

Pemanfaatan Teknologi Big Data pada Crane Health Management System (CHMS) dengan Pendekatan Integrative Framework

Siti Belkis Alsakinah^{1*}

¹ Sekolah Tinggi Maritim Yogyakarta
Jl. Magelang KM 4.4 Yogyakarta, Indonesia
*e-mail: sitibelkisalsakinah21@gmail.com

Abstract

Ports around the world play a vital role in supporting the global economy. Since 1990, the volume of international container trade has increased by about 10% annually, adding to the pressure on port operations. Ship-to-shore cranes (STS) are a crucial element in this operation, so maintenance and prediction of their health are essential to avoid unexpected damage and disruptions. This study explores using Big Data technology in the Crane Health Management System (CHMS) with an integrative framework approach. Through the analysis of diverse operational data, predictive models can be developed to improve maintenance efficiency, reduce downtime, and improve the productivity and reliability of port operations. The application of this technology is expected to provide more comprehensive solutions, support better decision-making, and contribute to more efficient and reliable port operations.

Keywords: Crane Health Management System (CHMS), Big Data Technology, Integrative Framework

Abstrak

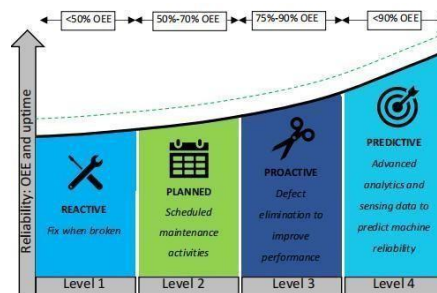
Pelabuhan di seluruh dunia memainkan peran vital dalam mendukung ekonomi global. Sejak tahun 1990, volume perdagangan peti kemas internasional meningkat sekitar 10% setiap tahunnya, dan menambah tekanan pada operasional pelabuhan. Crane ship-to-shore (STS) menjadi elemen krusial dalam operasional ini, sehingga pemeliharaan dan prediksi kesehatannya sangat penting untuk menghindari kerusakan dan gangguan yang tak terduga. Penelitian ini mengeksplorasi penggunaan teknologi Big Data dalam Crane Health Management System (CHMS) dengan pendekatan integrative framework. Melalui analisis data operasional yang beragam, model prediktif dapat dikembangkan untuk meningkatkan efisiensi pemeliharaan, mengurangi waktu henti, dan meningkatkan produktivitas serta keandalan operasional pelabuhan. Penerapan teknologi ini diharapkan memberikan solusi yang lebih komprehensif, mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik, serta berkontribusi pada operasional pelabuhan yang lebih efisien dan handal.

Kata kunci: Crane Health Management System (CHMS), Teknologi Big Data, Integrative Framework.

PENDAHULUAN

Pelabuhan adalah infrastruktur krusial yang membutuhkan pemeliharaan efektif untuk menjaga kelancaran operasionalnya. Crane, sebagai perangkat angkat utama di pelabuhan, rentan mengalami kerusakan yang dapat mengganggu operasi dengan signifikan. Penggunaan teknologi Big Data dan machine learning diharapkan dapat meningkatkan prediksi kegagalan crane dan efisiensi pemeliharaannya secara substansial. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa dengan menerapkan analisis big data dan algoritma machine learning, dapat diperoleh pemahaman yang lebih mendalam tentang kondisi serta kinerja peralatan pelabuhan (Zhang et al., 2019)). Selain itu, teknik untuk kebijakan pemeliharaan dapat dikategorikan kedalam klasifikasi berikut ini (Seebo, 2019) :

- a. Run2Failure(R2F), juga dikenal sebagai pemeliharaan korektif atau pemeliharaan tidak terencana. Teknik ini merupakan teknik pemeliharaan paling sederhana yang dilakukan hanya ketika peralatan sudah mengalami kerusakan. Metode ini bisa menyebabkan peralatan berhenti beroperasi dalam waktu yang lama dan berisiko menimbulkan kerusakan tambahan. Akibatnya, bisa menghasilkan banyak produk cacat selama proses produksi.
- b. *Preventive Maintenance* (PvM), juga dikenal sebagai pemeliharaan terjadwal atau berbasis waktu (TBM), adalah pemeliharaan yang dilakukan secara berkala berdasarkan jadwal yang telah direncanakan untuk mencegah kerusakan. Kadang-kadang, ini bisa menyebabkan pemeliharaan yang sebenarnya tidak diperlukan, sehingga meningkatkan biaya operasional. Tujuan utamanya adalah meningkatkan efisiensi peralatan dengan meminimalkan kegagalan selama produksi.
- c. *Condition-based Maintenance* (CBM), adalah metode pemeliharaan yang didasarkan pada pemantauan terus-menerus terhadap kondisi mesin atau peralatan. Pemeliharaan dilakukan hanya ketika diperlukan, berdasarkan satu atau lebih tanda-tanda penurunan performa. Oleh sebab itu, CBM biasanya tidak dapat direncanakan jauh sebelumnya.
- d. *Predictive Maintenance* (PdM), juga dikenal sebagai pemeliharaan berbasis statistik, dilakukan hanya ketika dibutuhkan. Mirip dengan CBM, PdM melibatkan pemantauan terus-menerus terhadap peralatan atau mesin. Namun, PdM menggunakan alat prediksi untuk menentukan kapan pemeliharaan diperlukan, sehingga bisa dijadwalkan. PdM memungkinkan deteksi awal kerusakan berdasarkan data historis dengan menggunakan alat seperti metode pembelajaran mesin, analisis visual, perubahan warna, keausan, pendekatan statistik, dan teknik rekayasa.



Gambar 1. Tipe Pemeliharaan
Sumber : Cinar et al., 2020

Penelitian ini mencakup dua tujuan utama. Pertama, mengidentifikasi dan menganalisis implementasi teknologi *Big Data* dan *machine learning* dalam *Crane Health Management System* (CHMS). Kedua, mengembangkan kerangka kerja integratif berbasis literatur untuk meningkatkan prediksi kegagalan *crane* serta efisiensi pemeliharaan. Dengan menggabungkan tinjauan literatur yang mendalam dengan temuan-temuan praktis, penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih luas mengenai penggunaan teknologi terbaru dalam manajemen kesehatan *crane* dan dapat menjadi landasan teoritis yang kuat untuk pengembangan sistem CHMS yang lebih canggih dan efektif di masa depan.

Manajemen kesehatan *crane* memainkan peran penting dalam peningkatan efisiensi operasional dan mengurangi *downtime* yang tidak terduga. (Guansi Liu et al., 2021) menunjukkan bahwa pemeliharaan prediktif menggunakan sensor IoT dapat mengurangi waktu henti *crane* hingga 30% melalui analisis data real-time yang memungkinkan deteksi dini kerusakan. Studi lain oleh (Zhang et al., 2019) menegaskan bahwa monitoring kontinu kondisi

crane dengan teknologi sensor canggih dapat secara signifikan meningkatkan keandalan operasional dan mengurangi gangguan, yang pada gilirannya meningkatkan produktivitas pelabuhan secara keseluruhan. Dengan menerapkan teknologi ini, biaya pemeliharaan jangka panjang dapat ditekan, sementara keandalan dan efisiensi operasional dapat ditingkatkan secara berkelanjutan di lingkungan pelabuhan modern. Sedangkan *Big data* telah merevolusi pemeliharaan industri dengan memanfaatkan analisis dan prediksi canggih. *Long Short-Term Memory* (LSTM) yang dikembangkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber (1997) menjadi standar dalam analisis data waktu dan banyak diterapkan dalam pemeliharaan prediktif. Teknologi ini tidak hanya mampu meningkatkan efisiensi operasional, tetapi juga mengurangi biaya pemeliharaan jangka panjang dengan mencegah kerusakan besar dan perbaikan mendesak. Dengan demikian, big data dan *machine learning* memberikan dasar yang kuat untuk meningkatkan manajemen kesehatan *crane*, menciptakan operasional pelabuhan yang lebih andal dan efisien. Selain itu, Yuanju Qu et al., (2019) mengembangkan kerangka kerja yang mengintegrasikan IoT, analisis big data, dan *machine learning* untuk meningkatkan efisiensi operasional di berbagai sektor, termasuk pelabuhan. Integrasi teknologi ini memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih cerdas dalam manajemen kesehatan crane dan infrastruktur pelabuhan, dengan mengoptimalkan pengumpulan dan analisis data untuk respons yang lebih tepat waktu dan akurat.

Dari beberapa argumentasi di atas, maka penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi penerapan teknologi *Big Data* dalam *Crane Health Management System* (CHMS) berdasarkan tinjauan literatur yang tersedia. Dengan menganalisis dan mengintegrasikan hasil-hasil dari berbagai studi, penelitian ini mengusulkan model yang tidak hanya mampu memprediksi kegagalan *crane* dengan lebih akurat, tetapi juga meningkatkan efisiensi pemeliharaan melalui pendekatan proaktif. Hal ini diharapkan dapat mengurangi waktu henti operasional, meningkatkan produktivitas, serta meningkatkan keandalan operasional pelabuhan secara keseluruhan (Guansi Liu et al 2021).

METODE

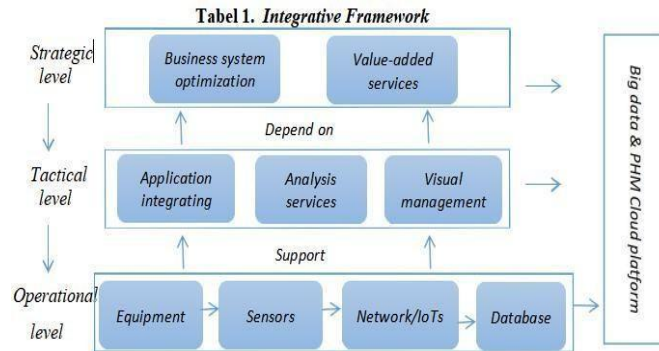
Untuk meneliti penggunaan teknologi *Big Data* dan *machine learning* dalam *Crane Health Management System* (CHMS), Peneliti ini menggunakan pendekatan literatur review. Langkah awal mencakup pencarian artikel, jurnal, dan buku dari database seperti IEEE Xplore, ScienceDirect, dan Google Scholar. Pemilihan literatur berdasarkan kriteria ketat seperti relevansi dengan topik penelitian dan kualitas hasil peer-review. Studi ini memanfaatkan data sensor IoT untuk memantau kondisi *real-time crane*, termasuk suhu, getaran, dan tekanan hidrolis. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan pengelolaan kesehatan mesin secara proaktif dengan teknologi terkini, seperti IoT dan CNN (*Convolutional Neural Network*), untuk mendukung industri dalam meningkatkan efisiensi operasional dan mengurangi *downtime* peralatan.

PEMBAHASAN

Integrative Framework & PHM

Prognostic and Health Management (PHM) adalah pendekatan rekayasa untuk mengevaluasi kesehatan mesin secara *real-time* dan memprediksi kondisi masa depan menggunakan sensor, pembelajaran mesin, dan fisika kegagalan (Yuanju Qu et al.,2019). Tujuannya adalah untuk meningkatkan performa mesin dengan tindakan proaktif seperti diagnosis dan prognostik. IoT digunakan dalam PHM untuk pelacakan, pemantauan lingkungan, dan pengumpulan data. Semua ini semakin banyak diadopsi oleh industri. Penelitian ini mengusulkan kerangka kerja tiga tingkatan: strategis, taktis, dan operasional untuk PHM online pada peralatan berat, memanfaatkan IoT dan CNN (*Convolutional Neural*

Network). Tujuannya adalah mengelola peralatan berat secara efisien dan efektif dengan menggunakan data dari berbagai sensor.



Sumber : Yuanju et al., 2019

1. Strategic Level

Pada level strategis, perusahaan berupaya mengoptimalkan sistem bisnis dan menyediakan layanan tambahan seperti jaminan kinerja, pengelompokan, dan optimasi peralatan menggunakan *Crane Health Management System* (CHMS). Oleh sebab itu, keputusan penting seperti penggantian komponen, penempatan personel, dan rencana produksi bisa dibuat lebih awal. Prinsip yang digunakan adalah *Condition-based Maintenance* (CBM), dimana pemeliharaan dilakukan saat *Health Index* (HI) menurun. Pada level taktis, *Health Index* (HI) digunakan untuk menggambarkan kondisi kesehatan peralatan. HI dipantau secara *real-time* menggunakan metode CBM, yang memastikan kondisi peralatan tetap optimal. Ketika HI mencapai level tertentu, perawatan perlu dilakukan. Kerangka kerja ini juga membantu mengidentifikasi bagian peralatan yang paling rentan terhadap kerusakan untuk dioptimalkan. Jadi, strategi ini mengintegrasikan teknologi dan pemantauan *real-time* untuk memastikan peralatan berfungsi dengan baik dan masalah dapat diatasi sebelum menjadi serius.

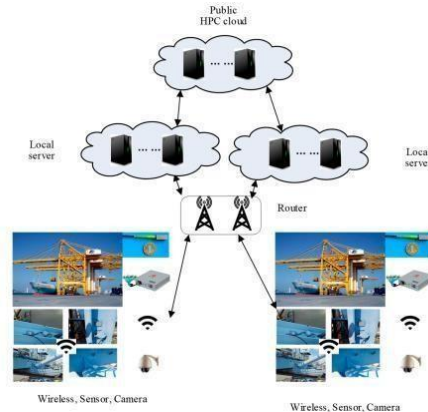
2. Tactical Level

Pada level taktis, dilakukan integrasi aplikasi, layanan analisis, dan manajemen visual untuk memenuhi kebutuhan berbagai pemangku kepentingan. Jaringan *Convolutional Neural Network* (CNN) digunakan untuk menganalisis data, menghasilkan *Health Index* (HI), dan mengidentifikasi bagian dan peralatan yang paling permasalahan. Sistem CBM-CNN dirancang untuk menyaring data dengan efektif, menganalisisnya, menemukan korelasi kesalahan, dan mendeteksi masalah potensial dengan cepat. Jadi, pada level ini, berbagai teknologi digabungkan untuk memastikan semua pemangku kepentingan mendapatkan informasi yang mereka butuhkan, dan untuk memantau serta menganalisis kondisi peralatan secara efisien.

3. Operational Level

Pada tingkat operasional, bagian penting seperti struktur jembatan penghubung, penggerak, dan peredam dipantau oleh berbagai sensor, termasuk sensor tegangan, sensor getaran, dan sensor akselerasi. Di pelabuhan, ada 10 derek dan setiap derek dilengkapi dengan 67 sensor. Penempatan dan jenis sensor dipilih berdasarkan pengalaman historis tentang titik-titik gangguan dan karakteristik struktur peralatan. Sensor perpindahan dipasang di dekat sambungan struktur baja untuk mendeteksi pergerakan. Sensor akselerasi serat optik dipasang pada motor dan gearbox untuk mengukur getaran. Pengukur ketegangan dipasang pada *boom* dan sambungannya untuk mengukur tegangan dan tekanan. Sensor temperatur serat optik dipasang pada motor dan *gearbox* untuk memantau suhu. Jadi, setiap derek di pelabuhan dilengkapi dengan berbagai sensor yang ditempatkan secara strategis untuk memantau kondisi dan performa peralatan secara *real-time*, sehingga bisa mendeteksi masalah lebih awal dan memastikan operasi yang aman dan efisien. Selain itu, teknologi Zigbee digunakan untuk

pengorganisasian mandiri, memungkinkan jaringan beroperasi secara otomatis dan efisien. Zigbee adalah teknologi nirkabel yang khusus dirancang untuk memfasilitasi komunikasi antar perangkat pintar. Ini memungkinkan pengumpulan data *real-time* dari peralatan tanpa memerlukan intervensi langsung.



Gambar 2. ZigBee Wireless Network
Sumber : Yuanju et al., 2019

Jaringan nirkabel ZigBee diterapkan seperti yang ditunjukkan pada gambar 1 diatas. Setiap perangkat akhir terhubung dengan satu sensor dan semua perangkat bekerja dengan satu *router* utama. Beberapa *router* tambahan ditempatkan antara derek dan server lokal untuk memperkuat sinyal dan meningkatkan keandalan jaringan. Data yang dikumpulkan disimpan di server lokal dan juga disalin ke *cloud*. Basis data di *cloud* menggunakan *Hadoop*, yang dirancang untuk menangani sejumlah besar data dan memastikan integritasnya. Jadi, jaringan ini memastikan bahwa data sensor dikumpulkan dan dikelola dengan aman, serta dapat diakses dengan andal melalui penyimpanan lokal dan *cloud*.

Crane Health Management System (CHMS)

Untuk membuktikan kelayakan pendekatan yang diusulkan, sebuah model dikembangkan dan diuji oleh para ahli dalam *Crane Health Management (CHM)*. Versi terbaru yang disebut *Crane Health Management System (CHMS)* berfokus pada kesehatan *crane* dan hanya mampu memberikan perkiraan jangka pendek. Aplikasi ini dibangun di perusahaan H, pemasok besar peralatan pelabuhan. Dengan pasar yang sudah jenuh, perusahaan H ingin mengubah peran mereka melalui inovasi CHMS untuk menciptakan keuntungan yang berkelanjutan. Secara sederhana, CHMS adalah sistem yang dikembangkan untuk memantau dan memprediksi kondisi derek di pelabuhan, membantu perusahaan H untuk tetap kompetitif dan inovatif di pasar yang padat. Kerangka kerja CHMS diilustrasikan pada gambar berikut.



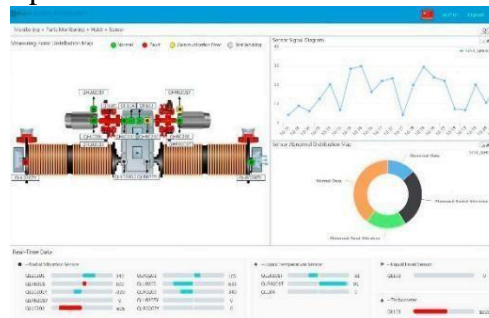
Gambar 3. Real-time monitoring interface of port crane
Sumber : Yuanju et al., 2019

Kerangka kerja CHMS yang diilustrasikan pada gambar diatas mencakup berbagai jenis pemantauan *real-time* untuk *crane* di pelabuhan. Pertama, ada pemantauan *real-time* untuk *crane* pelabuhan secara keseluruhan. Pemantauan ini menampilkan *Key Performance Indikator* (KPI) dan informasi penting lainnya mengenai parameter keseluruhan *crane*. Hal ini memungkinkan pengawasan kinerja *crane* secara menyeluruh dan mendeteksi potensi masalah sebelum menjadi serius.



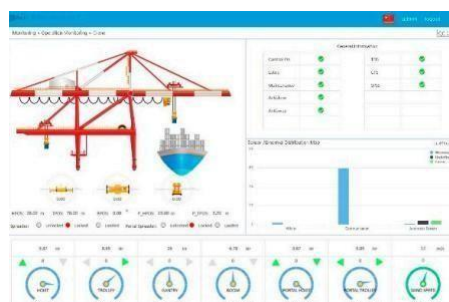
Gambar 4. *Real-time monitoring function interface of steel structure*
Sumber : Yuanju et al., 2019

Kedua, pemantauan *real-time* juga dilakukan pada struktur baja *crane*. Informasi yang ditampilkan mencakup nilai-nilai penting dari struktur baja seperti tekanan, perpindahan, dan tegangan. Dengan memantau parameter- parameter ini, dapat dipastikan bahwa struktur *crane* tetap kuat dan stabil selama operasi.



Gambar 5. *Real-time monitoring interface of lifting mechanism*
Sumber : Yuanju et al., 2019

Terakhir, terdapat pemantauan *real-time* untuk mekanisme pengangkatan pada *crane*. Pemantauan ini menampilkan nilai- nilai penting dari mekanisme pengangkatan di berbagai *crane*, termasuk parameter getaran, tekanan, suhu, dan tegangan. Informasi ini sangat penting untuk memastikan bahwa mekanisme pengangkatan berfungsi dengan baik dan aman.



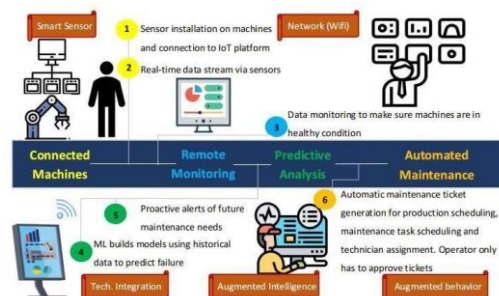
Gambar 6. *Real-time monitoring interface of single port crane*
Sumber : Yuanju et al., 2019

Selanjutnya, kerangka kerja ini juga menyediakan pemantauan *real-time* untuk satu *crane* pelabuhan secara khusus. Informasi yang dikumpulkan mencakup semua parameter yang dapat menunjukkan Indeks Kesehatan (HI) dari *crane* tersebut. Dengan cara ini, kondisi kesehatan dari *crane* dapat dipantau dengan cermat dan tindakan pemeliharaan dapat dilakukan tepat waktu jika diperlukan. Secara keseluruhan, kerangka kerja CHMS ini dirancang untuk memberikan pemantauan *real-time* yang komprehensif dan detail pada berbagai aspek dari *crane* di pelabuhan. Dengan demikian, dapat membantu memastikan operasi yang efisien, mendeteksi potensi masalah lebih awal, dan memperpanjang umur peralatan melalui perawatan yang tepat waktu.

Predictive Maintenance (PDM) and Machine Learning (ML) Techniques

Saat ini, sistem PHM telah menjadi metode yang andal untuk menjaga keselamatan peralatan, termasuk dalam hal deteksi kerusakan dan perkiraan *Remaining Useful Life* (RUL). Perkiraan *Remaining Useful Life* (RUL) ini dicapai dengan memanfaatkan secara sistematis hasil pengujian terbaru dalam teknologi AI dan TI. (Zhang et al., 2019). Selain itu, terdapat teknik *Predictive Maintenance* (PdM) yang tidak hanya dapat menurunkan biaya pemeliharaan, tetapi juga dapat memperpanjang masa pakai peralatan (Qiao et al., 2015). Masalah awal yang bisa menyebabkan kerusakan besar dapat diprediksi dengan akurat, sehingga langkah-langkah pencegahan dapat diambil untuk menghindari kerusakan tersebut berdasarkan prediksi ini (Zhang et al., 2019). Namun, peralatan industri dapat diganti atau diperbaiki tepat waktu sebelum terjadi kerusakan, sehingga bisa mengembalikan kondisi peralatan atau sistem ke keadaan semula setelah setiap pemeliharaan selesai.

Selain itu, status kesehatan peralatan, komponen, atau mesin dapat dipantau kapan saja, dan kerusakan dapat diprediksi untuk mengurangi *downtime* (Lee et al., 2014). *Predictive Maintenance* (PdM) terutama fokus pada penggunaan informasi prediktif untuk menjadwalkan operasi pemeliharaan dengan lebih akurat di masa mendatang (Jardine et al., 2006). Tujuan dari *Predictive Maintenance* (PdM) tidak hanya untuk mengumpulkan data proses dan parameternya, tetapi juga untuk mengumpulkan data fisik dari peralatan, mesin, atau komponen (seperti tekanan, getaran, suhu, viskositas, akustik, dan laju aliran). Informasi yang dikumpulkan ini digunakan untuk mengidentifikasi kesalahan, mendeteksi kerusakan dini, menilai kondisi kesehatan peralatan, dan memprediksi kondisi peralatan di masa depan (Amruthnath et al., 2018). *Machine Learning* (ML) adalah bagian dari *Artificial Inteligent* (AI) dan didefinisikan sebagai algoritma atau program yang dapat belajar dengan sedikit atau tanpa bantuan tambahan. ML membantu menyelesaikan berbagai masalah seperti visi komputer, analisis data besar, robotika, dan pengenalan suara. Selain itu, teknik ML dirancang untuk memperoleh pengetahuan dari data yang ada (Wuest et al., 2016). (Gambar 7.).



Gambar 7. PdM process and technologies to drive PdM.
Sumber : Cinar et al., (2020)

(Deloitte.,2015)mengelompokkan teknologi yang mendukung Pemeliharaan Prediktif (PdM) ke dalam lima kategori utama. Ini mencakup penggunaan sensor pintar untuk mengumpulkan data dari mesin dan lingkungan sekitar, serta infrastruktur jaringan seperti *Bluetooth* dan WiFi untuk penyimpanan dan transfer data. Integrasi teknologi melalui *Internet of Things* (IoT) memungkinkan manajemen data yang terhubung secara online, sementara AI mendukung analisis data yang mendalam. Perilaku yang ditingkatkan dalam teknologi *Predictive Maintenance* (PdM) mencakup virtualisasi untuk simulasi digital, komputasi untuk analisis data, serta platform aplikasi untuk manajemen peralatan. Ini membantu operator dalam pengelolaan efisien, meningkatkan kinerja mesin, dan mengurangi downtime secara keseluruhan.

SIMPULAN

Penelitian ini menegaskan bahwa penerapan teknologi Big Data dan *machine learning* dalam *Crane Health Management System* (CHMS) dapat menghasilkan manfaat yang signifikan bagi efisiensi operasional pelabuhan. Dengan memanfaatkan sensor IoT dan algoritma *machine learning*, perusahaan dapat melakukan pemeliharaan secara proaktif berdasarkan prediksi kegagalan *crane*, mengurangi *downtime*, dan meningkatkan produktivitas secara keseluruhan. Integrasi teknologi ini tidak hanya meningkatkan kinerja mesin dan peralatan, tetapi juga memberikan fondasi untuk pengembangan sistem manajemen kesehatan *crane* yang lebih canggih di masa depan. Dengan demikian, implementasi Pemeliharaan Prediktif (PdM) di pelabuhan tidak hanya mengurangi biaya pemeliharaan jangka panjang tetapi juga memperkuat keandalan operasional, mendukung pertumbuhan dan keunggulan kompetitif perusahaan dalam industri logistik dan transportasi global. Namun, menurut survei PwC, hanya 11% dari perusahaan yang disurvei telah "mengimplementasikan" pemeliharaan prediktif berbasis pembelajaran mesin (Seebo., 2020). Ada beberapa tantangan dalam mengimplementasikan algoritma pembelajaran mesin untuk PdM seperti mendapatkan data yang dibutuhkan, tanpa data yang masuk, tidak mungkin menjalankan Algoritma ML, proses membangun solusi ML memerlukan banyak waktu dan sumber daya, memilih algoritma ML yang salah bisa menyebabkan kehilangan waktu dan kerugian biaya yang besar. (Deloitte.,2017).

DAFTAR PUSTAKA

- Amruthnath, N.; Gupta, T. (2018). "A research study on unsupervised machine learning algorithms for early fault detection in predictive maintenance". In Proceedings of the 2018 5th International Conference on Industrial Engineering and Applications, ICIEA.
- Cinar, Z. M., Nuhu, A. A., Zeeshan, Q., Korhan, O., Asmael, M., & Safaei, B. (2020). "Machine Learning in Predictive Maintenance towards Sustainable Smart Manufacturing in Industry 4.0," *Sustainability*, vol. 12, no. 19, pp. 8211.
- Deloitte.(2017). "Making Maintenance Smarter". Deloitte University Press: NewYork.
- Deloitte Touche Tohmatsu Limited (DTTL).(2015). "Industry 4.0: Challenges and Solutions for the Digital Transformation and Use of Exponential Technologies". Finance, Audit Tax Consulting Corporate: Zurich, Switzerland.
- Fruth, M., & Teuteberg, F. (2017). *Digitization in maritime logistics — What is there and what is missing?*. *Cogent Business & Management*, 4, 1411066.
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). *Long Short-Term Memory*. *Neural Computation and Applications*, 6(3), 173-184.
- Jardine, A.K.S.; Lin, D.; Banjevic, D. (2006). "A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance". *Mech. Syst. Signal Process.*

- Lee, J.; Wu, F.; Zhao, W.; Ghaffari, M.; Liao, L.; Siegel, D.(2014). “*Prognostics and health management design for rotary machinery systems—Reviews, methodology and applications*”. Mech. Syst. Signal Process.
- Liu, G., Ding, K., Jin, H., & Chen, L. (2021). "Research on Health Management Technology and Application of Lifting Machinery," Materials Science and Engineering, vol. 1, no. 2, pp. 123-130.
- Qiao, W.; Member, S.; Lu, D; Member, S. (2015). “A Survey on Wind Turbine Condition Monitoring and Fault Diagnosis—Part I: Components and Subsystems”. IEEE Trans. Ind. Electron.
- Qu, Y., Ming, X., Qiu, S., Zheng, M., & Hou, Z. (2019). *An Integrative Framework for Online Prognostic and Health Management Using Internet of Things and Convolutional Neural Network*. Sensors, 19, 2338.
- Seebo. (2019) .”*Why Predictive Maintenance is Driving Industry 4.0*”.The Definitive Guide. 2019, pp. 1–13.
- Wuest, T.; Weimer, D.; Irgens, C.; Thoben, K.D.(2016). “*Machine learning in manufacturing: Advantages, challenges, and applications*”. Prod. Manuf. Res.
- Zhang, W., Yang, D., & Wang, H. (2019). "Data-Driven Methods for Predictive Maintenance of Industrial Equipment: A Survey," IEEE Access, vol. 7.