

# PEMODELAN LAMA MASA STUDI MAHASISWA FMIPA UNPATTI MENGGUNAKAN REGRESI LOGISTIK ORDINAL DENGAN EFEK INTERAKSI

Sanlly Joanne Latupeirissa

Program Studi Statistika Jurusan Matematika FMIPA, Universitas Pattimura  
Jalan Ir. M. Putuhena, Kampus Unpatti, Poka, Ambon, Indonesia  
e-mail: joannelatupeirissa@ymail.com

---

## Abstrak

Regresi logistik ordinal dengan efek interaksi merupakan model regresi yang dapat digunakan untuk menjelaskan pola hubungan antara variabel respon dengan lebih dari dua kategori dan beberapa variabel prediktor sebagai efek utama serta interaksi antar variabel prediktor. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi lama masa studi mahasiswa FMIPA Unpatti tahun 2016-2018 dan ketepatan klasifikasi yang dihasilkan pada model regresi logistik ordinal dengan efek interaksi. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa jurusan, IPK, interaksi jurusan kimia dan IPK serta interaksi jurusan matematika dan IPK berpengaruh signifikan pada tingkat kepercayaan 90% dimana ketepatan klasifikasi yang dihasilkan sebesar 71,1%.

*Kata Kunci:* Efek Interaksi, Lama Masa Studi, Regresi Logistik Ordinal

## MODELING OF STUDY PERIOD OF UNDERGRADUATE STUDENTS IN FMIPA UNPATTI USING ORDINAL LOGISTIC REGRESSION WITH INTERACTION EFFECTS

### Abstract

*Ordinal logistic regression with interaction effects is a regression model that can be used to explain the pattern of relationships between response variables with more than two categories and several predictor variables as the main effect and interactions between predictor variables. This study aims to determine the factors that influence the study period of FMIPA Unpatti students in 2016-2018 and the classification accuracy generated in the ordinal logistic regression model with interaction effects. The modeling results show that the majors, Cumulative Achievement Index (CAI), interaction of chemical majors and CAI as well as the interaction of mathematics majors and CAI have a significant effect on the 90% confidence level where the resulting classification accuracy is 71.1%.*

*Keywords:* Interaction Effects, The length of study period, Ordinal logistic regression

---

## 1. Pendahuluan

Salah satu jenjang pendidikan di Indonesia yang menjadi syarat dalam dunia pekerjaan saat ini adalah perguruan tinggi. Sistem pendidikan pada perguruan tinggi dirancang untuk mempersiapkan calon-calon sarjana yang handal dan terampil dalam bidangnya[1]. Menurut Peraturan Kementerian Riset Teknologi dan Pendidikan Tinggi Nomor 44 Tahun 2015 tentang standar nasional pendidikan tinggi, masa dan beban belajar untuk program sarjana (S1) adalah maksimal 7 tahun akademik dan telah menempuh paling sedikit 144 sks. Lama masa studi dapat diartikan sebagai keseluruhan waktu yang dibutuhkan mahasiswa dalam menyelesaikan pendidikannya. Oleh karena itu diharapkan mahasiswa dapat menyelesaikan pendidikannya dalam kurun waktu 4-5 tahun atau 8-10 semester. Namun dalam penerapannya waktu kelulusan mahasiswa belum sepenuhnya sesuai

standar yang ditentukan, dimana terdapat mahasiswa yang lulus dengan lama studi lebih dari 5 tahun.

Penelitian mengenai lama masa studi mahasiswa telah dilakukan oleh Talakua, et al mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi waktu kelulusan mahasiswa S1 di FMIPA Unpatti Ambon tahun 2016 dan 2017 menggunakan analisis regresi logistik ordinal. Dari hasil penelitian diketahui bahwa faktor internal jurusan memiliki pengaruh terhadap waktu kelulusan mahasiswa[2].

Ada banyak cara yang dapat digunakan untuk mempelajari konsep efek interaksi. Salah satu yang umum dipelajari adalah konsep mengenai variabel respon, variabel prediktor dan variabel moderator. Andini, et al menyertakan interaksi antar variabel prediktor dalam pemodelan menggunakan regresi logistik biner. Penelitian tersebut memberikan hasil bahwa model regresi logistik biner dengan

efek interaksi mampu meningkatkan ketepatan klasifikasi mencapai 92,1% [3].

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi lama masa studi mahasiswa FMIPA Unpatii dan menghitung ketepatan klasifikasi. Hasil penelitian ini diharapkan dapat digunakan untuk menentukan peluang mahasiswa lulus tepat waktu.

## 2. Metode Penelitian

Regresi logistik merupakan salah satu metode statistik yang digunakan untuk menggambarkan hubungan antara variabel respon ( $Y$ ) bersifat kategorik dengan satu atau beberapa variabel prediktor ( $X$ ) bersifat kontinyu ataupun kategorik. Jika data variabel respon terdiri dari tiga kategori atau lebih maka regresi logistik yang digunakan yaitu regresi logistik ordinal [4].

Regresi logistik ordinal menggunakan *cumulative logit model* atau model logit kumulatif dimana sifat ordinal dari respon  $Y$  dituangkan dalam peluang kumulatif, sehingga model logit kumulatif merupakan model yang diperoleh dengan membandingkan peluang kurang dari atau sama dengan kategori respon ke- $j$  pada  $p$  variabel prediktor yang dinyatakan dalam vektor  $\mathbf{X}$ ,  $P(Y \leq j|X)$  dengan peluang lebih besar dari kategori respon ke- $j$ ,  $P(Y > j|X)$  [5]. Adapun bentuk peluang kumulatif ke- $j$  adalah:

$$P(Y \leq j|X) = \pi_1(x) + \pi_2(x) + \dots + \pi_j(x) \quad (1)$$

dimana nilai peluang kumulatif ke- $j$  yaitu.

$$\pi_j(x) = \frac{\exp\left(\beta_{0j} + \sum_{k=1}^p \beta_k x_k\right)}{1 + \exp\left(\beta_{0j} + \sum_{k=1}^p \beta_k x_k\right)} \quad (2)$$

Jika  $P(Y \leq j|X)$  dibandingkan dengan peluang respon pada kategori  $j+1$  sampai dengan kategori  $p$  dan kemudian dilakukan transformasi logit menjadi regresi logistik ordinal atau logit kumulatif sebagai berikut.

$$\text{Logit } P(Y \leq j|X) = \beta_{0j} + \sum_{k=1}^p \beta_k x_k \quad (3)$$

Dimana nilai  $\beta_k$  untuk  $k = 1, 2, \dots, p$  pada setiap model regresi logistik ordinal adalah sama.

Parameter  $\beta$  pada model regresi logistik ordinal diestimasi menggunakan metode *Maximum Likelihood* dengan cara memaksimalkan fungsi *likelihood* [4].

$$L(\beta) = \prod_{u=1}^n \left\{ \pi_0(x_u)^{y_{0u}} [\pi_1(x_u)]^{y_{1u}} [\pi_2(x_u)]^{y_{2u}} \right\} \quad (4)$$

Fungsi *likelihood* diubah ke dalam bentuk fungsi *ln-likelihood* dan diturunkan terhadap parameter yang akan diestimasi. Turunan parsial pertama fungsi *ln-likelihood* merupakan fungsi yang tidak *closed form*, sehingga diselesaikan metode iterasi *Newton Raphson*, yaitu:

$$\beta^{(t+1)} = \beta^{(t)} - (\mathbf{H}^{(t)})^{-1} \mathbf{q}^{(t)} \quad (5)$$

Selanjutnya hasil estimasi parameter  $\beta$  diuji secara serentak dan parsial sebagai berikut:

a. Uji serentak dengan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT)

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_0 : \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0, k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji [5]:

$$G = -2 \log \left[ \frac{\left(\frac{n_0}{n}\right)^{n_0} \left(\frac{n_1}{n}\right)^{n_1} \left(\frac{n_2}{n}\right)^{n_2}}{\prod_{i=1}^n \left[ \pi_0(x_i)^{y_{0i}} \pi_1(x_i)^{y_{1i}} \pi_2(x_i)^{y_{2i}} \right]} \right] \quad (6)$$

Pengambilan keputusan  $H_0$  ditolak jika  $G > \chi_{\alpha, p}^2$  atau  $p\text{-value} < \alpha$ .

b. Uji parsial dengan uji *Wald*

$$H_0 : \beta_k = 0$$

$$H_0 : \beta_k \neq 0, k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji [5]:

$$W = \left[ \frac{\hat{\beta}_k}{SE(\hat{\beta}_k)} \right]^2 \quad (7)$$

Pengambilan keputusan  $H_0$  ditolak jika  $W^2 > \chi_{\alpha, 1}^2$  atau  $p\text{-value} < \alpha$ .

Pemodelan regresi logistik memungkinkan adanya efek interaksi antar variabel prediktor, dimana interaksi tersebut dapat terjadi akibat variabel moderator yaitu variabel yang mengakibatkan perubahan pada hubungan antara variabel prediktor dan variabel respon. Interaksi yang signifikan antara variabel moderator dan variabel prediktor memberi makna bahwa pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon bergantung pada nilai dari variabel moderator [6].

*Moderated Multiple Regression* adalah aplikasi dari regresi linear berganda yang digunakan untuk mengetahui pengaruh variabel moderator. Model regresi dibentuk dua kali. Model pertama berdasarkan variabel prediktor dan variabel moderator sebagai efek utama, kemudian pada model kedua disertakan perkalian dua variabel tersebut sebagai efek interaksi [6], yaitu:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 Z + \beta_3 X * Z + \varepsilon \quad (8)$$

Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data kelulusan mahasiswa pada Januari 2016

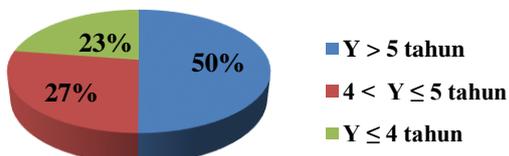
sampai November 2018 sebanyak 735 sampel yang diperoleh dari bagian akademik Fakultas MIPA Universitas Pattimura. Data tersebut meliputi lama masa studi ( $Y$ ) dengan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi adalah jenis kelamin ( $X_1$ ), jurusan ( $X_2$ ), jalur masuk ( $X_3$ ) dan IPK ( $X_4$ ). Data dianalisis menggunakan regresi logistik ordinal dengan efek interaksi. Adapun tahapan analisis sebagai berikut:

- Mendeskripsikan data lama masa studi mahasiswa dan faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya
- Memeriksa asumsi multikolinearitas
- Membentuk model regresi logistik ordinal tanpa interaksi
- Menentukan interaksi antar variabel menggunakan *Moderated Multiple Regression*
- Membentuk model regresi logistik ordinal tanpa interaksi
- Menghitung ketepatan klasifikasi
- Melakukan uji kebaikan model
- Menginterpretasi model regresi logistik ordinal dengan interaksi

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1 Statistika Deskriptif Variabel Penelitian

Pada penelitian ini variabel respon ( $Y$ ) dibagi menjadi 3 kategori yaitu  $Y = 2$  jika lama masa studi kurang dari atau sama dengan 4 tahun,  $Y = 1$  jika lama masa studi lebih dari 4 tahun sampai dengan 5 tahun dan  $Y = 0$  jika lama masa studi lebih dari 5 tahun.



**Gambar 1.** Presentase Kategori Lama Masa Studi Mahasiswa

Berdasarkan Gambar 1 diketahui bahwa presentase mahasiswa yang memenuhi lama masa studi 4-5 tahun sama banyak dengan presentase mahasiswa yang lulus dengan lama masa studi lebih dari 5 tahun. Terdapat 23% atau 166 mahasiswa yang lulus dengan lama masa studi kurang dari atau sama dengan 4 tahun dan 27% atau 201 mahasiswa yang lulus dengan lama masa studi lebih dari 4 tahun sampai dengan 5 tahun.

Pada penelitian ini variabel-variabel prediktor yang diduga mempengaruhi lama masa studi mahasiswa terdiri atas skala data nominal, ordinal dan rasio. Berdasarkan Tabel 1 dapat diketahui bahwa jumlah lulusan mahasiswa FMIPA Unpatti berjenis kelamin perempuan adalah jumlah lulusan terbanyak dengan lama masa studi lebih dari 5 tahun.

**Tabel 1.** Tabulasi Silang Lama Masa Studi

dan Jenis Kelamin

Jenis Kelamin	Lama Masa Studi			
	$Y = 2$	$Y = 1$	$Y = 0$	Total
Perempuan	105	147	255	507
	20,7%	29%	50,3%	100%
Laki-laki	61	54	113	228
	26,8%	23,7%	49,6%	100%

Tabel 2 menjelaskan bahwa berdasarkan lama masa studi dan jurusan maka diketahui jumlah lulusan mahasiswa FMIPA Unpatti pada jurusan biologi merupakan jumlah lulusan terbanyak dengan lama masa studi lebih dari 5 tahun.

**Tabel 2.** Tabulasi Silang Lama Masa Studi dan Jurusan

Jurusan	Lama Masa Studi			
	$Y = 2$	$Y = 1$	$Y = 0$	Total
Biologi	32	74	151	257
	12,5%	28,8%	58,8%	100%
Fisika	61	54	36	151
	40,4%	35,8%	23,8%	100%
Kimia	0	3	116	119
	0%	2,5%	97,5%	100%
Matematika	73	70	65	208
	35,1%	33,7%	31,3%	100%

Pada Tabel 3 dapat diketahui bahwa jumlah mahasiswa FMIPA Unpatti dengan jalur masuk tes mandiri merupakan lulusan terbanyak dimana lama masa studinya lebih dari 5 tahun.

**Tabel 3.** Tabulasi Silang Lama Masa Studi dan Jalur Masuk

Jalur Masuk	Lama Masa Studi			
	$Y = 2$	$Y = 1$	$Y = 0$	Total
SBMPTN	2	6	3	11
	18,2%	54,5%	27,3%	100%
Mandiri	164	195	365	724
	22,7%	26,9%	50,4%	100%

Adapun hasil statistik deskriptif terhadap IPK ( $X_4$ ) disajikan pada Tabel 4 rata-rata nilai IPK mahasiswa sebesar 3,1181 dengan nilai IPK terkecil 2,42 dan terbesar 3,88.

**Tabel 4.** Statistik Deskriptif IPK

Variabel	N	Min	Max	Mean
$X_4$	735	2.42	3.88	3.1181

### 3.2 Pembentukan Model Regresi Logistik Ordinal

#### 3.2.1 Pengujian Multikolinearitas

Sebelum membentuk model, terlebih dahulu dilakukan pengujian multikolinearitas menggunakan nilai VIF untuk memenuhi asumsi regresi logistik ordinal.

**Tabel 5.** Nilai VIF Variabel Prediktor

Variabel Prediktor	Nilai VIF
Jenis kelamin ( $X_1$ )	1,014
Jurusan ( $X_2$ )	1,007
Jalur masuk ( $X_3$ )	1,004
IPK ( $X_4$ )	1,013

Berdasarkan Tabel 5, diketahui nilai VIF pada masing-masing variabel prediktor kurang dari 10. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak mengalami kasus multikolinearitas. Dengan demikian semua variabel prediktor dapat dimasukkan ke dalam model.

### 3.2.2 Pengujian Signifikansi Parameter Secara Serentak

Pengujian secara serentak pada model regresi logistik ordinal dilakukan dengan *Maximum Likelihood Ratio Test* (G) disajikan pada Tabel 6 sebagai berikut.

**Tabel 6.** *Maximum Likelihood Ratio Test*

G	Chi-square	df	p-value
540,094	10,645	6	0,000

Berdasarkan Tabel 6 diketahui nilai  $G = 540,094$  lebih besar dari  $\chi^2_{(0,1;6)} = 10,645$  dan *p-value* lebih kecil dari taraf signifikansi 10%, maka tolak  $H_0$  sehingga dapat disimpulkan bahwa minimal terdapat satu variabel prediktor yang memberikan pengaruh signifikan terhadap lama masa studi mahasiswa.

### 3.2.3 Pengujian Signifikansi Parameter Secara Parsial

Pengujian secara parsial dilakukan untuk menguji apakah variabel-variabel prediktor secara parsial memberikan pengaruh signifikan terhadap lama masa studi mahasiswa.

**Tabel 7.** Hasil Pengujian Parsial

Variabel Prediktor	Wald	p-value
Jenis kelamin ( $X_1$ )	0,7988	0,3715
Jurusan fisika ( $D_1$ )	<b>38,8970</b>	<b>0,000</b>
Jurusan kimia ( $D_2$ )	<b>34,3631</b>	<b>0,000</b>
Jurusan matematika ( $D_3$ )	<b>31,2886</b>	<b>0,000</b>
Jalur masuk ( $X_3$ )	0,3930	0,5307
IPK ( $X_4$ )	<b>194,6770</b>	<b>0,000</b>

Variabel prediktor dikatakan signifikan berpengaruh terhadap lama masa studi jika statistik uji Wald pada variabel tersebut lebih besar dari  $\chi^2_{(0,1;1)} = 2,706$  atau *p-value* lebih kecil dari taraf signifikansi 10%. Hasil pengujian pada Tabel 7 menunjukkan bahwa variabel prediktor yang memberikan pengaruh signifikan terhadap lama masa studi adalah jurusan fisika ( $D_1$ ), jurusan kimia ( $D_2$ ), jurusan matematika ( $D_3$ ) dan IPK ( $X_4$ ).

### 3.2.4 Model Terbaik Regresi Logistik Ordinal

Untuk mendapatkan model terbaik digunakan metode *Backward*, dimana proses seleksi variabel prediktor dilakukan dengan mengeluarkan satu

persatu variabel prediktor yang paling tidak berpengaruh.

**Tabel 8.** Hasil Seleksi *Backward*

Variabel Prediktor	Wald	p-value
Jurusan fisika ( $D_1$ )	38,3866	0,000
Jurusan kimia ( $D_2$ )	35,1258	0,000
Jurusan matematika ( $D_3$ )	30,5477	0,000
IPK ( $X_4$ )	194,0741	0,000

Hasil seleksi variabel prediktor menggunakan metode *Backward* menghasilkan 4 variabel yang signifikan berpengaruh, jurusan fisika ( $D_1$ ), jurusan kimia ( $D_2$ ), jurusan matematika ( $D_3$ ) dan IPK ( $X_4$ ).

## 3.3 Pembentukan Model Regresi Logistik Ordinal dengan Efek Interaksi

### 3.3.1 Pembentukan Interaksi Variabel

Proses pembentukan interaksi antar variabel prediktor dilakukan dengan menggunakan metode *Moderated Multiple Regression* (MMR). Penerapan metode ini dilakukan dengan membentuk dua model regresi logistik ordinal. Model pertama dibentuk dengan dua variabel prediktor sebagai efek utama dan model kedua kedua dibentuk dengan menyertakan perkalian dari dua variabel tersebut sebagai efek interaksi. Proses ini bertujuan untuk mengetahui apakah interaksi antar variabel tersebut berpengaruh signifikan dan dapat menjelaskan dengan baik variansi dari variabel respon dibanding model sebelumnya.

Proses ini dilakukan untuk semua kombinasi interaksi antar variabel prediktor, yakni sebanyak 15 kombinasi. Penerapan MMR menghasilkan dua pasang interaksi variabel prediktor, yaitu jurusan kimia ( $D_2$ ) dan IPK ( $X_4$ ) serta jurusan matematika ( $D_3$ ) dan IPK ( $X_4$ ). Hasil penenrapan MMR untuk sebelum dan sesudah disertakan efek interaksi disajikan pada Tabel 9 dan Tabel 10 sebagai berikut.

**Tabel 9.** Hasil MMR 1

	Variabel Prediktor	Wald	p-value
<b>Sebelum</b>	$D_2$	47,1146	0,000
	$X_4$	209,0489	0,000
<b>Sesudah</b>	$D_2$	3,4526	0,063
	$X_4$	207,5027	0,000
	$D_2 * X_4$	6,7851	0,009

Pada Tabel 9 diketahui bahwa jurusan kimia ( $D_2$ ) dan IPK ( $X_4$ ) serta interaksi keduanya pada model sebelum dan sesudah disertakan efek interaksi memiliki *p-value* < 10%.

**Tabel 10.** Hasil MMR 2

	Variabel Prediktor	Wald	p-value
<b>Sebelum</b>	$D_3$	23,2521	0,000
	$X_4$	219,1805	0,000
<b>Sesudah</b>	$D_3$	12,4432	0,000

	$X_4$	159,9803	0,000
	$D_3 * X_4$	13,6320	0,000

Selanjutnya pada Tabel 10 diketahui bahwa jurusan matematika ( $D_3$ ) dan IPK ( $X_4$ ) serta interaksi keduanya pada model sebelum dan sesudah disertakan efek interaksi memiliki  $p$ -value < 10%. Hal ini menunjukkan bahwa baik efek utama maupun perkalian antar keempat variabel tersebut sebagai efek interaksi memberikan pengaruh yang signifikan terhadap lama masa studi mahasiswa.

### 3.3.2 Pengujian Signifikansi Parameter Secara Serentak

Pada model regresi logistik ordinal dengan efek interaksi dilakukan pengujian secara serentak dengan *Maximum Likelihood Ratio Test* (G). Hasil pengujian disajikan pada Tabel 3 sebagai berikut.

**Tabel 11.** *Maximum Likelihood Ratio Test*

G	Chi-square	df	p-value
562,5435	13,362	8	0,000

Berdasarkan Tabel 11 diketahui nilai  $G = 562,5435$  lebih besar dari  $\chi^2_{(0,1;8)} = 13,362$  dan  $p$ -value lebih kecil dari taraf signifikansi 10%, maka tolak  $H_0$  sehingga dapat disimpulkan bahwa minimal terdapat satu variabel prediktor yang memberikan pengaruh signifikan terhadap lama masa studi mahasiswa.

### 3.3.3 Pengujian Signifikansi Parameter Secara Parsial

Selanjutnya dilakukan pengujian secara parsial terhadap model regresi logistik ordinal dengan efek interaksi.

**Tabel 12.** Hasil Pengujian Parsial

Variabel Prediktor	Wald	p-value
Jenis kelamin ( $X_1$ )	1,5293	0,2162
Jurusan fisika ( $D_1$ )	<b>42,3080</b>	<b>0,000</b>
Jurusan kimia ( $D_2$ )	1,8083	0,1787
Jurusan matematika ( $D_3$ )	<b>12,3760</b>	<b>0,000</b>
Jalur masuk ( $X_3$ )	0,7405	0,3895
IPK ( $X_4$ )	<b>125,9510</b>	<b>0,000</b>
$X_4 * D_2$	<b>3,8090</b>	<b>0,051</b>
$X_4 * D_3$	<b>13,9390</b>	<b>0,000</b>

Hasil pengujian pada Tabel 12 menunjukkan bahwa terdapat lima variabel prediktor yang memberikan pengaruh signifikan terhadap lama masa studi yaitu jurusan fisika ( $D_1$ ), jurusan matematika ( $D_3$ ), IPK ( $X_4$ ), interaksi jurusan kimia dan IPK ( $D_2 * X_4$ ) serta interaksi jurusan matematika dan IPK ( $D_3 * X_4$ ).

### 3.3.4 Model Terbaik Regresi Logistik Ordinal dengan Efek Interaksi

Pemilihan model terbaik regresi logistik ordinal dengan efek interaksi dilakukan dengan menggunakan metode *Backward*. Hasil seleksi variabel prediktor sebagai berikut.

**Tabel 13.** Hasil Seleksi *Backward*

Variabel Prediktor	Wald	p-value
Jurusan fisika ( $D_1$ )	41,3748	0,000
Jurusan kimia ( $D_2$ )	1,7329	0,088
Jurusan matematika ( $D_3$ )	11,7805	0,000
IPK ( $X_4$ )	125,5921	0,000
$X_4 * D_2$	3,6873	0,054
$X_4 * D_3$	13,2962	0,000

Pemodelan menggunakan metode *Backward* pada Tabel 13 menunjukkan bahwa terdapat enam variabel prediktor dengan  $p$ -value < 10%, yaitu jurusan fisika ( $D_1$ ), jurusan kimia ( $D_2$ ), jurusan matematika ( $D_3$ ), IPK ( $X_4$ ), interaksi jurusan kimia dan IPK ( $D_2 * X_4$ ) serta interaksi jurusan matematika dan IPK ( $D_3 * X_4$ ). Dengan demikian dapat dikatakan bahwa enam variabel prediktor tersebut memberikan pengaruh signifikan terhadap lama masa studi mahasiswa.

### 3.4 Keباikan Model

Untuk mengukur kebaikan model regresi logistik ordinal setelah disertakan efek interaksi dapat digunakan ukuran kriteria kebaikan model yaitu *Akaike's Information Criterion* (AIC) dan nilai ketepatan klasifikasi.

**Tabel 14.** Ukuran Keباikan Model

Model regresi logistik ordinal	AIC	Ketepatan klasifikasi
Tanpa interaksi	997,960	69,8%
Dengan interaksi	980,071	71,1%

Berdasarkan informasi pada Tabel 14 dapat dikatakan bahwa model regresi logistik ordinal dengan efek interaksi lebih baik dibanding model regresi logistik tanpa interaksi. Hal tersebut dapat dilihat dari nilai AIC yang lebih kecil dan meningkatnya ketepatan klasifikasi pada model regresi logistik ordinal dengan efek interaksi.

### 3.6 Interpretasi Model Regresi Logistik Ordinal dengan Efek Interaksi

Berdasarkan Tabel 13 maka model terbaik untuk lama masa studi mahasiswa FMIPA Unpatti menggunakan regresi logistik ordinal dengan efek interaksi yaitu.

Logit (0):

$$\hat{g}_0(x) = 24,924 - 1,423(D_1) - 8,610(D_2) + 17,523(D_3) - 7,906(X_4) + 3,825(X_4 * D_2) - 5,957(X_4 * D_3)$$

Logit (1):

$$\hat{g}_1(x) = 27,257 - 1,423(D_1) - 8,610(D_2) + 17,523(D_3) - 7,906(X_4) + 3,825(X_4 * D_2) - 5,957(X_4 * D_3)$$

dengan peluang untuk masing-masing kategori lama masa studi mahasiswa sebagai berikut.

Kategori lama masa studi kurang dari atau sama dengan 4 tahun:

$$\pi_0(x) = \frac{\exp(\hat{g}_0(x))}{1 + \exp(\hat{g}_0(x))}$$

Kategori lama masa studi lebih dari 4 tahun sampai dengan 5 tahun:

$$\pi_1(x) = \frac{\exp(\hat{g}_1(x))}{1 + \exp(\hat{g}_1(x))} - \frac{\exp(\hat{g}_0(x))}{1 + \exp(\hat{g}_0(x))}$$

Kategori lama masa studi lebih dari 5 tahun:

$$\pi_2(x) = \frac{1}{1 + \exp(\hat{g}_1(x))}$$

Model regresi logistik ordinal dengan efek interaksi diinterpretasi menggunakan nilai *Odds Ratio*. Pada Tabel 15 disajikan nilai *Odds Ratio* untuk masing-masing variabel sebagai berikut.

**Tabel 15.** Nilai *Odds Ratio*

Variabel Prediktor	Koefisien ( $\beta$ )	OR (Exp ( $\beta$ ))
Jurusan fisika ( $D_1$ )	-1,423	0.241
Jurusan kimia ( $D_2$ )	-8,610	0.0002
Jurusan matematika ( $D_3$ )	17,523	40751
IPK ( $X_4$ )	-7,906	0.0004
$X_4 * D_2$	3,825	45.832
$X_4 * D_3$	-5,957	0.003

Akan diberikan contoh untuk menginterpretasikan nilai OR. Nilai *odds ratio* untuk jurusan matematika ( $D_3$ ) sebesar 40571. Hal ini menunjukkan bahwa mahasiswa pada jurusan matematika memiliki lama masa studi kurang dari atau sama dengan 4 tahun sebesar 40571 kali dibanding mahasiswa pada jurusan lainnya. Nilai *odds ratio* untuk IPK ( $X_4$ ) sebesar 0,0004, artinya untuk setiap peningkatan 1 satuan IPK maka mahasiswa punya peluang lama masa studi lebih dari 5 tahun sebesar 0,0004 kali. Dan nilai *odds ratio* sebesar 45,832 untuk interaksi IPK dan jurusan kimia ( $X_4 * D_2$ ), hal ini menunjukkan bahwa setiap kenaikan 1 satuan IPK mahasiswa pada jurusan kimia akan memiliki peluang lama masa studi kurang dari atau sama dengan 4 tahun sebesar 45,832 atau 46 kali dibanding pada jurusan lain.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis data dan pembahasan maka kesimpulan yang dapat diberikan sebagai berikut.

1. Hasil pemodelan lama masa studi mahasiswa FMIPA Unpatti menggunakan regresi logistik ordinal dengan efek interaksi memberikan

informasi bahwa faktor internal pada jurusan, IPK, interaksi antara jurusan kimia dan IPK serta interaksi antara jurusan matematika dan IPK memberikan pengaruh yang signifikan terhadap lama masa studi mahasiswa. Model terbaik lama masa studi mahasiswa FMIPA Unpatti menggunakan regresi logistik ordinal dengan efek interaksi, yaitu.

2. Pemodelan lama masa studi mahasiswa FMIPA Unpatti menggunakan regresi logistik ordinal dengan efek interaksi mampu mengklasifikasi lulusan mahasiswa pada tiap kategori lama masa studi dengan ketepatan klasifikasi sebesar 71,1%.

#### Daftar Pustaka

- [1] Mudyharjo. (2002). *Filsafat Ilmu Pendidikan*. Bandung: Remaja Rosdakarya.
- [2] Talakua, M. W, dkk. (2019). *Analisis Regresi Logistik Ordinal Terhadap Faktor-faktor yang Mempengaruhi Waktu Kelulusan Mahasiswa S1 di FMIPA Unpatti Ambon Tahun 2016 dan 2017*.
- [3] Andini, N., dkk. (2018). *Pemetaan Total Fertility Rate (TFR) di Jawa Timur Menggunakan Pendekatan Regresi Logistik Biner dengan Efek Interaksi*.
- [4] Agresti, A. (2002) *Categorical Data Analysis*. USA: John Wiley & Sons.
- [5] Hosmer, D. W & S. Lemeshow. (1989). *Applied Logistic Regression*. New York: John Wiley & Sons
- [6] Jaccard, J. (2001). *Interaction Effects in Logistic Regression*. USA: SAGE Publications, Inc.