kunci spesifik (misalnya Manchester United, Barcelona) dan lokasi geografis. Dengan menggunakan Twitter *Streaming API*, pengguna bisa mendapatkan *tweet* akun publik secara *real-time*. Berdasarkan situs web Twitter Developers (Twitter, n.d.), sebuah *tweet object* memiliki struktur dasar seperti pada Tabel 2.1:

Tabel 2. 1 *Struktur* tweet object *(telah diolah kembali)*

Atribut	Deskripsi
created_at	Waktu *UTC* ketika sebuah *tweet* dibuat
id	Nomor identifikasi unik untuk sebuah *tweet*
user	Pengguna yang melakukan *posting*
text	Teks *UTF-8* dari sebuah *tweet*

Untuk mendapatkan akses ke Twitter *Streaming API*, pengguna harus terlebih dahulu mengajukan permohonan akses dengan membuat aplikasi Twitter. Pengguna akan diminta untuk memberikan data pribadi tentang diri mereka dan

tujuan dari aplikasi mereka. Lalu setelah aplikasi tersebut disetujui, Twitter akan memberikan *consumer keys* dan *access token*. Dua hal tersebut diperlukan untuk mengakses *Streaming API*. Ada banyak cara untuk mengakses *Streaming API*, tetapi dalam penelitian ini penulis akan menggunakan Logstash karena mudah digunakan.

Logstash merupakan bagian dari *ELK stack*. Dalam penelitian ini, Logstash digunakan untuk mengambil *tweet* secara *real-time* dan menyimpannya di indeks Elasticsearch. Indeks Elasticsearch digunakan untuk menyimpan data yang telah diambil oleh Logstash.

2.7 Penyedia Layanan Pembelajaran Daring di Indonesia

Pelajar Indonesia sangat bergantung pada pendidikan di luar sekolah. Pada bulan November 2012, Kompas melakukan survei tentang industri bimbingan belajar di Indonesia dengan hasil: 87.8% dari 770 responden setuju bahwa siswa perlu belajar atau mengambil pelajaran di luar sekolah, dengan lebih dari setengah responden mengklaim bahwa bimbingan belajar diperlukan karena pelajaran yang diajarkan di sekolah kurang dipahami oleh siswa (Kompas, 2012). Penyedia layanan belajar offline sebelumnya mendominasi industri bimbingan belajar di Indonesia. Namun, dengan perkembangan teknologi yang disebutkan sebelumnya, les online sekarang berkembang. Tiga perusahaan saat ini mendominasi industri les online di Indonesia: Zenius, Ruangguru, dan Quipper.

2.8 Kajian Penelitian Terdahulu

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang telah menggunakan algoritma *machine learning* untuk melakukan analisis sentimen.

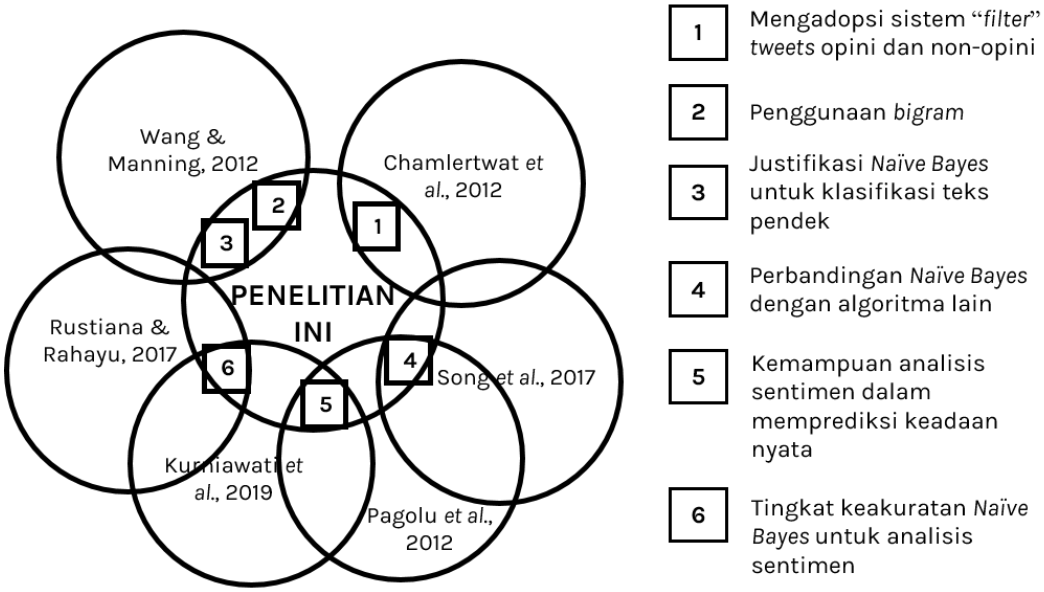
Tabel 2. 2 Tabel Kajian Penelitian Terdahulu

No	Referensi	Metode	Tingkat Akurasi	Hasil Penelitian	Keterkaitan dengan penelitian ini
1	Kurniawati, D., Prayitno, E., Sari, D. F., & Putra, S. N. (2019). Sentiment Analysis of Use on Twitter on Police Institution Services Using Naïve Bayes Classifier Method. *International Journal of Applied Business and International Management*.	*Supervised learning* dengan algoritma klasifikasi *naïve bayes*.	86%	Hasil analisis sentimen menunjukkan terdapat 55% *tweets* bersentimen positif merespon kegiatan polisi, 91.8% *tweets* bersentimen positif terhadap layanan sosial yang dilakukan polisi, dan hanya 19.1% *tweets* tentang aduan masyarakat, pujian, dan laporan yang bersentimen positif.	Menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* memiliki tingkat keakuratan yang tinggi dalam mengklasifikasikan sentimen tweets berbahasa Indonesia, selain itu penelitian tersebut juga menunjukkan bahwa hasil analisis sentimen ternyata merepresentasikan keadaan nyata.
2	Song, J., Kim, K. T., Lee, B., Kim, S., & Youn, H. Y. (2017). A novel classification approach based on Naïve Bayes for Twitter sentiment analysis. *KSII Transactions on Internet*	*Supervised learning* dengan algoritma klasifikasi *naïve bayes*.	85.33%	Performa algoritma *Naïve Bayes* yang dimodifikasi lebih baik jika dibandingkan dengan empat penelitian lainnya, dimana terdapat dua penelitian yang menggunakan algoritma *Maximum Entropy* dan *Support Vector Machine* dengan	Membuktikan bahwa algoritma *Naïve Bayes* memiliki performa yang lebih bagus dibandingkan algoritma Maximum Entropy dan *Support Vector Machine* dalam kasus analisis sentimen di Twitter.

	and Information Systems.			masing-masing akurasi: 83% dan 75.39%.	
3	Rustiana, D., & Rahayu, N. (2017). ANALISIS SENTIMEN PASAR OTOMOTIF MOBIL: TWEET TWITTER MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*.	*Supervised learning* dengan algoritma klasifikasi *naïve bayes*.	93%	Algoritma *naïve bayes* mampu menghasilkan nilai akurasi 93%, dan nilai *precision* positif sebesar 90%.	Menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* memiliki tingkat keakuratan yang tinggi dalam mengklasifikasikan sentimen tweets berbahasa Indonesia.
4	Pagolu, V. S., Challa, K. N., Panda, G., & Majhi, B. (2016). Sentiment analysis of Twitter data for predicting stock market movements. *International conference on Signal Processing, Communication, Power and Embedded System (SCOPES)* (pp. 1345-1350). IEEE.	*Supervised learning* dengan algoritma klasifikasi *random forest* dan *logistic regression*.	*Random forest*: 70.5% *Logistic regression*: 71.8%	Ada korelasi yang kuat antara kenaikan dan penurunan harga saham pada keesokan harinya dengan *tweets* publik di Twitter.	Ada korelasi yang kuat antara kenaikan dan penurunan harga saham pada keesokan harinya dengan tweets publik di Twitter, yang berarti hasil analisis sentimen akurat dalam memprediksi keadaan nyata. Selain itu, hasil performa algoritma *Random Forest* dan *Logistic Regression* tidak sebaik *Naïve Bayes* dalam hal analisis sentimen.
5	Chamlertwat, W., Bhattarakosol, P., Rungkasiri, T., & Hareuchaiyasak, C. (2012). Discovering	*Supervised learning* dengan algoritma	Tidak disebutkan	• *Micro-blog Sentiment Analysis System* (*MSAS*) berhasil mengindikasikan	Memberikan gambaran model penyaringan *tweets* yang bisa digunakan untuk mengurangi

	Consumer Insight from Twitter via Sentiment Analysis. *Journal of Universal Computer Science*, 973-992.	klasifikasi *support vector machine*.		sentimen pelanggan terhadap fitur produk *smartphone* (misalnya: aplikasi, layar, dan kamera) • Berdasarkan *expert judgment*, hasil analisis sentimen dari *MSAS* menunjukkan hasil yang valid; sesuai dengan keadaan riil.	*tweets* yang tidak relevan dengan topik penelitian ini.
6	Wang, S., & Manning, C. D. (2012). Baselines and bigrams: Simple, good sentiment and topic classification. *Proceedings of the 50th annual meeting of the association for computational linguistics: Short papers-volume 2* (pp. 90-94). Association for Computational Linguistics.	*Supervised learning* dengan algoritma klasifikasi *naïve bayes dan support vector machine*.	*Multinomial Naïve Bayes*: 93.6% *Support Vector Machine*: 91.7%	Variasi algoritma *naïve bayes*, yaitu *multinomial naïve bayes* memiliki akurasi yang sedikit lebih baik dibandingkan *support vector machine* dalam mengklasifikasikan teks subjektif.	Membuktikan bahwa algoritma *Naïve Bayes* memiliki performa terbaik dalam mengklasifikasikan teks subjektif pendek dibandingkan dengan algoritma *Support Vector Machine*.

2.9 *Research Gap*



Gambar 2. 5 Diagram *Research Gap*

Berikut ini merupakan penjelasan dari masing-masing poin *research gap*:

1. Mengadopsi sistem penyaringan *tweets*. Penyaringan dilakukan dengan tujuan agar *tweets* yang dianalisis sentimennya merupakan *tweets* yang relevan dengan pembelajaran daring.
2. Algoritma *Naïve Bayes* variasi *Multinomial Naïve Bayes* dengan fitur *bigram* memiliki akurasi 93.6% dalam mengklasifikasikan teks subjektif. Opini di Twitter termasuk dalam kategori teks subjektif.
3. Penelitian yang dilakukan (Wang, Can, Kazemzadeh, Bar, & Narayanan, 2012) juga menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* memiliki performa terbaik dalam mengklasifikasikan teks subjektif pendek dibandingkan dengan algoritma *Support Vector Machine*.
4. Penelitian (Song, Kim, Lee, Kim, & Youn, 2017) menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* memiliki performa yang lebih bagus daripada algoritma *Maximum Entropy* dan *Support Vector Machine*. Diperkuat dengan penelitian (Pagolu, Challa, Panda, & Majhi, 2016) yang menggunakan algoritma *Random Forest* dan *Logistic Regression* dengan akurasi klasifikasi dibawah dari akurasi algoritma *Naïve Bayes* pada penelitian-penelitian lain.
5. Telah banyak penelitian tentang analisis sentimen yang dimanfaatkan untuk berbagai macam kebutuhan, dari sentimen terhadap institusi kepolisian

(Kurniawati, Prayitno, Sari, & Putra, 2019) hingga prediksi pergerakan pasar saham (Pagolu *et al.*, 2016). Kedua penelitian tersebut menunjukkan bahwa hasil dari analisis sentimen merepresentasikan keadaan nyata.

6. Dua penelitian (Kurniawati, Prayitno, Sari, & Putra, 2019; Rustiana & Rahayu, 2017) menggunakan algoritma *Naïve Bayes* untuk analisis sentimen dan mendapatkan nilai akurasi tinggi dengan jumlah data yang terbatas. Dengan jumlah data yang terbatas, algoritma *Naïve Bayes* bisa menjadi pilihan yang tepat untuk analisis sentimen.

BAB III
METODOLOGI PENELITIAN

Bagian ini menjelaskan secara menyeluruh tentang bagaimana penelitian ini dilakukan. Bab ini terdiri atas sub-bab: lokasi dan waktu penelitian, diagram alir penelitian, desain penelitian, *data pipeline*, *pilot test*, kata kunci, dan *software* yang digunakan.

3.1 Lokasi dan Waktu Penelitian

Penelitian ini dimulai pada awal Maret 2019 hingga Juli 2020, dan dilakukan secara daring menggunakan data yang berasal dari Twitter *Streaming API*; *Streaming API* berfungsi sebagai kunci akses untuk mendapatkan data *tweets* yang ada di Twitter. Analisis ini dilakukan untuk mengetahui persepsi publik secara umum tentang pembelajaran daring di Indonesia.

3.2 Desain Penelitian

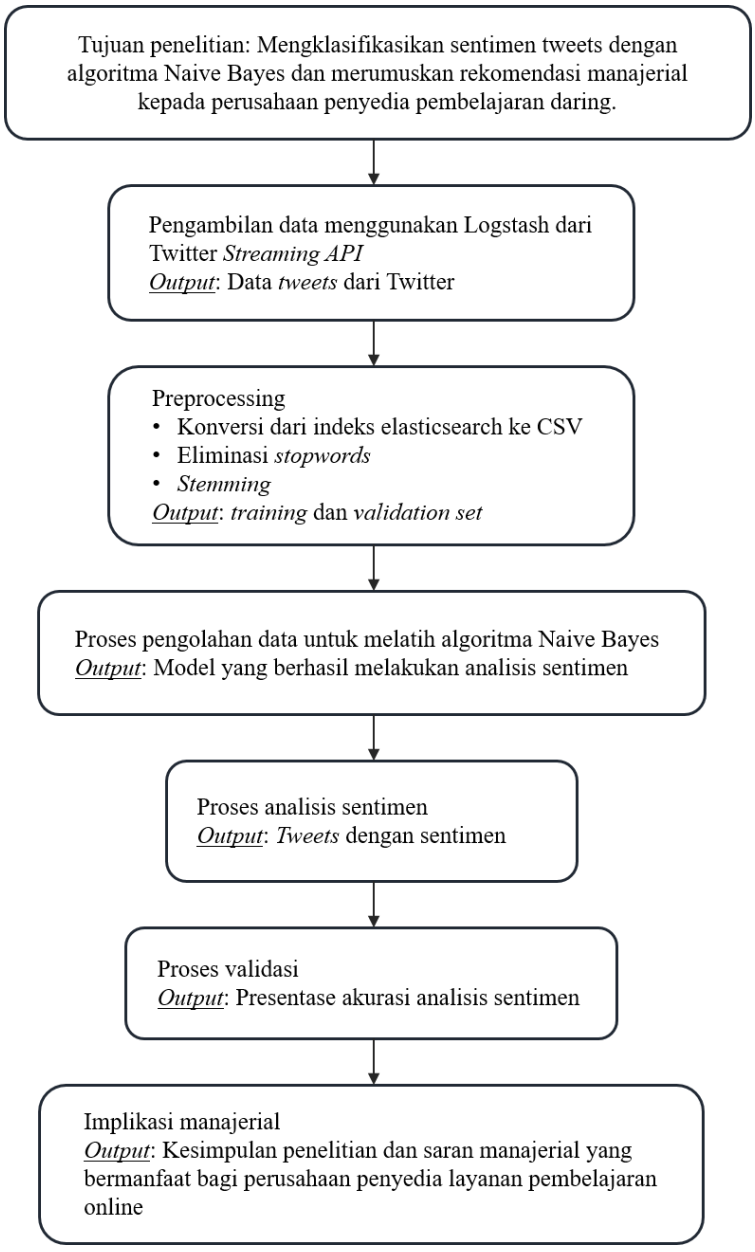
Terdapat dua jenis metode pembelajaran mesin yang dapat digunakan para peneliti untuk melakukan analisis sentimen: *unsupervised learning* dan *supervised learning*. *Unsupervised learning* tidak memerlukan dataset berlabel; algoritma *clustering* digunakan untuk memproses data yang tidak berlabel (Beineke, Hastie, & Vaithyananthan, 2004). Tidak seperti *unsupervised learning*, *supervised learning* membutuhkan *dataset* berlabel; maka, proses *supervised learning* membutuhkan dataset yang sudah berlabel agar model dapat bekerja (Gautam & Yadav, 2014). *Unsupervised learning* digunakan ketika data berlabel tidak tersedia, namun karena memiliki *dataset* berlabel itu bisa diwujudkan, maka penelitian ini menggunakan *supervised learning*. *Dataset* berlabel ini kemudian digunakan untuk melatih algoritma *Naïve Bayes* sehingga algoritma tersebut dapat mengklasifikasikan sentimen suatu *tweet* sebagai *tweet* positif atau negatif. Dengan demikian, penelitian ini akan mencoba untuk menyelidiki apakah hasil dari analisis sentimen valid untuk memahami pendapat publik terhadap pembelajaran daring dengan algoritma *Naïve Bayes* untuk analisis sentimen dan *ELK stack* untuk *data mining*. *ELK stack* dipilih karena mudah digunakan.

Penelitian ini menggunakan data dari Twitter karena banyak opini publik disana dan mudah diakses (Pak & Paroubek, 2010) jika dibandingkan dengan misalnya, Facebook. Karena banyak orang menyuarakan pendapat dan pandangan

mereka terhadap sistem pendidikan di Twitter, analisis sentimen mungkin menjadi metode yang tepat untuk menggali persepsi publik. Analisis sentimen dapat mengungkapkan pendapat orang-orang terhadap pembelajaran daring sebagai hal yang positif atau negatif. Menggunakan metode ini di situs *microblogging* seperti Twitter terbukti memberikan informasi yang mendukung untuk pengambilan keputusan dan alat praktis untuk penelitian konsumen (Chamlertwat, Bhattarakosol, Rungkasiri, & Hareuchaiyasak, 2012), dan untuk kasus ini, persepsi publik.

3.3 Diagram Alir Penelitian

Berikut adalah diagram alir penelitian yang menjabarkan tahapan penelitian.



Gambar 3. 1 Diagram Alir Penelitian

3.3.1 Menetapkan Tujuan dan Objek Penelitian

Permasalahan yang diangkat dalam penelitian ini yaitu persepsi pelajar terhadap pembelajaran daring. Dari masalah tersebut, ditentukan tujuan dan objek penelitian sehingga penelitian ini memiliki batasan yang jelas. Penelitian ini menganalisis sentimen publik tentang pembelajaran daring di Twitter dengan target pengguna orang Indonesia.

3.3.2 Pengambilan Data

Data yang digunakan yaitu *tweets* publik yang diambil dari Twitter menggunakan Twitter *Streaming API* dan bantuan perangkat lunak Logstash. Data ini akan disimpan di indeks Elasticsearch yang berfungsi sebagai basis data. Data yang didapatkan untuk masing-masing *tweet* adalah:

a. Isi *tweet*
b. Pengguna
c. Tanggal *tweet* dibuat

3.3.3 *Preprocessing*

Data *tweets* yang disimpan pada Elasticsearch kemudian dikonversi menjadi format *file* .csv agar dapat diolah menggunakan Python. Pada tahap ini juga dilakukan eliminasi *stopwords*, yang dimaksud *stopwords* adalah kata penghubung. Contohnya antara lain: "yang", "dan", "di", "dari". Selanjutnya, dilakukan penyaringan tahap awal terhadap *tweets* yang didapatkan untuk mengurangi jumlah *tweets* yang tidak relevan dengan topik pembelajaran daring. Penyaringan ini dilakukan dengan cara melatih algoritma *Naïve Bayes* dengan sampel *tweets* yang telah dilabeli sebagai opini atau bukan opini terhadap pembelajaran daring secara manual.

Terakhir, penelitian ini mengambil sampel dari *tweets* yang telah disaring dan melabeli sentimen *tweets* tersebut secara manual untuk dijadikan *training set* dan *validation set*. Luaran dari tahap ini adalah *training* dan *validation set* yang akan digunakan untuk melatih algoritma *Naïve Bayes* agar dapat mengklasifikasikan sentimen suatu tweet. *Training* dan *validation set* adalah dua *file* .csv yang berbeda berisi *tweets* yang telah dilabeli sentimennya secara manual.

3.3.4 Pengolahan Data

Data *training* yang dihasilkan dari tahap sebelumnya digunakan untuk melatih algoritma *Naïve Bayes* dengan bantuan bahasa pemrograman Python. Luaran dari tahap ini adalah algoritma yang berhasil mengklasifikasikan sentimen dengan benar.

3.3.5 Analisis Sentimen

Proses klasifikasi sentimen *tweets* dilakukan dengan algoritma *Naïve Bayes*. Pada tahap ini juga dilakukan *exploratory data analysis* dari data yang didapatkan, seperti: brand pembelajaran daring yang paling sering dibicarakan, bagian dari pembelajaran daring yang paling sering dibicarakan, dan kata yang sering digunakan dalam *tweets* bersentimen positif dan negatif. Luaran dari tahap ini adalah *tweets* dengan sentimen positif dan negatif.

3.3.6 Validasi

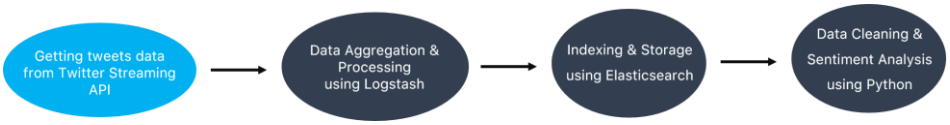
Proses validasi bertujuan untuk mengetahui performa algoritma dalam mengklasifikasikan sentimen. Hasil klasifikasi sentimen diuji menggunakan *validation set*. Indikator performa yang digunakan yaitu: *Accuracy*, *recall*, dan *precision*.

3.3.7 Implikasi Manajerial

Luaran dari penelitian dirangkum dalam perspektif manajerial dan disajikan sebagai rekomendasi manajerial. Hasil dari penelitian ini bisa bermanfaat sebagai saran pengembangan produk oleh penyedia layanan pembelajaran daring khususnya di Indonesia.

3.4 *Data Pipeline*

Penelitian ini menggunakan *data pipeline* seperti berikut:



Gambar 3. 2 *Data Pipeline*

Seperti yang diilustrasikan dalam Gambar 3.2, proses analisis membutuhkan data dari Twitter *Streaming API*, lalu dikumpulkan menggunakan Logstash, disimpan dalam indeks Elasticsearch, kemudian dibersihkan dan dianalisis menggunakan Python.

3.5 *Pilot Test*

Untuk membuat hasil analisis sentimen lebih baik, peneliti memnyaring *tweet* yang bukan merupakan opini terhadap pembelajaran daring dengan melatih algoritma *Naïve Bayes* menggunakan sampel tweet agar bisa mengklasifikasikan *tweet* sebagai opini terhadap pembelajaran daring atau bukan. Kami memilih 72 *tweet* sampel (masing-masing *tweet* berasal dari pengguna yang berbeda) dan melabel *tweet* tersebut secara manual sebagai opini atau bukan opini. Metode penyaringan ini telah digunakan sebelumnya dalam penelitian serupa (Chamlertwat, Bhattarakosol, Rungkasiri, & Hareuchaiyasak, 2012), di mana peneliti secara manual melabel 600 *tweets* yang dipilih secara acak, setengahnya berisi *tweet* opini dan bukan opini. Kami menggunakan metode yang sama tetapi dengan jumlah sampel *tweet* yang lebih sedikit karena jumlah tweet yang didapatkan berbeda dari penelitian sebelumnya, di mana mereka mengumpulkan sekitar 1.000.000 *tweet*, berbeda dengan penelitian ini yang hanya 133.477 *tweet*.

Tabel 3. 1 Contoh *tweet* yang dilabeli secara manual

Opini	Aku pake zenius, ruangguru, rg, quiper
	Zenius jelasin dari dasar, konsep
	Aku belajar di Ruangguru
	Belajar pake bimbel online
	Quipper pernah coba aku
Bukan Opini	Belajar dari buku doang aku
	Lebih cocok aja belajar dari buku
	Aku males mau belajar tp pasti ntar nyesel
	Belajar memisahkan diri kita dengan pikiran dan perasaan
	Mudah ngasih tau sate klatak yang enak

3.6 Kata Kunci

Penliti membagi *tweets* menjadi tiga kategori dan memfilter *tweets* menggunakan kata kunci berikut:

Tabel 3. 2 Kategori Kata Kunci

Kategori	Kata kunci
Aplikasi Pembelajaran Daring	belajar zenius, pake zenius, belajar ruangguru, belajar RG, pake ruangguru, pake RG, belajar quipper, belajar quiper, pake quipper, pake quiper, belajar youtube, belajar coursera
Pembelajaran Daring	kelas *online*, belajar *online*
Belajar	mau belajar, belajar buat, belajar pake, kamu belajar, belajar apa, belajar dari

Kata kunci ini dipilih berdasarkan hasil *pilot test*, dimana sebelumnya data dari *tweet* terkait pembelajaran daring diekstrak dan dihitung frekuensi setiap kata; kata-kata yang berhubungan dengan pembelajaran daring dengan frekuensi tinggi kemudian dipilih sebagai kata kunci. Dari hasil *pilot test* ditemukan bahwa kata kunci satu kata (*unigrams*) dapat menangkap *tweets* lebih banyak dibandingkan dengan dua kata (*bigrams*) atau tiga kata (*trigrams*), tetapi banyak dari *tweets* tersebut tidak terkait langsung dengan pembelajaran daring. Dengan menggunakan *trigrams*, penelitian ini berhasil menangkap *tweets* yang lebih spesifik terkait pembelajaran daring, akan tetapi jumlah *tweets* yang ditangkap terlalu kecil. Menggunakan *bigrams* juga terbukti menghasilkan hasil yang lebih baik dari algoritma klasifikasi untuk teks subjektif (Wang & Manning, 2012).

3.7 *Software* yang digunakan

Twitter *Streaming API* digunakan untuk mendapatkan data *tweets* publik dari Twitter. Elasticsearch digunakan sebagai *database* untuk menyimpan data *tweet object*. Elasticsearch layaknya *database* dimana kita dapat melihat, menambah, atau menghapus data. Logstash digunakan sebagai agregator data dari Twitter *Streaming API*. Dengan Logstash, kita dapat mengambil data dari banyak sumber secara bersamaan, mentransformasikannya, dan kemudian menyimpannya di Elasticsearch. Kibana adalah alat visualisasi untuk data Elasticsearch. Dengan Kibana, kita dapat membuat diagram bar, garis, scatter, atau lingkaran dan peta untuk volume data yang besar atau sering kita kenal dengan terminologi *big data*. Kibana juga berguna untuk mencari data spesifik menggunakan kata kunci spesifik. Python adalah bahasa pemrograman yang serba guna. Dalam penelitian ini, kami menggunakan Python untuk membersihkan data, membuat visualisasi, dan melatih algoritma *Naïve Bayes*.

BAB IV
ANALISIS DAN DISKUSI

Bagian ini menjelaskan secara rinci dari proses pengumpulan data hingga validasi. Data yang didapatkan perlu diolah terlebih dahulu agar algoritma klasifikasi dapat mengklasifikasikan sentimen dengan benar.

4.1 Pengumpulan Data

Data *tweets* dikumpulkan secara *real-time* dari Twitter yang diakses langsung menggunakan Twitter *Streaming API*. Kata kunci yang digunakan untuk menangkap tweets terkait pembelajaran daring telah dijelaskan di bab 3. Selama periode Maret - Juni 2019 sebanyak 133.477 *tweets* berhasil didapatkan. Berikut ini merupakan sampel *tweets* tersebut:

Tabel 4. 1 Sampel *tweets*

jumlah_favorit	*hashtag*	apakah_retweet	waktu_tweet	teks
0		FALSE	2019-06-02T18:21:21.000Z	@educationfess aku belajar tpa-nyq dr bukuthe king + latsol di zenius
0		FALSE	2019-06-03T04:43:33.000Z	Di coba aja satu satu kalo kal-ian penasaran, tapi saran saya pake yang eduka, zenius atau pantau nilai UTBK https://t.co/5kSsB1A2J9
0		FALSE	2019-06-03T16:32:24.000Z	@rinensefalon @education-fess Temenku yg pake ruang-guru sih orgnya emg tipe yg suka ada animasi dan ringkas gitu

4.2 *Preprocessing*

Sebelum proses analisis sentimen dapat dilakukan kita perlu membersihkan data yang didapatkan terlebih dahulu agar hasil analisis sentimen semakin akurat. Tahap ini dikenal sebagai *preprocessing*.

a. Normalisasi *tweets*

Yang diperlukan untuk melakukan analisis sentimen adalah teks *tweet*, namun didalam isi suatu *tweets* seringkali kita temukan *mention* kepada pengguna lain, *URL*, dan *hashtag*. Keberadaan variabel-variabel tersebut dapat mempengaruhi hasil analisis sentimen, oleh karena itu kita perlu memisahkan variabel tersebut dengan isi *tweets*. Pada tahap ini jika ditemukan *extra space* (spasi yang berlebihan) pada *tweets*, maka spasi yang berlebihan tersebut akan dirubah menjadi spasi normal.

b. *Tokenization*

Tokenisasi dilakukan berdasarkan spasi pada penelitian ini. *Tokenization* adalah proses memecah belah suatu teks menjadi kata per kata, umumnya dipisahkan berdasarkan spasi. Misalnya, kalimat "capek juga belajar seharian" jika dilakukan tokenisasi berdasarkan spasi maka akan menjadi empat kata: "capek", "juga", "belajar", "seharian".

4.3 *Pilot Test*

Perlu kita sadari bahwa dari kumpulan *tweets* yang didapatkan tidak semuanya berkaitan dengan topik pembelajaran daring. Agar hasil analisis sentimen lebih akurat, maka peneliti memisahkan antara *tweets* opini terhadap pembelajaran daring dengan yang bukan opini sebelum melakukan klasifikasi sentimen. Algoritma *Naïve Bayes* dilatih dengan menggunakan kumpulan *tweets* yang telah dikumpulkan sebelumnya untuk melakukan *pilot test*.

Hasilnya, hanya 13.2% dari total *tweets* yang ditandai sebagai opini terhadap pembelajaran daring, hal itu berarti hanya 17.608 *tweets* yang bisa dianalisis sentimennya. Sentimen tiap *tweets* tersebut nantinya akan diklasifikasikan dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Dibawah ini merupakan sampel *tweets* yang diklasifikasikan sebagai opini dan bukan opini terhadap pembelajaran daring.

Tabel 4. 2 Sampel *tweets* opini dan bukan opini

Opini	Positif	educationfess pake rg tp suka pinjem zenius temen. kalo aku personally suka pake zenius cm buat matematika
	Negatif	AT_USER Aku udah nyoba kelas online tapi ga aku lanjut wkwk semester depan mungkin baru aku lanjut lagi:")
Bukan opini		Selalu tidak pernah belajar dari kesalahan sebelumnya. Susah

4.4 Proses Klasifikasi Sentimen

Agar algoritma *Naïve Bayes* dapat mengklasifikasikan sentimen, maka kita harus melatihnya terlebih dahulu. Penelitian ini menggunakan sampel *tweets* yang telah terkumpul dan melabeli sentimen *tweets* tersebut sebagai positif atau negatif

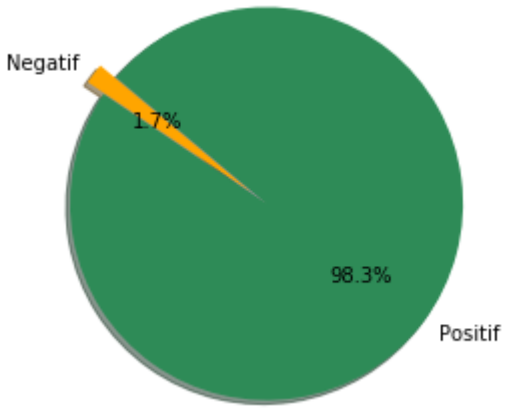
secara manual untuk melatih algoritma *Naïve Bayes*. *Tweets* yang digunakan sebagai sampel adalah *tweets* yang lolos *filter* pada *pilot test*.

Terdapat total 40 *tweets* yang dilabeli manual dengan penjabaran: 28 *tweets* bersentimen positif dan 12 *tweets* bersentimen negatif yang digunakan untuk melatih algoritma *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan sentimen suatu *tweets*. *Tweets* yang digunakan dapat dilihat pada bagian Lampiran 2.

Setelah data sampel *tweets* siap digunakan untuk melatih algoritma, data tersebut digunakan untuk melatih dua algoritma *Naïve Bayes* yang berbeda. Hal ini bertujuan untuk membandingkan kinerja dua algoritma *Naïve Bayes* yang umum digunakan, yaitu: *Bernoulli* dan *Multinomial*.

Setelah proses melatih algoritma selesai, didapatkan akurasi masing-masing algoritma dalam mengklasifikasikan *tweets* sebagai opini terhadap pembelajaran daring atau bukan—algoritma ini digunakan pada *pilot test*—masing-masing sebesar: 68% untuk *Bernoulli Naïve Bayes* dan 73% untuk *Multinomial Naïve Bayes*. Cara yang sama juga digunakan dalam proses mengklasifikasikan sentimen, dengan masing-masing akurasi dari algoritma *Bernoulli Naïve Bayes* dan *Multinomial Naïve Bayes* sebesar: 65% dan 75%. Algoritma *Multinomial Naïve Bayes* memiliki akurasi yang lebih tinggi daripada algoritma *Bernoulli Naïve Bayes*. Oleh sebab itu, penelitian ini menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan opini dan sentimen suatu *tweets*.

4.5 Hasil Analisis Sentimen



Gambar 4. 1 Presentase Hasil Analisis Sentimen

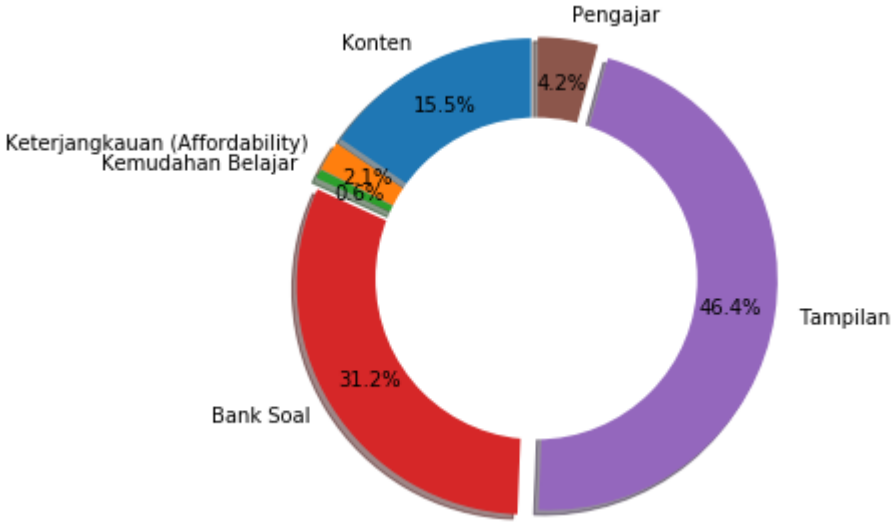
Hasil analisis sentimen menunjukkan 98.3% dari *tweets* yang ada memiliki sentimen positif, sedangkan *tweets* lainnya bersentimen negatif. Hasil ini menunjukkan bahwa pelajar di Indonesia—yang menggunakan Twitter—memiliki persepsi dan pengalaman yang bagus terhadap aplikasi pembelajaran daring. Sebagai tambahan, 1.8% dari *tweets* menyatakan bahwa mereka menggunakan aplikasi pembelajaran daring untuk belajar ujian.

Meskipun sebanyak 98.3% dari semua *tweets* pada penelitian ini menunjukkan sentimen positif terhadap pembelajaran daring, akan tetapi juga terdapat segmen pelajar yang memiliki persepsi negatif terhadap pembelajaran daring. Akan berguna bagi penyelenggara pembelajaran daring untuk mengetahui tidak hanya apa yang pelajar sukai dari pembelajaran daring, namun juga apa fitur yang seharusnya dikembangkan, diperbaiki, atau tidak tersedia dari pembelajaran daring. Salah satu cara yang bisa dicoba yaitu dengan menjelajahi *tweets* bersentimen negatif lebih dalam, dan memverifikasi apakah itu masalah nyata atau bukan.

Untuk membuat analisis yang lebih rinci dilakukan klasifikasi topik *tweets* yang berkaitan dengan pembelajaran daring dan sentimen mereka terhadap topik tersebut dengan enam kategori topik: konten, pengajar, bank soal, biaya/keterjangkauan, kemudahan belajar, dan tampilan/*User Interface*. Dengan kata kunci yang digunakan untuk menkglasifikasikan tiap topik sebagai berikut:

Tabel 4. 3 Kata kunci topik suatu *tweets*

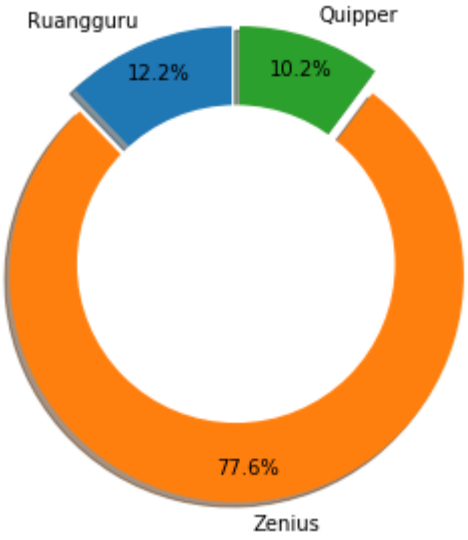
Kategori	Kata kunci
Konten	materi, bahan belajar, animasi, video, rangkuman
Pengajar	guru, pengajar, ngajar, tutor
Bank soal	latihan soal, soal, quiz
Biaya/keterjangkauan	harga, harganya, murah, mahal
Kemudahan belajar	mudah, gampang, gak bimbel
Tampilan/*User Interface*	desain, design, tampilan



Gambar 4. 2 Topik *Tweets*

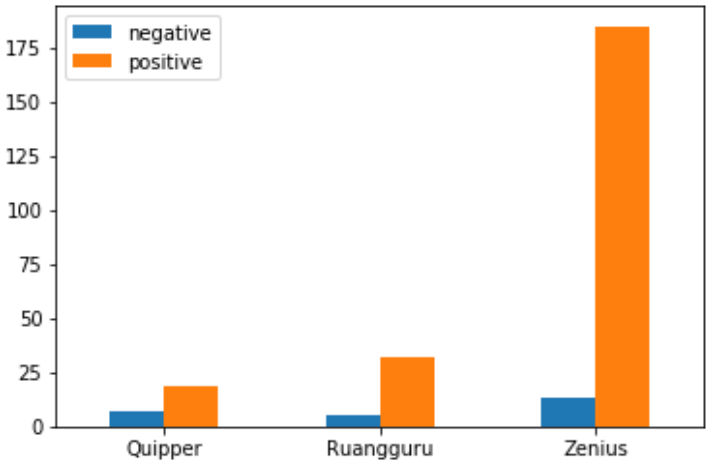
Gambar 4.2 diatas menunjukkan bahwa pengguna Twitter lebih suka berbicara tentang tampilan, bank soal, dan konten. Dengan jumlah *tweets* tentang tampilan, bank soal, konten, pengajar, keterjangkauan, dan kemudahan belajar masing-masing yaitu 3.376, 2.260, 1.123, 306, 150, 47, dan 10.346 *tweets* lainnya tidak dapat diklasifikasikan karena tidak mengacu terhadap kategori yang ditetapkan.

Tampilan adalah fitur juara satu dari pembelajaran daring dengan sentimen positif terbanyak, diikuti dengan bank soal dan konten. Ketiga fitur utama yang paling banyak dibicarakan mungkin juga yang paling banyak dicari dan diharapkan dari layanan pembelajaran daring. Selain itu, jumlah sentimen positif yang masif terhadap tiga fitur yang telah disebutkan sebelumnya memang hal yang seharusnya terjadi jika kita amati bagaimana pendidikan disampaikan secara *online*: Video dengan animasi yang membuat topik pembelajaran menarik, lebih nyaman, dan menyenangkan, ketersediaan latihan soal serta *tryout* yang bisa dikerjakan dalam aplikasi, dan pengajaran menggunakan bahan belajar yang mudah dipahami.



Gambar 4. 3 Presentase Merek Yang Sering Disebut

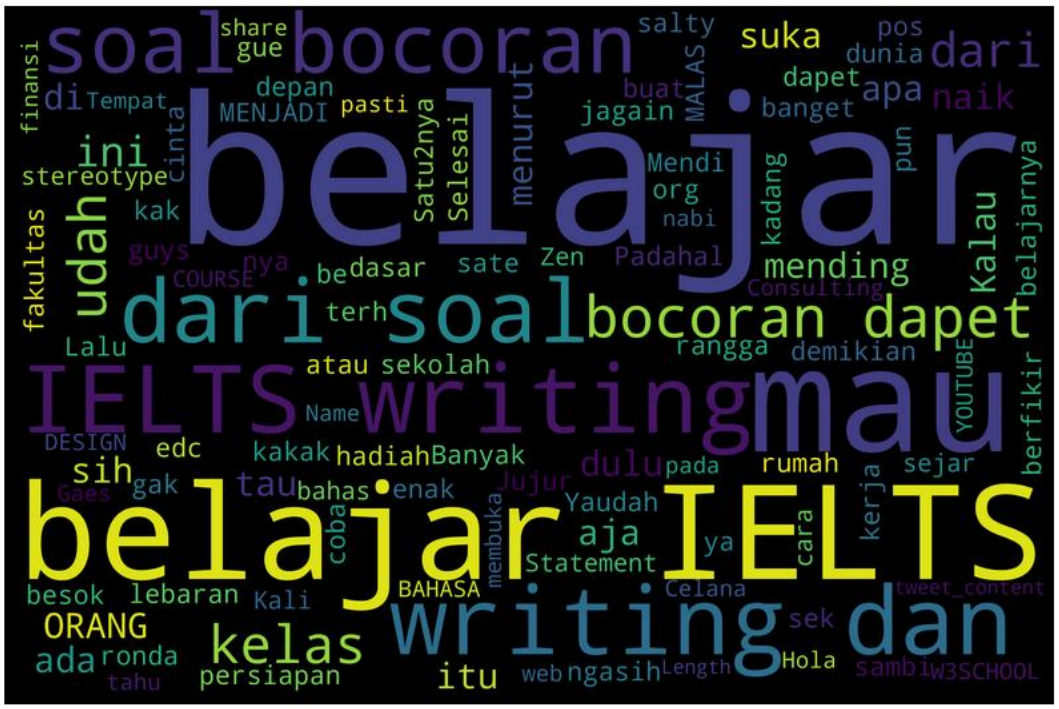
Saat penelitian ini berlangsung, Zenius adalah merek yang paling banyak disebut pengguna dalam *tweet*nya, diikuti oleh Ruangguru dan Quipper. Merek Zenius, Ruangguru, dan Quipper masing-masing disebut dalam 198, 37, dan 26 tweets. Dengan 17.390 *tweets* tidak menyebutkan satupun dari ketiga merek tersebut.



Gambar 4. 4 Sentimen Untuk Tiap Merek Pembelajaran daring

Zenius menjadi merek pembelajaran daring yang paling banyak diperbincangkan dan paling mengesankan karena jumlah *tweets* bersentimen positif 14x lebih banyak daripada *tweets* bersentimen negatif terhadap merek mereka, namun Zenius juga mendapat sentimen negatif paling banyak, sementara Ruangguru mendapatkan sentimen negatif paling sedikit dibandingkan dengan penyedia pembelajaran daring lainnya.

Untuk mencari tahu informasi yang penting bagi pembelajaran daring, kita dapat menggunakan *word cloud* untuk teks data; *word cloud* berguna dalam menunjukkan kata yang sering keluar. *Word cloud* sendiri adalah kumpulan atau kluster dari kata-kata yang bervariasi ukurannya. Semakin besar dan semakin tebal menandakan bahwa kata tersebut sering digunakan.



Gambar 4. 5 *Word Cloud Tweets* Bersentimen Positif

Tweets bersentimen positif dalam penelitian ini memiliki kata kunci seperti berikut: “belajar”, “soal”, “bocoran”, “IELTS”, “writing”, “Youtube”, dan “Zen”. Ketika merek pembelajaran daring yang beroperasi di Indonesia, seperti Ruangguru dan Quipper tidak terlalu banyak disebutkan dalam *tweets* bersentimen positif, Zenius (disebut Zen) sering disebut.

Kata kunci berikut ini dapat digunakan sebagai kata kunci untuk iklan bertarget di Twitter. Berikut merupakan contoh *tweets* bersentimen positif:

Contoh *tweets* positif:

"Aku suka zenius, belajarnya pakai konsep jadi lebih mudah ingat"

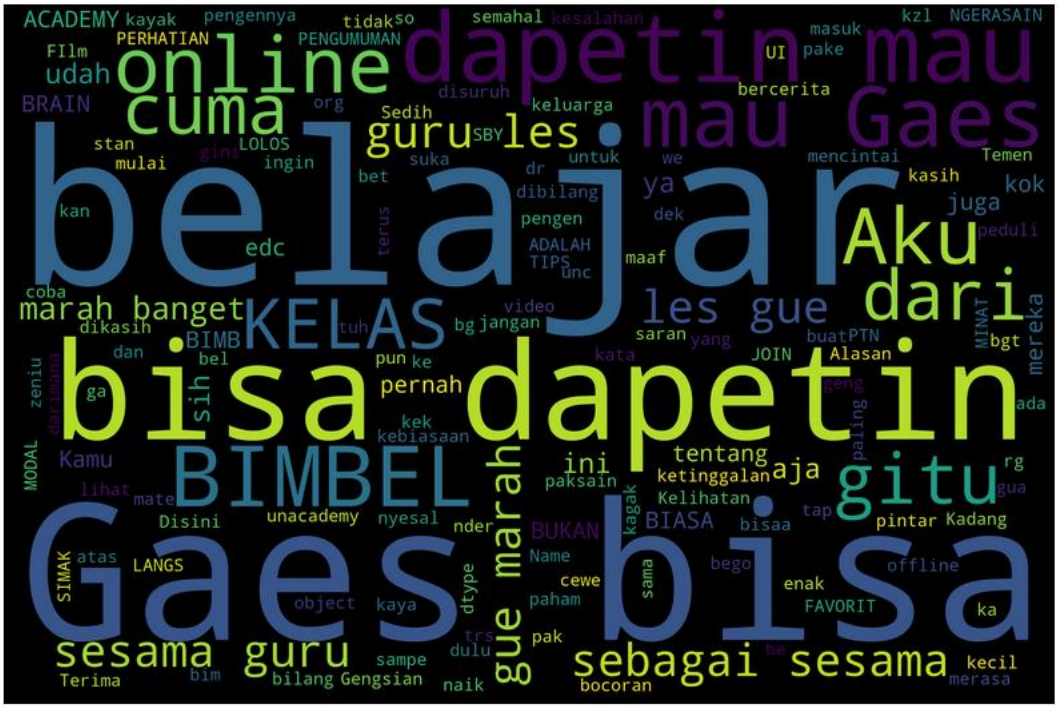
"Lebih lengkap materinya di rg, tapi penjelasan materinya lebih enak zenius, kalo quiper gatau"

"Ngajarnya zenius itu dari konsep. Tapi kalo tipe belajar km suka yg ada gambarnya ga worth it si menurutku soalnya zenius cuma tulisan aja, takutnya gampang bosen"

"eko belajar pake quipper parah seru, kalo zenius kurang lengkap eko nya, "

Orang-orang (yang kemungkinan besar adalah pelajar) mungkin menyukai salah satu penyedia pembelajaran daring daripada yang lain karena aspek-aspek tertentu seperti materi pembelajaran yang dijelaskan dengan lebih baik, animasi pada video pembelajaran, materi belajar yang lengkap, dan keberadaan aplikasi untuk mengakses materi pembelajaran di ponsel. Selain itu, harga berlangganan pembelajaran daring lebih murah daripada bimbingan *offline*.

Tweets positif lainnya juga menyebutkan penggunaan aplikasi pembelajaran daring bersama dengan bimbingan belajar *offline* untuk belajar. Hal ini menunjukkan bahwa siswa Indonesia merasa bimbingan belajar *offline* atau belajar *online* saja tidak cukup karena keduanya saling melengkapi.



Gambar 4. 6 *Word Cloud Tweets* Bersentimen Negatif

Dari *word cloud* sentimen negatif, kita dapat melihat kata kunci seperti belajar, bimbel, *online*, les, guru les, dan bocoran. Kata kunci ini dapat digunakan

untuk penelitian di masa depan untuk menangkap sentimen negatif terhadap pembelajaran daring.

Sekali lagi, sangat menarik melihat apa yang orang-orang *tweet* tentang pembelajaran daring secara negatif. Di bawah ini adalah contoh dari *tweets* negatif:

Contoh *tweets* negatif:

"bisaa kok, bimbel offline mau semahal apapun ga akan ngaruh kalo dr kamunya sendiri kaya ga niat"

"Temen gua pengen masuk stan sampe les di tempat les husus yg pengen ke stan selama berbulan2 ..."

Dari diksi yang digunakan pada contoh tweets negatif, kita dapat mengetahui bahwa beberapa pelajar lebih memilih mengikuti bimbel offline yang notabene lebih mahal daripada harga berlangganan pembelajaran daring untuk persiapan ujian masuk perguruan tinggi.

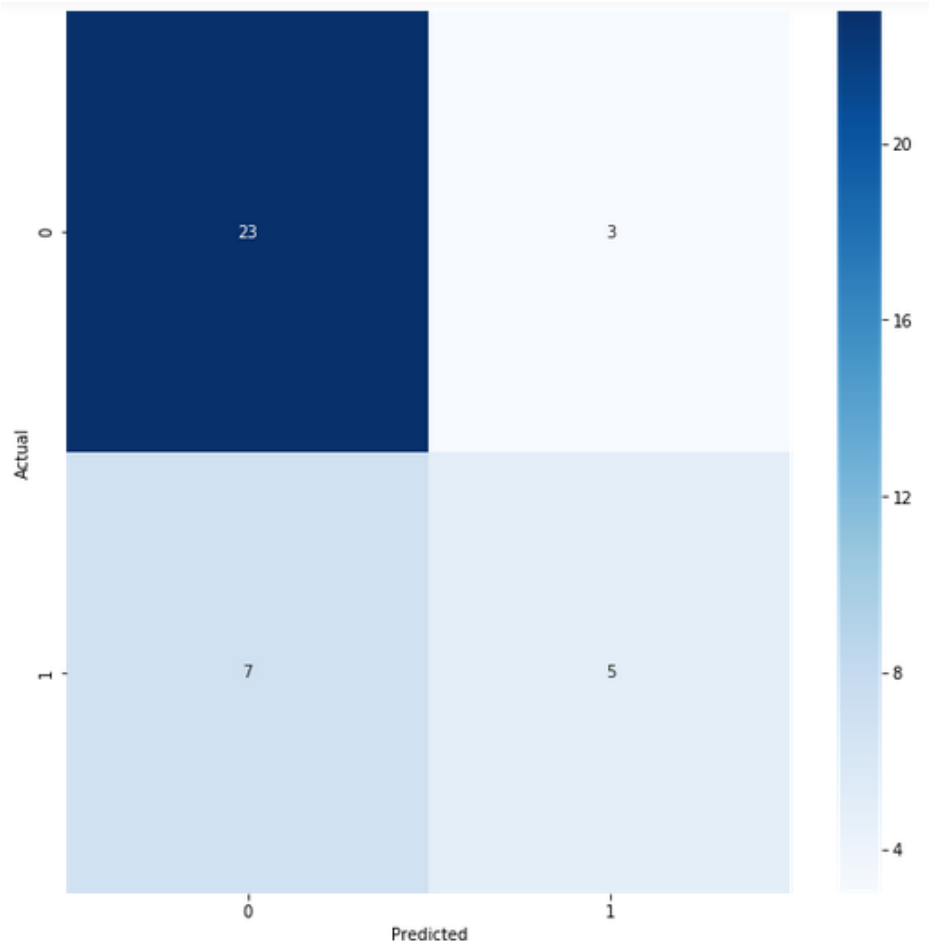
Berikut ini merupakan sepuluh kata yang sering muncul pada *tweets* bersentimen positif dan negatif (terkecuali kata sambung):

Tabel 4. 4 Kata-kata yang sering muncul dalam tweets

Positif	**Negatif**
belajar	mau
kelas	belajar
kita	kalian
segala	tagih
online	klo
ruang	tapi
internet	online
maha	les
luas	gitu
gratis	liat

4.6 Evaluasi Algoritma

Berikut ini merupakan *confusion matrix* untuk hasil performa algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan *tweets* sebagai opini atau bukan opini terhadap pembelajaran daring.



Gambar 4. 7 *Confusion Matrix* Klasifikasi Opini

Pada Gambar 4.7, kita dapat melihat kinerja algoritma dalam mengklasifikasikan *tweets* sebagai opini atau bukan opini terhadap pembelajaran daring dengan ringkasan sebagai berikut:

True Positive : 5

False Positive : 3

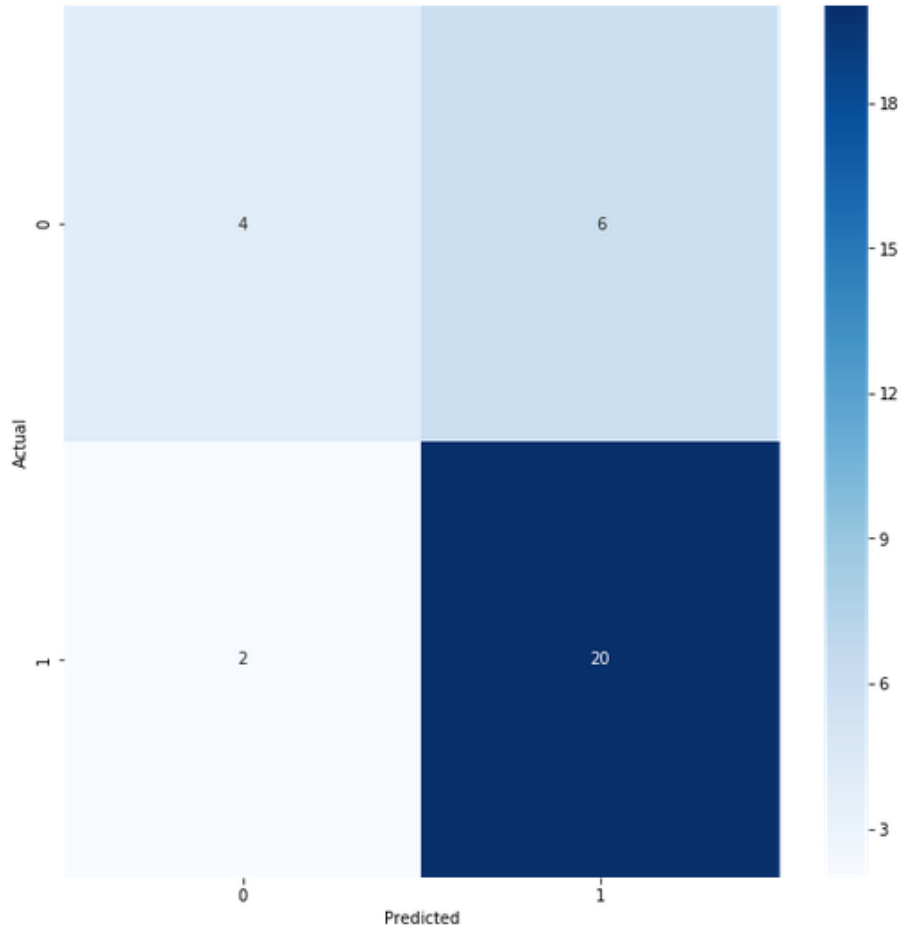
True Negative : 23

False Negative : 7

Dan dibawah ini merupakan nilai metrik kunci dari algoritma klasifikasi dalam mengklasifikasikan opini:

Tabel 4. 5 Metrik Kunci Algoritma Klasifikasi Opini

	Precision	*Recall*	*F1-Score*	*Support*
Bukan Opini	0.77	0.88	0.82	26
Opini	0.62	0.42	0.50	12
Rata-rata/Total	0.72	0.74	0.72	38



Gambar 4. 8 *Confusion Matrix* Klasifikasi Sentimen

Pada Gambar 4.8, kita dapat melihat kinerja algoritma dalam mengklasifikasikan sentimen *tweets* sebagai positif atau negatif terhadap pembelajaran daring dengan ringkasan sebagai berikut:

True Positive : 20

False Positive : 6

True Negative : 4

False Negative : 2

Dan dibawah ini merupakan nilai metrik kunci dari algoritma klasifikasi dalam mengklasifikasikan sentimen:

Tabel 4. 6 Metrik Kunci Algoritma Klasifikasi Sentimen

	Precision	*Recall*	*F1-Score*	*Support*
Negatif	0.67	0.40	0.50	10
Positif	0.77	0.91	0.83	22
Rata-rata/Total	0.74	0.75	0.73	32

Tingkat akurasi algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan opini dan sentimen suatu *tweets* dapat dikatakan cukup bagus, dengan masing-masing bernilai: 73% dan 75%.

4.7 Implikasi Manajerial

1. Fitur yang Wajib Menjadi Prioritas Layanan Pembelajaran Daring

Dari hasil analisis kategori topik *tweets* pembelajaran daring, terdapat tiga fitur utama yang paling banyak diperbincangkan, yaitu:

a. Tampilan,
b. Bank Soal, dan
c. Konten

Tampilan menjadi fitur nomor satu yang paling banyak dibicarakan, hal ini mungkin lantaran rata-rata video pembelajaran daring memiliki tampilan yang menarik. Beberapa sampel *tweets* secara sekilas juga mengatakan bahwa animasi dalam video pembelajaran merupakan hal yang penting untuk mempertahankan motivasi belajar. Penyedia layanan pembelajaran daring harus membuat antar muka aplikasi yang menarik dan memastikan video pembelajaran menggunakan animasi agar disukai oleh pelajar.

Dengan asumsi rata-rata pengguna pembelajaran daring adalah pelajar SMA dan SMP—mayoritas pelajar SMA, maka tidak heran apabila bank soal merupakan fitur kedua yang paling dicari oleh pengguna, sebab mereka ingin memiliki persiapan sebaik mungkin untuk ujian masuk agar bisa menjadi mahasiswa di perguruan tinggi favorit. Saran bagi perusahaan penyedia layanan pembelajaran daring yaitu menyediakan bank soal yang bervariasi dan bisa dikerjakan langsung di dalam aplikasi, lebih lanjut lagi perusahaan juga bisa mengadakan *tryout* yang bersifat periodik.

Ketersediaan rangkuman, materi yang mudah dipahami, dan bahan belajar yang mudah diakses juga merupakan poin penting bagi penyedia layanan pembelajaran daring. Penyedia layanan pembelajaran daring harus memastikan bahwa konten belajar mereka mudah dipahami oleh siswa, sebab faktor itu yang membuat salah satu merek aplikasi pembelajaran daring lokal populer.

2. Tiru Cara Zenius dalam Menyampaikan Konten

Dibandingkan dengan merek pembelajaran daring lokal lainnya, Zenius mendapatkan sentimen positif terbanyak. Zenius dikenal dengan cara pengajarannya yang menekankan pada pemahaman fundamental dari topik yang dipelajari, sementara merek lain memiliki daya tariknya sendiri. Siswa memilih merek aplikasi pembelajaran daring berdasarkan preferensi mereka: Ada yang suka mempelajari hal-hal dasar terlebih dahulu dan tidak terlalu mempedulikan aspek visual dari materi pembelajaran, beberapa lebih memilih video belajar yang dilengkapi dengan animasi agar belajar jadi tidak membosankan, sementara yang lain lebih suka materi pembelajaran serta latihan soal yang dapat diakses di ponsel mereka. Secara umum, mayoritas pelajar di Indonesia lebih menyukai Zenius daripada merek lainnya.

Mengikuti langkah Zenius dalam menyampaikan layanan pembelajaran daring mereka mungkin menjadi kunci untuk membuka potensi pertumbuhan pembelajaran daring di negara-negara berkembang seperti Indonesia.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian ini, berikut ini merupakan beberapa kesimpulan yang sesuai dengan tujuan awal penelitian:

1. Dari hasil perbandingan dua algoritma *Naïve Bayes* yang digunakan untuk mengklasifikasikan opini dan sentimen *tweets* yang telah dikumpulkan terbukti bahwa algoritma *Multinomial Naïve Bayes* memiliki kinerja yang lebih baik dibanding *Bernoulli Naïve Bayes* dalam penelitian ini dengan akurasi dalam mengklasifikasikan opini dan sentimen masing-masing sebesar: 73% dan 75%. Oleh karena itu, algoritma *Multinomial Naïve Bayes* digunakan untuk mengklasifikasikan opini dan sentimen *tweets* dalam penelitian ini. Dengan tingkat akurasi sebesar itu, algoritma *Naïve Bayes* terbukti cukup baik dalam mengklasifikasikan sentimen *tweets* pada penelitian ini. Arsitektur dan metode yang digunakan dalam penelitian ini bersifat umum dan dapat dengan mudah diadaptasi dan diperluas ke *domain* lain (misalnya, penelitian lain dapat menggunakan metode yang sama untuk menganalisis sentimen terhadap merek atau kandidat politik).
2. Rekomendasi dari penelitian ini kepada perusahaan pembelajaran daring yaitu: Perhatikan antarmuka aplikasi serta berikan animasi pada video belajar, pastikan terdapat bank soal yang bisa diakses kapanpun, dan tiru langkah Zenius dalam menyampaikan konten belajar. Zenius merupakan merek pembelajaran daring yang paling disukai pelajar di Indonesia berdasarkan jumlah *tweets* bersentimen positif yang menyebut merek Zenius dalam *tweet*nya. Padahal, Zenius minim beriklan jika dibandingkan dengan merek kompetitornya—Ruangguru, yang gencar beriklan di Televisi. Setelah mengkurasi *tweets* yang menyebutkan Zenius, peneliti menemukan karakteristik yang membuat Zenius menonjol, yaitu: Fokus membahas konsep dasar dari materi yang diajarkan. Maka, bagi perusahaan pembelajaran daring lainnya yang ingin sesukses Zenius ikutilah mantra berikut ini: Ajarkan pemahaman dasar dari materi yang diajarkan terlebih dahulu supaya pelajar mudah memahami materi tersebut.

5.2 Saran

Dibawah ini merupakan keterbatasan penelitian dan saran yang bermanfaat untuk penelitian selanjutnya.

5.2.1 Saran untuk Penelitian Selanjutnya

Berikut ini merupakan saran yang dapat bermanfaat untuk penelitian selanjutnya:

1. Menggunakan *server* dalam menarik data dari Twitter *Streaming API* secara otomatis setiap detik. Salah satu kendala yang dihadapi dalam penelitian ini yaitu laptop yang harus menyala setiap saat agar dapat menarik data dari Twitter, hal ini dapat diatasi dengan menyewa *server* yang dapat menyala setiap saat.
2. Meningkatkan jumlah data yang digunakan untuk melatih algoritma klasifikasi karena jumlah data *training* mempengaruhi performa algoritma klasifikasi.
3. Menggunakan algoritma *supervised learning* lainnya atau bahkan *unsupervised learning* dalam mengklasifikasikan sentimen untuk mencari algoritma terbaik dalam mengklasifikasikan sentimen di Twitter.
4. Penelitian selanjutnya dapat dikembangkan dengan cakupan penelitian yang lebih kecil, yaitu menganalisis pendapat pelanggan mengenai layanan atau produk dari tiap-tiap merek pembelajaran daring lokal. Sebagai contoh layanan dari merek Ruangguru antara lain ruangbelajar, ruanguji, dan ruangles.
5. Pembelajaran daring secara *asynchronous* memerlukan komitmen belajar yang tinggi, tidak jarang kita temui pelajar yang pada akhirnya tidak menyelesaikan kursus yang diambil. Masih belum banyak penelitian untuk mengidentifikasi penyebab kejadian tidak terselesaikan atau terputusnya kursus pembelajaran daring.

5.2.2 Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini hanya menyaring pendapat pengguna Twitter di Indonesia tentang pembelajaran daring secara umum, sehingga hasil analisis hanya dapat digunakan untuk menjelaskan lanskap pembelajaran daring di Indonesia secara umum. Pengguna Twitter yang *tweet*nya dikumpulkan dalam penelitian ini diasumsikan berstatus sebagai pelajar di Indonesia, karena Twitter tidak menyediakan data demografi dari penggunanya dan umumnya yang menulis *tweet*

tentang pembelajaran daring merupakan pelajar yang sedang menggunakan, ingin menggunakan, atau memiliki ketertarikan terhadap pembelajaran daring. Batasan lainnya yaitu kata kunci yang digunakan untuk mengumpulkan *tweets* yang berkaitan dengan pembelajaran daring tidak merujuk pada produk atau layanan dari merek-merek pembelajaran daring lokal, sehingga penelitian ini tidak mampu memberi informasi lebih lanjut mengenai pengalaman pelanggan dalam menggunakan produk atau layanan dari merek tertentu.

DAFTAR PUSTAKA

Allen, I. E., & Seaman, J. (2007). *Online nation: Five years of growth in online learning.* Newburyport: Sloan Consortium.

Allen, I. E., & Seaman, J. (2011). *Going the distance: Online education in the United States.* Newburyport: Sloan Consortium.

Beineke, P., Hastie, T., & Vaithyananthan, S. (2004). The sentimental factor: Improving review classification via human-provided information. *Proceedings of the 42nd annual meeting on association for computational linguistics* (p. 263). Association for Computational Linguistics.

Bruff, D. O., Fisher, D. H., McEwen, K. E., & Smith, B. E. (2013). Wrapping a MOOC: Student perceptions of an experiment in blended learning. *Journal of Online Learning and Teaching*, 187.

Burner, E. R., Menchine, M. D., Kubicek, K., Robles, M., & Arora, S. (2014). Perceptions of successful cues to action and opportunities to augment behavioral triggers in diabetes self-management: qualitative analysis of a mobile intervention for low-income Latinos with diabetes. *Journal of Medical Internet Research*.

Caelen, O. (2017). A Bayesian interpretation of the confusion matrix. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 429-450.

Carliner, S. (2004). *An overview of online learning.* Human Resource Development.

Carr, S. (2000). As distance education comes of age, the challenge is keeping the students. *Chronicle of higher education*.

Chamlertwat, W., Bhattarakosol, P., Rungkasiri, T., & Hareuchaiyasak, C. (2012). Discovering Consumer Insight from Twitter via Sentiment Analysis. *Journal of Universal Computer Science*, 973-992.

Dey, L., Chakraborty, S., Biswas, A., Bose, B., & Tiwari, S. (2016). Sentiment analysis of review datasets using naive bayes and k-nn classifier. *International Journal of Information Engineering and Electronic Business (IJIEEB)*, 54-62.

Fantom, N., & Serajuddin, U. (2016). *The World Bank's classification of countries by income.* The World Bank.

Gautam, G., & Yadav, D. (2014). Sentiment analysis of twitter data using machine learning approaches and semantic analysis. *Seventh International Conference on Contemporary Computing (IC3)* (pp. 437-442). IEEE.

Gillingham, M., & Molinari, C. (2012). Online courses: Student preferences survey. *Internet learning*, 36-45.

Hannafin, M. J., & Land, S. M. (1997). The foundations and assumptions of technology-enhanced student-centered learning environments. *Instructional Science*, 167-202.

Hiltz, S. R., & Turoff, M. (2005). Education goes digital: The evolution of online learning and the revolution in higher education. *Communications of the ACM*, 59-64.

Kharde, V., & Sonawane, P. (2016). Sentiment analysis of twitter data: a survey of techniques. *International Journal of Computer Applications*.

Kompas. (2012, Desember 7). *Ramai-ramai Les Pelajaran*. Retrieved from kompas.com: https://edukasi.kompas.com/read/2012/12/07/17494989/Ramai-ramai.Les.Pelajaran

Kurniawati, D., Prayitno, E., Sari, D. F., & Putra, S. N. (2019). Sentiment Analysis of Use on Twitter on Police Institution Services Using Naïve Bayes Classifier Method. *International Journal of Applied Business and International Management*.

Pagolu, V. S., Challa, K. N., Panda, G., & Majhi, B. (2016). Sentiment analysis of Twitter data for predicting stock market movements. *International conference on Signal Processing, Communication, Power and Embedded System (SCOPES)* (pp. 1345-1350). IEEE.

Pak, A., & Paroubek, P. (2010). Twitter as a Corpus for Sentiment Analysis and Opinion Mining. *LREc*, (pp. 1320-1326).

Picciano, A. G. (2002). Beyond student perceptions: Issues of interaction, presence, and performance in an online course. *Journal of Asynchronous learning networks*, 21-40.

Pratama, B. Y., & Sarno, R. (2015). Personality Classification Based on Twitter Text Using Naive Bayes, KNN and SVM. *2015 International Conference on Data and Software Engineering (ICoDSE)* (pp. 170-174). IEEE.

Rosenthal, S., Nakov, P., Kiritchenko, S., Mohammad, S. M., Ritter, A., & Stoyanov, V. (2019). Semeval-2015 task 10: Sentiment analysis in twitter. *Proceedings of the 9th international workshop on semantic evaluation (SemEval 2015).* arXiv preprint arXiv.

Rustiana, D., & Rahayu, N. (2017). ANALISIS SENTIMEN PASAR OTOMOTIF MOBIL: TWEET TWITTER MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*.

Song, J., Kim, K. T., Lee, B., Kim, S., & Youn, H. Y. (2017). A novel classification approach based on Naïve Bayes for Twitter sentiment analysis. *KSII Transactions on Internet and Information Systems*.

Statista. (2015, November 30). *Twitter: Number of users in Indonesia*. Retrieved from statista.com: https://www.statista.com/statistics/490548/twitter-users-indonesia/

Statista. (2020, Februari 14). *Leading countries based on number of Twitter users as of January 2020 (in millions)*. Retrieved from statista.com: https://www.statista.com/statistics/242606/number-of-active-twitter-users-in-selected-countries/

Symeonidis, S., Effrosynidis, D., & Arampatzis, A. (2018). A comparative evaluation of pre-processing techniques and their interactions for twitter sentiment analysis. *Expert Systems with Applications*, 298-310.

The World Bank. (2020). *World Bank Country and Lending Groups*. Retrieved from worldbank.org: https://datahelpdesk.worldbank.org/knowledgebase/articles/906519-world-bank-country-and-lending-groups

The World Bank. (n.d.). *Lower middle income*. Retrieved from worldbank.org: https://data.worldbank.org/income-level/lower-middle-income

Triacca, L., Bolchini, D., Botturi, L., & Inversini, A. (2004). MiLE: Systematic Usability Evaluation for E-learning Web Applications. *EdMedia+ Innovate Learning* (pp. 4398-4405). Association for the Advancement of Computing in Education (AACE).

Trilling, B., & Fadel, C. (2009). *21st century skills: Learning for life in our times.* John Wiley & Sons.

Twitter. (n.d.). *Standard Stream Parameter - Twitter Developers*. Retrieved from twitter.com: https://developer.twitter.com/en/docs/tweets/filter-realtime/guides/basic-stream-parameters

Twitter. (n.d.). *Tweet object*. Retrieved from twitter.com: https://developer.twitter.com/en/docs/tweets/data-dictionary/overview/tweet-object.html

Vidya, N. A., Fanany, M. I., & Budi, I. (2015). Twitter Sentiment to Analyze Net Brand Reputation of Mobile Phone Providers. *Procedia Computer Science* (pp. 519-526). Elsevier.

Wang, H., Can, D., Kazemzadeh, A., Bar, F., & Narayanan, S. (2012). A system for real-time twitter sentiment analysis of 2012 us presidential election cycle. *Proceedings of the ACL 2012 system demonstrations* (pp. 115-120). Association for Computational Linguistics.

Wang, S., & Manning, C. D. (2012). Baselines and bigrams: Simple, good sentiment and topic classification. *Proceedings of the 50th annual meeting of the association for computational linguistics: Short papers-volume 2* (pp. 90-94). Association for Computational Linguistics.

Zhang, H. (2005). Exploring conditions for the optimality of naive Bayes. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 183-198.

Zhang, L., Ghosh, R., Dekhil, M., Hsu, M., & Liu, B. (2011). *Combining lexicon-based and learning-based methods for Twitter sentiment analysis.* HP Laboratories.

Ziegler, M., Paulus, T., & Woodside, M. (2006). Creating a climate of engagement in a blended learning environment. *Journal of Interactive Learning Research*, 295-318.

LAMPIRAN

Lampiran 1

Publikasi Internasional Artikel Ilmiah

Andri Oktavianto <andri16@mhs.mb.its.ac.id>

Fwd: [iJET][11579][Proof Announcement] Public Perceptions of Online Learning in Developing Countries: A Study Using The ELK Stack for Sentiment Analysis on Twitter

Satria Fadil Persada(4886) <satriafadil@mb.its.ac.id> Wed, Apr 1, 2020 at 4:07 PM
To: "andri16@mhs.mb.its.ac.id" <andri16@mhs.mb.its.ac.id>

---------- Forwarded message ----------
From: Sebastian Schreiter <support@online-journals.org>
Date: Mar 6, 2020 17:48
Subject: [iJET][11579][Proof Announcement] Public Perceptions of Online Learning in Developing Countries: A Study Using The ELK Stack for Sentiment Analysis on Twitter
To: "Satria Fadil Persada(4886)" <satriafadil@mb.its.ac.id>
Cc:

Dear Dr. Persada,

we are happy to announce that your paper is now scheduled in iJET, Vol. 15, No. 09, 2020 which will be published around 15 May 2020.

Your final version has been sent to the copy-editors – please don't send any other versions of your paper from now on, they cannot be taken into account.

Around 01 May 2020, you will receive an email from our copy-editor team with a camera-ready PDF proof of your paper (watch out for their email in that time and check your SPAM folder, the sender address will be oj.editing@gmail.com, the alias is Online Journals). You will have 3 days to send it back with your comments about possible corrections.

If, after 3 days, our copy-editors don't hear from you, the proof is considered approved by you.

Please note that the content cannot be modified at this stage (this would need new submission and another review round) and that the formatting is the competence of our copy-editors. It's rather meant as a last chance for correcting typos, misspelled author names or make remarks about formatting that changes the comprehension of your content (which may happen occasionally despite the careful work of our copy-editors).

No modifications will be possible after your paper is published.

Thank you for working with us!
Sebastian Schreiter

Technical Editor
online-journals.org

Lampiran 2

Training Set Algoritma Klasifikasi Sentimen

kalimat	**sentimen**
Lumayan buat yang pengen belajar online	positif
Enak belajar pake ruangguru, zenius, quiper, youtube, online	positif
Gua pake ruangguru, zenius bisa nembus kok. Yang penting sungguh-sungguh	positif
Zenius udah bagus sih. Yang penting komitmen belajar tinggi	positif
Dulu w sbmptn pake zenius soalnya suara bang Sabda kaya ASMR semuanya masuk	positif
Aku suka zenius, belajarnya pakai konsep jadi lebih mudah ingat	positif
Aku pake wangsit. Yyaman aja sih penyampaiannya. Aku juga pake zenius buat tambahannya.	positif
Aku suka zenius, belajarnya pakai konsep jadi lebih mudah ingat	positif
Aku cuma mengandalkan zenius wangsit dan soal soal yang bisa didownload. Malah enak menurutku	positif
Aku ga les cuma ngandelin wangsit, zenius. Alhamdulillah hasilnya memuaskan, aku ga expect bakal dapet segitu tp ternyata rezekinya segitu hehe alhamdulillah	positif
Kalo aku personally suka pake zenius cm buat matematika sm nyari2 soal dan pembahasannya	positif
Kalau kamu sukanya dijelasin materinya pake soal, apalagi mtk nya mending zenius	positif
Nonton dari youtube ampuh nder atau ga dari google translate. Aku kalo belajar pronounce bahasa asing selalu dari dua itu.	positif
Bisa banget! Asal niat dan konsisten. aku pake zenius dan gak bimbel offline alhamdulillah lolos ptn hehe	positif
Zenius. Asik aja jelasinnya, bahasanya enak dipahami, ga bikin ngantuk, cepet paham	positif
Percaya bgt sama zenius. Alhamdulillah diterima snmptn univ & jurusan impian	positif
Aku pake zenus sama quiper. Zenius lengkap banget materinyaaaa	positif
Gua belajar kimia di zenius masuk ke otak alhamdulillah. Emang harus lama kalau mau paham gabisa buru2	positif
Lebih lengkap materinya di rg, tapi penjelasan materinya lebih enak zenius, kalo quiper gatau	positif
Zenius enak	positif
Zenius sumpah enak bgt ngajarnya	positif
Zenius banyak soalnya, penjelasannya enak	positif
kebanyakan aku belajar dari youtube	positif
kalo belajar emang males pake buku, cuma ngandalin google sama pdf doang	positif
Quipper lebih enak penjelasannya soalnya ada orangnya gt loh	positif
aku belajar lewat channel yt	positif
pake ruangguru	positif

bimbel online aja	positif
Males belajar online, mending buku	negatif
Gak terlalu suka belajar pake ruangguru, zenius, quiper, youtube, online	negatif
Udh belajar online. Tapi ttp lbh enk belajar liat buku. Aku ga anak modern	negatif
Aku gak konsisten, komitmen belajarku kecil kalo pake onlen online gitu	negatif
Aku ga pake apa2 mau itu zenius rg wangsit apapun itu. Alhamdulillah lolos snmptn.	negatif
Tergantung masing2 aja itu sih, percuma bimbel online tp ga rajin baca2 materi, ga diperdalam lg	negatif
Mau belajar investasi di saham Danareksa tapi ku belajar di youtube gak mudeng mudeng trs bingung mau kemana dan belajar ke siapa hubungi siapa	negatif
Gatau kenapa susah bgt mau belajar online	negatif
Ini debat jangan mencontek	negatif
kalau offline kemarin aku les INTEN	negatif
udah ikut bimbel offline	negatif
les bimbel offline	negatif
Kenapa sih dosen ku suka ngasih tugas online, kuis online gatau apa disini udah kayak di hutan susah sinyal	negatif