

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

Bab ini berisikan penjelasan mengenai latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, ruang lingkup penelitian, serta sistematika penulisan. Bab ini bertujuan memberikan pemahaman awal mengenai konteks, alasan, dan batasan penelitian yang dilakukan.

### **1.1. Latar Belakang**

Pengelolaan kelapa sawit di Indonesia berada dalam lingkungan tata kelola yang kompleks karena melibatkan berbagai kebijakan, regulasi, dan tingkatan pemerintahan yang saling berinteraksi. Beragam regulasi tersebut mengatur berbagai aspek pengelolaan kelapa sawit, mulai dari perizinan, tata ruang, keberlanjutan lingkungan, hingga pengelolaan lahan (Pacheco dkk., 2020; CELIOS, 2024). Tumpang tindih aturan dari regulasi-regulasi ini seringkali membuat implementasinya menjadi problematik di lapangan (Siagian & Israhadi, 2025). Kondisi tersebut menuntut pemangku kepentingan untuk memahami substansi kebijakan yang tersebar dalam berbagai dokumen regulasi, sebuah proses yang seringkali menjadi hambatan akibat struktur teks hukum yang panjang dan kompleks (Sadikot & Jain, 2025).

Proses peringkasan dokumen regulasi secara manual oleh tenaga ahli hukum diketahui memerlukan waktu yang lama serta biaya. Hal ini disebabkan oleh karakteristik dokumen hukum yang umumnya panjang, memiliki struktur kompleks, dan menggunakan terminologi hukum yang spesifik sehingga pendekatan manual menjadi tidak efisien dan sulit diterapkan secara skalabel untuk menangani ratusan dokumen regulasi (Swamy dkk. 2025). Dalam menghadapi tingginya *volume* dan kompleksitas dokumen hukum, otomatisasi peringkasan teks hukum berbasis pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing/NLP*) muncul sebagai pendekatan yang berpotensi untuk dieksplorasi.

Dalam konteks NLP, peringkasan teks (*text summarization*) merupakan proses menghasilkan ringkasan singkat dari dokumen panjang dengan tetap mempertahankan informasi utamanya (Rani Krishna dkk., 2025). Secara umum, metode peringkasan teks terbagi menjadi dua pendekatan yaitu *extractive summarization* yang memilih kalimat

penting langsung dari dokumen asli, dan *abstractive summarization* yang menghasilkan kalimat baru yang merepresentasikan isi dokumen secara lebih ringkas dan koheren (Hemanth Kumar dkk., 2024). Penelitian ini berfokus pada pendekatan abstraktif karena kemampuannya melakukan kompresi, restrukturisasi informasi, dan menangkap inti kebijakan.

Kecerdasan buatan, khususnya *Large Language Models* (LLM), telah menunjukkan kemampuan luar biasa dalam berbagai tugas pemrosesan bahasa alami. LLM seperti GPT-3.5 dan Llama-2 mampu menghasilkan ringkasan yang koheren, relevan secara kontekstual, dan setara dengan ringkasan yang dihasilkan manusia (Borhan & Bajaj, 2024). Perkembangan ini membuka peluang besar untuk diterapkan pada domain teks hukum, termasuk dokumen regulasi kelapa sawit di Indonesia.

Salah satu faktor penentu kualitas *output* LLM adalah desain *prompt* yang digunakan. *prompt* adalah masukan yang diberikan kepada model generatif untuk memengaruhi keluaran yang dihasilkan (Schulhoff dkk., 2025). Borhan & Bajaj. (2024) membuktikan bahwa jenis *prompt* secara signifikan mempengaruhi kualitas ringkasan yang dihasilkan LLM, dalam eksperimen yang dilakukan menggunakan tiga *prompt* yang berbeda (*Zero-shot general*, *Few-shot*, dan *role-based*) menghasilkan hasil ringkasan yang berbeda-beda.

Penelitian pada teks hukum India yang dilakukan Hemanth Kumar dkk. (2024) menemukan bahwa dalam skenario *Zero-shot*, Llama-2 mengungguli GPT-4 berdasarkan metrik ROUGE, namun dalam skenario *One-shot*, GPT-4 menunjukkan performa lebih baik. Temuan ini mengindikasikan bahwa hubungan antara jenis *prompt* dan model yang digunakan bersifat kompleks dan konteks-dependen, sehingga diperlukan eksplorasi untuk setiap domain dan strategi *prompting*.

*Prompt engineering* merupakan pendekatan sistematis dalam merancang instruksi berbasis bahasa alami yang ditujukan untuk mengekstraksi kemampuan LLM secara optimal tanpa memerlukan proses pelatihan ulang (*fine-tuning*) (Vatsal & Dubey, 2024; Sahoo dkk., 2025). Dalam konteks penelitian ini, *prompt engineering* dioperasionalkan ke dalam dua kategori utama: *context configuration* (White dkk., 2023) dan strategi *prompting* (Brown dkk., 2020). *Context configuration* mencakup penambahan informasi kontekstual ke dalam *prompt*, berupa *domain knowledge* yang mengintegrasikan pengetahuan bidang ilmu, serta *persona* yang mengarahkan model untuk beroperasi dari perspektif ahli tertentu (White dkk.,

2023). Sementara itu, strategi *prompting* merujuk pada variasi pemberian contoh demonstrasi dalam *prompt*, yang diklasifikasikan menjadi *zero-shot* (tanpa contoh), *one-shot* (satu contoh), dan *few-shot* (beberapa contoh) (Brown dkk., 2020). Kedua kategori ini saling melengkapi: strategi *prompting* mengontrol seberapa banyak demonstrasi yang diberikan kepada model, sedangkan *context configuration* mengontrol kedalaman konteks yang disematkan, sehingga eksplorasi kombinasi keduanya menjadi penting untuk memahami bagaimana masing-masing faktor berkontribusi terhadap kualitas ringkasan yang dihasilkan.

Kualitas keluaran LLM juga dapat dipengaruhi oleh informasi kontekstual yang disisipkan ke dalam *prompt*. Informasi tersebut dapat berupa pengetahuan domain maupun instruksi peran tertentu yang membantu model memahami tugas secara lebih spesifik, Preti dkk. (2024) dalam penelitian peringkasan putusan hukum Italia menunjukkan bahwa *prompt* yang di-*tuning* secara *domain knowledge* yang menyertakan kriteria spesifik suatu dokumen hukum secara konsisten menghasilkan skor lebih tinggi dibandingkan *prompt* generik. Ini mengindikasikan bahwa penambahan pengetahuan *domain knowledge* berupa hukum ke dalam *prompt* merupakan pendekatan yang berpotensi meningkatkan kualitas ringkasan.

Penerapan pola persona secara spesifik mengarahkan *Large Language Model* (LLM) untuk bertindak sebagai persona tertentu. Menurut White dkk. (2023), tujuan utama dari pola ini adalah untuk memberikan sebuah peran kepada LLM, yang mana peran tersebut digunakan oleh model untuk memilih jenis keluaran (*output*) yang akan dihasilkan dan detail apa saja yang harus difokuskan. Lebih lanjut, Bose dkk. (2024) menegaskan bahwa pendekatan ini mampu mengatasi berbagai keterbatasan yang dimiliki oleh LLM generik dengan cara menyelaraskan model tersebut secara spesifik terhadap kerumitan dari ringkasan pada domain tertentu.

Meskipun berbagai penelitian telah menunjukkan bahwa pendekatan *prompt engineering* berupa strategi *prompting*, *context configuration* dapat memengaruhi kualitas ringkasan yang dihasilkan LLM, sebagian besar penelitian masih berfokus pada dokumen hukum di negara lain seperti India dan Italia (Preti dkk., 2024; Hemanth Kumar dkk., 2024) serta mengevaluasi faktor-faktor tersebut secara terpisah. Berdasarkan literatur yang ditinjau dalam penelitian ini, masih diperlukan kajian yang mengevaluasi strategi *Zero-shot*, *One-shot*, dan *Few-shot* secara bersamaan serta menganalisis pengaruh *domain knowledge* dan

persona dalam peringkasan abstraktif regulasi kelapa sawit Indonesia menggunakan lebih dari satu model LLM.

Penelitian ini dilakukan untuk mengeksplorasi tiga strategi *prompting* (*zero-shot*, *one-shot*, dan *few-shot*) serta pengaruh penambahan *context configuration* (*domain knowledge* dan pendekatan persona) dalam menghasilkan ringkasan abstraktif regulasi kelapa sawit Indonesia menggunakan dua model LLM (GPT-5.4-mini dan Llama 3.1:8B). Evaluasi kualitas menggunakan empat metrik: BLEU, ROUGE-L, METEOR, dan BERTScore untuk pendekatan leksikal dan semantik.

## 1.2. Rumusan Masalah

Penelitian ini berpijak pada pendekatan *prompt engineering* sebagai strategi utama dalam mengoptimalkan keluaran LLM untuk tugas peringkasan abstraktif. Melalui dua kategori utama yang dieksplorasi dalam penelitian ini: strategi *prompting* berbasis jumlah contoh yang mencakup *zero-shot*, *one-shot*, dan *few-shot*; serta *context configuration* yang terdiri atas *domain knowledge* dan *persona*. Eksplorasi kedua kategori ini dilakukan secara sistematis untuk memahami sejauh mana masing-masing kategori dan kombinasinya berkontribusi terhadap kualitas ringkasan regulasi kelapa sawit yang dihasilkan LLM. Secara spesifik, dengan menggunakan metrik evaluasi BLEU, ROUGE-L, METEOR, dan BERTScore sebagai tolok ukur, penelitian ini mengeksplorasi permasalahan berikut.

1. Bagaimana perbandingan kualitas ringkasan abstraktif teks regulasi kelapa sawit yang dihasilkan oleh LLM ketika menggunakan strategi *prompting* yang berbeda (*Zero-shot*, *One-shot*, dan *Few-shot*)?
2. Bagaimana pengaruh penambahan *context configuration* berupa pengetahuan domain (*domain knowledge*) hukum dan pendekatan persona terhadap kualitas ringkasan yang dihasilkan?
3. Bagaimana pengaruh penggunaan model LLM yang berbeda, yaitu GPT-5.4-mini dan Llama 3.1:8B, terhadap kualitas ringkasan abstraktif teks regulasi kelapa sawit yang dihasilkan?
4. Dari ragam kombinasi strategi *prompt*, konfigurasi konteks dan model LLM yang dieksplorasi, konfigurasi manakah yang menunjukkan performa paling optimal?

### 1.3. Tujuan Penelitian

Secara umum, penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi penerapan *prompt engineering* dalam tugas peringkasan abstraktif dokumen regulasi kelapa sawit Indonesia menggunakan *Large Language Model* (LLM). Eksplorasi dilakukan berdasarkan dua kategori utama *prompt engineering*, yaitu strategi *prompting* (*zero-shot*, *one-shot*, dan *few-shot*), serta *context configuration* (*domain knowledge* dan *persona*). Melalui kombinasi sistematis kedua kategori tersebut, penelitian ini berupaya mengidentifikasi bagaimana desain *prompt* memengaruhi kualitas ringkasan yang dihasilkan, baik dari sisi leksikal maupun semantik, pada dua model LLM yang berbeda karakteristiknya. Berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan, tujuan penelitian ini adalah:

1. Menganalisis dan membandingkan kualitas ringkasan abstraktif teks regulasi kelapa sawit yang dihasilkan oleh *Large Language Model* (LLM) menggunakan strategi *prompting* yang berbeda, yaitu *zero-shot*, *one-shot*, dan *few-shot*.
2. Menganalisis pengaruh penambahan konfigurasi konteks berupa *persona* dan *domain knowledge* terhadap kualitas ringkasan abstraktif yang dihasilkan oleh LLM.
3. Membandingkan performa model GPT-5.4-mini dan Llama 3.1 dalam menghasilkan ringkasan abstraktif teks regulasi kelapa sawit.
4. Mengidentifikasi konfigurasi terbaik dari kombinasi strategi *prompting*, konfigurasi konteks, dan model LLM berdasarkan hasil evaluasi menggunakan metrik BLEU, ROUGE-L, METEOR, dan BERTScore.

### 1.4. Manfaat Penelitian

Penelitian ini dapat menjadi referensi bagi peneliti dan akademisi dalam pengembangan kajian peringkasan abstraktif dokumen hukum berbahasa Indonesia, khususnya pada pemanfaatan *Large Language Model* (LLM). Selain itu, hasil penelitian ini dapat memberikan gambaran mengenai penerapan berbagai strategi *prompting*, konfigurasi konteks, dan model LLM dalam tugas peringkasan regulasi, sehingga dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan bagi peneliti maupun pengembang sistem yang tertarik pada bidang *Legal Natural Language Processing* (Legal NLP). Penelitian ini juga diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai potensi pemanfaatan LLM untuk menyajikan informasi regulasi secara lebih ringkas, sehingga dapat menjadi referensi awal bagi

pemangku kepentingan yang membutuhkan akses cepat terhadap substansi regulasi kelapa sawit.

## 1.5. Ruang Lingkup

Penelitian ini memiliki sejumlah keterbatasan yang perlu dipertimbangkan dalam memahami ruang lingkup serta menafsirkan hasil penelitian antara lain:

### 1. Batasan Model dan Sistem

Pada model Llama 3.1:8B, alokasi *context window* dikonfigurasi sebesar 16.384 token dan penelitian ini tidak mengeksplorasi konfigurasi *context window* lainnya. Batasan tersebut ditetapkan untuk menyesuaikan kebutuhan pemrosesan dokumen serta keterbatasan sumber daya selama penelitian. model LLM yang digunakan hanya (GPT-5.4 mini dan Llama 3.1:8B).

### 2. Batasan Strategi

Penelitian hanya menguji tiga strategi *prompting* (*Zero-Shot*, *One-Shot* dan *Few-Shot*), satu jenis persona (Ahli) dan *domain knowledge* berdasarkan buku (Pengantar Ilmu Hukum, Itmam 2021).

### 3. Evaluasi sepenuhnya otomatis

Evaluasi kualitas ringkasan menggunakan metrik otomatis BLEU, ROUGE-L, METEOR, dan BERTScore. Evaluasi manual oleh pakar hukum tidak termasuk dalam cakupan penelitian ini. Dengan demikian, hasil interpretasi hanya menggambarkan tingkat kesamaan leksikal dan semantik terhadap ringkasan referensi.

## 1.6. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan laporan Tugas Akhir ini disusun untuk memberikan gambaran mengenai isi dari setiap bab yang terdapat dalam dokumen. Adapun sistematika penulisan penelitian ini adalah sebagai berikut:

### BAB I

### PENDAHULUAN

Bab ini berisikan penjelasan mengenai latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, ruang lingkup penelitian, serta sistematika penulisan. Bab ini bertujuan memberikan pemahaman awal mengenai konteks, alasan, dan batasan penelitian yang dilakukan.

|         |                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                              |
|---------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| BAB II  | <p>LANDASAN TEORI</p> <p>Bab ini memuat uraian mengenai penelitian-penelitian terdahulu, Di dalamnya dibahas mengenai <i>Large Language Model</i> (LLM), konsep <i>Summarization</i> dalam regulasi, strategi <i>prompting</i> (<i>Zero-Shot</i>, <i>One-Shot</i> dan <i>Few-Shot</i>), <i>context configuration</i> (persona dalam <i>prompting</i>, <i>domain knowledge prompting</i>), serta metrik evaluasi otomatis seperti BLEU, ROUGE-L, METEOR, dan BERTScore.</p>                                                   |
| BAB III | <p>METODOLOGI PENELITIAN</p> <p>Bab ini membahas metodologi penelitian meliputi desain eksperimen, data regulasi kelapa sawit, strategi <i>prompting</i> (<i>Zero-Shot</i>, <i>One-Shot</i>, dan <i>Few-Shot</i>) dengan <i>context configuration</i> (<i>domain knowledge</i> dan persona), spesifikasi model GPT-5.4-mini dan Llama 3.1:8B, serta evaluasi otomatis menggunakan BLEU, ROUGE-L, METEOR, dan BERTScore.</p>                                                                                                  |
| BAB IV  | <p>HASIL DAN PEMBAHASAN</p> <p>Bab ini memaparkan analisis performa LLM (GPT-5.4-mini dan Llama 3.1:8B) dalam peringkasan abstraktif regulasi kelapa sawit Indonesia berdasarkan metrik BLEU, ROUGE-L, METEOR, dan BERTScore. Pembahasan difokuskan pada pengujian efektivitas strategi <i>prompting</i>, penyematan <i>context configuration</i>. Melalui visualisasi <i>boxplot</i> tingkat dokumen, bab ini juga memberikan interpretasi hasil, sebelum diakhiri dengan kesimpulan temuan utama penelitian.</p>           |
| BAB V   | <p>PENUTUP</p> <p>Bab ini menyajikan ringkasan dari keseluruhan hasil penelitian, dengan menekankan pada temuan utama terkait kualitas ringkasan yang dihasilkan oleh model LLM. Evaluasi tersebut dilakukan dengan mempertimbangkan variasi strategi <i>prompting</i>, <i>context configuration</i>, serta model yang digunakan. Selain itu, bagian ini juga memuat rekomendasi untuk penelitian selanjutnya agar dapat dikembangkan secara lebih luas, mendalam, dan relevan untuk penerapan di regulasi kelapa sawit.</p> |