

Peringkasan Otomatis Risalah Rapat DPR RI Menggunakan IndoNanoT5 dan LongT5 TGlobal

Alghaniyu Naufal Hamid^{1,*}, Yudi Wibisono², Rasim³

^{1,2,3}Fakultas Pendidikan Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Ilmu Komputer, Universitas Pendidikan Indonesia, Bandung, Indonesia

Email: ^{1,*}algha_naufal@upi.edu, ²yudi@upi.edu, ³rasim@upi.edu

(* Email Corresponding Author: algha_naufal@upi.edu)

Received: January 5, 2026 | Revision: January 7, 2026 | Accepted: January 7, 2026

Abstrak

Risalah rapat Dewan Perwakilan Rakyat Republik Indonesia DPR RI bersifat panjang, dialogis, dan menyebarkan informasi penting pada banyak bagian, sehingga pembaca sulit menangkap inti pembahasan, keputusan, dan tindak lanjut secara cepat. Penelitian ini membangun dan mengevaluasi sistem peringkasan abstraktif pada 200 risalah rapat DPR RI menggunakan pelatihan bertahap berbasis domain rapat. Tahap adaptasi dilakukan melalui *pre-training AMI Meeting Corpus* yang diterjemahkan ke Bahasa Indonesia, kemudian dilanjutkan *fine-tuning* pada dataset risalah DPR RI. Dua pendekatan dibandingkan. Pendekatan pertama menggunakan LongT5 Transient Global Attention TGlobal sebagai model *long context end-to-end*. Pendekatan kedua menggunakan IndoNanoT5 dengan strategi *chunking* dan *sliding window*, ukuran *chunk 1024 token*, *overlap 127 token*, serta agregasi ringkasan per chunk sepanjang 256 token menjadi ringkasan akhir hingga 1024 token. Evaluasi dilakukan menggunakan ROUGE-1, ROUGE-2, ROUGE-L, dan Word F1. Hasil validasi menunjukkan LongT5 TGlobal mencapai kinerja terbaik setelah *fine-tuning* dengan ROUGE-1 0,3031, ROUGE-2 0,0924, ROUGE-L 0,1427, dan Word F1 0,2721. IndoNanoT5 menunjukkan peningkatan performa setelah *fine-tuning* dengan ROUGE-1 0,1437, ROUGE-2 0,0483, ROUGE-L 0,1098, dan Word F1 0,1264, namun masih terdampak fragmentasi konteks dan repetisi akibat *overlap* dan proses agregasi ringkasan. Pendekatan ini relevan untuk meningkatkan aksesibilitas informasi rapat legislatif bagi publik, peneliti, jurnalis, dan pembuat kebijakan secara nasional berkelanjutan.

Kata Kunci: peringkasan abstraktif, risalah rapat DPR RI, LongT5 TGlobal, IndoNanoT5, ROUGE.

Abstract

Meeting minutes of the Indonesian House of Representatives DPR RI are lengthy, dialogic, and distribute important information across many sections, making it difficult for readers to quickly identify core discussions, decisions, and follow up actions. This study develops and evaluates an abstractive summarization system for 200 DPR RI meeting minutes using a meeting domain based staged training strategy. Domain adaptation is performed through intermediate pre training on the AMI Meeting Corpus translated into Indonesian, followed by fine tuning on the DPR RI minutes dataset. Two approaches are compared. The first approach employs LongT5 with Transient Global Attention TGlobal as an end to end long context model. The second approach uses IndoNanoT5 with chunking and sliding window, a chunk size of 1024 tokens, 127 token overlap, and aggregation of 256 token chunk summaries into a final summary of up to 1024 tokens. Evaluation is conducted using ROUGE 1, ROUGE 2, ROUGE L, and Word F1 metrics. Validation results show that LongT5 TGlobal achieves the best performance after fine tuning, with ROUGE 1 of 0.3031, ROUGE 2 of 0.0924, ROUGE L of 0.1427, and Word F1 of 0.2721. IndoNanoT5 improves after fine tuning, achieving ROUGE 1 of 0.1437, ROUGE 2 of 0.0483, ROUGE L of 0.1098, and Word F1 of 0.1264, but remains affected by context fragmentation and repetition caused by overlap and summary aggregation. This approach supports improved accessibility of legislative meeting information for the public, researchers, journalists, and policymakers in sustainable democratic governance contexts.

Keywords: abstractive summarization, meeting minutes DPR RI, LongT5 TGlobal, IndoNanoT5, ROUGE.

1 PENDAHULUAN

Rapat merupakan media komunikasi organisasi yang dipakai untuk menyelaraskan kepentingan, membahas isu, dan menghasilkan keputusan yang mengikat pihak-pihak terkait [1]. Dalam konteks kelembagaan publik, rapat juga berfungsi sebagai mekanisme akuntabilitas karena proses deliberasi dan dasar pertimbangan kebijakan perlu terdokumentasi secara tertib. DPR RI menjalankan fungsi legislasi, pengawasan, dan anggaran melalui rapat-rapat formal lintas komisi dan mitra kerja. Setiap rapat tersebut terdokumentasi dalam bentuk risalah rapat yang idealnya memuat agenda, peserta, jalannya pembahasan, pokok-pokok bahasan, serta keputusan dan tindak lanjut [2], [3]. Ketersediaan risalah rapat berkontribusi pada transparansi dan keterbukaan informasi publik yang menjadi prasyarat tata kelola pemerintahan yang baik [4]. Namun, aksesibilitas informasi risalah di lapangan masih menghadapi hambatan karena dokumen risalah cenderung panjang, dialogis, dan memuat konteks yang tersebar. Kondisi ini menyulitkan pembaca untuk segera menemukan inti rapat, terutama ketika kebutuhan informasinya bersifat cepat dan spesifik.

Tantangan aksesibilitas ini juga dipengaruhi oleh situasi keterbukaan risalah yang tidak selalu seragam pada seluruh pembahasan, serta kompleksitas informasi yang tinggi. Beberapa kajian menunjukkan bahwa dokumen kebijakan dan dokumen rapat dapat menimbulkan beban kognitif ketika struktur teks kompleks dan detail tersebar

pada banyak bagian [5]. Pada risalah rapat formal, keterbacaan semakin menantang karena penggunaan istilah teknis dan akronim yang padat dapat mengurangi kemudahan pemahaman. Akibatnya, meskipun risalah rapat tersedia, publik maupun pemangku kepentingan tetap membutuhkan mekanisme yang lebih efektif untuk memperoleh ringkasan yang padat, akurat, dan mudah dibaca.

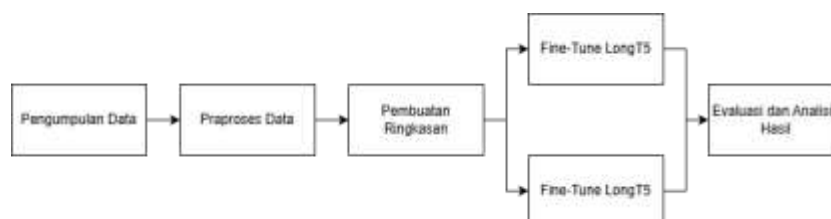
Peringkasan otomatis abstraktif menawarkan solusi dengan menghasilkan ringkasan baru yang merangkum isi dokumen, bukan sekadar menyalin kalimat. Dalam beberapa tahun terakhir, penelitian peringkasan abstraktif berkembang pesat seiring dominasi Transformer sebagai arsitektur pemodelan bahasa [6]. Namun, ringkasan abstraktif untuk dokumen rapat memiliki karakteristik khusus. Informasi penting sering tersebar dari awal hingga akhir rapat. Pembukaan memuat agenda dan peserta, bagian tengah memuat argumen, klarifikasi, dan perdebatan, sedangkan bagian akhir memuat simpulan, keputusan, serta tindak lanjut. Struktur semacam ini menuntut model untuk memahami konteks lintas bagian dan menjaga koherensi global. Literatur peringkasan juga menekankan bahwa ketika model tidak mendukung input panjang, peneliti sering memakai *segment-based summarization* sebagai solusi praktis, tetapi strategi ini berisiko memutus dependensi lintas segmen dan memunculkan repetisi saat ringkasan parsial digabungkan [7], [8].

Sejumlah penelitian lima tahun terakhir memberikan pijakan yang relevan untuk merumuskan celah riset. Pertama, survei dan studi ATS modern menegaskan bahwa ringkasan abstraktif yang baik perlu menjaga konsistensi ide dan koherensi global, sehingga pendekatan segmentasi perlu dikontrol ketat atau dipadukan dengan strategi tambahan [7], [8]. Kedua, riset *meeting summarization* juga bergerak ke arah ringkasan yang lebih “bertujuan”, misalnya ringkasan berbasis *action items*, karena rapat tidak hanya memuat informasi, tetapi juga keputusan dan tindak lanjut [9]. Ketiga, studi sistem *minuting* dan *shared task* menunjukkan bahwa model generatif modern dapat meringkas rapat, tetapi domain rapat yang berbeda memengaruhi gaya ringkasan dan pilihan informasi [10]. Keempat, di sisi arsitektur, LongT5 memperkenalkan mekanisme *attention* yang lebih efisien untuk *long sequence*, sehingga relevan bagi dokumen rapat panjang yang membutuhkan pemodelan konteks global [11]. Kelima, untuk bahasa Indonesia, model monolingual seperti IndoNanoT5 dirancang agar lebih selaras dengan morfologi dan distribusi kosakata bahasa Indonesia dibanding model multilingual [12]. Keenam, penelitian terbaru pada risalah rapat DPR RI berbasis Transformer menunjukkan bahwa adaptasi pelatihan sebelum *fine-tuning* dapat membantu, tetapi capaian akhir tetap sangat ditentukan oleh kesesuaian domain target dan format ringkasan referensi [13]. Ketujuh, evaluasi model T5 pada dataset ringkasan bahasa Indonesia juga menegaskan pentingnya keselarasan data dan metrik saat menilai kualitas ringkasan abstraktif [14].

Berdasarkan penelitian terkait tersebut, terlihat GAP yang spesifik pada konteks risalah rapat DPR RI. Penelitian terdahulu sudah membuktikan Transformer menjanjikan untuk peringkasan risalah DPR RI [13]. Namun, masih terbuka dua pertanyaan inti yang langsung memengaruhi desain sistem. Pertama, seberapa besar keuntungan model *native long-context* seperti LongT5 TGlobal dibanding pendekatan *chunking-sliding window* pada model monolingual seperti IndoNanoT5, ketika target ringkasan bersifat abstraktif dan dokumen bersifat *long-sequence*. Kedua, bagaimana peran *pre-training* berbasis korpus rapat seperti *AMI Meeting Corpus* yang diterjemahkan ke bahasa Indonesia dalam membiasakan model pada struktur dialog rapat sebelum model mempelajari domain legislatif yang lebih formal. Celah ini penting karena risalah DPR RI memiliki gaya bahasa dan kebutuhan ringkasan yang berbeda dari rapat umum. Pada saat yang sama, keterbatasan panjang input pada model tertentu memaksa penggunaan segmentasi, yang dapat mengubah perilaku generasi ringkasan.

Penelitian ini bertujuan menjawab GAP tersebut dengan membangun skema eksperimen tiga tahap, yaitu *zero-shot*, *pre-training* menggunakan AMI versi bahasa Indonesia, dan *fine-tuning* pada dataset target 200 risalah rapat DPR RI. Penelitian memfokuskan evaluasi pada dua jalur model yang berjalan stabil, yaitu LongT5 Transient Global Attention (TGlobal) sebagai kandidat utama *native long-context*, serta IndoNanoT5 yang diperluas dengan *chunking* dan *sliding window* untuk mengatasi batas input. Penelitian mengevaluasi hasil menggunakan ROUGE-1, ROUGE-2, ROUGE-L, dan Word F1 [15], serta membaca hasil secara kuantitatif dan kualitatif untuk menilai koherensi dan repetisi. Harapannya, penelitian ini memperkuat aksesibilitas publik terhadap informasi rapat DPR RI dan memberikan pembuktian empiris tentang pilihan arsitektur yang paling tepat untuk peringkasan dokumen rapat panjang berbahasa Indonesia.

2 METODOLOGI PENELITIAN



Gambar 1. Alur Tahapan Penelitian

Gambar 1 menunjukkan alur tahapan penelitian yang digunakan untuk membangun dan mengevaluasi sistem peringkasan abstraktif pada risalah rapat DPR RI. Alur ini disusun berurutan dari pengumpulan data hingga evaluasi hasil agar setiap keputusan *pre-training* dan konfigurasi pelatihan dapat ditelusuri dampaknya terhadap kualitas ringkasan. Penelitian memfokuskan eksperimen pada 200 dokumen risalah rapat DPR RI sebagai dataset target, serta menggunakan *AMI Meeting Corpus* yang diterjemahkan ke Bahasa Indonesia sebagai dataset pendukung untuk adaptasi struktur rapat sebelum *fine-tuning* pada domain legislatif [2], [16], [17]. Dua jalur *fine-tuning* dilakukan secara paralel sesuai dua kotak “*Fine-Tune*” pada Gambar 1, yaitu jalur LongT5 Transient Global (TGlobal) untuk pemrosesan *long-context*, dan jalur IndoNanoT5 yang memerlukan strategi *chunking* dan *sliding window* untuk mengatasi batas token input [11], [12].

2.1 Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data dilakukan dari dua sumber utama.

- Dataset Risalah Rapat DPR RI (Target)
Data risalah diperoleh dari sumber resmi DPR RI (www.dpr.go.id) dalam format PDF. Dokumen dipilih pada kriteria rapat formal berbahasa Indonesia dan disiapkan sebagai pasangan teks risalah (dokumen sumber) dan ringkasan referensi (*ground truth*) untuk pelatihan serta evaluasi. Penelitian membatasi eksperimen pada 200 dokumen agar proses *training*, *test*, dan *validation* kualitatif dapat dilakukan secara konsisten serta terkontrol.
- Dataset *AMI Meeting Corpus* (Pendukung)
AMI digunakan sebagai dataset pendukung karena menyediakan transkrip rapat dan ringkasan yang relevan untuk membiasakan model pada struktur dialog rapat sebelum mempelajari domain risalah DPR RI [16]. Untuk menjaga keselarasan bahasa, seluruh transkrip dan ringkasan *AMI* diterjemahkan ke Bahasa Indonesia sehingga dapat digunakan pada *pipeline* pelatihan yang sama dengan dataset target. Strategi ini mengikuti prinsip *transfer learning*, yaitu memperkuat generalisasi dan kemampuan generatif model melalui pelatihan bertahap sebelum diarahkan ke domain spesifik [17].

2.2 Praproses Data

Praproses bertujuan memastikan teks yang masuk ke model bersih, representatif, dan konsisten formatnya sehingga proses pembelajaran tidak bias oleh *noise* ekstraksi. Mengacu pada konteks skripsi, praproses dilakukan melalui beberapa langkah berikut.

- Ekstraksi teks dari PDF risalah DPR RI
Dokumen PDF diekstrak menjadi teks mentah. Proses ini penting karena sebagian risalah memiliki artefak hasil ekstraksi yang dapat mengganggu pembacaan model.
- Pembersihan teks dan normalisasi format
Teks dibersihkan dari karakter yang tidak relevan seperti “\n”, spasi berlebih, serta simbol atau pola yang muncul akibat ekstraksi. Selain itu, dilakukan penghapusan nomor halaman dan elemen berulang yang tidak merepresentasikan isi rapat.
- Penghapusan *noise* non-konten
Elemen seperti *watermark*, *header*, *footer*, atau bagian dekoratif dokumen dihapus karena dapat menambah token tanpa menambah informasi, serta meningkatkan risiko model mempelajari pola yang tidak berkaitan dengan substansi rapat.
- Filtering* panjang dokumen
Filtering dilakukan untuk menjaga kualitas dan konsistensi distribusi panjang dokumen. Dokumen yang terlalu pendek berpotensi bukan risalah lengkap (misalnya hasil ekstraksi gagal atau risalah ringkas), sedangkan dokumen yang terlalu panjang dapat mendominasi pelatihan dan memicu ketidakseimbangan pembelajaran.
- Terjemahan *AMI* (Inggris → Indonesia)
Transkrip rapat dan ringkasan *AMI* diterjemahkan ke Bahasa Indonesia menggunakan mesin penerjemah agar domain “rapat” tetap terbawa, namun selaras dengan bahasa target. Setelah terjemahan, teks dinormalisasi ulang untuk mengurangi inkonsistensi tanda baca, spasi, dan format paragraf.
- Penanganan redundansi/duplikasi
Duplikasi bagian teks dihilangkan agar model tidak “membiasakan diri” pada segmen yang sama berulang kali, yang dapat meningkatkan repetisi pada ringkasan keluaran.
- Penyiapan format *text-to-text*
Seluruh data disusun dalam format pasangan (input, target) mengikuti paradigma T5 sebagai pemetaan teks ke teks. Setiap *record* minimal berisi *risalah_text* sebagai input dan *summary_text* sebagai target [17].

2.3 Pembuatan Ringkasan Referensi

Tahap ini menyiapkan target ringkasan yang digunakan sebagai acuan pelatihan dan evaluasi. Pada risalah DPR RI, ringkasan referensi umumnya berbentuk ringkasan pokok bahasan atau rangkuman keputusan rapat. Penelitian menstandarkan ringkasan referensi agar konsisten antar dokumen, terutama dari sisi gaya penulisan, urutan informasi penting, dan format (misalnya poin-poin). Standardisasi ini penting karena model generatif sangat sensitif

terhadap variasi gaya target. Output akhirnya adalah dataset berpasangan yang siap digunakan pada pelatihan, setiap dokumen risalah memiliki satu ringkasan referensi yang selaras.

2.4 Fine-Tuning Model

Sesuai dua kotak *fine-tune* pada Gambar 1, pelatihan dilakukan pada dua jalur model untuk membandingkan dua strategi penanganan dokumen panjang: (1) *long-context native* melalui LongT5 TGlobal, dan (2) segmentasi dokumen melalui *chunking-sliding window* pada IndoNanoT5. Kedua jalur menerapkan pola pelatihan bertahap: *zero-shot* → *pre-training* pada AMI terjemahan → *fine-tuning* pada 200 risalah DPR RI, agar pengaruh adaptasi struktur rapat dapat dipisahkan dari pengaruh adaptasi domain legislatif [16], [17].

2.4.1 Fine-Tune LongT5 Transient Global (TGlobal)

LongT5 TGlobal dipilih karena dirancang untuk pemrosesan *long-sequence* dengan mekanisme perhatian yang lebih efisien pada dokumen panjang, sehingga lebih sesuai untuk risalah rapat yang konteksnya tersebar dari awal hingga akhir [11]. Pada jalur ini, dokumen risalah diproses secara dokumen-level dengan panjang input besar (*long-context*) agar model dapat mempertahankan dependensi global, misalnya keterkaitan antara agenda, argumen, dan keputusan rapat. Tahap *pre-training* AMI terjemahan digunakan untuk membiasakan model pada struktur dialog rapat dan pola ringkasan rapat sebelum diarahkan ke gaya formal risalah DPR RI [16], [17].

2.4.2 Fine-Tune IndoNanoT5 dengan Chunking dan Sliding Window

IndoNanoT5 digunakan karena bersifat monolingual bahasa Indonesia, sehingga diharapkan lebih selaras pada distribusi kosakata dan morfologi bahasa Indonesia [12]. Namun, karena batas panjang input, risalah dipotong menggunakan *chunking* dan *sliding window* agar model tetap menerima konteks panjang secara bertahap. Setiap dokumen dipecah menjadi beberapa segmen token tetap dengan *overlap* antar segmen untuk menjaga kontinuitas konteks. Setelah model menghasilkan ringkasan per-segmen, ringkasan parsial digabung menjadi ringkasan dokumen-level. Strategi ini memudahkan pemrosesan dokumen panjang pada model yang tidak *native long-context*, tetapi berpotensi menimbulkan repetisi karena area *overlap* dapat memicu keluaran ringkasan yang mirip antar segmen. Karena itu, hasil jalur IndoNanoT5 dianalisis tidak hanya dari sisi skor metrik, tetapi juga dari koherensi dan tingkat redundansi keluaran [7], [8].

2.5 Evaluasi dan Analisis Hasil

Evaluasi kuantitatif dilakukan menggunakan ROUGE-1, ROUGE-2, dan ROUGE-L untuk mengukur kesesuaian n-gram dan *subsequence* antara ringkasan model dan ringkasan referensi [15]. Selain ROUGE, evaluasi juga menambahkan Word F1 untuk menangkap keseimbangan *precision* dan *recall* pemilihan kata pada ringkasan, terutama saat model cenderung menghasilkan pengulangan [15]. Setelah evaluasi kuantitatif, penelitian melakukan analisis kualitatif pada sampel keluaran untuk menilai: (1) koherensi ringkasan dokumen-level, (2) kelengkapan poin penting (agenda, pembahasan inti, keputusan/tindak lanjut), dan (3) pola repetisi yang umum muncul pada pendekatan *chunking-sliding window*. Dengan kombinasi ini, perbandingan dua jalur model tidak berhenti pada skor, tetapi juga menjelaskan karakter keluaran yang relevan untuk kebutuhan ringkasan risalah rapat DPR RI.

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini memaparkan hasil eksperimen dan pembahasan mendalam terhadap kinerja dua pendekatan peringkasan abstraktif pada 200 risalah rapat DPR RI. Penelitian memfokuskan analisis pada dua jalur utama, yaitu LongT5 Transient Global Attention (TGlobal) sebagai model *native long-context*, serta IndoNanoT5 yang diperkuat melalui strategi *Chunking* dan *Sliding Window* untuk mengatasi keterbatasan panjang input. Penelitian juga menerapkan *pre-training* menggunakan AMI Meeting Corpus yang telah diterjemahkan ke Bahasa Indonesia sebagai tahap adaptasi struktur rapat sebelum *fine-tuning* pada domain risalah DPR RI [16], [17]. Evaluasi menggunakan metrik ROUGE-1, ROUGE-2, ROUGE-L, dan Word F1 untuk mengukur kesesuaian ringkasan model terhadap ringkasan referensi [15]. Analisis pada bagian ini menggabungkan interpretasi kuantitatif dari skor validasi dan pembacaan kualitatif terhadap karakter ringkasan, terutama terkait koherensi global, kelengkapan butir penting, serta kecenderungan repetisi.

3.1 Konfigurasi Eksperimen dan Hyperparameter

Penelitian menyiapkan dua konfigurasi *hyperparameter* yang diselaraskan dengan karakter masing-masing jalur model. Peneliti menetapkan panjang input maksimum 16.384 token pada kedua jalur, karena risalah rapat DPR RI umumnya bersifat panjang dan memuat informasi penting yang tersebar lintas bagian rapat. Panjang output ditetapkan 1.024 token pada ringkasan final untuk menjaga kelengkapan butir bahasan dan keputusan rapat. Pilihan ini sejalan dengan kebutuhan ringkasan rapat yang tidak hanya “menjawab topik”, tetapi juga perlu menangkap keputusan dan tindak lanjut yang sering muncul di bagian tengah hingga akhir dokumen.

Table 1. Hyperparameter LongT5

Parameter	Pre Train	Fine Tune
Learning Rate	2e-5	2e-5
Epoch	2 – 10	10 – 30
Batch Size (Per Device)	1	1
Gradient Accumulation	8	8
Weight Decay	0.00	0.01
Drop Out	-	0.2
Warmup	-	300
Max Input Length	16384	16384
Max Output Length	1024	1024
Optimizer	adamw_torch	adamw_torch

Tabel 1 menampilkan *hyperparameter* untuk LongT5 TGlobal. Penelitian menetapkan *learning rate* 2e-5 baik pada tahap *pre-training* maupun *fine-tune* untuk menjaga stabilitas *update* parameter pada model *encoder-decoder* skala besar [11], [17]. Peneliti menggunakan *batch size per device* 1 karena panjang input 16.384 token meningkatkan konsumsi memori secara signifikan, sehingga *batch* besar berpotensi memicu instabilitas atau kegagalan pelatihan. Untuk mempertahankan efektivitas pembelajaran, peneliti menerapkan *gradient accumulation* 8, sehingga model tetap memperoleh efek “batch efektif” tanpa memperbesar beban memori. Penelitian menguji rentang *epoch pre-training* 2 sampai 10, lalu mengeksplorasi *epoch fine-tuning* 10 sampai 30 untuk menemukan konfigurasi terbaik yang memberikan peningkatan metrik validasi. Peneliti juga menambahkan *weight decay* 0.01 pada *fine-tune* untuk membantu regularisasi dan menekan *overfitting* pada dataset target yang lebih kecil dibanding korpus *pre-training*. *Dropout* 0.2 dan *warmup* 300 step digunakan pada tahap *fine-tune* untuk menstabilkan awal pembelajaran dan mendorong generalisasi yang lebih baik.

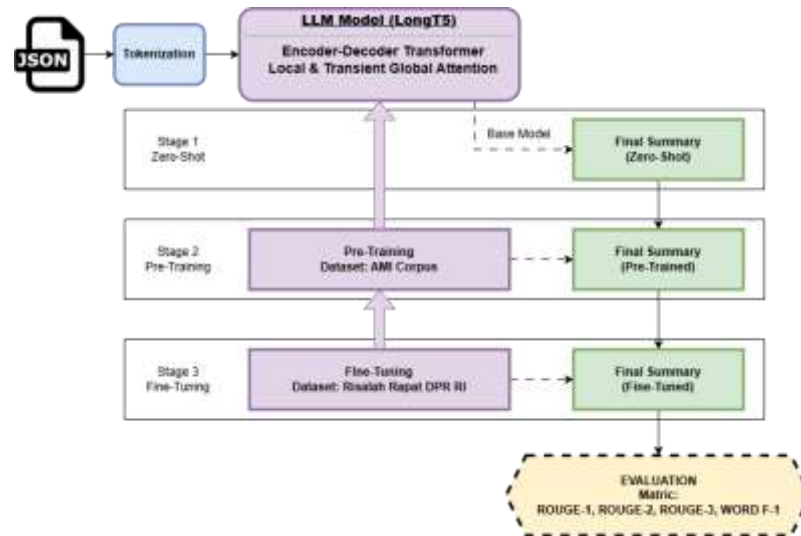
Table 2. Hyperparameter IndoNanoT5

Parameter	Pre Train	Fine Tune
Learning Rate	2e-5	2e-5
Epoch	2 - 10	10 - 30
Batch Size (Per Device)	1	1
Gradient Accumulation	8	8
Weight Decay	0.01	0.01
Warmup	300	300
Overlap	127	127
Chunk Size	1024	1024
Max Input Length	16384	16384
Max Output Length	256 (Chunk) / 1024 (Final)	256 (Chunk) / 1024 (Final)
Optimizer	adamw_torch_fused	adamw_torch_fused

Tabel 2 menampilkan *hyperparameter* IndoNanoT5 dengan *Chunking* dan *Sliding Window*. Penelitian menggunakan *learning rate* 2e-5 dan *gradient accumulation* 8 dengan *batch size* 1 untuk alasan yang serupa, yaitu menjaga stabilitas pada input panjang dan meminimalkan risiko *out-of-memory*. Pada jalur ini, peneliti menetapkan *chunk size* 1.024 token dan *overlap* 127 token. *Overlap* berperan menjaga kesinambungan konteks antar segmen, sehingga model tidak kehilangan informasi di batas potongan. Namun, *overlap* juga berpotensi memunculkan ringkasan yang berulang karena bagian *overlap* dapat diringkas lebih dari satu kali. Karena itu, peneliti membatasi panjang *output per chunk* menjadi 256 token, lalu mengagregasi ringkasan antar *chunk* untuk membentuk ringkasan akhir hingga 1.024 token. Peneliti menggunakan *optimizer adamw_torch_fused* untuk efisiensi komputasi pada proses *training* dengan panjang input tinggi, sedangkan LongT5 TGlobal memakai *adamw_torch* sesuai konfigurasi yang stabil pada eksperimen. IndoNanoT5 menjalankan *pre-training* selama 2 *epoch* sampai 10 *epoch* dan *fine-tuning* selama 10 *epoch* sampai 30 *epoch*, karena fokus jalur ini adalah menguji efek strategi pemrosesan dokumen panjang, bukan mengeksplorasi *epoch* yang terlalu banyak pada model yang lebih kecil.

Dengan konfigurasi tersebut, penelitian menempatkan kedua jalur pada kondisi eksperimen yang setara dari sisi batas input, target ringkasan final, serta metrik evaluasi. Perbedaan utama berada pada cara model mengakses konteks. LongT5 TGlobal memproses dokumen panjang secara *end-to-end*, sedangkan IndoNanoT5 memproses dokumen secara tersegmentasi dan menggabungkan hasilnya. Literatur peringkasan menyebut pendekatan segmentasi dapat membantu memproses dokumen panjang pada model yang tidak mendukung *long-context*, tetapi sering menimbulkan *trade-off* berupa repetisi, fragmentasi koherensi, dan kehilangan dependensi lintas segmen [7], [8]. Bagian pembahasan berikut menilai *trade-off* tersebut secara empiris pada risalah rapat DPR RI.

3.2. Arsitektur Pelatihan LongT5 Transient Global



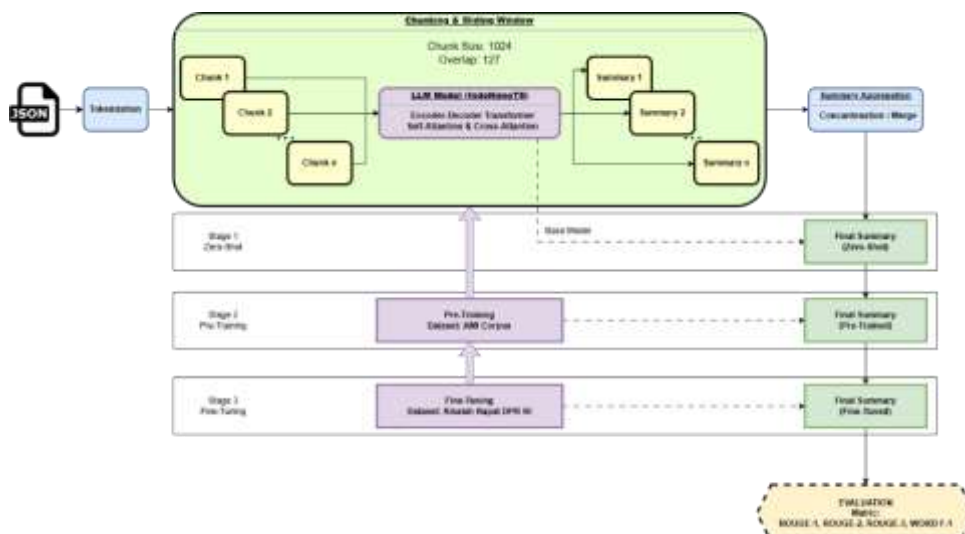
Gambar 2. Arsitektur Pelatihan LongT5

Gambar 2 menggambarkan arsitektur pelatihan LongT5 yang menggunakan *pipeline* tiga tahap tanpa *chunking*. Penelitian memulai proses dari input dataset dalam format terstruktur, lalu melakukan tokenisasi untuk membangun representasi input yang konsisten bagi model *encoder-decoder*. LongT5 TGlobal memanfaatkan mekanisme *attention* yang dirancang untuk *long sequence*, sehingga model dapat mempertahankan akses terhadap konteks global tanpa harus memotong dokumen menjadi segmen kecil [11]. Karakter ini penting untuk risalah rapat DPR RI karena informasi pokok sering muncul secara tersebar, misalnya agenda dan pembukaan di awal, pembahasan rinci di tengah, serta simpulan dan keputusan di akhir.

Penelitian menerapkan tiga tahap pelatihan. Tahap pertama adalah *zero-shot*, yaitu mengukur *baseline* kemampuan model sebelum adaptasi domain. Tahap kedua adalah *pre-training* pada AMI Meeting Corpus versi Bahasa Indonesia untuk membiasakan model pada struktur rapat, pola pergantian pembicara, serta dinamika diskusi. Tahap ini menargetkan pembentukan kemampuan "*meeting-aware*" sebelum model mempelajari terminologi dan format ringkasan DPR RI. Tahap ketiga adalah *fine-tuning* pada 200 risalah rapat DPR RI untuk adaptasi domain legislatif dan format ringkasan target yang menuntut butir inti, keputusan, dan tindak lanjut.

Secara metodologis, strategi bertahap ini konsisten dengan prinsip *transfer learning* pada T5, yaitu memanfaatkan data pendukung yang relevan untuk memperkuat representasi dan stabilitas generasi sebelum diarahkan ke domain spesifik [17]. Dalam konteks risalah rapat, *pre-training* pada data rapat seperti AMI masuk akal karena struktur dialog dan alur diskusi lebih dekat dengan risalah rapat dibanding berita atau narasi umum. Penelitian kemudian mengukur dampak setiap tahap melalui evaluasi pada dataset validasi risalah DPR RI.

3.3. Arsitektur Pelatihan IndoNanoT5 dengan *Chunking* dan *Sliding Window*



Gambar 3. Arsitektur Pelatihan IndoNanoT5

Gambar 3 menggambarkan arsitektur pelatihan IndoNanoT5 dengan strategi *Chunking* dan *Sliding Window* serta agregasi ringkasan. Jalur ini dimulai dengan tokenisasi dan pemecahan dokumen risalah menjadi rangkaian *chunk* berukuran tetap. Penelitian menetapkan maksimum 16 *chunk* untuk mencapai total input hingga 16.384 token, sehingga cakupan konteks mendekati jalur LongT5. Setiap *chunk* diproses oleh IndoNanoT5 untuk menghasilkan ringkasan parsial hingga 256 token. Selanjutnya, penelitian mengagregasi ringkasan parsial menjadi ringkasan final. Proses agregasi dapat berbentuk penggabungan berurutan atau penyusunan ulang hasil ringkasan agar terbaca sebagai ringkasan dokumen-level.

IndoNanoT5 dipilih karena merupakan model T5 monolingual Bahasa Indonesia yang diharapkan selaras terhadap karakter bahasa Indonesia [12]. Namun, keterbatasan panjang input memaksa strategi segmentasi. Literatur ATS menekankan bahwa segmentasi dapat menimbulkan masalah degeneratif seperti repetisi, terutama ketika *overlap* cukup besar dan *decoding* menghasilkan frasa yang berulang [7], [8]. Risiko tersebut menjadi perhatian utama pada eksperimen ini, karena ringkasan risalah rapat idealnya ringkas, terstruktur, dan minim pengulangan.

Penelitian menerapkan *pipeline* tiga tahap yang sama seperti LongT5. Tahap *zero-shot* menguji *baseline* IndoNanoT5 pada risalah rapat dengan *chunking*. Tahap *pre-training* menggunakan AMI terjemahan bertujuan memperkuat pemahaman model terhadap struktur rapat, meskipun model sudah berada dalam domain bahasa Indonesia. Tahap *fine-tune* pada risalah DPR RI menjadi tahap utama untuk menyesuaikan gaya ringkasan terhadap format “pokok-pokok bahasan” yang digunakan sebagai referensi. Evaluasi dilakukan pada level dokumen setelah agregasi ringkasan, sehingga skor metrik mencerminkan kualitas ringkasan final, bukan hanya kualitas ringkasan per *chunk*.

3.4. Hasil Kuantitatif pada Dataset

Table 3. Hasil Evaluasi Model pada Dataset Validasi

Model/Skenario	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L	Word F1
IndoNanoT5 Chunk+SW (zero-shot)	0,1191	0,0294	0,0724	0,0947
IndoNanoT5 Chunk+SW (pre-train)	0.0939	0.0170	0.0687	0.0912
IndoNanoT5 Chunk+SW (fine-tune)	0,1437	0,0483	0,1098	0,1264
LongT5 TGlobal (zero-shot)	0.2877	0.0902	0.1406	0.2565
LongT5 TGlobal (pre-train AMI)	0.2675	0.0689	0.1367	0.2484
LongT5 TGlobal (fine-tune)	0,3031	0,0924	0,1427	0,2721

Ringkasan hasil evaluasi validasi disajikan pada Tabel 3. Tabel ini membandingkan skor metrik pada tiga tahap untuk IndoNanoT5 dan LongT5 TGlobal.

3.4.1 IndoNanoT5 *Chunking* dan *Sliding Window*

Pada skenario *zero-shot*, IndoNanoT5 dengan *chunking* dan *sliding window* memperoleh ROUGE-1 sebesar 0,1191, ROUGE-2 0,0294, ROUGE-L 0,0724, dan Word F1 0,0947. Capaian ROUGE-1 ini menunjukkan bahwa segmentasi dokumen memungkinkan model menangkap agenda dan isu utama rapat yang tersebar di berbagai bagian dokumen. Namun, rendahnya ROUGE-2 dan ROUGE-L mengindikasikan keterbatasan model dalam menjaga kesinambungan frasa dan struktur ringkasan lintas segmen, sehingga hubungan antara pembahasan dan keputusan rapat belum tersaji secara utuh. Pola ini sejalan dengan literatur peringkasan berbasis segmentasi yang menyoroti risiko fragmentasi dan repetisi akibat hilangnya dependensi lintas segmen [7], [8], [15].

Pada tahap *pre-training* menggunakan AMI Meeting Corpus terjemahan, skor IndoNanoT5 menurun pada seluruh metrik. Penurunan ROUGE-1 dan ROUGE-2 menunjukkan bahwa adaptasi struktur rapat dari AMI tidak secara langsung meningkatkan kesesuaian ringkasan terhadap format risalah DPR RI. Secara substantif, ringkasan cenderung memprioritaskan pola dialog rapat umum, sementara format ringkasan legislatif menuntut perumusan keputusan dan tindak lanjut yang eksplisit [2]. Selain itu, Word F1 yang relatif stagnan mengindikasikan bahwa *noise* terjemahan dan pergeseran gaya ringkasan memperbesar kecenderungan repetisi, sebagaimana dilaporkan pada studi peringkasan lintas domain [7], [8].

Setelah *fine-tuning* pada risalah DPR RI, IndoNanoT5 menunjukkan peningkatan konsisten pada seluruh metrik, dengan ROUGE-1 mencapai 0,1437 dan Word F1 0,1264. Peningkatan ini menandakan bahwa model mulai mempelajari pemetaan yang lebih tepat antara isi rapat dan ringkasan referensi legislatif. Secara praktis, ringkasan

hasil *fine-tuning* lebih mampu menampilkan agenda dan poin bahasan utama. Namun, selisih skor yang masih cukup jauh dibanding LongT5 menunjukkan bahwa pendekatan segmentasi tetap menghadapi keterbatasan dalam menjaga koherensi global dan meminimalkan repetisi lintas segmen [7], [8].

3.4.2. LongT5 Transient Global

Pada skenario LongT5 TGlobal, skor validasi jauh lebih tinggi sejak *baseline zero-shot*, yaitu ROUGE-1 0.2877, ROUGE-2 0.0902, ROUGE-L 0.1406, dan Word F1 0.2565. Nilai ini menunjukkan keunggulan *native long-context*. Model mampu mempertahankan konteks global dan menghasilkan ringkasan yang lebih koheren pada level dokumen. Keunggulan ini konsisten dengan tujuan LongT5 yang dirancang untuk *long sequence* melalui mekanisme *attention* yang lebih efisien [11].

Pada tahap *pre-training* AMI, skor sedikit turun menjadi ROUGE-1 0.2675, ROUGE-2 0.0689, ROUGE-L 0.1367, dan Word F1 0.2484. Secara angka, penurunan ini tampak kecil tetapi konsisten pada beberapa metrik. Penelitian menafsirkan bahwa *pre-training* AMI memberi adaptasi struktur rapat, tetapi tetap membawa gaya ringkasan yang tidak sepenuhnya identik dengan format DPR RI. Akibatnya, saat dievaluasi langsung pada validasi risalah DPR RI, model belum memperoleh keuntungan penuh. Namun, *pre-training* tetap berperan sebagai “pemanasan domain rapat”, yang manfaatnya lebih terlihat setelah *fine-tuning*.

Pada tahap *best fine-tune*, LongT5 TGlobal mencapai skor tertinggi, yaitu ROUGE-1 0.3031, ROUGE-2 0.0924, ROUGE-L 0.1427, dan Word F1 0.2721. Kenaikan ini memperlihatkan bahwa *fine-tuning* pada domain target memberikan peningkatan yang konsisten, terutama pada ROUGE-1 dan Word F1. Word F1 yang meningkat menunjukkan model tidak hanya meningkatkan *overlap* kata, tetapi juga menghasilkan ringkasan dengan pemilihan kata yang lebih tepat dan relatif lebih stabil terhadap pengulangan dibanding jalur *chunking* [15].

3.5 Pembahasan: Perbandingan Dua Jalur dan Analisis Kualitatif

3.5.1. Dampak Long-Context End-to-End pada LongT5 TGlobal

Keunggulan utama LongT5 TGlobal terletak pada kemampuannya memproses risalah rapat secara *end-to-end*. Selisih ROUGE-1 yang signifikan dibanding IndoNanoT5 menunjukkan bahwa model ini lebih efektif dalam menangkap cakupan topik utama rapat. Dalam konteks risalah DPR RI, hal ini berarti pembaca tidak perlu menelusuri ringkasan tambahan untuk memahami keseluruhan isu yang dibahas.

Selain itu, nilai ROUGE-2 dan ROUGE-L yang lebih tinggi mengindikasikan bahwa LongT5 mampu menjaga kesinambungan frasa dan struktur ringkasan. Implikasi praktisnya adalah keputusan dan tindak lanjut rapat tersaji lebih jelas dan tidak terpecah ke dalam segmen-segmen yang berdiri sendiri.

3.5.2. Trade-off Chunking dan Sliding Window pada IndoNanoT5

Pendekatan *chunking* dan *sliding window* pada IndoNanoT5 berhasil memperluas cakupan konteks dibanding pemotongan sederhana. Namun, selisih skor Word F1 yang cukup besar dibanding LongT5 menunjukkan bahwa repetisi dan redundansi masih menjadi isu utama. Secara praktis, ringkasan IndoNanoT5 cenderung memuat pengulangan sapaan atau poin bahasan yang sama, sehingga mengurangi efisiensi ringkasan sebagai media akses cepat.

Trade-off ini menegaskan bahwa segmentasi membantu pemrosesan dokumen panjang, tetapi tidak sepenuhnya menggantikan mekanisme global yang mampu menyeimbangkan prioritas informasi antar bagian rapat.

3.5.3. Pengaruh Pre-Training AMI Terjemahan terhadap Kinerja

Hasil menunjukkan *pre-training* AMI tidak selalu meningkatkan skor validasi secara langsung pada kedua jalur, tetapi *pre-training* tetap relevan sebagai tahap adaptasi struktur rapat. AMI menyediakan pola pergantian pembicara dan dinamika diskusi yang lebih mirip rapat dibanding teks naratif umum [16]. Namun, karena AMI berasal dari konteks rapat yang berbeda dan diterjemahkan, tahap *pre-training* dapat memperkenalkan pergeseran gaya yang sementara menurunkan kesesuaian terhadap ringkasan referensi DPR RI. Kondisi ini tampak pada penurunan LongT5 dan IndoNanoT5 setelah *pre-training* AMI.

Walau demikian, pada LongT5, konfigurasi terbaik muncul pada kombinasi *pre-training* dan *fine-tune*. Hal ini mengindikasikan bahwa *pre-training* memberi fondasi “*meeting structure*”, lalu *fine-tune* mengunci gaya ringkasan DPR RI. Kombinasi ini sesuai dengan praktik *transfer learning* bertahap pada model *text-to-text*, di mana data pendukung membantu model memperoleh pola umum, lalu data target mengarahkan ke kebutuhan spesifik [17]. Pada IndoNanoT5, *pre-training* AMI mungkin kurang efektif karena model sudah monolingual Indonesia, sehingga manfaat tambahan dari “bahasa Indonesia” tidak besar. Model justru lebih sensitif pada pergeseran struktur ringkasan dan *noise* terjemahan. Namun, tahap *fine-tune* pada risalah tetap mampu mengoreksi hal tersebut.

3.5.4. Implikasi Praktis untuk Peringkasan Risalah DPR RI

Untuk memperjelas makna substantif selisih skor evaluasi, Tabel 4 merangkum interpretasi praktis perbedaan kinerja antara LongT5 TGlobal dan IndoNanoT5 dengan *chunking* dan *sliding window*.

Table 4. Interpretasi Substantif Selisih Skor Evaluasi

Metrik	Selisih Skor (LongT5 vs IndoNanoT5)	Implikasi terhadap Kualitas Ringkasan
ROUGE-1	≈ +0,16	Ringkasan LongT5 mencakup agenda dan isu utama rapat secara lebih lengkap, sehingga pembaca lebih cepat memahami fokus pembahasan.
ROUGE-2	≈ +0,04	Hubungan frasa dan perumusan keputusan lebih jelas, mendukung identifikasi hasil dan tindak lanjut rapat.
ROUGE-L	≈ +0,03	Alur ringkasan lebih koheren dan mendekati struktur ringkasan referensi DPR RI.
Word F1	≈ +0,15	Redundansi dan pengulangan frasa lebih rendah, meningkatkan keterbacaan ringkasan sebagai dokumen rujukan cepat.

Tabel 4 menunjukkan bahwa selisih skor ROUGE dan Word F1 tidak hanya merepresentasikan perbedaan numerik, tetapi juga mencerminkan perbedaan kualitas ringkasan yang relevan secara operasional. Dalam konteks keterbukaan informasi publik dan kebutuhan akses cepat terhadap hasil rapat DPR RI [2], [4], ringkasan yang koheren, ringkas, dan minim repetisi menjadi krusial. Oleh karena itu, model *native long-context* seperti LongT5 TGlobal lebih sesuai untuk kebutuhan publikasi resmi dan pemanfaatan informasi legislatif, sementara pendekatan IndoNanoT5 dengan *chunking* lebih tepat diposisikan sebagai solusi alternatif pada skenario dengan keterbatasan sumber daya komputasi atau sebagai pratinjau awal sebelum dilakukan pemrosesan lanjutan [11], [15].

3.5.5. Ringkasan Temuan Utama

Berdasarkan Tabel 3, penelitian menarik beberapa temuan utama.

1. LongT5 TGlobal menjadi jalur paling kompetitif pada risalah rapat DPR RI. Model mencapai skor tertinggi pada *best fine-tune* dengan ROUGE-1 0.3031 dan Word F1 0.2721. Keunggulan ini konsisten dengan desain LongT5 untuk *long sequence* dan kebutuhan koherensi global pada dokumen rapat [11].
2. IndoNanoT5 dengan *Chunking* dan *Sliding Window* tetap memberikan peningkatan nyata setelah *fine-tuning*, tetapi performanya masih tertahan oleh *trade-off* segmentasi. Nilai *fine-tune* IndoNanoT5 mencapai ROUGE-1 0.1437 dan Word F1 0.1264, yang menunjukkan model mampu belajar domain risalah, tetapi masih menghadapi tantangan repetisi dan koherensi lintas segmen [7], [8].
3. *Pre-training* AMI terjemahan bersifat kontekstual. Tahap ini tidak selalu meningkatkan skor validasi secara langsung, tetapi membantu membentuk kemampuan model pada struktur rapat. Manfaatnya lebih terlihat pada LongT5 ketika diikuti *fine-tuning* yang memadai, sedangkan pada IndoNanoT5 manfaatnya lebih sulit terlihat karena sensitivitas *pipeline chunking* terhadap *mismatch* gaya dan noise terjemahan [16], [17].
4. Perbandingan ini menegaskan pentingnya *native long-context* untuk peringkasan risalah rapat panjang. Segmentasi dapat menjadi solusi praktis, tetapi tidak sepenuhnya menggantikan mekanisme global yang tersedia pada model *long-sequence* [11].

Dengan hasil tersebut, penelitian menguatkan argumentasi bahwa peringkasan abstraktif risalah rapat DPR RI membutuhkan pendekatan yang menjaga konteks global dan mengurangi degenerasi generasi seperti repetisi. LongT5 TGlobal memenuhi kebutuhan tersebut lebih baik dibanding IndoNanoT5 *chunking-sliding window*, terutama ketika target ringkasan menuntut konsistensi poin inti dan penyajian yang ringkas.

4 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil eksperimen peringkasan abstraktif pada 200 dokumen risalah rapat DPR RI, penelitian ini menunjukkan bahwa pemilihan arsitektur dan strategi pelatihan memiliki pengaruh signifikan terhadap kualitas ringkasan dokumen rapat panjang yang bersifat dialogis. *Pipeline* pelatihan bertahap yang terdiri atas skenario *zero-shot*, *pre-training* berbasis domain rapat, dan *fine-tuning* pada risalah DPR RI terbukti efektif untuk mengevaluasi dan membandingkan dua pendekatan utama, yaitu LongT5 dengan mekanisme Transient Global Attention (TGlobal) sebagai model *native long-context* dan IndoNanoT5 yang diperluas dengan strategi *chunking* dan *sliding window* untuk mengatasi keterbatasan panjang input. Hasil evaluasi kuantitatif menunjukkan bahwa LongT5 TGlobal mencapai performa terbaik pada skenario *fine-tuning* dengan nilai ROUGE-1 0,3031, ROUGE-2 0,0924, ROUGE-L 0,1427, dan Word F1 0,2721, yang merefleksikan kemampuan model dalam menjaga koherensi global, menyatukan

informasi lintas bagian rapat, serta menyajikan ringkasan yang lebih ringkas dan minim repetisi. Sementara itu, IndoNanoT5 dengan *chunking* dan *sliding window* mengalami peningkatan performa yang nyata setelah *fine-tuning*, namun masih dibatasi oleh fragmentasi konteks dan potensi redundansi akibat *overlap* dan proses agregasi ringkasan parsial. Temuan terkait *pre-training* menggunakan *AMI Meeting Corpus* versi terjemahan menunjukkan bahwa tahap ini tidak selalu meningkatkan skor evaluasi secara langsung, tetapi tetap berperan sebagai adaptasi struktur rapat sebelum *fine-tuning* pada domain legislatif, sehingga pemilihan data antara perlu mempertimbangkan kesesuaian domain dan gaya ringkasan target. Meskipun penelitian ini dibatasi oleh ukuran dataset, ketergantungan pada metrik evaluasi berbasis leksikal, serta belum diterapkannya mekanisme deduplikasi semantik pada pendekatan segmentasi, hasil yang diperoleh menegaskan bahwa model *native long-context* lebih sesuai untuk peringkasan risalah rapat DPR RI berbasis dokumen utuh, sedangkan pendekatan berbasis *chunking* tetap relevan sebagai alternatif pada kondisi keterbatasan sumber daya dan membuka ruang pengembangan lanjutan pada aspek agregasi, evaluasi semantik, dan tujuan ringkasan yang lebih spesifik.

REFERENCES

- [1] TE. Ardhojo, "RAPAT YANG BAIK BERARTI KEUNTUNGAN LEBIH BESAR," Feb 2013, Diakses: 19 September 2024. [Daring]. Tersedia pada: <http://journal.moestopo.ac.id/index.php/wacana/article/viewFile/91/44>
- [2] DPR RI, "Pengambilan Keputusan." Diakses: 22 September 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://www.dpr.go.id/tentang/pengambilan-keputusan>
- [3] A. Behori dan B. Alamin, "E-NOTULEN RAPAT DI PONDOK PESANTREN SALAFIYAH SYAFI'YAH SUKOREJO SITUBONDO," *Jurnal Ilmiah Informatika*, vol. 3, no. 1, hlm. 199–205, Jun 2018, doi: 10.35316/jimi.v3i1.475.
- [4] E. Retnowati, "KETERBUKAAN INFORMASI PUBLIK DAN GOOD GOVERNANCE (ANTARA DAS SEIN DAN DAS SOLLEN)," *Perspektif*, vol. 17, no. 1, hlm. 54, Jan 2012, doi: 10.30742/perspektif.v17i1.94.
- [5] J. Matthes, K. Karsay, D. Schmuck, dan A. Stevic, "'Too much to handle': Impact of mobile social networking sites on information overload, depressive symptoms, and well-being," *Comput Human Behav*, vol. 105, hlm. 106217, Apr 2020, doi: 10.1016/j.chb.2019.106217.
- [6] A. Vaswani *dkk.*, "Attention Is All You Need," 2017.
- [7] W. S. El-Kassas, C. R. Salama, A. A. Rafea, dan H. K. Mohamed, "Automatic text summarization: A comprehensive survey," 1 Maret 2021, *Elsevier Ltd*. doi: 10.1016/j.eswa.2020.113679.
- [8] A. P. Widyassari *dkk.*, "Review of automatic text summarization techniques & methods," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 34, no. 4, hlm. 1029–1046, Apr 2022, doi: 10.1016/j.jksuci.2020.05.006.
- [9] L. Golia dan J. Kalita, "Action-Item-Driven Summarization of Long Meeting Transcripts," dalam *Proceedings of the 2023 7th International Conference on Natural Language Processing and Information Retrieval*, New York, NY, USA: ACM, Des 2023, hlm. 91–98. doi: 10.1145/3639233.3639253.
- [10] K. Klesnilová dan M. Elizabeth, "Team Synapse @ AutoMin 2023: Leveraging BART-Based Models for Automatic Meeting Minuting," 2023. [Daring]. Tersedia pada: <https://huggingface.co/facebook/>
- [11] M. Guo *dkk.*, "LongT5: Efficient Text-To-Text Transformer for Long Sequences," Mei 2022, [Daring]. Tersedia pada: <http://arxiv.org/abs/2112.07916>
- [12] LazarusNLP, "IndoNanoT5." Diakses: 23 April 2025. [Daring]. Tersedia pada: <https://huggingface.co/LazarusNLP/IndoNanoT5-base>
- [13] S. A. Rohmah, "PERINGKASAN OTOMATIS RISALAH RAPAT DENGAN METODE TRANSFORMER DAN LONG SHORT-TERM MEMORY," Universitas Pendidikan Indonesia, 2024.
- [14] A. Bahari dan K. E. Dewi, "Peringkasan Teks Otomatis Abstraktif Menggunakan Transformer Pada Teks Bahasa Indonesia," *Komputa : Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*, vol. 13, no. 1, hlm. 83–91, Apr 2024, doi: 10.34010/komputa.v13i1.11197.
- [15] C.-Y. Lin, "ROUGE: A Package for Automatic Evaluation of Summaries," 2004.
- [16] J. Carletta *dkk.*, "The AMI Meeting Corpus: A Pre-announcement," 2006.
- [17] C. Raffel *dkk.*, "Exploring the Limits of Transfer Learning with a Unified Text-to-Text Transformer," 2020. [Daring]. Tersedia pada: <http://jmlr.org/papers/v21/20-074.html>.