



PROPOSAL TUGAS AKHIR - TF 181801

DETEKSI KERUSAKAN POMPA BERDASARKAN SINYAL VIBRASI MENGGUNAKAN *MACHINE LEARNING*

HARIS IHSANNUR
NRP. 02311840000086

Calon Dosen Pembimbing
Dr. Suyanto, S.T., M.T.
Bagus Tris Atmaja, S.T., M.T., Ph.D.

Departemen Teknik Fisika
Fakultas Teknologi Industri dan Rekayasa Sistem
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
2021

Halaman ini sengaja dikosongkan

LEMBAR PENGESAHAN

PROPOSAL TUGAS AKHIR

PROGRAM STUDI SARJANA DEPARTEMEN TEKNIK FISIKA

Judul : Deteksi Kerusakan Pompa Berdasarkan Sinyal Vibrasi Menggunakan Machine Learning

Bidang Minat : Vibrasi dan Akustik

Mata Kuliah Pilihan yang diambil : Komputasi Vibrasi
Kontrol Vibrasi

Identitas Pengusul

Nama : Haris Ihsannur

NRP : 02311840000086

Jenis Kelamin : Laki-laki

Jangka Waktu Pelaksanaan : 4 Bulan

Calon Pembimbing : Dr. Suyanto, S.T., M.T.
Bagus Tris Atmaja, S.T., M.T., Ph.D.

Status Pengusulan : Baru

Surabaya, 23 Desember 2021

Pengusul Proposal,

Haris Ihsannur
NRP. 02311840000086

Mengetahui,
Kepala Laboratorium
Vibrasi dan Akustik

Calon Dosen Pembimbing

Dr. Suyanto, S.T., M.T.
NIP.

Bagus Tris Atmaja, S.T., M.T., Ph.D.
NIP.

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR ISI

| | |
|---------------------------------------|-----|
| HALAMAN JUDUL..... | i |
| LEMBAR PENGESAHAN | iii |
| DAFTAR ISI..... | v |
| DAFTAR GAMBAR | vii |
| DAFTAR TABEL..... | ix |
| BAB I PENDAHULUAN..... | 1 |
| 1.1 Latar Belakang | 1 |
| 1.2 Rumusan Masalah | 2 |
| 1.3 Tujuan Tugas Akhir | 2 |
| 1.4 Batasan Masalah..... | 2 |
| 1.5 Relevansi Tugas Akhir..... | 2 |
| BAB II TINJUAN PUSTAKA | 5 |
| 2.1 Review Penelitian Sebelumnya..... | 5 |
| 2.2 Teori Penunjang | 8 |
| BAB III METODE PENELITIAN..... | 14 |
| 3.1 Studi Literatur | 14 |
| 3.2 Pengambilan Data | 15 |
| 3.3 Pengumpulan Data | 18 |
| 3.4 Pengolahan Data..... | 18 |
| 3.5 Validasi Data..... | 20 |
| 3.6 Analisa Data dan Pembahasan | 20 |
| BAB IV JADWAL KEGIATAN | 21 |
| DAFTAR PUSTAKA | 23 |

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

| | |
|---|----|
| Gambar 2. 1 Perbandingan Akurasi Metode CNN dengan Metode Lain..... | 6 |
| Gambar 2. 2 Komponen <i>bearing</i> | 8 |
| Gambar 2. 3 Spektrum vibrasi kerusakan bearing sumbu Vertikal..... | 9 |
| Gambar 2. 4 <i>Outer race defect (a) inner race defect (b)</i> | 9 |
| Gambar 2. 5 Spektrum vibrasi kerusakan <i>unbalance</i> | 10 |
| Gambar 2. 6 Kerusakan <i>Unbalance</i> | 10 |
| Gambar 2. 7 Spektrum vibrasi kerusakan <i>misalignment</i> | 11 |
| Gambar 2. 8 Kerusakan paralel <i>misalignment</i> | 12 |
| Gambar 2. 9 Arsitektur dari CNN | 12 |
| Gambar 2. 10 Proses Konvolusi pada Input layer dan filter..... | 13 |
| Gambar 3. 1 Diagram Alir Metodologi Penelitian | 14 |
| Gambar 3. 2 Kondisi Pompa Air: (1) <i>misalignment</i> 3 mm, (2) Normal, (3) <i>unbalance</i> 27 gram.cm, (4) <i>bearing fault</i> , (5) <i>unbalance</i> 6 gram.cm..... | 16 |
| Gambar 3. 3 Penambahan massa beban (a) 18 gram, (b) 4 gram pada impeller, (c) Shaft yang disambung dengan Besi Menggunakan Kopling | 17 |
| Gambar 3. 4 Konfigurasi Pengukuran Getaran menggunakan enDAQ LOG-0002-100G-DC-8GB-PC Shock & Vibration Sensor pada 3 Sumbu (a) vertikal, (b) horizontal, (c) aksial..... | 17 |
| Gambar 3. 5 Data pengukuran <i>time domain</i> (kiri) dan <i>frequency domain</i> (kanan) | 19 |
| Gambar 3. 6 Model CNN-1D | 19 |

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR TABEL

| | |
|--|----|
| Tabel 3. 1 <i>Datasheet</i> Pompa Air Panasonic GP-129JXK | 15 |
| Tabel 4. 1 Jadwal Kegiatan | 21 |

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Di dunia industri, aspek perawatan (*mainetance*) sangat dibutuhkan karena dapat menghemat biaya, peningkatan keamanan, dan keandalan dari suatu komponen. Ada banyak pendekatan untuk mendeteksi kerusakan pada mesin yang berputar. Sebagian besar mengekstrak fitur dari sinyal getaran (analisa vibrasi) untuk mengetahui kondisi dari mesin. Fitur yang berbeda diperlukan untuk mendapatkan informasi yang relevan untuk mendeteksi kerusakan dari sumber asli pada berbagai kondisi. Fitur-fitur ini dapat diklasifikasikan berdasarkan domainnya (waktu dan frekuensi) atau metode komputasinya. Analisis vibrasi dapat memungkinkan dilakukannya pemantauan kondisi mesin dan *predictive maintenance*. Di antara jenis kerusakan mesin yang dapat dianalisa menggunakan sinyal getarannya meliputi kerusakan jenis *unbalance*, *misalignment*, dan *bearing fault*.

Untuk memprediksi kerusakan pompa atau mesin di sekitarnya dapat dilakukan dengan metode *transmisibility* (Taufan, 2018). Metode ini dilakukan untuk pengukuran getaran pada satu pompa atau mesin saja dengan memanfaatkan transmisibilitas antar mesin. Namun, metode ini diharuskan membuat pemodelan sistem dinamis yang cukup kompleks sehingga sangat sulit untuk melakukan pemantauan pompa atau mesin apabila diterapkan pada pompa atau mesin yang berbeda (Zhao, R., 2019). Kemudian, metode diagnosis kerusakan secara konvensional ini bergantung pada pengamatan *spektrum* yang dilakukan oleh manusia.

Sehingga untuk dapat memprediksi kondisi pompa tersebut normal atau rusak secara otomatis berdasarkan data sebelumnya, dapat dilakukan dengan algoritma *machine learning*. (B. Li, 2011) menggunakan algoritma *kNN classifier*, Naive Bayes, dan SVM mencapai akurasi berturut-turut 98.83%, 98% dan 98.97%. Meskipun akurasi yang dihasilkan dari ketiga algoritma tersebut cukup tinggi, menurut (Aneesh G. Nath, 2021) disebutkan bahwa akurasi tinggi belum tentu menghasilkan prediksi kerusakan yang tepat. Beberapa hal yang mempengaruhi

hasil akurasi dari model tersebut diantaranya yaitu kualitas dari dataset, metode *pre-processing*, dan model *neural network* yang digunakan (Felipe M. L. Ribeiro, 2017). Sehingga untuk memastikan model tersebut memiliki akurasi tinggi, pada penelitian ini dilakukan eksperimen berupa pengujian model tersebut menggunakan mesin berputar. Adapun model *neural network* yang digunakan yaitu menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN dipilih karena model ini memiliki performa yang baik dalam proses klasifikasi dan komputasi yang cepat secara *real time* (Wen, L, 2018).

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, maka rumusan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

- a. Bagaimana membedakan jenis kerusakan pompa berdasarkan spektrum vibrasinya?
- b. Bagaimana mendeteksi jenis kerusakan pompa menggunakan model *machine learning*?

1.3 Tujuan Tugas Akhir

Tujuan dilakukannya penelitian ini adalah sebagai berikut.

- a. Dapat membedakan jenis kerusakan pompa berdasarkan spektrum vibrasinya.
- b. Dapat mendeteksi jenis kerusakan pompa secara otomatis menggunakan model *machine learning*.

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

- a. Pompa sentrifugal yang digunakan adalah pompa air Panasonic GP-129JXX.
- b. Pompa yang digunakan berjumlah 5 buah dengan 1 buah pompa normal dan 4 buah pompa yang rusak.
- c. Kerusakan pada pompa yang dibuat yaitu *unbalance* 6 g.cm, *unbalance* 27 g.cm, *misalignment* 3 mm, dan *bearing fault*.

1.5 Relevansi Tugas Akhir

Penelitian tugas akhir yang diusulkan ini diharapkan memberi manfaat yaitu.

a. Bagi Industri

Dapat membantu sektor industri, terutama industri yang mengoperasikan mesin pompa berputar untuk proses produksinya dalam *me-maintenance* secara dini kerusakan mesin berdasarkan sinyal vibrasi menggunakan model *machine learning*.

b. Bagi Peneliti

Dataset pengukuran jenis kerusakan pompa yang dihasilkan dari pengerjaan tugas akhir ini dapat dimanfaatkan untuk penelitian lebih lanjut. Dataset ini dapat digunakan dalam melakukan pengolahan data dan membuat model *machine learning* yang lebih baik sehingga tema penelitian dibidang vibrasi ini dapat berkembang.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB II

TINJUAN PUSTAKA

2.1 Review Penelitian Sebelumnya

2.1.1 *Deep Learning And Its Applications To Machine Health Monitoring*

Jurnal ini merupakan salah satu jurnal yang diterbitkan pada *Science Direct : Mechanical Systems and Signal Processing*, pada tahun 2019. Permasalahan yang diangkat dalam penelitian ini adalah kondisi kerja yang kompleks dan bising dapat menghambat konstruksi fisik dari mesin dan membuat pemodelan sistem dinamis yang lebih kompleks sehingga sangat sulit untuk melakukan pemantauan mesin. Penelitian ini menjelaskan masing-masing teknik *deep learning* dan menjelaskan contoh aplikasinya. Tujuan dari penelitian tersebut adalah untuk memberikan pendekatan getaran dalam memantau struktur dan untuk menentukan metode yang tepat sesuai dengan penyebab dan interpretasi dari respon getaran. Metode yang digunakan dalam jurnal ini adalah membandingkan model *convensional machine learning* dengan *deep learning*.

Hasil yang diperoleh adalah apabila dibandingkan dengan model *convensional machine learning*, model *deep learning* mampu mencapai kinerja yang unggul dalam kasus monitoring kesehatan mesin. Kemudian *pre-training* dalam *autoencoder* dapat meningkatkan kinerja pemantauan kesehatan alat berat. Teknik denoising dapat bermanfaat untuk monitoring kesehatan mesin. Selanjutnya CNN, LSTM dan variannya dapat menangani monitoring kesehatan mesin. Namun, karena kompleksitas model, pemilihan hyperparameter diperlukan untuk mencapai kinerja yang cangguh. (R. Zhao, 2019)

2.1.2 *A New Convolutional Neural Network Based Data-Driven Fault Diagnosis Method*

Jurnal ini merupakan salah satu jurnal yang diterbitkan pada *IEEE*, pada tahun 2018. Permasalahan yang diangkat dalam penelitian ini adalah metode diagnosis kesalahan berbasis data tradisional bergantung pada fitur yang diekstraksi oleh para ahli. Proses ekstraksi fitur adalah pekerjaan yang melelahkan dan sangat memengaruhi hasil akhir.

Dalam studi kasus, potensi metode diagnosis kesalahan berbasis CNN yang diusulkan divalidasi pada tiga dataset (*dataset Motor Bearing*, *dataset Self-priming Centrifugal Pump* dan *dataset Axial Piston Hydraulic Pump*). Menurut volume sinyal, ukuran gambar yang dikonversi adalah 64x64, 64x64 dan 16x16. Akurasi prediksi CNN yang diusulkan masing-masing adalah 99,79%, 99,481% dan 100% pada ketiga dataset ini. Karena metode yang diusulkan dapat mengekstrak fitur 2-D dari gambar yang dikonversi secara otomatis, hasil ini mengungguli DL dan metode tradisional lainnya, seperti ADCNN, *filter sparse*, DBN, SVM, ANN dan PNN berbasis SURF, yang menunjukkan potensi yang diusulkan metode. (Wen. L, 2018)

| Methods | Mean Accuracy |
|---------------|---------------|
| CNN | 99.79 |
| Sparse filter | 99.66 |
| ADCNN | 98.1% |
| DBN | 87.45 |
| DBN Based HDN | 99.03 |
| SVM | 87.45 |
| ANN | 67.70 |

Gambar 2. 1 Perbandingan Akurasi Metode CNN dengan Metode Lain

2.1.3 *An Early Classification Approach for Improving Structural Rotor Fault Diagnosis*

Jurnal ini merupakan salah satu jurnal yang diterbitkan pada *IEEE: Transactions on Instrumentation and Measurement*, pada tahun 2021. Permasalahan yang diangkat dalam penelitian ini yaitu sebagian besar solusi berbasis AI dalam diagnosis kesalahan rotor berada dalam tahap percobaan karena kesalahan data yang tidak memadai dan tidak realistis. Kemudian kurangnya kesempatan untuk memanfaatkan fitur kesalahan domain spesifik, dan keterbatasan dalam menerapkan deep learning. Selain itu, *Structural Rotor Fault* (SRF) adalah salah satu kesalahan kritis tetapi paling sedikit ditangani dalam diagnosis kesalahan rotor meskipun itu adalah akar penyebab sebagian besar masalah mesin berputar. Tujuan dari penelitian tersebut adalah untuk memberikan pendekatan getaran dalam

memantau struktur. Metode yang digunakan dalam jurnal ini adalah membandingkan model *recurrent neural network (RNN)* dengan *smart method* dalam diagnosis SRF.

Hasil yang diperoleh adalah model RNN menunjukkan kinerja yang luar biasa dibandingkan dengan *smart method* dalam diagnosis SRF dan mencapai akurasi 99,5% dengan 14% lebih awal pada kumpulan data testbed Meggit dan akurasi 98,32% dengan 55,68% tingkat awal pada kumpulan data MaFaulDa. RNN-LSTM dengan fitur frekuensi menunjukkan peningkatan kinerja dibandingkan dengan input data mentah seperti yang diharapkan. Namun, itu tidak dapat memenuhi rentang akurasi model lain yang dibandingkan (A. G. Nath, 2021).

2.1.4 *Rotating machinery fault diagnosis using similarity-based models*

Jurnal ini merupakan salah satu jurnal yang diterbitkan pada tahun 2017. Permasalahan yang diangkat dalam penelitian ini adalah mesin berputar merupakan bagian penting dari peralatan yang digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk pesawat terbang, turbin listrik, industri minyak dan gas, dan sebagainya. Karena kerumitannya, mesin-mesin ini memerlukan prosedur perawatan yang cermat untuk memastikan keandalan, menghindari penghentian produksi dan menimbulkan biaya berlebih. Tujuan dari penelitian tersebut adalah untuk menentukan metode yang tepat untuk memprediksi jenis kerusakan mesin. Metode yang digunakan yaitu seperti pada Gambar di bawah ini.

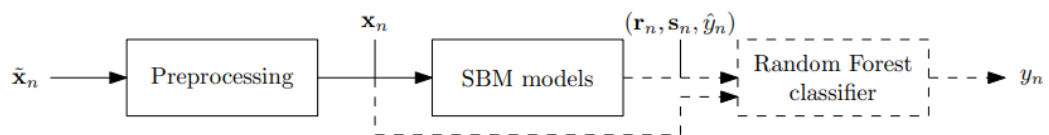


Diagram tersebut terdiri dari tiga blok, yaitu blok preprocessing mengubah input menjadi ruang fitur baru. Kemudian blok model SBM mengembalikan kesamaan antara sampel uji dan setiap kelas. Dan pengklasifikasi yang menyadari diagnosis. Dalam penelitian ini ini pengklasifikasi random forest (RF) dipekerjakan untuk tugas terakhir. Adapun dua database digunakan selama pekerjaan ini untuk mengevaluasi kinerja model SBM, yaitu MaFaulDa dan database CWRU Bearing. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi model dengan dataset CWRU

mencapai 98,70% dan dengan dataset MaFaulDa mencapai 96,43%) (Felipe M. L. Ribeiro, 2017).

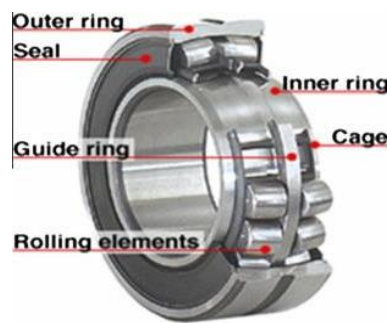
2.2 Teori Penunjang

2.2.1 Jenis Kerusakan Mesin Berputar

Jenis kerusakan mesin berputar yang sering terjadi di Industri yaitu bearing fault, unbalance, dan misalignment. Setiap jenis kerusakan dapat dideteksi melalui amplitudo vibrasi mesin di domain frekuensi pada rentang frekuensi tertentu. Berikut merupakan beberapa jenis kerusakan mesin berputar.

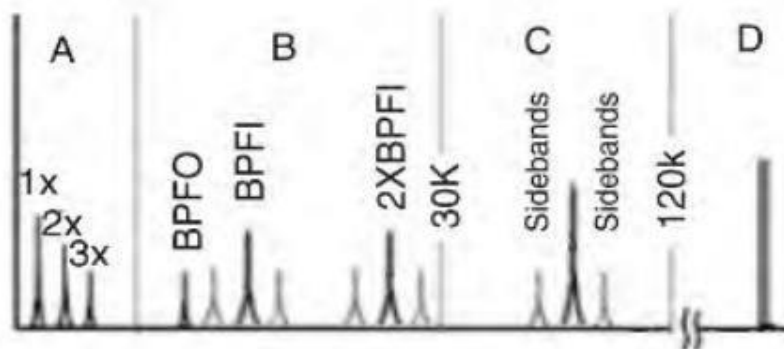
a. *Bearing Fault*

Kerusakan jenis bearing fault adalah kerusakan yang terjadi pada bearing dimana kerusakan dibuat dengan cara memukul bearing pada *outer ring* menggunakan palu (Girdhar, 2004).



Gambar 2. 2 Komponen *bearing*

Outer ring merupakan ring bagian luar *bearing*. Ada tiga kerusakan bearing yaitu kerusakan *inner ring*, *ball bearing* dan *outer bearing*. Kerusakan yang paling sering terjadi di Industri adalah kerusakan *outer ring*. Pada spektrum kerusakan *bearing* akan tampak tubrukan (*impact*) beberapa frekuensi dengan amplitudo tinggi seperti ditunjukkan Gambar 2.3. (Girdhar, 2004)



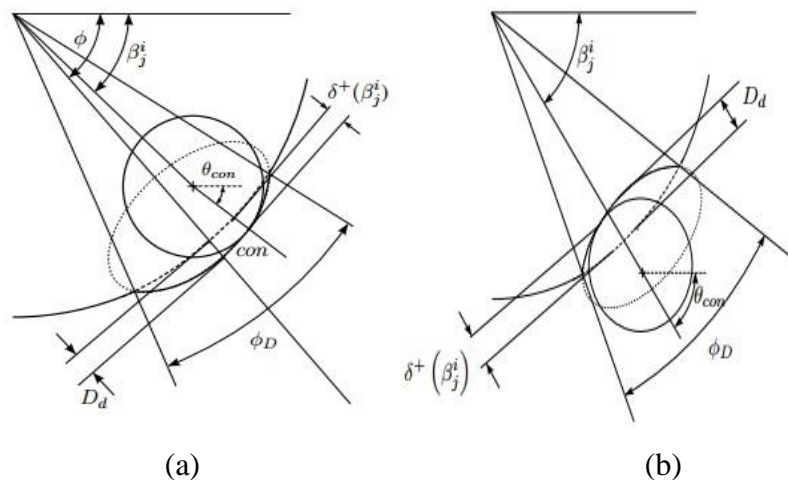
Gambar 2. 3 Spektrum vibrasi kerusakan bearing sumbu Vertikal

Pada sumbu radial yaitu vertikal dan horizontal. Secara umum kerusakan *journal bearing* ditandai dengan kenaikan amplitudo di 1x rpm sampai 10x rpm jika dibandingkan dengan normal. Ada dua tipe kerusakan bearing yang sering terjadi yaitu kerusakan tipe *outer* dan *inner ring*. Kerusakan bearing tipe *outer ring* dapat dideteksi menggunakan BPFO (*Ball Pass Frequency Outer Race*). Pada 1x BPFO, 2x BPFO, 3x BPFO terdapat *peak* yang dominan. Dan diantara 2 *peak* BPFO terdapat amplitudo yang besar jika dibandingkan dengan pompa normal. Kerusakan tipe *inner ring* dapat dideteksi menggunakan BPFI (*Ball Pass Frequency Inner Race*). Pada 1x BPFI, 2x BPFI, 3x BPFI terdapat *peak* yang dominan (Girdhar, 2004) (Mais, 2002) (ISO13373-1, 2002). Perhitungan BPFO yaitu perkalian antara koefisien BPFO dan 1x rpm pompa. Sedangkan perhitungan BPFI yaitu perkalian antara koefisien BPFI dan 1x rpm pompa (Felten, 2003).

$$BPFO = (k. bpfo) \times (1x rpm pompa) \quad (2.1)$$

$$BPFI = (k. bpfi) \times (1x rpm pompa) \quad (2.2)$$

Tipe kerusakan *outer* dan *inner race* ditandai dengan bagian *outer* dan *inner* yang rusak atau penyok. Berikut merupakan pemodelan matematis gaya yang diakibatkan oleh bagian *outer* dan *inner race* yang rusak (Ghalemchi, 2014).

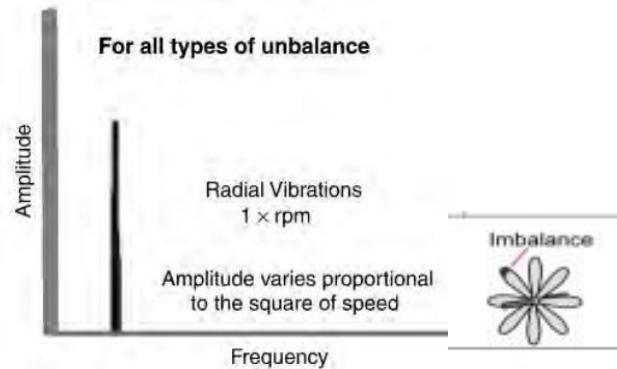


Gambar 2. 4 Outer race defect (a) inner race defect (b)

b. Unbalance

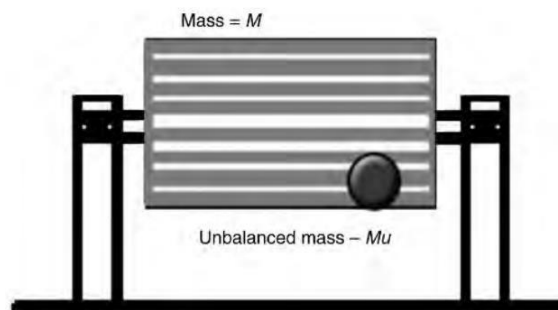
Kerusakan jenis *unbalance* ditandai dengan pusat massa tidak sesumbu dengan pusat sumbu rotasi sehingga rotor mengalami gaya berlebih terhadap *bearing* yang menghasilkan gaya sentrifugal. Faktor-faktor penyebab kerusakan

unbalance antara lain kesalahan saat proses *assembly*, eksentrisitas komponen, adanya kotoran saat pengecoran, korosi, keausan, distorsi geometri karena beban termal dan beban mekanik saat penumpukan material (Girdhar, 2004).



Gambar 2. 5 Spektrum vibrasi kerusakan *unbalance*

Kerusakan *unbalance* memiliki karakteristik amplitudo dominan atau tinggi pada 1xRPM di sumbu horizontal dan vertikal. Namun adanya penyimpangan frekuensi pada 1xRPM tidak selalu *unbalance*, karakteristik lainnya yaitu rasio amplitudo pada arah vertikal dan horizontal bernilai kecil. Pada kondisi dominan *unbalance*, getaran pada arah radial yaitu vertikal dan horizontal akan jauh lebih tinggi dibandingkan arah aksial. Sedangkan pada pompa normal, getaran pada arah horizontal akan lebih tinggi dibandingkan arah vertikal. *Unbalance* berada pada fasa 15^0 - 20^0 . Fasa akan bergeser $90^0(\pm 30^0)$, jika massa dipindah dari vertikal ke horizontal. maka fasa Amplitudo di 1xRPM dominan dari amplitudo keseluruhan ketika kerusakan dipastikan *unbalance* (Girdhar, 2004) (Mais, 2002) (ISO13373-1, 2002).



Gambar 2. 6 Kerusakan *Unbalance*

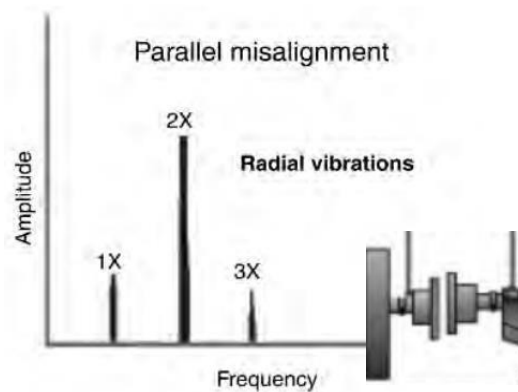
Perhitungan gaya operasional pompa akibat penambahan berat massa tambahan adalah sebagai berikut:

$$F(\text{unbalance}) = Mu \cdot r^2 \cdot \omega^2 \cdot \sin(\omega t) \quad (2.3)$$

Persamaan 2.3 merupakan persamaan gaya operasional *unbalance* akibat penambahan berat massa. M merupakan massa tambahan, u merupakan jarak massa tambahan terhadap sumbu, ω merupakan kecepatan angular pompa, t merupakan waktu dalam sekon. Berdasarkan persamaan 2.3, semakin besar berat massa tambahan, maka gaya operasional pompa *unbalance* semakin besar.

c. *Misalignment*

Jenis kerusakan *misalignment* terjadi ketika frekuensi *shaft* berputar pada satu kali putaran, dua kali putaran, maupun tiga kali putaran. *Misalignment* menghasilkan getaran lebih besar dibandingkan pada keadaan normal pada 2x RPM dan 3x RPM dan terjadi tidak hanya pada arah aksial namun juga arah radial (vertikal dan horizontal).

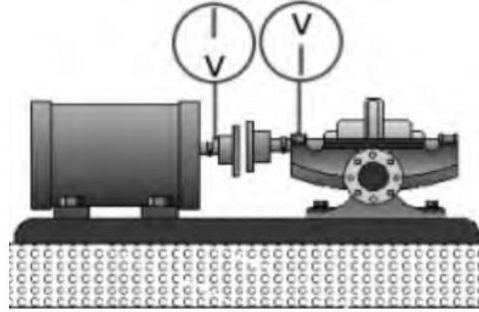


Gambar 2. 7 Spektrum vibrasi kerusakan *misalignment*

Salah satu kerusakan *misalignment* pada mesin berputar adalah parallel *misalignment*. *Shaft* pada parallel *misalignment* terjadi *offset*. Jika kerusakan *misalignment* menjadi semakin parah, maka pengukuran pada arah radial terdapat perbedaan fasa pada 0° atau $180^\circ (\pm 30^\circ)$ antara sisi dalam dan sisi luar *bearing*. Perbedaan *fasa* horizontal mendekati 180° pergeseran *fasa* dibandingkan dengan perbedaan *fasa* vertical. Kerusakan paralel *misalignment* ditandai dengan amplitudo yang dominan pada 1x, 2x, atau 3xrpm sumbu radial (vertikal dan horizontal) (Girdhar, 2004) (Mais, 2002) (ISO13373-1, 2002).

Perhitungan gaya operasional pompa paralel *misalignment* akibat penambahan jarak *offset* mirip sama dengan perhitungan gaya operasional *unbalance* yaitu sebagai berikut.

$$F(\text{misalignment}) = Mu.r^2.\omega^2.\sin(\omega t) \quad (2.4)$$

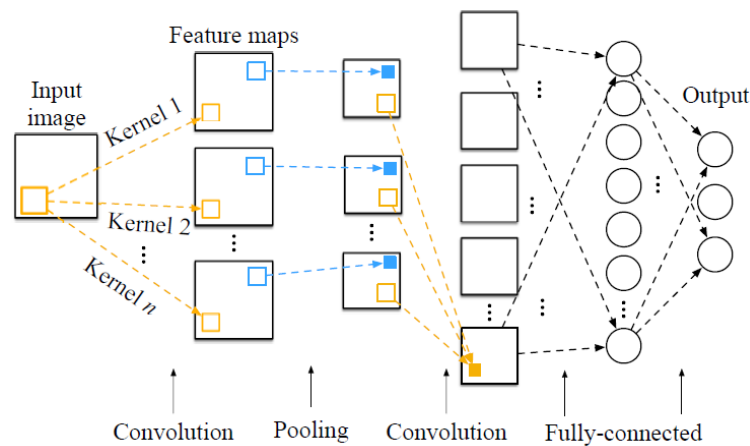


Gambar 2. 8 Kerusakan paralel *misalignment*

Persamaan 2.4 merupakan persamaan gaya operasional paralel *misalignment* akibat penambahan jarak *offset*. M merupakan massa tambahan, u merupakan jarak massa tambahan terhadap sumbu, ω merupakan kecepatan angular pompa, t merupakan waktu dalam sekon. Berdasarkan persamaan 2.4, semakin besar jarak *offset*, maka gaya operasional pompa *misalignment* semakin besar.

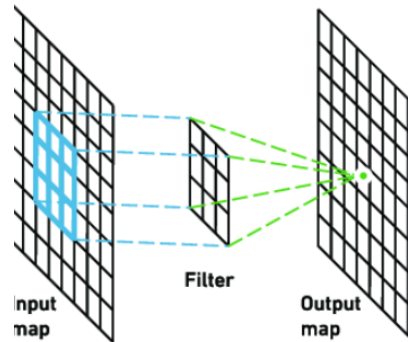
2.2.2 Convolutional Neural Network (CNN)

Sebuah CNN terdiri dari beberapa layer. Setelah input berupa citra dimasukkan ke model CNN, kemudian akan masuk ke dalam *feature extraction layer*. *Feature extraction* layer terdiri dari dua bagian, yaitu *Convolutional Layer* dan *Pooling Layer*. *Convolutional layer* terdiri dari *neuron* yang tersusun sedemikian rupa sehingga membentuk sebuah *filter* dengan panjang dan tinggi (pixels).



Gambar 2. 9 Arsitektur dari CNN

Konvolusi adalah suatu istilah matematis yang berarti mengaplikasikan sebuah fungsi pada output fungsi lain secara berulang. Dalam pengolahan citra, konvolusi berarti mengaplikasikan sebuah *kernel* (kotak biru) pada citra di semua *offset* yang memungkinkan seperti yang ditunjukkan pada gambar di bawah ini. Input Map secara keseluruhan adalah citra yang akan dikonvolusi dengan suatu *filter*.



Gambar 2. 10 Proses Konvolusi pada Input layer dan filter

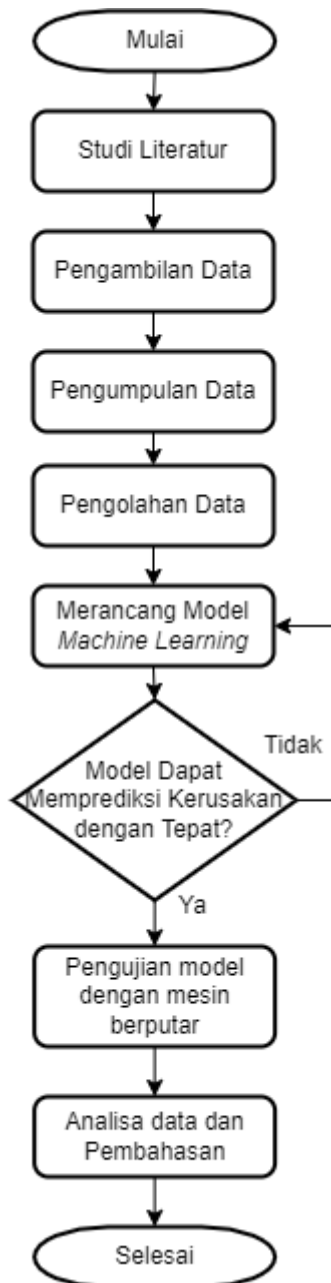
Kernel ini akan digeser secara keseluruhan bagian dari gambar. *Kernel* bergerak dari sudut kiri atas ke kanan bawah. Setiap pergeseran akan dilakukan operasi “*dot*” antara input dan nilai dari *filter* kemudian masing-masing operasi *dot* tersebut dijumlahkan sehingga menghasilkan sebuah *output* atau biasa disebut sebagai *output map* atau *feature map*.

Bagian selanjutnya yaitu *Pooling layer*. *Pooling layer* terdiri dari sebuah filter dengan ukuran dan stride tertentu yang akan bergeser pada seluruh area *feature map*. *Pooling* yang biasa digunakan adalah *Max Pooling* dan *Average Pooling*. Adapun fungsi aktivasi yang digunakan yaitu *ReLU* dan *Softmax*. (I Wayan Suartika, 2016)

Kemudian *confusion matrix* biasanya digunakan untuk menghitung kinerja algoritma klasifikasi. jika ingin menampilkan informasi kinerja algoritma klasifikasi dalam bentuk grafik, maka dapat menggunakan *Receiver Operating Characteristic (ROC)*. Kurva ROC dibuat berdasarkan nilai telah didapatkan pada perhitungan dengan *confusion matrix*, yaitu antara *False Positive Rate* dengan *True Positive Rate*.

BAB III

METODE PENELITIAN



Gambar 3. 1 Diagram Alir Metodologi Penelitian

3.1 Studi Literatur

Untuk melakukan *literatur review*, digunakan skema *preferred reporting items for systematic review and meta-analysis* (PRISMA). Proses identifikasi

dilakukan pada 3 database menggunakan kata kunci “*fault diagnosis*”, “*vibration*”, dan “*machine learning*”, yaitu *ScienceDirect*, *IEEE*, dan *Google Scholar*. Proses scanning dilakukan dengan kriteria inklusi yang digunakan adalah artikel ilmiah dengan periode publikasi 2016-2021, kesesuaian judul, kata kunci, dan abstrak. Dari tahap ini akan ditentukan kelebihan dan kekurangan masing-masing riset yang telah dilakukan sebelumnya. Selain itu, terdapat beberapa rujukan tambahan sebagai landasan teori dalam melakukan penelitian tugas akhir ini.

3.2 Pengambilan Data

Objek yang akan digunakan pada tugas akhir ini adalah *mini plant* mesin pompa sentrifugal yaitu pompa air jenis Panasonic GP – 129JXX yang berada di laboratorium vibrasi dan akustik Teknik Fisika ITS. Pada tugas akhir ini akan digunakan 5 buah pompa dengan rincian 1 pompa normal dan 4 buah pompa yang mempunyai kerusakan. Kerusakan yang dipakai adalah *unbalance* 6 gram.cm, *unbalance* 27 gram.cm, *misalignment* 3 mm, dan *bearing fault*. Di bawah ini merupakan datasheet pompa air jenis Panasonic GP-129JXX (Pompa Air Panasonic GP-129JXX, 2018).

Tabel 3. 1 Datasheet Pompa Air Panasonic GP-129JXX

| PARAMETER | SATUAN |
|---------------------------|--------------------|
| <i>Maximum Capacity</i> | 30 liter/menit |
| <i>Capacity At 12 M</i> | 18 liter/menit |
| <i>Power Suction</i> | 9 meter |
| <i>Maximum Total Head</i> | 30 meter |
| <i>Motor Power</i> | 125 watt |
| <i>Suction Pipe</i> | 1 inch (25 mm) |
| <i>Push Pipe</i> | 1 inch (25 mm) |
| <i>Size (Lxwxh)</i> | 206 x 152 x 212 mm |
| <i>Weight</i> | 5,9 kg |
| <i>Rotational Speed</i> | 3000 rpm |

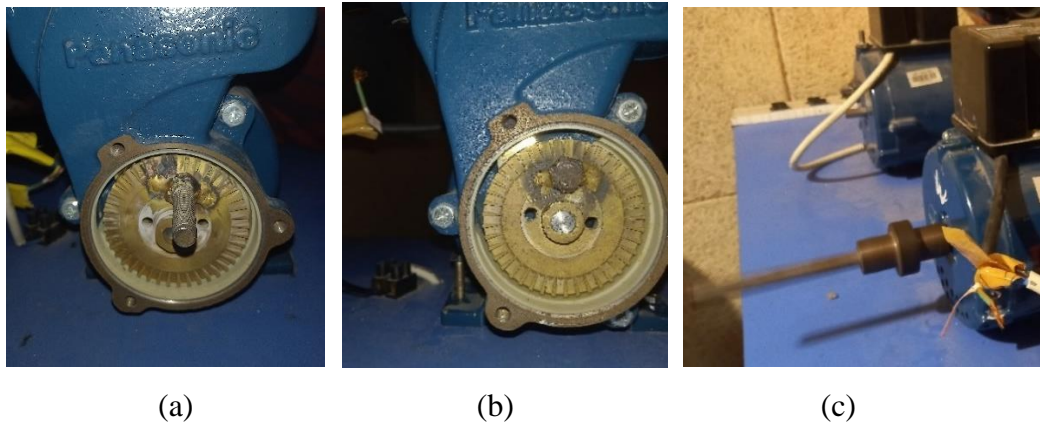


Gambar 3. 2 Kondisi Pompa Air: (1) *misalignment* 3 mm, (2) Normal, (3) *unbalance* 27 gram.cm, (4) *bearing fault*, (5) *unbalance* 6 gram.cm

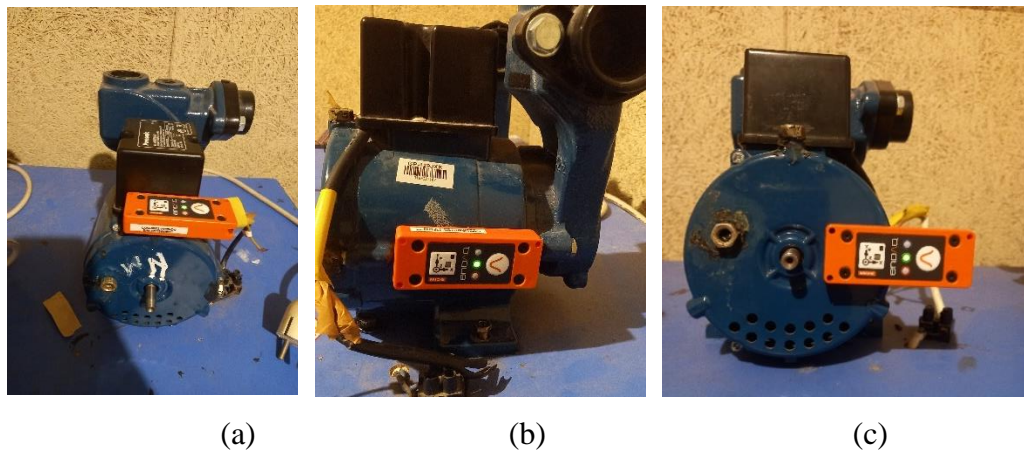
Jenis kerusakan *unbalance* dapat dibuat dengan cara menambah massa beban pada *impeller* pompa. *Impeller* pompa memiliki diameter sebesar 6 cm. Pada jarak 1,5 cm dari pusat massa ditambahkan massa beban dengan cara dilas. Massa beban yang digunakan yaitu 4 gram dan 18 gram. Penulisan satuan untuk *unbalance* adalah gram.cm. Satuan tersebut menunjukkan massa beban dan jarak massa dari sumbu pusat. Sehingga untuk massa beban 4 gram dengan jarak 1,5 cm adalah *unbalance* 6 g.cm. Adapun untuk berat massa 18 gram jarak 1,5 cm adalah *unbalance* 27 g.cm.

Jenis kerusakan *misalignment* yang dibuat pada tugas akhir ini adalah jenis *parallel misalignment*. Kerusakan dibuat dengan cara menyambungkan *shaft* pompa bagian belakang dengan besi menggunakan kopling. Besi yang disambungkan ke poros pompa berdiameter 1 cm dan panjang 7 cm disesuaikan dengan *shaft* pompa. Kopling dirancang untuk tidak sejajar atau *offset* dengan sambungan *shaft*. Pada penelitian ini dibuat kopling dengan *offset* 3 mm dari sumbu pusat.

Kerusakan Bearing atau *Bearing Fault* dibuat dengan memukul *bearing* pada bagian *outer ring* menggunakan palu. Kerusakan yang timbul yaitu kerusakan pada *outer ring* dan *inner ring bearing*.



Gambar 3. 3 Penambahan massa beban (a) 18 gram, (b) 4 gram pada impeller, (c) Shaft yang disambung dengan Besi Menggunakan Kopling



Gambar 3. 4 Konfigurasi Pengukuran Getaran menggunakan enDAQ LOG-0002-100G-DC-8GB-PC Shock & Vibration Sensor pada 3 Sumbu (a) vertikal, (b) horizontal, (c) aksial

Perangkat pengukuran yang digunakan antara lain enDAQ LOG-0002-100G-DC-8GB-PC Shock & Vibration Sensor, double-sided tape, kabel USB, dan laptop yang terinstal software *enDAQ LAB Software*. Sensor ini diletakkan dengan konfigurasi 3 sumbu, yaitu sumbu aksial, horizontal, dan vertikal. Sensor ini menggunakan jenis *piezoelectric accelerometer* yang digunakan untuk mengukur vibrasi dalam satuan g dan m/s^2 . Peletakan sensor arah radial (vertikal dan horizontal) dilakukan dengan beda kemiringan 90° , sedangkan untuk axial diletakkan sejajar dengan posisi poros sesuai (ISO13373-1, 2002).

Data yang didapatkan dari hasil pengukuran menggunakan enDAQ

Vibration Sensor merupakan data percepatan (m/s^2) dengan domain waktu (*time domain*) dengan format file .IDE. Data diambil selama 5 detik dengan *frequency sampling* diatur sebesar 20kHz. Yang berarti bahwa dalam tiap detik pengukurannya terdapat 20.000 data getaran dalam domain waktu.

3.3 Pengumpulan Data

Dataset yang akan digunakan dalam penelitian tugas akhir ini menggunakan data primer dan sebagai pembanding menggunakan data sekunder. Data primer didapatkan dari hasil pengukuran vibrasi pada mesin pompa sentrifugal yaitu pompa air jenis Panasonic GP – 129JXX menggunakan *enDAQ Vibration Sensor*. Jumlah data yang diambil yaitu total sebanyak 1000 data dengan pembagiannya adalah sebagai berikut.

Tabel 3. 2 Jumlah Data Tiap Kondisi Mesin Pompa

| KONDISI MESIN POMPA | | JUMLAH DATA |
|----------------------|------------|-------------|
| <i>Normal</i> | | 250 |
| <i>Unbalance</i> | 6 gram.cm | 125 |
| | 27 gram.cm | 125 |
| <i>Misalignment</i> | | 250 |
| <i>Bearing Fault</i> | | 250 |

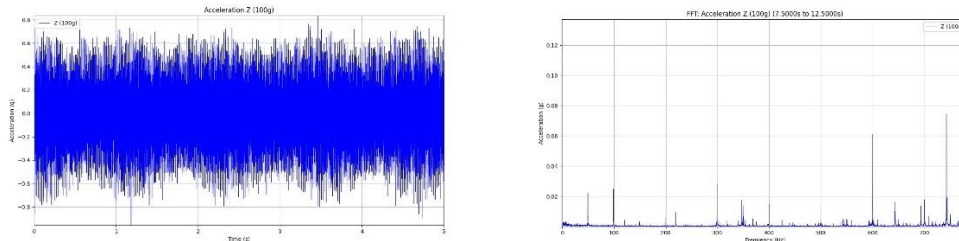
Adapun data sekunder didapatkan dari beberapa website penyedia data pengukuran getaran mesin yang dapat diakses secara gratis (*open access*). Data sekunder yang digunakan yaitu *Machinery Fault Database* (MAFAULDA) (Signals, 2021). Dataset tersebut berisi 1951 data yang mencakup kondisi normal dan 5 jenis kerusakan, diantaranya *vertical misalignment*, *horizontal misalignment*, *unbalance*, *overhang & underhang bearing fault*.

3.4 Pengolahan Data

3.4.1 Labelling & Preprocessing

Proses pertama yaitu melakukan *labelling* tiap jenis kerusakan mesin berdasarkan hasil pengambilan data primer dan data sekunder yang tersedia. Adapun data tersebut mencakup kondisi normal dan 3 jenis kerusakan, sehingga terdapat 4 label data yang akan ditraining. Keempat label tersebut diantaranya yaitu

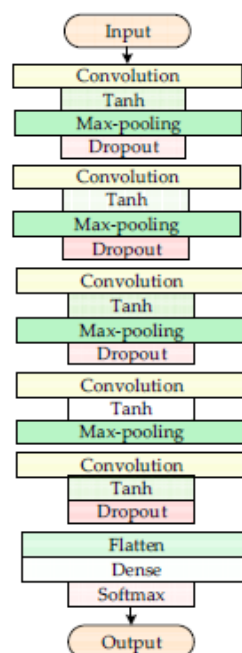
normal, unbalance, misalignment, dan bearing fault. Selanjutnya yaitu melakukan *pre processing*. Data yang sudah diberi label kemudian akan melalui proses *sampling* dan diubah dalam bentuk *frequency domain* dengan teknik *Fast Fourier Transform* (FFT).



Gambar 3. 5 Data pengukuran *time domain* (kiri) dan *frequency domain* (kanan)

3.4.2 Pembuatan Model CNN

Untuk model *machine learning* yang digunakan yaitu *Convolutional neural Network* (CNN-1D). CNN-1D dipilih karena menurut beberapa literatur, model ini memiliki peforma yang baik dalam proses klasifikasi. Struktur CNN-1D menggabungkan lima lapisan konvolusi, empat *pooling layer*, dan dua *full connection layers* (Gambar 3.5). Di setiap lapisan konvolusi, jumlah dan ukuran kernel konvolusi yang sesuai melakukan operasi konvolusi satu dimensi. Data masukan berupa sinyal satu dimensi.



Gambar 3. 6 Model CNN-1D

3.4.3 Proses *Training & Validation*

Kemudian model yang sudah dibuat akan ditraining dan divalidasi untuk mendapatkan nilai akurasi dari hasil prediksi berdasarkan dataset yang sudah dilabeli. Dimana untuk pembagiannya yaitu 80% untuk data training dan 20% untuk validasi dan test.

3.4.4 Confusion Matrix

Confusion matrix diperlukan untuk mengetahui hasil prediksi pada tiap-tiap kelas dari model yang sudah dirancang sebelumnya.

3.5 Validasi Data

Untuk memvalidasi akurasi dari model machine learning, dilakukan dengan cara pengujian hasil prediksi ke pompa sentrifugal jenis lainnya.

3.6 Analisa Data dan Pembahasan

Hasil pengambilan data getaran pada pompa kemudian dimasukkan ke dalam model *machine learning* dan dianalisis berdasarkan hasil validasi data dan dilakukan pembahasan dengan membandingkan dengan literatur dan hasil penelitian lain.

BAB IV

JADWAL KEGIATAN

Tugas akhir ini direncanakan untuk diselesaikan selama 4 bulan dengan jadwal kegiatan seperti ditunjukkan pada Tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Jadwal Kegiatan

| No. | Kegiatan | Bulan ke-1 | | | | Bulan ke-2 | | | | Bulan ke-3 | | | | Bulan ke-4 | | | |
|-----|----------------------------------|------------|---|---|---|------------|---|---|---|------------|---|---|---|------------|---|---|---|
| | | 1 | 2 | 3 | 4 | 1 | 2 | 3 | 4 | 1 | 2 | 3 | 4 | 1 | 2 | 3 | 4 |
| 1 | <u>Studi Literatur</u> | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 2 | Pengambilan Data | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 3 | Pengumpulan Data | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 4 | Pengolahan Data | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 5 | Pembuatan Model Machine Learning | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 6 | Validasi dan Pengujian model | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 7 | Analisa Data dan Pembahasan | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 8 | Penyusunan Laporan | | | | | | | | | | | | | | | | |

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR PUSTAKA

- Aneesh G. Nath. (2021). An Early Classification Approach for Improving Structural Rotor Fault Diagnosis. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*.
- B. Li, P. Zhang, D. Liu, S. Mi, G. Ren, H. Tian,. (2011). Feature extractionFeature extraction for rolling element bearing fault diagnosis utilizing generalized S transform and two-dimensional non-negative matrix factorization. *Journal of Sound and Vibration*, 330(10), 2388–2399.
- Endaq. (2021, Desember 05). *S4 Shock & Vibration Sensor*. Retrieved from <https://endaq.com/products/s4-shock-vibration-sensor-s4-e100d40>
- Felipe M. L. Ribeiro, Matheus A. Marins, Sergio L. Netto, and Eduardo A. B. da Silva. (2017). Rotating machinery fault diagnosis using similarity-based models. *XXXV Simpósio Brasileiro de Telecomunicações E Processamento de Sinais*.
- Felten, D. (2003). *Understanding Bearing Vibration Frequencies*.
- Ghalamchi, B. (2014). Dynamic Analysis Model of Spherical Roller Bearings With Defect. *Lappeenranta University of Technology Journal*.
- Girdhar. (2004). *Practical Machinery Vibration and Analysis & Predictive Maintenance*. Oxford: Newnes Inc.
- I Wayan Suartika. (2016). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101. *JURNAL TEKNIK ITS*, 5.
- ISO13373-1. (2002). *Condition Monitoring and Diagnostics of Machines*.
- Mais, J. (2002). *Spectrum Analysis*. SKF USA Inc.
- Signals, M. a. (2021, Desember 05). *MAFAULDA*. Retrieved from Machinery Fault Database: http://www02.smt.ufrj.br/~offshore/mfs/page_01.html
- Taufan, I. (2018). Transfer Path Analysis Sebagai Fitur untuk Deteksi Kerusakan pada Sistem Pompa Sentrifugal- Beam . *Undergraduate Thesis ITS*.
- Wen, L.; Li, X.; Gao, L.; Zhang, Y. (2018). A New Convolutional Neural Network-Based Data-Driven Fault Diagnosis Method. *IEEE Trans. Ind. Electron*, 5990–5998.

Zhao, R.; Yan, R.; Chen, Z.; Mao, K.; Wang, P.; Gao, R.X. (2019). Deep learning and its applications to machine health monitoring. *Mech. Syst. Signal Process*, 115, 213–237. doi:doi:10.1016/j.ymssp.2018.05.050