Diagnosis Prognosis of Machine Based on Vibration Signal Regim

Achmad Widodo[1,*], Toni Prahasto[1], Ismoyo Haryanto[1] dan Djoeli Satrijo[1]

[1]Departemen Teknik Mesin, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro - Semarang

*Korespondensi: awid@undip.ac.id

Abstract. Implementation of machine condition monitoring (MCM) in critical industry should not be bargained due to many benefits gained from the safety aspects to business profits. The consequence of loss due to unplanned downtime of critical machinery have changed the strategy of maintenance conducted by maintenance engineer from conventional method to be more intelligent and condition-based. Intelligent maintenance is promising method for obtaining more advantages in maintenance activity such as optimizing operational life span and prediction of remaining useful life (RUL) of machines. Usually, MCM is conducted based on single regime signal that is steady-state signals. In this paper, the use of multi-regime signals is presented for machine diagnosis and prognosis. This method combines steady-state and transient signals as features source that is relevant with machine conditions. The proposed method includes selection of regime signal, feature extraction, signal reconstruction, health machine index, and diagnosis and prognosis.

Abstrak. Implementasi pemantauan kondisi mesin pada industri-industri kritis merupakan hal yang tidak dapat ditawar lagi karena manfaat yang dapat diambil mulai dari aspek keselamatan sampai dengan keuntungan bisnis. Konsekuensi adanya kerugian perusahaan akibat *downtime* yang tidak direncanakan telah memaksa para insinyur bidang perawatan untuk untuk mengubah strategi perawatan mesin yang semula konvensional menjadi berbasis kondisi dan cerdas. Sistem perawatan cerdas menjanjikan tambahan maanfaat bagi industri untuk bisa mengoptimasi rentang usia operasi peralatan serta estimasi sisa umur. Penggunaan sistem pemantauan mesin yang ada biasanya memakai satu regim sinyal untuk mengeksekusi tindakan diagnosis dan prognosis. Pada penelitian ini, penggunaan multi-regim dari sinyal getaran dipakai sebagai basis tindakan diagnosis dan prognosis. Teknik ini diajukan untuk mengakomodasi sinyal tunak dan transien sebagai sumber-sumber fitur (ciri) yang relevan terhadap kondisi mesin. Teknik ini juga meliputi seleksi regim sinyal, ekstraksi fitur, rekonstruksi sinyal, penentuan indeks kesehatan mesin, status mesin, diagnosis dan prognosis.

Kata kunci: diagnosis, prognosis, getaran, perawatan, pemantauan mesin

© 2017. BKSTM-Indonesia. All rights reserved

Pendahuluan

Kebutuhan akan sistem pemantauan kondisi mesin pada industri-industri strategis dan kritis, misalnya pembangkit tenaga listrik, sudah tidak bisa ditawar kagi karena manfaat besar yang bisa diambil dari aspek keselamatan dan keuntungan bisnis. Konsekuensi akan besarnya kerugian dan keselamatan operator menjadi taruhan besar manakala terjadi *downtime* yang tidak terencana, telah memaksa insinyur di bidang perawatan mesin untuk mengubah strategi perawatan menjadi berbasis kondisi dan lebih cerdas. Melalui sistem perawatan cerdas, sebuah industri berharap akan bisa mengoptimalkan rentang waktu operasional sebuah mesin dengan memperkirakan sisa umurnya. Pemakain sistem cerdas di bidang perawatan mesin juga mampu mengoptimasi ketersediaan dan kesiapan sebuah aset dalam mendukung produksi serta menghindari kerugian *downtime* yang besar.

Akhir-akhir ini, banyak dijumpai peneltian yang telah membahas tentang prakiraan sisa umur mesin (*remaining useful life*-RUL) untuk mendukung sistem perawatan cerdas, topik ini dikenal dengan prognosis mesin [1-10]. Namun demikian pemilihan metode yang sederhana namun mudah diterapkan masih menjadi sebuah tantangan dan hal yang cukup sulit. Meskipun apresiasi yang tinggi perlu diberikan karena kontribusi terhadap *state-of-the art* bidang prognosis, tetapi jika ditinjau dari sisi penerapan di industri khususnya bagi operator masih kurang.

Penelitian ini berkontribusi pada salah satu metode prognosis yang sederhana namun dapat diterapkan. Metode prognosis yang diusulkan meliputi identifikasi regime sinyal getaran dari peralatan pemantau getaran, preprocessing, ekstraksi fitur (ciri), penentuan status mesin (*health assessment*), dan prakiraan sisa umur (RUL).

Metode dan Bahan

Metode yang digunakan pada penelitiann ini meliputi pemrosesan sinyal dan ekstraksi fitur pada sinyal getaran. Metode pemrosesan sinyal yang dipakai adalah transformasi Fourier (FFT), transfor-

masi wavelet diskrit (DWT) dan dekomposisi modus empiris (EMD). Dengan metode pemrosesan sinyal di atas digabung dengan ektraksi fitur sinyal getaran dihasilkan fitur indikasi kesehatan mesin yang berguna untuk proses asesmen kesehatan mesin.

FFT adalah sebuah teknik analisis spektrum dengan cara mentransformasikan sinyal dalam domain waktu menjadi domain frekuensi. Komponen frekuensi dominan pada sebuah sinyal akan ditampilkan dan dapat merupakan pertanda adanya fenomena fisik yang terjadi pada mesin. Transformasi tersebut dirumuskan dengan

$$X(k)=\sum_{n=0}^{N-1}x(n)e^{-\frac{i2\pi kn}{N}} \tag{1}$$

DWT mentransformasikan sinyal dari domain waktu menjadi bentuk lain melalui pendekatan sejumlah serial fungsi aproksimasi dan detil pada domain waktu terskala dengan persamaan sebagai berikut

$$dwt(j,k)=\frac{1}{\sqrt{2^j}}\int x(t)\psi^*\left(\frac{t-k2^j}{2^j}\right)dt \tag{2}$$

Metode EMD diperkenalkan oleh Huang, dkk. [11] yang merupakan metode yang relatif baru pada analsisi sinyal. Metode ini dikembangkan dengan mengambil asumsi bahwa (i) sebuah sinyal merupakan integrasi dari komponen-kompenen intrinsik sinyal osilasi; (ii) setiap modus linier atau non-linier dari sinyal tersebut mempunyai paling sedikit satu nilai maksimum dan minimum; (iii) sinyal tersebut dapat dikarakterisasi oleh sejumlah serial sinyal domain waktu diantara ektremanya. Dengan EMD sebuah sinyal dapat dikomposisi menjadi beberapa sinyal modus intrinsik yang disebut dengan *intrinsic mode function* (IMF).

Ekstraksi fitur sinyal geatran dilakukan pada sinyal domain waktu setelah dilakukan DWT pada level 4 menggunakan metode trigonometri. Maksud dari ekstraksi fitur ini adalah unutk memperoleh fitur/ciri yang menonjol yang bisa merefleksikan perkembangan kondisi kerusakan pada sebuah mesin. Fitur trigonometri tersebut dihitung dari standar deviasi persamaan invers sinus hiperbolik dan invers tangen dari sinyal yang dianalisis sebagai berikut

$$F_{t1}=\sigma\left(\log\left[x_j+(x_j^2+1)^{1/2}\right]\right) \tag{3}$$

$$F_{t2}=\sigma\left(\frac{i}{2}\log\left(\frac{i+x_j}{i-x_j}\right)\right) \tag{4}$$

Metode pemrosesan sinal di atas pada dasarnya digunakan untuk merekonstruksi sinyal yang diambil dari peroses pengukuran kemudian mengekstrak fiturnya dengan tanpa kehilangan informasi terkait pada sinyal tersebut. Selanjutnya, sebuah fitur indek energi dihitung dari sinyal yang telah direkonstruksi dengan memanfaatkan model korelasi kosinus sebagau berikut

$$CA=\frac{\boldsymbol{\varepsilon}_1\cdot\boldsymbol{\varepsilon}_n}{|\boldsymbol{\varepsilon}_1||\boldsymbol{\varepsilon}_n|} \tag{5}$$

dimana $\boldsymbol{\varepsilon}_1$ dan $\boldsymbol{\varepsilon}_n$ adalah vektor model indek energi yang dihitung dari sinyal pada kondisi regim normal (*steady*) dan sinyal kondisi regim rusak. Nilai CA di atas berada diantara 0 (nol) dan 1 (satu), CA mendekati 1 berarti memiliki korelasi yang tinggi antara sinyal yang dievaluasi.

Selanjutnya, untuk proses prognosis (prediksi RUL) digunakan dengan cara pendekatan non-linier model state-space sebagai sebuah sistem dimensi-berhingga sebagai berikut [12]

$$\begin{aligned}x(t+1)&=f(t,x(t),u(t),w(t);\theta)\\ y(t)&=h(t,x(t),u(t),v(t);\theta)\end{aligned} \tag{6}$$

dimana $y(t)$, $u(t)$ adalah output dan input prediktor, sedangkan $w(t)$, $v(t)$ and θ masing masing adalah variable acak independen yang berurutan dan varibel tak diketahui. Sebuah prediktor dapat dibangun mengacu pada [12]

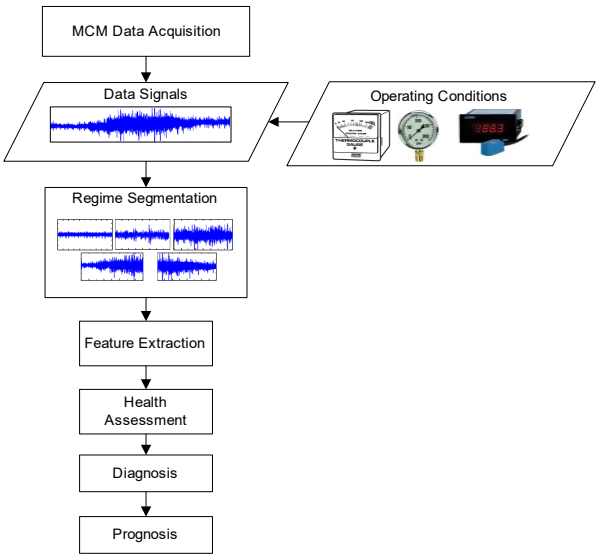
$$\begin{aligned}&\hat{y}(t\,|\,\theta)=g(t,Z^{t-1};\theta)\\ &Z^t=(y^t,u^t)=(y(1),u(1),...,y(t),u(t))\end{aligned} \tag{7}$$

Diagram alir metode prognosis berbasis multi-regim sinyal getaran dapat dilihat pada Gambar 1. Metode tersebut termasuk pemilihan regim berdasar status kesehatan mesin pada pola operasi tertentu. Beberapa prosedur yang termasu dalam penelitian ini adalah klastering regime, ektraksi fitur, rekonstruksi sinyal, indeks kesehatan mesin, diagnosis dan prognosis. Rekonstruksi informasi dari sinyal getaran mesin ditampilkan pada Gambar 2.

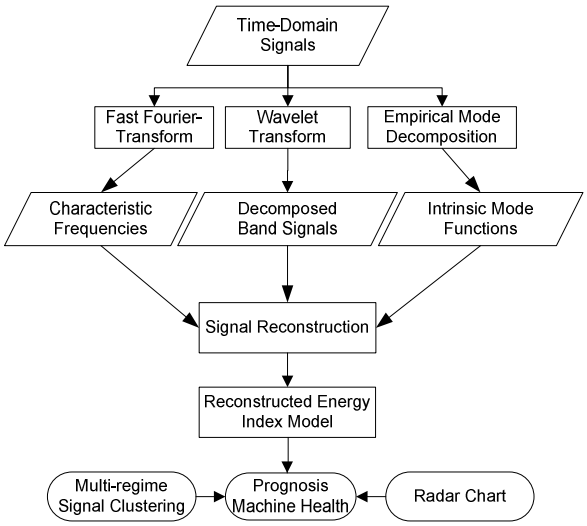
Data Getaran

Data getaran yang digunakan pada penelitian ini diambil dari PROGNOSTIA, sebuah test rig yang dikembangkan oleh sebuah institut riset bernama FEMTO-ST, di Perancis. Test rig tersebut didedi-

kasikan untuk pengujian *run-to-failure* serta validasi pada bantalan bola untuk kepentingan riset deteksi dan dignosa kerusakan dan juga prognosis RUL [13,14].



Gambar 1. Prognosis mesin berbasis multi-regime sinyal



Gambar 2. Rekonstruksi informasi pada sinyal

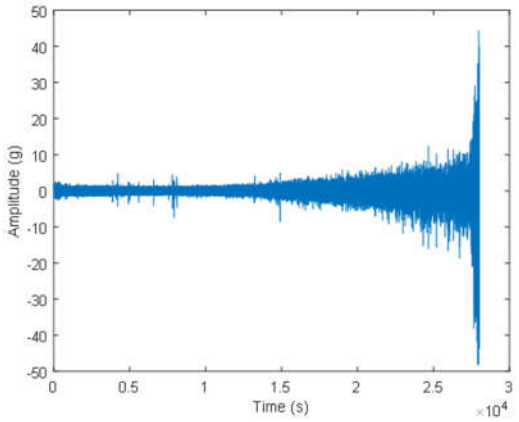
Pada bantalan bola yang dilakukan pengujian terdapat kondisi sebagai berikut: kerusakan cincin luar, kerusakan cincin dalam, kerusakan sangkar bola baja (*cage*) dan kerusakan bola baja. Kondisi data pengukuran getaran dirangkum pada Tabel 1 dengan menggunakan frekuensi sampling 25,6 kHz, data tersimpan 2560 sample tiap 10 detik.

Tabel 1. Dataset pengukuran getaran

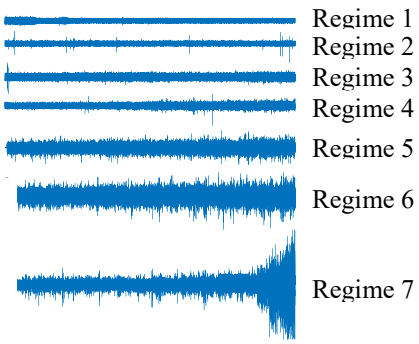
Dataset	Kondisi#1 (1800rpm, 4000N)	Kondisi#2 (1650rpm, 4200N)	Kondisi#3 (1500rpm, 5000N)
Learning set	Bearing1_1 Bearing1_2	Bearing2_1 Bearing2_2	Bearing3_1 Bearing3_2

Hasil dan Diskusi

Sinyal getaran yang direkam dari test rig ditampilkan pada Gambar 3 diasumsikan berasal dari perangkat pemantau kondisi getaran yang sudah terpasang pada sistem. Pada awal kondisi operasi, sinyal yang direkam sensor pada rumah bantalan merepresentasikan kondisi normal. Seiring waktu berjalan kondisi mesin mengalami degradasi dan sinyal mengalami perubahan menjadi transient hingga akhir umur dari bantalan.

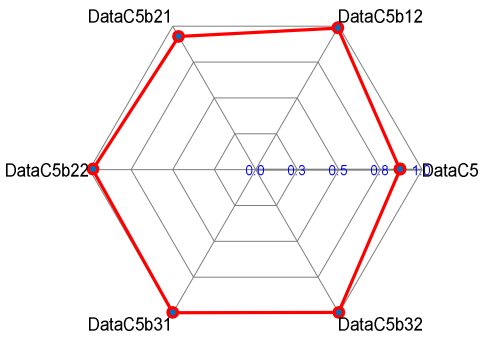


(a)



(b)

Gambar 3. Sinyal getaran bantalan: a) sinyal *run-to-failure*, b) regim sinyal



Gambar 4. Diagram radar untuk indek kesehatan mesin

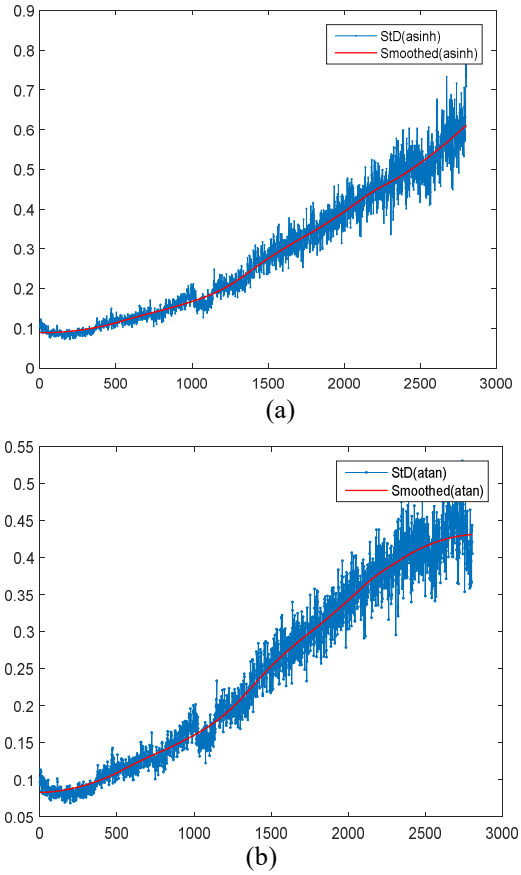
Dari kejadian ini, sinyal yang sudah direkam dapat dibagi menjadi beberapa regim dari regim kondisi normal sampai regim kondisi abnormal

(rusak). Sebagai contoh, pada penelitian ini diambil sebanyak 7 regim sinyal getaran bantalan dari test rig. Pemrosesan sinyal sekaligus rekonstruksi informasi dilakukan dengan FFT, DWT dan EMD. Masing-masing regim memberikan vektor model energi dari FFT, DWT dan EMD, sehingga total terdapat 21 vektor model energi.

Perhitungan nilai CA yang mewakili indeks kesehatan mesin ditampilkan dengan diagram radar pada Gambar 4. Nilai CA yang tinggi menunjukkan mesin dalam masih kondisi normal, sebaliknya nilai CA rendah mesin berada pada kondisi tidak normal sehingga perlu tindakan perawatan.

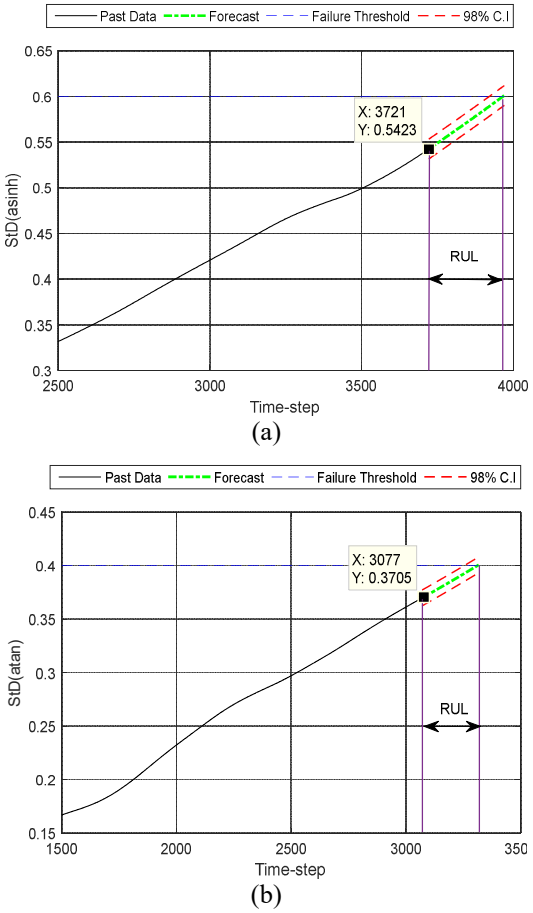
Gambar 4 menunjukkan indek kesehatan terkecil berasala dari data bantalan C5, hal ini menunjukkan adanya ketidaknormalan yang terjadi. Selanjutnya ketidaknormalan ini terus dipantau dan dianalisis untuk memprediksi RUL sampai kapan akan berakhir.

Ektraksi fitur trigonometri dari sinyal getaran bantalan C5 menggunakan Pers. (3) dan (4) dan perhitungan standar deviasi dari fitur tersebut ditunjukkan pada Gambar 5. Prognosis mesin dilakukan berdasar fitur tersebut di atas dengan metode prediksi data runtun waktu ruang keadaan non linier sebagaimana ditunjukkan pad Pers. (6) dan (7).



Gambar 6. Standar deviasi fitur trigonometri: a) invers *sinh*, b) invers *tan*

Model prognosis yang sudah dibuat dilatih dengan menggunakan 1000 point data riwayat untuk menghasilkan model prediktor. Batas *thres-hold* fitur standar deviasi untuk indikasi kerusakan diasumsikan mesin adalah 0,6 untuk fitur σ (*asinh*) dan 0,4 untuk fitur σ (*atan*). Model prediktor 'belajar' dari data runtun waktu lampau dan selanjutnya akan memprediksi beberapa data waktu yang akan datang terkait sisa umur (RUL). Gambar menampilkan hasil prediksi RUL dengan skenario 250 *steap-ahead* horison, dimana hasil prediksi akan memotong threshold kerusakan dan menghasilkan sisa umur RUL sebesar 246 time-step untuk fitur σ (*asinh*) dan 243 time-step untuk fitur σ (*atan*).



Gambar 7. Prediksi RUL: a) fitur σ (*asinh*), b) fitur σ (*atan*)

Kesimpulan

Artikel ini membahas tentang prediksi sisa umur (RUL) komponen mesin berdasarkan multi regim sinyal getaran. Sinyal getaran yang direkam dari rumah bantalan dipartisi untuk memisahkan komponen sinyal kondisi normal (*steady*) dan kondisi degradasi mesin (*transient*). Ekstraksi fitur sinyal getaran dilakukan pada kedua jenis regim dengan menerapkan persamaan standar deviasi fitur trigo-

nometri, serta perhitungan vektor energi sinyal setelah diproses dengan FFT, DWT dam EMD. Vektor energi tersebut selanjutnya digunakan untuk menentukan indeks kesehatan mesin melalui analisis korelasi CA. Nilai indeks terkecil menunjukkan mesin dalam kondisi abnormal, karena itu prognosis dilakukan untuk mengetahu sampai kapan mesin masih bia beroperasi. Metode yang diusulkan memberikan hasil yang relatif bagus tetapi sederhana dan mudah diterapkan pada sistem pemantauan mesin.

Ucapan Terima Kasih

Pengarang mengucapkan terima kasih kepada Fakultas Teknik Universitas Diponegoro atas dana riset melalui program Hibah Penelitian Strategis tahun 2017.

Daftar Pustaka

[1] Scarf, P.A., 1997. On the application of mathematical models in maintenance. Eur. J. Op. R 99 (3), 493–506.

[2] Engel, S.J., Gilmartin, B.J., Bongort, K., Hess, A., 2000. Prognostics, the real issues involved with predicting life remaining, IEEE Aero. Conf. Proc. 6, 457–469.

[3] Vachtsevanos, G., Lewis, F., Roemer, M., Hess, A., Wu, B., 2006. Intel. Fault Diag. and Prog. for Eng. Syst., John Wiley and Sons Inc., Hoboken, New Jersey.

[4] Luo, J., Namburu, M., Pattipati, K., Qiao, L., Kawamoto, M., Chigusa, S., 2003. Model-Based Prognostic Techniques, IEEE Inc., Piscataway, NJ 330–340.

[5] Hess, A., Calvello, G., Frith, P., Engel, S.J., Hoitsma, D., 2006. Challenges, Issues, and Lessons Learned Chasing the ‘‘Big P’’: Real Predictive Prognostics Part 2 in IEEE Aerospace Conference, 1–19.

[6] Qiu, H., Lee, J., Ling, J., Yu, G., 2003. Robust performance degradation assessment methods for enhanced rolling element bearing prognostics J. Adv. Eng. Inf 17, 127–140.

[7] Wang, T. and Lee, J., 2008. The operating regime approach for prediction health prognostics, Proceeding of 62th Meeting of the MFPT Society: Failure Prev. for Syst. Avail., 87–98.

[8] Lee, J., Ni, J., Djurdjanovic, D., Qiu, H., Liao, H., 2006. Intelligent prognostics tools and e-maintenance, Comp. Ind. 57, 476–489.

[9] Widodo, A., and Yang, B.S., 2011. Application of relevance vector machine and survival probability to machine degradation assessment, ESWA 38, 2592–2599.

[10] Widodo, A., Shim, M.C., Caesarendra, W., Yang, B.S., 2011. Intelligent prognostics for battery health monitoring based on sample entropy, ESWA 38, 11763–11769.

[11] Huang, N.E., Shen, Z., Long, S.R., Wu, M.C., Shih, H.H., Zheng, Q., Yen, N.C., Tung, C.C., Liu, H.H., 1998. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis, Proceeding of the Royal Soc. of London. Series A: Math. Phy. & Eng. Sci. 454, 903–995.

[12] Ljung, L., 1987. Syst. Ident.: Theory for the User, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ.

[13] Nextoux, P., Gouriveau, R., Medjaher, K., Ramasso, E., Morello, B., Zerhouni, N., Varnier, C., 2012. PRONOSTIA: An Experimental Platform for Bearings Accelerated Life Test, IEEE Int. Conf. on Progn. and Health Manag., Denver, USA.

[14] NASA. Prognostics data repository, http://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/pcoe/prognostic-data-repository/