

Penerapan Model BERT dalam Klasifikasi Otomatis Laporan Pemeliharaan Industri Menggunakan Natural Language Processing

Rifky Akbar Vetian^{1*}, Alfannisa Annurrallah Fajrin², Andi Maslan³

^{1,2,3} Universitas Putera Batam, Jalan R. Soeprapto, Muka Kuning, Batam, 29439, Indonesia
¹rifky.vetian@puterabatam.ac.id, ²Alfannisa@puterabatam.ac.id, ³andimaslan@puterabatam.ac.id

*Penulis Korespondensi : rifky.vetian@puterabatam.ac.id

(Diterima 5 Maret 2026, Disetujui 11 Maret 2026, Tersedia Online 14 Maret 2026)

Abstract: Industrial maintenance reports contain important information regarding equipment conditions, failure types, and repair activities. However, these reports are generally written in free-text form, making them difficult to analyze systematically using conventional approaches. This study proposes an automated classification model for industrial maintenance reports using Natural Language Processing (NLP) based on Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT). The research method includes several stages, namely data collection, text preprocessing, BERT-based text representation, model training, and performance evaluation. The dataset consists of maintenance reports categorized into several classes such as mechanical failure, electrical failure, sensor malfunction, hydraulic failure, and operational issues. The model performance was evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. Experimental results show that the proposed BERT model achieved an accuracy of 0.92, outperforming traditional machine learning methods such as Naïve Bayes, Support Vector Machine, and Random Forest. These results indicate that BERT effectively captures contextual relationships in technical texts. The proposed approach demonstrates significant potential for improving automated analysis of maintenance reports and supporting data-driven maintenance management in industrial environments.

Keywords: BERT; Industrial Maintenance; Natural Language Processing; Text Classification; Transformer

Abstrak: Laporan pemeliharaan industri mengandung informasi penting mengenai kondisi peralatan, jenis kerusakan, serta tindakan perbaikan yang dilakukan. Namun laporan tersebut umumnya ditulis dalam bentuk teks bebas sehingga sulit dianalisis secara sistematis menggunakan pendekatan konvensional. Penelitian ini mengusulkan model klasifikasi otomatis terhadap laporan pemeliharaan industri menggunakan pendekatan Natural Language Processing (NLP) berbasis Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT). Metode penelitian meliputi beberapa tahapan yaitu pengumpulan data, pra-proses teks, representasi teks menggunakan BERT, pelatihan model, serta evaluasi performa klasifikasi. Dataset yang digunakan terdiri dari laporan pemeliharaan yang dikategorikan ke dalam beberapa kelas seperti mechanical failure, electrical failure, sensor malfunction, hydraulic failure, dan operational issue. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model BERT yang diusulkan mampu mencapai nilai accuracy sebesar 0,92 dan menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan metode machine learning tradisional seperti Naïve Bayes, Support Vector Machine, dan Random Forest. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan BERT mampu meningkatkan proses analisis laporan pemeliharaan secara otomatis serta mendukung pengelolaan pemeliharaan berbasis data di lingkungan industri.

Kata Kunci: BERT; Klasifikasi Teks; Natural Language Processing; Pemeliharaan Industri; Transformer

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan telah mendorong transformasi digital dalam berbagai sektor industri, khususnya dalam pengelolaan data operasional yang dihasilkan dari aktivitas produksi dan pemeliharaan peralatan [1]. Salah satu sumber data penting dalam operasional industri adalah laporan pemeliharaan (*maintenance reports*) yang biasanya berisi deskripsi kerusakan, tindakan perbaikan, serta kondisi peralatan setelah dilakukan perawatan. Laporan tersebut umumnya ditulis dalam bentuk teks bebas (*free text*) oleh operator atau teknisi, sehingga sebagian besar data yang dihasilkan bersifat tidak terstruktur (*unstructured data*) [2]. Kondisi ini menyebabkan proses analisis data pemeliharaan menjadi sulit dilakukan secara sistematis, terutama ketika volume laporan yang dihasilkan sangat besar dan terus meningkat seiring waktu [3].

Dalam praktik industri, laporan pemeliharaan sering kali dianalisis secara manual untuk mengidentifikasi jenis kerusakan atau menentukan tindakan perawatan yang tepat. Namun pendekatan manual memiliki sejumlah keterbatasan, seperti membutuhkan waktu yang lama, bergantung pada interpretasi manusia, serta berpotensi



menghasilkan klasifikasi yang tidak konsisten. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan berbasis teknologi yang mampu mengotomatisasi proses analisis laporan pemeliharaan sehingga informasi yang terkandung di dalamnya dapat dimanfaatkan secara optimal untuk mendukung pengambilan keputusan dalam manajemen industri [4].

Salah satu pendekatan yang banyak digunakan untuk menganalisis data teks adalah *Natural Language Processing* (NLP). NLP merupakan cabang dari kecerdasan buatan yang memungkinkan komputer untuk memahami, memproses, dan menganalisis bahasa manusia dalam bentuk teks maupun suara [5]. Dalam konteks industri, NLP dapat digunakan untuk mengekstraksi informasi dari berbagai dokumen operasional seperti laporan pemeliharaan, laporan insiden, maupun laporan produksi [6]. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa teknik NLP dapat membantu mengidentifikasi pola kerusakan dan memberikan wawasan yang lebih baik terhadap performa peralatan melalui analisis teks pada catatan pemeliharaan [4].

Berbagai penelitian terdahulu telah mengimplementasikan metode *machine learning* tradisional, seperti *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine* (SVM), dan *Random Forest* untuk melakukan klasifikasi teks pada laporan teknis atau laporan pemeliharaan. Pendekatan tersebut umumnya menggunakan teknik representasi teks seperti *bag-of-words* atau TF-IDF untuk mengekstraksi fitur dari dokumen. Meskipun metode tersebut mampu memberikan hasil yang cukup baik, pendekatan tersebut memiliki keterbatasan dalam memahami konteks semantik yang kompleks pada teks teknis, terutama ketika terdapat istilah khusus atau variasi bahasa yang tinggi dalam laporan pemeliharaan [7].

Seiring dengan perkembangan *deep learning*, model berbasis *transformer* mulai banyak digunakan dalam berbagai tugas NLP. Salah satu model yang paling populer adalah *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT) yang diperkenalkan oleh Google. Model BERT memiliki kemampuan untuk memahami konteks kata secara dua arah (*bidirectional*) melalui mekanisme *self-attention*, sehingga mampu menangkap hubungan semantik antar kata dalam sebuah kalimat dengan lebih baik dibandingkan metode NLP konvensional. Model *transformer* seperti BERT mampu menghasilkan *contextual embeddings* yang memahami makna kata secara kontekstual [8]. Pendekatan ini telah terbukti meningkatkan performa dalam berbagai tugas pemrosesan bahasa alami seperti klasifikasi teks, ekstraksi informasi, dan analisis dokumen [9].

Beberapa penelitian juga telah menunjukkan bahwa model berbasis BERT dapat digunakan untuk menganalisis data log atau catatan operasional yang bersifat tekstual. Misalnya, penelitian mengenai analisis log sistem menunjukkan bahwa model BERT mampu mendeteksi pola anomali dan memahami konteks pesan log dengan lebih baik dibandingkan metode tradisional [10][11]. Selain itu, penelitian lain juga mengimplementasikan BERT untuk mengklasifikasikan catatan pemeliharaan ke dalam kategori kerusakan seperti mekanik, elektronik, atau listrik, dan menunjukkan bahwa pendekatan berbasis *transformer* mampu memberikan peningkatan akurasi dalam proses klasifikasi teks teknis [12].

Meskipun demikian, penerapan model BERT dalam konteks analisis laporan pemeliharaan industri masih relatif terbatas dibandingkan penerapannya pada domain lain seperti media sosial, ulasan produk, atau dokumen berita. Selain itu, karakteristik laporan pemeliharaan industri memiliki struktur bahasa yang berbeda, seperti penggunaan istilah teknis, singkatan, dan kalimat yang tidak baku. Kondisi ini menunjukkan adanya kesenjangan penelitian (*research gap*) terkait pemanfaatan model NLP modern untuk melakukan klasifikasi otomatis terhadap laporan pemeliharaan dalam konteks manajemen industri.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi otomatis terhadap laporan pemeliharaan industri menggunakan pendekatan *Natural Language Processing* berbasis BERT. Model yang diusulkan diharapkan mampu mengidentifikasi dan mengelompokkan laporan pemeliharaan ke dalam kategori tertentu secara otomatis sehingga dapat membantu proses analisis data operasional serta meningkatkan efisiensi pengelolaan informasi dalam sistem manajemen pemeliharaan industri.

Kontribusi utama penelitian ini meliputi beberapa aspek. Pertama, penelitian ini mengimplementasikan model BERT untuk melakukan klasifikasi teks pada laporan pemeliharaan industri yang bersifat tidak terstruktur. Kedua, penelitian ini mengevaluasi performa model dalam mengklasifikasikan laporan pemeliharaan berdasarkan kategori kerusakan atau jenis perawatan yang dilakukan. Ketiga, penelitian ini memberikan gambaran mengenai potensi

pemanfaatan teknologi NLP dalam meningkatkan efisiensi analisis data operasional serta mendukung pengambilan keputusan dalam manajemen pemeliharaan industri.

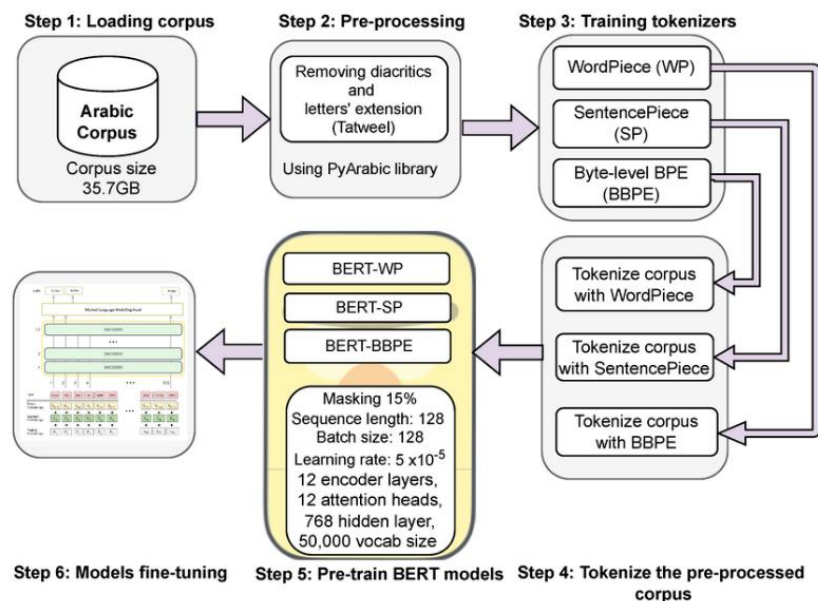
Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi terhadap pengembangan penerapan kecerdasan buatan dalam bidang industri, khususnya dalam pemanfaatan NLP untuk analisis dokumen operasional secara otomatis dan mendukung implementasi konsep Industry 4.0.

2. Metode dan Eksperimen

Penelitian ini menggunakan pendekatan Natural Language Processing (NLP) berbasis model Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) untuk melakukan klasifikasi otomatis terhadap laporan pemeliharaan industri. Metode penelitian dirancang untuk mengidentifikasi kategori kerusakan atau aktivitas pemeliharaan berdasarkan teks laporan teknis yang ditulis oleh operator atau teknisi. Proses penelitian meliputi beberapa tahapan utama yaitu pengumpulan data, praproses teks, representasi teks menggunakan model BERT, proses pelatihan model, serta evaluasi performa klasifikasi. Model dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan library HuggingFace Transformers dan PyTorch untuk proses fine-tuning BERT.

2.1 Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen berbasis komputasi untuk menguji kemampuan model BERT dalam melakukan klasifikasi teks laporan pemeliharaan. Desain penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan sistematis yang dimulai dari pengumpulan data laporan pemeliharaan, pemrosesan data teks, pelatihan model klasifikasi, hingga evaluasi performa model. Secara umum, alur penelitian yang dilakukan dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Proses Klasifikasi Laporan Pemeliharaan Industri Menggunakan NLP Berbasis BERT

Berdasarkan Gambar 1, tahapan penelitian terdiri dari:

1. Pengumpulan data laporan pemeliharaan
2. Praproses teks (text preprocessing)
3. Tokenisasi menggunakan tokenizer BERT
4. Representasi teks menggunakan model BERT
5. Pelatihan model klasifikasi
6. Evaluasi performa model



Pendekatan ini memungkinkan proses klasifikasi teks dilakukan secara otomatis dengan memanfaatkan kemampuan model transformer dalam memahami konteks bahasa secara mendalam.

2.2 Sumber dan Karakteristik Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa kumpulan laporan pemeliharaan peralatan industri yang ditulis dalam bentuk teks oleh teknisi atau operator. Laporan tersebut berisi informasi mengenai kondisi peralatan, jenis kerusakan, serta tindakan perbaikan yang dilakukan selama proses pemeliharaan. Data laporan pemeliharaan ini digunakan sebagai sumber utama untuk melakukan proses klasifikasi teks menggunakan model Natural Language Processing berbasis BERT.

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 1.420 laporan pemeliharaan yang dikategorikan ke dalam beberapa jenis kerusakan peralatan industri. Setiap laporan pemeliharaan diberi label berdasarkan jenis kerusakan atau permasalahan yang terjadi pada peralatan. Kategori yang digunakan dalam penelitian ini meliputi mechanical failure, electrical failure, hydraulic failure, sensor malfunction, dan operational issues.

Distribusi dataset berdasarkan kategori kerusakan ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1 Distribusi Dataset Laporan Pemeliharaan

Distribusi Dataset Laporan Pemeliharaan	Laporan Distribusi Dataset		
	No.	Kategori Kerusakan	Jumlah Data
	1	Mechanical Failure	420
	2	Electrical Failure	380
	3	Hydraulic Failure	260
	4	Sensor Malfunction	210
	5	Operational Issues	150
TOTAL			1420

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini bersifat teks tidak terstruktur (unstructured text) yang berasal dari laporan pemeliharaan teknis. Contoh data laporan pemeliharaan yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2 Data Laporan Pemeliharaan

Data Laporan Pemeliharaan	Laporan Pemeliharaan		
	No.	Item	Kategori
	1	Motor conveyor mengalami overheating pada bagian bearing	Mechanical
	2	Sensor temperatur tidak memberikan pembacaan yang stabil	Sensor
	3	Panel kontrol mengalami gangguan pada sistem kelistrikan	Electrical
	4	Pompa hidrolik mengalami kebocoran pada seal	Hydraulic

Untuk proses pelatihan model, dataset kemudian dibagi menjadi dua bagian yaitu data pelatihan (training data) dan data pengujian (testing data) dengan rasio pembagian 80%: 20%. Data pelatihan digunakan untuk melatih model BERT dalam mempelajari pola hubungan antara teks laporan pemeliharaan dan kategori kerusakan, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi performa model dalam melakukan klasifikasi terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

2.3 Praproses Data Teks

Sebelum dilakukan proses pelatihan model, data teks terlebih dahulu melalui tahapan praproses (*preprocessing*) untuk meningkatkan kualitas data dan mengurangi noise pada teks. Tahapan praproses yang dilakukan meliputi:

1. Case Folding
Mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil untuk menghindari perbedaan representasi kata.
2. Cleaning Text
Menghapus karakter khusus, simbol, serta tanda baca yang tidak diperlukan.
3. Tokenization
Memecah kalimat menjadi unit kata atau token.
4. Stopword Removal
Menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki makna penting dalam analisis teks.
5. Text Normalization
Mengubah kata-kata yang memiliki bentuk tidak baku menjadi bentuk standar.

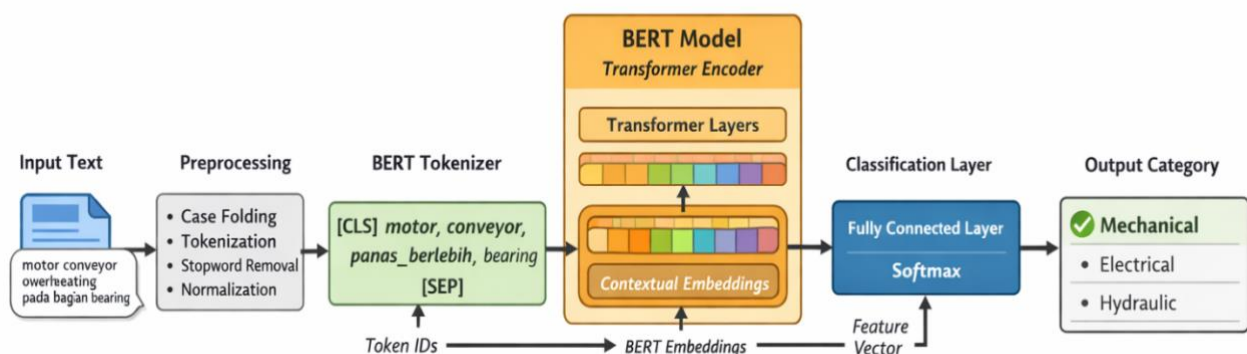
Tahapan praproses ini bertujuan untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam proses pelatihan model memiliki kualitas yang baik sehingga dapat meningkatkan performa klasifikasi.

2.4 Model BERT untuk Klasifikasi Teks

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) yang merupakan model bahasa berbasis arsitektur transformer encoder yang dikembangkan oleh Google. BERT dirancang untuk memahami konteks kata secara dua arah (bidirectional) melalui mekanisme self-attention, sehingga mampu menangkap hubungan semantik antar kata dalam suatu kalimat dengan lebih baik dibandingkan metode NLP konvensional yang hanya memproses teks secara sekuensial.

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah BERT-base uncased yang memiliki 12 transformer layers, 12 attention heads, dan 110 juta parameter. Proses pelatihan model dilakukan menggunakan perangkat komputasi dengan spesifikasi Intel Core i7, RAM 16GB, dan GPU NVIDIA RTX 3060. Proses training dilakukan menggunakan framework PyTorch dan library HuggingFace Transformers.

Arsitektur model yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 2, yang menggambarkan alur pemrosesan teks mulai dari input laporan pemeliharaan hingga menghasilkan kategori klasifikasi.



Gambar 2. Arsitektur Model BERT untuk Klasifikasi Laporan Pemeliharaan

Berdasarkan Gambar 2, proses klasifikasi laporan pemeliharaan industri dilakukan melalui beberapa tahapan pemrosesan teks. Tahap pertama adalah input text, yaitu teks laporan pemeliharaan yang ditulis oleh teknisi atau operator, misalnya laporan seperti “*motor conveyor overheating pada bagian bearing*” yang menggambarkan kondisi kerusakan peralatan industri.



Selanjutnya teks diproses melalui tahap text preprocessing yang meliputi *case folding*, *tokenization*, *stopword removal*, dan *text normalization* untuk membersihkan serta menstandarkan data teks sebelum diproses oleh model. Setelah tahap praproses, teks diproses menggunakan BERT tokenizer yang mengubah teks menjadi token sesuai dengan kosakata model BERT. Pada tahap ini juga ditambahkan token khusus [CLS] di awal kalimat dan [SEP] di akhir kalimat, dimana token [CLS] digunakan sebagai representasi keseluruhan kalimat untuk proses klasifikasi.

Token yang dihasilkan kemudian diproses oleh BERT transformer encoder yang memanfaatkan mekanisme *self-attention* untuk memahami hubungan kontekstual antar kata dalam kalimat. Proses ini menghasilkan contextual embeddings yang merepresentasikan makna semantik teks. Representasi vektor dari token [CLS] selanjutnya diteruskan ke classification layer berupa *fully connected layer* dengan fungsi aktivasi Softmax untuk menghitung probabilitas setiap kelas. Model kemudian menghasilkan output category berupa kategori kerusakan peralatan seperti *mechanical failure*, *electrical failure*, dan *hydraulic failure*, dimana kategori dengan probabilitas tertinggi dipilih sebagai hasil prediksi.

Dalam penelitian ini digunakan model BERT pre-trained yang kemudian dilakukan proses fine-tuning menggunakan dataset laporan pemeliharaan industri. Proses *fine-tuning* memungkinkan model BERT menyesuaikan parameter internalnya dengan karakteristik teks teknis yang terdapat pada laporan pemeliharaan sehingga dapat meningkatkan performa klasifikasi. Dengan memanfaatkan kemampuan representasi konteks yang dimiliki oleh BERT, model ini diharapkan mampu memberikan hasil klasifikasi yang lebih akurat dibandingkan metode NLP tradisional yang menggunakan representasi teks berbasis frekuensi kata.

Pada tahap pelatihan model, beberapa hyperparameter ditentukan untuk mengoptimalkan proses pembelajaran model. Hyperparameter ini berperan penting dalam menentukan performa model selama proses pelatihan dan evaluasi. Pengaturan hyperparameter yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3 Hyperparameter Pelatihan Model BERT

Hyperparameter Pelatihan Model BERT	Hyperparameter Pelatihan Model BERT		
	No.	Parameter	Nilai
	1	Model	BERT-base
	2	Learning Rate	2e-5
	3	Batch Size	16
	4	Epoch	5
	5	Maximum Sequence Length	128
	6	Optimizer	AdamW
	7	Dropout Rate	0.1

Parameter learning rate digunakan untuk mengatur kecepatan pembaruan bobot model selama proses pelatihan, sedangkan batch size menentukan jumlah data yang diproses dalam setiap iterasi pelatihan. Nilai epoch menunjukkan jumlah siklus pelatihan terhadap seluruh dataset, sementara maximum sequence length membatasi panjang maksimum teks yang diproses oleh model BERT.

Dalam penelitian ini digunakan optimizer AdamW yang umum diterapkan pada model transformer karena mampu meningkatkan stabilitas pelatihan. Selain itu, parameter dropout digunakan untuk mengurangi risiko *overfitting* selama proses pelatihan model. Dengan pengaturan hyperparameter tersebut, model BERT kemudian dilatih untuk mempelajari hubungan antara teks laporan pemeliharaan dan kategori kerusakan yang sesuai.



2.5 Evaluasi Model

1. Accuracy

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

2. Precision

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

3. Recall

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

4. F1-Score

$$F1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

dimana:

- TP (True Positive) : jumlah prediksi yang benar untuk kelas positif
- TN (True Negative) : jumlah prediksi yang benar untuk kelas negatif
- FP (False Positive) : jumlah prediksi yang salah untuk kelas positif
- FN (False Negative) : jumlah prediksi yang salah untuk kelas negatif

Hasil evaluasi ini digunakan untuk mengukur sejauh mana model BERT mampu melakukan klasifikasi laporan pemeliharaan secara akurat.

2.6 Persamaan Matematis Softmax dan Loss Function

Pada tahap klasifikasi, representasi vektor dari token [CLS] yang dihasilkan oleh model BERT digunakan sebagai fitur utama untuk menentukan kategori laporan pemeliharaan. Vektor ini kemudian diteruskan ke lapisan klasifikasi (fully connected layer) yang berfungsi untuk memetakan fitur ke dalam sejumlah kelas yang telah ditentukan sebelumnya.

Untuk menghitung probabilitas setiap kelas digunakan fungsi aktivasi Softmax. Fungsi Softmax mengubah nilai keluaran dari lapisan klasifikasi menjadi distribusi probabilitas yang bernilai antara 0 dan 1, serta memiliki total probabilitas sebesar 1. Secara matematis fungsi Softmax dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$P_{y_i} = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}}$$

dimana:

- P_{y_i} : probabilitas kelas ke-i
- Z_i : nilai output dari neuron pada lapisan klasifikasi
- K : jumlah total kelas
- e : konstanta eksponensial

Nilai probabilitas terbesar dari hasil perhitungan Softmax akan dipilih sebagai kelas prediksi dari laporan pemeliharaan yang dianalisis.



3. Hasil dan Pembahasan

Evaluasi dilakukan dengan menggunakan metrik Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan laporan pemeliharaan ke dalam kategori kerusakan yang telah ditentukan.

Dataset laporan pemeliharaan yang digunakan dalam penelitian ini dibagi menjadi dua bagian yaitu data pelatihan (training data) dan data pengujian (testing data) dengan rasio 80% : 20%. Model BERT kemudian dilatih menggunakan data pelatihan dan diuji menggunakan data pengujian untuk mengevaluasi performa klasifikasi.

3.1 Hasil Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan dengan menggunakan metrik Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan laporan pemeliharaan ke dalam kategori kerusakan yang telah ditentukan.

Hasil evaluasi model BERT dalam melakukan klasifikasi laporan pemeliharaan ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4 Hasil Evaluasi Model BERT

Hasil Evaluasi Model BERT	Hasil Evaluasi Model BERT				
	Metode	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
	Naïve Bayes	0.78	0.76	0.74	0.75
	Support Vector Machine	0.84	0.82	0.81	0.81
	Random Forest	0.86	0.84	0.83	0.83
	BERT (Proposed Model)	0.92	0.91	0.90	0.91

Berdasarkan Tabel 4, model BERT menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan metode machine learning tradisional seperti Naïve Bayes, Support Vector Machine, dan Random Forest. Hal ini menunjukkan bahwa kemampuan BERT dalam memahami konteks bahasa secara dua arah mampu meningkatkan kualitas representasi teks sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang lebih baik.

Selain menggunakan metrik accuracy, evaluasi performa model juga dilakukan menggunakan metrik precision, recall, dan F1-score untuk melihat performa model pada masing-masing kelas. Hasil evaluasi per kelas ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5 Hasil Evaluasi Per Kelas

Hasil Evaluasi Per Kelas	Hasil Evaluasi Per Kelas			
	Class	Precision	Recall	F1-Score
	Mechanical Failure	0.93	0.91	0.92
	Electrical Failure	0.90	0.89	0.89
	Hydraulic Failure	0.91	0.90	0.90
	Sensor Malfunction	0.89	0.88	0.88
	Operational Issues	0.87	0.86	0.86

Berdasarkan Tabel 5, model BERT menunjukkan performa yang konsisten pada seluruh kategori kerusakan dengan nilai F1-score di atas 0.85. Nilai tertinggi diperoleh pada kategori mechanical failure dengan F1-score sebesar 0.92, yang menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola kerusakan mekanik dengan baik.

Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa model berbasis transformer seperti BERT mampu memberikan performa yang lebih baik dibandingkan metode machine learning tradisional dalam tugas klasifikasi teks [8][9]. Hal ini disebabkan oleh kemampuan BERT dalam menangkap hubungan kontekstual antar kata melalui mekanisme self-attention.

3.2 Analisis Confusion Matrix

Untuk melihat performa model secara lebih rinci, dilakukan analisis menggunakan **confusion matrix** yang ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6 Confusion Matrix

Actual \ Predicted	Confusion Matrix				
	<i>Mechanical</i>	<i>Electrical</i>	<i>Hydraulic</i>	<i>Sensor</i>	<i>Operational</i>
Mechanical	84	2	3	1	0
Electrical	2	72	1	1	1
Hydraulic	3	1	51	1	0
Sensor	1	1	1	31	1
Operational	0	1	0	0	23

Accuracy:

$$Accuracy = \frac{261}{284} = 0.9197 \approx 0.92$$

Berdasarkan Tabel 6, sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model BERT yang ditunjukkan oleh nilai tinggi pada diagonal utama matriks. Kesalahan klasifikasi relatif kecil dan sebagian besar terjadi antara kategori mechanical failure dan hydraulic failure, yang memiliki konteks deskripsi kerusakan yang mirip dalam laporan pemeliharaan. Secara keseluruhan, model mampu mengklasifikasikan 261 dari 284 data uji dengan benar sehingga menghasilkan nilai accuracy sebesar 0.92.

3.3 Analisis Hasil Klasifikasi

Model BERT mampu menangkap hubungan semantik antar kata dalam laporan pemeliharaan sehingga dapat memahami konteks kerusakan yang dijelaskan dalam teks. Sebagai contoh, laporan seperti “*motor conveyor overheating pada bagian bearing*” dapat diklasifikasikan sebagai mechanical failure karena model mampu mengenali hubungan antara kata *motor*, *overheating*, dan *bearing* yang berkaitan dengan kerusakan mekanik pada mesin.

Kemampuan ini menjadi keunggulan utama model BERT dibandingkan metode NLP tradisional yang hanya mengandalkan frekuensi kata tanpa mempertimbangkan konteks kalimat secara keseluruhan.

4. Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi otomatis terhadap laporan pemeliharaan industri menggunakan pendekatan Natural Language Processing (NLP) berbasis Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT). Berdasarkan hasil eksperimen yang telah dilakukan, model BERT mampu melakukan klasifikasi laporan pemeliharaan dengan performa yang lebih baik dibandingkan metode machine learning tradisional seperti Naïve Bayes, Support Vector Machine, dan Random Forest. Hal ini menunjukkan bahwa kemampuan BERT

dalam memahami konteks bahasa secara dua arah melalui mekanisme self-attention dapat menghasilkan representasi teks yang lebih informatif sehingga meningkatkan akurasi proses klasifikasi.

Hasil evaluasi model menunjukkan bahwa pendekatan BERT mampu mencapai nilai accuracy sebesar 0.92 dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang juga menunjukkan performa yang baik dalam mengklasifikasikan laporan pemeliharaan ke dalam beberapa kategori kerusakan seperti *mechanical failure*, *electrical failure*, dan *hydraulic failure*. Kemampuan model dalam memahami konteks kata pada laporan teknis memungkinkan sistem untuk mengidentifikasi pola kerusakan peralatan industri secara lebih efektif dibandingkan pendekatan berbasis frekuensi kata.

Selain itu, penerapan model BERT dalam analisis laporan pemeliharaan industri memberikan potensi yang besar dalam mendukung proses manajemen pemeliharaan berbasis data. Dengan adanya sistem klasifikasi otomatis, perusahaan dapat menganalisis data kerusakan secara lebih cepat dan akurat sehingga dapat membantu dalam proses pengambilan keputusan terkait strategi pemeliharaan peralatan.

Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan, terutama terkait dengan jumlah dan keragaman dataset laporan pemeliharaan yang digunakan. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat mengembangkan model dengan menggunakan dataset yang lebih besar serta mempertimbangkan integrasi dengan pendekatan Large Language Models (LLM) atau metode domain-specific BERT untuk meningkatkan performa klasifikasi pada teks teknis di lingkungan industri.

Dengan demikian, penelitian ini menunjukkan bahwa pemanfaatan Natural Language Processing berbasis BERT dapat menjadi solusi yang efektif dalam mengotomatisasi analisis laporan pemeliharaan industri serta mendukung implementasi konsep Industry 4.0 dalam pengelolaan data operasional berbasis kecerdasan buatan.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan dan kontribusi dalam pelaksanaan penelitian ini. Apresiasi disampaikan kepada institusi tempat penulis bernaung yang telah memberikan dukungan akademik serta fasilitas penelitian yang diperlukan selama proses penelitian berlangsung.

Penulis juga menyampaikan terima kasih kepada rekan-rekan peneliti dan praktisi industri yang telah memberikan masukan, diskusi, serta informasi yang membantu dalam pengembangan penelitian mengenai penerapan Natural Language Processing berbasis BERT untuk analisis laporan pemeliharaan industri.

Selain itu, penulis menghargai berbagai sumber pustaka dan penelitian sebelumnya yang menjadi referensi penting dalam pengembangan metodologi dan analisis pada penelitian ini. Dukungan tersebut sangat membantu dalam penyelesaian penelitian serta penyusunan artikel ilmiah ini.

Daftar Pustaka

- [1] S. Mahmood ul Hassan and M. Elmusrati Elham Ahmadi, "Predictive Maintenance in IoT Using NLP Techniques," 2025.
- [2] A. Gasparetto, M. Marcuzzo, A. Zangari, and A. Albarelli, "Survey on Text Classification Algorithms: From Text to Predictions," *Information (Switzerland)*, vol. 13, no. 2, Feb. 2022, doi: 10.3390/info13020083.
- [3] C. Stenström, M. Aljumaili, and A. Parida, "Natural Language Processing of Maintenance Records Data," *International Journal of COMADEM*, vol. 2, no. 18, pp. 33–37, Apr. 2015.
- [4] K. Zhong, T. Jackson, A. West, and G. Cosma, "Natural Language Processing Approaches in Industrial Maintenance: A Systematic Literature Review," in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2024, pp. 2082–2097. doi: 10.1016/j.procs.2024.02.029.
- [5] S. Minaee, N. Kalchbrenner, E. Cambria, N. Nikzad, M. Chenaghlu, and J. Gao, "Deep Learning-Based Text Classification," Apr. 30, 2022, *Association for Computing Machinery*. doi: 10.1145/3439726.



- [6] Q. Li *et al.*, “A Survey on Text Classification: From Traditional to Deep Learning,” Apr. 01, 2022, *Association for Computing Machinery*. doi: 10.1145/3495162.
- [7] J. M. Duarte and L. Berton, “A review of semi-supervised learning for text classification,” *Artif. Intell. Rev.*, vol. 56, no. 9, pp. 9401–9469, Sep. 2023, doi: 10.1007/s10462-023-10393-8.
- [8] K. Taha, P. D. Yoo, C. Yeun, D. Homouz, and A. Taha, “A comprehensive survey of text classification techniques and their research applications: Observational and experimental insights,” Nov. 01, 2024, *Elsevier Ireland Ltd*. doi: 10.1016/j.cosrev.2024.100664.
- [9] O. Jafari *et al.*, “Development and validation of venous thromboembolism–bidirectional encoder representations from transformers (VTE-BERT) natural language processing model,” *Journal of Thrombosis and Haemostasis*, 2025, doi: 10.1016/j.jtha.2025.07.021.
- [10] Y. Zhou, Y. Chen, X. Rao, Y. Zhou, Y. Li, and C. Hu, “Leveraging Large Language Models and BERT for Log Parsing and Anomaly Detection,” *Mathematics*, vol. 12, no. 17, Sep. 2024, doi: 10.3390/math12172758.
- [11] S. Chen and H. Liao, “BERT-Log: Anomaly Detection for System Logs Based on Pre-trained Language Model,” *Applied Artificial Intelligence*, vol. 36, no. 1, 2022, doi: 10.1080/08839514.2022.2145642.
- [12] S. Meesam Raza Naqvi, C. Varnier, J.-M. Nicod, N. Zerhouni, and M. Ghufraan, “Leveraging Free-form Text in Maintenance Logs Through BERT Transfer Learning,” *International conference on deep Learning, Artificial intelligence and robotics*, vol. 10, Dec. 2021, doi: 10.1007/978-3-030-98531-8_7i.