

5. PENGUJIAN SISTEM

Pada bab ini akan dibahas tentang pengujian yang dilakukan pada model *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* yang telah dibuat dan dilakukan pembahasan dari pengujian yang dilakukan. Pengujian juga dilakukan untuk mencari tahu konfigurasi yang tepat dengan melakukan percobaan *training*. Pada penelitian ini, pengujian awal dan konfigurasi terbaik dari model akan diimplementasikan pada *5 fold*. Tiap pengujian akan dibandingkan terhadap referensi ekstraktif dan abstraktif. Beberapa pengujian hanya akan dilakukan pada *1 fold* saja untuk mengalokasikan waktu pada pengujian-pengujian yang lainnya. Selain itu, karena adanya keterbatasan *resource* yang dimiliki oleh peneliti, maka pengujian tidak sepenuhnya menggunakan konfigurasi *hyperparameter* dari penelitian sebelumnya yang telah dicoba pada berita berbahasa Inggris (Liu & Lapata, 2019). Pada penelitian ini akan dicari tahu konfigurasi *hyperparameter* yang optimal pada *resource* yang disediakan oleh *google colabartory*. Dataset yang dipakai pada penelitian ini berasal dari penelitian yang telah dilakukan oleh Kurniawan dan Louvan dalam membangun dataset untuk mendukung penelitian pembuatan ringkasan otomatis pada berita berbahasa Indonesia yang diberi nama Indosum (Kurniawan & Louvan, 2018). Jumlah kalimat yang dijadikan ringkasan yaitu sebanyak 3 kalimat untuk semua pengujian. Hanya diambil sebanyak 3 kalimat karena untuk menyamakan dengan pengujian dari metode-metode yang digunakan oleh Kurniawan dan Louvan yaitu menggunakan 3 kalimat. Penilaian pengujian yang dilakukan pada penelitian ini akan menggunakan *ROUGE score* mengikuti penilaian standar yang digunakan pada penelitian-penelitian lain yang serupa. Nilai *ROUGE score* yang akan diambil pada penelitian ini adalah *F1-Score* dari *ROUGE-1*, *ROUGE-2*, dan *ROUGE-L*.

5.1 Pengujian Model

Pengujian model *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* akan dilakukan dengan cara melakukan konfigurasi terhadap *hyperparameter*. Jumlah distribusi data *training*, *dev*, dan *test* untuk masing-masing *fold* dapat dilihat pada Tabel 5.1. Pembagian data *training*, *dev*, dan *test* pada penelitian ini akan disamakan dengan percobaan yang dilakukan oleh Kurniawan dan Louvan (Kurniawan & Louvan, 2018).

Tabel 5.1 Pembagian data tiap *fold*

Fold	Train	Dev	Test
1	14262	750	3762
2	14263	749	3762
3	14290	747	3737
4	14272	750	3752
5	14266	747	3761

Model yang digunakan pada pengujian ini adalah indolem/indobert-base-uncased dan bert-base-multilingual-uncased. Alasan pemilihan model ini adalah karena model indolem/indobert-base-uncased memiliki banyak kumpulan kata-kata yang terdapat dalam berita berbahasa Indonesia sedangkan untuk model bert-base-multilingual-uncased dipilih karena dapat digunakan untuk banyak bahasa termasuk bahasa Indonesia. *Hyperparameter* konstan yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 5.2. Alasan penggunaan *batch size* sebesar 8 adalah karena keterbatasan memori pada *resource* yang digunakan pada *google colab* serta peneliti menemukan bahwa model BERT yang menerima input dengan panjang token 450 keatas hanya dapat dilakukan dengan maksimum *batch size* sebesar 8 dan untuk panjang token dibawah 450 masih dapat dilakukan dengan menggunakan *batch size* sebesar 16 pada *resource* yang dipinjamkan oleh *google colab*. Karena panjang rata-rata untuk bert-base-multilingual-uncased berada diatas 450 maka untuk seluruh pengujian yang akan dilakukan pada penelitian ini akan disamakan menggunakan *batch size* sebesar 8. Lalu, untuk keterangan konfigurasi *hyperparameter* dalam pengujian model dapat dilihat pada Tabel 5.3.

Tabel 5.2 Konfigurasi *hyperparameter* konstan

Batch size	Max Epochs	Epsilon	Weight Decay	Optimizer
8	4	1e-8	0.01	AdamW

Tabel 5.3 Keterangan konfigurasi *hyperparameter* untuk pengujian model BERT

#	Nama Konfigurasi	Keterangan
1	<i>Learning rate</i>	<i>Hyperparameter</i> yang digunakan untuk menghitung nilai bobot pada proses <i>training</i> . Bila nilai ini semakin rendah maka <i>training</i> akan bekerja semakin lama sedangkan semakin tinggi nilai <i>learning rate</i> maka semakin cepat <i>training</i> bekerja namun tidak optimal.
2	<i>Dropout</i>	Layer yang digunakan untuk mencegah model mengalami <i>overfitting</i> dengan menonaktifkan beberapa <i>neuron</i> yang dipilih secara acak berdasarkan persentase yang telah diinisialisasi.
3	<i>Token type ids</i>	Tipe token ids yang digunakan untuk membedakan antar kalimat dalam teks.
4	<i>Stacked Transformer Encoder</i>	Banyaknya susunan <i>transformer encoder</i> yang dipakai untuk melakukan klasifikasi terhadap kalimat yang akan diambil sebagai ringkasan.

5.1.1 Pengujian Awal

Pada pengujian ini akan dilakukan dengan menggunakan konfigurasi awal yang dapat dilihat pada Tabel 5.4. Untuk pengujian awal ini akan dilakukan *testing* terhadap 5 *fold* dari data yang sudah disiapkan sebelumnya. Hasil *testing* pengujian awal dapat dilihat pada Tabel 5.5 dan 5.6.

Tabel 5.4 Konfigurasi yang digunakan untuk pengujian awal model BERT

Learning rate	Dropout	Stacked Transformer Encoder	Token type ids
1e-5	0.1	2	Use token type ids

Tabel 5.5 Pengujian Awal pada Referensi Ekstraktif

Fold	IndoBERT			Multilingual BERT		
	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
1	83.64	82.33	82.53	82.99	81.64	81.94
2	83.17	81.84	82.07	84.37	83.07	83.23
3	84.86	83.56	83.90	84.38	83.07	83.43
4	83.48	82.17	82.41	83.76	82.48	82.84
5	84.73	83.54	83.69	83.96	82.64	82.98
Average	83.97	82.68	82.92	83.89	82.58	82.88

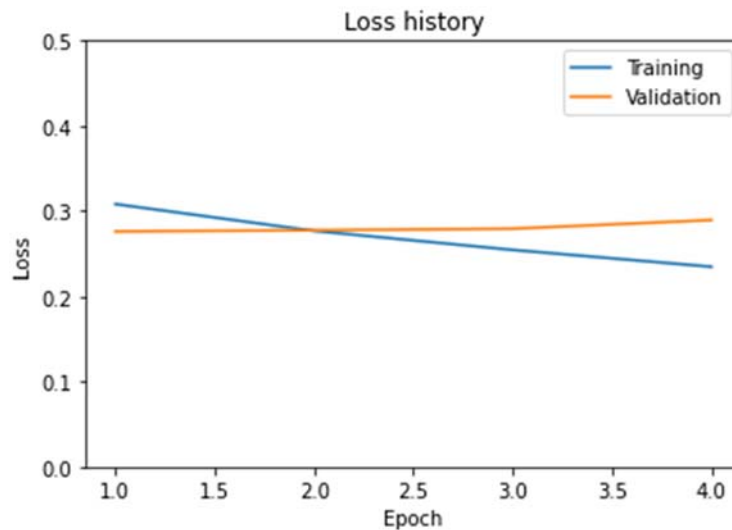
Tabel 5.6 Pengujian Awal pada Referensi Abstraktif

Fold	IndoBERT			Multilingual BERT		
	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
1	56.95	51.13	54.89	56.47	50.55	54.46
2	56.81	50.82	54.85	57.22	51.22	55.23
3	57.21	51.19	55.27	57.21	51.20	55.27
4	56.88	50.89	54.94	56.70	50.74	54.83
5	56.94	51.19	55.06	56.61	50.74	54.76
Average	56.95	51.04	55.00	56.84	50.89	54.91

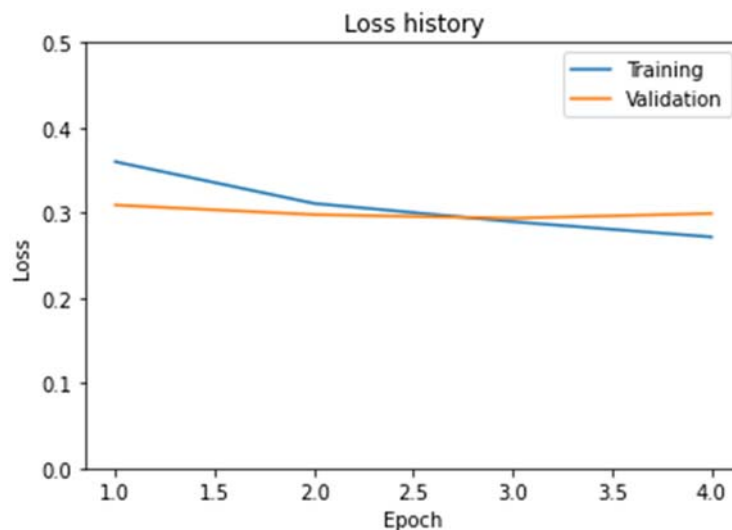
Dari pengujian awal yang telah dilakukan pada 5 *fold* data, model IndoBERT memiliki rata-rata *F1-Score* ROUGE yang lebih tinggi bila dibandingkan model Multilingual BERT. Hal ini diduga karena model IndoBERT telah dilatih sebelumnya pada korpus *wikipedia* dan berita berbahasa Indonesia oleh pembuat model sehingga ketika dilakukan percobaan menggunakan *hyperparameter* pada konfigurasi awal untuk model IndoBERT sudah dapat memperoleh hasil yang baik. Perbedaan nilai ROUGE untuk model IndoBERT dan Multilingual BERT saat diuji menggunakan referensi ekstraktif dengan referensi abstraktif masih terpaut cukup jauh yaitu sekitar 30%. Hal ini dikarenakan referensi abstraktif tidak sepenuhnya mengambil kalimat dari berita asli sehingga hasil yang didapatkan lebih rendah daripada referensi ekstraktif.

Selain itu, pada pengujian ini juga akan dilihat hasil dari training dan validasi yang bertujuan untuk mengetahui performa dari model selama proses training dan validasi berlangsung. Mengenai *loss* dari model IndoBERT yang digunakan dapat dilihat melalui grafik

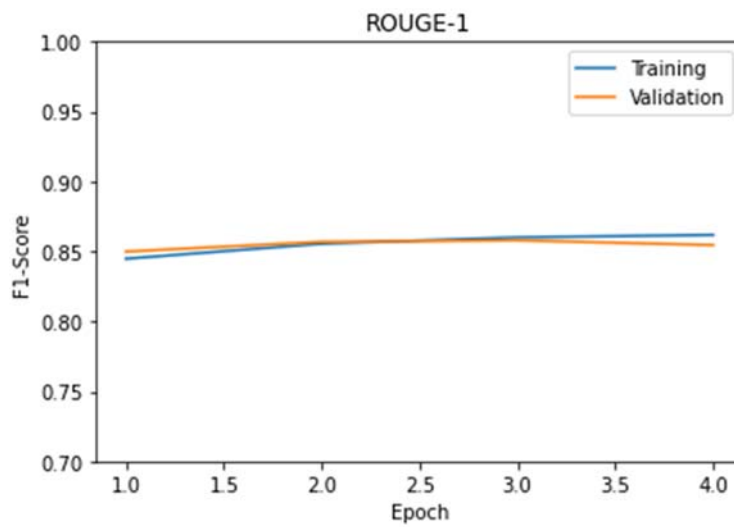
pada Gambar 5.1. *Loss* dari model Multilingual BERT dapat dilihat pada Gambar 5.2. Selain itu, akurasi *F1-Score* tiap ROUGE dari model IndoBERT yang didapatkan selama proses training dan validasi dapat dilihat pada Gambar 5.3, 5.5, dan 5.7. Akurasi *F1-Score* tiap ROUGE dari model Multilingual BERT dapat dilihat pada Gambar 5.4, 5.6, dan 5.8.



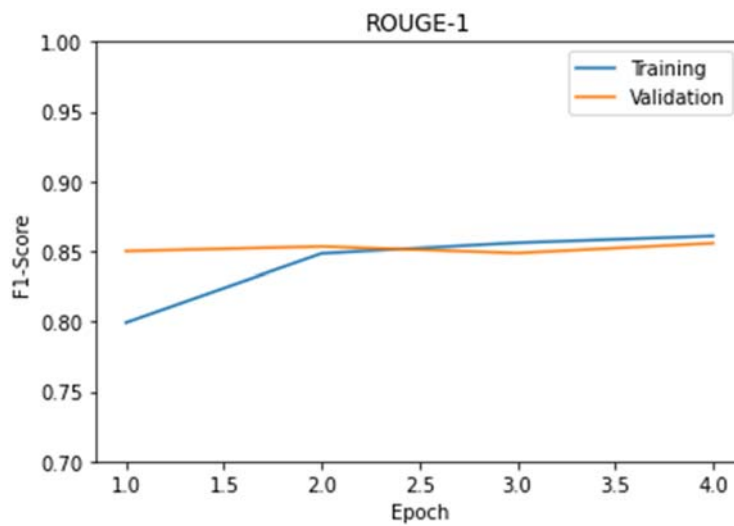
Gambar 5.1 Grafik *loss* konfigurasi awal IndoBERT



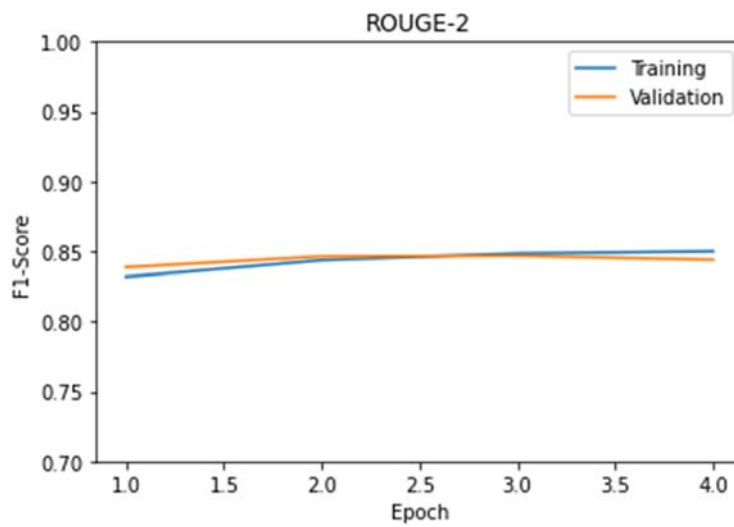
Gambar 5.2 Grafik *loss* konfigurasi awal Multilingual BERT



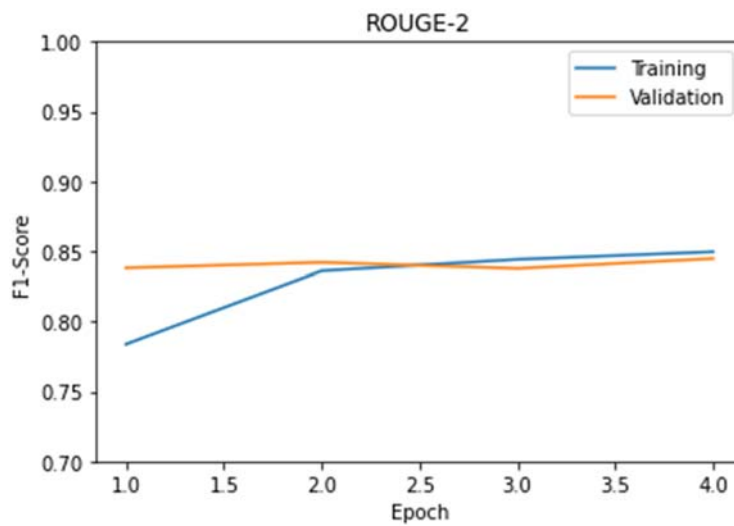
Gambar 5.3 Grafik *F1-Score* dari ROUGE-1 IndoBERT pada data *training* dan *validation*



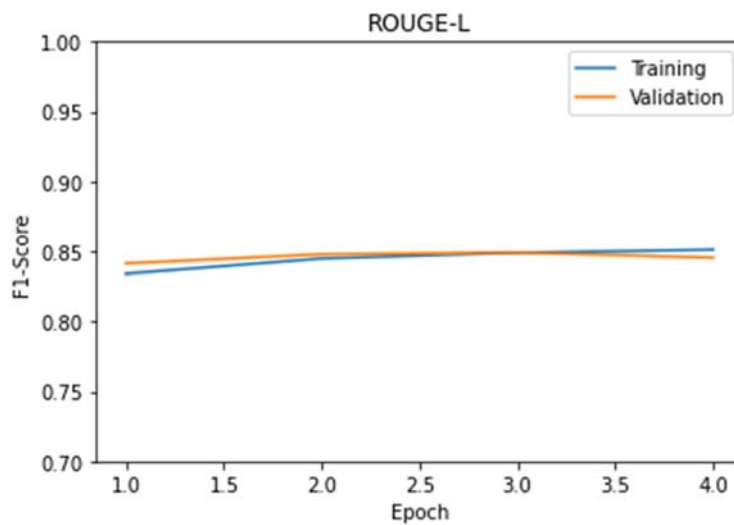
Gambar 5.4 Grafik *F1-Score* dari ROUGE-1 Multilingual BERT pada data *training* dan *validation*



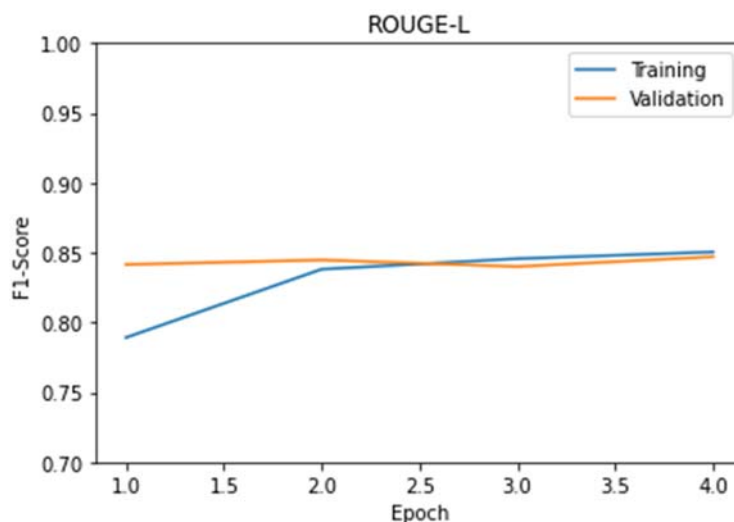
Gambar 5.5 Grafik *F1-Score* dari ROUGE-2 IndoBERT pada data *training* dan *validation*



Gambar 5.6 Grafik *F1-Score* dari ROUGE-2 Multilingual BERT pada data *training* dan *validation*



Gambar 5.7 Grafik *F1-Score* dari ROUGE-L IndoBERT pada data *training* dan *validation*



Gambar 5.8 Grafik *F1-Score* dari ROUGE-L Multilingual BERT pada data *training* dan *validation*

Berdasarkan dari grafik *loss* dan *F1-Score* ROUGE *training* dan *validation* dari model BERT, dapat diketahui bahwa untuk *validation loss* mengalami peningkatan seiring dengan bertambahnya *epoch* dan *training loss* semakin menurun yang menandakan model belajar banyak dari data *training* sehingga dapat terjadi *overfitting*. Kemudian, untuk *validation loss* dari model Multilingual BERT mengalami sedikit penurunan pada *epoch* awal. Namun, setelah *epoch* ketiga model Multilingual BERT mulai mengalami peningkatan *validation loss*. Selain itu, seiring dengan bertambahnya *epoch* untuk akurasi dari ROUGE cenderung tidak mengalami banyak perubahan pada model IndoBERT dan Multilingual BERT.

5.1.2 Pengujian Kombinasi Learning Rate dan Dropout

Pada pengujian ini akan dilakukan percobaan training dengan mengubah nilai *learning rate* dan *dropout*. Tujuan dari pengujian ini untuk mencari tahu konfigurasi *learning rate* dan *dropout* yang tepat pada model BERT yang digunakan. Selain itu, *learning rate* juga akan menentukan seberapa cepat model belajar dimana semakin tinggi nilai dari *learning rate* maka model akan belajar lebih cepat dan sebaliknya. Kemudian, *learning rate* akan dikombinasikan dengan *dropout* sehingga diharapkan dapat menghindari terjadinya *overfitting*.

Tabel 5.7 Pengujian Kombinasi Learning Rate dan Dropout pada Referensi Ekstraktif

Learning rate	Dropout	IndoBERT			Multilingual BERT		
		ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
1e-5	0.1	83.64	82.33	82.53	82.99	81.64	81.94
	0.3	84.12	82.85	83.02	83.84	82.53	82.78
	0.5	83.83	82.51	82.73	83.08	81.72	82.03
2e-5	0.1	84.11	82.84	83.00	84.02	82.77	82.95
	0.3	83.68	82.37	82.62	83.62	82.34	82.52
	0.5	84.24	83.01	83.14	82.49	81.13	81.46
3e-5	0.1	83.74	82.45	82.64	83.69	82.47	82.61
	0.3	84.50	83.22	83.40	82.19	80.76	81.18
	0.5	84.64	83.45	83.52	82.51	81.10	81.45

Tabel 5.8 Pengujian Kombinasi Learning Rate dan Dropout pada Referensi Abstraktif

Learning rate	Dropout	IndoBERT			Multilingual BERT		
		ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
1e-5	0.1	56.95	51.13	54.89	56.47	50.55	54.46
	0.3	57.21	51.40	55.12	57.06	51.26	55.03
	0.5	57.09	51.24	55.02	56.56	50.74	54.57
2e-5	0.1	57.30	51.45	55.22	57.10	51.25	55.06
	0.3	56.94	51.09	54.90	56.91	51.10	54.83
	0.5	57.38	51.56	55.29	56.03	50.17	54.05
3e-5	0.1	56.69	50.84	54.65	56.85	51.07	54.81
	0.3	57.28	51.44	55.18	55.95	50.04	53.97
	0.5	57.45	51.64	55.33	56.07	50.20	54.08

Dikarenakan *validation loss* untuk kebanyakan model IndoBERT belum ada yang mencapai nilai *loss* minimum untuk epoch diatas 1 sehingga untuk pengujian ini akan digunakan *epoch* yang pertama untuk model IndoBERT yang dilatih sebagai perbandingan dengan Multilingual BERT. Dari pengujian yang telah dilakukan, model IndoBERT dapat menghasilkan

nilai ROUGE yang baik meskipun hanya diambil dari *epoch* yang pertama saja. Pengujian terbaik adalah pada saat menggunakan nilai *learning rate* sebesar $3e-5$ dan *dropout* sebesar 0.5 untuk model IndoBERT sedangkan untuk model Multilingual BERT saat menggunakan nilai *learning rate* $2e-5$ dan *dropout* sebesar 0.1. Untuk model BERT yang akan dipakai sebagai konfigurasi terbaik diambil dari yang diuji dengan referensi abstraktif.

5.1.3 Pengujian Token Type Ids

Pada pengujian ini akan dicoba melatih model tanpa menggunakan *token type ids* yang bertujuan untuk membedakan antara kalimat dengan urutan ganjil dan kalimat dengan urutan genap pada teks. Pengujian ini akan dilakukan menggunakan konfigurasi *learning rate* dan *dropout* terbaik dari pengujian sebelumnya. Tujuan dilakukannya pengujian ini adalah untuk mengetahui apakah hasil ringkasan akan menjadi lebih baik tanpa menggunakan *token type ids* yang berperan sebagai segmen antar kalimat.

Tabel 5.9 Pengujian Token Type Ids pada Referensi Ekstraktif

Token type ids	IndoBERT			Multilingual BERT		
	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
No token type ids	84.36	83.13	83.26	82.99	81.56	81.99
Use token type ids	84.64	83.45	83.52	84.02	82.77	82.95

Tabel 5.10 Pengujian Token Type Ids pada Referensi Abstraktif

Token type ids	IndoBERT			Multilingual BERT		
	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
No token type ids	57.23	51.41	55.15	56.44	50.50	54.43
Use token type ids	57.45	51.64	55.33	57.10	51.25	55.06

Dari pengujian ini dapat dilihat bahwa untuk *token type ids* berpengaruh terhadap nilai ROUGE dimana tanpa menggunakan *token type ids* terjadi sedikit penurunan terhadap *F1-Score* ROUGE hasil ringkasan. Selain itu, pada model IndoBERT dapat memperoleh nilai ROUGE yang lebih tinggi bila dibandingkan dengan model Multilingual BERT.

5.1.4 Pengujian Stacked Transformer Encoder

Pada pengujian ini akan dilakukan dengan mengatur tumpukan *transformer encoder* yang digunakan dalam melakukan klasifikasi dari kalimat yang akan dipilih sebagai ringkasan. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui seberapa baik kualitas ringkasan sistem yang dihasilkan saat dilakukan penumpukan sejumlah 'n' *layer transformer encoder* saat mempelajari hubungan antar kalimat yang akan dipilih sebagai ringkasan. Konfigurasi untuk *learning rate* dan *dropout* pada pengujian ini menggunakan *learning rate* dan *dropout* terbaik pada pengujian sebelumnya.

Tabel 5.11 Pengujian *Stacked Transformer Encoder* pada Referensi Ekstraktif

N-Stacked Transformer Encoder	IndoBERT			Multilingual BERT		
	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
1	83.89	82.60	82.75	84.14	82.92	83.11
2	84.64	83.45	83.52	84.02	82.77	82.95
3	84.43	83.16	83.36	83.61	82.34	82.59

Tabel 5.12 Pengujian *Stacked Transformer Encoder* pada Referensi Abstraktif

N-Stacked Transformer Encoder	IndoBERT			Multilingual BERT		
	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
1	57.08	51.23	54.99	57.17	51.36	55.14
2	57.45	51.64	55.33	57.10	51.25	55.06
3	57.13	51.28	55.07	56.86	51.06	54.84

Dari pengujian ini dapat diketahui bahwa jumlah *layer transformer encoder* mempengaruhi nilai ROUGE namun tidak signifikan. Kemudian, untuk model IndoBERT memiliki konfigurasi terbaik menggunakan 2 *transformer encoder layer* sedangkan untuk Multilingual BERT memiliki konfigurasi terbaik dengan menggunakan 1 *transformer encoder layer*.

5.1.5 Pengujian Akhir

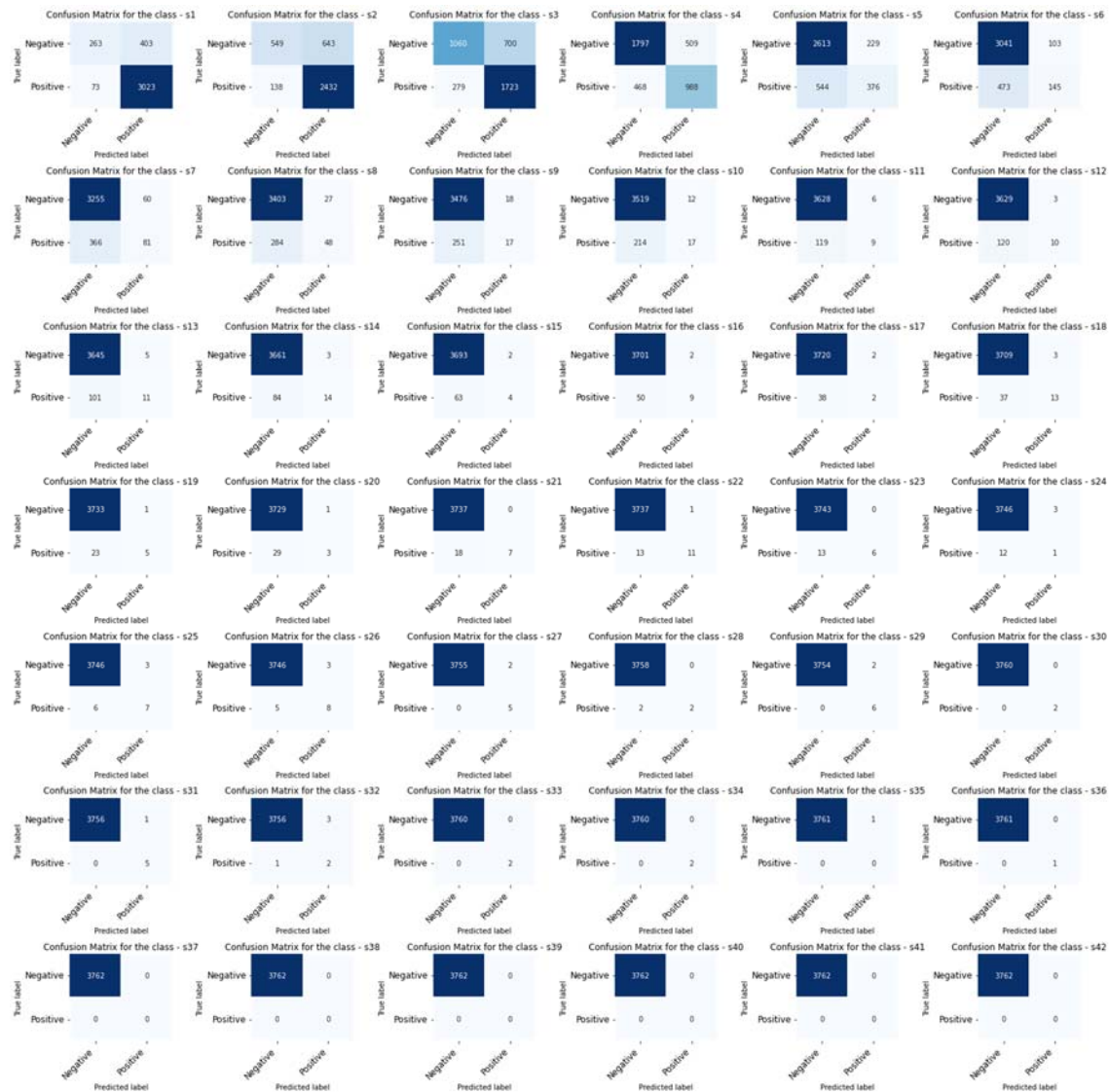
Pada pengujian akhir ini akan dilakukan dengan menggunakan konfigurasi terbaik pada 5 *fold* data. Tujuan dari pengujian ini untuk mengetahui performa model dengan menggunakan konfigurasi terbaik yang didapat dari percobaan sebelumnya terhadap seluruh *fold*. Pengujian ini akan dilakukan pada model IndoBERT saja dikarenakan untuk nilai ROUGE terbaik dari pengujian-pengujian sebelumnya adalah pada saat menggunakan model IndoBERT.

Tabel 5.13 Pengujian Akhir pada Referensi Ekstraktif

Fold	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
1	84.64	83.45	83.52
2	83.68	82.31	82.60
3	85.03	83.79	84.03
4	84.31	83.08	83.25
5	84.64	83.43	83.62
Average	84.46	83.21	83.40

Tabel 5.14 Pengujian Akhir pada Referensi Abstraktif

Fold	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
1	57.45	51.64	55.33
2	56.92	50.90	54.97
3	57.37	51.46	55.39
4	57.16	51.21	55.24
5	56.96	51.18	55.07
Average	57.17	51.27	55.20



Gambar 5.9 *Confusion Matrix* Model Terbaik

Berdasarkan dari *confusion matrix* pada hasil akhir model BERT terbaik didapatkan bahwa model cukup baik dalam melakukan prediksi pada kalimat-kalimat awal sebagai ringkasan berita. Namun, mulai dari kalimat ketujuh hingga akhir cenderung tidak banyak yang diprediksikan dengan positif dan mulai banyak diprediksikan dengan negatif. Hal ini menunjukkan bahwa model BERT yang telah dibuat masih belum banyak mengambil kalimat yang ada di tengah dan akhir sebagai hasil ringkasan berita.

Selain itu, metode ini juga akan dibandingkan dengan metode-metode lain yang telah diterapkan sebelumnya sebagai perbandingan. Perbandingan dari metode yang digunakan pada penelitian ini dengan metode-metode lain dapat dilihat pada Tabel 5.15.

Tabel 5.15 Perbandingan dengan metode-metode *neural network* yang sudah pernah diterapkan

Metode	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
NeuralSum 300 emb. size (Kurniawan & Louvan, 2018)	67.96	61.16	67.24
Bidirectional GRU-RNN (Halim et al., 2020)	57.01	51.17	55.10
BERT	57.17	51.27	55.20

Melalui pengujian yang telah dilakukan, dapat dilihat bahwa metode BERT yang digunakan pada penelitian ini memiliki ROUGE score yang masih rendah. Hal ini diduga karena adanya beberapa faktor yang dapat mempengaruhi model yang telah dibuat contohnya seperti *batch size* dimana pada penelitian sebelumnya yang dicoba pada berita berbahasa Inggris digunakan *batch size* yang sangat tinggi untuk mendapatkan nilai ROUGE score yang tinggi dari model BERT. Selain itu, peneliti juga menduga bahwa penggunaan BERT untuk menghasilkan *embedding* kalimat masih belum sebaik *word2vec* dalam hal menangkap maksud dari suatu kalimat dikarenakan BERT hanya dilakukan pada level kalimat saja sehingga hasilnya masih lebih rendah bila dibandingkan dengan metode sebelumnya yang dilakukan oleh Kurniawan dan Louvan (Kurniawan & Louvan, 2018). Untuk penelitian ini digunakan *batch size* rendah untuk menyesuaikan dengan *resource* yang disediakan oleh *google colab*. Dari pengujian-pengujian yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa model BERT yang diterapkan perlu dilatih dengan menggunakan nilai *hyperparameter* yang tinggi pada *resource* yang lebih besar sehingga dapat memperoleh nilai ROUGE score yang lebih baik lagi serta untuk model IndoBERT perlu dicari tahu lagi nilai *hyperparameter* yang sesuai sehingga performa dari model BERT dapat ditingkatkan lebih lanjut. Selain itu, pada penelitian ini tidak meminta penilaian orang lain terhadap hasil ringkasan sistem. Hal tersebut dikarenakan akan sulit untuk dievaluasi karena tiap orang memiliki penilaian yang subjektif terhadap hasil ringkasan sehingga untuk penelitian ini akan digunakan referensi abstraktif yang telah dibuat oleh manusia untuk mewakili penilaian ini.

5.2 Pengujian program

Pada pengujian ini akan dilakukan percobaan apakah program yang dibuat dapat berjalan dengan baik. Mengenai desain program yang telah dibuat dapat dilihat pada subbab 3.3. Pada program yang telah dibuat, *user* dapat menginputkan sebuah file berita berisi teks dari artikel berita dan juga *user* dapat menginputkan *url* sebagai opsi tambahan bila *user* ingin

mengambil langsung dari sebuah portal berita online. Dalam mengambil berita dari sebuah link *url* akan dibantu dengan *library newspaper*. Karena untuk tiap website memiliki struktur yang berbeda-beda maka artikel yang dapat diekstraksi dengan *library newspaper* hanya dapat dilakukan pada beberapa portal berita saja. Persentase dari kalimat ringkasan akan menentukan seberapa banyak kalimat yang akan dijadikan sebagai ringkasan sistem. Semakin rendah persentase yang diinputkan maka hasil ringkasan yang dihasilkan oleh sistem juga akan semakin sedikit dan berlaku juga untuk sebaliknya. Karena model BERT memiliki maksimum *fixed length* sebesar 512 maka untuk panjang artikel yang melebihi 512 akan dilakukan *truncate* supaya input teks berita dapat dimasukkan ke dalam model yang sudah dibuat.

The image shows a web application titled "Indonesian News Text Summarizer". It features three input sections: "News article URL" with a text box containing a long URL from cncindonesia.com; "News file" with a "Choose File" button and a file named "berita_covid_omicon_cnbc.txt"; and "Percentages of summary" with a slider set to 70%. A "Summarize" button is located at the bottom center of the form.

Gambar 5.10 Contoh input file teks sebuah portal berita online

Segmen Data 5.1 Isi file teks berita yang diupload

Jakarta, CNBC Indonesia - Industri penerbangan dunia harus menahan fase pemulihannya pasca pandemi Covid-19. Hal ini dikarenakan varian baru, Omicron, yang semakin meluas di beberapa negara.

Melansir laporan Reuters, setidaknya ada 4.000 penerbangan yang ditunda pada Minggu, (2/1/2022). Dari jumlah itu, sebanyak 2.400 penerbangan yang dibatalkan ada di Amerika Serikat (AS).

"Di antara maskapai dengan pembatalan terbanyak adalah SkyWest dan SouthWest dengan masing-masing 510 dan 419 pembatalan," lapor data dari aplikasi penerbangan FlightAware. Tak hanya itu, maskapai penerbangan besar seperti Delta Air Lines juga melakukan hal yang sama. Maskapai ini membatalkan 173 penerbangan pada Malam Natal. Delta mengatakan pembatalan itu karena beberapa masalah termasuk varian Omicron.

"Kami meminta maaf kepada pelanggan kami atas keterlambatan rencana perjalanan liburan mereka," kata Delta dalam sebuah pernyataan.

"Orang-orang Delta bekerja keras untuk membawa mereka ke tempat yang mereka butuhkan secepat dan seaman mungkin pada penerbangan berikutnya yang tersedia."

Dalam data terbaru, otoritas AS mendaftarkan setidaknya 346.869 infeksi Covid-19 baru pada hari Sabtu (1/1/2022). Dari angka ini, jumlah kematian akibat Covid-19 naik setidaknya 377 kasus menjadi 828.562.

Penasehat Gedung Putih Dr Anthony Fauci sendiri sudah menghimbau agar masyarakat AS tidak melakukan perjalanan dalam sesi liburan tahun ini. Ia mengatakan bahwa Omicron telah menjadi salah satu varian paling berbahaya yang dapat menggenjot angka infeksi Covid-19 di negara itu.

Indonesian News Text Summarizer

Original News

Jakarta, CNBC Indonesia - Industri penerbangan dunia harus menahan fase pemulihannya pasca pandemi Covid-19. Hal ini dikarenakan varian baru, Omicron, yang semakin meluas di beberapa negara. Melansir laporan Reuters, setidaknya ada 4.000 penerbangan yang ditunda pada Minggu, (2/1/2022). Dari jumlah itu, sebanyak 2.400 penerbangan yang dibatalkan ada di Amerika Serikat (AS). "Di antara maskapai dengan pembatalan terbanyak adalah SkyWest dan SouthWest dengan masing-masing 510 dan 419 pembatalan," lapor data dari aplikasi penerbangan FlightAware. Tak hanya itu, maskapai penerbangan besar seperti Delta Air Lines juga melakukan hal yang sama. Maskapai ini membatalkan 173 penerbangan pada Malam Natal. Delta mengatakan pembatalan itu karena beberapa masalah termasuk varian Omicron. "Kami meminta maaf kepada pelanggan kami atas keterlambatan rencana perjalanan liburan mereka," kata Delta dalam sebuah pernyataan. "Orang-orang Delta bekerja keras untuk membawa mereka ke tempat yang mereka butuhkan secepat dan seaman mungkin pada penerbangan berikutnya yang tersedia." Dalam data terbaru, otoritas AS mendaftarkan setidaknya 346.869 infeksi Covid-19 baru pada hari Sabtu (1/1/2022). Dari angka ini, jumlah kematian akibat Covid-19 naik setidaknya 377 kasus menjadi 828.562. Penasehat Gedung Putih Dr Anthony Fauci sendiri sudah menghimbau agar masyarakat AS tidak melakukan perjalanan dalam sesi liburan tahun ini. Ia mengatakan bahwa Omicron telah menjadi salah satu varian paling berbahaya yang dapat menggenjot angka infeksi Covid-19 di negara itu.

Summary Result

Jakarta, CNBC Indonesia - Industri penerbangan dunia harus menahan fase pemulihannya pasca pandemi Covid-19. Hal ini dikarenakan varian baru, Omicron, yang semakin meluas di beberapa negara.

Melansir laporan Reuters, setidaknya ada 4.000 penerbangan yang ditunda pada Minggu, (2/1/2022). Dari jumlah itu, sebanyak 2.400 penerbangan yang dibatalkan ada di Amerika Serikat (AS).

"Di antara maskapai dengan pembatalan terbanyak adalah SkyWest dan SouthWest dengan masing-masing 510 dan 419 pembatalan," lapor data dari aplikasi penerbangan FlightAware.

Tak hanya itu, maskapai penerbangan besar seperti Delta Air Lines juga melakukan hal yang sama. Maskapai ini membatalkan 173 penerbangan pada Malam Natal. Delta mengatakan pembatalan itu karena beberapa masalah termasuk varian Omicron.

Dalam data terbaru, otoritas AS mendaftarkan setidaknya 346.869 infeksi Covid-19 baru pada hari Sabtu (1/1/2022). Dari angka ini, jumlah kematian akibat Covid-19 naik setidaknya 377 kasus menjadi 828.562.

Gambar 5.11 Hasil ringkasan sistem yang menggunakan input file text

Indonesian News Text Summarizer

News article URL

<https://www.cnbcindonesia.com/tech/20211230162513-37-303349/kominfo-minta-operator-seluler-matikan-3g-ini-penjasannya>

News file

Choose File

No file chosen

Percentages of summary

%

Summarize

Gambar 5.12 Contoh input *url* sebuah portal berita online

Indonesian News Text Summarizer

Original News

Jakarta, CNBC Indonesia - Beberapa hari lalu, Menteri Kominfo Johnny Plate sempat melontarkan permintaan menghapus 3G kepada operator tanah air. Untuk melaksanakan hal itu, Kementerian Kominfo sedang mengkaji lebih mendalam lagi. "Terkait penghapusan 3G. Untuk kebijakan ini Kominfo sedang melakukan kajian yang mendalam terkait dengan mekanisme fade-out atau penghapusan 3G di tengah-tengah masyarakat," jelas Juru Bicara Kementerian Kominfo, Dedy Permadi, di kantor Kominfo, Jakarta, Kamis (30/12/2021). Dia mengatakan satu hal yang jadi perhatian memastikan wilayah sudah ada jaringan 4G. Dengan begitu penghapusan 3G bisa dilakukan. Berikutnya adalah kepentingan masyarakat secara umum. Mekanisme yang ditetapkan harus tidak merugikan masyarakat pengguna seluler. "Jadi dengan dua prinsip itu kita sedang mengkaji secara mendalam penghapusan sinyal 3G," ungkapnya. Semua hal terkait penghapusan 3G, Dedy mengatakan menunggu hasil kajian yang dilakukan tim internal Kementerian Kominfo. Termasuk tenggat waktu untuk menghapus jaringan 3G tersebut. "Deadline penghapusan 3G menunggu hasil kajian dari tim internal di Kominfo. Hasil kajian itulah yang akan menentukan eksekusi kebijakan ini akan dilakukan. Sifatnya seperti apa? Itu tergantung hasil kajian," kata Dedy. Sebelumnya, Johnny mengatakan 4G menjadi tulang punggung telekomunikasi. Secara bertahap meminta operator seluler menghapus 3G. Dia juga beralasan kenapa bukan 2G, sebab jaringan itu terkait untuk komunikasi suara. Untuk 3G adalah komunikasi data, yang saat ini lebih lambat dari 4G. Johnny menambahkan jangan sampai kaget jika komunikasi berkecepatan tinggi hadir di wilayah 3T. Sebagian wilayah komersial yang sebelumnya menggunakan jaringan 3G punya biaya layanan lebih murah. "Secara bertahap agar fade out 3G digantikan 4G. Kami juga tidak menunggu 3G selesai di fade out [operator seluler] melalui Bakti (Badan Aksesibilitas Telekomunikasi dan Informatika) Kominfo juga akan melakukan pembangunan BTS 4G di wilayah 3T," jelas Johnny.

Summary Result

Jakarta, CNBC Indonesia - Beberapa hari lalu, Menteri Kominfo Johnny Plate sempat melontarkan permintaan menghapus 3G kepada operator tanah air. Untuk melaksanakan hal itu, Kementerian Kominfo sedang mengkaji lebih mendalam lagi.

"Terkait penghapusan 3G. Untuk kebijakan ini Kominfo sedang melakukan kajian yang mendalam terkait dengan mekanisme fade-out atau penghapusan 3G di tengah-tengah masyarakat," jelas Juru Bicara Kementerian Kominfo, Dedy Permadi, di kantor Kominfo, Jakarta, Kamis (30/12/2021).

Dia mengatakan satu hal yang jadi perhatian memastikan wilayah sudah ada jaringan 4G. Dengan begitu penghapusan 3G bisa dilakukan. Berikutnya adalah kepentingan masyarakat secara umum. Mekanisme yang ditetapkan harus tidak merugikan masyarakat pengguna seluler.

Semua hal terkait penghapusan 3G, Dedy mengatakan menunggu hasil kajian yang dilakukan tim internal Kementerian Kominfo. Termasuk tenggat waktu untuk menghapus jaringan 3G tersebut.

Gambar 5.13 Hasil ringkasan sistem dari sebuah *url* portal berita online