

Analisis Sentimen Terhadap Komentar *Video Short YouTube* Mengenai *Paylater* Menggunakan Algoritma *Bert*

Fakhrezi Fajris^{1*}, Imelda²

^{1,2} Fakultas Teknologi Informasi, Teknik Informatika, Universitas Budi Luhur, Jakarta, Indonesia
Jl. Raya Ciledug, Petukangan Utara, Pesanggrahan, Jakarta Selatan, 12260
Email: ¹2011500820@student.budiluhur.ac.id, ²imelda@budiluhur.ac.id
(* : corresponding author)

Abstrak— *Youtube Short* sebagai salah satu fitur yang populer, dalam *Youtube Short* pengguna bisa menonton video pendek berdurasi singkat 15-60 detik dan penonton juga bisa berkomentar di dalam kolom komentar. Topik yang hangat dibahas di *Youtube Short* adalah *Paylater*, Topik *Paylater* juga dibahas dalam video *Youtube short* dari akun Raymond Chin yang berjudul “Kartu Kredit Kalah Populer Sama *Paylater*”, Menurut PT Pefindo Biro Kredit (IDScore), Kredit macet layanan *paylater* mencapai Rp2,12 triliun per Desember 2023. Berdasarkan hal tersebut penelitian analisis sentimen ini menggunakan model *fine tuning* *BERT* dengan data penelitian yang bersumber dari komentar *video Short* *Youtube* dari akun Raymond Chin yang berjudul “Kartu Kredit Kalah Populer Sama *Paylater*” berjumlah 326 komentar. Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini ialah untuk mengetahui tahapan perancangan analisis sentimen terhadap *paylater* melalui komentar dalam video *Youtube Short* menggunakan metode algoritma *BERT*. Kontribusi penelitian ini adalah penggunaan metode *BERT* (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) untuk analisis sentimen terhadap komentar video *Youtube short* mengenai *Paylater*. Hasil penelitian ini menunjukkan metode *fine-tuning* *BERT* memiliki akurasi keseluruhan model adalah 58%. Presisi untuk kelas positif adalah 48% dan presisi untuk kelas negatif hanya 88%. Kelas Positif *Recall* untuk kelas positif adalah 92% dan *recall* untuk kelas negatif hanya 35%. Secara keseluruhan, model algoritma *BERT* ini menunjukkan kinerja yang cukup baik tapi perlu ada peningkatan karena adanya nilai yang rendah untuk bagian *recall* kelas negatif dan presisi kelas positif.

Kata Kunci— *Youtube Short*, *Paylater*, *BERT*, Analisis Sentimen

Abstract— *YouTube Shorts*, as one of the popular features, allows users to watch short videos lasting 15-60 seconds, and viewers can also comment in the comment section. A hot topic being discussed on *YouTube Shorts* is *Paylater*. The topic of *Paylater* is also covered in a *YouTube Short* video from the account Raymond Chin titled “Kartu Kredit Kalah Populer Sama *Paylater*”. According to PT Pefindo Biro Kredit (IDScore), the default credit for *Paylater* services reached IDR 2.12 trillion as of December 2023. Based on this, the sentiment analysis research uses a *fine-tuning* *BERT* model with research data sourced from the comments of the *YouTube Short* video by Raymond Chin titled “Kartu Kredit Kalah Populer Sama *Paylater*” consisting of 326 comments. The goal of this research is to understand the stages of designing sentiment analysis on *paylater* through comments in *YouTube Shorts* videos using the *BERT* algorithm method. The contribution of this research is the use of the

BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) method for sentiment analysis of comments on *YouTube Shorts* videos regarding *paylater*. The results of this study show that the *fine-tuning* method of *BERT* has an overall model accuracy of 58%. The precision for the positive class is 48%, while the precision for the negative class is only 88%. The recall for the positive class is 92%, and the recall for the negative class is only 35%. Overall, this *BERT* algorithm model demonstrates fairly good performance, but improvements are needed due to the low values for the recall of the negative class and the precision of the positive class.

Keyword— *Youtube Short*, *Paylater*, *BERT*, *sentimental analysis*

I. PENDAHULUAN

Platform media sosial dalam era digital semakin berkembang seperti platform berbagi video seperti *Youtube*. Pengguna *Youtube* dunia mencapai 2,51 miliar dan pengguna *Youtube* di Indonesia mencapai 139 juta per-bulan Januari 2023 [1]. *Youtube Short* sebagai salah satu fitur yang populer, dalam *Youtube Short* pengguna bisa menonton video pendek berdurasi singkat 15-60 detik dan penonton juga bisa berkomentar di dalam kolom komentar. Topik yang hangat dibahas di *Youtube Short* adalah *Paylater*, *Paylater* sebagai salah satu opsi peminjaman online yang ada di beberapa *marketplace online* seperti *Shopee* dan *Tokopedia*. Topik *Paylater* juga dibahas dalam video *Youtube short* dari akun Raymond Chin yang berjudul “Kartu Kredit Kalah Populer Sama *Paylater*”, kolom komentar dari video tersebut juga memiliki sentimen yang beragam terhadap *Paylater*.

Raymond Chin adalah seorang pengusaha, *tiktoker* dan *ytoutuber* yang berasal dari Yogyakarta. Ia terkenal dengan berbagai konten tentang keuangan dan bisnis yang dibagikan di media sosial. Sebelum berkecimpung di dunia media sosial, ia adalah sosok pria yang berprofesi sebagai CEO (Chief Executive Officer) dan pendiri sebuah perusahaan. Ia bahkan mendirikannya saat usianya masih tergolong sangat muda, yaitu 26 tahun. Raymond Chin juga aktif dalam berbagai media sosial, seperti *Instagram*, *TikTok*, dan *YouTube* [2].

Banyaknya opini yang tersebar dan bersifat abstrak mengenai ulasan penggunaan *paylater* dalam kolom komentar *Youtube short* tersebut. Hal ini menyebabkan munculnya kebingungan masyarakat yang berimbang pada kurangnya pertimbangan dan analisis dalam menentukan penggunaan

paylater. Paylater adalah sistem pembayaran elektronik yang dikenalkan sejak tahun 2017. Dalam penerapannya, konsumen bisa membeli produk yang diinginkan terlebih dahulu sedangkan untuk pembayaran bisa dilakukan dengan cara mencicil dan membayar lunas pada saat jatuh tempo pinjaman [3]. Menurut PT Pefindo Biro Kredit (IDSscore) pengguna paylater dengan kelompok usia sekitar 28–43 tahun tersebut rata-rata mencapai 6,99 juta debitur per bulan. Kemudian disusul generasi Z di mana rata-rata pengguna per bulan mencapai 4,59 juta debitur. Kredit macet layanan paylater mencapai Rp2,12 triliun per Desember 2023 [4]. Dampak signifikan terhadap individu ataupun masyarakat dapat menimbulkan masalah manajemen keuangan yang buruk, peningkatan beban utang dan stress finansial yang berkepanjangan. Jika dibiarkan dampak signifikan terhadap individu ataupun masyarakat dapat menimbulkan masalah manajemen keuangan yang buruk, peningkatan beban utang dan stress finansial yang berkepanjangan. Dampak tersebut timbul dikarenakan kurangnya pemahaman individu dalam menganalisis opini publik yang bersifat pro dan kontra terhadap penggunaan paylater di media sosial.

Analisis Sentimen berkaitan dengan melakukan analisis terhadap emosi dan perspektif penulis dari penggalan teks tertentu. Analisis Sentimen atau opinion *mining* mengacu pada alat pemrosesan bahasa, linguistik, dan analisis teks untuk mencari dan mengekstrak informasi subjektif. Secara garis besar, tujuan analisis sentimen yaitu untuk mengidentifikasi sikap dari penulis terhadap suatu topik berdasarkan teks yang mengekspresikan pendapat [5]

Berbagai penelitian telah dilakukan untuk menganalisis sentimen di media sosial menggunakan berbagai metode. Metode STRUCT-SVM untuk analisis rating sentimen pada video YouTube, dalam penelitiannya seringkali menghadapi keterbatasan dalam menangkap konteks yang lebih kompleks dari komentar pengguna [6].

Berbeda dengan penelitian sebelumnya, penelitian ini mengusulkan penggunaan metode *BERT* (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) untuk analisis sentimen terhadap komentar video Youtube *short* mengenai Paylater dan kontribusi penelitian ini adalah penggunaan metode *BERT* (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) untuk analisis sentimen terhadap komentar video Youtube *short* mengenai Paylater. *Bidirectional Encoder Representation from Transformer (BERT)* adalah representasi encoder dari model *Transformer*, sebuah arsitektur *NLP* yang menggunakan mekanisme perhatian untuk menggantikan jaringan berulang dan mampu menangkap hubungan antara kata-kata yang jauh secara kontekstual. *BERT* menghasilkan representasi untuk setiap kata dalam kalimat sebagai output dan dapat meningkatkan kinerja model pada tugas-tugas berurutan kompleks dalam *NLP*. *Fine-tuning* diperlukan setelah *BERT* dilatih pada data besar untuk mencapai kinerja terbaik pada tugas-tugas *NLP*. *Fine-tuning* melibatkan penambahan lapisan output khusus dan pembelajaran terawasi, dan secara konsisten meningkatkan kinerja model pada berbagai tugas *NLP*, bahkan sering kali menghasilkan kinerja terbaik di kelasnya [7]. Alasan pemilihan metode *BERT* karena dalam penelitian [7] menunjukkan bahwa *BERT* dapat mencapai akurasi hingga

91,4% dalam tugas-tugas klasifikasi teks. Pemanfaatan model *BERT* diharapkan dapat diperoleh pemahaman yang lebih mendalam mengenai sentimen pengguna terhadap layanan paylater.

Berdasarkan hal tersebut penelitian analisis sentimen ini menggunakan model *fine tuning BERT* dengan data penelitian yang bersumber dari komentar *video Short Youtube* dari akun Raymond Chin yang berjudul “Kartu Kredit Kalah Populer Sama Paylater” berjumlah 326 komentar dengan metode *crawling* data. *Crawling* data merupakan suatu teknik pengambilan data dari suatu website secara otomatis dengan menggunakan program komputer [8].

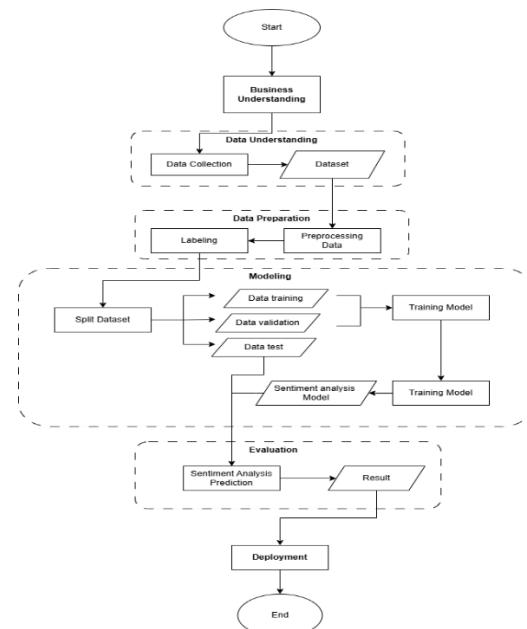
II. METODE PENELITIAN

A. Data Penelitian

Data penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah komentar *Youtube Short* akun Raymond Chin yang berjudul “Kartu Kredit Kalah Populer Sama Paylater”, dengan metode *crawling* data. Banyak dari data penelitian yang digunakan sebagai *dataset* adalah 326 komentar. Data diambil per-tanggal 26 Juni 2024.

B. Penerapan Metode

Dalam proses sistem analisis sentimen terhadap komentar *video short youtube* tentang paylater menggunakan algoritma *BERT*, memiliki tahapan yang perlu dilakukan untuk mendapatkan hasil deteksi sentimen. Penerapan metode ini menggunakan pendekatan *CRISP-DM*. *Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)* merupakan salah satu metode yang digunakan dalam analisis sentimen yang terdiri dari tahap *business understanding*, tahap *data understanding*, tahap *data preparation*, tahap *modeling*, tahap *evaluation*, dan tahap *deployment* [9]. Tahap-tahap dari penerapan metode algoritma *BERT* dalam penelitian bisa dilihat dalam Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Penerapan Metode

- a. *Business Understanding*, Tahap pertama dalam penelitian ini menentukan tujuan dari penelitian dan masalah dari penelitian. Dalam penelitian ini memiliki tujuan untuk melakukan penelitian terhadap analisis sentimen komentar *video Youtube Short* mengenai Paylater. Komentar-komentar yang dikumpulkan nantinya dapat di analisis sentimennya terhadap Paylater.
- b. *Data Understanding*, Tahap kedua dalam penelitian ini dilakukan data understanding kepada data yang sudah ditentukan untuk diteliti dalam *business understanding*. Data yang sudah ditentukan juga harus dipahami dan dikumpulkan menjadi *dataset*. Data yang sudah dikumpulkan setelah itu dapat dilakukan persiapan pada data tersebut.
- c. *Data Preparation*, Tahap ketiga dalam penelitian ini dilakukan *data preparation*, data yang sudah dikumpulkan dapat dipersiapkan sesuai dengan penelitian yang ingin dilakukan. Data yang sudah di persiapkan dengan tahapan *pre-processing* dan *labeling* dapat dilanjutkan untuk tahap *modeling*. Tahap dari *data preparation* sebagai berikut :
- 1) *Pre-processing*, merupakan proses untuk mentransformasikan teks ke dalam kumpulan kata. Teks merupakan data yang tidak terstruktur, yang mana cukup sulit untuk diproses dengan komputer[10]. *Pre-processing* dilakukan dengan tahapan yang diawali dengan *cleaning*, melakukan setiap kata diubah menjadi huruf kecil (*case-folding*), *tokenization*, *normalization* dan menghapus *stopwords*. *Cleaning* adalah merupakan proses penghapusan karakter yang dianggap kurang penting atau noise seperti karakter khusus, tautan, hashtag, tanda baca, angka, dan *emoticon*. *Case Folding* merupakan proses pengubahan huruf kapital menjadi huruf kecil. *Normalization* merupakan proses pengubahan kata yang tidak baku menjadi kata baku. *Tokenization* merupakan proses pemisahan kalimat menjadi kata/token yang dipisahkan oleh spasi atau tanda baca. *Remove Stopwords* merupakan proses menghapus kata-kata yang dianggap tidak memiliki makna signifikan [11]. Data yang sudah di *pre-processing* siap dilakukan *labeling*.
 - 2) *Labeling* adalah proses klasifikasi teks berdasarkan ciri atau karakteristik yang dalam sebuah dokumen atau kalimat [12]. *Labeling* dilakukan dengan membagi 2 jenis label, yaitu positif dan negatif. Label positif merupakan data yang mengandung komentar puas atau terbantu dengan paylater, label negatif merupakan data yang mengandung komentar tidak puas dengan paylater. *Labeling* dilakukan kepada data yang sudah di *pre-processing*. Penelitian ini menggunakan pelabelan secara mandiri dengan bimbingan oleh Ibu Saskia Lydiani, S.Pd, M.Si sebagai penanggung jawab konseling dan psikologi di SWYC (Suhanah Women Youth Center) Universitas Budi Luhur.
 - d. *Modeling*, Tahap keempat dalam penelitian ini adalah *modelling*, data yang sudah melewati proses *data preparation* dapat dilakukan *modelling* dengan tahapan sebagai berikut :
- 1) *Split Dataset*, Dalam proses *split dataset* data dibagi menjadi tiga bagian yaitu 80% data latih, 10% data validasi dan 10% data uji. Data latih berperan sebagai data yang digunakan untuk melakukan proses *training* model, data validasi digunakan untuk memvalidasi kinerja model. Data uji adalah data yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model yang telah di latih sebelumnya. Data yang sudah di *split* siap untuk melakukan *training* dan pengujian.
 - 2) *Training Model*, dilakukan dengan melakukan *training* dengan metode *fine-tuning IndoBERT*, input yang digunakan untuk melakukan *training* adalah data latih yang sudah di *split*. Hasil dari output adalah model dengan format .pt yang dapat digunakan untuk melakukan pengujian. Dalam tahap ini juga data validasi juga melakukan evaluasi dari pemodelan yang sedang dilatih agar dapat menemukan model mana yang berkerja paling optimal.
 - e. *Evaluation*, Tahap kelima dalam penelitian ini adalah *evaluation*, data yang sudah melewati proses *modeling* dapat digunakan dalam tahap *evaluation* dengan tahapan prediksi analisis sentimen terhadap teks. Prediksi sentimen kepada teks dengan menggunakan model yang sudah dilakukan *training* sebelumnya. Input yang digunakan dalam tahap ini adalah data uji yang sudah di *split*, setelah melakukan proses prediksi hasil output yang keluar adalah prediksi dari model tentang sentimen data tersebut. Hasil tersebut nantinya di hitung menggunakan *Confusion Matrix* untuk mengukur tingkat akurasi, presisi dan *recall*.
 - f. *Deployment*, Tahap keenam dalam penelitian ini adalah *deployment*, dalam tahapan ini *deployment* dilaksanakan dengan menulis laporan tentang penelitian yang sudah dilakukan ditahap-tahap sebelumnya.

C. Rancangan Pengujian Sistem

Tujuan dari pengujian adalah untuk mengetahui sistem yang telah dibuat dapat berjalan dengan baik atau tidak. Dalam penelitian ini akurasi sistem melakukan klasifikasi sentimen terhadap *text* yang sudah di *labeling* sebelumnya. *Confusion matrix* adalah suatu metode yang digunakan untuk melakukan perhitungan akurasi pada konsep data *mining* [13]. *Confusion matrix* dalam penelitian ini digunakan untuk melakukan evaluasi terhadap model *BERT*. Penghitungan *confusion matrix* pada Tabel 1 dibagi 3 yaitu ada nilai akurasi, *recall*, presisi.

TABEL I
 MODEL COFUSIIN MATRIX

Prediksi	Aktual	
	(+)	(-)
(+)	True Positive (TP)	False Positive (FP)
(-)	False Negative (FN)	True Negative (TN)

Berdasarkan rumus pada *confusion matrix*, maka untuk perhitungan akurasi, presisi, dan *recall*. Rumus perhitungan akurasi dapat dilihat pada Persamaan (1).

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{(Keseluruhan Data)} \quad (1)$$

Rumus untuk menghitung nilai presisi positif dan negatif dapat dilihat pada Persamaan (2) dan (3).

$$\text{Presisi Positif} = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (2)$$

$$\text{Presisi Negatif} = \frac{TN}{(TN + FN)} \quad (3)$$

Rumus untuk menghitung nilai *recall* positif dan negatif dapat dilihat pada Persamaan (4) dan (5).

$$\text{Recall Positif} = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (4)$$

$$\text{Recall Negatif} = \frac{TN}{(TN + FP)} \quad (5)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Dataset

Data penelitian ini bersumber dari media sosial *youtube* berupa komentar video yang berbentuk teks dengan jumlah 327 baris. Data didapat dengan menggunakan proses *scrapping* dengan bahasa pemrograman *python* dengan sumber *video* *Youtube short* "Kartu Kalah Populer Sama Paylater" dari akun Raymond Chin. Data yang berhasil dikumpulkan memiliki 2 kelas yaitu *author* dan komentar lalu *dataset* disimpan dengan format file .CSV. File ini nantinya dapat dilakukan *labeling* ke tahap berikutnya. Contoh *dataset* dari penelitian ini bisa dilihat dalam Tabel 2.

TABEL II
 DATASET

Author	comment
@abigailjoh9540	bukannya haram ya jadinya? kan ada bunganya juga
@user-po3po1qh6q	Pay later digandrungi Bukan karena jargon beli sekarang bayar nanti., pay later lebih simpel proses ACCnya, kartu kredit ribet bangt., Payalater orang pelosok sekalipun bisa dapet.. Kartu kredit mana bisa
@engkoskoswaravlog9585	Anti paylater
@boyuemacraft9439	Blm pernah pake pay later, CC punya tapi jarang pake
@cakdin8811	Ingat sesuaikan, kebutuhan jangan terbiasa utang, Gunakan dengan bijak,,, kartu kredit kayak ribet gitu., kalo paylatter simpel., cepat juga.

B. Data Preparation

Tahap kedua dalam penelitian ini dilakukan *data preparation*, data yang sudah dikumpulkan selanjutnya dipersiapkan sesuai dengan penelitian yang ingin dilakukan. Tahap dari *data preparation* sebagai berikut:

- Pre-processing* dilakukan dengan tahapan yang diawali dengan *cleaning*, melakukan setiap kata diubah menjadi huruf kecil (*case-folding*), *tokenization*, *normalization* dan menghapus *stopwords*. Data yang sudah di *pre-processing* siap dilakukan *labeling*. Kolom *comment* merupakan kolom asli dari *dataset* sedang kolom *review_text* merupakan kolom hasil *preprocessing*. Contoh hasil dari *preprocessing* dapat dilihat dalam Tabel 3.

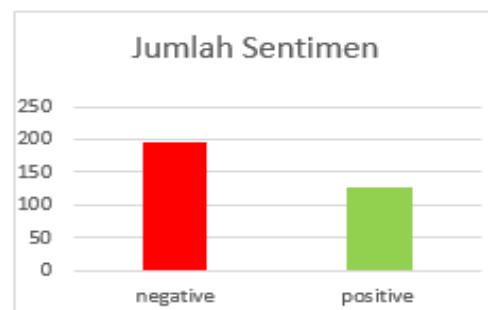
TABEL III
 HASIL PREPROCESSING

comment	Review_text
bukannya haram ya jadinya? Kan ada bunganya juga	haram ya bunganya
Pay later digandrungi Bukan karena jargon beli sekarang bayar nanti., pay later lebih simpel proses ACCnya, kartu kredit ribet bangt., Payalater orang pelosok sekalipun bisa dapet.. Kartu kredit mana bisa	pay later digandrungi jargon beli bayar pay later mudah proses accnya kartu kredit ribet bangt payalater orang pelosok dapet kartu kredit
Anti paylater	anti paylater
Blm pernah pake pay later, CC punya tapi jarang pake	pernah pakai pay later kartu kredit jarang pakai

b. *Labeling* dilakukan kepada data yang sudah di *pre-processing*. Penelitian ini menggunakan pelabelan secara mandiri dengan bimbingan oleh Ibu Saskia Lydiani, S.Pd, M.Si sebagai penanggung jawab konseling dan psikologi di SWYC (Suhanah Women Youth Center) Universitas Budiluhur. Label positif merupakan data yang mengandung komentar puas atau terbantu dengan paylater, label negatif merupakan data yang mengandung komentar tidak puas dengan paylater. Jumlah sentimen yang sudah dilakukan *labeling* berjumlah sentimen negatif berjumlah 197 data dan sentimen positif berjumlah 127 data. Contoh hasil dari *labeling* bisa dilihat dalam Tabel 4 dan jumlah sentimen dalam Gambar 2.

TABEL IV
 HASIL LABELING

review_text	sentimen
haram ya bunganya	negative
pay later digandrungi jargon beli bayar pay later mudah proses accnya kartu kredit ribet bangt payalater orang pelosok dapet kartu kredit	positive
anti paylater	negative



Gambar 2. Diagram Jumlah *Labeling* Sentimen

C. Modeling

Tahap ketiga dalam penelitian ini adalah *modeling*, data yang sudah melewati proses *data preparation* dapat dilakukan *modeling* dengan tahapan sebagai berikut:

- Split Dataset*, Dalam proses *split dataset* data dibagi menjadi tiga bagian yaitu 80% data latih, 10% data validasi

dan 10% data uji. Jumlah pembagian *split dataset* bisa dilihat dalam Tabel 5.

TABEL V
 JUMLAH HASIL SPLIT DATASET

Jenis Data	Jumlah
Data Latih	260
Data Validasi	33
Data Test	33
Jumlah Data	326

- b. *Training Model* dilakukan dengan melakukan *training* dengan metode *fine-tuning IndoBERT*, input yang digunakan untuk melakukan *training* adalah data latih yang sudah *displit*. Untuk melakukan *training* terhadap *fine-tuning IndoBERT* perlu mendefinisikan *hyperparameter* yang digunakan. *Hyperparameters* yang digunakan dalam pelatihan bisa dilihat Tabel 6.

TABEL VI
 HYPERPARAMETERS

Hyperparameter	Value
Max Epochs	5
Optimizer	Adam
Batch Size	32
Learning Rate	0,00002
Max Length	80

TABEL VII
 HASIL TRAINING BERT

Epoch	Train Loss	Train Accuracy	Valid Loss	Valid Accuracy
1	0,6504	0,62	0,6418	0,59
2	0,5659	0,72	0,6186	0,62
3	0,5922	0,78	0,6584	0,66
4	0,4015	0,82	0,6866	0,69
5	0,3086	0,84	0,6681	0,72

Fungsi *accuracy* dan *loss* bisa dilihat di Tabel 7, setiap epoch nilai *train_loss* mulai menurun bertahap hingga epoch 5, namun *valid loss* menunjukkan kenaikan setelah epoch 2. *Train accuracy* dan *valid accuracy* meningkat setiap tahap. Hal ini bisa disimpulkan data *train* mempelajari *knowledge* dengan baik di setiap tahap epoch sedangkan data *valid* mengalami kesulitan untuk menyerap *knowledge* dari model setelah epoch 2 walaupun akurasi di setiap tahap tetap meningkat.

D. Pengujian

Pengujian dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk menghitung nilai akurasi, presisi dan *recall*. Hasil distribusi dari klasifikasi terhadap *confusion matrix* bisa dilihat dalam Tabel 8.

TABEL VIII
 HASIL CONFUSION MATRIX

Prediksi	Aktual	
	(+)	(-)
(+)	12	1
(-)	14	7

Berdasarkan data yang di dapat pada Tabel 8, kemudian dilakukan perhitungan untuk mendapatkan nilai akurasi, presisi, dan *recall* dari sistem. Dari hasil perhitungan, didapat rata-rata untuk nilai akurasi, presisi, dan *recall* yang ditunjukkan pada Tabel 9.

TABEL IX
 RATA-RATA NILAI CONFUSION MATRIX

Confusion Matrix	Rata-Rata
Accuracy	58%
Presisi Positif	48%
Presisi Negatif	88%
Recall Positif	92%
Recall Negatif	35%

E. Analisis Pengujian

Berdasarkan hasil penghitungan rata – rata nilai *confusion matrix* dilakukan analisis terhadap nilai akurasi, presisi dan *recall*. Hasil dari analisis sebagai berikut :

- Akurasi model adalah sekitar 58%, yang berarti model ini secara keseluruhan benar dalam 58% dari prediksi yang dibuatnya.
- Presisi
 - Presisi untuk kelas positif adalah 48%. Ini menunjukkan bahwa dari semua prediksi positif yang dibuat oleh model, 48% di antaranya benar-benar positif.
 - Presisi untuk kelas negatif adalah 88%. Ini menunjukkan bahwa dari semua prediksi negatif yang dibuat oleh model, 88% di antaranya benar-benar negatif.
- Recall
 - Recall untuk kelas positif adalah 92%. Ini menunjukkan bahwa dari semua prediksi yang benar-benar positif, model berhasil mengidentifikasi 92% di antaranya.
 - Recall untuk kelas negatif adalah 35%. Ini menunjukkan bahwa dari semua prediksi yang benar-benar negatif, model hanya berhasil mengidentifikasi 35% di antaranya

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian dan analisis hasil pengujian, dapat disimpulkan penerapan metode algoritma BERT untuk menganalisis sentimen terhadap paylater melalui komentar dalam video Youtube *Short* menghasilkan data dari pengujian *confusion matrix*. Hasil dari pengujian *confusion matrix*, akurasi keseluruhan model adalah 58%, menunjukkan bahwa model dapat membuat prediksi yang benar untuk sekitar 58% dari total sampel yang diuji. Presisi untuk kelas positif adalah 48%, presisi untuk kelas negatif ialah 88%. *Recall* untuk kelas positif adalah 92%, *recall* untuk kelas negatif hanya 35%. Secara keseluruhan, model algoritma BERT ini menunjukkan kinerja yang cukup baik tapi perlu ada peningkatan karena adanya nilai yang rendah untuk bagian *recall* kelas negatif dan presisi kelas positif. Nilai *recall* negatif yang rendah membuat model cenderung salah memprediksi kelas negatif menjadi positif dan nilai presisi positif yang rendah membuat model

cenderung sering memprediksi nilai positif sedangkan data aktualnya adalah negatif.

REFERENSI

- [1] Databoks Katadata. 2023. [Online]. Available: <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2023/02/28/pengguna-youtube-di-indonesia-peringkat-keempat-terbanyak-di-dunia-pada-awal-2023>
- [2] A. Andy and S. Gunawan, "Interactional Styles Used by Raymond Chin in the Close the Door podcast Miskin Bukan Privilege," *Kata Kita: Journal of Language, Literature, and Teaching*, vol. 11, no. 3, pp. 376–397, 2023.
- [3] H. J. Asja, S. Susanti, and A. Fauzi, "Pengaruh Manfaat, Kemudahan, dan Pendapatan terhadap Minat Menggunakan Paylater: Studi Kasus Masyarakat di DKI Jakarta," *Jurnal Akuntansi, Keuangan, dan Manajemen*, vol. 2, no. 4, pp. 309–325, 2021.
- [4] S. Kautish and R. Kaur, *Sentiment Analysis-From Theory to Practice*. Lap Lambert Academic Publishing, 2017.
- [5] K. A. B. Permana, M. Sudarma, and W. G. Ariastina, "Analisis Rating Sentimen pada Video di Media Sosial Youtube Menggunakan STRUCT-SVM," *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, vol. 18, no. 1, pp. 113-118, 2019.
- [6] V. Chandradev, I. Made, A. Dwi Suarjaya, I. Putu, and A. Bayupati, "Analisis Sentimen Review Hotel Menggunakan Metode Deep Learning BERT," *Jurnal Buana Informatika* 14, no. 02, pp. 107-116, 2023.
- [7] S. Algifari Rismawan, Y. Syahidin, P. Piksi Ganessa Bandung, J. Gatot Subroto No, and K. Batununggal, "Implementasi Website Berita Online Menggunakan Metode Crawling Data Dengan Bahasa Pemrograman Python," *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 10, no. 3, pp. 167–178, 2023.
- [8] Y. A. Singgalen, "Penerapan Metode CRISP-DM dalam Klasifikasi Data Ulasan Pengunjung Destinasi Danau Toba Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier (NBC) dan Decision Tree (DT)," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 7, no. 3, pp. 1551–1562, 2023.
- [9] A. Sabrani, I. W. G. P. W. Wedashwara, and F. Bimantoro, "Metode Multinomial Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Artikel Online Tentang Gempa Di Indonesia (Multinomial Naïve Bayes Method for Classification of Online Article About Earthquake in Indonesia)," *Jurnal Teknologi Informasi, Komputer, dan Aplikasinya (JTIKA)*, Vol 2, no. 1, pp.89-100, 2020.
- [10] D. F. Sjoraida, B. W. K. Guna, and D. Yudhakusuma, "Analisis Sentimen Film Dirty Vote Menggunakan BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)," *Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)*, vol. 8, no. 2, pp. 393–404, 2024.
- [11] M. Priandi, P. Painem P., "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Pembelajaran Daring di Era Pandemi Covid-19 pada Media Sosial Twitter Menggunakan Ekstraksi Fitur Countvectorized dan Algoritma K-Nearest Neighbor." In Prosiding Seminar Nasional Mahasiswa Bidang Ilmu Komputer dan Aplikasinya, vol. 2, no. 2, pp. 311-319. 2021.
- [12] R. Ridho and H. Hendra, "Klasifikasi Diagnosis Penyakit Covid-19 Menggunakan Metode Decision Tree," *JUST IT: Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi dan Komputer*, vol. 11, no. 3, 2022.