



Aplikasi teorema bayes dalam mendukung aktivitas *autonomous maintenance* di pabrik gula Kedawoeng

Vivi Pathrencia Susanto, Ivan Gunawan*, Lusia Permata Sari Hartanti

Program Studi Teknik Industri, Universitas Katolik Widya Mandala Surabaya, Surabaya, Indonesia

Article history

Diterima:
27 Januari 2022
Diperbaiki:
24 Maret 2022
Disetujui:
29 Maret 2022

Keyword

Autonomous maintenance; bayes theorem; sugar mill

ABSTRACT

Autonomous Maintenance (AM) is one of the main activities in Total Productive Maintenance (TPM). This article discusses the implementation of AM at the diffuser station at the Kedawoeng Sugar Factory using Bayes' theorem. To maintain the continuity of sugar production, the Kedawoeng Sugar Factory needs to improve the maintenance system. AM improves the maintenance system without depending on the limited maintenance personnel in the factory. The AM concept demands that the production operator be involved in the maintenance process. Increasing the operator's ability to diagnose damage through damage symptoms is necessary. The Bayes theorem successfully helps operators predict machine failure to take quick and effective action to prevent a more significant impact. This study identified 11 machine malfunction symptoms that can be detected through the five senses that lead to 14 failures. One of the research findings is that if the symptoms are only abnormal sounds, the highest probability of motor-bearing gear failure is 0.762. Suppose a warning accompanies the abnormal sound on the control panel probability of motor-bearing gear failure increases to 0.987. A clear division of machine maintenance responsibilities between operators and maintenance technicians and maintenance training for operators are suggestions for the next steps in implementing TPM.



This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

* Penulis korespondensi
Email : ivangunawan@ukwms.ac.id
DOI 10.21107/agrointek.v16i3.13533

PENDAHULUAN

Salah satu konsep yang terbukti sukses membantu berbagai bidang industri dalam meningkatkan sistem manajemen pemeliharaan mesin adalah *total productive maintenance* (TPM) (Min *et al.*, 2011). TPM terdiri dari 6 aktivitas utama: *elimination of six big losses*, *planned maintenance*, *autonomous maintenance* (AM), *preventive engineering*, *easy-to-manufacture*, dan *education* (Tajiri & Gotoh, 2020). TPM menuntut pelaksanaan 6 aktivitas utama tidak hanya berkebutuhan di departemen pemeliharaan tetapi juga terdistribusi secara merata pada departemen lain, seperti AM. AM adalah serangkaian kegiatan pemeliharaan preventif dan prediktif yang dilakukan oleh operator produksi, sehingga operator produksi tidak hanya bertanggung jawab atas perintah kerjanya tetapi juga pemeliharaan mesin yang digunakan (Guariente *et al.*, 2017). AM secara teknis melibatkan operator dan mengharapkan peningkatan kinerja operator dalam proses pemeliharaan fasilitas produksi.

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan manfaat penerapan AM pada berbagai jenis industri. Ab-Samat *et al.* (2012) membuktikan penerapan AM pada industri semikonduktor. AM membantu mengurangi kerusakan mesin karena masalah kecil dapat dideteksi lebih awal oleh operator sebelum masalah berkembang menjadi lebih besar. Penelitian terdahulu yang dilakukan Wakjira & Iyengar (2014) peningkatan aktivitas AM pada industri malt, mengurangi potensi kerusakan sekitar 46,38% per bulan sehingga kapasitas rata-rata meningkat sekitar 8,75% per bulan dan jam kerja pemeliharaan berkurang sekitar 22,93% per bulan sehingga biaya pemeliharaan turun sekitar 64,42%. Pada industri ubin tingkat kecacatan turun sebesar 8,5% (Azizi, 2015). Pada industri komponen otomotif gangguan di lini produksi dapat diminimalkan hingga memberikan kontribusi terhadap peningkatan *availability* sebesar 10% dan OEE sebesar 8% di periode waktu yang sama (Guariente *et al.*, 2017). Namun, banyak juga industri yang tidak berhasil menerapkan AM karena berbagai alasan (Loures *et al.*, 2021). Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan membantu penerapan AM dalam industri dengan memanfaatkan metode yang tepat.

Pendekatan bayesian merupakan salah satu pendekatan yang banyak dimanfaatkan untuk meningkatkan penerapan strategi pemeliharaan

seperti *predictive maintenance* (Curcurú *et al.*, 2017; Omshi *et al.*, 2019; Krishnamurthy *et al.*, 2020; Leoni *et al.*, 2021). Analisis bayesian memungkinkan menjawab pertanyaan teknis dengan data *training* yang terbatas sehingga pendekatan ini dapat digunakan dalam berbagai kasus yang belum memenuhi kecukupan data statistik dalam proses pengambilan keputusan (Berrar, 2018). Dalam perkembangannya, pendekatan bayesian telah memfasilitasi pengembangan *artificial intelligence* dalam aktivitas pemeliharaan mesin. Namun, hingga saat ini belum banyak penelitian yang menggunakan pendekatan bayesian dalam peningkatan penerapan AM. Ketika pendekatan bayesian ini mampu mendukung *artificial intelligence*, sangat mungkin pendekatan ini digunakan untuk membantu meningkatkan kapasitas manusia dalam menerapkan pengetahuan dan keahliannya. Oleh karena itu, dalam penelitian ini, teorema bayes diusulkan untuk membantu meningkatkan pemahaman operator produksi untuk mengidentifikasi kerusakan melalui gejala yang ditimbulkan. Dengan demikian operator produksi dapat memutuskan apakah gejala kerusakan merujuk pada kerusakan kecil yang dapat ditangani sendiri atau memerlukan dukungan dari departemen pemeliharaan.

Penelitian ini dilakukan pada salah satu industri gula yang masih beroperasi di Indonesia yaitu Pabrik Gula Kedawoeng. Pabrik Gula Kedawoeng ini merupakan unit usaha PT Perkebunan Nusantara XI yang bergerak di bidang pengolahan hasil pertanian. Pabrik Gula Kedawoeng mempunyai produk utama berupa gula kristal putih (GKP) dan produk sampingan (*by product*) berupa blotong, ampas, dan tetes tebu. GKP merupakan salah satu komoditas pangan penting di dunia (Jati, 2013). Dalam pasar komoditas pangan internasional, Indonesia mempunyai pengaruh yang cukup besar sebagai salah satu produsen gula terbesar di dunia (Sari dan Wegener, 2015). Bahan baku yang digunakan untuk membuat GKP adalah tanaman tebu.

Industri gula merupakan industri proses yang memberi nilai tambah pada bahan baku melalui proses pencampuran, pemisahan, pembentukan, atau reaksi kimia (Gunawan *et al.*, 2018). Rangkaian proses pembuatan GKP dimulai dari penimbangan, penggilingan dan pemerahan (*diffuser*), pemurnian, masakan, puteran, hingga pengemasan. Industri proses merupakan suatu sistem kompleks yang saling terkait satu sama

lain. Kegagalan satu proses dapat mengakibatkan gangguan seluruh sistem (Mulyana *et al.*, 2020). Industri proses sangat tergantung pada kesehatan mesin-mesin produksi. Oleh karena itu, industri proses mempunyai urgensi untuk meningkatkan manajemen pemeliharaan mesinnya.

Sama halnya pada industri proses lainnya, mesin merupakan modal utama untuk memastikan keberlangsungan proses produksi di Pabrik Gula Kedawoeng. Peningkatan kualitas ataupun kuantitas produksi dapat terjadi saat proses produksi berjalan dengan lancar tanpa ada hambatan pada mesin produksi (Pranoto *et al.*, 2013). Mesin-mesin produksi di Pabrik Gula Kedawoeng telah digunakan sejak tahun 1982. Mesin-mesin tersebut masih digunakan dan dioperasikan *non-stop* selama tiga bulan masa giling. Oleh karena itu, sistem pemeliharaan dari mesin-mesin produksi tersebut harus mendapatkan perhatian khusus. Sistem pemeliharaan mesin yang baik dapat meminimalkan biaya dan kerugian akibat kerusakan mesin.

Salah satu stasiun yang ada dalam proses produksi di Pabrik Gula Kedawoeng adalah stasiun *diffuser*. Stasiun ini merupakan tempat pertama tebu akan diproses yaitu memisahkan nira yang terkandung dalam batang tebu dengan cara memotong, menghancurkan, imbibisi dan pemerasan tebu. Nira yang ditampung akan diproses ke stasiun selanjutnya. Oleh karena itu, jika terjadi kesalahan dalam stasiun *diffuser* akan berdampak pada stasiun selanjutnya. Pada kenyataannya, stasiun ini memiliki banyak gangguan sehingga menghambat proses selanjutnya. Saat dilakukan observasi, pada tanggal 3-4 Juni 2021, terdapat kendala yaitu ampas terselip di mesin dan mengakibatkan mesin berhenti sehingga diperlukan pengontrolan secara rutin oleh operator. Pada tanggal 1-3 Juni 2021 secara berturut-turut terdapat gangguan pada turbin *triveni* dengan durasi yang cukup lama sehingga diperlukan perbaikan besar di keesokan harinya. Hal tersebut membuat mesin berhenti dan mempengaruhi produktivitas lini produksi secara keseluruhan.

Berdasarkan hasil observasi awal di Pabrik Gula Kedawoeng diusulkan untuk dilakukan peningkatan aktivitas AM dengan mempertimbangkan jumlah tenaga di departemen pemeliharaan yang terbatas. Salah satu masalah yang dihadapi operator saat terlibat dalam aktivitas pemeliharaan adalah kegagalan

mendeteksi kerusakan dan mengambil keputusan untuk menangani kerusakan secara mandiri atau membutuhkan dukungan departemen pemeliharaan. Oleh karena itu, dalam penelitian ini diusulkan penggunaan teorema bayes untuk membantu operator mendeteksi kerusakan dan mengambil keputusan yang tepat melalui gejala yang muncul. Pendekatan bayesian telah digunakan untuk memprediksi kesehatan tanaman (Yuen dan Hughes, 2002), peralatan pada industri semikonduktor (Bouaziz, 2013), hingga binatang (Batarius dan Tedy, 2017). Pemanfaatan teorema bayes diharapkan membantu operator untuk melakukan tindakan tepat yang diperlukan dengan mengamati gejala yang ditunjukkan mesin. Metode ini diharapkan bisa menjadi solusi dari peningkatan aktivitas AM yang dilakukan oleh Pabrik Gula Kedawoeng.

METODE

Teorema bayes merupakan sebuah teori mengenai kondisi probabilitas dengan memperhitungkan probabilitas suatu kejadian (hipotesis) yang bergantung pada kejadian yang lain (bukti) (Berrar, 2018). Dengan demikian, teorema bayes dapat digunakan untuk membuat prediksi melalui probabilitas. Langkah-langkah yang dilakukan untuk memanfaatkan teorema bayes dalam peningkatan AM di Pabrik Gula Kedawoeng adalah sebagai berikut:

Pengumpulan data

Ada dua jenis data yang digunakan dalam penelitian ini:

- a. Data primer
Data primer didapatkan secara langsung dari subjek penelitian. Metode pengumpulan data primer yang digunakan adalah *in-depth interview* dengan asisten manajer teknik dan *structured direct observation* yang dilakukan pada *shift* 1 setiap hari Senin sampai Jumat selama 3 bulan.
- b. Data sekunder
Data sekunder yang digunakan adalah histori kerusakan stasiun *diffuser* selama 3 *shift* produksi.
 1. Mengidentifikasi gejala
Setelah data dikumpulkan, dilakukan pemilahan pencatatan antara kerusakan dan gejala. Setelah itu dilakukan verifikasi dengan *direct observation* dan melakukan konfirmasi kembali ke tim ahli.
 2. Menentukan jenis kerusakan mesin

Setelah semua gejala teridentifikasi, dilakukan penentuan kerusakan berdasarkan gejala yang telah teridentifikasi pada langkah 2 bersama para pakar.

3. Menghitung nilai probabilitas
Tahap ini melakukan perhitungan nilai probabilitas suatu kerusakan terhadap gejala-gejala fisik yang terjadi pada mesin.

4. Melakukan prediksi kerusakan dengan teorema bayes

Melakukan perhitungan probabilitas kerusakan dengan persamaan teorema bayes dengan persamaan (1) (Berrar, 2018). Nilai probabilitas ini dapat membantu menentukan jenis kerusakan apa yang terjadi pada mesin dengan memperhatikan gejala kerusakan mesin yang sedang terjadi. Nilai probabilitas bayes adalah menjadi salah satu pendekatan untuk mengatasi ketidakpastian kerusakan yang dialami stasiun kerja *diffuser*.

$$P(H|E) = \frac{P(E|H) * P(H)}{P(E)} \quad (1)$$

Keterangan:

- P (H|E) : Probabilitas kerusakan H terjadi jika gejala E terjadi
- P (E|H) : Probabilitas munculnya gejala E, jika kerusakan H terjadi
- P (H) : Probabilitas kerusakan H
- P (E) : Probabilitas gejala E

HASIL DAN PEMBAHASAN

Tebu yang telah sampai di Pabrik Gula Kedawoeng ditimbang dan dilakukan analisis kualitas. Setelah itu, tebu diangkut truk menuju meja tebu. Meja tebu akan mengatur jatuhnya tebu ke *cane carrier* yang membawa tebu menuju *cane knife* yang berfungsi untuk memotong tebu. *Cane knife I* (CK I) yang akan memotong hingga berukuran 30-40 cm dan *cane knife II* (CK II) yang akan menjadikan tebu berukuran 15 cm. Tebu dibawa oleh *conveyor* menuju *Heavy Duty Hammer Shredder* (HDHS) yang bergerak dengan kecepatan 400 rpm untuk menghaluskan tebu. Kemudian akan dilanjutkan dengan gerbong *diffuser*. Pada gerbong *diffuser* tebu akan diekstraksi secara kimia fisika dengan hasil yang lebih menguntungkan dibandingkan dengan gilingan.

Pemerahan nira menggunakan teknik difusi dilakukan pada gerbong *diffuser* yang berfungsi sebagai tempat terjadi proses ekstraksi antara nira dan cacahan tebu dari HDHS. Proses difusi dilakukan dengan arus yang berlawanan. Saat melakukan proses pemerahan nira Pabrik Gula Kedawoeng menggunakan sistem difusi osmosis, yaitu perpindahan dari konsentrasi yang tinggi ke konsentrasi rendah. Pada tahap ini akan ditambahkan air imbibisi pada cacahan tebu minimal 90°C dengan suhu tiap gerbong minimal 70°C. Dengan adanya penambahan air imbibisi pada cacahan tebu, kandungan gula akan larut pada air imbibisi. Selain itu, nira yang berada dalam gerbong *diffuser* diberikan penambahan susu kapur sehingga pH nira menjadi 6,2-6,5.

Gerbong *diffuser* terdiri dari 12 *tray*. Pompa sirkulasi mulai dijalankan dari depan ke belakang dari *tray* nomor 2, 4, 6, 8, 10, dan 12 yaitu pada saat ampas sampai pada *tray* terakhir. Kemudian pompa sirkulasi dijalankan ke nomor 1, 3, 5, 7, 9, dan 11 hingga ampas pada bejana *diffuser* tersiram air imbibisi. Setelah itu ampas tebu akan keluar dari gerbong *diffuser* menuju gilingan. Pabrik Gula Kedawoeng memiliki dua unit gilingan yang terletak setelah *diffuser* yaitu *dewatering mill* yang berfungsi sebagai pemerah lanjutan dan *drying mill* yang berfungsi untuk mengeringkan ampas yang nantinya ampas tersebut akan dikirim ke stasiun ketel yang nantinya digunakan untuk bahan bakar boiler dan tambahan untuk limbah blotong. Setelah stasiun *diffuser* nira mentah akan menuju stasiun pemurnian yang bertujuan memisahkan kotoran-kotoran dan bahan yang tidak termasuk gula pada nira mentah sehingga nira akan menjadi jernih.

Kerusakan pada stasiun *diffuser* ditunjukkan oleh tanda panah pada Gambar 1-Gambar 14 dan daftar kerusakan dan gejala kerusakan dapat dilihat pada Tabel 1 dan Tabel 2. Setelah kerusakan dan gejala kerusakan berhasil diidentifikasi dari data sekunder. Selanjutnya, dilakukan pencarian hubungan antara kerusakan dan gejala kerusakan. Pencarian hubungan antara kerusakan dan gejala kerusakan dilakukan *melalui* interview dengan manajer teknik dan melakukan *focus discussion group* dengan karyawan di departemen produksi dan teknik untuk memverifikasi hasil. Tabel 3 menunjukkan hubungan antara kerusakan yang terjadi dengan gejala kerusakan di stasiun *diffuser* Pabrik Gula Kedawoeng.



Gambar 1 Indikator yang Menunjukkan 'Uap Baru' Turun



Gambar 2 Turbin Triveni



Gambar 5 Area Penimbangan Tebu



Gambar 3 Fasilitas Cane Knife I



Gambar 6 Fasilitas Dewatering Mill Feed Conveyor



Gambar 4 Fasilitas Conveyor



Gambar 7 Panel Diffuser Drive



Gambar 8 Fasilitas Meja Tebu



Gambar 11 Fasilitas Timbangan



Gambar 9 Fasilitas Slat Carrier



Gambar 12 Fasilitas Badan Penguapan



Gambar 10 Fasilitas Heavy Duty Hammer Shredder (HDHS)



Gambar 13 Gerbong Diffuser



Gambar 14 Fasilitas Cane Knife II

Tabel 3 menunjukkan bahwa kerusakan K01 akan didahului oleh gejala G10, kerusakan K02 didahului oleh gejala G01 dan/atau gejala G10, demikian seterusnya.

Selanjutnya, dilakukan perhitungan probabilitas kerusakan tanpa melihat gejala dan probabilitas suatu kerusakan terhadap gejala yang ada. Tabel 4 menunjukkan probabilitas kerusakan tanpa melihat gejalanya. Tabel 5 menunjukkan probabilitas suatu kerusakan dari gejala yang ada.

Data dari Tabel 4 dan Tabel 5 digunakan sebagai variabel pada persamaan (1). Hasil perhitungan probabilitas kerusakan secara lengkap apabila timbul gejala kerusakan G06 dan G10 dapat dilihat pada Tabel 6. Tabel 6 diinterpretasikan: jika didapatkan dua gejala kerusakan G06 dan G10, probabilitas terjadinya kerusakan K13 sebesar 0,985 dan K14 sebesar 0,016. Dengan demikian, probabilitas kerusakan tertinggi jika operator menemukan gejala ada suara dan peringatan pada panel kontrol adalah kerusakan K13 yaitu kerusakan *bearing gear* motor.

Selanjutnya dilakukan perhitungan yang sama untuk seluruh gejala kerusakan tunggal yang terjadi (lihat Tabel 7). Tabel 7 diinterpretasikan sebagai berikut: jika terjadi gejala G01, probabilitas kerusakan K02 adalah yang tertinggi. Dengan demikian operator dapat melakukan tindakan yang diperlukan dengan lebih akurat. Selanjutnya, jika terjadi gejala G02, probabilitas kerusakan K05 adalah yang tertinggi, demikian seterusnya.

Tabel 1 Hasil Identifikasi Kerusakan

Kode	Kerusakan
K01	Tekanan 'uap baru' turun
K02	Turbin <i>triveni</i> trip
K03	Tebu terselip di CK I
K04	Ampas terselip di <i>conveyor</i>
K05	Tebu jatuh
K06	Penggerak <i>conveyor</i> rusak
K07	Gangguan panel <i>diffuser drive</i>
K08	Rantai angkatan lori terjepit di meja tebu
K09	Gangguan di <i>slat carrier</i>
K10	HDHS kemasukan <i>paddle</i> conveyor
K11	Timbangan <i>error</i>
K12	Gangguan <i>vacuum</i> evaporator
K13	Kerusakan <i>bearing gear</i> motor
K14	CK II putus

Tabel 2 Hasil Identifikasi Gejala

Kode Gejala	Nama Gejala
G01	Tiba-tiba mati
G02	Alat menyala tapi tidak berjalan dengan normal
G03	Air injeksi panas
G04	Alat tidak bergerak
G05	Posisi alat bergeser
G06	Menimbulkan suara
G07	Temperatur naik
G08	Arus listrik naik
G09	<i>Vacuum</i> <62 cmHg
G10	Peringatan pada panel kontrol
G11	Arus listrik turun

Tabel 3 Hubungan Gejala dan Kerusakan pada Stasiun *Diffuser*

Kerusakan	Gejala										
	G01	G02	G03	G04	G05	G06	G07	G08	G09	G10	G11
K01										✓	
K02	✓									✓	
K03	✓									✓	
K04	✓									✓	
K05		✓			✓						
K06				✓						✓	
K07		✓								✓	
K08				✓							
K09					✓						
K10						✓					
K11										✓	
K12			✓						✓		✓
K13						✓	✓	✓		✓	
K14						✓				✓	

Perhitungan selanjutnya dilakukan jika muncul dua gejala bersamaan seperti G01 dan G10 kemudian G04 dan G10 (lihat Tabel 8). Tabel 8 dapat diinterpretasikan sebagai berikut: jika gejala G01 dan G10 muncul, probabilitas kerusakan K02 paling tinggi demikian pula jika gejala G04 dan G10 muncul. Dengan demikian, operator dapat mendiagnosis secara mandiri dan menetapkan tindakan terukur yang harus diambil selanjutnya. Hasil penelitian ini merefleksikan temuan Gilabert dan Arnaiz (2006) yang menunjukkan keberhasilan pendekatan bayesian dalam mendiagnosa dan mendeteksi kegagalan. Perbedaannya, dalam Gilabert dan Arnaiz (2006) menggunakan dukungan teknologi sensor untuk memberikan informasi pada manusia sedangkan pada penelitian ini memanfaatkan panca indera operator produksi untuk mengidentifikasi gejala kerusakan memprediksi kerusakan. Prediksi kerusakan dari gejala kerusakan pada penelitian ini telah mendukung pelaksanaan AM yang menganut kebijakan pemeliharaan prediktif dengan deteksi abnormalitas melalui panca indera (Tajiri dan Gotoh., 2020) Kebijakan pemeliharaan prediktif dengan pendekatan Bayesian pada kasus tertentu dikonfirmasi lebih baik daripada kebijakan pemeliharaan preventif (Curcurú *et al.*, 2017). Dengan demikian, teorema bayes terbukti mendukung kebijakan pemeliharaan prediktif pada AM.

Dalam pelaksanaan AM, operator tidak diharapkan menggantikan peran teknisi dari departemen pemeliharaan. Peran utama operator yang dituntut dalam pelaksanaan AM adalah kemampuan untuk mendeteksi gejala-gejala kerusakan. Ketika operator dapat merasakan ada abnormalitas yang terjadi selama mesin beroperasi, operator dapat mengambil keputusan yang tepat sebelum terjadi kerusakan lebih lanjut.

Tabel 4 Probabilitas Kerusakan pada Stasiun *Diffuser*

Kerusakan	Probabilitas
K01	0,059
K02	0,176
K03	0,059
K04	0,088
K05	0,147
K06	0,059
K07	0,029
K08	0,029
K09	0,029
K10	0,059
K11	0,029
K12	0,088
K13	0,118
K14	0,029

Tabel 5 Probabilitas Kerusakan Terhadap Gejala

Kerusakan	Gejala										
	G01	G02	G03	G04	G05	G06	G07	G08	G09	G10	G11
K01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,091	0
K02	0,545	0	0	0,667	0	0	0	0	0	0,273	0
K03	0,182	0	0	0	0	0	0	0	0	0,091	0
K04	0,273	0	0	0	0	0	0	0	0	0,136	0
K05	0	0,833	0	0	0,833	0	0	0	0	0	0
K06	0	0	0	0,222	0	0	0	0	0	0,091	0
K07	0	0,167	0	0	0	0	0	0	0	0,045	0
K08	0	0	0	0,111	0	0	0	0	0	0	0
K09	0	0	0	0	0,167	0	0	0	0	0	0
K10	0	0	0	0	0	0,286	0	0	0	0	0
K11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,045	0
K12	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1
K13	0	0	0	0	0	0,571	1	1	0	0,182	0
K14	0	0	0	0	0	0,143	0	0	0	0,045	0

$$P(K13|G06 G10) = \frac{P(G06|K13) \times P(G10|K13) \times P(K13)}{P(G06|K01) \times P(G10|K01) \times P(K01) + P(G06|K02) \times P(G10|K02) \times P(K02) + P(G06|K03) \times P(G10|K03) \times P(K03) + P(G06|K04) \times P(G10|K04) \times P(K04) + P(G06|K05) \times P(G10|K05) \times P(K05) + P(G06|K06) \times P(G10|K06) \times P(K06) + P(G06|K07) \times P(G10|K07) \times P(K07) + P(G06|K08) \times P(G10|K08) \times P(K08) + P(G06|K09) \times P(G10|K09) \times P(K09) + P(G06|K10) \times P(G10|K10) \times P(K10) + P(G06|K11) \times P(G10|K11) \times P(K11) + P(G06|K12) \times P(G10|K12) \times P(K12) + P(G06|K13) \times P(G10|K13) \times P(K13) + P(G06|K14) \times P(G10|K14) \times P(K14)}$$

$$(K13|G06 G10) = \frac{0,571 \times 0,182 \times 0,118}{(0 \times 0,091 \times 0,059) + (0 \times 0,273 \times 0,176) + (0 \times 0,091 \times 0,059) + (0 \times 0,136 \times 0,088) + (0 \times 0 \times 0,147) + (0 \times 0,091 \times 0,059) + (0 \times 0,045 \times 0,029) + (0 \times 0 \times 0,029) + (0 \times 0 \times 0,029) + (0,286 \times 0 \times 0,059) + (0 \times 0,045 \times 0,029) + (0 \times 0 \times 0,088) + (0,571 \times 0,182 \times 0,118) + (0,143 \times 0,045 \times 0,029)}$$

$$P(K13|G06 G10) = 0,9847$$

Penelitian ini berbeda dari kebanyakan penelitian terkait penerapan AM yang secara umum membahas bagaimana penerapan AM di industri dan dampaknya (Ab-Samat *et al.*, 2012; Wakjira dan Iyengar, 2014; Azizi, 2015; Guariente *et al.*, 2017). Penelitian ini secara spesifik menampilkan bagaimana pemanfaatan teorema bayes dalam memprediksi kerusakan untuk mendukung implementasi AM di Pabrik Gula Kedawoeng. Justifikasi secara matematis untuk diagnosa kerusakan melalui gejala yang timbul akan mendukung pengambilan keputusan yang tepat.

Pada penelitian ini terbukti bahwa hampir semua kerusakan didahului oleh beberapa gejala: seperti getaran yang tidak biasa, suara bising, bau yang tidak wajar, atau panas berlebih. Sebelum penerapan AM, gejala-gejala kerusakan tidak menjadi fokus perhatian operator. Operator punya kecenderungan untuk mengabaikan dan baru melapor pada departemen pemeliharaan setelah kondisi mesin mendekati kerusakan atau terlalu cepat melapor pada departemen pemeliharaan. Akibatnya, sumber daya di departemen pemeliharaan terkuras untuk melakukan deteksi dini yang seharusnya bisa dilakukan operator.

Oleh karena itu, operator diharapkan dapat mendeteksi gejala kerusakan sesegera mungkin secara mandiri sehingga mencegah terjadinya kerugian.

Tindak lanjut dari penelitian ini adalah manajemen perlu melatih operator untuk segera menangani kerusakan kecil atau melaporkan situasi kerusakan besar dengan akurat kepada departemen pemeliharaan. Adanya distribusi tanggung jawab penanganan kerusakan pada operator akan membuat operator lebih percaya diri saat menangani masalah. Ketika operator semakin terampil, tanggung jawab penanganan kerusakan yang diberikan dapat ditingkatkan.

Tabel 6 Probabilitas Kerusakan Terhadap Gejala G06 dan G10

Probabilitas	
P(K01 G06 G10)	0
P(K02 G06 G10)	0
P(K03 G06 G10)	0
P(K04 G06 G10)	0
P(K05 G06 G10)	0
P(K06 G06 G10)	0
P(K07 G06 G10)	0
P(K08 G06 G10)	0
P(K09 G06 G10)	0
P(K10 G06 G10)	0
P(K11 G06 G10)	0
P(K12 G06 G10)	0
P(K13 G06 G10)	0,985
P(K14 G06 G10)	0,016

Tabel 7 Probabilitas Kerusakan terhadap Tiap Gejala Tunggal yang Muncul.

Probabilitas	
P(K02 G01)	0,6
P(K03 G01)	0,067
P(K04 G01)	0,15
P(K05 G02)	0,962
P(K07 G02)	0,038
P(K12 G03)	1
P(K02 G04)	0,879
P(K06 G04)	0,098
P(K08 G04)	0,025
P(K05 G05)	0,962
P(K09 G05)	0,039

P(K10 G06)	0,191
P(K13 G06)	0,762
P(K14 G06)	0,048
P(K13 G07)	1
P(K13 G08)	1
P(K12 G09)	1
P(K01 G10)	0,053
P(K02 G10)	0,473
P(K03 G10)	0,053
P(K04 G10)	0,118
P(K06 G10)	0,053
P(K07 G10)	0,013
P(K11 G10)	0,013
P(K13 G10)	0,21
P(K14 G10)	0,013
P(K12 G11)	1

Tabel 8 Probabilitas Kerusakan pada Dua Gejala yang Muncul.

Probabilitas	
P(K02 G01,G10)	0,861
P(K03 G01,G10)	0,032
P(K04 G01,G10)	0,108
P(K02 G04,G10)	0,965
P(K06 G04,G10)	0,036
P(K13 G06 G10)	0,985
P(K14 G06 G10)	0,016

KESIMPULAN

Aplikasi teorema bayes dalam mendukung diagnosa kerusakan mesin membantu meningkatkan pelaksanaan *autonomous maintenance* di Pabrik Gula Kedawoeng. Sebanyak 14 kerusakan dapat diidentifikasi dari 11 gejala kerusakan yang dapat dideteksi dengan panca indera. Teorema bayes menghasilkan justifikasi diagnosa kerusakan dari gejala kerusakan secara matematis sehingga menghasilkan prediksi kerusakan yang akurat. Hasil penelitian ini telah membantu operator produksi di Pabrik Gula Kedawoeng memprediksi kerusakan mesin dari gejala yang terlihat secara mandiri. Sebagai contoh dari salah satu temuan penelitian adalah jika gejala yang muncul hanya suara yang tidak wajar saja, probabilitas kerusakan bearing gear motor yang tertinggi sebesar 0,762. Jika suara tidak wajar dibarengi dengan adanya peringatan pada panel kontrol,

probabilitas kerusakan bearing gear motor meningkat menjadi 0,987. Selanjutnya, operator produksi dapat mengambil keputusan tindakan apa yang harus dilakukan jika kerusakan bearing gear motor yang dihadapi. Kondisi ini membuat tanggung jawab pemeliharaan mesin terdistribusi dengan baik sehingga mendukung kesuksesan pelaksanaan *autonomous maintenance*. Usulan penelitian lanjutan adalah menentukan distribusi tanggung jawab antara departemen produksi dan pemeliharaan dan membuat prosedur penanganan kerusakan mesin. Pengukuran *Overall Equipment Effectiveness* sebelum dan sesudah pelaksanaan *autonomous maintenance* juga disarankan untuk melihat efektivitas pelaksanaan *autonomous maintenance*.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Pabrik Gula Kedawoeng yang telah memberikan izin dalam melakukan aktivitas magang dan penelitian.

DAFTAR PUSTAKA

- Ab-Samat, H., Khoe, P. G., Liau, W. S., Tan, H. F., Yap, W. Y., Kamaruddin, S., 2012. Implementation of autonomous maintenance in semiconductor industry: a case study. *Advanced Materials Research* 591, 708-711. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.591-593.708>
- Azizi, A., 2015. Evaluation improvement of production productivity performance using statistical process control, overall equipment efficiency, and autonomous maintenance. *Procedia Manufacturing* 2, 186-190. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2015.07.032>
- Batarius, P., Tedy, F., 2015. Pendekatan metode bayes untuk menentukan jenis penyakit pada ternak babi. *Widya Teknik* 14, 26-31. <https://doi.org/10.33508/wt.v16i2.1660>
- Berrar, D., 2018. Bayes' theorem and naive Bayes classifier. *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology: ABC of Bioinformatics*. Elsevier Science, Amsterdam.
- Bouaziz, M. F., Zamai, E., & Duvivier, F., 2013. Towards Bayesian network methodology for predicting the equipment health factor of complex semiconductor systems. *International Journal of Production Research* 51, 4597-4617. <https://doi.org/10.1080/00207543.2013.775525>
- Curcurú, G., Cocconcelli, M., Rubini, R., Galante, G. M., & Miraglia, V. M., 2017. Bayesian approach in the predictive maintenance policy. *Proceedings of 9th International Conference Surveillance*, 22-24.
- Gilabert, E., & Arnaiz, A., 2006. Intelligent automation systems for predictive maintenance: A case study. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing* 22, 543-549. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2005.12.010>
- Guariente, P., Antonioli, I., Ferreira, L. P., Pereira, T., Silva, F. J. G., 2017. Implementing autonomous maintenance in an automotive components manufacturer. *Procedia Manufacturing* 13, 1128-1134. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2017.09.174>
- Gunawan, I., Vanany, I., Widodo, E., Mulyana, I. J., 2018. Improving traceability system in Indonesian coconut oil company. *Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)*, 51-55. <https://doi.org/10.1109/IEEM.2018.8607800>
- Jati, K., 2013. Sugar commodity price analysis: Examining sugar producer countries. *International Journal of Trade, Economics and Finance* 4, 288-295. <https://doi.org/10.7763/IJTEF.2013.V4.303>
- Krishnamurthy, V., Nezafati, K., Stayton, E., & Singh, V., 2020. Explainable AI framework for imaging-based predictive maintenance for automotive applications and beyond. *Data-Enabled Discovery and Applications* 4, 1-15. <https://doi.org/10.1007/s41688-020-00042-2>
- Leoni, L., BahooToroody, A., Abaei, M. M., De Carlo, F., Paltrinieri, N., & Sgarbossa, F., 2021. On hierarchical bayesian based predictive maintenance of autonomous natural gas regulating operations. *Process Safety and Environmental Protection* 147, 115-124. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2020.08.047>

- Loures, P.C., Scavarda, L.F., de Carvalho, A.R.N., 2021. Framework for implementation of autonomous maintenance with the HTO approach. *Proceedings in Mathematics & Statistics* 367, 193-209. https://doi.org/10.1007/978-3-030-78570-3_15
- Min, C. S., Ahmad, R., Kamaruddin, S., Azid, I. A., 2011. Development of autonomous maintenance implementation framework for semiconductor industries. *International Journal of Industrial and Systems Engineering* 9, 268-297. <https://doi.org/10.1504/IJISE.2011.043139>
- Mulyana, I. J., Gunawan, I., Angelia, Y. V., Trihastuti, D., 2020. A hybrid simulation study to determine an optimal maintenance strategy. *Jurnal Optimasi Sistem Industri* 19, 91-100. <https://doi.org/10.25077/josi.v19.n2.p91-100.2020>
- Omshi, E. M., Grall, A., & Shemehsavar, S., 2020. A dynamic auto-adaptive predictive maintenance policy for degradation with unknown parameters. *European Journal of Operational Research* 282, 81-92. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.08.050>
- Pranoto, J., Matondang, N., Siregar, I., 2013. Implementasi studi preventive maintenance fasilitas produksi dengan metode reliability centered maintenance pada PT XYZ. *Jurnal Teknik Industri USU* 1, 18-24.
- Sari, D., Wegener, M., 2015. Indonesian sugar production and recommendations for industry recovery. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2620353>
- Tajiri, M., Gotoh, F., 2020. *Autonomous Maintenance in Seven Steps: Implementing TPM on the Shop Floor*. Routledge, Boca Raton.
- Yuen, J. E., Hughes, G. J. P. P., 2002. Bayesian analysis of plant disease prediction. *Plant Pathology* 51, 407-412. <https://doi.org/10.1046/j.0032-0862.2002.00741.x>
- Wakjira, M. W., Iyengar, A. S., 2014. Autonomous maintenance: a case study on Assela Malt Factory. *Bonfring International Journal of Industrial Engineering and Management Science* 4, 170-178.