



Analisis Predictive Maintenance Peralatan Lab Berbasis Machine Learning

Wiki Lofandri¹✉

¹Universitas Negeri Padang

<mailto:abaddon.dota2.qq@gmail.com>

Abstract

The very rapid development of AI (Artificial Intelligence) is also supported by the entry into the digital era and the Internet of Things (IoT). In using laboratory equipment, students are required to comply with the rules so that the equipment can be maintained properly. However, the tool used will cause thirst for the tool. This becomes a problem when the tool is needed for learning, while the tool does not function properly or is completely damaged. The research method used in predicting the laboratory equipment of the Department of Electronics, Faculty of Engineering, Padang State University (FT-UNP) is the Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) development method. CRISP-DM is a very reliable model. Predictive Maintenance (TPM) technology on each existing equipment can analyze data to identify damage with failure mode. The results of this study obtain data on the frequency of damage and the severity of damage to labor equipment and the determination of warnings for labor technicians. Loyal to the damage, the damage information in the form of an alarm will arrive quickly and accurately. So that technicians can check the equipment quickly.

Keywords: Predictive Maintenance, Machine Learning, Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM), Labor Equipment, Damage.

Abstrak

Perkembangan AI (Artificial Intelligence) yang sangat pesat juga didukung oleh masuknya pada era digital dan Internet of Things (IoT). Dalam pemakaian peralatan laboratorium mahasiswa diwajibkan mematuhi aturan agar peralatan tersebut dapat terjaga dengan baik. Namun bagaimanapun alat yang digunakan akan terjadi kehausan pada alat tersebut. Hal ini menjadi suatu permasalahan ketika alat tersebut dibutuhkan untuk pembelajaran, sedangkan alat tersebut tidak berfungsi baik atau rusak total. Metode penelitian yang digunakan dalam memprediksi alat-alat labor departemen elektronika Fakultas Teknik Universitas Negeri Padang (FT-UNP) ini adalah metode pengembangan Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM). CRISP-DM merupakan model yang sangat handal. Teknologi Predictive Maintenance (TPM) pada setiap peralatan yang ada dapat menganalisis data mengidentifikasi kerusakan dengan mode failure. Hasil penelitian ini mendapatkan data mengenai frekuensi terjadinya kerusakan dan tingkat keparahan kerusakan pada peralatan labor dan penetapan warning untuk teknisi labor. Setia pada kerusakan maka informasi kerusakan berupa alarm akan sampai dengan cepat dan tepat. Sehingga teknisi dapat melakukan pengecekan terhadap peralatan dengan cepat.

Kata kunci: Predictive Maintenance, Machine Learning, Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM), Peralatan Labor, Kerusakan.

JSISFOTEK is licensed under a Creative Commons 4.0 International License.



1. Pendahuluan

Perkembangan AI (Artificial Intelligence) yang sangat pesat juga didukung oleh masuknya pada era digital dan Internet of Things (IoT). Keadaan ini membuat semua data mampu terdigitalisasi dan ditangkap dari mana saja secara cepat, bahkan langsung atau real time. Penelitian memilih *regression* yang dapat menghitung sisa masa manfaat aset. Jumlah waktu aset tetap aktif dan berjalan sebelum kegagalan berikutnya.

Klasifikasi biner dari setiap instance adalah catatan yang terkandung dalam unit waktu aset. Sebagai bagian dari regresi adalah untuk menemukan model yang menghitung sisa masa manfaat setiap sampel baru

sebagai suatu urutan. Periode ini didefinisikan sebagai beberapa jam.

Machine learning sudah sangat maju di semua bidang, terutama di bidang Kesehatan karna bisa mendeteksi saluran infeksi Pneumonia [1]. Di Instansi Departemen Elektronika Fakultas Teknik – Universitas Negeri Padang, sangat banyak pembuatan media pembelajaran yang memiliki berbagai jenis seperti bahan ajar, perangkat pembelajaran serta peralatan dan komponen yang diperlukan. Peralatan pembelajaran yang diperlukan sudah disediakan langsung oleh pihak universitas untuk kelangsungan pelaksanaan pembelajaran. Peralatan ini nantinya akan digunakan

pada proses pembelajaran disetiap matakuliah terutama perkuliahan praktikum.

Dalam pemakaian peralatan laboratorium mahasiswa diwajibkan mematuhi aturan agar peralatan tersebut dapat terjaga dengan baik. Namun bagaimanapun alat yang digunakan akan terjadi kehausan pada alat tersebut. Hal ini menjadi suatu permasalahan ketika alat tersebut dibutuhkan untuk pembelajaran, sedangkan alat tersebut tidak berfungsi baik atau rusak total. Sedangkan pengadaan alat laboratorium tidaklah mudah dan cepat diperoleh dari pihak universitas.

Berdasarkan permasalahan tersebut salah satu upaya yang dapat dilakukan adalah mengadakan suatu sistem dengan memanfaatkan teknologi Predictive Maintenance pada setiap peralatan yang ada. Langkah-langkah yang dilakukan dalam Predictive Machine Learning yaitu melakukan analisis data awal, selanjutnya mengidentifikasi kerusakan dengan mode failure, hal ini dilakukan untuk mendapatkan data mengenai frekuensi terjadinya kerusakan dan tingkat keparahan kerusakan yang terjadi, lalu pengumpulan data sensorik, analisis data dan penetapan warning untuk teknisi labor, disaat inilah akan terdapat alarm bagi teknisi untuk melakukan pengecekan terhadap peralatan.

AI adalah kecerdasan yang ditunjukkan oleh sebuah mesin atau software. Pengaplikasian kecerdasan buatan dapat mencapai komunikasi agregasi mandiri yang efisien dan orkestrasi sistem cerdas, sambil mempertimbangkan kendala penundaan yang ketat serta persyaratan kinerja dari untuk mengatasi tantangan yang muncul sebagai akibat dari percepatan pertumbuhan dalam teknologi komputasi dan komunikasi baru [2].

Machine Learning (ML) adalah cabang dari kecerdasan buatan (artificial intelligence) merupakan disiplin ilmu yang mencakup perancangan dan pengembangan algoritma yang memungkinkan komputer untuk mengembangkan perilaku yang didasarkan kepada data empiris. Sehingga ML sangat membutuhkan data untuk dapat dipelajari atau yang biasa disebut data training. Peter Harington dalam [3].

Regression adalah suatu teknik analisis untuk mengidentifikasi relasi atau hubungan diantara dua variabel atau lebih. Regresi bertujuan untuk menemukan suatu fungsi yang memodelkan data dengan meminimalkan error atau selisih antara nilai prediksi dengan nilai sebenarnya. Regresi termasuk ke dalam supervised learning yang digunakan untuk memprediksi nilai kontinu terhadap potongan data dari dataset automobile [4].

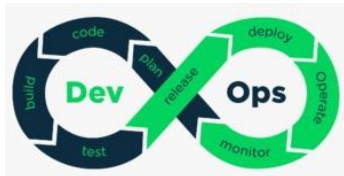
Klasifikasi merupakan suatu pekerjaan menilai objek data untuk memasukkannya ke dalam kelas tertentu dari sejumlah kelas yang tersedia. Dalam klasifikasi ada dua yang harus dilakukan. Pembangunan model sebagai prototype untuk disimpan sebagai memori dan kedua, Penggunaan model tersebut untuk melakukan pengenalan/ klasifikasi/ prediksi pada suatu objek data lain agar diketahui di kelas mana objek data tersebut dalam model yang mudah disimpan [5]. Penelitian yang relevan disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Penelitian relevan tentang Predictive Maintenance Peralatan Lab Berbasis Machine Learning (R1=Data, R2=Akurasi, R3=Model, R4=Aplikasi)

Author	Metode	R1	R2	R3	R4
Serkan Ayvaz dkk [6]	1. Random forest	Yes	Yes	No	No
	2. XGBoost				
	3. Gradient boosting				
	4. MLP regressor				
Andreas Theissler dkk [7]	1. Literature review	Yes	Yes	No	No
	2. Bibliometric analysis				
	3. CNN (Convolutional neural network)				
	4. Extreme learning machines (ELMs)				
	5. Ensemble methods				
G. Sambasivam dkk [8]	1. Clylical Learning Rate (CLR)	Ye	Yes	Yes	No
	2. Convolutional Neural Networks				
	3. Cassava Mosaic Disease (CMD)				
	4. Cassava Brown Streak Virus Disease (CBB)				
Odey dkk [9]	1. Systematic literature review	Yes	Yes	No	No
	2. Linear regression / Multiple linear regression (MLR)				
	3. Pendekatan Goodness of fit				
Eleonora dkk [10]	1. A cost-based quantitative method	Yes	Yes	Yes	No
	2. Literature review				
	3. Decision support approach				

2. Metodologi Penelitian

Metode penelitian yang digunakan dalam Memprediksi Alat-alat Labor Departemen Elektronika FT-UNP ini adalah metode pengembangan Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM). CRISP-DM Merupakan Model yang sangat handal dalam melakukan ini karna sudah teruji oleh peneliti sebelumnya, dan merupaka defacto dalam pengembangan defacto menjadi standar untuk pengembangan proyek data mining dan knowledge discovery. Model disajikan pada Gamabr 1.



Gambar 1. Tahapan Model Pengembangan CRISP-DM

Dalam proses Predictive Maintance pada sebuah alat diterapkan algoritma Machine Learning untuk membantu proses maintance tersebut. Machine learning akan mengumpulkan semua sinyal digital dan mengolahnya untuk memetakan karakteristik yang normal pada sebuah alat atau mekanisme. Dengan penerapan algoritma ini, dapat menghasilkan suatu

sistem dengan metode dan strategi dalam membantu teknisi labor dalam menjaga, memantau dan merawat perlatan-peralatan yang digunakan untuk pembelajaran, supaya tetap tersedia ketika dibutuhkan. Mengkaji dari kelebihan analisis Predictive berbasis Machine Learning tersebut, maka pada penelitian ini akan dilaksanakan Analisis Predictive Maintenance Peralatan Laboratorium berbasis Machine Learning.

2.1. Analisa Data

Dalam penelitian ini data yang digunakan yaitu Predictive Maintenance Peralatan Lab Departemen Elektronika Fakultas Teknik bulan Januari dan Maret tahun 2022. Pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan dengan cara observasi lapangan, wawancara pakar dan studi literatur perpustakaan. Pengumpulan data melalui wawancara langsung kepada pakar bertujuan untuk mendapatkan informasi tentang permasalahan yang sering terjadi terhadap Kerusakan jaringan internet dan solusi untuk mengatasinya.

Data Kerusakan Peralatan Lab Departemen Elektronika Fakultas Teknik bulan Januari dan Maret tahun 2022 yang disajikan pada Tabel 2, jenis kerusakan disajikan pada Tabel 3 dan gejala kerusakan pada Tabel 4.

Tabel 2. Tabel Kerusakan Peralatan Lab

No.	Jenis Kerusakan	Tindakan Perbaikan
1	Monitor Rusak	Cek lampu indikator daya dan Sinari layar monitor dengan senter
2	Memori Rusak	Periksa Posisi RAM pada Slot lalu Bersihkan RAM dengan Karet Penghapus atau Kain Lembut
3	HDD Rusak	Bad sector logic dan bad secor fisik
4	VGA Rusak	Lepas VGA card dari komputer dan periksa apakah ada komponen semisal kapasitor atau IC yang terbakar, meledak, atau meleleh.
5	Sound Card Rusak	Uninstal driver sound card laptop melalui Device Manager kemudian install lagi dengan driver dari vendor aslinya.
6	OS Bermasalah	Repair dan Install Ulang
7	Aplikasi Rusak	Debug Aplikasi dan Install Lagi
8	PSU Rusak	Lepaskan kotak power supply dari casing agar memudahkan memeriksa rangkaian elektronik
9	Prosesor Rusak	Jaga suhu processor agar tetap stabil. Pasang fan tambahan agar suhu udara dalam CPU tetap terkendali.
10	Memory VGA Kurang	Tambah Memory VGA
11	Memory Kurang	Tambah Memory VGA
12	Clock Prosesor Kurang Tinggi	Lakukan overclocking
13	Kabel IDE Rusak	Perbaiki Kabel
14	Kurang Daya Pada PSU	Tambah daya
15	Perangkat USB Rusak	Cek Port
16	Keyboard Rusak	Ganti Keyboard
17	Mouse Rusak	Ganti Mouse

Tabel 3. Jenis Penyebab Kerusakan Peralatan Lab

No Kode	Nama Kerusakan
1 QQ01	Monitor Rusak
2 QQ02	Memori Rusak
3 QQ03	HDD Rusak
4 QQ04	VGA Rusak
5 QQ05	Sound Card Rusak
6 QQ06	OS Bermasalah
7 QQ07	Aplikasi Rusak
8 QQ08	PSU Rusak
9 QQ09	Prosesor Rusak
10 QQ10	Memory VGA Kurang
11 QQ11	Memory Kurang
12 QQ12	Clock Prosesor Kurang Tinggi
13 QQ13	Kabel IDE Rusak

14 QQ14	Kurang Daya Pada PSU
15 QQ15	Perangkat USB Rusak
16 QQ16	Keyboard Rusak
17 QQ17	Mouse Rusak

Tabel 4. Gejala-Gejala Kerusakan Peralatan Lab

No	Kode	Nama Kerusakan
1	QQ01	Tidak ada gambar tertampil di monitor.
2	QQ02	Alarm bios berbunyi.
3	QQ03	Terdengar suara aneh pada HDD.
4	QQ04	Muncul pesan eror saat menjalankan game atau aplikasi grafis
5	QQ05	Device driver informasi tidak terdeteksi dalam device manager, meski driver telah di install
6	QQ06	Tiba-tiba OS melakukan restart otomatis.
7	QQ07	Muncul pesan eror saat pertama OS di load dari HDD.
8	QQ08	Tidak ada tanda-tanda dari sebagian/seluruh perangkat bekerja (semua kipas pendingin tidak berputar)
9	QQ09	Muncul pesan pada windows, bahwa mindows kekurangan virtual memory.
10	QQ10	Aplikasi berjalan dengan lambat, respon yang lambat terhadap inputan
11	QQ11	Kinerja grafis terasa sangat berat (biasanya dalam game dan manipulasi gambar
12	QQ12	Device tidak terdeteksi dalam bios
13	QQ13	Informasi deteksi yang salah dalam bios
14	QQ14	PC mati tiba tiba
15	QQ15	Usb tidak terdeteksi
16	QQ16	Sebagian/seluruh karakter inputan mati.
17	QQ17	Pointer mouse tidak merespon gerakan mouse

3. Hasil dan Pembahasan

Pengujian aplikasi Analisis Predictive Maintenance Peralatan Lab Berbasis Machine Learning ini dilakukan oleh user. User dapat memilih gejala kerusakan berdasarkan salah satu dari diagnosis kerusakan, perangkat keras dan perangkat lunak dalam 1 kali konsultasi. Oleh karena itu, terdapat sub menu yang dapat dipilih sesuai dengan diagnosis masing-masing. Setelah user memilih gejala tersebut, user dapat mengklik tombol Submit untuk mengkonfirmasi pilihan dan sistem akan melakukan perhitungan berdasarkan metode Certainty Factor yang akan menghasilkan keluaran berupa diagnosis yang dilengkapi dengan nilai Certainty Factor dalam skala antara 0 dan 1. Selain itu, juga sistem akan mengeluarkan keluaran berupa solusi. Solusi dalam konteks ini adalah berupa instruksi yang berguna sebagai panduan user dalam mengatasi masalah kerusakan yang dialami.

Berdasarkan representasi basis pengetahuan untuk identifikasi Kerusakan, maka dapat dirumuskan sebuah rule untuk mendapatkan fakta baru. Rule dalam bentuk aturan IF dan THEN akan melakukan penelusuran sesuai dengan pengetahuan yang diberikan pakar. Tabel 5 akan mempresentasikan bentuk fakta dan aturan dalam sebuah penelusuran Kerusakan.

Tabel 5. Aturan (Rule)

No	Rule
1	IF QQ01 AND QQ03 AND QQ05 THEN QQ01
2	IF QQ01 AND QQ03 AND QQ21 THEN QQ02
3	IF QQ01 AND QQ04 AND QQ22 THEN QQ03
4	IF QQ01 AND QQ04 AND QQ10 AND QQ23 THEN QQ04
5	IF QQ18 AND QQ20 THEN QQ07
6	IF QQ17 AND QQ24 THEN QQ06
7	IF QQ01 AND QQ 04 THEN QQ05
8	IF QQ15 AND QQ16 THEN QQ16
9	IF QQ02 AND QQ06 THEN QQ013

10	IF QQ02 AND QQ07 THEN QQ14
11	IF QQ01 AND QQ08 THEN QQ15
12	IF QQ09 AND QQ10 AND QQ25 THEN QQ12
13	IF QQ09 AND QQ10 AND QQ13 THEN QQ08
14	IF QQ01 AND QQ04 AND QQ12 THEN QQ09
15	IF QQ01 AND QQ14 THEN QQ10
16	IF QQ11 AND QQ19 AND QQ20 THEN QQ11
17	IF QQ 01 AND QQ03 THEN QQ17

Pada Metode Certainty Factor setiap keputusan memiliki nilai keyakinan terhadap fakta baru atau keputusan yang didapatkan. Berdasarkan dari fakta baru atau hasil penalaran akan didapatkan akan ditindaklanjuti dengan mengukur tingkat keyakinannya. Tingkat keyakinan atau Certainty Factor berdasarkan nilai Hipotesa dan Evidence. Tabel 6 dan Tabel 7 akan menjelaskan nilai jawaban user (Evidence) dan tingkat keyakinan pakar atas gejala yang ada (Hipotesa).

Tabel 6. Tabel Jawaban User

No	Jawaban	Bobot
1	Ya	1
2	Tidak	0

Fakta dan pengetahuan yang saling berhubungan dengan gejala Kerusakan Peralatan Lab akan menghasilkan sebuah keputusan pada Sistem Pakar. Bentuk- bentuk Kerusakan peralatan lab memiliki gejala yang mengidentifikasi suatu kerusakan berdasarkan pengetahuan dari pakar. Pengetahuan pakar tersebut direpresentasikan ditampilkan dalam bentuk tabel gejala dan bobot. Tabel 7 menyajikan bentuk bobot keyakinan pakar terhadap suatu gejala pada Kerusakan jaringan internet.

Tabel 7. Tabel Keyakinan Pakar Terhadap Gejala

No	Kode	Nama Gejala	Bobot
1	QQ01	Monitor Rusak	0.7
2	QQ02	Memori Rusak	0.5
3	QQ03	HDD Rusak	0.6

4	QQ04	VGA Rusak	0.7
5	QQ05	Sound Card Rusak	0.8
6	QQ06	OS Bermasalah	0.6
7	QQ07	Aplikasi Rusak	0.6
8	QQ08	PSU Rusak	0.6
9	QQ09	Prosesor Rusak	0.7
10	QQ10	Memory VGA Kurang	0.6
11	QQ11	Memory Kurang	0.7
12	QQ12	Clock Prosesor Kurang TinQQi	0.6
13	QQ13	Kabel IDE Rusak	0.7
14	QQ14	Kurang Daya Pada PSU	0.6
15	QQ15	Perangkat USB Rusak	0.5
16	QQ16	Keyboard Rusak	0.7
17	QQ17	Mouse Rusak	0.7

Penilaian keyakinan sorang pakar terhadap gejala yang ada akan berpengaruh terhadap keputusan akhir. Setelah memberikan nilai bobot pada setiap gejala langkah selanjutnya yaitu menghitung pencarian nilai hipotesa nilai fakta baru yang ditemukan. Menghitung nilai hipotesa Menggunakan Metode Certainty Factor (CF) dengan rumus $CF[H,E] = CF[H] * CF[E]$. Berdasarkan Tabel 8 proses perhitungan nilai Certainty

Tabel 8. Nilai Certainty Factor

No Rule	CF (%)
1 IF QQ01 AND QQ03 AND QQ05 THEN QQ01	97.6
2 IF QQ01 AND QQ03 AND QQ21 THEN QQ02	95.2
3 IF QQ01 AND QQ04 AND QQ22 THEN QQ03	97.6
4 IF QQ01 AND QQ04 AND QQ10 AND QQ23 THEN QQ04	97.0
5 IF QQ18 AND QQ20 THEN QQ07	75.0
6 IF QQ17 AND QQ24 THEN QQ06	88.0
7 IF QQ01 AND QQ04 THEN QQ05	91.0
8 IF QQ15 AND QQ16 THEN QQ16	85.0
9 IF QQ02 AND QQ06 THEN QQ13	80.0
10 IF QQ02 AND QQ07 THEN QQ14	80.0
11 IF QQ01 AND QQ08 THEN QQ15	88.0
12 IF QQ09 AND QQ10 AND QQ25 THEN QQ12	96.4
13 IF QQ09 AND QQ10 AND QQ13 THEN QQ08	96.4
14 IF QQ01 AND QQ04 AND QQ12 THEN QQ09	96.4
15 IF QQ01 AND QQ14 THEN QQ10	88.0
16 IF QQ11 AND QQ19 AND QQ20 THEN QQ11	94.0
17 IF QQ01 AND QQ03 THEN QQ17	88.0

Factor terhadap baru dapat dilakukan dengan menggabungkan nilai bobot yang disampaikan user dengan nilai bobot yang disampaikan oleh pakar.

Setelah mendapatkan fakta baru dari penalaran yang dilakukan dengan Menggunakan *rule* yang telah ditetapkan, akan didapatkan solusi untuk perbaikan Kerusakan Peralatan Lab Departemen Elektronika Fakultas Teknik. Hasil predictive untuk R1, R2, R3, dan R4 dengan nilai *Yes* semua.

4. Kesimpulan

Dengan memanfaatkan teknologi Predictive Maintenance pada setiap peralatan yang ada kita dapat menganalisis data mengidentifikasi kerusakan dengan mode failure, sehingga mendapatkan data mengenai frekuensi terjadinya kerusakan dan tingkat keparahan kerusakan pada peralatan labor dan penetapan warning untuk teknisi labor, disaat inilah akan terdapat alarm bagi teknisi untuk melakukan pengecekan terhadap peralatan.

Daftar Rujukan

- [1] Rahmadika, S., Firdaus, M., Jang, S., & Rhee, K. H. (2021). Blockchain-enabled 5G edge networks and beyond: An intelligent cross-silo federated learning approach. *Security and Communication Networks*, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/5550153>
- [2] Rahmadika, S., Firdaus, M., Jang, S., & Rhee, K. H. (2021). Blockchain-enabled 5G edge networks and beyond: An intelligent cross-silo federated learning approach. *Security and Communication Networks*, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/5550153>
- [3] Giray, G. (2021). A software engineering perspective on engineering machine learning systems: State of the art and challenges. *Journal of Systems and Software*, 180, 111031. <https://doi.org/10.1016/j.jss.2021.111031>
- [4] Ibraeva, A., & Antunes, P. (2022). Mobility impacts of a new metro system with transit-oriented development features. 109(February). <https://doi.org/10.1016/j.trd.2022.103357>
- [5] Supriyadi, D., Safitri, S. T., Nisa, R., Amriza, S., & Kristiyanto, D. Y. (2022). Klasifikasi Loyalitas Pengguna Sistem E-Learning Menggunakan Net Promoter Score dan Machine Learning. *April*. <https://doi.org/10.26418/jp.v8i1.49300>
- [6] Ayvaz, S., & Alpay, K. (2021). Predictive maintenance system for production lines in manufacturing: A machine learning approach using IoT data in real-time. *Expert Systems with Applications*, 173, 114598. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114598>
- [7] Theissler, A., Pérez-Velázquez, J., Kettelgerdes, M., & Elger, G. (2021). Predictive maintenance enabled by machine learning: Use cases and challenges in the automotive industry. *Reliability engineering & system safety*, 215, 107864. <https://doi.org/10.1016/j.res.2021.107864>
- [8] Sambasivam, G., & Opiyo, G. D. (2021). A predictive machine learning application in agriculture: Cassava disease detection and classification with imbalanced dataset using convolutional neural networks. *Egyptian Informatics Journal*, 22(1), 27-34. <https://doi.org/10.1016/j.eij.2020.02.007>
- [9] Alshboul, O., Alzubaidi, M. A., Mamlook, R. E. A., Almasabha, G., Almuflih, A. S., & Shehadeh, A. (2022). Forecasting Liquidated Damages via Machine Learning-Based Modified Regression Models for Highway Construction Projects. *Sustainability*, 14(10), 5835. <https://doi.org/10.3390/su14105835>
- [10] Florian, E., Sgarbossa, F., & Zennaro, I. (2021). Machine learning-based predictive maintenance: A cost-oriented model for implementation. *International Journal of Production Economics*, 236, 108114. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2021.108114>
- [11] Pejić, A., & Molcer, P. S. (2021). Predictive machine learning approach for complex problem solving process data mining. *Acta Polytechnica Hungarica*, 18(1), 45-63. <http://dx.doi.org/10.12700/APH.18.1.2021.1.4>
- [12] Bouabdallaoui, Y., Lafhaj, Z., Yim, P., Ducoulombier, L., & Bennadji, B. (2021). Predictive maintenance in building facilities: A machine learning-based approach. *Sensors*, 21(4), 1044. <https://doi.org/10.3390/s21041044>
- [13] Çinar, Z. M., Abdussalam Nuhu, A., Zeeshan, Q., Korhan, O., Asmael, M., & Safaei, B. (2020). Machine learning in predictive maintenance towards sustainable smart manufacturing in industry 4.0. *Sustainability*, 12(19), 8211. <https://doi.org/10.3390/su12198211>
- [14] Cheng, J. C., Chen, W., Chen, K., & Wang, Q. (2020). Data-driven predictive maintenance planning framework for MEP components based on BIM and IoT using machine learning

algorithms. Automation in Construction, 112, 103087. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103087>