

PEMANTAUAN FASA HAUS MATA ALAT
BERASASKAN PEMBELAJARAN MESIN
SEPARA TERSELIA – FIXUM K-MEANS
(F-KM)

NUR ADILLA BINTI KASIM

UNIVERSITI KEBANGSAAN MALAYSIA

PEMANTAUAN FASA HAUS MATA ALAT BERASASKAN PEMBELAJARAN
MESIN SEPARA TERSELIA – FIXUM K-MEANS (F-KM)

NUR ADILLA BINTI KASIM

TESIS YANG DIKEMUKAKAN UNTUK MEMPEROLEHI
IJAZAH DOKTOR FALSAFAH

FAKULTI KEJURUTERAAN DAN ALAM BINA
UNIVERSITI KEBANGSAAN MALAYSIA
BANGI

2021

PENGAKUAN

Saya akui karya ini adalah hasil kerja saya sendiri kecuali nukilan dan ringkasan yang tiap-tiap satunya telah saya jelaskan sumbernya.

23 June 2021

NUR ADILLA BINTI KASIM
P78502

PENGHARGAAN

Alhamdulillahirabbil'alamin, segala puji bagi Allah S.W.T tuhan seluruh alam. Dialah yang telah memberikan hidayah, taufik, kesihatan, masa dan fikiran sehingga saya dapat menyiapkan penyelidikan dan penulisan tesis ini. Selawat dan salam ke atas junjungan Rasullallah S.A.W yang telah menjadi penyinar dan pembimbing memandu serta menjadi teladan kepada saya dan seluruh manusia agar mendapat kebahagiaan dunia dan akhirat. Semoga Allah S.W.T sentiasa redha dan merahmati kita semua.

Jutaan terima kasih saya ucapkan kepada penyelia utama Prof. Madya Dr. Mohd Zaki Nuawi atas bantuan yang begitu besar, bimbingan, teguran dan nasihat yang begitu berguna sepanjang kajian ini. Penghargaan yang sama juga tidak lupa saya ucapkan kepada penyelia bersama saya iaitu Prof. Ir. Dr. Jaharah A. Ghani dan Prof. Dr. Che Hassan Che Haron, dengan kepakaran masing-masing yang banyak memberikan panduan dan tunjuk ajar dalam menjalankan penyelidikan ini. Saya juga ingin merakamkan setinggi-tinggi penghargaan kepada Universiti Kebangsaan Malaysia kerana telah membantu melancarkan pelaksanaan penyelidikan ini dan Kementerian Pengajian Tinggi atas penganugerahan Hadiah Latihan Persekutuan (HLP – 2015) yang telah membiayai pengajian saya selama tiga tahun berturut-turut.

Penghargaan juga ditujukan kepada semua juruteknik di jabatan Mekanikal dan Kejuruteraan Pembuatan (JMKP), rakan- rakan seperjuangan yang terlibat secara langsung atau sebaliknya yang tidak disebutkan di sini, terima kasih yang tidak terhingga diucapkan.

Seterusnya, penghargaan khas kepada abah dan emak yang tercinta, Kasim Bin Cha dan Salimah binti Ibrahim yang telah menyayangi, mengasihi dan mendidik saya sejak kecil. Kepada umi, Sabariah Binti Leman, hadirmu memberi nafas baru ke dalam keluarga ini. Penghargaan istimewa buat suami yang dikasihi Mohd Ghafran Bin Mohamed yang setia menyokong perjuangan dalam susah dan senang. Kepada anakanda yang disayangi sepenuh hati Nur Sabrina Binti Mohd Ghafran, kehadiranmu menyuntik semangat dan mendewasakan ibu. Semoga usaha kecil ini menjadi inspirasi besar kepada anakanda untuk berjaya di masa akan datang dan menjadi anak yang solehah. Tidak lupa juga kepada adik yang dikasihi Nur Aniza Idayu dan keluarga, terima kasih kerana telah banyak membantu sepanjang pengajian. Akhirnya, dengan syafaat baginda Rasulullah S.A.W semoga Allah S.W.T memberikan ganjaran pahala dan mengumpulkan kita kembali dalam keadaan yang lebih baik di akhirat kelak.

ABSTRAK

Pembelajaran mesin tak terselia adalah kaedah memahami corak dan struktur asas sesebuah data. Ia boleh meramal status proses secara kasar dan mendiagnosis kegagalan dalam pemantauan keadaan mata alat. Pra-syarat sistem automasi pembuatan ialah kemampuan membezakan situasi haus mata alat. Salah satu model pengoptimuman asas yang telah dikaji dengan baik dalam pembelajaran mesin tak terselia adalah pengelompokan K-means. Kebergantungan K-means pada inisialisasi rawak menyebabkan algoritma ini sukar untuk mencapai fungsi objektif optimum. Proses pengelompokan Fixum K-means (F-Km) separa terselia dipacu oleh: 1) kaedah Pros-to untuk mentakrif bilangan kluster (K) secara empirik, 2) teknik inisialisasi pengawalan sentroid awal untuk mencapai fungsi objektif optimum dan 3) algoritma pengelompokan berasaskan logik jika-maka sebagai pembuat keputusan pengelompokan berdasarkan tiga fasa haus mata alat. Ciri isyarat Z-rot melalui kaedah Z-rotation dibangunkan bersama untuk menyokong integrasi, diagnosis, dan membuat keputusan keadaan mata alat dengan berkesan. Terdapat dua data yang digunakan sepanjang kajian iaitu data primer dan sekunder. Data sekunder ialah data arkib dari pemesinan kisar merangkumi isyarat tiga komponen daya dan isyarat tork. Manakala data primer adalah data perolehan dalam kajian iaitu isyarat getaran dari meter pecut tiga paksi dicerap semasa proses pemesinan larik kering dengan parameternya seperti berikut: kelajuan pemotongan $v_c = 100$ m/min, kadar suapan $v_f = 0.2$ mm/gigi dan kedalaman potongan $a_e = 0.4$ mm. Ciri isyarat Z-rot telah diuji dengan isyarat sintetik mendapat skor korelasi tinggi iaitu $R^2 = 0.9934$ mengatasi beberapa isyarat global dan alternatif yang lain. Manakala, perwakilan tiga dimensi yang dijana melalui kaedah penjanaan Mersene Twister $seed = 0$ dalam analisis Z-rotation adalah lebih seragam dan hasil imej yang lebih jelas. Keputusan kajian kes bagi ciri Z-rot telah mencatatkan purata $\rho = 0.8349$ untuk kedua-dua domain masa dan frekuensi. Pengelompokan F-Km dengan teknik inisialisasi sentroid awal mencatat kebarangkalian berjaya atau $p = 100\%$ untuk mencapai fungsi objektifnya. Secara keseluruhan, purata ketepatan pengelompokan mengikut kluster adalah 74%. Semua ciri pengelompokan bagi keseluruhan uji kaji adalah tetap dan tidak berubah jika diproses berulang kali. F-Km mencatat skor prestasi keseluruhan mencapai fungsi objektif optimum bagi kajian ini masing-masing adalah sebanyak 99.28% (data univariat) dan 99.49% (data multivariat) berbanding K-means dengan skor 59.39% (data univariat) dan 73.78% (data multivariat). Seterusnya, F-Km mencatat skor tertinggi dalam pengukuran ketahanan sistem terhadap nisbah kejadian iaitu 100% berbanding 33.33% oleh K-means++ dan 16.67% oleh K-means piawai. Hasil ujian ketepatan dalam pengelompokan F-Km bagi data univariat, multivariat dan ciri isyarat getaran ($^R Z_{norm}$) secara puratanya masing-masing adalah sebanyak 90%, 85% dan 95%. Pengelompokan F-Km telah dapat mengecam titik persilangan kedua fasa dengan purata optimum $VB_{STP} = 0.221$ mm di bawah 0.250 mm. Pekali Z-rot ($^R Z$) telah berjaya diintegrasikan ke dalam sistem pengelompokan F-Km separa terselia dan dengan teknik inisialisasi telah dapat menentukan ketiga-tiga wilayah haus dan berkesan mengenal pasti titik peralihan fasa kedua sebelum mata alat memasuki fasa kegagalan. Oleh itu, teknik pengelompokan ini boleh dipertimbangkan dalam pemantauan pengecaman keadaan mata alat tanpa melatih sistem dan mengelakkan pemerhatian haus mata alat secara terus bagi pengukuran dan penilaian produk secara automatik di industri.

MONITORING OF PHASE OF TOOL WEAR BASED ON SEMI SUPERVISED MACHINE LEARNING – FIXUM K-MEANS (F-KM)

ABSTRACT

Unsupervised machine learning is a method of understanding the basic patterns and structures of data. It can roughly predict the status of the process and diagnose failures in tool condition monitoring. The prerequisite of the manufacturing automation system can differentiate the tool wear situation. One of the primary optimization models that have been well studied in unsupervised machine learning is the K-means clustering. The dependence of K-means on random initialization makes it difficult for this algorithm to achieve optimal objective functions. The semi-supervised Fixum K-means (F-Km) clustering is driven by the: 1) Pros-to method to empirically define the number of clusters (K), 2) initial centroid control initialization techniques to achieve optimal objective functions and, 3) logic-based clustering algorithms of if-else as a clustering decision-maker based on the three-phase wear. Z-rot signal features through the Z-rotation method are developed jointly to support the integration, diagnosis, and decision making of the tool condition monitoring effectively. There are two data used throughout the study, namely primary and secondary data. Secondary data is archival data from milling machining, including three force component signals and torque signals. While the primary data is the vibration signal from the three-axis accelerometer observed during the dry turning process with the following parameters: cutting speed $v_c = 100$ m / min, feed rate $v_f = 0.2$ mm / tooth and depth of cut $a_e = 0.4$ mm. Z-rot signal characteristics were tested with synthetic signals getting a high correlation score of $R^2 = 0.9934$ overcoming some global signals and other alternatives. Meanwhile, the three-dimensional representation generated through the Mersenne Twister seed = 0 in the Z-rot analysis is more uniform and the image results more apparent. The case study results for the Z-rot feature have recorded an average of $\rho = 0.8349$ for both the time and frequency domains. The F-Km clustering with the initial centroid initialization technique recorded a probability of almost success or $p = 100\%$ to achieve its objective function. Overall, the average clustering accuracy by the cluster is 74%. All clustering features of the entire experiment are fixed and do not change if processed repeatedly. F-Km recorded an overall performance score achieving the optimal objective function for this study of 99.28% (univariate data) and 99.49% (multivariate data) respectively. They were compared to K-means with 59.39% (univariate data) and 73.78% (multivariate data). Furthermore, F-Km recorded the highest score in measuring the system's robustness to the event ratio of 100% compared to 33.33% by K-means ++ and 16.67% by standard K-means. Accuracy test results in F-Km clustering for univariate, multivariate data and vibration signal characteristics ($^R Z_{norm}$) were on average 90%, 85% and 95% respectively. The F-Km clustering has been able to identify the second transition point with the optimum average $VB_{STP} = 0.221$ mm below 0.250mm. The Z-rot coefficient ($^R Z$) has been successfully integrated into the semi-supervised F-Km clustering system. With initialization techniques, it can determine the three wear regions and effectively identify the second phase transition point before the tool point enters the failure phase. Therefore, the clustering method can be considered for observing tool wear state recognition without training and equivocating traditional direct tool wear in the industry's automatic product measurement and evaluation.

KANDUNGAN

	Halaman
PENGAKUAN	i
PENGHARGAAN	ii
ABSTRAK	iii
ABSTRACT	iv
KANDUNGAN	v
SENARAI JADUAL	viii
SENARAI ILUSTRASI	x
SENARAI SIMBOL	xv
BAB I PENGENALAN	
1.1 Pengenalan	1
1.2 Penyataan Masalah	3
1.3 Objektif Kajian	4
1.4 Skop Kajian	5
1.5 Sumbangan Ilmu	6
1.6 Organisasi Tesis	7
BAB II KAJIAN KEPUSTAKAAN	
2.1 Pengenalan	9
2.2 Haus Mata alat	9
2.2.1 Mekanisme Haus Mata Alat	10
2.2.2 Jenis-jenis Haus Mata Alat	13
2.2.3 Pengukuran dan Kriteria Hayat Mata Alat	15
2.3 Pemantauan Keadaan Perkakas	19
2.3.1 Pemantauan Haus Mata Alat	19
2.3.2 Penderia	24
2.3.3 Komponen Daya	26
2.3.4 Daya Kilas, Tork	32
2.3.5 Getaran	33
2.3.6 Pemprosesan Isyarat Pemesinan	37
2.3.7 Kajian Kes Sistem Pemantauan Mata Alat	53
2.3.8 Perbandingan Ciri Isyarat dari Kajian Terdahulu	58
2.3.9 Korelasi Spearman	60

2.4	Penjanaan Nombor Rawak	63
2.4.1	Penjanaan Nombor Rawak Pseudo (PRNG)	64
2.4.2	Penjanaan Nombor Mersenne Twister	65
2.5	Pembelajaran Mesin	69
2.5.1	Struktur Pembelajaran Mesin	70
2.5.2	Kaedah Pengelompokan Pembelajaran Mesin Tak Terselia	76
2.6	Ringkasan	86
BAB III	METODOLOGI	
3.1	Pengenalan	89
3.2	Data Uji kaji	90
3.2.1	Data Pengujian Algoritma Kajian (Data Sekunder)	90
3.2.2	Data Pengesahan (Data Primer)	91
3.3	Kaedah Z-rotation	94
3.3.1	Ciri Statistik Alternatif Z-rot (RZ)	94
3.3.2	Perwakilan Tiga Dimensi Pekali Z-rot	97
3.3.3	Pengesahan Ciri Isyarat Z-rot	98
3.3.4	Keberkesanan dan Perbandingan Ciri Isyarat Z-rot dengan Ciri Statistik Piawai	99
3.4	Fixum K – Means (F-Km)	99
3.4.1	Kaedah Pros-to	102
3.4.2	Inisialisasi Penyemaian Awal	105
3.4.3	Algoritma Pengelompokan F-Km	108
3.4.4	Paparan Siluet Terubah Suai	113
3.4.5	Keberkesanan dan Perbandingan Fixum K-means dengan Pengelompokan Piawai	115
3.4.6	Penilaian Pengelompokan Fixum K-means	115
3.4.7	Penentuan Titik Persilangan Fasa Kedua Haus Mata Alat	116
3.5	Ringkasan	117
BAB IV	KEPUTUSAN DAN PERBINCANGAN	
4.1	Pengenalan	119
4.2	Pemprosesan Isyarat Pemesinan	121
4.2.1	Haus Rusuk dan Hayat Mata Alat	121
4.2.2	Pemprosesan Data Isyarat validasi	124
4.3	Pengesahan Ciri Isyarat dan Keputusan Pembangunan Kaedah Z-Rotation	139

4.3.1	Isyarat dengan Amplitud dan Frekuensi Sama (AIFI)	139
4.3.2	Keputusan Kajian Kes Aplikasi Z-rotation	144
4.4	Pengelompokan Fixum K – means (F-Km)	162
4.4.1	Pengesahan Kaedah Pros-to, $K = 3$	162
4.4.2	Fungsi Objektif Optimum dengan Inisialisasi Sentroid Awal	164
4.4.3	Algoritma Pengelompokan Fixum K-means (F-Km)	169
4.4.4	Perbandingan Keputusan Pengelompokan F-Km dengan K-means Piawai dan K-mean++	183
4.5	Penentuan Titik Peralihan Fasa Haus Kedua (STP)	189
4.5.1	STP Hasil dari Data Univariat	189
4.5.2	STP Hasil dari Data Multivariat	192
4.5.3	Pengujian Kaedah Z-rotation dan F-Km ke atas Isyarat Pemesinan Larik	195
BAB V	KESIMPULAN DAN CADANGAN	
5.1	Pengenalan	200
5.2	Sumbangan Kepada Industri	201
5.3	Cadangan	202
RUJUKAN		203
Lampiran A	Senarai Penerbitan	220
Lampiran B	Skrip Pengaturcaraan MATLAB	221

SENARAI JADUAL

No. Jadual		Halaman
Jadual 2.1	Kaedah penderiaan dalam TCM	24
Jadual 2.2	Kajian terdahulu bagi penggunaan meter pecut.	36
Jadual 2.3	Kombinasi parameter uji kaji	55
Jadual 3.1	Komposisi kimia bagi keluli perkakas AISI H13	91
Jadual 4.1	Respon pekali Z-rot dan ciri isyarat yang lain terhadap isyarat AIFI	143
Jadual 4.2	Keputusan penuh untuk korelasi ciri isyarat terhadap perkembangan mata alat dalam domain masa bagi daya tork	148
Jadual 4.3	Keputusan penuh untuk korelasi ciri isyarat terhadap perkembangan mata alat dalam domain frekuensi bagi daya tork	152
Jadual 4.4	Keputusan penuh analisis korelasi bagi komponen tiga daya dalam domain frekuensi.	160
Jadual 4.5	Kaedah Pros-to untuk menetapkan bilangan kluster bagi E2	164
Jadual 4.6	Penyemaian awal untuk E3	165
Jadual 4.7	Pengawalan set sentroid awal bagi data univariat	167
Jadual 4.8	Pengelompokan data multivariate dengan pemilihan set sentroid awal	168
Jadual 4.9	Contoh dapatan dari Inisialisasi sentroid awal bagi E8	169
Jadual 4.10	Keputusan penuh pengelompokan akhir F-Km bagi data univariat	178
Jadual 4.11	Sentroid pengelompokan F-km untuk uji kaji E3 bagi data multivariat.	180
Jadual 4.12	Keputusan penuh pengelompokan F-Km bagi data multivariat	182
Jadual 4.13	Dapatan TSD melalui 1000 replikasi K-means++ data univariate	184

Jadual 4.14	Dapatan TSD melalui 1000 replikasi K-means++ data multivariate	184
Jadual 4.15	Perbandingan prestasi fungsi objektif pengelompokan data univariat	186
Jadual 4.16	Perbandingan prestasi fungsi objektif pengelompokan data multivariat	186
Jadual 4.17	Perbandingan pengelompokan K-means, K-means++ dan F-Km (univariat)	186
Jadual 4.18	Contoh keputusan pengelompokan F-Km univariat (E5) mengikut VB	190
Jadual 4.19	Dapatan pengelompokan F-Km dengan STP setiap set uji kaji univariat	191
Jadual 4.20	Contoh keputusan pengelompokan F-Km multivariat (E5) mengikut VB	193
Jadual 4.21	Dapatan pengelompokan F-Km dengan STP setiap set uji kaji multivariat	193
Jadual 4.22	Keputusan pengelompokan F-Km mengikut VB	198

SENARAI ILUSTRASI

No. Rajah		Halaman
Rajah 2.1	Perbezaan mekanisme haus mata alat. Sumber: Carrilero et al. 2002	10
Rajah 2.2	Hubung kait antara mekanisma haus dan suhu. Sumber: Carrilero et al. 2002	12
Rajah 2.3	Jenis haus dan kegagalan yang berlaku pada mata alat. Sumber: Grzesik 2016	15
Rajah 2.4	Zon haus pada pinggir mata alat. Sumber: Sheikh-Ahmad & Davim 2012	16
Rajah 2.5	Hubungan antara lebar haus rusuk dengan masa pemotongan. Sumber: Groover 2012	17
Rajah 2.6	Carta alir pembangunan sistem pemantauan cerdas haus mata alat. Sumber: Abellan-Nebot & Romero Subirón 2010	21
Rajah 2.7	Kerangka pemantauan keadaan mata alat. Sumber: da Silva et al. 2016	22
Rajah 2.8	Bahagian dalam TCM. Sumber: Serin et al. 2020	23
Rajah 2.9	Dinamometer berasaskan unsur piezoelektrik bagi daya tiga-komponen. Sumber: Youssef & El-Hofy 2020	28
Rajah 2.10	Dinamometer meja berasaskan tolok terikan. Sumber: Yaldız et al. 2007	30
Rajah 2.11	Dinamometer berputar berasaskan piezoelektrik Kistler Sumber: Totis et al 2010	31
Rajah 2.12	Penderia tork adaptasi tolok terikan dalam sistem tanpa wayar Sumber: Suprock & Nichols 2009	33
Rajah 2.13	Penderai tork adaptasi filem nipis PVDF dalam sistem tanpa wayar. Sumber: Ma et al. 2014	33
Rajah 2.14	Skematik persediaan penderia dalam pemesinan larik. Sumber: Lim 1995	37
Rajah 2.15	Sampel isyarat analog dan diskrit dalam domain masa. Sumber: Shin & Hammond 2008	38
Rajah 2.16	Perubahan isyarat analog kepada siri masa diskrit. Sumber: Mycroft & Voigt 2013	39

Rajah 2.17	Contoh isyarat digital kepada spektrum amplitud. Sumber: Tan & Beaulieu 2009	46
Rajah 2.18	Prosedur I-kaz TM dalam pembahagian julat frekuensi isyarat. Sumber: Nuawi et al. 2008	49
Rajah 2.19	Sistem penderia berbilang yang dibangunkan. Sumber: Rizal et al. 2014	54
Rajah 2.20	Uji kaji pemesinan kasar. Sumber: Rizal 2015	55
Rajah 2.21	Proses penurasan isyarat; (a) isyarat mentah, (b) isyarat dituras Sumber: Rizal 2015	56
Rajah 2.22	Lakaran hubung kait ciri komponen daya tiga paksi terhadap perkembangan haus rusuk.	57
Rajah 2.23	Contoh korelasi pekali Pearson dan Spearman. Sumber: Schober et al. 2018	61
Rajah 2.24	Contoh pemerhatian plot data yang berbeza bagi tujuan perhitungan antara korelasi Pearson dan Speraman	62
Rajah 2.25	Diagram asas PRNG digital. Sumber: Addabbo et al. 2007	64
Rajah 2.26	Diagram blok bagi MT. Sumber: Jagannatam 2010	66
Rajah 2.27	Pendaraban matriks. Sumber: Jagannatam 2010	66
Rajah 2.28	Blok diagram bagi pembentukan kluster. Sumber: Suryawanshi & Puthran 2016	77
Rajah 2.29	Sentroid tidak boleh digerakkan antara kluster yang jauh. Sumber: Fränti & Sieranoja 2019	80
Rajah 2.30	Diagram pengiraan SI. Sumber: Mamat et al. 2018	83
Rajah 3.1	Carta alir kajian	89
Rajah 3.2	Mesin larik CNC Cholchester Tornado T4	91
Rajah 3.3	Geometri mata alat	92
Rajah 3.4	Kedudukan penderia meter pecut tiga paksi pada pemegang mata alat.	93
Rajah 3.5	Perkakas untuk mencerap isyarat pemesinan	93
Rajah 3.6	Model statistik untuk kaedah Z-rot	94
Rajah 3.7	Algoritma Fixum K-means separa terselia	100

Rajah 3.8	Lakaran <i>scree</i> asal	103
Rajah 3.9	Kaedah Pros-to	104
Rajah 3.10	Lengkung tiga fasa	106
Rajah 3.11	Pembuat keputusan untuk pengelompokan F-Km	110
Rajah 3.12	Carta alir analisis siluet terubah-suai	114
Rajah 4.1	Dapatan keseluruhan berdasarkan objektif kajian	120
Rajah 4.2	Pembentukan haus rusuk dengan parameter uji kaji $v_c = 100 \text{ mm/min}$, $f_z = 0.1 \text{ mm/putaran}$, $a_e = 1 \text{ mm}$.	122
Rajah 4.3	Haus rusuk melawan masa pemesinan	123
Rajah 4.4	Frekuensi spektrum; a) Mata alat baru, b) Mata alat rosak	126
Rajah 4.5	Perubahan isyarat hasil daripada proses penurasan: a) isyarat mentah, b) isyarat dituras	126
Rajah 4.6	Isyarat getaran komponen x dalam domain masa pada beberapa keadaan mata alat: (a) $VB = 0 \text{ mm}$, (b) $VB = 0.153 \text{ mm}$, (c) $VB = 0.281 \text{ mm}$	129
Rajah 4.7	Isyarat getaran komponen y dalam domain masa pada beberapa keadaan mata alat: (a) $VB = 0 \text{ mm}$, (b) $VB = 0.153 \text{ mm}$, (c) $VB = 0.281 \text{ mm}$	130
Rajah 4.8	Isyarat getaran komponen z dalam domain masa pada beberapa keadaan mata alat: (a) $VB = 0 \text{ mm}$, (b) $VB = 0.153 \text{ mm}$, (c) $VB = 0.281 \text{ mm}$	131
Rajah 4.9	Isyarat getaran komponen x dalam domain frekuensi pada beberapa keadaan mata alat: (a) $VB = 0 \text{ mm}$, (b) $VB = 0.153 \text{ mm}$, (c) $VB = 0.281 \text{ mm}$	134
Rajah 4.10	Isyarat getaran komponen y dalam domain frekuensi pada beberapa keadaan mata alat: (a) $VB = 0 \text{ mm}$, (b) $VB = 0.153 \text{ mm}$, (c) $VB = 0.281 \text{ mm}$	135
Rajah 4.11	Isyarat getaran komponen z dalam domain frekuensi pada beberapa keadaan mata alat: (a) $VB = 0 \text{ mm}$, (b) $VB = 0.153 \text{ mm}$, (c) $VB = 0.281 \text{ mm}$	136
Rajah 4.12	Isyarat sintetik asal dalam domain masa dan masa	139
Rajah 4.13	Isyarat sintetik pada anjakan 60% dalam domain masa dan frekuensi	140
Rajah 4.14	Korelasi bagi ciri isyarat global dan alternatif	141

Rajah 4.15	Perwakilan grafik Z-rot bagi anjakan isyarat 10%, 40% dan 80%.	143
Rajah 4.16	Perbandingan korelasi bagi data isyarat daya tork satu saluran.	146
Rajah 4.17	Dapatan pekali ciri isyarat Z-rot lebih sensitif di akhir uji lari.	147
Rajah 4.18	Perbandingan taburan pekali bagi ciri isyarat RMS dan Z-rot dalam E6.	148
Rajah 4.19	Perwakilan tiga dimensi Z-rot terhadap perkembangan haus rusuk mata alat	151
Rajah 4.20	Ilustrasi isyarat komponen-komponen daya dan proses penokokan bagi kaedah Z-rotation.	154
Rajah 4.21	Perbandingan pekali korelasi dan corak taburan data antara ciri isyarat I-kaz 3D dan Z-rot	156
Rajah 4.22	Perwakilan 3D bagi haus awal, haus malar dan kegagalan bagi uji kaji E7.	157
Rajah 4.23	Analisis Z-rot bagi komponen daya dalam domain frekuensi untuk E2.	159
Rajah 4.24	Perbandingan ciri isyarat getaran alternatif I-kaz 3D dan Z-rot	160
Rajah 4.25	Lakaran <i>scree</i> untuk E2	163
Rajah 4.26	Hasil pengelompokan F-Km untuk uji kaji E3 bagi data univariat.	171
Rajah 4.27	Lakaran siluet bagi pengelompokan data univariat E3	172
Rajah 4.28	Hasil pengelompokan semula uji kaji E6 oleh F-Km (a) Data asal (b) Pengelompokan data oleh K-means piawai (c) pengelompokan data oleh F-Km	174
Rajah 4.29	Lakaran siluet piawai bagi pengelompokan data univariat E6	176
Rajah 4.30	Lakaran siluet terubah-suai bagi pengelompokan data univariat E6	176
Rajah 4.31	Lakaran siluet piawai dengan NS negatif bagi pengelompokan data univariat E1	177

Rajah 4.32	Lakaran siluet terubah-suai bagi pengelompokan data univariat E1	177
Rajah 4.33	Hasil pengelompokan F-Km untuk uji kaji E3 bagi data multivariat.	180
Rajah 4.34	Lakaran siluet bagi pengelompokan data multivariat E3	182
Rajah 4.35	Contoh antara tugas yang dijana berubah dengan K pada $TSD = 22.981$	187
Rajah 4.36	Perbandingan masa pengelompokan	188
Rajah 4.37	Lakaran <i>scree</i> plot untuk nilai K	195
Rajah 4.38	Hasil pengelompokan F-Km ke atas ciri isyarat getaran	196
Rajah 4.39	Lakaran siluet bagi pengelompokan ciri isyarat getaran	197

SENARAI SIMBOL

a_e	Kedalaman pemotongan
f	Kadar suapan
F_c	Isyarat daya pemotongan utama
F_{cN}	Isyarat daya tork
F_t	Isyarat daya serenjang
h	Argumen minimum
K	Bilangan kluster
K_r	Kurtosis bagi r
$M_{1,h}$	Set 1 sentroid awal
$M_{2,h}$	Set 2 sentroid awal
$M_{3,h}$	Set 3 sentroid awal
n	Bilang data
NS	Nilai siluet
$P(x)$	Pekali kebarangkalian
u	Bilangan data dalam julat
r	Perbezaan antara elemen dalam isyarat
$\bar{r}$	Purata perbezaan isyarat
${}^R Z_{F,t}$	Pekali Z-rot bagi komponen daya dalam domain masa
${}^R Z_{F,f}$	Pekali Z-rot bagi komponen daya dalam domain frekuensi
${}^R Z_{T,t}$	Pekali Z-rot bagi tork dalam domain masa
${}^R Z_{T,f}$	Pekali Z-rot bagi tork dalam domain frekuensi
${}^R Z$	Pekali Z-rot
${}^R Z_{norm}$	Pekali Z-rot ternormalisasi
s	Isyarat-isyarat penerima
$\bar{s}$	Purata isyarat penerima

t	Bilangan iterasi
TSD	<i>Total sum of distance</i>
VB	Lebar haus mata alat
v_c	Halaju pemotongan
$\bar{x}$	min pekali data isyarat
x_i	Data yang ke- i
$\bar{x}_{1,h}^0$	Sentroid awal kluster 1
$\bar{x}_{2,h}^0$	Sentroid awal kluster 2
$\bar{x}_{3,h}^0$	Sentroid awal kluster 3
$\bar{x}_h^t$	Sentroid baru kluster
ρ	Pekali korelasi Sperman
$\wedge$	DAN
$<$	Meningkat

BAB I

PENGENALAN

1.1 PENGENALAN

Tujuan utama proses pemesinan adalah untuk membuang serpihan pada kadar yang optimum dengan memaksimumkan jangka hayat mata alat. Hasil permukaan termesin juga dianggap sebagai salah satu parameter penting dalam menentukan kualiti proses pengeluaran (Torabi et al. 2016). Oleh itu, keperluan penetapan parameter proses yang optimum adalah sangat penting semasa pemesinan. Selain itu, ketika operasi pemesinan, jangka hayat mata alat secara langsung akan mempengaruhi kualiti dan kos proses. Dengan ini, aktiviti memantau keadaan mata alat dan mengesan sebarang anomali yang terjadi semasa pemesinan sedang dijalankan adalah penting untuk mengelakkan sebarang komplikasi pembuatan yang teruk seperti mata alat pecah atau kerosakan permukaan bahan yang dimesin. Adaptasi pemantauan keadaan mata alat (TCM) untuk masalah seperti haus, kerosakan, dan gelatuk pada mata alat dapat dikurang dan dielakkan. Oleh itu, kesan sampingan akibat mata alat yang telah haus dari aspek kualiti bahan termesin, masa pengeluaran, dan kos dapat diminimumkan. Selain itu, amalan TCM yang baik dapat mengurang dan mengelakkan kos kerosakan mesin atau kerosakan bahan kerja yang tinggi.

Penyelidikan awal dalam bidang TCM bermula pada akhir 70-an dan awal 80-an (Kline et al. 1982). Sejak dari itu, banyak kaedah telah dicadangkan agar amalan TCM dapat terus meningkatkan kualiti sesuatu proses. Penyampaian maklumat hasil pemantauan ini sering ditunjukkan dalam bentuk model matematik atau disediakan dalam bentuk model berasaskan kecerdasan buatan (Zhou & Xue 2018). Namun, matlamat akhir adalah untuk mencapai kualiti permukaan yang lebih baik, berkualiti tinggi dan dapat memanjangkan hayat mata alat lebih lama dalam proses pemesinan.

Maklumat-maklumat ini adalah signifikan sebagai motivasi penggerak untuk membantu memudahkan penelitian dan penilaian dalam mendapatkan hubungan kait yang wujud antara semua parameter yang optimum, isyarat penderia, dan hasil proses menggunakan model yang bersifat deskriptif untuk kes yang dikaji melalui senarai objektif yang telah ditetapkan (Teti et al. 2010).

TCM dianggap sebagai teknologi kerana konsepnya yang sentiasa perlu dikemas kini selaras dengan perkembangan teknologi semasa. Oleh itu, adaptasinya ke dalam pembuatan pintar adalah sangat signifikan. Kaedah TCM dalam membuat penilaian keadaan mata alat dilakukan dengan menggunakan penderia canggih dan terkini. Selain itu, analisis yang dijalankan kebiasaanya memerlukan kecerdasan pengiraan untuk meramal dan menghindari kerosakan pada mata alat pemotong dan mesin. Justeru itu, penggunaan kaedah pembelajaran mesin dalam TCM dapat memberi manfaat yang banyak dalam proses pemesinan untuk menjamin kualiti permukaan yang diproses dan meningkatkan kecekapan pemesinan (Yang et al. 2020). Walau bagaimanapun, bidang pembelajaran mesin sangat pelbagai dan terdapat banyak algoritma, teori, dan kaedah yang berbeza (Wuest et al. 2016). Kaedah pempartisian dan hierarki dalam algoritma pengelompokan adalah teknik kluster yang paling popular. Dalam tiga dekad terakhir, pelbagai algoritma pengelompokan telah dicadangkan. Di antara algoritma ini adalah K – means (Lloyd 1982) yang sentiasa menjadi pilihan popular kerana keringkasan algoritma, kecekapan dan prestasinya yang tidak rumit tetapi stabil untuk menghadapi pelbagai bidang masalah. Ia dikenali sebagai salah satu daripada sepuluh algoritma yang paling popular dalam perlombongan data (Wu et al. 2007). Di samping itu, K – means telah digunakan secara meluas dalam aplikasi yang berbeza. Namun, algoritma ini masih jauh dari sempurna di mana terdapat usaha yang berterusan mengikut objektif setiap bidang menjadikan ianya satu tumpuan untuk terus dioptimumkan

Justeru, pembelajaran mesin secara pengelompokan dalam pembangunan pemantauan pengecaman keadaan mata alat menjadi tumpuan utama dalam kajian ini. Setelah ciri isyarat diekstrak, sistem kemudian berupaya mengelompok pekali isyarat mengikut perkembangan haus mata alat dalam pelaksanaan TCM atas talian.

1.2 PENYATAAN MASALAH

Analisis ciri sedia ada seperti model matematik adalah teknik yang paling lama dan banyak digunakan dalam penghuraian isyarat penderia. Manakala, kaedah ekstrak ciri berdasarkan domain masa (Bhattacharyya et al. 2007) dan frekuensi (Cuka & Kim 2017) menampilkan suatu maklumat yang mempunyai hubungan kait dengan keadaan mata alat. Kaedah berasaskan domain pelbagai juga telah mendapat perhatian dan tumpuan di dalam bidang penyelidikan TCM (Torabi Jahromi et al. 2014). Walau bagaimanapun, teknik dan kaedah pengiraannya adalah sangat sukar dan kompleks kerana ia memerlukan medium pemproses yang besar dan laju (Painuli et al. 2014; Torabi et al. 2016). Sebagai alternatif, pendekatan model statistik sering digunakan dalam kajian dan uji kaji TCM. Kesemua analisis domain masa, frekuensi dan statistik hanya dapat memberikan maklumat ciri dari satu perspektif, dan menganggap bahawa isyarat itu adalah pegun. Maka ia tidak sesuai untuk isyarat tidak pegun yang diperoleh dalam proses pemesinan (Zhou & Xue 2018).

Majoriti pengkaji terdahulu menjelaskan hubungan kait isyarat penderia dengan perkembangan haus mata alat secara regresi tidak linear dengan padanan garis pekali R -kuasa dua (Zhou & Xue 2018). Fenomena haus mata alat adalah proses tidak linear yang berubah terhadap masa dan merangkumi kedua-dua ciri statik dan dinamik yang sangat kompleks (Akhavan Niaki et al. 2016). Isyarat yang diperoleh dalam proses pemesinan adalah tidak berketentuan (Aziz et al. 2016) dan tidak pegun. Kaedah statistik global juga tidak dapat menjelaskan dengan menyeluruh hubungan tidak linear antara pemboleh ubah bersandar dan bebas (Visariya et al. 2018). Tambahan pula, dalam rangka matematik asas, R -kuasa dua adalah tidak sesuai digunakan selain regresi linear (Spiess & Neumeyer 2010). Oleh itu, meskipun terdapat pelbagai sudut usaha yang telah dilakukan dan dicadangkan (Aziz et al. 2016), analisis ciri isyarat ke atas isyarat pemesinan masih lagi kurang diberi perhatian dari aspek huraian bukan regresi tidak linear.

Anggapan perkembangan haus mata alat boleh diramal secara regresi atau dengan kaedah pengelasan terselia menjadikan peramal dan pengelas adalah fokus utama TCM dalam usaha menganalisis kelas atau keluaran nilai yang tertentu (Rizal et

al. 2013; Sarhan 2015; Wang et al. 2018). Pengelompokan K-means sangat bergantung kepada penetapan sentroid awal bagi mencari poin terbaik supaya sistem dapat memulakan proses pengelompokan dan menghasilkan keanggotaan kluster yang lebih relevan dan stabil. Penetapan sentroid awal secara rawak menyebabkan ramai penyelidik mengelakkan penggunaan K-means dalam diagnosis TCM kerana hasil pengelompokan akhir yang diperolehi sentiasa berbeza dan tidak muktamad (Li et al. 2017). Namun begitu, sifat suai padan K-means mengikut perbezaan kajian menyebabkan algoritma ini sentiasa boleh ditambah baik berdasarkan keperluan penyelidik (Fränti & Sieranoja 2019).

Walaupun terdapat banyak usaha yang telah dan sedang dilakukan untuk mengukuhkan pelaksanaan sistem TCM sehingga kini, tanpa disedari hanya segelintir percubaan melibatkan kaedah pengelompokan ke dalam bidang ini. Ini adalah kerana anggapan perkembangan haus mata alat boleh diramal secara regresi walaupun diketahui bahawa fenomena haus mata alat adalah tidak linear dan proses yang kompleks. Dengan ini, penambahbaikan dalam kaedah pengelompokan piawai akan dikaji supaya dapat menghasilkan struktur pengelompokan yang relevan, di mana algoritma dapat disesuaikan dengan semua keadaan kes yang dikaji dengan dapatan keputusan yang jelas melalui pelaksanaan yang ringkas. Di samping itu, penambahbaikan ini dapat digeneralisasi untuk mengelompok hasil ciri pekali isyarat yang berhubung kait dengan perkembangan haus mata alat dalam pelaksanaan TCM atas talian.

1.3 OBJEKTIF KAJIAN

Oleh itu, bagi mengatasi pernyataan masalah dalam kajian ini, beberapa objektif penyelidikan telah dikenal pasti seperti berikut:

1. Untuk membangunkan model statistik analisis alternatif bagi mengekstrak ciri isyarat pemesinan yang tidak berketentuan.
2. Untuk menentukan korelasi ciri isyarat yang dibangunkan dan membuat perbandingan pelbagai isyarat penderia terhadap perkembangan haus rusuk mata alat.

3. Untuk membangunkan sistem pengecaman corak dan pembuat keputusan secara masa nyata menggunakan kaedah pengelompokan pembelajaran mesin dan mengenal pasti titik peralihan kedua fasa haus mata alat secara masa nyata dalam pengelompokan data pekali mengikut lengkung tiga fasa.

1.4 SKOP KAJIAN

Dalam usaha mencapai objektif kajian, skop penyelidikan telah dikenal pasti seperti berikut:

1. Kaedah ini memanipulasi sifat kurtosis yang sensitif terhadap isyarat yang impulsif dan ciri statistik sisihan piawai yang sensitif terhadap kehadiran anomali sebagai teknik untuk mengesan perbezaan fasa haus mata alat.
2. Perwakilan tiga dimensi bagi ciri alternatif ini turut dihasilkan dengan penjanaan nombor rawak pseudo Mersenne Twister bagi memaparkan saiz taburan yang mewakili tahap kemerosotan mata alat.
3. Model analisis statistik akan diuji dengan isyarat sintetik yang mengandungi sembilan (9) sinusoidal pada frekuensi utama untuk menguji kepekaan pekali model dalam mengesan perubahan pada isyarat tersebut.
4. Kajian kes dan perbandingan pekali model baru dilakukan bersama dengan ciri isyarat statistik global, I-kazTM dan I-kaz 3D. Kajian ini adalah untuk melihat sejauh mana kecekapan pekali baru berbanding dengan pekali lain terhadap perkembangan haus mata alat melalui korelasi peringkat Spearman, ρ (ρ).
5. Pembangunan model analisis baru ini bukan bertujuan untuk mengkaji mekanisma haus, tetapi hanya untuk mengesan indeks genting haus rusuk pada permukaan mata alat.
6. Sistem yang berasaskan pembelajaran mesin separa terselia ini merangkumi: 1) penjanaan secara empirik dari lakaran *scree* untuk menentukan nilai bilangan kluster, 2) adaptasi teknik inisialisasi dalam pengawalan sentroid awal sistem dan 3) pembangunan algoritma pengelompokan berdasarkan lengkung haus tiga fasa dan paparan hasil pengelompokan melalui lakaran siluet terubah suai.

7. Keupayaan sistem akan diuji dengan membuat perbandingan pengelompokan antara K-means dan K-mean++. Faktor perbandingan terdiri dari aspek dapatan fungsi objektif (TSD) setiap kaedah, bilangan tugas dari pengelompokan berdasarkan nilai K , keputusan struktur pengelompokan berdasarkan fasa haus mata alat dan komplikasi masa yang terlibat.
8. Terdapat tiga ujian penilaian untuk menilai kebolehan dan kecekapan sistem untuk mendiagnosis dan membuat keputusan iaitu ujian ketepatan, ujian ralat kepersisan dan ujian ketahanan.
9. Di akhir kajian, sistem akan mengenal pasti dan membuat pengecaman titik persilangan kedua dalam lengkung tiga fasa haus mata alat.

1.5 SUMBANGAN ILMU

Sumbangan ilmu pengetahuan baru daripada penyelidikan ini kepada bidang TCM dalam pembuatan pintar untuk diagnostik, ramalan dan membuat keputusan ialah:

1. Menghasilkan model analisis isyarat pemesanan dan menghasilkan pekali isyarat yang mempunyai hubungan korelasi yang baik dengan perkembangan haus mata alat.
2. Menghasilkan fail fungsi baru untuk penjanaan nombor rawak berasaskan Mersene Twister dengan $seed = 0$ bagi perwakilan grafik 3D pekali.
3. Menghasilkan model matematik untuk menentukan bilangan kluster, K secara empirik berasaskan lakaran *scree* taburan jumlah jarak minimum.
4. Menghasilkan pengiraan secara statistik untuk kaedah inisialisasi sentroid awal bagi mencapai fungsi objektif optimum untuk pengelompokan F-Km.
5. Menghasilkan algoritma pengelompokan dengan pernyataan logik jika-maka dalam pengelompokan F-Km mengikut fasa haus mata alat dalam lengkung tiga fasa dengan disokong oleh pembangunan algoritma paparan siluet berubah suai berdasarkan keperluan algoritma pengelompokan F-Km mengikut pengetahuan sedia ada iaitu lengkung fasa haus mata alat.

6. Aplikasi sistem F-Km untuk pengecaman corak dan membuat keputusan dalam sistem pemantauan dan peramalan haus rusuk serta mengenal pasti titik peralihan kedua fasa haus mata alat secara masa nyata.

1.6 ORGANISASI TESIS

Tesis ini diatur dalam lima bahagian utama, dengan aturan dan ringkasan penjelasan adalah seperti berikut:

Bab pertama ini menerangkan tentang pengenalan kajian yang merangkumi maklumat umum latar belakang kajian. Selain itu, pernyataan tentang masalah kajian, senarai objektif kajian, skop kajian dan sumbangan ilmu dari hasil kajian yang dijalankan.

Bab kedua menerangkan kajian literatur yang berkaitan dengan kepelbagaian kegagalan mata alat dan kaedah pengukuran haus mata alat. Selain itu, bahagian ini juga mengulas kajian ilmiah terhadap sistem pemantauan dan ringkasan kajian terdahulu tentang ciri isyarat terhadap haus mata alat yang telah dilaksanakan oleh penyelidik-penyelidik terdahulu. Seterunya, penerangan semula tentang kaedah-kaedah pembelajaran mesin (ML), Struktur ML serta ringkasanya juga dibentang. Kemudian terdapat penjelasan lanjut tentang kaedah pengelompokan K-means piawai dan K-means++ Di akhir bab ini, sebuah ringkasan kajian kepustakaan aplikasi pengelompokan piawai beserta kaedah pembuat keputusan yang berkaitan telah disimpulkan beserta mengenalpasti jurang kajian pada penyelidikan yang terdahulu.

Bab ketiga menerangkan metodologi keseluruhan dalam kajian ini. Di antaranya adalah pembangunan kaedah analisis statistik isyarat pemesanan. Ianya terdiri daripada reka bentuk model matematik dan statistik serta perwakilan tiga dimensi pekali. Diikuti pengesahan, analisis dan perbandingan dengan ciri isyarat yang lain seperti ciri statistik global dan ciri statistik alternatif. Kemudian dalam bab ini juga, pembangunan sistem pengecaman corak dan pembuat keputusan berasaskan pengelompokan pembelajaran mesin. Seterusnya analisis, perbandingan dan pengujian dengan kaedah pengelompokan sedia ada juga di bincangkan dalam bab ini. Pada bahagian terakhir bab ini, dibincangkan perincian pembangunan model, algoritma dan analisis perbandingan dan

pengujian bagi kaedah analisis isyarat, kaedah inisialisasi, pengelompokan serta pengecaman corak pengelompokan titik peralihan fasa haus melalui sistem pembuat keputusan yang telah dibangunkan.

Bab keempat membincangkan hasil dapatan analisis dan ramalan sepanjang kajian akan dibentangkan sepenuhnya dalam bab ini. Secara amnya, akan dimulakan dengan pemprosesan isyarat pemesanan. Kemudian mengemukakan keputusan pengesanan ciri isyarat baru dan keputusan analisis ciri isyarat dengan menggunakan ciri isyarat alternatif Z-rot, perwakilan grafik dalam ruang tiga dimensi. dan dapatan analisis perbandingan dengan ciri isyarat global dan alternatif. Selain itu juga akan memaparkan dapatan pengelompokan Fixum K-means, pengesanan kaedah Pros-to, dapatan dan perbandingan fungsi objektif optimum kaedah inisialisasi, dapatan algoritma pengelompokan dan dapatan pengujian ketepatan dan ketahanan kaedah pengelompokan baru serta dapatan titik peralihan fasa kedua haus mata alat

Bab kelima adalah bab terakhir yang menjelaskan kesimpulan kajian dan cadangan untuk penambahbaikan penyelidikan di masa hadapan

BAB II

KAJIAN KEPUSTAKAAN

2.1 PENGENALAN

Pemantauan keadaan alat dan diagnostik peralatan mesin dilaksanakan dengan menggunakan penderia teknologi terkini dan kecerdasan pengiraan untuk meramalkan dan mengelakkan sebarang kesan mudarat pada mesin dan alat pemotong. Kaedah pembelajaran mesin telah menjadi kunci utama dalam pendekatan mengenal pasti corak data yang tersirat dan meramal dapatan yang menjadi cabaran utama sistem pembuatan yang kompleks hari ini (Wuest et al. 2016). Pendekatan berdasarkan data ini dapat menemukan corak yang sangat kompleks dan tidak linear dalam data dari berbagai jenis dan sumber dan mengubah data mentah ke ruang ciri, yang kemudian diterapkan untuk pengesanan, klasifikasi, regresi, atau ramalan. Sepertimana pemantauan keadaan alat sangat penting untuk kecekapan dan ekonomi pembuatan, diagnostik berasaskan pembelajaran mesin adalah sebahagian daripada perisian dari sistem TCM. Dalam sistem TCM yang konsisten dan boleh dipercayai, bahagian perisian dan perkakasan harus bersesuaian dan berinteraksi dengan lancar. Oleh itu, jangka hayat mata alat dapat dimaksimumkan, dan kegagalan alat dan mesin dapat dielakkan. Selain itu, sistem TCM yang boleh dipercayai memainkan peranan penting dalam Industri 4.0.

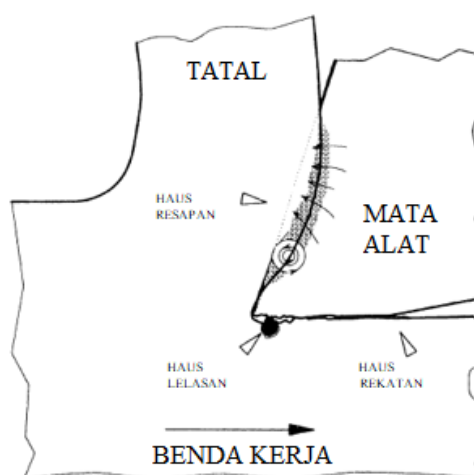
2.2 HAUS MATA ALAT

Mata alat pemotong adalah terdedah kepada tekanan setempat yang tinggi di hujung mata alatnya, suhu yang tinggi, terutama di sepanjang permukaan tatal yang menggelongsor di sepanjang permukaan satah dan menggelongsoran mata alat di sepanjang permukaan bahan kerja potong yang baru. Menurut Kumar et al. (2019), keadaan mata alat bergantung kepada dua faktor iaitu haus mata alat (kemerosotan

kualiti permukaan keadaan mata alat secara perlahan terhadap masa) dan mata alat pecah (perubahan mendadak yang menamatkan hayat mata alat). Haus mata alat membawa kepada kerosakan mata alat di mana kerosakan mata alat membawa kepada penggantian mata alat yang lain. Apabila kerosakan mata alat berlaku, potongan akan merosakkan permukaan bahan kerja dan mengurangkan kecekapan proses tersebut.

2.2.1 Mekanisme Haus Mata Alat

Mekanisma haus adalah satu proses fizikal dan kimia yang berlaku di lapisan unsur permukaan. Mekanisma haus mata alat berlaku secara serentak (Stoić et al. 2005). Proses pemotongan melibatkan tekanan yang tinggi, halaju relatif tinggi antara mata alat dan tatal / benda kerja, dan suhu tinggi sehingga 1000 ° C. Rajah 2.1 menunjukkan mekanisme haus yang berlaku pada mata alat ketika proses pemotongan.



Rajah 2.1 Perbezaan mekanisme haus mata alat

Sumber: Carrilero et al. 2002

Keadaan ini menyebabkan kerosakan pada mata alat disebabkan oleh tiga konteks kualitatif utama (Carrilero et al. 2002; Kalpakjian & Schmid 2017) iaitu mekanik, haba dan perekat. Haus lelasan, menyerpih dan lesu mekanik, adalah jenis haus akibat mekanik yang tidak bergantung kepada suhu. Manakala, haus yang disebabkan oleh haba adalah haus resapan, ubah bentuk plastik dan tindak balas kimia akibat pengoksidaan. Haus rekatan berupa retakan kecil yang terhasil di permukaan benda kerja terkimpal ke dalam permukaan sadak mata alat kerana suhu yang tinggi (Bhatt et al. 2010). Mekanisma ini membentuk pinggir terbina (BUE) dengan lapisan

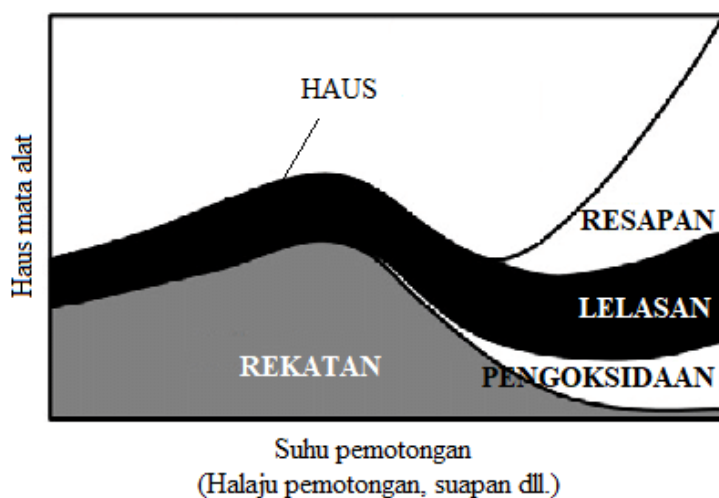
yang berturut-turut dari serpihan yang terkimpal. Ianya adalah satu proses yang dinamik di mana BUE membentuk berulang kali kerana ia mudah tertanggal keluar ketika pemesinan. Proses dinamik ini akhirnya menyebabkan permukaan mata alat merekah dan memecah, menjadikan permukaan mata alat haus (Grzesik 2016).

Haus lelasan terjadi ketika arah-zarah keras dan perubahan mikroskopik pada permukaan bawah tatal sentiasa menggelongsor ke permukaan mata alat, menyebabkan lelasan (Hutchings & Shipway 2017). Zarah-zarah keras seperti karbon, nitrida dan sebatian oksida akan mendap atau masuk secara berterusan ke dalam bahan kerja sepanjang proses pemotongan dijalankan (Bhatt et al. 2010). Menurut Devillez et al. (2004), kadar haus lelasan bergantung kepada komposisi kimia bahan kerja dan jenis proses fabrikasi bahan mata alat. Manakala Hakim et al. (2011) mendapati, parameter pemesinan seperti laju dan kadar suapan yang tinggi mempengaruhi kadar kecepatan haus lelasan akibat peningkatan suhu di kawasan pembentukan tatal. Haus lelasan adalah mekanisma haus mata alat yang dominan kepada kejadian haus rusuk dan haus kawah (Wong et al. 2004).

Haus resapan berlaku pada keadaan suhu tinggi mencapai 1000°C di mana sesetengah atom dalam kristal logam struktur mikro mata alat akan meresap ke dalam tatal (Dolinšek et al. 2001). Fenomena ini akan menyebabkan proses pengoksidaan berlaku menyebabkan kadar resapan kecil pada mulanya meningkat secara eksponen dengan kenaikan suhu. Ini mengurangkan kekuatan patah kristal, dan menjadikan mata alat tersebut untuk senang patah patah. Kadar haus adalah bergantung kepada korelasi sifat logam antara bahan mata alat dan benda kerja. Ketika pemesinan kering dilaksanakan, suhu boleh meningkat lebih daripada 800°C pada permukaan sadak mata alat. Serpihan atau tatal panas yang mengenai muka sadak secara berterusan menyebabkan haus kawah mudah terbentuk (Jianxin et al. 2008).

Haus mata alat adalah gabungan proses fizikal dan kimia yang membuang sebahagian kecil bahan di pinggir mata alat. Pengkaji Kopac (1998) dalam kajiannya menganggarkan bahawa 50% daripada haus yang terjadi adalah disebabkan oleh lelasan, 20% oleh rekatan dan 10% oleh tindakan kimia, manakala baki 20% terdiri daripada semua mekanisme lain terutamanya resapan. Haus resapan-tribo-kimia meningkat pada

suhu yang lebih tinggi antara 700- 1200 °C. Suhu ini dicapai pada kelajuan pemotongan yang tinggi, menggunakan alat logam keras. Model Konig (Singh & Rao 2010) pada asalnya menjelaskan tentang penyebaran bijirin atom ke atas lapisan yang berhubungan antara benda kerja dan bahan mata alat. Haus kawah yang besar di permukaan sadak mata alat boleh terjadi, terutamanya dengan logam keras berdasarkan WC-Co. Dalam jarak laju pemotongan yang tinggi, haus mata alat akan terjadi dengan cepatnya seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 2.2.



Rajah 2.2 Hubung kait antara mekanisma haus dan suhu
Sumber: Carrilero et al. 2002

Proses pemesinan pada kelajuan yang tinggi akan meningkatkan suhu pada kawasan kerja pemotongan. Ini akan mewujudkan tindak balas kimia berlaku di antara muka mata alat-tatal (Brinksmeier et al. 2004). Proses pengoksidaan berlaku pada permukaan sadak mata alat hasil dari tindak balas kimia tersebut. Lapisan teroksida menjadi lembut berbanding bahan induk menyebabkan ia boleh tergores dan seterusnya menjadi haus (Brinksmeier et al. 2017; Groover 2012). Bahan mata alat yang mudah mengalami tindak balas kimia adalah seperti alumina seramik, keluli keras tak bersalut, dan sermet (Grzesik 2016). Oleh sebab itu, pengkaji Vleugels dan Biest (1999) menyatakan jenis mata alat yang dibuat dari bahan-bahan ini tidak sesuai untuk pemesinan kering pemesinan serta pemesinan berkelajuan tinggi.

2.2.2 Jenis-jenis Haus Mata Alat

Haus mata alat memberi kesan kepada jangka hayat mata alat, kualiti permukaan bahan kerja dan ketepatan dimensi. Perubahan geometri pinggir mata alat akan menghasilkan sekerap menyebabkan kesan bahaya kepada keselamatan, peningkatan kos penyelenggaraan dan mengurangkan pengeluaran (Uros et al. 2009). Haus mata alat adalah fenomena yang tidak dapat dielakkan dalam proses pemesinan. Kadat haus mata alat mempunyai pengaruh yang kuat terhadap ketepatan dimensi dan kemas permukaan yang diperolehi. Haus alat secara beransur-ansur berlaku di dua lokasi utama, iaitu pada permukaan sadak sebagai haus kawah dan bahagian rusuk dikenali dan haus rusuk (Grzesik 2016).

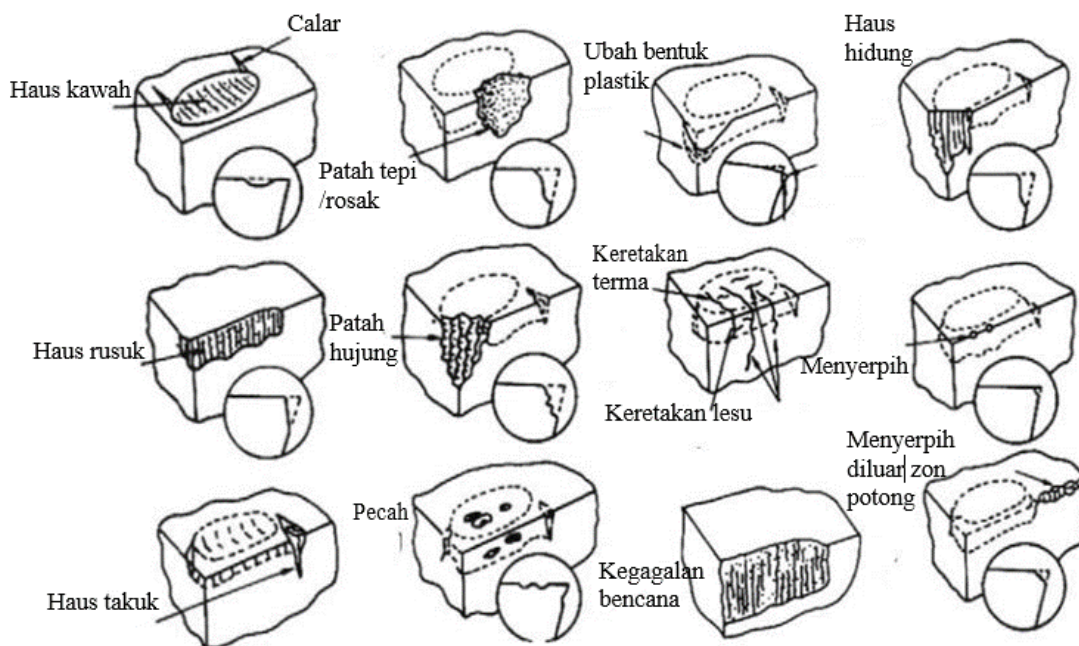
Haus kawah terbentuk disebabkan oleh tindakan gelangar total melawan permukaan mata alat pada suhu yang tinggi menyebabkan permukaan sadak melekuh dan membentuk kawah. Tegasan dan suhu tinggi menyebabkan lelasan dan resapan terjadi antara muka mata alat dengan tatal kemudian membentuk kawah (Groover 2012). Haus kawah sering diperhatikan di mana tatal berterusan terbentuk (biasanya dalam bahan mulur). Dalam bahan rapuh, pembentukan tatal dalam bentuk segmen kecil bertindak lebih kasar pada permukaan mata alat berbanding dengan pembentukan cip yang berterusan. Pinggir mata alat akan pecah akibat dari pembentukan luas kawah yang berlebihan. Haus kawah ini boleh diukur dengan mengukur kedalaman atau luas kawasan kawah.

Selain itu, pemilihan sudut sadak dan laju pergerakan keluar tatal juga mempengaruhi kadar pembentukan haus kawah. Liu dan Altintas (1999) ada menyatakan bahawa pemilihan parameter pemesinan yang sesuai seperti laju pemotongan dan kadar suapan yang rendah boleh mengelakkan haus kawah. Mereka juga memaklumkan bahan mata alat yang hendak digunakan adalah rintang kepada resapan bahan benda kerja. Salutan karbida kubik seperti TiC, NbC, atau TaC sering digunakan untuk mengekang pembentukan haus kawah pada mata alat (Weidow et al. 2011). Menurut Hatt et al. (2017) titanium aloi yang mempunyai kandungan molibdenum yang tinggi didapati kurang rentan terhadap pembentukan TiC di antara muka alat-kerja.

Haus rusuk berlaku pada rusuk atau pada muka kelegaaan mata alat akibat lekatan dan lelasan di antara permukaan bahan kerja dengan permukaan rusuk yang bersebelahan dengan pinggir mata alat. Pertambahan luas haus rusuk akan meningkatkan daya pemotongan dan suhu antara muka mata alat dan benda kerja mengakibatkan pengaruh besar kepada keadaan mekanik pemotongan (Cui et al. 2017). Oleh sebab itu, kehadiran haus rusuk akan menjejaskan kualiti permukaan benda kerja dari segi geometri dan kekasarannya menyebabkan ia digunakan untuk kriteria hayat mata alat (Luo et al. 2005; Rizal et al. 2018).

Kesan dari pembentukan haus rusuk sering menghasilkan haus takuk kerana permukaan bahan yang sangat lelah dan keras daripada subtrat bahan (Kasim et al. 2013). Haus takuk ini sering terjadi ketika pemesinan besi tuang dan keluli kerana lekatan zarah kasar seperti simentit Fe_3C dan bahan bukan logam (Grzesik 2016). Haus rusuk dapat dielakkan jika laju pemotongan, kedalaman pemotongan dan kadar suapan yang digunakan adalah rendah (Altin et al. 2007; Rakesh & Datta 2019). Selain itu, Kummel et al. (2015) menyatakan bahan mata alat yang mengandungi karbida yang tinggi untuk mengelakkan pembentukan BUE selain penggunaan pemecah tatal.

Selain haus mata alat utama, terdapat beberapa jenis haus yang lain iaitu haus tak tentu atau haus tak normal yang pada amnya dapat dielakkan dengan pemilihan bahan mata alat yang betul dan sesuai dengan keadaan pemotongan (Choudhury & Rao 1999). Mod haus tidak normal berlaku tidak seperti proses haus rusuk yang terbentuk secara beransur-ansur terhadap masa atau panjang pemotongan. Keadaan ini membentuk kombinasi kegagalan mata alat seperti pecah tepi, mengelupas, peretakan lesu, ubah bentuk plastik, peretakan terma, menyerpih, patah dan BUE dan lain-lain seperti dalam Rajah 2.3.



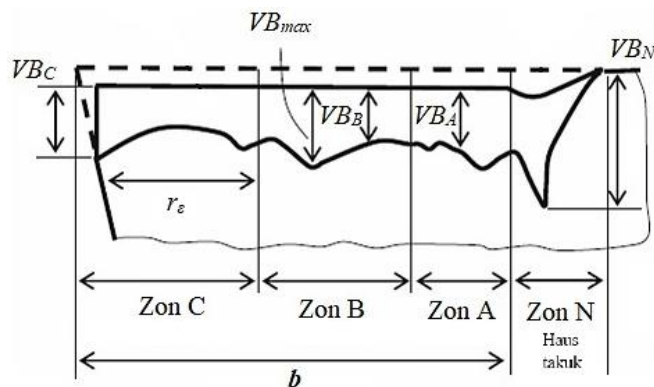
Rajah 2.3 Jenis haus dan kegagalan yang berlaku pada mata alat

Sumber: Grzesik 2016

Haus tak normal biasanya ia terjadi dalam keadaan mendadak walaupun mata alat masih baru menyebabkan mata alat tidak sesuai untuk digunakan dalam proses seterusnya (Liang et al. 2020). Perubahan dimensi akhir produk juga berlaku disebabkan haus tak tentu dan mengurangkan kualiti permukaan termesin. Selain itu, kehadirannya memberi kesan negatif kepada kestabilan proses pemesinan secara keseluruhan (Arsecularatne et al. 2006).

2.2.3 Pengukuran dan Kriteria Hayat Mata Alat

Pengukuran haus rusuk dan kawah adalah sangat penting untuk mengetahui keadaan semasa dan meramal jangka hayat mata alat tersebut. Walau bagaimanapun, haus rusuk sering digunakan untuk menentukan hayat mata alat bagi semua operasi pemesinan, disebabkan kehadiran kesan kekasaran permukaan (Shahabi & Ratnam 2009) dan haus rusuk lebih mudah untuk diukur berbanding haus kawah (Sheikh-Ahmad & Davim 2012). Haus rusuk dapat dikesan dengan mengukur lebar kesan kekasaran pada pinggir rusuk mata alat. menurut kriteria pengukuran haus rusuk dalam piawai ISO 3685 (1993), panjang pinggir utama, b mata alat dibahagikan kepada empat zon tau wilayah seperti mana yang ditunjukkan dalam Rajah 2.4.



Rajah 2.4 Zon haus pada pinggir mata alat

Sumber: Sheikh-Ahmad & Davim 2012

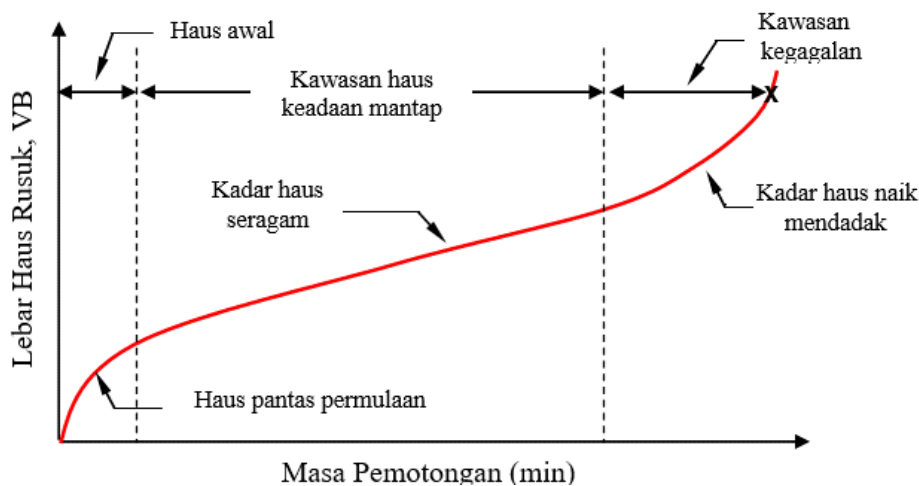
Dapat diperhatikan dalam rajah 2.10, kesan kekasaran atau haus pada pinggir mata alat dipecahkan kepada empat zon; (1) zon C merupakan bahagian melengkung hujung mata alat dengan jejari lengkung, r_ϵ ; (2) zon B adalah zon tengah di antara zon C dan N. Di tengah zon B, haus rusuk, VB diukur pada purata lebar kesan kekasaran yang seragam. Manakala maksimum lebar haus rusuk dalam zon B ialah VB_{max} ; (3) zon A adalah adalah panjang haus berukuran satu per empat dari jumlah panjang, b di pinggir mata alat. Zon ini adalah bahagian haus rusuk yang berada paling jauh dari penjuru mata alat pemotongan; (4) zon N adalah haus mata alat yang melebihi kawasan aktif haus rusuk yang terletak pada $b/4$ pangkal zon haus, di mana haus alur atau takuk terbentuk dalam anggaran panjang 1-2 mm (Sheikh-Ahmad & Davim 2012).

Mata alat pemotong mempunyai tempoh jangka hayatnya walaupun ia masih boleh digunakan tetapi ia tidak memotong dengan cekap selepas tamat tempoh hayatnya. Oleh itu, menentukan jangka hayat mata alat adalah penting apabila habis masa hayatnya untuk tujuan kaliberasi. Lebar haus rusuk dapat menentukan kriteria hayat mata alat semasa pemesinan. Hayat mata alat ditakrifkan sebagai jumlah masa keboleh-mesin mata alat untuk memotong mengikut spesifikasi pemotongan. Salah satu cara ringkas untuk mengenal pasti tempoh masa keboleh-mesin mata alat adalah menguji mata alat dengan melalui proses pemotongan hingga mencapai kegagalan malapetaka seperti pecah. Namun, cara ini memberi kesan kepada kualiti permukaan produk akhir. Selain itu, pemeriksaan haus mata alat secara penglihatan oleh pengoperasi adalah terhad kepada penilaian pengoperasi dan keupayaan untuk memerhati haus rusuk dengan mata kasar.

Bagi mengelakkan kesan secara langsung pada bahan kerja, piawai ISO 3685 (1993) telah menetapkan beberapa kriteria hayat mata alat adalah seperti berikut:

1. Lebar haus rusuk maksimum VB_{max} adalah 0.6 mm sekiranya haus rusuk haus secara tidak sekata, tercalar, tergores, terserpih dengan teruk pada zon B.
2. Lebar haus purata, VB adalah 0.3 mm sekiranya haus rusuk dipertimbangkan haus secara sekata dalam zon B struktur mesin.
3. kegagalan malapetaka

Melalui kriteria hayat, jika mata alat tersebut telah mencapai hujung hayatnya pada ukuran lebar haus tertentu, ia mesti segera diganti bagi menjamin kualiti permukaan yang dimesin. Perkembangan haus rusuk mata alat ketika pemesinan dikenal pasti sebagai fungsi masa pemotongan adalah menyerupai keadaan kegagalan suhu. Korelasi diantara haus rusuk mata alat dengan masa pemotongan diilustrasikan dalam Rajah 2.5.



Rajah 2.5 Hubungan antara lebar haus rusuk dengan masa pemotongan

Sumber: Groover 2012

Kesan pemotongan di antara muka mata alat-bahan termesin menyebabkan sisa zarah mata alat melekat pada permukaan benda kerja dan diricih secara beransur-ansur adalah bukan kejadian fenomena yang rawak (Rmili et al. 2016). Lazimnya, hubungan haus rusuk dengan masa pemesinan membentuk tiga kawasan prestasi haus pada pinggir mata alat semasa permesinan dijalankan. Kawasan pertama adalah keadaan mata alat

mengalami haus awal. Kawasan pertama ini berlaku dalam beberapa minit pertama pemotongan di mana pinggir mata alat yang tajam akan haus dengan cepat pada permulaan penggunaannya. Selepas keadaan haus awal, mata alat akan berada dalam keadaan haus mantap iaitu berada dalam kawasan dua. Dalam kawasan ini, perkembangan haus meningkat secara linear dan lebih seragam dengan fungsi masa dan sehingga haus meningkat dengan cepat dan memasuki kawasan ketiga iaitu kawasan kegagalan. Kawasan kegagalan adalah kawasan ketiga yang terakhir di mana kadar haus mula memecut menandakan permulaan wilayah kegagalan. Kawasan kegagalan mengalami suhu pemotongan lebih tinggi dan kecekapan umum proses pemesinan berkurang (Zhang & Zhang 2013). Sekiranya proses pemesinan diteruskan, mata alat akan mencapai kegagalan disebabkan oleh faktor suhu. Suhu pemotongan mempengaruhi jenis mekanisme haus yang berlaku.

Walau bagaimanapun, lengkung hubungan haus dan masa seperti ini hanya boleh terbentuk sekiranya mekanisme haus berlaku secara beransur-ansur (Groover 2012). Kecerunan lengkung dalam kawasan haus mantap dipengaruhi oleh sifat bahan kerja yang dimesin dan pemilihan parameter pemesinan. Bahan kerja yang keras menjadi faktor penyumbang kepada peningkatan kadar haus yang berlaku dengan cepat. Selain jenis bahan kerja, peningkatan kelajuan pemesinan, kedalaman pemotongan dan kadar suapan juga memberi kesan yang sama, namun menurut Stoić et al. (2005) kelajuan pemotongan yang paling signifikan mempengaruhi hayat mata alat.

Hubungan kait antara kelajuan pemotongan, V (m/min) dengan hayat mata alat, T (min) telah diperkenalkan oleh Taylor pada tahun 1907. Silva et al. (1998) dalam kajiannya menyatakan hubungan ini diterjemahkan sebagai hukum empirik yang ditunjukkan dalam (2.1). Persamaan ini juga dikenali sebagai persamaan hayat mata alat Taylor.

$$VT^n = C \quad (2.1)$$

Pemalar C bergantung kepada pemilihan parameter seperti kadar suapan, kedalaman pemotongan, ciri bahan kerja, bahan khas mata alat dan kriteria hayat mata alat yang dipilih. Kemudian, didapati indeks n adalah terdiri dari hasil kombinasi benda

kerja dan mata alat. Indeks n juga merupakan fungsi eksponen kepada T berdasarkan jenis-jenis bahan mata alat yang digunakan seperti keluli $n = 0.14$, keluli kelajuan tinggi $n = 0.14$, karbida $n = 0.1$, sermet karbida $n = 0.25$, karbida bersalut $n = 0.3$ dan aluminium tersinter seramik $n = 0.4$ (Groover 2012).

2.3 PEMANTAUAN KEADAAN PERKAKAS

Pemantauan keadaan perkakas adalah teknik mekanik untuk memantau getaran, suhu, dan parameter keadaan mesin yang lain. Ini dilakukan semasa proses pengeluaran untuk mengenal pasti perubahan ketara dalam mesin, yang menunjukkan kepincangan dan kerosakan yang makin berkembang. TCM adalah komponen penting dalam aktiviti penyelenggaraan berkala. Melalui proses pemantauan yang berkesan, ia mampu mencegah kerosakan yang signifikan, mengelakkan efek kerosakan, dan pelaksanaan penyelenggaraan mesin mengikut tempoh jadual seperti yang telah dirancang. Ia mempunyai kelebihan untuk mengenal pasti kerosakan yang lebih kecil sebelum ia menjadi lebih teruk.

2.3.1 Pemantauan Haus Mata Alat

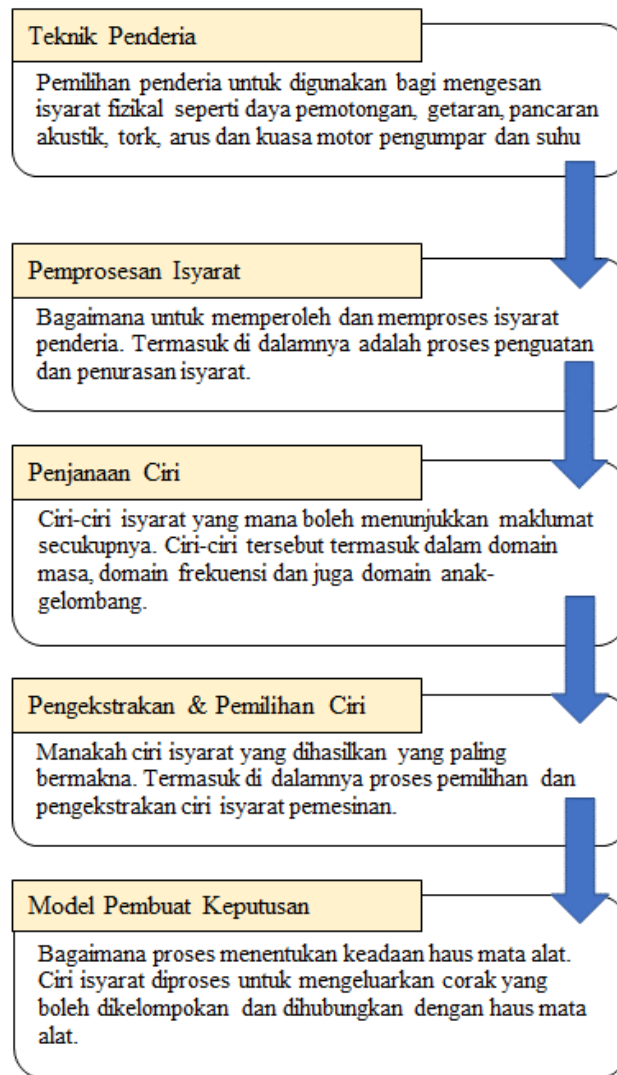
Objektif utama proses pemesinan adalah untuk membuang tatal atau cip pada tahap prestasi tertinggi dan memaksimum jangka hayat mata alat. Oleh itu, penyesuaian optimum parameter proses adalah penting semasa pemesinan. Selain itu, aktiviti pemantauan keadaan mata alat dan mengesan sebarang anomali yang terjadi semasa pemesinan adalah vital untuk mengelakkan keadaan yang tidak diinginkan seperti haus, mata alat pecah atau gelatuk (Serin et al. 2020). Jika proses pemesinan diteruskan dengan mata alat yang telah terjejas, ini boleh mengganggu kualiti komponen yang dimesin dan juga menjadi penyebab kepada kerosakan mesin akibat kegagalan bencana pada mata alat tiba-tiba berlaku. Sepanjang operasi pemesinan, jangka hayat alat pemotong secara langsung mempengaruhi kualiti dan kos proses. Sistem pemantauan keadaan mata alat boleh diadaptasi dengan berkesan ke dalam operasi pemesinan seperti melarik, menggerak, menggerudi, pemotongan muka, membentuk dan mengisar.

Haus mata alat boleh dikesan secara tradisi melalui getaran mesin, bunyi dan bentuk tatal yang dihasilkan. Namun kaedah ini hanya boleh dilakukan bagi mereka

yang pakar dan ia merupakan kaedah manual yang tidak konsisten mengikut spesifikasi penghasilan produk. Kekangan utama industri pembuatan adalah mengurangkan kos dan meningkatkan pengeluaran. Industri pembuatan menggunakan mesin kawalan berangka komputer dilengkapi dengan penukar mata alat automatik, namun hanya tertumpu kepada prosedur penukaran mata alat sahaja. Sekitar pada tahun 1980 hingga 1990-an, alat pemotong diganti berdasarkan tahap haus mata alat pemotong (Dimla 2000). Secara konvensional, mata alat yang telah haus diganti untuk proses pemesinan lain bagi memenuhi keperluan proses baru. Proses penggantian mata alat memerlukan pemantauan haus mata alat secara atas talian.

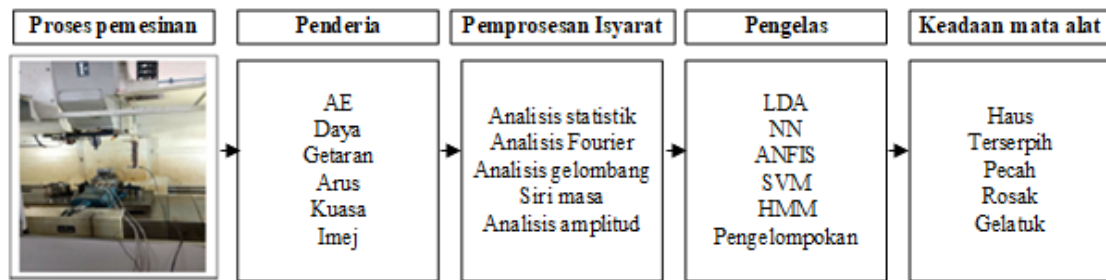
Permintaan untuk pemantauan dalam proses pembuatan meliputi pemantauan mesin serta ciri dinamik dalam proses pemesinan, benda kerja dan perkakas mesin untuk berada pada tahap prestasi optimal (Byrne et al. 1995). Oleh itu, Mohanraj et al. (2020) mencadangkan beberapa objektif TCM untuk dipertimbangkan sebagai; (1) Pengesanan awal haus mata alat; (2) Mengekalkan ketepatan mesin dengan memberikan pembetulan tindakan untuk haus mata alat; (3) Pencegahan mata alat pemotong daripada kerosakan. Tanpa TCM, kekurangan seperti, penggunaan kuasa yang berlebihan, ketidaktepatan dimensi, kekasaran permukaan benda kerja yang tidak berkualiti dan kegagalan mata alat pemotong mungkin berlaku (Dimla 2000). Ternyata, penyelidikan yang dijalankan memberi keutamaan kepada perkembangan pertumbuhan TCM yang konsisten.

Pada peringkat awal, pengkaji Abellan-Nebot dan Subirón (2010) menyatakan bahawa, kunci utama dalam pengautomatan sistem pemesinan adalah pembangunan sistem pemantauan yang peka, konsisten dan dipercayai. Hal ini dapat dijelaskan dengan ilustrasi seperti dalam Rajah 2.6 dan Rajah 2.7.



Rajah 2.6 Carta alir pembangunan sistem pemantauan cerdas haus mata alat
Sumber: Abellan-Nebot & Romero Subirón 2010

Sistem TCM boleh dibahagikan kepada komponen perkakasan dan perisian. Bahagian perkakasan terdiri daripada pelbagai penderia yang mengumpulkan data seperti suhu, getaran, pancaran akustik, dan daya pemotongan. Pada bahagian perisian dari sistem TCM, beberapa proses seperti praprosesan isyarat pengekstrakan ciri, pemilihan ciri, dan pengambilan keputusan diterapkan, seperti yang ditunjukkan pada Rajah 2.8. Dalam sistem TCM yang konsisten dan boleh dipercayai, bahagian perisian dan perkakasan mesti bersesuaian dan berinteraksi dengan baik dan lancar. Oleh itu, jangka hayat alat dapat dimaksimumkan, dan kegagalan mesin dapat dielakkan. Oleh itu, sistem TCM yang boleh dipercayai memainkan peranan penting dalam Industri 4.0 (Zhang et al. 2016).

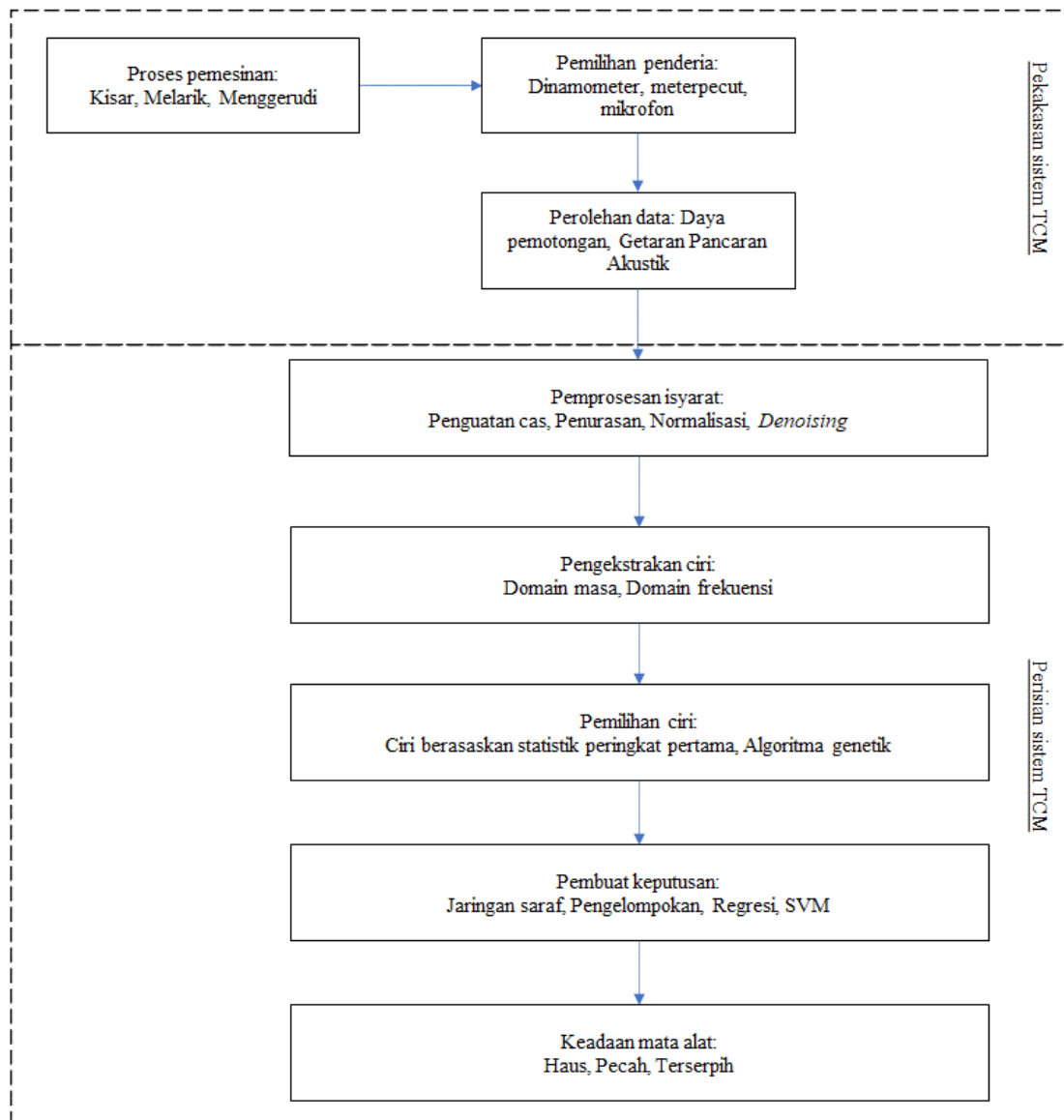


Rajah 2.7 Kerangka pemantauan keadaan mata alat.

Sumber: da Silva et al. 2016

Pemantauan haus mata alat boleh dikategorikan kepada beberapa kelompok berdasarkan penetapan tempoh proses pemantauan dijalankan iaitu pemantauan dalam talian dan pemantauan luar talian. Pemantauan dalam talian adalah proses yang tidak terganggu dengan menekankan pemantauan yang berterusan ketika proses pemesinan sedang berlaku. Ini membantu dalam pengurangan kos dan mencegah kos yang tidak dijangka. Manakala, pemantauan luar talian secara asasnya adalah pemantauan manual yang merupakan pemantauan dalam proses secara berkala di mana pemantauan berterusan tidak diperlukan (Sick 2002). Terdapat pelbagai kaedah yang digunakan untuk mengukur haus alat oleh penyelidik. Kaedah penderiaan alat yang biasa digunakan boleh diklasifikasikan kepada dua kategori utama: Kaedah secara langsung dan kaedah secara tidak langsung (Teti et al. 2010).

Kaedah secara langsung merupakan teknik pengukuran terus haus mata alat dengan menggunakan penderia jarak, mikroskop optik, radioaktif, rintangan elektrik atau perkakas pemantauan yang lain-lain (Kuljanic & Sortino 2005). Kaedah pemantauan haus mata alat secara langsung mempunyai kelebihan untuk merekod perubahan geometri sebenar yang berlaku pada mata alat. Walau bagaimanapun, pengukuran secara langsung kurang bermanfaat kerana sebahagian besarnya kawasan pemotongan yang sebenar tidak dapat diakses kerana mata alat dan benda kerja bersentuhan secara berterusan semasa proses pemesinan. Malahan, kaedah ini tidak dapat dilaksanakan dengan adanya cecair penyejuk (Waydande et al. 2016).



Rajah 2.8 Bahagian dalam TCM

Sumber: Serin et al. 2020

Bagi Kaedah pengukuran secara tidak langsung, pengukuran haus mata alat adalah berdasarkan kepada pemilihan pemilihan parameter pemesinan untuk operasi pemotongan tersebut. Kaedah ini secara terus dapat mencari perkaitan antara parameter yang terpilih dengan tahap haus. Pengukuran secara tidak langsung tidak dibuat terus kepada mata alat tetapi dicapai melalui parameter yang dapat diukur seperti daya pemotongan, getaran, pancaran akustik, arus motor dan suhu. Melalui keluaran isyarat dari penderia-penderia ini, proses ramalan haus mata alat boleh dilaksanakan (Kurada & Bradley 1997). Untuk mewujudkan sistem pemantaun yang berkesan, jalinan bersepadu antara penderia, pemprosesan isyarat, pengekstrakan ciri, dan paradigma atau

model pembuat keputusan perlu berada pada tahap fungsi yang optimum. Walaupun ketepatan pengukuran lebih rendah berbanding kaedah secara langsung, tetapi ia mempunyai kelebihan pemasangan yang mudah dan pemantauan masa nyata tanpa mengganggu proses pemesinan (Sick 2002; Siddhpura & Paurobally 2012), seperti yang ditunjukkan dalam Jadual 2.1 Dengan demikian, sistem pemantauan cerdas haus mata alat merupakan rangkaian proses bersepadu antara komponen-komponen tersebut.

Jadual 2.1 Kaedah penderiaan dalam TCM

Kaedah	Parameter proses (isyarat masukan)	Transduser	Pengukuran (isyarat keluaran)
Secara langsung (<i>offline</i>)	Optik	Instrumentasi optik	Lebar haus mata alat
	Rintang elektrik	Voltmeter	Rintangan persimpangan antara alat dan benda kerja
	Sesaran	Micrometer, tolok pneumatik	Jarak antara alat dan benda kerja
Secara tak langsung (<i>online</i>)	Pancaran akustik	Transduser pancaran akustik	Gelombang akustik
	Getaran	Meter-pecut	Getaran berlaku pada alat dan alat mesin
	Daya pemotongan	Dinamometer, tolok terikan	Daya pemotongan gelendong utama semasa pemesinan
	Suhu pemotongan	Termogandingan	Suhu benda kerja dan gelendong utama
	Arus elektrik	Meter-arus, dinamometer	Penggunaan semasa atau kuasa semasa pemesinan
	Kekasaran permukaan	Kamera CDC	Kekasaran permukaan pada permukaan termesin

2.3.2 Penderia

Kemajuan teknologi penderia untuk mencerap isyarat pemesinan dengan adaptasi kaedah secara tidak langsung berupaya meningkatkan keberkesanan sistem pemantauan atas talian (Arslan et al. 2016; Mohanraj et al. 2020). Secara automatic, sistem ini boleh memantau perkembangan haus mata alat sepanjang proses pemesinan dilakukan tanpa perlu menghentikannya. Pemantauan cerdas dan efektif untuk mentakrif keadaan mata alat memerlukan penggunaan penderia bagi mencerap data isyarat mentah semasa pemesinan. Kemudian penaaklukan data isyarat akan membuat melalui proses inferensi dengan kaedah pembuat keputusan yang sesuai.

Proses pemantauan keadaan mata alat adalah bersifat imperatif dengan aliran aktiviti yang serupa iaitu terdiri daripada urutan tiga kaedah utama seperti berikut (Scheffer et al. 2003):

1. Pengkolektifan isyarat mentah hasil pemantauan terautomasi melalui penderia seperti daya, getaran, tork, pancaran akustik, arus pengumpar dan / atau suhu.
2. Operasi pengekstrakan ciri isyarat dari isyarat mentah.
3. Pengelompokan ciri isyarat iaitu pembahagian keadaan mata alat semasa mengikut kelas berdasarkan kepada keadaan pra-tetapan.

Walaupun bagaimanapun, turutan aktiviti pemantauan ini berkesan pada kadar optimum jika isyarat mentah yang dicerap daripada penderia adalah baik, sesuai dan dipercayai. Sistem penderia merupakan komponen pemantauan penting dalam sistem pemantauan haus mata alat semasa proses pemesinan berlaku. Ianya merupakan peranti elektronik capaian serentak untuk mencerap isyarat dan maklumat keadaan mata alat ketika proses pemesinan sedang dijalankan. Maklumat isyarat yang terjana semasa proses pemesinan adalah seperti daya pemotongan, daya tork, getaran, pancaran akustik, bunyi, kuasa atau arus spindel dan juga suhu. Pemprosesan dan mengukur isyarat berdasarkan perkembangan haus mata alat merupakan tugas yang kompleks dan rumit. Ini adalah kerana, haus mata alat terbentuk dalam kadar perubahan yang kecil tetapi julat proses dinamik yang besar. Di samping itu, kesukaran menentukan perubahan kecil pada amplitud isyarat adalah kesan dari haus mata alat atau perubahan parameter pemotongan. Sementelahan, pastikan penderia dapat mengolah isyarat fizikal keluarannya jika terdapat perubahan haus pada mata alat. Kesesuaian adaptasi penderia yang efektif perlu melepasi penilaian seperti berikut (Byrne et al. 1995):

- Fokus pengukuran terhampir pada titik pemotongan.
- Tiada kesan pengurangan perihai statik dan dinamik pada binaan mesin.
- Tiada kekangan kawasan kerja dan parameter pemotongan.
- Tiada aktiviti senggara, mudah dipasang dan rendah kos.

- Stabil terhadap pengaruh mekanikal, elektromagnetik, haba kehadiran kekotoran dan tatal.
- Tidak mengubah fizik benda kerja dan mata alat.
- Mempunyai sifat metrologi yang kukuh
- Penyaluran isyarat yang andal.

Pemantauan secara tidak langsung menggunakan pelbagai jenis penderia sebagai usaha mengkaji kaedah pencerapan isyarat yang paling optimum dalam sistem pemantauan keadaan mata. Bagi mendapatkan perkaitan kukuh dengan haus mata alat, penderia menghasilkan isyarat seperti daya pemotongan, daya tork (Rizal et al. 2015), pancaran akustik (Shi et al. 2014), getaran (Ahmad et al. 2015), kuasa arus pengumpar (Mayer 2017) dan lain-lain isyarat yang telah dilaporkan oleh beberapa penyelidik terdahulu. Kaedah tidak langsung menyokong pemantauan keadaan mata alat dalam talian tanpa mempengaruhi kadar pengeluarannya (Mohanraj et al. 2020).

2.3.3 Komponen Daya

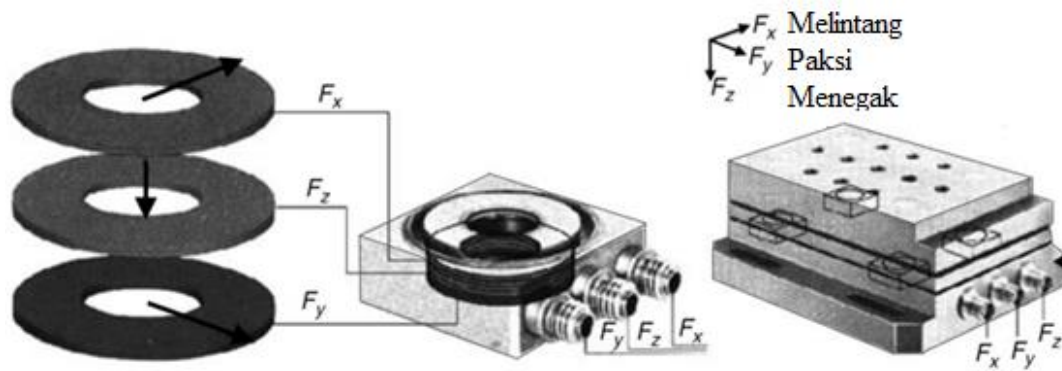
Daya pemotongan mempunyai hubungan rapat dengan proses pemotongan mekanikal. Oleh itu, ia adalah salah satu isyarat pemesinan yang sangat penting dalam proses pemotongan logam. Daya pemotongan mempunyai hubungan rapat dengan proses pemotongan mekanikal. Oleh itu, ia adalah salah satu isyarat pemesinan yang sangat penting dalam proses pemotongan logam. Maklumat dari daya pemotongan adalah salah satu maklumat yang signifikan untuk penyelidik menyelidik, memantau dan mengoptimumkan proses pemesinan, kerana ia memberi kesan kepada prestasi pemesinan, keadaan mata alat, mekanisma pembentukan serpihan, analisis bagi ramalan daya pemotong dan rekabentuk peralatan pemesinan (Totis et al. 2010).

Selain itu, kekuatan daya pemotongan dapat memainkan peranan penting dalam, penjaan haba, kualiti dan ketepatan, analisis termal, perbincangan ramalan, klasifikasi bentuk cip dan ramalan kekasaran permukaan. Pada asasnya, terdapat tiga prinsip pengukuran daya pemotongan: (1) mengukur tekanan daya pada permukaan bahan; (2) mengukur ubah bentuk anjal seperti terikan yang berlaku pada peralatan

mesin, dan (3) mengukur pesongan anjal seperti daya tork pada struktur peralatan mesin. Perubahan magnitud yang dikesan daripada tekanan, terikan dan torkan akan menentukan kuantiti daya pemotongan yang direkodkan oleh penderia atau transduser (Howard 1998; Shaw 2005).

Dinamometer adalah salah satu kaedah yang popular untuk mengukur daya pemotongan. Terdahulu, kebanyakan penyelidik menceraap isyarat daya pemotongan dengan gabungan penderia dinamometer dan penderia lain yang bersesuaian. Syarikat Kistler sejak 40 tahun yang lalu (Kistler 2012) telah membangunkan pelbagai teknik dan teknologi pengukuran daya dengan menghasilkan dinamometer komersil untuk proses kisar seperti dinamometer pegun atau dinamometer meja dan dinamometer berputar. Dinamometer meja telah digunakan secara meluas dalam industri dan penyelidikan makmal untuk TCM dalam terutamanya dalam proses kisar. Terdapat dua teknologi pengukuran daya yang berbeza yang biasanya digunakan dalam sistem dinamometer iaitu penderai piezoelektrik dan tolok terikan. Hingga kini, kebanyakan penyelidik dalam bidang ini telah memfokuskan pada sistem dinamometer piezoelektrik dan tolok terikan. Menurut Fukunaga et al. (2002), untuk melakukan pemantauan dalam struktur masa nyata, sistem penderia perlu mempunyai kelebihan besar dari segi ketumpatan dan kepekaan tinggi frekuensi melebihi beban.

Unsur piezoelektrik telah terbukti menjadi alat serbaguna dalam pengukuran proses pemesinan dan ia digunakan secara meluas untuk penyelidikan dan pembangunan di industri sebagai sistem struktur pintar sebagai penderia dan penggerak (*actuators*) Ia menggunakan kesan piezoelektrik untuk mengukur tekanan, pecutan, tekanan, daya dan getaran. Bahan binaan bagi piezoelektrik yang paling terkenal adalah kristal kuarza (SiO_2). Kesan piezoelektrik berlaku semasa tekanan dikenakan pada suatu bahan dan ia menimbulkan ubah bentuk pada bahan piezoelektrik dan pada masa itu, unsur piezoelektrik berada dalam keadaan tekanan mekanikal dan regangan ini akan menghasilkan voltan, yang disebut sebagai piezoelektrik langsung. Dengan kata lain, kesan piezoelektrik adalah kesan di mana tenaga ditukarkan kepada cas elektrik dan juga dalam reka bentuk mekanikal dan kesannya boleh berbalik. Rajah 2.9 menunjukkan komponen asas yang terdapat dalam struktur dinamometer.



Rajah 2.9 Dinamometer berasaskan unsur piezoelektrik bagi daya tiga-komponen

Sumber: Youssef & El-Hofy 2020

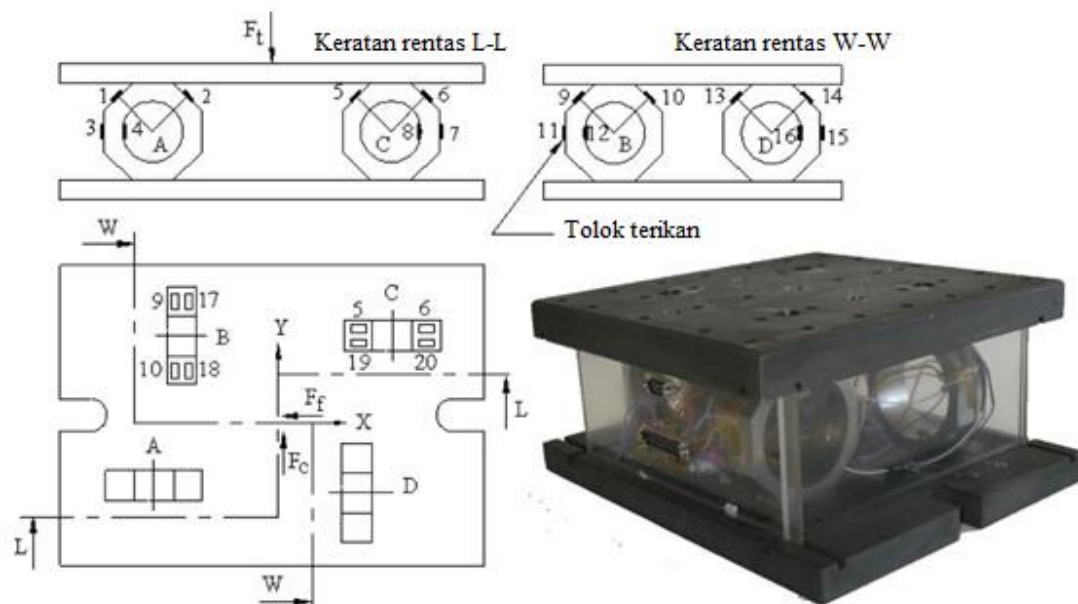
Dinamometer meja menggunakan pengesanan tekanan dengan unsur piezoelektrik sebagai elemen utama. Ketika bahan dikenakan tekanan sama ada tekanan masuk atau keluar dari bahan, unsur piezoelektrik ini akan menjana cas elektrostatik dalam unit voltan berkadar dalam tiga paksi (Wilson 2005). Daya pemotongan terdiri daripada daya dinamik dan statik (Yan et al. 1999). Terdapat tiga arah paksi bagi komponen daya pemotongan yang diukur, iaitu paksi x , y dan z . Arah komponen daya pemotongan paksi x sama dengan daya pemotongan utama (F_c), komponen daya pemotongan paksi y sama dengan daya suapan (F_f) dan komponen daya pemotongan paksi z sama dengan daya tunjang (F_t). Selain daripada itu, Syarikat Kistler juga telah mencipta dinamometer berputar berasaskan bahan piezoelektrik. Ia berupaya untuk mengukur daya paksi dan tork pada mata alat yang berputar sehingga 25,000 putaran per minit.

Didapati ramai penyelidik cenderung menggunakan dinamometer komersial dalam pembangunan sistem pemantauan mata alat. Diantaranya ialah penyelidik Karandikar et al. (2015), mereka mencerap isyarat komponen daya pemotongan dalam proses kisar akhir dengan menggunakan dynamometer meja. Pengaruh haus mata alat pada daya purata dalam domain masa dan jumlah magnitud untuk frekuensi bagi setiap larian puncak dan harmoniknya dalam domain frekuensi digunakan untuk melatih pengklasifikasi. Hasilnya, kaedah pengelasan tersebut memberi keputusan yang memberangsangkan dengan aplikasi yang lebih mudah. Manakala, Kuljanic dan Sortino (2005) menetapkan kedudukan dinamometer berputar antara perkakas dan spindel. Mereka membangunkan sistem pemantauan dan peramalan haus dalam proses kisar

muka. Komponen daya pemotongan yang diukur adalah daya pemotongan utama F_c , daya pemotongan seranjang F_{cN} , daya paksi atau tunjang F_a dan tork, M_c . Terdapat juga penyelidik yang menggunakan putaran dinamometer berdasarkan sensor piezoelektrik untuk menangkap isyarat daya pemotong seperti Rizal et al. (2014). Dengan isyarat mentah yang dihasilkan dari sensor, lebar haus sisipan, VB dapat ditentukan. Haus rusuk diukur setiap kali semasa operasi pemesinan hingga mencapai kriteria yang diinginkan. Isyarat daya pemotong yang dihasilkan kemudian dianalisis dalam domain masa dan frekuensi.

Selain itu, daya pemotongan juga boleh diukur berdasarkan bentuk elastik struktur terubah dengan menggunakan tolok terikan. Bahan yang dikenakan beban mekanikal akan menyebabkan nilai rintangan tolok terikan berubah kerana proses regangan yang berlaku pada bahan. Ini adalah kerana tolok terikan sangat sensitif kepada regangan bergantung kepada kadar berlakunya ubah bentuk bahan, dan reka bentuk tolok terikan (Figliola & Beasley 2000) Umumnya, tolok terikan mempunyai jisim, ukuran dan isipadu yang kecil menjadikan ia penerima kos rendah dan mudah dipasang terus ke permukaan pemegang mata alat jika untuk mengukur daya pemotongan pada proses larik (Ghani et al. 2011).

Di samping mengukur daya pemotongan tiga paksi, Yaldiz et al. (2007) telah mereka bentuk dynamometer berasaskan tolok terikan untuk pengukuran daya tork di dalam kajiannya. Saglam dan Unuvar (2003) Namun, penggunaan tolok terikan dalam proses kasar memerlukan medium berasaskan logam berasingan untuk meletakkan tolok terikan. Korkut (2003) telah berjaya membangunkan dinamometer berasaskan tolok terikan komponen tiga daya yang diletakkan pada empat cincin benbentuk oktagon. Tolok terikan dipasang di setiap cincin diapit di antara plat atas dan bawah dengan bahan cincin oktagon adalah keluli AISI 1040 seperti yang ditunjukkan pada Rajah 2.10



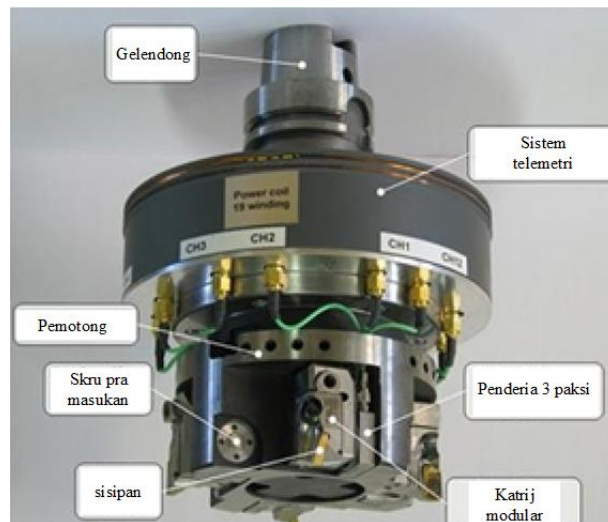
Rajah 2.10 Dinamometer meja berasaskan tolok terikan

Sumber: Yaldız et al. 2007

Penggunaan dinamometer diapit ke meja mesin dan benda kerja dipasang di atas dinamometer membatasi geometri dan dimensi benda kerja. Selain itu, memandangkan pemasangan dinamometer meja adalah rumit dan kos yang tinggi, alat ini lebih sesuai untuk penggunaan makmal atau eksperimen berbanding untuk penggunaan praktikal pada mesin pengeluaran (Xie et al. 2017). Yang menarik mengenai dinamometer berputar ialah daya pemotong dapat diukur pada alat berputar secara bebas dengan ukuran bahagian kerja berbanding dengan dinamometer pegun (Kaya et al. 2011).

Selain dinamometer, terdapat beberapa jenis penderia lain yang digunakan untuk mengukur daya pemotongan. Pengkaji Scheer et al. (1999) dan (Altintas & Park 2004) mengukur daya tiga paksi melalui sistem penderia daya yang bersepadu pada spindel. Mereka mengadaptasi transduser daya dengan unsur piezoelektrik yang berbentuk cincin dipasang pada kedudukan gelendong. Dalam kajian lain, tolok terikan dipasang pada pemegang mata alat kisar muka untuk mengukur daya pemotongan ketika proses pemesinan dilaksanakan (Adolfsson & Stahl 1995). Tolok terikan yang dipasang pada sebuah pemegang mata alat piawai yang telah diubahsuai. Sistem ini mampu mengukur dua paksi daya iaitu daya pemotongan utama dan daya tujuh. Tambahan pula, Totis et al. (2010) memasang penderia komersil berunsur piezoelektrik, Kistler 9251A pada modular pemegang mata alat kisar muka seperti dalam Rajah 2.11. Mereka

menggunakannya untuk mengukur daya pemotongan tiga paksi. Isyarat day aini dihantar melalui sistem telemetry tanpa wayar dengan kadar pensampelan 13 kHz.



Rajah 2.11 Dinamometer berputar berasaskan piezoelektrik Kistler

Sumber: Totis et al 2010

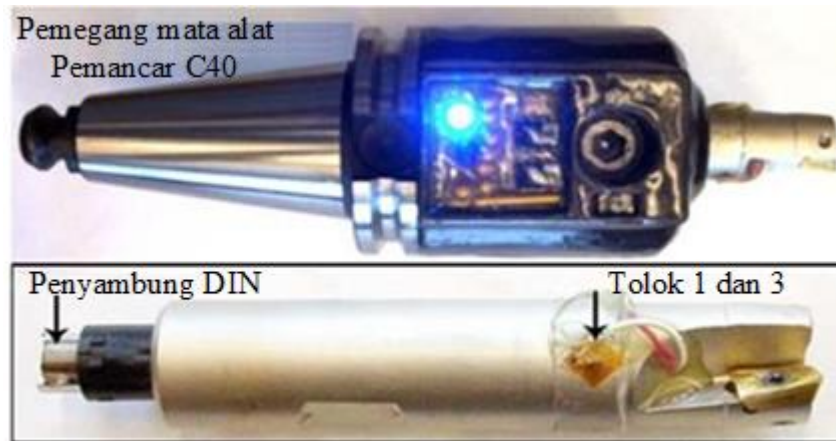
Daya pemotongan juga diukur dengan penderia kesan kearuhan atau kesan-Villari (Aoyama dan Ishii, 2004). Penderia ini mengesan daya pemotongan berasaskan pesongan struktur peralatan. Disamping itu, hasil daya pemotongan dalam proses kisar juga boleh diukur melalui pesongan elastik struktur peralatan mesin (Albrecht et al. 2005; Sarhan et al. 2006). Hasil dari daya pemotongan menyebabkan pemegang mata alat telah memesonng dalam operasi pengisaran telah diukur dengan menggunakan penderia filem PVDF (*polyvinylidene fluoride*) atau filem piezoelektrik nipis dengan sistem penghantaran data tanpa wayar (Ma et al. 2010). Juga, beberapa penyelesaian penderia telah digunakan untuk pemantauan proses kisar, di mana PVDF dilekatkan pada sauh pemotong dengan keberkesanan dan kelebihan yang disahkan (Cen et al. 2016; Ma et al. 2012) Walau bagaimanapun, dalam laporan ini output yang diukur adalah daya yang dihasilkan yang bertindak pada semua gigi pemotong secara serentak, dan untuk alasan ini daya yang diukur mempunyai had yang signifikan jika interaksi antara satu pemotong tunggal dan benda kerja perlu diselidiki. Manakala Luo et al. (2018) ini mengemukakan konsep baru sistem pemotong kisar tanpa wayar berinstrumen dengan penderia filem tipis tertanam di setiap sisipan pemotong, sehingga daya pemotong yang bertindak pada setiap ujung pemotongan dapat dipantau tanpa mengurangi kekakuan dan ciri dinamik sistem pemesinan.

2.3.4 Daya Kilas, Tork

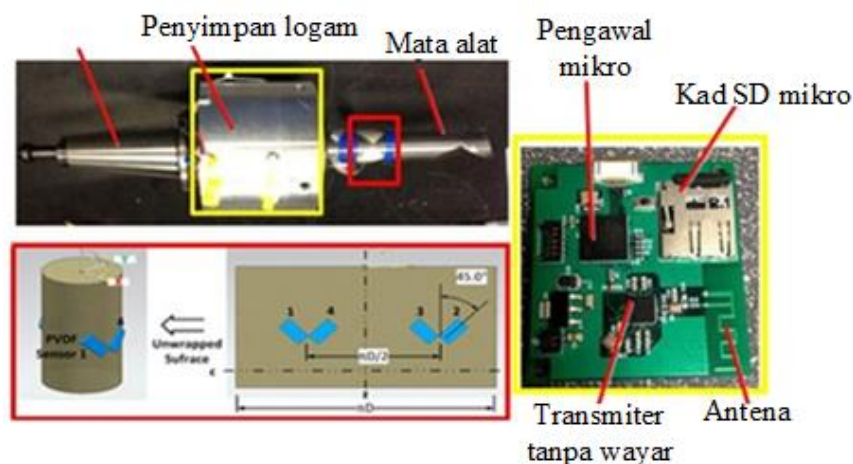
Tork, daya kilas atau momen daya adalah daya yang menyebabkan objek berputar pada paksinya (Serway & Jewett 2003). Maklumat isyarat tork yang terhasil seperti amplitud adalah serupa dengan daya pemotongan. Isyarat bagi kedua-dua tork dan daya pemotongan adalah berkala kerana ketika proses pemesinan berlaku, pinggir mata alat akan bergerak masuk ke dalam bahan, lalu memotong kawasan yang dikehendaki dengan parameter yang telah ditetapkan. Kemudian, setelah pemotongan selesai, mata alat akan keluar dari kawasan pemotongan dan proses akan berulang semula. Satu kitaran proses lengkap terjadi dalam satu putaran gelendong pemegang mata alat. Rentetan dari putaran pemegang mata alat yang berlaku sepanjang pemesinan, isyarat tork yang terhasil merupakan parameter penting dalam operasi kisar. Umumnya, tork dalam proses kisar diperolehi melalui pengukuran kelajuan putaran motor dan kuasa yang dikenakan pada gelendong, atau penggunaan arus motor (Lee et al. 1998). Dalam proses kisar, tork yang dihasilkan adalah berkadar langsung dengan daya pemotongan tangen. Schmitz dan Smith (2018) menyatakan yang tork adalah jumlah daya momen oleh hasil darab jejari pemegang mata alat dengan daya pemotongan tangen bagi setiap gigi yang terlibat dalam pemotongan.

Dalam pemantauan haus mata alat, hampir semua penyelidik mencerap isyarat tork bersama dengan daya pemotongan yang menggunakan dinamometer meja komersial (Hong et al. 2016; Kaya et al. 2011; Kuljanic & Sortino 2005). Qin et al. (2017) telah membangunkan sebuah dinamometer baru untuk mengukur daya paksi dan tork dalam proses kisar. Elemen penderia jenis baru telah dikembangkan untuk meningkatkan kepekaan dinamometer dan mengekalkan ketegaran yang cukup. Peranti ini berdasarkan tolok terikan semikonduktor yang mengukur ubah bentuk elemen penderiaan bentuk tanglung. Terdapat juga penyelidik (Dini & Tognazzi 2007) menggunakan penderia komersil berasaskan piezoelektrik untuk mengukur tork dalam sistem pemantauan keadaan mata alat. Mereka menggunakan dinamometer berputar komersil yang dipasang pada pemegang mata alat piawai. Beberapa orang penyelidik mengadaptasi penderia jenis tolok terikan (Suprock & Nichols 2009) dan penderia filem PVDF (Ma et al. 2014) yang dilekatkan pada aci pemegang mata alat piawai. Seterusnya, isyarat tork dihantar dengan kaedah hantaran tanpa wayar seperti ditunjukkan masing-

masing pada Rajah 2.12 dan Rajah 2.13. Majoriti penyelidik terdahulu menggunakan isyarat tork dengan kombinasi isyarat lain seperti isyarat kuasa gelendong (Luo et al. 2018) dan pancaran akustik (Chung & Geddam 2003).



Rajah 2.12 Penderia tork adaptasi tolak terikan dalam sistem tanpa wayar
Sumber: Suprock & Nichols 2009



Rajah 2.13 Penderai tork adaptasi filem nipis PVDF dalam sistem tanpa wayar
Sumber: Ma et al. 2014

2.3.5 Getaran

Salah satu kaedah penderia dalam pemantauan keadaan mata alat dan proses yang menjadi kegemaran ramai penyelidik adalah penggunaan isyarat getaran. Getaran terjadi hasil dari pergerakan relatif spindel pemegang mata alat (proses kisar) dan benda kerja (proses larik) dalam arah putaran dan suapan akan menghasilkan getaran pada struktur mesin. Getaran yang terhasil dalam proses pemotongan logam telah dikenal

pasti wujud dalam tiga jenis iaitu getaran bebas (*independent*), getaran paksa (*dependent*) dan getaran teruja-diri (*Self-induced*) (Quintana & Ciurana 2011). Getaran bebas terjadi apabila sistem mekanik berubah daripada keadaan seimbang seperti komponen berputar tidak seimbang, daya inersia dari bahagian salingan dan sesaran pada pemacu kinematik. Selain itu, bahan benda kerja yang tidak seragam juga salah satu faktor penyebab getaran bebas. Apabila mata alat yang terlibat dengan bahan kerja, tempat keras atau kerak dalam bahan yang dimesin memberikan kejutan kecil dan getaran kepada mata alat dan bahan kerja (Harris & Piersol 2002). Dengan kata lain, faktor yang tidak berkaitan dengan parameter pemotongan berupaya mencetuskan getaran bebas (Serin et al. 2020). Walau bagaimanapun, perubahan dalam parameter pemotongan menghasilkan getaran terpaksa (Siddhpura & Paurobally 2012; Teti et al. 2010).

Dalam pemesinan kisar atau larik, getaran akibat teruja-diri, juga dikenali sebagai gelatuk (*chatter*), sering terjadi. Umumnya, gelatuk bermula sebagai gelatuk mini dan seterusnya meningkat menjadi getaran. Gelatuk yang tidak terkawal berupaya meningkatkan amplitud getaran. Hasilnya, tahap bunyi yang kuat dan nyaring ketika proses pemesinan menyebabkan kekasaran pada hujung permukaan dan ketidaktepatan dimensi. Keadaan ini menjadi petunjuk kepada kadar haus mata alat yang sedang meningkat dengan mendadak. Ketika ini, daya pemotongan akan berubah-ubah secara berkala dan amplitud isyarat menjadi lebih besar mengakibatkan permukaan termesin menjadi beralun (*undulated*). Pada tahap ini, keadaan mata alat telah melepasi jangka hayatnya (Turkes et al. 2011). Fenomena ini mendorong penyelidik untuk menggunakan isyarat getaran bagi membuat hubung kait dengan keadaan mata alat melalui pemerhatian dan analisis amplitud isyarat sebelum dan selepas haus mata alat mengalami kehausan penuh.

Menurut Elbestawi et al. (2006), isyarat getaran mengandungi pelbagai maklumat frekuensi tabii mesin, gelendong, lekapan, dan benda kerja. Maklumat ini boleh dicapai melalui jelmaan ke dalam pelbagai domain untuk menjelaskan kesan perubahan haus mata alat. Penjelmaan Fourier pantas (FFT) merupakan analisis isyarat getaran yang biasa digunakan untuk mengesahkan perubahan akibat haus mata alat (Orhan et al. 2006). Selain daripada itu, isyarat ini juga boleh dijelmakan melalui

penjelmaan anak gelombang atau diilustrasikan ke dalam fungsi domain masa, frekuensi dan masa – frekuensi. Secara umumnya, isyarat getaran sering kali menjadi rujukan penyelidik dalam pemantauan haus mata alat kerana ia mudah dikendalikan untuk mencerap isyarat getaran dengan penderia meter pecut (Dimla 2002; Rmili et al. 2016). Penderia meter pecut adalah tolok pengukur isyarat getaran yang telah diuji kesahihannya menjadi pengukur getaran piawai. Selain adaptasi penggunaan yang mudah dan kos efektif, penderia ini sangat stabil terhadap daya mekanikal, elektromagnetik, percikan, kotoran, lembapan, dan hentaman serpihan (Byrne et al. 1995).

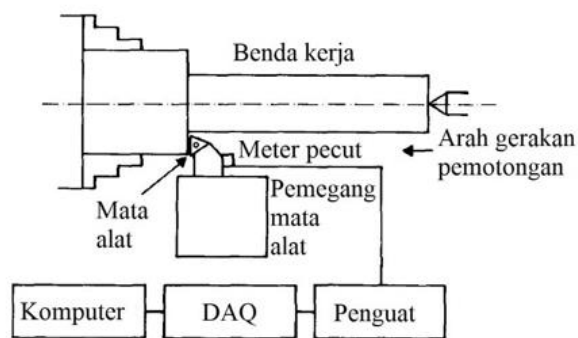
Meter pecut mengukur getaran dalam unit pecutan. Apabila pegun, ia akan mengukur daya graviti, atau 9.81 ms^{-2} . Apabila getaran dikesan, ia akan mengeluarkan voltan berdasarkan peringkat kepekaannya. Beberapa jenis penderia yang popular termasuk piezoelektrik, piezoresistif, pembolehkan kapasitans, dan mekanikal elektro mikro (MEMS) (Peres & Sill 2006). Meter pecut piezoelektrik adalah jenis yang paling biasa dalam penderia getaran pada operasi pemesinan. Penderia ini mempunyai sambutan frekuensi dan julat yang tinggi untuk pelbagai peristiwa dinamik (Figliola & Beasley 2000). Penggunaan meter pecut dalam pemesinan seperti kisar dan larik telah banyak dilaporkan oleh penyelidik terdahulu seperti dalam Jadual 2.2. Penyelidik telah meletakkan penderia di pelbagai lokasi seperti di sebelah tepi permukaan bahan benda kerja, pada pemegang mata akat, di tepi bahan pada arah gerak suapan, pada lekapan, dan juga pada bahagian bawah gelas spindel motor (Norman et al. 2007).

Kualiti isyarat yang dicerap terhadap perubahan keadaan mata alat adalah bergantung kepada kedudukan cagakan penderia ketika proses pemesinan (O'Donnell et al. 2001). Lokasi cagakan yang ideal ketika proses pemesinan larik bagi penderia getaran meter pecut adalah pada lokasi yang berhampiran dengan mata alat pada permukaan pemegang mata alat kerana ianya hampir dengan titik utama pemotongan benda kerja oleh mata alat (Lim 1995). Manakala dalam pemesinan kisar, menurut Chen & Jen (2000), penderia disarankan untuk diletakkan berdekatan dengan gelas gelendong bagi mendapatkan tindak balas amplitud yang optimum.

Jadual 2.2 Kajian terdahulu bagi penggunaan meter pecut.

Penyelidik	Jenis pemesinan	Pengukuran/ Pemantauan	Penderia	Cagakan penderia getaran
(Antić et al. 2018)	Larik	Haus mata alat	Meter pecut	Pemegang mata alat
(Kim & Choi 1996)	Larik	Kegagalan mata alat	Meter pecut piezo-filem, jarak & Dinamometer	Pemegang mata alat
(Wu et al. 2018)	Kisar	Meramal haus mata alat	Kistler Dinamometer piezo (x,y,z), meter-pecut piezo (x,y,z) & Kistler AE	Tepi bahan kerja
(Zhang et al. 2018)	Kisar	Keadaan mata alat	Meter pecut (x,y,z), Arus & piezoelektrik.	Pemegang bahan kerja
(Chen & Jen 2000)	Kisar	Meramal haus mata alat	Dinamometer & meter pecut	Galas gelendong
(Mali et al. 2017)	Larik	Haus mata alat	Dynamometer (x,y,z) & meter pecut	Pemegang mata alat
(Rmili et al. 2006)	Larik	Haus mata alat	Meter pecut (x,y,z)	Pemegang mata alat
(Aghdam et al. 2015)	Larik	Meramal Haus mata alat	Meter pecut (x,y,z)	Pemegang mata alat
(Rmili et al. 2016)	Larik	Haus mata alat dengan sistem pengesanan automatik	Meter pecut (x,y,z)	Pemegang mata alat

Dapatan kajian mendapati frekuensi isyarat getaran pada julat tertentu adalah sensitif kepada perkembangan haus rusuk mata alat. Julat frekuensi getaran yang normal bagi pemantauan pemesinan adalah sekitar 0 – 10 kHz dengan 25.6 kS/s (Chelladurai et al. 2008; Scheffer & Heyns 2001). Ilustrasi skematik pada Rajah 2.14 memaparkan konfigurasi ringkas kedudukan penderia keter pecut ketika mencerap isyarat getaran dalam proses larik. Ianya merangkumi alatan elektronik seperti komputer dengan perisian antara muka untuk paparan digital isyarat, peranti pemerolehan data (*data acquisition device* – DAQ) dan alat penguat (*amplifier*). Isyarat yang dicerap akan dipertingkat melalui amplifier kemudian DAQ bertujuan. untuk menyesuaikan aliran elektrik daripada penderia kepada bentuk isyarat yang kemudiannya dihantar kepada komputer untuk paparan digital isyarat.



Rajah 2.14 Skematik persediaan penderia dalam pemesinan larik

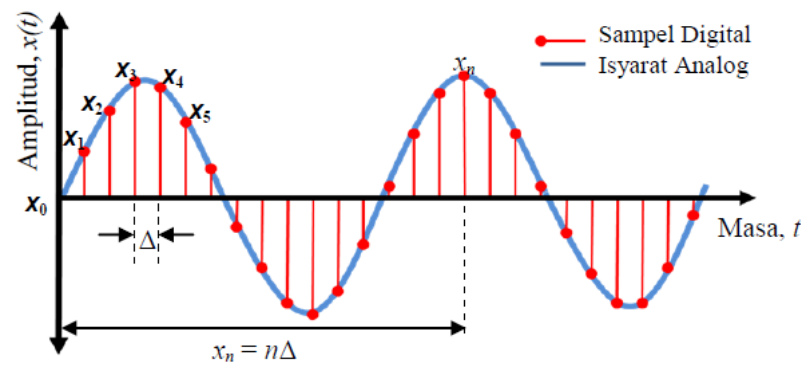
Sumber: Lim 1995

2.3.6 Pemprosesan Isyarat Pemesinan

isyarat adalah arus elektromagnetik atau elektrik yang digunakan untuk membawa data dari satu sistem atau rangkaian ke sistem yang lain. Isyarat adalah fungsi yang menyampaikan maklumat mengenai sesuatu fenomena. Khususnya, isyarat pemesinan adalah rangkaian data berangka yang berubah-ubah yang dicerap ketika uji kaji pemesinan. Isyarat yang ditafsir secara langsung tidak membekalkan maklumat yang banyak sebagaimana jika isyarat itu diproses lalu diukur dengan kaedah-kaedah yang bersesuaian. Pemprosesan isyarat adalah salah satu langkah penting dalam pembangunan sebuah sistem pemantauan keadaan mata alat. Langkah ini merupakan ruang proses untuk menukarkan isyarat masukan menjadi perincian maklumat yang berkaitan tentang corak dan keadaan pembolehubah yang diukur (Serin et al. 2020).

a. Isyarat Analog dan Digital

Pengukuran isyarat secara langsung adalah dalam ciri isyarat analog iaitu berbentuk gelombang sinus. Ia adalah susunan data dalam bentuk gerakan gelombang yang berterusan sebagai fungsi masa dengan dua ciri penting iaitu amplitud dan frekuensi (Nuawi et al. 2009). Di fasa ini, pengukuran terhadap sampel data yang dilakukan semasa uji kaji diambil secara analog. Umumnya, isyarat mentah diukur sebagai isyarat analog yang kemudian diubah kepada isyarat digital. Pertukaran kepada isyarat digital adalah adengan menggunakan sebuah alat penukar isyarat analog kepada digital (*analog- to-digital converter – A/D*), yang akhirnya menghasilkan isyarat uji kaji berupa siri diskrit seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 2.15.



Rajah 2.15 Sampel isyarat analog dan diskrit dalam domain masa

Sumber: Shin & Hammond 2008

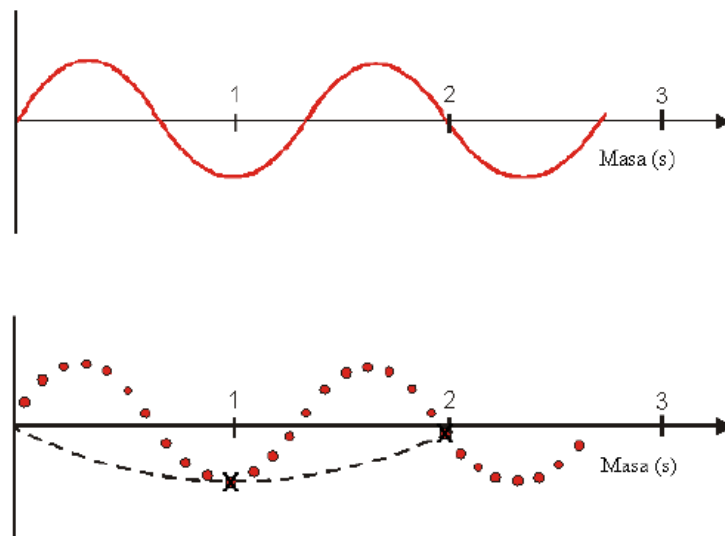
Rajah 2.15 memperlihatkan garis tegak lurus berserenjang dengan paksi x pada setiap amplitud menjelaskan ia adalah isyarat diskrit yang mewakili isyarat analog tersebut. Isyarat diskrit menyampaikan maklumat yang berbeza beza dalam isyarat analog. Namun, ciri maklumat penting bagi amplitud dan frekuensi dalam isyarat analog dapat dijelaskan dengan menggunakan siri diskrit isyarat tersebut (Beasley et al. 2001). Kejituan isyarat diskrit adalah berdasarkan kepada beberapa faktor, seperti penetapan frekuensi isyarat, sela masa antara setiap nombor diskrit, Δ , dan jumlah sampel tempoh pengukuran, $n\Delta$. Bagi data berterusan (*continuous*), isyarat analog boleh dipersembahkan sebagai tatatanda $x(t)$, $y(t)$ dan seterusnya. Manakala bagi isyarat diskrit tatatanda yang digunakan $x(n\Delta)$, $x(n)$, x_n ($n = 0, 1, 2, \dots$) (Shin & Hammond 2008).

Teknik pengukuran boleh dibuat dalam dua cara iaitu statik dan dinamik, di mana statik tidak berubah dengan masa manakala jenis dinamik berubah dengan masa. Fungsi dinamik analog berkala boleh dijelaskan dalam persamaan (2.2) (Shin & Hammond 2008) dengan amplitud, X , frekuensi putaran, ω ($2\pi f$) dalam unit rad/s, f adalah frekuensi dalam unit Hz dan sudut fasa, ϕ .

$$x(t) = X \sin(\omega t + \phi) \quad (2.2)$$

Gambaran teknik perubahan isyarat analog menjadi isyarat siri masa diskrit iaitu digital diilustrasikan seperti Rajah 2.16. Isyarat analog yang ditunjukkan mempunyai frekuensi dalam anggaran 0.75 kitaran per saat dengan kadar pensampelan adalah 11

sampel per saat. Maka, penstrukturan semula sampel yang dihasilkan menepati dan bersepadan dengan isyarat analog yang asal. Kadar persampelan mempengaruhi hasil isyarat yang terubah berpadanan dengan isyarat analog asal. Pengurangan kadar pensampelan akan menyebabkan ukuran kesesuaian penstrukturan semula sampel dengan isyarat asal menjadi tidak sempurna. Tambahan pula, jika kadar pensampelan sangat jauh lebih rendah daripada frekuensi isyarat analog maka padanan ciri masa diskritnya dibina tidak tepat.



Rajah 2.16 Perubahan isyarat analog kepada siri masa diskrit.

Sumber: Mycroft & Voigt 2013

Rajah 2.16 menunjukkan isyarat dengan frekuensi anggaran 0.25 kitaran per saat, dengan pemasangan garis melalui tanda 'X' pada 1 sampel per saat adalah tidak tepat. Situasi ini adalah kesan daripada fenomena *aliasing* di mana komponen isyarat dengan frekuensi tertinggi tidak boleh dibezakan daripada frekuensi terendah kerana kadar pensampelan yang terlalu rendah (Mycroft & Voigt 2013). Untuk mengelakkan kesan *aliasing*, tetapan frekuensi sampel isyarat yang diukur perlu berkadar dua kali nilai Nyquist iaitu frekuensi tertinggi. ia adalah kriteria minimum bagi frekuensi sampel untuk suatu isyarat analog dalam pertukaran kepada isyarat siri masa diskrit seperti ditunjukkan dalam persamaan (Tan & Beaulieu 2009).

$$f_s > 2f_m \quad (2.3)$$

Tatanda f_s adalah merujuk kepada frekuensi sampel, dan f_m pula adalah frekuensi isyarat yang tertinggi. Namun begitu, kadar pensampelan biasanya ditetapkan antara 5 dan 10 kali daripada isyarat frekuensi analog asal supaya amplitud dan frekuensi sampel isyarat diskrit yang dibentuk menyerupai isyarat analog asal (Mycroft & Voigt 2013).

b. Pengekstrakan Ciri Isyarat Domain Masa

Pengekstrakan ciri isyarat pada sistem pemantauan keadaan mata alat adalah untuk mengurangkan dimensi isyarat mentah dengan menghasilkan set ciri baru. Kumpulan ciri terekstrak seharusnya dapat mengekalkan sejumlah maklumat tentang keadaan mata alat yang dikaji (Binsaeid et al. 2009). Proses mengekstrak ciri dari isyarat dalam domain ini dapat dilakukan dengan mudah dan pantas melalui pengiraan ciri isyarat. Majoriti pengiraan ciri isyarat dalam sistem pemantauan keadaan mesin dianalisis dalam domain masa di mana ciri isyarat dalam domain masa dikenali sebagai parameter statistik (Sick 2002). Ciri parameter statistik domain masa yang seringkali digunakan adalah min, sisihan piawai, punca min kuasa- dua (RMS), kepencongan dan kurtosis. Oleh itu, satu isyarat dengan bilangan data pensampelan, n dan setiap data isyarat diskrit, x_i , maka persamaan (2.4) menunjukkan cara pengiraan bagi nilai min (Ryan 2007).

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i) \quad (2.4)$$

Ciri min telah dikenal pasti dan diuji berkesan untuk mencari hubung kait dengan perkembangan haus mata alat (Abellan-Nebot & Romero Subirón 2010). Ciri ini sering diekstrak daripada isyarat komponen daya dan getaran. Walaubagaimana pun, min adalah sangat sensitif dengan kehadiran data yang ekstrim iaitu data terpencil. Kehadiran data terpencil akan mengurangkan pekali korelasinya dengan perkembangan haus mata alat. Tambahan pula, pertimbangan yang salah boleh berlaku dalam menentukan hubung kaitnya kerana fenomena perkembangan haus mata alat adalah tidak linear (Kong et al. 2017).

Pengukuran statistik bagi serakan taburan data diskrit dikenali sebagai sisihan piawai, σ , bagi (Ryan 2007). Sisihan piawai merupakan nilai pengukuran yang menjelaskan kedudukan data yang diperolehi terhadap nilai puratanya. Sekiranya serakan data-data menjauhi nilai purata, maka nilai penyimpangannya adalah lebih tinggi dalam kumpulan data; dengan demikian, semakin banyak data terserak dari puratanya, semakin tinggi nilai sisihan piawai tersebut. Persamaan (2.5) adalah pengukuran sisihan piawai bagi bilangan sampel melebihi 30 data. Manakala, persamaan (2.6) adalah pengukuran serakan dengan bilangan sampel kurang daripada 30 (Nuawi et al. 2009; Ryan 2007).

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.5)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.6)$$

Sebagaimana ciri min, sisihan piawai juga seringkali diekstrak daripada isyarat mentah penerima oleh para pengkaji terdahulu (Huang et al. 2020). Kajian terkini oleh Morgan & O'Donnell (2018) telah mengekstrak sisihan piawai bersama beberapa ciri yang lain daripada isyarat daya, gelendong, getaran dan arus telah berjaya secara amnya membuat perkaitan antara ciri ini dengan perkembangan haus mata alat. Namun begitu, oleh kerana sisihan piawai mempunyai unsur min yang sama, maka ia juga adalah sensitif terhadap kehadiran data terpencil.

Jika sisihan piawai mengukur sejauh mana taburan data berserak dari nilai puratanya, varians pula adalah ciri statistik yang mengukur darjah purata terhadap perbezaan setiap data dengan min data. Varians, V pula ditakrifkan sebagai sisihan piawai kuasa dua seperti dalam persamaan (2.7) (Ryan 2007).

$$V = \sigma^2 \dots \text{atau} \quad V = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (2.7)$$

Keupayaan varians untuk menjejak perkembangan haus mata alat juga diberi perhatian oleh pengkaji terdahulu. Wang et al. (2017) telah secara menyeluruh mengekstrak hampir semua ciri dalam domain masa termasuk varians telah menyediakan rujukan pencirian umum terhadap perkembangan haus mata alat. Ciri varians menjelaskan kedudukan data menghampiri min, maka, varians juga bersifat lemah dengan kehadiran data yang ektrim. Ketiga-tiga ciri min, sisihan piawai dan varians adalah sensitif dengan kehadiran data terpencil (Leys et al. 2013) menjelaskan bahawa hubungan antara isyarat penderia dengan perkembangan haus mata alat adalah tidak linear.

Selain itu, ciri statistik momen peringkat ke- r , M_r pada nilai purata, $\bar{x}$ untuk nilai-nilai data diskrit adalah diberikan oleh persamaan (2.8) (Ryan 2007):

$$M_r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^r \quad (2.8)$$

Definisi kurtosis, K ialah menjelaskan ketajaman/ketumpulan taburan normal data dan kecenderungan kepada data pencilan. Isyarat global kurtosis merupakan momen statistik peringkat ke-empat yang amat sensitif terhadap isyarat pepaku (*spike*). Fungsi kurtosis sebagai momen statistik peringkat ke-empat dijelaskan dalam persamaan (2.9).

$$K = \frac{1}{n\sigma^4} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4 \quad (2.9)$$

Kurtosis amat digemari oleh penyelidik untuk memantau dan mengesan kegagalan pada komponen mesin (Martin & Honarvar 1995). Nilai rujukan piawai kurtosis ialah 3, iaitu taburan Gaussian dan untuk satu set data diskrit yang normal (Ryan 2007; Nuawi et al. 2009). Terdapat isyarat yang dicerap dari penderia ketika proses pemesanan menunjukkan corak tidak linear yang ketara sebagai contoh isyarat getaran yang memerlukan analisis yang bercirikan objektif (Fang et al. 2010). Oleh itu, ciri kurtosis adalah di antara parameter statistik yang berguna untuk mengenal pasti kehadiran perubahan yang impulsif secara spontan dalam isyarat getaran.

Ciri statistik dengan model kuantitatif nilai puncak juga menjadi pilihan vektor parameter oleh penyelidik iaitu puncak min kuasa dua (RMS). Ciri ini juga adalah momen peringkat kedua bagi pengukuran kandungan tenaga keseluruhan untuk sebuah isyarat. Bagi set data diskrit, RMS dinyatakan dengan persamaan (2.10) (Nuawi et al. 2009). RMS secara umumnya juga telah banyak digunakan dalam pemantauan keadaan mata alat kerana ia dapat menjadi petunjuk kepada amplitud isyarat berada dalam keadaan malar atau berterusan (Abellan-Nebot & Romero Subirón 2010). Menurut (Arslan et al. 2016) RMS juga telah diuji mempunyai hubungan yang baik dengan perkembangan proses haus dengan ciri telah diekstrak dari pelbagai isyarat rawak seperti pancaran akustik.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (2.10)$$

Selain itu juga, terdapat satu lagi parameter statistik yang berupaya menjadi petunjuk kepada kegagalan mata alat iaitu kepencongan (Jemielniak & Otman 1998). Kepencongan dapat mengukur taburan data terkumpul yang tidak simetri di sekitar min sampel. Ukuran kepencongan yang negatif, menunjukkan data tersebut cenderung berkumpul di sebelah kiri min dan jika positif, keadaan sebaliknya berlaku. Manakala nilai kepencongan sifar menunjukkan taburan data normal yang simetri. Sifat taburan data untuk cenderung berkumpul di salah satu bahagian menjadi faktor sesetengah pengkaji menggunakan ciri ini untuk mengenal pasti keadaan mata alat dalam tempoh tertentu (Sun et al. 2004; Teti et al. 2010). Pengukuran kepencongan, S , bagi suatu isyarat dinyatakan dalam persamaan (2.11) (Nuawi et al. 2009).

$$S = \frac{1}{n\sigma^3} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3 \quad (2.11)$$

Menurut Kong et al. (2017), ciri yang sensitif dengan perubahan haus mata alat yang berkesan mampu mengurangkan dimensi vektor ciri yang lebih rendah. Kemampuan tambahan ciri-ciri ini berupaya menambah baik kelajuan latihan fungsi kod dan meningkat ketepatan ramalan serta prognosis pemantauan keadaan mata alat.

Analisis statistik domain masa adalah sesuai diadaptasi bagi sistem pemantauan haus mata alat yang mencerap isyarat tak berketentuan (*nondeterministic*) atau dikenali sebagai isyarat rawak.

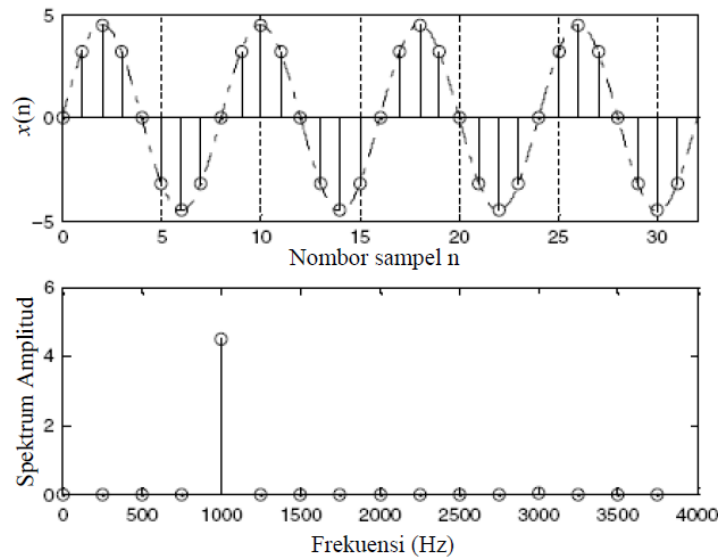
Kepencongan dan kurtosis lebih menonjol sebagai analisis statistik dalam pengesanan sesar dan mempunyai hubung kait dengan perkembangan haus mata alat hasil dari uji kaji yang sistematik (Fang et al. 2010). Sebelum ini, penyelidik menggunakan kepencongan dan kurtosis taburan daya dalam jalur frekuensi tetap (Chungchoo & Saini 2002) . Corak taburan frekuensi isyarat daya melaporkan kesan yang signifikan terhadap keadaan pemotongan dan haus mata alat. Taburan parameter seperti kepencongan dan kurtosis dapat mengenali pasti kedua-dua peralihan sangkutan-menyusur antara sentuhan tatal di sepanjang permukaan sadak dan perkembangan haus rusuk mata alat (Gabriel et al. 1995). Dalam kajian lain, penyelidikan pemesinan ke atas rod besi, kepencongan dan kurtosis telah menunjukkan kemerosotan dan kegagalan mata alat (Jemielniak & Otman 1998).

Teknik pancaran akustik digunakan oleh Mukhopadhyay et al. (2012) untuk memantau kemajuan haus mata alat semasa proses melarik dengan sisipan silikon karbida sehingga $VB > 0.4$ mm. Keputusannya menunjukkan ciri kepencongan dan kurtosis meningkat selaras dengan perkembangan haus mata alat melepasi kriteria hayat. Selain itu, ciri Kurtosis dan daya sudut juga telah digunakan dalam analisis fenomena gelatuk dan pemantauan hasu mata alat menggunakan mata alat pegun dan silostasi (Lamraoui et al. 2014). Mereka memaklumkan bahawa pergerakan mata alat yang tidak stabil dan fluktuasi yang janggal oleh daya pemotongan sebagai diagnosis sesar awal untuk fenomena haus mata alat dan galas dalam pemesinan berkelajuan tinggi. Walau bagaimanapun, fungsi hubungan yang diterbitkan melalui analisis statistik sering dimodelkan sebagai hubungan linear. Maka, ia tidak dapat menjelaskan hubungan tidak linear antara pemboleh ubah bersandar dan bebas (Visariya et al. 2018). Model statistik linear ini telah dibangunkan bersama dengan sistem TCM untuk pengeluaran jangka panjang. Di samping itu, terdapat beberapa kajian tertentu menggunakan gabungan regresi dan korelasi untuk memahami tahap haus mata alat (Abhang & Hameedullah 2018; Choudhury & Kishore 2000).

c. **Pengekstrakan Ciri Isyarat Domain Frekuensi**

Selain domain masa, analisis isyarat juga dibuat dalam domain frekuensi iaitu merujuk kepada kandungan frekuensinya. Umumnya, domain masa memperlihatkan perubahan yang berlaku dalam amplitud isyarat dalam suatu jangka hayat waktu, manakala domain frekuensi menunjukkan seberapa banyak isyarat yang ada dalam jalur frekuensi yang tertentu. Oleh itu, kandungan frekuensi perlu dianalisis bagi menentukan julat-frekuensi yang wujud dalam isyarat merupakan nilai-nilai frekuensi tertentu yang dikaji. Penentuan julat frekuensi dalam pengukuran isyarat adalah penting dengan isyarat analog ditukarkan kepada isyarat siri masa diskrit yang setara melalui persampelan pada sela waktu tertentu (Beasley et al. 2001; Mycroft & Voigt 2013). Perwakilan domain frekuensi juga merangkumi maklumat mengenai anjakan fasa yang dipadankan pada setiap sinusoid untuk penstrukturan komponen frekuensi bagi mendapatkan kembali isyarat masa yang asal

Ketika analisis domain masa, perwakilan isyarat digital dijelaskan dengan lakaran grafik amplitud isyarat terhadap masa pensampelan atau jumlah nombor sampel. Namun, dalam aplikasi tertentu, kandungan frekuensi isyarat adalah lebih bermanfaat berbanding gambaran isyarat digital dalam domain masa. Menurut Tan & Beaulieu (2009), pemprosesan isyarat dalam domain frekuensi juga dikenali sebagai analisis spektrum isyarat. Rajah 2.17 menunjukkan sebuah isyarat domain masa beserta frekuensi 1 kHz, 32 sampel dan kadar pensampelan adalah 8 kHz. Diperhatikan, lakaran grafik spektrum isyarat di bahagian bawah terdapat puncak amplitud terletak pada frekuensi 1000 Hz. Memandangkan puncak amplitud ini dapat dikesan ketika dalam plot spektrum menjadikan ia sangat signifikan dari perolehan frekuensi pada isyarat digital.



Rajah 2.17 Contoh isyarat digital kepada spektrum amplitud

Sumber: Tan & Beaulieu 2009

Terdapat pelbagai teknik pemprosesan isyarat berasaskan domain frekuensi adalah seperti Ketumpatan Spekturm Kuasa (*PSD*), Jelmaan z (*z-Transform*), Jelmaan Anak- gelombang (*Wavelet Transform*), *Bi-spectrum* dan sebagainya. Namun, di antaranya yang sering digunakan adalah Jelmaan Fourier Diskrit (*DFT*) dan Jelmaan Fourier Pantas (*FFT*) (Tan & Beaulieu 2009). Transformasi Fourier adalah cara pemetaan isyarat, dalam domain masa atau ruang ke dalam spektrumnya iaitu domain frekuensi. Domain masa dan frekuensi hanyalah kaedah alternatif untuk mewakili isyarat di mana transformasi Fourier adalah hubungan matematik antara kedua perwakilan. Perubahan isyarat dalam satu domain juga akan mempengaruhi isyarat di domain yang lain, tetapi tidak dengan cara yang sama. *DFT* adalah transformasi seperti Fourier transform yang digunakan dengan isyarat digital. *DFT* adalah versi diskrit dari *FT* yang melihat domain masa dan domain frekuensi sebagai berkala. *FFT* merupakan algoritma untuk pengiraan *DFT* yang pantas dan cekap.

Joseph Fourier pada awal abad ke-18 (Shin & Hammond 2008) telah membangunkan penjelamaan Fourier Diskrit (*DFT*) bagi menukarkan isyarat digital domain masa kepada himpunan titik-titik domain frekuensi. Algoritma *DFT* dijelaskan dalam persamaan (2.12). Tempoh masa persampelan isyarat selanjut adalah T saat, dan isyarat berkala $x(n)$ diperolehi dengan mengganti sampel data N terhadap tempoh T . Sumber masukan ke dalam algoritma *DFT* ialah himpunan nilai-nilai N atau k .

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n\Delta)e^{-j(2\pi/N)nk} \text{ iaitu } k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.12)$$

Fungsi bagi DFT adalah $X(k)$ di mana faktor N adalah tetap dan tidak dipengaruhi oleh magnitud pekali DFT. Pemprosesan isyarat digital melalui DFT mengambil sampel data N daripada jujukan sampel $x(n)$ dengan kadar frekuensi sampel f_s iaitu $T = 1 / f_s$ akan menghasilkan himpunan nilai yang kompleks. Indeks masa, n , adalah nombor sampel daripada jujukan digital, manakala indeks frekuensi, k adalah pekali DFT yang dihitung kemudian dipetakan kepada frekuensi isyarat Hz (Shin & Hammond 2008).

Pemprosesan isyarat dengan Penjelamaan Fourier Pantas (FFT) adalah pelaksanaan yang dioptimumkan untuk mengurangkan tempoh pengiraan bagi pekali DFT. FFT mengambil jujukan domain masa $x(n)$ untuk mendapatkan panjang data yang sama dengan kuasa dua ($N = 2, 4, 6, 8, 16, \dots$). Algoritma dapat diadaptasi sekiranya wujud perhubungan $N = 2^m$ sampel, di mana m adalah integer positif. Perwakilan domain frekuensi isyarat membawa maklumat tentang magnitud dan fasa isyarat dalam setiap frekuensi. Pengiraan FFT adalah kompleks terdiri daripada nombor kompleks, x iaitu bahagian nyata, x_r dan bahagian khayalan, x_i dengan demikian ialah $x = x_r + ix_i$. Magnitud x dikira seperti dalam persamaan (2.13)

$$x = \sqrt{x_r^2 + x_i^2} \quad (2.13)$$

FFT telah dijumpai semula oleh Cooley dan Tukey pada tahun 1965 dan menarik perhatian masyarakat sains dan kejuruteraan, yang juga meletakkan asas disiplin pemprosesan isyarat digital. Penemuan semula selepas sekitar tahun 1805 seorang ahli matematik Karl Friedrich Gauss Jerman telah mencadangkan dan menggunakan algoritma ini untuk mengira pekali dalam trigonometri orbit asteroid (Shin & Hammond 2008). Kecekapan pengkomputeran FFT membolehkan pemprosesan isyarat secara masa-nyata. Selain daripada DFT dan FFT, analisis isyarat dalam domain frekuensi boleh juga dilakukan melalui analisis spektrum taburan nilai

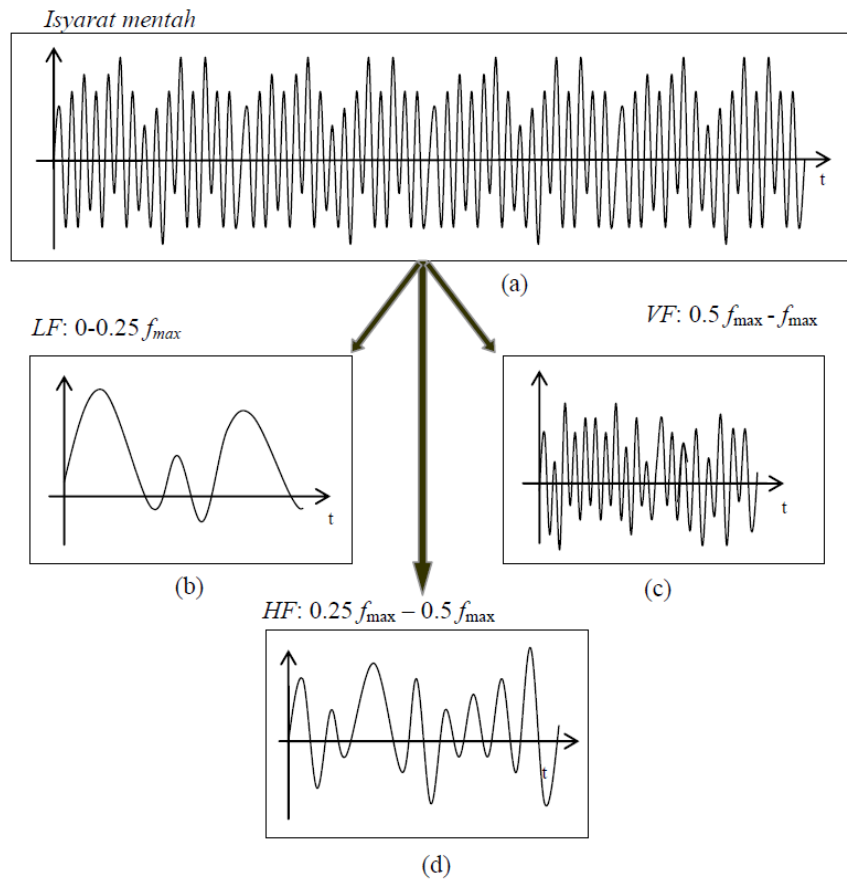
suatu kuasa atau frekuensi varians iaitu dikenali sebagai Ketumpatan Spektrum Kuasa (*Power Spectral Density* - PSD).

d. Analisis Isyarat Menggunakan Kaedah I-kazTM

Integrated kurtosis-based algorithm for Z-notch filter technique atau I- kazTM adalah kaedah analisis statistik alternatif bagi mengekstrak pekali ciri isyarat dalam domain masa. Nuawi et al. (2008) telah membangunkan kaedah ini berdasarkan konsep serakan data kepada suatu nilai pusat serakan iaitu sentroid. Kaedah I-kazTM merangkumi dua bahagian iaitu perwakilan pekali, Z^∞ dan visualisasi grafik tiga dimensi. Melalui domain masa, perwakilan pekali I-kaz diperoleh dari hasil analisis isyarat berdasarkan beberapa ciri isyarat global iaitu min, sisihan piawai, varians, kurtosis dan kepencongan. Manakala perwakilan grafik tiga dimensi merupakan visualisasi permodelan taburan data yang dianalisis secara grafik.

Adaptasi kaedah I-kazTM untuk aplikasi sistem pemantauan telah dilaksanakan oleh beberapa penyelidik terdahulu. Sebahagian kajian sebelum ini adalah seperti pengukuran hayat lesu yang menggunakan isyarat terikan (Abdullah et al. 2009), analisis isyarat bunyi pada sistem pemantauan gelas menggunakan isyarat ultrabunyi (Mansor et al. 2009), pemantauan (Ahmad et al. 2015) dan ramalan (Rizal et al. 2018) haus mata alat.

Kaedah ini melaksanakan pembahagian julat frekuensi sebagai konsep utama daripada suatu isyarat kepada julat tertentu dengan berpanduan kepada nilai frekuensi maksimum untuk isyarat yang diukur. Pengkaji menggunakan nombor Nyquist iaitu 2 kali daripada frekuensi tertinggi sebagai frekuensi pensampelan isyarat mentah untuk mengelakkan kesan alias (Nuawi et al. 2008). Rajah 2.18 menunjukkan ilustrasi bagi mempertimbangkan suatu isyarat mentah dinamik untuk konsep pembahagian frekuensi.



Rajah 2.18 Prosedur I-kazTM dalam pembahagian julat frekuensi isyarat.

Sumber: Nuawi et al. 2008

Pembahagian isyarat dalam domain masa disalurkan menjadi tiga julat frekuensi iaitu:

1. Paksi-x: julat frekuensi rendah (*Low Frequency - LF*) iaitu $0 - 0.25 f_{\max}$
2. Paksi-y: julat frekuensi tinggi (*High Frequency - HF*) iaitu $0.25 f_{\max} - 0.5 f_{\max}$
3. Paksi-z: julat frekuensi sangat tinggi (*Very High Frequency - VF*) iaitu $0.5 f_{\max}$

Nuawi et al. (2008) mengadaptasi konsep Daubechies peringkat kedua untuk menentukan had frekuensi rendah, $0.25 f_{\max}$ dan tinggi, $0.5 f_{\max}$ dalam proses pembahagian isyarat yang diukur. Darjah serakan taburan data diukur dengan menggunakan statistik global varians, σ^2 , bagi setiap julat frekuensi σ_L^2 , σ_H^2 dan σ_V^2 dengan menggunakan persamaan (2.14). Varians menghasilkan nilai magnitud purata dan dibezakan terhadap nilai min isyarat.

$$\sigma_L^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (x_i^L - \bar{x}_L)^2; \quad \sigma_H^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (x_i^H - \bar{x}_H)^2; \quad \sigma_V^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (x_i^V - \bar{x}_V)^2 \quad (2.14)$$

Dengan; x_i^L = nilai bagi data diskrit dalam julat LF pada sampel masa ke – i

x_i^H = nilai bagi data diskrit dalam julat HF pada sampel masa ke – i

x_i^V = nilai bagi data diskrit dalam julat VF pada sampel masa ke – i

$\bar{x}_L$ = min bagi isyarat dalam julat LF

$\bar{x}_H$ = min bagi isyarat dalam julat HF

$\bar{x}_V$ = min bagi isyarat dalam julat VF

n = bilangan data

Pembangunan kaedah analisis I-kazTM dihasilkan mengikut konsep serakan data terhadap sentroidnya, justeru itu terbitan perwakilan pekali I-kaz adalah seperti yang ditunjukkan oleh persamaan (2.15).

$$Z^\infty = \sqrt{\frac{1}{n^2} \left(\sum_{i=1}^N (x_i^L - \bar{x}_L)^4 + \sum_{i=1}^N (x_i^H - \bar{x}_H)^4 + \sum_{i=1}^N (x_i^V - \bar{x}_V)^4 \right)} \quad (2.15)$$

Dalam sebutan varians, σ^2 Persamaan (2.15) adalah seperti yang tertera pada persamaan (2.16) berikut.

$$Z^\infty = \sqrt{(\sigma_L^2)^2 + (\sigma_H^2)^2 + (\sigma_V^2)^2} \quad (2.16)$$

Seterusnya, pengiraan pekali I-kaz dalam persamaan (2.15) boleh dipermudahkan dengan terbitan fungsi kurtosis dan sisihan piawai. Di mana sebutan kurtosis, K , dan sisihan piawai, σ , juga adalah fungsi dalam momen peringkat ke-empat seperti yang ditunjukkan dalam persamaan (2.17).

$$\begin{aligned}
K\sigma^4 &= \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4 \\
K\sigma^4 &= M_4 n \\
M_4 &= \frac{K\sigma^4}{n}
\end{aligned} \tag{2.17}$$

Fungsi M_4 adalah merujuk kepada momen peringkat ke-empat dengan bilangan data, n . Maka, pekali momen peringkat ke-empat, M_4 , boleh diterbitkan sebagai sebutan untuk I-kaz melalui persamaan (2.18) berikut.

$$Z^\infty = \sqrt{\frac{1}{n}(M_4^L) + \frac{1}{n}(M_4^H) + \frac{1}{n}(M_4^V)} \tag{2.18}$$

Hasil pembahagian isyarat dalam julat frekuensi LF , HF dan VF , maka rujukan momen peringkat ke-empat masing-masing adalah M_4^L , M_4^H dan M_4^V . Mengikut persamaan (2.17 dan (2.18), pekali I-kaz boleh dipersembahkan dalam sebutan kurtosis, K , dan sisihan piawai, σ , melalui persamaan (2.19). Di mana K_L , K_H dan K_V merujuk kepada kurtosis dengan sisihan piawai σ_L , σ_H dan σ_V bagi setiap julat frekuensi isyarat LF , HF dan VF .

$$\begin{aligned}
Z^\infty &= \sqrt{\frac{K_L \sigma_L^4}{n^2} + \frac{K_H \sigma_H^4}{n^2} + \frac{K_V \sigma_V^4}{n^2}} \\
Z^\infty &= \frac{1}{n} \sqrt{K_L \sigma_L^4 + K_H \sigma_H^4 + K_V \sigma_V^4}
\end{aligned} \tag{2.19}$$

e. Analisis Isyarat Menggunakan Kaedah I-kaz 3D

I-kaz 3D adalah lanjutan analisis dari I-kazTM yang pada asalnya bertujuan untuk memproses pelbagai jenis data uji kaji (Nuawi et al. 2008). Pengkaji telah menggunakan analisis I-kaz 3D untuk pemantauan keadaan gelas. Hasil analisis, gelas yang telah rosak menunjukkan serakan data yang luas dalam ilustrasi I-kaz 3D dan nilai pekali I-kaz 3D biasanya lebih tinggi berbanding gelas yang masih elok. Kemudian, Ikaz 3D juga telah digunakan oleh Ismail et al. (2012) dan Ab Aziz et al. (2014) untuk mengkaji WBV

(*whole-body vibration*) di tempat duduk kenderaan. Perbezaan antara penyelidik ini adalah Nuawi et al. (2008) menggunakan tiga meter pecut paksi tunggal yang dipasang pada kotak selongsing gelas secara menegak dan mendatar mengikut paksi getaran. Sebaliknya, Ismail et al. (2012) dan Aziz et al. (2014) menggunakan meter pecut tiga paksi untuk merekod isyarat getaran dalam arah tiga paksi iaitu x, y dan z. Manakala, kajian terkini oleh Aziz et al. (2016) menggunakan analisis I-kaz 3D dalam membangunkan model regresi ramalan WBV yang terdedah kepada pemandu lori bermuatan tiga tan.

Ciri statistik varians (σ^2) dihitung untuk mengukur taburan serakan data, bagi setiap paksi iaitu seperti σ_I^2 , σ_{II}^2 dan σ_{III}^2 ditunjukkan dalam Persamaan (2.20). Varians menentukan sisihan magnitud purata data berkala terhadap dengan nilai min data.

$$\sigma_I^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (h_i^I - \mu_I)^2; \sigma_{II}^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (h_i^{II} - \mu_{II})^2; \sigma_{III}^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (h_i^{III} - \mu_{III})^2 \quad (2.20)$$

Varians σ_I^2 , σ_{II}^2 dan σ_{III}^2 , serta h_I^2 , h_{II}^2 dan h_{III}^2 adalah bagi i^{th} uji kaji pada paksi x, y dan z masing-masing. Manakala μ_I , μ_{II} dan μ_{III} adalah min bagi setiap paksi, dan N adalah bilangan data. Pekali I-kaz 3D, Z_{3D}^∞ dikira dalam sebutan σ^2 seperti dalam persamaan (2.21).

$$Z_{3D}^\infty = \sqrt{(\sigma_I^2)^2 + (\sigma_{II}^2)^2 + (\sigma_{III}^2)^2} \quad (2.21)$$

$$Z_{3D}^\infty = \sqrt{\frac{1}{N^2} \left(\sum_{i=1}^N (h_i^I - \mu_I)^4 + \sum_{i=1}^N (h_i^{II} - \mu_{II})^4 + \sum_{i=1}^N (h_i^{III} - \mu_{III})^4 \right)} \quad (2.22)$$

Persamaan (2.22) dapat dipermudahkan dalam sebutan kurtosis, K dan sisihan piawai, σ . Kurtosis adalah isyarat momen statistik keempat, yang merupakan statistik isyarat global dan sangat sensitif terhadap lonjakan data. Pemprosesan data mentah melalui kajian terdahulu (Ismail et al. 2012; Aziz et al. 2014) telah menggunakan K sebagai ciri statistik penentu kepada kadar pendedahan WBV pada tempat duduk

kenderaan. Ciri kurtosis yang dapat mengesan nilai yang ekstrem dalam taburan Gauss telah digunakan dalam bidang kejuruteraan untuk mengesan gejala kegagalan dalam pemantauan keadaan mesin. Untuk data diskrit, K dapat didefinisikan seperti persamaan (2.23) berikut.

$$K = \frac{1}{Ns^4} \sum_{i=1}^N (h_i - \mu)^4 \quad (2.23)$$

Seterusnya persamaan (2.22) dapat ditulis dalam sebutan K dan σ , sepertimana dalam persamaan (2.24) berikut.

$$Z_{3D}^{\infty} = \frac{1}{n} \sqrt{K_I s_I^4 + K_{II} s_{II}^4 + K_{III} s_{III}^4} \quad (2.24)$$

Di mana K_I , K_{II} , dan K_{III} , dan s_I , s_{II} dan s_{III} adalah kurtosis dan sisihan piawai bagi isyarat untuk setiap paksi x, y dan z.

2.3.7 Kajian Kes Sistem Pemantauan Mata Alat

Pada tahun 2015, Rizal et al. telah membangunkan sistem pemantauan haus mata alat yang bersepadu dengan sistem penerima berbilang pada pemegang mata alat berputar. Isyarat pemesinan dicerap dalam masa nyata tanpa wayar ketika proses pemesinan dijalankan. Pembangunan sistem penerima berbilang adalah sorotan kajian utama mereka sebagai salah satu sumbangan ilmu dan kaedah dalam sistem pemantauan pintar haus mata alat disamping penafsiran isyarat dan membuat keputusan.

Rizal et al. (2014) telah mereka bentuk, membuat analisis dan fabrikasi dinamometer berputar untuk mengukur daya pemotongan dalam proses kisar. Dinamometer yang diuji adalah berasaskan tolok terikan bagi tujuan pengukuran daya pemotongan utama (F_c) pada arah selari dengan laju pemotongan, daya tujah (F_t) pada arah yang sama dengan paksi dengan pemegang mata alat dan daya pemotongan seranjang (F_{cN}) pada arah seranjang (90°) dengan daya pemotongan utama. Hasil pencapaian sifat statik dan dinamiknya dinamometer telah dianalisis menurut teori dan

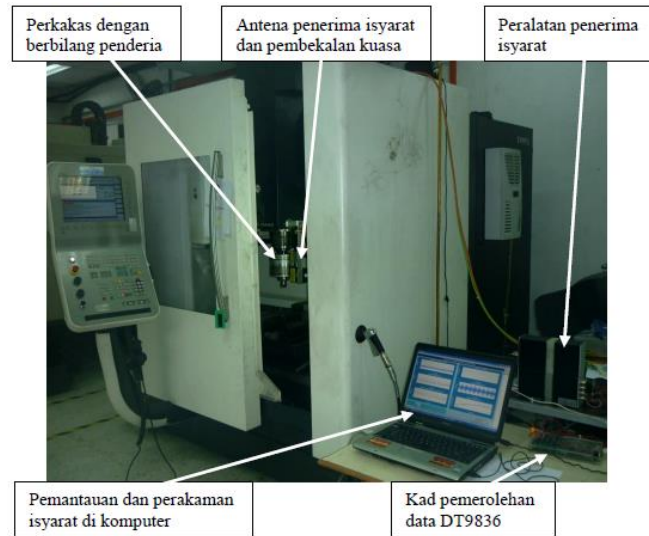
kaedah unsur terhingga (FEM) didapati bahawa purata ralat bagi kedua-dua kaedah tersebut ialah masing-masing 11.6% dan 7.9%. Manakala hasil ujian pengesanan bagi semua penderia menunjukkan purata ralat berada dalam julat di antara 1.4% sehingga 9.57%. Pembangunan sistem penderia disepadukan antara dinamometer dengan pemegang mata alat mesin kisar CNC beserta struktur tambahan sebagai pentas bagi alatan telemetri tanpa wayar seperti dalam Rajah 2.19. Oleh kerana sistem ini adalah berasaskan tolok terikan, maka isyarat tork juga telah diperoleh ketika proses pencerapan isyarat. Di samping itu, sistem ini juga dipasang bersama penderia meter pecut mini berasaskan piezoelektrik dan pengganding suhu masing-masing untuk mengukur getaran suhu ketika proses pemesanan dijalankan.



Rajah 2.19 Sistem penderia berbilang yang dibangunkan.

Sumber: Rizal et al. 2014

Rajah 2.20 menunjukkan uji kaji pemesanan dijalankan untuk menguji keberkesanan sistem penderia berbilang yang dibangunkan melalui pemprosesan kisar CNC atas benda kerja keluli perkakas AISI P20+Ni. Jenis mata alat yang digunakan untuk memotong adalah karbida bersalut ISO-P20 (Sumitomo AXMT170504-PEER-G gred ACP200). Pengkaji telah menetapkan lapan set uji kaji berasaskan reka bentuk faktorial penuh 2^3 seperti Jadual 2.3 dengan gabungan pelbagai laju pemotongan (200 dan 375 m/min), kadar suapan (0.10 dan 0.20 mm/gigi), kedalaman pemotongan jejari (0.4 dan 0.6 mm) dan kedalaman pemotongan paksi adalah malar pada 1 mm.



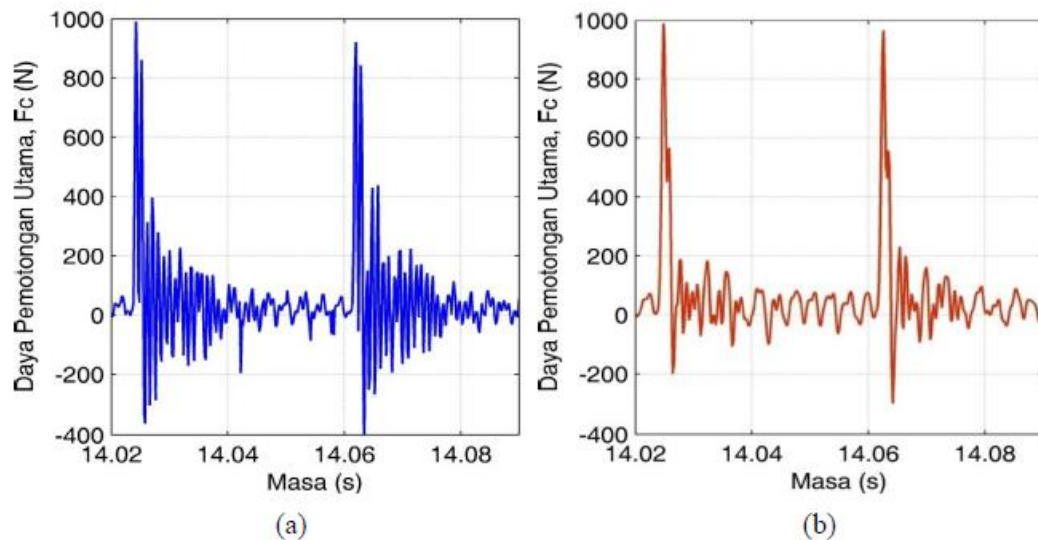
Rajah 2.20 Uji kaji pemesinan kisar

Sumber: Rizal 2015

Jadual 2.3 Kombinasi parameter uji kaji

No.	Kod Set Uji kaji	v_c (mm/min)	f_z (mm/gigi)	a_e (mm)	a_p (mm)
1	Set 1	200	0.1	0.4	1
2	Set 2	200	0.1	0.6	1
3	Set 3	200	0.2	0.4	1
4	Set 4	200	0.2	0.6	1
5	Set 5	375	0.1	0.4	1
6	Set 6	375	0.1	0.6	1
7	Set 7	375	0.2	0.4	1
8	Set 8	375	0.2	0.6	1

Ketika uji kaji pemesinan berlangsung, terdapat enam saluran (*channel*) keluaran telah diambil dan direkodkan secara atas talian dalam bentuk domain masa. Saluran-saluran ini terdiri daripada isyarat-isyarat daya pemotongan iaitu saluran 1 adalah daya pemotongan utama (F_c), saluran 2 adalah daya tujah (F_t), saluran 3 adalah daya pemotongan serenjang (F_{cN}), saluran 4 adalah isyarat tork (T_q), saluran 5 adalah isyarat getaran (A_z) dan isyarat suhu adalah saluran 6. Kemudian, penyelidik telah menuras semua isyarat dengan penurasan laluan rendah Butterworth tertib ke-4 di mana frekuensi pemotongan 3dB bagi daya pemotongan utama dan tork adalah pada 750 Hz, daya tujah dan isyarat getaran pada 1500 Hz dan daya pemotongan serenjang pada 250 Hz. Rajah 2.21 menunjukkan isyarat daya pemotongan utama berubah lebih jelas setelah proses penurasan laluan rendah dilakukan pada isyarat mentah. Hasil proses penurasan memperlihatkan kualiti isyarat yang lebih baik dan fokus.

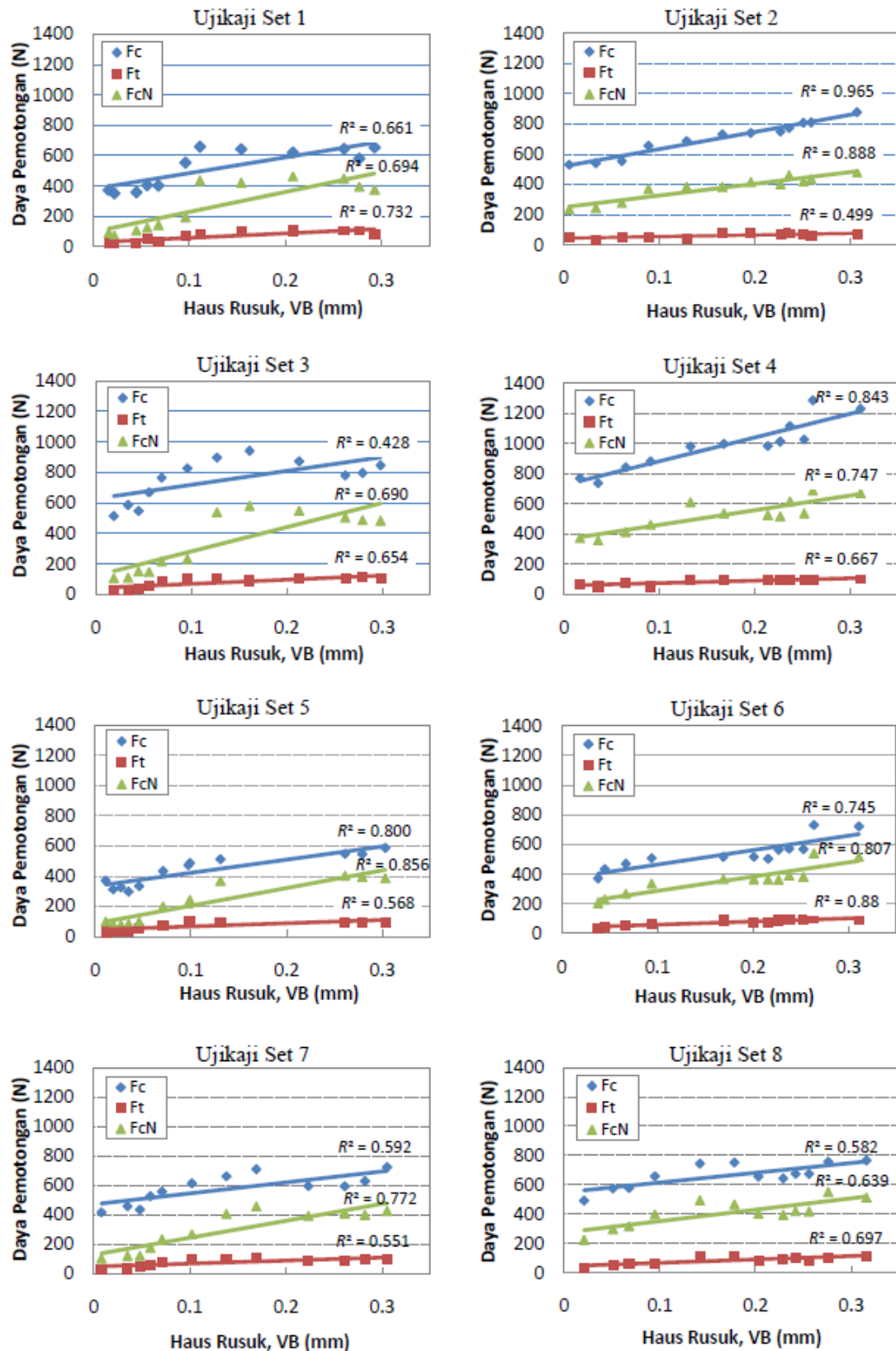


Rajah 2.21 Proses penurasan isyarat; (a) isyarat mentah, (b) isyarat dituras

Sumber: Rizal 2015

Sepanjang proses uji kaji, pemesinan akan diberhentikan secara berkala untuk merekod data perkembangan haus mata alat dengan mengukur lebar haus rusuk (VB) menggunakan mikroskop optikal sehingga VB mencapai 0.3 mm. Hasil semua isyarat yang dicerap telah dianalisis dengan tiga kaedah pemprosesan isyarat iaitu kaedah domain masa, domain frekuensi dan kaedah ciri alternatif I-KazTM. Rajah 2.22 memaparkan contoh lakaran keseluruhan uji kaji set 1 hingga 8 yang menunjukkan korelasi antara ciri isyarat komponen daya 3 paksi terhadap perkembangan haus rusuk. Hubung kait yang terhasil dari plot graf menampakkan daya pemotongan utama mencatat bacaan yang paling tinggi antara keseluruhan set uji kaji. Berbanding daya tujuh merekodkan bacaan daya pemotongan yang paling rendah. Perbezaan rekod rakaman komponen daya adalah kerana pemilihan proses pengisaran tepi dalam uji kaji pemesinan yang mempunyai lebar zon sentuh mata alat pada arah paksi- z terminimum. Rizal menyatakan, dapatan ini adalah sama seperti hasil keputusan bacaan daya pemotongan oleh Kuljanic & Sortino (2005) melalui uji kaji mereka dengan dinamometer berasaskan piezoelektrik.

Analisis korelasi dalam Rajah 2.22 menunjukkan nilai pekali yang baik, iaitu maksimum R^2 adalah 0.965 direkodkan oleh daya pemotongan utama uji kaji set 1. Manakala daya pemotongan utama dalam uji kaji set 3 mencatatkan pekali korelasi terendah iaitu $R^2 = 0.428$.



Rajah 2.22 Lakaran hubung kait ciri komponen daya tiga paksi terhadap perkembangan haus rusuk.

Sumber: Rizal et al. (2015)

Kesimpulanya, purata pekali korelasi bagi ketiga-tiga komponen daya pemotongan terhadap perkembangan haus rusuk mata alat masing-masing adalah 0.703 untuk daya pemotongan utama, 0.658 untuk daya tujah dan 0.762 untuk daya serenjang. Keputusan pekali korelasi menunjukkan, ciri isyarat dalam domain masa adalah sesuai dijadikan sebagai parameter yang berkesan terhadap perkembangan haus mata alat. Pengiraan pekali korelasi telah menjadi tanda aras maklumat tentang kecekapan dan keberkesanan ciri isyarat dengan perubahan haus rusuk.

Purata keseluruhan analisis pekali korelasi seluruh penderia oleh Rizal dalam kajiannya mendapati, penderia suhu mencatat bacaan purata korelasi tertinggi 0.725 terhadap perubahan haus mata alat. Diikuti urutan kedua oleh daya pemotongan utama dengan catatan pekali korelasi purata adalah 0.708. Rizal melaksanakan pengekstrakan ciri isyarat dengan membuat penilaian korelasi memilih ciri isyarat yang mempunyai perkaitan yang kukuh iaitu korelasi $R^2 > 0.6$ dipilih dengan perubahan haus rusuk mata alat. Jumlah keseluruhan analisis pekali ciri isyarat adalah 81 janaan tetapi setelah membuat penilaian semula korelasi hanya 31 ciri isyarat sahaja yang mencapai korelasi $R^2 > 0.6$. Kemudian, ciri isyarat yang terpilih telah digunakan sebagai vektor masukan ke dalam sistem pembuat keputusan Mahalanobis Taguchi (MTS).

2.3.8 Perbandingan Ciri Isyarat dari Kajian Terdahulu

Sehingga kini, banyak sumbangan kajian telah dilakukan untuk mengesan perkembangan haus mata alat telah dibangunkan, dikembangkan, dan diuji untuk memperoleh ciri isyarat yang menghasilkan keputusan memberi makna, penuh dengan informasi dan mempunyai struktur berkepentingan kepada perkembangan keadaan mata alat. Akan tetapi kebanyakan penyelidikan tersebut tidak mampan untuk aplikasi industri kerana beberapa faktor seperti pemprosesan isyarat yang kurang baik atau pemilihan ciri isyarat yang tidak betul (Silva & Wilcox 2018). Hampir semua kajian terkini memberi fokus kepada kaedah pengekstrakan ciri berdasarkan domain masa, domain frekuensi dan analisis multi-domain (Zhou & Xue 2018). Pengekstrakan ciri adalah proses tahap kedua dalam pemantauan keadaan alat.

Analisis ciri yang sedia ada seperti model matematik adalah teknik yang paling lama digunakan sementara kaedah berdasarkan ekstrak domain masa menampilkan maklumat yang berkaitan dengan keadaan mata alat dari dimensi masa menggunakan analisis isyarat siri masa bersama dengan beberapa parameter statistik yang lain. Analisis siri masa merangkumi kaedah seperti proses autoregresif (AR), proses AR purata bergerak (ARMA), dan purata domain masa (TDA) (Bhattacharyya et al. 2007). Kaedah berdasarkan ekstrak domain frekuensi menampilkan maklumat yang berkaitan dengan keadaan alat dari dimensi frekuensi isyarat berdasarkan struktur frekuensi dan komponen harmonik isyarat (Cuka & Kim 2017). Kedua-dua kaedah analisis domain masa dan frekuensi hanya dapat memberikan maklumat ciri dari satu perspektif, dan keduanya menganggap bahawa isyarat itu adalah pegun, maka ia tidak sesuai untuk isyarat tidak pegun yang diperoleh dalam proses pemesinan (Zhou & Xue 2018).

Kaedah berasaskan domain pelbagai telah mendapat perhatian dalam penyelidikan pemantauan keadaan alat (TCM) untuk proses kisar (Zhou & Xue 2018). Selain itu, kaedah berasaskan pelbagai domain memilih parameter ciri dari lebih dari satu domain, termasuk domain masa, domain frekuensi, dan domain masa-frekuensi, bagi mendapatkan kemungkinan set parameter ciri. Analisis ini juga menggunakan pemilihan ciri iaitu pengurangan dimensi untuk mendapatkan parameter ciri yang mempunyai hubung kait yang kuat dengan keadaan mata alat. Walaupun pengurangan dimensi menjadi faktor penting untuk mengelakkan pengiraan yang rumit (Torabi et al. 2016), tetapi teknik pengiraannya adalah sukar dan memerlukan medium pemproses yang besar dan laju (Painuli et al. 2014).

Model statistik juga merupakan pendekatan yang sering digunakan dalam uji kaji TCM. Parameter statistik global seperti RMS, purata (min), sisihan piawai, varia, kepencongan dan kurtosis data siri masa. Namun, kepencongan dan kurtosis lebih menonjol sebagai analisis statistik dalam pengesanan sesar dan mempunyai hubung kait dengan perkembangan haus mata alat hasil dari uji kaji yang sistematik (Fang et al. 2010). Sebelum ini, penyelidik-penyelidik telah menggunakan ciri kepencongan dan kurtosis untuk mengkaji kesan peningkatannya terhadap perkembangan haus mata alat (Chungchoo & Saini 2002; Gabriel et al. 1995; Jemielniak & Otman 1998; Lamraoui et al. 2014; Mukhopadhyay et al. 2012). Semua pengkaji terdahulu telah menjelaskan

hubung kait yang baik secara linear dengan haus mata alat. Kaedah statistik tidak dapat menjelaskan hubungan tidak linear antara pemboleh ubah bersandar dan bebas (Visariya et al. 2018). Model statistik linear ini telah dibangunkan bersama dengan sistem TCM untuk pengeluaran jangka panjang.

Di samping itu, terdapat beberapa kajian tertentu menggunakan gabungan regresi dan korelasi untuk memahami tahap haus mata alat (Abhang & Hameedullah 2018; Choudhury & Kishore 2000). Namun, kebanyakan ciri dalam kaedah statistik tidak ada petunjuk mutlak dan fungsi hubungan yang diterbitkan melalui analisis statistik sering dimodelkan sebagai hubungan linear (Visariya et al. 2018). Oleh kerana itu, terdapat sebilangan penyelidik telah menyusun model statistik baru untuk mengurai isyarat bukan berketentuan (Aziz et al. 2016). Kaedah I-kazTM yang dibangunkan oleh Nuawi (Nuawi et al. 2007) memberikan koefisien dan representasi grafik tiga dimensi (3D) dari taburan frekuensi isyarat yang diukur. Tetapi, pekali I-kazTM tidak menjamin korelasi positif yang konsisten terhadap haus mata alat dan analisis dilakukan dalam domain masa dengan tiada dapatan dalam analisis domain frekuensi. Manakala, Ismail et al. (2012) telah menggunakan I-kaz-3D untuk analisis isyarat. Ini adalah lanjutan dari versi I-kazTM, di mana mereka mengintegrasikan saluran penerima pelbagai yang mempunyai tiga dimensi vektor masukan. Walaupun begitu, masih kurang usaha dan kajian analisis ciri yang jelas dalam pecahan isyarat bukan deterministik (Aziz, Nuawi, et al. 2016).

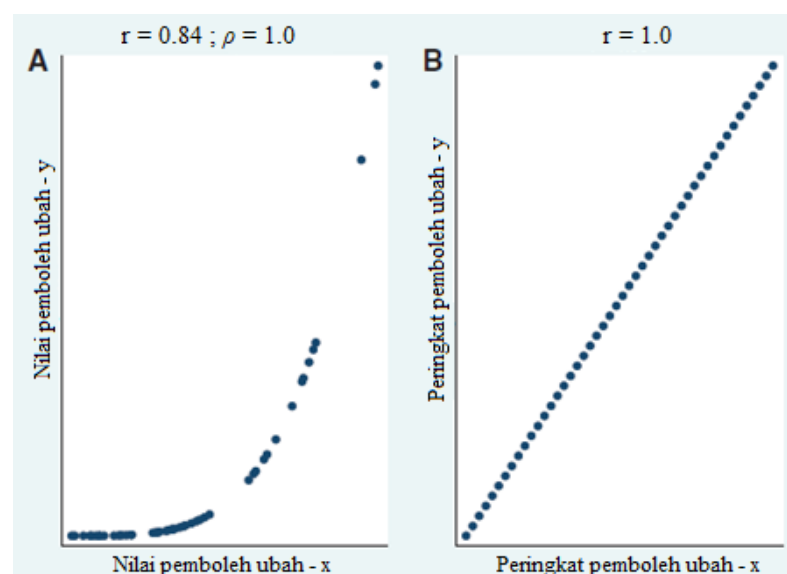
2.3.9 Korelasi Spearman

Pekali Spearman sesuai untuk kedua-dua pemboleh ubah ordinal berterusan dan diskrit (Hatcher et al. 2013). Data ordinal adalah jenis data statistik, bersifat kategori di mana pembolehubah mempunyai kategori semula jadi, susunan dan jarak antara kategori tidak diketahui. Pekali korelasi peringkat Spearman dianggap sebagai versi tak paramatriks yang digunakan untuk mengukur tahap perkaitan antara dua pemboleh ubah. Ujian korelasi pemeringkatab Spearman tidak perlu mempunyai bentuk taburan data normal, ia merupakan analisis korelasi yang sesuai apabila pembolehubah yang diukur pada skala ordinal terendah. Persamaan (2.25) (Myers et al. 2013) berikut digunakan untuk mengira korelasi peringkat Spearman Di mana ρ adalah pekali

Spearman, d_i^2 adalah perbezaan antara barisan pemboleh ubah yang sepadan dan n adalah bilangan data.

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (2.25)$$

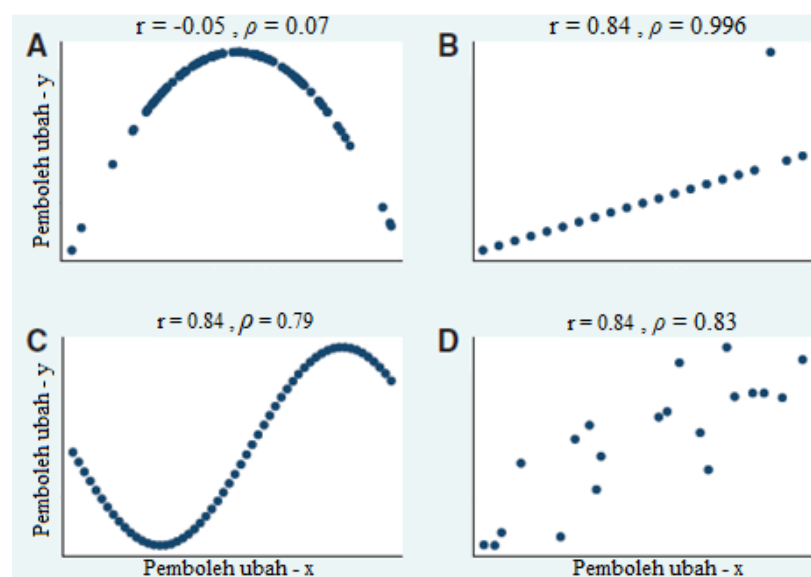
Anggaran keadaan mata alat adalah proses yang kompleks kerana setiap proses pembuatan adalah sistem varian masa yang tidak linear tidak sesuai dengan taburan normal bivariate, dan hubungan itu nampaknya monotonik tetapi tidak linear (Mohanraj et al. 2020). Korelasi peringkat Spearman boleh digunakan untuk analisis hubungan antara data tersebut (Caruso & Cliff 1997) dengan tanda pekali diwakili sebagai ρ (*rho*) atau r_s . Pada asasnya, pekali Spearman adalah pekali korelasi Pearson yang dikira dengan kedudukan nilai setiap dua pemboleh ubah dan bukannya nilai sebenarnya seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 2.23. Garisan lengkung terus meningkat pada Rajah 2.23A menunjukkan corak monotonik dengan pekali korelasi Pearson adalah $r = +0.84$. Kemudian, analisis pemeringkatan data bagi kedua-dua pembolehubah dari terendah hingga tertinggi menunjukkan hubungan linear yang sempurna seperti dalam Rajah 2.23B. Korelasi pemeringkatan Spearman adalah korelasi Pearson dihitung dengan peringkat data dan bukannya nilai sebenarnya. Oleh itu, pekali Spearman adalah $\rho = +1.0$ di A sepadan dengan korelasi Pearson $r = +1.0$ dalam B.



Rajah 2.23 Contoh korelasi pekali Pearson dan Spearman

Sumber: Schober et al. 2018

Oleh kerana ciri data ordinal boleh dianalisis dengan kaedah pemeringkatan mengikut peringkat, penggunaan pekali Spearman tidak terbatas untuk pembolehubah data selanjar. Dengan proses pemeringkatan pembolehubah, pekali mengukur hubungan monotonik secara mutlak antara dua (2) pembolehubah di mana pemeringkatan data mengubah hubungan monotonik mutlak bukan linear menjadi hubungan linear seperti Rajah 2.24. Sifat ini menjadikan pekali Spearman adalah teguh terhadap data terpencil (*outlier*) seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 2.24 (Schober et al. 2018). Contoh yang dibina dalam Rajah 2.24 menggambarkan bahawa hubungan antara data juga harus dinilai dengan pemeriksaan visual plot, dan bukan hanya bergantung pada pekali korelasi. Merujuk kepada Rajah 2.24A, korelasi dengan pekali 0 tidak semestinya bermaksud bahawa pembolehubah pada paksi x dan pembolehubah paksi y tidak mempunyai perkaitan.



Rajah 2.24 Contoh pemerhatian plot data yang berbeza bagi tujuan perhitungan antara korelasi Pearson dan Speraman

Sumber: Schober et al. 2018

Berbeza dengan grafik B – D, lakaran plot menunjukkan hubungan kuadratik yang kuat dengan pekali korelasi Pearson iaitu $r = +0.84$ sama nilai pekali Pearson seperti pada Rajah 2.23A. Namun hubungan sebenarnya antara data sangat berbeza di setiap panel. Perhatikan bahawa data terpencil dalam Rajah 2.20B mempengaruhi nilai pekali Pearson kerana tidak mengambil kira nilai ekstrem ini dalam menghasilkan hubungan linear yang sempurna, sedangkan kehadiran data terpencil ini hampir tidak

ada pengaruh pada pekali Spearman di mana dengan data terpengcil, ρ sangat dekat dengan +1, manakala jika tanpanya nilai pekali Spearman adalah, $\rho = +1$. Berbanding Rajah 2.25C, Hubungan antara dua paksinya tidak linear atau monotonik, maka kedua-dua pekali Pearson atau Spearman tidak dapat menentukan hubungan sinusoid. Rajah 2.25D pula adalah persampelan dari taburan normal bivariat yang dapat dihitung seperti keadaan perkaitan yang biasa, di mana kedua-dua pekali memperoleh pekali yang hampir sama iaitu $r = 0.84$ dan $\rho = 0.83$.

Pekali Spearman adalah setanding dengan pekali Pearson, juga berkisar antara -1 hingga $+1$. Ia dapat ditafsirkan sebagai perwakilan perkaitan dua pembolehubah dari tiada hubungan ($\rho = 0$) sehingga hubungan monotonik yang sempurna ($\rho = -1$ atau $+1$). Pertimbangan setanding dalam interpretasi selang keyakinan dan nilai P bagi korelasi Pearson juga adalah sama untuk pekali Spearman.

2.4 PENJANAAN NOMBOR RAWAK

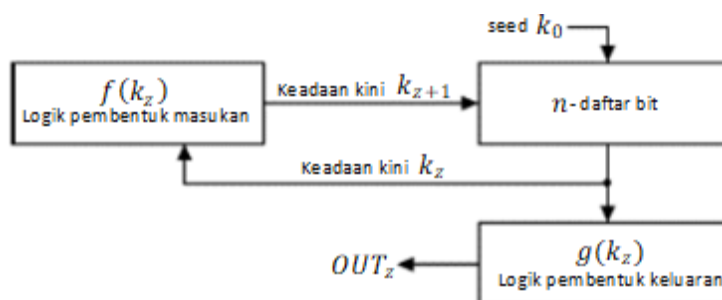
Nombor rawak berguna untuk pelbagai tujuan, seperti menghasilkan kunci penyulitan data, mensimulasikan dan memodelkan fenomena kompleks dan memilih sampel rawak dari set data yang lebih besar. Ia juga telah digunakan secara estetik, contohnya dalam sastera dan muzik, dan sudah tentunya popular untuk simulasi permainan. Apabila membincangkan nombor tunggal, nombor rawak adalah nombor yang diambil dari satu set nilai secara rawak. Setiap nombor dalam set itu mempunyai peratus kebarangkalian untuk dipilih adalah sama dan secara statistiknya, ia bersifat taburan seragam. Jujukan nombor rawak ialah nombor yang dikeluarkan mestilah bebas daripada sifat statistik yang lain.

Teknologi pengaturcaraan komputer memerlukan ianya dapat memberikan sifat rawak ke dalam program komputer. Walau bagaimanapun, mewujudkan sifat rawak dalam program komputer mungkin kelihatan sukar untuk mendapatkan sesuatu komputer secara kebetulan. Secara amnya, komputer mengikuti arahannya secara terus dari pengaturcaraan yang telah ditetapkan, jika komputer yang tidak mematuhi arahan menunjukkan komputer tersebut rosak iaitu tidak berfungsi dengan baik. Terdapat dua pendekatan utama untuk menjana nombor rawak dengan menggunakan komputer: Penjanaan Nombor Rawak Pseudo (*Pseudo-Random Number Generator* – PRNG) dan

Penjanaan Nombor Rawak Benar (*True Random Number Generator* – TRNG). Pendekatan ini mempunyai ciri yang berbeza dan masing-masing mempunyai kebaikan dan keburukannya.

2.4.1 Penjanaan Nombor Rawak Pseudo (PRNG)

Perkataan 'pseudo' menunjukkan bahawa nombor rawak – pseudo adalah dipilih bukan secara rawak. Pada asasnya, PRNG adalah algoritma yang menggunakan formula matematik atau jadual yang telah dikira pada awalnya untuk menghasilkan urutan nombor yang muncul secara rawak (Knuth 1997) seperti dalam Rajah 2.25. Contoh yang baik dari PRNG ialah kaedah kongruen linear (Panneton et al. 2006). Banyak kajian yang telah dilaksanakan sebahagiannya menjadi teori kepada nombor rawak-pseudo, dan algoritma moden untuk menghasilkan nombor rawak-pseudo adalah sempurna sehingga jujukan nombor tersebut kelihatan seperti ia benar-benar rawak.



Rajah 2.25 Diagram asas PRNG digital

Sumber: Addabbo et al. 2007

Perbezaan dasar antara PRNG dan TRNG mudah difahami dengan membandingkan nombor rawak yang dijana oleh komputer dengan balingan buah dadu (Rukhin et al. 2001). Ini adalah kerana PRNG menjana nombor rawak dengan menggunakan formula matematik yang telah dikira pada awalnya. Ia seperti mencatat nombor dalam balingan buah dadu secara berulang-ulang sehingga menjadi satu jujukan nombor yang banyak yang kelihatan rawak. Manakala, TRNG berfungsi seolah-olah komputer itu sendiri yang membaling buah dadu tersebut. Kebiasaannya, dengan menggunakan beberapa fenomena fizikal yang lebih mudah ke dalam komputer berbanding dengan membaling buah dadu itu sendiri.

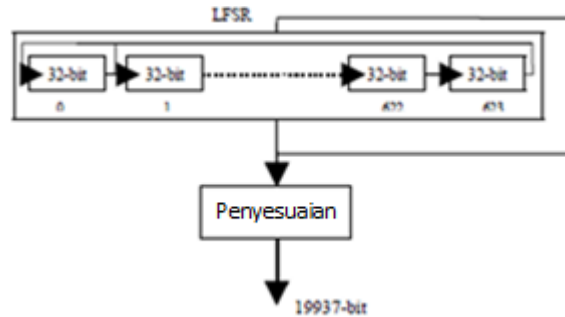
PRNG adalah cekap, ini bermakna ia boleh menghasilkan banyak nombor dalam masa yang singkat, dan berketentuan, yang bermaksud bahawa urutan nombor yang diberikan boleh diterbitkan semula di kemudian hari jika titik permulaan dalam urutan diketahui. Kecekapan ini adalah ciri yang sangat diperlukan dalam aplikasi yang memerlukan banyak nombor, dan berketentuan untuk perlu menggunakan semula urutan yang sama (*repeatability*) pada peringkat yang seterusnya. PRNG juga bersifat berkala yang bermaksud urutan nombor tersebut akan berulang (*reproducibility*) kembali. Ciri-ciri ini menjadikan PRNGs sesuai untuk aplikasi di mana banyak nombor diperlukan dan jujukan yang sama dapat dimainkan dengan mudah (Knuth 1997). Contoh-contoh popular aplikasi sedemikian adalah aplikasi simulasi dan pemodelan.

2.4.2 Penjanaan Nombor Mersenne Twister

Mersenne Twister (MT) adalah algoritma penjanaan nombor rawak-pseudo yang dibangunkan oleh Makoto Matsumoto dan Takuji Nishimura pada tahun 1997 dan diperhalusi pada tahun 2002. Ia telah melepasi semua ujian nombor rawak yang paling tegas dengan rapi dan mencatatkan penambahbaikan yang sangat ketara di antara semua penjana terdahulu. Kaedah MT dibangunkan dan direka bentuk dengan mengambil kira semua kelebihan dan kelemahan dalam penjana yang sedia ada pada masa itu. Penjanaan ini menawarkan tempoh yang lebih lama dan tertib yang lebih tinggi dalam taburan seragam daripada mana-mana penjana yang dilaksanakan. Tempoh yang lebih lama telah dicatatkan adalah $2^{19937} - 1$, dan 623 dimensi bagi sifat taburan seragam sehingga mencapai ketepatan 32-bit (623×32 matriks perduaan), menghasilkan output yang bebas daripada korelasi jangka Panjang (Matsumoto & Nishimura 1998).

Proses penjanaan adalah pantas mengikut piawai pustaka ANSI-C dalam sistem dengan talian paip dan memori *cache* di mana proses penjanaan dapat mengelakkan pendaraban dan bahagian. Pelaksanaan kod dalam C++ menyebabkan penggunaan memori yang cekap dengan hanya menggunakan 624 perkataan dalam ruang kerja. MT berfungsi dalam dua bahagian: Berulang laku (*recurring*) dan Pewajaan (*Tempering*). Proses recurring berlaku dalam bentuk Daftar Anjakan Suap-balik Linear (*Linear Feedback Shift Register* – LFSR) di mana setiap bit adalah jelmaan berulang dan

setiap keluaran bit menepati proses recurring yang membentuk kuasa (*state*). Rajah 2.26 menunjukkan gambarajah blok peringkat tinggi MT.



Rajah 2.26 Diagram blok bagi MT

Sumber: Jagannatam 2010

MT menjana jujukan vektor perkataan yang dianggap sebagai integer rawak-speudo seragam antara 0 dan $2^w - 1$, di mana w ialah dimensi vektor baris melebihi medan perduan terhingga (*finite binary*). Berikut adalah persamaan (2.26) *recurring* (Matsumoto & Nishimura 1998).

$$x_{k+n} = x_{k+m} \oplus (x_k^u | x_{k+1}^l) A \quad (2.26)$$

Di sini, integer n ialah darjah keberulangan laku (*recurrence*). Integer m ialah $1 \leq m \leq n$. A adalah matriks malar $w \times w$ yang dipilih untuk memudahkan proses pendaraban seperti yang ditunjukkan Rajah 2.27 di bawah.

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & & & \\ 0 & 0 & 1 & & \\ 0 & \dots & \dots & \ddots & \\ & & & \ddots & \\ & & & & 1 \\ a_{w-1} & a_{w-2} & \dots & \dots & a_0 \end{bmatrix}$$

Rajah 2.27 Pendaraban matriks

Sumber: Jagannatam 2010

Di mana, k ialah 0,1,2

x_n adalah vektor baris dari satu saiz w yang dihasilkan $k = 0$.

$x_0, x_1, \dots, x_{n-1}$ adalah nilai awalan.

x_{k+1}^l adalah bit r bahagian bawah atau yang paling kanan dari x_{k+1}

x_k^u adalah bit $w - r$ bahagian atas atau yang paling kiri x_k

$\oplus$ menandakan XOR *bitwise*.

$|$ menunjukkan operasi penggabungan.

$(x_k^u | x_{k+1}^l)$ ialah vektor penggabungan yang diperoleh dengan menggabungkan bit $w - r$ bahagian atas dan bit r dari susunan x_{k+1} di bahagian bawah. Kemudian matriks A didarabkan dari kanan oleh vektor ini. Akhir sekali, *bitwise* tambahan $\oplus$ dihasilkan dengan menambah x_{k+m} , dan seterusnya menghasilkan vektor x_{k+n} . Hasil pendarab $(x_k^u | x_{k+1}^l)A$, boleh dilakukan dengan menggunakan operasi anjakan bit mudah seperti persamaan (2.27) berikut (Matsumoto & Nishimura 1998).

$$xA = \begin{cases} x \gg 1 & \text{if } x_0 = 0 \\ (x \gg 1) \oplus a & \text{if } x_0 = 1 \end{cases} \quad (2.27)$$

Di mana, x adalah $(x_{w-1}, x_{w-2}, \dots, x_0)$

a ialah baris bawah vector A

' $\gg$ ' menunjukkan anjakan kanan *bitwise*

Kemudian, pengiraan rekursi dalam persamaan (2.26) direalisasikan dengan anjakan, *bitwise* EKSLUSIF – ATAU, *bitwise* ATAU dan operasi *bitwise* DAN.

MT mempunyai dimensi taburan seragam $(n-1)$, yang merupakan ciri yang baik dalam kaedah PRNG. Ujian taburan k adalah dianggap sebagai kaedah yang sesuai untuk mengukur kerawakan PRNG. Untuk menambahbaik taburan- k kepada ketepatan v -bit bagi jujukan mentah yang dihasilkan dari keberulangan laku dalam persamaan (2.26), satu kaedah yang dipanggil Pewajaan (*Tempering*) digunakan untuk menghasilkan nombor rawak-pseudo yang muktamad. Setiap keluaran yang dijana akan didarabkan dengan $w \times w$ songsangan matriks T dari bahagian kanan matriks.

Kemudian hasilnya didarabkan pula dengan matriks pewajaan x untuk memperoleh hasil z seperti persamaan (2.28) (Matsumoto & Nishimura 1998).

$$z = xT \quad (2.28)$$

Penetapan matriks T melalui operasi binary dilaksanakan seperti berikut (Matsumoto & Nishimura 1998);

1. $y = x \oplus (x \gg u)$
2. $y = y \oplus ((x \gg s) \& b)$
3. $y = y \oplus ((x \gg t) \& c)$
4. $y = y \oplus ((y \gg l)$

Di mana, u, s, t dan l adalah anjakan bit pewajaan.

b dan c ialah *bitmask* pewajaan.

' $\ll$ ' menunjukkan anjakan kiri *bitwise*.

' $\&$ ' ialah operasi *bitwise* DAN

Daftar anjakan terdiri daripada 624 elemen dan sejumlah 19937 sel. Setiap elemen mempunyai panjang 32-bit kecuali elemen pertama yang hanya mempunyai 1-bit kerana pembuangan bit. Langkah-langkah berikut menunjukkan penggunaan algoritma MT (Matsumoto & Nishimura 1998).

Langkah 0: Buat samaran (*mask*) bit untuk bit atas dan bawah

$$u \leftarrow \underbrace{1 \dots 1}_{w-r} \underbrace{0 \dots 0}_r ; \text{(samaran bit untuk bit } w-r \text{ atas)}$$

$$l \leftarrow \underbrace{0 \dots 0}_{w-r} \underbrace{1 \dots 1}_r ; \text{(samaran bit untuk bit } r \text{ bawah)}$$

$$a \leftarrow a_{w-1}a_{w-2} \dots a_1a_2 ; \text{(baris akhir matriks } A)$$

Langkah 1: Permulaan susunan x dengan pembenihan (*seeds*) bukan sifar

$$x[0], x[1], \dots, x[n-1]$$

- Langkah 2: Hitung $(x_i^u | x_{i+1}^l)$, di mana;
 $y \leftarrow (\mathbf{x}[i] \text{ DAN } \mathbf{u}) \text{ ATAU } (\mathbf{x}[(i + 1) \bmod n] \text{ DAN } \mathbf{II})$
- Langkah 3: Hitung keadaan seterusnya

$$\mathbf{x}[i] \leftarrow \mathbf{x}[(i + 1) \bmod n] \oplus \begin{cases} 0 & \text{jika bit yang tidak signifikan } y = 0 \\ a & \text{jika bit yang tidak signifikan } y = 1 \end{cases}$$
- Langkah 4: Darabkan $\mathbf{x}[i]$ dengan matriks *tempering* T untuk pembahagian keseimbangan yang lebih baik.
 $y \leftarrow \mathbf{x}[i]$
 $y \leftarrow y \oplus (y \gg u)$
 $y \leftarrow y \oplus ((y \ll s) \& b)$
 $y \leftarrow y \oplus ((y \ll t) \& c)$
 $z \leftarrow y \oplus ((y \gg l)$
 Keluaran y
- Langkah 5: Peningkatan i dengan 1
 $i \leftarrow (i + 1) \bmod n$
- Langkah 6: Proses diulang
 Pergi ke Langkah 2

2.5 PEMBELAJARAN MESIN

Perkembangan baru dalam domain tertentu seperti matematik dan sains komputer (contohnya pembelajaran statistik) dan ketersediaan sumber boleh guna yang mudah diperolehi adalah sentiasa terbuka luas tanpa sempadan secara percuma seperti perisian secara terbuka memberi peluang serta peluang besar untuk mengubah domain pembuatan dan pemahaman terhadap peningkatan penyimpanan data pembuatan secara berkesinambungan (Wuest et al. 2016). Salah satu perkembangan yang paling menarik adalah dalam bidang pembelajaran mesin (ML) termasuk perlombongan data (DM), kecerdasan buatan (AI), penemuan pengetahuan (KD) dari pangkalan data dan sebagainya (Wuest et al. 2016).

Untuk mengatasi beberapa cabaran utama sistem pembuatan kompleks hari ini, teknik pembelajaran mesin adalah yang paling sesuai untuk bidang ini (Wuest et al. 2016). Pendekatan berdasarkan pengetahuan data dapat menyusun corak kompleks dan tidak linier dalam pelbagai jenis dan sumber dan mengubah data mentah ke ruang ciri atau model yang kemudian diterapkan untuk ramalan, pengesanan, klasifikasi, pengelompokan dan regresi. ML terkenal dengan kemampuannya menangani banyak masalah yang bersifat NP-lengkap, yang sering kali muncul dalam domain pembuatan pintar (Monostori et al. 1998). Penerapan teknik ML meningkat sejak dua dekad yang lalu kerana pelbagai faktor seperti ketersediaan secara sejumlah besar data yang kompleks tanpa pemahaman yang jelas (Smola & Vishwanathan 2008) dan peningkatan kebolegunaan dan kekuatan kaedah ML yang tersedia (Larose 2005). Walaupun begitu, definisi utama ML, membenarkan komputer menyelesaikan masalah tanpa diprogramkan secara khusus untuk melakukannya (Samuel 1959) masih berlaku hingga kini. ML juga dikenali dengan istilah lain, seperti DM, KD, AI, dan lain-lain. Kini, ML sudah banyak digunakan dalam bidang pembuatan yang berbeza seperti pengoptimuman, kawalan, dan penyelesaian masalah (Alpaydin 2010; Pham & Afify 2005).

2.5.1 Struktur Pembelajaran Mesin

Penyelidikan ML telah berkembang dengan luas dalam pelbagai bidang sejak beberapa dekad yang lalu. Secara amnya dan telah disepakati oleh kebanyakan penyelidik, LM boleh dibahagikan dalam tiga struktur pembelajaran iaitu pembelajaran tidak terselia (*unsupervised*), pembelajaran terselia (*supervised*) dan pembelajaran pengukuhan (*reinforcement* – RL). Berikut adalah penerangan secara ringkas bagi pembelajaran mesin tak terselia, pengukuhan, dan pembelajaran mesin yang terselia dijelaskan secara ringkas bagi membezakannya antara satu sama lain.

a. Pembelajaran Mesin Tak Terselia (*Unsupervised*)

Pembelajaran mesin tak terselia adalah satu bidang penyelidikan dari sisi lain yang sangat besar. Penentuan sifat adalah daripada dalam struktur pembelajaran tak terselia tersebut yang. Ini bermaksud tiada maklum balas maklumat dari luar atau pakar berpengetahuan. Algoritma ini perlu mengenal pasti sendiri persamaan atau kelompok

yang wujud dari dalam struktur data tersebut seperti kesepaduan konseptual sifat (Lu 1990). Kotsiantis (2007) memperkenalkan aturan jika unsur tidak bertanda (tidak ada label yang diketahui dan hasil keluaran yang betul dan sesuai), kemungkinan besar itu adalah pembelajaran tidak terselia. Tujuannya adalah untuk mencari kelas bagi perkara yang tidak diketahui dengan kaedah pengelompokan (Jain et al. 1999) berbeza dengan pembelajaran terselia yang memberi fokus kepada pengelasan (label yang dikenali).

Dalam bidang data besar (*big data*), kaedah ML ini menjadi semakin penting. Walau bagaimanapun, seperti dalam aplikasi pembuatan, anggapan utama adalah bahawa pakar yang berpengetahuan perlu dapat memberikan maklum balas mengenai pengelasan keadaan untuk mengenal pasti set pembelajaran bagi melatih algoritma (Lu 1990; Monostori 2003). Dalam pembuatan, adaptasi pembelajaran tak terselia dapat bermanfaat dalam keadaan tertentu yang memerlukan. Pertama, terdapat kemungkinan kekangan kes yang tiada maklum balas atau pengetahuan sedia ada. Aspek kedua adalah merealisasikan pendekatan hibrid, dengan menyatukan 'yang terbaik dari kedua-dua bidang di mana ia adalah penting kerana peningkatan data yang sentiasa bertambah terutamanya dalam bidang pembuatan (Kang et al. 2016). Manakala keadaan ketiga adalah kaedah ini dapat dan digunakan seperti. mengenal pasti data terpicil dalam data pembuatan (Hansson et al. 2016). Tiga contoh pembelajaran yang tidak terselia atau diawasi yang biasa digunakan adalah pengelompokan, peraturan sekutuan, dan peta penyusunan sendiri (*Self organizing maps* - SOM) (Sammut & Webb 2011).

Selain K-means, kaedah partitioning sekitar medoid (PAM) berasaskan novel pemantauan keadaan haus alat dalam proses kisar telah dibangunkan oleh Li et al. (2017). Dalam PAM, ciri perwakilan yang disebut medoids digunakan untuk menentukan kelompok dan anggaran perbezaan digunakan untuk menilai medoid, yang menjadikan PAM teguh kepada data picilan dan oleh itu meningkatkan prestasi pengelompokan. Sementara itu, kaedah unjuran pelestarian lokaliti (LPP) digunakan untuk meningkatkan ketepatan pengelompokan dengan pengurangan dimensi. Untuk menunjukkan keberkesanan kaedah yang dicadangkan, uji kaji pemesinan kisar hujung ke atas aloi Ti-6Al-4V dilakukan dan algoritma K-means dan C-means kabur (FCM) yang biasa digunakan diperkenalkan untuk membuat perbandingan dengan algoritma PAM dengan menggunakan lima penunjuk penilaian pengelompokan. Hasilnya

menunjukkan bahawa PAM melakukan ketepatan dan ketahanan yang lebih tinggi daripada dua algoritma pengelompokan yang lain.

b. Pembelajaran Terselia (*Supervised*)

Teknik ML yang terselia kebanyakannya digunakan dalam aplikasi pembuatan, kerana bidang pembuatan penuh dengan lambakan data contoh seperti data pemesinan tetapi sifat data tidak diketahui (Lu 1990). Di samping itu, kelebihan ML ini adalah masukan data yang banyak hasil dari amalan kawalan proses statistik (Harding et al. 2006) dan data-data kebanyakannya adalah berlabel. Secara amnya, pembelajaran kaedah ML terselia adalah melalui contoh yang diberikan dengan suapan maklumat luar yang kebiasaannya dari pengetahuan pakar sedia ada (Sutton & Barto 2012). Pembelajaran ini sangat terkenal digunakan dalam pelbagai bidang pembuatan, seperti pemantauan dan kawalan.

Pengendalian data dalam ML terselia merangkumi beberapa langkah iaitu menyediakan gagasan data untuk latihan (*training*) dan pengujian dengan masukan maklumat pengetahuan (*testing*) (Kotsiantis 2007). Berdasarkan beberapa keadaan pembelajaran, jika perlu data akan dikenal pasti dan diproses terlebih dahulu. Di antara aspek penting dalam ML ini adalah memberi definisi kepada set Latihan. Ini adalah kerana ia akan mempengaruhi hasil klasifikasi secara keseluruhan. Dalam keadaan tertentu, algoritma dibenarkan untuk membuat pengelasan berdasarkan definisi kumpulan data latihan seperti algoritma 'pemilihan kernel' untuk menyesuaikan algoritma dengan sifat masalah tertentu. Oleh itu, ML terselia dianggap dapat menyesuaikan algoritmanya dengan pelbagai masalah yang ingin dikaji. Kriteria umum pembahagian kumpulan data adalah 70% kumpulan data digunakan sebagai kumpulan data latihan, 20% sebagai kumpulan data penilaian (untuk menyesuaikan parameter - misalnya parameter rujukan) dan 10% terakhir adalah sebagai set data ujian (Wuest et al. 2016).

Kajian yang dilakukan oleh Krishnakumar et al. (2015) untuk mengklasifikasikan keadaan haus alat untuk aloi titanium Titanium alloy. Selama proses pemesinan, isyarat getaran dipantau secara berterusan menggunakan meter pecut. Ciri-ciri dari isyarat diekstrak dan satu set ciri menonjol dipilih menggunakan

Teknik Pengurangan Dimensi. Ciri-ciri terpilih diberikan sebagai input kepada algoritma klasifikasi untuk memutuskan keadaan alat. Pemilihan ciri telah dilakukan menggunakan Algoritma Pohon Keputusan J48. Klasifikasi keadaan alat dilakukan menggunakan Algoritma Pembelajaran Mesin iaitu algoritma keputusan pokok J48 (*Decision Tree*) dan ANN. Dari analisis tersebut, didapati bahawa ANN menghasilkan hasil yang jauh lebih baik. Metodologi yang digunakan dalam kajian ini akan berguna untuk pemantauan keadaan alat dalam talian. Prestasi algoritma J48 dan ANN dalam meramal keadaan alat dengan kecekapan klasifikasi masing-masing adalah 94.3% dan 95.4%. Prestasi ANN relatif lebih baik berbanding dengan algoritma J48. Dari 87 titik data (ciri), hanya empat titik data masukan yang salah diklasifikasikan oleh ANN. Analisis prestasi menunjukkan bahawa ciri statistik isyarat bergetar dapat mengklasifikasikan keadaan alat dengan ketepatan yang baik.

ANN juga telah digunakan untuk menangani isyarat kuasa. untuk memantau hayat mata alat, di mana ciri-ciri yang diekstrak dari kuasa diperbaharui oleh inferensi Bayesian (Karandikar et al. 2015). Di samping itu, jangka hayat alat juga diramalkan dalam proses kisar menggunakan isyarat kuasa dengan teknik rangkaian neural (Drouillet et al. 2016). Seterusnya, ANN digunakan untuk menilai haus mata alat dalam masa nyata dengan isyarat kuasa gelendong, di mana ciri yang diekstrak dari isyarat kuasa digunakan sebagai masukan ANN untuk latihan dan pengesahan (Corne et al. 2017). Penyelidik yang berusaha mengembangkan sistem TCM dengan aplikasi ANN sering gagal dan menganggap bahawa ANN tidak begitu cekap dari segi siri masa kerana isu-isu yang berkaitan dengan *overfitting* dan terperangka dalam minima tempatan (Cho et al. 2010).

Sistem Inferensi Fuzzy (FIS) dikembangkan di luar talian yang dapat memetakan nilai penderia dalam talian dengan keadaan haus alat pemotong yang berkaitan (Cuka & Kim 2017). Selain itu dalam kajian Rizal et al. (2013), sistem pemantauan haus mata alat menggunakan penderia jenis tolok terikan kerana kesederhanaan dan kosnya yang rendah. Berdasarkan sistem inferensi kabur berasaskan rangkaian adaptif (ANFIS), dan kaedah analisis isyarat statistik baru, kaedah I-kazTM, digunakan untuk meramalkan haus mata alat semasa proses kisar. Didapati bahawa ramalan adalah tepat jika korelasi pekali dan anggaran ralat berada dalam julat 0.989–

0.995 dan 2.30–5.08% masing-masing. Pembinaan asas pengetahuan untuk sistem logik kabur memerlukan kemahiran dan pengetahuan pakar. Ini menjadikan logik kabur agak sukar untuk pelaksanaan praktikal (Serin et al. 2020). Bilangan saraf dalam lapisan tersembunyi dari rangkaian saraf dan bilangan lelaran dapat dipilih secara rawak kerana ia sangat sedikit mempengaruhi prestasi sistem.

Sistem ramalan haus mata alat telah dibangunkan oleh (Yang et al. 2020) dengan menggunakan sistem pemprosesan data tambahan, yang terdiri dari: LE dan ISOMAP sebagai kaedah visualisasi pada set data, kaedah pengurangan dimensi yang efisien secara komputasi (PCA) untuk mengurangkan jumlah ciritanpa kehilangan informasi penting yang asli dan kaedah pembelajaran mesin canggih (kernel polinomial SVM) sebagai pengklasifikasi untuk memodelkan hubungan antara ciri isyarat dan nilai keadaan haus mata alat yang sepadan. Hasil uji kaji mereka, ketepatan dan kepersisan sistem SVM yang diperoleh masing-masing adalah 91.43% dan 76.9%.

Kaedah tradisional seperti regresi kuadrat separa terkurang (PLS), rangkaian neural buatan (ANN) dan mesin vektor sokongan (SVM) hanya dapat memberikan nilai ramalan yang mempunyai kebarangkalian yang tidak signifikan. Untuk merealisasikan pemantauan mata alat secara masa nyata dan tepat dalam proses pemesinan, ramalan haus mata alat berdasarkan analisis komponen asas kernel berasaskan fungsi radial bersepadu (KPCA_IRBF) dan mesin vektor relevansi (RVM) (Kong et al. 2019). Sebagai model probabilistik yang jarang, RVM dapat memberikan nilai yang diramalkan dan selang keyakinan yang sesuai (CI). Ciri gabungan yang diperoleh KPCA_IRBF lebih sensitif terhadap perubahan haus mata alat. Dua eksperimen pemotongan berbeza dijalankan untuk mengesahkan keberkesanan KPCA_IRBF dalam meningkatkan ketepatan ramalan dan meningkatkan CI pada RVM. Hasil eksperimen menunjukkan bahawa KPCA_IRBF dapat mengurangkan anggaran punca (RMSE) RVM lebih daripada 30% dan memampatkan anggaran CI lebih daripada 90%.

Pan et al. (2011) meneroka penggunaan analisis Frekuensi Jalur Tenaga (FBE) dan teknik Pengelompokan kabur (FC) untuk pengenalan status haus mata alat dalam pemotongan logam. Pada tahap pertama skema yang dicadangkan, FBE berdasarkan penguraian paket gelombang kecil telah dilakukan pada isyarat getaran dan isyarat daya

yang diukur pada alat mesin CNC. Tahap haus mata alat yang berbeza dapat meningkatkan atau menghalang kesan komponen frekuensi yang berbeza. Ini menjadikan ciri yang diekstrak sensitif terhadap haus mata alat. Kaedah pengecaman status haus mata alat dipelajari melalui sistem pengelompokan C-means Kabur. Untuk memeriksa prestasi hasil pengelompokan, visualisasi pengelompokan dipetakan dengan analisis komponen utama (PCA). Hasil eksperimen menunjukkan bahawa pendekatan ini adalah kaedah yang unggul dan berkesan untuk pengiktirafan status keadaan haus mata alat.

c. **Pembelajaran Pengukuhan (*Reinforcement*)**

Pembelajaran pengukuhan (RL) ditakrifkan oleh penyediaan maklumat latihan oleh persekitaran. Maklumat tentang sejauh mana keberkesanan sistem terhadap sesuatu perubahan diberikan oleh isyarat pengukuhan berangka (Kotsiantis 2007). Ciri penentu yang lain ialah sistem harus mengetahui tindakan mana yang menghasilkan keputusan terbaik (isyarat peneguhan berangka) dengan mencuba dan bukannya diberitahu. Ini membezakan RL dengan kebanyakan kaedah ML lain (Sutton & Barto 2012). Walau bagaimanapun, RL dilihat oleh sebilangan penyelidik sebagai 'bentuk pembelajaran yang diselia khas' (Pham & Afify 2005). Namun, berbeza dengan masalah yang dihadapi oleh pembelajaran terselia, masalah RL dapat dijelaskan dengan tidak adanya contoh berlabel seperti label 'baik' dan 'buruk' (Stone 2011). Kaedah RL adalah berdasarkan tindak balas persekitaran yang berurutan, seperti proses pembelajaran manusia iaitu dengan meniru (Wiering & Van Otterlo 2012). 'Isyarat ganjaran' dalam RL membezakan pembelajaran ini dari ML tak terselia (Stone 2011). Berbeza dengan pembelajaran terselia, penggunaan RL adalah paling sesuai dalam keadaan di mana tiada langsung berpengetahuan pakar sedia ada.

Cabaran utama bagi RL adalah persetujuan bersama di antara penerokaan dan eksploitasi. Untuk mencapai tujuan tersebut, ejen harus 'mengeksplorasi' tindakan yang dipelajarinya untuk memilih dan mengenal pasti tindakan yang harus dia 'terokai' dengan sentiasa aktif mencuba cara baru (Sutton & Barto 2012). Dalam pembuatan, RL tidak digunakan secara meluas dan hanya beberapa contoh aplikasi yang berjaya ada seperti hari ini (Doltsinis et al. 2012; Gunther et al. 2015). Selain itu, Kaedah

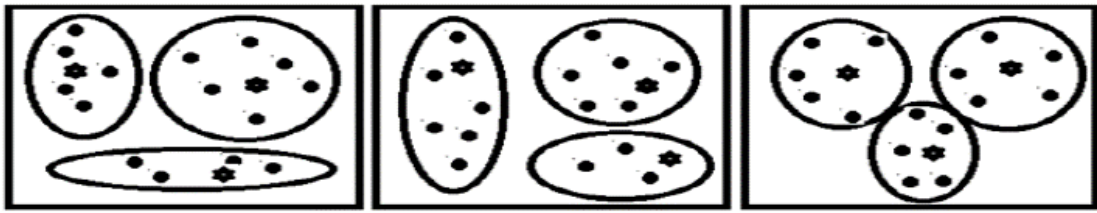
pembelajaran pengukuhan dimodelkan sebagai proses keputusan Markov (Serin et al. 2020). Pada kebanyakan aplikasi pembuatan hari ini, maklum balas pakar adalah tersedia. Oleh itu, walaupun RL berlaku dalam aplikasi pembuatan, fokus berikut adalah pada teknik yang diselia.

2.5.2 Kaedah Pengelompokan Pembelajaran Mesin Tak Terselia

Pengelompokan dan pengkelasan adalah kedua-dua tugas asas dalam perlombongan data. Pengelasan atau klasifikasi digunakan kebanyakannya sebagai kaedah pembelajaran terselia, manakala pengelompokan untuk pembelajaran tak terselia. Namun, dalam sesetengah keadaan beberapa model model pengelompokan adalah untuk kedua-dua ML terselia dan tak terseli. Secara asasnya, tujuan pengelompokan adalah deskriptif berbanding klasifikasi adalah ramalan (Veyssieres & Plant 1998). Oleh kerana tujuan utama pengelompokan adalah untuk meneliti dan membina sekumpulan kategori baru, kumpulan-kumpulan baru terbentuk dalam kalangannya, dan penilaian adalah berdasarkan dalaman iaitu intrinsik.

a. K-means

Salah satu model pengoptimuman yang paling asas dan telah dikaji dengan baik dalam pembelajaran mesin tak terselia adalah pengelompokan K-means. Ia adalah kaedah pengelompokan yang banyak digunakan dan cekap dalam menghasilkan kelompok di dalam pelbagai aplikasi (Liberty et al. 2014). Algoritma K-means menghasilkan pelbagai jenis kelompok bergantung kepada pemilihan sentroid awal secara rawak. Dalam Rajah 2.28 menunjukkan pembentukan kluster asas dengan menggunakan kaedah algoritma K-means pada set data. Pada bahagian pertama rajah, objek data dikluster mengikut sentroid awal yang dipilih secara rawak. Pada bahagian seterusnya gambar, perubahan kluster berlaku dengan mengira semula sentroid pada lelaran pertama. Ketika ini, gambar menunjukkan bahawa beberapa objek data dipindahkan dari satu kluster ke kluster yang lain. Pada bahagian ketiga rajah, sentroid tidak berubah yang bermaksud penumpuan telah berlaku. Semua objek data dikelompokkan ke sentroid kluster masing-masing. Pembentukan kluster bagi objek data adalah bergantung pada pemilihan sentroid awal.



Rajah 2.28 Blok diagram bagi pembentukan kluster

Sumber: Suryawanshi & Puthran 2016

Algoritma pengelompokan K-means pertama kali digunakan oleh James MacQueen pada tahun 1967 (Jain et al. 2010). Algoritma asal asas pertama kali dicadangkan oleh Stuart Lloyd pada tahun 1957 sebagai teknik untuk memproses isyarat, namun ia tidak diterbitkan sehingga tahun 1982. Algoritma K-means adalah algoritma pengelompokan partisi yang banyak digunakan dalam pelbagai aplikasi. Kaedah pempartisian membina k partisi data, di mana setiap partisi mewakili kluster dan $k \leq n$ (objek data) (Al-Amrani et al. 2016). Ia mengumpulkan data ke dalam kumpulan k , yang memenuhi syarat-syarat berikut: i) setiap kumpulan mesti mengandungi sekurang-kurangnya satu objek, dan ii) setiap objek mesti termasuk dalam satu kumpulan (Nazeer & Sebastian 2009). Algoritma ini biasanya akan menghasilkan kluster dengan mengoptimumkan fungsi objektifnya.

Diberikan set data $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, di mana N adalah vektor poin dengan setiap attribute D (komponen), algoritma partisional keras (hard partitional) membahagi X kepada K secara menyeluruh dan lengkap dan kluster-kluster saling eksklusif $\mathcal{P} = \{P_1, P_2, \dots, P_K\}$, $\bigcup_{i=1}^K P_i = X$, $P_i \cap P_j = \emptyset$ for $1 \leq i \neq j \leq K$. Algoritma ini biasanya menjana kluster dengan mengoptimumkan fungsi objektifnya. Fungsi objektif yang paling intuitif dan sering digunakan adalah Jumlah Kesalahan Kuadrat (SSE) yang diberikan dalam persamaa berikut (Celebi et al. 2013).

$$SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in P_i} \|x_i - c_i\|_2^2 \quad (2.29)$$

Seperti yang ditunjukkan dalam algoritma K-means, pada asasnya algoritma k-means terdiri daripada dua fasa: Fasa pertama ialah fasa yang menentukan sentroid awal

untuk menetapkan objek data ke kluster terdekat dan kemudian mengira kembali sentroid kluster. Fasa kedua pula dijalankan secara berterusan sehingga kluster menjadi stabil, iaitu objek data berhenti bergerak di atas batas kluster (Zhao et al. 2018).

Selain berkesan dalam menghasilkan keputusan pengelompokan yang baik dalam pelbagai bidang aplikasi, algoritma k-means menjadi penggemar dikalangan pengguna aplikasi dan penyelidik adalah kerana ia mudah dan ringkas dalam pelaksanaan, mudah diukur, penumpuan yang pantas dan kemampuan menyesuaikan algoritma dengan data yang kurang (Sieranoja 2019). K-means mudah digunakan untuk pengelompokan praktik data dengan masa kompleks adalah $O(nkt)$, di mana n adalah jumlah objek data, k adalah bilangan kluster, dan t adalah jumlah lelaran. Umumnya, pengiraan dalam K-means pada dasarnya memerlukan kos yang tinggi dan kualiti kluster yang dihasilkan sangat bergantung pada pemilihan sentroid awal. Pengelompokan K-means adalah teknik pempartisian di mana kluster dibentuk dengan bantuan sentroid. Berdasarkan sentroid ini, kelompok boleh berbeza antara satu sama lain dalam lelaran yang berbeza (Zhao et al. 2018).

b. K-means++

Umumnya, algoritma Lloyd untuk pengelompokan K-means membuat pemilihan sentroid awal secara rawak. Perawakan (*randomization*) dalam pemilihan sentroid kluster ini menyebabkan masalah kepekaan inisialisasi. Masalah ini cenderung mempengaruhi kelompok akhir yang terbentuk. Kluster akhir yang dibentuk bergantung kepada bagaimana sentroid awal dipilih. Terdapat dua pendekatan untuk mengelakkan masalah kepekaan inisialisasi ini, iaitu: 1) Pengulangan K-means piawai iaitu mengulang algoritma dan inisialisasi sentroid beberapa kali dan memilih pendekatan pengelompokan yang mempunyai jarak intrakluster terkecil dan jarak interkluster yang besar. 2) K-Means++ iaitu teknik permulaan sentroid pintar. Dua kaedah di atas boleh digunakan untuk mengelakkan masalah kepekaan inisialisasi tetapi di antara kedua-dua kaedah ini, kaedah K-Means++ adalah pendekatan terbaik (Kapoor & Singhal 2017).

K-Means++ adalah teknik inisialisasi sentroid pintar dan algoritma selebihnya adalah sama dengan K-Means piawai. Langkah-langkah yang harus diikuti untuk inisialisasi sentroid adalah: 1) Pilih titik centroid pertama (C_1) secara rawak, 2) Hitung

jarak semua titik dalam set data dari sentroid yang dipilih. Jarak titik x_i dari sentroid terjauh boleh dihitung dengan persamaan (2.30) (Arthur & Vassilvitskii 2007) berikut.

3) Jadikan titik x_i sebagai sentroid baru yang mempunyai kebarangkalian maksimum setanding dengan d_i . 4) Ulangi dua langkah di atas sehingga sentroid awal kluster ditemui (Arthur & Vassilvitskii 2007).

$$d_i = \max_{(j:1 \rightarrow m)} \|x_i - C_j\|^2 \quad (2.30)$$

K-means++ optimum kompleks masa adalah $O(\log k)$ merupakan teknik penyemaian yang cepat dan semudah algoritma K-means piawai, menjadikannya ia satu teknik yang menarik dan lebih praktikal. Selain itu, K-means++ umumnya akan beroperasi lebih baik jika membuat beberapa pemilihan sentroid baru pada setiap lelaran, dan kemudian dengan terus memilih sentroid yang dapat menurunkan asymptotik sebanyak mungkin (Arthur & Vassilvitskii 2007).

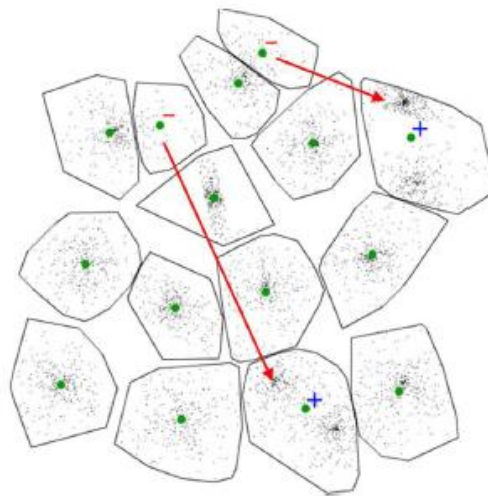
c. Kaedah Inisialisasi K-means

Dalam aplikasi kehidupan sebenar, pemilihan fungsi objektif K-means dianggap sangat penting. Hasil pengelompokan bergantung terutamanya pada fungsi objektif yang dipilih, dan hanya kemudian pada pemilihan algoritma pengelompokannya. Pemilihan fungsi yang salah dengan mudah dapat mengurangkan kelebihan algoritma yang baik, maka fungsi objektif yang betul dengan algoritma yang lebih buruk dapat memberikan pengelompokan yang lebih baik daripada algoritma yang baik dengan fungsi objektif yang salah. K-means mempunyai kemampuan mengadaptasi yang sangat baik berdasarkan keperluan kajian kerana algoritma pengelompokan yang boleh diubah suai mengikut keperluan penyelidik (Fränti & Sieranoja 2019). Penetapan kedudukan sentroid awal secara rawak, sistem akan mengoptimum lokasi secara tempatan.

Walau bagaimanapun, limitasi utama K-means adalah ia sukar untuk mencapai kesan optimum pada lokasi sentroid secara global. Ini adalah kerana sentroid tidak dapat bergerak di antara kluster jika jaraknya terlalu besar, atau jika terdapat kluster tetap di antaranya yang menghalang pergerakan, seperti Rajah 2.29. Oleh itu, keputusan K-means sangat bergantung pada inisialisasi. Inisialisasi yang tidak baik akan

menyebabkan lelaran berada ke tahap minimum yang rendah. Banyak teknik inisialisasi telah disampaikan dalam literatur, termasuk yang berikut (Fränti & Sieranoja 2019):

1. Poin rawak (*Random points*)
2. Heuristik poin terjauh (*Furthest point heuristic*)
3. Heuristik sisihan (*Sorting heuristic*)
4. Berasaskan ketumpatan (*Density based*)
5. Berasaskan unjuran (*Projection based*)
6. Teknik pisahan (*Splitting technique*)



Rajah 2.29 Sentroid tidak boleh digerakkan antara kluster yang jauh
Sumber: Fränti & Sieranoja 2019

Prestasi algoritma Lloyd telah dilaporkan secara meluas dalam literatur bahawa ia sangat bergantung pada tahap inisialisasi (Peña et al. 1999). Penyelidik memerlukan beberapa inisialisasi semula sebelum mencapai penyelesaian kualiti pengelompokan yang dapat diterima. Hal ini adalah tidak efisien ketika berhadapan dengan aplikasi data yang besar kerana jumlah pengiraan jarak adalah sama dengan jumlah data, n . Sebagai tambahan, inisialisasi yang tidak tepat menyebabkan masa bertambah dengan

eksponensial (Vattani 2011). Semua ciri ini adalah kelemahan utama dan menunjukkan pentingnya menentukan strategi permulaan yang sesuai.

Salah satu strategi permulaan yang paling awal, dan paling popular, dicadangkan oleh Forgy (Forgy 1965). Ini terdiri daripada menentukan sentroid awal yang ditetapkan sebagai contoh K yang dipilih secara rawak dari set data. Intuisi di sebalik pendekatan ini adalah bahawa, dengan memilih prototaip secara rawak, sistem lebih cenderung memilih titik berhampiran pusat kluster yang optimum, kerana titik seperti itu cenderung berada dalam titik ketumpatan tertinggi (Heneghan 2007). Kelemahan utama dari pendekatan ini adalah tidak ada jaminan bahawa dua, atau lebih, penyemaian sentroid yang dipilih tidak akan berada pada pusat kelompok yang sama (Heneghan 2007).

Selain itu, terdapat juga prosedur inisialisasi terkenal yang berdasarkan teknik penyemaian probabilistik yang mudah. Khususnya, kaedah K -means++, yang dicadangkan oleh Arthur dan Vassilvitskii (2007) memilih secara rawak pada sentroid pertama dari set data. Setiap sentroid awal berikutnya dipilih dengan kebarangkalian berkadar dengan jarak terus dengan set sentroid yang dipilih sebelumnya. Idea utama teknik inisialisasi kluster ini adalah untuk mengekalkan kepelbagaian penyemaian tetapi masih teguh terhadap kehadiran data terencil. Pengelompokan K -means++ membawa kepada penghampiran ralat optimum $O(\log K)$ setelah inisialisasi (Arthur & Vassilvitskii 2007). Kelemahan pendekatan ini merujuk kepada sifatnya yang berjujukan yang mengelak dari faktor penyelarasan, dan juga algoritma perlu melakukan proses mengulang K bagi keseluruhan data berulang kali, oleh itu ia mempunyai kompleks masa $O(nKd)$ yang meningkat.

Terdapat beberapa kajian perbandingan (Celebi et al. 2013; Steinley & Brusco 2007) telah dijalankan, tetapi tidak ada persetujuan teknik mana yang harus digunakan. Kesimpulannya, kajian-kajian lepas hanya memberikan perbandingan secara relatif antara teknik inisialisasi yang dipilih. Tidak ada jawapan yang jelas mengenai kepentingan hasilnya, dan tidak memberikan analisis mengenai jenis data teknik mana yang berfungsi dan gagal. Sebilangan besar kajian juga menggunakan kumpulan data klasifikasi, yang mempunyai kesesuaian terhad untuk mengkaji prestasi

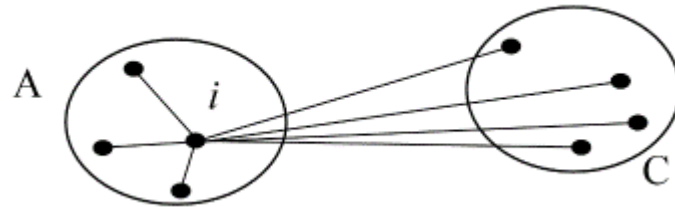
pengelompokan. Pemilihan sentroid awal secara rawak (Boutsidis et al. 2014; Karmitsa et al. 2018; Zhu et al. 2018) merupakan kaedah permulaan yang paling popular, bersama dengan K-means++ (Bicego & Figueiredo 2018; Capó et al. 2017; Frandsen et al. 2015). Pilihan inisialisasi dan jumlah pengulangan juga mungkin berbeza bergantung pada tujuan kajian. Objektif utama penggunaan K-means adalah untuk mendapatkan hasil pengelompokan yang baik, atau hanya memberikan titik perbandingan.

Untuk mengatasi kelemahan kepekaan algoritma K-means terhadap pusat pengelompokan awal dan terperangkap dalam optimum tempatan, Suyu dan Pingfang (Huang & Hu 2018) mencadangkan algoritma pengelompokan yang lebih baik berdasarkan kumpulan zarah (*particle swarm*), yang menentukan pusat pengelompokan awal dengan menggabungkan kaedah berdasarkan kepadatan dan maksimum -min kaedah jarak untuk menyelesaikan kepekaan K-means kepada nilai sentroid awal. Kemudian kemampuan pengoptimuman global yang kuat dari algoritma kumpulan zarah digunakan untuk mengelakkan K-means terperangkap dalam optimum tempatan. Algoritma campuran diperbaiki lagi dengan menormalkan atribut setiap dimensi set sampel, menurunkan berat inersia dengan darjah fungsi cekung, mengira matriks ketidaksamaan, memperkenalkan varians kecergasan kawan. Hasil eksperimen menunjukkan algoritma mempunyai ketepatan 92.85%, 89.53% untuk algoritma PSO + k-means dan 78.12% untuk algoritma K-means.

Manakalan MinMax k-Means diuji secara meluas pada pelbagai set data (Tzortzis & Likas 2014). Hasil menunjukkan ketahanannya terhadap inisialisasi yang buruk dan keberkesanannya, kerana kebanyakan kes ia mengatasi (dari segi kualiti pengelompokan) ketiga kaedah perbandingan, iaitu K-Means, K-Means++ dan pifs K-Means (Banerjee & Ghosh 2004). Selanjutnya, mereka menyatakan bahawa penyelesaian K-Means dapat ditingkatkan dengan ketara ketika diinisialisasi oleh MinMax K-Means. Secara keseluruhan, MinMax K-Means nampaknya merupakan kaedah yang sangat kompetitif dan mudah digunakan untuk menangani kepekaan terhadap inisialisasi K-Means.

d. Indek Siluet

Indeks siluet (SI) digunakan untuk pengesahan kluster kerana teknik ini adalah salah satu teknik yang terkenal (Chaimontree et al. 2010). Indeks ini didapati sebagai salah satu pengukuran prestasi terbaik dalam penyelidikan yang dijalankan. Ia mampu menunjukkan objek mana yang ditempatkan dengan baik di dalam kelompoknya dan yang mana satu-satunya tempat di antara kelompok (Arbelaitz et al. 2013). Pengiraan SI berdasarkan pada partisi (hasil dari proses kluster) dan pengumpulan semua jarak antara objek (Rousseeuw 1987). Rajah 2.30 menunjukkan ilustrasi pengiraan SI.



Rajah 2.30 Diagram pengiraan SI

Sumber: Mamat et al. 2018

Sebagai contoh dalam Rajah 2.30, terdapat 2 kluster dan diwakili sebagai kluster A dan kluster C. Ini mengandungi objek. Dalam kluster A, ambil satu objek dan labelkan sebagai i dan hitung $a(i)$; $a(i)$ = perbezaan purata i dengan semua objek lain dalam A. Ini adalah panjang purata semua garisan dalam A. Pertimbangkan sebarang kluster, misalnya kluster C dan kluster ini berbeza dari A dan kemudian hitung $d(i, C)$, yang menunjukkan panjang purata semua garisan keluar dari i (dalam kluster A) ke C. $d(i, C)$ = perbezaan purata i ke semua objek C. Hitung semua nilai $d(i, C)$. Kluster A dan kluster C adalah dua kluster yang berbeza ($C \neq A$) dan pilih yang terkecil dari bilangan tersebut dan tandakan dengan: $b(i) = \text{minimum } d(i, C), C \neq A$. Nilai SI (i) diperoleh dengan menggabungkan $a(i)$ dan $b(i)$ seperti persamaan berikut.

$$SI(i) = \begin{cases} 1 - \frac{a(i)}{b(i)} & \text{if } a(i) < b(i) \\ 0 & \text{if } a(i) = b(i) \\ \frac{b(i)}{a(i)} - 1 & \text{if } a(i) > b(i) \end{cases} \quad (2.31)$$

Dan kemudian dipermudahkan sebagai persamaan berikut.

$$SI(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max \{a(i) - b(i)\}} \quad (2.32)$$

e. Aplikasi K-means dan K-means++ dalam TCM

Ciri-ciri ketepatan, ketekalan dan kebolehulangan model memerlukan struktur model rujukan yang dipilih mempunyai ciri mantap terhadap penggantian mata alat. Kebanyakan model awal bergantung pada geometri mata alat dan benda kerja serta keadaan pemotongan sebagai parameter utama dalam proses pemesinan. Sementara itu, model yang semakin maju mempunyai ketepatan memproses yang lebih jitu menggunakan lebih banyak parameter seperti panjang pemotongan, isyarat pemotongan, reka bentuk bahan mata dan bahan kerja (Liang et al. 2020). Sebarang penggantian atau perubahan mata alat mesti selalu diikuti dengan pengubahsuaian yang sesuai dalam sistem pemantauan keadaan mata alat. Ia secara langsung akan menambah baik model rujukan yang dicadangkan yang ada sekiranya memerlukan sedikit perubahan dalam proses pemesinan tersebut. Oleh itu, interpretasi antara penderia dan model AI seperti pembelajaran mesin harus cukup mantap sehingga variasi sistem ini tidak mempengaruhi pengulangan dan konsistensi keseluruhan model (Torabi et al. 2016). Hasilnya, terdapat banyak kajian telah yang memfokuskan kepada pada pemilihan ciri dan model latihan yang boleh dipercayai dan bermakna untuk strategi membuat keputusan (Yang et al. 2020).

Kajian yang dilakukan oleh Xu Yang (2010) membandingkan K-means dan RBFNN menggunakan ciri spektrum Welch terurai WDP menunjukkan bahawa K-means dengan lima ratus (500) cara pembelajaran secara langsung untuk mengenal pasti dua (2) kluster dengan kadar pengenalan adalah 69.23% (9/13 dikenali). Dua (2) kluster yang dikenal pasti adalah mata alat yang masih baru dan telah haus di mana K-means tidak dapat mengasingkan nilai eigen masing-masing untuk haus awal dan hasu normal dalam proses penggerudian. Usaha yang dilakukan oleh Painuli et al. (2014) menunjukkan prestasi pengelasan K-star dengan ciri statistik yang diambil dari isyarat getaran. Kesesaran telah dikelaskan dalam keadaan mata alat yang baik dan rosak dengan pencapaian ketepatan pengelasan adalah 78%.

Torabi et al. (2016) menggunakan kaedah pengelompokan dengan menggunakan teknik pengelompokan yang sedia ada iaitu K-means, K-medoids, Gath-Geva dan C-means kabur (FCM) untuk pengelompokan TCM atas talian dan diagnosis kesesaran dalam proses pemesinan berkelajuan tinggi (HSM). Mereka menggunakan kaedah pengelompokan FCM berdasarkan lapisan tenaga gelombang dengan ciri isyarat daya pemotongan dan getaran. Hasilnya, FCM menunjukkan prestasi yang sangat baik untuk pengelompokan haus mata alat terhadap isyarat daya dan getaran. Walau bagaimanapun, kajian menunjukkan bahawa isyarat getaran membawa bersama dengan bunyi persekitaran tambahan di dalamnya (Torabi et al. 2016).

Sekumpulan penyelidik (Li et al. 2017) telah mengkaji pempartisian menggunakan kaedah pengelompokan berputar medoid (*partitioning around medoids* – PAM) untuk mengatasi kekurangan dalam K-means dan FCM yang sensitif kepada orang data terpencil. Mereka menggunakan unjuran pemeliharaan lokaliti (*locality preserving projection* – LPP) untuk mengoptimumkan ciri isyarat daya pemotongan dari domain masa dan domain frekuensi bagi mengelompok empat (4) keadaan haus mata alat yang berbeza. PAM merekodkan maklumat salingan (*mutual information*) ternormalisasi tertinggi iaitu 98.23% berbanding 82.49% yang dicatatkan oleh K-means dan 80.97% dengan kaedah FCM. Pengelompokan PAM telah mengelaskan haus mata alat sebagai haus awal [0 - 0.06 mm], haus kecil [0.07 - 0.14 mm], haus pertengahan [0.26 - 0.36 mm] dan haus teruk [0.51 - 0.61 mm]. Walau bagaimanapun, dari skop nilai haus mata alat, terdapat ketiadaan VB berjulat 0.16 – 0.25 mm yang jelas dalam fasa tidak normal (kawasan kegagalan) menurut lengkung tiga fasa haus mata alat.

K-means adalah popular dalam bidang lain, di antaranya Nazeer dan Sebastian (2009) telah memperkenalkan K-means yang telah dinaik taraf dengan taburan masukan maklumat yang tersusun ke dalam sistem dengan bilangan kluster, K , yang telah ditetapkan. Pemilihan keadaan turutan data yang baik menghasilkan sentroid permulaan yang lebih stabil dan proses pengelompokan dicapai dengan lebih cepat berbanding algoritma tradisional K-means. Walaupun proses pengelompokan mengandungi dua algoritma yang berbeza, salah satu kaedahnya adalah untuk mengetahui sentroid awal adalah sukar dan rumit secara relatifnya. Pada tahun berikutnya, mereka (Nazeer et al.

2011) mencadangkan $O(n \log n)$ bagi memulakan algoritma untuk mencari centroid awal bersama dengan penyusunan semula taburan data.

Namun begitu, penyusunan semula data mentah akan menyebabkan penilaian keadaan mata alat sebenar menjadi tidak tepat dan sistem pemantauan menjadi tidak relevan. Pengkaji lain (Mahmud et al. 2012) mencadangkan untuk menetapkan faktor pemberat (*weight*) untuk didarabkan dengan setiap elemen data dan mencari puratanya. Kemudian data disusun berdasarkan skor purata dan dikelompokkan de dalam kluster K masing-masing. Sentroid awal ditentukan oleh min terdekat K di mana sistem menunjukkan prestasi yang lebih baik. Walau bagaimanapun, langkah menyusun semula data adalah tidak relevan dengan fenomena perkembangan data haus mata alat.

Selain itu, terdapat versi inisialisasi K-means iaitu algoritma K-means++ yang juga pada asasnya memilih sentroid awal secara rawak untuk mencapai fungsi objektif optimum tetapi dengan penambahan konsep pengulangan atau replikasi. Tetapi, kesan proses replikasi ini akan menyebabkan bilangan lelaran meningkat (Min & Kai-fei 2015). Sebaliknya, sebilangan penyelidik (Dash et al. 2010) mencadangkan bahawa penetapan sentroid-sentroid awal ini boleh dipilih dari sampel pertama poin data, i untuk beberapa set. Kemudian, pemilihan dilakukan dengan memilih sentroid yang terhampir pada optimum. Walau bagaimanapun, pengujian sentroid awal yang berbeza dianggap sebagai kriteria yang tidak praktikal, terutamanya bagi proses pengelompokan yang mempunyai bilangan kluster yang banyak (Ismail & Kamel 1989).

2.6 RINGKASAN

Peranan momen statistik yang lebih tinggi telah mendapat perhatian yang semakin banyak dalam kepustakaan kerana pengukuran risiko secara tradisional seperti varian dan sisihan piawai tidak berupaya mencerap risiko sebenar secara menyeluruh. Penggunaan momen yang lebih tinggi boleh menjadi berguna untuk mendapatkan gambaran yang lebih baik terhadap risiko pelbagai dimensi (Kim & White 2004). Ciri min adalah sensitif kepada data pencilan, begitu juga kurtosis, kerana kurtosis terhasil secara asasnya dari nilai min. Maka semakin tinggi momen berada, sifat sensitif juga bertambah sehingga kurtosis terkesan dengan tingkah laku data yang ekstrim. Sifat

kurtosis yang mudah terkesan ini dapat membantu meningkatkan peluang untuk mencerap potensi penuh risiko sebenar yang wujud dalam data.

ML memainkan peranan penting dalam pengembangan sistem pemantauan haus mata alat moden (Dai et al. 2020). Di antara kaedah yang sering digunakan dalam TCM adalah rangkaian saraf – NN (Huang et al. 2020), ANFIS (Cuka & Kim 2017; Rizal et al. 2013), Mesin Vektor Sokongan – SVM (Yang et al. 2020), Model Markov Tersembunyi (Li & Liu 2019), Mesin Vektor Relevan – RVM (Kong et al. 2019) dan teknik Pengelompokan kabur – FC (Pan et al. 2011). Semua kaedah ini mempunyai objektif yang serupa iaitu memadankan anggaran min haus mata alat dengan nilai haus yang diukur secara langsung. Semua kaedah tradisional dalam pembelajaran mesin terselia ini hanya dapat memberikan nilai ramalan yang mempunyai kebarangkalian yang tidak signifikan (Cho et al. 2010). Malah ketepatan diagnosis yang tinggi dengan ML terselia hanya dapat dicapai dengan kos latihan sebelum proses pemantauan yang sebenarnya (Li et al. 2017).

Dalam usaha untuk mencerap hubungkait bukan regresi tidak linear, satu kaedah alternatif perlu dihasilkan bagi merangkumi sifat isyarat pemesinan yang tidak berketentuan dan tidak pegun. Usaha ini perlu melibatkan penggunaan momen statistik yang lebih tinggi dan lebih sensitif. Sifat ordinal dalam ciri isyarat pemesinan tidak boleh diselia dengan jelas kerana selang antara elemen data adalah tidak mempunyai nilai yang spesifik. Oleh itu, algoritma ML terselia tidak dapat membuat andaian struktur data sebenar. Maka untuk memandu algoritma ML tersebut kepada sesuatu berdasarkan keperluan kajian, masukan informasi awal dalam ML sangat membantu hasil pengawasan data. Melalui kajian ini, telah dikenal pasti beberapa jurang penyelidikan iaitu:

1. Kebanyakan ciri dalam kaedah statistik tidak ada petunjuk mutlak dan fungsi hubungan yang diterbitkan melalui analisis statistik sering dimodelkan sebagai data regresi tidak linear (Visariya et al. 2018). Selain itu, analisis domain masa dan frekuensi hanya dapat memberikan maklumat ciri dari satu perspektif dengan menganggap bahawa isyarat itu adalah pegun, maka ia tidak sesuai untuk isyarat tidak pegun yang diperoleh dari proses pemesinan (Zhou & Xue

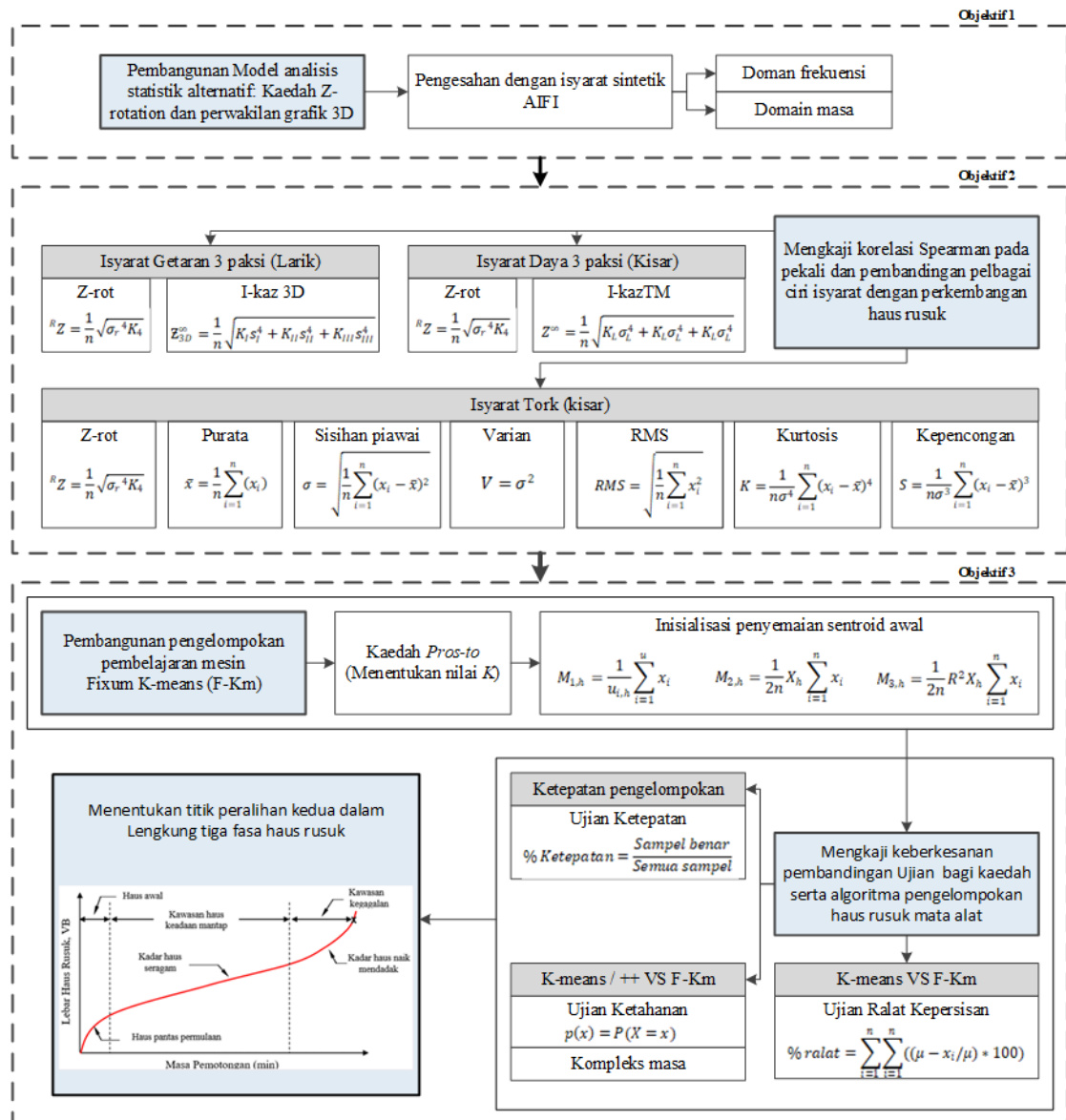
2018). Walaupun terdapat sebilangan penyelidik telah menyusun model statistik baru untuk mengurai isyarat bukan berketentuan (Ab Aziz et al. 2014; Nuawi et al. 2007), tetapi pekali-pekali tersebut tidak menjamin korelasi positif yang konsisten terhadap haus mata alat dan analisis dilakukan dalam domain masa dengan tiada dapatan dalam analisis domain frekuensi (Ghani et al. 2011).

2. Ramai penyelidik terdahulu menggunakan sistem pemantauan mata alat dengan kaedah ML terselia (Huang et al. 2020; Kong et al. 2019; Rizal et al. 2013) ke atas data ciri isyarat pemesinan secara regresi. ML terselia sangat sensitif kepada faktor gangguan dalam masukan data yang menyebabkan jurang fluktuasi data menjadi besar kerana hubungan pemetaan tidak linear antara data masukan dan keluaran (Wang et al. 2013). Ciri isyarat pemesinan tidak sesuai untuk ML terselia mencirikan status atau fasa haus mata alat secara regresi kerana data perlu mempunyai perkadaran selang yang sama (Madhuri et al. 2014). ML terselia hanya bersesuaian dengan data jenis selang atau nisbah yang mempunyai selang yang spesifik antaranya
3. Tiada satu pun kajian yang mencadangkan algoritma pengelompokan dalam menghasilkan pengelompokan akhir yang muktamad bagi pekali ciri isyarat berdasarkan fasa haus mata alat. K-means telah digunakan secara meluas dan mempunyai banyak kegunaan dalam scenario tidak terselia untuk meneliti ciri-ciri persamaan (Li et al. 2017; Torabi et al. 2016). Walaupun begitu, algoritmanya mempunyai kekurangan yang mengganggu prestasi responsnya. Kekurangan ini juga merangkumi sifat yang sensitif terhadap pemilihan rawak sentroid awal dan data terpencil. Sebaik sahaja sentroid awal diubah, maka algoritma memberikan kluster yang berbeza. Sebaliknya, kehadiran data terpencil menghasilkan kadar ketepatan pengelompokan yang rendah (Xie & Jiang 2010).

BAB III

METODOLOGI

3.1 PENGENALAN



Rajah 3.1 Carta alir kajian

Umumnya, pemantauan keadaan mata alat adalah proses tiga peringkat di mana peringkat pertama adalah mencari kaedah pemantauan yang sesuai. Tumpuan utama kajian ini adalah pada peringkat kedua dan ketiga iaitu mengekstrak ciri penting dari isyarat pemesanan dan diagnosis keadaan mata alat melalui ramalan dan pembuat keputusan. Maka, dalam bab ini metodologi kajian dibahagi kepada lima peringkat utama seperti dalam carta alir kajian Rajah 3.1 iaitu i) pembangunan model statistik untuk analisis alternatif bagi mengekstrak ciri isyarat pemesanan beserta perwakilan grafik ciri dan pengesahannya, ii) mengkaji dan membandingkan korelasi ciri isyarat baru dengan ciri-ciri isyarat lain terhadap perubahan haus mata alat, iii) pembangunan kaedah dan algoritma pengelompokan untuk fasa haus, iv) menguji keberkesanan dan perbandingan kaedah dan algoritma pengelompokan baru dengan kaedah pengelompokan sedia ada dan v) mengenal pasti titik peralihan kedua dalam haus fasa.

3.2 DATA UJI KAJI

Terdapat dua data yang akan digunakan sepanjang kajian iaitu data premier dan data sekunder. Semua pengujian dan pengesahan data menggunakan data sekunder iaitu data dari pemesanan kisar yang telah dijalankan oleh Rizal et al. (2015). Manakala, data primer adalah data dari pemesanan larik yang telah dijalankan dalam kajian. Data primer adalah data tambahan bagi variasi isyarat pemesanan yang berbeza

3.2.1 Data Pengujian Algoritma Kajian (Data Sekunder)

Perolehan data sekunder adalah dari uji kaji pemesanan yang telah dijalankan oleh penyelidik terdahulu (Rizal et al. 2015). Data sekunder digunakan sepanjang kajian untuk menguji model pembangunan analisis alternatif statistik iaitu kaedah Z-rotation dan sebagai data masukan dalam pengelompokan Fixum K-means. Penggunaan data sekunder yang telah disahkan adalah penting untuk menguji model yang dibangunkan bagi menjamin kebolehpercayaan model-model tersebut (Gadotti et al. 2006). Uji kaji pemesanan yang dijalankan adalah menggunakan mesin kisar dengan rekabentuk uji kaji faktorial penuh (2^3), maka terdapat 8 kombinasi set uji kaji yang dijalankan pada kajian ini, seperti yang telah ditunjukkan pada Jadual 2.3.

3.2.2 Data Pengesahan (Data Primer)

Data pengesahan adalah set uji kaji tambahan untuk menguji algoritma kajian dari perseptif jenis pemesinan yang berbeza. Perolehan data primer dilaksanakan dalam pemesinan larik dengan prosedur pemesinan yang generik. Operasi pemesinan dijalankan pada mesin larik model Colchester Tornado T4 CNC Lathe seperti yang ditunjukkan pada Rajah 3.2. Mesin ini digunakan secara automatik, separuh automatik atau manual dengan dikawal oleh teknologi pengawal FANUC dalam pengaturcaraan *Manual Guide i*. Manual ini adalah untuk mengemudi turet menerusi kawalan laju pengumpar pada arah gerakan yang tepat dan berkesan. Pemilihan bahan benda kerja bagi operasi pemotongan adalah keluli perkakas terkeras AISI H13 dengan 50 ± 2 HRC. Saiz bahan kerja adalah berukuran 90 mm diameter dan 120 mm panjang dan berbentuk silinder.



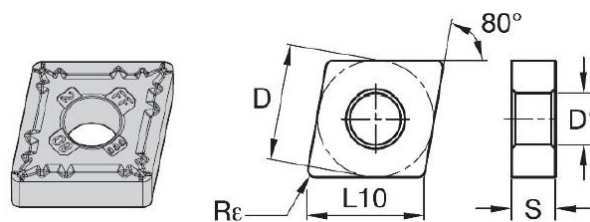
Rajah 3.2 Mesin larik CNC Cholchester Tornado T4

Bahan ini digunakan secara meluas dalam aplikasi pembuatan pelbagai jenis alatan di antara hasil produk yang menjadi tumpuan adalah pengacuan plastik untuk pemampatan acuan suntikan. Komposisi kimia bahan keluli perkakas P20+Ni ditunjukkan dalam Jadual 3.1.

Jadual 3.1 Komposisi kimia bagi keluli perkakas AISI H13

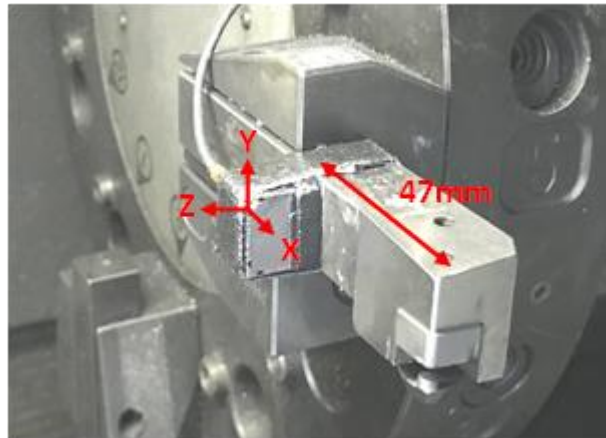
Komposisi Kimia (%)					
C	Si	Mn	Cr	Mo	V
0.32 – 0.42	0.80 – 1.25	0.20 – 0.60	1.10 – 1.75	1.10 – 1.75	0.8 – 1.20

Manakala mata alat pemotong yang digunakan dalam pemesinan ini adalah yang lazimnya dipakai untuk memotong keluli ini dengan kekerasan maksimum setinggi 50 HRC iaitu sisipan bersalut karbida oleh WIDIA dengan kod nombor ISO adalah CNMG 1204 08 FF (WP15). Mata alat dipasang pada pemegang alat DCLNR 2020K 12 DCLNR2020K12 berukuran 20 mm tebal dan 20 mm lebar. Ianya adalah untuk memegang mata alat jenis sisipan negatif yang bersesuaian dengan mata alat yang dipilih. Rajah 3.3 menunjukkan geometri mata alat dan pemegang mata alat. Operasi pemotongan dilakukan dalam keadaan kering dan satu set eksperimen pemotongan dilakukan di bawah parameter pemesinan berikut: kelajuan pemotongan $v_c = 100$ m/min, kadar suapan $v_f = 0.2$ mm/gigi dan kedalaman potongan $a_e = 0.4$ mm. Pemilihan parameter pemesinan adalah seperti yang disyorkan oleh daripada pihak pembekal dan penyelidik terdahulu (Campos et al. 2013; WIDIA 2017).



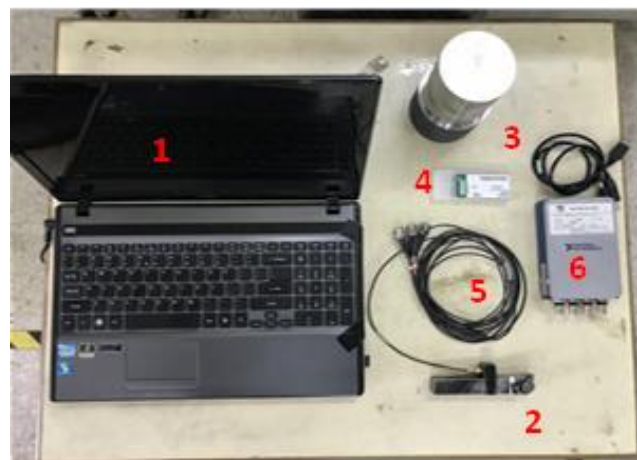
Rajah 3.3 Geometri mata alat

Strategi pemantauan telah dirancang dengan menggunakan penderai meter pecut DeltaTron® tiga paksi (4506 B) yang dipasang pada permukaan pemegang mata alat sejauh 47 mm dari pangkal (Ghani et al. 2011) seperti dalam Rajah 3.4. Pemilihan penderai meter pecut tiga paksi adalah untuk mencerap data getaran sebanyak mungkin dari proses pemotongan. Selain itu, pengujian algoritma ke atas isyarat getaran adalah sebagai tambahan variasi pelbagai isyarat penderai. Selain itu, penggunaan meter pecut telah digunakan secara meluas dalam pemantauan perkembangan haus mata alat (Rmili et al. 2016). Prosedur ini cenderung menghasilkan sejumlah besar petunjuk yang mungkin bermanfaat untuk memperoleh maklumat maksimum tentang perkembangan haus mata. Semasa pemesinan, isyarat getaran dicerap dan disampel pada kadar 12 kHz dalam waktu nyata. Pengukuran haus rusuk mata alat dilakukan pada setiap langkah pemotongan, dengan mata alat dikeluarkan dari modulnya dan diukur dengan menggunakan mikroskop Mitutoyo sehingga haus rusuk mencapai 0.3 mm. Isyarat mentah secara langsung disimpan pada perisian *Labview* cakera keras computer.



Rajah 3.4 Kedudukan penderia meter pecut tiga paksi pada pemegang mata alat.

Rajah 3.5 menunjukkan perkakas yang digunakan untuk mencerap isyarat getaran dari pemesian larik kering. Perincian perkakas iaitu 1) komputer riba, 2) Pemegang mata alat, 3) bahan kerja, 4) Mata alat jenis sisipan, 5) meter pecut tiga paksi dan 6) peranti pemerolehan data.



Rajah 3.5 Perkakas untuk mencerap isyarat pemesinan

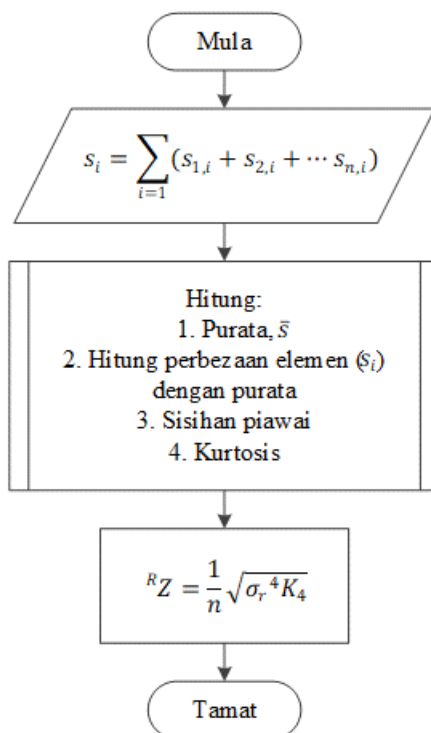
Pemprosesan isyarat mentah akan dimulakan dengan isyarat segmentasi secara manual. Segmen terbaik dipilih dari isyarat yang direkodkan secara seragam ke seluruh potongan semasa pemotongan. Kemudian, isyarat akan dituras dengan kaedah penurasan Butterworth tertib ke-4 (Rizal et al. 2017; Rmili et al. 2006) dan pengekstrakan ciri isyarat dibuat dengan kaedah Z-rot dan I-Kaz 3D yang telah diterangkan juga dalam bab sebelum ini. Kesemua aktiviti pemprosesan seperti segmentasi, penurasan dan analisis ciri akan dibuat di dalam perisian Matlab.

3.3 KAEDAH Z-ROTATION

Ciri yang boleh dipercayai yang diambil dari isyarat mentah sangat penting dalam prestasi ramalan (Park et al. 2016) oleh amplitud isyarat haus mata alat. Kaedah Z-rotation adalah berdasarkan kepada penyebaran varians elemen isyarat di sekitar data sentroid. Teknik ini berupaya menggambarkan ciri isyarat corak rawak atau tak malar yang terhasil terhadap perubahan masa. Ia membuat diagnosis kesimpulan dan diharapkan mempunyai kepekaan yang lebih tinggi terhadap perubahan amplitud, anomali pada isyarat. Tafsiran ini bermanfaat untuk ramalan dan membuat keputusan, seperti dalam penyesuaian terhadap pembelajaran mesin. Ia juga dapat memberikan unjuran lengkung terhadap perkembangan haus mata alat di tiga kawasan fasa haus yang berbeza.

3.3.1 Ciri Statistik Alternatif Z-rot (RZ)

Rajah 3.6 menunjukkan carta alir bagi mengekstrak pekali melalui pelaksanaan kaedah Z-rotation. Tafsiran inferensi ini bermanfaat untuk ramalan dan membuat keputusan yang akan datang dalam penyesuaian pembelajaran mesin.



Rajah 3.6 Model statistik untuk kaedah Z-rot

Pembangunan model adalah terdiri dari ciri matematik dan statistik berdasarkan perbezaan elemen isyarat yang berselerak di sekitar sentroidnya. Kaedah ini dinamakan Z-rotation untuk memperlihatkan corak rawak data yang berubah dengan masa. Ciri ketajaman puncak lengkung taburan frekuensi dalam kurtosis telah memberi inspirasi kepada pembangunan Z-rotation. Manakala, akronim '*rotation*' merujuk kepada data yang dianalisis yang secara harfiah 'berputar' mengelilingi sentroid data. Kaedah ini memanipulasi kurtosis yang sensitif terhadap signal magnitud yang impulsif dan sisihan piawai yang sensitif terhadap anomali untuk mengesan fasa haus mata alat. Ini diharapkan dapat menunjukkan hubungan yang kuat terhadap perkembangan haus pinggiran pada mata alat.

Kaedah Z-rotation merujuk pada analisis Z-rot yang dimulakan dengan kombinasi dua atau lebih isyarat masukan dari penderia untuk mendapatkan set tunggal dalam domain masa. Isyarat-isyarat data yang bersifat homogen tidak perlu dinormalisasi untuk tujuan penokokan data. Manakala, penokokan isyarat-isyarat yang tidak homogen perlu dinormalkan terlebih dahulu untuk mengelakkan kesan variasi antara set signal yang berlainan medium pencerapan. Oleh itu, beberapa pengekstrakan ciri statistik asas dan pengiraan perlu diperolehi sebelum dapatan pekali R_Z . Perbezaan dihitung antara setiap elemen data tokokan dengan purata data tersebut.

Langkah seterusnya adalah menentukan ukuran jumlah variasi atau penyebaran data iaitu sisihan piawai. Sisihan piawai merujuk kepada kecenderungan data mendekati atau menjauhi nilai sentroid. Nilai sisihan piawai adalah berubah dengan meningkat terhadap masa pemotongan. Amnya, semakin luas lebar haus pada pinggiran mata alat, nilai sisihan piawai akan meningkat kerana perubahan amplitud yang ketara apabila mata alat menghampiri kegagalan. Ciri statistik kurtosis digunakan untuk mengesan kewujudan amplitud isyarat yang impulsif (Kumar et al. 2018). Isyarat impulsif akan menyebabkan corak yang tak seragam pada korelasi pekali dan haus mata alat. Ia seterusnya akan mengurangkan nilai pekali korelasi antara pemboleh ubah- tersebut. Tujuan mengesan isyarat impulsif adalah untuk menetapkan titik perubahan fasa antara fasa keadaan mantap haus mata alat dengan fasa kegagalan. Oleh itu, sisihan piawai akan menstabilkan pekali korelasi Spearman, ρ dalam julat penerimaan ($0.7 < \rho < 1$).

Analisis ciri isyarat pemesanan dengan Kaedah Z-rotation terdiri daripada enam fasa utama yang ditunjukkan pada persamaan-persamaan seterusnya.

1. Penokokan komponen-komponen isyarat penderia setiap saluran yang dipertimbangkan. Notasi $s_{1,i}$, $s_{2,i}$ dan $s_{n,i}$ adalah masing-masing bagi data isyarat penderia saluran satu elemen satu, saluran dua elemen satu hingga saluran ke- n elemen satu. $s_{z,1}$ adalah hasil tokokan data isyarat bagi setiap elemen dalam isyarat penderia setiap saluran masukan. Jika terdapat perbezaan penderia, isyarat-isyarat perlu dinormalkan seperti persamaan berikutnya.

$$s_i = \sum_{i=1} (s_{1,i} + s_{2,i} + \dots s_{n,i}) \quad (3.1)$$

Jika terdapat perbezaan penderia, isyarat-isyarat perlu dinormalkan terlebih dahulu sebelum menghitung penokokan data-data isyarat seperti persamaan berikutnya.

$$s_{1(norm)} = \frac{s_{1,i} - s_{1(min)}}{s_{1(max)} - s_{1(min)}} \quad (3.2)$$

2. Menghitung purata bagi s .

$$\bar{s} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (s_i) \quad (3.3)$$

3. Menghitung perbezaan antara s_i dan $\bar{s}$. Kemudian kirakan purata perbezaan tersebut.

$$r_i = |s_i - \bar{s}|_{i=1} \quad (3.4)$$

$$\bar{r} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (r_i) \quad (3.5)$$

4. Penetapan RZ

$${}^RZ = \frac{1}{n} \sqrt{\sigma_r^4 K_4} \quad (3.6)$$

Ciri statistik sisihan piawai, σ_r dan kurtosis, K_r menjadi elemen penting untuk menentukan pekali RZ . Sifat sisihan piawai dapat menentukan hubungan yang sihat perkembangan haus mata alat terhadap perubahan masa. Manakala, ciri mudah sensitif terhadap isyarat yang impulsif pada kurtosis dijangka dapat mencerap corak tidak teratur atau anamoli yang relevan (Choi & Kim 2020) dalam isyarat penderia. Hasil penokokan isyarat-isyarat data dan gabungan antara korelasi yang tinggi serta anamoli dalam julat yang relevan menjadikan pekali RZ lebih signifikan untuk tujuan diagnosis dan proses ramalan dalam bab yang seterusnya.

3.3.2 Perwakilan Tiga Dimensi Pekali Z-rot

Kaedah Z-rotation disertakan dengan perwakilan tiga dimensi untuk mengesan perkembangan mata alat. Perwakilan tiga dimensi dibangunkan dengan penjanaan nombor rawak pseudo Mersenne Twister. Penjanaan nombor akan dihasilkan setelah pekali Z-rot diperolehi. Tujuan penjanaan adalah untuk menggambarkan darjah serakan taburan data hingar bagi pekali secara tiga dimensi supaya memudahkan pemerhatian korelasi antara pekali dengan perkembangan haus mata alat. Pembangunan simulasi dibuat di dalam perisian MATLAB versi 2019.

Isyarat hingar rawak pseudo (prns) dibangunkan sebagai fungsi ringkas dengan menggunakan kaedah penjelmaan Mersenne Twister. Kod arahan Matlab adalah `rng default` dengan `seed = 0` diadaptasi ke dalam proses penjanaan tersebut. Berikut adalah algoritma penjanaan di dalam fail fungsi `prns.m` yang dihasilkan bagi perwakilan lakaran grafik untuk pekali Z-rot.

1. Takrifkan nilai jejari. Nilai jejari adalah pekali RZ .
2. Takrifkan jumlah hingar dengan `numpoint = 1000;`. Titik-titik hingar ini berserak pada permukaan secara rawak.

3. Tentukan koordinat paksi tiga dimensi iaitu x , y dan z . Kod arahan tersebut adalah `r = rand(3, numpoints);`.
4. Adaptasi kaedah Mersenne Twister dengan $seed = 0$. Kod arahan Matlab adalah `rnd default;`. Janaan rawak titik-titik hingar berada dalam ruang tiga dimensi dengan nilai jejari petala (*shell*) adalah malar.
5. Hitung darjah serakan taburan data hingar dengan mendarabkan jejari petala hingar kepada pekali RZ .
6. Lakar perwakilan grafik darjah serakan taburan data hingar kepada tiga dimensi.

Fungsi fail `prns.m` membolehkan penjanaan isyarat hingar rawak yang malar dijana berulang kali untuk perwakilan tiga dimensi bagi pekali RZ yang berbeza. Proses keboleholangan ini membantu pemerhatian yang jelas untuk mengenal pasti darjah serak taburan data hingar terhadap perkembangan haus mata alat.

3.3.3 Pengesahan Ciri Isyarat Z-rot

Isyarat sintetik digunakan untuk menguji kepekaan pekali Z-rot dalam mengesan perubahan pada isyarat tersebut. Isyarat ini mengandungi 9 sinusoidal frekuensi utama iaitu 15, 45, 75, 100, 120, 140, 170, 200 dan 230 Hz. Isyarat sintetik ini dihasilkan menggunakan pengaturcaraan MATLAB yang mempunyai 500 poin sampel data dan ditetapkan dengan frekuensi pensampelan sebanyak 1000 Hz yang akan ditingkatkan dari semasa dalam keadaan amplitud dan frekuensi meningkat (FIAI). FIAI ditingkatkan dengan pertambahan sebanyak 10% bagi kedua-dua amplitud dan komponen frekuensi utama sehingga mencecah 80%. Isyarat sintetik digunakan di dalam uji kaji ini kerana ia adalah mudah untuk dihasilkan, senang untuk dikawal dan boleh diubah secara teratur dan sistematik menggunakan sebarang pengaturcaraan. Selain itu, perbandingan ciri dibuat dengan beberapa ciri statistik global untuk melihat prestasi pekali Z-rot. Ringkasan kod pengaturcaraan MATLAB bagi isyarat sintetik ini boleh dilihat dalam Lampiran F dan keputusan lengkap kajian menggunakan isyarat FIAI ini dibincangkan dalam bab 4.

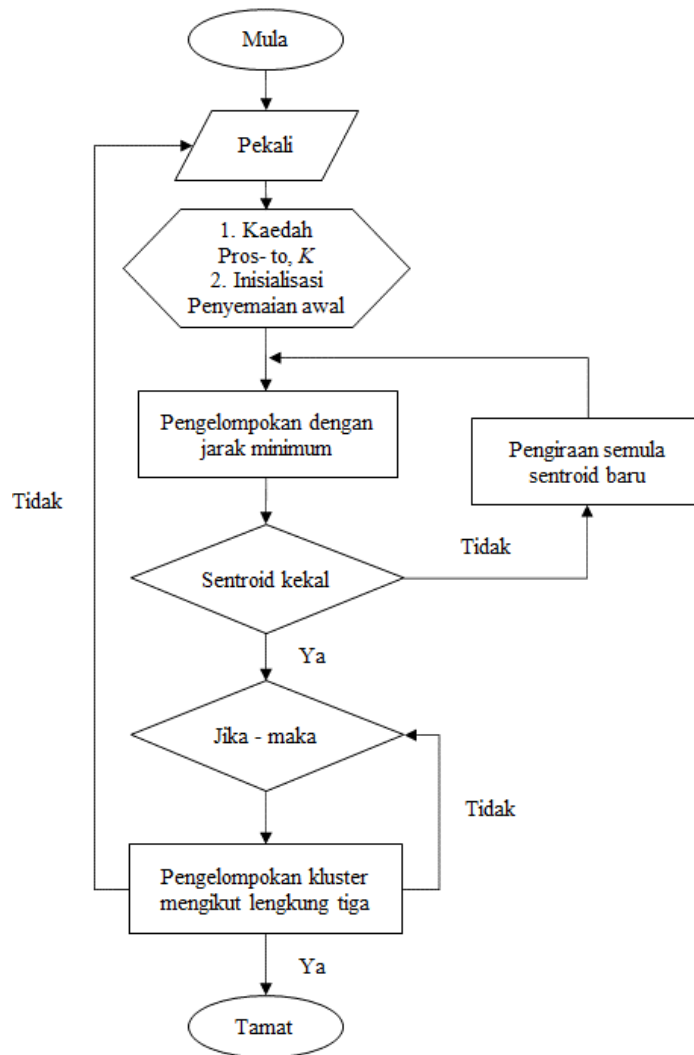
3.3.4 Keberkesanan dan Perbandingan Ciri Isyarat Z-rot dengan Ciri Statistik Piawai

Pengujian dan perbandingan ciri isyarat Z-rot dilakukan dengan ciri isyarat statistik global, I-kazTM dan I-kaz 3D untuk melihat sejauh mana kecekapan Z-rot berbanding dengan pekali lain terhadap perkembangan haus mata alat. Korelasi peringkat Spearman, ρ (*rho*) digunakan untuk analisis hubungan kerana perkembangan mata alat adalah monotonik tetapi tidak linear (Mohanraj et al. 2020). Persamaan (2.25) adalah bagi perhitungan pekali korelasi Spearman seperti yang telah dijelaskan dalam bab sebelum ini. Korelasi ini dijadikan sebagai rujukan dalam menguji kepekaan ciri-ciri isyarat tersebut dengan perkembangan haus rusuk mata alat. Ciri isyarat statistik global yang diuji bersama adalah rms, varians, sisihan piawai, kurtosis dan kepincangan dan analisis isyarat alternatif ialah I-kazTM dan I-kaz 3D.

3.4 FIXUM K – MEANS (F-KM)

Fixum K-means (F-Km) adalah pembelajaran mesin separa terselia yang memberi fokus kepada usaha meningkatkan operasi yang optimum bagi dua kekangan yang wujud dalam kaedah K-means piawai. Bagi mengatasi kekangan pertama dalam K-means piawai yang memilih sentroid awalnya secara rawak, pembangunan F-Km seperti Rajah 3.7 telah mengadaptasi kaedah inisialisasi sentroid awal dalam kaedah pengelompokannya ($K \{X_h\}_{h=1}^K$) ke atas set data x_i supaya mencapai keadaan setempat terminimum. Kerana keputusan pengelompokan pada asasnya adalah berkait rapat dengan pemilihan fungsi objektifnya (Fränti & Sieranoja 2019).

Inisialisasi penyemaian awal bagi set M adalah sangat penting sebelum melakukan diproses pengiraan sentroid pada setiap iterasi dalam kelompok X_h di peringkat seterusnya. Pengiraan jarak Euclidean digunakan sebagai matriks pengukuran antara set M kepada x_i supaya setiap unsur berada dalam kelompok X_h masing-masing. Selain itu, F-Km menyediakan kaedah Pros-to untuk menentukan bilangan kluster, K dari lakaran *scree* secara empirik bagi pengelompokan X_h di mana setiap unsur, x_i berdasarkan sentroid, $M(x_i \in M)$ tertentu dipetakan dalam partisian masing-masing.



Rajah 3.7 Algoritma Fixum K-means separa terselia

Sistem diteruskan dengan algoritma pengelompokan yang seterusnya untuk mengatasi kekangan kedua K-means piawai bagi menghasilkan keputusan pengelompokan akhir berdasarkan kepada lengkung tiga fasa haus mata alat. Rajah 3.7 menunjukkan carta alir algoritma F-Km separa terselia. Pempartisian dengan set penyemaian sentroid awal menjadi ukuran keberkesanan kepada algoritma F-Km untuk iterasi yang minimum. Di akhir proses pengelompokan, sistem akan menghasilkan susunan kluster yang terbaik dan malar dengan jarak kuasa dua yang terkecil iaitu mencapai keadaan menumpu. Pengelompokan F-Km dipersembahkan seperti susunan berikut.

Langkah 1: Kenalpasti data $x_i = x_1, x_2, \dots, x_n$. Data adalah vektor masukan yang pertama ke dalam sistem pengelompokan.

Langkah 2: Hitung nilai K melalui kaedah Pros-to. Kaedah ini adalah kaedah siku (*elbow method*) teroptimum untuk menentukan nilai K secara automatik melalui formula yang dijana. Kemudian nilai K ini menjadi pembolehubah masukan dalam proses pegelompokan.

Langkah 3: Inisialisasi untuk fungsi obejktif dengan menghitung tiga set sentroid awal, $M \{M_h\}_{h=1}^K$ pada iterasi, $t = 0$. Di mana, $\bar{x}_{1@2@3,h}^0$ adalah subset sentroid awal kepada M_h dengan $h = 1, \dots, K$.

1. Set 1, $\bar{x}_{1,h}^0 \leftarrow M_1$
2. Set 2, $\bar{x}_{2,h}^0 \leftarrow M_2$
3. Set 3, $\bar{x}_{3,h}^0 \leftarrow M_3$

Langkah 4: Proses pempartisian

1. Pengukuran jarak Euclidean x_i ke sentroid $\bar{x}_h^t$ untuk mengasingkan x_i mengikut kluster h (X_h^t) yang berada dalam julat minimum antara sentroid tersebut. Melalui persamaan berikut, h adalah nombor kluster, $\bar{x}_h^t$ dan t adalah bilangan iterasi iaitu $t = 0, 1, \dots, n$.

$$h = \text{minimum argumen} \|x_i - \bar{x}_h^t\|^2 \quad (3.7)$$

2. Hitung anggaran sentroid, $\bar{x}_h^t$ di mana X_h^t adalah jumlah bilangan unsur, x di dalam kluster pada iterasi tertentu.

$$\bar{x}_h^t = \frac{1}{|X_h^t|} \sum_{x \in X_h^t} x \quad (3.8)$$

3. Hitung semula anggaran sentroid sehingga sistem menumpu dengan pertambahan iterasi, $t = t + 1$ dan dapatan nilai minimum bagi jumlah jarak antara unsur dalam kluster, X_h^t dengan sentroid yang terakhir, $\bar{x}_h^t$.

Langkah 5: Algoritma pengelompokan jika-maka. Pengelompokan data perlu mematuhi tiga fasa haus seperti lengkung tiga fasa. Penyata jika-maka direka bentuk untuk pemilihan jarak minimum yang optimal antara dua pengiraan penyemaian sentroid awal. Selain itu, pelaksanaan penyat jika-maka adalah untuk menentukan fasa ke-dua peralihan haus mata alat iaitu peralihan dari fasa keadaan haus mata alat malar kepada fasa kegagalan.

F-Km adalah pengelompokan yang telah dinaik taraf dari K-means piawai dalam aspek penambahbaikan kaedah pengelompokan serta algoritma pengelompokan. Penerangan pembangunan kaedah Pros-to, formula inisialisai penyemaian awal dan penyata jika-maka yang dihasilkan akan dibentangkan dalam sub topik yang seterusnya.

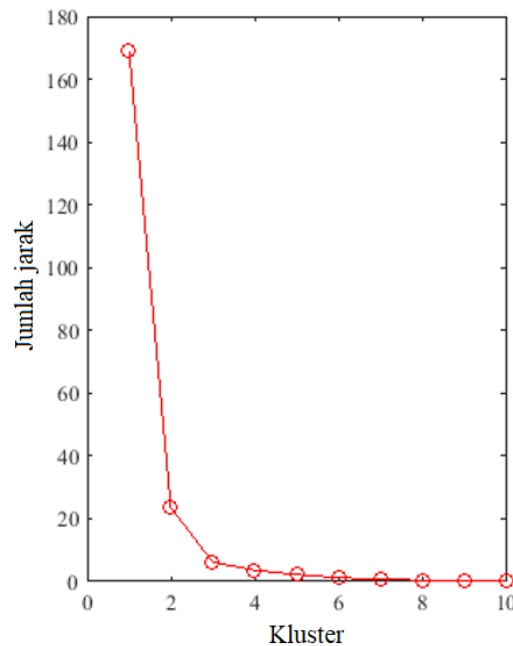
3.4.1 Kaedah Pros-to

Algoritma pengelompokan adalah salah satu kaedah pengoptimuman masalah untuk merungkai corak struktur yang terdapat dalam ciri isyarat pelbagai penderia. Ketika mencari persamaan seterusnya mengasingkan elemen di dalam isyarat akan mewujudkan beberapa kelompok yang berbeza ciri dan bilangan elemen. Proses pengasingan kepada kelompok yang tertentu dapat membantu mengecam had sempadan rantau haus dalam lengkung haus tiga fasa iaitu kala masuk-terpaksa, rantau haus malar dan rantau kegagalan pada mata alat pemotong. Namun begitu, salah satu faktor mengukur ketepatan pengelompokan dipengaruhi oleh bilangan kluster, K yang dipilih. Sejak K-means diperkenalkan, tiada kaedah tetap untuk menentukan nilai K (Chadha & Kumar 2014).

Secara praktiknya, lakaran *scree* adalah antara kaedah yang sering digunakan untuk menentukan bilangan kluster terbaik. Lakaran *scree* menunjukkan gambaran berbentuk 'siku' serta 'runtuhan' yang mula berkumpul pada bahagian kanan bawah lakaran. Melalui pemerhatian kasar, nilai K yang dipilih adalah yang terhampir dengan 'siku'. Pemilihan bilangan kluster dalam kebanyakan teknik multivariasi boleh menjejaskan perilaku darjah penerimaan data tersebut tetapi masih dianggap sebagai kepincangan yang wajar. Secara ilmiahnya, dapatan terbaik adalah dihasilkan melalui cara yang sederhana dan ekonomi, terutama dalam arus pembangunan yang tidak

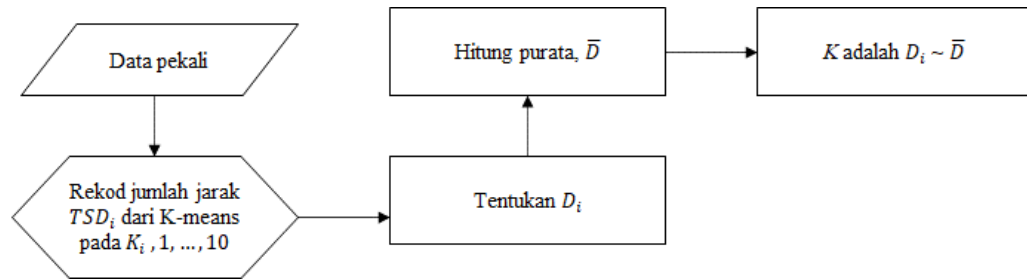
konvensional. Rajah 3.8 menunjukkan lakaran *scree* terhadap perubahan jarak dengan pertambahan kluster yang diuji.

Jika diperhatikan lakaran *scree* asal Rajah 3.8 adalah sukar untuk menentukan nombor mana yang merupakan nombor K yang tepat. Secara visual, pemilihan nombor kluster boleh ditetapkan antara $h = 2$ atau $h = 3$ sebagai ‘siku’. Oleh kerana lengkung menurun secara berekanada (*monotonic*), agak keliru untuk menentukan ‘siku’ yang tepat kerana bentuk kelengkungan tidak menunjukkan kedudukan ‘siku’ yang jelas apabila lengkung mulai rata. Dengan itu, satu algoritma ringkas dibangunkan untuk mendapatkan terus nilai K secara numerik pada lakaran *scree*. Rajah 3.9 menunjukkan carta alir penetapan nilai K .



Rajah 3.8 Lakaran *scree* asal

Di awal sistem pengelompokan F-Km separa terselia, sistem akan menentukan nilai K melalui kaedah *Pros-to*. *Pros-to* adalah perkataan Greek yang bermaksud ‘ke’, di mana kaedah ini secara harfiahnya menunjukkan nilai K ‘ke’ nombor kluster yang paling sesuai dengan keadaan data yang diuji dengan larian K-means antara nilai $K = 1$ sehingga $K = 10$.



Rajah 3.9 Kaedah Pros-to

Umumnya, lakaran *scree* terdahulu (Rajah 3.8) digambarkan secara langsung dari TSD terhadap jumlah kluster yang direkodkan. Di dalam kaedah Pros-to, D iaitu perbezaan (Δ) antara TSD_i menjadi nilai masukan pemboleh ubah paksi Y melawan bilangan kluster dalam lakaran *scree*. Berikut adalah keterangan untuk melaksanakan kaedah Pros-to.

Langkah 1: Larian data dalam K-means dengan nilai K_i yang berbeza iaitu $i = 1, \dots, 10$. Rekod semua nilai jarak minimum (TSD_j) untuk semua larian.

Langkah 2: Hitung perbezaan (Δ) antara TSD sebelum, TSD_j dan selepasnya, TSD_{j+1} . di mana $j = 0, 1, \dots, 9$. Kemudian, dapatan perbezaan ini dilakarkan dalam lakaran *scree*. ΔTSD adalah seperti persamaan berikut.

$$TSD = \Delta TSD = D = |TSD_{j+1} - TSD_j| \quad (3.9)$$

Langkah 3: Kira nilai purata, $\bar{D}$ dan padankan nilai purata ini dengan nombor kluster yang paling hampir ($\sim$) dengannya. Nombor kluster, K telah dikenal pasti.

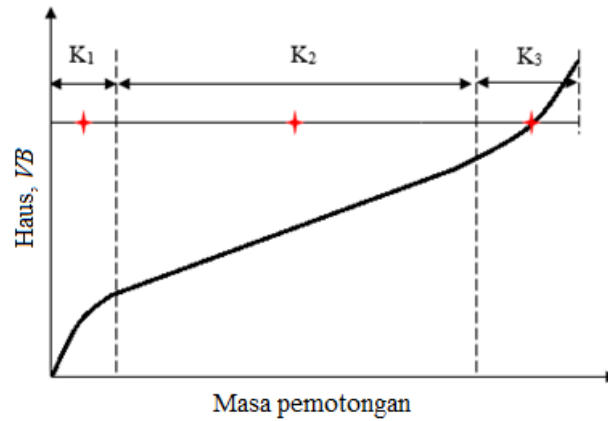
Melalui kaedah pengoptimum ini, lakaran *scree* dapat ditafsirkan secara numerik dan praktikal bagi menentukan kedudukan ‘siku’ berbanding amalan pentafsiran sebelumnya iaitu dengan pemerhatian semata-mata. Hasilnya, nombor kluster, K menjadi elemen yang pertama dalam memberi ciri separa terselia kepada sistem pengelompokan tak terselia sebelum ini.

3.4.2 Inisialisasi Penyemaian Awal

K-means memberikan hasil yang lebih baik hanya apabila pengelompokan awal hampir dengan penyelesaian akhirnya (Jain & Dubes 1988). Sentroid awal ditentukan untuk memulakan algoritma berbanding dengan K-means yang memilih sentroid awalnya secara rawak. Kaedah inisialisasi dalam pendekatan baru F-Km adalah sebagai pengukuran berarah sebelum proses pengelompokan bermula sehingga sistem mencapai tahap penumpuan. Selain itu, tujuan utama kaedah inisialisai F-Km adalah untuk memodelkan taburan data tetap pada kluster, sementara algoritma pengelompokan adalah bahagian berbeza dalam F-Km (algoritma pengelompokan dalam sub topik seterusnya). Tiga formula (akan dibincangkan pada sub topik seterusnya) diperkenalkan secara serentak selaras dengan peningkatan pekali data secara beransur-ansur serta jenis data yang mempunyai kenaikan atau penurunan secara tiba-tiba. Data masukan adalah data yang diisihkan secara semulajadi yang mempunyai nilai korelasi tinggi R^2 terhadap evolusi perkembangan haus rusuk mata alat.

Perkembangan haus pada pinggir mata alat secara beransur-ansur adalah fenomena yang tidak dapat dielakkan tetapi ianya boleh dikawal namun tidak dapat dicegah. Ia berlaku setelah masa pemesinan tertentu menunjukkan hubungan positif kerana masa dan haus berlaku serentak. Setelah lebih 30 tahun penyelidikan dalam pemantauan haus mata alat, isyarat penderia yang dicerap semasa pemesinan semakin meningkat seiring dengan masa menunjukkan korelasi positif dengan pengembangan lebar haus juga (Jemielniak 2019). Oleh itu, sentroid awal adalah prasyarat yang perlu dikenal pasti dalam turutan menaik.

Rajah 3.10 menunjukkan lengkung tiga fasa umum yang mempunyai tiga kelas dengan notasi bintang untuk menggambarkan pusat kluster. Tiga fasa umum itu adalah K_1 merujuk kepada kluster 1, K_2 adalah bagi kluster 2 dan K_3 pula adalah merujuk kepada kluster 3. Bintang terletak separuh jarak antara titik pertama dan titik terakhir dalam setiap fasa. Data rawak di setiap kelas cenderung berkumpul di sekitar pusatnya yang juga dikenali sebagai kecenderungan pusat.



Rajah 3.10 Lengkung tiga fasa

Kecenderungan pusat adalah ringkasan pengukuran statistik yang mencirikan titik tengah atau nilai tipikal dari set data. Secara statistik, min, median, dan mod, adalah tiga langkah paling umum dalam pengukuran kecenderungan pusat. Median tidak boleh dipertimbangkan dalam kajian ini kerana sebahagian daripada langkah mengukur median adalah pemerhatian yang perlu disusun dari nilai terkecil hingga terbesar. Sementara itu mod, adalah pengukuran yang mempunyai nilai yang sering muncul bukan pada pusat data yang tetap. Oleh itu, min adalah statistik asas yang dipertimbangkan sebagai elemen pengukuran utama dalam penilaian sentroid awal. Penyemaian awal set sentroid yang pertama, $M_{1,h}$ dengan $h = 1, \dots, K$ adalah menggunakan formula min yang sedia ada iaitu persamaan (3.11), di mana x_i ialah data dan n adalah jumlah data.

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.10)$$

Pekali masukan akan dipecahkan kepada bahagian dengan kuantiti, u yang sama atau hampir sama banyak mengikut bilangan kluster, h yang telah ditetapkan secara berturut. Kemudian, titik tengah setiap bahagian akan dihitung dengan persamaan (3.11) menjadi satu set sentroid awal yang pertama.

$$M_{1,h} = \frac{1}{u_{i_h}} \sum_{i=1}^u x_i \quad (3.11)$$

$$M_{1,h} = \underbrace{x_1, x_2, x_3, x_4}_{u_{1,1}}, \underbrace{x_7, x_8, x_9, x_{10}}_{u_{2,2}}, \underbrace{x_{13}, x_{14}}_{u_{3,3}}$$

Di mana u adalah bilangan data dalam setiap bahagian oleh ungkapan pembundaran ke bawah dengan fungsi lantai sehingga $\lfloor \cdot \rfloor$ adalah integer yang kurang daripada atau sama. Kemudian, n adalah bilangan data sebenar serta K adalah bilangan pembahagian partisian. Bilangan pada u berbeza jika jumlah data tidak dapat dibahagikan sama banyak mengikut kluster yang ditetapkan pada awal proses. Perbezaan ini akan berlaku hanya pada kluster yang terakhir.

$$u = \left\lfloor \frac{n}{K} \right\rfloor \quad (3.12)$$

Setelah itu, satu set peraturan dihasilkan berasaskan formula min dalam persamaan (3.11) untuk penyemaian awal set sentroid kedua. Nilai min akan serta merta menjadi sentroid awal bagi kluster kedua. Oleh yang demikian, penyemaian sentroid yang selebihnya perlu dijana untuk kluster pertama dan ketiga. Maka interaksi dijalin antara pemalar dan pemboleh ubah $[1/2, X_h]$ seperti yang dirumuskan dalam persamaan (3.13) berikut.

$$M_{2,h} = \frac{1}{2n} X_h \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.13)$$

Di mana X_h adalah bilangan kluster bagi partisian h . Pemalar, $1/2$ adalah merujuk kepada kedudukan min data yang secara harfiahnya perlu berada di tengah-tengah regresi dalam lengkung tiga fasa haus. Persamaan (3.13) dirumuskan berpadanan dengan gambaran keadaan perkembangan haus mata alat secara beransur-ansur meningkat dengan sesuatu pemboleh ubah yang bersandar.

Perubahan corak turun naik bagi pekali akan mempengaruhi keberkesanan pemilihan sentroid awal. Pekali penentuan, R^2 menunjukkan anggaran prestasi ciri meningkat seiring dengan pemboleh ubah bersandar. Pemilihan korelasi linear adalah kerana pekali ini amat sensitif dengan kehadiran data terpencil (Kim et al. 2015).

Terdapat pekali data menjauhi garisan regresi dianggap tidak stabil menyebabkan pengurangan nilai R^2 . Pengurangan korelasi boleh menjadi faktor kepada sistem pengelompokan berada dalam prestasi minimum setempat dengan jumlah jarak yang lebih panjang. Bagi menghindari keadaan ini, pemalar dalam persamaan (3.14) digantikan dengan R^2 dengan mengekalkan pembolehubah yang lain. Rumus seterusnya bagi penyemaian awal set ketiga ini adalah untuk menyesuaikan perubahan secara mendadak dalam jujukan regresi seperti yang dinyatakan dalam persamaan berikut.

$$M_{3,h} = \frac{1}{2n} R^2 X_h \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.14)$$

Ketiga-tiga persamaan (3.11), (3.13) dan (3.14) akan diaktifkan pada awal proses iaitu setelah sistem mengenal pasti bilangan kluster, K . dan seterusnya menjadi sentroid awal bagi setiap kluster untuk proses partisian. Penetapan sentroid melalui penyemaian awal memberi kelebihan kepada sistem pengelompokan berbanding sentroid rawak. Ini adalah kerana, penyemaian awal memberikan keputusan pengelompokan yang sama dan konsisten dalam setiap ulangan ujian. Melalui kaedah inisialisasi ini, sistem akan mencapai fungsi objektif iaitu jumlah jarak keseluruhan minimum dengan lebih cepat dan konsisten.

3.4.3 Algoritma Pengelompokan F-Km

Kebanyakan sistem dalam pembelajaran mesin dapat berfungsi dengan penyesuaian kepada pemilihan keluaran muktamad yang ditentukan oleh pengguna. Aplikasi sedemikian merangkumi pengkelasan antara muka pengguna pintar lain. Untuk mencapai penyesuaian ini, aplikasi mesti belajar dari pengguna akhir yang ditentukan terlebih dahulu. F-Km adalah pembelajaran mesin separa terselia, maka respon keluaran pengelompokan akan dipengaruhi oleh faktor luaran bukan regresi iaitu bersifat keperluan iaitu terlabel-pengguna (*user-labelled*). Pekali Z-rot digunakan untuk mengklasifikasikan keadaan mata alat semasa berdasarkan pengetahuan yang ada yang telah ditentukan sebelumnya.

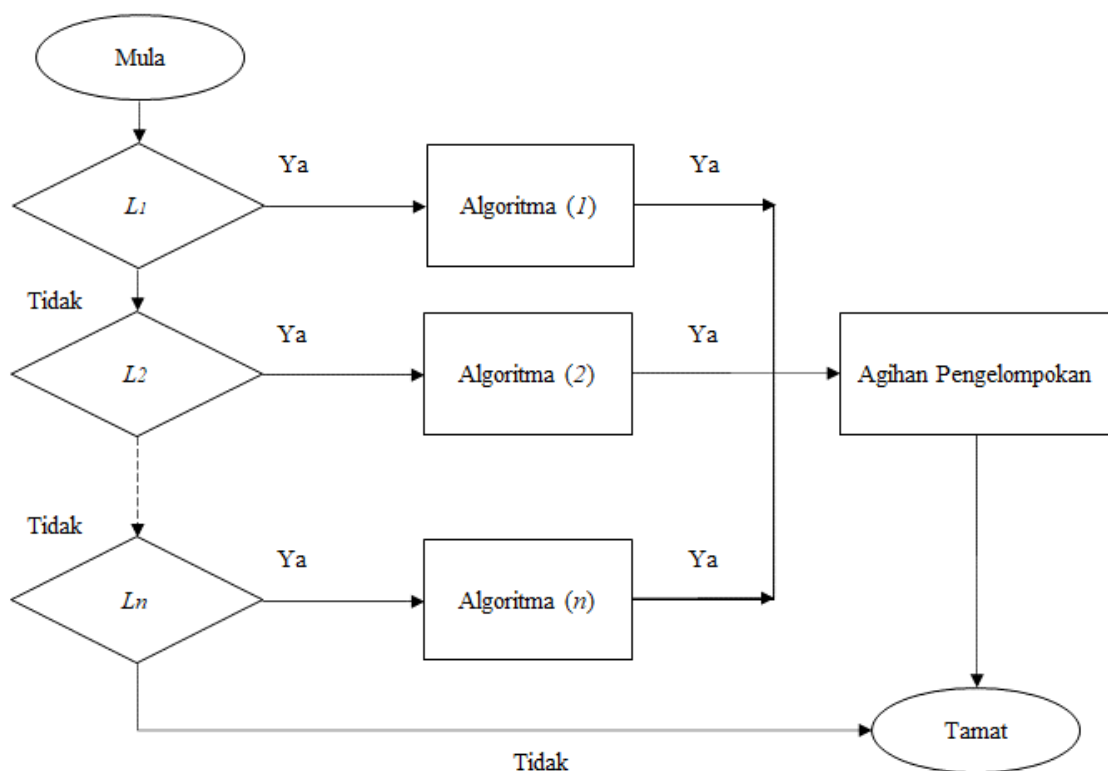
Keperluan keluaran bagi hasil pengelompokan adalah perlu mematuhi corak lengkung tiga fasa perkembangan haus mata alat. Setelah sistem mentakrif nilai K dan mendapatkan set-set sentroid awalan melalui tiga persamaan penyemaian awal, data masukan akan diproses ke dalam algoritma pengelompokan F-Km untuk tujuan pengelompokan pekali mengikut bilangan K . Algoritma pengelompokan F-Km telah dibangunkan bersama dengan sistem yang mempunyai komponen-komponen logik bagi menyusun semula data tersebut dengan mengubah suai kedudukan poin dalam kluster yang relevan. Hasil agihan pengelompokan akan memasuki proses pengecaman had sempadan rantau haus mata alat melalui pernyataan logik atau bersyarat jika-maka (*if-else*). Rajah 3.11 menunjukkan carta alir pernyataan bersyarat yang dimasukkan ke dalam pengelompokan F-Km supaya sistem dapat membuat keputusan dan memaparkan dapatan agihan pengelompokan.

Pernyataan logik atau bersyarat digunakan untuk membuat keputusan dapatan pengelompokan terakhir dan akan hanya dipaparkan oleh sistem setelah mematuhi salah satu pernyataan bersyarat yang telah ditetapkan berdasarkan situasi pengelompokan tertentu. Pernyataan jika-maka melaksanakan sekatan dengan membuat pemilihan jarak yang paling minimum antara tiga jumlah jarak minimum yang terhasil dari tiga set sentroid awal. Jika keadaan yang ditentukan adalah benar, sistem akan melaksanakan kod yang berada dalam sekatan tersebut. Sekiranya syaratnya salah, blok kod lain pula akan diaktifkan. Syarat utama pengelompokan perlu mencapai keadaan menumpu iaitu dengan skor jumlah jarak, TSD adalah yang paling minimum. Kemudian, syarat kedua, agihan unsur perlu mematuhi kedudukan kluster yang tersusun secara menaik dengan dimulai kluster pertama, kedua dan diakhiri oleh kluster ketiga. Bagi syarat kedua, beberapa pernyataan syarat tambahan dimasukkan supaya dapat mengatasi beberapa kepincangan agihan kluster pada tahap yang paling minima.

Syarat kedua terbahagi kepada lima (5) logik.

1. *Sub-syarat Logik 1*: Hasil pengelompokan unsur kepada kluster tersusun secara jujukan kluster menaik jelas mematuhi lengkung tiga fasa haus mata alat.

2. *Sub-syarat Logik 2*: Hasil pengelompokan elemen kepada kluster tidak tersusun secara jujukan kluster menaik pada pertengahan fasa. Pengelompokan elemen mesti bermula dengan kluster satu dan berakhir dengan kluster tiga.
3. *Sub-syarat Logik 3*: Hasil pengelompokan elemen kepada kluster tidak tersusun secara jujukan kluster menaik pada awal dan pertengahan fasa. Pengelompokan elemen mesti berakhir dengan kluster satu.
4. *Sub-syarat Logik 4*: Hasil pengelompokan elemen kepada kluster tidak tersusun secara jujukan kluster menaik pada awal dan pertengahan fasa. Pengelompokan elemen mesti bermula dengan kluster tiga.
5. *Sub-syarat Logik 5*: Memaparkan hasil pengelompokan oleh skor TSD yang paling minimum.



Rajah 3.11 Pembuat keputusan untuk pengelompokan F-Km

Kod arahan logik terperinci telah dibangunkan bagi setiap pernyataan sub-syarat di atas terdapat dua belas (12) pernyataan bersyarat berdasarkan agihan pengelompokan yang optimum.

1. Pernyataan bersyarat L1: Jumlah jarak minimum, TSD_1 DAN ($\wedge$) agihan pengelompokan elemen tersusun secara jujukan kluster menaik, $[x_i < x_n]$.

$$P1 = \begin{cases} 0 & \text{if } \min TSD_1 \in [TSD_2, TSD_3] \wedge [x_i < x_n] \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.15)$$

2. Pernyataan bersyarat L2: Jumlah jarak minimum, TSD_2 DAN ($\wedge$) agihan pengelompokan elemen tersusun secara jujukan kluster menaik, $[x_i < x_n]$.

$$P2 = \begin{cases} 0 & \text{if } \min TSD_2 \in [TSD_1, TSD_3] \wedge [x_i < x_n] \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.16)$$

3. Pernyataan bersyarat L3: Jumlah jarak minimum, TSD_3 DAN ($\wedge$) agihan pengelompokan elemen tersusun secara jujukan kluster menaik, $[x_i < x_n]$.

$$P3 = \begin{cases} 0 & \text{if } \min TSD_3 \in [TSD_1, TSD_2] \wedge [x_i < x_n] \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.17)$$

4. Pernyataan bersyarat L4: Jumlah jarak minimum, TSD_1 DAN ($\wedge$) unsur x_1 teragih ke dalam kluster satu serta ($\wedge$) x_n teragih ke dalam kluster tiga.

$$P4 = \begin{cases} 0 & \text{if } \min TSD_1 \in [TSD_2, TSD_3] \wedge ([x_1 = 1] \vee [x_n = 3]) \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.18)$$

5. Pernyataan bersyarat L5: Jumlah jarak minimum, TSD_2 DAN ($\wedge$) unsur x_1 teragih ke dalam kluster satu serta ($\wedge$) x_n teragih ke dalam kluster tiga.

$$P5 = \begin{cases} 0 & \text{if } \min TSD_2 \in [TSD_1, TSD_3] \wedge ([x_1 = 1] \vee [x_n = 3]) \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.19)$$

6. Pernyataan bersyarat L6: Jumlah jarak minimum, TSD_3 DAN ($\wedge$) unsur x_1 teragih ke dalam kluster satu serta ($\wedge$) x_n teragih ke dalam kluster tiga.

$$P6 = \begin{cases} 0 & \text{if } \min TSD_3 \in [TSD_1, TSD_2] \wedge ([x_1 = 1] \vee [x_n = 3]) \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.20)$$

7. Pernyataan bersyarat L7: Jumlah jarak minimum, TSD_1 DAN ($\wedge$) x_n teragih ke dalam kluster satu.

$$P7 = \begin{cases} 0 & \text{if } \min TSD_1 \in [TSD_2, TSD_3] \wedge [x_n = 1] \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.21)$$

8. Pernyataan bersyarat L8: Jumlah jarak minimum, TSD_2 DAN ($\wedge$) x_n teragih ke dalam kluster satu.

$$p_8 = \begin{cases} 0 & \text{if } \min TSD_2 \in [TSD_1, TSD_3] \wedge [x_n = 1] \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.22)$$

9. Pernyataan bersyarat L9: Jumlah jarak minimum, TSD_3 DAN ($\wedge$) x_n teragih ke dalam kluster satu.

$$p_9 = \begin{cases} 0 & \text{if } \min TSD_3 \in [TSD_1, TSD_2] \wedge [x_n = 1] \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.23)$$

10. Pernyataan bersyarat L10: Jumlah jarak minimum, TSD_1 DAN ($\wedge$) x_1 teragih ke dalam kluster tiga.

$$p_{10} = \begin{cases} 0 & \text{if } \min TSD_1 \in [TSD_2, TSD_3] \wedge [x_1 = 3] \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.24)$$

11. Pernyataan bersyarat L11: Jumlah jarak minimum, TSD_2 DAN ($\wedge$) x_1 teragih ke dalam kluster tiga.

$$p_{11} = \begin{cases} 0 & \text{if } \min TSD_2 \in [TSD_1, TSD_3] \wedge [x_1 = 3] \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.25)$$

12. Pernyataan bersyarat L12: Jumlah jarak minimum, TSD_3 DAN ($\wedge$) x_1 teragih ke dalam kluster tiga.

$$p_{12} = \begin{cases} 0 & \text{if } \min TSD_3 \in [TSD_1, TSD_2] \wedge [x_1 = 3] \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.26)$$

Semua pernyataan jika-maka yang disenaraikan dalam fungsi piecewise tersebut telah ditetapkan bagi melaksanakan algoritma pengelompokan F-Km. Fungsi dalam persamaan (3.15) sehingga (3.17) adalah pernyataan bersyarat bagi logik 1 iaitu mengenal pasti jumlah jarak minimum dan hasil pengelompokan unsur kepada kluster tersusun secara jujukan kluster menaik. Manakala persamaan (3.18) sehingga (3.20) adalah pernyataan bersyarat bagi logik 2 iaitu susunan pengelompokan elemen tidak tersusun di pertengahan fasa, tetapi mesti bermula dengan kluster satu atau berakhir dengan kluster tiga. Seterusnya persamaan (3.21) sehingga (3.23) adalah pernyataan bersyarat untuk logik 3 dengan pengelompokan elemen tidak tersusun pada akhir dan pertengahan fasa tetapi mesti bermula dengan elemen berkluster satu. Selebihnya, persamaan (3.24) sehingga (3.26) adalah pernyataan bersyarat untuk logik 4 dengan pengelompokan elemen tidak tersusun pada awal dan pertengahan fasa tetapi mesti berakhir dengan elemen berkluster tiga. Logik 2, 3 dan 4 ini ditetapkan sedemikian

adalah berdasarkan kedudukan fasa haus mata alat dalam lengkung tiga fasa iaitu fasa haus awal (kluster 1), haus normal (kluster 2) dan haus tidak normal (kluster 3).

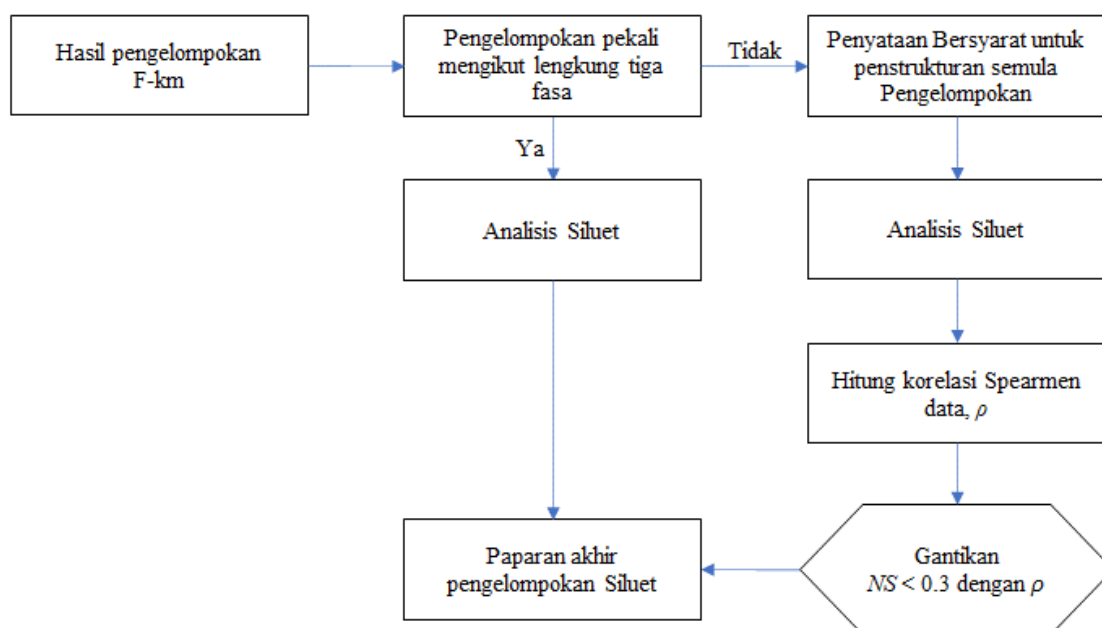
Penentuan pernyataan bersyarat adalah bertujuan mendapatkan hasil proses pengelompokan yang lengkap dan sempurna berdasarkan lengkung tiga fasa haus mata alat. Hasil pengelompokan unsur yang tepat dan sejajar dengan keadaan haus mata alat boleh membantu proses pengecaman titik peralihan antara fasa, terutamanya titik peralihan fasa kedua yang membezakan di antara fasa haus normal dan fasa kegagalan mata alat.

3.4.4 Paparan Siluet Terubah Suai

Secara asasnya, analisis siluet digunakan untuk mengkaji jarak pemisahan antara kelompok yang dihasilkan. Plot siluet memaparkan ukuran terdekat setiap titik dalam satu kluster ke titik dalam kelompok yang berdekatan dan dengan itu memberikan cara untuk menilai parameter seperti jumlah kelompok secara visual. Pekali siluet bersamaan +1 menunjukkan bahawa sampel jauh dari kelompok jiran. Nilai 0 menunjukkan bahawa sampel berada dekat dengan batas keputusan antara dua kelompok berdekatan dan nilai negatif menunjukkan bahawa sampel tersebut mungkin telah ditetapkan ke kluster yang salah. Oleh kerana F-km adalah bersifat algoritma separa terselia, pengelompokan ini mempunyai aplikasi ciri label berdasarkan pilihan muktamad tertentu oleh pengguna. Bagi mengatasi kewujudan nilai negatif yang dijana oleh pengiraan siluet asal, siluet terubah-suai dihasilkan dalam pengekodan Matlab supaya paparan siluet tidak menunjukkan sebarang nilai negatif bagi mengelakkan dari anggapan pengelompokan unsur data yang salah. Selain itu, lakaran siluet terubah-suai adalah bertujuan untuk memaparkan hasil pengelompokan yang lebih jelas dari segi penyusunan kluster dan bilangan keanggotaan dalam kluster.

Berdasarkan tiga situasi sub syarat sebelum ini, fungsi dalam persamaan (3.15) sehingga (3.23) akan menghasilkan pengelompokan data masukan kepada tiga fasa haus rusuk mata alat. Walaubagaimana pun, persamaa (3.18) sehingga (3.23) akan mengubah suai hasil pengelompokan asal yang tidak mengikut syarat awal melalui salah satu fungsi dari persamaan (3.15) hingga (3.17). Semua hasil pengelompokan yang terubah suai akan menyebabkan bacaan analisis siluet menjadi negatif kerana proses peralihan

titik keluar dari kelompok asal kepada kelompok yang telah disesuaikan berdasarkan kepada keputusan pengguna. Selain itu, bagi mendapatkan paparan siluet yang seragam, semua nilai siluet yang kurang dari $NS < 0.3$ akan ditukarkan kepada pekali korelasi Spearman, ρ . Carta alir pada Rajah 3.12 menunjukkan proses paparan siluet terubah suai.



Rajah 3.12 Carta alir analisis siluet terubah-suai

Berdasarkan carta alir analisis siluet terubah-suai, hasil pengelompokan dari proses pengelompokan F-km perlu mematuhi pengelompokan tiga fasa haus rusuk mata alat. Pengagihan penstrukturan pengelompokan terbaru ini akan memberi kesan kepada analisis siluet. Maka, semua NS yang terkesan akan menjelma dalam bentuk integer negatif dan akan menurunkan nilai purata siluet, $\overline{NS}$. Oleh yang demikian, semua $NS < 0.3$ akan digantikan dengan R^2 . Pemilihan pada tahap minima 0.3 adalah merujuk kepada kaedah praktik untuk mentafsirkan kekuatan hubungan berdasarkan nilai R^2 di mana $R^2 < 0.3$ dianggap tidak relevan (Moore et al. 2013). Penggantian ini dipaparkan dalam pengelompokan Siluet akhir berdasarkan kepada keputusan akhir pengguna. Melalui analisis Siluet terubah-suai ini, hasil paparan pengelompokan siluet akan lebih seragam dan semua NS berada dalam julat selamat antara 0.3 hingga +1. Manakala, tiada pengelompokan siluet negatif iaitu antara julat 0 sehingga -1 yang akan memberi

gambaran pengelompokan yang salah kerana tidak mematuhi pengelompokan mengikut lengkung tiga fasa haus rusuk mata alat yang dikehendaki.

3.4.5 Keberkesanan dan Perbandingan Fixum K-means dengan Pengelompokan Piawai

Perbandingan dibuat antara hasil kajian dengan kaedah pengelompokan piawai yang memilih sentroid awal secara rawak dengan kaedah Fixum K-means. Secara asasnya, pengelompokan K-means piawai perlu menjalani beberapa tugas bergantung kepada nombor K yang dipilih untuk mendapatkan respons yang konklusif dan struktur pengelompokan yang sesuai. Manakala, K-means++ yang menerapkan kaedah replikasi dalam algoritmanya untuk membolehkan sistem beroperasi secara gelung lelaran (*iteration loop*) sehingga sistem menumpu dan mencapai jumlah jarak minimum. Seperti K-means piawai, K-means++ juga menentukan sentroid awalnya secara rawak. Faktor perbandingan akan diuji dari aspek dapatan fungsi objektif (TSD) setiap kaedah, bilangan tugas dari pengelompokan berdasarkan nilai K , keputusan struktur pengelompokan berdasarkan fasa haus mata alat dan komplikasi masa yang terlibat. Semua pengiraan dalam algoritma telah dijelaskan dalam bab sebelumnya.

3.4.6 Penilaian Pengelompokan Fixum K-means

Setelah proses pengelompokan telah dicapai, terdapat tiga (3) skor untuk menganggar prestasi pengelompokan iaitu ketepatan, ralat kepersisan dan ketahanan. Pemilihan ujian prestasi ini adalah ujian yang telah digunakan dalam setiap kaedah pengelompokan pembelajaran mesin (Yang et al. 2020). Ujian yang pertama ialah ujian ketepatan iaitu menguji hasil keanggotaan dalam kluster berada dalam kluster berdasarkan maklumat umum sedia ada iaitu menggunakan data haus mata alat yang direkodkan secara manual ketika proses pemesinan dihentikan sementara. Terbitan model matematik bagi ketetapan adalah seperti berikut (Wei et al. 2011).

$$\% \text{ Ketepatan} = \frac{\text{Sampel benar}}{\text{Semua sampel}} \quad (3.27)$$

Secara amnya, untuk mencari ketepatan dalam pengelompokan ialah dengan menghitung semua sampel (pekali Z-rot) benar (*true sample*) yang dikelompokkan ke dalam kluster dengan betul kemudian dibahagikan dengan jumlah data.

Ujian ralat kepersisan adalah untuk menguji prestasi sistem untuk pengulangan dan ketetapan jika diuji berkali-kali. Ujian ini memberi maklumat dari aspek kadar kepersisan skor dengan menggunakan peratus sisihan daripada bilangan skor TSD yang diperolehi secara keseluruhan. Berikut adalah persamaan yang akan digunakan bagi tujuan pengujian ini (Mazur et al. 2017).

$$\% \text{ ralat} = \sum_{i=1}^n \sum_{i=1}^n ((\mu - x_i/\mu) * 100) \quad (3.28)$$

Ujian ketahanan adalah merujuk kepada keupayaan sistem mengawal perubahan untuk mencapai keputusan fungsi objektif yang optimum dan struktur pengelompokan yang teguh. Oleh itu, ujian ketahanan menggunakan taburan kebarangkalian diskrit bagi mengukur nisbah kejadian ke atas hasil kejadian yang mungkin. Kebarangkalian kejadian kemudian ditakrifkan sebagai jumlah kebarangkalian hasil yang memuaskan peristiwa tersebut. Pengagihan sedemikian dinyatakan dalam fungsi jisim kebarangkalian $p(x)$ untuk pemboleh ubah rawak X seperti persamaan berikut.

$$p(x) = P(X = x) \quad (3.29)$$

Kebarangkalian x adalah kebarangkalian ($X = x$ tertentu). Fungsi jisim kebarangkalian adalah fungsi yang menerangkan kebarangkalian pemboleh ubah rawak diskrit. Ia digunakan untuk mengira kebarangkalian berkaitan kejadian pemboleh ubah rawak.

3.4.7 Penentuan Titik Persilangan Fasa Kedua Haus Mata Alat

Menurut lengkung haus tiga fasa, ia terdiri daripada kawasan normal (haus awal), $VB = 0 - 0.1$ mm, kawasan abnormal sederhana (haus mantap), $VB = 0.1 - 0.25$ mm, dan kawasan abnormal kritikal (kegagalan), $VB = 0.25 - 0.30$ mm (Groover 2012). Kajian

terdahulu mencadangkan bahawa kadar selamat mata alat untuk meneruskan pemesianan kasar adalah di mana haus rusuk $VB < 0.25 \text{ mm}$ (Cho et al. 2010; Wang et al. 2013). Jika haus rusuk melebihi kadar selamat ini bermaksud keadaan mata alat sudah berada dalam fasa kegagalan dan hasil bahan termesin mungkin tidak memenuhi kriteria kualiti yang telah ditetapkan. Manakala menurut Dimla & Lister (2000) menyatakan, haus selamat bagi mata alat dalam pemotongan *finishing* larik untuk meneruskan pemesianan ketika VB adalah kurang dari 0.2 mm .

3.5 RINGKASAN

Metodologi kajian ini boleh dibahagikan kepada lima tahap, iaitu tahap membangunkan model statistik, mengkaji korelasi dan perbandingan, membangunkan sistem pembuat keputusan berasaskan pembelajaran mesin, mengkaji keberkesanan dan perbandingan sistem pengecaman corak dan mengenal pasti titik peralihan kedua fasa haus mata alat

Tahap pertama merupakan tahap rekabentuk dan pembangunan model statistik analisis alternatif isyarat pemesianan. Ianya melibatkan reka bentuk gabungan model matematik dan statistik, analisis secara matematik dan ujian korelasi, analisis dapatan hubung kait corak data terhadap haus rusuk, pembangunan fungsi paparan perwakilan tiga dimensi, dan ujian pengesahan.

Tahap kedua ialah mengkaji menganalisis pelbagai isyarat menggunakan model analisis isyarat baru, isyarat statistik global dan isyarat statistik alternatif iaitu I-kazTM dan I-kaz 3D, membuat perbandingan dapatan melalui perbandingan korelasi dan membuat analisis dapatan corak pekali terhadap perkembangan haus mata alat.

Tahap ketiga ialah membangunkan sistem diagnosis dan membuat keputusan berdasarkan pembelajaran mesin pengelompokan, mereka bentuk algoritma penentuan bilangan kluster secara empirik dari lakaran *scree*, membuat pengesahan algoritma, membangunkan model matematik untuk kaedah inisialisai sentroid awal, mereka bentuk algoritma pengelompokan berdasarkan keperluan fasa haus lengkung tiga fasa, mereka bentuk paparan sileut terubah sesuai untuk adaptasi kepada algoritma pengelompokan dan membuat pengujian dan pengesahan semua algoritma yang dibangunkan.

Tahap keempat ialah mengkaji keberkesanan sistem pembuat keputusan dan pengecaman corak pengelompokan dengan data jenis univariat dan multivariat, membuat perbandingan dengan kaedah pengelompokan K-means piawai dan K-means++ dan menjalankan ujian keberkesanan ketepatan, kepersisan dan ketahanan.

Akhir sekali, tahap kelima ialah mengenal pasti titik peralihan kedua fasa haus, membuat pengiraan purata dapatan lebar haus, VB dan masa bagi dapatan titik peralihan dan membandingkan keputusan dengan kajian terdahulu.

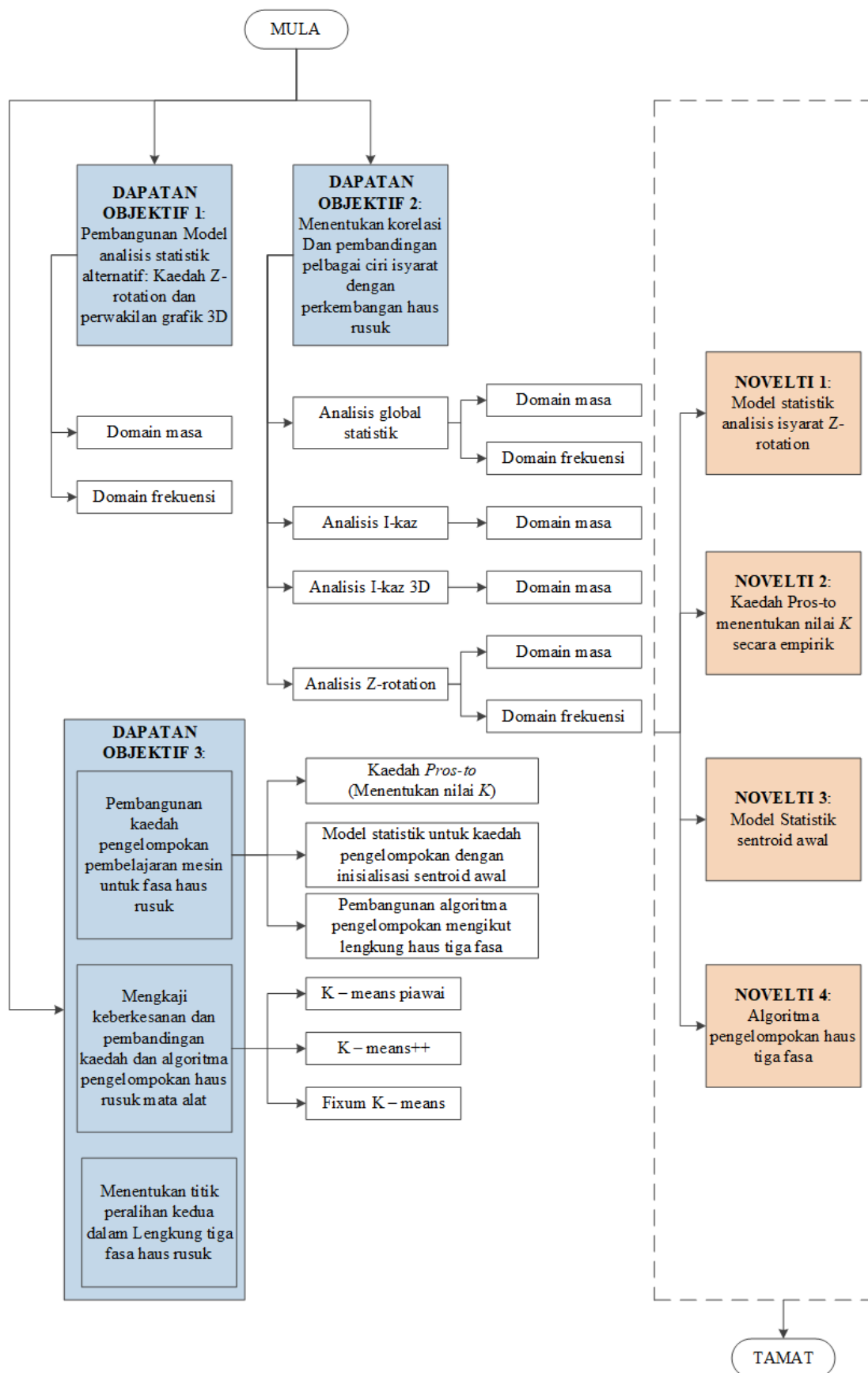
BAB IV

KEPUTUSAN DAN PERBINCANGAN

4.1 PENGENALAN

Hasil dapatan analisis dan ramalan sepanjang kajian dibentangkan sepenuhnya dalam bab ini. Secara amnya, bab ini dibahagi kepada lima bahagian. Bab ini akan dimulakan dengan pemprosesan isyarat pemesanan sebagai bahagian pertama. Bahagian kedua akan mengemukakan keputusan pengesanan ciri isyarat baru dan keputusan analisis ciri isyarat dengan menggunakan ciri isyarat alternatif Z-rot, perwakilan grafik dalam ruang tiga dimensi, dan dapatan analisis perbandingan dengan ciri isyarat global dan alternatif. Bahagian ketiga akan memaparkan dapatan pengelompokan Fixum K-means. Bab ini akan mengemukakan pengesanan kaedah Pros-to, dapatan dan perbandingan fungsi objektif optimum dengan inisialisasi. Dapatan algoritma pengelompokan dan dapatan pengujian ketepatan dan ketahanan kaedah pengelompokan baru adalah bahagian keempat. Manakala bahagian terakhir iaitu bahagian kelima akan mengenal pasti titik peralihan fasa kedua dan dapatan keseluruhan kajian ke atas data primer tunggal.

Rajah 4.1 menunjukkan terdapat tiga objektif yang telah dicapai dalam kajian dengan setiap objektif disertakan dengan ringkasan pelaksanaan. Objektif pertama, pembangunan kaedah terdiri daripada reka bentuk model matematik dan statistik serta perwakilan tiga dimensi pekali. Diikuti objektif kedua iaitu pengesanan, analisis dan perbandingan dengan ciri isyarat yang lain. Hasil dapatan objektif ketiga adalah pembangunan F-Km berasaskan pengelompokan pembelajaran mesin separa terselia. Di akhir kajian, empat novelti telah dicapai iaitu, model statistik analisis isyarat alternatif, kaedah Pros-to untuk menjana bilangan kluster secara empirik, model matematik teknik inisialisasi sentroid awal dan algoritma pengelompokan berdasarkan pengetahuan sedia ada.



Rajah 4.1 Dapatan keseluruhan berdasarkan objektif kajian

4.2 PEMROSESAN ISYARAT PEMESINAN

Kaedah Z-rot telah digunakan dalam pengujian pengukuran data yang telah direkod dalam domain masa. Kaedah ini amat berkesan dalam mengukur jarak setiap titik data kepada isyarat purata sebagai sentroid isyarat. Penggunaan kaedah Z-rot akan menghasilkan dua jenis keputusan, nilai pekali Z-rot dan perwakilan Z-rot tiga dimensi. Pengesahan kecekapan ciri isyarat statistik Z-rot yang baru dibangunkan dalam uji kaji ini dijalankan untuk mengesan perubahan nilai pekalnya terhadap data perkembangan haus mata alat jika dibandingkan dengan ciri-ciri isyarat yang lain. Ciri-ciri isyarat lain yang diketengahkan adalah ciri isyarat statistik global (RMS, varians, sisihan piawai, kurtosis dan kepincangan) dan juga ciri isyarat statistik alternatif iaitu I-kazTM dan I-kaz 3D.

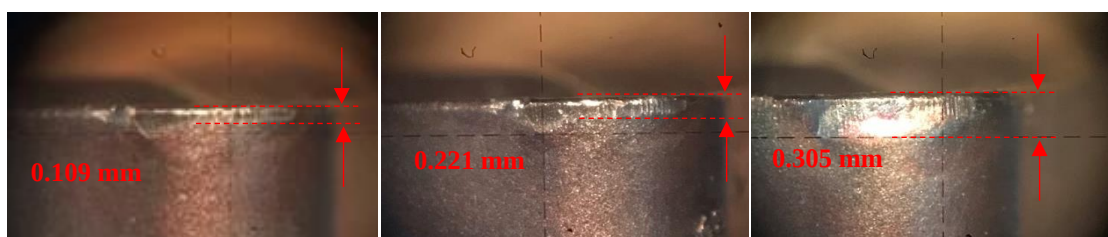
Sepanjang uji kaji ini, terdapat dua jenis data isyarat iaitu data isyarat primer dan data isyarat sekunder. Perbezaan data isyarat primer dan sekunder adalah kaedah data yang diperolehi untuk menjalankan kajian. Data primer adalah data yang diperolehi secara langsung melalui uji kaji manakala data sekunder adalah data yang diperolehi secara tidak langsung iaitu melalui hasil uji kaji atau pemerhatian yang telah dijalankan sebelum ini. Isyarat primer dan sekunder yang terjana dan direkod semasa proses pemesinan merupakan isyarat mentah yang mengandungi maklumat isyarat yang sebenar dan juga hingar yang berasal daripada peralatan. Walau bagaimanapun, data isyarat sekunder telah dituras dengan kaedah penurasan laluan rendah Butterworth tertib ke-4 seperti yang telah dimaklumkan dalam Bab 2 sebelum ini. Jenis-jenis isyarat sekunder yang telah dianalisis dengan kaedah Z-rot adalah isyarat daya pemotongan utama (F_c), isyarat daya tujah (F_t), isyarat daya pemotong serenjang (F_{cN}), dan isyarat daya tork (T_q).

4.2.1 Haus Rusuk dan Hayat Mata Alat

Uji kaji pengesahan telah dijalankan bagi mencerap data isyarat sekunder. Uji kaji ini dikendalikan dalam keadaan pemotongan larik kering dengan menggunakan meter pecut tiga paksi sebagai komponen penderia untuk mengesan isyarat perubahan haus rusuk pada mata alat. Isyarat selama 4 saat telah dicerap oleh penderia meter pecut sepanjang pemerhatian dan dihantar melalui tiga saluran dengan kadar persampelan

adalah pada 12 kHz seperti penyelidik sebelum ini (Yuqing & Suen 2020). Sepertimana yang diketahui, haus rusuk berlaku secara beransur-ansur pada bahagian pinggir mata alat. Pengukuran luas permukaan mata alat yang mengalami haus ketika kontak dengan benda kerja semasa proses pemesinan dibuat setiap larian 30 mm panjang untuk merekodkan proses perkembangan haus mata alat dalam bilangan yang optimum dengan menggunakan mikroskop secara manual. Dalam kajian ini, had haus rusuk yang ditetapkan adalah sehingga 0.3 mm merujuk kepada kriteria pengukuran haus rusuk ISO 3685 (1993) bagi pemesinan larik.

Rajah 4.2 menunjukkan haus rusuk yang terbentuk pada pinggir mata alat semasa uji kaji pemesinan. Pembentukan haus rusuk menunjukkan corak yang berlaku beransur-ansur seperti dalam kajian sebelum ini oleh Rmili et al. (2006). Penampakkan haus rusuk mula ketara pada uji kaji larian ke 8 iaitu direkod dengan jelas dengan kelebaran 0.109 mm. Kemudian pada larian ke 27, lebar haus rusuk adalah 0.221 mm dan pada larian ke 31 lebar haus rusuk telah lebih dari had mata alat yang ditetapkan iaitu 0.305 mm. Sepanjang uji kaji, kelihatan haus kawah tidak terbentuk pada permukaan atas mata alat adalah seperti dapatan kajian sebelum ini (Rmili et al. 2016) di mana salutan karbida dapat mengekang pembentukan haus kawah pada mata alat (Weidow et al. 2011).

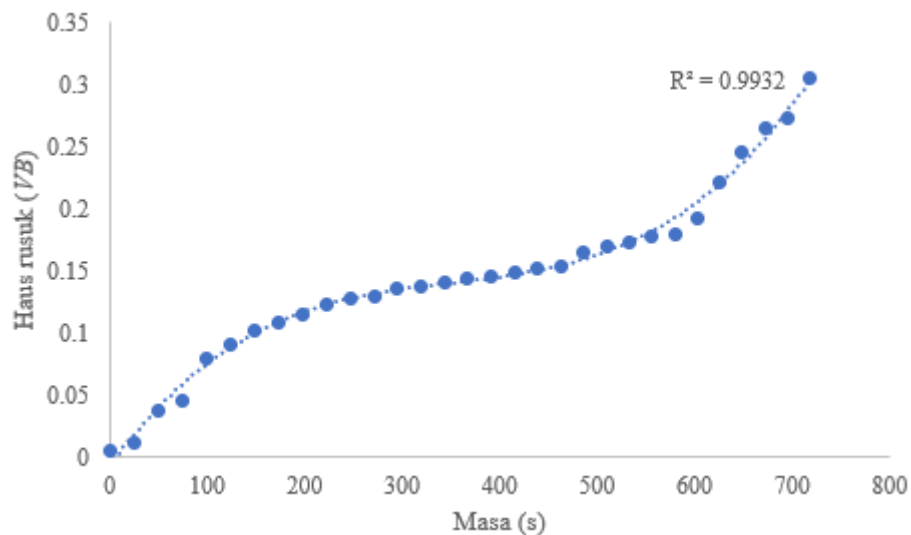


Rajah 4.2 Pembentukan haus rusuk dengan parameter uji kaji
 $v_c = 100 \text{ mm/min}$, $f_z = 0.1 \text{ mm/putaran}$, $a_e = 1 \text{ mm}$.

Anjakan pada pinggir mata alat sepanjang proses melarik adalah disebabkan oleh haus rusuk yang terhasil mengakibatkan pembentukan jurang antara mata alat dan benda kerja. Penambahan luas permukaan pinggir mata alat antara 0.109 kepada 0.221 mm terjadi apabila hujung mata alat mengalami kesusutan geometri asal. Kesusutan geometri ini merupakan kehilangan bahan ketika proses triangulasi yang berlaku antara pinggir mata alat, serpihan dan permukaan bahan kerja yang dimesin. Setelah haus

rusuk melebihi lebar 0.3 mm, mata alat dianggap telah mengalami kegagalan di mana kesan oksidasi pada pinggir mata alat yang telah gagal boleh dilihat dengan jelas. Konsep dalam menghubungkan haus rusuk kepada dimensi benda kerja telah menjadi asas yang boleh dipercayai dan kaedah yang berkesan dalam pemantauan haus mata alat (Nouri et al. 2015).

Pembentukan haus rusuk pada pinggir mata alat dalam proses pemesinan larik adalah dipengaruhi oleh tiga faktor parameter utama pemesinan iaitu halaju pemotongan, kadar suapan dan kedalaman pemotongan (Silva et al. 1998). Luas permukaan haus rusuk direkodkan serta telah diplotkan untuk melihat corak perubahan pada fasa pembentukan haus rusuk mata alat terhadap masa pemesinan. Rajah 4.3 menunjukkan haus rusuk yang terbentuk semasa uji kaji dengan parameter pemesinan adalah $V_c = 100$ mm/min, $f = 0.1$ mm/gigi dan $a_e = 0.4$ mm. Pembentukan haus rusuk jelas menunjukkan corak peningkatan secara beransur-ansur terhadap masa pemesinan adalah konsisten seperti dapatan penyelidik-penyelidik terdahulu (Azmi 2015; Chuangwen et al. 2018).



Rajah 4.3 Haus rusuk melawan masa pemesinan

Padanan garis lengkungan terhadap ukuran haus yang terhasil melalui regresi dalam Rajah 4.3 mengesahkan bahawa, pembentukan haus sepanjang uji kaji adalah menepati teori hayat mata alat antara haus rusuk mata alat terhadap masa pemotongan (Groover 2012). Pemerhatian pada plot menunjukkan terdapat tiga fasa haus tipikal

pembentukan kawasan dapat dikenal pasti di bawah lengkungan haus tersebut. Fasa permulaan adalah kawasan peringkat masa pecah awal yang berlaku pada tepi atau pinggir mata alat mengalami haus dengan cepat. Lebar haus rusuk pada mata alat beroperasi pada awal pemesinan adalah 0 hingga 0.091 mm. Selanjutnya, pada sela masa 364 saat, pembentukan haus rusuk memasuki fasa kedua iaitu fasa keadaan mantap dengan 0.101 mm. Dapatan julat pembentukan perkembangan haus mata alat ini adalah sama dengan pengkaji terdahulu iaitu (Rmili et al. 2016; Sharma et al. 2008)

Fasa keadaan mantap adalah fasa di mana haus rusuk terhasil dalam kadar yang hampir seragam dan linear dengan fungsi masa, bermula dari 0.101 hingga 0.192 mm lebar haus. Seterusnya, keadaan mata alat memasuki fasa kegagalan dengan kadar pecutan haus meningkat secara mendadak sehingga mencapai kegagalan penuh. Menurut Dimla (2002), pecutan haus rusuk yang begitu cepat, mengakibatkan peningkatan suhu pemotongan yang sangat tinggi menjurus kepada pengurangan kecekapan umum proses pemesinan tersebut. Jika pemesinan diteruskan melebihi had kriteria haus iaitu 0.3 mm, maka mata alat akan mengalami kegagalan malapetaka atau pecah ($VB > 0.5$ mm) yang seterusnya menjejaskan kualiti benda kerja yang dimesin.

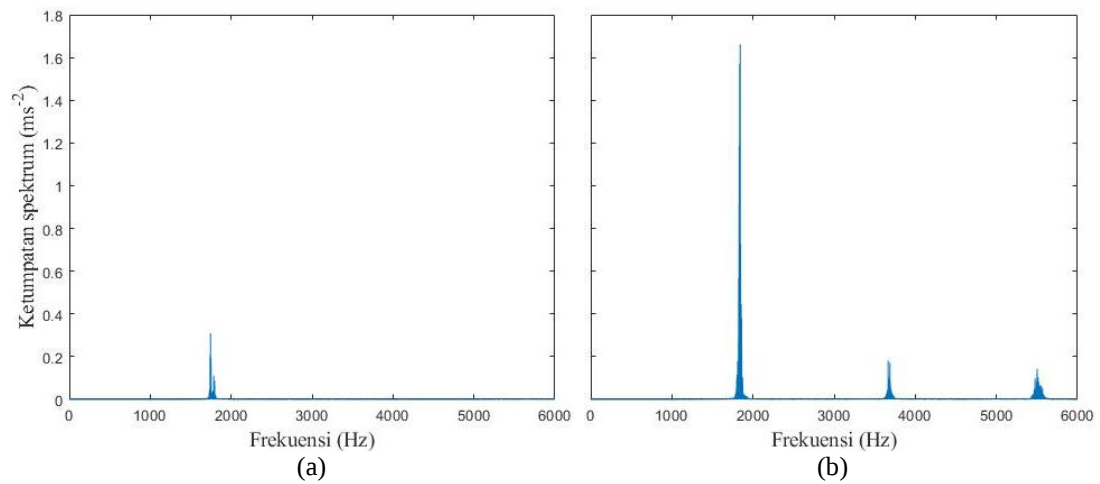
4.2.2 Pemprosesan Data Isyarat validasi

Data isyarat primer adalah isyarat getaran yang dicerap menggunakan penderia meter pecut tiga paksi diikat pada pemegang mata alat (rujuk Rajah 3.4) dalam tiga arah iaitu x , y dan z . Penderia getaran meter pecut tiga paksi ini digunakan adalah untuk merekodkan sebanyak mungkin isyarat getaran semasa proses pemesinan larik dijalankan. Kaedah ini telah menjana data petunjuk pada jumlah yang optimum untuk membantu mendapatkan maklumat yang lebih banyak tentang keadaan haus mata alat. Operasi uji kaji pemotongan telah dijalankan secara pemotongan kering dengan parameter yang telah ditentukan seperti dalam bab tiga sebelum ini. Pengukuran signal penderia meter pecut tiga paksi yang diikat pada pemegang mata alat telah dibuat dalam masa nyata, direkod, dan dianalisis dengan alat analisis saluran pelbagai dalam arah suapan (x), tangen (y) dan radius (z). Daripada analisis ini akan menghasilkan ciri isyarat yang pelbagai di mana kepelbagaian ciri isyarat ini akan membantu dalam memperoleh maklumat yang banyak tentang keadaan haus mata alat.

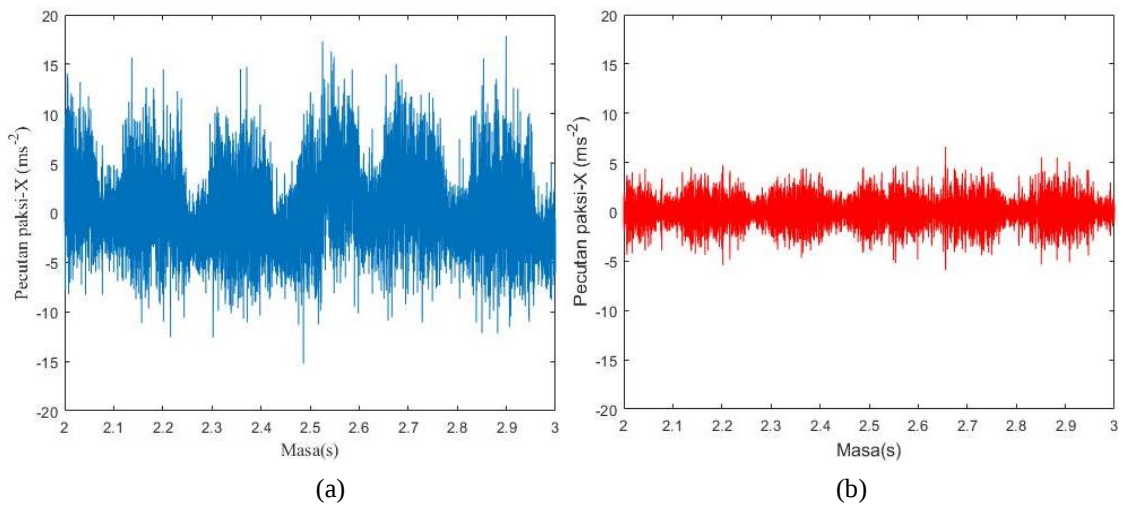
Pengukuran isyarat getaran ini adalah untuk pengesahan bagi analisis isyarat baru yang telah dibangunkan. Sebelum isyarat dianalisis lebih terperinci, komponen isyarat getaran tiga paksi perlu dituras dengan kaedah penurasan Butterworth tertib ke-4. Bagi isyarat getaran ini, kaedah penurasan yang dipilih adalah berdasarkan kajian perkembangan getaran terhadap haus mata alat (Rmili et al, 2006). Rajah 4.4 menunjukkan hasil pemerhatian dalam spektrum frekuensi isyarat getaran bagi kesemua paksi menunjukkan hubungan secara langsung antara isyarat getaran dengan perkembangan haus mata alat terbentuk pada julat frekuensi sekitar 1500 Hz hingga 2000 Hz.

Melalui penjelmaan pantas Fourier dapat diperhatikan bahawa harmoni frekuensi pemotongan sebelum 1500 Hz dan selepas 2000 Hz menunjukkan amplitud spektrum frekuensi yang lebih datar dan rendah. Ini adalah petunjuk kepada kehadiran hingar dalam isyarat. Isyarat hingar adalah isyarat tambahan sama ada dari penderia, mesin atau persekitaran yang telah dicerap bersama tetapi isyarat ini tidak berkaitan dengan proses pemotongan yang sebenar. Oleh itu, isyarat hingar ini perlu dituras untuk mendedahkan isyarat pemotongan yang sebenar (Bhattacharyya et al. 2007). Spektrum frekuensi dalam Rajah 4.4 merekodkan kenaikan magnitud isyarat mata alat yang telah haus hampir lima kali ganda pada puncak antara 1500 Hz dan 2000 Hz. Oleh itu, julat frekuensi ini dirujuk sebagai frekuensi penggal (*cut-off*) dalam uji kaji ini. Dapatan ini adalah sesuai dan dipersetujui oleh pengkaji terdahulu Rmili et al, 2006.

Rajah 4.5 menunjukkan perubahan isyarat setelah dilakukan proses penurasan jelas kelihatan bahawa proses penurasan menghasilkan kualiti isyarat yang baik dibandingkan dengan isyarat asal. Ianya menunjukkan puncak-puncak hingar yang ada pada isyarat mentah telah dikurangkan dan menjadikan bacaan isyarat bersih dan jelas amplitudnya. Julat yang telah dipilih adalah untuk mengelakkan kesan frekuensi persekitaran semasa proses pencerapan isyarat dijalankan sepanjang uji kaji pemesanan (Fang et al. 2011). Kesan frekuensi yang tidak dituras ini akan menyebabkan ralat semasa analisis isyarat. Oleh itu, isyarat mentah perlu dituras untuk menghasilkan pengiraan ciri isyarat yang lebih konsisten dan dipercayai. Selain itu, ianya dapat mengelakkan 10% hingga 20% ralat pengiraan isyarat semasa proses analisis isyarat (Battacharyya & Sengupta 2009).



Rajah 4.4 Frekuensi spektrum; a) Mata alat baru, b) Mata alat rosak



Rajah 4.5 Perubahan isyarat hasil daripada proses penurasan: a) isyarat mentah, b) isyarat dituras

Komponen-komponen isyarat getaran yang telah dituras kemudian dijana dalam graf domain masa dan frekuensi untuk melihat perkembangan isyarat terhadap perkembangan haus rusuk mata alat. Rajah 4.6 hingga Rajah 4.10 menunjukkan komponen isyarat getaran pada arah x , y dan z daripada penderia meter pecut yang direkod ketika mesin pemesanan larik. Graf-graf ini merupakan keputusan uji kaji dengan parameter $v_c = 100$ m/min, $f_z = 0.1$ mm/gigi dan $a_e = 1.0$ mm, untuk menunjukkan perubahan corak pemotongan ketika mata alat memotong benda kerja. Kedua-dua domain menunjukkan perubahan peningkatan amplitud yang selari dengan perkembangan luas permukaan haus rusuk mata alat. Pemerhatian dapat dilihat pada domain masa bahawa anjakan amplitud adalah sensitif pada semua arah terhadap

perkembangan haus rusuk semasa uji kaji. Hasilnya, melalui pemerhatian dalam domain masa menunjukkan corak kenaikan amplitud isyarat terhadap masa pemesinan. Manakala rajah daripada domain frekuensi jelas kelihatan menunjukkan perubahan magnitud pada frekuensi spektrum yang sangat ketara akibat perkembangan haus rusuk mata alat sepanjang uji kaji pemesinan dijalankan. Berdasarkan pemerhatian, frekuensi domain mempunyai hubungan yang jelas dengan perkembangan mata alat (Dimla 2002; Siddhpura & Paurobally 2012)

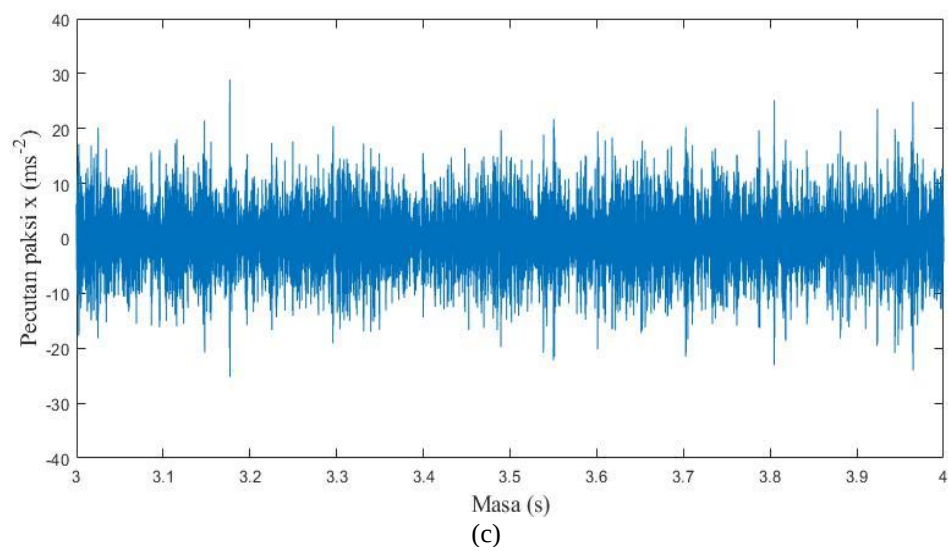
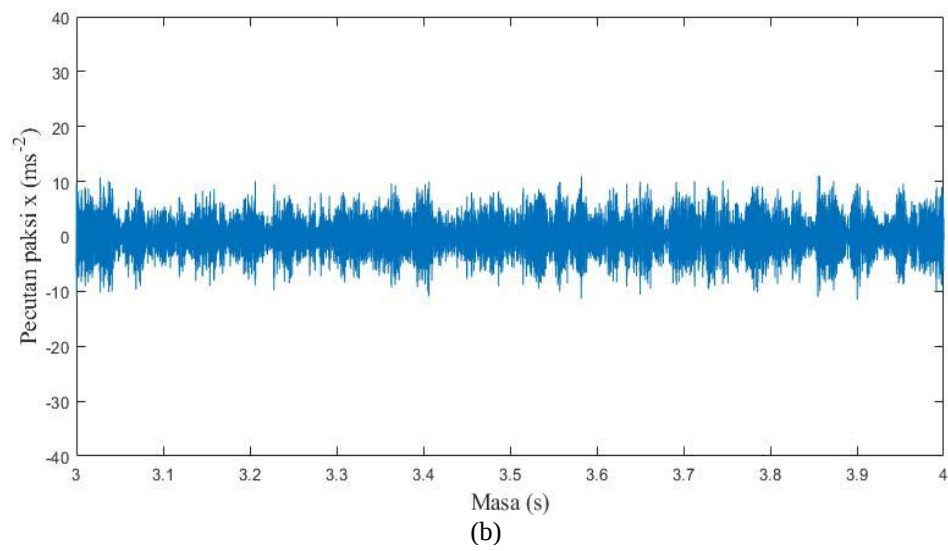
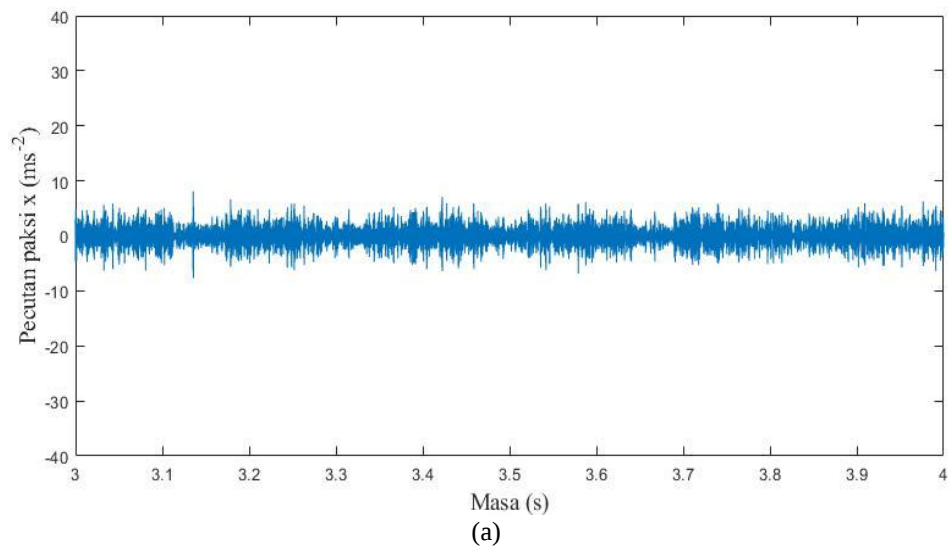
Isyarat getaran pada arah x ditunjukkan pada Rajah 4.6 jelas kelihatan bahawa haus rusuk mata alat menyebabkan komponen isyarat getaran dalam domain masa meningkat. Ketika permulaan proses larik, iaitu mata alat baru ($VB = 0.005$ mm), amplitud maksimum getaran ialah 8.1083 ms^{-2} . Setelah berlaku haus rusuk iaitu pada $VB = 0.168$ mm, bacaan puncak getaran juga meningkat iaitu mencapai 11.0283 ms^{-2} . Amplitud terus meningkat sehingga haus rusuk $VB = 0.311$ mm dengan bacaan puncak getaran mencapai 28.9414 ms^{-2} . Ianya menunjukkan purata kenaikan amplitud getaran akibat peningkatan haus rusuk adalah sebanyak 10%. Hasil perolehan ini selari dengan keputusan kajian yang dijalankan oleh Roger Serra et al. (2010) dan Rmili et al. (2013) yang mengukur isyarat getaran menggunakan meter pecut di mana mereka mendapati kenaikan amplitud isyarat adalah sebanyak 10-20% kesan daripada perkembangan haus rusuk.

Rajah 4.7 menunjukkan isyarat getaran tangen pada arah y merekodkan aras amplitud lima kali ganda lebih tinggi berbanding isyarat getaran pada paksi x . Hal ini adalah kerana isyarat getaran yang terhasil dijana dari tindak balas daya putaran oleh benda kerja terhadap permukaan mata alat pada arah y (Prasad & Babu 2017). Bacaan amplitud yang lebih tinggi menunjukkan kehadiran isyarat getaran yang didominasi oleh isyarat getaran benda kerja. Menurut Deshpande dan Fofana (2001), pengkaji-pengkaji sebelum ini tidak mengambil kira isyarat getaran bahan kerja, hanya isyarat getaran mata alat dalam pemotongan dinamik sahaja disandarkan pada perubahan perkembangan haus mata alat. Ini adalah kerana kedudukan ketumpatan frekuensi getaran bahan kerja adalah lebih tinggi dari ketumpatan frekuensi yang berkait dengan perkembangan haus mata alat yang berasa pada frekuensi lebih rendah iaitu di antara julat 2 – 3 kHz (Rmili et al. 2006). Walau bagaimanapun, jelas kelihatan perubahan

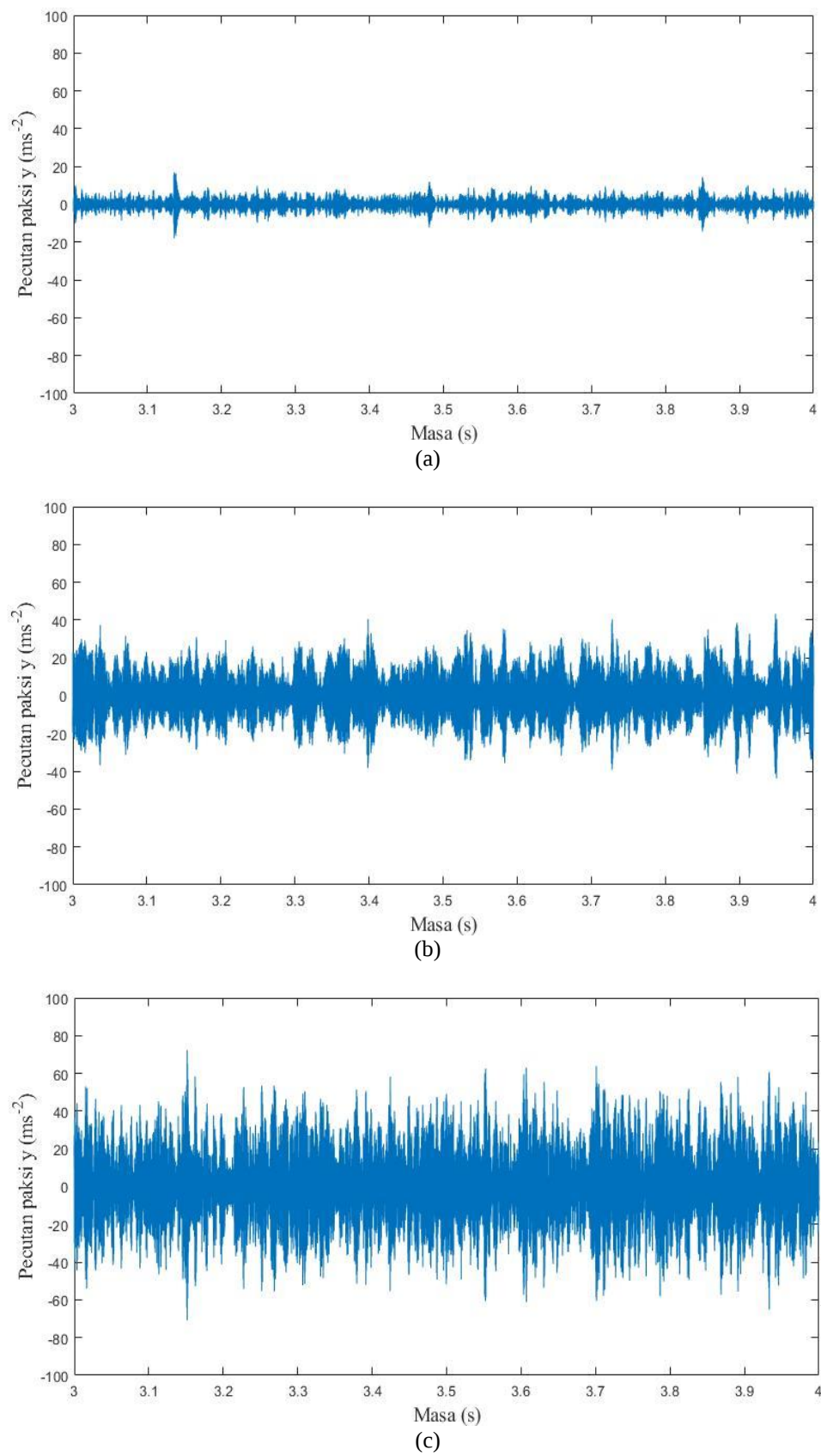
amplitud pada arah y juga ketara menunjukkan bacaan 16.8988 ms^{-2} pada proses larik yang pertama ($VB = 0.005 \text{ mm}$). Kemudian ketika perubahan haus rusuk mata alat mencapai $VB = 0.168 \text{ mm}$, amplitud getaran y menunjukkan 43.2985 ms^{-2} . Bacaan amplitud terus meningkat sehingga 72.3782 ms^{-2} apabila haus rusuk telah mencapai $VB = 0.311 \text{ mm}$. Purata pertambahan amplitud isyarat getaran tangen adalah 10%.

Rajah 4.8 adalah plot graf isyarat getaran radial pada arah z menunjukkan perubahan amplitud getaran meningkat terhadap perkembangan haus rusuk. Sela antara puncak merupakan masa di mana mata alat tidak menyentuh atau memotong benda kerja namun corak isyarat juga boleh berubah bergantung pada keadaan dan jenis sistem pemesinan (Kuljanic & Sortino, 2005). Pada proses larik dengan mata alat baru ($VB = 0.005 \text{ mm}$), amplitud getaran radial mencapai bacaan sehingga 9.0810 ms^{-2} . Pemotongan diteruskan dan haus rusuk mencapai $VB = 0.168 \text{ mm}$, maka amplitud getaran telah meningkat kepada 14.560 ms^{-2} . Peningkatan amplitud getaran menjangkau nilai 53.11 ms^{-2} dengan perkembangan haus rusuk sebanyak $VB = 0.311 \text{ mm}$.

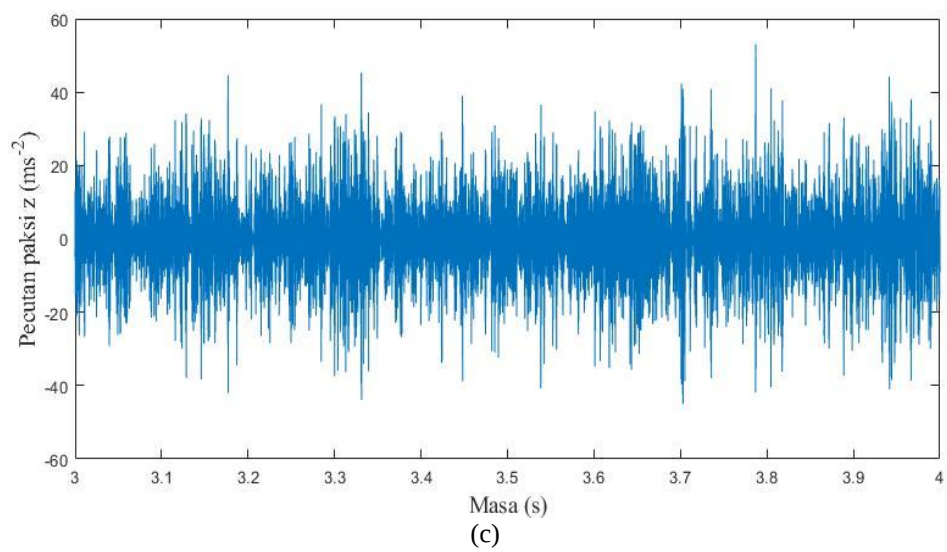
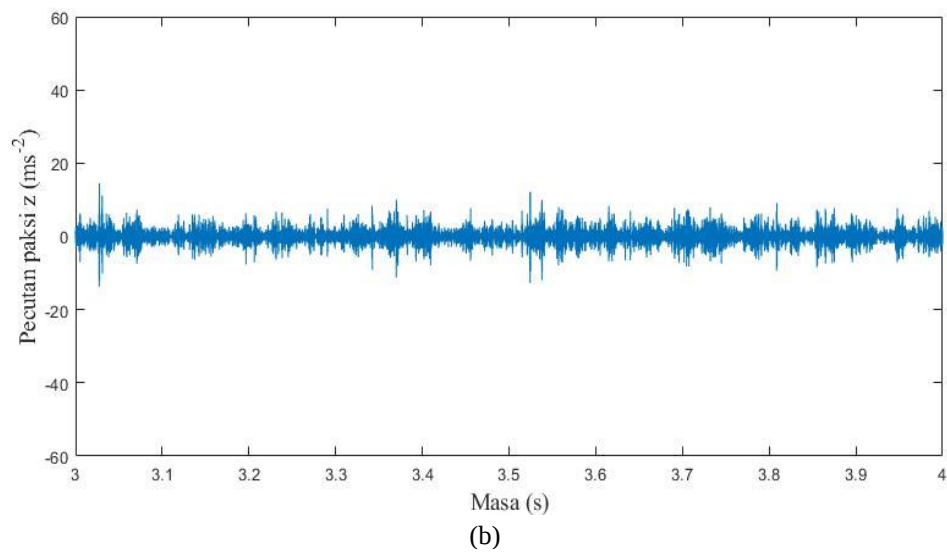
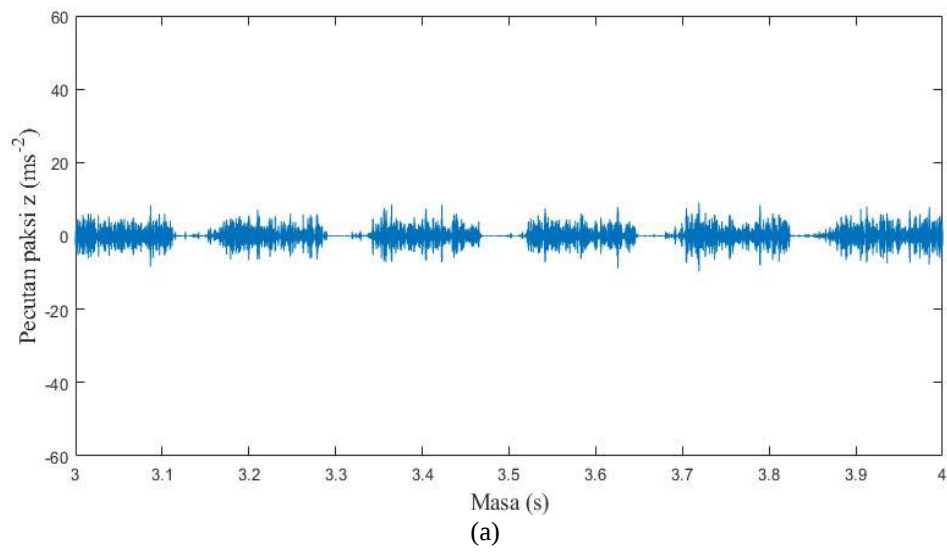
Selain itu dapat dilihat dalam graf gelombang isyarat getaran pada arah z menunjukkan keadaan interaksi di antara mata alat dengan permukaan bahan kerja yang sangat jelas jika dibandingkan pada arah x dan arah y. Interaksi yang berlaku adalah ketika mata alat sedang memotong dan ketika tiada pemotongan berlaku atau pun geseran. Sela antara gelombang merupakan masa di mana tidak berlaku pemotongan iaitu mata alat tidak menyentuh benda kerja maka tidak berlaku peningkatan kadar haus mata alat. Dengan purata kenaikan sebanyak 15 % menunjukkan bahawa isyarat getaran radial juga mempunyai kepekaan yang tinggi terhadap perubahan haus rusuk dan paling sensitif kepada perubahan kemerosotan geometri permukaan mata alat. Keputusan ini selari dengan hasil yang diperolehi oleh Dimla (2002).



Rajah 4.6 Isyarat getaran komponen x dalam domain masa pada beberapa keadaan mata alat: (a) $VB = 0$ mm, (b) $VB = 0.153$ mm, (c) $VB = 0.281$ mm



Rajah 4.7 Isyarat getaran komponen y dalam domain masa pada beberapa keadaan mata alat: (a) $VB = 0$ mm, (b) $VB = 0.153$ mm, (c) $VB = 0.281$ mm



Rajah 4.8 Isyarat getaran komponen z dalam domain masa pada beberapa keadaan mata alat: (a) $VB = 0$ mm, (b) $VB = 0.153$ mm, (c) $VB = 0.281$ mm

Melalui isyarat getaran dapat dilihat anjakan amplitud isyarat adalah bertambah apabila hujung mata alat mengalami kesusutan geometri asalnya dengan perkembangan haus rusuk. Getaran secara semula jadi boleh berlaku dalam sistem kejuruteraan dan mungkin mewakili tingkah laku dinamik bebas dan semula jadi. Apabila frekuensi pengujaan paksa bertepatan dengan pergerakan semula jadi, sistem akan bertindak balas dengan lebih kuat dengan peningkatan amplitud.

Keadaan tindak balas ini dikenali sebagai resonans, manakala frekuensi yang berkaitan disebut sebagai frekuensi resonan. Julat frekuensi yang ditentukan oleh tindak balas getaran berbanding frekuensi dapat dikembangkan dengan menggunakan bentuk gelombang analisis FFT digital. Tingkat puncak adalah petunjuk getaran tertinggi yang dihasilkan semasa pemesinan, dan amplitud puncak dalam proses pemesinan larik yang ditunjukkan dalam kajian ini. Nilai puncak kejutan kebiasaanya ditunjukkan dalam jangka pendek. Oleh kerana terdapat peningkatan frekuensi dalam isyarat getaran pada puncak gelombang setiap satu tempoh, isyarat getaran juga dibentangkan dalam domain frekuensi (Dimla & Lister 2000).

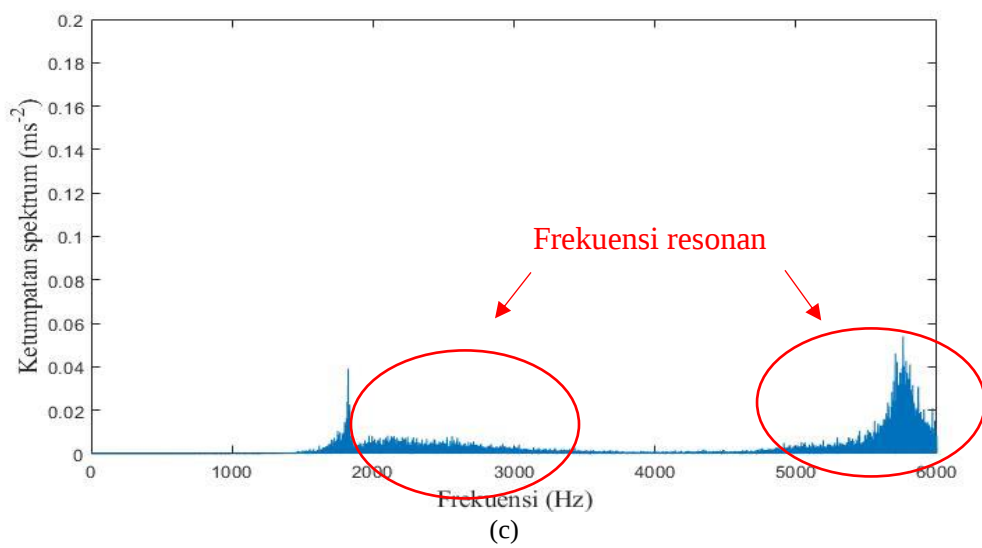
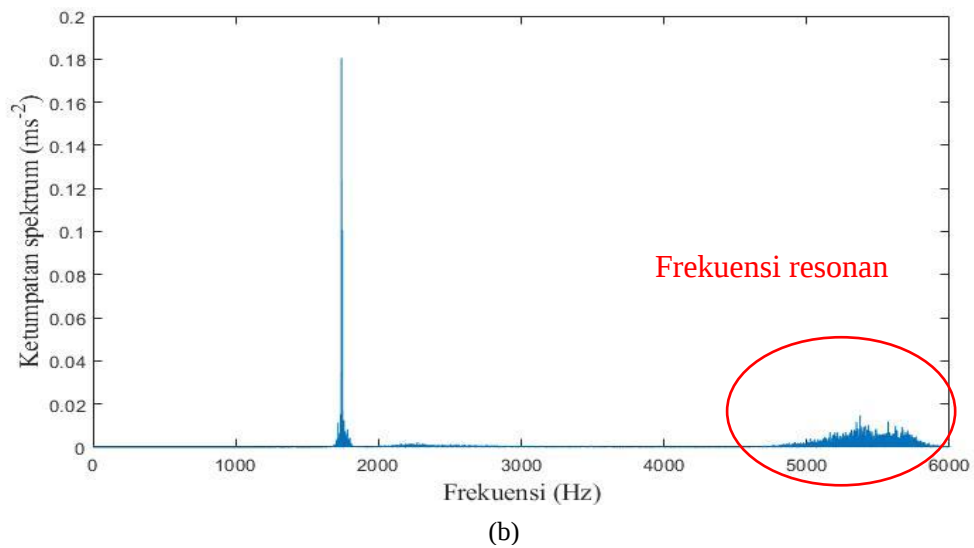
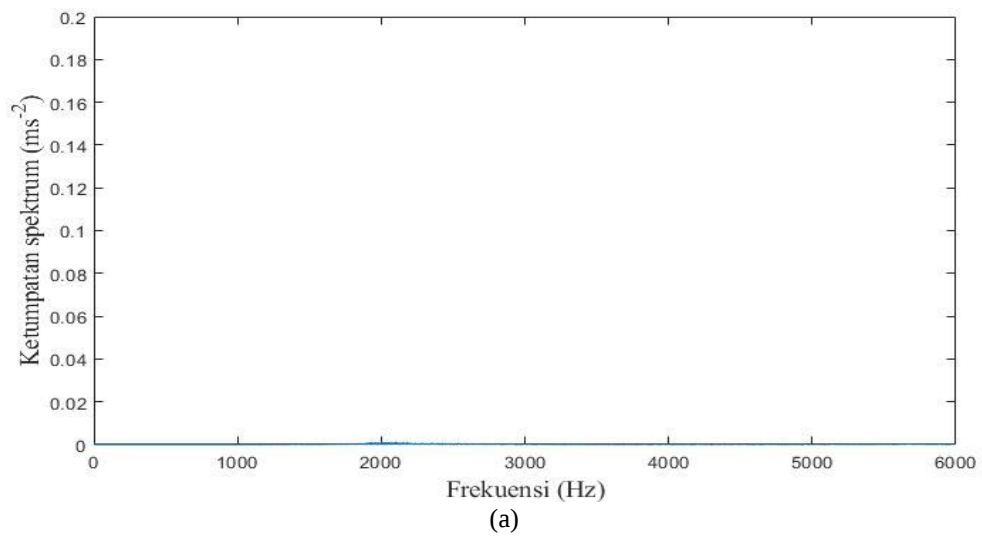
Rajah 4.9 sehingga Rajah 4.11 adalah ilustrasi amplitud getaran isyarat mentah pada arah x , y dan z dalam pemesinan larik (rujuk arah pemotongan dalam kedudukan meter pecut dalam Rajah 3.4). Kelihatan dalam plot FFT bagi majoriti isyarat getaran pada semua arah terdapat dominasi dua puncak jalur frekuensi utama yang terletak pada 1.5 – 2 kHz dan 5 – 6 kHz. Kedua-dua jalur frekuensi ini dikesan hampir dalam semua plot isyarat x , y dan z . Bagi jalur frekuensi pada 1.5 – 2 kHz didapati meningkat konsisten terhadap perkembangan perubahan haus rusuk. Dapatan ini adalah dipersetujui oleh kajian terdahulu Rmili et al (2006). Ini menunjukkan bahawa komponen frekuensi utama yang memberi respons terhadap perkembangan haus rusuk adalah terletak pada julat 2 kHz. Ini bertepatan dengan keputusan kajian terdahulu yang mana 2 – 4 kHz adalah isyarat getaran daripada arah paksi daya pemotongan yang sensitif terhadap perkembangan haus (Alonso & Salgado 2008; Dimla 2002; Dimla Sr & Lister 2000).

Julat frekuensi antara 2 – 4 kHz adalah pantulan frekuensi semula jadi terendam dari sistem atau interaksi mata alat – benda kerja. (Dimla Sr & Lister 2000; Yesilyurt

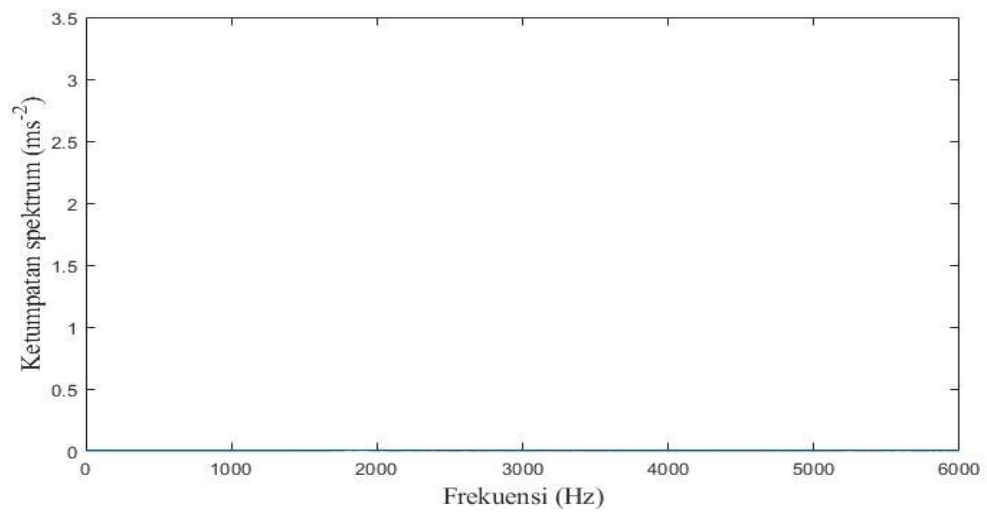
& Ozturk 2007). Manakala komponen lain yang terletak pada julat 6 kHz, 8 kHz dan 10 kHz tidak mempunyai perkaitan secara langsung dengan peningkatan haus rusuk, berkemungkinan adalah frekuensi gelatuk, pelekapan cip dan perubahan parameter pemesinan mengikut set uji kaji (Dimla 2002; Kopač & Šali 2001). Selain itu, jalur frekuensi yang ketiga telah dikesan dalam plot isyarat pada 3 – 4 kHz dalam semua arah isyarat getaran Walaubagaimapun, jalur frekuensi ini hanya dapat dikesan dalam plot graf apabila perkembangan rusuk mata alat telah melebihi tahap kegagalan iaitu $VB > 0.30$ mm. Jalur frekuensi pada 3 – 4 dan 5 – 6 kHz adalah frekuensi resonan yang telah terhasil dari pengujian sistem dan persekitaran (Prasad & Babu 2017; Serra et al. 2010).

Rajah 4.9 menunjukkan amplitud getaran isyarat mentah pada paksi x . Ketumpatan spektrum bagi jalur frekuensi pada 1.5 – 2 kHz jelas menunjukkan pertambahan dengan perkembangan haus rusuk mata alat. Pada awal proses larik dengan mata alat baru $VB = 0$ mm, ketumpatan spektrum adalah pada anggaran 0.001 ms^{-2} . Kemudian, ketumpatan ini bertambah kepada 0.1805 ms^{-2} sejajar dengan pertambahan kelebaran haus rusuk pada pinggir mata alat mencapai $VB = 0.153$ mm. Walau bagaimanapun, apabila mata alat mengalami kegagalan pada $VB = 0.3$ mm, nilai ketumpatan spektrum menurun kepada 0.0540 ms^{-2} . Keputusan penurunan nilai pecutan di hujung hayat mata alat pada paksi x adalah selari dengan Rmili et al. (2006) dan Serra et al. (2010).

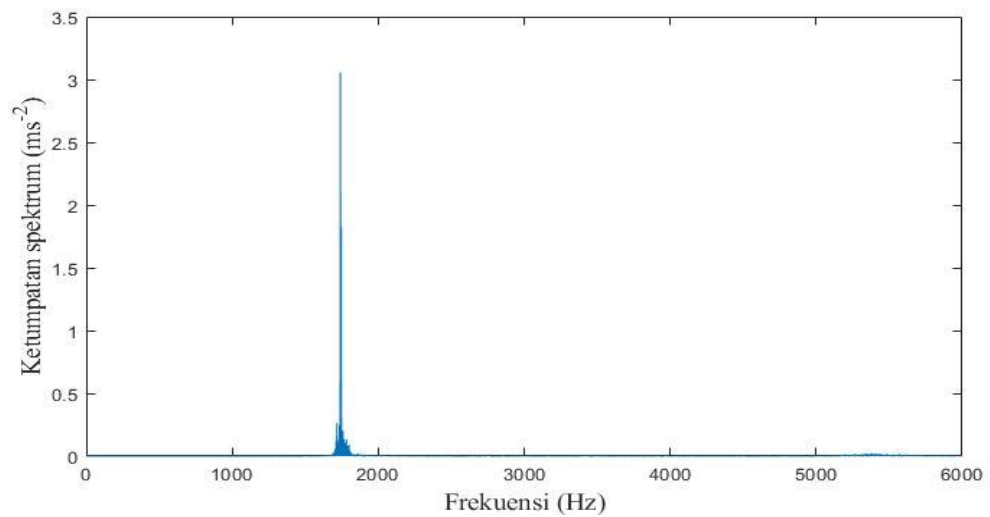
Punca penurunan pecutan terhadap perkembangan mata alat adalah kerana fenomena tindakan gelongsor (*sliding action*) ini boleh terjadi semasa proses pemotongan. Kesan geseran antara dua permukaan mata alat dan benda kerja menyebabkan permukaan menjadi licin menyebabkan daya pemotongan yang diperlukan untuk memotong menurun sekaligus mengurangkan getaran (Fan et al. 1993). Secara amnya, purata kenaikan amplitud pada jalur frekuensi 1.5 – 2 kHz adalah sebanyak 62%. Selain itu, frekuensi resonan hampir tidak kelihatan pada permulaan proses larik ($VB = 0$ mm), namun ianya jelas telah direkod pada pertengahan ($VB = 0.165$ mm) proses melarik dan ketika mata alat mencapai kegagalan ($VB = 0.300$ mm).



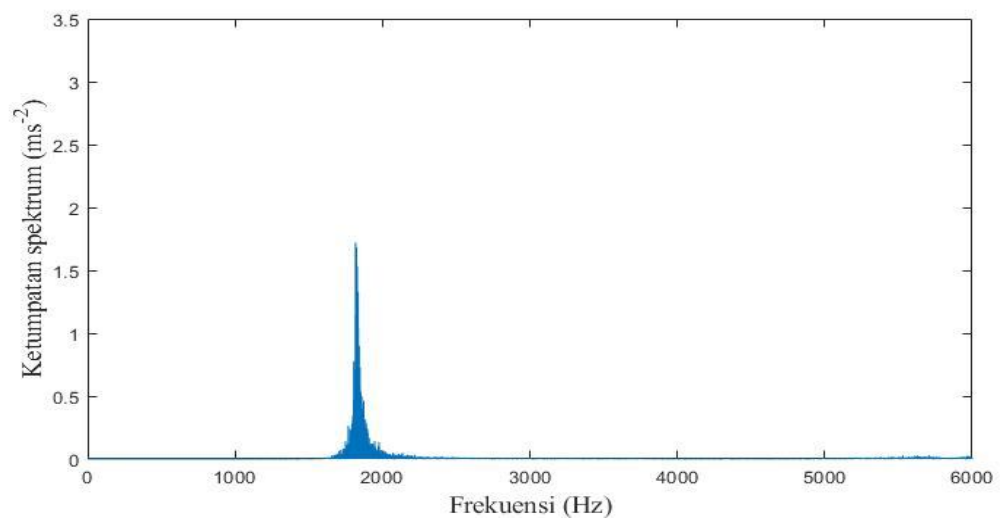
Rajah 4.9 Isyarat getaran komponen x dalam domain frekuensi pada beberapa keadaan mata alat: (a) $VB = 0$ mm, (b) $VB = 0.153$ mm, (c) $VB = 0.281$ mm



(a)

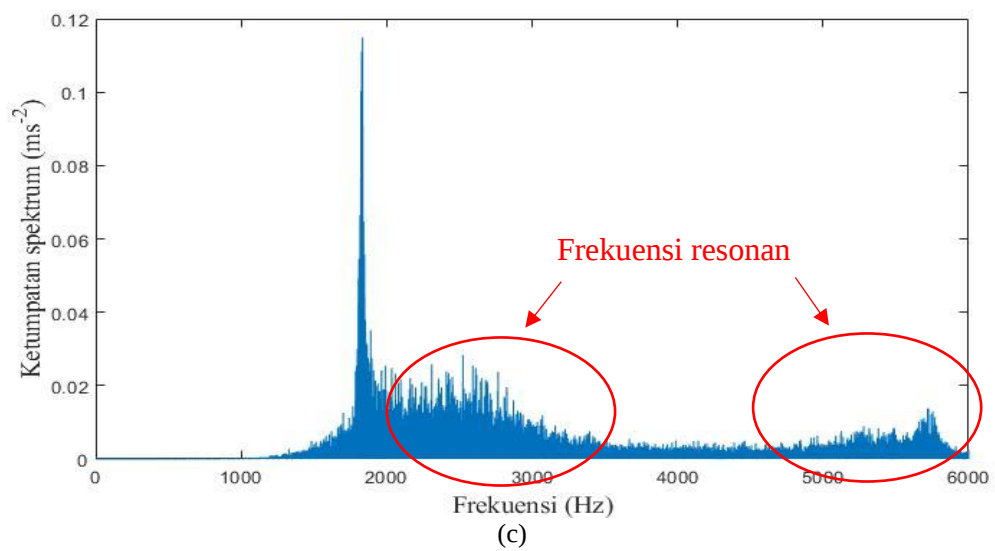
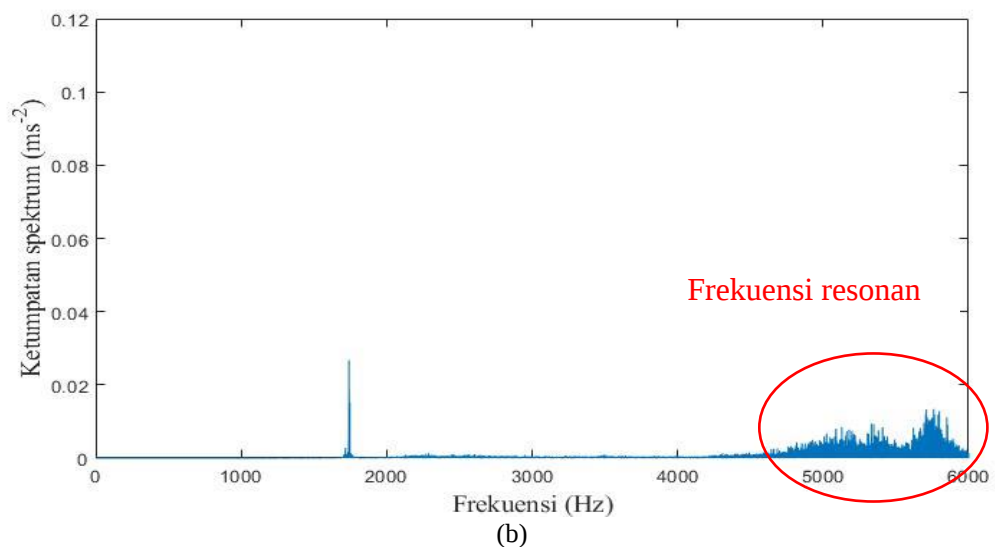
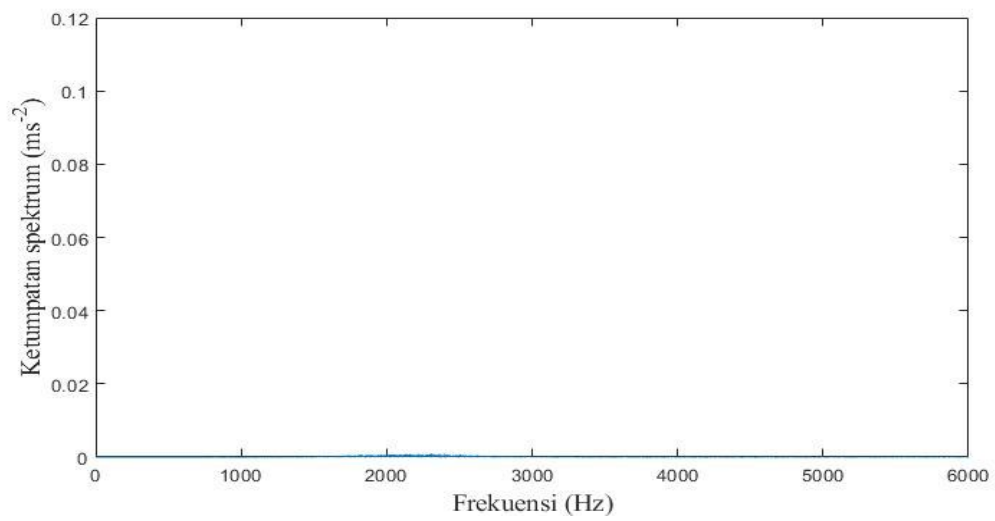


(b)



(c)

Rajah 4.10 Isyarat getaran komponen y dalam domain frekuensi pada beberapa keadaan mata alat: (a) $VB = 0$ mm, (b) $VB = 0.153$ mm, (c) $VB = 0.281$ mm



Rajah 4.11 Isyarat getaran komponen z dalam domain frekuensi pada beberapa keadaan mata alat: (a) $VB = 0$ mm, (b) $VB = 0.153$ mm, (c) $VB = 0.281$ mm

Rajah 4.10 pula adalah plot FFT bagi isyarat getaran mentah pada arah y . Hasil pemerhatian dalam semua plot menunjukkan nilai-nilai ketumpatan spektrum yang telah dicatatkan adalah lebih tinggi berbanding dengan isyarat getaran pada arah x . Ini adalah kerana dengan merujuk kedudukan meter pecut dalam Rajah 3.4, didapati tenaga pemotongan maksimum adalah tertumpu pada arah ini (Liu et al. 2019; Prasad & Babu 2017). Isyarat getaran pada frekuensi ini secara langsung bertambah dari 0.0097 ms^{-2} ($VB = 0 \text{ mm}$) kepada 3.0549 ms^{-2} ($VB = 0.153 \text{ mm}$). Seperti paksi x , paksi y juga mengalami kesan tindakan gelinciran semasa proses pemotongan di mana ketumpatan spektrum pada paksi y juga menurun kepada 1.7202 ms^{-2} apabila mata alat mengalami kegagalan dengan haus rusuk $VB = 0.300 \text{ mm}$ (Dimla 2002). Namun begitu, purata kenaikan adalah 87% dan berkadar langsung dengan perkembangan haus mata alat. Walau bagaimanapun, faktor peningkatan amplitud isyarat getaran arah y adalah kesan daripada daya dinamik yang terhasil dari benda kerja. Ianya meningkat selaras dengan masa pemesinan dan perkembangan kemajuan lebar mata alat tetapi tidak merujuk kepada kemerosotan kualiti pinggir mata alat (Deshpande & Fofana 2001).

Seterusnya, Rajah 4.11 memaparkan plot frekuensi isyarat getaran pada paksi z iaitu pemotongan radial. Bacaan pecutan merekodkan peningkatan amplitud pecutan adalah setara dengan kemajuan perkembangan mata alat. Pada permulaan awal proses pemesinan larik dijalankan dengan $VB = 0 \text{ mm}$, ketumpatan spektrum dicatat adalah 0.001 ms^{-2} . Seterusnya nilai pecutan meningkat sebanyak 0.0267 ms^{-2} dengan lebar haus rusuk $VB = 0.165 \text{ mm}$. Apabila haus rusuk mencapai kegagalan $VB = 0.300 \text{ mm}$, nilai pecutan getaran yang direkod adalah 0.1149 ms^{-2} . Di akhir pemesinan, ketumpatan spektrum frekuensi lebih jelas kelihatan ketika mata alat telah mencapai kegagalan adalah kerana isyarat getaran pada arah z ini juga adalah arah suapan pemotongan bahan kerja. Isyarat frekuensi getaran terhasil lebih banyak akibat keadaan mata alat yang memasuki fasa kegagalan memerlukan daya yang lebih banyak untuk memotong bahan kerja. Ini jelas menunjukkan peningkatan amplitud ketumpatan spektrum pada arah z yang direkodkan adalah berkadar langsung dengan perkembangan haus mata alat dengan purata kenaikan adalah 62%. Peningkatan amplitud julat frekuensi arah z yang konsisten telah dikenal pasti mempunyai hubungan langsung dengan kemerosotan geometri pada mata alat sebagaimana yang telah dipaparkan dalam lakaran amplitud isyarat getaran pada arah z sebelum ini.

Ketiga-tiga keputusan bacaan getaran dalam domain masa pada arah suapan (x), tangen (y) dan radial (z) didapati bahawa bacaan isyarat getaran daripada penderia meter pecut tiga paksi semasa proses pemesinan larik adalah peka terhadap perubahan haus rusuk (Prasad & Babu 2017; Rmili et al. 2016).

Peratusan peningkatan bagi isyarat getaran dalam domain masa dan frekuensi menjelaskan bahawa isyarat getaran pada arah y adalah yang paling tinggi bagi kedua-dua domain iaitu 11 % untuk domain masa dan 87% untuk domain frekuensi. Keadaan ini jelas membuktikan bahawa hasil isyarat getaran yang telah dicerap sepanjang proses uji kaji adalah meningkat selari dengan tempoh masa pemesinan sehingga mata alat mencapai haus rusuk maksimum $VB = 0.3$ mm. Pengujian isyarat getaran yang terhasil pada arah y akan terus meningkat kerana daya utama yang berlaku pada arah ini memberikan daya dinamik secara langsung kepada benda kerja. Walau bagaimanapun, pengujian isyarat pada arah y yang konsisten tidak berkait secara langsung dengan peningkatan haus rusuk mata alat.

Peningkatan amplitud pada arah x dan z pula adalah berdasarkan kepada isyarat getaran yang dihasilkan oleh benda kerja akibat daripada geseran yang terjadi antara permukaan benda kerja dengan mata alat semasa proses pemotongan berlaku. Mahupun begitu, isyarat getaran radial pada arah z adalah yang paling sensitif kepada perkembangan haus rusuk. Ketekalan lakaran graf gelombang isyarat getaran pada arah x (Rajah 4.6) dan lakaran graf pada arah z (Rajah 4.8) mempunyai kenaikan nilai amplitud yang hampir sama pada fasa awal pemesinan.

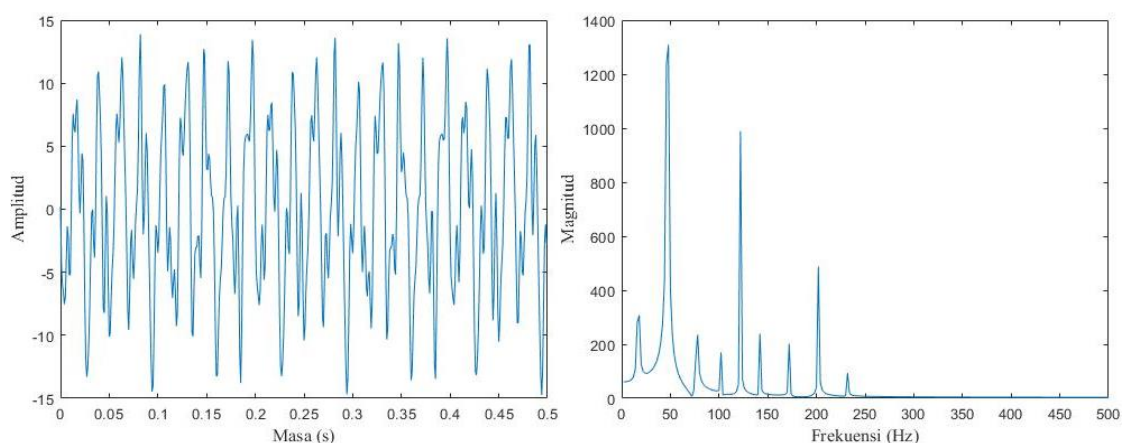
Lakaran FFT dalam domain frekuensi juga menunjukkan peningkatan isyarat pecutan pada arah x , tetapi pada kadar kenaikan yang lebih kecil berbanding peningkatan pada arah y dengan perbezaan peratusan peningkatan sebanyak 25%. Amplitud frekuensi radial (arah z) meningkat dengan mendadak ketika haus rusuk yang dicatat melebihi 0.3 mm berbanding amplitud frekuensi suapan (arah y) yang tampak kenaikan yang lebih landai. Kesimpulannya, corak gelombang isyarat getaran radial (arah z) dalam domain masa dan frekuensi mempunyai hubungan yang lebih jelas dan sensitif terhadap keadaan geometri permukaan mata alat seperti mana kajian terdahulu (Dimla 2002; Prasad & Babu 2017).

4.3 PENGESAHAN CIRI ISYARAT DAN KEPUTUSAN PEMBANGUNAN KAEDAH Z-ROTATION

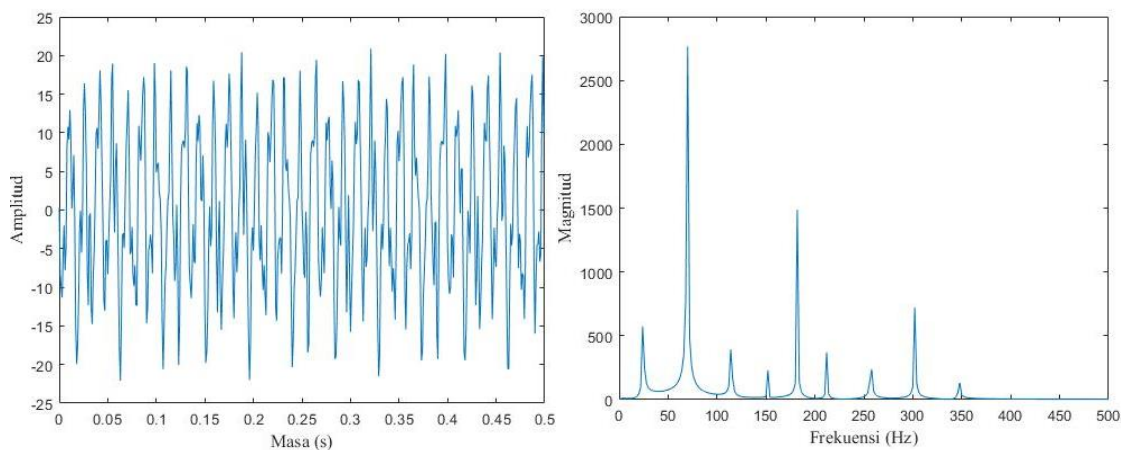
Reaksi ciri isyarat alternatif pekali Z-rot yang dibangunkan melalui kaedah terbaru iaitu Z-rotation telah diuji dengan menggunakan kombinasi sembilan isyarat sinusoidal sintetik AIFI. Seterusnya kupasan keputusan pemprosesan isyarat primer dan sekunder akan dilaporkan secara terperinci dengan pekali Z-rot sebagai petunjuk prestasi alternatif kepada perkembangan haus mata alat dalam usaha pemantauan keadaan mata alat secara tidak langsung.

4.3.1 Isyarat dengan Amplitud dan Frekuensi Sama (AIFI)

Isyarat sintetik yang dinamakan sebagai AIFI iaitu amplitud dan frekuensi meningkat pada kadar yang sama telah dimodelkan dengan 500 bilangan data yang disampel pada 1000 Hz. Isyarat ini dimodelkan dengan peningkatan amplitud dan komponen frekuensi secara berkala dengan kadar 10% sehingga 80%. Rajah 4.12 adalah ilustrasi isyarat sintetik asal yang terhasil dalam domain frekuensi dan domain masa. Manakala Rajah 4.13 adalah isyarat sintetik pada anjakan amplitud dan frekuensi sebanyak 60% kenaikan.



Rajah 4.12 Isyarat sintetik asal dalam domain masa dan masa

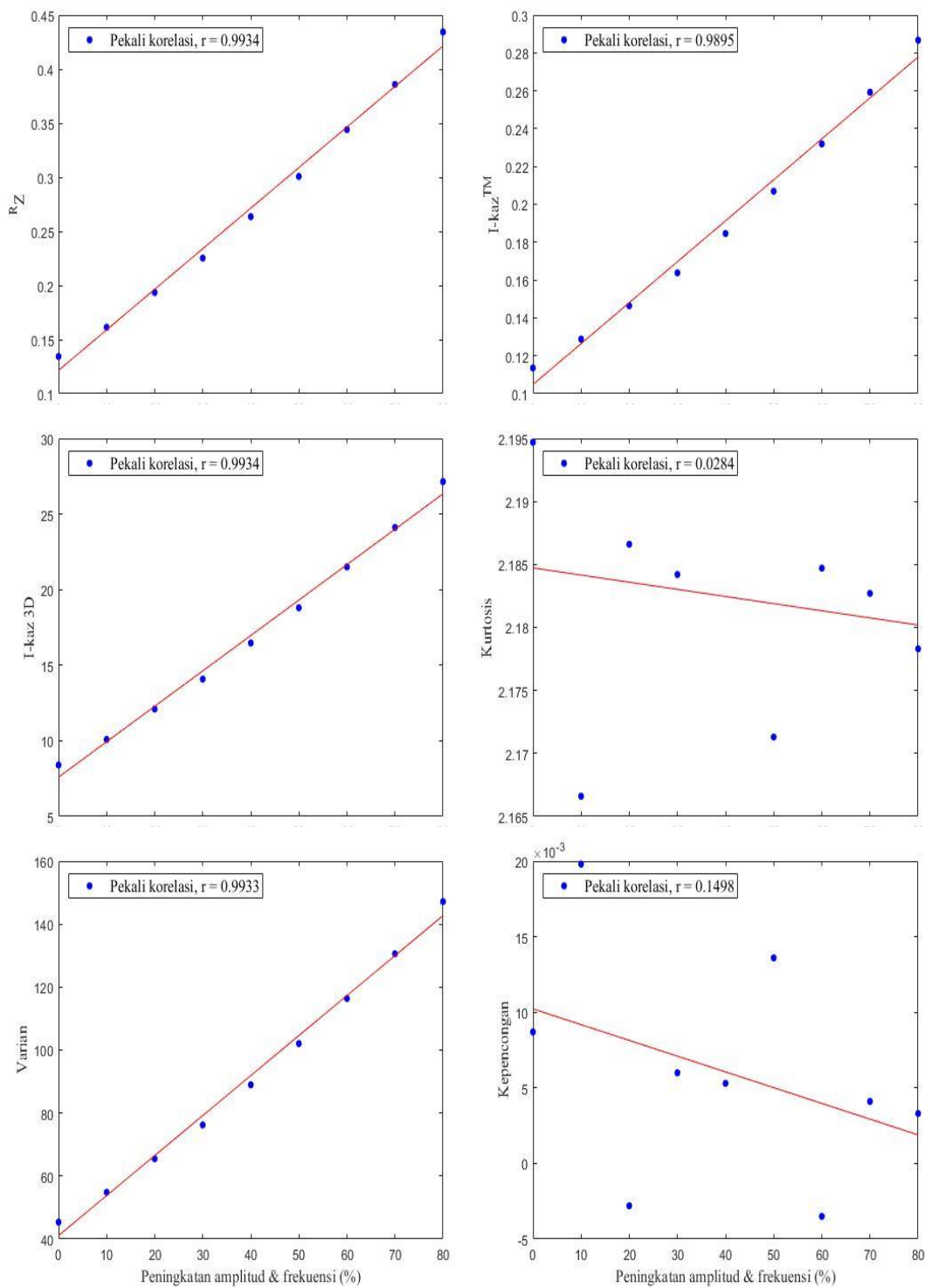


Rajah 4.13 Isyarat sintetik pada anjakan 60% dalam domain masa dan frekuensi

Simulasi kecekapan dijalankan untuk melihat reaksi pekali ciri isyarat statistik alternatif Z-rot berubah dengan anjakan amplitud dan komponen frekuensi sama ada meningkat atau menurun terhadap isyarat sintetik. Perbandingan keputusan telah dibuat antara Z-rot, ciri isyarat alternatif (I-kazTM dan I-kaz3D) dan ciri isyarat global iaitu RMS, varians, sisihan piawai, kurtosis dan kepincangan. Tujuan simulasi pencirian adalah untuk menganalisis perbandingan kesan perubahan amplitud dan komponen dalam semua pekali ciri isyarat yang terbabit terhadap isyarat sintetik.

Rajah 4.14 menunjukkan perbandingan korelasi bagi ciri isyarat global dan alternatif. Analisis isyarat statistik kebiasaannya dilakukan dalam domain masa bagi menggambarkan keadaan sesuatu isyarat terhadap sesuatu pemboleh ubah adakah mempunyai korelasi yang baik dan relevan atau tidak. Melalui pemerhatian, ciri isyarat Z-rot dan I-kaz 3D mempunyai korelasi 0.9934 yang tertinggi antara ciri isyarat I-kazTM dan beberapa ciri isyarat global yang lain. Namun begitu, ciri isyarat I-kaz 3D adalah terhad kepada analisis isyarat tiga dimensi sahaja.

Manakala, skor korelasi sisihan piawai dan RMS terhadap isyarat sintetik adalah 100% berbanding ciri Z-rot iaitu sebanyak 99.34%. Kekurangan 0.007% ini adalah disebabkan sifat kurtosis yang hanya sensitif kepada kesan impulsif yang hadir dalam isyarat, tetapi isyarat sintetik yang terhasil adalah meningkat secara linear (Fang et al. 2010). Keadaan regresi ini menjadi faktor kepada pengurangan nilai dalam pekali Z-rot.



Rajah 4.14 Korelasi bagi ciri isyarat global dan alternatif

Walaupun begitu, ciri kurtosis dalam Z-rot membolehkan pekali Z-rot berinteraksi dengan lebih berkesan kepada perubahan amplitud isyarat yang tidak stabil terhadap perkembangan haus mata alat.

Selain itu, ciri isyarat sisihan piawai memberi tindak balas yang baik kepada isyarat impulsif tetapi tidak bagi RMS . Manipulasi sifat terbaik dalam ciri isyarat sisihan piawai dan kurtosis membantu Z-rot mengekstrak ciri isyarat dengan lebih berkesan bagi kedua-dua keadaan pertambahan isyarat yang stabil atau dengan kehadiran isyarat implusif yang menyebabkan wujudnya data pencilan. Jadual 4.1 memaparkan taburan pertambahan nilai pekali Z-rot dan ciri statistik yang lain apabila amplitud dan frekuensi isyarat AIFI ditingkatkan secara berkala. Reaksi setiap pekali yang dianalisis dapat dilihat dengan jelas seperti yang tertera dalam Jadual 4.1 Reaksi pekali-pekali Z-rot menunjukkan peratusan perubahan pekali yang tertinggi iaitu purata perubahan pada 17% berbanding dengan isyarat asal.

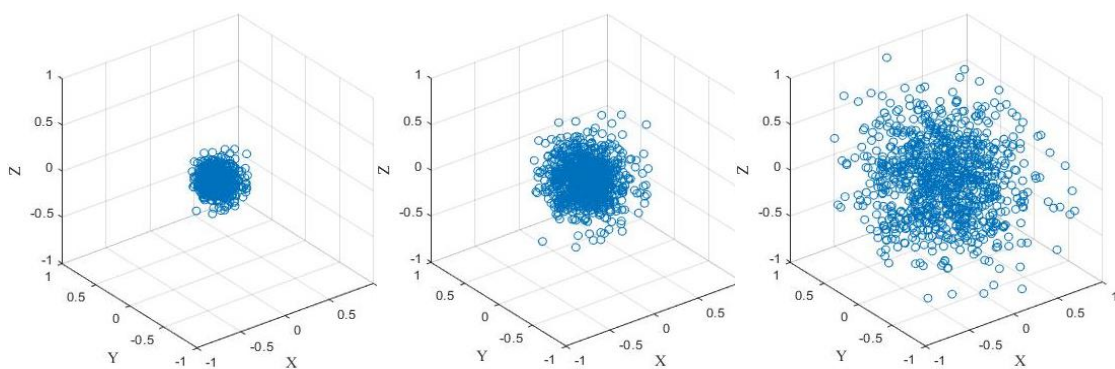
Kemudian diikuti oleh ciri isyarat I-kazTM, I-kaz-3D dan varians dengan sedikit perbezaan perubahan masing-masing pada purata 16% dan 15%, dimana I-kaz-3D dan varians mempunyai purata perubahan yang sama iaitu 15%. Perubahan pekali Z-rot adalah lebih tinggi berbanding dua ciri statistik alternatif ini adalah kerana, melalui kaedah Z-rotation elemen isyarat telah terlebih dahulu dibezakan dengan purata isyarat tersebut menjadikan magnitud isyarat yang terhasil berkadar adalah lebih tinggi. Seterusnya, nilai ciri isyarat sisihan piawai dan RMS pula berubah pada purata yang sama iaitu 8% berbanding dengan isyarat asal AIFI. Peningkatan ciri isyarat ini sejajar dengan peningkatan AIFI pada selang spesifik iaitu peningkatan setiap selang sebanyak 1%. Manakala ciri isyarat bagi kurtosis dan kepencongan merekodkan sifar perubahan terhadap isyarat asal AIFI. Dua isyarat ini tidak merekodkan sebarang perubahan adalah kerana data yang terhasil dari analisis sintetik adalah meningkat secara regresi dengan tiada sifat impulsif yang wujud dalam isyarat untuk dikesan (Kim & White 2004). ini juga adalah hampir sama yang telah direkodkan oleh penyelidik sebelum ini terhadap kajian reaksi beberapa ciri isyarat dan pekali I-kazTM terhadap perubahan amplitud dalam isyarat yang dianalisis (Zaki et. al 2008).

Dengan keputusan ini, berdasarkan kepada perubahan amplitud yang berlaku pada isyarat AIFI, dapat disimpulkan bahawa ciri-ciri isyarat Z-rot, adalah sangat sensitif terhadap perubahan amplitud serta frekuensi dan boleh digunakan sebagai parameter masukan kepada sistem membuat keputusan.

Jadual 4.1 Respon pekali Z-rot dan ciri isyarat yang lain terhadap isyarat AIFI

AIFI	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	Purata perubahan
Z-rot	0.0019	0.0023	0.0026	0.0030	0.0034	0.0039	0.0044	17%
I-kaz TM	0.0016	0.0019	0.0022	0.0026	0.0029	0.0033	0.0037	16%
I-kaz 3D	0.1210	0.1420	0.1647	0.1890	0.2151	0.2428	0.2722	15%
Varians	0.6533	0.7668	0.8893	1.0209	1.1615	1.3112	1.4700	15%
Sisihan piawai	0.8083	0.8757	0.9430	1.0104	1.0777	1.1451	1.2124	8%
RMS	0.8076	0.8749	0.9422	1.0095	1.0768	1.1441	1.2114	8%
Kurtosis	2.1947	2.1947	2.1947	2.1947	2.1947	2.1947	2.1947	0%
Kepencongan	0.0087	0.0087	0.0087	0.0087	0.0087	0.0087	0.0087	0%

Selain itu, I-kazTM, I-kaz3D dan varians juga sensitif kepada perubahan isyarat diikuti oleh ciri isyarat yang lain iaitu sisihan piawai dan RMS. Sementara itu, nilai kurtosis dan kepencongan tidak berkebolehan untuk mengesan amplitud isyarat AIFI bertambah. Ini adalah kerana walaupun aras isyarat AIFI diubah amplitud dan frekuensinya, namun amplitud tersebut meningkat dengan kadar yang seragam dan mempunyai persamaan secara perbandingan dengan purata (Nuawi et. al. 2008). Oleh yang demikian, ciri isyarat kurtosis dan kepencongan secara individu tidak boleh digunakan sebagai parameter masukan kepada sistem membuat keputusan. Pekali Z-rot adalah yang terbaik untuk digunakan dalam analisis isyarat AIFI beserta dengan perwakilan grafik tiga dimensi yang dapat mencirikan isyarat AIFI dengan lebih baik seperti dalam ilustrasi Rajah 4.15.



Rajah 4.15 Perwakilan grafik Z-rot bagi anjakan isyarat 10%,40% dan 80%.

Rajah 4.15 adalah ilustrasi tiga dimensi yang dijana melalui kaedah Penjanaan Mersin Twister *seed* 0 untuk mewakili pekali Z-rot. Perwakilan tiga dimensi melalui kaedah Z-rot adalah lebih seragam berbanding perwakilan tiga dimensi melalui kaedah I-kazTM. Peningkatan isyarat AIFI pada kadar 10% menghasilkan bentuk sfera yang

kecil. Diameter sfera bertambah dengan pertambahan isyarat sebanyak 40% dan pada kadar anjakan 80%, saiz diameter sfera juga menjadi lebih lebar. Taburan titik bagi paksi X, Y dan Z yang terjana secara seragam dapat memberikan hasil imej yang lebih tersusun serta penyampaian maklumat yang lebih jelas tentang perubahan dalam isyarat yang sedang berlaku.

4.3.2 Keputusan Kajian Kes Aplikasi Z-rotation

Sepanjang pembangunan kaedah Z-rotation, data uji sekunder yang digunakan adalah daripada hasil kajian yang telah dijalankan oleh Rizal et al. (2015). Lapan set uji kaji pemotongan kisar berdasarkan reka bentuk 2^3 faktorial penuh pelbagai kombinasi kelajuan pemotongan (200 dan 373 m/min), kadar suapan (0.10 dan 0.20 mm/gigi), kedalaman jejarian pemotongan (0.4 dan 0.6 mm) dan kedalaman paksi dimesin tetap pada 1 mm. Perincian susunan eksperimen cerapan isyarat tiga komponen daya dan isyarat tork satu laluan telah dijelaskan dalam Bab 2 sebelum ini. Kemudian, satu set isyarat getaran tiga paksi sebagai set data validasi bagi kepelbagaian jenis isyarat.

Isyarat yang diukur kemudian dianalisis untuk mengekstrak maklumat yang relevan berdasarkan kemajuan haus rusuk mata alat. Semua data uji sekunder telah dituras dengan dengan kaedah penurasan laluan rendah Butterworth tertib ke-4 dengan frekuensi pemotongan 3dB pada 750 Hz bagi daya pemotongan utama dan isyarat tork, pada 1500 Hz bagi daya tujuh pada 250 Hz bagi daya pemotongan serenjang. Julat ini dipilih untuk mengelakkan ralat yang besar kesan daripada frekuensi tabii pada setiap saluran penerima masuk ke dalam pengiraan dan analisis isyarat. Manakala data validasi dituras kaedah Butterworth tertib ke-4 dengan laluan tinggi pada 1500 Hz dan laluan rendah pada 2000 Hz.

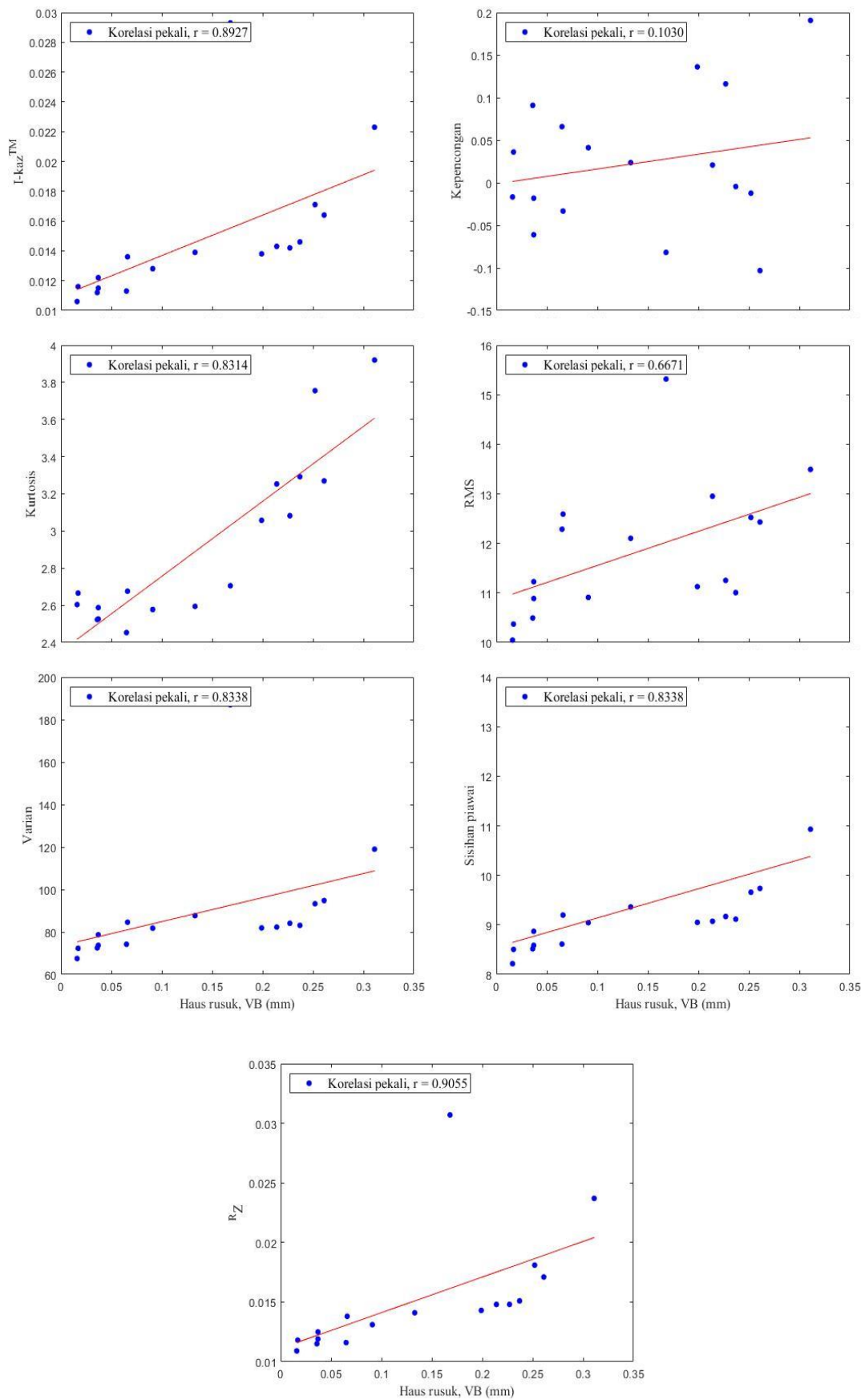
Semua data isyarat tiga komponen daya, daya tork dan getaran tiga paksi dianalisis dengan ciri isyarat statistik Z-rot yang baru dibangunkan dalam uji kaji ini untuk pengesanan kecekapan dengan ciri-ciri isyarat yang lain bagi mengesan perubahan nilai pekalinnya terhadap data perkembangan haus rusuk mata alat. Ciri-ciri isyarat lain adalah ciri isyarat statistik global (RMS, varians, sisihan piawai, kurtosis dan kepincangan) dan juga ciri isyarat statistik alternatif iaitu I-kazTM dan I-kaz 3D. Faktor utama pemilihan tersebut adalah kerana ciri isyarat I-kazTM pada asalnya

dibangunkan melalui penguraian data kepada tiga jalur frekuensi mengikut konsep Daubechies berasaskan kurtosis dan sisihan piawai (Nuawi et al. 2007). Jadi, perbandingan berasaskan peranan penguraian data kepada tiga frekuensi untuk menguji keberkesanan antara kedua-dua ciri isyarat alternatif ini. Manakala perbandingan dengan ciri isyarat I-kaz 3D berdasarkan unsur yang sama seperti I-kazTM tetapi I-kaz 3D mampu memproses bilangan data masukan sebanyak tiga dimensi sepertimana ciri isyarat Z-rot juga dapat memproses data masukan lebih dari satu saluran.

Kolerasi antara kesemua ciri isyarat dengan data perkembangan haus rusuk dilakukan melalui korelasi Spearman yang menilai hubungan monotonik antara peningkatan nilai pekali dan perkembangan haus rusuk mata alat. Ini adalah kerana, ciri-ciri isyarat dan lebar haus rusuk mata alat cenderung berubah bersama, tetapi tidak semestinya pada kadar tetap (Conover & Iman 1981). Selain itu, jenis hubungan monotonik adalah analisis regresi yang sesuai bagi hubungan antara pemboleh ubah tidak linear. Tujuan pembangunan kaedah Z-rotation dengan gabungan tahap momen statistik yang berbeza adalah sebagai kaedah analisis alternatif yang dapat mengukur risiko sebenar dalam isyarat pemesinan. Kaedah ini dapat mengekstrak ciri isyarat dalam domain masa dan frekuensi. Hasilnya, terdapat hubungan yang signifikan terhadap perkembangan haus mata alat. Kaedah baru ini dijangka akan dapat berfungsi dengan stabil di bawah operasi normal, terutama setelah pemotongan melepasi fasa haus awal. Kaedah ini akan disusuli dengan paparan taburan data isyarat hingar secara rawak dalam perwakilan tiga dimensi (3D) yang mewakili pekali Z-rot.

a. Analisis Isyarat Daya Tork

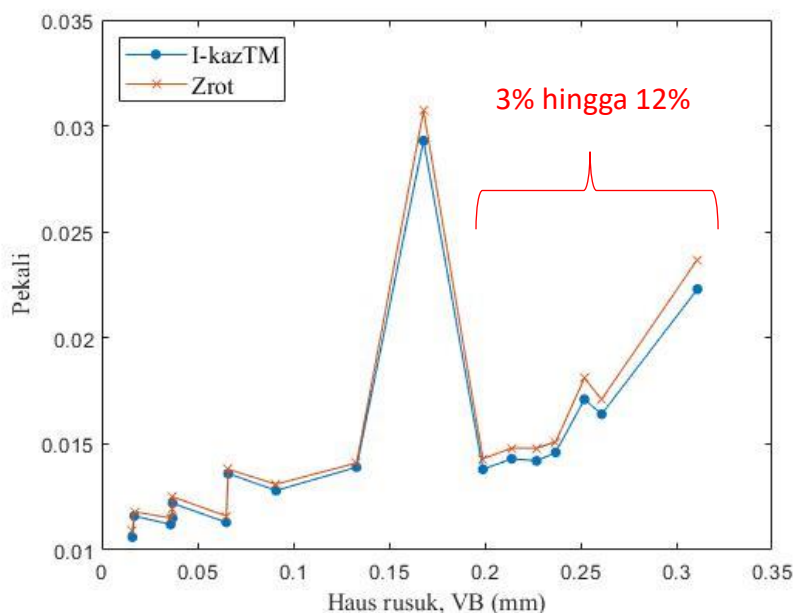
Rajah 4.16 menunjukkan contoh perbandingan korelasi bagi data isyarat daya tork yang melibatkan ciri isyarat global, I-kazTM dan Z-rot. Contoh perbandingan uji kaji empat bagi korelasi pekali data isyarat daya tork tunggal dalam Rajah 4.16 menunjukkan hampir semua ciri isyarat menunjukkan kehadiran satu data terpencil. Kelihatan ciri statistik varians dan sisihan piawai mempunyai pekali korelasi yang sama iaitu $\rho = 0.8338$. Selain itu, ciri isyarat kurtosis skor sebanyak $\rho = 0.8314$ korelasi, RMS dengan korelasi $\rho = 0.6671$ dan kepencongan $\rho = 0.1030$ korelasi. Ciri isyarat Z-rot mempunyai korelasi tertinggi dengan skor $\rho = 0.9055$.



Rajah 4.16 Perbandingan korelasi bagi data isyarat daya tork satu saluran.

Secara keseluruhan, ciri-ciri statistik global dan alternatif daya tork mempunyai hubungan kait yang jelas terhadap perkembangan haus rusuk. Dapatan ini adalah sama dengan kajian pemantauan daya tork terhadap perkembangan haus mata alat yang telah dijalankan sebelum ini oleh Kaya et al. (2011).

Taburan data dalam graf Z-rot melawan haus rusuk menunjukkan ciri kurtosis dalam kaedah Z-rotation dapat mengesan kewujudan isyarat impulsif yang lebih tinggi dalam uji lari pemesinan. Namun begitu, Z-rot masih mendapat skor pekali korelasi yang sangat tinggi walaupun dengan kehadiran data terpencil lantaran perkembangan serakan data yang menaik dengan kadar yang lebih tinggi. Korelasi ciri isyarat I-kazTM merekodkan skor korelasi pekali sebanyak $\rho = 0.8927$ memaparkan hasil serakan daya yang hampir serupa dengan Z-rot. Tetapi, perubahan isyarat terhadap purata dalam Z-rot menghasilkan dapatan pekali data yang lebih tinggi antara 3% hingga 12% di fasa akhir pemesinan. Rajah 4.17 memaparkan Z-rot lebih sensitif berbanding I-kazTM di akhir uji lari ketika mata alat hampir gagal.



Rajah 4.17 Dapatan pekali ciri isyarat Z-rot lebih sensitif di akhir uji lari.

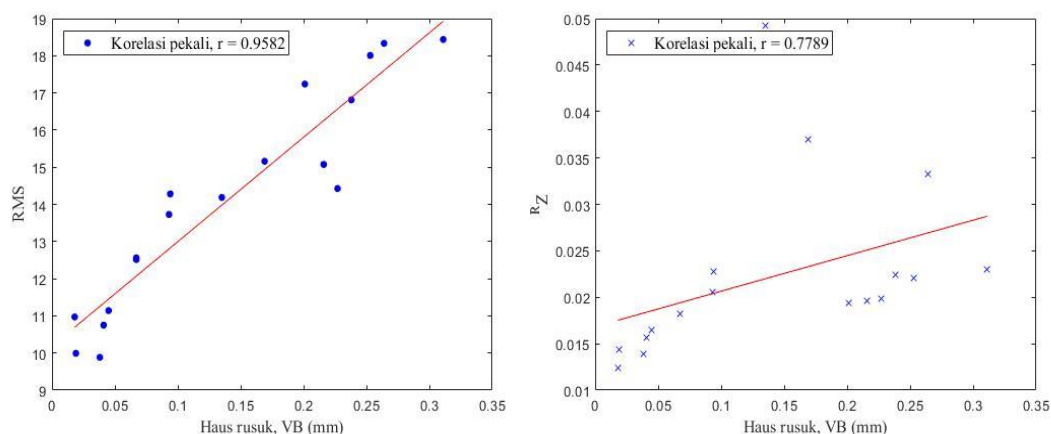
Korelasi positif yang sihat di antara dua pemboleh ubah menunjukkan pekali Z-rot adalah ciri pemboleh ubah yang mempunyai hubungan yang kuat dan mempengaruhi

perkembangan haus rusuk yang dipantau. Analisis penuh bagi semua ciri isyarat statistik global dan alternatif yang lain dibentangkan dalam Jadual 4.2.

Jadual 4.2 Keputusan penuh untuk korelasi ciri isyarat terhadap perkembangan mata alat dalam domain masa bagi daya tork

	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8
Sisihan piawai	0.6920	0.5872	0.6335	0.8338	0.8735	0.7936	0.7147	0.6005
RMS	0.8579	0.1538	0.8571	0.6671	0.6193	0.9582	0.713	0.5882
Kurtosis	-0.2025	0.7420	-0.5654	0.8314	0.5046	0.9505	0.565	0.8897
Kepincangan	-0.5227	-0.5521	-0.6038	0.1030	-0.2986	-0.8493	-0.4919	0.7402
Varians	0.6920	0.5872	0.4308	0.8338	0.8735	0.8000	0.7147	0.6005
I-kaz TM	0.5824	0.6959	-0.2299	0.8927	0.8835	0.7599	0.7668	0.6348
Z-rot	0.6091	0.7358	-0.2089	0.9055	0.8891	0.7789	0.8240	0.6936

Seperti yang dapat dilihat dalam jadual, ciri isyarat Z-rot tidak mendapat skor korelasi tertinggi dalam semua set uji kaji. Z-rot mencapai korelasi tertinggi terhadap perkembangan haus mata alat pada tiga set uji kaji dari jumlah lapan set keseluruhan. Set uji kaji tersebut adalah set uji kaji E4 dengan $\rho = 0.9055$, E5 dengan $\rho = 0.8891$ dan E7 dengan $\rho = 0.8240$. Manakala, RMS juga mendapat skor korelasi tertinggi pada tiga set uji kaji iaitu E1, E3, dan E6. RMS mendapat skor tertinggi bagi separuh dari semua set uji kaji adalah kerana amplitud isyarat uji kaji yang dicerap adalah berubah dengan lebih stabil terhadap perkembangan haus mata alat. Oleh sebab itu, ciri isyarat RMS meningkat secara mendatar dan lebih stabil (Ait-Amir et al. 2015). Rajah 4.18 menunjukkan contoh perbandingan set uji kaji di mana RMS skor korelasi lebih tinggi berbanding ciri isyarat alternatif Z-rot. Lakaran data semua uji kaji (E1, E3 & E6) menunjukkan tiada data ekstrim seperti mana yang wujud dalam lakaran data Z-rot.



Rajah 4.18 Perbandingan taburan pekali bagi ciri isyarat RMS dan Z-rot dalam E6.

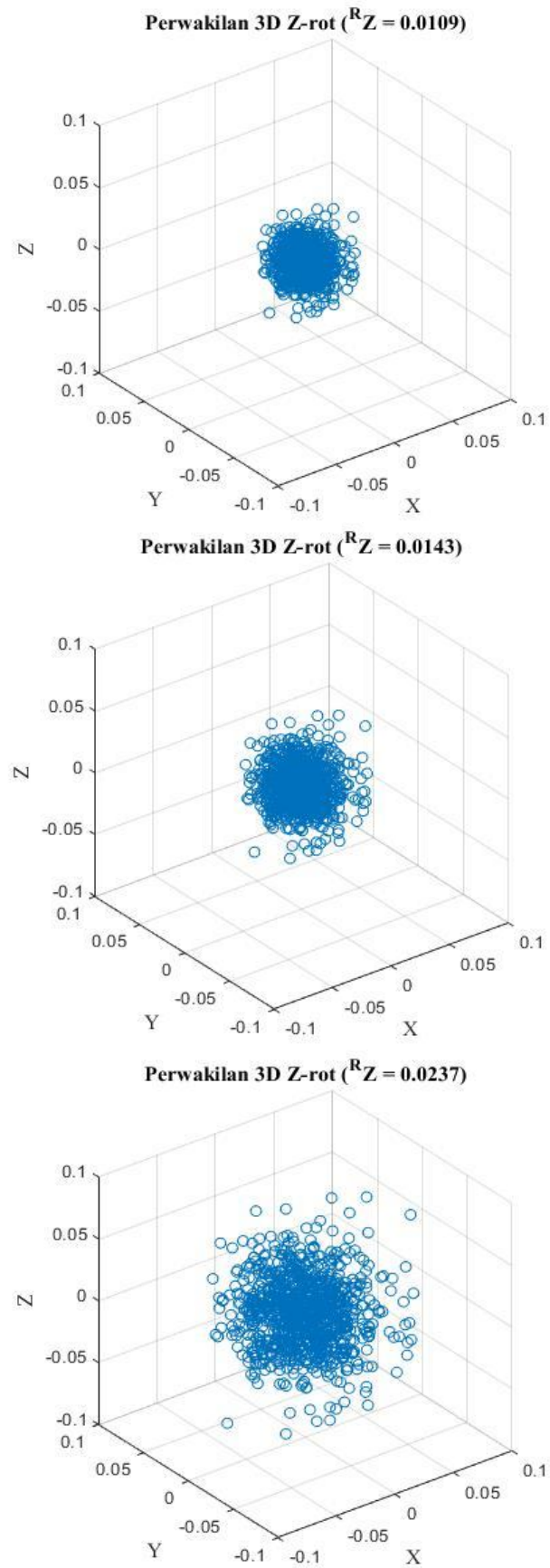
Dapatan dari Rajah 4.18 ini mengesahkan bahawa sifat asal kurtosis yang telah diadaptasi dalam formula Z-rot (lihat persamaan (3.6)) dapat membezakan pembentukan corak data sama ada berada dalam keadaan stabil atau tidak stabil yang memberi respond kepada perubahan permukaan mata alat (Fang et al. 2011). Namun begitu, terdapat dua set uji kaji iaitu E2 dan E8 yang mana ciri isyarat kurtosis mendapat skor tertinggi. Melalui pemerhatian, ciri isyarat Z-rot akan berfungsi dengan lebih baik jika nilai sisihan piawai lebih tinggi dari kurtosis. Korelasi kurtosis yang tinggi menunjukkan amplitud isyarat yang tidak begitu stabil di mana kurtosis mengesan kehadiran isyarat yang impulsif (Abu-Mahfouz 2003) lebih banyak ketika pemesinan sedang berlaku memberi kesan pengurangan kepada nilai korelasi sisihan piawai (Sharma et al. 2008) seterusnya kepada nilai korelasi Z-rot. Kesan impulsif yang banyak dikesan dalam isyarat menjadi petunjuk bahawa penerima tidak hanya mencerpap isyarat daya tork haus mata alat tetapi juga daya yang berpunca dari proses dinamik bahan kerja atau mesin (Sharma et al. 2008).

Bagi ciri isyarat global yang lain seperti, sisihan piawai dan varians mendapat skor yang hampir sama dalam semua set uji kaji, kecuali bagi set uji kaji E3 dan E6 dengan skor masing-masing seperti yang tertera dalam jadual. Perbezaan bagi beberapa set uji kaji ini adalah kerana sisihan piawai dan varians ditentukan dengan menggunakan min yang sama dalam set data. Varians mengukur tahap purata antara setiap data dengan nilai min. Nilai korelasi varians akan lebih tinggi jika julat perbezaan adalah kecil tetapi akan rendah jika julat perbezaan tinggi (Dimla 2000). Kemudian ciri isyarat kepencongan memberikan hasil korelasi yang paling rendah dalam semua set uji kaji.

Ciri isyarat kepencongan merujuk kepada kecenderungan kepencongan taburan data berada. Skor minima bagi korelasi ciri isyarat ini terhadap perkembangan mata alat menunjukkan taburan data secara keseluruhan berada di sebelah kiri graf yang memberikan nilai negatif. Manakala hanya set ujikai E4 dan E8 sahaja yang memberikan nilai positif. Dapatan ini menunjukkan ciri isyarat kepencongan bagi daya tork bertindak balas dengan perkembangan haus rusuk pada kadar kedalaman pemotongan, suapan dan halaju pemotongan yang tinggi (Mukhopadhyay et al. 2012). Kesan dari keadaan yang ekstrim ini mempengaruhi cerapan isyarat daya tork yang

tidak menentu semasa pemotongan. Keputusan ini adalah selaras dengan hasil korelasi yang tinggi dicatatkan oleh ciri Z-rot pada E4 dan ciri isyarat kurtosis pada E8 di mana perubahan amplitud isyarat sepanjang proses pemotongan adalah tidak begitu stabil tetapi isyarat penerima masih berada dalam keadaan yang baik untuk diguna dalam proses analisis ciri.

Rajah 4.19 menunjukkan perwakilan 3D bagi RZ terhadap perkembangan haus rusuk mata alat. Pada awal proses pemesinan, keadaan alat pemotong tajam ($VB = 0.016$ mm) nilai pekali Z-rot adalah 0.0109. Lebar haus rusuk terus bertambah sehingga $VB = 0.199$ mm di mana pekali turut meningkat kepada 0.0148. Proses pemesinan di bawah parameter yang diberikan berlanjutan sehingga mata alat gagal ($VB > 0.3$ mm) yang mencatatkan nilai pekali terakhir ialah 0.0237 untuk set uji kaji 4. Grafik 3D memaparkan transformasi penyebaran data isyarat hingar rawak pseudo dari sfera kecil (haus awal) ke sfera yang lebih besar (fasa kegagalan, $VB > 0.3$ mm). Taburan sfera menunjukkan revolusi indeks RZ meningkat apabila lebar hujung mata alat pemotong berubah menjadi semakin rosak. Semua set eksperimen menunjukkan taburan corak kejadian yang sama semasa proses pemesinan di bawah tetapan keadaan pemesinan yang berbeza.



Rajah 4.19 Perwakilan tiga dimensi Z-rot terhadap perkembangan haus rusuk mata alat

Setiap isyarat juga dianalisis dalam domain frekuensi dan diekstrak untuk mendapatkan ciri isyarat dalam domain frekuensi. Kaedah Z-rotation berfungsi untuk mengekstrak ciri isyarat domain frekuensi menggunakan magnitud respons keluaran jelmaan Fourier pantas (FFT). Jadual 4.3 menunjukkan bahawa ciri isyarat Z-rot menghasilkan keputusan yang sebaik nya dengan ciri isyarat global yang lain iaitu mempunyai hubung-kait yang berkesan terhadap haus rusuk mata alat. Amplitud getaran pada isyarat domain masa E3 (lihat Jadual 4.2) tidak begitu ketara peningkatannya ketika ada perubahan haus rusuk. Namun, jika diperhatikan corak isyarat dari puncak ke puncak Rajah 2.21, maka terlihat perubahan corak isyarat akibat haus rusuk. Ianya terlihat puncak gelombang setiap satu tempoh bertambah jumlahnya, ini menunjukkan frekuensi meningkat. Oleh itu, analisis isyarat daya tork dalam frekuensi domain menunjukan korelasi pekali yang positif dengan skor masing-masing adalah $\rho = 0.8232$ bagi sisihan piawai, RMS dan varians dan $\rho = 0.8115$ bagi ciri isyarat Z-rot. Manakala ciri isyarat kurtosis dan kepincangan mendapat skor korelasi rendah iaitu $\rho = 0.2738$ dan $\rho = 0.2681$.

Jadual 4.3 Keputusan penuh untuk korelasi ciri isyarat terhadap perkembangan mata alat dalam domain frekuensi bagi daya tork

	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8
Sisihan piawai	0.8613	-0.2528	0.8232	0.4378	0.4081	0.9004	0.5962	0.6152
RMS	0.8613	-0.2528	0.8232	0.4378	0.4081	0.9004	0.5962	0.6152
Kurtosis	-0.4094	0.032	0.2738	0.5383	0.0704	0.7169	0.5387	0.6408
Kepincangan	-0.4139	-0.0175	0.2681	0.5288	0.0704	0.7169	0.5119	0.6188
Varians	0.8613	-0.2528	0.8232	0.4378	0.4081	0.9004	0.5962	0.6152
Z-rot	0.7829	-0.2046	0.8115	0.4634	0.3488	0.8484	0.5932	0.6152

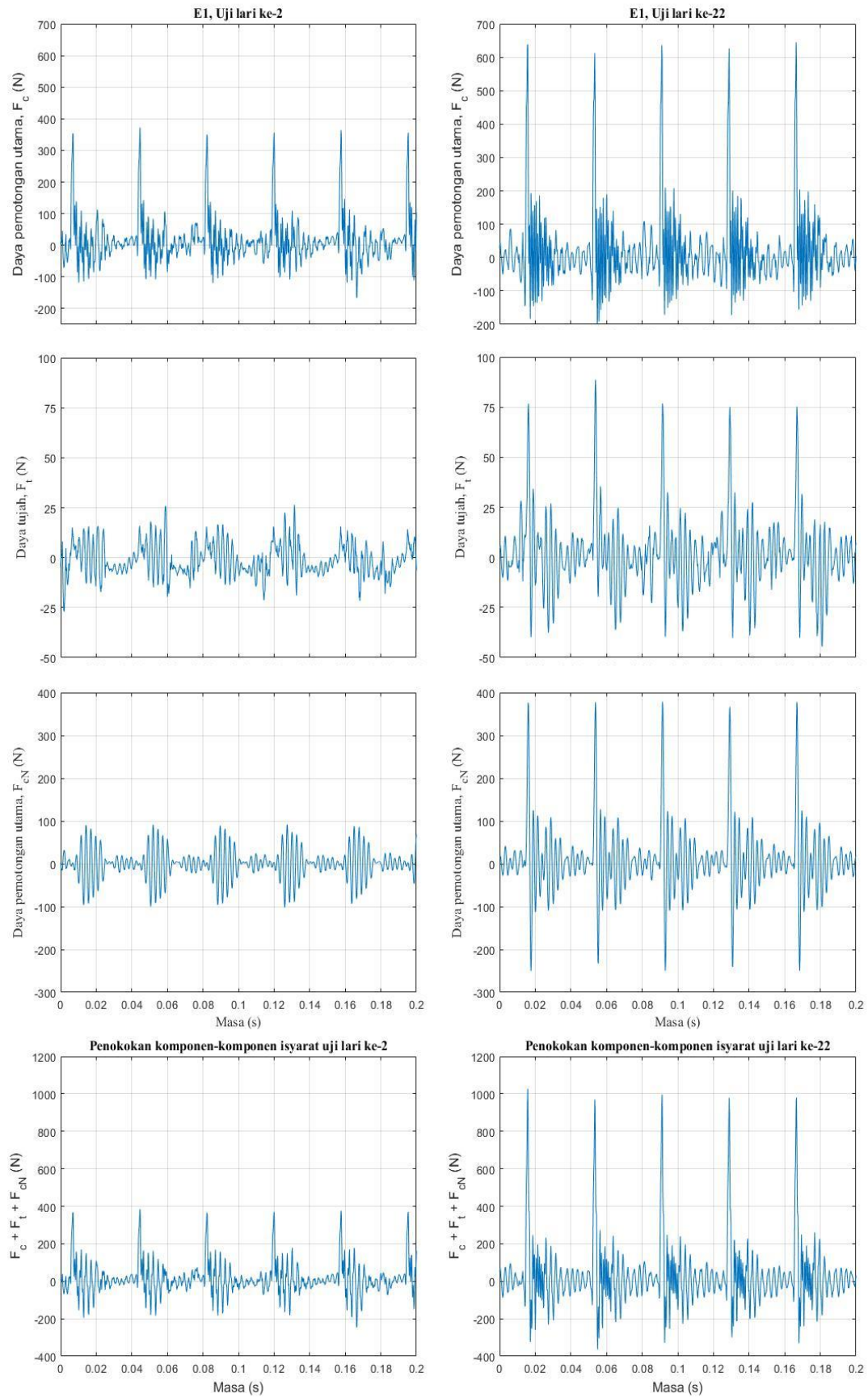
Selain itu, E4 dan E5 mengesahkan isyarat yang tidak begitu stabil seperti mana dalam domain masa dengan kurtosis mendapat skor korelasi tertinggi iaitu $\rho = 0.5382$ untuk E4 dan $\rho = 0.6408$ untuk E8. Kemudian, dapatan keseluruhan pekali korelasi bagi ciri isyarat daya tork dalam frekuensi domain menyatakan bahawa magnitud frekuensi yang berkaitan dengan kemerosotan kualiti permukaan mata alat dalam uji kaji selebihnya (E1, E2, E3, E5, E6 dan E7) adalah meningkat dengan stabil. Hasil dari pemerhatian pekali korelasi, ciri isyarat Z-rot mengimbangi keadaan ektrim bagi sisihan piawai yang sensitif dengan kehadiran data pencilan dan kurtosis yang sensitif terhadap isyarat impulsif. Oleh itu, nilai pekali ciri isyarat Z-rot dalam frekuensi domain meningkat dengan perkembangan haus rusuk mata alat.

b. Analisis Isyarat Komponen Daya Tiga Paksi

Kaedah Z-rotation boleh digunakan untuk analisis isyarat berbilang saluran yang homogen dan isyarat ternormalisasi. Perhitungan pekali korelasi bagi data isyarat tiga komponen daya melibatkan ciri isyarat I-kaz 3D dan Z-rot. Ciri isyarat I-kaz 3D adalah lanjutan dari versi I-kazTM, di mana analisis mengintegrasikan vektor masukan isyarat berbilang saluran dikenali sebagai tiga dimensi. Ujian perbandingan dengan ciri isyarat I-kaz 3D adalah untuk mengesahkan keberkesanan dan kecekapan ciri isyarat Z-rot menganalisis masukan isyarat lebih dari satu saluran.

Rajah 4.20 menunjukkan contoh domain masa bagi tiga komponen daya pemotongan ketika perkembangan haus rusuk. Komponen-komponen tersebut adalah daya pemotongan utama, F_c , daya tujah, F_t dan daya pemotongan seranjang, F_{cN} . Amplitud isyarat daya menggambarkan keadaan mata alat untuk uji kaji E1 bermula dengan haus awal uji lari awal ($VB = 0.012$ mm) sehingga mata alat mencapai keadaan kegagalan, uji lari terakhir $VB = 0.300$ mm. Seperti yang dapat dilihat dengan jelas, ketiga-tiga komponen daya meningkat apabila haus mata alat berkembang dari masa ke semasa. Peningkatan amplitud isyarat daya jelas kelihatan apabila proses pemesinan hampir berakhir (Tiwari et al. 2018). Kaedah Z-rotation juga berfungsi sebagai penganalisis berbilang saluran dengan melakukan proses penokokan dua atau lebih masukan isyarat dari pelbagai saluran untuk mendapatkan peruntukan domain masa dan frekuensi yang terarah berasaskan nilai purata isyarat tersebut. Rajah 4.20 memperlihatkan proses penokokan dalam analisis Z-rot telah memanipulasi lekapan isyarat komponen-komponen daya untuk mengatur tentukan sebarang keabnormalan yang ada dalam data isyarat rawak tak-berketentuan.

Rajah 4.21 menunjukkan perbandingan pekali korelasi antara ciri isyarat I-kaz 3D dan Z-rot dan corak taburan pekali. Perbandingan pekali korelasi menunjukkan, ciri isyarat Z-rot mendapat skor tinggi bagi empat uji kaji iaitu separuh dari jumlah keseluruhan lapan set uji kaji. Set-set uji kaji tersebut adalah E1 ($\rho = 0.7780$), E2 ($\rho = 0.8979$), E4 ($\rho = 0.9552$) dan E5 ($\rho = 0.9374$). Seterusnya, isyarat I-kaz 3D mendapat skor tinggi dalam tiga set uji kaji data iaitu E2 ($\rho = 0.9670$), E6 ($\rho = 0.8508$) dan E8 ($\rho = 0.7966$).

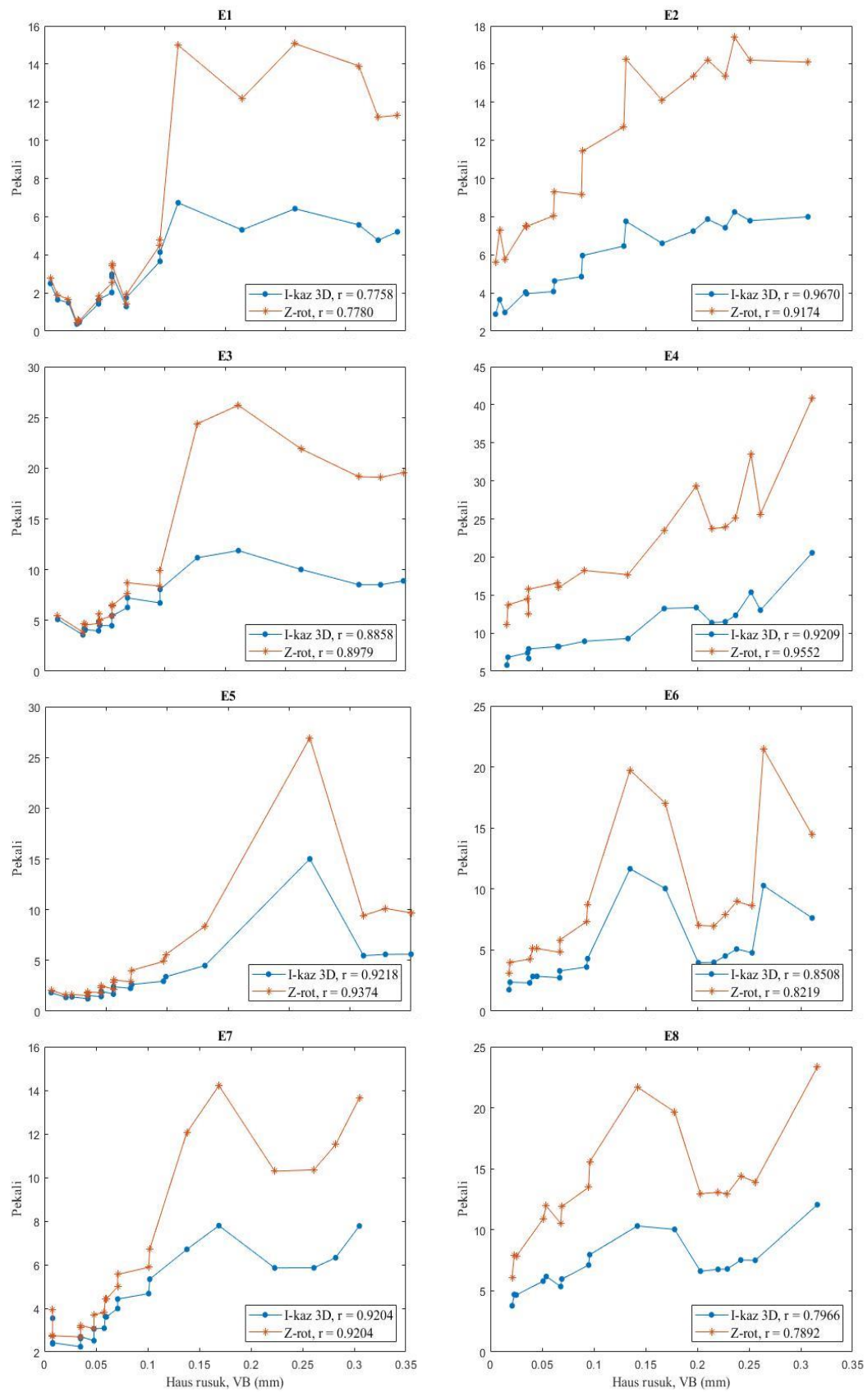


Rajah 4.20 Ilustrasi isyarat komponen-komponen daya dan proses penokokan bagi kaedah Z-rotation.

Manakala terdapat satu set uji kaji di mana kedua-dua ciri isyarat mempunyai nilai korelasi yang sama iaitu E7 dengan nilai pekali adalah $\rho = 0.9204$. Secara keseluruhan, semua set uji kaji menunjukkan corak yang sama bagi kedua-dua ciri isyarat berubah terhadap perkembangan haus rusuk. Paparan graf E1, E3, E5 dan E7 menunjukkan ciri isyarat Z-rot dan I-kaz 3D bermula pada kadar yang sama di awal pemesinan kemudian pekali Z-rot meningkat dengan ketara berbanding pekali I-kaz 3D. Jadual menunjukkan contoh dapatan pekali Z-rot bagi kompoen daya.

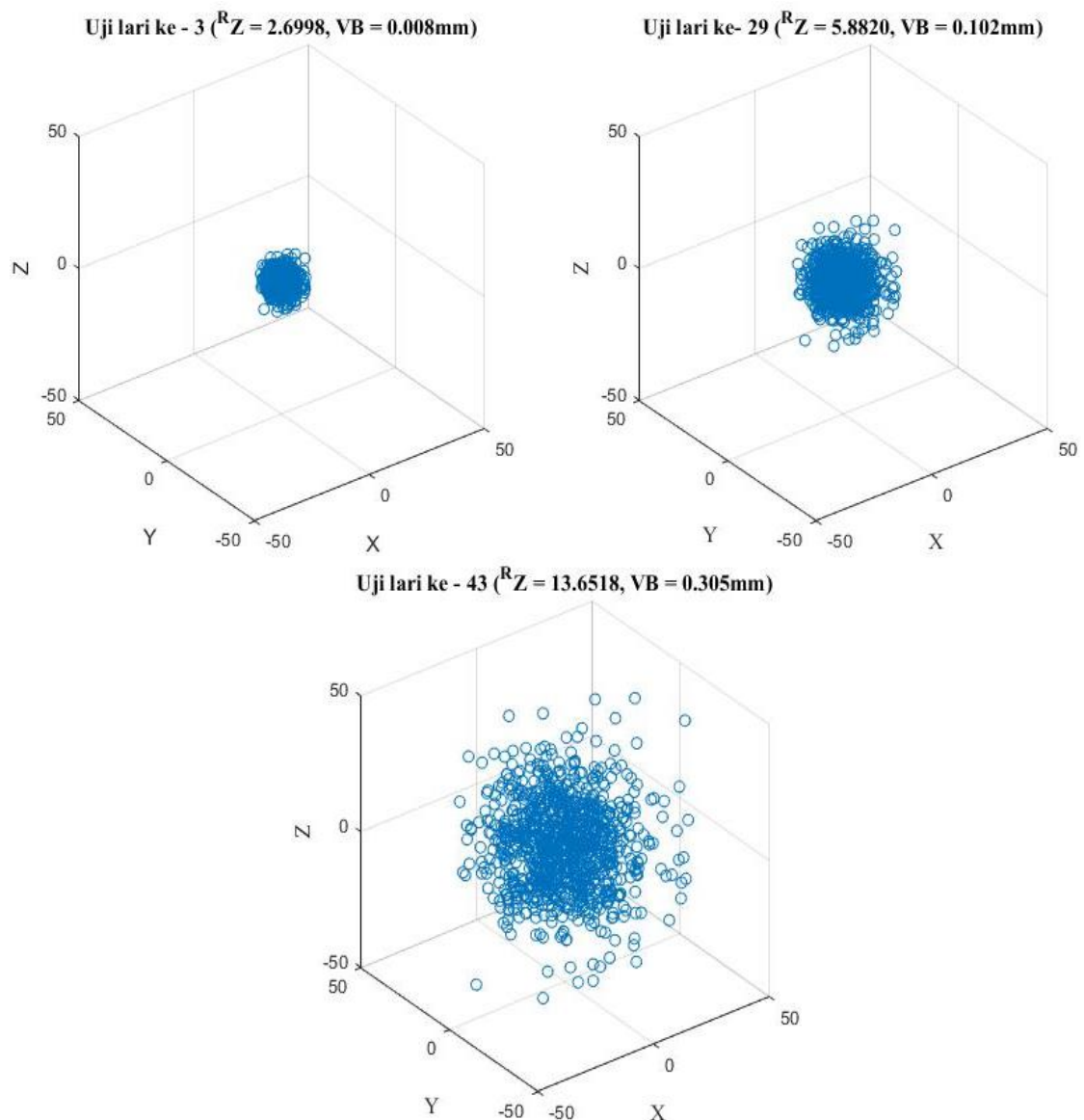
Melalui analisis Z-rot dalam Rajah 4.21, kadar kenaikan pekali berlaku pada 70% – 150% lebih tinggi di pertengahan fasa haus malar iaitu sekitar $VB = 0.111$ mm hingga $VB = 0.138$ mm. Ini dapat dilihat bahawa perubahan mendadak pekali Z-rot berlaku ketika mata alat menghampiri ke fasa kegagalan. Peningkatan yang ketara ini adalah melibatkan empat set uji kaji (E1, E3, E5 dan E7) dengan parameter kedalaman pemotongan $a_e = 0.4$ mm. Berbeza dengan set uji kaji E2, E4, E6 dan E8 dengan dengan peningkatan pekali Z-rot adalah lebih mendatar pada kedalaman pemotongan $a_e = 0.6$ mm. Namun begitu, corak data menjadi lebih curam dengan pertambahan sekitar dua kali ganda di penghujung fasa haus malar ($VB > 0.180$ mm). Ini menunjukkan, ciri isyarat Z-rot bertindak balas pada kedalaman pemotongan yang berbeza.

Dengan merujuk Jadual 2.3, pemesinan dengan kedalaman pemotongan, $a_e = 0.4$ mm, corak pekali Z-rot (rujuk Rajah 4.21) meningkat pada kadar yang tinggi berbanding kedalam pemotongan $a_e = 0.6$ mm. Pekali ciri isyarat Z-rot meningkat dengan begitu nyata lantaran proses penolakan (lihat persamaan (3.4) antara unsur isyarat tokokan dengan puratanya. Hasil perbezaan ini membentuk tatasusunan terhadap kepada data isyarat yang dianggap lebih berpengaruh kepada perkembangan haus rusuk bagi langkag analisis seterusnya untuk mengeluarkan ciri statistik data tersebut. Manakala parameter pemesinan yang lain tidak menunjukkan sebarang petunjuk yang signifikan. Dapatan ini mengesahkan bahawa ciri isyarat Z-rot adalah lebih sensitif dengan perubahan keadaan mata alat berbanding I-kaz 3D.



Rajah 4.21 Perbandingan pekali korelasi dan corak taburan data antara ciri isyarat I-kaz 3D dan Z-rot

Grafik 3D pada Rajah 4.22 memaparkan transformasi penyebaran data isyarat hingar rawak pseudo bagi uji kaji E7 dari sfera kecil (haus awal, $VB = 0.008$ mm) dengan pekali $^RZ = 2.6998$. Kemudian sfera berkembang kepada saiz pekali $^RZ = 5.8820$ pada pertengahan fasa haus malar, $VB = 0.102$ mm sehingga sfera yang terbesar (fasa kegagalan, $VB > 0.3$ mm). Taburan seperti sfera menunjukkan revolusi indeks RZ meningkat apabila lebar hujung mata alat pemotong berubah menjadi semakin rosak. Semua set uji kaji data komponen daya menunjukkan taburan corak kejadian yang sama semasa proses pemesinan di bawah tetapan keadaan pemesinan yang berbeza. Paparan mengesahkan kegunaan kaedah Z-rotation sebagai prosedur penjejakan kemajuan haus mata alat yang boleh dipercayai.



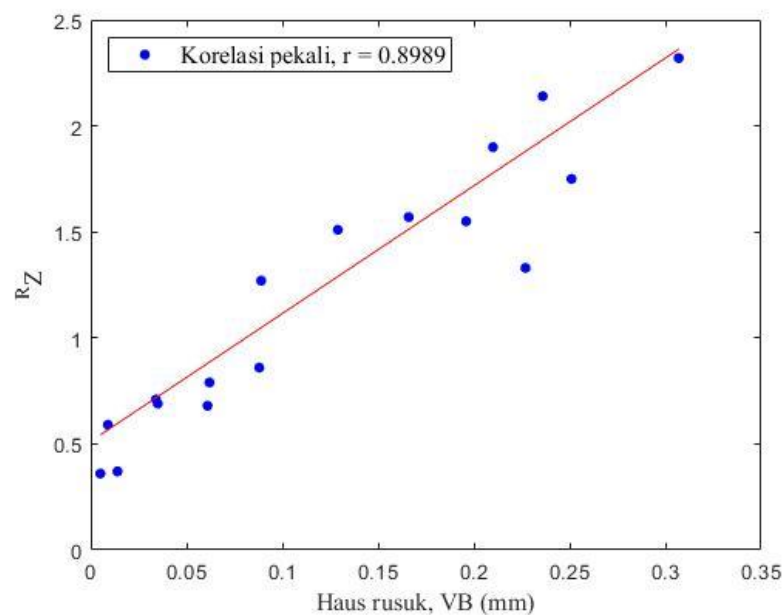
Rajah 4.22 Perwakilan 3D bagi haus awal, haus malar dan kegagalan bagi uji kaji E7.

Analisis Z-rot berjaya memanipulasi isyarat komponen daya yang dihasilkan bagi mendapat tatasusun pekali dalam mengenal pasti sebarang keabnormalan yang terdapat pada data isyarat rawak. Mata alat yang relatif pada tahap awal pemesinan dalam keadaan pemotongan kering menghasilkan daya pemotongan yang rendah (Subramanian et al. 2013) yang membawa kepada nilai pekali RZ yang rendah. Dengan peningkatan jumlah masa proses pemotongan, pinggir mata alat yang bulat pada asalnya menghasilkan pekali geseran yang lebih tinggi dan seterusnya menambah luas permukaan yang berhubung di antara mata alat dengan tatal dan mata alat dengan permukaan benda kerja (Lauro et al. 2014; Segreto et al. 2014; Wang et al. 2014). Oleh kerana daya geseran meningkat secara drastik, akan menghasilkan kenaikan yang signifikan pada komponen daya pemotong. Akibatnya, pinggir mata alat memiliki kecenderungan yang lebih besar untuk patah ketika ditolak dari permukaan mesin dengan majoriti daya yang dihasilkan (Kasim et al. 2013). Kesannya, komponen daya pemotongan yang tinggi akan dicerap sepanjang proses pemesinan. Pekali RZ menjadi lebih tinggi di hujung pemesinan dalam semua set data sepanjang kajian disebabkan oleh perubahan amplitud isyarat daya pemotongan serta frekuensi yang berkaitan. Setelah beberapa ketika, perkembangan haus rusuk yang ketara akan muncul (Lamraoui et al. 2014; Wang et al. 2015). Situasi ini dapat dilihat pada Rajah 4.21 menunjukkan semua set data mendedahkan pembentukan corak unik yang ketara di mana susunan RZ meningkat dan menurun secara tiba-tiba dalam semua pengujian set data.

Kehadiran corak rawak dalam Rajah 4.21 menaik dan menurun secara tiba-tiba dalam plot RZ menunjukkan fenomena perubahan amplitud yang tidak dijangka berpunca dari daya pemotongan yang tinggi berlaku pada pinggir mata alat semasa proses pemesinan sampel ujian. Ini adalah petunjuk kepada kemerosotan kualiti permukaan mata alat kerana ciri statistiknya berubah melalui perlakuan isyarat yang terbentuk (Waydande et al. 2016). Kenaikan pekali RZ secara mendadak bukan menjadi faktor penentu kepada pertambahan lebar haus rusuk pada pinggir mata alat. Amnya, dapat diperhatikan bahawa kecenderungan haus rusuk menjadi semakin besar adalah relatif kepada masa pemesinan. Walau bagaimanapun, saiz haus rusuk, VB berkembang lebih perlahan pada pertengahan fasa haus malar berbanding haus rusuk terbentuk dengan cepat pada awal pemesinan (*running-in*) (Fan et al. 1993). Fenomen ini dikenali sebagai persaingan haus (*wear competition*) iaitu tindak balas antara haus lelah dengan

tindakan gelongsor (*sliding action*) terhadap permukaan bahan kerja yang tidak sekata yang akhirnya menyebabkan permukaan menjadi licin. Sementara itu, penurunan nilai pekali mendadak pula lebih cenderung menghasilkan lebar haus rusuk yang lebih luas berlaku dalam semua set uji kaji. Ini kerana ketika daya pemotongan berada pada amplitud yang tinggi menyebabkan keadaan pinggir mata alat berada dalam fasa genting sebelum serpihan mata alat terpisah daripada permukaannya. Serpihan kecil ini berlaku di penghujung dan hampir memasuki fasa kegagalan akibat daya pemotongan dan terikan yang maksima berlaku sebelum mata alat gagal sepenuhnya iaitu pecah dengan haus rusuk melebihi 0.3 mm (Kasim et al. 2013).

Peningkatan nilai pekali R_Z dalam semua data uji kaji kajian ini disebabkan oleh perubahan amplitud isyarat dan frekuensi daya pemotongan. Rajah 4.23 membuktikan bahawa R_Z adalah ciri alternatif baru yang juga mampu menganalisis kekuatan komponen frekuensi melalui FFT. Pekali menjadi lebih tinggi dipenghujung proses pemesinan kerana kenaikan nilai pada perbezaan elemen dalam isyarat berubah dengan masa. Jadual 4.4 menunjukkan keputusan penuh korelasi komponen daya dalam domain frekuensi terhadap perkembangan haus rusuk mata alat untuk proses pemesinan kisar. Kaedah Z-rotation dapat mengekstrak frekuensi isyarat berbanding I-kaz 3D dengan purata korelasi adalah sangat baik iaitu $\rho = 0.8422$.



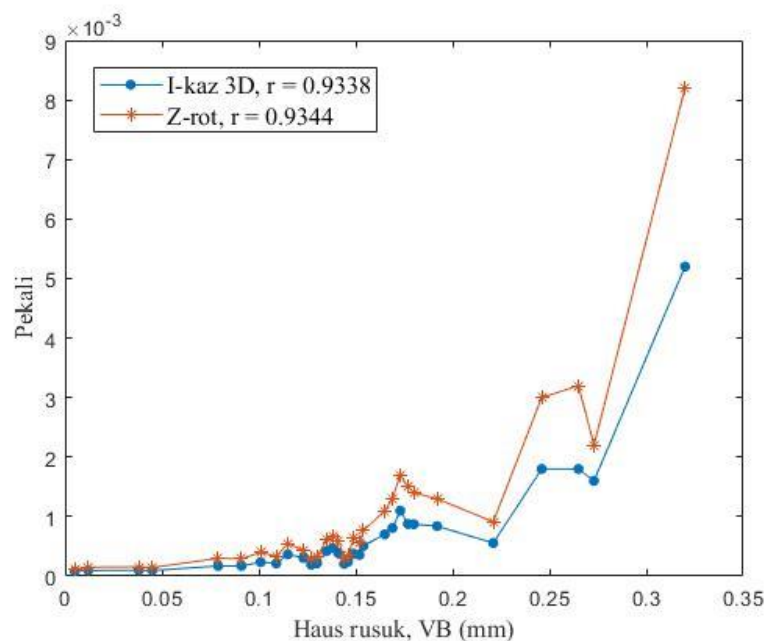
Rajah 4.23 Analisis Z-rot bagi komponen daya dalam domain frekuensi untuk E2.

Jadual 4.4 Keputusan penuh analisis korelasi bagi komponen tiga daya dalam domain frekuensi.

	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8
Z-rot	0.8218	0.8989	0.7659	0.8682	0.9524	0.7971	0.8929	0.7402

c. Analisis Isyarat Data Validasi

Analisis isyarat data validasi adalah data isyarat getaran tiga paksi yang telah dicerap melalui penderia meter pecut tiga paksi x , y dan z . Rajah 4.24 menunjukkan perbandingan korelasi antara ciri isyarat alternatif I-kaz 3D dan Z-rot. Analisis Z-rot merekodkan pekali korelasi $\rho = 0.9344$ manakala I-kaz 3D pula adalah $\rho = 0.9338$. Analisis Z-rot berjaya memperoleh hubungan yang lebih kuat terhadap perubahan haus rusuk mata alat melalui analisis isyarat data validasi getaran.



Rajah 4.24 Perbandingan ciri isyarat getaran alternatif I-kaz 3D dan Z-rot

Corak taburan data bagi kedua-dua pekali adalah sama menunjukkan pekali beransur-ansur meningkat sejajar dengan perkembangan mata alat. Dapatan hubung kait isyarat getaran dengan keadaan mata alat adalah seperti kajian-kajian sebelum ini (Rmili et al. 2016) ini. Diperhatikan, pergerakan pekali pada awal pemesinan adalah lebih mendatar dan kemudian naik mendadak sehingga mata alat melepasi jangka hayatnya. Terdapat keadaan di mana, lebar haus rusuk makin bertambah, tetapi nilai bagi kedua-dua pekali menurun. Keadaan ini adalah sama seperti dapatan oleh Dimla (2002) yang

menyatakan bahawa tahap haus mata alat mempengaruhi getaran mata alat secara langsung. Ketika getaran magnitud tinggi, pinggir mata alat mengalami pemotongan yang optimum menyebabkan bahan mata alat kemudian secara tiba-tiba terpisah darinya seterusnya mengurangkan magnitud getaran dengan meningkatkan lebar haus yang lebih besar dari yang sebelumnya. Selain itu, menurut Martínez-Arellano et al. (2019) mendapati bahawa beberapa keadaan semasa uji kaji berubah dan direkod pada pembacaan penderia tetapi sebenarnya tidak berkaitan dengan perubahan haus mata alat. Ini adalah kerana getaran resonan dan kesan dari daya dinamik yang terhasil adalah masing-masing dari mesin, persekitaran dan juga bahan kerja yang meningkat bersama perkembangan haus mata alat tetapi tidak merujuk kepada frekuensi kemerosotan geometri pinggir mata alat (Deshpande & Fofana 2001).

Seperti yang telah dijelaskan dalam analisis komponen daya sebelum ini, analisis Z-rot dan I-kaz 3D bermula pada kadar pekali yang hampir sama. Kemudian nilai pekali Z-rot bertambah dengan lebih tinggi dan ketara pada fasa pertengahan haus malar dan terus meningkat melangkaui nilai pekali I-kaz 3D sehingga mata alat mencapai fasa kegagalan iaitu $VB > 0.3 \text{ mm}$. Peningkatan ini menyebabkan pertambahan nilai korelasi menjadikan analisis Z-rot menghasilkan hubung kait yang lebih kukuh dengan perkembangan mata alat berbanding analisis I-kaz 3D. Dapatan ini mengesahkan kaedah Z-rotation menjana korelasi yang lebih tinggi seperti dalam kajian sebelumnya melalui perbandingan analisis isyarat lebih dari satu saluran dengan menggunakan komponen daya tiga paksi (Kasim et al. 2019).

Tujuan utama ujian perbandingan ini adalah untuk mengkaji keberkesanan dan kecekapan ciri isyarat Z-rot dengan ciri-ciri isyarat yang lain serta membuktikan bahawa ciri alternatif baru Z-rot adalah bermakna dan mampu melangkaui prestasi ciri global dan isyarat alternatif yang lampau, iaitu I-kazTM dan I-kaz 3D. Oleh itu, keberkesanan Z-rot telah berjaya disahkan melalui perbezaan korelasi isyarat sintetik AIFI. Manakala, kaedah rotation telah dilaksanakan dengan baik dalam analisis kajian kes ke atas isyarat pemesanan bagi proses kisar dan larik dengan masing-masing pekali Z-rot mencatat purata pekali korelasi Spearman yang paling tinggi.

4.4 PENGELOMPOKAN FIXUM K – MEANS (F-KM)

Vektor masukan mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap hasil pengelompokan (Kaufman & Rousseeuw 2009). Melalui hasil semua ujian analisis isyarat yang telah dilaksanakan, kaedah Z-rotation terbukti menunjukkan peningkatan pekali dengan nilai korelasi ρ yang baik. Secara umumnya, Fixum K-means akan menghasilkan pengelompokan yang terbaik dengan bilangan iterasi dan dalam masa yang minima jika masukan data yang terbentuk meningkat secara beransur (Kapoor & Singhal 2017). Jumlah iterasi akan berkurangan apabila data yang disalurkan ke dalam pengelompokan tersusun secara menaik. F-km mempunyai sifat asal K-means iaitu ia bersifat pengelompokan politetik, tetap dan rata, maka masukan data secara menaik memudahkan penentuan sentroid awal dan menghampiri sentroid akhirnya dengan lebih cepat. Data yang tidak teratur menyebabkan sentroid awal berada lebih jauh dan mengambil masa yang lama untuk menumpu (Jun-wei et al. 2013).

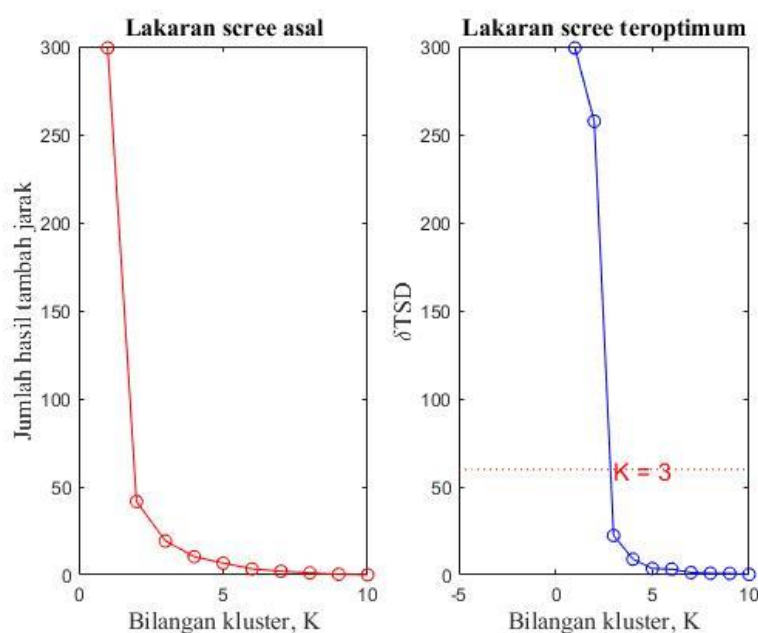
Algoritma F-km akan dimulakan dengan masukan vektor pekali diikuti dengan penentuan nilai kluster K oleh kaedah Pros-to. Kemudian, sistem akan melaksanakan penyemaian awal untuk mengekstrak tiga set sentroid pertama bagi meneruskan proses pengelompokan data kepada tiga fasa haus rusuk mata alat iaitu fasa haus awal, haus malar dan fasa kegagalan. Penyemaian awal dapat menetapkan satu hasil pengelompokan akhir yang optimum, namun terdapat hasil yang tidak mengikuti keperluan pengguna. Oleh kerana F-Km adalah separa terselia, maka ciri label dimasukkan melalui penstrukturan semula kelompok oleh kod jika-maka. Hasil turutan pengelompokan akan diuji, jika tidak memenuhi kriteria turutan tiga fasa haus, blok kod sekatan akan diaktifkan untuk penstrukturan semula mengikut kelompok yang sepatutnya. Jika data telah berada dalam kelompok secara tersusun mengikut susunan data, paparan akhir pengelompokan dan plot siluet terubah-suai akan dipersembahkan pada akhir proses.

4.4.1 Pengesahan Kaedah Pros-to, $K = 3$

Kaedah Siku adalah kaedah terbaik untuk mencari bilangan kluster, K . Namun begitu, pemerhatian secara kasar adalah sukar menentukan kedudukan tepat 'siku' dalam lakaran *scree* asal. Walaupun diketahui bahawa nilai K berdasarkan keperluan

pengguna adalah $K = 3$, melalui kaedah Pros-to, lakaran graf siku dapat ditakrif secara empirik untuk mengekstrak nilai K . Kaedah Pros-to adalah ciri separa terselia yang pertama bagi algoritma F-Km. Penyelidik terdahulu telah mengklasifikasikan haus rusuk mata alat dalam tiga fasa. (Wang Guofeng et al. 2013). Ini terdiri daripada fasa 1 ($VB = 0 - 0.1 \text{ mm}$) yang diklasifikasikan sebagai fasa normal. Haus rusuk fasa 2 ($VB = 0.1 - 0.25 \text{ mm}$), diklasifikasikan sebagai fasa tidak normal sederhana. Terakhir, fasa 3 ($VB = 0.25 - 0.30 \text{ mm}$), diklasifikasikan sebagai haus pantas iaitu fasa tidak normal kritikal. Fasa haus akan bertindak sebagai kelas yang menjadi batasan bagi sistem pengelompokan F-Km.

Sepanjang kajian ini, kaedah Pros-to telah dilaksanakan dalam aplikasi Matlab dan menetapkan nilai $K = 3$ iaitu selaras dengan lengkung tiga fasa haus mata alat. Rajah 4.25 menunjukkan plot *scree* yang dioptimumkan dengan garis putus-putus dari nilai purata.



Rajah 4.25 Lakaran *scree* untuk E2

Rajah 4.25 menunjukkan perbezaan lakaran *scree* asal dengan lakaran *scree* teroptimum. Perbezaan ini jelas memaparkan, lakaran *scree* teroptimum didatangkan dengan pembuat keputusan secara empirik untuk menentukan nilai K . Sebaliknya, melalui *scree* asal, pengguna perlu mentafsir secara manual kedudukan optimum

bilangan kluster. Dari pemerhatian, terdapat dua kemungkinan nilai K dalam *scree* asal iaitu $K = 2$ atau $K = 3$. Kaedah Pros-to menentukan nilai K melalui perbezaan antara nilai TSD . Melalui persamaan (3.9), set nilai D akan dihitung puratanya, $\bar{D}$ untuk dibezakan dengan setiap unsur D . Setelah itu, nilai K ditentukan dengan mencari nilai set D yang paling hampir dengannya. Jadual menunjukkan contoh pengiraan kaedah Pros-to untuk menentukan nilai K secara empirik.

Jadual 4.5 Kaedah Pros-to untuk menetapkan bilangan kluster bagi E2

Bilangan kluster	TSD	D	$\bar{D}$	$Abs(D - \bar{D})$	$K \sim \bar{D}$
1	299.16	299.16		239.33	
2	41.65	257.51		197.69	
3	19.28	22.37		37.46	$K = 3$
4	10.32	8.96		50.87	
5	6.71	3.61	59.83	56.22	
6	3.41	3.30		56.53	
7	2.09	1.32		58.50	
8	1.18	0.91		58.92	
9	0.34	0.84		58.99	
10	0.06	0.28		59.55	

Tertera dalam Jadual 4.5 menunjukkan hasil perbezaan antara nilai-nilai TSD menunjukkan perbezaan jarak yang ketara. Jika dilihat pada kluster satu, tiada perubahan kedudukan iaitu sama dengan jumlah hasil jarak asal kerana anggapan tiada pecahan data kepada kelompok lain. Apabila jarak kluster dua dinilai, jumlah hasil tambah yang terhasil ialah $TSD_1 = 299.16$ dari sentroidnya. Manakala, nilai 257.51 adalah menunjukkan perbezaan jarak dari kedudukan TSD_1 yang terhasil dalam plot *scree* jika data dipecahkan kepada dua kelompok. Plot *scree* asal dalam Rajah 4.25 menunjukkan TSD_2 pada asalnya berada hampir dengan ‘siku’, kemudian analisis perbezaan jarak meletakkan TSD_2 jauh dari ‘siku’ menjadikan paparan jelas untuk menentukan nilai muktamad $K = 3$. Penetapan nilai K adalah sama dalam semua set uji kaji. Seterunya nilai ini akan dimasukkan secara automatik sebagai ciri separa terselia pengelompokan Fixum K-means.

4.4.2 Fungsi Objektif Optimum dengan Inisialisasi Sentroid Awal

Kaedah Inisialisasi dengan penyemaian awal adalah untuk menghitung set-set sentroid awal sebelum proses pergerakan pekali ke kelompok masing-masing. Ini adalah ciri

separa terselia yang kedua dalam kaedah pengelompokan F-Km. Kepentingan pembangunan model matematik untuk mengawal set sentroid awal adalah bagi mendapatkan fungsi objektif yang optimum dari aspek bilangan iterasi dan masa menumpu untuk mencapai global minimum. Setelah sistem menerima masukan bilangan kluster dan vektor pekali yang dikehendaki, Jadual 4.6 menunjukkan hasil tiga set sentroid awal yang telah diperoleh melalui perhitungan persamaan (3.11), (3.13) dan (3.14).

Sebagaimana yang dijelaskan dalam bab sebelum ini terdapat tiga persamaan dalam menghitung sentroid awal. F-Km akan menghitung semua sentroid awal dan membuat pengelompokan dengan perhitungan jarak menggunakan konsep pengiraan jarak Euclidean. Setelah sistem menumpu dengan bilangan iterasi tertentu, sistem akan memilih STD yang paling minimum kemudian akan memaparkan dapatan pengelompokan data mengikut kluster yang telah ditetapkan bagi setiap poin data.

Jadual 4.6 Penyemaian awal untuk E3

x_i	RZ	$M_{1,h}$	$M_{2,h}$	$M_{3,h}$
1	5.4373			
2	3.8334			
3	4.7098			
4	4.5483			
5	4.701			
6	5.6092			
7	5.0719			
8	5.4326			
9	6.5179			
10	6.4449	4.8444	5.4332	7.6369
11	7.6609	7.5881	10.866	15.274
12	8.7124	21.717	16.2997	22.911
13	8.3814			
14	9.9665			
15	24.3832			
16	26.1988			
17	21.9043			
18	19.1559			
19	19.0941			
20	19.5654			

Sebagai algoritma separa terselia, maklumat awal dengan inisialisasi adalah sangat penting untuk mendapatkan fungsi objektif yang optimum. Diperhatikan dalam Jadual 4.6, set penyemaian sentroid awal adalah melalui perhitungan min bersasar

kepada K kelompok ke dalam persamaan (3.12). Oleh itu, pengiraan set pertama bagi sentroid awal, $M_{1,h}$ dengan dengan $h = 1, \dots, K$ dalam persamaan (3.11). Bagi set kedua, $M_{2,h}$, konsep perhitungan sentroid awal dibuat adalah merujuk kepada kedudukan min data yang secara harfiah perlu berada di tengah-tengah regresi dalam lengkung tiga fasa haus. Melalui persamaan (3.13), gantikan semua nilai parameter ke dalam persamaan tersebut. Seterusnya bagi penyemaian awal set ketiga, $M_{3,h}$ telah dihitung untuk menyesuaikan variasi data yang berubah secara mendadak dalam jujukan regresi. Pekali korelasi linear, R^2 menunjukkan anggaran prestasi ciri meningkat seiring dengan pembolehubah bersandar. Pemilihan korelasi linear adalah kerana pekali ini amat sensitif dengan kehadiran data terpencil (Kim et al. 2015). Analisis korelasi linear bagi data dalam Jadual 4.6 adalah $R^2 = 0.7028$ digantikan bersama-sama nilai parameter yang lain ke dalam dalam persamaan (3.14).

Jadual 4.7 menunjukkan hasil pengelompokan F-Km bagi semua set uji kaji univariat ($^R Z_{daya, masa}$) yang terdiri dari bilangan data set uji kaji, dapatan pemilihan set sentroid awal ($\bar{x}_{j,h}^0$), nilai sentroid awal dan akhir. Bilangan iterasi, jumlah jarak minimum (*sum total of distance* – STD), masa pengelompokan dan persamaan nilai STD dengan set sentroid awal yang lain. Berdasarkan keputusan penuh Jadual 4.7, pengiraan sentroid awal, $\bar{x}_{j,h}^{(0)}$ melalui persamaan (3.13) adalah yang paling banyak menjana STD paling minimum dengan jumlah enam (6) uji kaji (E1, E4, E5, E6, E7 dan E8). Manakala yang lain adalah masing-masing menggunakan persamaan (3.11) bagi E2 dan E3 menggunakan persamaan (3.14) yang menjana STD paling minimum. Seterusnya di dalam Jadual 4.7, terdapat taburan nilai set sentroid awal dan akhir yang terpilih untuk setiap uji kaji. Perhatikan bahawa, hasil nilai sentroid akhir memberi gambaran awal kepada jumlah iterasi bagi pengiraan semula sentroid dan pergerakan poin data. Sebagai contoh E1, janaan sentroid awal adalah $\bar{x}_{1,3}^{(0)} = \{1.3772, 3.5923, 13.115\}$, ia tidak jauh berbeza nilai dengan sentroid akhir bagi uji kaji ini iaitu $\bar{x}_{1,3}^{(1)} = \{1.4266, 2.9891, 13.115\}$. Perbezaan kecil antara sentroid ini menunjukkan formula inisialisai yang dibangunkan sangat peka terhadap sentroid awal yang paling optimum. Dapatan ini dipersetujui oleh pengkaji terdahulu (Huang & Hu 2018) melalui kaedah inisialisasi dalam pengelompokan dapat membantu sistem mencapai penumpuan global maksimum.

Jadual 4.7 Pengawasan set sentroid awal bagi data univariat

Uji kaji & n	$\bar{x}_{j,h}^{(0)}$	Sentroid awal	Sentroid akhir	t	Min STD	Masa (s)	Catatan
E1 (n = 22)	Pers. (3.13)	1.4266 2.9891 13.115	1.3772 3.5923 13.115	1	23.2848	0.004242	Tiada
E2 (n = 18)	Pers. (3.11)	6.9603 12.163 16.111	7.5296 12.749 16.1325	1	19.2768	0.004667	Pers. (3.14)
E3 (n = 20)	Pers. (3.14)	7.6369 15.274 22.911	6.2162 25.291 19.93	2	50.1146	0.006295	Tiada
E4 (n = 17)	Pers. (3.13)	10.637 21.273 31.91	15.126 25.199 37.16	4	95.5332	0.004818	Semua
E5 (n = 20)	Pers. (3.13)	2.5507 5.1014 7.6522	2.4673 8.6409 26.916	5	26.141	0.004374	Semua
E6 (n = 18)	Pers. (3.13)	4.4565 8.9129 13.369	4.6066 7.9306 18.168	1	37.6300	0.003731	Semua
E7 (n = 22)	Pers. (3.13)	3.1083 6.2166 9.3249	3.4612 5.7845 12.015	1	19.4591	0.003242	Tiada
E8 (n = 17)	Pers. (3.13)	6.7109 13.422 20.133	7.281 12.876 21.566	1	31.3050	0.003781	Pers. (3.11)

Majoriti pengiraan inisialisasi sentroid awal mencatatkan jumlah masa untuk menumpu adalah sangat minimum. Bilangan iterasi yang paling banyak dihasilkan bagi sistem untuk menumpu adalah uji kaji E5 iaitu sebanyak lima (5) iterasi. Ini adalah kerana dengan kedudukan sentroid akhirnya berada lebih jauh dari sentroid awal jika dibandingkan dengan uji kaji yang lain. Terdapat beberapa uji kaji yang menghasilkan nilai STD yang sama dari formula inisialisasi sentroid awal yang lain. Bagi uji kaji E4, E5 dan E5, semua set sentroid awalnya menghasilkan STD minimum yang sama. Persamaan ini hanya pada nilai STD sahaja tetapi bilangan iterasi dan struktur pengelompokan adalah tidak sama (struktur pengelompokan akan dijelaskan pada sub topik yang lain). Ini bermaksud, walaupun nilai sentroid awal yang ditentukan adalah berlainan, tetapi masih boleh mendapatkan nilai STD yang sama. Dapatan ini dipersetujui oleh Henegan (2007) menyatakan tidak ada jaminan bahawa dua, atau lebih, penyemaian sentroid awal yang dipilih tidak akan berada pada pusat kelompok atau jarak yang sama dengan titik data.

Sementara itu, Jadual 4.8 adalah hasil pengelompokan F-Km bagi semua set uji kaji multivariat. Seperti hasil pengelompokan data univariate, pengelompokan multivariate terdiri dari masukan empat set data iaitu ciri isyarat Z-rot daya tiga paksi domain masa (${}^RZ_{F,t}$), ciri isyarat Z-rot daya tiga paksi domain frekuensi (${}^RZ_{F,f}$), ciri isyarat Z-rot tork domain masa (${}^RZ_{T,t}$) dan ciri isyarat Z-rot tork domain frekuensi (${}^RZ_{T,f}$). Pengiraan sentroid awal dibuat serentak dengan perolehan sentroid matrik 1 x 4 seperti dalam Jadual 4.9 bagi uji kaji E8. Pemerhatian dalam jadual matrik menunjukkan, hasil akhir sentroid adalah tidak jauh berbeza dengan sentroid awalnya. Kaedah inisialisasi telah menetapkan kedudukan sentroid awal pada kedudukan tengah yang optimum seperti mana hasil pengelompokan data univariat sebelum ini. Tambahan pula, rata-rata bilangan iterasi juga mendapat skor yang minimum di mana bilangan iterasi yang paling banyak dihasilkan bagi sistem untuk menumpu adalah uji kaji E2 iaitu sebanyak empat (4) iterasi. Manakala, masa yang diambil untuk menumpu juga masih berada pada tahap yang minimum. Nilai STD yang diperolehi bagi setiap uji kaji adalah berdasarkan penetapan sentroid awal. Terdapat beberapa uji kaji yang menghasilkan nilai STD yang sama dari set seontroid awal yang lain. Bagi uji kaji E3, semua set sentroid awalnya menghasilkan STD minimum yang sama. Seperti mana yang dinyatakan sebelum ini, persamaan nilai STD boleh berlaku tetapi jarang untuk menghasilkan bilangan iterasi dan struktur pengelompokan yang serupa

Jadual 4.8 Pengelompokan data multivariate dengan pemilihan set sentroid awal

Uji kaji & n	$\bar{x}_{j,h}^{(0)}$	Sentroid awal	Sentroid akhir	t	Min STD	Masa (s)	Catatan
E1 (n = 88)	Pers. (3.13)	Lihat contoh Jadual 4.9		1	57.5730	0.007096	Tiada
E2 (n = 72)	Pers. (3.14)			4	23.1420	0.005351	Pers. (3.11)
E3 (n = 80)	Pers. (3.13)			1	76.8470	0.004741	Semua
E4 (n = 68)	Pers. (3.11)			1	423.274	0.005394	Pers. (3.13)
E5 (n = 80)	Pers. (3.13)			3	70.8780	0.005032	Pers. (3.11)
E6 (n = 72)	Pers. (3.14)			2	168.630	0.005237	Tiada
E7 (n = 88)	Pers. (3.14)			1	88.2730	0.003242	Tiada
E8 (n = 68)	Pers. (3.14)			1	333.990	0.004579	Tiada

Jadual 4.9 Contoh dapatan dari Inisialisasi sentroid awal bagi E8

	${}^RZ_{\text{daya, masa}}$	${}^RZ_{\text{tork, masa}}$	${}^RZ_{\text{daya, frekuensi}}$	${}^RZ_{\text{tork, frekuensi}}$
Sentroid awal	9.2111	9.5182	0.014412	0.03779
	18.422	19.036	0.028824	0.075579
	27.633	28.555	0.043232	0.11337
Sentroid akhir	11.201	7.63	0.018817	0.028417
	18.285	21.36	0.0241	0.0821
	19.451	40.07	0.02945	0.1744

Melalui inisialisasi sentroid awal dengan penyemaian, F-Km dapat mengenal pasti kedudukan sentroid awal optimum bagi kluster. Hal ini akan menambah baik limitasi K-means piawai yang sukar untuk mengoptimumkan kedudukan sentroid nya secara global. Ini adalah kerana, menurut Fränti & Sieranoja (2019) kedudukan sentroid tidak dapat bergerak antara kluster jika jarak sentroid tersebut terlalu besar bagi pengelompokan tetap. Pengelompokan tetap bermaksud titik data hanya berada dalam satu kluster sahaja, iaitu tidak boleh menjadi ahli lebih dari satu kluster (Kapoor & Singhal 2017). Mereka juga menyatakan bahawa, teknik inisialisasi adalah teknik berketentuan, maka kaedah pengelompokan dengan teknik inisialisasi sentroid awal mempunyai kebarangkalian berjaya adalah $p = 100\%$ dalam mencapai fungsi objektifnya. Jumlah iterasi adalah bergantung kepada penetapan sentroid awal dan dimensi data (Fränti & Sieranoja 2019b; Min & Kai-fei 2015), di mana penetapan sentroid awal dalam algoritma F-Km menjadi faktor utama kecekapan pengelompokan. Oleh itu, pengawalan inisialisasi sentroid awal melalui persamaan-persamaan yang telah dibangunkan sebelum ini dapat mengelakkan sistem terperangkap dalam minimum setempat.

4.4.3 Algoritma Pengelompokan Fixum K-means (F-Km)

Fungsi K-means iaitu `kmeans(data, K)` dalam MATLAB telah digunakan sebagai platform F-Km bagi membahagi matriks data n -by- p kepada bilangan kluster $K = 3$ sehingga fungsi objektif pengelompokan mencapai optimum. Pekali RZ adalah sebagai vektor masukan yang terdiri daripada data univariat iaitu hasil penokokan tiga komponen daya pemotongan dan multivariat dengan gabungan pekali penokokan tiga komponen daya dalam domain masa dan frekuensi (${}^RZ_{F,t}$ & ${}^RZ_{F,f}$) serta pekali tork dalam domain masa dan frekuensi (${}^RZ_{T,t}$ & ${}^RZ_{T,f}$). Setiap set data univariat dengan julat bilangan data antara 17 hingga 22 data uji kaji manakala antara 68 hingga 88 bagi data

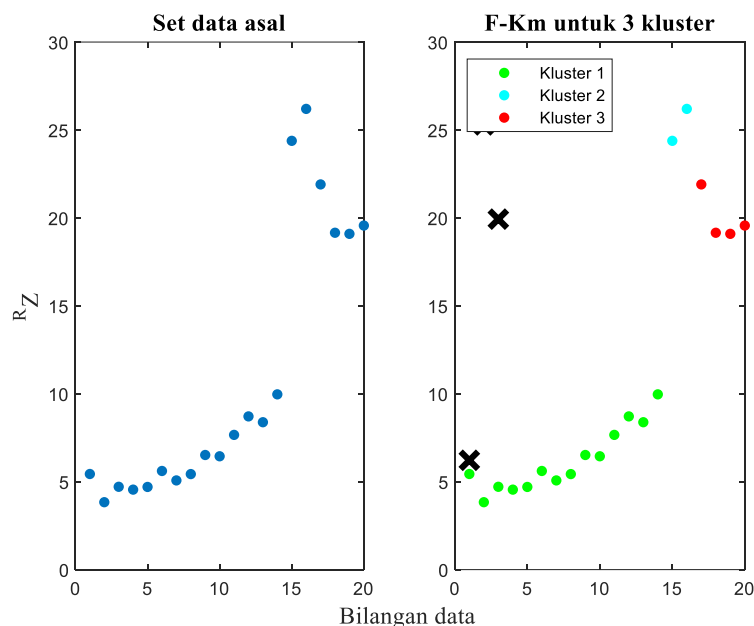
multivariat. Setelah kaedah Inisialisasi menentukan kumpulan sentroid awal pada permulaan proses, aktiviti pengelompokan dimulakan dengan arahan kepada poin data untuk berkumpul kepada sentroid yang terdekat menggunakan konsep jarak Euclidean. Proses pempartisian kepada tiga kelompok secara berulang-ulang sehingga ia berkumpul dan menumpu ke tahap minimum yang optimum. Kemudian algoritma pengelompokan F-km akan menetapkan kedudukan setiap poin data ke dalam kluster akhir mengikut kod arahan logik jika-maka yang telah ditetapkan berdasarkan kepada haus tiga fasa.

a. Data Univariat (Tunggal)

Rajah 4.26 memaparkan contoh taburan pengelompokan untuk uji kaji E3. Setelah dua iterasi dari satu operasi, jumlah purata jarak minimum, TSD terbaik adalah 50.1146 dengan masa pengelompokan 0.006295 saat. Penetapan sentroid awal adalah 7.6369, 15.274 dan 22.911 diikuti dengan sentroid akhir iterasi berhenti pada 6.2162, 25.291 dan 19.93. Rajah 4.26 menunjukkan struktur pengelompokan poin-poin data adalah menepati lengkung haus tiga fasa. Data yang tidak berlabel dikelompokkan dengan sebahagian besar keanggotaan data berada di dalam kluster 1 dengan kod warna hijau, kluster 2-pula kod warna *cyan* dan kluster 3 dengan kod warna merah. Fasa haus normal terdiri dari fasa haus awal (kluster 1) dan haus tetap (kluster 2) serta fasa haus tidak normal adalah fasa kegagalan (kluster 3). Tanda 'x' merupakan kedudukan sentroid akhir bagi setiap kluster. Melalui Jadual 4.7, uji kaji E3 ini telah memilih STD yang minimum melalui persamaan (3.14) iaitu terdapat perubahan secara mendadak dalam jujukan regresinya

Algoritma pengelompokan melalui senarai logik atau pra-syarat telah menguji dan menyaring struktur pengelompokan asal mengikut struktur itu sendiri. Hasil struktur pengelompokan akhir E3 dihasilkan oleh Logik 1 dengan pernyataan logik persamaan (3.16) iaitu Jumlah jarak minimum, TSD_2 DAN ($\wedge$) agihan pengelompokan elemen tersusun secara jujukan kluster menaik, $[x_i < x_n]$. Menurut ujian dengan logik ini, jumlah jarak minimum yang dipilih adalah TSD_2 , di mana hanya hasil struktur pengelompokan kedua sahaja yang akan melalui ujian dan saringan logik seterusnya. Bersamanya adalah syarat logik DAN ($\wedge$) agihan pengelompokan elemen tersusun

secara jujukan kluster menaik, $[x_i < x_n]$. Ujian logik bagi uji kaji E3 ini adalah ringkas, setelah struktur data telah disahkan menepati kesemua isyarat logik yang dilalui, sistem akan memaparkan struktur pengelompokan akhir.

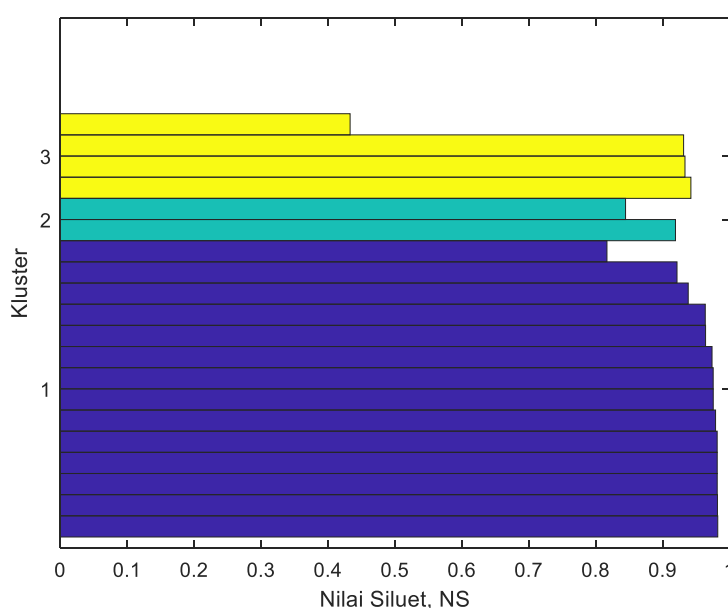


Rajah 4.26 Hasil pengelompokan F-Km untuk uji kaji E3 bagi data univariat.

Melalui pemerhatian taburan pengelompokan data dalam Rajah 4.26 menunjukkan poin data pertama dalam kelompok terakhir (kelompok 3 = Kawasan kegagalan) adalah berkemungkinan sebagai titik peralihan kedua yang memasuki wilayah kegagalan. Taburan data dengan jelas hasil pengelompokan bersetuju untuk memberikan bilangan data yang banyak ke dalam dua kelompok pertama yang mewakili keadaan mata alat yang masih dalam keadaan baik untuk meneruskan pemesinan seperti kajian terdahulu (Li et al. 2017; Yang 2010). Manakala, pekali data yang selebihnya berada dalam kluster 3 iaitu dalam fasa haus kegagalan di mana pekali yang nilainya lebih tinggi berada di penghujung proses pemesinan adalah dalam kuantiti yang kecil dan cenderung berada dalam fasa kegagalan.

Rajah 4.27 menunjukkan plot siluet piawai terubah-suai untuk dipadankan dengan hasil pengelompokan dalam plot taburan data dalam Rajah 4.26. Secara amnya, paparan siluet yang dijana adalah berdasarkan turutan nombor kluster bukan mengikut turutan kedudukan poin data. Paparan turutan bermula dengan mengumpul semua poin-

poin data dari kluster 1, kemudian kluster 2 dan seterusnya diakhiri dengan kluster 3. Lakaran nilai siluet memaparkan hasil pengelompokan yang lebih jelas dari segi penyusunan kluster dan bilangan keanggotaan dalam kluster. Dapat dilihat jumlah data pengelompokan adalah sebanyak 20 bilangan data. Terdapat empat belas (14) poin data telah dikelompokkan ke dalam kluster 1, dua (2) poin data seterusnya dalam kluster 2 dan baki empat (4) poin data berada dalam kluster 3. Susunan data ke dalam kluster adalah menaik secara linear, di mana setiap data secara tersusun dikelompokkan ke dalam setiap kluster mengikut berturutan nombor kluster.



Rajah 4.27 Lakaran siluet bagi pengelompokan data univariat E3

Perkembangan haus mata alat adalah fenomena secara monotonik tetapi tidak linear di mana hubung kait ini meningkat beransur-ansur sehingga mata alat pecah (Mohanraj et al. 2020). Peningkatan ini selaras dengan peningkatan pekali vektor sebagai perwakilan kepada kemerosotan kualiti mata alat ini. Maka, hasil pengelompokan pekali-pekali ini juga perlu dikelompokkan ke dalam kluster secara monotonik. Fungsi objektif F-Km yang utama telah mencapai proses pengelompokan yang menumpu ketika sistem menghitung jumlah jarak minimum poin data dalam kumpulan dengan sentroid terdekat. Tujuan utama kaedah inisialisai F-Km adalah untuk memodelkan taburan kluster, maka kebarangkalian keanggotaan dalam struktur

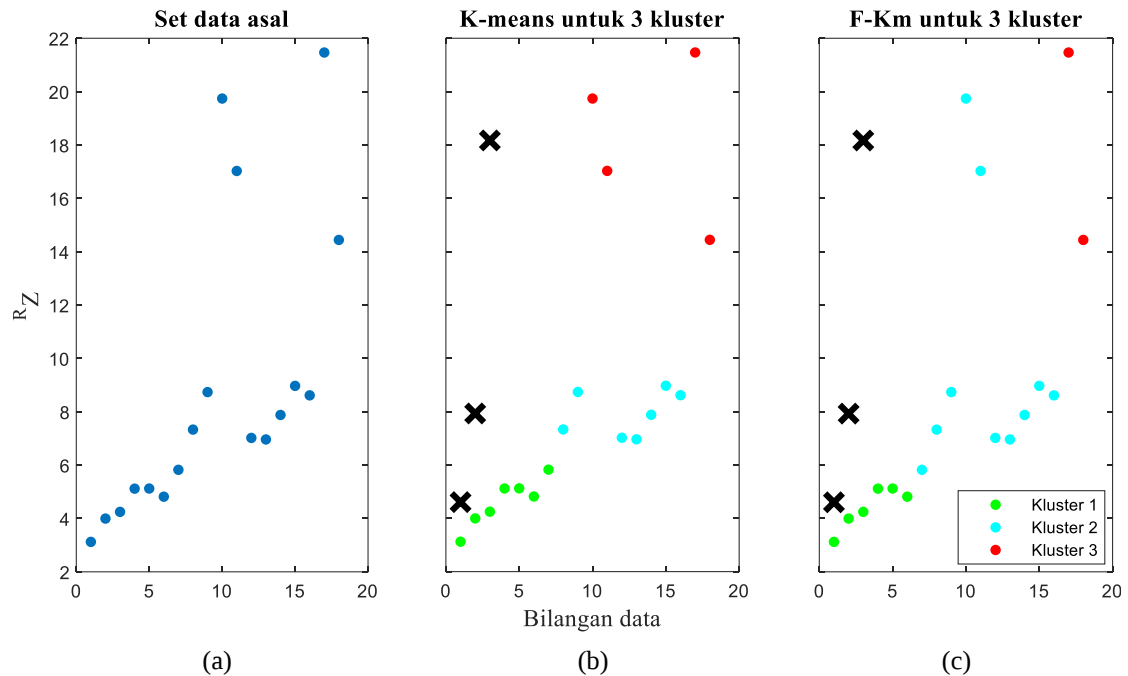
pengelompokan tidak seperti yang diharapkan disebabkan sifat heuristiknya walaupun telah mendapat skor TSD minimum.

Dengan itu, semua hasil struktur organisasi pengelompokan telah di uji di dalam algoritma pengelompokan F-Km sama ada organisasi poin data dalam keadaan tersusun atau pun tidak. Jika struktur poin data yang terkelompok adalah tersusun secara monotonik, maka sistem akan memaparkan hasil pengelompokan akhir seperti dalam Rajah 4.26. Jika struktur organisasi poin data yang dikluster tidak tersusun ke dalam kluster secara monotonik, algoritma F-Km akan menyusun atur semula poin data ke kluster yang relevan secara monotonik mengikut kod-kod arahan yang telah dijelaskan dalam carta alir pembuat keputusan Rajah 3.11 dalam bab sebelum ini.

Bagi mengatasi struktur poin data yang tidak dikelompokan secara tersusun mengikut turutan kluster secara menaik, algoritma pengelompokan F-Km telah dibangunkan bersama dengan sistem yang mempunyai komponen-komponen logik atau dikenali sebagai *clear box* untuk menyusun semula data tersebut dengan mengubah suai kedudukan poin dalam kluster yang relevan. Rajah 4.28 adalah hasil pengelompokan data univariat bagi uji kaji E6. Rajah 4.28(a) menunjukkan data asal, kemudian (b) pengelompokan data tidak dikluster dalam kedudukan kluster yang betul. Jika dilihat pada hasil pengelompokan (b), terdapat dua data di bahagian tengah iaitu poin data 10 dan 11 telah dikluster ke dalam kluster 3. Kedua-dua poin ini sepatutnya dikluster sebagai kluster 2 berdasarkan kedudukannya berada di tengah-tengah taburan data. Gambaran ini memberi anggapan kepada kecekapan sistem yang tidak optimum. Oleh itu, melalui algoritma pengelompokan F-Km, Rajah 4.28(c) menunjukkan hasil susunan semula poin-poin yang dianggap berada dalam kluster yang salah telah diletakkan ke dalam kluster yang relevan.

Hal ini mengesahkan bahawa F-Km adalah algoritma separa terselia yang juga mengandungi pra-klasifikasi untuk mendorong keputusan pengelompokan mengikut ketetapan pengguna terlabel (*user labelled*). Ini bertepatan dengan hasil kajian oleh Kinnunen et al. (2011) yang hanya menggunakan kaedah inisialisasi untuk mendapatkan gambaran awal taburan kluster data, kemudian membina algoritma yang baru untuk tujuan pengelompokan akhir mengikut kesesuaian kajian beliau. Ini adalah kelebihan

pengelompokan K-means yang universal dan boleh mengadaptasi dengan pelbagai jenis sifat data (Fränti & Sieranoja 2019b).



Rajah 4.28 Hasil pengelompokan semula uji kaji E6 oleh F-Km (a) Data asal (b) Pengelompokan data oleh K-means piawai (c) pengelompokan data oleh F-Km

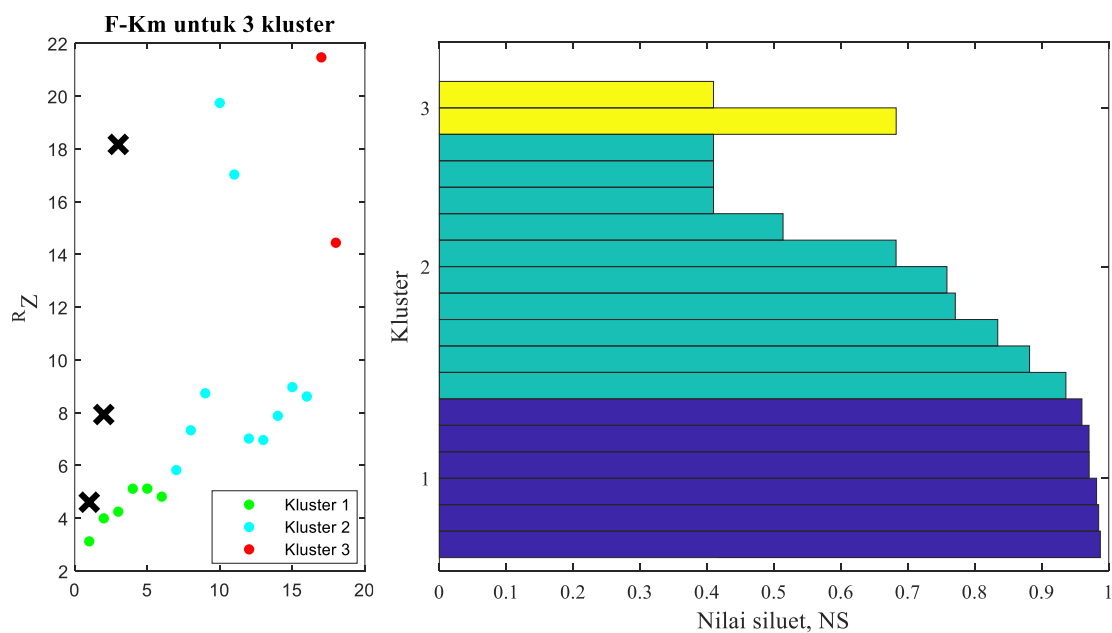
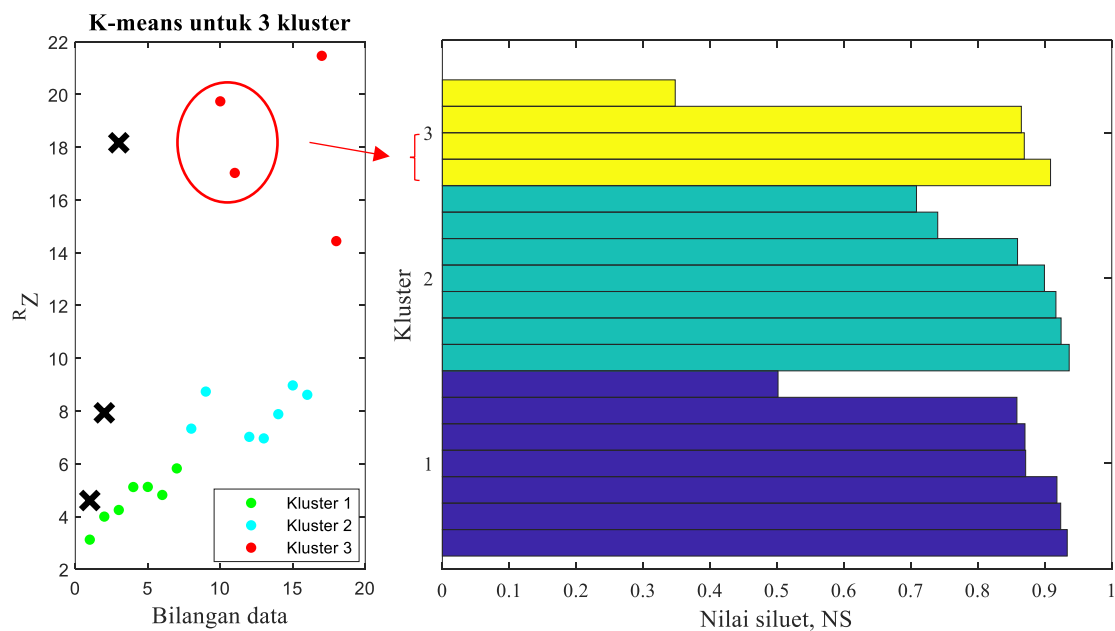
Sementara itu, penstrukturkan kluster memberi kesan kepada nilai siluet piawai yang dijana oleh fungsi sedia ada dalam perisian Matlab memandangkan sistem dibangunkan dalam perisian Matlab dengan menaik taraf fungsi K-means piawai sedia ada. Rentetan pengklusteran semula melalui algoritma pengelompokan F-Km, nilai siluet, NS juga akan terkesan dan berubah di antaranya kepada nilai negatif. Bagi mengatasi kewujudan nilai negatif yang dijana oleh pengiraan siluet piawai, siluet terubah – suai ditambah dalam pengekodan Matlab supaya paparan siluet tidak menunjukkan sebarang nilai negatif seterusnya mengelakkan dari anggapan pengelompokan poin data yang salah. Rajah 4.29 sehingga Rajah 4.32 adalah contoh lakaran siluet dari uji kaji yang mengandungi perubahan pada NS (uji kaji E6) dan mempunyai NS negatif (uji kaji E1) kemudian diubah suai dengan menggantikan kepada positif dan indikator tersebut kepada nilai pekali korelasi ρ . Selain itu, bagi mendapatkan paparan siluet yang seragam, semua nilai siluet yang kurang dari $NS < 0.3$ akan ditukarkan juga kepada pekali korelasi ρ .

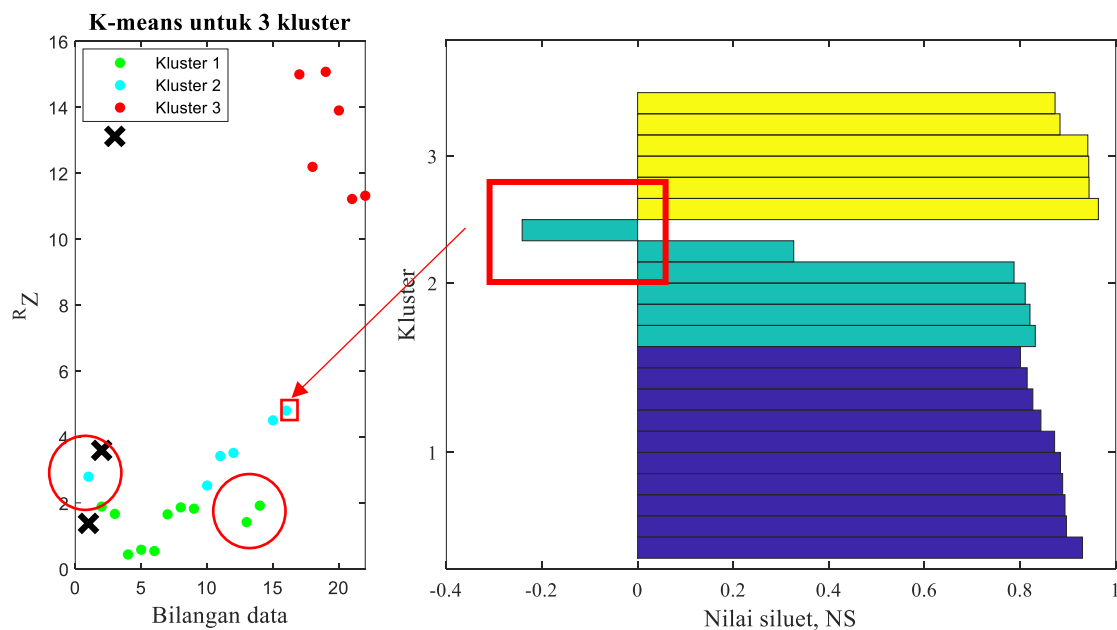
Paparan lakaran siluet dalam Rajah 4.29 dan Rajah 4.31 menunjukkan kewujudan poin data yang tidak dikelompokkan secara tersusun mengikut turutan kluster akan menyebabkan lakaran siluet boleh memberi interpretasi yang salah jika tidak merujuk kepada taburan data beserta kluster itu sendiri. Lakaran siluet akan mengelompok data ke dalam kluster dari poin data yang tidak sepatutnya berada di dalam kluster tersebut. Ini adalah kerana paparan siluet yang dijana adalah berdasarkan turutan nombor kluster bukan mengikut turutan kedudukan poin data. Hasil pengelompokan data uji kaji E6 dalam Rajah 4.29 menunjukkan terdapat dua poin data yang dibulatkan dengan tanda merah berada di tengah-tengah taburan (kluster 2) telah dikluster sebagai kluster 3. Walau bagaimanapun, lakaran siluetnya menunjukkan dua poin data tersebut dilakarkan di hujung bersama-sama dengan poin data kluster 3 yang lain.

Berdasarkan fenomena yang dikaji iaitu perkembangan haus mata alat, paparan siluet pada Rajah 4.30 boleh menyebabkan interpretasi yang kurang tepat sebagaimana taburan kluster yang dihasilkan oleh sistem pengelompokan tersebut. Interpretasi yang kurang tepat seperti menetapkan empat poin data dalam kluster 3 adalah poin data yang berada pada empat kedudukan terakhir dalam taburan pengelompokan data. Anggapan ini adalah tidak selaras dengan hasil pengelompokan yang dijana oleh sistem pengelompokan tersebut. Oleh itu, penyelarasan semula kluster bersama dengan paparan siluetnya oleh algoritma F-Km dapat membantu menyampaikan satu keputusan yang wajar dan seragam.

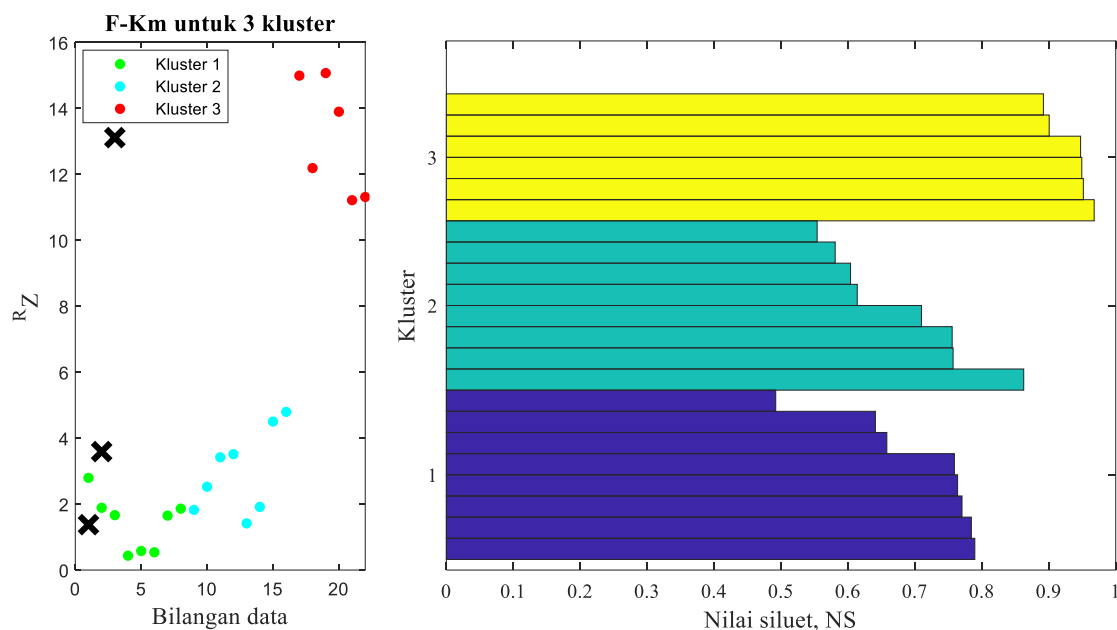
Selain itu, terdapat juga kehadiran *NS* negatif seperti dalam Rajah 4.31 yang telah dipetakkan dengan tanda merah. Pekali siluet negatif itu merujuk kepada titik data yang telah dipetakkan kecil berwarna merah. Menurut analisis asal siluet piawai, poin data itu tidak sepatutnya berada dalam kluster tersebut (Saitta et al. 2008). Siluet negatif kadang-kadang hadir jika titik data berada di awal atau hujung sempadan kluster. Ini adalah kerana titik (siluet negatif) itu berada paling jauh dari sentroid bagi kluster tersebut iaitu kluster 2. Berdasarkan persamaan (2.32), jarak purata titik itu dengan semua titik lain dalam kluster yang sama adalah lebih besar berbanding jarak purata titik itu dengan semua titik dalam kluster terdekat dengan klusternya. Tetapi dengan

penilaian semula siluet terubah-suai mengikut keperluan dalam algoritma K-Fm, perubahan NS ini telah diwajarkan kepada nilai pekali ρ seperti dalam Rajah 4.32





Rajah 4.31 Lakaran siluet piawai dengan NS negatif bagi pengelompokan data univariat E1



Rajah 4.32 Lakaran siluet terubah-suai bagi pengelompokan data univariat E1

Hasil dapatan pengelompokan univariat bagi semua uji kaji sepanjang kajian ini telah berjaya dikelompokkan dalam jumlah tiga kluster atau $K = 3$ dan mengikut turutan kluster sepertimana dalam lengkung haus tiga fasa dengan mencapai jumlah jarak minimum dalam kluster. Selain itu, setiap data hanya diletakkan dalam satu kluster sahaja dan tiada poin data yang mempunyai keanggotaan lebih dari satu kluster

Jadual 4.10 menunjukkan keputusan penuh pengelompokan akhir data univariat. Berdasarkan jadual, terdapat bilangan data setiap uji kaji, jenis algoritma pengelompokan, taburan bilangan data mengikut kluster dan keputusan ujian ketepatan (*accuracy*) bagi keanggotaan yang telah dikelompokan.

Jadual 4.10 Keputusan penuh pengelompokan akhir F-Km bagi data univariat

Uji kaji	<i>n</i>	Algoritma pengelompokan	Kluster 1	Kluster 2	Kluster 3	Ketepatan (%)
E1	22	Logik 4 – pers. (3.26)	8	8	6	50
E2	18	Logik 2 – pers. (3.20)	7	5	6	67
E3	20	Logik 1 – pers. (3.16)	14	2	4	95
E4	17	Logik 2 – pers. (3.18)	8	8	1	82
E5	20	Logik 3 – pers. (3.21)	13	3	4	86
E6	18	Logik 2 – pers. (3.18)	9	6	3	78
E7	22	Logik 1 – pers. (3.15)	12	4	6	77
E8	17	Logik 2 – pers. (3.18)	2	14	1	53
Purata						74

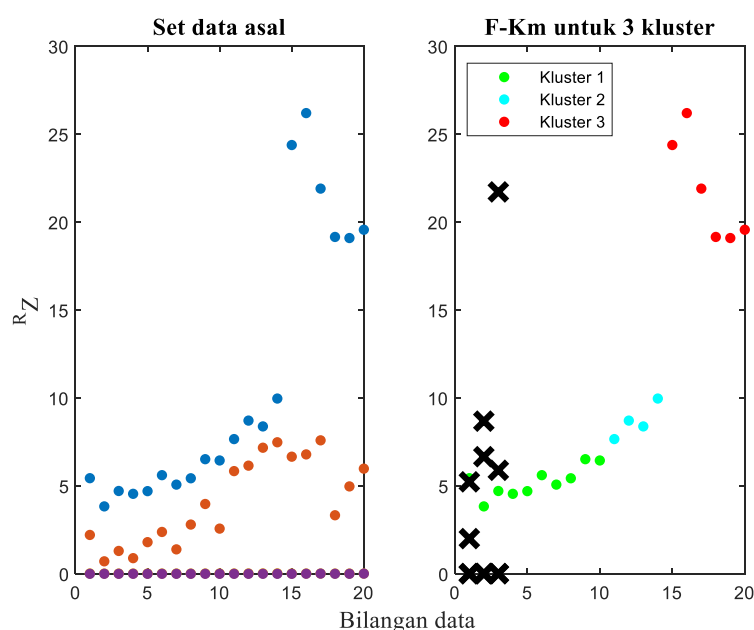
Algoritma pengelompokan telah dijelaskan secara terperinci dalam bab sebelum ini. Hasil keputusan penuh pengelompokan data univariat menunjukkan semua struktur pengelompokan dengan TSD optimum melalui ujian logik dalam algoritma pengelompokan F-Km. Ini juga menunjukkan data pekali Z-rot adalah boleh dipercayai bertepatan dengan pernyataan penyelidik dahulu bahawa ciri-ciri isyarat yang baik adalah subjek kepada integrasi, membuat keputusan, dan boleh diagnosis keadaan mata alat (Jemielniak 2019). Algoritma pengelompokan melalui senarai logik atau pra-syarat telah menguji dan menyaring struktur pengelompokan asal mengikut struktur itu sendiri. Sebagai contoh uji kaji E2, strukturnya telah disaring dengan pra-syarat Logik 2 melalui logik persamaan (3.20). Menurut ujian dengan logik ini jumlah jarak minimum yang dipilih adalah TSD_3 , di mana hanya hasil struktur pengelompokan ketiga akan melalui ujian dan saringan logik seterusnya. Bersamanya adalah syarat logik DAN ($\wedge$) unsur x_1 iaitu poin data pertama dalam taburan mestilah teragih ke dalam kluster satu bersama dengan logik DAN ($\wedge$) seterusnya di mana poin data akhir, x_n pula mestilah teragih ke dalam kluster tiga. Setelah melepasi ujian logik ini, algoritma akan menyusun semula poin-poin data yang dianggap tidak berada dalam kluster yang betul kepada kluster yang relevan mengikut peraturan susunan monotonik fasa haus (Lihat lampiran untuk pengkodan susunan semula poin data). Hasil saringan dan ujian

logik, taburan data mengikut kluster masing-masing telah diperolehi. Berdasarkan taburan tersebut, setiap poin data dikluster hanya pada satu kluster sahaja.

Ujian ketepatan dibuat melalui persamaan (3.27) mengesahkan prestasi pengelompokan F-Km bagi pekali mengikut fasa perkembangan haus mata alat adalah pada tahap yang baik. Terdapat dua uji kaji yang merekodkan peratus ketepatan pengelompokan yang lebih rendah dari keseluruhan uji kaji, iaitu E1 dan E8 dengan ketepatan pengelompokan berdasarkan lengkung haus tiga fasa mata alat masing-masing adalah 50% dan 53%. Ini adalah kerana keadaan pekali data meningkat terlalu sedikit dan hampir mendatar terhadap perubahan haus mata alat antara kluster 1 dan kluster 2. Dapatan ini dipersetujui oleh penyelidik terdahulu yang menyatakan bahawa keadaan haus mata alat yang meningkat secara perlahan-lahan kadang-kadang sukar untuk mendapatkan hasil pengelompokan yang jelas (Xiaoli & Zhejun 1998). Walau bagaimanapun, melalui algoritma pengelompokan F-Km, data masih boleh dikelompokkan dengan baik dan jelas serta terdapat perbezaan yang ketara antara haus normal (kluster 1 dan 2) dengan haus tidak normal (kluster 3). Secara keseluruhan, purata ketepatan pengelompokan mengikut kluster adalah 74%. Semua ciri dapatan pengelompokan bagi keseluruhan uji kaji adalah tetap dan tidak berubah jika diproses berulang-ulang kali.

b. Data Multivariat (Berbilang)

Data berbilang atau multivariat juga dimasukkan sebagai vektor bagi menguji prestasi F-Km dalam pencapaian fungsi objektif optimumnya dan mengkaji hasil pengelompokannya. Seperti data univariat, cara pengelompokan K-means piawai, untuk memastikan bahawa penyelesaian pengelompokan data multivariat mencari persamaan optimum dalam kumpulan dan membezakan data antara kumpulan secara tepat adalah dengan mencuba setiap kemungkinan gabungan ciri yang dikelompokkan (Ismail & Kamel 1989). Situasi ini mengambil masa yang banyak untuk mencapai penyelesaian optimum. Rajah 4.33 menunjukkan hasil pengelompokan data multivariat menggunakan kaedah F-Km.



Rajah 4.33 Hasil pengelompokan F-Km untuk uji kaji E3 bagi data multivariat.

Pemilihan uji kaji E3 adalah untuk membuat perbandingan hasil pengelompokan univariat dan multivariat. Setelah satu iterasi dari satu operasi, jumlah purata jarak minimum, TSD terbaik adalah 76.834 dengan masa pengelompokan 0.006186 saat. Pengiraan sentroid awal dibuat serentak dengan perolehan sentroid matrik 1 x 4 dengan penetapan sentroid awal bagi data multivariat adalah mengikut setiap vektor masukan seperti Jadual 4.11.

Jadual 4.11 Sentroid pengelompokan F-km untuk uji kaji E3 bagi data multivariat.

	$RZ_{daya, masa}$	$RZ_{tork, masa}$	$RZ_{daya, frekuensi}$	$RZ_{tork, frekuensi}$
Sentroid awal	5.4332	2.0496	0.0091475	0.0008725
	10.866	4.0991	0.018295	0.001745
	16.3	6.1487	0.027442	0.0026175
Sentroid akhir	5.2306	2.0017	0.01754	0.00041
	8.6803	6.66	0.023475	0.0005
	21.717	5.8876	0.0161	0.0047667

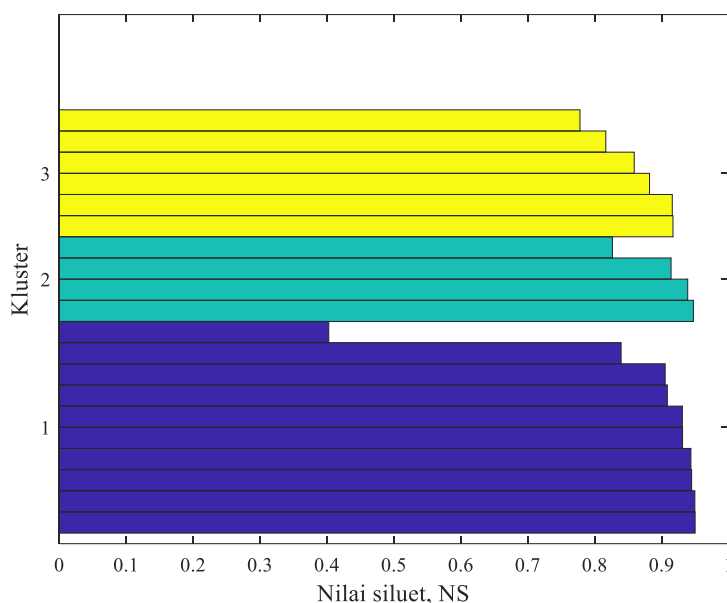
Data multivariat yang tidak berlabel seperti mana data univariat telah dikelompokkan dengan sebahagian besar keanggotaan data berada di dalam kluster 1 (haus awal), kluster 2 (haus tetap) dan kluster 3 (fasa kegagalan) dengan perwakilan kod warna seperti dalam rajah sebelum ini. Berbeza dengan pengelompokan univariat, bilangan tanda 'x' yang banyak merupakan kedudukan sentroid akhir bagi setiap kluster untuk setiap data masukan. Melalui Jadual 4.7, uji kaji multivariat E3 ini telah memilih

STD yang minimum melalui persamaan (3.13) iaitu melihatkan jujukan semua data masukan dalam uji kaji ini meningkat dengan stabil. Kemudian, struktur pengelompokan asal menyelusuri setiap senarai logik atau pra-syarat bagi menguji dan menyaring struktur pengelompokan asalnya. Hasil struktur pengelompokan akhir data multivariat E3 dihasilkan oleh Logik 1 dengan pernyataan logik persamaan (3.15) iaitu jumlah jarak minimum, TSD_1 DAN ($\wedge$) agihan pengelompokan elemen tersusun secara jujukan kluster menaik, $[x_i < x_n]$. Menurut ujian dengan logik ini, jumlah jarak minimum yang dipilih adalah TSD_1 , di mana hanya hasil struktur pengelompokan kedua sahaja yang akan melalui ujian dan saringan logik seterusnya. Bersamanya adalah syarat logik DAN ($\wedge$) agihan pengelompokan elemen tersusun secara jujukan kluster menaik, $[x_i < x_n]$. Ujian logik bagi uji kaji E3 ini adalah ringkas, setelah struktur data telah disahkan menepati kesemua isyarat logik yang dilalui, sistem akan memaparkan struktur pengelompokan akhir.

Melalui pemerhatian taburan pengelompokan data dalam Rajah 4.33, terdapat perbezaan pengelompokan univariat data (Rajah 4.26) dengan multivariat data walaupun dalam uji kaji yang sama iaitu E3. Perbezaan ini adalah disebabkan oleh pertambahan vektor masukan, sistem akan menghasilkan purata TSD setelah sistem menumpu. Vektor masukan mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap hasil pengelompokan (Kapoor & Singhal 2017; Kaufman & Rousseeuw 2009). Selain itu, empat jenis data tersebut mempunyai nilai korelasi yang berbeza, yang mana vektor data yang mempunyai korelasi yang rendah akan mempengaruhi pergerakan keseluruhan poin data. Nilai korelasi ρ mencerminkan seberapa banyak variasi data, oleh itu, semakin besar nilai ρ semakin baik pengelompokan data mengikut turutan kluster yang akan terhasil (Chormunge & Jena 2018).

Sepertimana pengelompokan univariat, pengelompokan multivariat juga dibangunkan dengan lakaran siluet terubah-suai. Rajah 4.34 menunjukkan lakaran siluet terubah-suai uji kaji multivariat E3. Didapati terdapat dua belas (12) poin data dikluster dalam kluster 1, sebanyak empat (4) poin data dalam kluster 2 dan enam (6) poin data dikategorikan sebagai kluster 3. Merujuk kepada pengelompokan univariate (Rajah 4.26) mencadangkan bahawa keadaan mata alat memasuki fasa kegagalan adalah lebih lewat iaitu sebanyak empat poin data terakhir berbanding pengelompokan multivariat

(Rajah 4.34) di mana poin data memasuki fasa kegagalan lebih awal dengan jumlah enam (6) poin data akhir. Susunan data ke dalam kluster adalah menaik secara linear, di mana setiap data secara tersusun dikelompokkan ke dalam setiap kluster mengikut berturutan nombor kluster.



Rajah 4.34 Lakaran siluet bagi pengelompokan data multivariat E3

Jadual 4.12 menunjukkan keputusan penuh pengelompokan akhir data univariat. Berdasarkan jadual, terdapat bilangan data setiap uji kaji, jenis algoritma pengelompokan, taburan bilangan data mengikut kluster dan keputusan ujian ketepatan bagi keanggotaan yang telah dikelompokkan.

Jadual 4.12 Keputusan penuh pengelompokan F-Km bagi data multivariat

Uji kaji & n	n	Algoritma pengelompokan	Wakil Kluster 1	Wakil Kluster 2	Wakil Kluster 3	Ketepatan (%)
E1	88	Logik 1 – pers. (3.15)	14	2	6	77
E2	72	Logik 2 – pers. (3.19)	7	5	6	67
E3	80	Logik 1 – pers. (3.15)	10	4	6	65
E4	68	Logik 1 – pers. (3.17)	8	6	3	65
E5	80	Logik 3 – pers. (3.21)	13	3	4	86
E6	72	Logik 3 – pers. (3.22)	9	6	3	78
E7	88	Logik 2 – pers. (3.19)	14	7	1	91
E8	68	Logik 2 – pers. (3.19)	7	3	7	59
Purata						74

Hasil keputusan penuh pengelompokan data multivariat menunjukkan semua struktur pengelompokan menggunakan data pekali Z-rot dapat menghasilkan TSD optimum melalui ujian logik dalam algoritma pengelompokan F-Km. Hasil dari pengelompokan univariate dan multivarita, menunjukkan purata ketepatan adalah sama dengan peratusan 74% kerana ciri data masukan seperti struktur atau sifat data serta korelasi yang hampir serupa. Selain itu, data yang mempunyai ciri penting yang istimewa membantu algoritma pengelompokan F-Km untuk pembuat keputusan yang lebih fleksibel berbanding data yang meningkar beransur-ansur tanpa ciri yang spesifik. Keputusan data univariat dengan multivariat mencapai prestasi pengelompokan yang hampir sama.

Ini adalah bertepatan dengan anggapan penyelidik terdahulu menyatakan pengkajian semula penggunaan penderia yang banyak atau hibrid jika penderia adalah boleh dipercayai dan dapat menyampaikan isyarat yang mengandungi ciri-ciri penting tentang perkara yang dikaji untuk mengelakkan pertambahan penggunaan ruang dan kos (Painuli et al. 2014). Menurut Abellan-Nebot & Romero Subirón (2010) tinjauan mereka tentang sistem pemantauan isyarat pemesinan berdasarkan model proses kecerdasan buatan menyatakan peratus paling tinggi iaitu 42.4% isyarat pemesinan dari komponen daya. Namun menurut Bombiński et al. (2016) pengesanan pemotongan harus berdasarkan lebih daripada satu isyarat, dan lebih daripada satu ciri isyarat. Ini adalah kerana magnitud isyarat mungkin akan turun naik semasa pemotongan udara atau bahkan menjadi negatif semasa pemotongan kerana gandingan silang yang kompleks di antara arah sensitif penderia.

4.4.4 Perbandingan Keputusan Pengelompokan F-Km dengan K-means Piawai dan K-mean++

Manurut cadangan Jain et al. (2010), perbandingan antara pengelompokan dilaksanakan berdasarkan perbezaan yang jelas antara kaedah pengelompokan dan algoritma pengelompokan. Kaedah pengelompokan adalah merujuk kepada fungsi objektif, manakala algoritma pengelompokan pula adalah proses mengoptimum struktur pengelompokan. Dengan panduan begini, perbezaan antara pengelompokan yang lain dapat dibuat dengan lebih jelas tanpa membuat kesimpulan yang salah (Fränti & Sieranoja 2019b).

a. Kaedah Pengelompokan

Jadual 4.13 dan Jadual 4.14 menunjukkan dapatan keseluruhan TSD bagi melalui proses seribu (1000) replikasi dalam pengelompokan K-means++. Melalui K-means++ adalah cara terpantas bagi mendapatkan pemerhatian keseluruhan bagi semua nilai TSD yang mungkin. Ini adalah K-means++ memulakan sentroid secara rawak tetapi bersasar rujuk persamaan (2.30) pada permulaannya, kemudian konsep pengiraan diulang (replikasi) sehingga sentroid awal kluster ditemui (Arthur & Vassilvitskii 2007). Dapat dilihat dalam kedua-dua jadual dibawah menunjukkan replikasi K-means++ dengan jumlah replikasi yang sesuai akan sentiasa menemukan nilai TSD_{km++} yang optimum.

Jadual 4.13 Dapatan TSD melalui 1000 replikasi K-means++ data univariate

Jumlah tugas	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8
1	*22.9809	28.4492	54.4354	276.8	26.141	37.63	19.6361	33.8176
2	27.2962	20.3973	56.9713	95.5332	*23.6099	52.5893	19.4591	33.0287
3	23.1475	37.6996	50.1146	127.186		57.7769	25.5532	31.305
4	23.2848	20.138	52.5635	278.184		56.3727	24.6048	100.403
5		19.2768	58.4192			64.8768	28.1135	99.6586
6		21.567						91.7115

Jadual 4.14 Dapatan TSD melalui 1000 replikasi K-means++ data multivariate

Jumlah tugas	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8
1	61.8616	26.7211	132.396	423.274	70.8783	280.814	*81.6317	333.993
2	58.6476	23.1424	129.337	466.035	75.3074	269.326	84.0629	349.866
3	57.5730	27.8572	76.8341	479.117		290.944	88.2731	551.214
4	61.1733	29.6343		479.513		168.628	91.1265	609.492
5	84.6997	33.8440				264.961	93.9722	613.360
6		34.3086				280.455	95.8312	
7							98.2756	

Dengan masih merujuk kepada jadual, semua dapatan TSD_{F-Km} bagi F-Km adalah yang ditandakan dengan fon aksara tebal. Manakala bagi K-means piawai pula, semua dapatan TSD di dalam jadual adalah kemungkinan TSDnya pada satu-satu masa tugas. Perolehan TSD yang berbeza-beza oleh K-means piawai adalah disebabkan kebergantungan penuh pengelompokan ini kepada inisialisasi rawaknya. Ini jelas dapat dilihat jika inisialisai yang lemah iaitu permulaan sentroid awal berada jauh dari poin-poin data, fungsi objektif optimum sukar dicapai. Iterasi sistem akan berada dan tersangkut ke tahap minimum yang sangat rendah (Fränti & Sieranoja 2019b; Li et al.

2017). Walau bagaimanapun, limitasi utama K-means adalah, ia sangat sukar untuk mencapai lokasi sentroid yang optimum secara keseluruhan.

Seterusnya, terdapat uji kaji yang mana F-Km mencapai fungsi objektif skor TSD_{F-Km} lebih besar dari dapatan keseluruhan iaitu uji kaji iaitu E5 dan bagi data univariat dan satu uji kaji E7 bagi data multivariat. Sebagai contoh, pada uji kaji univariat E5, skor $TSD_{F-Km, E5} = 26.141$ berbanding $TSD_{optimum, E5} = 23.6099$. Manakala bagi uji kaji multivariat E7, skor $TSD_{F-Km, E7} = 88.2731$ berbanding $TSD_{optimum, E7} = 81.6317$. Walau bagaimanapun, perbezaan skor TSD_{F-Km} tidak begitu ketara dengan skor $TSD_{optimum}$. Ini adalah kerana, selain mencapai fungsi objektif optimum, tujuan utama kajian ini adalah untuk mendapatkan hasil pengelompokan tunggal dan tetap.

Dapatan pengelompokan tunggal ini tidak akan boleh diperolehi dari K-means piawai mahupun K-means++ (walaupun ia sentiasa menemui optimum) kerana pemilihan sentorid awal dibuat secara rawak. (selanjutnya akan dibincangkan pada sub topik seterusnya). Tambahan pula, menurut Fränti & Sieranoja (2019), pencarian fungsi objektif yang optimum tidak selalu signifikan dalam proses pengelompokan, seperti dalam bidang pengecaman corak (*pattern recognition*), matlamat utama adalah untuk mendapat gambaran dan taburan data awal, kemudian proses pengelompokan yang lebih kompleks akan dilaksanakan mengikut kehendak objektif sesuatu kajian (Kinnunen et al. 2011). Hal ini menyatakan bahawa dapatan fungsi objektif yang minimum tidak semestinya akan menghasilkan hasil pengelompokan yang betul berdasarkan keperluan kajian.

Jadual 4.15 dan Jadual 4.16 menunjukkan perbandingan analisis ralat kepersisan untuk keseluruhan prestasi bagi K-means piawai dan F-Km bagi kedua-dua data univariat dan multivariat. Ujian ini berdasarkan kepersisan dapatan TSD_{min} bagi K-means piawai dan F-Km pada setiap kali sistem melakukan proses pengelompokan untuk mencapai fungsi objektif yang minimum. Prestasi keseluruhan K-means untuk mencapai fungsi objektif optimum bagi kajian ini masing-masing adalah sebanyak 59.39% bagi data univariat dan 73.78% bagi data multivariat. Manakala, prestasi keseluruhan K-means untuk mencapai fungsi objektif optimum bagi kajian ini masing-masing adalah sebanyak 99.28% bagi data univariat dan 99.49% bagi data multivariat.

Jadual 4.15 Perbandingan prestasi fungsi objektif pengelompokan data univariat

	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	Ralat (%)
Ralat K-m	5.21	30.69	8.75	103.52	5.36	43.10	20.63	107.59	40.61
Ralat F-Km	0.36	0	0	0	5.36	0	0	0	0.072

Jadual 4.16 Perbandingan prestasi fungsi objektif pengelompokan data multivariat

	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	Ralat (%)
Ralat K-m	12.54	26.40	46.88	9.15	3.12	53.70	10.81	47.18	26.22
Ralat F-Km	0	0	0	0	0	0	4.07	0	0.051

b. Algoritma Pengelompokan

Jadual 4.17 menunjukkan perbandingan keputusan penuh struktur pengelompokan dan peratus ketahanan bagi K-means, K-means++ dan F-Km. jelas dalam perbandingan tersebut K-means piawai menghasilkan lebih banyak tugas untuk mendapatkan hasil pengelompokan yang sesuai. Berdasarkan bilangan kluster, anggaran satu tugas akan menghasilkan 3 kebarangkalian struktur pengelompokan yang berbeza.

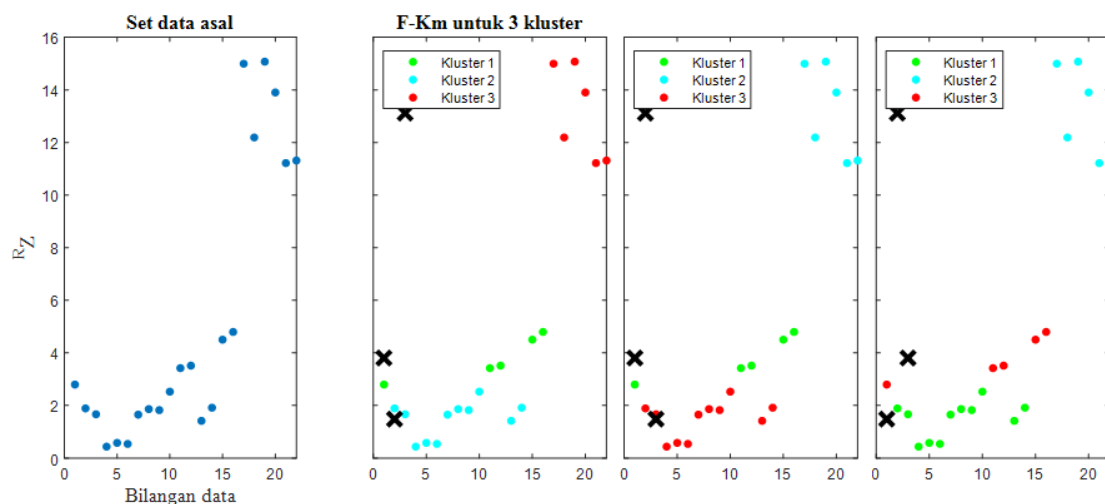
Jadual 4.17 Perbandingan pengelompokan K-means, K-means++ dan F-Km (univariat)

	Struktur K-means (uni)	Ketahanan (%)	Struktur K-means (multi)	Ketahanan (%)	Struktur K-m++ (%)	Struktur F-Km (%)
E1	3*(4)	8.33	3*(5)	6.67	3 (33.33)	1 (100)
E2	3*(6)	5.56	3*(6)	5.56		
E3	3*(5)	6.67	3*(3)	11.11		
E4	3*(4)	8.33	3*(4)	8.33		
E5	3*(2)	16.67	3*(2)	16.67		
E6	3*(5)	6.67	3*(6)	5.56		
E7	3*(5)	6.67	3*(7)	4.76		
E8	3*(6)	5.56	3*(5)	6.67		

Menurut Jadual 4.17, uji kaji bagi data univariat menunjukkan E2 dan E8 perlu mendapatkan sekurang-kurangnya enam (6) tugas untuk mendapatkan keputusan struktur pengelompokan yang menyeluruh. Diikuti dengan E3, E6 dan E7 sebanyak lima (5) tugas, kemudian E1 dan E4 sebanyak empat (4) tugas dan E5 merekod penugasan paling minimum iaitu sebanyak dua (2) tugas. Setiap tugas yang diperolehi mempunyai nilai TSD yang berbeza-beza, oleh itu struktur pengelompokan

juga adalah tidak sama mengikut TSD yang diperolehi. Hasil pengelompokan K-means piawai yang paling banyak telah diperolehi adalah dari tugas terbanyak iaitu 6 didarabkan dengan 3 iaitu bilangan kluster bersamaan dengan lapan belas (18) jumlah anggaran struktur pengelompokan (E2, E6 dan E7). Hal ini juga berlaku bagi semua uji kaji pengelompokan data multivariat. Oleh itu, ketahanan K-means untuk mampu menghasilkan nisbah kejadian atau hasil pengelompokan yang sama adalah sangat rendah. Uji kaji E5 bagi kedua-dua jenis data menghasilkan peratus ketahanan yang tinggi iaitu sebanyak 16.67%.

Rajah 4.35 menunjukkan contoh pengelompokan K-means berubah dengan bilangan kluster, K dengan TSD optimum. Walaupun nilai TSD nya adalah sama, tetapi disebabkan oleh K-means memilih sentroid awalnya secara rawak maka hasil pengelompokan akan berbeza mengikut bilangan K .



Rajah 4.35 Contoh antara tugas yang dijana berubah dengan K pada TSD = 22.981

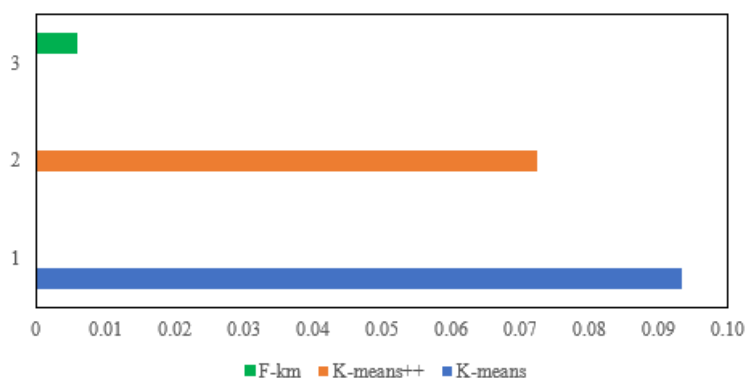
Manakala bagi K-means++ pula, gelung replikasinya membolehkan sistem ini mencapai penumpuan dengan TSD yang optimum dalam setiap tugas (Arthur & Vassilvitskii 2007). Namun, sifat heuristik dalam pemilihan sentroid awal secara rawaknya menyebabkan K-means++ juga menghasilkan satu penyelesaian dalam setiap tugas. Berdasarkan penetapan jumlah K di awal proses, semua proses pengelompokan oleh K-means++ menghasilkan maksimum sebanyak tiga (3) jumlah struktur pengelompokan. Dengan itu, K-means++ mempunyai peluang sebanyak 33.33% kebarangkalian untuk menghasilkan pengelompokan yang sama setiap kali sistem ini

membuat pengujian data. Walau bagaimanapun, ia tertakhluk kepada penetapan bilangan replikasi yang sesuai agar dapat merangkumi semua kemungkinan nilai TSD yang ada. Jika bilangan replikasi terlalu rendah, kemungkinan beberapa TSD akan tidak diperolehi, tetapi jika terlalu banyak, maka penambahan pada kompleks masa.

Seterusnya, bagi F-Km pula, bilangan struktur pengelompokan yang terhasil adalah tunggal dan tetap dan tidak berubah dengan bilangan kluster. Ini adalah kerana kaedah inisialisai yang diadaptasi dalam teknik pengelompokannya. Maka, pengukuran ketahanan sistem terhadap nisbah kejadian dapat dicapai 100%.

c. Kompleks Masa

Kebanyakan penyelidik menganggap pengulangan (*repeat*) itu sebagai salah satu kaedah peningkatan kepada k-mean, namun ia jelas meningkatkan masa dan kos pemprosesan (Fränti & Sieranoja 2019b). Manakala, K-means++ dengan bilangan iterasi yang sesuai akan memperoleh hasil akhir jumlah jarak minimum tetapi dengan struktur pengelompokan yang berbeza. K-means++ telah diuji melalui bilangan replikasi yang banyak dan berakhir dengan jarak TSD minimum. F-Km mempunyai fungsi optimum yang serupa dengan untuk semua ujian dengan K-means++. Namun begitu, K-means++ menghasilkan pengelompokan dengan masa yang lebih, dan bergantung pada berapa banyak replikasi yang ditetapkan untuk mencari TSD yang optimum. Setersunya, semakin tinggi jumlah replikasi yang ditetapkan, jumlah iterasi sistem juga bertambah lalu mempengaruhi kecekapan masa. Rajah 4.36 menunjukkan perbandingan masa antara K-means piawai, K-mean++ dan F-Km.



Rajah 4.36 Perbandingan masa pengelompokan

Perbandingan masa adalah dengan mencari purata bagi semua hasil pengelompokan yang mungkin bagi K-means. Manakala, rekod masa K-mean++ dihitung dengan jumlah masa mengelompok terhadap bilangan repetisi yang wajar. Jelas dalam rajah perbandingan masa, F-km berupaya mengelompok data pekali yang berubah terhadap haus mata alat dengan masa yang minimum berbanding K-means++. Ini kerana K-means++ perlu melakukan perhitungan dalam beberapa replikasi untuk pengelompokan dan seterusnya meningkatkan jumlah iterasi dan menyebabkan menambah kerumitan pada waktu. Walaupun, K-means++ mengelompok data dan mencapai TSD yang optimum F-Km, tetapi dengan penglibatan masa yang masih tinggi. K-means piawai adalah linear terhadap masa di mana pengelompokan menghasilkan hasil yang berbeza untuk setiap tugas mendorong kepada komplikasi masa yang lebih rumit (Zhao et al. 2018).

4.5 PENENTUAN TITIK PERALIHAN FASA HAUS KEDUA (STP)

K-means adalah teknik politetik yang tidak mempunyai atribut tunggal untuk memandu sesuatu unsur atau poin data ke dalam kelompok (Batagelj et al. 2006). Secara tradisinya, setiap poin akan diarahkan secara terus oleh sentroid yang dipilih secara rawak oleh sistem pengelompokan. Fungsi objektif mengenai penyemaian di F-Km telah menjadi faktor utama dalam menentukan pengelompokan yang diinginkan untuk setiap poin ke sentroidnya terdekat dengan menghasilkan keputusan pengelompokan yang muktamad.

4.5.1 STP Hasil dari Data Univariat

Tingkah laku fungsi objektif dipengaruhi oleh pemilihan sentroid awal yang dihitung pada awal proses selaras dengan andaian hipotesis F-Km. F-Km adalah algoritma semi terselia telah mengelompok data mengikut kategori melalui pra-klasifikasi yang memenuhi keperluan algoritma. Oleh itu, Jadual 4.18 menunjukkan contoh hasil pengelompokan data univariat melalui proses partisian dengan kaedah penyemaian sentroid awal bagi set uji kaji E5.

Jadual 4.18 memaparkan hasil pengelompokan akhir E3 bersama dengan struktur kluster oleh F-Km dipadankan dengan haus rusuk mata alat yang telah direkodkan. Menurut lengkung haus tiga fasa, ia terdiri daripada kawasan normal (haus

awal), $VB = 0 - 0.1$ mm, kawasan abnormal sederhana (haus mantap), $VB = 0.1 - 0.25$ mm, dan kawasan abnormal kritikal (kegagalan), $VB = 0.25 - 0.30$ mm. Contoh uji kaji E3, misalnya, pekali data telah berjaya dikelompokkan mengikut kawasan fasa haus hampir sama seperti lengkung haus tiga fasa tersebut.

Jadual 4.18 Contoh keputusan pengelompokan F-Km univariat (E5) mengikut VB

Fasa haus sebenar	$RZ_{daya, masa}$	Kluster	Haus. VB mm
Haus awal	5.4373	1	0.011
	3.8334	1	0.032
	4.7098	1	0.033
	4.5483	1	0.034
	4.701	1	0.045
	5.6092	1	0.045
	5.0719	1	0.046
	5.4326	1	0.056
	6.5179	1	0.056
	6.4449	1	0.056
	7.6609	1	0.069
	8.7124	1	0.069
	8.3814	1	0.096
	9.9665	1	0.096
Haus mantap (normal)	24.3832	2	0.127
	26.1988	2	0.161
	21.9043	3	0.213
Fasa kegagalan	19.1559	3	0.261
	19.0941	3	0.279
	19.5654	3	0.298

Kluster 1 dikenali sebagai fasa haus awal di mana F-Km telah mengelompokkan poin data pada kadar VB dari 0 hingga 0.096 mm iaitu pekali berada antara $5.4373 < RZ < 9.9665$. Diikuti oleh kluster 2 iaitu fasa haus mantap dengan julat VB dari 0.097 hingga 0.161 mm. Manakala, pengelompokan pekali kluster 3 sekitar $19.1559 < RZ < 19.5654$ iaitu kluster terakhir atau fasa kegagalan bermula selepas VB melebihi 0.213 mm sehingga mencapai lebih $VB = 0.3$ mm. Dapatan julat lebar haus rusuk ini mengikut fasa lengkung normal adalah seperti yang dicadangkan oleh Wang et al. (2013).

Jadual 4.19 menunjukkan nilai titik peralihan fasa haus kedua (*second transition point* – STP) yang diperolehi hasil dari pengelompokan pekali berdasarkan peningkatannya terhadap perkembangan mata alat. Dapatan kedudukan STP bagi pengelompokan data univariat menunjukkan corak perubahan yang ketara antara uji kaji. Parameter (rujuk Jadual 2.3) uji kaji (E2, E4, E6 dan E8) dengan kedalaman

pemotongan yang besar ($a_e = 0.6$ mm) telah mencapai STP dengan lebih cepat dan pada kadar haus yang lebih besar berbanding dengan uji kaji (E1, E3, E5 dan E7) yang mempunyai kedalaman pemotongan yang lebih kecil ($a_e = 0.4$ mm). Sebagai contoh uji kaji E1 mencapai ramalam STP pada masa $T_{E1} = 20.72$ min berbanding uji kaji E2 pada mada $T_{E2} = 16.96$ min. Ini adalah kerana, pemesinan dengan kedalaman pemotongan yang lebih kecil cenderung mengambil masa yang lebih lama untuk menghampiri STP. Tetapi, saiz pinggir mata alat yang direkodkan ketika STP adalah lebih kecil ($VB_{STP,E1} = .111$ mm, $VB_{STP,E3} = 0.213$ mm dan $VB_{STP,E5} = 0.217$ mm) dari yang dicadangkan iaitu $VB < 0.25$ mm (Cho et al. 2010) berbanding pemesinan pada kedalaman yang lebih dalam seperti E2 dan E6 dengan VB masing-masing ketika STP adalah 0.196 mm dan 0.264 mm.

Jadual 4.19 Dapatan pengelompokan F-Km dengan STP setiap set uji kaji univariat

Uji kaji	n	Masa Pemesinan (T min)	Haus normal (Kluster 1 & 2)	Haus tak normal (kluster 3)	VB_{STP} (mm)	T_{STP} (min)	Ketepatan (%)
E1	22	27.00	16	6	0.111	20.72	87
E2	18	24.49	12	6	0.196	16.96	78
E3	20	13.50	16	4	0.213	11.62	95
E4	17	10.99	16	1	0.3	10.99	88
E5	20	14.40	17	4	0.217	11.72	95
E6	18	12.39	16	2	0.264	11.72	94
E7	22	7.20	16	6	0.138	5.53	86
E8	17	5.53	16	1	0.3	5.53	94
Purata					0.217	11.12	90

Peningkatan kedalaman pemotongan adalah di antara faktor yang mempengaruhi hayat mata alat selain halaju pemotongan dan kadar suapan (Groover 2012; Rakesh & Datta 2019). Namun, menurut Groover (2012) faktor kelajuan pemotongan adalah yang paling banyak mempengaruhi jangka hayat mata alat. Ini dapat dilihat pada dapatan kedudukan STP juga meningkat dengan pertambahan halaju pemotongan, menunjukkan STP dicapai lebih cepat dengan peningkatan kadar halaju pemotongan (Ibrahim et al. 2017). Sebagai contoh uji kaji E2 (parameter pemesinan: $v_c = 200$ mm/min, $f_z = 0.1$ mm, $a_e = 0.6$ mm) dan E6 (parameter pemesinan: $v_c = 375$ mm/min, $f_z = 0.1$ mm, $a_e = 0.6$ mm) hanya berbeza pada kadar halaju pemotongan sahaja, tetapi dapatan STP hasil dari pengelompokan F-Km menunjukkan uji kaji E2 mencapai peralihan pada kadar $VB_{STP, E2} = 0.196$ mm, berbeza dengan E6 dengan kadar $VB_{STP, E6} = 0.264$ mm. Di samping itu peningkatan kadar suapan ketika pemesinan juga

mempengaruhi kadar lebar haus rusuk pada pinggir mata alat (Sarhan 2015). Oleh itu, VB_{STP} juga bertambah dengan peningkatan kadar suapan ketika pemesinan pada halaju pemotongan yang lebih rendah tetapi tidak ketara dalam pemesinan berkelajuan yang lebih tinggi. Didapati dua uji kaji yang memperoleh STP di penghujung poin pemesinan iaitu $VB_{STP} = 0.3$ mm bagi E4 dan E8 dalam pengelompokan data univariate adalah anggaran pengelompokan F-Km dan cara pengekodannya, namun kedudukan STP mungkin adalah lebih awal dari yang diramalkan.

Uji kaji E3, E5, E6 dan E8 mencatat peratus ketepatan yang tertinggi dengan masing-masing adalah 95%, 95%, 94% dan 94%. Ujian ketepatan adalah menilai kecekapan pengelompokan F-Km terhadap data dalam pempartisian antara keadaan mata alat dalam haus normal dan haus tak normal atau dalam fasa kegagalan. Secara puratanya, ketepatan algoritma F-Km merekodkan pencapaian sebanyak 90%. Manakala, Purata lebar haus mata alat ketika STP adalah, $VB_{STP} = 0.217$ mm dengan purata masa mata alat menghampiri STP adalah $T_{STP} = 11.12$ min. Berdasarkan fenomena tersebut, jangka hayat mata alat yang ideal tidak boleh mencapai atau melebihi fasa haus pantas iaitu fasa kegagalan. di mana kadar haus rusuk, VB yang wajar untuk meneruskan pemesinan berada di bawah 0.250 mm (Ji et al. 2017).

4.5.2 STP Hasil dari Data Multivariat

Pengelompokan multivariat pula yang terdiri daripada empat vektor masukan menghasilkan kluster kelompok yang berbeza dari hasil univariatnya. Jadual 4.20 menunjukkan hasil pengelompokan F-Km bagi multivariat uji kaji E5. Pekali-pekal data uji kaji E3 (pekali komponen daya dalam domain masa dan frekuensi serta pekali daya tork dalam domain masa dan frekuensi) telah berjaya dikelompokkan mengikut kawasan fasa haus hampir sama seperti lengkung haus tiga fasa tersebut. F-Km telah mengelompokkan poin data dalam kluster 1 pada kadar VB dari 0 hingga 0.056 mm. Diikuti oleh kluster 2 iaitu fasa haus mantap dengan julat VB dari 0.069 hingga 0.096 mm. Manakala, pengelompokan pekali kluster 3 bermula pada $VB = 0.127$ mm sehingga mencapai lebih $VB = 0.3$ mm. Perbezaan julat lebar haus rusuk dalam pengelompokan pekali berdasarkan fasa haus rusuk adalah dipersetujui oleh Li et al. (2017).

Jadual 4.20 Contoh keputusan pengelompokan F-Km multivariat (E5) mengikut VB

Fasa haus sebenar	Pekali	Kluster	Haus. VB mm
Haus awal (normal)		1	0.011
		1	0.032
		1	0.033
		1	0.034
		1	0.045
		1	0.045
		1	0.046
		1	0.056
	$RZ_{daya\ tiga\ paksi,\ masa}$	1	0.056
	$RZ_{daya\ tiga\ paksi,\ frekuesni}$	1	0.056
	$RZ_{tork,\ masa}$	2	0.069
	$RZ_{tork,\ frekuensi}$	2	0.069
		2	0.096
		2	0.096
Haus mantap (normal)		3	0.127
		3	0.161
		3	0.213
Fasa kegagalan		3	0.261
		3	0.279
		3	0.298

Dapatan kedudukan STP bagi pengelompokan data multivariat dalam Jadual 4.21 menunjukkan corak yang hampir serupa dengan pengelompokan data univariat (Jadual 4.19). Kenaikan haus mata alat pada STP juga dilihat meningkat dengan cepat kerana pertambahan kedalaman pemotongan ($a_e = 0.6$ mm) dan pada kadar haus yang lebih besar berbanding uji kaji yang mempunyai kedalaman pemotongan yang lebih kecil ($a_e = 0.4$ mm)

Jadual 4.21 Dapatan pengelompokan F-Km dengan STP setiap set uji kaji multivariat

Uji kaji	<i>n</i>	Masa Pemesinan (<i>T</i> min)	Haus normal (Kluster 1 & 2)	Haus tak normal (kluster 3)	<i>VB_{STP}</i> (mm)	<i>T_{STP}</i> (min)	Ketepatan (%)
E1	88	27.00	16	6	0.111	20.72	86
E2	72	24.49	12	6	0.196	16.96	78
E3	80	13.50	14	6	0.127	10.36	85
E4	68	10.99	10	7	0.199	7.22	82
E5	80	14.40	16	4	0.217	11.72	95
E6	72	12.39	16	2	0.264	11.72	94
E7	88	7.20	21	1	0.3	6.87	91
E8	68	5.53	10	7	0.178	3.52	71
Purata					0.200	11.14	85

Sebagai contoh uji kaji E3 mencapai ramalan STP pada masa $T_{E3} = 10.36$ min berbanding uji kaji E4 pada masa $T_{E4} = 7.22$ min. Ini adalah kerana, pemesinan dengan

kedalaman pemotongan yang lebih kecil cenderung mengambil masa yang lebih lama (Groover 2012; Rakesh & Datta 2019) untuk menghampiri STP dengan saiz pinggir mata alat yang lebih kecil dari yang dicadangkan iaitu $VB < 0.25$ mm (Cho et al. 2010) berbanding pemesinan pada kedalaman yang lebih dalam seperti E2, E4 dan E6 dengan masing-masing VB ketika STP adalah 0.196 mm, 0.199 mm dan 0.264 mm. Selain itu, STP dicapai lebih cepat dengan peningkatan (Ibrahim et al. 2017). Sebagai contoh perbezaan peningkatan kadar halaju pemotongan dalam uji kaji E2 (parameter pemesinan: $v_c = 200$ mm/min, $f_z = 0.1$ mm, $a_e = 0.6$ mm) dan E6 (parameter pemesinan: $v_c = 375$ mm/min, $f_z = 0.1$ mm, $a_e = 0.6$ mm) merekodkan peralihan pada kadar $VB_{STP, E4} = 0.196$ mm, berbeza dengan E5 dengan kadar $VB_{STP, E6} = 0.217$ mm.

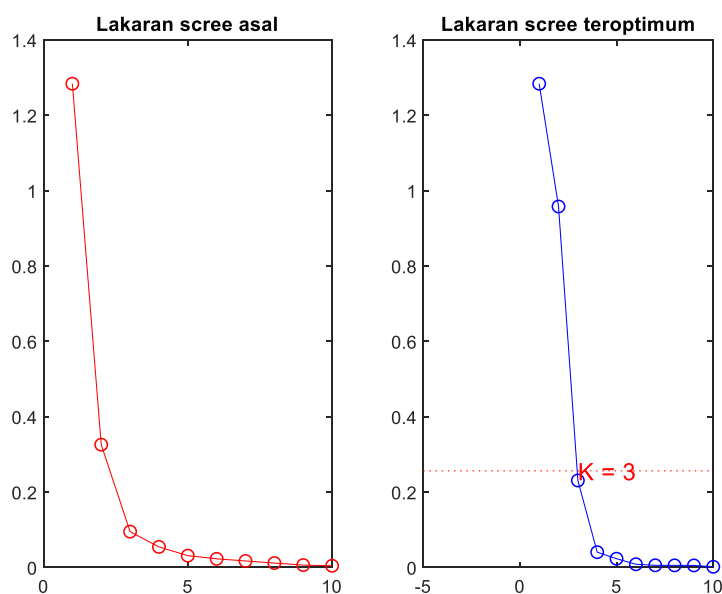
Sebagaimana pengelompokan univariat, peningkatan kadar suapan ketika pemesinan juga mempengaruhi lebar haus rusuk pada STP lebih ketara pada pemesinan dengan halaju pemotongan yang lebih rendah (E1 hingga E4) berbanding pemesinan berhalaju pemotongan yang lebih tinggi (E5 hingga E8). Terdapat satu uji kaji yang memperoleh STP di penghujung poin pemesinan iaitu $VB_{STP} = 0.3$ mm iaitu E7. Uji kaji E5, E6 dan E7 mencatat peratus ketepatan yang tertinggi dengan masing adalah 95%, 94% dan 91%. Hasil ujian ketepatan dalam pengelompokan F-Km bagi data multivariat secara puratanya sebanyak 85% kecekapan pempartisian F-Km antara keadaan mata alat dalam haus normal dan haus tak normal atau dalam fasa kegagalan. Manakala, Purata lebar haus mata alat ketika STP adalah, $VB_{STP} = 0.200$ mm dengan purata masa mata alat menghampiri STP adalah $T_{STP} = 11.14$ min.

Didapati bahawa, kedua-dua jenis data telah dapat mengecam titik persilangan kedua fasa dengan purata $VB_{STP} = 0.221$ mm iaitu keadaan paling optimum dan ideal untuk memberhentikan proses pemesinan sebelum mata alat pecah dengan cepat (Ji et al. 2017). Ini adalah kerana lebar haus rusuk maksimum (VB) dalam fasa normal dan stabil ialah sebelum 0.250 mm (Ji et al. 2017). proses pengelompokan yang dibangunkan dengan kaedah inisialisasi dalam F-Km separa terselia dengan pekali Z-rot (RZ) sebagai vektor masukan telah dapat menentukan ketiga-tiga wilayah haus dan dapat mengenal pasti titik peralihan kedua sebelum mata alat memasuki fasa kegagalan. Penentuan STP memberi peluang kepada pengendali atau penguji mesin membuat keputusan berdasarkan masa STP yang diperolehi. Ini secara tidak langsung dapat

menjimatkan masa pengujian dan kos pemesinan. Selain itu, ia adalah maklumat berguna kepada pengendali mesin, yang tidak benar-benar perlu mengetahui nilai sebenar VB atau KT tetapi berminat dengan tahap penggunaan mata alat tersebut (Jemielniak 2019).

4.5.3 Pengujian Kaedah Z-rotation dan F-Km ke atas Isyarat Pemesinan Larik

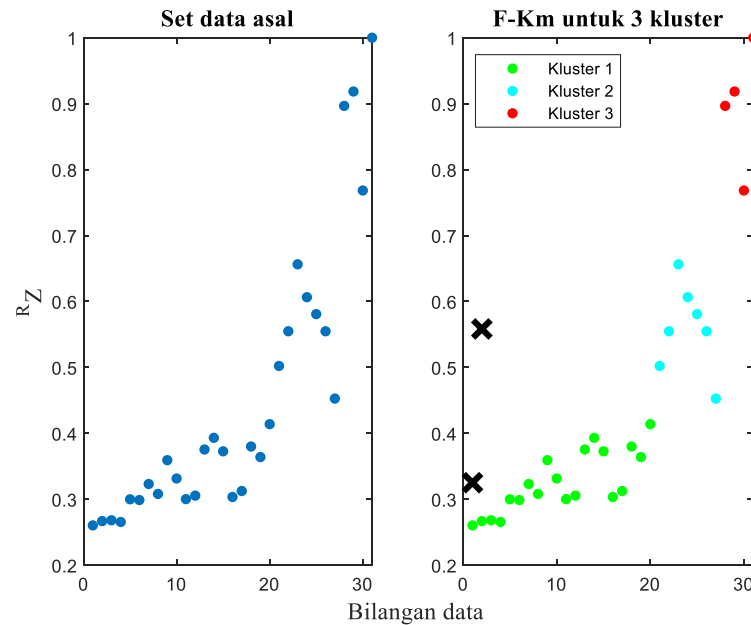
Rajah 4.37 menunjukkan lakaran scree teroptimum untuk menentukan nilai K secara empirik. Dari pemerhatian, terdapat dua kemungkinan nilai K dalam *scree* asal iaitu $K = 2$ atau $K = 3$. Kaedah Pros-to menentukan nilai K melalui perbezaan antara nilai TSD . Melalui persamaan (3.9), set nilai D akan dihitung puratanya, $\bar{D}$ untuk dibezakan dengan setiap unsur D . Setelah itu, nilai K ditentukan dengan mencari nilai set D yang paling hampir dengannya



Rajah 4.37 Lakaran *scree* plot untuk nilai K

Rajah 4.38 memaparkan taburan pengelompokan untuk uji kaji validasi iaitu pekali Z-rot untuk isyarat getaran. Pekali ini telah dinormalisasikan terlebih dahulu bagi mengurangkan dimensi data tanpa mengubah corak asal data. Setelah melalui lima (5) iterasi dari satu operasi, jumlah purata jarak minimum, TSD terbaik adalah 0.0951 dengan masa pengelompokan 0.007269 saat. Penetapan sentroid awal adalah 0.2258, 0.4515 dan 0.6772 diikuti dengan sentroid akhir iterasi berhenti pada 0.3252, 0.5584

dan 0.8959. Rajah 4.38 menunjukkan struktur pengelompokan poin-poin data adalah menepati lengkung haus tiga fasa.



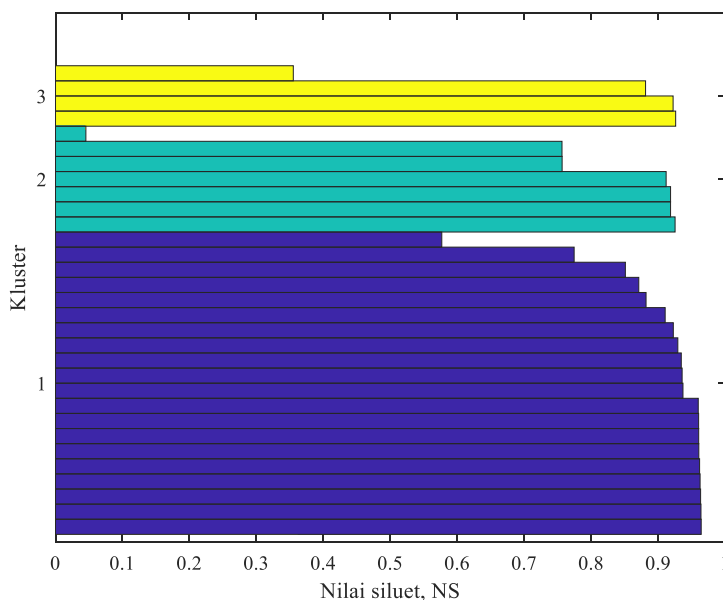
Rajah 4.38 Hasil pengelompokan F-Km ke atas ciri isyarat getaran

Data yang tidak berlabel dikelompokkan dengan sebahagian besar keanggotaan data berada di dalam kluster 1 dengan kod warna hijau, kluster 2-pula kod warna *cyan* dan kluster 3 dengan kod warna merah. Fasa haus normal terdiri dari fasa haus awal (kluster 1) dan haus tetap (kluster 2) serta fasa haus tidak normal adalah fasa kegagalan (kluster 3). Tanda 'x' merupakan kedudukan sentroid akhir bagi setiap kluster. Melalui teknik inisialisai, algoritma telah memilih STD yang minimum melalui persamaan (3.13) iaitu data uji kaji meningkat dengan stabil. Kemudian, struktur pengelompokan asal menyelusuri setiap senarai logik atau pra-syarat bagi menguji dan menyaring struktur pengelompokan asalnya. Hasil struktur pengelompokan akhir telah dihasilkan oleh Logik 1 dengan pernyataan logik persamaan (3.15) iaitu jumlah jarak minimum, TSD_1 dan ($\wedge$) agihan pengelompokan elemen tersusun secara jujukan kluster menaik, $[x_i < x_n]$. Menurut ujian dengan logik ini, jumlah jarak minimum yang dipilih adalah TSD_1 , di mana hanya hasil struktur pengelompokan kedua sahaja yang akan melalui ujian dan saringan logik seterusnya. Bersamanya adalah syarat logik 'DAN' ($\wedge$) agihan pengelompokan elemen tersusun secara jujukan kluster menaik, $[x_i < x_n]$. Ujian logik

bagi uji kaji ini adalah ringkas, setelah struktur data telah disahkan menepati kesemua isyarat logik yang dilalui, sistem akan memaparkan struktur pengelompokan akhir.

Melalui pemerhatian taburan pengelompokan data dalam Rajah 4.38 menunjukkan poin data pertama dalam kelompok terakhir (kelompok 3 = Kawasan kegagalan) adalah berkemungkinan sebagai titik peralihan kedua yang memasuki wilayah kegagalan. Taburan data dengan jelas hasil pengelompokan bersetuju untuk memberikan bilangan data yang banyak ke dalam dua kelompok pertama yang mewakili keadaan mata alat yang masih dalam keadaan baik untuk meneruskan pemesinan seperti kajian terdahulu (Li et al. 2017; Yang 2010). Manakala, pekali data yang selebihnya berada dalam kluster 3 iaitu dalam fasa haus kegagalan di mana pekali yang nilainya lebih tinggi berada di penghujung proses pemesinan adalah dalam kuantiti yang kecil dan cenderung berada dalam fasa kegagalan.

Rajah 4.39 menunjukkan plot siluet piawai terubah-suai untuk dipadankan dengan hasil pengelompokan dalam plot taburan data dalam Rajah 4.38.



Rajah 4.39 Lakaran siluet bagi pengelompokan ciri isyarat getaran

Secara amnya, paparan siluet yang dijana adalah berdasarkan turutan nombor kluster bukan mengikut turutan kedudukan poin data. Paparan turutan bermula dengan mengumpul semua poin-poin data dari kluster 1, kemudian kluster 2 dan seterusnya

diakhiri dengan kluster 3. Lakaran nilai siluet memaparkan hasil pengelompokan yang lebih jelas dari segi penyusunan kluster dan bilangan keanggotaan dalam kluster. Dapat dilihat jumlah data pengelompokan adalah sebanyak 31 bilangan data. Terdapat dua puluh (20) poin data telah dikelompokkan ke dalam kluster 1, tujuh (7) poin data seterusnya dalam kluster 2 dan baki empat (4) poin data berada dalam kluster 3. Susunan data ke dalam kluster adalah menaik secara linear, di mana setiap data secara tersusun dikelompokkan ke dalam setiap kluster mengikut berturutan nombor kluster.

Jadual 4.22 memaparkan hasil pengelompokan akhir ciri isyarat bersama dengan struktur kluster oleh F-Km dipadankan dengan haus rusuk mata alat yang telah direkodkan.

Jadual 4.22 Keputusan pengelompokan F-Km mengikut VB

Fasa haus sebenar	RZ_{norm}	Kluster	Haus. VB mm
Haus awal	0.2605	1	0.005
	0.2669	1	0.012
	0.2682	1	0.038
	0.2656	1	0.045
	0.3001	1	0.079
	0.2989	1	0.091
	0.3232	1	0.101
Haus tetap	0.3082	1	0.109
	0.3594	1	0.115
	0.3316	1	0.123
	0.3003	1	0.127
	0.3056	1	0.13
	0.3756	1	0.135
	0.3933	1	0.138
	0.3728	1	0.141
	0.3035	1	0.144
	0.3126	1	0.146
	0.3801	1	0.149
	0.3641	1	0.152
	0.4140	1	0.154
	0.5023	2	0.165
	0.5549	2	0.169
	0.6564	2	0.173
	0.6065	2	0.177
	0.5809	2	0.18
	0.5549	2	0.192
Kegagalan	0.4528	2	0.221
	0.8966	3	0.246
	0.9185	3	0.265
	0.7683	3	0.273
	1.0000	3	0.305

Kluster 1 dikenali sebagai fasa haus awal di mana F-Km telah mengelompokkan poin data pada kadar VB dari 0 hingga 0.091 mm iaitu pekali berada antara $0.2605 < {}^RZ_{norm} < 0.2898$. Diikuti oleh kluster 2 iaitu fasa haus mantap dengan julat VB dari 0.101 hingga 0.221 mm. Manakala, pengelompokan pekali kluster 3 sekitar $0.9185 < {}^RZ_{norm} < 1.000$ iaitu kluster terakhir atau fasa kegagalan bermula selepas VB melebihi 0.221 mm sehingga mencapai lebih $VB = 0.3$ mm. Dapatan julat lebar haus rusuk ini mengikut fasa lengkung normal adalah seperti yang dicadangkan oleh Wang et al. (2013).

Hasil ujian ketepatan dalam pengelompokan F-Km bagi data isyarat getaran secara puratanya sebanyak 95% kecekapan pempartisian antara keadaan mata alat dalam haus normal dan haus tak normal atau dalam fasa kegagalan. Manakala, Purata lebar haus mata alat ketika STP adalah, $VB_{STP} = 0.245$ mm dengan purata masa mata alat menghampiri STP adalah $T_{STP} = 11.96$ min dari jumlah masa pemesinan 13.10 minit.

BAB V

KESIMPULAN DAN CADANGAN

5.1 PENGENALAN

Hasil dari kajian ini, beberapa kesimpulan dibuat berdasarkan kepada objektif penyelidikan yang telah berjaya dilaksanakan seperti berikut:

1. Disimpulkan bahawa ciri-ciri isyarat Z-rot, adalah sangat sensitif terhadap perubahan amplitud serta frekuensi dan boleh digunakan sebagai parameter masukan kepada sistem membuat keputusan. Manakala, perwakilan tiga dimensi yang dijana melalui kaedah penjanaan Mersene Twister $Seed = 0$ dalam analisis Z-rot adalah lebih seragam berbanding perwakilan tiga dimensi melalui kaedah I-kazTM. Taburan titik bagi paksi X, Y dan Z yang terjana secara seragam dapat memberikan hasil imej yang lebih tersusun serta penyampaian maklumat yang lebih jelas tentang perubahan dalam isyarat yang sedang berlaku.
2. Analisis Z-rot juga berjaya memanipulasi isyarat pemesanan iaitu komponen daya, tork dan getaran bagi mendapat tatasusun pekali dalam mengenal pasti sebarang keabnormalan yang terdapat pada data isyarat rawak dalam domain masa dan frekuensi. Hasil dari perbandingan ciri alternatif baru Z-rot mampu melangkaui prestasi ciri global dan isyarat alternatif yang lampau, iaitu I-kazTM. dan I-kaz 3D terhadap perubahan haus rusuk mata alat. Oleh itu, ciri isyarat Z-rot telah berjaya disah dan dilaksanakan dengan baik untuk subjek kepada integrasi, membuat keputusan, dan boleh mendiagnos keadaan mata alat.
3. Proses pengelompokan Fixum K-means (F-Km) separa terselia telah dibangunkan dengan dipacu oleh: 1) kaedah Pros-to untuk mentakrif bilangan kluster (K) secara empirik, 2) teknik inisialisasi pengawalan sentroid awal untuk mencapai fungsi objektif optimum dan 3) algoritma pengelompokan berasaskan

logik jika-maka sebagai pembuat keputusan pengelompokan berdasarkan tiga fasa haus mata alat. Melalui kaedah Pros-to, lakaran graf siku dapat ditakrif secara empirik untuk mengekstrak nilai K . F-Km dapat mengenal pasti kedudukan sentroid awal optimum bagi kluster melalui teknik inisialisasi sentroid awal dengan penyemaian (*seeding*) bagi mengelakkan sistem terperangkap dalam minimum setempat. ciri dapatan pengelompokan bagi keseluruhan uji kaji adalah tetap dan tidak berubah jika diproses berulang-ulang kali. .

4. F-km mencatat skor prestasi keseluruhan tertinggi untuk mencapai fungsi objektif optimum berbanding K-means. Seterusnya, F-Km juga telah mencatat skor tertinggi dalam pengukuran ketahanan sistem terhadap nisbah kejadian berbanding F-Kmeans++ dan K-means piawai. Bilangan struktur pengelompokan yang terhasil oleh F-Km adalah tunggal, tetap dan tidak berubah dengan bilangan kluster. Ini adalah kerana kaedah inisialisasi yang diadaptasi dalam teknik pengelompokannya.
5. Semua pekali Z-rot dalam kajian telah berjaya dikelompokkan mengikut fasa haus mata alat. F-Km separa terselia dengan teknik pengelompokan inisialisasi telah berjaya mengenal pasti titik peralihan fasa kedua sebelum mata alat memasuki fasa kegagalan.

5.2 SUMBANGAN KEPADA INDUSTRI

Pengelompokan Fixum K-means yang dibangunkan boleh diaplikasi ke dalam industri sebagai sistem pembuat keputusan keadaan mata alat semasa proses pemesinan sedang dijalankan. Kaedah ini boleh diadaptasi sebagai amaran awal untuk memantau keadaan mata alat yang hampir mencapai kualiti pemotongan yang optimum. Apabila mata alat telah mencapai keadaan yang kritikal, sistem akan memberi amaran kepada pengendali bagi bersiap sedia kemungkinan untuk memberhentikan proses pemesinan. Kemudian pengendali dapat menukar mata alat yang baru justeru dapat mengelakkan bahan kerja rosak dan mengurangkan masa pemesinan tergendala secara tiba-tiba akibat penggunaan mata alat yang melangkaui jangka hayat sepatutnya.

5.3 CADANGAN

Penyelidikan ini memungkinkan untuk diteruskan lagi kepada kajian-kajian yang lebih kompleks. Oleh sebab itu, beberapa cadangan dikemukakan seperti berikut:

1. Algoritma yang dicadangkan masih juga sensitif dengan kehadiran data terencil yang sangat ekstrim. Untuk penambahbaikan di masa depan, terdapat keperluan untuk mencari penyelesaian kontingensi dalam menangani kehadiran data ekstrim tanpa perlu mengeluarkannya dari data. Penyelesaian ini perlu mampu mempertahankan corak yang serupa dengan data urutan asalnya, terutama untuk ciri isyarat dalam pemantauan haus mata alat.
2. Pembelajaran mendalam (*deep learning*), yang merupakan kaedah pembelajaran mesin terbaru dan paling maju di mana diramalkan bahawa salah satu bidang yang berpotensi dalam penerapan pembelajaran mendalam adalah pengawasan keadaan alat dan proses (Serin et al. 2020). Kaedah pembelajaran mendalam yang paling popular ialah rangkaian saraf konvolusional (CNN), rangkaian neural berulang (RNN), dan pembelajaran pengukuhan.
3. Penyelidikan di masa akan datang akan memfokuskan penambahbaikan sistem TCM berasaskan F-Km bagi mengelompok fasa haus mata alat secara pemprosesan imej.

RUJUKAN

- Ab Aziz, S. A., Nuawi, M., Mohd Nor, J., Daruis, D. & Bahari, A. R. 2014. Correlation between Whole Body Vibration Exposure and I-kazTM 3D Coefficient for Malaysian Army 3-Tonne Truck Drivers. *Applied Mechanics and Materials* 471: 156–160.
- Abellan-Nebot, J. V. & Romero Subirón, F. 2010. A review of machining monitoring systems based on artificial intelligence process models. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 47(1): 237–257.
- Abhang, L. B. & Hameedullah, M. 2018. Modeling and Analysis of Tool Wear Based on Cutting Force and Chip-Tool Interface Temperatures in Turning. Dlm. Antony (pnyt.) & Davim (pnyt.). *Advanced Manufacturing and Materials Science*, hlm. 411–420. Cham: Springer International Publishing.
- Abu-Mahfouz, I. 2003. Drilling wear detection and classification using vibration signals and artificial neural network. *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 43(7): 707–720.
- Addabbo, T., Alioto, M., Fort, A., Pasini, A., Rocchi, S. & Vignoli, V. 2007. A Class of Maximum-Period Nonlinear Congruential Generators Derived From the Rényi Chaotic Map. *Circuits and Systems I: Regular Papers, IEEE Transactions on* 54: 816–828.
- Aghdam, B. H., Vahdati, M. & Sadeghi, H. M. 2015. Vibration-based estimation of tool major flank wear in a turning process using ARMA models. *Int J Adv Manuf Technol* 76: 1631–1642.
- Ahmad, M. A. F., Nuawi, M. Z., Abdullah, S., Wahid, Z., Karim, Z. & Dirhamsyah, M. 2015. Development of Tool Wear Machining Monitoring Using Novel Statistikal Analysis Method, I-kazTM. *Procedia Engineering* 101: 355–362. doi:10.1016/j.proeng.2015.02.043
- Ait-Amir, B., Pougnet, P. & El Hami, A. 2015. 6 - Meta-Model Development. Dlm. El Hami (pnyt.) & Pougnet (pnyt.). *Embedded Mechatronic Systems 2*, hlm. 151–179. Elsevier. doi:<https://doi.org/10.1016/B978-1-78548-014-0.50006-2>
- Akhavan Niaki, F., Michel, M. & Mears, L. 2016. State of health monitoring in machining: Extended Kalman filter for tool wear assessment in turning of IN718 hard-to-machine alloy. *Journal of Manufacturing Processes* 24: 361–369.
- Al-Amrani, Y., LAZAAR, M. & el kadiri, kamal eddine. 2016. Improvement and parallelism of k means clustering algorithm.
- Altin, A., Nalbant, M. & Taskesen, A. 2007. The effects of cutting speed on tool wear and tool life when machining Inconel 718 with ceramic tools. *Materials & Design* 28(9): 2518–2522.
- Altintas, Y. & Park, S. S. 2004. Dynamic Compensation of Spindle-Integrated Force

- Sensors. *CIRP Annals* 53(1): 305–308.
- Antić, A., Popović, B., Krstanović, L., Obradović, R. & Milošević, M. 2018. Novel texture-based descriptors for tool wear condition monitoring. *Mechanical Systems and Signal Processing* 98: 1–15.
- Arbelaitz, O., Gurrutxaga, I., Muguerza, J., Pérez, J. M. & Perona, I. 2013. An extensive comparative study of cluster validity indices. *Pattern Recognition* 46(1): 243–256.
- Arslan, H., Er, A. O., Orhan, S. & Aslan, E. 2016. Tool condition monitoring in turning using statistical parameters of vibration signal. *International Journal of Acoustics and Vibration* 21: 371+.
- Arthur, D. & Vassilvitskii, S. 2007. K-Means++: The Advantages of Careful Seeding. *Proc. of the Annu. ACM-SIAM Symp. on Discrete Algorithms*, hlm. Vol. 8.
- Aziz, N. A., Wahab, D. A., Ramli, R. & Azhari, C. H. 2016. Modelling and optimisation of upgradability in the design of multiple life cycle products: a critical review. *Journal of Cleaner Production* 112: 282–290.
- Aziz, S. A. A., Nuawi, M. Z. & Nor, M. J. M. 2016. Predicting whole-body vibration (WBV) exposure of Malaysian Army three-tonne truck drivers using Integrated Kurtosis-Based Algorithm for Z-Notch Filter Technique 3D (I-kaz 3D). *International Journal of Industrial Ergonomics* 52: 59–68.
- Azmi, A.I. 2015. Monitoring of tool wear using measured machining forces and neuro-fuzzy modelling approaches during machining of GFRP composites. *Advances in Engineering Software* 82: 53–64.
- Banerjee, A. & Ghosh, J. 2004. Frequency-sensitive competitive learning for scalable balanced clustering on high-dimensional hyperspheres. *IEEE Transactions on Neural Networks* 15(3): 702–719.
- Batagelj, V., Bock, H.-H., Ferligoj, A., Žiberna, A., Chavent, M. & Lechevallier, Y. 2006. Empirical Comparison of a Monothetic Divisive Clustering Method with the Ward and the k-means Clustering Methods.
- Beasley, R., S, F. & Donald, E. 2001. Theory and Design for Mechanical Measurements, Third Edition. *Measurement science & technology* 12(10): 1743.
- Bhatt, A., Attia, H., Vargas, R. & Thomson, V. 2010. Wear mechanisms of WC coated and uncoated tools in finish turning of Inconel 718. *Tribology International* 43(5): 1113–1121.
- Bhattacharyya, P., Sengupta, D. & Mukhopadhyay, S. 2007. Cutting force-based real-time estimation of tool wear in face milling using a combination of signal processing techniques. *Mechanical Systems and Signal Processing* 21(6): 2665–2683.
- Bicego, M. & Figueiredo, M.A.T. 2018. Clustering via binary embedding. *Pattern Recognition* 83: 52–63.

- Binsaeid, S., Asfour, S., Cho, S. & Onar, A. 2009. Machine ensemble approach for simultaneous detection of transient and gradual abnormalities in end milling using multisensor fusion. *Journal of Materials Processing Technology* 209(10): 4728–4738.
- Bombiński, S., Błazejak, K., Nejman, M. & Jemielniak, K. 2016. Sensor Signal Segmentation for Tool Condition Monitoring. *Procedia CIRP* 46: 155–160.
- Boutsidis, C., Zouzias, A., Mahoney, M. W. & Drineas, P. 2014. Randomized Dimensionality Reduction for k-means Clustering.
- Brinksmeier, E., Lucca, D. A. & Walter, A. 2004. Chemical Aspects of Machining Processes. *CIRP Annals* 53(2): 685–699.
- Brinksmeier, Ekkard, Preuss, W., Riemer, O. & Rentsch, R. 2017. Cutting forces, tool wear and surface finish in high speed diamond machining. *Precision Engineering* 49: 293–304.
- Byrne, G., Dornfeld, D., Inasaki, I., Ketteler, G., König, W. & Teti, R. 1995. Tool Condition Monitoring (TCM) — The Status of Research and Industrial Application. *CIRP Annals - Manufacturing Technology* 44(2): 541–567.
- Capó, M., Pérez, A. & Lozano, J. A. 2017. An efficient approximation to the K-means clustering for massive data. *Knowledge-Based Systems* 117: 56–69.
- Carrilero, M. S., Bienvenido, R., Sánchez, J. M., Álvarez, M., González, A. & Marcos, M. 2002. A SEM and EDS insight into the BUL and BUE differences in the turning processes of AA2024 Al–Cu alloy. *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 42(2): 215–220.
- Caruso, J. C. & Cliff, N. 1997. Empirical Size, Coverage, and Power of Confidence Intervals for Spearman's Rho. *Educational and Psychological Measurement* 57(4): 637–654.
- Celebi, M. E., Kingravi, H. A. & Vela, P. A. 2013. A comparative study of efficient initialization methods for the k-means clustering algorithm. *Expert Systems with Applications* 40(1): 200–210.
- Cen, L., Melkote, S. N., Castle, J. & Appelman, H. 2016. A Wireless Force-Sensing and Model-Based Approach for Enhancement of Machining Accuracy in Robotic Milling. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics* 21(5): 2227–2235.
- Chadha, A. & Kumar, S. 2014. An improved K-Means clustering algorithm: A step forward for removal of dependency on K. *2014 International Conference on Reliability Optimization and Information Technology (ICROIT)*. pp. 136–140.
- Chaimontree, S., Atkinson, K. & Coenen, F. 2010. *Best Clustering Configuration Metrics: Towards Multiagent Based Clustering*.
- Chen, S.-L. & Jen, Y. W. 2000. Data fusion neural network for tool condition monitoring in CNC milling machining. *International Journal of Machine Tools*

and Manufacture 40(3): 381–400

- Cho, S., Binsaeid, S. & Asfour, S. 2010. Design of multisensor fusion-based tool condition monitoring system in end milling. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 46(5): 681–694.
- Choi, E. & Kim, J. 2020. Deep Learning Based Defect Inspection Using the Intersection Over Minimum Between Search and Abnormal Regions. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing* 21(4): 747–758.
- Chormunge, S. & Jena, S. 2018. Correlation based feature selection with clustering for high dimensional data. *Journal of Electrical Systems and Information Technology* 5(3): 542–549.
- Choudhury, S. K. & Kishore, K. K. 2000. Tool wear measurement in turning using force ratio. *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 40(6): 899–909.
- Chuangwen, X., Jianming D., Yuzhen, C., Huaiyuan, L., Zhincheng, S. & Jing, X. 2018. The relationships between cutting parameters , tool wear , cutting force and vibration. *Advances in Mechanical Engineering* 10(1): 1–14.
- Chung, K. T. & Geddam, A. 2003. A multi-sensor approach to the monitoring of end milling operations. *Journal of Materials Processing Technology* 139(1–3): 15–20.
- Chungchoo, C. & Saini, D. 2002. On-line tool wear estimation in CNC turning operations using fuzzy neural network model. *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 42(1): 29–40.
- Conover, W.J. & Iman, R.L. 1981. Rank Transformations as a Bridge Between Parametric and Nonparametric Statistics. *The American Statistician* 35(3): 124–129.
- Cui, D., Zhang, D., Wu, B. & Luo, M. 2017. An investigation of tool temperature in end milling considering the flank wear effect. *International Journal of Mechanical Sciences* 131–132: 613–624.
- Cuka, B. & Kim, D.-W. 2017. Fuzzy Logic Based Tool Condition Monitoring for End-milling. *Robot. Comput.-Integr. Manuf.* 47(C): 22–36.
- Dash, R., Mishra, De., Rath, A. K. & Acharya, M. 2010. A hybridized K-means clustering approach for high dimensional dataset. *International Journal of Engineering, Science and Technology* 2: 59–66.
- Deshpande, N. & Fofana, M. S. 2001. Nonlinear regenerative chatter in turning. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing* 17(1–2): 107–112.
- Devillez, A., Lesko, S. & Mozer, W. 2004. Cutting tool crater wear measurement with white light interferometry. *Wear* 256(1): 56–65.
- Dimla, Dimla E. 2000. Sensor signals for tool-wear monitoring in metal cutting operations—a review of methods. *International Journal of Machine Tools and*

Manufacture 40(8): 1073–1098.

- Dimla, D.E. 2002. The Correlation of Vibration Signal Features to Cutting Tool Wear in a Metal Turning Operation. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 19(10): 705–713.
- Dimla, D.E. & Lister, P. M. 2000. On-line metal cutting tool condition monitoring. *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 40(5): 739–768.
- Dini, G. & Tognazzi, F. 2007. Tool condition monitoring in end milling using a torque-based sensorized toolholder. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture* 221(1): 11–23.
- Dolinšek, S., Šuštaršič, B. & Kopač, J. 2001. Wear mechanisms of cutting tools in high-speed cutting processes. *Wear* 250(1): 349–356.
- Fan, H., Keer, L. M., Cheng, W. & Cheng, H. S. 1993. Competition Between Fatigue Crack Propagation and Wear. *Journal of Tribology* 115(1): 141–147.
- Fang, N., Pai, P. S. & Mosquea, S. 2010. The effect of built-up edge on the cutting vibrations in machining 2024-T351 aluminum alloy. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 49(1): 63–71.
- Fang, N., Pai, P. S. & S. Mosquea. 2011. A comparative study of sharp and round-edge tools in machining with built-up edge formation: cutting forces, cutting vibrations, and neural network modeling. *Int J Adv Manuf Technol* 53: 899–910.
- Fang, N., Srinivasa, P. & S. Mosquea. 2011. A comparative study of sharp and round-edge tools in machining with built-up edge formation: cutting forces, cutting vibrations, and neural network modeling. *Int J Adv Manuf Technol* 53: 899–910.
- Forgy, E. 1965. Cluster analysis of multivariate data : efficiency versus interpretability of classifications. *Biometrics* 21: 768–769.
- Frandsen, P. B., Calcott, B., Mayer, C. & Lanfear, R. 2015. Automatic selection of partitioning schemes for phylogenetic analyses using iterative k-means clustering of site rates. *BMC Evolutionary Biology* 15(1): 13.
- Fränti, P. & Sieranoja, S. 2019. How much can k-means be improved by using better initialization and repeats? *Pattern Recognition* 93: 95–112.
- Fu, P., Li, W. & Guo, L. 2011. Fuzzy Clustering and Visualization Analysis of Tool Wear Status Recognition. *Procedia Engineering* 23: 479–486.
- Fukunaga, H., Hu, N. & Chang, F.-K. 2002. Structural damage identification using piezoelectric sensors. *International Journal of Solids and Structures* 39(2): 393–418.
- Gabriel, V., Matusky, J., Prusek, A. & Zizka, J. 1995. Study of Machining Process by Acoustic Emission Method. *Proceedings of the IV International Conference on Monitoring and Automatic Supervision in Manufacturing, Miedzeszyn, CIRP*, hlm.

143–148.

- Gadotti, I. C., Viera, E. R. & Magee, D. J. 2006. Importance and clarification of measurement properties in rehabilitation. *Brazilian Journal of Physical Therapy* 10: 137–146.
- Ghani, J.A., Rizal, M., Nuawi, M. Z., Ghazali, M. J. & Haron, C. H. C. 2011. Monitoring online cutting tool wear using low-cost technique and user-friendly GUI. *Wear* 271(9–10): 2619–2624.
- Ghani, J. A., Jye, P. S., Haron, C. H. C., Rizal, M. & Nuawi, M. Z. 2011. Determination of sensor location for cutting tool deflection using finite element method simulation. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science* 226(9): 2373–2377.
- Groover, M. P. 2012. Fundamentals of Modern Manufacturing, hlm. 5th Edisi . Jon Wiley & Sons, Inc.
- Grzesik, W. 2016. Advanced Machining Processes of Metallic Materials: Theory, Modelling, and Applications: Second Edition.
- El Hakim, M.A., Abad, M. D., Abdelhameed, M. M., Shalaby, M. A. & Veldhuis, S.C. 2011. Wear behavior of some cutting tool materials in hard turning of HSS. *Tribology International* 44(10): 1174–1181.
- Hatcher, P. D. L., Lehman, A., O'Rourke, P. D. P. N. & Stepanski, P. D. E. J. 2013. *JMP for Basic Univariate and Multivariate Statistics, 2nd Edition*. SAS Institute.
- Hatt, O., Cawthorne, P. & Jackson, M. 2017. On the mechanism of tool crater wear during titanium alloy machining. *Wear* 374–375: 15–20.
- Heneghan, C. 2007. A method for initialising the K-means clustering algorithm using kd-trees. *Pattern Recognition Letters* 28: 965–973.
- Hong, Y. S., Yoon, H. S., Moon, J. S., Cho, Y. M. & Ahn, S. H. 2016. Tool-wear monitoring during micro-end milling using wavelet packet transform and Fisher's linear discriminant. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing* 17(7): 845–855.
- Huang, S. & Hu, P. 2018. K-Means Clustering Efficient Algorithm with Initial Class Center Selection.
- Huang, Z., Zhu, J., Lei, J., Li, X. & Tian, F. 2020. Tool wear predicting based on multi-domain feature fusion by deep convolutional neural network in milling operations. *Journal of Intelligent Manufacturing* 31(4): 953–966.
- Hutchings, I. M. & Shipway, P. 2017. *Tribology: friction and wear of engineering materials*.
- Ibrahim, M. R., Sreedharan, T., Fadhlul Hadi, N. A., Mustapa, M. S., Ismail, A. E., Hassan, M. F. & Tajul Arifin, A. M. 2017. The Effect of Cutting Speed and Feed

- Rate on Surface Roughness and Tool Wear when Machining Machining D2 Steel. *Materials Science Forum* 909: 80–85.
- Ismail, A. R., Nuawi, M. Z., Kamaruddin, N. F. & Ab Rahman, M. N. 2012. Whole Body Vibrations Exposure to Malaysian Driver Using Novel IKaz Method. *Trends in Automotive Research*. Vol. 165 pp. 21–25. Trans Tech Publications Ltd.
- Ismail, M. A. & Kamel, M. S. 1989. Multidimensional data clustering utilizing hybrid search strategies. *Pattern Recognition* 22(1): 75–89. doi:[https://doi.org/10.1016/0031-3203\(89\)90040-X](https://doi.org/10.1016/0031-3203(89)90040-X)
- Jagannatham, A. 2010. Mersenne Twister – A Pseudo Random Number Generator and its Variants.
- Jain, S., Doja, M. & Nagar, J. 2010. K-means clustering using WEKA interface.
- Jemielniak, K & Otman, O. 1998. Tool failure detection based on analysis of acoustic emission signals. *Journal of Materials Processing Technology* 76(1): 192–197.
- Jemielniak, Krzysztof. 2019. Contemporary challenges in tool condition monitoring. *Journal of Machine Engineering* 19: 48–61.
- Ji, W., Shi, J., Liu, X., Wang, L. & Steven Y. Liang. 2017. A Novel Approach of Tool Wear Evaluation. *Journal of Manufacturing Science and Engineering* 139.
- Jianxin, D., Yousheng, L. & Wenlong, S. 2008. Diffusion wear in dry cutting of Ti–6Al–4V with WC/Co carbide tools. *Wear* 265(11): 1776–1783.
- Jun-wei, Y., Jian-ming, C., Bai-li, X. & Jian, Z. 2013. An Enhancing K-Means Algorithm Based on Sorting and Partition. *Information Computing and Applications*. pp. 365–374.
- Kalpakjian, S. & Schmid, S. R. 2017. *Manufacturing processes for engineering materials*.
- Kapoor, A. & Singhal, A. 2017. A comparative study of K-Means, K-Means++ and Fuzzy C-Means clustering algorithms. *2017 3rd International Conference on Computational Intelligence Communication Technology (CICT)*. pp. 1–6.
- Karandikar, J., McLeay, T., Turner, S. & Schmitz, T. 2015. Tool wear monitoring using naïve Bayes classifiers. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 77(9): 1613–1626.
- Karmitsa, N., Bagirov, A. M. & Taheri, S. 2018. Clustering in large data sets with the limited memory bundle method. *Pattern Recognition* 83: 245–259.
- Kasim, M. S., Che Haron, C. H., Ghani, J. A., Sulaiman, M. A. & Yazid, M. Z. A. 2013. Wear mechanism and notch wear location prediction model in ball nose end milling of Inconel 718. *Wear* 302(1): 1171–1179.
- Kasim, N. A., Nuawi, M., Ghani, J., Rizal, M., Ahmad, M. A. F. & Haron, C H. C.

2019. Cutting tool wear progression index via signal element variance. *Journal of Mechanical Engineering and Sciences* 13: 4596–4612.
- Kaufman, L. & Rousseeuw, P. J. 2009. *Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis*. John Wiley & Sons.
- Kaya, B., Oysu, C. & Ertunc, H. M. 2011. Force-torque based on-line tool wear estimation system for CNC milling of Inconel 718 using neural networks. *Advances in Engineering Software* 42(3): 76–84.
- Kline, W.A., DeVor, R. E. & Lindberg, J.R. 1982. The prediction of cutting forces in end milling with application to cornering cuts. *International Journal of Machine Tool Design and Research* 22(1): 7–22.
- Kim, J.-D. & Choi, I.-H. 1996. Development of a tool failure detection system using multi-sensors. *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 36(8): 861–870.
- Kim, Y., Kim, T.-H. & Ergün, T. 2015. The instability of the Pearson correlation coefficient in the presence of coincidental outliers. *Finance Research Letters* 13: 243–257.
- Kinnunen, T., Sidoroff, I. & Tuononen, M. 2011. Comparison of Clustering Methods: a Case Study of Text-Independent Speaker Modeling. *Pattern Recognition Letters* 32: 1604–1617.
- Knuth, D. E. 1997. *The Art of Computer Programming, Volume 2 (3rd Ed.): Seminumerical Algorithms*. USA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc.
- Kong, D., Chen, Y., Li, N., Duan, C., Lu, L. & Chen, D. 2019. Relevance vector machine for tool wear prediction. *Mechanical Systems and Signal Processing* 127: 573–594.
- Kong, D., Chen, Y., Li, N. & Tan, S. 2017. Tool wear monitoring based on kernel principal component analysis and v-support vector regression. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 89(1): 175–190.
- Kopač, J. 1998. Influence of cutting material and coating on tool quality and tool life. *Journal of Materials Processing Technology* 78(1): 95–103.
- Korkut, İ. 2003. A dynamometer design and its construction for milling operation. *Materials & Design* 24(8): 631–637.
- Krishnakumar, P., Rameshkumar, K. & Ramachandran, K.I. 2015. Tool Wear Condition Prediction Using Vibration Signals in High Speed Machining (HSM) of Titanium (Ti-6Al-4V) Alloy. *Procedia Computer Science* 50: 270–275.
- Kuljanic, E. & Sortino, M. 2005. TWEM, a method based on cutting forces—monitoring tool wear in face milling. *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 45(1): 29–34.

- Kumar, Kaushik, Kalita, H., Zindani, D. & Davim, J. P. 2019. *Materials and Manufacturing Processes*. Cham: Springer International Publishing AG.
- Kumar, Keshav, Shukla, S. & Singh, S. K. 2018. A combined approach for weak fault signature extraction of rolling element bearing using Hilbert envelop and zero frequency resonator. *Journal of Sound and Vibration* 419: 436–451.
- Kümmel, J., Braun, D., Gibmeier, J., Schneider, J., Greiner, C., Schulze, V. & Wanner, A. 2015. Study on micro texturing of uncoated cemented carbide cutting tools for wear improvement and built-up edge stabilisation. *Journal of Materials Processing Technology* 215: 62–70.
- Kurada, S. & Bradley, C. 1997. A review of machine vision sensors for tool condition monitoring. *Computers in Industry* 34(1): 55–72.
- Lamraoui, M., Thomas, M. & El Badaoui, M. 2014. Cyclostationarity approach for monitoring chatter and tool wear in high speed milling. *Mechanical Systems and Signal Processing* 44(1): 177–198.
- Lauro, C. H., Brandão, L. C., Baldo, D., Reis, R. A. & Davim, J. P. 2014. Monitoring and processing signal applied in machining processes – A review. *Measurement* 58: 73–86.
- Lee, J. ., Kim, D. . & Lee, S. . 1998. Statistikal analysis of cutting force ratios for flank-wear monitoring. *Journal of Materials Processing Technology* 74(1–3): 104–114.
- Leys, C., Ley, C., Klein, O., Bernard, P. & Licata, L. 2013. Detecting outliers: Do not use standard deviation around the mean, use absolute deviation around the median. *Journal of Experimental Social Psychology* 49(4): 764–766.
- Li, W. & Liu, T. 2019. Time varying and condition adaptive hidden Markov model for tool wear state estimation and remaining useful life prediction in micro-milling. *Mechanical Systems and Signal Processing* 131: 689–702.
- Li, Z., Wang, G. & He, G. 2017. Milling tool wear state recognition based on partitioning around medoids (PAM) clustering. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 88(5): 1203–1213.
- Liang, X., Liu, Z. & Wang, B. 2020. Multi-pattern failure modes and wear mechanisms of WC-Co tools in dry turning Ti–6Al–4V. *Ceramics International* 46(15): 24512–24525.
- Liberty, E., Sriharsha, R. & Sviridenko, M. 2014. An Algorithm for Online K-Means Clustering. doi:10.1137/1.9781611974317.7
- Lim, G. H. 1995. Tool-wear monitoring in machine turning. *Journal of Materials Processing Technology* 51(1): 25–36.
- Liu, Q. & Altintas, Y. 1999. On-line monitoring of flank wear in turning with multilayered feed-forward neural network. *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 39(12): 1945–1959.

- Liu, Y., Liu, Z., Song, Q. & Wang, B. 2019. Analysis and implementation of chatter frequency dependent constrained layer damping tool holder for stability improvement in turning process. *Journal of Materials Processing Technology* 266: 687–695.
- Lloyd, S. 1982. Least squares quantization in {PCM}. *{IEEE} Transactions on Information Theory* 28(2): 129–137. doi:10.1109/tit.1982.1056489
- Luo, M., Luo, H., Axinte, D., Liu, D., Mei, J. & Liao, Z. 2018. A wireless instrumented milling cutter system with embedded PVDF sensors. *Mechanical Systems and Signal Processing* 110: 556–568.
- Luo, X., Cheng, K., Holt, R. & Liu, X. 2005. Modeling flank wear of carbide tool insert in metal cutting. *Wear* 259(7): 1235–1240. doi:https://doi.org/10.1016/j.wear.2005.02.044
- Ma, L., Melkote, S. N., Morehouse, J. B., Castle, J. B., Fonda, J. W. & Johnson, M. A. 2012. Thin-Film PVDF Sensor-Based Monitoring of Cutting Forces in Peripheral End Milling. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control* 134(5).
- Madhuri, R., Ramakrishna, M. M., Murthy, J. V. R. Prasad, P. V. G. D., Reddy, P. & Satapathy, S.C. 2014. Cluster Analysis on Different Data Sets Using K-Modes and K-Prototype Algorithms. *Proceedings of the 48th Annual Convention of Computer Society of India- Vol II*. pp. 137–144.
- Mahmud, M. S., Rahman, M. M. & Akhtar, M. N. 2012. Improvement of K-means clustering algorithm with better initial centroids based on weighted average. In *2012 7th International Conference on Electrical and Computer Engineering*. pp. 647–650.
- Mali, R., Telsang, M. T. & Gupta, T. V. K. 2017. Real Time Tool Wear Condition Monitoring in Hard Turning of Inconel 718 Using Sensor Fusion System ScienceDirect Real Time Tool Wear Condition Monitoring in Hard Turning of Inconel 718 Using Sensor Fusion System. *Materials Today: Proceedings* 4: 8605–8612.
- Mamat, A., Mohamad, F., Mohamed, M. A., Rawi, N. & Awang, M. I. 2018. Silhouette index for determining optimal k-means clustering on images in different color models. *International Journal of Engineering & Technology* 7: 105.
- Martínez-Arellano, G., Terrazas, G. & Ratchev, S. 2019. Tool wear classification using time series imaging and deep learning. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 104(9): 3647–3662.
- Matsumoto, M. & Nishimura, T. 1998. Mersenne Twister: A 623-Dimensionally Equidistributed Uniform Pseudo-Random Number Generator. *ACM Trans. Model. Comput. Simul.* 8(1): 3–30.
- Mayer, N. M. 2017. Echo State Condition at the Critical Point. *Entropy* 19(1).
- Mazur, M., Leary, M., McMillan, M., Sun, S., Shidid, D. & Brandt, M. 2017. 5 -

- Mechanical properties of Ti6Al4V and AlSi12Mg lattice structures manufactured by Selective Laser Melting (SLM). *Electronic and Optical Materials*. pp. 119–161.
- Min, Z. & Kai-fei, D. 2015. Improved Research to K-means Initial Cluster Centers. *2015 Ninth International Conference on Frontier of Computer Science and Technology*, hlm. 349–353.
- Mohanraj, T., Shankar, S., Rajasekar, R., Sakthivel, N. R. & Pramanik, A. 2020. Tool condition monitoring techniques in milling process — a review. *Journal of Materials Research and Technology* 9(1): 1032–1042.
- Moore, D. S., Notz, W. & Fligner, M. A. 2013. The basic practice of statistiks. New York: W.H. Freeman and Co.
- Morgan, J. & O'Donnell, G. E. 2018. Cyber physical process monitoring systems. *Journal of Intelligent Manufacturing* 29(6): 1317–1328.
- Mukhopadhyay, C. K., Jayakumar, T., Raj, B. & Venugopal, S. 2012. Statistikal analysis of acoustic emission signals generated during turning of a metal matrix composite. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering* 34(2): 145–154.
- Mycroft, A. & Voigt, J. 2013. Notions of Aliasing and Ownership BT - Aliasing in Object-Oriented Programming. Types, Analysis and Verification. Dlm. Clarke (pnyt.), Noble (pnyt.), & Wrigstad (pnyt.). , hlm. 59–83. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Myers, J., Well, A. & Lorch, R. 2013. Research Design and Statistikal Analysis. *Research Design and Statistical Analysis, Third Edition* 1–809.
- Nazeer, K. A., Kumar, S. M. & Sebastian, M. 2011. Enhancing the K-means Clustering Algorithm by Using a $O(n \log n)$ Heuristic Method for Finding Better Initial Centroids. *Emerging Applications of Information Technology, International Conference on(EAIT)*, hlm. Vol. 00, 261–264.
- Nazeer, K. A. & Sebastian, M. 2009. Improving the Accuracy and Efficiency of the k-means Clustering Algorithm. *Lecture Notes in Engineering and Computer Science* 2176.
- Nouri, M., Fussel, B. K., Ziniti, B. L. & Linder, E. 2014. Real-time tool wear monitoring in milling using a cutting condition independent method. *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 89.
- Nuawi, M. Z., Nor, M. J. M., Jamaludin, N., Abdullah, S., Lamin, F. & Nizwan, C. K. E. 2008. Development of Integrated Kurtosis-Based Algorithm for Z-Filter Technique. *Journal of Applied Sciences* 8(8): 1541–1547.
- Nuawi, M. Z., Lamin, F., Ismail, A. R., Abdullah, S. & Wahid, Z. 2009. A Novel Machining Signal Filtering Technique: Z-notch Filter. *World Academy of Science, Engineering and Technology* 54: 24–29.

- Nuawi, N. Z., Abdullah, S., Ismail, A. & Kamaruddin, N. F. 2008. A novel analysis (I-KAZ 3D) for three axial vibration signal in bearing condition monitoring.
- Nuawi, Z. M., Lamin, F., J., M. N. M., Jamaluddin, N., Abdullah, S. & K., E. N. C. 2007. Integration of I-kaz Coefficient and Taylor Tool Life Curve for Tool Wear Progression Monitoring in Machining Process. *International Journal of Mechanics* 1(4): 44–50.
- Orhan, S., Aktürk, N. & Çelik, V. 2006. Vibration monitoring for defect diagnosis of rolling element bearings as a predictive maintenance tool: Comprehensive case studies. *NDT & E International* 39(4): 293–298.
- Painuli, S., Elangovan, M. & Sugumaran, V. 2014. Tool condition monitoring using K-star algorithm. *Expert Systems with Applications* 41(6): 2638–2643.
- Panneton, F., L'Ecuyer, P. & Matsumoto, M. 2006. Improved long-period generators based on linear recurrences modulo 2. *ACM Trans. Math. Softw.* 32: 1–16.
- Park, J.-K., Kwon, B.-K., Park, J.-H. & Kang, D.-J. 2016. Machine learning-based imaging system for surface defect inspection. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology* 3(3): 303–310.
- Peña, J.M., Lozano, J. A. & Larrañaga, P. 1999. An empirical comparison of four initialization methods for the K-Means algorithm. *Pattern Recognition Letters* 20(10): 1027–1040.
- Peres, M. & Sill, R. 2006. A new solution for shock and vibration calibration of accelerometers. *Sound & vibration* 40.
- Prasad, B. S. & Babu, M. P. 2017. Correlation between vibration amplitude and tool wear in turning: Numerical and experimental analysis. *Engineering Science and Technology, an International Journal* 20(1): 197–211.
- Qin, Y., Zhao, Y., Li, Y., Zhao, Y. & Wang, P. 2017. A novel dynamometer for monitoring milling process. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 92(5): 2535–2543.
- Rakesh, M. & Datta, S. 2019. Effects of Cutting Speed on Chip Characteristics and Tool Wear Mechanisms During Dry Machining of Inconel 718 Using Uncoated WC Tool. *Arabian Journal for Science and Engineering* 44(9): 7423–7440.
- Rizal, M., Ghani, J. A., Nuawi, M. Z. & Haron, C. H. C. 2017. Cutting tool wear classification and detection using multi-sensor signals and Mahalanobis-Taguchi System. *Wear* 376–377: 1759–1765.
- Rizal, Muhammad, Ghani, J. A., Nuawi, M. Z. & Che Haron, C. H. 2015. Development and testing of an integrated rotating dynamometer on tool holder for milling process. *Mechanical Systems and Signal Processing* 52–53: 559–576.
- Rizal, Muhammad, Ghani, J. A., Nuawi, M. Z. & Haron, C. H. C. 2013. The Application of I-kazTM-based Method for Tool Wear Monitoring Using Cutting Force Signal.

Procedia Engineering 68: 461–468.

- Rizal, Muhammad, Ghani, J. A., Nuawi, M. Z. & Haron, C. H. C. 2014. A Wireless System and Embedded Sensors on Spindle Rotating Tool for Condition Monitoring. *Advanced Science Letters* 20(10–12): 1829–1832.
- Rizal, Muhammad, Ghani, J. A., Nuawi, M. Z. & Haron, C. H. C. 2018. An embedded multi-sensor system on the rotating dynamometer for real-time condition monitoring in milling. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 95(1): 811–823.
- Rmili, W., Ouahabi, A., Serra, R. & Leroy, R. 2016. An automatic system based on vibratory analysis for cutting tool wear monitoring *Measurement* 77: 117–123.
- Rmili, W., Serra, R., Ouahabi, A., Gontier, C. & Kious, M. 2006. Evaluation of Tool Wear From Accelerometer Data. *The Thirteenth International Congress on Sound and Vibration*.
- Rousseeuw, P. J. 1987. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics* 20: 53–65.
- Rukhin, A., Soto, J., Nechvatal, J., Smid, M. & Barker, E. 2001. A Statistikal Test Suite for Random and Pseudorandom Number Generators for Cryptographic Applications. *NIST Special Publication 800-22, Gaithersburg, MD, US*, 800: 163.
- Ryan, T. P. 2007. *Modern engineering statistics*. Hoboken, N.J: Wiley-Interscience.
- Saitta, S., Raphael, B. & Smith, I. 2008. A comprehensive validity index for clustering. *Intell. Data Anal.* 12: 529–548.
- Sarhan, A. A. D. 2015. Adaptive neuro-fuzzy approach to predict tool wear accurately in turning operations for maximum cutting tool utilization. *IFAC-PapersOnLine* 48(1): 93–98.
- Scheffer, C., Kratz, H., Heyns, P. S. & Klocke, F. 2003. Development of a tool wear-monitoring system for hard turning. *International Journal of Machine Tools & Manufacture* 43: 973–985.
- Schmitz, T. L. & Smith, K. S. 2018. Machining Tribology. *Machining Dynamics*, hlm. 345–376. Cham: Springer International Publishing.
- Schober, P., Boer, C. & Schwarte, L. A. 2018. Correlation Coefficients: Appropriate Use and Interpretation. *Anesthesia & Analgesia* 126(5).
- Segreto, T., Simeone, A. & Teti, R. 2014. Principal component analysis for feature extraction and NN pattern recognition in sensor monitoring of chip form during turning. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology* 7(3): 202–209.
- Serin, G., Sener, B., Ozbayoglu, A. M. & Unver, H. O. 2020. Review of tool condition monitoring in machining and opportunities for deep learning. *The International*

- Journal of Advanced Manufacturing Technology* 109(3): 953–974.
- Serra, R., Rmili, W. & Ouahabi, A. 2010. Evaluation of Cutting Tool Wear during Lathe Dry Turning Process from Accelerometer Data. *4th International Conference on Tribology in Manufacturing Process*.
- Sharma, V. S., Sharma, S. K. & Sharma, A. K. 2008. Cutting tool wear estimation for turning. *Journal of Intelligent Manufacturing* 19(1): 99–108.
- Sheikh-Ahmad, J. & Davim, J. P. 2012. 5 - Tool wear in machining processes for composites. Dlm. Hocheng (pnyt.). *Woodhead Publishing Series in Composites Science and Engineering*. pp. 116–153. Woodhead Publishing.
- Shi, X., Wang, R., Chen, Q. & Shao, H. 2014. Cutting sound signal processing for tool breakage detection in face milling based on empirical mode decomposition and independent component analysis. *Journal of Vibration and Control* 21(16): 3348–3358.
- Shin, K. & Hammond, J. K. 2008. Fundamentals of signal processing for sound and vibration engineers. *SciTech Book News* 32(3).
- Sick, B. 2002. Review on-Line and Indirect Tool Wear Monitoring in Turning With Artificial Neural Networks: a Review of More Than a Decade of Research. *Mechanical Systems and Signal Processing* 16(4): 487–546.
- Siddhpura, M. & Paurobally, R. 2012. A review of chatter vibration research in turning. *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 61: 27–47.
- Sieranoja, S. 2019. How much k-means can be improved by using better initialization and repeats? *Pattern Recognition* 93.
- Silva, R.G., Reuben, R. L., Baker, K. J. & Wilcox, S. J. 1998. Tool wear monitoring of turning operations by neural network and expert system classification of the for a feature set generated from multiple sensors. *Mechanical Systems and Signal Processing* 12(2): 319–332.
- Silva, Rui G & Wilcox, S. J. 2018. Feature evaluation and selection for condition monitoring using a self-organizing map and spatial statistiks. *Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing* 1–10.
- da Silva, R. H. L., da Silva, M. B. & Hassui, A. 2016. A probabilistic neural network applied in monitoring tool wear in the end milling operation via acoustic emission and cutting power signals. *Machining Science and Technology* 20(3): 386–405.
- Singh, D. & Rao, P. V. 2010. Flank wear prediction of ceramic tools in hard turning. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 50(5): 479–493.
- Spiess, A.N. & Neumeyer, N. 2010. An evaluation of R2 as an inadequate measure for nonlinear models in pharmacological and biochemical research: A Monte Carlo approach. *BMC Pharmacology* 10: 6.

- Steinley, D. & Brusco, M. J. 2007. Initializing K-means Batch Clustering: A Critical Evaluation of Several Techniques. *Journal of Classification* 24(1): 99–121.
- Stoić, A., Kopač, J. & Cukor, G. 2005. Testing of machinability of mould steel 40CrMnMo7 using genetic algorithm. *Journal of Materials Processing Technology* 164: 1624–1630.
- Subramanian, M., Sakthivel, M., Sooryaprakash, K. & Sudhakaran, R. 2013. Optimization of Cutting Parameters for Cutting Force in Shoulder Milling of Al7075-T6 Using Response Surface Methodology and Genetic Algorithm. *Procedia Engineering* 64: 690–700.
- Sun, J., Rahman, M., Wong, Y. S. & Hong, G. S. 2004. Multiclassification of tool wear with support vector machine by manufacturing loss consideration. *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 44(11): 1179–1187.
- Suryawanshi, R. & Puthran, S. 2016. A Novel Approach for Data Clustering using Improved K-means Algorithm *International Journal of Computer Applications* 142: 13–18.
- Tan, P. & Beaulieu, N. C. 2009. Analysis of the effects of Nyquist pulse-shaping on the performance of OFDM systems with carrier frequency offset. *European transactions on telecommunications* 20(1): 9–22.
- Teti, R., Jemielniak, K., O'Donnell, G. & Dornfeld, D. 2010. Advanced monitoring of machining operations. *CIRP Annals - Manufacturing Technology* 59(2): 717–739. doi:10.1016/j.cirp.2010.05.010
- Tiwari, K., Shaik, A. & N, A. 2018. Tool wear prediction in end milling of Ti-6Al-4V through Kalman filter based fusion of texture features and cutting forces. *Procedia Manufacturing* 26: 1459–1470. doi:https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.07.095
- Torabi, A. J., Er, M. J., Li, X., Lim, B. S. & Peen, G. O. 2016. Application of Clustering Methods for Online Tool Condition Monitoring and Fault Diagnosis in High-Speed Milling Processes. *IEEE Systems Journal* 10(2): 721–732.
- Torabi, J. A., Er, M. J., Li, X., Lim, B. S., Zhai, L., Oentaryo, R. J., Peen, G. O. & Zurada, J. 2014. A Survey on Artificial Intelligence-Based Modeling Techniques for High Speed Milling Processes. *IEEE Systems Journal* 9.
- Tzortzis, G. & Likas, A. 2014. The MinMax k-Means clustering algorithm. *Pattern Recognition* 47(7): 2505–2516.
- Uros, Z., Franc, C. & Edi, K. 2009. Adaptive network based inference system for estimation of flank wear in end-milling. *Journal of Materials Processing Technology* 209(3): 1504–1511.
- Vattani, A. 2011. k-means Requires Exponentially Many Iterations Even in the Plane. *Discrete & Computational Geometry* 45(4): 596–616.
- Visariya, R., Ruparel, R. & Yadav, R. 2018. Review of Tool Condition Monitoring

- Methods. *International Journal of Computer Applications* 179(37): 29–32.
- Vleugels, J. & Van Der Biest, O. 1999. Chemical wear mechanisms of innovative ceramic cutting tools in the machining of steel. *Wear* 225–229: 285–294.
- Wang, G., Qian, L. & Guo, Z. 2013. Continuous tool wear prediction based on Gaussian mixture regression model. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 66(9): 1921–1929.
- Wang, G., Yang, Y., Xie, Q. & Zhang, Y. 2014. Force based tool wear monitoring system for milling process based on relevance vector machine. *Advances in Engineering Software* 71: 46–51.
- Wang Guofeng, Qian, L. & Guo Zhiwei. 2013. Continuous tool wear prediction based on Gaussian mixture regression model. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 66(9–12): 1921–1929.
- Wang, J., Wang, P. & Gao, R. X. 2015. Enhanced particle filter for tool wear prediction. *Journal of Manufacturing Systems* 36: 35–45.
- Wang, Y., Dai, W. & Xiao, J. 2018. Detection for Cutting Tool Wear Based on Convolution Neural Networks. *12th International Conference on Reliability, Maintainability, and Safety (ICRMS)*. pp. 297–300.
- Waydande, P., Ambhore, N. & Chinchani, S. 2016. A Review on Tool Wear Monitoring System. *Journal of Mechanical Engineering and Automation* 6(5A): 49–53.
- Wei, Z. C., Wang, M. J., Zhu, J. N. & Gu, L. Y. 2011. Cutting force prediction in ball end milling of sculptured surface with Z-level contouring tool path *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 51(5): 428–432.
- Weidow, J., Johansson, S., Andrén, H.-O. & Wahnström, G. 2011. Transition Metal Solubilities in WC in Cemented Carbide Materials. *Journal of the American Ceramic Society* 94(2): 605–610.
- Wong, T., Kim, W. & Kwon, P. 2004. Experimental support for a model-based prediction of tool wear. *Wear* 257(7): 790–798.
- Wu, D., Jennings, C., Terpenney, J., Kumara, S. & Gao, R. X. 2018. Cloud-Based Parallel Machine Learning for Tool Wear Prediction. *Journal of Manufacturing Science and Engineering* 140(4).
- Wu, X., Kumar, V., Quinlan, R., Ghosh, J., Yang, Q., Motoda, H., McLachlan, G., et al. 2007. Top 10 algorithms in data mining. *Knowledge and Information Systems* 14.
- Wuest, T., Weimer, D., Irgens, C. & Thoben, K.-D. 2016. Machine learning in manufacturing: advantages, challenges, and applications. *Production & Manufacturing Research* 4(1): 23–45.
- Xiaoli, L. & Zhejun, Y. 1998. Tool wear monitoring with wavelet packet transform—

- fuzzy clustering method. *Wear* 219(2): 145–154.
- Xie, J. & Jiang, S. 2010. A Simple and Fast Algorithm for Global K-means Clustering. *2010 Second International Workshop on Education Technology and Computer Science*, hlm. Vol. 2, 36–40.
- Xie, Z., Lu, Y. & Li, J. 2017. Development and testing of an integrated smart tool holder for four-component cutting force measurement. *Mechanical Systems and Signal Processing* 93: 225–240.
- Yan, W., Wong, Y. S., Lee, K. S. & Ning, T. 1999. An investigation of indices based on milling force for tool wear in milling. *Journal of Materials Processing Technology* 89–90: 245–253.
- Yang, X. 2010. Wear state recognition of drills based on K-means cluster and radial basis function neural network. *International Journal of Automation and Computing* 7(3): 271–276.
- Yang, Y., Hao, B., Hao, X., Li, L., Chen, N., Xu, T., Aqib, K. M., et al. 2020. A Novel Tool (Single-Flute) Condition Monitoring Method for End Milling Process Based on Intelligent Processing of Milling Force Data by Machine Learning Algorithms. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing* 21(11): 2159–2171.
- Youssef, H. & El-Hofy, H. 2020. Non-Traditional and Advanced Machining Technologies: Machine Tools and Operations. *Non-Traditional and Advanced Machining Technologies Machine Tools and Operations*. CRC Press.
- Yuqing, Z. & Suen, V. 2020. Tool Wear Condition Monitoring in Milling Process Based on Current Sensors. *IEEE Access* PP: 1.
- Zhang, Chen & Zhang, J. 2013. On-line tool wear measurement for ball-end milling cutter based on machine vision. *Computers in Industry* 64(6): 708–719.
- Zhang, Cunji, Yao, X., Zhang, J. & Jin, H. 2016. Tool Condition Monitoring and Remaining Useful Life Prognostic Based on a Wireless Sensor in Dry Milling Operations. *Sensors* 16(6): 795.
- Zhang, X. Y., Lu, X., Wang, S., Wang, W. & Li, W. D. 2018. A multi-sensor based online tool condition monitoring system for milling process. *Procedia CIRP* 72: 1136–1141. doi:<https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.03.092>
- Zhao, W.-L., Deng, C.-H. & Ngo, C.-W. 2018. K -means: A revisit. *Neurocomputing* 291.
- Zhou, Y. & Xue, W. 2018. Review of tool condition monitoring methods in milling processes. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 96(5): 2509–2523.
- Zhu, Y., Ting, K. M. & Carman, M. J. 2018. Grouping points by shared subspaces for effective subspace clustering. *Pattern Recognition* 83: 230–244.

LAMPIRAN A

SENARAI PENERBITAN

A. Jurnal Antarabangsa

1. Ahmad, M.A.F., Nuawi, M.Z., Ghani, J.A., Abdullah, S. and **Kasim, A.N.**, 2018. Tool wear monitoring using macro fibre composite as a vibration sensor via I-kaz™ statistikal signal analysis. *ARPJ Journal of Engineering and Applied Sciences*, Vol 13(11), 3607-3616.
2. **N.A Kasim**, N.A., Nuawi, M.Z., Ghani, J.A., Rizal, M., Ahmad, M.A.F. and Haron, C.C. 2019. Cutting tool wear progression index via signal element variance. *Journal of Mechanical Engineering and Sciences*, 13(1), pp.4596-4612.
3. **N. A. Kasim**, M. Z. Nuawi¹, J. A. Ghani¹, Muhammad Rizal, N. A. Ngatiman, C. H. C. Haron., 2021. Enhancing Clustering Algorithm with Initial Centroids in Tool Wear Region Recognition. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing* 22(5): 843–863.

B. Persidangan Antarabangsa

1. **Kasim, N.A.**, Nuawi, M.Z., Ghani, J.A., Rizal, M., Ahmad, M.A.F. and Haron, C.C. 2019. Cutting tool wear progression index via signal element variance. *6th International Conference on Noise, Vibration and Comfort (NVC 2018)*.
2. **Kasim, N.A.**, Nuawi, M.Z., Ghani, J.A., Rizal, M., M.G., Mohamed and Haron, C.C. 2018. Cutting tool wear prediction using novel piezofilm-based vibratory signal analysis (z-rot). *25th International Congress on Sound and Vibration (ICSV25)*
3. **N. A. Kasim**, M. G. Mohamed, M. Rizal, M. Z. Nuawi, J. A. Ghani, 2019. Cutting tool wear assessment using novel z-satistical rotation Analysis. *2nd International Conference on Applied Science. Engineering, Bussiness and Information Technology (ICO-ASCNITECH 2018)*
4. **Kasim, N.A.**, Mohamed, M.G. & Nuawi, M.Z. 2021, Non-stationary vibratory signatures bearing fault detection using alternative novel kurtosis-based statistikal analysis. *6th Technology & Innovation International Conference 2021*

C. Persidangan Nasional

1. **Kasim, N.A.**, Nuawi, M.Z., Ghani, J.A., and Haron, C.C. 2017, New statistikal analysis for tool wear pregression tracking. *5th Malaysia-Japan Tribology Symposium 2017 (MJTS 2017)*.

LAMPIRAN B

SKRIP PENGATURCARAAN MATLAB

```

%% Zrot

filename = uigetfile('*.txt*', 'All Files (*.txt*)'); % Open dialog
box to select the desired file
DATA = load(filename); % Rename the filename to be variable
[~, name] = fileparts( filename ) ; % To extract only the filename
N = length(DATA);
filename

data1 = DATA(:,1);
data2 = DATA(:,2);
data3 = DATA(:,3);

y=data1+data2+data3;% +data4+

%mean
yc=mean(data1);

%radius data
r=data1-yc;

%std. dev
sr=std(r)^4;

%kurtosis respect to radius
Zrot= real(sqrt(sr*kurtosis(r)))/N

-----

%Scatter 3D

radius = Zrot;
r = prns;
r = radius * r;
% Extract the x, y, and z coordinates from the array.
x = r(1,:); % Extract x from row #1.
y = r(2,:); % Extract y from row #2.
z = r(3,:); % Extract z from row #3.
scatter3(x, y, z);

axis square; % Make sure the aspect ratio is maintained as it's
displayed and rotated.
title(['Z-rot 3D Representation - ^RZ = ', num2str(Zrot)]);
xlabel('X', 'FontSize', 12);
ylabel('Y', 'FontSize', 12);
zlabel('Z', 'FontSize', 12);

set(gcf, 'Units', 'Normalized', 'OuterPosition', [0 0 1 1]);
msgbox('Now use the circular arrow icon on the toolbar to rotate the
sphere.');
```

Mersenne Twister seed= 0

```

function [qrn] = prns(numPoints)
numPoints = 1000; % Use a large value.
% Get a 3-by-numPoints list of (x, y, z) coordinates.
rng default; % For reproducibility
qrn = randn(3, numPoints);
end

-----

% FIXUM K-MEANS (F-KM)

clear, clc,

close all

%% Power fit
disp('Masukkan data pekali...')
filename = uigetfile('*.txt*', 'All Files (*.txt*)'); % Open dialog
box to select the desired file
Raw = load(filename); % Renama the filename to be variable
[~, name] = fileparts( filename ) ; % To extract only the filename
N = length(Raw);

korelasi=zeros(4,1);

for k=1:4
    x = 1:length(Raw);
    X=x';
    Y = Raw(:,k);

    [RHO,PVAL] = corr(X,Y, 'Type', 'Spearman');
    korelasi(k)= RHO;
end
korelasi
av = mean(korelasi)

A1 = Raw;
data = A1;
y = 1:length(data);
Y = y';
-----

%% Determine K & Initial centroids

nClusters=10; % pick/set number of clusters your going to use
totSum=zeros(nClusters); % preallocate the result

%Determine TOTAL SUM OF DISTANCE (TSD)
for i=1:nClusters
    [~,~,sumd]=kmeans(Raw,i, 'Distance', 'sqeuclidean', 'Replicates',100);
    totSum(i)=sum(sumd);
end
format shortG
TSD = totSum(:,1);

```

```

%Determine difference between TSD --> D = | TSD(j+1) - TSD(j) |
w = zeros(9,1);
for j=1:9
    w(j)=TSD(j+1)-TSD(j);
end
D = abs(w);

```

```

%Rearrange difference between TSD
Df=TSD(1,1);
for i = 2:10
    Df(i,:)= D(i-1,:);
end
Df;
average = mean(Df);

```

```

%Find the K value using PROS-TO METHOD
dist = abs(Df - average);
minDist = min(dist);
idx = find(dist == minDist);
K = idx;

```

```

% Optimized Scree Plot
figure;
subplot(1,2,1)
plot(TSD,'r-o')
title('Lakaran scree asal')
subplot(1,2,2)
plot(Df,'b-o')
title('Lakaran scree teroptimum')
hold on
syms y
fplot(subs(y,average),'r:')
hold on
formatSpec = 'K = %d';
A1 = K;
str = sprintf(formatSpec,A1);
text(K,average,str,'Color','red','FontSize',12);

```

```

%% Initial Calculation - Initialization method for clustering

```

```

%Find initial seeding using - gradually increased data
i = 0;
seed = []; %storing data from loop
while i < K
    i = i+1;
    m = mean(Raw)*0.5*i;
    seed = [seed;m]; %storing data from loop output
end
M1 = seed

```

```

%Find initial seeding using - sudden increased and decreased data
i = 0;
Rsqr = av; % Average mean
seed = []; %storing data from loop
while i < K
    i = i+1;

```

```

        m = mean(Raw)*Rsqr*i;
        seed = [seed;m];    %storing data from loop output

end
M2 = seed

% Find initial seeding using - mean
Raw1=Raw(:,1);
Raw2=Raw(:,2);
Raw3=Raw(:,3);
Raw4=Raw(:,4);

%% M3_1
% Find initial seeding using - mean
u = ceil(N/K);
raw1 = Raw1';
i = 0;
j = 0;
m = 0;
seed = []; %storing data from loop
while i < K-1
    i = i+1;
    j = u-1;
    rank = raw1(u*i-j:u*i);
    m = mean(rank);
    seed = [seed;m];    %storing data from loop output

end
m3_1 = seed;

rank_end = raw1(u*K-j:end);
m_end = mean(rank_end);
M3_1 = m3_1;
M3_1(K,1)= m_end;

%% M3_2
% Find initial seeding using - mean
u = ceil(N/K);
raw2 = Raw2';
i = 0;
j = 0;
m = 0;
seed = []; %storing data from loop
while i < K-1
    i = i+1;
    j = u-1;
    rank = raw2(u*i-j:u*i);
    m = mean(rank);
    seed = [seed;m];    %storing data from loop output

end
m3_2 = seed;

rank_end = raw2(u*K-j:end);
m_end = mean(rank_end);
M3_2 = m3_2;
M3_2(K,1)= m_end;

```

```

%% M3_3
% Find initial seeding using - mean
u = ceil(N/K);
raw3 = Raw3';
i = 0;
j = 0;
m = 0;
seed = []; %storing data from loop
while i < K-1
    i = i+1;
    j = u-1;
    rank = raw3(u*i-j:u*i);
    m = mean(rank);
    seed = [seed;m]; %storing data from loop output

end
m3_3 = seed;

rank_end = raw3(u*K-j:end);
m_end = mean(rank_end);
M3_3 = m3_3;
M3_3(K,1) = m_end;

%% M3_4
% Find initial seeding using - mean
u = ceil(N/K);
raw4 = Raw4';
i = 0;
j = 0;
m = 0;
seed = []; %storing data from loop
while i < K-1
    i = i+1;
    j = u-1;
    rank = raw4(u*i-j:u*i);
    m = mean(rank);
    seed = [seed;m]; %storing data from loop output

end
m3_4 = seed;

rank_end = raw4(u*K-j:end);
m_end = mean(rank_end);
M3_4 = m3_4;
M3_4(K,1) = m_end;

M3 = [M3_1,M3_2,M3_3,M3_4]

%% Fixum K-Means

tic
    opts = statset('Display','final');
    [cluster1,centroid1,mindis1] =
kmeans(Raw,K,'Distance','sqeuclidean','Start',M1,...
'Option',opts);
    tot_min1=sum(mindis1);
    centroid1

```

```

toc
tic
    opts = statset('Display','final');
    [cluster2,centroid2,mindis2] =
kmeans(Raw,K,'Distance','sqeuclidean','Start',M2,...
    'Option',opts);
    tot_min2=sum(mindis2);
    centroid2;
toc
tic
    opts = statset('Display','final');
    [cluster3,centroid3,mindis3] =
kmeans(Raw,K,'Distance','sqeuclidean','Start',M3,...
    'Option',opts);
    tot_min3=sum(mindis3);
toc

-----
%% Algoritma Pengelompokan (if-else)

% 1-3 Clustering with min distance and sorted accordingly

if (tot_min1<tot_min2 || tot_min1==tot_min2) & (tot_min1<tot_min3 ||
tot_min1==tot_min3) & sortrows(cluster1) == cluster1

    elseif (tot_min2<tot_min1 || tot_min2==tot_min1) &
(tot_min2<tot_min3 || tot_min2==tot_min3) & sortrows(cluster2) ==
cluster2
    elseif (tot_min3<tot_min1 || tot_min3==tot_min1) &
(tot_min3<tot_min2 || tot_min3==tot_min2) & sortrows(cluster3) ==
cluster3

% Contoh Algoritma ke -3 bagi Clustering with min distance and sorted
accordingly

    p1 = find(cluster3 == 1);
    p1 = p1(1:end,:);
    p2 = find(cluster3 == 2);
    p2 = p2(1:end,:);
    p3 = find(cluster3 == 3);
    p3 = p3(1:end,:);

    figure;
    subplot(1,2,1)
    plot(Y,data, '.', 'markersize',15)
    title('Set data asal')
    subplot(1,2,2)
    box on
    title('F-Km untuk 3 kluster')
    hold on

    plot(p1,data(cluster3 == 1), 'g.', 'markersize',15)
    plot(p2,data(cluster3 == 2), 'c.', 'markersize',15)
    plot(p3,data(cluster3 == 3), 'r.', 'markersize',15)

    plot((centroid3), 'kx', 'linewidth',3, 'markersize',12)
    legend('Kluster 1', 'Kluster 2', 'Kluster 3',...
    'Location', 'NW')
    hold off

```

```

figure;
[silh3,~] = silhouette(data,cluster3,'sqeuclidean');
h = gca;
xlabel 'Nilai Silhouette'
ylabel 'Kluster'

figure;
[~,ord] = sortrows([cluster3 silh3],[1 -2]);
indices = accumarray(cluster3(ord), 1:N, [K 1],
@(x){sort(x)});
ytick = cellfun(@(ind) (min(ind)+max(ind))/2, indices);
ytickLabels = num2str((1:K)', '%d');
h = barh(1:N, silh3(ord), 'hist');
set(h, 'CData', cluster3(ord))
set(gca, 'CLim', [1 K], 'CLimMode', 'manual')
set(gca, 'YDir', 'normal', 'YTick', ytick,
'YTickLabel', ytickLabels)
xlabel('Nilai Silhouette'), ylabel('Kluster')
silh_cluster3_3 = mean(silh3)
tot_min3
disp('3.1')

% 4-6 Clustering with min distance, ends with max, starts with min
and sorted

elseif (tot_min1<tot_min2 || tot_min1==tot_min2) &&
(tot_min1<tot_min3 || tot_min1==tot_min3) &&
cluster1(end,1)==max(cluster1) && cluster1(1,1)==min(cluster1)

elseif (tot_min2<tot_min1 || tot_min2==tot_min1) &&
(tot_min2<tot_min3 || tot_min2==tot_min3) &&
cluster2(end,1)==max(cluster2) && cluster2(1,1)==min(cluster2)

elseif (tot_min3<tot_min1 || tot_min3==tot_min1) &&
(tot_min3<tot_min2 || tot_min3==tot_min2) &&
cluster3(end,1)==max(cluster3) && cluster3(1,1)==min(cluster3)

% 7-9 Clustering with min distance, starts with min and sorted

elseif (tot_min1<tot_min2 || tot_min1==tot_min2) &&
(tot_min1<tot_min3 || tot_min1==tot_min3) &&
cluster1(1,1)==min(cluster1)

elseif (tot_min2<tot_min1 || tot_min2==tot_min1) &&
(tot_min2<tot_min3 || tot_min2==tot_min3) &&
cluster2(1,1)==min(cluster2)

elseif (tot_min3<tot_min1 || tot_min3==tot_min1) &&
(tot_min3<tot_min2 || tot_min3==tot_min2) &&
cluster3(1,1)==min(cluster3)

% 10-12 Clustering with min distance, ends with max (cluster) and
sorted

```

```

    elseif (tot_min1<tot_min2 || tot_min1==tot_min2) &&
(tot_min1<tot_min3 || tot_min1==tot_min3) &&
cluster1(end,1)==max(cluster1)

    elseif (tot_min2<tot_min1 || tot_min2==tot_min1) &&
(tot_min2<tot_min3 || tot_min2==tot_min3) &&
cluster2(end,1)==max(cluster2)

    elseif (tot_min3<tot_min1 || tot_min3==tot_min1) &&
(tot_min3<tot_min2 || tot_min3==tot_min2) &&
cluster3(end,1)==max(cluster3)

else
    tsd = [tot_min1 tot_min2 tot_min3];
    the_min = min(tsd);

    if the_min == tot_min1

    elseif the_min == tot_min2

    else
        % rearrange position & revised certain silhouette values
        d = diff(cluster3);

end

```