



Multilevel Regression Analysis on Graduate Student Grade Point Average

Analisis Regresi Multilevel pada Indeks Prestasi Kumulatif Mahasiswa Pascasarjana

¹Riswan, ²Utami Dyah Syafitri, ³Muhammad Nur Aidi

^{1,2,3}Department of Statistics, IPB University, Indonesia

Email: anmrисwan@apps.ipb.ac.id

Article History:

Received: 21-06-2023; Received in Revised: 03-03-2024; Accepted: 23-03-2024

Abstract

Multilevel regression is of the methods used to analyze hierarchical data structures such as the cumulative grade point average (GPA) data for students each semester (level one) which is nested within students (level two), nested within faculties (level three). This study produced the three best three-level regression models, namely the multilevel regression model, the multilevel regression model with natural logarithmic transformation, and the multilevel binary logistic regression model. The multilevel regression model and the multilevel regression model with natural logarithmic transformation at a significant level of 5%, have the same variables that affect student GPA scores, including semesters, credits, gender, scholarships, and marital status with the same interaction effect, namely semester interactions with scholarships. In addition, the ICC values by the two models are also the same which explains that 91% of the total diversity of student GPA comes from the student level and 8% comes from the faculty level. For the multilevel binary logistic regression model, all explanatory variables affect GPA but without involving interactions between levels.

Keywords: Longitudinal Data; Multilevel Logistic Regression; Multilevel Regression; Natural Logarithm.

Abstrak

Regresi multilevel merupakan metode yang digunakan untuk menganalisis struktur data hirarkhi salah satu diantaranya adalah data Indeks Prestasi Kumulatif (IPK) mahasiswa tiap semester (level satu) yang tersarang dalam mahasiswa (level dua) dan tersarang dalam fakultas (level tiga). Penelitian ini menghasilkan tiga model regresi tiga level terbaik yaitu model regresi multilevel, model regresi multilevel dengan transformasi logaritma natural, dan model regresi logistik biner multilevel. Model regresi multilevel dan model regresi multilevel dengan transformasi logaritma natural pada taraf nyata 5%, memiliki peubah sama yang berpengaruh terhadap nilai IPK mahasiswa antara lain semester, SKS, jenis kelamin, beasiswa, dan status nikah dengan pengaruh interaksi yang sama yaitu interaksi semester dengan beasiswa. Selain itu, nilai ICC kedua model tersebut juga sama menjelaskan 91% total keragaman IPK mahasiswa berasal dari level mahasiswa dan 8% dari level fakultas. Untuk model regresi logistik biner multilevel semua peubah penjelas berpengaruh terhadap IPK tetapi tanpa melibatkan interaksi antar level.

Kata Kunci: Data Longitudinal; Logaritma Natural; Regresi Multilevel; Regresi Logistik Multilevel.

Pendahuluan

Analisis regresi multilevel merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk menganalisis struktur data hirarkhi. Pada data hirarkhi, individu-individu amatan dalam kelompok yang sama cenderung mempunyai karakteristik yang sama bila dibandingkan dengan individu-individu pada kelompok yang berbeda. Jika analisis tetap dilakukan dengan mengabaikan kelompok pada data hirarkhi, maka akan menyebabkan pelanggaran asumsi kebebasan galat nilai amatan antar individu yang berbeda kelompok tidak identik dan tidak bersifat saling bebas. Jika analisis regresi yang digunakan dan asumsi tidak terpenuhi, maka akan menyebabkan pendugaan parameter regresi yang berbias ke bawah yang berimplikasi pada pengujian hipotesis terhadap koefisien peubah menjadi signifikan¹. Adanya potensi bias ke bawah pada pendugaan parameter regresi, maka analisis yang untuk mengatasi potensi bias adalah analisis regresi multilevel²³. Data IPK mahasiswa merupakan salah satu kasus data dengan struktur data hirarkhi, dimana IPK mahasiswa tiap semester (level satu) yang tersarang dalam mahasiswa (level dua), tersarang dalam fakultas (level tiga).

Indeks prestasi kumulatif (IPK) merupakan salah indikator keberhasilan mahasiswa yang capaian oleh mahasiswa selama menempuh perkuliahan. IPK ini sangat penting karena menjadi syarat dalam mahasiswa mendapatkan gelar magister khususnya pada program S-2⁴. Selain itu, IPK menjadi salah satu syarat jika ingin melanjutkan pendidikan ke jenjang yang lebih tinggi dengan minimal IPK 3,25 dan juga syarat menjadi guru/dosen. Selain itu, IPK juga digunakan untuk melamar pekerjaan di sesuatu perusahaan. Prestasi akademik calon pelamar menjadi salah faktor yang menjadi pertimbangan suatu perusahaan untuk menerima tenaga baru. Mahasiswa yang lulus dengan memperoleh indeks prestasi kumulatif (IPK) minimal 3,25 ke atas lebih cenderung diminati oleh beberapa perusahaan besar di Indonesia⁵. Hal ini juga senada dalam penelitian Muspawi mengemukakan bahwa kesiapan memasuki

¹ Joop J. Hox, "Multilevel Analysis: Techniques and Applications: Second Edition," *Multilevel Analysis: Techniques and Applications: Second Edition*, April 26, 2010, 1-382, <https://doi.org/10.4324/9780203852279>.

² Joop Hox, *Multilevel Analysis Techniques and Applications*, *Multilevel Analysis Techniques and Applications*, Quantitative Methodology Series. (Mahwah, NJ, US: Lawrence Erlbaum Associates Publishers, 2002).

³ Fiona Steele, "Multilevel Models for Longitudinal Data," *Journal of the Royal Statistical Society Series A: Statistics in Society* 171, no. 1 (January 1, 2008): 5-19, <https://doi.org/10.1111/j.1467-985X.2007.00509.x>.

⁴ IPB, *Panduan Program Pendidikan Sarjana IPB* (Bogor: Institut Pertanian Bogor, 2020).

⁵Cornelius Eko Susanto, "IPK Tinggi Mudah Kerja," 2015, <https://mediaindonesia.com/humaniora/5232/ipk-tinggi-mudah-kerja>.

dunia kerja memang perlu didukung oleh kemampuan akademis yang baik⁶. Nilai IPK yang tinggi diasumsikan bahwa mahasiswa tersebut dapat memahami teori dan aplikasi dengan baik. Sehingga dengan memiliki IPK yang tinggi memperluas peluang lulusan magister dapat melanjutkan pendidikan lebih tinggi dan memperoleh suatu pekerjaan.

Penelitian tentang faktor-faktor yang berpengaruh terhadap masa studi di program pascasarjana mengemukakan yang berpengaruh antar lain status perkawinan, asal perguruan tinggi, jalur masuk khusus, usia semakin dewasa, beasiswa, IPK⁷. Penelitian lainnya dengan model komparatif yang membandingkan beberapa peubah sejenis menemukan bahwa faktor-faktor yang memengaruhi masa studi adalah asal sekolah tinggi, jenis kelamin, indeks prestasi kumulatif dan jalur penerimaan mahasiswa baru⁸.

Penelitian terhadap Indeks Prestasi Kumulatif (IPK) mahasiswa sebagai respon biner dimana IPK membagi dua kelompok yakni mahasiswa dengan IPK minimal 3 dan mahasiswa dengan IPK kurang dari 3⁹. Penelitian dengan menggunakan Generalized Linear Mixed Model menemukan bahwa IPK mahasiswa dipengaruhi oleh jenis kelamin, jalur masuk, beasiswa dan IPK TPB¹⁰. Jika melihat pada penelitian sebelumnya serta struktur data IPK merupakan data struktur hirarki maka penelitian pada penelitian ini menggunakan regresi multilevel dengan tiga level.

Dalam penelitian ini, terdapat dua jenis faktor yang memengaruhi kemajuan belajar mahasiswa, yaitu faktor internal dan faktor eksternal¹¹. Peneliti menggunakan berbagai faktor, termasuk baik yang bersifat internal maupun eksternal antara lain semester, jumlah SKS, jenis kelamin, jalur masuk, beasiswa dan status perkawinan. Menurut Slameto keadaan ekonomi

⁶ Mohamad Muspawi, Robin Pratama, and Monika Sarlles, "Kontribusi Praktek Kerja Industri Dan Kemampuan Akademis Terhadap Persepsi Siswa Tentang Kesiapan Memasuki Dunia Kerja," *Jurnal Kependidikan: Jurnal Hasil Penelitian Dan Kajian Kepustakaan Di Bidang Pendidikan, Pengajaran Dan Pembelajaran* 6, no. 3 (November 6, 2020): 490, <https://doi.org/10.33394/jk.v6i3.2772>.

⁷Dina Yuniar, Heti Mulyati, and Eko Ruddy Cahyadi, "Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Penyelesaian Masa Studi Program Pascasarjana Di Institut Pertanian Bogor," *Jurnal Akuntabilitas Manajemen Pendidikan* 7, no. 2 (September 5, 2019), <https://doi.org/10.21831/amp.v7i2.25084>.

⁸Nalim Nalim, Heni Lilia Dewi, and Muhammad Aris Safii, "Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Keberhasilan Studi Mahasiswa Di PTKIN Provinsi Jawa Tengah," *Jurnal Kependidikan: Jurnal Hasil Penelitian Dan Kajian Kepustakaan Di Bidang Pendidikan, Pengajaran Dan Pembelajaran* 7, no. 4 (2021): 1003-13, <https://doi.org/10.33394/jk.v7i4.3430>.

⁹Monica Halim, "Identifikasi Faktor-Faktor Yang Berperan Terhadap Pencapaian Indeks Prestasi Kumulatif Mahasiswa Departemen Statistika IPB" (Institut Pertanian Bogor , 2009), <http://repository.ipb.ac.id/handle/123456789/60158>.

¹⁰ Putri Windiastuti, "Penerapan Model Linier Campuran Terampat Untuk Pemodelan Bersama (Joint Modeling) IPK Dan Ketepatan Waktu Lulus Pada Data Berkelompok" (Institut Pertanian Bogor, 2016).

¹¹ M. Ngalim Purwanto, *Psikologi Pendidikan* (Jakarta: PT Remaja Rosdakarya, 1990).

berkaitan erat dengan hasil belajar¹². Mahasiswa yang menerima beasiswa akan memiliki hasil belajar yang berbeda dari mahasiswa yang tidak menerima beasiswa. Pada penelitian Hadi mengemukakan bahwa usia dan status perkawinan berpengaruh terhadap IPK¹³. Dalam beberapa penelitian mengemukakan bahwa faktor-faktor yang berpengaruh terhadap IPK antara lain jenis kelamin dan jalur masuk^{14,15,16,17,18}. Penelitian lain, selain jenis kelamin dan jalur masuk, usia serta status perkawinan juga berpengaruh terhadap IPK¹⁹. Dalam penelitian International juga menyebutkan jenis kelamin berpengaruh terhadap IPK^{20,21,22}. Pada penelitian Kuh mengemukakan bahwa kondisi sosial ekonomi juga berpengaruh terhadap IPK²³.

¹² Slameto, *Belajar Dan Faktor-Faktor Yang Mempengaruhinya* (Jakarta: PT Rineka Cipta, 2003).

¹³ Wijdani Anindya Hadi and Suhartono, "Pemodelan Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Prestasi Mahasiswa Pasca Sarjana ITS Dengan Regresi Logistik Dan Neural Network," *Jurnal Sains Dan Seni ITS* 1, no. 1 (2012).

¹⁴ N M Rusli, Z Ibrahim, and R M Janor, "Predicting Students' Academic Achievement: Comparison between Logistic Regression, Artificial Neural Network, and Neuro-Fuzzy," in *2008 International Symposium on Information Technology*, vol. 1, 2008, 1–6, <https://doi.org/10.1109/ITSIM.2008.4631535>.

¹⁵ Wijayanti, "Pengaruh Kualitas Pembangunan Sumberdaya Manusia Wilayah Asal Mahasiswa Dan Jalur Masuk Terhadap Capaian Prestasi Akademik Mahasiswa UGM" (Universitas Gadjah Mada, 2008)

¹⁶ A. O. Adejumo and A. A. Adetunji, "Application of Ordinal Logistic Regression in the Study of Students' Performance," *Mathematical Theory and Modeling* 3, no. 11 (2013): 10–19, <https://www.iiste.org/Journals/index.php/MTM/article/view/7679>

¹⁷ Asti Tyas Handayani and Unti Ludigdo, "Pengaruh Tingkat Pendidikan Orang Tua Dan Jalur Masuk Terhadap Prestasi Belajar Mahasiswa Akuntansi (Studi Pada Mahasiswa Jurusan Akuntansi Universitas Brawijaya Malang)," *Jurnal Ilmiah Mahasiswa FEB* 2, no. 2 (2013), <https://jimfeb.ub.ac.id/index.php/jimfeb/article/view/1152>

¹⁸ Kanagi Rajandran et al., "Factors Affecting First Year Undergraduate Students Academic Performance Detecting Outliers in DEA View Project Big Data and DEA View Project Factors Affecting First Year Undergraduate Students Academic Performance," *Sch J Econ Bus Manag* 2, no. 1A (2015): 54–60, <http://saspjournals.com/sjebm>

¹⁹ Aromolaran et al., "Binary Logistic Regression of Students Academic Performance in Tertiary Institution in Nigeria by Socio-Demographic and Economic Factors," *International Journal of Engineering Science and Innovative Technology* 2, no. 4 (2013): 590–96.

²⁰ P Golding and O Donaldson, "Predicting Academic Performance," in *Proceedings. Frontiers in Education. 36th Annual Conference*, 2006, 21–26, <https://doi.org/10.1109/FIE.2006.322661>.

²¹ Nguyen Thai Nghe, P Janecek, and P Haddawy, "A Comparative Analysis of Techniques for Predicting Academic Performance," in *2007 37th Annual Frontiers In Education Conference - Global Engineering: Knowledge Without Borders, Opportunities Without Passports*, 2007, T2G-7-T2G-12, <https://doi.org/10.1109/FIE.2007.4417993>

²² M Wook et al., "Predicting NDUM Student's Academic Performance Using Data Mining Techniques," in *2009 Second International Conference on Computer and Electrical Engineering*, vol. 2, 2009, 357–61, <https://doi.org/10.1109/ICCEE.2009.168>.

²³ George D Kuh et al., "What Matters to Student Success: A Review of the Literature," in *National Postsecondary Education Cooperative*, 2006, <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:154829804>.

Metode

Jenis Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data sekunder yang bersumber dari Direktorat Administrasi dan Pendidikan (Dit-AP) IPB yang merupakan angkatan tahun 2019/2020. Data tersebut berupa data profil mahasiswa pascasarjana IPB dan IPK tiap semester dengan jumlah 1228 mahasiswa dan 2415 amatan. Peubah penjelas pada level 1 adalah semester dan jumlah SKS, sedangkan pada level 2 adalah status nikah, Jenis kelamin (1=Laki-laki, 0=Perempuan), Beasiswa (1=Beasiswa, 0=Bukan Beasiswa), usia, dan Jalur masuk. Untuk model regresi logistik multilevel, data penelitian pada peubah respon yaitu IPK akan diubah menjadi data kategorik yakni IPK kurang dari $3,75 = 0$ dan IPK Minimal $3,75=1$.

Tabel 1 Daftar Peubah yang Digunakan dalam Penelitian

Kode	Peubah	Keterangan
Y	Indeks Prestasi Kumulatif	Kategorik
Level 1 Pengamatan Berulang		
X1	Semester	Kategorik
X2	Jumlah Satuan Kredit Semester	Numerik
Level 2 Mahasiswa		
Z1	Jalur Masuk	Kategorik
Z2	Jenis Kelamin	Kategorik
Z3	Beasiswa	Kategorik
Z4	Usia	Numerik
Z5	Status Perkawinan	Kategorik
Level 3 Fakultas		

Pada penelitian ini keseluruhan proses analisis data dilakukan dengan *software R 4.0.1* dengan tampilan *R Studio Server*. Beberapa langkah proses analisis data antara lain sebagai berikut:

- 1) Persiapan Data
 - a. Memilih objek penelitian yaitu mahasiswa program magister tahun ajaran 2019/2020
 - b. Mengategorikan jalur masuk ke dalam 2 kategori (Reguler, dan jalur lainnya)
 - c. Mengategorikan IPK mahasiswa ke dalam 2 kategori (0=kurang dari 3.75 dan 1=minimal 3.75)
 - d. Menghapus data seperti data cuti dan status non aktif serta data mahasiswa S3.
 - e. Melakukan transformasi logaritma natural pada data IPK mahasiswa

- 2) Eksplorasi Data
 - a. Sebaran data mahasiswa program magister Sekolah Pascasarjana
 - b. Interaksi peubah antar level
- 3) Melakukan analisis regresi multilevel biasa
 - a. Pemilihan struktur intersep acak
 - b. Pemilihan struktur efek tetap
 - c. Memilih struktur kemiringan acak
 - d. Penambahan interaksi peubah antar level
- 4) Melakukan analisis regresi multilevel dengan transformasi logaritma natural
- 5) Melakukan analisis regresi logistik biner multilevel
- 6) Interpretasi koefisien model terbaik

Hasil dan Diskusi

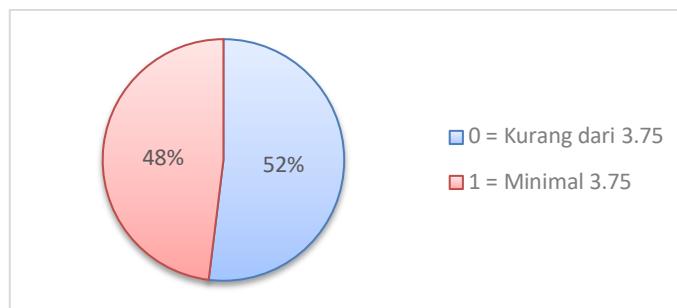
Secara umum rata-rata IPK per mahasiswa sebesar 3,68, dengan mayoritas jenis kelamin perempuan 56% dan 75% mahasiswa dengan jalur masuk reguler. Sedangkan mahasiswa dengan IPK minimal 3,75 sebanyak 48% kurang dari 3,75 sebanyak 52% (Gambar 1). Berdasarkan Tabel 2 rata-rata IPK mahasiswa mengalami peningkatan setiap semester.

Tabel 2 Ringkasan data populasi penelitian berdasarkan fakultas

Fakultas/Program/Sekolah	Mahasiswa		
	Individu	Amatan	Rata-rata IPK
Fakultas Ekologi Manusia	72	239	3,79
Fakultas Ekonomi dan Manajemen	161	544	3,59
Fakultas Kehutanan dan Lingkungan	61	198	3,69
Fakultas Matematika dan IPA	225	746	3,58
Fakultas Perikanan dan Ilmu Kelautan	108	304	3,70
Fakultas Pertanian	165	561	3,64
Fakultas Peternakan	47	159	3,82
Fakultas Teknologi Pertanian	121	411	3,69
Program Multidisiplin	64	198	3,73
Sekolah Bisnis	175	590	3,79
Sekolah Kedokteran Hewan & Biomedis	29	106	3,74
Total/Rata-rata	1228	4056	3,68

Tabel 3 Rata-rata IPK mahasiswa setiap semester

Semester	Rata-rata
Semester 1	3,62
Semester 2	3,70
Semester 3	3,72
Semester 4	3,74

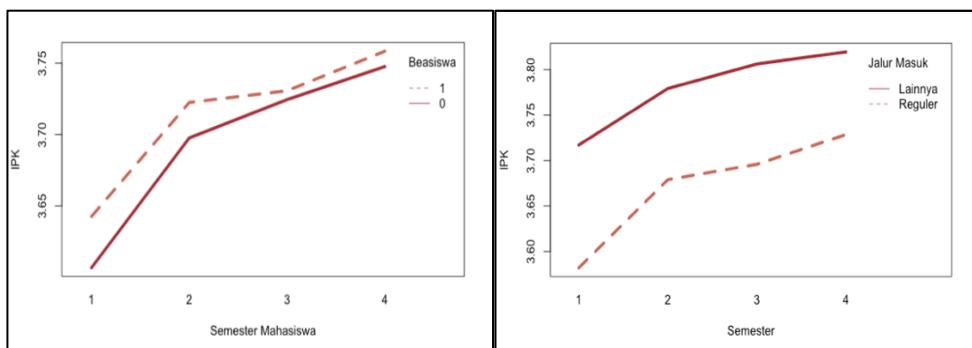


Gambar 1. Perbandingan nilai IPK Mahasiswa

1. Interaksi Antar Peubah Penjelas

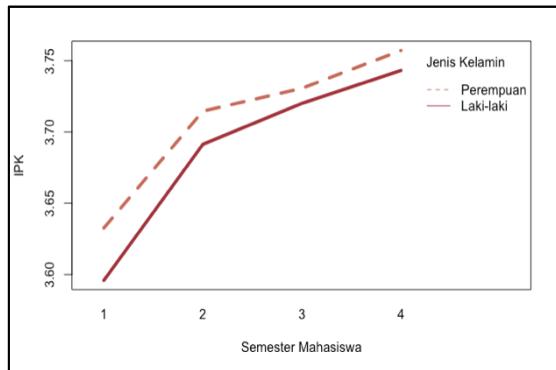
Eksplorasi interaksi dilakukan untuk mendeteksi keberadaan interaksi antar peubah penjelas antar level yang berbeda. Interaksi ini bertujuan untuk memilih struktur efek tetap dalam menambahkan interaksi peubah penjelas antar level pada analisis regresi multilevel sehingga memperoleh model yang lebih efektif. Kecenderungan adanya interaksi antara dua peubah penjelas dari plot interaksi menunjukkan ketidaksejajaran pola hubungan antara peubah respon dengan peubah penjelas.

Berdasarkan plot interaksi pada Gambar 2 dan Gambar 3 dapat dideteksi interaksi antar level terjadi pada peubah level 1 semester dengan peubah penjelas level 2 yaitu jenis kelamin, beasiswa, jalur masuk dan status nikah. Adapun plot interaksi lainnya memberikan pola yang cenderung sejajar sehingga tidak terjadi interaksi²⁴.



Gambar 2. Plot Interaksi Antara Semester Beasiswa dan Jalur Masuk

²⁴ Ibid.



Gambar 3. Plot Interaksi Semester dengan Jenis Kelamin

2. Regresi Multilevel

Model terbaik regresi multilevel adalah model dengan efek tetap dan efek acak yang signifikan serta menambahkan interaksi peubah antar level. Adapun interaksi yang ditambahkan dalam model yaitu interaksi semester dengan beasiswa, jalur masuk, dan jenis kelamin.

Tabel 4. Nilai Dugaan Koefisien Regresi pada Model Regresi Multilevel

	Penduga	Galat baku	t-hitung	p-value
Intersep	3.5530	0.05765	61.624	0.000
X1 Semester	0.0574	0.00704	8.156	0.000
X2 SKS	0.0047	0.00065	7.303	0.000
Z1 Jalur Masuk	-0.0564	0.02654	-2.126	0.0347
Z2 Jenis Kelamin	0.0536	0.01630	3.293	0.0010
Z3 Beasiswa	0.0431	0.01795	2.405	0.0163
Z4 Usia	-0.0007	0.00112	-0.635	0.5252
Z5 status nikah	0.0307	0.01341	2.294	0.0219
X1:Z3 Beasiswa	-0.0076	0.00327	-2.356	0.0186
X1:Z1 Jalur Masuk	0.0085	0.00433	1.962	0.0546
X1:Z2 Jenis kelamin	-0.0051	0.00279	-1.737	0.0827

Model terbaik regresi multilevel yang diperoleh dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 Y_{tij} = & 3.5530^* + 0.0574 \text{Semester}_{tij}^* + 0.00047 \text{SKS}_{tij}^* - 0.0564 \text{JlrMsk}_{ti} \\
 & + 0.0536 \text{JenisKelamin}_{ti}^* + 0.0431 \text{Beasiswa}_{ti}^* - 0.0007 \text{Usia}_{ti} \\
 & + 0.0307 \text{StatKawin}_{ti}^* + 0.0085 \text{Semester}_{tij} * \text{JlrMsk}_{ti} \\
 & - 0.0051 \text{Semester}_{tij} * \text{JenisKelamin}_{ti} - 0.00765 \text{Semester}_{tij} \\
 & * \text{Beasiswa}_{ti}^* + u_{1ij} \text{Semester}_{tij} + u_{2ij} \text{SKS}_{tij} + v_{10j} \text{Semester}_{tij} \\
 & + v_{20j} \text{SKS}_{tij} + u_{0ij} + v_{00k} + e_{tij}
 \end{aligned}$$

Dari hasil model pada Tabel 4, pada taraf nyata 5% dapat dilihat bahwa semester, jumlah SKS, jenis kelamin, beasiswa, dan status nikah berpengaruh terhadap nilai capaian IPK yang diperoleh mahasiswa. setiap kenaikan semester sebesar satu satuan mengakibatkan rata-rata nilai IPK meningkat 0.04574. Selain itu terlihat ada interaksi antara semester dengan beasiswa. Hal ini berarti pengaruh semester terhadap nilai capaian IPK bergantung pada beasiswa mahasiswanya. *Intraclass correlation* (ICC) yang diperoleh pada level mahasiswa dan level fakultas adalah 0,91 dan 0,08. Hal tersebut menunjukkan bahwa 91% total keragaman IPK mahasiswa berasal dari level mahasiswa dan 8% berasal dari level fakultas.

Setelah dilakukan uji sisaan model dengan uji *Anderson-Darling* diperoleh nilai *p-value* sebesar 2.2×10^{-16} lebih kecil dari alpa=5% (0.05) dan sebaran plot menjauh dari model (garis lurus) maka dapat disimpulkan sebaran sisaan model tidak menyebar secara normal. Sehingga dilakukan transformasi data pada peubah IPK mahasiswa dengan transformasi logaritma natural (LN)

3. Regresi Multilevel Transformasi LN

Model terbaik regresi multilevel dengan transformasi logaritma natural adalah model yang ditambahkan peubah interaksi antar level. Berdasarkan uji likelihood ratio antara model tanpa interaksi dan model dengan interaksi diketahui nilai *p-value* sebesar 0.0053 kurang dari 0.05 sehingga model dengan interaksi antar level adalah model terbaik.

Tabel 6. Nilai Dugaan Koefisien Model Regresi Multilevel Transformasi LN

	Penduga	Galat baku	t-hitung	p-value
Intersep	1.262	0.01646	76.696	0.000
X1 Semester	0.01682	0.00215	7.813	0.000
X2 SKS	0.00143	0.00020	7.002	0.000
Z1 Jalur Masuk	-0.01586	0.00746	-2.123	0.034
Z2 Jenis Kelamin	0.01510	0.00464	3.254	0.001
Z3 Beasiswa	0.01229	0.00510	2.410	0.016
Z4 Usia	-0.00019	0.00030	-0.634	0.526
Z5 Status kawin	0.00771	0.00362	2.130	0.033
X1:Z3 Beasiswa	-0.00227	0.00095	-2.379	0.017
X1: Z1 Jalur Masuk	0.00247	0.00127	1.947	0.056
X1:Z2 Jenis Kelamin	-0.00162	0.00087	-1.853	0.064

Model final regresi multilevel dengan transformasi *logaritma natural* yang diperoleh dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 Y_{tij}^* = & 1.262^* + 0.01682 \text{Semester}_{tij}^* + 0.00143 \text{SKS}_{tij}^* - 0.01586 \text{JlrMsk}_{ti} \\
 & + 0.01510 \text{JenisKelamin}_{ti}^* + 0.01229 \text{Beasiswa}_{ti}^* \\
 & - 0.00019 \text{Usia}_{ti} + 0.00771 \text{StatKawin}_{ti}^* \\
 & + 0.00247 \text{Semester}_{tij} * \text{JlrMsk}_{ti} - 0.00162 \text{Semester}_{tij} \\
 & * \text{JenisKelamin}_{ti} - 0.00227 \text{Semester}_{tij} * \text{Beasiswa}_{ti}^* \\
 & + u_{1ij} \text{Semester}_{tij} + u_{2ij} \text{SKS}_{tij} + v_{10j} \text{Semester}_{tij} + v_{20j} \text{SKS}_{tij} \\
 & + u_{0ij} + v_{00k} + e_{tij}
 \end{aligned}$$

Berdasarkan Tabel 6, dengan taraf nyata 5% dapat dilihat bahwa semester, jumlah SKS, jenis kelamin, beasiswa, dan status kawin berpengaruh terhadap nilai capaian IPK yang diperoleh mahasiswa. setiap kenaikan semester sebesar satu satuan mengakibatkan rata-rata nilai IPK meningkat 0.01682. Selain itu terlihat ada interaksi antara semester dengan beasiswa. Hal ini berarti pengaruh semester terhadap nilai capaian IPK bergantung pada beasiswa mahasiswanya. *Intraclass correlation* (ICC) diperoleh pada level mahasiswa dan level fakultas adalah 0,91 dan 0,08. Hal tersebut menunjukkan bahwa 91% total keragaman IPK mahasiswa berasal dari level mahasiswa dan 8% berasal dari level fakultas.²⁵

4. Regresi Logistik Biner Multilevel

Setelah dilakukan uji *likelihood ratio* antara model tanpa interaksi dengan model penambahan interaksi diperoleh nilai *p-value* lebih besar dari 0.05 sehingga tolak H_1 atau terima model tanpa interaksi. Selain itu, nilai pseudo R *square* juga tidak bertambah namun tetap dinilai 0.98. Sehingga model terbaik menggunakan model tanpa interaksi sebagai regresi logistik biner multilevel.

Tabel 7. Nilai Dugaan Koefisien Regresi pada Model M3.2.6

	Penduga	Galat baku	z-value	p-value
Intersep	-3.4855	0.0002795	-12470.3	0.000
X1 Semester	2.1503	0.0002795	7694.1	0.000
X2 SKS	0.0394	0.0002799	140.8	0.000
Z1 Jalur Masuk	0.0585	0.0002795	-764.5	0.000
Z2 Jenis Kelamin	0.2449	0.0002795	876.5	0.000
Z3 Beasiswa	0.4647	0.0002795	1663.1	0.000
Z4 Usia	0.0352	0.0002801	125.9	0.000
Z5 Status Menikah	-0.2136	0.0002795	209.5	0.000

²⁵ Paul Bliese, *Multilevel Modeling in R* (2.2) (Development Core Team, 2006).

Model regresi logistik biner tiga level (M3.2.6) yang diperoleh dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\eta_{tij} = & -3.4855 + 2.1503 \text{ Semester}_{tij} + 0.0394 \text{ SKS}_{tij} - 0.2136 \text{ JlrMsk}_{ti} \\ & + 0.2449 \text{ JenisKelamin}_{ti} + 0.4647 \text{ Beasiswa}_{ti} \\ & + 0.0352 \text{ Usia}_{ti} + 0.0585 \text{ StatKawin}_{ti} + u_{1ij} \text{ Semester}_{tij} \\ & + u_{2ij} \text{ SKS}_{tij} + v_{10j} \text{ Semester}_{tij} + v_{20j} \text{ SKS}_{tij} \\ & + v_{05j} \text{ StatKawin}_{ti} + u_{0ij} + v_{00k} + e_{tij}\end{aligned}$$

Berdasarkan Tabel 7, dengan taraf nyata 5% dapat dilihat bahwa semua peubah penjelas berpengaruh terhadap nilai capaian IPK yang diperoleh mahasiswa.

5. Perbandingan Model Regresi Multilevel

Perbandingan model regresi multilevel, regresi multilevel dengan transformasi LN, dan Regresi logistik biner multilevel.

Tabel 8. Nilai Dugaan Koefisien Model Regresi Multilevel

	Regresi Multilevel	Regresi Multilevel Transformasi LN	Regresi Logistik Biner Multilevel
Intersep	3.5530*	1.262*	-3.4855*
X1 Semester	0.0574*	0.01682*	2.1503*
X2 SKS	0.0047*	0.00143*	0.0394*
Z1 Jalur masuk	-0.0564*	-0.01586*	0.0585*
Z2 Jenis Kelamin	0.0536*	0.01510*	0.2449*
Z3 Beasiswa	0.0431*	0.01229*	0.4647*
Z4 Usia	-0.0007	-0.00019	0.0352*
Z5 Status menikah	0.0307*	0.00771*	-0.2136*
X1:Z3 beasiswa	-0.0076*	-0.00227*	-
X1:Z5 Jalur khusus	0.0085	0.00247	-
X1:Z2 Jenis kelamin	-0.0051	-0.00162	-

Berdasarkan Tabel 8 dapat dilihat nilai dugaan model regresi multilevel dan model regresi multilevel dengan transformasi logaritma natural pada taraf nyata 5%, memiliki peubah sama yang berpengaruh terhadap nilai IPK mahasiswa antara lain semester, SKS, jenis kelamin, beasiswa, dan status nikah dengan pengaruh interaksi yang sama yaitu interaksi semester dengan beasiswa sedangkan model regresi logistik biner multilevel semua peubah penjelas berpengaruh terhadap IPK tetapi tanpa melibatkan interaksi antar level.

Kesimpulan

Telah diperoleh bahwa sebaran data IPK mahasiswa program magister tidak berdistribusi normal. Sehingga digunakan tiga metode analisis regresi multilevel antara lain regresi multilevel biasa, regresi multilevel dengan transformasi logaritma natural dan regresi logistik biner multilevel.

Pada model regresi multilevel dan regresi multilevel dengan transformasi LN menunjukkan memiliki peubah sama yang berpengaruh terhadap IPK yakni semester, SKS mahasiswa, jenis kelamin dan beasiswa tetapi nilai dugaan koefisiennya berbeda-beda. Sedangkan model regresi logistik biner multilevel semua peubah penjelas berpengaruh terhadap IPK mahasiswa. Nilai ICC pada level 2 dan level 3 pada model regresi multilevel dan regresi multilevel transformasi logaritma natural memiliki nilai yang sama yaitu 0.91 dan 0.08. Hal tersebut menunjukkan bahwa 91% total keragaman IPK mahasiswa berasal dari level mahasiswa dan 8% berasal dari level fakultas.

Level fakultas pada penelitian ini, tidak memiliki peubah penjelas yang kemungkinan penyebab nilai ICC pada level fakultas lebih kecil dibandingkan pada level mahasiswa. Sehingga untuk eksplorasi lebih mendalam dan agar nilai ICC lebih besar dapat menambahkan peubah penjelas pada level fakultas. Beberapa peubah penjelas yang dapat ditambahkan antara lain sarana dan prasarana, jumlah kelas, ataupun jumlah dosen. Dapat juga membuat level fakultas menjadi level prodi, sehingga peubah penjelas seperti akreditasi prodi dapat masukkan.

Daftar Pustaka

- Adejumo, A. O., and A. A. Adetunji. "Application of Ordinal Logistic Regression in the Study of Students' Performance." *Mathematical Theory and Modeling* 3, no. 11 (2013): 10-19. <https://www.iiste.org/Journals/index.php/MTM/article/view/7679>.
- Aromolaran, Adeyemi D., Oyeyinka, Isaiah. K, Olukotun, Oluseyi Okon, and Benjamin E. "Binary Logistic Regression of Students Academic Performance in Tertiary Institution in Nigeria by Socio-Demographic and Economic Factors." *International Journal of Engineering Science and Innovative Technology* 2, no. 4 (2013): 590-96.
- Golding, P, and O Donaldson. "Predicting Academic Performance." In *Proceedings. Frontiers in Education. 36th Annual Conference*, 21-26, 2006. <https://doi.org/10.1109/FIE.2006.322661>.
- Hadi, Wijdani Anindya, and Suhartono. "Pemodelan Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Prestasi Mahasiswa Pasca Sarjana ITS Dengan Regresi Logistik Dan Neural Network." *Jurnal Sains Dan Seni ITS* 1, no. 1 (2012).
- Halim, Monica. "Identifikasi Faktor-Faktor Yang Berperan Terhadap Pencapaian Indeks Prestasi Kumulatif Mahasiswa Departemen Statistika IPB." Institut Pertanian Bogor , 2009.

- [http://repository.ipb.ac.id/handle/123456789/60158.](http://repository.ipb.ac.id/handle/123456789/60158)
- Handayani, Asti Tyas, and Unti Ludigdo. "Pengaruh Tingkat Pendidikan Orang Tua Dan Jalur Masuk Terhadap Prestasi Belajar Mahasiswa Akuntansi (Studi Pada Mahasiswa Jurusan Akuntansi Universitas Brawijaya Malang)." *Jurnal Ilmiah Mahasiswa FEB* 2, no. 2 (2013). <https://jimfeb.ub.ac.id/index.php/jimfeb/article/view/1152>.
- Hox, Joop. *Multilevel Analysis Techniques and Applications. Multilevel Analysis Techniques and Applications*. Quantitative Methodology Series. Mahwah, NJ, US: Lawrence Erlbaum Associates Publishers, 2002.
- Hox, Joop J. "Multilevel Analysis: Techniques and Applications: Second Edition." *Multilevel Analysis: Techniques and Applications: Second Edition*, April 26, 2010, 1–382. <https://doi.org/10.4324/9780203852279>.
- IPB. *Panduan Program Pendidikan Sarjana IPB*. Bogor: Institut Pertanian Bogor, 2020.
- Kuh, George D, Jillian Kinzie, Jennifer Buckley, Brian K Bridges, and John C Hayek. "What Matters to Student Success: A Review of the Literature." In *National Postsecondary Education Cooperative*, 2006. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:154829804>.
- Muspawi, Mohamad, Robin Pratama, and Monika Sarlles. "Kontribusi Praktek Kerja Industri Dan Kemampuan Akademis Terhadap Persepsi Siswa Tentang Kesiapan Memasuki Dunia Kerja." *Jurnal Kependidikan: Jurnal Hasil Penelitian Dan Kajian Kepustakaan Di Bidang Pendidikan, Pengajaran Dan Pembelajaran* 6, no. 3 (November 6, 2020): 490. <https://doi.org/10.33394/jk.v6i3.2772>.
- Nalim, Nalim, Heni Lilia Dewi, and Muhammad Aris Safii. "Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Keberhasilan Studi Mahasiswa Di PTKIN Provinsi Jawa Tengah." *Jurnal Kependidikan: Jurnal Hasil Penelitian Dan Kajian Kepustakaan Di Bidang Pendidikan, Pengajaran Dan Pembelajaran* 7, no. 4 (2021): 1003–13. <https://doi.org/10.33394/jk.v7i4.3430>.
- Nghe, Nguyen Thai, P Janecek, and P Haddawy. "A Comparative Analysis of Techniques for Predicting Academic Performance." In *2007 37th Annual Frontiers In Education Conference - Global Engineering: Knowledge Without Borders, Opportunities Without Passports*, T2G-7-T2G-12, 2007. <https://doi.org/10.1109/FIE.2007.4417993>.
- Purwanto, M. Ngalim. *Psikologi Pendidikan*. Jakarta: PT Remaja Rosdakarya, 1990.
- Rajandran, Kanagi, Dariush Khezrimotagh, Tan Chun Hee, Sarimila Kanawathy, Lim Kik Soon, Haslina Kamaludin, and Corresponding Author Kanagi Rajandran. "Factors Affecting First Year Undergraduate Students Academic Performance Detecting Outliers in DEA View Project Big Data and DEA View Project Factors Affecting First Year Undergraduate Students Academic Performance." *Sch J Econ Bus Manag* 2, no. 1A (2015): 54–60. <http://saspjournals.com/sjebm>.
- Rusli, N M, Z Ibrahim, and R M Janor. "Predicting Students' Academic Achievement: Comparison between Logistic Regression, Artificial Neural

- Network, and Neuro-Fuzzy." In *2008 International Symposium on Information Technology*, 1:1-6, 2008. <https://doi.org/10.1109/ITSIM.2008.4631535>.
- Slameto. *Belajar Dan Faktor-Faktor Yang Mempengaruhinya*. Jakarta: PT Rineka Cipta, 2003.
- Steele, Fiona. "Multilevel Models for Longitudinal Data." *Journal of the Royal Statistical Society Series A: Statistics in Society* 171, no. 1 (January 1, 2008): 5-19. <https://doi.org/10.1111/j.1467-985X.2007.00509.x>.
- Susanto, Cornelius Eko. "IPK Tinggi Mudah Kerja," 2015. <https://mediaindonesia.com/humaniora/5232/ipk-tinggi-mudah-kerja>.
- Wijayanti. "Pengaruh Kualitas Pembangunan Sumberdaya Manusia Wilayah Asal Mahasiswa Dan Jalur Masuk Terhadap Capaian Prestasi Akademik Mahasiswa UGM." Universitas Gadjah Mada, 2008.
- Windiatuti, Putri. "Penerapan Model Linier Campuran Terampat Untuk Pemodelan Bersama (Joint Modeling) IPK Dan Ketepatan Waktu Lulus Pada Data Berkelompok." Institut Pertanian Bogor, 2016.
- Wook, M, Y H Yahaya, N Wahab, M R M Isa, N F Awang, and H Y Seong. "Predicting NDUM Student's Academic Performance Using Data Mining Techniques." In *2009 Second International Conference on Computer and Electrical Engineering*, 2:357-61, 2009. <https://doi.org/10.1109/ICCEE.2009.168>.
- Yuniar, Dina, Heti Mulyati, and Eko Ruddy Cahyadi. "Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Penyelesaian Masa Studi Program Pascasarjana Di Institut Pertanian Bogor." *Jurnal Akuntabilitas Manajemen Pendidikan* 7, no. 2 (September 5, 2019). <https://doi.org/10.21831/amp.v7i2.25084>.