**Pemodelan Logistik Jenis Fall Off Pada Proses Pembuatan Heating Elemen**

**Welly Sugianto1, Elva Susanti2, Citra Indah Asmarawati3**

1,2,3 Jurusan Teknik Industri, Fakultas Teknik dan Komputer, Universitas Putera Batam

Jl. Letjen R Soeprapto, Muka Kuning, Batam

Email:[welly@puterabatam.ac.id](mailto:welly@puterabatam.ac.id); [Elva.Susanti@puterabatam.ac.id](mailto:Elva.Susanti@puterabatam.ac.id), [citra.indah@puterabatam.ac.id](mailto:citra.indah@puterabatam.ac.id)

**ABSTRAK**

Penelitian ini merupakan salah satu penelitian penerapan pemodelan yang menekankan pada pemecahaan masalah untuk kasus produksi heating elemen dengan menggunakan pendekatan regresi logistik biner dengan demikian diharapkan dapat menentukan faktor-faktor yang dominan yang menentukan terjadikanya *fall off* atau ­-nya suatu proses produksi heating elemen. Untuk itu peneliti menggunakan uji G dan uji *wald* dengan melihat nilai koefisien regresinya pada masing-masing parameter dan memaparkan deskriptifnya. Tujuan penelitian ini membuat pemodelan terbaik dan mengelaborasi jenis *fall off* dengan pendekatan Regresi Logistik Biner. Hasil penelitian Faktor-faktor yang mempengaruhi banyaknya *fall off* yaitu terdapat 9 variabel seperti *Pin to coil, Coil to tube, MGO filling, Final assy, Weighing, Flatte, High voltage(HV), Resistance, Stone Cracked.*

Kata Kunci: logistic, regresi, *fall off*, *heating*

*ABSTRACT*

*This research is one of the modeling application studies that emphasizes solving problems for the case of heating element production using a binary logistic regression approach. Thus it is expected to be able to determine the dominant factors that determine the fall off of a heating element production process. For this reason, researchers used the G test and Wald test by looking at the regression coefficient values ​​for each parameter and explaining the descriptives. The purpose of this study is to make the best modeling and elaborate types of fall off with the Binary Logistic Regression approach. The results of the study The factors that influence the amount of fall off are 9 variables such as Pin to coil, Coil to tube, MGO filling, Final assy, ​​Weighing, Flatte, High voltage (HV), Resistance, Stone Cracked.*

Keywords: *logistics, regression, fall off, heating*

Pendahuluan

Teori pendekatan metode regresi logistik, yang dapat dikatakan sebagai analisis regresi yang dapat mengetahui hubungan antara satu variabel dengan variabel lainnya, atau beberapa variabel bebas dengan variabel terikat berupa kategori-kategori yang umumnya memenuhi syarat dengan nilai 1 dan 0, dimana nilai 1 itulah yang akan membedakan suatu metode regresi logistik dengan metode regresi lainnya seperti regresi linier maupun regresi linier berganda selain itu juga nilai dependen juga bisa dikategorikan juga sebagai nilai 1 dan 0, tentunya persamaan pada regresi lainnya yang menghubungkan antara masing-masing variabel atau factor-faktor yang nantinya menjadi variabel independen, dengan demikian variabel dependen tidaklah lagi menjadi persamaan linier tetapi dilakukan untuk mendapatkan peluang kecenderungan responden ataupun objek yang hanya bernilai 0 hingga 1. Analisis regresi linier dan logistik adalah alat statistik penting untuk menilai hubungan antara paparan dan hasil dan untuk mengendalikan pembaur dalam studi epidemiologi. Dalam hal ini penerapannya fokus pada penggunaannya dalam penelitian etiologi. Validitas suatu kesimpulan yang ditarik dengan menggunakan metode ini sangat bergantung pada kepastian sejumlah asumsi. Kegagalan untuk secara ketat memvalidasi kondisi ini dapat menyebabkan analisis data yang salah dan hasil yang tidak valid. (Tripepi et al., 2008). Pentingnya regresi logistik biner karena bertujuan untuk mengidentifikasi apakah ada hubungan diantara suatu variabel dependen (Y) yang terkait dengan terjadinya suatu peristiwa (tipe dikotomis) dan satu atau lebih variabel independen kategoris atau kontinu (Díaz-Pérez et al., 2019).

Dalam sebuah proses produksi, maupun proses manufaktur adakalanya mendapatkan hasil output yang tidak sesuai dengan batas atas maupun batas bawah yang telah ditetapkan oleh standar perusahaaan. Hubungan dengan persamaan matematis yang diperoleh dari hasil proses regresi logistik dapat digunakan untuk menghitung peluang sukses dan gagalnya hasil produksi yang diperoleh dari hasil penelitian. Selanjutnya, perbedaan karakteristik antara proses produksi juga dapat diidentifikasi di setiap lini produksi. Model regresi logistik juga dapat digunakan untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi variabel dependen atau variabel independen. Pada proses produksi, khususnya dalam pembuatan heating elemen, ada beberapa proses yang harus diperhatikan seperti Pin ke Coil Station, Pull Rod Station, Final Assy Station, Weighing Station, final check station. Dalam setiap prosesnya, total running, total pass dan total reject nya haruslah diperhatikan. Namun disuatu perusahaan biasanya hanya mengetahui berapa jumlah produksi input, produksi ouput dan kuantitas rejectnya saja, belum ada tindakan langsung dalam penentuan faktor maupun pemodelan pada proses produksi *heating element*. Padahal dengan mengetahui *fall off* dan factor-faktornya maka akan dapat dilakukan tindakan perbaikan dalam proses produksi dan diharapkan nantikan akan meningkatkan produktivitas produksi. Dengan adanya metode regresi logistik biner tersebut akan dilakukan pengujian keseluruhan parameter dengan menggunakan uji G dan kemudian dilakukan dengan pengujian hipotesi pada pengujian parsial diharapkan nantinya hasil outpunya memberikan gambaran nilai signifikasi pengaruh factor-faktornya dari suatu *fall off* proses produksi. Selanjutnya regresi logistik biner diterapkan dengan pendekatan analitis. Estimasi parameter model yang terkait dengan variasi jenis *fall off* yang mempengaruhi kemungkinan terjadinya *reject*. Estimasi parameter model yang terkait dengan varietas jenis *fall off* dan % FWL sebagai faktor utama yang mempengaruhi kemungkinan yang akan terjadi; dan menggunakan regresi logistik biner dapat digunakan untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang dapat lebih akurat memprediksi probabilitas pada proses produksi. Faktor-faktor yang mempengaruhi *fall off* pada proses produksi heating element akan dinilai dan akan dibuat permodelannya menggunakan analisa regresi logistik.

**Tinjauan Pustaka**

Elemen Pemanas

Elemen pemanas atau disebut sebagai *electrical heating element* suatu bagian penting dari setrika karena menghasilkan energi panas. Banyak alat-alat rumah tangga yang membutuhkan elemen pemanas seperti setrika, pemanas air, dispenser, dan lain sebagainya. Salah satu alat pemanas merupakan salah satu bagian elemen dalam pembuatan seterika yaitu *heating elemen*. Merupakan suatu elemen pemanas dari bentuk dasar yang dilapisi oleh suatu pipa atau lembaran plat logam yang digunakan sebagai penyesuain terhadap penggunaan dari elemen pemanas tersebut. Bahan logam yang biasa digunakan seperti *mild steel*, bahan yang mengandung *stainless steel*, bahan yang mengandung tembaga dan kuningan. *Heater* yang termasuk dalam jenis dan ini adalah :

1. Jenis Tubular heater
2. Jenis Catridge heater
3. Band, nozzle dan stripe heate (Mulyono & Roihatin, 2019)

**Analisis Regresi**

Analisis regresi dapat diartikan sebagai teknik pendekatan analisis yang menjelaskan suatu hipotesis tentang hubungan antara dua variabel atau lebih, khususnya hubungan antar variabel. Analisis regresi merupakan metode yang digunakan untuk menganalisis hubungan antar variabel. Hubungan yang dimodelkan dapat dinyatakan sebagai persamaan yang menghubungkan variabel dependen atau disebut variabel dependen Y dengan variabel independen yang disebut independen X. Jika dalam model regresi terdapat variabel bebas yang disebut X dan variabel terikat yang bergantung pada X disebut Y, maka hubungan tersebut dapat diubah menjadi model matematis yang akan menghasilkan hubungan antara masing-masing setiap variabel. Jika hanya terdapat satu variabel respon Y dan satu variabel bebas X, maka model yang diperoleh disebut model regresi linier sederhana dan jika terdapat lebih dari satu variabel bebas maka model yang diperoleh disebut model regresi berganda. Prediktor analisis regresi umumnya kuantitatif. Regresi logistik adalah instrumen statistik analisis bivariat atau multivariat, yang digunakan keduanya eksplanatoris dan juga prediktif. Penggunaannya berguna ketika digunakan variabel dependen dikotomis (atribut yang ketidakhadirannya atau kehadirannya telah dinilai dengan nilai masing-masing nol dan satu) dan himpunan m variabel prediktif atau independen, yang bisa kuantitatif (disebut kovariat atau kovariat) atau kategoris. Dalam kasus terakhir, variabel harus diubah menjadi variabel *dummy* (Sarmiento, 2020).

Regresi Logistik

Regresi logistik merupakan suatu teknik statistik yang berguna untuk memahami fenomena yang kompleks. Penggunaan teori teknik statistik ini dibahas, bersama dengan bagaimana memahami konsep penelitian ketika digunakan (Connelly, 2020). Regresi logistik, yang dapat diartikan sebagai pendekatan statistik yang dapat digunakan untuk memodelkan atau memodelkan suatu kasus yang memiliki variabel respon dengan suatu kategori (skala nominal atau skala ordinal) berdasarkan satu atau lebih pengubah prediktor kategorikal, memiliki variabel kontinu atau variabel dengan skala interval atau skala rasio. Jika variabel yang dianggap sebagai pengubah respon atau variabel terikat hanya memiliki dua kategori, maka metode regresi logistik dapat disebut metode regresi dengan menggunakan pendekatan regresi logistik biner. Variabel biner adalah variabel yang hanya dapat memiliki dua kemungkinan nilai (Ya, Tidak, 01, True-False, dan lain-lain). Variabel biner adalah bagian yang sangat penting dari apa yang disebut variabel kategoris atau kualitatif yang sangat hadir dalam ilmu ekonomi dan sosial. Jenis variabel memainkan peran mendasar, terutama di bidang-bidang seperti teori keputusan dan manajemen. Ketika melakukan percobaan dengan menjelaskan perilaku suatu variabel (disebut variabel endogen atau dependen) berdasarkan nilai orang lain (disebut variabel eksogen atau penjelas) melalui model regresi, model regresi linier berganda (MRLM atau MRLG). Variabel dependen adalah biner (dan umumnya kategoris), yang mengarahkan peneliti untuk menggunakan model regresi nonlinier yang dirancang khusus untuk melakukan regresi pada variabel kategori(Ángel et al., 2015). Metode regresi logistik merupakan pendekatan analisis regresi yang dapat digunakan jika variabel dependen (respon) atau variabel yang bersangkutan merupakan variabel dikotomis. Oleh karena itu, variabel dikotomis umumnya hanya terdiri dari 2, yang mewakili ada tidaknya suatu peristiwa atau keberhasilan atau kegagalannya, keberhasilan dapat dilambangkan dengan angka 1, kegagalan dapat dilambangkan dengan angka 2 (Varamita, 2017). Seperti analisis tabel kontingensi dan 2 tes, regresi logistik memungkinkan analisis hasil dikotomis atau biner dengan 2 tingkat yang saling eksklusif. Namun, regresi logistik memungkinkan penggunaan prediktor kontinu atau kategorikal dan menawarkan kemampuan untuk menyesuaikan beberapa prediktor. Hal ini membuat regresi logistik sangat berguna untuk menganalisis data pengamatan ketika penyesuaian diperlukan untuk mengurangi potensi bias yang dihasilkan dari perbedaan dalam kelompok yang dibandingkan. 2 Menggunakan regresi linier standar untuk hasil 2 tingkat dapat menghasilkan hasil yang sangat tidak memuaskan (Field, 2012).

Tidak hanya seperti metode regresi linier yang biasa ditemui, metode regresi logistik tidak dapat dilakukan mengasumsikan sebuah hubungan antara variabel independen dan dependen secara linier. Regresi logistik dikenal sebagai regresi non linier yang terdapat model dengan melihat pola kurva linier. Pendekatan suatu regresi logistik yaitu pemodelan yang dilakukan dengan melakukan pemodelan yang akan membentuk variabel prediktor atau suatu variabel respon yang diperoleh dari suatu merupakan kombinasi linier dari variabel independent yang merupakan salah satu bodel regresi yang kualitatif.

Model regresi dapat digunakan untuk menunjukkan tren variabel dependen Y yang selalu berubah jika variabel independen X juga sering berbeda dan menyatakan gambar sebaran dari pengamatan di sekitar kurva yang dinyatakan dengan hubungan statistik. Model logistik juga dapat diwujudkan dengan mengekspresikan dirinya dalam bentuk model pendekatan matematis, yaitu teori statistik tentang teori probabilitas. Ketika melihat model ini, variabel respon adalah logit dari situasi atau atribut probabilitas yang akan diterapkan di bawah kondisi atau kondisi tertentu di mana ada variabel independen tertentu (Varamita, 2017). Probabilitas regresi logistik atau biasa disebut fungsi logistik adalah sebagai berikut:

Persamaan tersebut merupakan model regresi logistik yang memiliki variabel respon atau variabel terikat yang terdiri dari dua kategori, yaitu regresi logistik dikotomis atau biner. Kedua kategori tersebut dapat dikatakan P (Y=1) = sebagai sukses sedangkan probabilitas P (Y=0) =1- dikatakan gagal dengan mengikuti pola Distribusi bernoulli. Dengan adalah peluang suatu kejadian yang berhasil dengan nilai peluang 0 ≤ ≤ 1 yang merupakan fungsi non-linier dan jika ditransformasikan ke dalam bentuk logit diperoleh fungsi linier dan memiliki hubungan antara variabel bebas dan variabel terikat, sehingga dapat dilakukan transportasi logit sehingga mendapatkan persamaan

G (x) = ln

Hasil pengamatan variabel dependen dengan memiliki kategori dua nilai yaitu nilai 0 dan 1, dengan menggunakan suatu pendekatan distribusi Bernoulli dengan pendekatan suatu fungsi distribusi probabilitas maka dapat dilihat beberapa persamaaan

dengan melihat Jika , maka dan juga dapat dilihat , maka Secara harfiah fungsi tautan dalam model regresi logis dengan fungsi tautan logit, sehingga dalam fungsi distribusi probabilitas yang digunakan adalah fungsi logistik. Jika ingin mendapatkan model regresi logistik, maka perlu mengestimasi parameter model regresi logistik dengan melihat nilai dari metode Estimator of Maximum Likelihood (MLE) agar diperoleh nilai maksimum, yaitu kemungkinan maksimum dari fungsi. Nilai parameter yang diturunkan dari turunan dalam persamaan pertama fungsi dijalankan mengikuti aturan prosedur iteratif yang umumnya dikenal sebagai IRLS (Iteratively Reweighted Least Squares) dan kemudian metode iterasi Newton-Raphson digunakan untuk memaksimalkan fungsi kemungkinan dalam persamaan.

Selanjutnya perlu dilakukan pengujian pengaruh terhadap masing-masing variabel, untuk mengetahui ada atau tidaknya pengaruh variabel dependen atau independen, variabel prediktor terhadap variabel respons di analisis regresi logistik, maka uji parameter model regresi logistik, baik secara bersamaan maupun diuji satu per satu. Verifikasi parameter-parameter tersebut dapat dilakukan secara simultan dengan menggunakan pendekatan statistik yaitu *uji likelihood ratio* (G) dengan melakukan prosedur pengujian hipotesis, yaitu:

H0 :

(secara bersamaan variabel prediktor tidak ada berpengaruh terhadap suatu variabel respon)

H1 : , untuk setidaknya ada 1 yang tidak sama dengan nol.

Rumus mendapatkan nilai G yaitu

Jika bila , dengan maka Ho ditolak mengingat nilai yang dapat diperoleh dari tabel chi-square atau juga nilai tingkat signifikansi dan nilai derajat kebebasan db adalah jumlah variabel prediktor. Selanjutnya melakukan uji parameter pada setiap variabel secara bergantian dengan menggunakan statistik uji *wald* (W), yang bertujuan untuk mengetahui apakah setiap variabel prediktor berpengaruh atau tidak terhadap variabel respon dengan menggunakan metode hipotesis.

H0 : (Variabel prediktor sampai ke-j tidak berpengaruh terhadap variabel respon)

H1 : , untuk (Variabel prediktor sampai ke-j berpengaruh terhadap variabel respon). Statistik uji (Hosmer dan Lemeshow, 2000):

Apabila , dimana nilai makan H0 ditolak. Pada dasarnya untuk mengetahui seberapa efektif nilai suatu variabel atau kesesuaian suatu variabel, akan dilakukan uji *goodness-offit*. Model tersebut harus diversifikasi dengan menggunakan statistik uji HosmerLemeshow() dengan prosedur pengujian berikut:

Hipotesis:

H0 : Kesesuaian model

H1 : Ketidaksesuaian model

Dengan melihat persamaan statistik sebagai berikut

Keterangan:

*g* = Banyaknya sebanyak g

= Jumlah subjek sebanyak ke-*k*

, jumlah nilai variabel respon pada kombinasi variabel prediktor.

,

Dikatakan suatu persamaan H0 ditolak bila , dengan dengan melihat tabel chi square nilai dan derajat bebas db Sebaiknya melakukan interpretasi kesesuaian suatu model dengan baik namun Odds Ratio (OR) digunakan untuk menginterpretasikan model. Jika suatu variabel prediktor bersifat kategoris, misalkan variabel prediktor tersebut memiliki kategori yang sebanyak dua buah dapat dilambangkan dengan dan dimana ketika x =2 dibandingkan dengan kategori dengan nilai x= 1 , maka diperoleh OR:

Sehingga

Menurut penelitian Tiro dalam Varamita (2017) dalam melakukan pemilihan model regresi logistik yang terbaik maka kita dapat melakukan beberapa tahapan yang harus kita laksanakan seperti berikut:

1. Melakukan Penyeleksian variabel yang seharusnya dilakukan analisis masing-masing variabel terlebih dahulu secara diteliti dengan melakukan pengujian analisis regresi logistik satu variabel.
2. Setelah menyelesaikan analisis variabel pertama, kita beralih ke variabel lainnya. Semua variabel uji merupakan satu-satunya variabel yang memiliki nilai probabilitas, yaitu nilai P ≤ 0,25 yang nilainya dianggap sebagai kandidat untuk memodelkan variabel lain beserta variabel yang dianggap penting dalam suatu penelitian. Jika variabel-variabel ini telah diidentifikasi, mulailah dengan template yang berisi semua variabel yang dipilih.
3. Jika model telah ditentukan, langkah selanjutnya adalah menguji nilai statistik G dan nilai statistik Wald dan memilih model mana yang dikatakan sebagai model regresi logistik terbaik, yaitu model statistik G ditambah sedikit.

Penerapan Regresi Logistik Hierarki Biner banyak diimplementasikan pada beberapa hal antara lain sebagai berikut:

1. Untuk Menentukan Determinan Kemiskinan di Bengkulu dengan Menggunakan Indeks Aksesibiltas (Nugroho, Y.D., 2020).
2. Untuk membangun model prediksi (Hendayana, Rachmad, 2013).
3. Untuk memprediksi rasio dalam laporan keuangan (Iskandar, A, 2015).
4. Untuk prediksi risiko kematian pasien Covid-19. (Shobri, et., al., 2021).
5. Untuk prediksi risiko penyakit kardiovaskular (CVD), penyakit ginjal kronis (CKD), diabetes (DM) dan hipertensi arteri (HT) (Nusinovici et al., 2020).

**Metode Penelitian**

**Desain Penelitian**

Penelitian ini dilakukan dengan studi lapangan terlebih dahulu untuk menemukan permasalahan dan juga dilakukan studi literatur untuk menemukan alternatif solusi yang tepat. Setelah itu dilakukan pengambilan data serta melakukan uji analisis dengan menemukan model serta variabel yang memiliki pengaruh pada *response*.

Variabel penelitian

Adapun variabel penelitian yang digunakan antara lain adalah sebagai berikut :

= Pin to coil

= Coil to tube

= MGO filling

= Final assy

= Weighing

= Flattening

= Bending

= Compacting

= High voltage(HV)

= Resistance

= Stone Short

= Stone cracked

= Wall sinking

= Dented

Y = total Fall off

Analisis Data

Penelitian ini menggunakan program SPSS sehingga bisa melakukan uji hipotesis yang nantinya akan ditentukan nilai dari suatu signifikan atau tidaknya suatu parameter variabel bebas yang dilakukan secara bersamaan ataupun keseluruhan. Berikut merupakan hipotesis yang digunakan.

Ho =

H1 = Minimal ada 1, dimana nilai k = 1,2,3,…n

n merupakan jumlah dari suatu variabel predictor atau variabel yang mempengaruhi variabel lain yang menjadi sebab penyebab *fall off* dalam suatu model. Statistik pengujian yang akan *digunakan Likelihood-ratio test* yang akan digunakan dalam pengujian ini.

**Tabel 1.** Uji hipotesis

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | **Sukses** | **Gagal** | **Total** |
| **Hasil Positif** | **s** | **t** | **s + t** |
| **Hasil Negatif** | **v** | **w** | **v + w** |
| **Total** | **s + v** | **t + w** | **s + t + v + w** |

Sensitivitas = s/ (s ​​+ v).

Spesifisitas = w/(t + w)

*Likelihood Ratio* (LR) adalah kemungkinan bahwa hasil tes yang diberikan diharapkan memiliki kemungkian hasil yang sama antara sukses dan gagal. Dengan memiliki Rasio kemungkinan - hasil tes positif = sensitivitas / (1 - spesifisitas) atau s/(s + v) / t/(t +w)dan Rasio kemungkinan - hasil tes negatif = (1 - sensitivitas) / spesifisitas atau v/(s + v) / w/(t + w). LR dari tes negatif memberikan informasi mengenai seberapa baik hasil tes negatif dengan membandingkan kinerjanya saat gagal dan dibandingkan dengan saat sukses. LR adalah cara untuk menggabungkan sensitivitas dan spesifisitas tes ke dalam satu ukuran. Karena sensitivitas dan spesifisitas adalah karakteristik tetap dari tes itu sendiri. LR adalah rasio kemungkinan (atau probabilitas) untuk tes yang diberikan. Pertama adalah probabilitas bahwa hasil tes yang diberikan terjadi kegagalan. Kedua adalah probabilitas bahwa hasil tes yang sama terjadi sukses. Rasio dari 2 probabilitas (atau kemungkinan) ini adalah LR. Hal ini mengukur kekuatan tes untuk mengubah *pre-test* menjadi probabilitas *post-test* dari hasil suatu data tersebut. Pada analisa kesesuaian model, dengan menggunakan tabel hosmer dan lemeshow dengan melihat uji chi squarenya selanjutnya akan dilihat kesesuaian model dengan melakukan perbandingan antara nilai p terhadap nilai *alpha*-nya. Secara intinya, proses yang akan dilakukan peneliti dengan beberapa tahapan yaitu

1. Membuat karakteristik deskriptip hasil *fall off*.
2. Menguji nilai estimasi parameter dengan metode MLE
3. Melakukan uji parameter antar variabel menggunakan uji *likelihood ratio* dan uji *wald*.
4. Melakukan pengujian uji *Hosmer-Lemeshow* untuk melihat kecocokan model
5. Dengan memilih model regresi pada nilai regresi logistik terbaik secara manual menggunakan pendekatan atau aplikasi perangkat lunak statistik SPSS.
6. Interpretasi model regresi logistik terbaik melalui OR.
7. Menarik kesimpulan dari hasil pemodelan terbaiknya.

**Hasil dan Pembahasan**

**Hasil Penelitian**

Penelitian menggunakan regresi logistik, diberikan pengkodean apabila total rejectnya mencapai puluhan ribu maka diberi kode 5, apabila ribuan maka diberi kode 4, Ratusan kode 3, puluhan kode 2 satuan kode 1 dan tidak ada reject diberi kode 0, sehingga diperoleh data berikut.

**Tabel 2.** Total Produksi bulan Juli

| **Pin to coil** | **Coil to tube** | **MGO filling** | **Final assy** | **Weigh**  **ing** | **Flatte**  **ning** | **Bending** | **Compac**  **ting** | **High voltage(HV)** | **Resistance** | **Stone Short** | **Stone cracked** | **Wall sinking** | **Dented** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 4 | 3 | 2 | 3 | 2 | 0 | 0 | 0 | 3 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 4 | 3 | 2 | 3 | 2 | 0 | 0 | 0 | 3 | 3 | 0 | 6 | 0 | 0 |
| 4 | 3 | 2 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| . | . | . | . | . | . | . | . | . | . | . | . | . | . |
| . | . | . | . | . | . | . | . | . | . | . | . | . | . |
| 4 | 3 | 2 | 3 | 2 | 5 | 0 | 0 | 2 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 4 | 3 | 0 | 3 | 2 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 4 | 3 | 0 | 3 | 2 | 0 | 0 | 0 | 2 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 |

Sedangkan data produksi dapat dilihat beberapa persentasi total produksinya input (Y1) maupun output (Y2) dan total rejectnya (Y3) merupakan variabel dependennya.

**Tabel 3.** Total Produksi bulan Juli

| **Production Input (Y1)** | **Production Output (Y2)** | **Qty Reject (Y3)** | **% reject** |
| --- | --- | --- | --- |
| 30435 | 29870 | 565 | 0,018564153 |
| 31003 | 30400 | 603 | 0,019449731 |
| 26705 | 26150 | 555 | 0,020782625 |
| 0 | 0 | 0 | #DIV/0! |
| 16830 | 16500 | 330 | 0,019607843 |
| 21422 | 21100 | 322 | 0,015031276 |
| 7271 | 7180 | 91 | 0,012515472 |
| 14247 | 14040 | 207 | 0,014529375 |
| 20542 | 20200 | 342 | 0,016648817 |
| 10042 | 9880 | 162 | 0,016132245 |
| 0 | 0 | 0 | 0 |
| 17718 | 17360 | 358 | 0,020205441 |
| 20577 | 20260 | 317 | 0,01540555 |
| 13282 | 13110 | 172 | 0,012949857 |
| 20586 | 20320 | 266 | 0,012921403 |
| 12216 | 12040 | 176 | 0,014407335 |
| 6446 | 6380 | 66 | 0,010238908 |
| 0 | 0 | 0 | 0 |
| 12990 | 12800 | 190 | 0,014626636 |
| 0 | 0 | 0 | 0 |
| 14013 | 13740 | 273 | 0,01948191 |
| 19084 | 18740 | 344 | 0,018025571 |
| 12435 | 12240 | 195 | 0,015681544 |
| 9853 | 9720 | 133 | 0,013498427 |
| 0 | 0 | 0 | 0 |
| 19320 | 19020 | 300 | 0,01552795 |
| 20405 | 20100 | 305 | 0,014947317 |
| 12365 | 12180 | 185 | 0,014961585 |
| 27342 | 27090 | 252 | 0,00921659 |
| 16034 | 15880 | 154 | 0,00960459 |
| 19724 | 19580 | 144 | 0,00730075 |

Dalam penelitian ini akan dibuat beberapa variabel-variabel yang merupakan factor-faktor yang mempengaruhi reject adalah sebagai berikut

X1 = *Pin to coil*

X2 = *Coil to tube*

X3 = *MGO filling*

X4 = *Final assy*

X5 = *Weighing*

X6 = *Flattening*

X7 = *Bending*

X8 = *Compacting*

X9 = *High voltage*(HV)

X10 = *Resistance*

X11 = *Stone Short*

X12 = *Stone cracked*

X13 = *Wall sinking*

X14 = *Dented*

Variabel dependen merupakan *Quality Reject*, Kode 1 terdapat *fall off* dan kode 2 tidak terdapat *fall off*. Hasil output menggunakan IBM SPSS Statistik 2.5 untuk regresi ini hasil output pertama berupa *iteration history* dapat dilihat sebagai berikut:

**Tabel 4.** *Output Beggining Block 1*

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| *Iteration History a,b,c* | | | |
| Iteration | | *-2 Log likelihood* | *Coefficients* |
| *Constant* |
| Step 0 | 1 | 28.176 | 1.375 |
| 2 | 27.741 | 1.658 |
| 3 | 27.738 | 1.686 |
| 4 | 27.738 | 1.686 |
| *a Constant is included in the model.* | | | |
| *b Initial -2 Log Likelihood: 27.392* | | | |
| *c Estimation terminated at iteration number 4 because parameter estimates changed by less than .001.* | | | |

Pada tabel *iteration history* pada block 0 atau saat variabel independen tidak dimasukkan dalam model: N total 31, dengan *include in analysis* sebanyak 31 dan *missing cases* 0 Nilai dari -2 *Log Likelihood*: 27,392. Dapat diperoleh nilai *degree of freedom* (DF) = N – 1 = 31-1=30 sehingga bisa mendapatkan nilai *Chi-Square* (ꭓ2) Tabel dengan df 30 dan Probabilitas 0.05 = 43,7730. Nilai -2 *Log Likelihood* (27,392) < (ꭓ2) tabel (43,7730) sehingga Terima H0, maka menunjukkan bahwa model sebelum memasukkan variabel independen adalah sesuai dengan data.

**Tabel 5.** Clasifikasi Model 1

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Classification Tablea,b** | | | | | |
|  | *Observed* | | *Predicted* | | |
| *Qty Reject* | | *Percentage Correct* |
| Tidak ada *Fall Off* | Terdapat *Fall Off* |  |
| Step 0 | Qty Reject | Tidak ada *Fall Off* | 0 | 5 | .0 |
| Terdapat *Fall Off* | 0 | 26 | 100.0 |
| Overall Percentage | |  |  | 83.9 |
| *a. Constant is included in the model.* | | | | | |
| *b. The cut value is .500* | | | | | |

Dalam hal ini, diinginkan adanya frekuensi harapan dengan terdapat *fall off* sebanyak 26 dan tidak ada *fall off* sebanyak 5, sedangkan nilai *overall* percentage sebelum variabel independen berada di antara model sebesar 83,9% yang artinya memiliki kemampuan tepat meramalkan sebesar 83,9%. dan tepat meramalkan adanya *fall off* sebanyak 26 sebesar 100%.

**Tabel 6.** Variabel dalam persamaan tahapan *beginning* 1

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| ***Variables in the Equation*** | | | | | | | |
|  | | *B* | *S.E.* | *Wald* | *df* | *Sig.* | *Exp(B)* |
| *Step 0* | *Constant* | 1.649 | .488 | 11.398 | 1 | .001 | 5.200 |

Nilai dari konstanta koefisien beta sebesar 1,649 dan *Odds Ratio* atau Exp(B) sebesar 5,200. Nilai Signifikansi atau p value dari uji *Wald* sebesar 0,00.

**Tabel 7.** Variabel tidak dalam Persamaan tahapan Beginning 1

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| *Variables not in the Equation* | | | | | |
|  | | | *Score* | *df* | *Sig.* |
| *Step 0* | *Variables* | *Pin to coil* | 30.554 | 1 | .000 |
| *Coil to tube* | 29.481 | 1 | .000 |
| *MGO filling* | 1.146 | 1 | .284 |
| *Final assy* | 30.210 | 1 | .000 |
| *Weighing* | 23.709 | 1 | .000 |
| *Flattening* | .199 | 1 | .656 |
| *High voltage(HV)* | 25.850 | 1 | .000 |
| *Resistance* | 17.263 | 1 | .000 |
| *Stone cracked* | .199 | 1 | .656 |
| *Overall Statistics* | | 31.000 | 9 | .000 |

Dari data diatas terlihat ada berberapa variabel yang tidak termasuk didalam variabel regresi, kemungkinan variabel tersebut merupakan bukan factor dominan dalam mempengaruhi terjadinya *Fall off Pin to Coil, Coil to tube, MGO filling, Final assy, Weighing, Flattening, High voltage(HV), Resistance, Stone cracked. Sedangkan variabel lainnya seperti Wall sinking, Bending, Compacting, Dented Stone Short* termaksud dalam model.

**Tabel 8.** Tahapan entri variabel 1

| **Iteration** | | **-2 Log likelihood** |  | |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Kesimpulan** | | |
| Step 1 | 1 | 7.870 | Terima Ho | Model FIT |
| 2 | 2.639 | Terima Ho | Model FIT |
| 3 | .942 | Terima Ho | Model FIT |
| 4 | .343 | Terima Ho | Model FIT |
| 5 | .126 | Terima Ho | Model FIT |
| 6 | .046 | Terima Ho | Model FIT |
| 7 | .017 | Terima Ho | Model FIT |
| 8 | .006 | Terima Ho | Model FIT |
| 9 | .002 | Terima Ho | Model FIT |
| 10 | .001 | Terima Ho | Model FIT |
| 11 | .000 | Terima Ho | Model FIT |
| 12 | .000 | Terima Ho | Model FIT |
| 13 | .000 | Terima Ho | Model FIT |
| 14 | .000 | Terima Ho | Model FIT |
| 15 | .000 | Terima Ho | Model FIT |
| 16 | .000 | Terima Ho | Model FIT |
| 17 | .000 | Terima Ho | Model FIT |
|  | 18 | .000 | Terima Ho | Model FIT |
| 19 | .000 | Terima Ho | Model FIT |
| 20 | .000 | Terima Ho | Model FIT |

Model dengan menggunakan variabel independent ini semua model termasuk model FIT dikarenakan apabila dibandingkan dengan nilai chi square dengan N= 31, Jumlah variabel independent ada 14, sehingga N-Variabel dependen-1, sehingga dengan Nilai (ꭓ2) tabel = (26,2962). **-**2 *Log likelihood* **<** dengan Nilai (ꭓ2) tabel maka model FIT

**Tabel 9.** *Omnibus Test 1*

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Omnibus Tests of Model Coefficients** | | | | |
|  | | Chi-square | df | Sig. |
| Step 1 | Step | 27.392 | 9 | .001 |
| Block | 27.392 | 9 | .001 |
| Model | 27.392 | 9 | .001 |

Uji omnibus adalah uji chi-kuadrat rasio kemungkinan dari model saat ini versus model nol. Apabila nilai signifikansi yang lebih kecil dari 0,05 ini berarti model saat ini mengungguli model nol.

Atau Ho : Variabel independen tidak dapat memberikan pengaruh yang nyata

Ha : Variabel independen dapat memberikan pengaruh yang nyata

Melihat nilai sig 0,001 < 0,05 maka tolak HO sehingga dapat disimpulkan bahwa Variabel independent dapat memberikan pengaruh yang nyata. Apabila kita memperhatikan nilai chi squarenya, Nilai (ꭓ2) hitung 27.392 **>** dengan Nilai (ꭓ2) tabel 26,2962 Tolak Ho, sehingga dapat disimpulkan bahwa Variabel independent dapat memberikan pengaruh yang nyata.

**Tabel 10.** Tabel Pseudo 1

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| *Step* | *-2 Log likelihood* | *Cox & Snell R Square* | *Nagelkerke R Square* |
| 1 | .000a | .587 | 1.000 |
| *a. Estimation terminated at iteration number 18 because a perfect fit is detected. This solution is not unique.* | | | |

Model *summary* bisanya digunakan untuk mengetahui tingkat kemampuan variabel independent terhadap variabel dependennya. Dalam kasus ini nilai *Nagelkerke R Square* 1 atau dikatakan 100% sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak ada faktor lain di luar model yang dapat mempengaruhi variabel dependen. Sehingga variabel-variabel independent dalam penelitian ini merupakan 100% factor-faktor yang mempengaruhi terjadinya *fall off.*

**Tabel 11.** Hosmer 1

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Hosmer and Lemeshow Test** | | | |
| Step | Chi-square | df | Sig. |
| 1 | .000 | 0 | . |

Model yang dibentuk apakah sudah tepat atau tidaknya dengan melihat nilai signifikasi pada hosmer and Lemeshow.

Ho : Tidak ada perbedaan yang signifikan antara model dengan nilai observasinya

Ha : ada perbedaan yang signifikan antara model dengan nilai observasinya

Dengan kata lain sig 0,000 < 0,05 maka tolak Ho sehingga kesimpulannya ada perbedaan yang signifikan antara model dengan nilai observasinya. Sehingga Model tidak dapat diterima.

Dikarenakan data tidak dapat diterima maka peneliti memperbaiki data dengan menggunakan data sebagai berikut:

**Tabel 12.** Data Faktor tanpa pengkodean

| **Pin to coil** | **Coil to tube** | **MGO filling** | **Final assy** | **Weigh**  **ing** | **Flatte**  **ning** | **Bending** | **Compac**  **ting** | **High voltage(HV)** | **Resistance** | **Stone Short** | **Stone cracked** | **Wall sinking** | **Dented** | **Qty Reject** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 3238 | 670 | 46 | 906 | 28 | 0 | 0 | 0 | 411 | 273 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 3089 | 421 | 64 | 637 | 72 | 0 | 0 | 0 | 282 | 142 | 0 | 6 | 0 | 0 | 1 |
| 3406 | 543 | 63 | 619 | 0 | 0 | 0 | 0 | 253 | 81 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 2434 | 231 | 0 | 379 | 49 | 0 | 0 | 0 | 129 | 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| . | . | . | . | . | . | . | . | . | . | . | . | . | . | . |
| . | . | . | . | . | . | . | . | . | . | . | . | . | . | . |
| .3483 | 634 | 0 | 603 | 56 | 0 | 0 | 0 | 93 | 121 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |

Dengan cara yang sama didapatkan persamaan regresi sebagai berikut :

Model persamaan regresinya

g (x ) = -19.039 + 0,047 X1 – 0,065 X2 +2,237 X3 – 0,084 X4 -0,124 X5 – 20,350X6 +0,167 X9 -0,261 X10 -27,870 X12

ln

)

(x) =

**Pembahasan**

Penelitian ini dimulai dengan melakukan pengkodean sebuat dapa misalnya data *fall off* sebanyak puluhan ribu diberi kode 5, data sebanyak ribuan diberi kode 4, dan seterusnya, namun cara seperti ini ternyata tidak efektif hasilnya tidak ada perbedaan yang signifikan antara model dengan nilai observasinya, akhirnya data diperbaiki dengan menggunakan data real tanpa pengkodean. Pada pembahasan output kedua, ketiga dan keempat peneliti melakukan beberapa percobaan dengan memilih beberapa variabel, dimulai dengan menggunakan 6 buah variabel dari variabel X1 sampai variabel X6 pada output observasi kedua, variabel X7 sampai X14 untuk variabel output observasi ketida dan terakhir output observasi keempat menggunakan semua variabel dari X1 sampai X14. Variabel yang diakui dalam persamaan model regresi dapat dilihat dari tabel berikut:

**Tabel 13.** Variabel model regresi

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Percobaan** | **Variabel yang digunakan** | **Variabel yang diakui** | **Nilai G** |
| 1 | X1 sampai X14 | data tidak dapat diterima | - |
| 2 | X1,X2,X3,X4,X5,X6 | X1,X2,X3,X4,X5,X6 | 0,00 |
| 3 | X7,X8,X9,X10,X11,X12,X13,X14 | X9,X10,X12 | 0,00 |
| 4 | X1 sampai X14 | X1,X2,X3,X4,X5,X6,X9,X10,X12 | 0,00 |

Model terbaik dilihat dari nilai G yang terkecil, Nilai G tersebut dapat diperhatikan dari tabel model summary yaitu pada nilai -2 *log likehood*, Karena nilai G semua 0,00 maka model semua adalah model terbaik dan yang paling terbaik menurut peneliti adalah model yang nilai G nya terkecil 0,00 dan menggunakan variabel yang termasuk ke semua percobaan yang telah ada yaitu variabel X1, X2, X3, X4, X5, X6, X9, X10, dan X12. Sehingga dapat disimpulkan variabel-variabel yang mempengaruhi total *fall off* adalah *Pin to coil Coil to tube, MGO filling, Final assy, Weighing, Flatte, High voltage(HV), Resistance, Stone cracked*. Kenyataannya penyebab adanya *fall off* *pada pin to coil* misalnya *Pin drop* saat ditransfer untuk memasukkan pin ke koil sehingga tidak bisa dimasukan pin dengan benar, selanjutnya pada statiun akhir pada *coil to tube* kemungkinannya ditabrak saat sedang ditransfer, pada *high voltage* bisa kemungkinan terkontaminasi dengan benda asing saat melakukan pengecekan, dan lain sebangainya.

**Kesimpulan**

Berdasarkan pada hasil analisis data, didapatkan kesimpulan:

* 1. Faktor-faktor yang mempengaruhi banyaknya *fall off* yaitu terdapat 9 variabel seperti Pin to coil Coil to tube, MGO filling,Final assy, Weighing, Flatte, High voltage(HV), Resistance, Stone cracked.
  2. Model terbaik menggunakan sembilan variabel.

**Daftar Pustaka**

[1] Ariffudin, Satriya Dwi. 2014. Perancangan Sistem Pemanas Pada Rancang Bangun Mesin Pengaduk Bahan Baku Sabun Mandi Cair. The Journal of Society and Media. Volume 01 Nomor 02 Halaman 52-57.

[2] Ángel, A., Perez, J., & Manzanedo, L. (2015). Regresión logística binaria. Universitat Oberta de Catalunya, 1–17.

[3] Connelly, L. (2020). Logistic regression. MEDSURG Nursing, 29(5), 353–354. https://doi.org/10.4324/9781351033909-32

[4] Díaz-Pérez, M., Carreño-Ortega, Á., Salinas-Andújar, J. A., & Callejón-Ferre, Á. J. (2019). Application of logistic regression models for the marketability of cucumber cultivars. Agronomy, 9(1). https://doi.org/10.3390/agronomy9010017

[5] Field, A. (2012). Logistic regression Logistic regression Logistic regression. Discovering Statistics Using SPSS, 731–735.

[6] Hendayana, Rachmad. 2013. Penerapan Metode Regresi Logistik Dalam Menganalisis Adopsi Teknologi Pertanian. Informatika Pertanian, Vol. 22 No.1, Juni 2013 : 1 – 9.

[7] Hosmer, L. dan Lemeshow, S. 2000. Applied Logistic Regression. Second Edition. New York: John Wiley and Sons., Inc.

[8] Iskandar, Azwar. 2015. Application of Binary Logit Regression on Financial Distress Prediction of Jakarta Islamic Index. Journal of BPPK Vol. 8 No. 1/2015 – ISSN 2085-3785, Ministry of Finance of Indonesia.

[9] Mulyono, M., & Roihatin, A. (2019). Analisis Pengaruh Penggantian Heating Element Terhadap Kinerja Air Preheater Type Ljungstrom Di PLTU Jateng 2 Adipala 1×660 MW. Eksergi, 15(2), 42. https://doi.org/10.32497/eksergi.v15i2.1505

[10] Nusinovici, S., Tham, Y. C., Chak Yan, M. Y., Wei Ting, D. S., Li, J., Sabanayagam, C., Wong, T. Y., & Cheng, C. Y. (2020). Logistic regression was as good as machine learning for predicting major chronic diseases. Journal of Clinical Epidemiology, 122, 56–69. https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2020.03.002

[11] Nugroho, Yoda Dwi. Penerapan Regresi Logistik Hierarki Biner Untuk Menentukan Determinan Kemiskinan Di Bengkulu Dengan Menggunakan Indeks Aksesibiltas Sarana Umum (IASU) Sebagai Variabel Kentekstual. Jurnal Statistika Unimus

[12] Nusinovici, S., Tham, Y. C., Chak Yan, M. Y., Wei Ting, D. S., Li, J., Sabanayagam, C., Wong, T. Y., & Cheng, C. Y. (2020). Logistic regression was as good as machine learning for predicting major chronic diseases. Journal of Clinical Epidemiology, 122, 56–69. https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2020.03.002

[13] Sarmiento, T. (2020). Regresión logistica. Academia.Edu, 1–23.

[14] Shobri, Muhammad Qobri.,Ferra Yanuar., & Dodi Devianto. 2021. Covid-19 Patient Mortality Risk Classification Using Bayesian Binary Logistic Regression. Jurnal Matematika Statistika dan Komputasi UNHAS. Vol. 18, No. 1, 150-160, September, 2021 DOI: 10.20956/j.v18i1.14268

[15] Tripepi, G., Jager, K. J., Dekker, F. W., & [16] Zoccali, C. (2008). Linear and logistic regression analysis. Kidney International, 73(7), 806–810. https://doi.org/10.1038/sj.ki.5002787

[16] Varamita, Aprilyani. 20017. Analisis Regresi Logistik Dan Aplikasinya Pada Penyakit Anemia Untuk Ibu Hamil Di Rskd Ibu Dan Anak Siti Fatimah Makassar. SKRIPSI. FMIPA matematika Universitas Negeri Makassar

[17] Wulandari, ayu, dkk. 2017. Penerapan Metode Regresi Logistik Biner Untuk Mengetahui Determinan Kesiapsiagaan Rumah Tangga Dalam Menghadapi Bencana Alam. Seminar Nasional Official Statistics 2019: Pengembangan Official Statistics dalam Mendukung Implementasi SDG’s