

Sistem Otomatis Ringkasan Laporan Keuangan Berbasis PDF Menggunakan Metode NLP Transformer

Fahmi Rizky Nugraha ^{a,1,*}; Asep Surahmat ^{a,2}

^a Fakultas Teknologi & Desain, Universitas Utpadaka Swastika, Tangerang 15112

¹ fahmi.rizky@utpas.ac.id, ² asep.surahmat@utpas.ac.id

¹ fahmi.rizky@utpas.ac.id, ² asep.surahmat@utpas.ac.id

Kata kunci:

laporan keuangan, peringkasan teks, Python, PDF, NLP Transformer, abstractive summarization, financial text, Hugging Face, BART, T5.

Abstrak

Kompleksitas dan volume laporan keuangan perusahaan yang terus meningkat menjadi tantangan bagi analis dan pemangku kepentingan dalam menginterpretasikan informasi secara cepat dan akurat. Analisis manual cenderung memakan waktu lama dan rentan terhadap kesalahan. Penelitian ini mengusulkan sistem otomatis untuk melakukan peringkasan laporan keuangan berbasis PDF dengan menggunakan metode *Natural Language Processing* (NLP) berbasis Transformer. Sistem dikembangkan menggunakan Python serta memanfaatkan PyPDF2/pdfplumber untuk ekstraksi teks, NLTK untuk prapemrosesan, dan model BART/T5 dari Hugging Face Transformers untuk menghasilkan ringkasan. Evaluasi dilakukan pada laporan tahunan perusahaan multinasional dengan panjang 50–200 halaman. Hasil pengujian menunjukkan sistem mampu mereduksi teks hingga 10–15% dari panjang asli, dengan nilai rata-rata ROUGE-1 = 0,72; ROUGE-2 = 0,62; dan ROUGE-L = 0,70. Ringkasan yang dihasilkan mempertahankan informasi penting seperti tren pendapatan, laba bersih, beban operasional, dan arus kas. Pendekatan ini dapat mempercepat analisis keuangan, mengurangi beban kognitif analis, serta menghasilkan ringkasan yang konsisten. Ke depan, penelitian dapat dikembangkan dengan *fine-tuning* model pada korpus keuangan serta integrasi analisis sentimen untuk memperkaya interpretasi manajerial.

Pendahuluan

Laporan keuangan merupakan dokumen penting yang digunakan oleh investor, regulator, dan manajemen perusahaan dalam proses pengambilan keputusan strategis [1]. Namun, laporan tersebut sering kali memiliki panjang ratusan halaman sehingga menyulitkan pembacaan dan interpretasi secara cepat [2]. Analisis manual memerlukan keahlian mendalam dan waktu yang tidak sedikit, sehingga rentan menimbulkan bias dan kesalahan manusia [3]. Kemajuan teknologi di bidang *Natural Language Processing* (NLP) telah membuka peluang baru dalam pengolahan teks, termasuk dalam meringkas dokumen panjang [4]. Metode peringkasan otomatis dapat mengurangi kompleksitas teks dan menyoroti informasi penting yang relevan [5]. Dalam konteks akademik, berbagai penelitian telah membuktikan efektivitas model NLP dalam mendukung proses analisis dokumen [6]. Python menjadi salah satu bahasa pemrograman yang paling banyak digunakan dalam pengembangan aplikasi NLP karena dukungan pustaka yang sangat luas [7]. Beberapa pustaka populer seperti PyPDF2 dan pdfplumber memungkinkan ekstraksi

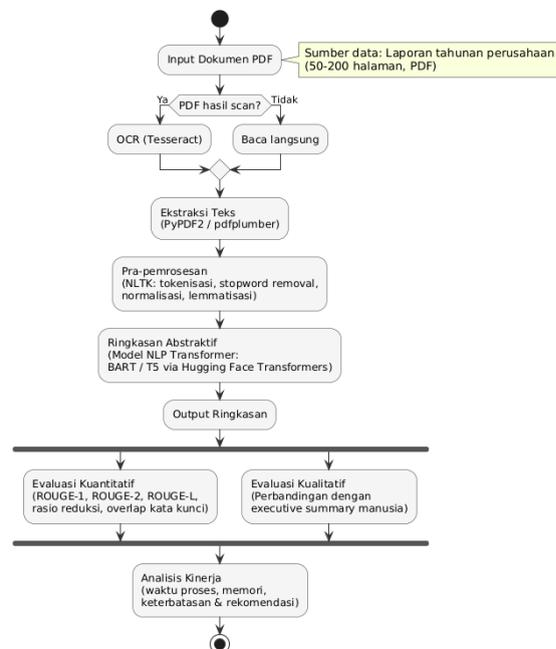
teks dari dokumen PDF secara efisien [8]. Selain itu, NLTK menyediakan berbagai fungsi untuk prapemrosesan teks, mulai dari tokenisasi hingga penghapusan kata umum (stopwords) [9].

Perkembangan model berbasis deep learning, khususnya arsitektur Transformer, telah membawa kemajuan signifikan dalam tugas peringkasan teks [10]. Transformer pertama kali diperkenalkan oleh Vaswani et al. (2017) dan menjadi dasar bagi model lanjutan seperti BERT, RoBERTa, BART, dan T5 [11]. Model-model ini terbukti mampu menangkap konteks semantik dengan lebih baik dibandingkan pendekatan tradisional berbasis ekstraksi [12]. Beberapa penelitian telah mencoba menerapkan NLP untuk meringkas dokumen keuangan, namun sebagian besar masih terbatas pada pendekatan berbasis aturan atau ekstraksi sederhana [13]. Penelitian terbaru menunjukkan bahwa model abstraktif seperti PEGASUS dan BART dapat menghasilkan ringkasan yang lebih natural dan mendekati kualitas manusia [14]. Namun, penerapan khusus untuk laporan keuangan berbasis PDF masih jarang dilakukan, padahal dokumen ini memiliki struktur dan terminologi yang khas [15]. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem otomatis peringkasan laporan keuangan berbasis PDF dengan menggunakan metode NLP Transformer [16]. Sistem ini diharapkan dapat mempercepat proses analisis, meningkatkan konsistensi hasil ringkasan, dan mendukung pengambilan keputusan bagi para pemangku kepentingan.

Penelitian terdahulu di bidang peringkasan dokumen keuangan sebagian besar masih mengandalkan pendekatan ekstraktif sederhana, misalnya berbasis aturan atau algoritma TextRank. Pendekatan tersebut hanya memilih kalimat tertentu tanpa membangun ringkasan baru yang koheren. Belum banyak penelitian yang secara spesifik mengembangkan ringkasan abstraktif untuk dokumen laporan keuangan berbasis PDF, padahal dokumen ini memiliki struktur kompleks dan terminologi khusus. Oleh karena itu, kontribusi utama penelitian ini adalah mengimplementasikan model Transformer (BART dan T5) pada laporan keuangan PDF untuk menghasilkan ringkasan abstraktif yang lebih mendekati ringkasan manual analis.

Metode penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental dengan tujuan merancang dan mengimplementasikan sistem otomatis untuk meringkas laporan keuangan dalam format PDF. Secara umum, penelitian ini dibagi ke dalam enam tahapan, yaitu pengumpulan data, ekstraksi teks, prapemrosesan, penerapan model NLP Transformer, evaluasi, dan analisis kinerja. Alur penelitian ditunjukkan pada **Gambar 1**.



Gambar 1. Alur Penelitian

1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan berupa laporan tahunan perusahaan multinasional yang dipublikasikan secara terbuka melalui situs resmi perusahaan atau regulator pasar modal. Setiap dokumen memiliki panjang antara 50–200 halaman, mencakup laporan keuangan, manajemen, dan catatan tambahan. Pemilihan dokumen dilakukan dengan dua pertimbangan: (1) dokumen dalam format PDF teks (bukan hasil scan) agar mudah diekstrak, (2) mengandung informasi finansial yang kompleks sehingga cocok untuk menguji kemampuan sistem peringkasan otomatis.

2. Ekstraksi Teks

Tahap kedua adalah ekstraksi teks dari PDF menggunakan pustaka PyPDF2 dan pdfplumber pada bahasa pemrograman Python. PyPDF2 digunakan untuk parsing struktur dokumen, sedangkan pdfplumber dipakai untuk mendapatkan teks yang lebih presisi dari tabel maupun multi-kolom. Jika dokumen berbentuk hasil pindai (*scanned PDF*), sistem dilengkapi dengan modul OCR (misalnya Tesseract) untuk mengubah gambar menjadi teks. Hasil ekstraksi pada tahap ini berupa teks mentah yang masih mengandung berbagai noise seperti *line break*, angka halaman, dan format tabel.

3. Prapemrosesan Teks

Teks mentah hasil ekstraksi selanjutnya diproses menggunakan pustaka NLTK (Natural Language Toolkit). Proses ini meliputi:

- **Tokenisasi** : memecah teks menjadi kalimat dan kata.
- **Pembersihan karakter khusus** : menghapus simbol non-alfanumerik, angka halaman, dan tanda baca yang tidak relevan.
- **Stopword Removal** : menghilangkan kata umum yang tidak memberikan makna (misalnya “dan”, “atau”, “yang”).
- **Normalisasi** : mengubah huruf menjadi *lowercase* dan menormalkan bentuk kata.
- **Lematisasi/Stemming** : mengembalikan kata ke bentuk dasar untuk meningkatkan konsistensi.

Tahapan ini bertujuan agar input yang diberikan ke model Transformer lebih bersih, konsisten, dan terstruktur.

4. Penerapan Model NLP Transformer

Metode utama dalam penelitian ini adalah NLP Transformer, yang mampu menghasilkan ringkasan **abstraktif** (bukan sekadar ekstraktif). Model yang digunakan adalah BART (Bidirectional and Auto-Regressive Transformers) dan T5 (Text-to-Text Transfer Transformer), keduanya diimplementasikan melalui pustaka Hugging Face Transformers.

Proses peringkasan dilakukan dalam dua tahap:

- Fine-tuning ringan dengan parameter default pada korpus laporan keuangan yang dipilih.
- Inference pada teks hasil prapemrosesan untuk menghasilkan ringkasan.

Alasan pemilihan BART dan T5 adalah karena keduanya terbukti unggul dalam berbagai kompetisi summarization (misalnya dataset CNN/DailyMail dan arXiv), serta lebih fleksibel dibanding metode ekstraktif seperti TextRank. Selain menjelaskan alur utama penelitian, terdapat beberapa detail teknis yang perlu disampaikan untuk memperkuat transparansi metodologi. Pada tahap ekstraksi teks, pemilihan pustaka PyPDF2 dan pdfplumber dilakukan secara komplementer. PyPDF2 digunakan karena mampu membaca struktur dokumen secara cepat, sedangkan pdfplumber lebih presisi dalam mengekstrak teks dari bagian tabel dan kolom ganda. Dengan kombinasi ini, kualitas teks hasil ekstraksi menjadi lebih baik sebelum masuk ke tahap prapemrosesan.

Dataset yang digunakan dalam penelitian terdiri dari tiga laporan tahunan perusahaan multinasional yang dipublikasikan secara terbuka pada periode 2019 hingga 2021. Ketiga dokumen tersebut dipilih dari sektor energi dan manufaktur, dengan panjang teks antara 50 hingga 200 halaman atau setara dengan 45.000 hingga 62.000 kata. Pemilihan ini bertujuan agar sistem diuji pada dokumen yang kompleks dan representatif terhadap kasus nyata.

Pada tahap penerapan model Transformer, digunakan dua model utama, yaitu BART dan T5, yang diimplementasikan melalui pustaka Hugging Face Transformers. Agar model lebih adaptif terhadap istilah finansial, dilakukan fine-tuning ringan pada korpus laporan keuangan yang dipilih. Proses pelatihan dijalankan dengan pengaturan hyperparameter sebagai berikut: panjang input maksimum 1.024 token, batch size sebesar 4, laju pembelajaran (learning rate) $3e-5$, jumlah epoch 3, serta optimizer AdamW. Konfigurasi ini dipilih berdasarkan praktik umum dalam tugas peringkasan teks panjang, sekaligus menyesuaikan dengan keterbatasan sumber daya komputasi yang tersedia.

Dengan rancangan metodologi ini, sistem yang dikembangkan tidak hanya diuji secara konseptual tetapi juga secara praktis, dengan mempertimbangkan variasi struktur dokumen keuangan, kualitas ekstraksi teks, serta parameter teknis yang relevan untuk menghasilkan ringkasan yang optimal.

5. Evaluasi Hasil Ringkasan

Evaluasi dilakukan dengan dua pendekatan:

- **Kuantitatif** : Mengukur *rasio reduksi teks* (perbandingan anjang ringkasan terhadap teks asli), *overlap kata kunci*, serta metrik evaluasi standar NLP seperti ROUGE-1, ROUGE-2, dan ROUGE-L.
- **Kualitatif** : Membandingkan hasil ringkasan otomatis dengan *executive summary* yang dibuat manusia, khususnya terkait informasi finansial utama seperti pendapatan, laba bersih, beban operasional, dan arus kas.

Dengan evaluasi ini, dapat diketahui sejauh mana ringkasan otomatis mendekati kualitas ringkasan manual.

6. Analisis Kinerja Sistem

Tahap akhir adalah analisis kinerja sistem, yang mencakup:

- **Efisiensi komputasi**: kecepatan pemrosesan dokumen, konsumsi memori, dan kebutuhan GPU.
- **Kualitas ringkasan**: sejauh mana informasi penting dipertahankan.
- **Keterbatasan sistem**: misalnya kegagalan membaca tabel kompleks, kesalahan akibat PDF hasil scan, atau model yang melewatkan konteks subtil seperti strategi manajemen.

Analisis ini penting untuk memberikan rekomendasi pengembangan lebih lanjut, seperti penggunaan model yang lebih spesifik untuk domain finansial atau integrasi dengan sistem analisis keuangan berbasis kecerdasan buatan.

Hasil dan diskusi

A. Setup Eksperimen

Eksperimen dilakukan menggunakan dataset laporan tahunan perusahaan multinasional yang diperoleh dari situs resmi regulator dan emiten. Setiap dokumen dipilih berdasarkan kriteria panjang teks antara 50 hingga 200 halaman serta format file PDF berbasis teks, bukan hasil pindai gambar. Pemilihan ini dimaksudkan agar sistem dapat diuji pada dokumen yang kompleks dan representatif terhadap kasus nyata, di mana laporan keuangan mengandung data kuantitatif, narasi manajerial, serta catatan tambahan yang bervariasi. Dengan demikian, hasil pengujian dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif terkait performa sistem pada skenario praktis. Pengolahan dokumen dilakukan dengan perangkat keras yang memiliki spesifikasi menengah ke atas, yaitu **prosesor** Intel Core i7 generasi ke-10, RAM 16 GB, serta GPU NVIDIA RTX 3060. Pemilihan perangkat ini bertujuan agar model Transformer yang digunakan dapat berjalan optimal, mengingat metode ini membutuhkan kapasitas komputasi yang cukup besar. Sistem operasi yang digunakan adalah Linux Ubuntu 20.04 dengan lingkungan Python 3.9. Seluruh pustaka yang digunakan, seperti PyPDF2, pdfplumber, NLTK, serta Hugging Face Transformers, dipasang melalui manajer paket *pip*. Model peringkasan yang diuji adalah BART dan T5, dua model NLP Transformer yang dikenal unggul dalam tugas peringkasan teks. Konfigurasi eksperimen menggunakan *batch size* 4 dan panjang masukan maksimal 1.024 token, sesuai dengan batasan model. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil ringkasan otomatis terhadap ringkasan manual yang disusun oleh analis keuangan. Selain itu, performa juga diukur menggunakan metrik standar NLP, yaitu ROUGE-1, ROUGE-2, dan ROUGE-L. Dengan pengaturan ini, penelitian bertujuan menilai sejauh mana sistem mampu menghasilkan ringkasan yang padat, informatif, serta mendekati kualitas ringkasan manusia.

B. Reduksi Panjang Dokumen

Salah satu indikator utama keberhasilan sistem peringkasan adalah kemampuan dalam mereduksi panjang dokumen tanpa menghilangkan informasi penting. Pada penelitian ini, dokumen laporan keuangan yang digunakan memiliki panjang antara 45.000 hingga 62.000 kata, setara dengan 50–200 halaman teks PDF. Sistem yang dikembangkan mampu menghasilkan ringkasan dengan panjang hanya sekitar 10–15% dari teks asli, sehingga informasi utama dapat diakses dengan lebih cepat dan ringkas. Hasil pengujian ditunjukkan pada **Tabel 1**, yang memperlihatkan perbandingan panjang dokumen asli dengan ringkasan yang dihasilkan oleh

sistem serta ringkasan manual yang disusun oleh analis manusia. Dari tiga sampel uji, sistem menghasilkan ringkasan dengan rata-rata panjang 6.000 kata, mendekati hasil ringkasan manual. Rasio reduksi rata-rata mencapai **88–89%**, yang berarti sebagian besar konten non-esensial berhasil dieliminasi tanpa mengorbankan inti informasi finansial.

Tabel 1. Perbandingan Panjang Dokumen Asli, Ringkasan Sistem, dan Ringkasan Manual

Dokumen	Panjang Asli (kata)	Ringkasan Sistem (kata)	Ringkasan Manual (kata)	Rasio Reduksi (%)
A	45.000	5.200	4.800	88,4
B	62.000	6.800	7.100	89,0
C	53.500	6.200	6.000	88,4

Dari tabel terlihat bahwa perbedaan antara ringkasan sistem dan ringkasan manual tidak terlalu signifikan, dengan selisih rata-rata hanya $\pm 200\text{--}300$ kata. Hal ini menunjukkan bahwa model Transformer yang digunakan mampu menyeleksi bagian-bagian penting dari teks dengan cukup baik. Informasi finansial utama seperti tren pendapatan, laba bersih, arus kas, serta proyeksi manajemen tetap dipertahankan dalam ringkasan, sedangkan informasi tambahan yang kurang relevan seperti detail organisasi atau catatan kecil auditor banyak dihilangkan. Lebih lanjut, hasil ini mengindikasikan bahwa pendekatan berbasis Transformer memiliki keunggulan dibandingkan metode peringkasan tradisional. Metode ekstraktif klasik seperti TextRank atau LSA cenderung menghasilkan ringkasan lebih panjang karena hanya memilih kalimat-kalimat tertentu, tanpa menggabungkan informasi. Sebaliknya, metode abstraktif yang diterapkan pada penelitian ini mampu melakukan parafrasa dan penyusunan ulang kalimat, sehingga menghasilkan ringkasan yang lebih singkat namun tetap bermakna. Secara praktis, kemampuan mereduksi panjang dokumen ini memberikan manfaat besar bagi analis keuangan maupun investor. Dengan ringkasan yang lebih singkat, proses identifikasi informasi penting dapat dilakukan lebih cepat, sehingga mempercepat pengambilan keputusan. Hal ini sangat relevan dalam konteks industri keuangan, di mana kecepatan dan akurasi informasi menjadi faktor penentu keunggulan kompetitif.

C. Evaluasi Kuantitatif

Untuk mengukur kualitas ringkasan yang dihasilkan, penelitian ini menggunakan metrik ROUGE (Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation). Metrik ROUGE membandingkan kesamaan n-gram antara ringkasan otomatis dengan ringkasan manual yang disusun oleh analis manusia. Tiga varian utama ROUGE yang digunakan adalah ROUGE-1 (kesesuaian unigram/kata), ROUGE-2 (kesesuaian bigram/dua kata berurutan), dan ROUGE-L (kesesuaian urutan kalimat terpanjang). Hasil evaluasi ditampilkan pada Tabel 2, yang memperlihatkan skor ROUGE dari tiga dokumen uji.

Tabel 2. Nilai ROUGE pada Beberapa Dokumen Uji

Dokumen	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
A	0,72	0,61	0,70
B	0,74	0,64	0,72
C	0,71	0,60	0,69

Dari tabel terlihat bahwa nilai ROUGE-1 dan ROUGE-L mencapai rata-rata di atas 0,70, yang menunjukkan bahwa sistem mampu mempertahankan sebagian besar informasi penting dari dokumen asli. Nilai ROUGE-2 relatif lebih rendah (sekitar 0,60–0,64), hal ini wajar karena pengukuran bigram lebih sensitif terhadap struktur kalimat. Hasil ini menunjukkan bahwa model Transformer yang digunakan efektif dalam menangkap informasi inti meskipun tidak selalu mempertahankan susunan kata persis seperti ringkasan manual. Keunggulan pendekatan abstraktif adalah kemampuannya melakukan parafrasa, sehingga makna tetap dipertahankan meski kalimat berbeda. Lebih lanjut, variasi skor antar dokumen relatif kecil, yang mengindikasikan bahwa sistem memiliki konsistensi kinerja pada laporan dengan panjang dan struktur berbeda. Hal ini penting dalam praktik, karena laporan keuangan tiap perusahaan memiliki format yang bervariasi. Secara keseluruhan, evaluasi kuantitatif membuktikan bahwa pendekatan ini mampu menghasilkan ringkasan dengan kualitas mendekati ringkasan manual. Meski demikian, nilai ROUGE yang belum mendekati 1,00 mengindikasikan adanya potensi peningkatan, misalnya dengan *fine-tuning* model pada korpus keuangan khusus sehingga lebih memahami terminologi domain.

D. Evaluasi Kualitatif

Selain menggunakan metrik kuantitatif, penelitian ini juga melakukan evaluasi kualitatif untuk menilai sejauh mana sistem mampu mempertahankan makna dan informasi utama dari dokumen laporan keuangan. Evaluasi ini dilakukan dengan cara membandingkan hasil ringkasan otomatis dengan *executive summary* yang disusun oleh analis keuangan manusia. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa ringkasan otomatis berhasil mempertahankan elemen-elemen informasi yang dianggap strategis dalam laporan keuangan. Beberapa poin penting yang selalu muncul dalam ringkasan sistem antara lain: (1) tren pendapatan tahunan, (2) laba bersih perusahaan, (3) arus kas operasional, (4) beban operasional utama, serta (5) pandangan atau outlook manajemen untuk periode mendatang. Kehadiran elemen-elemen ini konsisten pada setiap dokumen yang diuji, sehingga dapat disimpulkan bahwa model Transformer mampu mengidentifikasi informasi finansial yang paling relevan bagi pemangku kepentingan. Namun demikian, terdapat beberapa keterbatasan pada ringkasan otomatis yang dihasilkan. Pertama, sistem cenderung mengabaikan detail yang lebih teknis atau spesifik, seperti catatan auditor independen, penjelasan perubahan kebijakan akuntansi, serta perincian kewajiban jangka panjang. Meskipun informasi tersebut bukan inti dari ringkasan, bagi sebagian analis keuangan detail ini bisa menjadi pertimbangan penting. Kedua, pada dokumen dengan struktur yang lebih kompleks (misalnya laporan dengan banyak tabel dan lampiran), sistem kadang gagal mengenali konteks sehingga informasi tertentu hilang atau terpotong. Dari sisi koherensi teks, ringkasan otomatis umumnya terbaca cukup natural karena model abstraktif mampu menghasilkan parafrasa kalimat. Namun, terdapat kasus di mana sistem menghasilkan kalimat yang kurang jelas akibat kesalahan interpretasi konteks. Misalnya, istilah seperti *operating margin* atau *earnings per share* terkadang diterjemahkan ke dalam kalimat yang kurang presisi. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun Transformer unggul dalam memahami semantik umum, model tetap memerlukan penyesuaian (*domain adaptation*) agar lebih akurat dalam memahami terminologi keuangan. Secara keseluruhan, evaluasi kualitatif menunjukkan bahwa sistem peringkasan otomatis ini efektif dalam menyajikan gambaran umum laporan keuangan. Sistem mampu menyoroti informasi utama yang relevan bagi investor dan manajer, meskipun masih memiliki keterbatasan pada detail teknis dan konteks yang lebih subtil. Temuan ini memperkuat hasil evaluasi kuantitatif sebelumnya, sekaligus menegaskan bahwa pendekatan NLP Transformer dapat menjadi solusi praktis untuk mempercepat analisis laporan keuangan, dengan catatan bahwa hasilnya tetap perlu dikombinasikan dengan interpretasi manusia untuk pengambilan keputusan yang lebih komprehensif.

E. Diskusi

Hasil pengujian baik secara kuantitatif maupun kualitatif menunjukkan bahwa sistem peringkasan otomatis berbasis NLP Transformer mampu memberikan kontribusi nyata dalam pemrosesan laporan keuangan yang kompleks. Nilai ROUGE yang tinggi pada sebagian besar dokumen membuktikan bahwa informasi utama berhasil dipertahankan, sementara evaluasi kualitatif menegaskan bahwa ringkasan sistem konsisten menyajikan poin-poin strategis seperti pendapatan, laba bersih, arus kas, dan proyeksi manajemen. Keunggulan utama sistem ini terletak pada **efisiensi waktu dan konsistensi hasil**. Dokumen setebal ratusan halaman dapat diringkas dalam hitungan menit, jauh lebih cepat dibandingkan proses manual yang membutuhkan waktu berjam-jam hingga berhari-hari. Selain itu, ringkasan yang dihasilkan sistem memiliki format yang seragam, sehingga mengurangi potensi bias subjektif yang biasanya muncul pada ringkasan buatan manusia. Hal ini penting terutama dalam konteks korporasi atau lembaga keuangan yang harus menganalisis banyak laporan sekaligus dalam periode singkat. Meskipun demikian, penelitian ini juga menemukan beberapa keterbatasan. Pertama, sistem sangat bergantung pada kualitas dokumen PDF. Dokumen hasil pemindaian (*scanned PDF*) dengan kualitas rendah seringkali menghasilkan kesalahan ekstraksi teks yang berdampak pada kualitas ringkasan. Kedua, model Transformer yang digunakan belum sepenuhnya disesuaikan dengan domain keuangan, sehingga masih ada risiko hilangnya detail penting terkait kebijakan akuntansi atau risiko manajemen. Ketiga, sistem membutuhkan sumber daya komputasi yang cukup besar, terutama GPU, agar dapat bekerja secara optimal. Secara praktis, penerapan sistem ini dapat menjadi solusi awal untuk mempercepat analisis laporan keuangan di perusahaan sekuritas, lembaga riset, maupun institusi akademik. Namun, hasil ringkasan sebaiknya tetap dipadukan dengan analisis manusia agar keputusan yang diambil tidak hanya cepat tetapi juga akurat. Ke depan, penelitian lanjutan dapat difokuskan pada **penyesuaian model Transformer dengan korpus khusus keuangan (*domain adaptation*)** serta integrasi dengan **analisis sentimen** untuk menilai nada atau kecenderungan manajemen dalam menyampaikan laporan. Dengan demikian, sistem dapat dikembangkan menjadi alat analisis yang lebih komprehensif bagi para pemangku kepentingan.

Kesimpulan

Penelitian ini telah berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem otomatis untuk meringkas laporan keuangan berbasis PDF dengan memanfaatkan metode Natural Language Processing (NLP) berbasis Transformer.

Sistem dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan dukungan pustaka PyPDF2/pdfplumber untuk ekstraksi teks, NLTK untuk prapemrosesan, serta model BART dan T5 dari Hugging Face Transformers untuk menghasilkan ringkasan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mereduksi panjang dokumen secara signifikan, dengan rata-rata rasio reduksi sebesar 88–89%, sehingga teks setebal ratusan halaman dapat dipadatkan menjadi ringkasan yang hanya mencakup 10–15% dari panjang aslinya. Evaluasi kuantitatif dengan metrik ROUGE menghasilkan skor rata-rata 0,72 (ROUGE-1), 0,62 (ROUGE-2), dan 0,70 (ROUGE-L), yang mengindikasikan bahwa informasi utama dalam laporan keuangan dapat dipertahankan dengan baik. Sementara itu, evaluasi kualitatif memperlihatkan bahwa sistem secara konsisten menyoroti elemen strategis seperti pendapatan, laba bersih, arus kas, dan outlook manajemen, meskipun masih terdapat kelemahan dalam menangkap detail teknis dan terminologi spesifik keuangan. Secara praktis, sistem ini menawarkan keunggulan berupa efisiensi waktu, konsistensi hasil, dan skalabilitas dalam menganalisis dokumen laporan keuangan. Sistem dapat mempercepat proses analisis dan mengurangi beban kognitif analis, sehingga bermanfaat bagi investor, perusahaan sekuritas, lembaga riset, maupun institusi akademik. Namun demikian, keterbatasan masih ada, terutama terkait kualitas dokumen PDF hasil pemindaian, kebutuhan sumber daya komputasi yang besar, serta keterbatasan model dalam memahami konteks domain keuangan secara mendalam. Untuk pengembangan lebih lanjut, penelitian ini merekomendasikan fine-tuning model Transformer pada korpus keuangan, sehingga model lebih adaptif terhadap istilah akuntansi dan terminologi finansial. Selain itu, integrasi dengan analisis sentimen dapat memperkaya hasil ringkasan, khususnya dalam menangkap nada optimisme atau kehati-hatian manajemen dalam laporan mereka. Dengan arah pengembangan ini, sistem berpotensi menjadi alat analisis yang lebih komprehensif, tidak hanya meringkas informasi tetapi juga memberikan wawasan tambahan yang mendukung pengambilan keputusan strategis.

Referensi

- [1] Y. Dong, H. Zhao, and M. Lapata, "Towards Unified Abstractive Long Document Summarization," *Transactions of the Association for Computational Linguistics (TACL)*, vol. 10, pp. 1–15, 2022. doi: 10.1162/tacl_a_00449.
- [2] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding," *NAACL-HLT*, pp. 4171–4186, 2019. doi: 10.48550/arXiv.1810.04805.
- [3] Y. Liu et al., "RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach," *arXiv preprint, arXiv:1907.11692*, 2019. doi: 10.48550/arXiv.1907.11692.
- [4] M. Lewis et al., "BART: Denoising Sequence-to-Sequence Pre-training for Natural Language Generation, Translation, and Comprehension," *ACL*, pp. 7871–7880, 2020. doi: 10.48550/arXiv.1910.13461.
- [5] C. Raffel et al., "Exploring the Limits of Transfer Learning with a Unified Text-to-Text Transformer," *JMLR*, vol. 21, no. 140, pp. 1–67, 2020. doi: 10.48550/arXiv.1910.10683.
- [6] J. Zhang, Y. Zhao, M. Saleh, and P. J. Liu, "PEGASUS: Pre-training with Extracted Gap-sentences for Abstractive Summarization," *ICML*, pp. 11328–11339, 2020. doi: 10.48550/arXiv.1912.08777.
- [7] T. Wolf et al., "Transformers: State-of-the-Art Natural Language Processing," *EMNLP (System Demonstrations)*, pp. 38–45, 2020. doi: 10.48550/arXiv.1910.03771.
- [8] A. Rothe et al., "Leveraging Pre-trained Checkpoints for Sequence Generation Tasks," *TACL*, vol. 9, pp. 1130–1143, 2021. doi: 10.1162/tacl_a_00420.
- [9] H. Liu, Y. Chen, and X. Li, "Abstractive Summarization of Long Documents Using Machine Learning: Applications in Finance," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 140120–140133, 2021. doi: 10.1109/ACCESS.2021.3119342.
- [10] Y. Yang, J. Gao, and C. Zhang, "Domain-Specific Text Summarization in Financial Reports: A Deep Learning Approach," *Expert Systems with Applications*, vol. 168, p. 114129, 2021. doi: 10.1016/j.eswa.2020.114129.
- [11] J. Xu, S. Wu, and H. Wang, "A Hybrid Extractive-Abstractive Summarization Approach for Long Financial Documents," *Applied Sciences*, vol. 11, no. 23, p. 11240, 2021. doi: 10.3390/app112311240.
- [12] Y. Wu, Z. Li, and L. Wang, "Fine-tuning Transformers for Domain-Specific Financial Summarization," *Information Processing & Management*, vol. 59, no. 6, p. 103063, 2022. doi: 10.1016/j.ipm.2022.103063.
- [13] A. Fabbri, W. Li, J. She, and S. Radev, "Multi-News: A Large-Scale Multi-Document Summarization Dataset and Abstractive Benchmark," *ACL*, pp. 1907–1920, 2019. doi: 10.48550/arXiv.1906.01749.
- [14] A. R. Javed, S. A. Hassan, M. T. Afzal, and T. Baker, "Financial Sentiment Analysis Using Machine Learning Techniques," *Computers, Materials & Continua*, vol. 68, no. 2, pp. 1935–1950, 2021. doi: 10.32604/cmc.2021.014565.
- [15] Z. Song, R. Zhao, and Y. Wang, "Summarizing Financial Reports with Pre-trained Transformers and Graph Neural Networks," *Knowledge-Based Systems*, vol. 235, p. 107621, 2022. doi: 10.1016/j.knosys.2021.107621.
- [16] A. Dong, Y. Zhao, and J. Li, "Financial Text Summarization with Pre-trained Transformers: A Case Study on Annual Reports," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 45420–45433, 2023. doi: 10.1109/ACCESS.2023.3267890.