

Peramalan Vibrasi *Bearing* Melalui Sisa Usia Pakai Menggunakan Regresi Eksponensial

Haifa Nur Fadilah Utami*, Sutawanir Darwis

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Islam Bandung, Indonesia.

*haifanfu@gmail.com, std.darwis@gmail.com

Abstract. Machines are mechanical devices that convert fuel into energy to help human activities. The part of the machine that plays an important role in supporting a shaft so that it rotates without experiencing it is the bearing. Bearing produces a vibration which is used as a forecast of engine damage. Forecasting on machine vibrations is used to unify future conditions and predict the time remaining before a breakdown occurs. One of the analyzes used for forecasting on engine failure is exponential regression. This study discusses the application of exponential regression modeled using kurtosis and Root Mean Square (RMS) which is estimated using the Least Squares Method (MKT). The purpose of this study was to determine the estimated parameters and predict the remaining bearing life of exponential regression using kurtosis and RMS features. This study uses secondary data from the experimental bearing vibration test results from the FEMTO ST-Institute. Then converted into the form of kurtosis and RMS, then used to estimate the exponential regression parameters. The results obtained where the RMS feature shows a high level of accuracy and is more suitable for predicting vibration bearings. The inverse exponential regression equation is used to determine the remaining bearing life. It is seen that the predicted residual age is below and above the actual residual age value. This can be seen as a suitable predictor for maintenance planning ahead of real time from failure.

Keywords: Exponential Regression, Remaining Useful Life, Vibrasi Bearing.

Abstrak. Mesin adalah alat mekanik mengubah bahan bakar menjadi energi untuk membantu aktivitas manusia. Bagian mesin yang memegang peranan penting dalam menumpu sebuah poros agar berputar tanpa mengalami gesekan adalah *bearing*. *Bearing* menghasilkan sebuah vibrasi yang digunakan sebagai peramalan kerusakan mesin. Peramalan pada vibrasi mesin digunakan untuk memantau kondisi mesin di masa mendatang dan memprediksi waktu tersisa sebelum terjadinya kerusakan. Salah satu analisis yang digunakan untuk peramalan pada kerusakan mesin adalah regresi eksponensial. Dalam penelitian ini membahas penerapan regresi eksponensial dimodelkan menggunakan kurtosis dan *Root Mean Square* (RMS) yang ditaksir menggunakan Metode Kuadrat Terkecil (MKT). Tujuan penelitian ini adalah untuk menentukan taksiran parameter serta memprediksi sisa usia *bearing* regresi eksponensial menggunakan fitur kurtosis dan RMS. Penelitian ini menggunakan data sekunder hasil uji eksperimen vibrasi *bearing* dari *FEMTO ST-Institute*. Kemudian diubah kedalam bentuk kurtosis dan RMS, selanjutnya digunakan untuk menaksir parameter regresi eksponensial. Hasil yang diperoleh dimana fitur RMS menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dan lebih cocok digunakan untuk meramalkan vibrasi *bearing*. Invers persamaan regresi eksponensial digunakan untuk menentukan sisa usia *bearing*. Terlihat bahwa sisa usia prediksi berada dibawah dan atas nilai sisa usia yang sebenarnya. Hal ini dapat dilihat sebagai prediksi yang cocok untuk perencanaan pemeliharaan sebelum *real time* dari kegagalan.

Kata Kunci: Regresi Eksponensial, Sisa Usia Pakai, Vibrasi *Bearing*.

1. Pendahuluan

Mesin adalah alat mekanik mengubah bahan bakar menjadi energi untuk membantu aktivitas manusia. Kerusakan mesin akan menyebabkan kerugian yang besar, karena dapat menyebabkan kerusakan yang lebih kompleks. Bagian mesin memegang peranan penting menumpu sebuah poros agar berputar tanpa mengalami gesekan adalah *bearing*. Gesekan yang berlebihan mengakibatkan vibrasi yang akan mengakibatkan kerugian. Untuk memantau kesehatan mesin dipasang sensor pada *bearing* untuk merekam vibrasi baik secara horizontal maupun vertikal. Vibrasi *bearing* digunakan untuk peramalan kerusakan mesin, prakiraan kerusakan yang diperoleh dari informasi yang tersedia. Perlu melakukan peramalan pada vibrasi mesin untuk memantau kondisi mesin di masa mendatang dan memprediksi waktu tersisa sebelum kerusakan. Salah satu metode digunakan untuk peramalan pada kerusakan mesin adalah regresi eksponensial.

Regresi eksponensial adalah regresi non-linier dimana hubungan antara respon dan kovariat berupa fungsi eksponensial. Regresi eksponensial digunakan untuk prediksi sisa usia berbasis sinyal degradasi *bearing* (Elforjani, M., & Shanbr, S., 2017). Hasil pemodelan menunjukkan bahwa penggunaan regresi eksponensial sesuai untuk memprediksi sisa usia. Regresi eksponensial digunakan mengacu pada pola non-linier dari plot kurtosis serta RMS dan selanjutnya akan diinverskan untuk menentukan sisa usia *bearing*. Dengan pemilahan data dapat dilakukan regresi eksponensial melalui proses linearisasi sehingga dapat digunakan Metode Kuadrat Terkecil (MKT).

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka perumusan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut: “Bagaimana estimasi parameter regresi eksponensial menggunakan fitur kurtosis dan RMS dengan MKT?” dan “Bagaimana penerapan model regresi eksponensial pada fitur kurtosis dan/atau RMS vibrasi *bearing Prognostics FEMTO-ST Institut?*”. Selanjutnya, tujuan dalam penelitian ini diuraikan dalam pokok-pokok sebagai berikut:

1. Untuk menentukan taksiran parameter regresi eksponensial menggunakan fitur kurtosis dan RMS.
2. Untuk menentukan prediksi sisa usia *bearing* menggunakan regresi eksponensial kurtosis dan RMS terhadap waktu (t).

2. Metodologi

Data penelitian yang digunakan adalah data sekunder dari eksperimen uji *bearing* yang menghasilkan data *run to failure* dengan memperhatikan vibrasi dari *bearing* tersebut. Data tersebut diperoleh dari IEEE, *FEMTO-ST Institute*. Data vibrasi pada *bearing* yang digunakan diperoleh dari pengembangan data vibrasi yang mempresentasikan perambatan cacat dari elemen bergulir pada *bearing*. Sinyal getaran dikumpulkan setiap 10 detik dengan batas data sampling sebesar 2560 sampel dan frekuensi getaran sebesar 25,6 kHz. Data vibrasi yang digunakan terdiri dari 17 *bearing* dua arah yaitu arah horizontal dan vertikal dengan total 34 *bearing*, yang kemudian akan dibagi dalam 3 data set dengan kondisi operasi *bearing* yang berbeda. Pengujian dilakukan dengan 3 kondisi operasi *bearing* yang berbeda. Pada kondisi *bearing* pada data set 1 memiliki kecepatan sebesar 1800 rpm dengan beban *bearing* 4000 N, kondisi *bearing* pada data set 2 memiliki kecepatan sebesar 1650 rpm dengan beban *bearing* 4200 N, dan kondisi *bearing* pada data set 3 memiliki kecepatan sebesar 1500 rpm dengan beban *bearing* 5000 N.

Metode yang digunakan untuk mengolah data dalam penelitian ini adalah regresi eksponensial dimodelkan menggunakan kurtosis dan *Root Mean Square* (RMS) yang ditaksir menggunakan Metode Kuadrat Terkecil (MKT), sebagai berikut:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 e^{\beta_2 t} \quad \dots (1)$$

Dimana:

t : periode pengujian

Y : fitur yang diekstraksi dari sinyal yang diperoleh/kurtosis/RMS

$\beta_0, \beta_1,$ dan β_2 : parameter regresi

Pengolahan data dilakukan dengan menggunakan *software* Matlab. Adapun prosedur dan teknis pengolahan yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menghitung nilai kurtosis dan RMS untuk variabel tak bebas pada data vibrasi *bearing*.
2. Menentukan estimasi parameter regresi eksponensial menggunakan MKT.
3. Uji *F* model regresi eksponensial vibrasi *bearing*.
4. Uji *t* model regresi eksponensial vibrasi *bearing*.
5. Uji koefisien determinasi R^2 model regresi eksponensial.
6. Membuat plot *overlay*.
7. Menentukan prediksi sisa usia *bearing* menggunakan invers regresi eksponensial kurtosis dan RMS terhadap waktu pengujian (*t*).

3. Pembahasan dan Diskusi

Taksiran Parameter Regresi Eksponensial Kurtosis dan RMS Menggunakan MKT.

Data vibrasi *bearing* diubah menjadi fitur kurtosis dan RMS. Hasil pengujian dijelaskan pada tabel 1.

Tabel 1. Kurtosis dan RMS Vibrasi *Bearing*_{1_1} Arah Horizontal

<i>t</i>	Kurtosis	<i>t</i>	RMS
1	2,868535	1	0,561746
2	2,915354	2	0,535113
⋮	⋮	⋮	⋮
2802	13,91248	2802	6,297325
2803	11,02084	2803	5,607562

Dari tabel di atas dapat diketahui nilai kurtosis dan RMS vibrasi *bearing*_{1_1}. Kurtosis adalah derajat keruncingan suatu distribusi (biasanya diukur relatif terhadap distribusi normal). Dalam penelitian ini kurtosis digunakan untuk melihat getaran *bearing* sebagai indikator kerusakan. *Root Mean Square* (RMS) didefinisikan sebagai akar kuadrat dari rata-rata persegi. Nilai RMS digunakan untuk mengklasifikasikan keparahan getaran dari suatu mesin/untuk menghitung sensor vibrasi *bearing*.

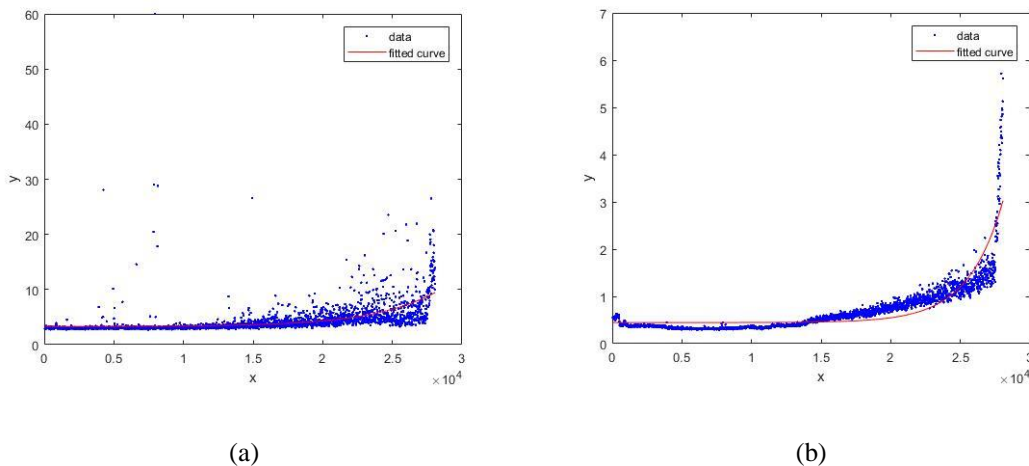
Berikut adalah penelitian mengenai taksiran parameter *bearing* menggunakan regresi eksponensial kurtosis dan RMS terhadap waktu pengujian (*t*). Hasil pengujian dijelaskan pada tabel 2.

Tabel 2. Taksiran Parameter *Bearing*_{1_1} Arah Horizontal

Kurtosis	Taksiran Parameter	<i>F</i>	<i>p-value</i>	<i>t</i>	<i>p-value</i>	R^2
β_0	3,272	619	2.14E-223	48,358	0	0,307
β_1	0,01293			2,666	0,0077198	
β_2	0,00022			15,816	4,9565E-54	
RMS	Taksiran Parameter	<i>F</i>	<i>p-value</i>	<i>t</i>	<i>p-value</i>	R^2
β_0	0,75676	2,15E+04	0	5,366E+26	0	0,801
β_1	4,145E-13			75,347	0	
β_2	0,0010602			1,574E+19	0	

Dari tabel di atas dapat diketahui hasil taksiran parameter ($\beta_0, \beta_1,$ dan β_2) model regresi eksponensial fitur kurtosis dan RMS dengan menggunakan MKT. Nilai *F* dan *p-value* menolak

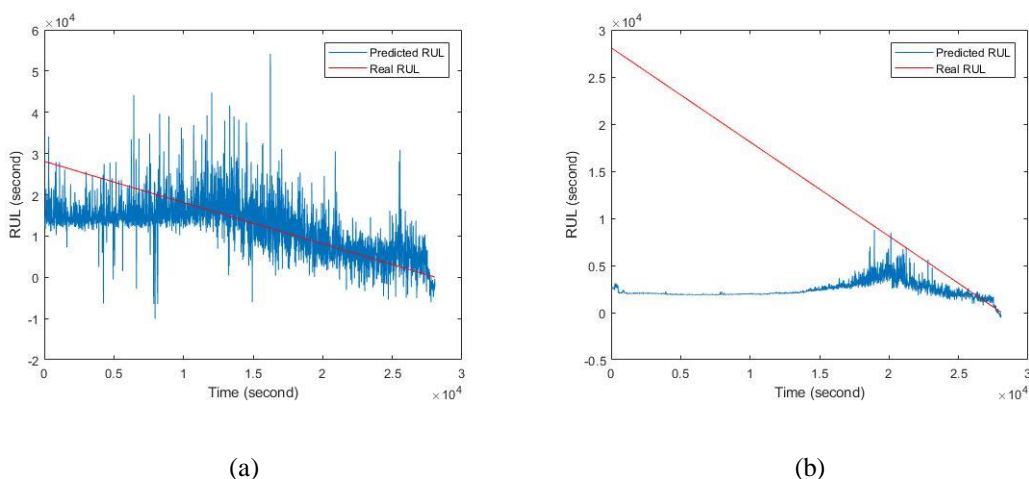
H_0 , maka model layak digunakan dalam penelitian artinya secara keseluruhan model signifikan. Hasil nilai t dan p -value menolak H_0 , maka ada pengaruh antara Y (vibrasi *bearing* fitur kurtosis atau RMS) terhadap X (waktu pengujian) yang berarti secara keseluruhan model signifikan. Mengukur tingkat kecocokan model digunakan R^2 , dimana model fitur kurtosis memiliki nilai R^2 lebih rendah dibandingkan dengan fitur RMS. Berarti model fitur RMS menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dan model lebih cocok digunakan untuk meramalkan vibrasi *bearing*.



Gambar 1. Plot *Overlay Bearing1_1* Arah Horizontal (a) Fitur Kurtosis dan (b) Fitur RMS

Gambar 1 menunjukkan plot *overlay* antara data vibrasi *bearing1_1* dengan model regresi eksponensial fitur kurtosis dan RMS yang ditaksir oleh MKT.

Sisa Usia *Bearing* Menggunakan Regresi Eksponensial Kurtosis dan RMS Terhadap Waktu Pengujian (t).



Gambar 2. Prediksi Sisa Usia *Bearing1_1* Arah Horizontal (a) Fitur Kurtosis dan (b) Fitur RMS

Gambar diatas menunjukkan sisa usia *bearing1_1* dimana garis biru adalah prediksi sisa usia *bearing1_1* dan garis merah merupakan sisa usia yang sesungguhnya. Prediksi sisa usia *bearing* regresi eksponensial kurtosis dan RMS terhadap waktu (t) menggunakan persamaan, sebagai berikut:

$$RUL(t_j) = (t^{failure} - t_j) \quad \dots (2)$$

Dimana:

$RUL(t_j)$: sisa usia *bearing*

$t^{failure}$: waktu kegagalan

t_j : waktu yang diperoleh dari invers regresi eksponensial ke- j percobaan, $j = 1, 2, \dots, n$

$$t_j = \frac{1}{\beta_2} \ln \left(\frac{y - \beta_0}{\beta_1} \right) \quad \dots (3)$$

Dimana:

t_j : waktu sisa usia *bearing* ke- j percobaan, $j = 1, 2, \dots, n$

y : fitur yang diekstraksi dari sinyal yang diperoleh/kurtosis/RMS

β_0, β_1 , dan β_2 : parameter regresi

Dari gambar 2 tersebut terlihat bahwa sisa usia prediksi berada di bawah nilai sisa usia yang sebenarnya. Sisa usia *bearing*_{1_1} fitur kurtosis adalah 6 jam 15 menit 40 detik sedangkan pada fitur RMS adalah 7 jam 13 menit 20 detik.

4. Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan dalam penelitian ini, peneliti menyimpulkan beberapa hasil penelitian sebagai berikut:

1. Dari hasil taksiran parameter regresi eksponensial fitur kurtosis dan RMS menggunakan MKT bahwa ada pengaruh antara Y (vibrasi *bearing* fitur kurtosis dan RMS) terhadap X (waktu pengujian). Secara keseluruhan model signifikan.
2. Fitur RMS memiliki nilai R^2 yang tinggi berarti model lebih cocok digunakan untuk meramalkan vibrasi *bearing* karena menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi. Seluruh prediksi sisa usia berada dibawah nilai sisa usia yang sebenarnya. Hal ini dapat dilihat sebagai prediksi pesimis, yang cocok untuk perencanaan pemeliharaan (melakukan rancangan pemeliharaan sebelum *real time* dari kegagalan).

Acknowledge

Alhamdulillah, thanks to Allah SWT who has given smoothness in the process of carrying out this research. I dedicate this research as a sign of my love and gratitude to my parents. Thank you to my family and friends who always pray and support me. Thanks to the lecturers for all the knowledge that has been given. May Allah SWT repay all the good.

Daftar Pustaka

- [1] Ali, J. B., Chebel-Morello, B., Saidi, L., & Malinowski, S. (2014). Accurate Bearing Remaining Useful Life Prediction Based On Weibull Distribution and Artificial Neural Network. *Elsevier*, 56, 150-172.
- [2] Amanda, Ervieta. (2020). Penerapan Deteksi Outlier Regresi Cox Vibrasi Bearing. Bandung: Universitas Islam Bandung.
- [3] Behzad, M., Arghand, H. A., & Bastami, A. R. (2017). Remaining Useful Life Prediction Of Ball-Bearings Based On High-Frequency Vibration Features. *iMechE*, 203, 3224-3233.
- [4] Benkedjough, T., Medjaher, K., Zerhouni, N., & Nouredine, S. (2013). Remaining Useful Life Estimation Based On Nonlinear Feature Reduction and Support Vector Regression. *HAL Archives-Ouvertes*, 26(7), 1751-1760.
- [5] Ciu, L., Wang, X., Xu, Y., Jiang, H., & Zhou, J. (2018). A Novel Switching Unscented Kalman Filter Method For Remaining Useful Life Prediction Of Rolling Bearing. *Elsevier*, 135, 678-684.
- [6] Draper, N. R. and Smith, H. (1998). *Applied Regression Analysis*. (Third Edition). New York:

John Wiley.

- [7] Elforjani, M., & Shanbr, S. (2017). Prognosis of Bearing Acoustic Emission Signals Using Supervised Machine Learning. *IEEE*, 65(7), 5864-5871.
- [8] Fitria, Isna. (2020). *Pemodelan Menggunakan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan Support Vector Regression (SVR) Pada Vibrasi Bearing*. Skripsi dipublikasikan. Bandung: Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung.
- [9] Hede, R. P. (2016). Perbandingan Metode Kuadrat Terkecil dan Metode Kemungkinan Maksimum dalam Pendugaan Parameter Distribusi Weibull dengan Dua Parameter. Skripsi dipublikasikan. Yogyakarta: Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Sanata Dharma.
- [10] Hendriawan, Agil. (2020). *Perkiraan Kerusakan Bearing Menggunakan Metode Relevance Vector Regression*. Skripsi dipublikasikan. Bandung: Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung.
- [11] Hermawan, Sigit. (2012). Studi Karakteristik Hidrodinamika Pada Silinder Bearing dengan Permukaan Slip dan/atau Permukaan Bertekstur. Skripsi dipublikasikan. Semarang: Universitas Diponegoro.
- [12] Hinch, A. Z., & Tkiouat, M. (2018). Rolling Element Bearing Remaining Useful Life Estimation Based On A Convolutional Long-Short-Term Memory Network. *Elsevier*, 127, 123-132.
- [13] Institut Pertanian Bogor. (2019). Analisis Regresi 1 di Indonesia. Bogor: IPB
- [14] Jamhuri, M. (2015). *Modul Praktikum Pemrograman Komputer 1*. Malang: Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.
- [15] Kartika, D. A. (n.d.). *Skewness Dan Kurtosis (Statistika)*. Retrieved from Scribd: <https://www.scribd.com/doc/112155203/Skewness-Dan-Kurtosis-Statistika>
- [16] KBBI. (n.d.). *KBBI Web*. Retrieved from Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI): <https://kbbi.web.id/vibrasi>
- [17] Kurnia, Hendri. (2018). *Uji Normalitas (Skewness dan Kurtosis)*. Retrieved from SlidePlayer: <https://slideplayer.info/slide/12038059/>
- [18] Pahlevi, R., Adnan, A., & Sugiarto, S. (2013). Menentukan Koefisien Regresi Eksponensial dengan Metode Kuadrat Terkecil Sederhana dan Metode Kuadrat Terkecil Berbot. *Perpustakaan Universitas Riau*, 38, 422-427.
- [19] Rachman, A., Hartono, B., & Yuliaji, D. (2018). Analisa Getaran Pada Bearing Berbasis Kerusakan Bearing. *Applikasi Mekanika & Energi*, 4(1) 15-22.
- [20] Rachmania, Nathasya. (2020). *Pemodelan Survival Menggunakan Support Vector Regression (SVR) Pada Data Vibrasi Bearing*. Skripsi dipublikasikan. Bandung: Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung.
- [21] Ren, L., Sun, Y., Cui, J., & Zhang, L. (2018). Bearing Remaining Useful Life Prediction Based On Deep Autoencoder And Deep Neural Networks. *Elsevier*, 48, 71-77.
- [22] Ren, L., Sun, Y., Wang, H., & Zhang, L. (2018). Prediction of Bearing Remaining Useful Life With Deep Convolution Neural Network. *IEEE*, 6, 13041-13049.
- [23] Sandi, Grace & Darwis, Sutawanir (2020). *Prognosis Bearing Melalui Sisa Usia Pakai Menggunakan Distribusi Nilai Ekstrem*. Skripsi dipublikasikan. Bandung: Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung.
- [24] Si, X.-S., Wang, W., Hu, C.-H., Zhou, D.-H., & Pecht, M. G. (2012). Remaining Useful Life Estimation Based on a Nonlinear Diffusion Degradation Process. *IEEE*, 61(1), 50-67.
- [25] Sofita, D., Yuniarti, D., & Goejantoro, R. (2015). Analisis Regresi Eksponensial. *Jurnal Eksponensial*, 6(1), 57-64.
- [26] Sudjana (2005:325). In Istiqomah, P. N. (2016). *Pengaruh Perputaran Persediaan Terhadap Profitabilitas Pada Perusahaan Food and Beverage Yang Terdaftar di Bursa Efek*

Indonesia Tahun 2011-2014. Skripsi dipublikasikan. Bandung: Universitas Pendidikan Indonesia.

- [27] Wardianto, D. (2018). Peningkatan Umur Bearing Pada Pompa Centrifugal dengan Optimasi Penggunaan Angular Contact Ball Bearing. *Menara Ilmu*, 12(5) 19-28.
- [28] Wu, B., Li, W., & Qiu, M.-q. (2017). Remaining Useful Life Prediction of Bearing with Vibration Signals Based on a Novel Indicator. *Hindawi*, 2017, 1-10.
- [29] Zhu, J., Chen, N., & Peng, W. (2018). Estimation of Bearing Remaining Useful Life Based on Multiscale Convolutional Neural Network. *IEEE*, 66(4), 3208-3216.
- [30] Yulianto Anggi Priliani, Darwis Sutawanir. (2021). Penerapan Metode *K-Nearest Neighbors (kNN)* pada *Bearing*. *Jurnal Riset Statistika*, 1(1), 10-18.