# DAFTAR ISI

[DAFTAR ISI i](#_Toc140100228)

[BAB I. PENDAHULUAN 1](#_Toc140100229)

[1.1 Latar Belakang 1](#_Toc140100230)

[1.2 Rumusan Masalah 3](#_Toc140100231)

[1.3 Batasan Masalah 3](#_Toc140100232)

[1.4 Tujuan Penelitian 3](#_Toc140100237)

[**1.5** **Manfaat Penelitian** 3](#_Toc140100238)

[BAB II. TINAJAUAN PUSTAKA 5](#_Toc140100239)

[2.1 Research Puzzle 5](#_Toc140100240)

[2.2 Landasan Teori 5](#_Toc140100241)

[2.3 Tinjauan Pustaka 7](#_Toc140100242)

[BAB III. METODE PENELITIAN 9](#_Toc140100243)

[3.1 Bentuk Penelitian 9](#_Toc140100246)

[3.2 Pengumpulan Data 9](#_Toc140100247)

[3.3 Tahapan Penelitian 10](#_Toc140100248)

[3.3.1 Business Understanding 10](#_Toc140100255)

[3.3.2 Data Understanding 10](#_Toc140100256)

[3.3.3 Data Preparation 10](#_Toc140100257)

[3.3.4 Modeling 11](#_Toc140100258)

[3.3.5 Evaluation 11](#_Toc140100259)

[3.3.6 Deployment 11](#_Toc140100260)

[BAB IV. HASIL DAN PEMBAHASAN 12](#_Toc140100261)

[4.1 Data 12](#_Toc140100265)

[4.2 Preprocessing Data 12](#_Toc140100266)

[4.3 Pemodelan dengan LSTM 13](#_Toc140100267)

[4.4 Pemodelan dengan RNNs 13](#_Toc140100268)

[4.5 Pemodelan dengan RNNs-LSTM 14](#_Toc140100269)

[4.6 Matriks Evaluasi (MAE) 14](#_Toc140100270)

[4.7 Hasil Prediksi 14](#_Toc140100271)

[4.8 Kesimpulan 15](#_Toc140100272)

[DAFTAR PUSTAKA 16](#_Toc140100273)

# BAB I. PENDAHULUAN

## Latar Belakang

Asset Integrity Management (AIM) telah mengalami perkembangan selama beberapa dekade terakhir, mulai dari inspeksi berbasis waktu yang sederhana pada peralatan kunci hingga sistem manajemen berbasis risiko dan keandalan untuk semua bagian yang kritis terhadap keselamatan (Amaechi, 2022). Kerusakan atau kegagalan aset dapat mengakibatkan kecelakaan, gangguan operasional, penurunan produksi, dan bahkan dampak lingkungan yang serius (Earthjustice, 2022). Dalam industri minyak dan gas, aset seringkali beroperasi di kondisi yang ekstrem, seperti tekanan tinggi, suhu ekstrim, dan lingkungan korosif. Hal ini meningkatkan risiko korosi, kelelahan material, retak, dan penurunan kinerja aset seiring waktu.

Tradisionalnya, pemeliharaan aset dilakukan melalui inspeksi manual dan jadwal pemeliharaan rutin. Namun, pendekatan ini dapat menjadi mahal, memakan waktu, dan sulit untuk mendeteksi masalah yang tersembunyi atau berkembang secara bertahap. Oleh karena itu, telah banyak peneltian yang mulai menerapkan kemampuan Artificial Intelligent dalam melakukan manejemen pada sebuah Asset Integrity, seperti penenlitian dibidang oil dan gas oleh Sun et al. (2019), Yang et al. (2020), Zhou et al. (2021), dan Maythalony et al. (2019). Kemudian, penelitian sejenis akan diusulkan dengan sebutan Intelligent Asset Integrity (IAI).

Tujuan utama dari Intelligent Asset Integrity adalah meningkatkan deteksi dan identifikasi kesalahan secara real-time melalui ramalan kondisi sistem di masa depan dalam rentang waktu tertentu. Keuntungan utama dari proses ini adalah pemicu layanan cepat yang mencegah waktu henti (Ossae, 2017). Dengan menggunakan IAI, perusahaan dapat mengumpulkan dan menganalisis data aset secara *real-time*, memperkirakan keandalan dan masa pakai sisa aset, serta mengidentifikasi indikasi awal potensi kegagalan atau masalah integritas. Hal ini memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih cepat dan tepat dalam melakukan tindakan perbaikan atau pemeliharaan, mengurangi risiko kegagalan, mengoptimalkan kerja pemantauan, dan memaksimalkan efisiensi operasional.

Kegagalan dalam menjaga Asset Integrity dapat menyebabkan kerugian yang sangat besar bahkan korban jiwa, terutama dalam industri minyak dan gas. Di Indonesia, berdasarkan data dari CNBC, tercatat bahwa pada tanggal 3 Maret 2023, terjadi insiden di Depo Plumpang yang berlokasi di Jakarta Utara. Hal ini mengakibatkan 17 orang meninggal dan puluhan orang luka (Pgr, 2023). Pada tahun yang sama, tanggal 1 April 2023, terjadi ledakan di Kilang Bahan Bakar Minyak yang berlokasi di kota Dumai provinsi Riau, ledakan ini menewaskan 5 orang korban jiwa (Asmarini, 2023). Kepolisian Riau melaporkan bahwa penyebab ledakan tersebut adalah kebocoran gas hidrogen (H2) yang kemudian diikuti oleh terbakarnya Hydro Cracker (HCU) (Diskominfotik Riau, 2023).

Berdasarkan latar belakang tersebut, pentingnya Asset Integrity dalam industri minyak dan gas menjadi semakin signifikan. Melalui penerapan kecerdasan buatan atau Intelligent Asset Integrity (IAI), perusahaan dapat menghadirkan solusi yang efektif dalam meningkatkan efisiensi kerja serta mengurangi biaya operasional. Dengan memanfaatkan IAI, perusahaan dapat meningkatkan tingkat keamanan, keandalan, efisiensi, dan keberlanjutan operasional aset mereka. Dengan demikian, penggunaan teknologi kecerdasan buatan dalam Asset Integrity memberikan manfaat yang signifikan bagi perusahaan, mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik, serta membantu mereka mencapai tujuan operasional mereka dengan lebih efektif dan efisien.

Penelitian terhadap Intelligent Asset Integrity telah banyak dilakukan. Beberapa diantaranya yaitu, Sun et al (2019) menggunakan model Artificial Neural Network (ANN) untuk memprediksi sisa usia pakai dari bantalan. Yang et al. (2020) menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN) untuk mendeteksi kerusakan pada bilah turbin angin berdasarkan *computer vision*. Zhou et al. (2021) menggunakan data rentang waktu dan metode Long Short-Term Memory (LSTM) untuk memprediksi sisa usia pakai dari bilah turbin angin. Al-Maythalony et al. (2019), menggunakan Random Forest (RF) untuk memprediksi laju korosi yang terjadi pada aset gas minyak dan gas. Selain itu, terdapat penelitian Setiawan et al (2021) yang menggunakan analisis regresi untuk menemukan variabel dengan efek signifikan pada usia pakai lapisan.

Penelitian yang dilakukan oleh Sun et al. (2019), Yang et al. (2020), Zhou et al. (2021), dan Maythalony et al. (2019) telah menghasilkan model-model dengan tingkat akurasi yang tinggi, yang didasarkan pada hasil prediksi data evaluasi dari masing-masing penelitian. Dalam penelitian yang dilakukan oleh Zhou et al. (2021), dijelaskan bahwa model LSTM memiliki keterbatasan dalam menangani data *non-linear*. Oleh karena itu, sebuah model gabungan yang menggunakan RNNs dan LSTM dikembangkan untuk menghasilkan model yang memiliki kemampuan *Long-Term dependencies* yang lebih baik. Diharapkan bahwa model serupa akan mampu mengatasi data dengan rentang waktu yang berbeda dalam penelitian yang akan dilakukan.

## Rumusan Masalah

Berdasarkan penjelasan yang telah disampaikan pada latar belakang, Secara umum, Aset Integrity menjadi perhatian utama dalam keberlangsungan operasional industri minyak dan gas. Kegagalan pada Asset Integrity dapat menyebabkan resiko kerusakan lingkungan dan korban jiwa, selain itu sistem tradisional dalam penanganan Asset Integrity membutuhkan waktu dan biaya yang mahal dan cenderung tidak optimal. Oleh karena itu, diperlukan sebuah penelitian yang memanfaatkan kemampuan Intelligent Asset Integrity untuk merekomendasikan tindakan pengamanan, perbaikan atau pemeliharaan, mengurangi risiko kegagalan, dan memaksimalkan efisiensi operasional. Berdasarkan latar belakang yang telah disebutkan, diperoleh pertanyaan peneltitian sebagai berikut:

1. Bagaimana membangun model RNN dan LSTM untuk memprediksi kinerja Asset Integrity di industri minyak dan gas ?
2. Bagaimana hasil evaluasi model machine learning pada Intelligent Asset Integrity di industri minyak dan gas ?

## Batasan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan di atas, diperoleh batasan masalah yang dalam penelitian ini adalah:

1. Data yang digunakan berasal dari Petronas
2. Data yang digunakan merupakan suhu aset per satuan waktu (time series)
3. Rentang data yang digunakan dari tahun 2022 sampai 2023
4. Metodologi dengan pendekatan CRISP-DM dibatasi hingga tahap Evaluation

## Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan di atas, maka tujuan penelitian yang ingin dicapai adalah:

1. Untuk membangun model machine learning pada Asset Integrity di industri minyak dan gas menggunakan RNNs dan LSTM.
2. Untuk mengevaluasi efektivitas penggunaan model machine learning pada Asset Integrity di industri minyak dan gas.
   1. **Manfaat Penelitian**

Brdasarkan latar belakang yang telah diuraikan di atas, diperoleh manfaat perancangan yang ingin dicapai adalah:

1. Manfaat Teoritis

Sebagai sarana untuk menambah ilmu pengetahuan di bidang machine learning, Asset Integrity, serta industri minyak dan gas.

1. Manfaat Praktis

Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan rekomendasi memaksimalkan efisiensi operasional dan keamanan pada industri minyak dan gas.

# BAB II. TINAJAUAN PUSTAKA

## Research Puzzle

Gambar 2.1 Research Puzzle

## Landasan Teori

* + 1. **LSTM**

LSTM merupakan salah satu jenis Recurrent Neural Network. LSTM yang memiliki kemampuan mempelajari data di mana dalam setiap neuron LSTM memiliki beberapa gerbang yang mengatur memori dari setiap neuron itu sendiri (Sakinah et al., 2019). LSTM adalah metode yang dapat digunakan untuk mempelajari suatu pola pada data deret waktu (Ningrum et al, 2021).

Pada penelitian Fischer dan Kauss (2018), LSTM network menunjukkan keunggulan model prediksi yang lebih baik dari pada model-model standar lainnya, seperti : random forest, a standard deep neural network and a standard logistic regression.

* + 1. **RNNs**

Recurrent Neural Network (RNN) merupakan sebuah model dari jaringan saraf tiruan yang cocok digunakan untuk klasifikasi pola dengan masukan dan keluaran sistem berupa data sequensial. Arsitektur RNN biasanya memiliki kelemahan ketika mempelajari informasi dengan interval yang panjang (long term dependencies) (Alghifari et al 2022). RNN adalah sejenis jaringan saraf tiruan yang memiliki kemampuan untuk melihat korelasi tersembunyi yang terjadi pada data (Tian et al, 2018).

RNN dapat melakukan proses encoding pada informasi sebelumnya dalam proses pembelajaran yang memiliki lapisan tersembunyi. Sehingga, data dari *time series* dapat dipelajari secara efektif (Xu et al. 2018). RNN cocok untuk data time series karena memiliki kemampuan memahami pola ketergantungan jangka pendek selama periode variabel (Mahmoud dan Mohammed, 2021).

* + 1. **Asset Integrity**

Asset Integrity berada di pusat manajemen keselamatan dan memiliki fitur yang tumpang tindih dengan keselamatan proses. Asset Integrity mencakup pengelolaan orang, sistem, proses, dan sumber daya untuk memastikan aset beroperasi dengan risiko minimal bagi karyawan, masyarakat, dan lingkungan (Tang et al, 2021). Keputusan Asset Integrity untuk peralatan yang kritis dalam produksi sebagian besar bersifat kualitatif dan didorong oleh pengalaman (Reza, 2020).

* + 1. **Hybrid Model**

Hybrid Model adalah sekelompok algoritme sederhana yang bekerja bersama untuk melengkapi dan meningkatkan satu sama lain. Dengan bekerja bersama, mereka dapat menyelesaikan masalah yang tidak dapat mereka selesaikan sendiri. Dalam Pembelajaran Model Hibrida (Hybrid Model Learning), terdapat berbagai jenis teknik yang berinteraksi dengan data dan cara yang berbeda (Domo, 2023). Model hibrida digunakan dalam pembuatan model prediksi untuk mengatasi kelemahan salah satu model (Atlan et al., 2021).

Dalam membangun hybrid model, proses penggabungan dua model yang berbeda menjadi satu disebut sebagai Ensemble Learning. Van et al (2020) dalam jurnalnya membahas pembuatan model prediksi dengan metode LSTM dan metode Elman, dilakukan Ensemble learning sehingga diperoleh hybrid network. Metode Elman pada penelitian ini merupakan solusi dari keterbatasan metode LSTM dengan kemampuan short-term memory. Wu et al (2019) membuktikan bahwa Ensemble Learning merupakan metode yang efektif dalam melakukan prediksi pergerakan harga minyak.

* + 1. **MAE**

Pada saat melakukan evaluasi, Mean Absolute Error (MAE) dan Root Mean Square Error (RMSE) secara luas digunakan dalam banyak sistem rekomendasi untuk mengukur perbedaan antara skor yang diprediksi dan penilaian aktual pengguna, seperti metode Slope One (Wang dan Lu, 2023). Dalam konteks Machine Learning mean absolute error merupakan besarnya perbedaan antara prediksi suatu observasi dengan nilai sebenarnya dari observasi tersebut. MAE mengambil rata-rata *absolute error* untuk sekelompok prediksi dan observasi sebagai pengukuran besarnya kesalahan untuk seluruh kelompok tersebut (Rustam et al, 2020).

## Tinjauan Pustaka

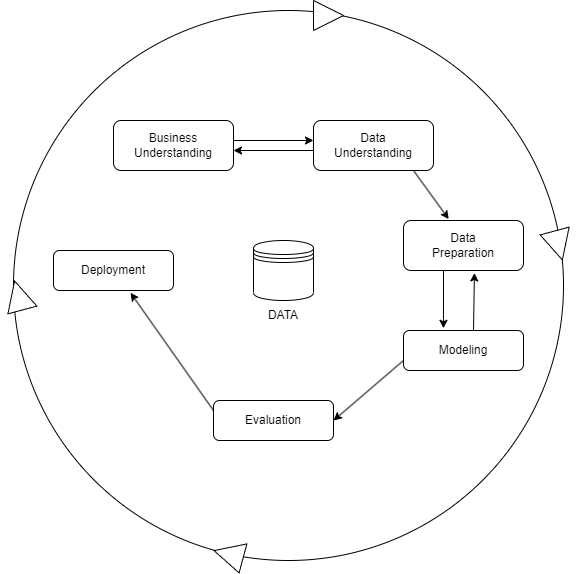
Penelitian mengenai Intelligent Aset Integrity telah banyak dilakukan, terutama di industri minyak dan gas. Penelitian tersebut tersebar pada beberapa orientasi yang dicapai, Sun et al. (2019) dan Yang et al. (2020) pada penelitiannya membuat model untuk mendeteksi kerusakan pada aset. Al-maythony et al. (2019), Sun et al. (2020), dan Zhou et al. (2021) melakukan penelitian untuk memperoleh Intelligent Aset Integrity yang dapat melakukan prediksi sesuai data aset yang dipelajari. Selain itu, Aset Integrity dapat dipengaruhi oleh beberapa variabel, baik berkaitan secara eksternal maupun internal. Setiawan et al. (2021) dan Tang et al. (2019) pada penelitiannya menunjukkam bahwa Intelligent Asset Integrity dapat menentukan variabel signifikan dan potensial yang mempengaruhi Asset Integrity suatu aset.

Metode yang diterapkan setiap penelitian memiliki kelemahannya masing-masing, data yang dimiliki menjadi pertimbangan dalam menentukan metode yang tepat untuk membangun model. Penelitian Yang et al. (2018) memanfaatkan kelebihan RNN yang mampu mengatasi data dengan pola perubahan terhadap waktu, sehingga mampu melakukan prediksi terhadap sisa masa pakai mesin pesawat. Selain itu, penelitian Li et al. (2020) dan Wang et al. (2019) menunjukkan dua buah data dengan hubungan non-linear dapat diselesaikan dengan baik menggunakan RNN. Namun, pada penelitian berbeda RNN memiliki kelemahan dalam mengatasi data dengan pola ketergantungan jangka panjang. Hal ini telah ditunjukkan pada penelitian Yang Et al. (2017) dan Wang et al. (2018) dimana model yang dihasilkan memiliki akurasi yang rendah pada data kasus hasil prediksi yang bergantung pada pola jangka panjang.

Kelemahan model menggunakan arsitektur RNN dapat diatasi dengan cara menutupi keterbatasan model melalui penggabungan model dengan arsitektur berbeda. Model dengan kelebihan pada sisi yang menjadi kelemahan RNN diperhitungkan sebagai pasangan arsitektur yang cocok dalam pembuatan hybrid model. Penelitian Zhou et al. (2021) memanfaatkan penggabungan arsitektur RNN dan LSTM untuk memprediksi masa sisa pakai turbin angin, LSTM memiliki kemampuan yang baik dalam memprediksi data dengan ketergantungan jangka panjang (Long Term) (Sakinah et al, 2019). Hasil dari penelitian Zhou et al. (2021) menunjukkan bahwa hybrid model tersebut mampu mengatasi kelemahan arsitektur RNN, model mampu mengatasi ketergantungan jangka panjang dan memberikan performa yang baik pada hasil evaluasinya.

# BAB III. METODE PENELITIAN

Metodologi yang digunakan menggunakan pada tahapan penelitian ini menggunakan pendekatan CRISP-DM, seperti berikut:



Gambar 3.1 Proses CRISP-DM (Schröer et al, 2021)



## Bentuk Penelitian

Penelitian kuantitatif adalah penelitian yang dimaksud untuk mengungkapkan gejala secara holistik-konstektual melalui pengumpulan data dari latar alami dengan memanfaatkan diri peneliti sebagai instrumen kunci. Penelitian kuantitatif menitikberatkan pada pengukuran dan hubungan sebab-akibat antara bermacam macam variabel, bukan prosesnya, penyelidikan dipandang berada dalam kerangka bebas nilai. (Syahrum dan Salim, 2014).

## Pengumpulan Data

Kumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari perusahaan industri minyak dan gas Petronas.

## Tahapan Penelitian

Berikut tahapan penelitian yang dilakukan pada penelitian ini:



### Business Understanding

Asset Integrity mengacu pada kondisi dan keandalan suatu aset. Keberlanjutan operasional dan keamanan personel sangat bergantung pada integritas yang dipertahankan oleh aset-aset tersebut. Namun, terdapat beberapa masalah yang perlu diidentifikasi terkait Asset Integrity ini. Pertama, kerusakan atau kegagalan aset dapat mengakibatkan konsekuensi yang serius seperti kecelakaan, gangguan operasional, penurunan produksi, dan dampak lingkungan yang merugikan. Terutama dalam industri minyak dan gas, di mana aset sering beroperasi dalam kondisi ekstrem, seperti tekanan tinggi, suhu ekstrim, dan lingkungan korosif, risiko kerusakan seperti korosi, kelelahan material, retak, dan penurunan kinerja aset semakin meningkat seiring waktu.

### Data Understanding

Beberapa hal yang akan menjadi fokus perhatian dalam memahami karakteristik dari data yang diperoleh adalah sebagai berikut:

1. Memiliki ketergantungan terhadap waktu, nilai suhu pada waktu tertentu hanya dipengaruhi oleh nilai-nilai sebelumnya dalam seri waktu tersebut, dan tidak dipengaruhi oleh faktor eksternal atau variabel lain di luar waktu itu sendiri.
2. Asumsi data yang digunakan memiliki rata-rata, varians, dan kovarians suhu tetap konstan seiring waktu. Dalam konteks suhu aset, ini berarti bahwa suhu aset secara keseluruhan tidak mengalami perubahan sistematis dalam jangka waktu tertentu.
3. Tidak ada pola musiman, tidak ada pola yang terlihat dalam data. Dalam konteks suhu aset, ini berarti bahwa tidak ada fluktuasi periodik yang teratur dalam suhu aset terkait dengan musim, waktu harian, atau interval waktu lainnya.

### Data Preparation

Pada saat persiapan data terdapat beberapa hal yang penting untuk dilakukan seperti pembersihan data, integrasi atau penggabungan data, transformasi data. Pada tahap pembersihan data, dilakukan identifikasi dan penanganan nilai yang hilang, duplikat, atau outlier dalam data. Duplikat dapat dihapus atau diabaikan, dan outlier dapat diidentifikasi dan diperlakukan sesuai kebijakan analisis yang ditetapkan. Selanjutnya, integrasi data melibatkan penggabungan data dari berbagai sumber menjadi satu dataset yang konsisten. Hal ini melibatkan pemadanan skema, penanganan konflik data, atau penggabungan data berdasarkan atribut yang relevan. Setelah itu, transformasi data dilakukan untuk mengubah atau mengubah format data agar sesuai dengan kebutuhan analisis.

### Modeling

Setelah mempelajari data yang dimiliki dan melakukan asumsi terhadap data dengan mempertimbangkan batasan pembuatan model, maka langkah berikutnya adalah membangun model LSTM dan RNNs secara hybrid (gabungan) sesuai pedoman literatur dan penelitian sebelumnya. Kemudian, model akan dilatih dengan data yang sudah disiapkan sehingga dapat dilakukan prediksi pada komponen Asset Integrity.

### Evaluation

Setelah memperoleh model prediksi, penting untung melakukan evaluasi. Evaluasi model merupakan tahap penting untuk memahami kinerja dan kehandalan model tersebut. Evaluasi akan dilakukan dengan menggunakan metrik evaluasi untuk mengukur kinerja model prediksi. Kemudian membuat grafik korelasi antara hasil prediksi dan hasil sebenarnya, hal ini bertujuan untuk memperoleh kemudahan visualisasi pada hasil evaluasi.

### Deployment

Tahapan terakhir adalah melakukan pengujian pada model yang sudah dibuat, dimana hasil dari pemodelan akan digunakan untuk melakukan prediksi secara langsung pada data yang telah diperoleh. Hasil prediksi kemudian akan digunakan sebagai wawasan untuk mendukung operasional, keamanan, dan pengoptimalan kerja yang berbasis manual. Hal ini berdasarkan dari hasil prediksi yang diberikan oleh model.

# BAB IV. HASIL DAN PEMBAHASAN



## Data

Kumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari perusahaan industri minyak dan gas Petronas. (Namun, sampai seminar kemajuan data akan menggunakan time series dari sunspot)

## Preprocessing Data

LABELING DATA

SPLIT DATA

FEATURING DATA

## Pemodelan dengan LSTM

Berikut model LSTM yang akan digunakan

## Pemodelan dengan RNNs

Berikut model RNNS yang akan digunakan

## Pemodelan dengan RNNs-LSTM

Lorem ipsum

## Matriks Evaluasi (MAE)

Berikut proses evaluasi yang akan digunakan

## Hasil Prediksi

Lorem ipsum

## Kesimpulan

Lorem ipsum

# DAFTAR PUSTAKA

Gonzalez, J., & Yu, W. (2018). Non-linear system modeling using LSTM neural networks. IFAC-PapersOnLine, 51(13), 485-489.

Ningrum, A. A., Syarif, I., Gunawan, A. I., Satriyanto, E., & Muchtar, R. (2021). Algoritma Deep Learning-LSTM untuk Memprediksi Umur Transformator. Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK), 8(3).

SAKINAH, N., TAHIR, M., BADRIYAH, T., AND SYARIF, I (2019). LSTM with Adam Optimization-Powered High Accuracy Preeclampsia Classification. IES 2019 - International Electronics Symposium: The Role of Techno-Intelligence in Creating an Open Energy System Towards Energy Democracy, Proceedings, 314–319. https://doi.org/10.1109/ELECSYM.2019.8901 536

Alghifari, D. R., Edi, M., & Firmansyah, L. (2022). Implementasi Bidirectional LSTM untuk Analisis Sentimen Terhadap Layanan Grab Indonesia. Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA), 12(2), 89-99.

Tian, C., Ma, J., Zhang, C., & Zhan, P. (2018). A deep neural network model for short-term load forecast based on long short-term memory network and convolutional neural network. Energies, 11(12), 3493.

Mishra, D. S. B. and Alok, D. S. (2011). Handbook Of Research Methodology. Educreation Publishing.

Al-Maythalony, B. A., et al. (2019). Predicting corrosion rate of oil and gas pipelines using machine learning algorithms. Journal of Petroleum Science and Engineering, 173, 502-512.

Sun, J., et al. (2020). Remaining useful life prediction of bearings using an artificial neural network based hybrid approach. Journal of Mechanical Science and Technology, 34(3), 1257-1265

Tang, Y., et al. (2019). Risk identification and quantitative evaluation method for Asset Integrity management of offshore platform equipment and facilities. Mathematical Problems in Engineering, 2019.

Tang, K. H. D. (2021). A Case Study of Asset Integrity and Process Safety Management of Major Oil and Gas Companies in Malaysia. Journal of Engineering Research and Reports, 20(2), 6-19.

Raza, J. (2020, August). From Prevent to “Predict & Prevent (PnP)”: Optimizing Oil and Gas Asset Integrity Decisions. In Engineering Assets and Public Infrastructures in the Age of Digitalization: Proceedings of the 13th World Congress on Engineering Asset Management (pp. 511-520). Cham: Springer International Publishing.

Altan, A., Karasu, S., & Zio, E. (2021). A new hybrid model for wind speed forecasting combining long short-term memory neural network, decomposition methods and grey wolf optimizer. Applied Soft Computing, 100, 106996.

Syahrum, S., & Salim, S. (2014). Metodologi Penelitian Kuantitatif.

Rustam, F., Reshi, A. A., Mehmood, A., Ullah, S., On, B. W., Aslam, W., & Choi, G. S. (2020). COVID-19 future forecasting using supervised machine learning models. IEEE access, 8, 101489-101499.Wang, W., & Lu, Y. (2018, March). Analysis of the mean absolute error (MAE) and the root mean square error (RMSE) in assessing rounding model. In IOP conference series: materials science and engineering (Vol. 324, No. 1, p. 012049). IOP Publishing.

Earthjustice, U. O. C. S. (2022). Joint Labor and Environmental Networks’ Chemical Disaster Prevention Recommendations to the US Chemical Safety and Hazard Investigation Board. NEW SOLUTIONS: A Journal of Environmental and Occupational Health Policy, 31(4), 475-483.

Amaechi, C. V., Reda, A., Kgosiemang, I. M., Ja’e, I. A., Oyetunji, A. K., Olukolajo, M. A., & Igwe, I. B. (2022). Guidelines on asset management of offshore facilities for monitoring, sustainable maintenance, and safety practices. Sensors, 22(19), 7270.

Ossai, C. I. (2017). Integrated Big Data Analytics Technique for Real-Time Prognostics, Fault Detection and Identification for Complex Systems. Infrastructures, 2(4), 20.

Pgr. (2023, March 6). Terungkap! Begini Kisah sebelum depo Plumpang Meledak. CNBC Indonesia. https://www.cnbcindonesia.com/news/20230306090832-4-419109/terungkap-begini-kisah-sebelum-depo-plumpang-meledak

Asmarini, W. (2023, April 2). Gas Compressor Kilang Pertamina Dumai Riau Meledak, 5 terluka. CNBC Indonesia. https://www.cnbcindonesia.com/news/20230402044850-4-426553/gas-compressor-kilang-pertamina-dumai-riau-meledak-5-terluka

Diskominfotik Riau. (2023, April 2). Media Center. https://mediacenter.riau.go.id/read/77636/kapolda-riau-ungkap-penyebab-ledakan-kilang-p.html

Schröer, C., Kruse, F., & Gómez, J. M. (2021). A systematic literature review on applying CRISP-DM process model. Procedia Computer Science, 181, 526-534.

Sun, J., et al. (2019). Pipeline leak detection based on acoustic emission signals using support vector machines. Measurement, 145, 476-485

Chen, J., Wang, S., & Wu, X. (2017). Research on carbon reduction of preventive maintenance in manufacturing industry. Procedia Engineering, 174, 548-556.

Li, J., et al. (2020). Deep learning-based fault diagnosis of rolling bearings considering the timefrequency domain features of vibration signals. Sensors, 20(16), 4586

Wang, J., et al. (2018). A comparison study of convolutional neural network and recurrent neural network for bearing remaining useful life prediction. Mechanical Systems and Signal Processing, 107, 494-508.

Xu, L., Li, C., Xie, X., Zhang, G.: Long-short-term memory network based hybrid model for short-term electrical load forecasting. Information 9(7), 165 (2018)

Mahmoud, A., & Mohammed, A. (2021). A survey on deep learning for time-series forecasting. Machine Learning and Big Data Analytics Paradigms: Analysis, Applications and Challenges, 365-392.

Liu, F., Cai, M., Wang, L., & Lu, Y. (2019). An ensemble model based on adaptive noise reducer and over-fitting prevention LSTM for multivariate time series forecasting. IEEE Access, 7, 26102-26115

Ying, X. (2019, February). An overview of overfitting and its solutions. In Journal of physics: Conference series (Vol. 1168, p. 022022). IOP Publishing.

Koehrsen, W. (2018). Overfitting vs. underfitting: A complete example. Towards Data Science, 1-12.

Zhou, H., et al. (2021). Remaining useful life prediction of wind turbines based on deep learning models. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 12(2), 1032-1042.