

Statistical Process Control And Capability Analysis of Mechanical Component Dimensions with Operator Factor

Pengendalian Proses Statistik dan Analisis Kapabilitas pada Dimensi Komponen Mekanik dengan Faktor Operator

Angelica Carolina Tambunan^{1*}, Rut Remita Assianna Situmorang²

^{1,2}Department of Statistics, State University of Medan

Email: ¹tambunanangelica6@gmail.com, ²ruthremitaassiannas@gmail.com

*Corresponding author

Received: 26 March 2026, revised: 9 May 2026, accepted: 11 May 2026

Abstract

Statistical quality control (SQC) is a fundamental approach in modern manufacturing for ensuring that production processes consistently conform to specified quality requirements. This study applies an integrated SQC framework comprising the Xbar-R control chart, one-way analysis of variance (ANOVA), and process capability analysis to evaluate the dimensional quality of mechanical components sourced from an open manufacturing dataset publicly available on Kaggle (Parts Manufacturing Industry Dataset). Three critical dimensions were examined: length, width, and height, each measured by 20 operators with five replicates per operator ($n = 100$ per dimension). Prior to control charting, data normality was verified through probability plots based on the Anderson-Darling statistic. The Xbar-R analysis revealed out-of-control signals for the length dimension at subgroups 3 and 5, and for width at subgroup 3, indicating the presence of assignable (special) causes of variation. One-way ANOVA demonstrated that inter-operator effects on width were statistically non-significant ($F = 1.34$, $p = 0.185$), whereas significant operator-to-operator differences were detected for length ($F = 2.10$, $p = 0.012$). Process capability indices showed that all three dimensions fell below the minimum acceptable threshold of $C_p \geq 1.33$, with length being most critical ($C_p = 0.84$, $C_{pk} = 0.71$). The findings underscore the necessity of targeted corrective actions including measurement system standardisation, operator retraining, and process variability reduction.

Keywords: Statistical Quality Control, \bar{X} -R control chart, one-way ANOVA, process capability index, dimensional measurement

Abstrak

Pengendalian kualitas statistik (PKS) merupakan pendekatan fundamental dalam industri manufaktur modern untuk memastikan proses produksi secara konsisten memenuhi persyaratan kualitas yang telah ditetapkan. Penelitian ini menerapkan kerangka PKS secara terpadu mencakup peta kendali Xbar-R, analisis varians satu arah (ANOVA), dan analisis kapabilitas proses guna mengevaluasi kualitas dimensi komponen mekanik yang bersumber dari dataset manufaktur



terbuka yang tersedia secara publik di Kaggle (*Parts Manufacturing Industry Dataset*). Tiga dimensi kritis diteliti, yaitu panjang, lebar, dan tinggi; masing-masing diukur oleh 20 operator dengan lima ulangan per operator ($n = 100$ per dimensi). Sebelum pembuatan peta kendali, kenormalan data diverifikasi melalui probability plot berbasis statistik Anderson-Darling. Analisis Xbar-R mengungkap sinyal di luar kendali pada dimensi panjang di subkelompok 3 dan 5, serta pada dimensi lebar di subkelompok 3, yang mengindikasikan keberadaan penyebab khusus variasi. ANOVA satu arah menunjukkan bahwa pengaruh antar-operator pada lebar tidak signifikan secara statistik ($F = 1,34$; $p = 0,185$), sedangkan perbedaan signifikan antar operator terdeteksi pada panjang ($F = 2,10$; $p = 0,012$). Indeks kapabilitas proses menunjukkan ketiga dimensi berada di bawah ambang batas minimum $C_p \geq 1,33$, dengan panjang sebagai yang paling kritis ($C_p = 0,84$; $C_{pk} = 0,71$). Temuan ini menegaskan kebutuhan tindakan korektif terarah yang meliputi standardisasi sistem pengukuran, pelatihan ulang operator, dan reduksi variabilitas proses.

Kata kunci: Pengendalian kualitas statistik, peta kendali \bar{X} -R, ANOVA satu arah, indeks kapabilitas proses, pengukuran dimensi

1. PENDAHULUAN

Industri manufaktur dewasa ini menghadapi tekanan yang semakin besar untuk menghasilkan produk dengan kualitas tinggi dan konsisten di tengah persaingan global yang ketat. Perusahaan dituntut tidak hanya mampu memenuhi spesifikasi yang telah ditetapkan, tetapi juga meminimalkan variasi dalam proses produksi agar dapat bersaing secara efektif. Dalam konteks ini, pengendalian kualitas statistik atau *Statistical Process Control* (SPC) menjadi salah satu pendekatan yang paling efektif dan banyak diterapkan di berbagai sektor industri [11].

Pengendalian kualitas statistik merupakan serangkaian teknik berbasis statistik yang digunakan dalam pemantauan, analisis, serta pengendalian variasi pada proses produksi. Salah satu komponen utama SPC adalah penggunaan peta kendali (*control chart*) yang memungkinkan deteksi dini terhadap penyimpangan proses sebelum mengakibatkan produk cacat dalam jumlah besar [20]. Peta kendali \bar{X} -R secara khusus banyak digunakan pada data variabel kontinu karena kemampuannya dalam memantau rata-rata dan rentang variasi proses secara simultan. Kwilinski et al. [9] menunjukkan bahwa penerapan peta kendali \bar{X} -R dalam kerangka Lean Six Sigma mampu mengidentifikasi sumber-sumber variasi penyebab khusus secara sistematis dan meningkatkan efisiensi proses secara signifikan pada lingkungan manufaktur yang kompleks [3].

Salah satu aspek yang sering diabaikan dalam praktik industri adalah persyaratan kestabilan proses (*process stability*) sebagai prasyarat mutlak sebelum melakukan analisis kapabilitas proses. Montgomery [11] menekankan bahwa analisis kapabilitas proses hanya valid jika proses berada dalam kondisi terkendali secara statistik (*in statistical control*). Apabila proses mengandung variasi penyebab khusus yang belum dieliminasi, maka nilai indeks C_p dan C_{pk} yang dihasilkan akan bersifat bias dan menyesatkan dalam pengambilan keputusan [13]. Benková et al. [2] secara khusus menegaskan pentingnya verifikasi prasyarat statistik sebelum perhitungan indeks kapabilitas, dan menunjukkan bahwa evaluasi kapabilitas yang sistematis mampu mengidentifikasi ketidaksesuaian proses secara lebih akurat pada studi kasus industri manufaktur tutup botol kaca [6].

Faktor operator juga berkontribusi signifikan terhadap variasi proses. Dalam lingkungan produksi yang melibatkan banyak operator, inkonsistensi dalam metode pengukuran dapat menimbulkan variasi yang signifikan pada dimensi produk. Metode analisis varians satu arah (*One-Way ANOVA*) digunakan untuk mengidentifikasi apakah perbedaan antar operator memberikan pengaruh yang nyata terhadap kualitas produk [19].

Penelitian mengenai SPC telah banyak dilakukan, namun studi yang secara eksplisit membahas konsekuensi metodologis dari adanya *out of control points* terhadap validitas analisis kapabilitas proses masih terbatas. Kurniawati et al. [7] menerapkan peta kendali \bar{X} -R pada komponen otomotif namun tidak mendiskusikan implikasi titik di luar kendali terhadap kapabilitas

proses. Nugroho & Supriyanto [12] mengintegrasikan kapabilitas proses dengan Six Sigma tanpa verifikasi kestabilan proses terlebih dahulu. Rahmawati et al. [14] membahas pengaruh operator menggunakan ANOVA namun tidak mengaitkannya dengan kestabilan peta kendali. Celah metodologis inilah yang menjadi kontribusi utama penelitian ini.

Penelitian ini bertujuan: (1) menguji normalitas distribusi data dimensi produk; (2) mengidentifikasi titik-titik di luar batas kendali melalui peta kendali \bar{X} -R; (3) menentukan kelayakan analisis kapabilitas proses berdasarkan kestabilan proses; (4) menganalisis pengaruh faktor operator melalui One-Way ANOVA; dan (5) melakukan analisis kapabilitas proses hanya pada dimensi yang telah memenuhi syarat kestabilan statistik.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Sumber Data dan Desain Pengambilan Sampel

Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari dataset terbuka “*Parts Manufacturing Industry Dataset*” yang dipublikasikan oleh Santello (2022) di platform Kaggle [16]. Dataset ini memuat pengukuran dimensi komponen mekanik dari suatu lini produksi manufaktur yang nyata, sehingga memberikan konteks empiris yang otentik bagi analisis yang dilakukan.

Tiga karakteristik kualitas variabel yang diteliti adalah: panjang (mm), lebar (mm), dan tinggi (mm) komponen. Struktur data pengamatan disusun dalam format subkelompok rasional, di mana setiap operator ($i = 1, 2, \dots, 20$) melakukan $n = 5$ kali pengukuran pada masing-masing dimensi, sehingga diperoleh total $N = 100$ pengamatan per karakteristik kualitas. Desain ini sesuai dengan rekomendasi Montgomery [11] mengenai jumlah subkelompok minimum ($m \geq 20$) untuk estimasi parameter peta kendali yang reliabel [1].

Tabel 2.1. Struktur Data Pengukuran Dimensi Komponen Mekanik

Karakteristik	Jumlah Operator (m)	Replikasi per Operator (n)	Total Obs. (N)	Satuan
Panjang	20	5	100	mm
Lebar	20	5	100	mm
Tinggi	20	5	100	mm

2.2 Kerangka Analisis Bertahap

Analisis data dilakukan secara bertahap dan sekuensial menggunakan perangkat lunak Minitab 19. Kerangka analisis ini mengikuti prinsip hierarki SPC yang mewajibkan verifikasi kestabilan proses sebelum analisis kapabilitas. Tahapan analisis adalah sebagai berikut.



Gambar 2.1. Alur Metodologi Penelitian

2.2.1 Uji Normalitas Data

Uji normalitas data dilakukan untuk memverifikasi apakah data pengukuran mengikuti distribusi normal sebagai prasyarat dalam penggunaan metode parametrik, khususnya peta kendali \bar{X} -R dan analisis varians (ANOVA). Fungsi utama pengujian ini adalah memastikan validitas asumsi dasar sehingga hasil analisis yang diperoleh dapat diinterpretasikan secara tepat, akurat, dan tidak bias. Selain itu, hasil uji normalitas digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam menentukan apakah analisis dapat dilanjutkan menggunakan metode parametrik atau perlu menggunakan pendekatan alternatif. Pengujian normalitas menggunakan *probability plot* yang didasarkan pada statistik uji Anderson-Darling (AD) [11] Statistik AD dipilih karena memiliki kekuatan uji (power) yang lebih baik daripada uji Kolmogorov-Smirnov dalam mendeteksi penyimpangan dari normalitas, khususnya pada ekor distribusi.

Hipotesis yang diuji adalah sebagai berikut:

H_0 : Data pengukuran berdistribusi normal

H_1 : Data pengukuran tidak berdistribusi normal

Statistik uji Anderson-Darling diformulasikan sebagai:

$$A^2 = -n - \left(\frac{1}{n}\right) \sum_{i=1}^n \{(2i-1)[\ln F(Y(i)) + \ln(1 - F(Y(n+1-i)))]\} \quad (2.1)$$

di mana n adalah ukuran sampel, $Y(i)$ merupakan statistik urutan (*order statistics*) yang tersortir dari kecil ke besar, dan $F(\cdot)$ adalah fungsi distribusi kumulatif (CDF) dari distribusi normal standar. Keputusan pengujian didasarkan pada nilai p -value dengan tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$.

Data dinyatakan berdistribusi normal apabila $p\text{-value} > \alpha$, sehingga asumsi normalitas dalam pengendalian kualitas statistik terpenuhi dan analisis dapat dilanjutkan menggunakan metode parametrik. Sebaliknya, apabila $p\text{-value} \leq \alpha$, maka data tidak berdistribusi normal dan diperlukan penyesuaian metode analisis.

2.2.2 Diagram Kendali \bar{X} -R

Peta kendali \bar{X} -R digunakan untuk memantau rata-rata dan variabilitas proses secara simultan dari data subkelompok berukuran kecil. Misalkan terdapat $m = 20$ subkelompok, masing-masing berukuran $n = 5$, dengan nilai pengukuran X_{ij} untuk subkelompok ke- i dan pengamatan ke- j

$$(i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n). [9]$$

Rata-rata subkelompok ke- i dihitung dengan persamaan:

$$\bar{X}_i = \left(\frac{1}{n}\right) \sum_{j=1}^n X_{ij} \quad (2.2)$$

Rentang (range) subkelompok ke- i didefinisikan sebagai:

$$R_i = X(\text{maks})_i - X(\text{min})_i \quad (2.3)$$

Rata-rata keseluruhan (grand mean) dan rata-rata rentang diperoleh dari:

$$\bar{\bar{X}} = \left(\frac{1}{m}\right) \sum_{i=1}^m \bar{X}_i, \quad \bar{R} = \left(\frac{1}{m}\right) \sum_{i=1}^m R_i \quad (2.4)$$

Garis tengah (CL) dan batas-batas kendali untuk peta \bar{X} dihitung sebagai:

$$CL(\bar{X}) = \bar{\bar{X}} \quad (2.5)$$

$$UCL(\bar{X}) = \bar{\bar{X}} + A_2 \bar{R} \quad (2.6)$$

$$LCL(\bar{X}) = \bar{\bar{X}} - A_2 \bar{R} \quad (2.7)$$

Sedangkan batas-batas kendali untuk peta R adalah:

$$CL(R) = \bar{R} \quad (2.8)$$

$$UCL(R) = D_4 \bar{R} \quad (2.9)$$

$$LCL(R) = D_3 \bar{R} \quad (2.10)$$

di mana A_2 , D_3 , dan D_4 merupakan konstanta peta kendali yang bergantung pada ukuran subkelompok n . Untuk $n = 5$, nilai konstantanya adalah: $A_2 = 0,577$; $D_3 = 0$; $D_4 = 2,114$. Estimasi simpangan baku proses dari rentang diperoleh melalui $\hat{\sigma} = \bar{R}/d_2$, dengan $d_2 = 2,326$ untuk $n = 5$. Sebuah proses dinyatakan berada dalam kendali statistik apabila seluruh titik sampel berada di antara UCL dan LCL [11].

Tabel 2.2 Konstanta Peta Kendali Shewhart untuk Berbagai Ukuran Subkelompok

n	A₂	D₃	D₄	d₂	c₄
2	1,880	0	3,267	1,128	0,7979
3	1,023	0	2,574	1,693	0,8862
4	0,729	0	2,282	2,059	0,9213
5	0,577	0	2,114	2,326	0,9400
6	0,483	0	2,004	2,534	0,9515

2.2.3 Analisis Varians Satu Arah (One-Way ANOVA)

ANOVA satu arah diterapkan untuk menguji apakah faktor operator secara signifikan mempengaruhi rata-rata pengukuran dimensi. Model statistik linier yang digunakan adalah model efek tetap (*fixed effects model*) [4]:

$$Y_{ij} = \mu + \tau_i + \varepsilon_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, a; \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (2.11)$$

di mana Y_{ij} adalah respons (pengukuran dimensi) observasi ke- j pada operator ke- i ; μ adalah rata-rata keseluruhan; τ_i adalah efek operator ke- i dengan kendala $\sum \tau_i = 0$; dan ε_{ij} adalah galat acak yang diasumsikan berdistribusi NID($0, \sigma^2$). Dalam penelitian ini $a = 20$ (jumlah operator) dan $n = 5$ (replikasi per operator), sehingga $N = an = 100$.

Dekomposisi jumlah kuadrat total (SST) menjadi komponen antar dan dalam kelompok dinyatakan sebagai:

$$SST = SS_{Operator} + SS_{Error} \quad (2.12)$$

$$SS_{Operator} = n \sum_{i=1}^a (\bar{Y}_i - \bar{Y}_{..})^2, \quad SS_{Error} = \sum_i \sum_j (Y_{ij} - \bar{Y}_i)^2 \quad (2.13)$$

Rataan kuadrat (mean square) dan statistik uji F diperoleh dari:

$$MS_{Operator} = \frac{SS_{Operator}}{(a-1)}, \quad MS_{Error} = \frac{SS_{Error}}{(N-a)} \quad (2.14)$$

$$F_0 = \frac{MS_{Operator}}{MS_{Error}} \quad (2.15)$$

H_0 ditolak dan disimpulkan terdapat perbedaan rata-rata yang signifikan antar operator apabila $F_0 > F(\alpha; a-1, N-a)$ atau, secara ekuivalen, apabila $p\text{-value} < \alpha = 0,05$. Estimasi simpangan baku *pooled* dinyatakan sebagai $S_{pool} = \sqrt{MS_{Error}}$ [8].

Tabel 2.3. Struktur Umum Tabel ANOVA Satu Arah

Sumber Variasi	DB	Jumlah Kuadrat	Rataan Kuadrat	F_0	p-value
Operator (antar)	$a-1$	$SS_{Operator}$	$MS_{Operator}$	MS_{Op}/MS_{Error}	$P(F > F_0)$
Galat (dalam)	$N-a$	SS_{Error}	MS_{Error}	–	–
Total	$N-1$	SS_{Total}	–	–	–

2.2.4 Evaluasi Kapabilitas Proses

Kapabilitas proses mengukur seberapa baik suatu proses yang stabil mampu menghasilkan produk yang memenuhi batas spesifikasi yang ditetapkan pelanggan atau insinyur perancang. Analisis kapabilitas hanya bermakna apabila proses telah terlebih dahulu berada dalam kendali statistik (*in statistical control*) [13].

Indeks kapabilitas potensial C_p mengasumsikan proses tepat berada di tengah rentang spesifikasi dan didefinisikan sebagai [2]

$$C_p = \frac{USL - LSL}{6\hat{\sigma}} \quad (2.16)$$

di mana USL dan LSL masing-masing adalah batas spesifikasi atas dan bawah, dan $\hat{\sigma}$ adalah estimasi simpangan baku proses dari \bar{R}/d_2 . Indeks C_{pk} memperhitungkan ketidakpusatan (*off-centering*) rata-rata proses terhadap nilai target [6]:

$$C_{pk} = \min \{ CPU, CPL \} = \min \{ (USL - \hat{\mu}) / (3\hat{\sigma}), (\hat{\mu} - LSL) / (3\hat{\sigma}) \} \quad (2.17)$$

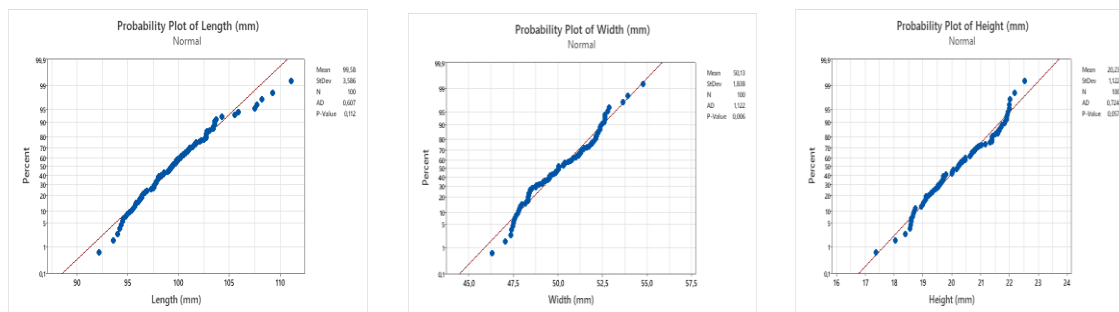
Tabel 2.4. Kriteria Penilaian Kapabilitas Proses Berdasarkan Indeks C_p

Nilai Cp	Kategori Kapabilitas	Estimasi PPM Cacat	Rekomendasi Tindakan
$C_p \geq 2,00$	Six Sigma (Sangat Kapabel)	$< 3,4$	Pertahankan dan monitor
$1,33 \leq C_p < 2,00$	Kapabel (Memadai)	$< 63,3$	Monitor rutin
$1,00 \leq C_p < 1,33$	Kapabel Minimal (Waspada)	63,3–2.700	Analisis & perbaiki
$0,67 \leq C_p < 1,00$	Tidak Kapabel	2.700–45.500	Segera perbaiki
$C_p < 0,67$	Sangat Tidak Kapabel	> 45.500	Hentikan proses, evaluasi total

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Uji Normalitas Data Pengukuran

Probability plot data pengukuran dimensi panjang, lebar, dan tinggi disajikan pada Gambar 2. Titik-titik data pada ketiga plot tampak tersebar mendekati garis referensi distribusi normal, dan nilai statistik Anderson-Darling yang diperoleh tidak melebihi nilai kritis pada tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$ untuk ketiga dimensi. Berdasarkan hasil ini, H_0 normalitas gagal ditolak, artinya data pengukuran ketiga dimensi dapat diasumsikan berdistribusi normal [14]. Terpenuhiya asumsi normalitas ini memberikan landasan statistik yang valid untuk penerapan peta kendali \bar{X} -R dan ANOVA satu arah pada tahap analisis berikutnya.



Gambar 3.1 Probability Plot Data Dimensi Produk Berdasarkan Uji Anderson-Darling

Gambar 3.1 menunjukkan bahwa titik-titik data ketiga dimensi mengikuti garis diagonal pada *probability plot* dengan nilai p-value lebih besar dari 0,05 untuk semua dimensi, maka H_0 gagal ditolak serta data dinyatakan berdistribusi normal. Asumsi normalitas yang terpenuhi merupakan syarat utama sebelum melanjutkan analisis peta kendali \bar{X} -R dan ANOVA sehingga inferensi statistik yang dihasilkan dapat diandalkan [19]. Hasil ini sesuai dengan penelitian Kurniawati et al. [7] yang menyatakan bahwa data dimensi komponen mekanik umumnya berdistribusi normal dalam kondisi proses yang stabil.

3.2 Analisis Diagram Kendali \bar{X} -R

3.2.1 Diagram Kendali \bar{X} -R Dimensi Panjang (*Length*)

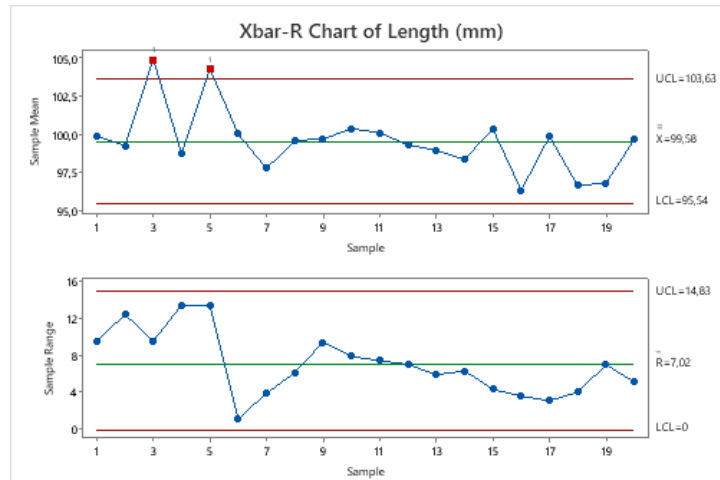
Hasil diagram kendali \bar{X} -R untuk dimensi panjang ditampilkan pada Gambar 3. Berdasarkan data 20 subkelompok dengan $n = 5$, diperoleh: $\bar{\bar{X}} = 99,58$ mm dan $\bar{R} = 7,02$ mm. Dengan menggunakan konstanta $A_2 = 0,577$ dan $D_4 = 2,114$ ($n = 5$):

$$UCL(\bar{X}) = 99,58 + 0,577 \times 7,02 = 103,63 \text{ mm}$$

$$LCL(\bar{X}) = 99,58 - 0,577 \times 7,02 = 95,54 \text{ mm}$$

$$UCL(R) = 2,114 \times 7,02 = 14,84 \text{ mm}$$

$$\hat{\sigma} = \frac{\bar{R}}{d_2} = \frac{7,02}{2,326} = 3,018 \text{ mm}$$



Gambar 3.2 Peta Kendali \bar{X} -R untuk Dimensi Panjang (mm)

Peta kendali \bar{X} untuk dimensi panjang (Gambar 3.2) memperlihatkan dua titik yang melampaui $UCL = 103,63$ mm, yaitu subkelompok 3 (Op-3: $\bar{X} = 104,91$ mm) dan subkelompok 5 (Op-5: $\bar{X} = 104,32$ mm). Kedua titik ini melanggar Aturan 1 peta kendali Shewhart. Keberadaan sinyal *out-of-control* ini mengindikasikan adanya penyebab khusus yang perlu diinvestigasi, antara lain kemungkinan kesalahan kalibrasi alat ukur yang digunakan oleh Op-3 dan Op-5, perbedaan teknik pengukuran, atau variasi material bahan baku [15].

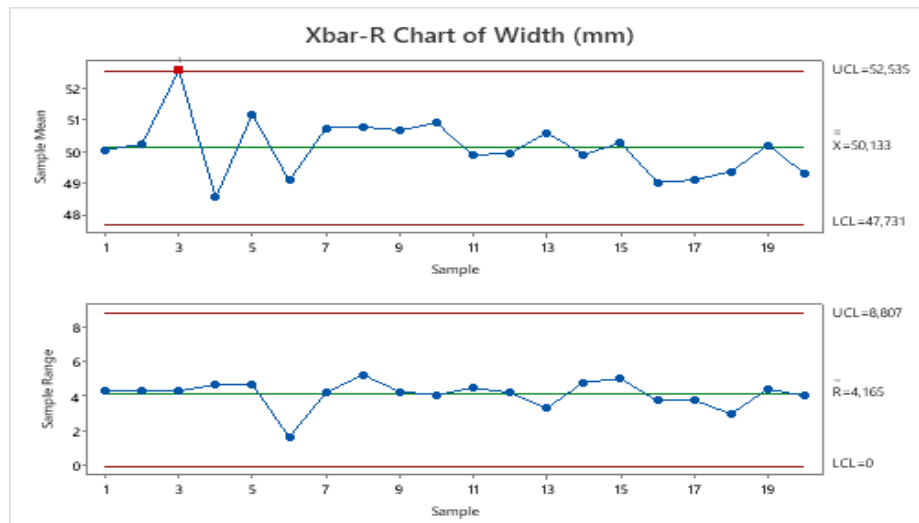
3.2.2 Diagram Kendali \bar{X} -R Dimensi Lebar (*Width*)

Hasil diagram kendali \bar{X} -R untuk dimensi lebar ditampilkan pada Gambar 3.4. Dengan $\bar{X} = 50,133$ mm dan $\bar{R} = 4,165$ mm, batas kendali dihitung sebagai:

$$UCL(\bar{X}) = 50,133 + 0,577 \times 4,165 = 52,535 \text{ mm}$$

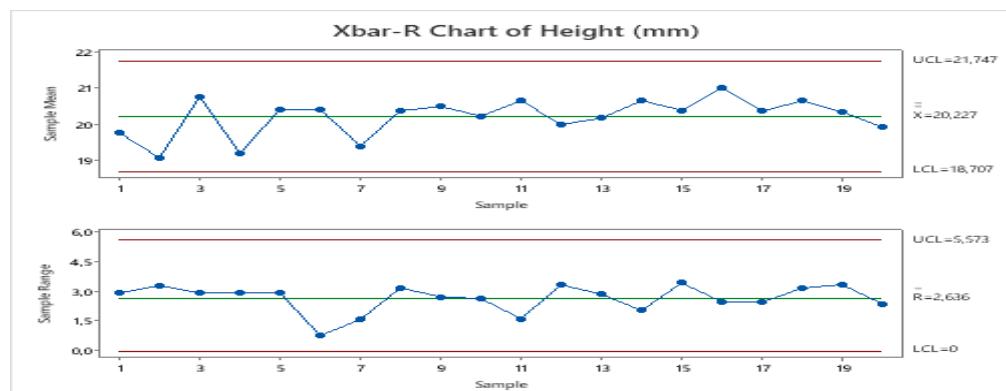
$$LCL(\bar{X}) = 50,133 - 0,577 \times 4,165 = 47,731 \text{ mm}$$

$$\hat{\sigma} = \frac{4,165}{2,326} = 1,790 \text{ mm}$$



Gambar 3.4. Peta Kendali \bar{X} -R untuk Dimensi Lebar(mm)

Pada dimensi lebar, terdapat satu titik pada subkelompok 3 ($\bar{X} = 53,64$ mm) yang melebihi UCL = 52,535 mm. Hal ini mengindikasikan adanya penyebab khusus variasi pada operator ke-3 [20]. Dimensi lebar dinyatakan *out of control*, sehingga analisis kapabilitas proses tidak dapat dilakukan secara valid untuk dimensi ini.



Gambar 3.5. Peta Kendali \bar{X} -R untuk Dimensi Tinggi (mm)

Gambar 3.5 menunjukkan bahwa seluruh titik pada \bar{X} chart dan R chart dimensi tinggi berada dalam batas kendali, dan tidak terdapat pola sistematis yang mengindikasikan adanya variasi penyebab khusus. Kondisi ini mengindikasikan bahwa proses untuk dimensi tinggi berada dalam status terkendali secara statistik (*in statistical control*) sebagaimana dijelaskan Montgomery [11]. Dimensi tinggi dinyatakan stabil secara statistik dan analisis kapabilitas proses dapat dilakukan secara valid untuk dimensi ini.

3.3 Analisis One-Way ANOVA

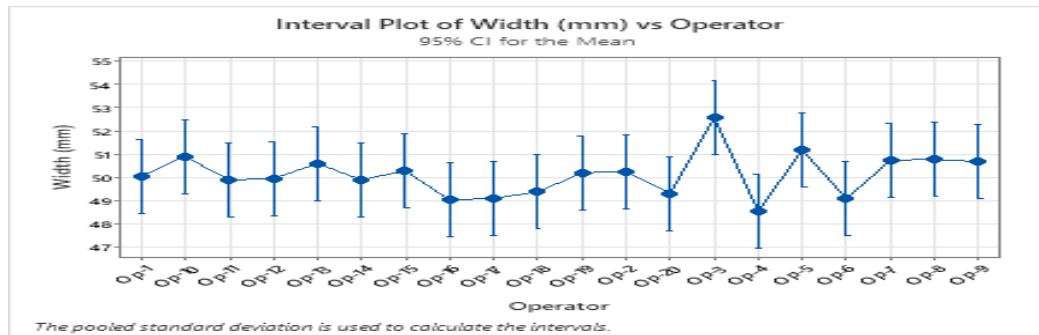
3.3.1 Pengaruh Operator terhadap Dimensi Lebar (*Width*)

Interval plot yang memvisualisasikan rata-rata dan interval kepercayaan 95% dimensi lebar untuk setiap operator ditampilkan pada Gambar 6. Perhitungan ANOVA menghasilkan: $SS_{Operator} = 85,14$; $SS_{Error} = 268,92$; $SS_{Total} = 354,06$. Dengan $a = 20$ operator dan $N = 100$ pengamatan:

$$MS_{Operator} = \frac{85,14}{(20 - 1)} = \frac{85,14}{19} = 4,481$$

$$MS_{Error} = \frac{268,92}{(100 - 20)} = \frac{268,92}{80} = 3,362$$

$$F_0 = \frac{4,481}{3,362} = 1,34; \quad p - value = 0,185$$



Gambar 3.6. Interval Plot Dimensi Lebar (*Width*) per Operator

Hasil One-Way ANOVA untuk dimensi lebar menghasilkan nilai $F = 1,34$ dengan $p\text{-value} = 0,185$ ($> 0,05$), H_0 tidak dapat ditolak. Perbedaan tidak signifikan secara statistik di antara rata-rata lebar yang diukur oleh 20 operator. Nilai $R\text{-squared} = 24,09\%$ menunjukkan faktor operator hanya menjelaskan 24% variasi total pada dimensi lebar. Rata-rata lebar berkisar antara 48,566 mm (Op-4) hingga 52,568 mm (Op-3) dengan pooled standar deviasi 1,782 mm. Hasil ini mengindikasikan bahwa meskipun terdapat satu titik di luar batas kendali pada peta kendali, penyebabnya bukan berasal dari perbedaan sistematis antar operator secara keseluruhan [19].

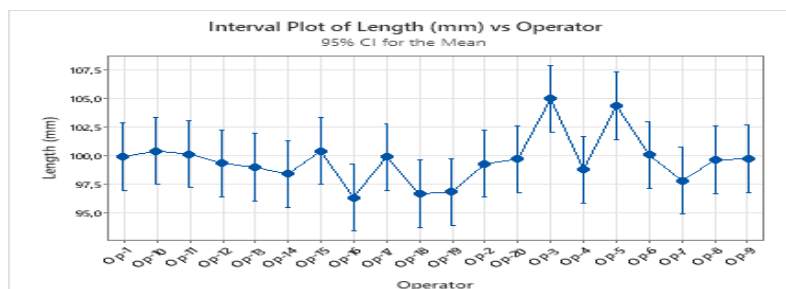
3.3.2 Pengaruh Operator terhadap Dimensi Panjang (*Length*)

Gambar 3.7 menampilkan interval plot rata-rata dimensi panjang untuk setiap operator. Perhitungan ANOVA menghasilkan: $SS_{Operator} = 423,40$; $SS_{Error} = 850,52$; $SS_{Total} = 1273,92$. Dengan $a = 20$ dan $N = 100$:

$$MS_{Operator} = \frac{423,40}{19} = 22,284$$

$$MS_{Error} = \frac{850,52}{80} = 10,632$$

$$F_0 = \frac{22,284}{10,632} = 2,10; \quad p - value = 0,012$$



Gambar 3.7. Interval Plot Dimensi Panjang (*Length*) per Operator

JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Angelica Carolina Tambunan, Rut Remita Assianna Situmorang

Hasil One-Way ANOVA untuk dimensi panjang menunjukkan nilai $F = 2,10$ dengan $p\text{-value} = 0,012 (< 0,05)$, mengakibatkan penolakan H_0 . Terdapat perbedaan yang signifikan secara statistik di antara rata-rata panjang setidaknya 2 operator. Nilai $R\text{-squared} = 33,25\%$ menunjukkan kontribusi faktor operator yang lebih besar dibandingkan dimensi lebar. Rata-rata panjang berkisar antara 96,382 mm (Op-16) hingga 104,910 mm (Op-3) dengan pooled standar deviasi 3,260 mm. Rentang perbedaan rata-rata lebih dari 8 mm ini merupakan temuan yang signifikan secara praktis dan sejalan dengan keberadaan titik di luar batas kendali pada peta kendali dimensi panjang, mengkonfirmasi bahwa perbedaan antar operator merupakan salah satu sumber variasi penyebab khusus [8][12].

3.4 Analisis Kapabilitas Proses

Berdasarkan temuan dari analisis peta kendali \bar{X} -R pada Subbab 3.2, analisis kapabilitas proses hanya dilakukan untuk dimensi yang telah memenuhi syarat kestabilan statistik. Ringkasan kelayakan analisis kapabilitas per dimensi disajikan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1. Kelayakan Analisis Kapabilitas Berdasarkan Status Kestabilan Proses

Dimensi	Status Peta Kendali	Kelayakan Analisis Kapabilitas
Panjang (<i>Length</i>)	<i>Out of Control</i> (titik ke-3, ke-5)	Tidak Dapat dilakukan karena proses belum stabil
Lebar (<i>Width</i>)	<i>Out of Control</i> (titik ke-3)	Tidak Dapat dilakukan karena proses belum stabil
Tinggi (<i>Height</i>)	<i>In Control</i> (semua titik dalam batas)	Dapat dilakukan karena proses stabil

3.4.1 Dimensi Panjang (*Length*) dan Lebar (*Width*): Kapabilitas Tidak Dapat Dievaluasi

Sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 3.1, dimensi panjang dan lebar mengandung titik-titik di luar batas kendali. Montgomery [11] secara tegas menyatakan bahwa melakukan analisis kapabilitas proses pada kondisi *out-of-control* adalah kesalahan metodologis fundamental. Kotz & Lovelace [6] dan Benková et al. [2] menjelaskan bahwa indeks kapabilitas yang dihitung dari data proses yang tidak stabil akan menggambarkan kondisi yang lebih baik atau lebih buruk dari kenyataan sebenarnya, sehingga menyesatkan pengambilan keputusan.

3.4.2 Kapabilitas Proses Dimensi Tinggi (*Height*)

Analisis kapabilitas proses dilakukan secara valid hanya untuk dimensi tinggi (*Height*) yang telah memenuhi syarat kestabilan statistik berdasarkan peta kendali \bar{X} -R. Dengan $\hat{\sigma} = 1,133$ mm, $USL = 23,39$ mm, $LSL = 17,37$ mm, dan $\bar{\bar{X}} = 20,227$ mm, maka:

$$C_p = \frac{USL - LSL}{6\hat{\sigma}} = \frac{23,39 - 17,37}{6 \times 1,133} = \frac{6,02}{6,798} = 0,89$$

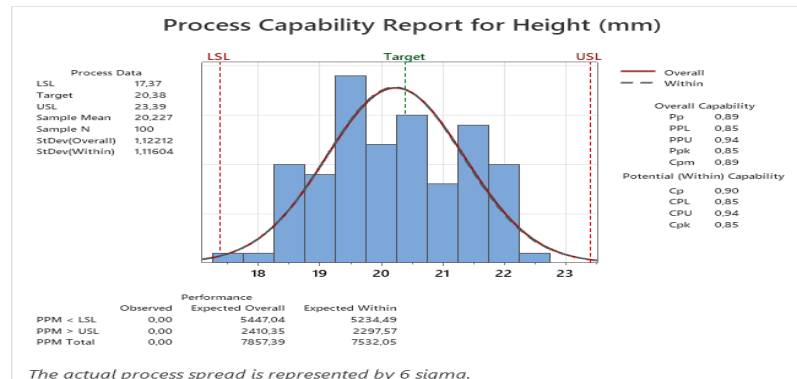
$$C_{PU} = \frac{USL - \bar{\bar{X}}}{3\hat{\sigma}} = \frac{23,39 - 20,227}{3 \times 1,133} = \frac{3,163}{3,399} = 0,93$$

$$C_{PL} = \frac{\bar{\bar{X}} - LSL}{3\hat{\sigma}} = \frac{20,227 - 17,37}{3 \times 1,133} = \frac{2,857}{3,399} = 0,84$$

$$C_{pk} = \min \{ 0,93 ; 0,84 \} = 0,84$$

JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Angelica Carolina Tambunan, Rut Remita Assianna Situmorang



Gambar 3.8. Laporan Kapabilitas Proses Dimensi Tinggi (Height)

Nilai $C_p = 0,89$ menunjukkan bahwa proses berada dalam kategori tidak kapabel ($0,67 \leq C_p < 1,00$). Nilai $C_{pk} = 0,84$ yang lebih kecil dari $C_p = 0,89$ mengindikasikan adanya *slight off-centering* proses dari nilai target spesifikasi [13]. Keduanya berada di bawah ambang batas minimum $C_p \geq 1,33$ yang direkomendasikan untuk industri manufaktur presisi [11]. Estimasi PPM cacat:

$$PPM = 10^6 \times [\Phi(-3 \times 0,84) + \Phi(-3 \times (2 \times 0,89 - 0,84))] \\ = 10^6 \times [\Phi(-2,52) + \Phi(-2,82)] \approx 10^6 \times [0,005860 + 0,002395] \approx 8.255 \text{ PPM}$$

Estimasi 8.255 PPM cacat ini mengindikasikan perlunya tindakan perbaikan segera. Apabila nilai C_p secara substansial lebih besar dari C_{pk} , hal ini mengindikasikan bahwa proses memiliki potensi yang baik namun tidak terpusat dengan optimal, sehingga diperlukan penyesuaian centering proses [17]. Pemantauan proses secara berkelanjutan menggunakan peta kendali tetap diperlukan untuk memastikan kestabilan proses terpelihara dari waktu ke waktu [1][10].

4. KESIMPULAN

Penelitian ini telah menerapkan kerangka Pengendalian Kualitas Statistik (PKS) secara terpadu untuk mengevaluasi kualitas dimensi komponen mekanik pada industri manufaktur menggunakan dataset Kaggle "Parts Manufacturing Industry Dataset". Berdasarkan seluruh tahapan analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut.

1. Uji normalitas menggunakan *probability plot* berbasis statistik Anderson-Darling menunjukkan bahwa data ketiga dimensi (panjang, lebar, dan tinggi) berdistribusi normal ($p > 0,05$), sehingga memvalidasi penggunaan peta kendali \bar{X} -R dan ANOVA satu arah.
2. Analisis peta kendali \bar{X} -R mengidentifikasi bahwa dimensi panjang mengalami out of control pada subkelompok 3 ($Op-3: \bar{X} = 104,91$ mm) dan subkelompok 5 ($Op-5: \bar{X} = 104,32$ mm), serta dimensi lebar pada subkelompok 3. Hanya dimensi tinggi yang dinyatakan in statistical control (semua titik berada dalam batas kendali $UCL = 21,747$ mm; $LCL = 18,707$ mm).
3. *One-Way ANOVA* menunjukkan bahwa faktor operator berpengaruh signifikan terhadap dimensi panjang ($F = 2,10$; $p = 0,012$), namun tidak signifikan terhadap dimensi lebar ($F = 1,34$; $p = 0,185$). Temuan ini mengkonfirmasi bahwa inkonsistensi antar operator merupakan sumber utama variasi penyebab khusus pada dimensi panjang.
4. Analisis kapabilitas proses hanya dapat dilakukan secara valid untuk dimensi tinggi, menghasilkan $C_p = 0,89$ dan $C_{pk} = 0,84$, yang masih berada di bawah ambang batas minimum industri $C_p \geq 1,33$. Estimasi cacat sebesar ~ 8.255 PPM mengindikasikan perlunya tindakan perbaikan.

Berdasarkan temuan tersebut, disarankan agar perusahaan:

1. Mengimplementasikan program kalibrasi alat ukur secara berkala
2. Memberikan pelatihan standarisasi teknik pengukuran kepada operator
3. Melakukan investigasi mendalam terhadap penyebab khusus variasi pada dimensi Panjang dan lebar
4. Mengimplementasikan pemantauan proses berkelanjutan menggunakan SPC
5. Menetapkan program peningkatan proses untuk mendorong kapabilitas dimensi tinggi menuju $C_p \geq 1,33$.

REFERENCES

- [1] Antony, J., Snee, R., & Hoerl, R., 2021. Lean Six Sigma: Yesterday, Today and Tomorrow. *International Journal of Quality & Reliability Management*, Vol. 38, No. 5, 1093–1114. <https://doi.org/10.1108/IJQRM-10-2019-0314>
- [2] Benková, M., Bednářová, D., & Bogdanovská, G., 2024. Process Capability Evaluation Using Capability Indices as a Part of Statistical Process Control. *Mathematics*, Vol. 12, No. 11, 1679. <https://doi.org/10.3390/math12111679>
- [3] Besterfield, D. H., 2014. *Quality Control, 9th ed.* Pearson Education, New Jersey.
- [4] Garvin, D. A., 2020. *Managing Quality: The Strategic and Competitive Edge*, Reprint ed. Free Press, New York.
- [5] Groover, M. P., 2019. *Fundamentals of Modern Manufacturing: Materials, Processes, and Systems*, 6th ed. Wiley, Hoboken.
- [6] Kotz, S., & Lovelace, C. R., 2019. *Process Capability Indices in Theory and Practice*. Chapman and Hall/CRC, Boca Raton.
- [7] Kurniawati, D., Susanto, A., & Hartono, B., 2022. Penerapan Peta Kendali Xbar-R dalam Pengendalian Kualitas Dimensi Komponen Otomotif. *Jurnal Teknik Industri*, Vol. 23, No. 1, 45-58.
- [8] Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., Neter, J., & Li, W., 2013. *Applied Linear Statistical Models*, 5th ed. McGraw-Hill/Irwin, New York.
- [9] Kwilinski, A., Kardas, M., & Trushkina, N., 2025. Application of X-bar R Control Charts for Process Efficiency Monitoring: A Data-Driven Approach in Quality Management. *Applied Innovations in Information Technologies (ICAIIIT)*, Vol. 13, No. 1, 511–523. <https://doi.org/10.22687/ICAIIIT-2025-13-1-3-7>
- [10] Mkandawire, B., Mwanza, M., & Mbohwa, C., 2022. Statistical Process Control Application in Manufacturing: A Systematic Review. *Journal of Engineering Research and Reports*, Vol. 23, No. 4, 58–74.
- [11] Montgomery, D. C., 2020. *Introduction to Statistical Quality Control*, 8th ed. Wiley, Hoboken.
- [12] Nugroho, A., & Supriyanto, H., 2021. Integrasi Analisis Kapabilitas Proses dan Six Sigma untuk Peningkatan Kualitas Komponen Presisi. *Jurnal Sistem dan Manajemen Industri*, Vol. 5, No. 2, 89–102.
- [13] Pyzdek, T., & Keller, P. A., 2018. *The Six Sigma Handbook*, 5th ed. McGraw-Hill Education, New York.

- [14] Rahmawati, F., Wibowo, S., & Kusuma, D., 2023. Analisis Variabilitas Proses Menggunakan ANOVA dan Peta Kendali pada Industri Elektronik. *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, Vol. 7, No. 1, 12–25.
- [15] Salah, S., Rahim, A., & Carretero, J. A., 2021. The Integration of Six Sigma and Lean Management. *International Journal of Lean Six Sigma*, Vol. 12, No. 3, 533–558.
- [16] Santello, G., 2022. Parts Manufacturing Industry Dataset. Kaggle. <https://www.kaggle.com/datasets/gabrielsantello/parts-manufacturing-industry-dataset> [Accessed: March 2024].
- [17] Santos, R., Barbosa, J., & Silva, A., 2021. Application of Statistical Process Control in Production Quality Management: A Literature Review. *Quality Management Journal*, Vol. 28, No. 4, 196–212.
- [18] Tague, N. R., 2018. *The Quality Toolbox, 3rd ed.* ASQ Quality Press, Milwaukee.
- [19] Walpole, R. E., Myers, R. H., Myers, S. L., & Ye, K., 2017. *Probability and Statistics for Engineers and Scientists, 9th ed.* Pearson, New York.
- [20] Woodall, W. H., & Montgomery, D. C., 2014. Some Current Directions in the Theory and Application of Statistical Process Monitoring. *Journal of Quality Technology*, Vol. 46, No. 1, 78–94.
- [21] Yit Long, C., Khoo, M. B. C., & Castagliola, P., 2022. A New SPC Monitoring Scheme for Simultaneously Monitoring Process Location and Dispersion. *Quality Engineering*, Vol. 34, No. 2, 179–193.
- [22] Zhang, S., Li, Y., & Wang, H., 2023. Multi-Dimensional Process Capability Evaluation in Precision Manufacturing: A Case Study. *International Journal of Production Research*, Vol. 61, No. 10, 3305–3322.