

Pengembangan grey model untuk prognosis kesehatan komponen mesin *Developing Grey Model for Health Prognostics of Machine Component*

Stenly Tangkuman^{a,1}, Tritiya A.R. Arungpadang^b

^{a,b}Program Studi Teknik Mesin, Fakultas Teknik, Universitas Sam Ratulangi, Manado

¹st75@unsrat.ac.id

ABSTRACT

This paper presents a prediction model to predict future conditions based on grey models and one-step-ahead forecasting techniques. In particular, the suitability of the grey model as a predictor in component health prognosis systems has been investigated. To validate the proposed method, three experimental data sets were used: low methane compressor bearing data, Li-ion battery voltage data, and crack propagation test data. The results show that the grey model and one-step-ahead technique were reliable predictors in the three cases tested. Specifically, a modified model of the basic grey model has been created to increase prediction accuracy. This model can work well even though it only uses a small amount of input data.

Keywords: Grey model, prognostics, health of components

Received 30 September 2023; **Presented** 5 October 2023; **Publication** 27 May 2024

PENDAHULUAN

Industri senantiasa mengusahakan tercapainya penurunan biaya pemeliharaan, waktu henti operasi, dan bahaya keselamatan. Untuk menangani hal ini diperlukan teknik perawatan yang lebih efisien seperti perawatan berbasis kondisi (*condition based maintenance*). Faktor penting dalam perawatan berbasis kondisi adalah mampu memprediksi kondisi masa depan dan mengestimasi sisa umur manfaat (*remaining useful life*) dari suatu komponen mesin.

Komponen - komponen mesin akan melewati serangkaian kondisi degradasi sebelum terjadinya kegagalan final. Jika perilaku degradasi mesin dapat dideteksi pada waktu yang tepat, maka terjadinya kegagalan bahkan kecelakaan dapat dicegah, selain itu dapat dilakukan aktivitas perawatan yang sesuai. Untuk memprediksi keadaan degradasi mesin dan membuat keputusan yang tepat dalam sistem prognosis, banyak metode telah dikembangkan berdasarkan sistem cerdas seperti jaringan saraf tiruan, logistic regresi, relevansi mesin vector, dan sebagainya. Namun, penggunaan *grey model* untuk prognosis masih relevan untuk diteliti.

GREY MODEL

Grey model menggunakan operasi pembangkitan akumulasi untuk membangun persamaan diferensialnya. Secara intrinsik memiliki karakteristik kebutuhan data yang lebih sedikit. *Grey model* GM(1,1), merupakan *grey*

model orde pertama dengan variabel tunggal, dirangkum sebagai berikut [1],

Langkah 1, untuk urutan waktu awal,

$$X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(i), \dots, x^{(0)}(n)\} \quad (1)$$

where $x^{(0)}(i)$ denotes the time series data at time i th,

Langkah 2, berdasarkan barisan awal $X^{(0)}$, barisan baru $X^{(1)}$ diatur melalui operasi pembangkitan terakumulasi, hal ini dapat melemahkan kecenderungan variasi,

$$X^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(i), \dots, x^{(1)}(n)\}, \quad (2)$$

where

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i) \quad k = 1, 2, \dots, n. \quad (3)$$

Langkah 3: Persamaan diferensial orde pertama grey model GM(1,1) adalah sebagai berikut

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + aX^{(1)} = b \quad (4)$$

persamaan diferensialnya adalah

$$x^{(0)}(k) + aZ^{(1)}(k) = b \quad k = 2, 3, \dots, n, \quad (5)$$

dari persamaan 5 dengan mudah diperoleh

$$\begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -Z^{(1)}(2) & 1 \\ -Z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -Z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} \quad (6)$$

yang mana a dan b adalah koefisien yang akan diidentifikasi. Selanjutnya ambil

$$Y_n = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]^T \quad (7)$$

$$B = \begin{bmatrix} -Z^{(1)}(2) & 1 \\ -Z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -Z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

yang mana Y_n dan B adalah vektor konstanta dan matriks akumulasi, juga ditetapkan

$$Z^{(1)}(k+1) = \frac{1}{2}(x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k+1)), \quad k = 1, 2, \dots, (n-1) \quad (9)$$

yang mana $Z^{(1)}(k+1)$ adalah nilai *background* dari $(k+1)$ th,

dan

$$A = [a, b]^T \quad (10)$$

Terapkan *ordinary least-square method* ke persamaan 6 berdasarkan persamaan 7 – 10, maka koefisien A menjadi

$$A = (B^T B)^{-1} B^T Y_n \quad (11)$$

Langkah 4, Substitusi A dalam persamaan 5 dengan persamaan 11, persamaan prediksi menjadi

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = (x^{(0)}(1) - b/a) e^{-ak} + b/a \quad (12)$$

yang mana $\hat{x}^{(1)}(k+1)$ adalah nilai prediksi dari $x^{(1)}(k+1)$ pada saat $(k+1)$.

Setelah menyelesaikan *inverse accumulated generating operation* pada persamaan 12, $\hat{x}^{(1)}(k+1)$, nilai prediksi dari $x^{(0)}(k+1)$ pada saat $(k+1)$ bisa diperoleh sehingga persamaan akhir menjadi

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) \quad (13)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Prognosis pada bantalan kompresor

Sebuah *low methane compressor* yang digunakan dalam industri petrokimia menghasilkan data seperti pada Gambar 1. Data berisi informasi riwayat mesin sehubungan dengan urutan waktu. Ini adalah fitur *root mean square* yang diekstraksi dari sinyal getaran.

Langkah pertama adalah membangun model kondisi normal dan menghitung indikator kesalahan. Model dibangun berdasarkan 200 data pertama, dari waktu 1 satuan hingga 200 satuan. Selanjutnya diambil batas model kondisi normal pada nilai percepatan 0.4 ± 0.039 .

Selanjutnya akan diperoleh indikator *error* sehingga akan diperoleh *survival probability*.

Hasil akhir dapat dilihat pada Gambar 2. Hasil prediksi menunjukkan bahwa kegagalan awal terjadi pada waktu 291 dan kegagalan akhir terjadi pada waktu 308. Namun, sebelumnya grey model perlu dimodifikasi agar diperoleh hasil yang baik. Pada akhirnya dapat dihitung *remaining useful life* dari bantalan kompresor tersebut adalah 102 jam.

2. Prognosis pada baterai

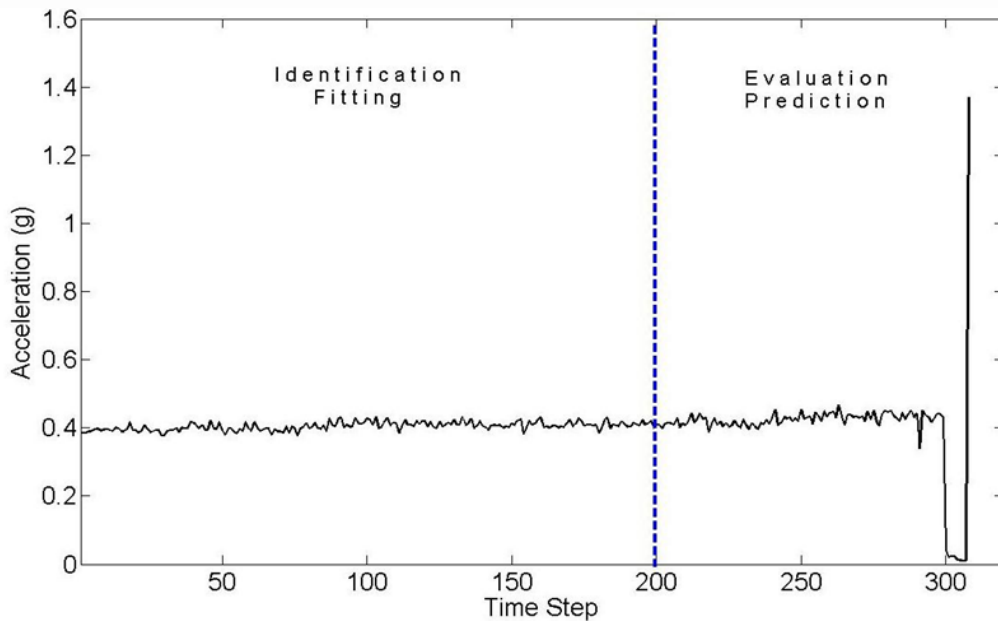
Data baterai yang digunakan diperoleh dari National Aeronautics and Space Administration (NASA), Ames Prognostics Center of Excellence [2]. Data eksperimen dari satu set sel Li-ion, pengisi daya, beban, peralatan pemantauan kesehatan baterai, serangkaian sensor (tegangan, arus dan suhu), beberapa sirkuit peralihan khusus, sistem akuisisi data, dan komputer untuk kontrol dan analisis. Gambar 3 menunjukkan tren kondisi penurunan tegangan dan waktu siklus yang mewakili proses penuaan dari baterai yang diuji. Dalam penyimpanan data NASA, baterai tersebut dinamai baterai no. 5.

Dengan menggunakan *grey model* dan *one-step-ahead technique*, keadaan kapasitas baterai di masa depan dapat diprediksi seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4. Keakuratan *grey model* yang dimodifikasi terlihat sangat memuaskan, model tersebut dapat mengantisipasi perubahan kapasitas secara akurat.

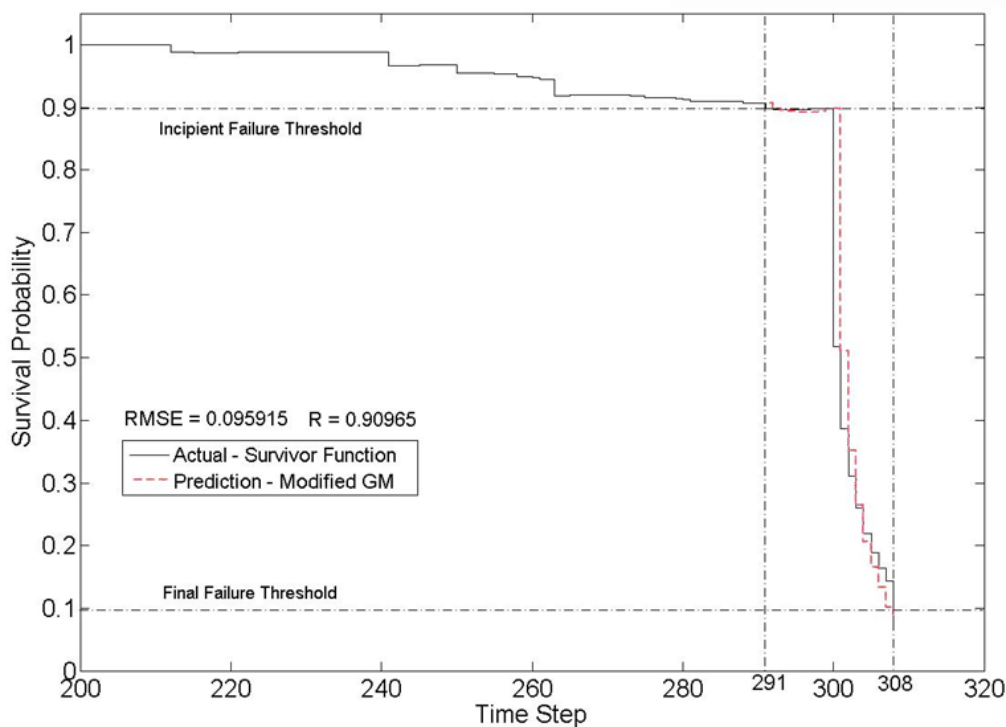
3. Prognosis pada perambatan retak

Untuk memvalidasi *grey model*, data eksperimen dari situs web digunakan dalam pekerjaan ini [3]. Data ini berisi informasi jumlah siklus dan panjang retak berdasarkan pengujian keretakan.

Akhirnya, Gambar 5 menyajikan prediksi pertumbuhan retak pada data eksperimen uji keretakan. Keakuratan *grey model* yang dimodifikasi didapati sangat memuaskan; model yang dimodifikasi dapat mengantisipasi secara akurat panjang retakan di masa depan. Model prediksi mempunyai persentase perbedaan sebesar 4,89%. Walaupun model yang dibangun dengan menggunakan sedikit data masukan, tapi mampu memprediksi secara akurat pertumbuhan retak yang terjadi.



Gambar 1. Data *peak acceleration* dari bantalan *low methane compressor*



Gambar 2. Hasil prediksi menggunakan grey model pada performa bantalan *compressor*

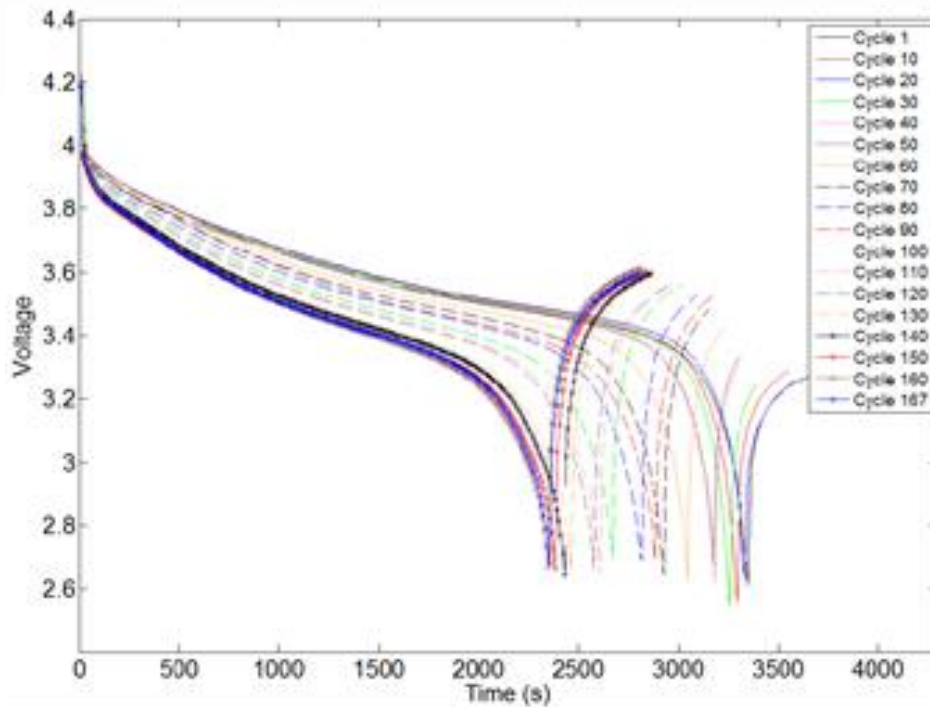
KESIMPULAN

Metode prognosis berbasis grey model telah dibahas pada makalah ini. Secara umum, metode ini terdiri dari tiga bagian; yaitu membangun model kondisi normal, memperkirakan keadaan degradasi, dan memprediksi kondisi masa depan serta menilai *remaining useful life*.

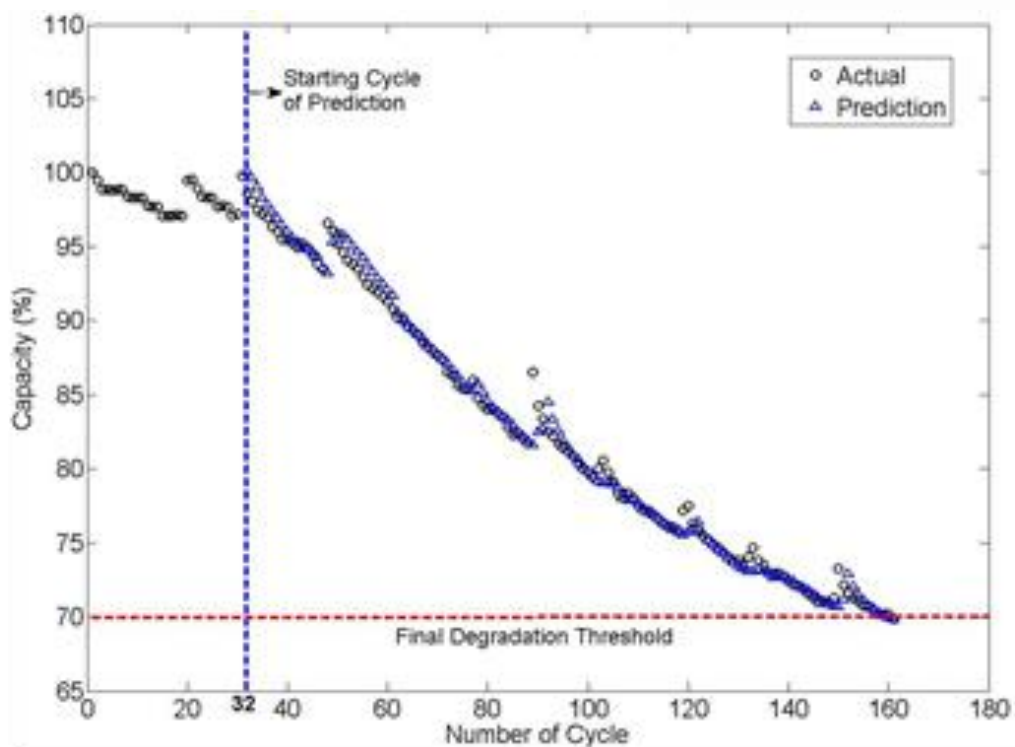
Untuk memvalidasi metode yang diusulkan, telah digunakan tiga data eksperimen, yaitu data

bantalan *low methane compressor*, data tegangan baterai Li-ion, dan data uji perambatan retak.

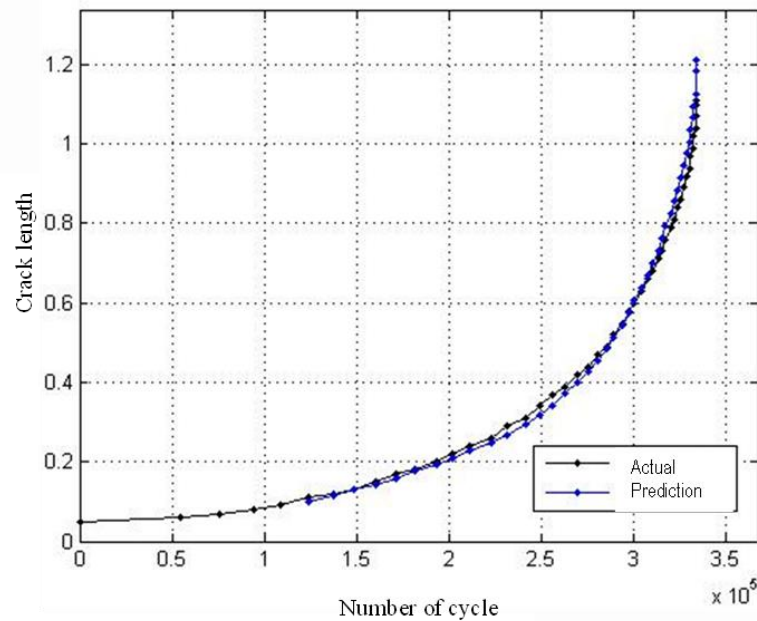
Grey model dan *one-step-ahead technique* telah digunakan sebagai prediktor yang handal dalam penelitian ini. Model modifikasi dari *grey model* dasar telah dibuat untuk meningkatkan akurasi prediksi. Model ini dapat bekerja dengan baik meskipun hanya menggunakan sedikit data input.



Gambar 3. Data tegangan baterai yang diuji



Gambar 4. Hasil prediksi menggunakan grey model pada kasus tegangan baterai



Gambar 5. Hasil prediksi menggunakan grey model pada kasus perambatan retak

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini didanai oleh Direktorat Riset, Teknologi, dan Pengabdian Kepada Masyarakat (DRTPM), Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi, Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia, melalui skema Penelitian Fundamental Reguler Tahun Anggaran 2023.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Mao M., and Chirwa, E. C., 2006, "Application of Grey Model GM(1,1) to Vehicle Fatality Risk Estimation," *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 73, pp. 588-605.
- [2] NASA, Prognostics Center of Excellence-Data repository-Battery data set, <http://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/pcoe/prognostic-data-repository/>, Jan. 2012.
- [3] Anonymous 2017 Fatigue Crack Growth Analysis Review, http://www.engineersedge.com/material_science/fatigue_crack_growth_analysis_review_10071.htm June 21st 2017
- [4] Yang B. S., dan Widodo, A., 2010, *Introduction of Intelligent Machine Fault Diagnosis and Prognosis*, Nova Science Publishers, New York, USA.
- [5] Lee Jay, F. Wu, W. Zhao, M. Ghaffari, L. Liao, dan D. Siegel, 2014, *Prognostics and Health Management Design for Rotary Machinery System: Reviews, Methodology, and Application*, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 42 pp. 314-334.
- [6] Peng Y., Dong, M., dan Zuo, M. J., 2010, A Review: Current Status of Machine Prognostics in Condition-based Maintenance, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol. 50, pp. 297-313
- [7] Tzu-Hsuan Hsu, Yuan-Jen Chang, He-Kai Hsu, Tsung-Ti Chen, and Po-Wen Hwang, 2022, Predicting the Remaining Useful Life of Landing Gear with Prognostics and Health Management (PHM), *Aerospace* 2022, 9, 462.