

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Industri berkontribusi besar terhadap pembangunan ekonomi suatu negara karena aktivitasnya tidak hanya berfokus pada pengolahan sumber daya alam, tetapi juga memberikan nilai tambah melalui inovasi desain, rekayasa, dan manufaktur. Di Indonesia, sektor industri sering dipandang sebagai salah satu penopang utama pertumbuhan ekonomi nasional karena kemampuannya menciptakan lapangan kerja, meningkatkan pendapatan masyarakat, serta mendorong daya saing di pasar internasional. Peraturan dalam Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 5 Tahun 1984 tentang Perindustrian menegaskan bahwa kegiatan industri melibatkan serangkaian proses yang mengubah bahan mentah menjadi barang bernilai lebih tinggi, sehingga keberhasilan sektor ini sangat ditentukan oleh mutu produk yang dihasilkan.

Kualitas produk menjadi faktor utama dalam menjaga kepercayaan konsumen dan keberlanjutan perusahaan. Produk dengan kualitas konsisten mampu meningkatkan kepuasan pelanggan, menurunkan biaya akibat cacat produksi, serta memperkuat posisi perusahaan di pasar global yang semakin kompetitif. (Montgomery, 2013) menekankan pentingnya penerapan teknik statistik dalam pengendalian kualitas, karena metode tersebut memungkinkan perusahaan mendeteksi perubahan proses secara lebih dini. Deteksi dini mencegah terjadinya produk cacat dalam jumlah besar, sehingga efisiensi biaya dan stabilitas mutu dapat terjaga.

Dalam praktiknya, penerapan peta kendali (*control chart*) menjadi strategi yang lazim digunakan untuk memantau kestabilan proses produksi. Peta kendali membantu memvisualisasikan variasi data dari waktu ke waktu dan memberikan peringatan ketika terjadi penyimpangan dari kondisi normal. Pada jenis data diskrit seperti jumlah cacat produk, metode yang paling sering digunakan adalah peta kendali berbasis distribusi Poisson seperti C-Chart dan U-Chart. Akan tetapi, distribusi Poisson hanya berlaku pada data dengan kondisi equidispersion, yakni situasi ketika nilai rata-rata data sama dengan varians data.

Pada proses produksi berbasis cacahan, tantangan sering muncul ketika data tidak memenuhi asumsi distribusi Poisson yang disebabkan karena adanya peristiwa overdispersion maupun underdispersion. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, digunakan distribusi *Conway Maxwell Poisson* (COM-Poisson) yang bersifat fleksibel dan mampu mengatasi berbagai tingkat dispersi (Shmueli et al., 2005). Meskipun demikian, COM-Poisson masih berupa distribusi probabilistik dan belum dapat secara langsung digunakan sebagai peta kendali karena tidak menyediakan mekanisme pemantauan progresif dalam konteks Statistical Process Control (SPC).

Di sisi lain, pendekatan *Progressive Mean* (PM) dikembangkan untuk meningkatkan sensitivitas terhadap pergeseran kecil dalam proses produksi. PM

menghitung nilai rata-rata secara progresif sehingga lebih peka dalam mendeteksi perubahan kecil yang sering tidak teridentifikasi oleh metode klasik (Abbas et al., 2013). Meski demikian, PM juga memiliki keterbatasan ketika diterapkan pada data cacahan dengan tingkat dispersi yang tidak konstan.

Keterbatasan kedua pendekatan tersebut melatarbelakangi pengembangan peta kendali *Conway Maxwell Poisson Progressive Mean* (CMP-PM) oleh Alevizakos dan Koukouvinos (2019). CMP-PM menggabungkan fleksibilitas distribusi COM-Poisson dengan sensitivitas pendekatan *Progressive Mean*, sehingga lebih adaptif dalam memantau data cacahan yang mengalami pergeseran kecil maupun sedang. Keunggulan metode ini juga didukung oleh hasil penelitian yang menunjukkan performa CMP-PM lebih baik dibandingkan beberapa metode lain.

Perkembangan penelitian tentang peta kendali berbasis COM-Poisson menunjukkan hasil yang menjanjikan. Abbas et al, (2013) memperkenalkan pendekatan *Progressive Mean* (PM) untuk meningkatkan sensitivitas deteksi pada pergeseran kecil, dan hasil penelitiannya memperlihatkan performa yang lebih unggul dibandingkan peta kendali Shewhart. Saghir dan Lin, (2014) memperluas konsep ini dengan mengembangkan peta kendali CUSUM berbasis COM-Poisson yang terbukti lebih fleksibel ketika menghadapi data dengan overdispersi maupun underdispersi. Aslam et al. (2016) kemudian menambahkan pendekatan *Exponentially Weighted Moving Average* (EWMA) berbasis COM-Poisson dengan teknik resampling. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode EWMA-CPM efektif untuk mendeteksi pergeseran kecil pada rata-rata proses, sehingga memberikan alternatif lain yang lebih sensitif daripada metode konvensional.

Meskipun berbagai pengembangan telah dilakukan, sebagian besar penelitian terdahulu masih berfokus pada pengujian teoritis dan berbasis simulasi. Implementasi nyata peta kendali *Conway Maxwell Poisson Progressive Mean* (CMP-PM) dalam konteks industri, khususnya di Indonesia, masih jarang ditemukan. Hal ini menimbulkan celah penelitian (research gap), yakni belum adanya kajian yang secara langsung menguji efektivitas CMP-PM menggunakan data produksi nyata di perusahaan. Padahal, validasi di dunia industri sangat penting untuk memastikan bahwa metode yang dikembangkan secara teoretis benar-benar dapat memberikan manfaat praktis bagi perusahaan.

CMP-PM hadir sebagai solusi untuk mengatasi keterbatasan peta kendali klasik. Dengan menggabungkan distribusi COM-Poisson yang fleksibel dan pendekatan *Progressive Mean*, metode ini mampu meningkatkan sensitivitas deteksi terhadap pergeseran kecil hingga sedang dalam proses produksi. Alevizakos dan Koukouvinos, (2019) bahkan menegaskan bahwa CMP-PM lebih unggul dibandingkan metode lain seperti GEWMA dan μ -CUSUM dalam menjaga kestabilan mutu.

Situasi ini relevan dengan kondisi PT Coconut Internasional Indonesia, perusahaan pengolahan kelapa yang menghasilkan produk briket arang batok kelapa sebagai salah satu komoditas ekspor unggulan. Produk ini digunakan secara luas baik untuk kebutuhan rumah tangga maupun industri, sehingga konsistensi kualitas menjadi tuntutan utama. Tantangan yang dihadapi perusahaan terletak pada

fluktuasi jumlah produk cacat yang sulit dipantau dengan peta kendali berbasis Poisson karena karakteristik data yang memperlihatkan gejala overdispersion maupun underdispersion. Kondisi tersebut dapat mengganggu upaya menjaga mutu produk agar tetap sesuai dengan standar internasional.

Dengan mempertimbangkan penelitian terdahulu sekaligus kondisi nyata di lapangan, penerapan CMP-PM dalam penelitian ini diharapkan mampu mengisi celah yang ada, yaitu membuktikan efektivitas metode melalui penerapan langsung pada data industri nyata. Penelitian berjudul "***Penerapan Peta Kendali Conway Maxwell Poisson Progressive Mean dalam Pengendalian Kualitas Produksi Briket di PT Coconut Internasional Indonesia***" ditujukan untuk memberikan kontribusi nyata bagi perusahaan dalam menjaga mutu produk secara konsisten, serta menghadirkan bukti empiris bahwa CMP-PM layak digunakan dalam dunia industri. Penerapan metode ini juga diharapkan dapat meningkatkan daya saing perusahaan di pasar internasional yang semakin kompetitif.

1.2 Batasan Masalah

Adapun Batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Penelitian ini hanya fokus pada penerapan peta kendali *Conway Maxwell Poisson Progressive Mean* dan analisis *Average Run Length (ARL)* pada data cacat produksi briket di PT Coconut Internasional Indonesia.
2. Objek penelitian adalah data cacat produksi pada periode 1 Mei 2025 hingga 31 Juli 2025, yang menggambarkan ketidaksesuaian dalam proses produksi briket di PT Coconut Internasional Indonesia.

1.3 Tujuan Penelitian

Adapun Tujuan penelitian dalam penelitian ini adalah:

1. Membentuk peta kendali *Conway Maxwell Poisson Progressive Mean* pada data cacat proses produksi briket di PT Coconut Internasional Indonesia.
2. Memperoleh Kinerja peta kendali *Conway Maxwell Poisson Progressive Mean* diukur dengan parameter *Average Run Length (ARL)* untuk memantau proses produksi, dengan asumsi data menunjukkan gejala *over-dispersion* maupun *under-dispersion*.

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini memberikan manfaat teoritis sebagai pengembangan metode statistik dalam pengendalian kualitas melalui penerapan peta kendali *Conway Maxwell Poisson Progressive Mean* untuk data cacat produksi yang mengalami *over-dispersion* atau *under-dispersion*, sekaligus memberikan manfaat praktis bagi PT Coconut Internasional Indonesia berupa deteksi dini ketidaksesuaian proses produksi briket, sehingga dapat meningkatkan efisiensi produksi dan kualitas produk untuk bersaing di pasar global.

1.5 Kajian Teori

1.5.1 Pengendalian Kualitas

Kualitas merupakan suatu faktor yang sangat menentukan keberhasilan suatu produk dalam persaingan pasar, selain dari faktor yang berkaitan seperti harga dan pelayanan. Produk yang berkualitas akan memiliki nilai penting di hati konsumen sehingga menjadi salah satu tolak ukur keberhasilan perusahaan. Kualitas tidak hanya menjadi tanggung jawab bagian produksi tetapi menjadi perhatian semua pihak dalam perusahaan (Devani, 2021). Pengendalian kualitas sendiri dapat diukur secara statistik untuk mengetahui kecacatan yang terjadi. Apabila nilai kecacatan yang terjadi di luar batas yang telah ditetapkan, maka dapat dikatakan pengendalian kualitas pada perusahaan tersebut masih buruk (Supardi & Dharmanto, 2020)

Menurut Montgomery (2013) kualitas merupakan segala sesuatu dari suatu produk atau jasa yang memiliki kondisi dinamis sehingga dapat memberikan kepuasan dan memenuhi kebutuhan pelanggan. Kualitas merupakan salah satu aspek terpenting bagi pelanggan dalam memilih produk atau layanan sehingga perusahaan perlu mengenal konsumen dan mengetahui kebutuhannya serta peningkatan kualitas menjadi aspek penting dalam kesuksesan, pertumbuhan dan daya saing bisnis perusahaan.

Salah satu langkah untuk menciptakan produk berkualitas sesuai standar adalah dengan menerapkan sistem manajemen mutu yang sesuai, memiliki tujuan dan tahapan yang jelas, menerapkan inisiatif implementasi untuk dan memecahkan permasalahan yang dihadapi oleh perusahaan (Yamin, 2013). Pengendalian kualitas memegang peranan yang sangat penting karena menentukan mutu barang atau produk yang dihasilkan oleh perusahaan tersebut. Bila produk barang atau jasa yang dihasilkan tidak memenuhi standar yang berlaku, tentu tidak akan disukai oleh konsumen. Dalam rekayasa dan manufaktur, pengendalian mutu atau pengendalian kualitas melibatkan pengembangan sistem untuk memastikan bahwa produk dan jasa dirancang dan diproduksi untuk memenuhi atau melampaui persyaratan dari pelanggan maupun produsen sendiri.

Pada umumnya pengendalian kualitas terdiri dari empat langkah prosedur kendali mutu, yaitu langkah pertama adalah menentukan standar, standar mutu ditetapkan sebagai pedoman untuk menciptakan suatu produk yang berkualitas sesuai standar mutu. Standar mutu yang biasa ditetapkan ialah standar mutu biaya, standar mutu prestasi kerja, standar mutu keamanan, dan standar mutu keandalan. Langkah kedua menilai kesesuaian, membandingkan kesesuaian dari produk yang dibuat dengan standar yang telah ditentukan. Langkah ketiga bertindak bila perlu, mengoreksi masalah dan penyebab melalui faktor-faktor yang mencakup pemasaran, perancangan, rekayasa produksi, dan pemeliharaan yang mempengaruhi kepuasan pemakai. Langkah yang terakhir adalah merencanakan perbaikan, merencanakan suatu upaya yang kontinyu untuk memperbaiki standar-standar biaya, prestasi, keamanan, dan keandalan (Ramadhan et al., 2019)

1.5.2 Peta Kendali

Peta kendali adalah peta yang digunakan untuk mempelajari proses perubahan dari waktu ke waktu. Data di-plot dalam urutan waktu. Peta kendali terdiri tiga garis horisontal, yaitu: Garis pusat, garis yang menunjukkan nilai tengah atau nilai rata-rata dari karakteristik kualitas yang diplotkan pada peta kendali. Upper control limit (UCL), garis di atas garis pusat menunjukkan batas kendali atas. Lower control limit (LCL), garis di bawah garis pusat menunjukkan batas kendali bawah (Erdhianto, 2021)

Peta kendali sangat penting dalam metode ini dikarenakan dari peta kendali kita dapat menilai apakah suatu proses berada di bawah kendali kualitas statistik sehingga dapat memecahkan masalah dan menghasilkan perbaikan kualitas. Peta kendali atau biasa disebut control charts ialah sebuah grafik yang dipergunakan untuk memutuskan apakah sistem berada pada kondisi yang konstan atau tidak. Jika semua datanya berada pada batas kendali, maka sistem dapat dinyatakan stabil (berada pada batas kendali). Pada bagan ini memperlihatkan data yang berubah secara kontinu tetapi tidak menampilkan penyebab penyimpangannya, meskipun setiap penyimpangan terpampang pada bagan kendali (Manik, 2020).

Ada dua jenis peta kendali: peta kendali variabel dan atribut. Peta kendali variabel digunakan jika tipe datanya kontinu, seperti mean, range, dan simpangan baku, sedangkan peta kendali atribut digunakan untuk tipe data diskrit, seperti jumlah cacat dan proporsi cacat (Montgomery, 2013).

Secara umum, peta kendali atribut dikembangkan berdasarkan dua jenis distribusi: distribusi binomial dan distribusi Poisson. Peta kendali untuk unit ketidaksesuaian berdasarkan distribusi binomial, seperti peta kendali p , menunjukkan proporsi ketidaksesuaian dalam sampel atau subkelompok, dinyatakan dalam bagian atau persentase, sedangkan yang berdasarkan distribusi Poisson adalah peta kendali c dan peta kendali u (Montgomery, 2013).

Model umum yang ditunjukkan oleh persamaan berikut merupakan teori umum mengenai peta kendali yang dikembangkan oleh Dr. Walter A. Shewart :

Garis Tengah (*Central Line*)

$$\mu_x \quad (1)$$

Batas Kendali Atas (*Upper Central Limits*)

$$\mu_x + k\sigma_x \quad (2)$$

Batas Kendali Bawah (*Lower Central Limits*)

$$\mu_x - k\sigma_x \quad (3)$$

dengan,

x : Statistik sampel yang mengukur unsur karakteristik kualitas

μ_x : Mean dari x

σ_x : Standar deviasi dari x

k : Jarak batas-batas pengendali dari garis tengah yang dinyatakan sebagai unit standar deviasi

Batas kendali merupakan interval untuk μ , yaitu $\bar{x} \pm \frac{Z_{\alpha}}{2}$ dan σ_x merupakan simpangan baku untuk rata-rata dengan $Z_{\frac{\alpha}{2}} = 3$ dengan nilai $\alpha = 0,0027$. Pada prinsip peluang, apabila suatu hasil pengukuran berdistribusi normal dan simpangan baku tertentu, maka peluang hasil pengukuran yang terletak pada selang kepercayaannya dapat dihitung sebagai berikut :

$$P(\mu - 3\sigma < x < \mu + 3\sigma) = 0,9973$$

$$P(\mu - 2\sigma < x < \mu + 2\sigma) = 0,9546$$

$$P(\mu - \sigma < x < \mu + \sigma) = 0,7026$$

Berdasarkan prinsip peluang dapat dijelaskan bahwa pada saat menggunakan batas kendali 3σ , maka 99,73% populasi yang diamati diperkirakan berada dalam batas kendali, sedangkan 0,27% populasi berada di luar batas kendali. batas kendali dan 0,27% populasi berada di luar batas kendali. Ketika sebuah 2σ batas kendali, 95,46% populasi diperkirakan berada dalam batas kendali, sedangkan 4,54% populasi berada di luar batas kendali. Dan ketika hanya digunakan batas kendali σ , 70,26% populasi diperkirakan berada dalam batas kendali dan 29,74% populasi berada di luar batas kendali (Montgomery, 2009).

1.5.3 Distribusi Normal

Distribusi normal merupakan salah satu distribusi peluang kontinu yang paling penting dalam statistika karena banyak fenomena alam, sosial, dan industri mengikuti pola penyebaran yang mendekati kurva lonceng (*bell-shaped curve*) (Montgomery, 2013). Suatu variabel acak kontinu X dikatakan berdistribusi normal apabila memiliki fungsi kepadatan peluang (Probability Density Function/PDF) sebagai berikut:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right] \quad (4)$$

dengan μ sebagai rata-rata dan σ sebagai simpangan baku. Fungsi ini menggambarkan bahwa nilai-nilai di sekitar mean memiliki peluang lebih besar dibandingkan nilai yang jauh dari mean (Walpole et al., 2012).

Distribusi normal memiliki beberapa sifat dasar, di antaranya bentuknya simetris terhadap mean, sehingga mean, median, dan modus bernilai sama. Selain itu, sebagian besar data berada dalam jarak tertentu dari mean mengikuti Aturan Empiris 68–95–99,7, yaitu 68% data berada dalam satu simpangan baku dari mean, 95% dalam dua simpangan baku, dan 99,7% dalam tiga simpangan baku (Triola, 2018).

Pentingnya distribusi normal dalam statistika juga diperkuat oleh Teorema Limit Pusat (Central Limit Theorem), yang menyatakan bahwa rata-rata sampel dari populasi dengan ukuran sampel besar akan mendekati distribusi normal tanpa bergantung pada bentuk distribusi populasi asal (Sudjana, 2005). Oleh sebab itu, distribusi normal sering digunakan sebagai dasar berbagai analisis statistik, seperti uji hipotesis, estimasi parameter, dan analisis pengendalian kualitas.

1.5.4 Distribusi Poisson

Distribusi Poisson merupakan distribusi probabilitas diskrit yang menyatakan jumlah terjadinya suatu peristiwa dalam selang waktu tertentu dan rata-rata dari kejadian tersebut diketahui, misalnya banyaknya kecelakaan mobil setiap bulan, banyaknya hujan badai setiap tahun, banyaknya kebakaran hutan setiap tahun, banyaknya kematian bayi setiap tahun, dan banyaknya balita penderita pneumonia setiap tahun.

Distribusi Poisson juga umum digunakan dalam pengendalian kualitas untuk memperkirakan jumlah cacat atau ketidaksesuaian pada satu unit produk. Setiap fenomena acak yang terjadi pada tiap unit dasar (unit luasan, unit volume, unit waktu, dan seterusnya) dapat didekati dengan baik oleh distribusi Poisson (Montgomery, 2009). Hal-hal yang berkaitan dengan peristiwa yang jarang terjadi datanya merupakan distribusi Poisson.

Distribusi Poisson memiliki ciri-ciri sebagai berikut (Walpole, 1995):

1. Banyaknya hasil percobaan yang terjadi dalam suatu interval waktu atau suatu daerah tertentu, tidak bergantung pada banyaknya hasil percobaan yang terjadi pada interval waktu atau daerah lain yang terpisah.
2. Probabilitas terjadinya hasil percobaan selama suatu interval waktu yang singkat atau dalam suatu daerah yang kecil, sebanding dengan panjang interval waktu atau besarnya daerah tersebut dan tidak bergantung pada banyaknya hasil percobaan diluar interval waktu atau daerah tersebut.
3. Probabilitas lebih dari satu hasil percobaan yang terjadi dalam interval waktu yang singkat atau dalam daerah yang kecil dapat diabaikan.

Distribusi Poisson hanya bergantung pada μ , yaitu jumlah hasil percobaan yang terjadi selama selang waktu atau dalam daerah yang diberikan. Fungsi peluang dari distribusi Poisson dapat dilihat pada persamaan (5).

$$P(X = x) = \frac{e^{-\mu} \mu^x}{x!}, x = 0, 1, 2, \dots \quad (5)$$

Dalam distribusi *Poisson* terdapat keadaan dimana nilai ekspektasi dan variansinya bernilai sama, yaitu $E[X] = Var[X] = \mu$ yang disebut dengan equidispersi.

Adapun rumus $E[X]$ dan $Var[X]$ adalah sebagai berikut :

Ekspektasi distribusi *Poisson*,

$$E(X) = \sum_{x=0}^{\infty} x f(x; \mu)$$

$$E(X) = \sum_{x=0}^{\infty} x \frac{e^{-\mu} \mu^x}{x!}$$

$$E(X) = \mu e^{-\mu} \sum_{x=0}^{\infty} \frac{\mu^{x-1}}{(x-1)!}$$

$$E(X) = \mu e^{-\mu} \left(1 + \frac{\mu}{1!} + \frac{\mu^2}{2!} + \frac{\mu^3}{3!} + \dots \right)$$

Berdasarkan deret pangkat fungsi eksponensial:

$$e^{\mu} = 1 + \frac{\mu}{1!} + \frac{\mu^2}{2!} + \frac{\mu^3}{3!} + \dots,$$

Maka diperoleh:

$$E(X) = \mu e^{-\mu}(e^{\mu})$$

$$E(X) = \mu$$

Dengan demikian, nilai harapan dari distribusi Poisson adalah sama dengan parameternya, yaitu $E(X) = \mu$ (Ross, 2014).

Variansi distribusi *Poisson*

$$\begin{aligned} E(X^2) &= \sum_{x=0}^{\infty} x^2 f(x; \mu) \\ &= \sum_{x=0}^{\infty} x^2 \frac{e^{-\mu} \mu^x}{x!} \\ &= \sum_{x=0}^{\infty} x(x-1) \frac{e^{-\mu} \mu^x}{x!} + \sum_{x=0}^{\infty} x \frac{e^{-\mu} \mu^x}{x!} \\ &= \mu^2 e^{-\mu} \sum_{x=0}^{\infty} \frac{\mu^{x-2}}{(x-2)!} + \mu \\ &= \mu^2 e^{-\mu}(e^{\mu}) + \mu \\ &= \mu^2 + \mu \\ \text{Var}(X) &= E(X^2) - [E(X)]^2 \\ &= \mu^2 + \mu - \mu^2 \\ &= \mu \end{aligned}$$

Untuk mengetahui distribusi data apakah berdistribusi Poisson atau tidak, maka dilakukan uji *Kolmogorov-Smirnov*. Berikut ini adalah hipotesis uji *Kolmogorov-Smirnov*:

H_0 : Data berdistribusi poisson

H_1 : Data tidak berdistribusi poisson

Statistik Uji

$$D = \max |F_0(x) - S_N(x)|. \quad (6)$$

Kriteria Keputusan

Menerima H_0 apabila $P - \text{Value (2-tailed)} \geq \alpha$ atau $D_{\text{hitung}} > D_{\text{tabel}}(1 - \alpha, n)$ yang berarti data berdistribusi Poisson dan Menolak H_0 apabila $P - \text{Value (2-tailed)} < \alpha$ atau $D_{\text{hitung}} < D_{\text{tabel}}(1 - \alpha, n)$ yang berarti data tidak berdistribusi Poisson.

1.5.5 Distribusi *Conway Maxwell Poisson (COM-Poisson)*

Distribusi COM-Poisson merupakan perluasan dari distribusi poisson yang mampu memodelkan data *count* dengan overdispersi (varians > mean) maupun underdispersi (varians < mean). Menurut Shmueli et al.(2005), distribusi ini sangat fleksibel karena memiliki parameter disperse (ν) yang mengatur Tingkat sebaran data. Fungsi massa peluangnya didefinisikan sebagai:

$$P(X = x; \mu, \nu) = \frac{\mu^x}{(x!)^\nu Z(\mu, \nu)}, x = 0, 1, 2, \dots \quad (7)$$

Dimana $\mu > 0$ adalah parameter lokasi, dan $\nu \geq 0$ adalah parameter dispersi, serta konstanta normalisasi:

$$Z(\mu, \nu) = \sum_{j=0}^{\infty} \frac{\mu^j}{(j!)^\nu} \quad (8)$$

Shmueli et al. (2005) menjelaskan bahwa nilai ν menentukan sifat dispersi data:

- $\nu = 1$: Distribusi menjadi Poisson standar (equidispersi).
- $\nu < 1$: Overdispersi (varians $>$ mean), cocok untuk data dengan variasi tinggi.
- $\nu > 1$: Underdispersi (varians $<$ mean), sesuai untuk data yang lebih homogen.
- $\nu \rightarrow \infty$: Distribusi mendekati Bernoulli

Menurut Shmueli et al. (2005), momen dari distribusi COM-Poisson diberikan sebagai :

$$E(X^{r+1}) = \begin{cases} \mu[E(X+1)]^{1-\nu}, & r = 0 \\ \mu \frac{\partial E(X^r)}{\partial \mu} + E(X)E(X^r), & r > 0 \end{cases} \quad (9)$$

Adapun rumus ekspektasi didefinisikan:

$$E(X) = \sum_{x=0}^{\infty} \frac{\mu^x}{(x!)^\nu}$$

$$E(X) = \sum_{x=0}^{\infty} x P(X = x)$$

$$E(X) = \sum_{x=0}^{\infty} x \frac{\mu^x}{(x!)^\nu Z(\mu, \nu)}$$

$$E(X) = \frac{1}{Z(\mu, \nu)} \sum_{x=0}^{\infty} \frac{x \mu^x}{(x!)^\nu}$$

$$E(X) = \frac{1}{Z(\mu, \nu)} \left(\mu \frac{\partial Z(\mu, \nu)}{\partial \mu} \right)$$

$$E(X) = \mu \frac{1}{Z(\mu, \nu)} \frac{\partial Z(\mu, \nu)}{\partial \mu}$$

$$E(X) = \mu \frac{\partial \log Z(\mu, \nu)}{\partial \mu}$$

Dalam penerapan praktis, menghitung mean dan varians COM-Poisson memerlukan pendekatan numerik. Shmueli et al. (2005) memberikan aproksimasi berikut:

$$E(X) = \mu \frac{\partial \log Z(\mu, \nu)}{\partial \mu} \approx \mu^{\frac{1}{\nu}} - \frac{\nu - 1}{2\nu}, \quad (10)$$

Untuk $r = 1$, diperoleh:

$$E(X^2) = \mu \frac{\partial E(X)}{\partial \mu} + [E(X)]^2$$

Variansi didefinisikan sebagai:

$$Var(X) = E(X)^2 - [E(X)]^2$$

$$Var(X) = \left(\mu \frac{\partial E(X)}{\partial \mu} + [E(X)]^2 \right) - [E(X)]^2$$

$$Var(X) = \mu \left(\frac{\partial \log Z(\mu, \nu)}{\partial \mu} + \mu \frac{\partial^2 \log Z(\mu, \nu)}{\partial \mu^2} \right)$$

$$Var(X) = \mu \frac{\partial E(X)}{\partial \mu}$$

$$Var(X) = \frac{\partial E(X)}{\partial \log \mu} \approx \frac{1}{\nu} \mu^{\frac{1}{\nu}}, \quad (11)$$

Pendekatan ini memberikan hasil yang baik saat $\nu \leq 1$ atau $\mu > 10^\nu$ (Shmueli et al. 2005).

Dalam konteks pengendalian kualitas, parameter μ dan ν harus diestimasi dari data produksi. Shmueli et al. (2005) merekomendasikan metode Maximum Likelihood Estimation (MLE) karena konsistensinya.

Metode Maximum Likelihood Estimation (MLE) dengan memaksimalkan fungsi likelihood berikut:

$$L(\mu, \nu | X) = \prod_{i=1}^n \frac{\mu^{x_i}}{(x_i!)^\nu Z(\mu, \nu)}, \quad (12)$$

Namun, solusi tertutup tidak tersedia, sehingga diperlukan algoritma iteratif seperti Newton-Raphson (Gelman et al., 1995). Implementasi praktisnya dapat dilakukan menggunakan paket *compoisson* di R (Shmueli et al., 2005).

1.5.6 Peta Kendali *Conway Maxwell Poisson Progressive Mean* (CMP-PM)

1.5.6.1 Distribusi *Conway Maxwell Poisson*

Distribusi Conway–Maxwell Poisson (COM-Poisson) merupakan generalisasi dari distribusi Poisson yang diperkenalkan oleh Conway dan Maxwell (1962) untuk menangani peristiwa overdispersion maupun underdispersion pada data cacahan. Berbeda dari distribusi Poisson yang hanya memiliki satu parameter λ dan mengasumsikan bahwa mean dan variansi bernilai sama, COM-Poisson memiliki dua parameter, yaitu μ (parameter lokasi) dan ν (parameter dispersi).

Pendekatan COM-Poisson telah banyak diterapkan dalam bidang pemodelan statistik seperti regresi, analisis survival, serta peta kendali untuk data atribut dengan pola dispersi kompleks. Sellers (2023) menekankan bahwa COM-Poisson telah berkembang menjadi landasan penting dalam desain peta kendali modern karena

kemampuannya menyesuaikan bentuk distribusi terhadap karakteristik proses industri.

1.5.6.2 Peta Kendali *Progressive Mean* (PM)

Peta kendali *Progressive Mean* (PM) merupakan salah satu metode Statistical Process Control (SPC) yang digunakan untuk memantau kualitas proses ketika data mengikuti distribusi normal. Peta kendali ini bertujuan mendeteksi perubahan rata-rata proses sehingga keputusan korektif dapat diambil secara tepat waktu.

Misalkan $X_i, i = 1, 2, 3, \dots$ adalah pengamatan yang saling bebas dan identik dari suatu proses. *Progressive Mean* (PM) didefinisikan sebagai rata-rata kumulatif:

$$PM_i = \frac{\sum_{j=1}^i X_j}{i} \quad (13)$$

Berbeda dengan moving average yang menggunakan jendela data tetap, PM memanfaatkan seluruh riwayat pengamatan sehingga termasuk dalam kategori *memory-type chart*.

Konsep dasar PM berakar pada persamaan kendali Shewhart (Shewhart, 1931), di mana batas kendali ditentukan berdasarkan nilai rata-rata proses μ_0 dan simpangan baku σ_0 . Abbasi (2017) mengembangkan PM dengan menyesuaikan simpangan baku menjadi fungsi jumlah pengamatan sehingga batas kendali PM dinyatakan sebagai:

$$UCL = \mu_0 + 3 \frac{\sigma_0}{\sqrt{i}} \quad (14)$$

$$CL = \mu_0 \quad (15)$$

$$LCL = \mu_0 - 3 \frac{\sigma_0}{\sqrt{i}} \quad (16)$$

Seiring bertambahnya i , batas kendali menjadi semakin sempit, sehingga sensitivitas terhadap sinyal out-of-control menurun untuk nilai i besar. Untuk mengatasi hal tersebut, dilakukan penyesuaian dengan menambahkan faktor penalti sehingga batas kendali menjadi:

$$UCL = \mu_0 + 3\sigma_0 \frac{\sqrt{i}}{c.f(i)} \quad (17)$$

$$CL = \mu_0 \quad (18)$$

$$LCL = \mu_0 - 3\sigma_0 \frac{\sqrt{i}}{c.f(i)} \quad (19)$$

Untuk mengevaluasi performa peta kendali, digunakan ukuran Average Run Length (ARL) melalui simulasi Monte Carlo. Parameter d digunakan untuk merepresentasikan kondisi proses: $d = 0$ untuk kondisi in-control dan $d \neq 0$ untuk kondisi out-of-control. Studi ini menggunakan 10.000 simulasi untuk memperoleh sifat run length dari struktur kendali yang diusulkan.

1.5.6.3 Peta Kendali *Conway Maxwell Poisson Progressive Mean*

Meskipun peta kendali Progressive Mean (PM) mampu meningkatkan sensitivitas terhadap pergeseran kecil pada rata-rata proses melalui mekanisme berbasis memori, metode ini memiliki keterbatasan ketika diterapkan pada data cacahan yang tidak mengikuti distribusi normal. PM klasik menggunakan asumsi bahwa data berdistribusi normal dengan variansi homogen, sehingga batas kendalinya ditentukan menggunakan parameter rata-rata dan simpangan baku yang konstan (Montgomery, 2019). Pada data industri yang menunjukkan overdispersion atau underdispersion, asumsi tersebut tidak terpenuhi sehingga batas kendali PM menjadi bias dan kurang akurat. Dalam kondisi seperti ini, dibutuhkan model distribusi yang mampu menangani berbagai tingkat dispersi, dan distribusi Conway–Maxwell Poisson (COM-Poisson) menyediakan fleksibilitas tersebut.

COM-Poisson (CMP) bukanlah suatu peta kendali, melainkan sebuah distribusi probabilitas yang digunakan sebagai dasar pemodelan ketika data cacahan tidak lagi sesuai dengan asumsi Poisson. Dalam literatur, COM-Poisson diperkenalkan sebagai model probabilistik (Shmueli et al., 2005; Sellers & Shmueli, 2010), bukan sebagai chart kontrol. Mekanisme charting baru muncul saat CMP digabungkan dengan metode kontrol seperti Shewhart, CUSUM, EWMA, atau PM. Sebagai contoh, Aslam et al. (2017) mengembangkan peta kendali EWMA berbasis COM-Poisson, sedangkan Chen (2020) mengembangkan weighted moving average (GWMA & DEWMA) untuk proses COM-Poisson. Dengan demikian, peta kendali berbasis COM-Poisson selalu memerlukan struktur charting tertentu, dan CMP-PM adalah salah satu contoh nyata di mana distribusi COM-Poisson digabungkan dengan progressive mean untuk menghasilkan peta kendali yang efektif.

Misalkan $X_t \sim CMP(\mu, \nu)$, $t = 1, 2, \dots$ dengan rata-rata

$$E(X_t) = \mu \frac{\partial \log(Z(\mu, \nu))}{\partial \mu} \quad (20)$$

Proses dikatakan dalam *in control* (IC) ketika rata-rata $\mu = \mu_0$ dan dikatakan *out-of-control* (OOC) ketika $\mu = \mu_1 \neq \mu_0$.

CMP-PM didefinisikan sebagai:

$$PM_t = \frac{\sum_{j=1}^t X_j}{t} \quad (21)$$

Nilai harapan dari PM_t pada kondisi *in control* (IC) adalah:

$$E(PM_t) = \mu_0 \frac{\partial \log(Z(\mu_0, \nu))}{\partial \mu_0} \quad (22)$$

dan variansnya adalah:

$$Var(PM_t) = \frac{1}{t} \frac{\partial E(X)}{\partial \log \mu_0} \quad (23)$$

Batas kendali atas (UCL), garis tengah (CL), dan batas kendali bawah (LCL) dari peta kendali CMP-PM ialah :

$$UCL_t = \mu_0 \frac{\partial \log(Z(\mu_0, \nu))}{\partial \mu_0} + L \sqrt{\frac{1}{t} \frac{\partial E(X)}{\partial \log \mu_0}}, \quad (24)$$

$$CL = \mu_0 \frac{\partial \log(Z(\mu_0, \nu))}{\partial \mu_0}, \quad (25)$$

$$LCL = \mu_0 \frac{\partial \log(Z(\mu_0, \nu))}{\partial \mu_0} - L \sqrt{\frac{1}{t} \frac{\partial E(X)}{\partial \log \mu_0}}, \quad (26)$$

Namun, terdapat permasalahan pada batas kendali tersebut, yaitu batasnya menjadi terlalu lebar pada nilai t yang besar. Akibatnya, peta kendali tersebut cenderung gagal mendeteksi sinyal out-of-control untuk nilai t yang besar. Untuk mengatasi hal ini, mengikuti pendekatan Abbas et al. (2013), Abbasi et al. (2013), dan Zafar et al. (2014), batas kendali dimodifikasi dengan menambahkan penalti, sehingga rumus batas kendali yang direvisi adalah:

$$UCL = \mu_0 \frac{\partial \log(Z(\mu_0, \nu))}{\partial \mu_0} + L \cdot \frac{1}{f(t)} \sqrt{\frac{1}{t} \frac{\partial E(X)}{\partial \log \mu_0}}, \quad (27)$$

$$CL = \mu_0 \frac{\partial \log(Z(\mu_0, \nu))}{\partial \mu_0}, \quad (28)$$

$$LCL = \mu_0 \frac{\partial \log(Z(\mu_0, \nu))}{\partial \mu_0} - L \cdot \frac{1}{f(t)} \sqrt{\frac{1}{t} \frac{\partial E(X)}{\partial \log \mu_0}}, \quad (29)$$

Untuk memperoleh bentuk eksplisit dari batas kendali tersebut, digunakan aproksimasi nilai Tengah dan variansi distribusi COM-Poisson sebagaimana diberikan pada Persamaan (10) dan (11). Aproksimasi nilai Tengah distribusi COM-Poisson adalah:

Dengan menggunakan identitas

$$\frac{\partial \log Z(\mu_0, \nu)}{\partial \mu_0} = \frac{E(X)}{\mu_0}$$

Maka garis tengah CMP-PM dapat dituliskan menjadi:

$$CL \approx \mu_0 - \frac{1}{\mu_0} \left(\mu_0^{\frac{1}{\nu}} - \frac{\nu - 1}{2\nu} \right) \quad (30)$$

Selanjutnya, aproksimasi variansi distribusi COM-Poisson pada Persamaan (11) adalah:

Karena $Var(X) = \frac{\partial E(X)}{\partial \log \mu_0}$, maka komponen variansi yang digunakan dalam batas kendali penalti dapat dituliskan sebagai:

$$\sqrt{\frac{1}{t} \frac{\partial E(X)}{\partial \log \mu_0}} \approx \sqrt{\frac{1}{t} \frac{1}{v} \mu_0^{1/v}}.$$

Substitusi aproksimasi tersebut menghasilkan bentuk batas kendali CMP-PM penalti sebagai berikut:

$$UCL \approx \left[\mu_0 - \frac{1}{\mu_0} \left(\mu_0^{1/v} - \frac{v-1}{2v} \right) \right] + L \frac{1}{f(t)} \sqrt{\frac{\mu_0^{1/v}}{vt}}, \quad (31)$$

$$LCL \approx \left[\mu_0 - \frac{1}{\mu_0} \left(\mu_0^{1/v} - \frac{v-1}{2v} \right) \right] - L \frac{1}{f(t)} \sqrt{\frac{\mu_0^{1/v}}{vt}}. \quad (32)$$

Konstanta L berfungsi sebagai lebar batas kendali. Berbeda dengan peta kendali klasik yang menggunakan tiga-sigma rule, nilai L pada CMP-PM diperoleh melalui simulasi Monte Carlo dengan target $ARL_0 \approx 200$. Nilai L untuk berbagai kombinasi μ dan v disajikan pada **Tabel 1**.

Tabel 1. Tabel Nilai L

μ	v	L	ARL_0	$SDRL_0$	Q_1	Q_{25}	Q_{50}	Q_{75}	Q_{99}
1	0.5	3.125	200.75	341.48	2	27	77	217	1892
1	1.0	3.115	200.20	338.83	2	28	78	217	1855
1	5.0	3.156	200.39	342.36	3	27	76	214	1891
2	0.5	3.131	200.46	342.86	2	27	77	215	1887
2	1.0	3.122	200.40	340.13	2	27	76	216	1834
2	5.0	3.137	200.47	342.29	4	27	76	216	1920
3	0.5	3.119	200.69	343.18	2	26	76	213	1868
3	1.0	3.123	200.68	341.54	3	27	77	218	1878
3	5.0	3.125	200.14	341.68	3	27	77	215	1901
4	0.5	3.130	199.48	342.45	3	27	76	213	1872
4	1.0	3.117	200.39	343.73	3	27	76	215	1907
4	5.0	3.098	200.86	338.80	2	28	79	218	1849
5	0.5	3.116	199.61	341.96	3	27	76	213	1889
5	1.0	3.125	200.12	342.77	2	26	76	213	1881
5	5.0	3.102	199.35	339.54	2	27	74	215	1845
6	0.5	3.131	200.08	342.81	3	27	76	213	1879
6	1.0	3.127	200.74	343.93	3	27	76	215	1905
6	5.0	3.087	200.60	339.26	2	26	79	218	1844

Sumber: Alevizakos & Koukouvinos (2019)

Penerapan CMP-PM memberikan akurasi lebih tinggi dibandingkan PM klasik, khususnya ketika data cacahan menunjukkan dispersi yang tidak homogen. Hal ini karena COM-Poisson memodelkan struktur dispersi secara tepat, sementara PM memperkuat sensitivitas terhadap pergeseran kecil melalui mekanisme memori. Dengan demikian, CMP-PM menjadi salah satu pengembangan penting dalam peta kendali modern untuk data cacahan dengan dispersi bervariasi.

1.5.7 Peta Kendali C

Peta kendali C-chart digunakan sebagai pembandingan untuk mengukur kinerja dari peta kendali CMP-PM dalam penelitian ini. Huruf C pada C-chart merupakan singkatan dari *count* atau jumlah cacat, yang menunjukkan bahwa peta kendali ini digunakan untuk memonitor jumlah cacat per unit pada suatu proses produksi. Sebuah produk dikategorikan cacat apabila tidak memenuhi satu atau lebih spesifikasi kualitas, sehingga satu unit produk dapat memiliki lebih dari satu jenis cacat. Oleh karena itu, C-chart fokus pada frekuensi cacat, bukan jumlah unit yang cacat.

Menurut (Montgomery, 2009). Penggunaan peta kendali C didasarkan pada asumsi bahwa data mengikuti distribusi Poisson dengan asumsi bahwa:

1. Kemungkinan terjadinya kejadian pada produk atau jasa cukup banyak.
2. Probabilitas terjadinya suatu kejadian tergolong kecil dan konstan.
3. Setiap unit diperiksa dengan cara yang sama.
4. Setiap unit memiliki peluang yang sama untuk mengalami kejadian.

Menurut (Chakraborti dan Human, 2008), dalam beberapa situasi, nilai rata-rata cacat aktual di dalam unit inspeksi c tidak diketahui secara pasti. Hal ini bisa terjadi, misalnya ketika proses baru dimulai dan data yang tersedia masih terbatas. Situasi seperti ini disebut sebagai kasus standar yang tidak diketahui. Dalam kondisi ini, nilai c biasanya diestimasi berdasarkan kumpulan data, biasanya berasal dari m unit inspeksi yang independen atau terpisah, yang diambil saat proses dianggap sudah terkendali. Sekumpulan data seperti ini disebut sebagai data simulasi atau data fase 1, dan tahap analisis ini disebut fase retrospektif. Misalkan, data terdiri dari $i = 1, \dots, m$ sampel $\{X_{i,1}, \dots, X_{i,n}\}$ yang memiliki ukuran n . Kita mengasumsikan bahwa sampel-sampel tersebut saling bebas, dan $X_i = \sum_{j=1}^n X_{i,j} \sim P(c)$ yaitu berdistribusi Poisson dengan parameter c . Untuk menghitung rata-rata jumlah cacat per unit, maka digunakan rumus yang terdapat pada persamaan (33).

$$\bar{c} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i = \frac{X}{m} \quad (33)$$

Perhatikan bahwa variabel acak X merepresentasikan total jumlah ketidaksesuaian pada keseluruhan m unit inspeksi yang didapatkan pada fase 1. Batas-batas kendali peta kendali C untuk Upper Control Limit (UCL) dapat dilihat pada persamaan (33), Center Line (CL) dapat dilihat pada persamaan (34), dan Lower Control Limit (LCL) dapat dilihat pada persamaan (35).

$$UCL = \bar{c} + 3\sqrt{\bar{c}} \quad (33)$$

$$CL = \bar{c} \quad (34)$$

$$LCL = \bar{c} - 3\sqrt{\bar{c}} \quad (35)$$

Dengan \bar{c} adalah jumlah rata-rata cacat per unit. Dalam situasi dimana LCL bernilai negatif, nilai LCL digantikan dengan nol.

Pada analisis Fase I, apabila terdapat titik yang berada di luar batas kendali (OOC), titik tersebut dianggap sebagai *special cause variation* sehingga harus dikeluarkan dari dataset. Montgomery (2009) menjelaskan bahwa data OOC dapat menyebabkan estimasi parameter menjadi bias, sehingga tidak boleh digunakan dalam pembangunan batas kendali final. Wheeler dan Chambers (1992) juga menegaskan bahwa analisis Fase I merupakan proses *clean-up*, yaitu menghilangkan pengaruh penyebab khusus sebelum menentukan batas kendali yang representatif.

Oleh karena itu, titik OOC dihapus dari data Fase I, kemudian parameter \bar{c} dihitung kembali menggunakan data yang tersisa, dan batas kendali dibangun ulang untuk memperoleh peta kendali C final yang valid.

1.5.8 Average Run Length (ARL)

Montgomery (2009) menyatakan bahwa Average Run Length (ARL) adalah rata-rata jumlah titik pengukuran yang harus diplot sebelum sebuah titik menunjukkan bahwa kondisi tidak terkendali telah terjadi. ARL digunakan sebagai salah satu metode untuk mengevaluasi kinerja peta kendali. Kinerja ini diukur berdasarkan kecepatan peta kendali dalam mendeteksi sinyal out of control. Semakin cepat peta kendali mendeteksi sinyal tersebut, semakin sensitif peta kendali terhadap perubahan dalam proses.

Secara mendasar, ARL mengacu pada jumlah rata-rata titik sampel yang perlu diplot sebelum terdeteksi keadaan tak terkendali. ARL dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$ARL = \frac{1}{P} \quad (36)$$

dimana P adalah peluang titik yang berada di luar batas kendali. Untuk ARL dalam kondisi terkendali, rumusnya adalah:

$$ARL_0 = \frac{1}{\alpha} \quad (37)$$

sementara dalam kondisi tidak terkendali, ARL dinyatakan dengan:

$$ARL = \frac{1}{1 - \beta} \quad (38)$$

dengan α sebagai kesalahan tipe I dan β sebagai kesalahan tipe II.

Kesalahan tipe I (α) terjadi ketika hipotesis nol ditolak padahal benar, yang berarti proses dianggap tidak terkendali meskipun sebenarnya terkendali. Sebaliknya, kesalahan tipe II (β) terjadi ketika hipotesis nol diterima padahal salah, sehingga proses dianggap terkendali meskipun sebenarnya tidak terkendali.

1.5.8 PT Coconut Internasional Indonesia

PT Coconut International Indonesia bergerak di pengolahan hasil pertanian, menghasilkan briket arang batok kelapa melalui pembakaran khusus tanpa bahan kimia berbahaya, memanfaatkan limbah pertanian untuk nilai tambah ramah lingkungan. Briket ini menawarkan daya tahan panas tinggi, pembakaran stabil, rendah asap, kadar air rendah (hingga 5%), kadar abu rendah (kurang dari 3%), nilai kalor tinggi (7.000-8.000 cal/g), mudah dinyalakan, tahan lama, dan menghasilkan panas terus menerus tanpa gangguan.

Briket berbentuk silinder, heksagonal, atau kubus, dengan diameter 2,5-5 cm dan panjang 4-10 cm, tergantung pasar, untuk menjaga stabilitas pembakaran dan efisiensi panas. Standar kualitas berbeda: Pasar domestik memiliki kadar air hingga 8% dan abu sekitar 5%, dengan ukuran sesuai kebutuhan rumah tangga atau industri kecil. Pasar ekspor (Eropa dan Timur Tengah) lebih ketat, dengan kadar air hingga 5%, abu sekitar 5%, densitas tinggi untuk pembakaran lama dan bersih, ukuran seragam, permukaan halus, serta daya tekan kuat agar tahan pecah saat pengiriman jarak jauh.

Produk ini diminati untuk rumah tangga dan bisnis, dengan fokus ekspor ke Eropa dan Timur Tengah yang membutuhkan briket ramah lingkungan. Perusahaan memanfaatkan sumber daya lokal Sulawesi, memberdayakan petani melalui pertanian berkelanjutan.

BAB II

METODE PENELITIAN

2.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari PT Coconut Internasional Indonesia berupa jumlah produksi cacat harian. Periode pengamatan dimulai pada tanggal 1 Mei 2025 hingga 31 Juli 2025.

Dalam penelitian ini, data dibagi menjadi dua fase, yaitu:

1. Fase I (Phase I): data produksi cacat dari tanggal 1 Mei 2025 sampai dengan 30 Juni 2025. Data pada fase ini digunakan untuk membangun model peta kendali, melakukan estimasi parameter, serta menentukan batas kendali (UCL, CL, LCL).
2. Fase II (Phase II): data produksi cacat dari tanggal 1 Juli 2025 sampai dengan 31 Juli 2025. Data pada fase ini digunakan sebagai data monitoring, yaitu untuk mengevaluasi stabilitas proses menggunakan batas kendali yang diperoleh dari fase I.

Pembagian data ke dalam dua fase ini penting agar peta kendali yang dibentuk dapat diuji performanya: fase I berfungsi sebagai dasar perancangan, sedangkan fase II digunakan untuk validasi atau penerapan batas kendali yang telah ditetapkan.

2.2 Identifikasi Variabel

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah jumlah cacat produksi briket di PT Coconut Internasional Indonesia periode Mei-Juli 2025. Jenis produk yang dianggap cacat yaitu :

x_1 : Briket retak, briket yang memiliki keretakan pada permukaannya, baik kecil maupun besar, yang berpotensi menyebabkan rapuh atau mudah hancur saat pengemasan atau pengiriman.

x_2 : Briket tidak sesuai standar, briket yang terlalu besar atau terlalu kecil dibandingkan ukuran standar (baik diameter maupun tinggi) sehingga tidak sesuai dengan permintaan konsumen ekspor.

x_3 : Briket tidak padat, briket yang terlihat berpori, rapuh, atau tidak padat sempurna, akibat dari tekanan atau pencampuran bahan yang tidak merata.

2.3 Metode Analisis

Pengolahan data yang dilakukan menggunakan bantuan berupa software yaitu Microsoft Excel dan R. Adapun langkah-langkah yang dilakukan berdasarkan tujuan penelitian adalah sebagai berikut :

2.3.1 Metode Analisis Secara Teoritis

Adapun tahapan analisis secara teoritis yang diterapkan pada penelitian ini, yaitu:

1. Membentuk peta kendali C dan peta kendali *Conway Maxwell Poisson Progressive Mean*
2. Menentukan kinerja peta kendali berdasarkan nilai ARL.

2.3.2 Metode Analisis Data

Adapun tahapan analisis secara teoritis yang diterapkan pada penelitian ini, yaitu:

1. Melakukan pengumpulan data cacat produksi briket yang diperoleh dari PT Coconut Internasional Indonesia
2. Eksplorasi data awal, melakukan analisis deskriptif untuk melihat karakteristik data, meliputi nilai minimum, maksimum, mean, median, dan simpangan baku jumlah cacat.
3. Melakukan pengujian distribusi data menggunakan Kolmogorov–Smirnov Test, yang meliputi:
 - a) Uji Distribusi Normal, untuk mengetahui apakah data cacat mengikuti distribusi normal.
 - b) Uji Distribusi Poisson, untuk mengetahui apakah data sesuai dengan distribusi Poisson yang lazim digunakan untuk data cacat.
 - c) Jika data tidak mengikuti distribusi poisson, maka dilakukan pemodelan menggunakan distribusi *Conway-Maxwell Poisson (CMP)*
4. Membuat peta kendali C dengan langkah-langkah :
 - a) Menentukan batas kendali atas (UCL), nilai tengah (CL), dan batas kendali bawah (LCL) berdasarkan persamaan (33), (34), dan (35).
 - b) Memplotkan data cacat produksi briket menggunakan batas-batas kendali yang diperoleh tersebut.
 - c) Menginterpretasikan hasil plot peta kendali C untuk mengetahui apakah proses berada dalam kendali atau tidak.
5. Membentuk peta kendali *Conway-Maxwell Poisson Progressive Mean (CMP-PM) Fase I* :
 - a) Menentukan nilai PM_t pada persamaan (21).
 - b) Mengestimasi parameter distribusi CMP (μ, ν) menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation (MLE)*.
 - c) Menentukan nilai dari L menggunakan tabel nilai L yang diusulkan oleh Monte Carlo berdasarkan parameter estimasi.
 - d) Menghitung batas kendali atas (UCL) pada persamaan (30), nilai tengah (CL) pada persamaan (31), dan batas kendali bawah (LCL) pada persamaan (32) untuk peta kendali *Conway Maxwell Poisson Progressive Mean (CMP-PM)*.
 - e) Membentuk Peta Kendali *Conway Maxwell Poisson Progressive Mean (CMP-PM)* berdasarkan batas-batas kendali yang diperoleh
 - f) Menganalisis peta kendali CMP-PM dan menghitung jumlah titik pengamatan yang berada diluar batas kendali (*out of control*).
 - g) Jika terdapat titik yang berada di luar kendali, dilakukan pembersihan data (menghilangkan nilai *out of control*), lalu mengulangi langkah interpretasi hingga semua data berada dalam kendali.

- h) Jika semua data *in control*, maka dipetakan kembali peta kendali CMP-PM akhir untuk fase I.
6. Membentuk Peta Kendali *Conway-Maxwell Poisson Progressive Mean* (CMP-PM) Fase II:
Memplotkan data PM_t menggunakan batas kendali peta kendali CMP-PM yang telah diperoleh pada fase I.
7. Menganalisis hasil peta kendali C dan CMP-PM, yaitu menghitung jumlah titik pengamatan yang berada di luar batas kendali (out-of-control).
8. Menghitung nilai *Average Run Length (ARL)* untuk masing-masing peta kendali, yang meliputi :
- a) ARL_0 : rata-rata jumlah titik sampai muncul sinyal palsu ketika proses *in control*.
 - b) ARL_1 : rata-rata jumlah titik sampai muncul sinyal Ketika proses out of control pada berbagai scenario pergeseran.
9. Menarik kesimpulan berdasarkan hasil analisis dan pembahasan terkait efektivitas peta kendali C dan CMP-PM dalam mendeteksi pergeseran pada proses produksi.