

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; Elva.Susanti@puterabatam.ac.id, 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 terjadinya *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 dapat digunakan 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[1]. 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[2]. 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[3]. 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[4]. Kegagalan untuk secara ketat memvalidasi kondisi ini dapat menyebabkan analisis data yang salah dan hasil yang tidak valid[5]. 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[6].

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 perusahaan[7]. Hubungan dengan persamaan matematis yang diperoleh dari hasil proses regresi logistik dapat digunakan untuk menghitung peluang sukses dan gagal nya hasil produksi yang diperoleh dari hasil penelitian[8]. Selanjutnya, perbedaan karakteristik antara proses produksi juga dapat diidentifikasi di setiap lini produksi[9]. Model regresi logistik juga dapat digunakan untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi variabel dependen atau variabel independen[10]. 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[11]. Dalam setiap prosesnya, total running, total pass dan total reject nya haruslah diperhatikan[12]. Namun disuatu perusahaan biasanya hanya mengetahui berapa jumlah produksi input, produksi output dan kuantitas rejectnya saja, belum ada tindakan langsung dalam penentuan faktor maupun pemodelan pada proses produksi *heating element*[13]. Padahal dengan mengetahui *fall off* dan factor-faktornya maka akan dapat dilakukan tindakan perbaikan dalam proses produksi dan diharapkan nantinya akan meningkatkan produktivitas produksi[14]. Dengan adanya metode regresi logistik biner tersebut akan dilakukan pengujian keseluruhan parameter dengan menggunakan uji G dan kemudian dilakukan dengan pengujian hipotesis pada pengujian parsial diharapkan nantinya hasil outputnya memberikan gambaran nilai signifikansi pengaruh factor-faktornya dari suatu *fall off* proses produksi[15]. 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[16]. Faktor-faktor yang mempengaruhi *fall off* pada proses produksi heating element akan dinilai dan akan dibuat permodelannya menggunakan analisa regresi logistik[17].

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 :

- X_1 = Pin to coil
- X_2 = Coil to tube
- X_3 = MGO filling
- X_4 = Final assy
- X_5 = Weighing
- X_6 = Flattening
- X_7 = Bending
- X_8 = Compacting
- X_9 = High voltage(HV)
- X_{10} = Resistance
- X_{11} = Stone Short
- X_{12} = Stone cracked
- X_{13} = Wall sinking
- X_{14} = 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[18]. Berikut merupakan hipotesis yang digunakan.

$$H_0 = \beta_1 = \beta_2 \dots \dots = \beta_n$$

$$H_1 = \text{Minimal ada 1, } \beta_k \neq 0 \text{ dimana nilai } k = 1, 2, 3, \dots, n$$

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

$$\text{Sensitivitas} = s / (s + v).$$

$$\text{Spesifisitas} = w / (t + w)$$

Likelihood Ratio (LR) adalah kemungkinan bahwa hasil tes yang diberikan diharapkan memiliki kemungkinan hasil yang sama antara sukses dan gagal[19]. 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[20]. Karena sensitivitas dan spesifisitas adalah karakteristik tetap dari tes itu sendiri. LR adalah rasio kemungkinan (atau probabilitas) untuk tes yang diberikan[21]. 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[22]. 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

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	Weighing	Flattening	Bending	Compacting	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

Production Input (Y1)	Production Output (Y2)	Qty Reject (Y3)	% reject
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		Iteration History a,b,c	
		-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 (χ^2) Tabel dengan df 30 dan Probabilitas 0.05 = 43,7730. Nilai -2 Log Likelihood (27,392) < (χ^2) tabel (43,7730) sehingga Terima H0, maka menunjukkan bahwa model sebelum memasukkan variabel independen adalah sesuai dengan data

Tabel 5. Clasifikasi Model 1

Observed		Predicted		Percentage Correct
		Tidak ada <i>Fall Off</i>	Terdapat <i>Fall Off</i>	
Step 0	Qty Reject	0	5	.0
	Tidak ada <i>Fall Off</i>	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 beberapa 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 (χ^2) tabel = (26,2962). -2 Log likelihood < dengan Nilai (χ^2) 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[23]. Apabila nilai signifikansi yang lebih kecil dari 0,05 ini berarti model saat ini mengungguli model nol.

Tabel 12. Data Faktor tanpa pengkodean

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	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
.
.

Atau Ho : Variabel independent tidak dapat memberikan pengaruh yang nyata

Ha : Variabel independent 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 (χ^2) hitung 27.392 > dengan Nilai (χ^2) 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	.000 ^a	.587	1.000

a. Estimation terminated at iteration number 18 because a perfect fit is detected. This solution is not unique.

Model summary biasanya digunakan untuk mengetahui tingkat kemampuan variabel independent terhadap variabel dependennya[24]. 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 signifikansi 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:

Pin to coil	Coil to tube	MGO filling	Final assy	Weighing	Flattening	Bending	Compacting	High voltage(HV)	Resistance	Stone Short	Stone cracked	Wall sinking	Denuded	Qty Reject
.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

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

$$\ln\left(\frac{\pi(x)}{1-\pi(x)}\right) = -19.039 + 0,047 X1 - 0,065 X2 + 2,237 X3 - 0,084 X4 - 0,124 X5 - 20,350X6 + 0,167 X9 - 0,261 X10 - 27,870 X12$$

$$\left(\frac{\pi(x)}{1-\pi(x)}\right) =$$

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

$$\hat{\pi}_2(x) = \frac{\exp(-19.039 + 0,047 X1 - 0,065 X2 + 2,237 X3 - 0,084 X4 - 0,124 X5 - 20,350X6 + 0,167 X9 - 0,261 X10 - 27,870 X12)}{1 + \exp(-19.039 + 0,047 X1 - 0,065 X2 + 2,237 X3 - 0,084 X4 - 0,124 X5 - 20,350X6 + 0,167 X9 - 0,261 X10 - 27,870 X12)}$$

Penelitian ini dimulai dengan melakukan pengkodean sebuah data 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 ketiga 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[25]. Nilai G tersebut dapat diperhatikan dari tabel model summary yaitu pada nilai *-2 log likelihood*, 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 statian akhir pada *coil to tube* kemungkinannya ditabrak saat sedang ditransfer, pada *high voltage* bisa kemungkinan terkontaminasi dengan benda

asing saat melakukan pengecekan, dan lain sebagainya.

Kesimpulan

Berdasarkan pada hasil analisis data, didapatkan kesimpulan 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. Model terbaik menggunakan sembilan variabel.

Daftar Pustaka

[1] E. P. Tri Wahyuni, Arief Agoestanto, "Analisis Regresi Logistik terhadap Keputusan Penerimaan Beasiswa PPA di FMIPA Unnes Menggunakan Software Minitab," *Prism. Pros. Semin. Nas. Mat.*,

- vol. 1, pp. 755–765, 2018.
- [2] A. Safitri, S. Sudarmin, and M. Nusrang, “Model Regresi Logistik Biner pada Tingkat Pengangguran Terbuka di Provinsi Sulawesi Barat Tahun 2017,” *VARIANSI J. Stat. Its Appl. Teach. Res.*, vol. 1, no. 2, p. 1, 2019, doi: 10.35580/variansiunm9354.
- [3] D. A. M. D. Y. Purnami, I. K. G. Sukarsa, and G. K. Gandhiadi, “Penerapan Regresi Logistik Ordinal Untuk Menganalisis Tingkat Keparahannya Korban Kecelakaan Lalu Lintas Kabupaten Buleleng,” *E-Jurnal Mat.*, vol. 4, no. 2, p. 54, 2015, doi: 10.24843/mtk.2015.v04.i02.p089.
- [4] Y. Tampil, H. Komaliq, and Y. Langi, “Analisis Regresi Logistik Untuk Menentukan Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Indeks Prestasi Kumulatif (IPK) Mahasiswa FMIPA Universitas Sam Ratulangi Manado,” *d’CARTESIAN*, vol. 6, no. 2, p. 56, 2017, doi: 10.35799/dc.6.2.2017.17023.
- [5] P. Habibillah, M. Zaini, and M. Ngadhimah, “Pengaruh E-Learning dan Media Sosial Terhadap Motivasi Belajar Mahasiswa Universitas Islam Negeri Sayyid Ali Rahmatullah Tulungagung,” *QALAMUNA J. Pendidikan, Sos. dan Agama*, vol. 13, no. 2, pp. 739–756, 2021, doi: 10.37680/qalamuna.v13i2.1106.
- [6] F. N. Annisa, M. A. Karim, and Y. Yulida, “Model Logistik Fuzzy Dengan Adanya Pemanenan Proporsional,” *Epsil. J. Mat. Murni Dan Terap.*, vol. 16, no. 1, p. 68, 2022, doi: 10.20527/epsilon.v16i1.5552.
- [7] S. Toaha, “Analisis Kestabilan Model Logistik Satu Populasi Dengan Tundaan Waktu,” *J. Mat. Stat. Komputasi*, vol. 8, no. 2, pp. 131–138, 2012.
- [8] I. Hadjar, “Regresi Logistik: Menaksir Probabilitas Peristiwa Variabel Binari,” *Phenom. J. Pendidik. MIPA*, vol. 7, no. 2, pp. 137–163, 2018, doi: 10.21580/phen.2017.7.2.1385.
- [9] S. Ningsih and H. H. Dukalang, “Penerapan Metode Suksesif Interval pada Analisis Regresi Linier Berganda,” *Jambura J. Math.*, vol. 1, no. 1, pp. 43–53, 2019, doi: 10.34312/jjom.v1i1.1742.
- [10] W. Alwi, E. Ermawati, and S. Husain, “Analisis Regresi Logistik Biner Untuk Memprediksi Kepuasan Pengunjung Pada Rumah Sakit Umum Daerah Majene,” *J. MSA (Mat. dan Stat. serta Apl.)*, vol. 6, no. 1, p. 20, 2018, doi: 10.24252/msa.v6i1.4783.
- [11] M. Mulyono and A. Roihatin, “Analisis Pengaruh Penggantian Heating Element Terhadap Kinerja Air Preheater Type Ljungstrom Di PLTU Jateng 2 Adipala 1×660 MW,” *Eksergi*, vol. 15, no. 2, p. 42, 2019, doi: 10.32497/eksergi.v15i2.1505.
- [12] M. Meriadi, S. Meliala, and M. Muhammad, “Perencanaan Dan Pembuatan Alat Pengereng Biji Coklat Dengan Wadah Putar Menggunakan Pemanas Listrik,” *J. Energi Elektr.*, vol. 7, no. 2, p. 47, 2018, doi: 10.29103/jee.v7i2.1061.
- [13] B. Widodo *et al.*, “Rancang Bangun Pemanas Elektrik Produk Olahan Pertanian Berbasis Tubular Heater Element,” *Sewagati*, vol. 6, no. 3, pp. 1–6, 2022, doi: 10.12962/j26139960.v6i3.113.
- [14] P. Talebizadeh Sardari *et al.*, “Localized heating element distribution in composite metal foam-phase change material: Fourier’s law and creeping flow effects,” *Int. J. Energy Res.*, vol. 45, no. 9, pp. 13380–13396, 2021, doi: 10.1002/er.6665.
- [15] D. Mitra, R. Thalheim, and R. Zichner, “Inkjet Printed Heating Elements Based on Nanoparticle Silver Ink with Adjustable Temperature Distribution for Flexible Applications,” *Phys. Status Solidi Appl. Mater. Sci.*, vol. 218, no. 17, 2021, doi: 10.1002/pssa.202100257.
- [16] L. Lethea, “Impact of water hardness on energy consumption of geyser heating elements,” *Water SA*, vol. 43, no. 4, pp. 614–625, 2017, doi: 10.4314/wsa.v43i4.09.
- [17] D. H. Im, T. W. Yoon, W. S. Min, and S. J. Hong, “Fabrication of planar heating chuck using nichrome thin film as heating element for pecvd equipment,” *Electron.*, vol. 10, no. 20, 2021, doi: 10.3390/electronics10202535.
- [18] M. Zaki and S. Saiman, “Kajian tentang Perumusan Hipotesis Statistik Dalam Pengujian Hipotesis Penelitian,” *JIIP - J. Ilm. Ilmu Pendidik.*, vol. 4, no. 2, pp. 115–118, 2021, doi: 10.54371/jiip.v4i2.216.
- [19] E. Sustiyatik, “Pengaruh Kecerdasan Intelektual Terhadap Kinerja Guru Dalam Mengajar Di Sman 5 Kediri,” *Res. J. Account. Bus. Manag.*, vol. 3, no. 2, p. 186, 2019, doi: 10.31293/rjabm.v3i2.4435.
- [20] S. Hernandez Mendoza and D. Duana Avila, “Hipótesis de Investigación,” *Boletín Científico las Ciencias Económico Adm. del ICEA*, vol. 8, no. 16, pp. 42–43, 2020, doi: 10.29057/icea.v8i16.5449.
- [21] Y. Zhang, S. Yang, P. Li, X. Hu, and H. Wang, “Marginalized Stacked Denoising Autoencoder with Adaptive Noise Probability for Cross Domain Classification,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 143015–143024, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2925811.