

Prediksi Keandalan Sistem Pendingin Berdasarkan Kerusakan Sistem Dengan Menggunakan Distribusi Probabilitas Poisson

Mohammad Zainuddin
Jurusan Teknik Elektro
Politeknik Negeri Samarinda
zainuddin011062@gmail.com

Verra Aullia
Jurusan Teknik Elektro
Politeknik Negeri Samarinda
verra_aullia@yahoo.co.id

Arbain
Jurusan Teknik Elektro
Politeknik Negeri Samarinda
arbain4_polnes@yahoo.com

Supriadi
Jurusan Teknologi Informasi
Politeknik Negeri Samarinda
Supriadi.polnes@gmail.com

Abstract— Operasi suatu unit/sistem yang tidak disertai dengan pemeliharaan yang baik akan berakibat pada turunnya reliability unit/sistem dimaksud. Jika failure (kegagalan fungsi) unit/sistem dimaksud dapat diprediksi dengan baik maka pemeliharaan akan dapat direncanakan dengan baik pula. Prediksi failure sangat berguna bagi diterapkannya Preventive Maintenance (PM) atau Conditional Based Maintenance (CBM). Prediksi failure didasarkan pada ketersediaan data historis failure suatu unit/sistem yang cukup. Metode yang digunakan untuk memprediksi failure adalah Random Poisson. Rata-rata hasil simulasi pembangkitan pola failure menggunakan random Poisson digunakan sebagai output prediksi kejadian failure di periode berikutnya. Hasil prediksi yang diperoleh akan menjadi dasar untuk memperkirakan reliability sistem di periode dimaksud.

Keywords— *reliability, failure, Random Poisson, prediksi*

I. PENDAHULUAN

Pemeliharaan adalah aktivitas menjaga unit/sistem untuk tetap konsisten dalam beroperasi. Kegiatan pemeliharaan harus dilakukan secara tepat, konsisten dan terencana. Kebutuhan pemeliharaan didasarkan pada actual failure (kegagalan aktual) atau yang akan terjadi. Jenis functional failure beragam, salah satunya adalah terjadinya shut down. Penggunaan peralatan dalam suatu unit/sistem produksi yang terus menerus akan berdampak pada turunnya tingkat availability (ketersediaan) suatu unit/sistem. Tanpa adanya aksi pemeliharaan yang direncanakan akan berakibat pada turunnya tingkat reliability (keandalan). Reliability dapat dijaga dengan melakukan penjadwalan pemeliharaan yang baik dan teratur. Idealnya, perawatan dilakukan untuk menjaga agar peralatan dan sistem berjalan efisien setidaknya untuk masa pakai komponen [1]. Beberapa penelitian tentang berbagai sistem pemeliharaan telah dilakukan, seperti

Preventive Maintenance (PM) [2, 3], Predictive (Conditional Based) Maintenance (CBM) [4-6], Breakdown Maintenance, Scheduled Maintenance, Total Productive Maintenance (TPM), Reliability-Centered Maintenance (RCM) [7], Distributed Reentrant Flow-shop Scheduling (DRFS) [8].

Variabel utama dalam pemeliharaan adalah failure atau functional failure (kegagalan fungsi mesin). Failure adalah keadaan atau kondisi yang tidak memenuhi tujuan yang diinginkan atau yang dimaksudkan, dan dapat dipandang sebagai kebalikan dari kesuksesan. Failure akan menyebabkan hasil yang tidak diinginkan seperti kehilangan produksi, cedera atau bahkan kecelakaan. Failure diartikan juga sebagai kegagalan yang bisa diketahui atau dilihat jelas (observable) oleh user, sedangkan fault lebih bersifat internal. Sistem yang fault tolerant harus bisa mendeteksi fault yang terjadi serta melakukan aksi tertentu agar fault tersebut tidak berubah menjadi failure.

Failure analysis (analisis kegagalan) adalah proses pengumpulan dan analisis data untuk mengetahui penyebab kegagalan, seringkali dengan tujuan menentukan tindakan korektif atau pertanggungjawaban. Failure analysis adalah disiplin ilmu yang banyak digunakan di berbagai industri manufaktur. Proses failure analysis bergantung pada pengumpulan data-data peralatan yang mengalami failure untuk pemeriksaan lebih lanjut, kemudian melakukan analisis dengan berbagai ragam metode. Beberapa metode yang telah banyak diteliti adalah FMEA (Failure Mode and Effects Analysis) [9, 10], Generalized Evidential FMEA [11], Fuzzy-based FMEA [12, 13].

Jika failure dapat diprediksi dengan baik maka pemeliharaan dapat direncanakan dengan baik pula. Prediksi failure biasanya sangat berguna bagi diterapkannya PM atau CBM. Beberapa penelitian telah dilakukan terkait dengan prediksi failure yang lebih menitikberatkan pada bagaimana

suatu metode diterapkan, di antaranya adalah metode Kalman Filter [14], machine learning [15], Angle-based Subspace Anomaly Detection (ABSAD) [16].

Failure dapat dianggap sebagai suatu kejadian yang stokastik. Dalam teori probabilitas, proses stokastik atau proses random adalah obyek matematika yang biasanya didefinisikan sebagai kumpulan variabel random. Variabel random diindeks oleh serangkaian angka, biasanya dipandang sebagai suatu titik pada waktu tertentu yang memberikan interpretasi proses stokastik yang secara random berubah dari waktu ke waktu [17]. Dalam hal ini, suatu proses random adalah merupakan model matematis dari suatu proses empiris yang dibangun berdasarkan hukum probabilitas [18]. Kejadian-kejadian di dalam suatu proses random biasanya dinyatakan dalam suatu distribusi probabilitas tertentu. Distribusi Poisson, salah satu jenis distribusi probabilitas, telah digunakan untuk suatu aktivitas prediksi dengan menggunakan model regresi Poisson dalam [19].

Dalam studi ini distribusi Poisson digunakan untuk membangun pola failure berdasarkan data historis failure. Tujuan dari studi ini adalah memprediksi kejadian failure berikutnya dengan menggunakan random Poisson.

II. METODE DAN MATERIAL

A. Distribusi Poisson

Dalam suatu kejadian yang terjadi secara random dalam interval waktu tertentu, dengan rata-rata jumlah kejadian per unit waktu diketahui, dimana x menyatakan banyaknya kejadian, maka x adalah variabel random Poisson jika memiliki PMF (Probability Mass Function) [17]:

$$P(X = x) = \frac{e^{-\lambda} \cdot \lambda^x}{x!} \quad (1)$$

dimana $x = 1, 2, \dots$, λ adalah parameter poisson ($\lambda > 0$) = μT , μ adalah rata-rata kejadian (mean), dan T adalah interval waktu.

Dalam hal ini dikatakan variabel random X memiliki distribusi Poisson, dan didefinisikan sebagai:

$$X : \text{Poisson}(\lambda)$$

$$PMF \rightarrow f(x) = P(X = x) = \frac{e^{-\lambda} \cdot \lambda^x}{x!} \quad (2)$$

$$CDF \rightarrow F(x_j) = \int f(x) \cdot dx$$

$$= \sum_{i=0}^j p(x_i) = \sum_{i=0}^j \frac{e^{-\lambda} \cdot \lambda^i}{x_i!} \quad (3)$$

B. Pembangkitan Random Poisson

Misalnya terdapat 3 outcome x_0, x_1 , dan x_2 , maka diperoleh :

$$f(x_0) = P(X = x_0), f(x_1) = P(X = x_1), f(x_2) = P(X = x_2)$$

$$F(x_0) = \sum_{i=0}^0 P(X = x_i) = P(X = x_0)$$

$$F(x_1) = \sum_{i=0}^1 P(X = x_i) = P(X = x_0) + P(X = x_1)$$

$$F(x_2) = \sum_{i=0}^2 P(X = x_i) = P(X = x_0) + P(X = x_1) + P(X = x_2)$$

Pembangkitan bilangan random Poisson dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

- Bangkitkan bilangan random u (uniform) pada interval $\{0 \dots 1\}$.
- Jika $u < F(x_0)$ maka $X = x_0$
- Jika $F(x_0) \leq u < F(x_1)$ maka $X = x_1$
- Jika $F(x_1) \leq u < F(x_2)$ maka $X = x_2$

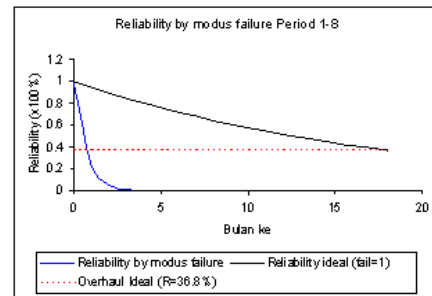
C. Data Historis Failure

Studi ini menggunakan data historis failure sistem pendingin di Unit Utility Kaltim-2 PT. Pupuk Kaltim pada interval operasi tahun 2005 – 2016. Sistem pendingin memiliki 6 komponen dengan 17 failure mode (jenis failure yang terjadi pada komponen). Tiap failure mode diasumsikan memiliki kontribusi yang sama bagi terjadinya failure pada sistem pendingin. Oleh karena rekondisi (overhaul) dilakukan rata-rata setiap 18 bulan sekali, maka diasumsikan 1 periode memiliki rentang waktu 18 bulan, sehingga akan terdapat 8 periode operasi selama interval operasi tahun 2005 – 2016. Failure sistem pendingin tiap periode adalah jumlah failure mode yang terjadi tiap periode. Setelah dilakukan analisis secara mendalam maka diperoleh rekapitulasi data historis failure sistem pendingin pada Unit Utility Kaltim-2 PT. Pupuk Kaltim seperti dalam Tabel 1.

TABLE I. DATA HISTORIS FAILURE TAHUN 2005-2016

Periode	Bulan Ke								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	0	0	1	2	2	0	0	2	0
2	0	0	0	0	3	0	0	0	0
3	1	1	1	2	2	1	0	2	1
4	2	0	1	3	2	0	1	3	0
5	3	1	3	4	5	5	6	6	4
6	2	1	2	4	5	1	1	8	1

7	3	3	2	6	6	1	2	9	2
8	2	4	2	9	8	1	3	9	3
Periode	Bulan Ke								
	10	11	12	13	14	15	16	17	18
1	0	1	0	0	0	0	2	0	1
2	1	1	1	0	2	0	3	0	3
3	1	1	1	0	2	2	3	2	2
4	0	3	3	4	3	4	5	3	6
5	2	8	6	5	5	6	7	3	8
6	1	5	5	1	4	5	8	2	8
7	2	8	5	2	5	6	9	3	9
8	3	7	7	2	6	7	9	6	9



Gambar. 1. Reliability modus failure Periode 1-8

Dengan mempertimbangkan frekuensi kemunculan *failure* (modus) maka diperoleh *modus failure* selama periode 1-8 seperti yang ditunjukkan dalam Tabel 2. Fungsi *reliability* dinyatakan dengan :

$$R(t) = e^{-\left(\frac{t}{MTBF}\right)} \quad (4)$$

dimana t menyatakan waktu dan MTBF (Mean Time Between Failure) rata-rata waktu antar failure.

TABLE II. MODUS FAILURE PERIODE 1 - 8

Bln ke	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Modus failure	2	0	1	2	2	1	0	2	0
Bln ke	10	11	12	13	14	15	16	17	18
Modus failure	1	1	1	0	2	0	3	3	8
Total failure	27								

Dari Tabel 2 dapat diperoleh:

$$MTBF = \frac{\text{waktu operasi}}{\text{jumlah failure}} = \frac{18}{27} = 0.667 \text{ sec.}$$

Misalnya untuk bulan ke 1 diperoleh:

$$R(1) = e^{-\left(\frac{1}{0.667}\right)} = 0.22$$

atau mencapai 22% di akhir bulan ke 1. Grafik reliability dari Tabel 2 ditunjukkan dalam Gambar 1. Dari Gambar 1 terlihat bahwa bila dibandingkan dengan reliability ideal (failure =1, R = 36.8%), reliability sistem pendingin hanya sampai dengan:

$$0.368 = e^{-\left(\frac{t}{0.667}\right)} \rightarrow t \approx 0.7 \text{ bulan}$$

atau sampai dengan sekitar minggu ketiga bulan ke 1. Pada studi ini akan dikaji bagaimana kondisi *reliability* sistem pendingin pada Unit Utility Kaltim-2 PT. Pupuk Kalim di periode ke 9 dengan diasumsikan tidak terjadi perubahan kebijakan pemeliharaan.

D. Prediksi Failure menggunakan Random Poisson

Distribusi Poisson digunakan untuk membangun pola failure berdasarkan data observasi seperti yang ditunjukkan dalam Tabel 1. Pola failure dibangun berdasarkan perubahan failure per bulan menggunakan PMF dan CDF seperti dalam (2) dan (3). Dari perhitungan PMF dan CDF untuk seluruh bulan (18 bulan), kemudian dihitung rata – rata berdasarkan outcome failure. Rata – rata PMF dan CDF inilah nantinya yang akan digunakan sebagai pola failure rata – rata periode operasi. Misalnya untuk bulan ke 1 diperoleh data failure : {0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1}. Dari (1) diketahui bahwa x adalah outcome failure, λ adalah parameter poisson yang dalam kasus ini adalah failure rate, dimana:

$$\lambda = \frac{0+0+1+2+3+2+3+2}{8} = 1.625$$

Dengan menggunakan (2) maka diperoleh:

$$f(x_0) = P(X = 0) = \frac{(e^{-1.625}) \cdot (1.625^0)}{0!} = 0.197$$

Dari Tabel 1 diperoleh maksimum *failure* adalah 9 sehingga *outcome failure* (kemungkinan jumlah *failure* yang muncul) diasumsikan : 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 dan 9. Dengan cara yang sama dapat diperoleh PMF untuk *outcome failure* 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 dan 9 seperti yang ditunjukkan dalam Tabel 3. Perhitungan CDF menggunakan (3). Sebagai contoh, dari Tabel 3 untuk bulan ke 1 diperoleh:

$$F(x_0) = \sum_{i=0}^0 P(X = x_i) = P(X = 0) = 0.197$$

$$F(x_1) = \sum_{i=0}^1 P(X = x_i) = P(X = 0) + P(X = 1) = 0.517$$

$$F(x_2) = \sum_{i=0}^2 P(X = x_i)$$

$$= P(X = 0) + P(X = 1) + P(X = 2) = 0.777$$

Perhitungan selengkapnya ditunjukkan dalam Tabel 4.

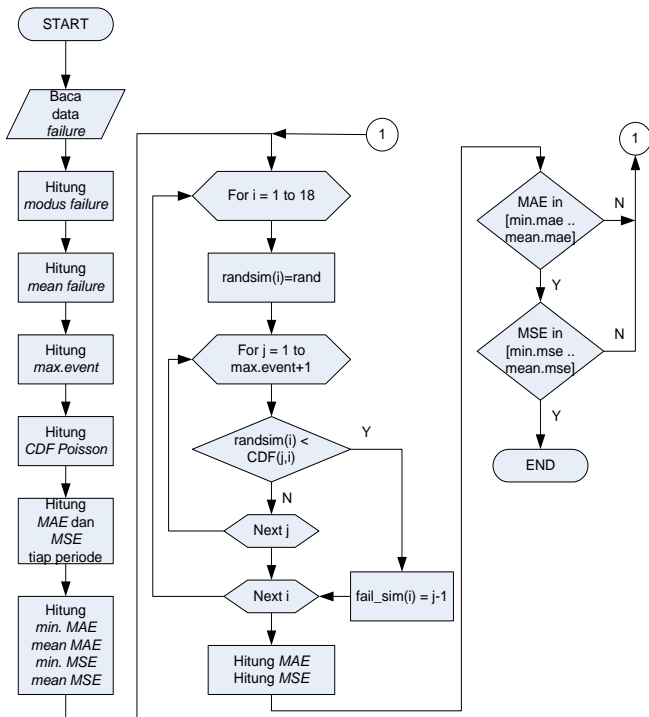
TABLE III. CONTOH PERHITUNGAN PMF UNTUK BULAN 1 - 9

bulan	1	2	3	4	5	6	7	8	9
λ	1.625	1.25	1.5	3.75	4.125	1.125	1.625	4.875	1.375
X	PMF								
0	0.197	0.287	0.223	0.024	0.016	0.325	0.197	0.008	0.253
1	0.320	0.358	0.335	0.088	0.067	0.365	0.320	0.037	0.348
2	0.260	0.224	0.251	0.165	0.138	0.205	0.260	0.091	0.239
3	0.141	0.093	0.126	0.207	0.189	0.077	0.141	0.147	0.110
4	0.057	0.029	0.047	0.194	0.195	0.022	0.057	0.180	0.038
5	0.019	0.007	0.014	0.145	0.161	0.005	0.019	0.175	0.010
6	0.005	0.002	0.004	0.091	0.111	0.001	0.005	0.142	0.002
7	0.001	0.000	0.001	0.049	0.065	0.000	0.001	0.099	0.000
8	0.000	0.000	0.000	0.023	0.034	0.000	0.000	0.060	0.000
9	0.000	0.000	0.000	0.010	0.015	0.000	0.000	0.033	0.000

TABLE IV. CONTOH PERHITUNGAN CDF UNTUK BULAN 1 - 9

bulan	1	2	3	4	5	6	7	8	9
X	CDF								
0	0.197	0.287	0.223	0.024	0.016	0.325	0.197	0.008	0.253
1	0.517	0.645	0.558	0.112	0.083	0.690	0.517	0.045	0.600
2	0.777	0.868	0.809	0.277	0.220	0.895	0.777	0.136	0.840
3	0.918	0.962	0.934	0.484	0.409	0.972	0.918	0.283	0.949
4	0.975	0.991	0.981	0.678	0.604	0.994	0.975	0.463	0.987
5	0.994	0.998	0.996	0.823	0.765	0.999	0.994	0.638	0.997
6	0.999	1.000	0.999	0.914	0.876	1.000	0.999	0.780	0.999
7	1.000	1.000	1.000	0.962	0.941	1.000	1.000	0.879	1.000
8	1.000	1.000	1.000	0.985	0.975	1.000	1.000	0.940	1.000
9	1.000	1.000	1.000	0.995	0.990	1.000	1.000	0.972	1.000

Perhitungan CDF yang sudah diperoleh kemudian digunakan untuk simulasi pembangkitan bilangan random poisson. Simulasi pembangkitan pola failure ditunjukkan dalam Gambar 2.



Gambar. 2. Simulasi pembangkitan pola *failure*

Simulasi prediksi failure dilakukan dengan menggunakan rutin program M-File MATLAB R2008a Ver. 7.6.0. Target simulasi didasarkan pada perhitungan MAE (Mean Absolute Error) dan MSE (Mean Square Error) failure tiap periode terhadap modus failure, yang dinyatakan dengan:

$$MAE(i) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |modus(j) - failure(i, j)| \quad (5)$$

$$MSE(i) = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{j=1}^N (modus(j) - failure(i, j))^2} \quad (6)$$

dimana modus (j) adalah modus failure bulan ke j, failure (i,j) adalah failure periode ke i bulan ke j, MAE(i) dan MSE(i) masing-masing adalah MAE dan MSE periode ke i.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan diuraikan contoh pembangkitan pola failure dari bulan ke 1.

Dengan membangkitkan bilangan random *uniform*, *u* pada interval [0, 1], misalnya : 0.377, maka dari Tabel 4 diketahui : $0.197 \leq u < 0.517$, sehingga diperoleh $X = 1$. Hal ini berarti dengan bilangan random $u = 0.377$ diperoleh prediksi *failure* pada bulan ke 1 sebanyak 1. Hasil perhitungan MAE dan MSE *failure* ditunjukkan dalam Tabel 5.

TABLE V. PERHITUNGAN MAE DAN MSE FAILURE TIAP PERIODE TERHADAP MODUS FAILURE

Periode	MAE	MSE
1	1.000	3.889
2	0.944	2.722
3	0.667	2.444
4	1.222	3.000
5	3.222	14.667
6	2.056	7.833
7	3.000	14.000
8	3.778	20.000
Min	0.667	2.444
Mean	1.986	8.570

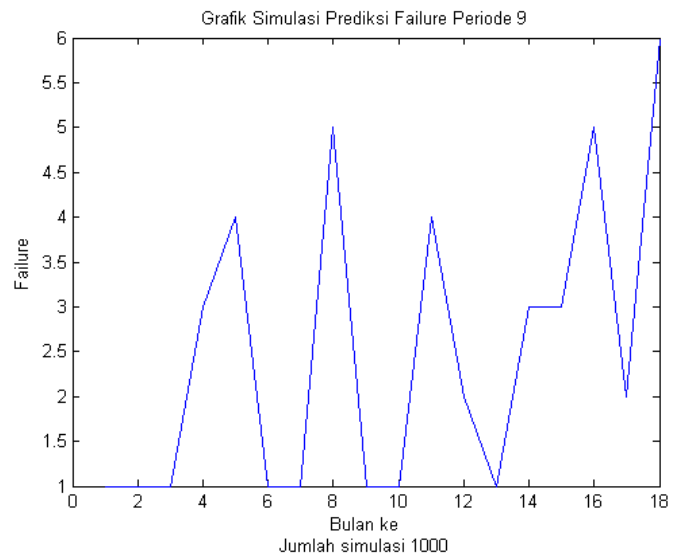
Nilai min dan mean dari MAE dan MSE digunakan sebagai target simulasi. Artinya, simulasi dihentikan jika MAE dan MSE berada dalam interval [0.667...1.986] dan [2.444...8.570]. Dengan menggunakan modus maka yang dijadikan sebagai hasil prediksi adalah outcome dengan frekuensi kemunculan terbanyak. Sebagai contoh ditunjukkan dalam Tabel 6.

TABLE VI. CONTOH PREDIKSI MENGGUNAKAN MODUS

Sim ke	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Prediksi
failure	1	0	2	1	3	0	2	1	1	0	1

Dari Tabel 6 dapat diketahui bahwa dari simulasi sebanyak 10 (sepuluh) kali, *outcome failure* yang paling sering muncul adalah 1, sehingga hasil prediksi adalah 1.

Setelah dilakukan simulasi sebanyak 1000 (seribu) kali maka diperoleh prediksi *failure* untuk periode ke 9 adalah seperti yang ditunjukkan dalam Gambar 3 dan Tabel 7.



Gambar. 3. Grafik hasil simulasi prediksi failure Periode 9

TABLE VII. HASIL SIMULASI POLA FAILURE PERIODE 9

Bulan ke	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Prediksi failure	1	1	1	3	4	1	1	5	1
Bulan ke	10	11	12	13	14	15	16	17	18

Prediksi failure	1	4	2	1	3	3	5	2	6
Total failure	45								

Dari Tabel 7 dapat diperoleh MTBF:

$$MTBF = \frac{\text{waktu operasi}}{\text{jumlah failure}} = \frac{18}{45} = 0.4 \text{ sec.}$$

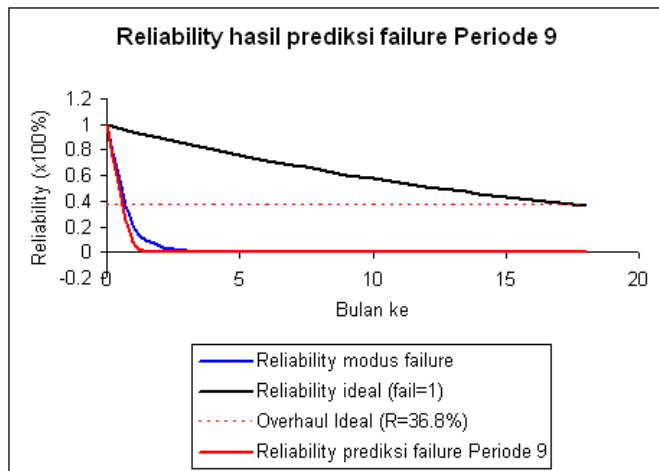
Reliability ideal dari hasil prediksi failure periode ke 9 hanya sampai dengan:

$$0.368 = e^{-\left(\frac{t}{0.4}\right)} \rightarrow t \approx 0.4 \text{ bulan}$$

atau sekitar minggu kedua bulan ke 1. Reliability sistem pendingin di periode ke 9 di akhir bulan ke 1 adalah:

$$R(1) = e^{-\left(\frac{1}{0.4}\right)} = 0.08$$

atau mencapai 8% di akhir bulan ke 1. Reliability sistem pendingin di periode ke 9 ditunjukkan dalam Gambar 4.



Gambar. 4. Grafik reliability hasil prediksi failure periode ke 9

Dibandingkan dengan grafik reliability dalam Gambar 1, terjadi penurunan sekitar : 22% - 8% = 14%. Hal ini menunjukkan bahwa dengan asumsi tidak terjadi perubahan kebijakan pemeliharaan, maka reliability sistem pendingin di periode ke 9 akan mengalami penurunan sebesar 14%.

IV. KESIMPULAN

Setelah melakukan studi ini, diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

- Pola failure dari 8 periode operasi selama operasi 2005 – 2016 diperoleh dengan menggunakan *modus failure* dengan *total failure* sebanyak 27. MTBF selama 8 periode operasi sebesar 0.667 sec. Reliability ideal hanya sampai dengan minggu ke 3 bulan ke 1. Sedangkan di akhir bulan ke 1 diperoleh $R = 22\%$.

- Pola failure periode ke 9 hasil rata-rata prediksi menggunakan *Random Poisson* diperoleh setelah simulasi ke 1000 dengan *total failure* sebanyak 45. MTBF periode 9 diperoleh 0.4 sec. Reliability ideal hanya sampai dengan minggu ke 2 bulan ke 1. Sedangkan di akhir bulan ke 1 diperoleh $R = 8\%$.

Dengan asumsi tidak terjadi perubahan kebijakan pemeliharaan, dari hasil prediksi failure untuk periode ke 9 dapat diperkirakan akan terjadi penurunan reliability sebesar 14%. Hal ini menunjukkan bahwa dari hasil prediksi failure untuk periode berikutnya (ke 9) perlu dilakukan perubahan kebijakan pemeliharaan agar tidak terjadi penurunan reliability.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Pusat Penelitian Komputasi Modern, Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Samarinda karena telah memberikan semua dukungannya selama proses penyelesaian studi ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. P. Sullivan, R. Pugh, A. P. Melendez *et al.*, "Operations & Maintenance Release 3.0: Operations & Maintenance - Best Practices," *A Guide to Achieving Operational Efficiency*, Federal Energy Management Program - U.S. Department of Energy, 2010.
- [2] F. S. Dhillon, "EFFECT OF PREVENTIVE MAINTENANCE IN INDUSTRIES," *International Journal In Applied Studies And Production Management*, vol. 2, no. 3, pp. 63-68, 2016.
- [3] L. Topliceanu, P. Gabriel, and I. Furdu, "Functional Problems and Maintenance Operations of Hydraulic Turbines," *TEM JOURNAL - Technology, Education, Management, Informatics*, vol. 5, no. 1, pp. 32–37, 2016.
- [4] D. Isaacs, A. Astarola, J. Diaz *et al.*, "Making Factories Smarter Through Machine Learning," *IIC Journal of Innovation* 2017.
- [5] S. Munirathinam, and B. Ramadoss, "Predictive Models for Equipment Fault Detection in the Semiconductor Manufacturing Process," *International Journal of Engineering and Technology*, vol. 8, no. 4, pp. 273-285, 2016.
- [6] H. Wang, X. Ye, and M. Yin, "Study on Predictive Maintenance Strategy," *International Journal of u- and e- Service, Science and Technology*, vol. 9, no. 4, pp. 295-300, 2016.
- [7] N. Pancholi, and M.G.Bhatt, "Performance Reliability Improvement by Optimizing Maintenance Practices through Failure Analysis in Process Industry –A Comprehensive Literature Review," *IOSR Journal of Mechanical and Civil Engineering (IOSR-JMCE)*, vol. 13, no. 6, pp. 66-73, 2016.
- [8] A. P. Rifai, H.-T. Nguyen, and S. Z. M. Dawal, "Multi-objective adaptive large neighborhood search for distributed reentrant permutation flow shop scheduling," *Applied Soft Computing*, vol. 40, pp. 42-57, 2016.
- [9] N. Banduka, I. Veža, and B. Bilić, "An integrated lean approach to Process Failure Mode and Effect Analysis (PFMEA): A case study from automotive industry," *Advances in Production Engineering & Management*, vol. 11, no. 4, pp. 355-365, 2016.
- [10] M. A. Geetha, and R. S. P. Kumar, "Effective Estimation of Total Failure Mode Effects and Analysis in Tea Industry," *Asian Journal of Information Technology*, vol. 15, no. 20, pp. 4030-4039, 2016.

- [11] D. Zhou, Y. Tang, and W. Jiang, "A Modified Model of Failure Mode and Effects Analysis Based on Generalized Evidence Theory," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2016, pp. 1-11, 2016.
- [12] X. Deng, and W. Jiang, "Fuzzy Risk Evaluation in Failure Mode and Effects Analysis Using a D Numbers Based Multi-Sensor Information Fusion Method," *Sensors*, vol. 17, no. 12, pp. 2086, 2017.
- [13] M. S. Upadhyaya, "Fuzzy Logic-Based Failure Mode Effect and Criticality Analysis –A Case Study of Water Filters of a Company," *Journal of Computer Applications (JCA)*, vol. 6, no. 4, pp. 89-93, 2013.
- [14] A. .R, Priyanka, and R. M. .Patil, "Health Monitoring In Aerospace System," *International Journal of Informative & Futuristic Research* vol. 4, no. 9, pp. 7556-7561, 2017.
- [15] P. Pillai, A. Kaushik, S. Bhavikatti et al., "A Hybrid Approach for Fusing Physics and Data for Failure Prediction," *International Journal of Prognostics and Health Management*, 2016.
- [16] L. Zhang, "Big Data Analytics for Fault Detection and its Application in Maintenance - Doctoral Thesis," Department of Operation and Maintenance Engineering, University of Technology, Lulea- Sweden, 2016.
- [17] B. Hajek, "Random Processes for Engineers," 2015].
- [18] H. P. Hsu, *Theory and Problems of Probability, Random Variables, and Random Processes*: The McGraw-Hill Companies, Inc, 2012.
- [19] E. F. Saraiva, A. K. Suzuki, C. A. O. Filho et al., "Predicting football scores via Poisson regression model: applications to the National Football League," *Communications for Statistical Applications and Methods*, vol. 23, no. 4, pp. 297-319, 2016.