

Analisis Metode FMEA Dan SPC Pada Proyeksi Losses Produksi Dan Prediksi Perawatan Pompa Minyak Di PT.Pertamina Ep Zona 1 Rantau Field Kuala Simpang

Bambang Sugito^{1*}, Muhammad Iqbal², Zulham Sitorus³

^{1,2,3}Magister Teknologi Informasi, Universitas Pembangunan Panca Budi, Medan, Indonesia

Email: bambang.sugito@pertamina.com¹, muhammadiqbal@dosen.pancabudi.ac.id²,

zulhamsitorus@dosen.pancabudi.ac.id³

Abstract

Leaks in oil pumping systems are among the main causes of production losses and reduced operational efficiency in the upstream oil and gas industry. This study aims to identify dominant failure modes, monitor process stability, and predict pump leakage risk using an integrated approach that combines Failure Mode and Effect Analysis (FMEA), Statistical Process Control (SPC), and the Support Vector Machine (SVM) algorithm. The research was conducted at PT Pertamina EP Zone 1 Rantau Field using operational data from the year 2024. FMEA results show that leakage due to illegal tapping and corrosion are the most critical failures, with Risk Priority Numbers (RPN) of 216 and 180, respectively. SPC analysis using \bar{X} -R control charts revealed weekly process fluctuations, indicating potential variability in operations. To predict leakage risk, an SVM model was trained using technical pump features such as pressure, temperature, vibration, and pipe joint age. Class imbalance was addressed using the Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE), and model evaluation yielded an accuracy of 95.48%. The integration of these three methods has proven effective in supporting data-driven predictive maintenance strategies. It reduces unplanned downtime, minimizes production losses, and enhances the reliability of oil pumping systems.

Keywords: FMEA, SPC, SVM, production losses, oil pump, predictive maintenance, SMOTE.

Abstrak

Kebocoran pada sistem pemompaan minyak merupakan salah satu penyebab utama losses produksi dan penurunan efisiensi operasional di industri hulu migas. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi mode kegagalan dominan, memantau kestabilan proses produksi, dan memprediksi risiko kebocoran pompa minyak dengan pendekatan integratif menggunakan Failure Mode and Effect Analysis (FMEA), Statistical Process Control (SPC), dan algoritma Support Vector Machine (SVM). Studi dilakukan di PT Pertamina EP Zona 1 Rantau Field menggunakan data operasional tahun 2024. Hasil FMEA menunjukkan bahwa kebocoran akibat illegal tapping dan korosi merupakan kegagalan kritis dengan nilai Risk Priority Number (RPN) masing-masing sebesar 216 dan 180. Analisis SPC menggunakan peta kendali \bar{X} -R chart menunjukkan adanya fluktuasi mingguan yang mengindikasikan potensi variabilitas proses. Untuk prediksi risiko kebocoran, model SVM dilatih menggunakan data teknis pompa seperti tekanan, suhu, vibrasi, dan umur sambungan. Penyeimbangan kelas dilakukan dengan teknik Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE), dan hasil evaluasi menunjukkan akurasi prediksi sebesar 95.48%. Integrasi ketiga metode ini terbukti efektif dalam mendukung strategi perawatan prediktif (predictive maintenance) berbasis data aktual, yang mampu mengurangi downtime, meminimalkan losses produksi, serta meningkatkan keandalan sistem perpompaan minyak.

Kata kunci: FMEA, SPC, SVM, losses produksi, pompa minyak, predictive maintenance, SMOTE.

1. PENDAHULUAN

PT Pertamina EP Rantau Field merupakan salah satu unit operasi PT Pertamina EP yang bergerak di sektor hulu migas dan telah beroperasi sejak tahun 1928. Wilayah kerja ini mencakup area seluas 4.390 km² yang tersebar di Provinsi Nanggroe Aceh Darussalam dan Sumatra Utara, menjadikannya salah satu lapangan minyak tertua dan paling strategis di Indonesia. Produksi rata-rata mencapai 2.500 BOPD untuk minyak dan 3,96 MMSCFD untuk gas, yang menyumbang 0,4% dari total produksi minyak nasional[1].

Sebagai lapangan mature, Rantau Field menghadapi tantangan dalam mempertahankan efisiensi produksi dan keandalan peralatan. Dalam industri minyak dan gas, prediksi kesalahan dini pada peralatan kritis seperti pompa sentrifugal memainkan peran krusial untuk memperpanjang umur komponen, mengurangi penghentian operasional yang tidak terencana, dan mencegah kerugian besar [2]. Kerusakan pada pompa minyak menjadi salah satu penyebab utama terjadinya losses produksi yang signifikan. Pada September 2024, tercatat losses sebesar 8,72%, yang disebabkan terutama oleh kebocoran pipa dan seal failure. Selain berdampak pada produksi dan biaya operasional, kerusakan pompa juga meningkatkan risiko keselamatan dan potensi pencemaran lingkungan. Permasalahan kehilangan produksi (production losses) ini bukan hanya unik pada industri minyak dan gas; sektor lain seperti industri pengolahan kelapa sawit juga menghadapi tantangan serupa, di mana oil losses diartikan sebagai kehilangan jumlah minyak yang seharusnya diperoleh dari hasil suatu proses namun tidak dapat diperoleh atau hilang [3].

Keandalan pompa minyak sangat menentukan kelangsungan operasi dan efisiensi produksi. Namun, pendekatan pemeliharaan konvensional yang bersifat reaktif sering kali tidak mampu mencegah kegagalan secara efektif. Oleh karena itu, dibutuhkan strategi prediktif berbasis data yang mampu memberikan deteksi dini terhadap potensi kegagalan pompa. Pendekatan predictive maintenance ini sejalan dengan kemajuan teknologi yang terus berkembang di industri minyak dan gas [4]. Masalah oil losses merupakan tantangan umum yang dihadapi oleh industri minyak dan gas secara luas, sehingga memerlukan pendekatan teknologi dan analitis untuk penanganannya [5]. Predictive Maintenance (PdM) telah menjadi strategi penting dalam berbagai industri untuk meminimalkan waktu henti dan mengurangi biaya, dengan penelitian terkini banyak memanfaatkan kecerdasan buatan (AI) berdasarkan data mesin dan sensor [6].

Metode Failure Mode and Effect Analysis (FMEA) telah lama digunakan untuk mengidentifikasi mode kegagalan potensial dan memberikan prioritas risiko berdasarkan nilai Risk Priority Number (RPN). Penerapan FMEA tidak terbatas pada satu sektor industri saja; sebagai contoh, metode ini juga telah diimplementasikan untuk menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi kualitas air feed dan mengidentifikasi penyebab kegagalan dalam siklus air di Pembangkit Listrik Tenaga Uap [7]. FMEA sendiri merupakan teknik analisis yang terbukti berguna dan kuat untuk mendefinisikan, mengidentifikasi, serta mengeliminasi potensi kegagalan atau masalah dari sistem, desain, proses, maupun layanan sebelum berdampak pada pelanggan, dan telah diterapkan secara ekstensif di

berbagai industri. Meskipun demikian, metode RPN konvensional dalam FMEA telah menjadi subjek diskusi dan kritik karena beberapa keterbatasannya dalam aplikasi dunia nyata, yang mendorong berbagai penelitian untuk mengembangkan pendekatan evaluasi risiko alternatif atau yang disempurnakan guna meningkatkan efektivitas FMEA [8]. Penerapan SPC untuk menganalisis kehilangan produksi (oil losses) dan mengidentifikasi faktor-faktor penyebabnya juga telah dilakukan dalam industri pengolahan kelapa sawit, di mana variabilitas proses menjadi fokus utama pengendalian [9]. Di sisi lain, Statistical Process Control (SPC) memungkinkan pemantauan kestabilan proses secara real-time melalui penggunaan peta kendali dan analisis pareto. SPC sendiri merupakan aplikasi metode statistik untuk memantau dan mengendalikan suatu proses, dengan tujuan memastikan bahwa proses tersebut beroperasi pada potensi penuhnya untuk menghasilkan produk yang sesuai dengan limbah sesedikit mungkin. Salah satu keunggulan utama SPC adalah penekanannya pada deteksi dini dan pencegahan masalah, yang memberikannya kelebihan signifikan dibandingkan metode kualitas lain seperti inspeksi produk akhir yang baru menangani masalah setelah terjadi [10]. Meskipun keduanya bermanfaat dalam pengendalian risiko, keduanya belum mampu memberikan prediksi kejadian kerusakan secara kuantitatif.

Sebagai bentuk inovasi, penelitian ini mengintegrasikan FMEA dan SPC dengan algoritma Support Vector Machine (SVM), yaitu salah satu metode machine learning yang efektif dalam klasifikasi dan prediksi pada data operasional yang kompleks. Teknologi machine learning telah menunjukkan potensi besar dalam menganalisis data historis untuk mengidentifikasi pola-pola kompleks dan membuat prediksi yang akurat di berbagai bidang, termasuk dalam upaya prediksi dan mitigasi bencana alam seperti banjir, di mana akurasi prediksi dapat ditingkatkan secara signifikan [11]. Kemampuan ML untuk memproses data dari berbagai sumber dan menghasilkan prediksi yang andal ini sangat relevan untuk dikembangkan dalam sistem perawatan prediktif di industri. SVM telah terbukti efektif dalam berbagai tugas klasifikasi, seperti dalam analisis sentimen untuk menentukan rating pada platform belanja online, di mana kinerjanya dibandingkan dengan algoritma lain seperti Naïve Bayes (Sunjaya et al., 2024). Kemampuan adaptif SVM dalam berbagai domain ini menjadikannya pilihan yang kuat untuk pemodelan prediktif [12]. Untuk mengatasi ketimpangan distribusi kelas dalam data, digunakan metode Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) sehingga model dapat melakukan klasifikasi risiko kerusakan secara lebih seimbang dan akurat. Ketidakseimbangan distribusi kelas merupakan salah satu tantangan signifikan dalam machine learning, karena dapat menyebabkan model prediktif menjadi bias terhadap kelas mayoritas dan mengabaikan kelas minoritas yang seringkali memiliki signifikansi praktis lebih tinggi, seperti dalam kasus prediksi risiko [13]. Penanganan ketidakseimbangan kelas ini merupakan aspek penting, karena distribusi data pada aplikasi pemantauan kesehatan mesin di dunia nyata seringkali sangat tidak seimbang (highly-skewed), di mana data kondisi normal jauh lebih mendominasi dibandingkan data kondisi kegagalan [14].

Dengan menggabungkan pendekatan kualitatif dan kuantitatif dalam satu kerangka kerja prediktif, penelitian ini bertujuan untuk memberikan solusi

komprehensif dalam mengidentifikasi, mengendalikan, dan memprediksi risiko kerusakan pompa minyak, serta mengurangi losses produksi di Rantau Field secara signifikan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif deskriptif dan eksperimental. Pendekatan kuantitatif digunakan untuk menganalisis data numerik historis terkait performa pompa dan produksi minyak, sedangkan pendekatan eksperimental diterapkan untuk membangun dan menguji model prediktif berbasis algoritma Support Vector Machine (SVM).

2.1. Lokasi dan Waktu Penelitian

Penelitian dilakukan di PT Pertamina EP Zona 1 Rantau Field, yang berlokasi di Kuala Simpang, Kabupaten Aceh Tamiang. Data yang digunakan dikumpulkan selama periode Januari hingga Desember 2024.

2.2. Objek Penelitian

Objek penelitian adalah sistem perpompaan minyak, khususnya komponen sambungan antar pipa yang menjadi titik kritis terjadinya kerusakan dan kebocoran. Penelitian difokuskan pada proses identifikasi mode kegagalan, pemantauan kestabilan produksi, serta prediksi risiko kebocoran.

2.3. Data dan Sumber Data

Data yang digunakan terdiri dari:

1. Data primer: Data historis produksi, tekanan, suhu, vibrasi, flow rate, ketebalan pipa, umur sambungan, dan jenis material pipa.
2. Data sekunder: Laporan losses produksi, log perawatan, laporan kerusakan pompa, dan dokumen analisis FMEA yang telah dilakukan sebelumnya oleh pihak internal perusahaan.

2.4. Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data dilakukan melalui:

1. Dokumentasi internal perusahaan (log operasional dan histori kerusakan),
2. Wawancara tidak langsung dengan bagian maintenance,
3. Observasi terhadap tren losses dan jadwal preventive maintenance.

2.5. Prosedur Penelitian

1. Analisis FMEA
 - a. Identifikasi komponen kritis dan mode kegagalan.
 - b. Penilaian skor Severity (S), Occurrence (O), dan Detection (D).
 - c. Perhitungan Risk Priority Number (RPN) dan penentuan prioritas perbaikan.
2. Analisis SPC
 - a. Penerapan control chart (\bar{X} dan R chart) untuk melihat kestabilan proses.

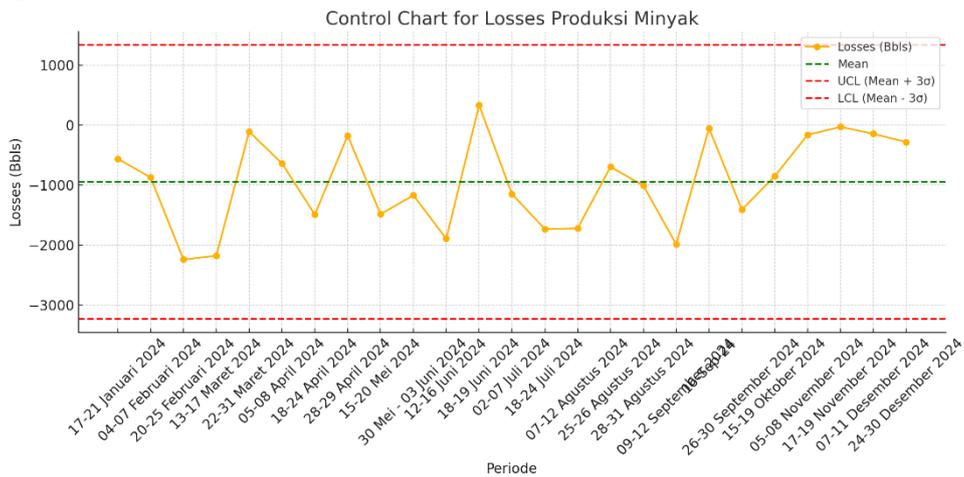
- b. Analisis grafik distribusi dan pareto untuk mengidentifikasi penyebab dominan losses.
- 3. Pemodelan Prediksi Risiko dengan SVM
 - a. Fitur input: Tekanan, suhu, flow rate, vibrasi, ketebalan pipa, umur sambungan, dan jenis material.
 - b. Target output: Kategori Risiko Kebocoran (Rendah, Sedang, Tinggi).
 - c. Penyeimbangan data dilakukan dengan metode Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE). Pemilihan SMOTE didasarkan pada kemampuannya untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas merupakan faktor krusial yang dapat mempengaruhi performa model klasifikasi. SMOTE bekerja dengan menciptakan sampel sintesis pada kelas minoritas, sehingga membantu dalam membangun model prediksi yang lebih robust dan akurat[13].
 - d. Model dievaluasi menggunakan metrik akurasi, confusion matrix, dan classification report.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

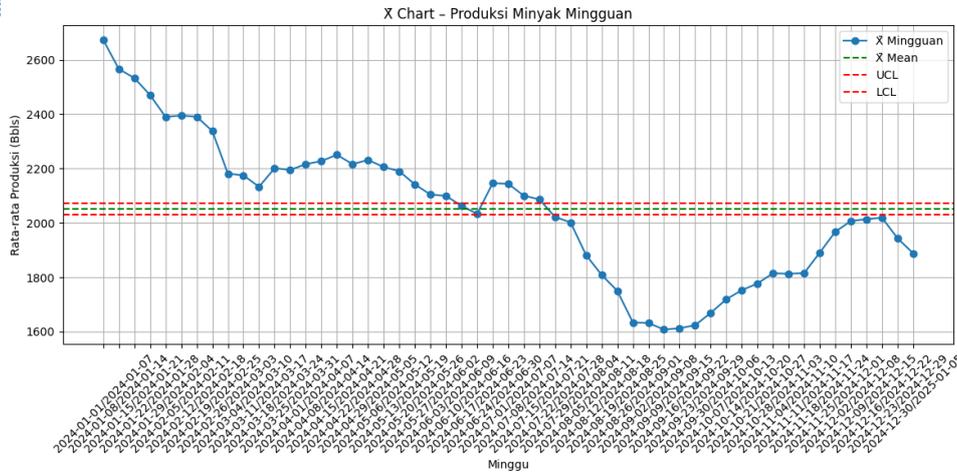
Pada bagian ini disajikan hasil penelitian berupa analisis Failure Mode and Effect Analysis (FMEA), Statistical Process Control (SPC), serta pemodelan prediksi risiko kebocoran menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Setiap hasil diikuti dengan pembahasan yang relevan.

3.1. Analisis Kestabilan Proses Produksi (SPC)

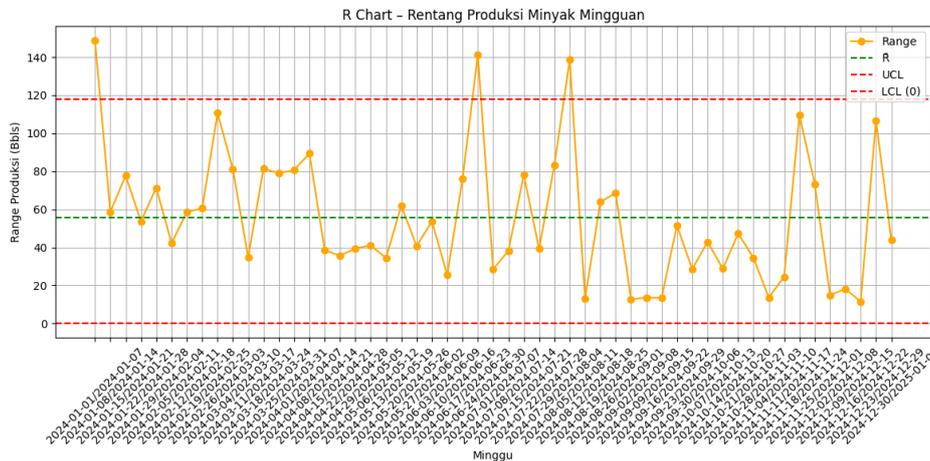
Analisis SPC dilakukan untuk mengevaluasi kestabilan produksi harian. Data losses harian menunjukkan proses berada dalam batas kendali, meskipun terdapat beberapa fluktuasi.



Gambar 1. Grafik Control Chart for Losses Produksi Minyak



Gambar 2. Grafik SPC (\bar{X} Chart) Produksi Mingguan



Gambar 3. Grafik SPC (R Chart) Produksi Mingguan

Peta kendali harian menunjukkan proses produksi relatif stabil dengan beberapa fluktuasi dalam losses yang masih dalam batas kontrol. \bar{X} dan R chart menunjukkan bahwa rata-rata produksi stabil, namun terdapat variasi mingguan yang mencerminkan inkonsistensi performa proses. Secara umum, jika semua titik data berada di dalam batas kontrol (UCL dan LCL) dan tidak menunjukkan pola yang tidak biasa, ini menunjukkan bahwa proses produksi dalam kondisi terkendali dan stabil.

3.2. FMEA dan Validasi Insiden

Berikut adalah mode kegagalan dan penyebab utama dengan nilai RPN tertinggi dari FMEA:

Tabel 1. Ringkasan Nilai RPN Komponen Kritis

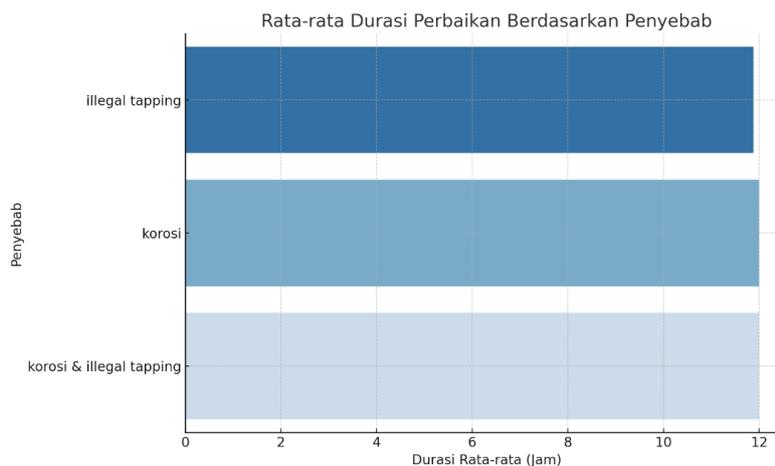
Mode Kegagalan	Penyebab Utama	RPN
----------------	----------------	-----

Mode Kegagalan	Penyebab Utama	RPN
Kebocoran akibat ilegal tapping (penyadapan ilegal)	Aktivitas pencurian oleh oknum tidak bertanggung jawab; Lemahnya pengawasan di area terpencil; Kurangnya sistem deteksi kebocoran real-time	216
Kebocoran akibat korosi eksternal/internal	Paparan air laut/air hujan (eksternal); Kandungan H2S, CO2, atau air dalam minyak (internal); Lapisan proteksi (coating) rusak; Material pipa tidak tahan korosi	180
Kerusakan fisik akibat upaya ilegal tapping	Pengeboran pipa oleh pencuri; Penggunaan alat berat ilegal	120
Gagal mendeteksi kebocoran	Sensor tidak sensitif; Cyber attack pada SCADA	112

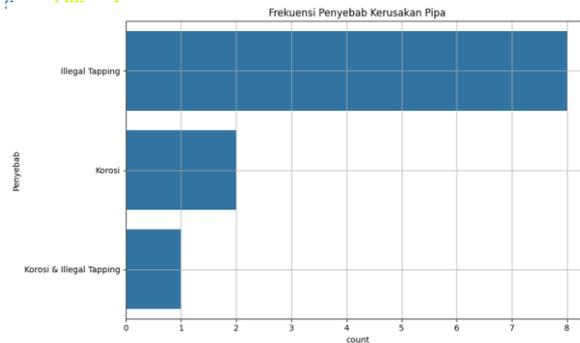
Dari log perbaikan ditemukan 11 kejadian yang sesuai dengan penyebab dari FMEA. Ini menunjukkan bahwa analisis FMEA akurat dan mencerminkan kondisi lapangan. Berdasarkan Tabel 1, dapat disimpulkan bahwa penanganan kebocoran pada sambungan pipa yang diakibatkan oleh ilegal tapping merupakan prioritas utama karena memiliki RPN tertinggi.

3.3. Analisis Log Perbaikan dan Jadwal Preventive Maintenance

Data log perbaikan menunjukkan bahwa penyebab paling dominan dari downtime adalah kebocoran pipa. Waktu perbaikan terlama juga terjadi pada kasus ilegal tapping, dengan rata-rata 36 jam.



Gambar 4. Distribusi Penyebab Kerusakan Pipa



Gambar 5. Frekuensi Penyebab Kerusakan Pipa

Analisis log perbaikan menunjukkan bahwa illegal tapping adalah penyebab paling sering dan memiliki durasi perbaikan tinggi. Penerapan sistem deteksi dini dan pengawasan pada pipa sangat diperlukan untuk mencegah kejadian berulang.

3.4. Distribusi Kerusakan Pompa

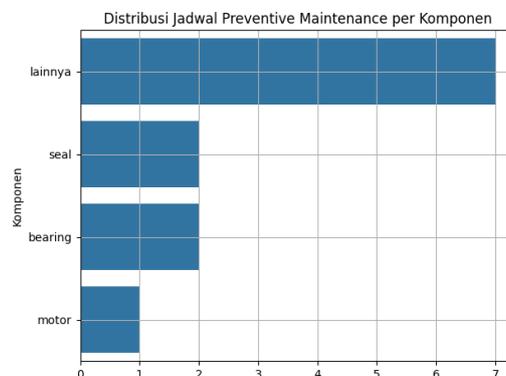
Distribusi jenis kerusakan pompa menunjukkan bahwa bearing dan seal merupakan komponen dengan tingkat kerusakan tertinggi.



Gambar 6. Prediksi Jenis Kerusakan Berdasarkan Historis

3.5. Evaluasi Preventive Maintenance

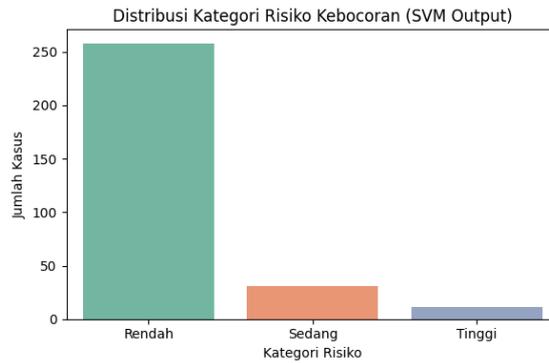
Evaluasi preventive maintenance menunjukkan mayoritas kerusakan komponen.



Gambar 7. Distribusi Jadwal Preventive Maintenance per Komponen

3.6. Visualisasi Risiko Berdasarkan Dataset

Model prediktif dikembangkan dengan bantuan data historis yang mencakup tekanan, suhu, flow rate, vibrasi, ketebalan pipa, umur sambungan, dan jenis material.

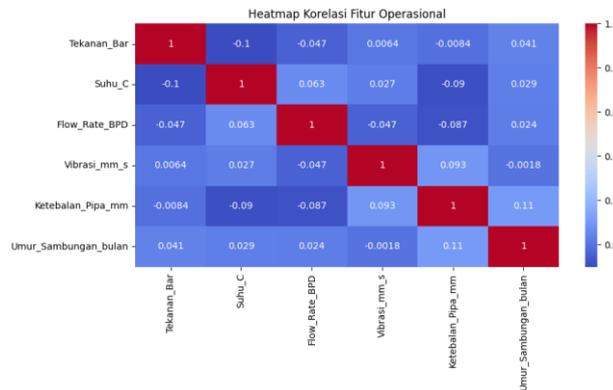


Gambar 8. Distribusi Kategori Risiko Kebocoran (SVM Output)

Sebagian besar sampel termasuk kategori “Rendah”, namun terdapat data signifikan di kategori “Sedang” dan “Tinggi” sebagai target klasifikasi.

3.7. Korelasi Antar Fitur Operasional

Analisis korelasi antar fitur digunakan untuk memahami hubungan variabel input terhadap risiko.



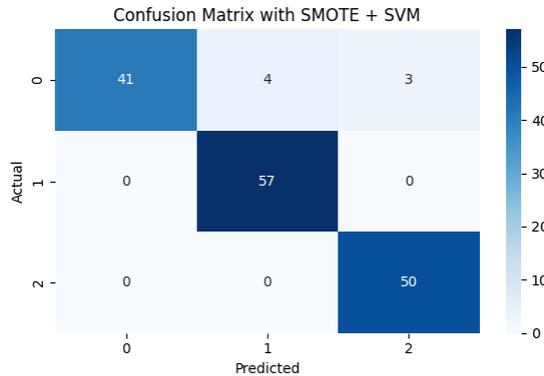
Gambar 9. Heatmap Korelasi Fitur Operasional

Terlihat korelasi positif antara:

1. Suhu dengan flow rate,
2. Vibrasi dengan ketebalan pipa yang menurun,
3. Umur sambungan dengan tekanan tinggi.

3.8. Hasil Pemodelan Prediksi Risiko (SVM)

Model Support Vector Machine (SVM) dilatih menggunakan 365 data harian, dengan teknik penyeimbangan kelas menggunakan Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE). Evaluasi menunjukkan:



Gambar 10. Confusion Matrix Model SVM

Evaluasi model:

1. Akurasi: 95.48%
2. Recall tinggi pada kelas “Sedang” (100%)
3. Performa kelas “Tinggi” masih perlu ditingkatkan (minoritas)

3.9. Pembahasan Umum

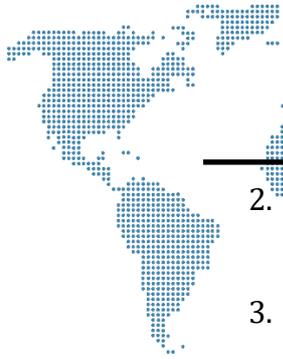
Hasil ini menunjukkan bahwa:

1. Integrasi FMEA-SPC-SVM sangat efektif untuk menggabungkan pendekatan kualitatif dan kuantitatif. Hal ini penting karena, seperti yang ditunjukkan dalam penelitian ini, penyebab losses dapat beragam mulai dari kegagalan teknis peralatan hingga faktor eksternal seperti illegal tapping. Dalam konteks yang lebih luas, berbagai faktor dapat berkontribusi terhadap kehilangan produksi. Sebagai contoh, studi pada industri pengolahan kelapa sawit mengidentifikasi bahwa tingginya tingkat kehilangan minyak dapat disebabkan oleh faktor bahan baku, kondisi alat, dan peran sumber daya manusia [3]. Oleh karena itu, pendekatan analitis komprehensif seperti yang diusulkan menjadi sangat relevan.
2. Kombinasi model memungkinkan prediksi risiko secara presisi berdasarkan parameter lapangan yang aktual.
3. Keterbatasan utama terletak pada data minoritas (kelas “Tinggi”) yang memerlukan peningkatan jumlah sampel melalui pelaporan kerusakan aktual dan perluasan monitoring.

4. SIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengurangi losses produksi dan meningkatkan efektivitas perawatan pompa minyak di PT Pertamina EP Zona 1 Rantau Field melalui integrasi metode Failure Mode and Effect Analysis (FMEA), Statistical Process Control (SPC), dan algoritma Support Vector Machine (SVM). Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Analisis FMEA berhasil mengidentifikasi mode kegagalan dominan yang memicu kerusakan pompa, di mana illegal tapping dan korosi merupakan penyebab utama dengan nilai Risk Priority Number (RPN) tertinggi, masing-masing sebesar 216 dan 180.



2. Analisis SPC melalui peta kendali \bar{X} -R menunjukkan bahwa proses produksi harian cenderung stabil, namun mengindikasikan adanya variasi mingguan yang patut diwaspadai, khususnya terkait tekanan dan laju alir fluida.
3. Pemodelan prediktif SVM mampu mengklasifikasikan risiko kebocoran dengan akurasi mencapai 95,48%. Model bekerja paling baik untuk klasifikasi risiko “Rendah” dan “Sedang”, namun masih mengalami keterbatasan dalam mengenali kelas “Tinggi” akibat ketidakseimbangan data historis.
4. Integrasi ketiga metode (FMEA-SPC-SVM) terbukti memberikan pendekatan prediktif yang lebih kuat dan data-driven dalam sistem perawatan pompa minyak, serta mampu mendukung pengambilan keputusan preventif yang lebih efektif dibanding pendekatan konvensional.

Berdasarkan hasil dan keterbatasan penelitian ini, beberapa saran yang dapat diberikan adalah:

1. Perluasan dataset dengan durasi pengamatan lebih panjang serta peningkatan pelaporan kerusakan minor dan mayor untuk memperkuat pelatihan model prediktif, terutama untuk kelas risiko tinggi.
2. Penerapan sistem monitoring real-time dengan integrasi sensor tekanan, suhu, dan vibrasi serta dashboard digital untuk mempermudah pengawasan kondisi pompa secara langsung.
3. Pengembangan sistem rekomendasi perawatan berbasis output model SVM yang dapat membantu tim teknis dalam menentukan prioritas tindakan, waktu ideal inspeksi, dan alokasi sumber daya perawatan.
4. Validasi lapangan terhadap hasil prediksi model perlu dilakukan secara berkala, guna memastikan akurasi model tetap sesuai dengan kondisi aktual sistem operasi di lapangan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] “PT. Pertamina EP.” Accessed: May 16, 2025. [Online]. Available: <https://pep.pertamina.com/Sejarah>
- [2] P. F. Orrù, A. Zoccheddu, L. Sassu, C. Mattia, R. Cozza, and S. Arena, “Machine Learning Approach Using MLP and SVM Algorithms for the Fault Prediction of a Centrifugal Pump in the Oil and Gas Industry,” *Sustainability* 2020, Vol. 12, Page 4776, vol. 12, no. 11, p. 4776, Jun. 2020, doi: 10.3390/SU12114776.
- [3] P. Studi Teknik Lingkungan Fakultas Teknik Universitas Batanghari Jambi, A. Nurrahman, E. Permana, and A. Musdalifah, “Analisa Kehilangan Minyak (Oil Losses) Pada Proses Produksi Di Pt X,” *Jurnal Daur Lingkungan*, vol. 4, no. 2, pp. 59–63, Sep. 2021, doi: 10.33087/DAURLING.V4I2.89.
- [4] “Advancements in Predictive Maintenance in the Oil and Gas Industry - Energies Media.” Accessed: May 16, 2025. [Online]. Available: <https://energiesmedia.com/advancements-in-predictive-maintenance-in-the-oil-and-gas-industry/>
- [5] Y. Deddy Hermawan and D. Kristanto, “Oil Losses Problem in Oil and Gas Industries,” 2021. [Online]. Available: www.intechopen.com
- [6] I. Assagaf, A. Sukandi, A. A. Abdillah, S. Arifin, and J. L. Ga, “Machine Predictive Maintenance by Using Support Vector Machines,” *Recent in Engineering Science and Technology*, vol. 1, no. 01, pp. 31–35, Jan. 2023, doi: 10.59511/RIESTECH.V1I01.6.

- [7] J. Hasil *et al.*, "Implementasi Metode Failure Mode Effect and Analisis (FMEA) Pada Siklus Air PLTU," *Jurnal Teknik Industri: Jurnal Hasil Penelitian dan Karya Ilmiah dalam Bidang Teknik Industri*, vol. 8, no. 2, pp. 110–118, Dec. 2022, doi: 10.24014/JTI.V8I2.19369.
- [8] H. C. Liu, L. Liu, and N. Liu, "Risk evaluation approaches in failure mode and effects analysis: A literature review," *Expert Syst Appl*, vol. 40, no. 2, pp. 828–838, Feb. 2013, doi: 10.1016/J.ESWA.2012.08.010.
- [9] "Analisis Oil Losses Pada Stasiun Perebusan Produksi Crude Palm Oil (CPO) Menggunakan Metode Statistical Process Control (SPC) | Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan." Accessed: May 16, 2025. [Online]. Available: <https://jurnal-tmit.com/index.php/home/article/view/67>
- [10] I. Madanhire and C. Mbohwa, "Application of Statistical Process Control (SPC) in Manufacturing Industry in a Developing Country," *Procedia CIRP*, vol. 40, pp. 580–583, Jan. 2016, doi: 10.1016/J.PROCIR.2016.01.137.
- [11] Z. Sitorus, E. Hariyanto, and F. Kurniawan, "Analysis of Artificial Intelligence Machine Learning Technology for Mapping and Predicting Flood Locations in Pahlawan Batu Bara Village," *International Journal Of Computer Sciences and Mathematics Engineering*, vol. 2, no. 2, pp. 281–288, Nov. 2023, doi: 10.61306/IJECOM.V2I2.54.
- [12] M. Sunjaya, Z. Sitorus, Khairul, M. Iqbal, and A. P. U. Siahaan, "Analysis of machine learning approaches to determine online shopping ratings using naïve bayes and svm," *International Journal Of Computer Sciences and Mathematics Engineering*, vol. 3, no. 1, pp. 7–16, May 2024, doi: 10.61306/IJECOM.V3I1.60.
- [13] G. Haixiang, L. Yijing, J. Shang, G. Mingyun, H. Yuanyue, and G. Bing, "Learning from class-imbalanced data: Review of methods and applications," *Expert Syst Appl*, vol. 73, pp. 220–239, May 2017, doi: 10.1016/J.ESWA.2016.12.035.
- [14] R. Zhao, R. Yan, Z. Chen, K. Mao, P. Wang, and R. X. Gao, "Deep Learning and Its Applications to Machine Health Monitoring: A Survey".