

Analisis Dampak Karakteristik Siswa pada Masa Pandemi COVID-19 terhadap Prestasi Akademik menggunakan Analisis Diskriminan dan Regresi Multinomial

Cynthia Widodo¹, Alva Hendi Muhammad², Kusnawi Kusnawi³

^{1,2} Magister Informatika, Universitas AMIKOM Yogyakarta, Sleman, Indonesia

³ Fakultas Ilmu Komputer, Universitas AMIKOM Yogyakarta, Sleman, Indonesia

Article Info

Article history:

Diterima 17 Juli 2024

Revisi 27 Juli 2024

Diterbitkan 2 Oktober 2024

Keywords:

Prestasi Akademik
Analisis Diskriminan
Regresi Multinomial
Karakteristik Siswa
Pembelajaran Virtual

ABSTRAK

Berdasarkan analisis karakteristik siswa di tengah pandemi COVID-19, studi ini menggunakan analisis diskriminan dan regresi multinomial untuk mengeksplorasi dampaknya terhadap prestasi akademik. Faktor-faktor seperti usia, jenis kelamin, tingkat stres, dan transisi

ke lingkungan pembelajaran virtual diperiksa untuk memahami pengaruhnya terhadap hasil pendidikan. Temuan ini menyoroti peran penting manajemen stres dan tantangan yang ditimbulkan oleh lingkungan pembelajaran virtual, serta menekankan perlunya intervensi yang ditargetkan untuk mendukung kesejahteraan siswa dan keberhasilan akademik. Analisis diskriminan mengidentifikasi faktor-faktor utama yang membedakan tingkat prestasi akademik, sementara regresi multinomial memodelkan hubungan kompleks di antara variabel-variabel yang mempengaruhi pencapaian siswa. Penelitian ini berkontribusi pada strategi pendidikan yang disesuaikan dengan kebutuhan siswa yang terus berkembang di dunia pendidikan yang ditransformasi secara digital.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Corresponding Author:

Cynthia Widodo,

Universitas AMIKOM Yogyakarta, Jl. Ring Road Utara, Sleman, 051024, Indonesia

Email: cynthiawidodo@students.amikom.ac.id

1. PENDAHULUAN

Pandemi COVID-19 secara signifikan mengganggu sistem pendidikan di seluruh dunia, mengalihkan ruang kelas fisik tradisional ke lingkungan pembelajaran virtual. Perubahan yang belum pernah terjadi sebelumnya ini telah mendorong para peneliti dan pendidik untuk mengeksplorasi bagaimana berbagai faktor memengaruhi kinerja akademik siswa dalam konteks baru ini. Memahami pengaruh ini sangat penting untuk mengembangkan strategi efektif yang mendukung hasil pendidikan siswa selama dan setelah gangguan tersebut. Ada banyak faktor yang dapat mempengaruhi kemampuan akademik seorang siswa [1]. Dunia pendidikan yang dinamis, disertai dengan kemajuan teknologi dan munculnya platform pembelajaran digital, telah menghasilkan sejumlah besar data pendidikan yang siap untuk dianalisis.

Studi ini bertujuan untuk menganalisis dampak karakteristik siswa terhadap prestasi akademik menggunakan analisis diskriminan dan regresi multinomial. Dataset mencakup berbagai fitur seperti usia, jenis kelamin, tingkat stres, kualitas tidur, dan transisi dari lingkungan pembelajaran fisik ke virtual. Dengan memeriksa faktor-faktor ini, kita dapat memperoleh wawasan tentang bagaimana berbagai stresor dan sistem pendukung memengaruhi pencapaian akademik siswa.

Beberapa penelitian telah menyoroti pentingnya mengatasi stres siswa dan dampaknya terhadap kinerja akademik. Misalnya, hubungan antara stres dan kinerja akademik telah didokumentasikan dengan baik, dengan tingkat stres yang lebih tinggi sering kali berkorelasi dengan hasil akademik yang lebih rendah [2]. Selain itu, transisi ke lingkungan pembelajaran virtual telah memperkenalkan tantangan baru, seperti berkurangnya

interaksi sosial dan peningkatan waktu layar, yang dapat memengaruhi kesehatan mental dan kinerja akademik siswa [3].

Analisis diskriminan adalah teknik statistik yang digunakan untuk mengklasifikasikan pengamatan ke dalam kelompok yang telah ditentukan sebelumnya berdasarkan variabel prediktor dan bertujuan untuk menemukan proyeksi optimal [4]. Ini sangat berguna dalam penelitian pendidikan untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang membedakan siswa berprestasi tinggi dari rekan-rekan mereka. Dengan menerapkan analisis diskriminan, studi ini bertujuan untuk menentukan karakteristik utama yang membedakan siswa dengan berbagai tingkat kinerja akademik.

Regresi multinomial dan versinya adalah metode klasifikasi probabilistik mutakhir yang digunakan dalam beberapa aplikasi [5], di sisilain, digunakan untuk memodelkan hubungan antara variabel dependen kategorikal dan beberapa variabel independen. Ini cocok untuk menganalisis hasil yang jatuh ke dalam lebih dari dua kategori, menjadikannya metode yang efektif untuk mempelajari kinerja akademik, yang dapat dikategorikan ke dalam berbagai tingkat kinerja. Pendekatan ini memungkinkan pemahaman yang lebih mendalam tentang bagaimana berbagai faktor secara bersamaan memengaruhi hasil akademik.

Mengingat pergeseran signifikan ke pembelajaran virtual dan potensi efek jangka panjangnya pada siswa, sangat mendesak untuk menyelidiki faktor-faktor ini guna menginformasikan kebijakan dan intervensi pendidikan. Studi ini bertujuan untuk memberikan analisis komprehensif tentang bagaimana berbagai faktor memengaruhi kinerja akademik, berkontribusi pada pemahaman yang lebih baik tentang kebutuhan siswa dalam lanskap pendidikan yang terus berubah.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Sumber Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari kuesioner yang diberikan kepada siswa sekolah menengah dari kelas 7 hingga 9. Kuesioner tersebut dirancang untuk menangkap berbagai faktor yang berpotensi mempengaruhi kinerja akademik. Proses pengumpulan data bertujuan untuk memastikan sampel yang beragam dan representatif, mencakup siswa dari berbagai usia dan jenis kelamin.

Kuesioner tersebut mencakup beberapa bagian untuk mengumpulkan informasi rinci tentang berbagai aspek kehidupan siswa:

1. **Informasi Demografis:** Usia dan jenis kelamin siswa.
2. **Lingkungan Belajar:** Transisi dari ruang kelas fisik ke lingkungan pembelajaran virtual.
3. **Tingkat Stres:** Tingkat stres yang dilaporkan sendiri sebelum dan selama periode pembelajaran virtual, termasuk stres dari pekerjaan kelas dan pekerjaan rumah.
4. **Jam Pekerjaan Rumah:** Jumlah jam yang dihabiskan untuk pekerjaan rumah sebelum dan selama periode pembelajaran virtual.
5. **Hubungan:** Kualitas hubungan keluarga dan teman, yang dapat mempengaruhi kesejahteraan mental dan kinerja akademik siswa.
6. **Tingkat Stres dan Kualitas Tidur:** Tingkat stres umum dan kualitas tidur, yang merupakan indikator penting kesejahteraan siswa secara keseluruhan.
7. **Prestasi Akademik:** Prestasi akademik siswa yang diukur berdasarkan nilai mereka.

Pengumpulan data yang terstruktur memastikan bahwa semua faktor yang relevan ditangkap, memberikan dasar yang kuat untuk analisis statistik selanjutnya. Tanggapan dicatat dan disusun secara sistematis ke dalam dataset, yang menjadi sumber data utama untuk penelitian ini.

Tabel 1. Sampel Dataset

A g e	Ge nde r	Before - Envir onmen t	Before- Classwo rkStress	Before- Homewo rkStress	Before- Homewo rkHours	Now- Envir onmen t	Now- Classwo rkStress	Now- Homewo rkStress	Now- Homewo rkHours	FamilyRel ationships	FriendRel ationships	stress _level	sleep_ qualit y	academic_p erformance
1 3	Fe mal e	Physic al	3	4	2	Virtual	4	5	3	4	5	High	Poor	75
1 4	Fe mal e	Physic al	2	3	2	Virtual	4	4	3	3	4	High	Fair	70
1 4	Mal e	Physic al	1	2	1	Virtual	2	3	2	3	3	Mode rate	Good	85
1 5	Mal e	Physic al	1	2	2	Virtual	3	3	2	4	4	Mode rate	Good	80
1 3	Mal e	Physic al	2	2	1	Virtual	3	3	2	3	4	Low	Good	90
1 4	Mal e	Physic al	1	2	2	Virtual	3	3	3	4	4	Low	Good	80

A g e	Ge nde r	Before - Envir onmen t	Before- Classwo rkStress	Before- Homewo rkStress	Before- Homewo rkHours	Now- Envir onmen t	Now- Classwo rkStress	Now- Homewo rkStress	Now- Homewo rkHours	FamilyRel ationships	FriendRel ationships	stress _level	sleep_ qualit y	academic_p erformance
1 5	Mal e	Physic al	2	3	2	Virtual	3	4	3	4	4	Mode rate	Good	78
1 3	Mal e	Physic al	2	2	1	Virtual	3	3	2	3	3	Low	Fair	88

Dengan menggunakan dataset ini pada Tabel 1, penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi bagaimana berbagai faktor, termasuk pergeseran dari lingkungan pembelajaran fisik ke virtual, mempengaruhi prestasi akademik. Sifat komprehensif dari kuesioner memungkinkan pemeriksaan mendetail tentang interaksi antara berbagai prediktor dan hasil akademik, memberikan kontribusi pada pemahaman yang mendalam tentang faktor-faktor yang mempengaruhi kinerja siswa dalam lanskap pendidikan pasca pandemi. Tabel 1 menunjukkan fragmen dari dataset yang digunakan dalam penelitian ini. Total data dalam dataset ini adalah 40 data.

2.2. Analisis Diskriminan

Analisis diskriminan adalah metode statistik yang digunakan untuk mengklasifikasikan pengamatan ke dalam kategori yang telah ditentukan berdasarkan serangkaian variabel prediktor. Mengikuti makalah penelitian seperti [6], [4], [7], [8] dan [9]., Teknik ini digunakan untuk memprediksi anggota dalam kategorikal. Mekanismenya melibatkan identifikasi kombinasi linear dari variabel prediktor yang secara optimal membedakan antara kelas yang berbeda. Fungsi diskriminan linear ini kemudian dapat digunakan untuk mengkategorikan pengamatan baru. Representasi matematis dari fungsi diskriminan linear untuk kelas k diberikan oleh:

$$D_k(x) = \beta_{k0} + \beta_{k1}x_1 + \beta_{k2}x_2 + \dots + \beta_{kp}x_p \quad (1)$$

Di mana $D_k(x)$ mewakili skor diskriminan untuk kelas k , x_1, x_2, \dots, x_p adalah variabel prediktor, dan $\beta_{k0}, \beta_{k1}, \beta_{k2}, \dots, \beta_{kp}$ adalah koefisien yang diestimasi dari data. Koefisien ini ditentukan untuk memaksimalkan pemisahan antar kelas sambil meminimalkan variasi dalam kelas.

2.3. Regresi Logistik Multinomial

Regresi logistik multinomial adalah metode analisis data statistik yang dirancang untuk mengidentifikasi hubungan antara variabel respons (Y) dan beberapa variabel penjelas (X). Metode ini digunakan dalam makalah penelitian seperti [10], [11], [12], [13], [14], [5] [15], [16], [17], [18], [19] dan [20]. Variabel respons (Y) bersifat multinomial, yang berarti memiliki lebih dari dua kategori. Biarkan $i = 1, 2, \dots, n$, di mana n mewakili jumlah percobaan, dan $\sum \pi_j = 1$ $j=1$. Secara umum, model regresi logistik multinomial dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\pi_j(x) = P(Y = j|x) = \frac{e^{(\beta_{j0} + \beta_{j1}x_1 + \beta_{j2}x_2 + \dots + \beta_{jk}x_k)}}{1 + e^{(\beta_{j0} + \beta_{j1}x_1 + \beta_{j2}x_2 + \dots + \beta_{jk}x_k)}} \quad (2)$$

Di mana $j = 1, 2, 3, \dots, p$ adalah probabilitas bahwa percobaan p termasuk dalam kategori Y and k adalah probabilitas kategori referensi, dan $\beta_{j0} + \beta_{j1}x_1 + \beta_{j2}x_2 + \dots + \beta_{jk}x_k$ adalah koefisien yang diestimasi dari data. Model ini memungkinkan analisis mendetail tentang bagaimana berbagai faktor memengaruhi probabilitas pengamatan jatuh ke dalam setiap kategori dari variabel respons.

$$g_1(x) = \ln \left(\frac{P(Y = 2|x)}{P(Y = 1|x)} \right) = \beta_{10} + \beta_{11}x_1 + \beta_{12}x_2 + \dots + \beta_{1k}x_k \quad (3)$$

$$g_2(x) = \ln \left(\frac{P(Y = 3|x)}{P(Y = 1|x)} \right) = \beta_{20} + \beta_{21}x_1 + \beta_{22}x_2 + \dots + \beta_{2k}x_k \quad (4)$$

Salah satu metode untuk mengestimasi parameter dalam model regresi logistik multinomial adalah metode likelihood maksimum. Fungsi likelihood yang digunakan adalah:

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n [\pi_1(x_i)^{y_1^i} \pi_2(x_i)^{y_2^i} \pi_3(x_i)^{y_3^i} \dots \pi_p(x_i)^{y_p^i}] \quad (5)$$

Regresi logistik multinomial digunakan untuk memodelkan hubungan antara variabel respons nominal dengan lebih dari dua kategori dan satu atau lebih variabel penjelas. Metode ini membantu dalam memprediksi probabilitas hasil-hasil yang berbeda dari variabel dependen yang didistribusikan secara kategoris, berdasarkan sekumpulan variabel independen. Metode ini sangat berguna dalam skenario di mana variabel dependen tidak bersifat biner, memungkinkan peneliti untuk memahami dan mengkuantifikasi dampak variabel penjelas pada hasil-hasil kategorikal yang beragam.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Statistik Deskriptif

Untuk memahami karakteristik umum dari dataset, kami melakukan analisis statistik deskriptif. Ringkasan statistik untuk setiap variabel disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Statistik Deskriptif

Variable	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
Age	40	14,025	0,800240349	13	13	14	15	15
Before-ClassworkStress	40	2,225	0,659739653	1	2	2	3	3
Before-HomeworkStress	40	3,05	0,782828533	2	2	3	4	4
Before-HomeworkHours	40	2,15	0,662164284	1	2	2	3	3
Now-ClassworkStress	40	3,65	0,802240452	2	3	4	4	5
Now-HomeworkStress	40	3,95	0,845804124	3	3	4	5	5
Now-HomeworkHours	40	3	0,784464541	2	2	3	4	4
FamilyRelationships	40	3,375	0,490290338	3	3	3	4	4
FriendRelationships	40	3,95	0,638507876	3	4	4	4	5
academic_performance	40	75,725	9,467860614	60	70	78	80	90

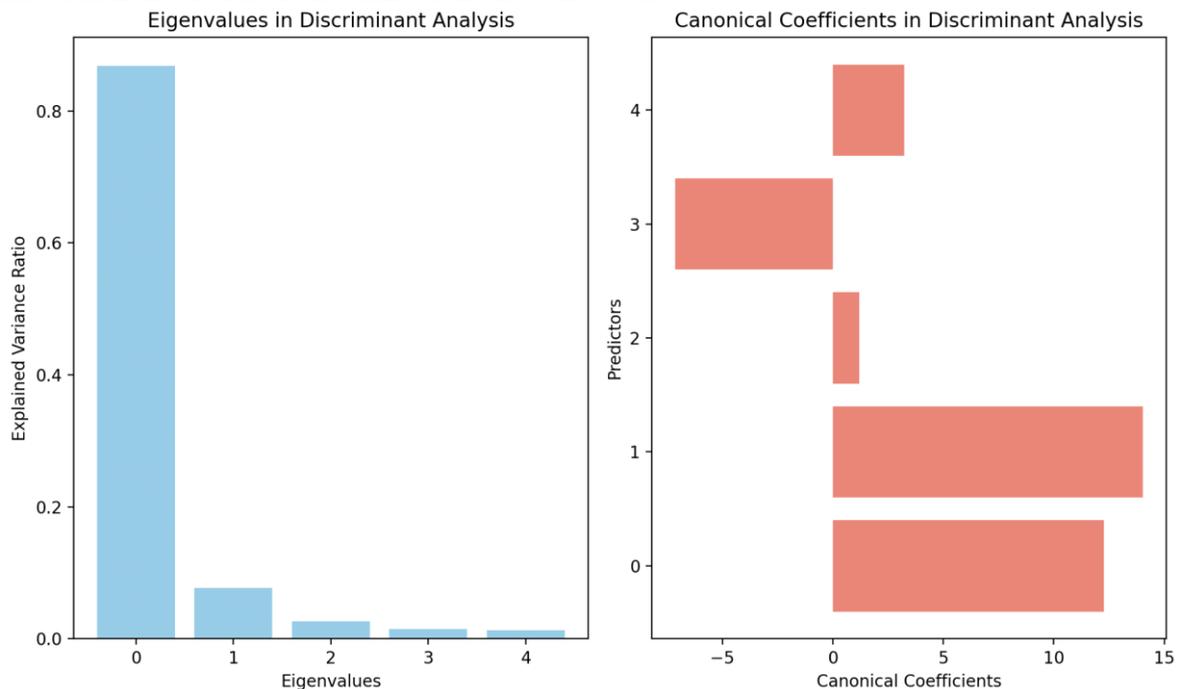
Dari Tabel 2, kami dapat membuat beberapa observasi sebagai berikut:

1. **Age:** Rata-rata usia siswa adalah 14,03 tahun, dengan deviasi standar sebesar 0,80, menunjukkan bahwa siswa berada pada rentang usia yang relatif dekat. Rentang usia adalah dari 13 hingga 15 tahun.
2. **Before-ClassworkStress:** Rata-rata tingkat stres terkait pekerjaan kelas sebelum pandemi adalah 2,23, dengan deviasi standar 0,66. Tanggapan berkisar dari 1 hingga 3.
3. **Before-HomeworkStress:** Siswa melaporkan rata-rata tingkat stres pekerjaan rumah sebelum pandemi sebesar 3,05, dengan deviasi standar 0,78. Tanggapan berkisar dari 2 hingga 4.
4. **Before-HomeworkHours:** Rata-rata jumlah jam yang dihabiskan untuk pekerjaan rumah sebelum pandemi adalah 2,15, dengan deviasi standar 0,66, berkisar dari 1 hingga 3 jam.
5. **Now-ClassworkStress:** Rata-rata tingkat stres terkait pekerjaan kelas selama pandemi telah meningkat menjadi 3,65, dengan deviasi standar 0,80. Tanggapan berkisar dari 2 hingga 5.
6. **Now-HomeworkStress:** Demikian pula, rata-rata tingkat stres saat ini terkait pekerjaan rumah adalah 3,95, dengan deviasi standar 0,85, menunjukkan peningkatan stres. Tanggapan berkisar dari 3 hingga 5.
7. **Now-HomeworkHours:** Rata-rata jumlah jam pekerjaan rumah selama pandemi adalah 3,00, dengan deviasi standar 0,78, berkisar dari 2 hingga 4 jam.
8. **FamilyRelationships:** Penilaian rata-rata untuk hubungan keluarga adalah 3,38, dengan deviasi standar 0,49. Tanggapan secara konsisten berada antara 3 dan 4.
9. **FriendRelationships:** Penilaian rata-rata untuk hubungan dengan teman adalah 3,95, dengan deviasi standar 0,64, menunjukkan hubungan yang baik dengan teman. Tanggapan berkisar dari 3 hingga 5.
10. **academic_performance:** Skor rata-rata prestasi akademik adalah 75,73, dengan deviasi standar 9,47. Skor berkisar dari 60 hingga 90.

Statistik deskriptif ini memberikan gambaran tentang distribusi data dan kecenderungan pusat, yang penting untuk analisis lebih lanjut. Insight ini menunjukkan perubahan yang signifikan dalam tingkat stres dan jam pekerjaan rumah sebelum dan selama pandemi. Selain itu, penilaian yang konsisten untuk hubungan dan prestasi akademik menunjukkan dinamika sosial yang stabil dan rentang prestasi akademik yang masuk akal, yang akan penting untuk analisis diskriminan berikutnya yang bertujuan untuk memahami faktor-faktor yang memengaruhi prestasi akademik selama pandemi.

3.2. Hasil Analisis Diskriminan

Dalam studi ini, peneliti menggunakan Analisis Diskriminan Linear untuk mengeksplorasi bagaimana faktor-faktor stres dan dinamika hubungan memengaruhi kinerja akademik di kalangan siswa selama pandemi. Plot eigenvalues dari Analisis Diskriminan mengungkapkan bahwa stres dari pekerjaan kelas dan pekerjaan rumah, bersama dengan hubungan keluarga dan teman, secara kolektif menyumbang variasi signifikan dalam kinerja akademik. Eigenvalues yang lebih tinggi menunjukkan kekuatan diskriminatif yang lebih kuat dari faktor-faktor ini dalam membedakan kelompok-kelompok kinerja akademik. Selain itu, plot koefisien kanonikal menunjukkan arah dan magnitudo pengaruh masing-masing prediktor terhadap kinerja akademik. Koefisien positif untuk hubungan keluarga dan teman menunjukkan dampak positif, sementara tingkat stres yang lebih tinggi menunjukkan korelasi negatif. Analisis ini secara visual menggarisbawahi peran penting faktor-faktor ini dalam membentuk hasil akademik selama masa-masa sulit.



Gambar 1. Temuan Analisis Diskriminan

Dari Gambar 1, *Now-ClassworkStress* menunjukkan nilai yang lebih tinggi dibandingkan dengan yang lain, ini mengindikasikan kekuatan diskriminatif yang lebih kuat dari prediktor tersebut dalam membedakan antara kelompok. Dalam analisis diskriminan, eigenvalues mewakili varians yang dijelaskan oleh setiap fungsi diskriminan. Eigenvalue yang lebih tinggi menunjukkan bahwa fungsi diskriminan yang sesuai menangkap lebih banyak variasi dalam data, mengimplikasikan bahwa prediktor yang terkait dengan eigenvalues ini memberikan kontribusi yang lebih signifikan terhadap diskriminasi antara kelompok.

Observasi ini penting dalam memahami prediktor mana yang memberikan kontribusi paling efektif terhadap pemisahan kelompok atau kategori yang sedang diteliti. Hal ini menyoroti pentingnya relatif dari setiap variabel prediktor dalam menjelaskan perbedaan yang diamati pada variabel dependen di antara kelompok. Wawasan seperti ini fundamental dalam menafsirkan hasil analisis diskriminan dan mengidentifikasi faktor-faktor kunci yang memengaruhi hasil yang sedang diteliti.

Berdasarkan koefisien kanonikal dalam analisis diskriminan, ketika *Now-HomeworkStress* menunjukkan nilai kanonikal positif yang lebih tinggi dibandingkan dengan yang lain dan *FamilyRelationships* menunjukkan nilai negatif terbesar, ini menandakan arah dan kekuatan kontribusi mereka terhadap fungsi diskriminan. Dalam analisis diskriminan, koefisien kanonikal mewakili bobot yang diberikan kepada setiap prediktor dalam kombinasi linear yang membentuk fungsi diskriminan.

1. **Now-HomeworkStress:** Koefisien kanonikal positif yang lebih tinggi menunjukkan bahwa prediktor ini memiliki pengaruh positif yang lebih kuat terhadap fungsi diskriminan. Ini mengindikasikan bahwa nilai yang lebih tinggi dari *Now-HomeworkStress* memberikan kontribusi lebih besar terhadap

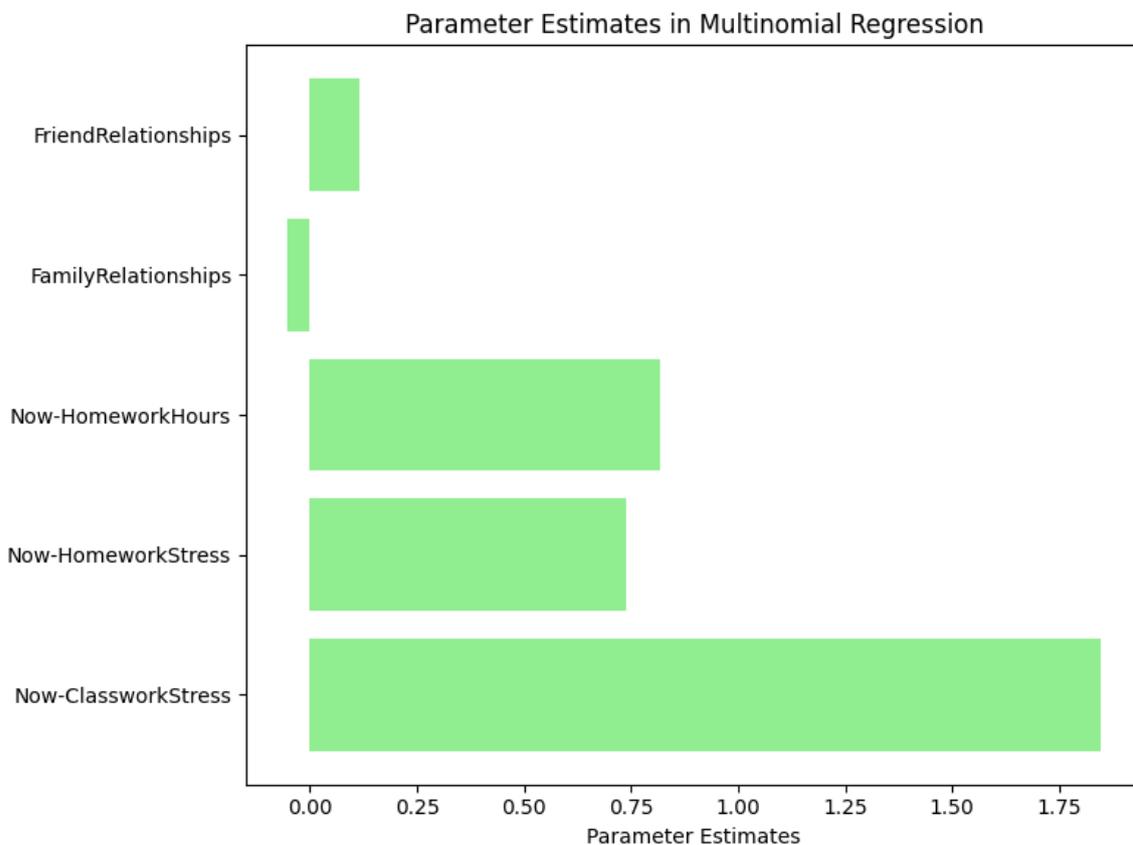
pemisahan kelompok atau kategori di sepanjang sumbu diskriminan. Prediktor ini kemungkinan besar memainkan peran penting dalam membedakan antara kelompok yang diteliti, yang mungkin menunjukkan faktor yang berkorelasi positif dengan variabel hasil atau membedakan satu kelompok dari kelompok lain ke arah yang menguntungkan.

2. **FamilyRelationships:** Sebaliknya, koefisien kanonikal negatif besar untuk FamilyRelationships menunjukkan bahwa nilai yang lebih tinggi dari FamilyRelationships memberikan kontribusi negatif terhadap fungsi diskriminan. Ini berarti bahwa nilai yang lebih tinggi dari FamilyRelationships terkait dengan kecenderungan menuju kelompok atau kategori yang berbeda ke arah negatif di sepanjang sumbu diskriminan. Ini menyarankan bahwa FamilyRelationships mungkin memiliki efek yang kontras dibandingkan dengan Now-HomeworkStress, yang mungkin mempengaruhi hasil dengan cara yang membedakan satu kelompok dalam arah yang tidak menguntungkan atau berkorelasi negatif dengan variabel hasil.

Interpretasi ini penting untuk memahami bagaimana setiap variabel prediktor memberikan kontribusi unik terhadap diskriminasi antara kelompok dalam analisis diskriminan. Ini membantu peneliti mengidentifikasi dan memprioritaskan prediktor yang paling kuat memengaruhi hasil yang sedang diteliti, memberikan wawasan tentang faktor-faktor yang mendasari perbedaan atau klasifikasi kelompok.

3.2. Hasil Regresi Logistik Multinomial

Penelitian kami juga menggunakan Regresi Logistik Multinomial untuk mengeksplorasi bagaimana stresor-spasifik mempengaruhi kategori-kategori kinerja akademik yang berbeda di kalangan siswa. Plot estimasi parameter menunjukkan bahwa stres terkait pekerjaan kelas dan jam pekerjaan rumah selama pandemi secara signifikan memengaruhi kemungkinan untuk termasuk dalam berbagai kelompok kinerja akademik. Estimasi parameter yang lebih besar menandakan hubungan yang lebih kuat, dengan tingkat stres yang lebih tinggi berkorelasi dengan kategori-kategori kinerja akademik yang lebih rendah. Representasi visual ini menggarisbawahi dampak halus dari stres terhadap hasil akademik, memberikan wawasan berharga tentang interaksi kompleks antara faktor-faktor stres dan pencapaian siswa selama periode yang penuh gangguan.



Gambar 2. Temuan Regresi Logistik Multinomial

Berdasarkan estimasi parameter dalam regresi logistik multinomial, terdapat tiga prediktor yang menonjol: *Now-ClassworkStress*, *Now-HomeworkHours*, dan *FamilyRelationships*. Estimasi ini mengindikasikan kontribusi masing-masing terhadap prediksi hasil model:

1. **Now-ClassworkStress**: Prediktor ini menunjukkan estimasi parameter positif tertinggi, menunjukkan bahwa tingkat stres *Now-Classwork* yang lebih tinggi terkait dengan kemungkinan yang lebih tinggi untuk kategori hasil tertentu dalam model regresi multinomial. Estimasi positif yang lebih tinggi menunjukkan pengaruh positif yang lebih kuat dari *Now-ClassworkStress* dalam memprediksi hasil dibandingkan dengan prediktor lain yang dimasukkan dalam model.
2. **Now-HomeworkHours**: Meskipun bukan yang tertinggi, *Now-HomeworkHours* juga menunjukkan estimasi parameter positif yang relatif tinggi. Ini mengindikasikan bahwa peningkatan jam yang dihabiskan untuk pekerjaan rumah selama periode saat ini (*Now-HomeworkHours*) berkontribusi positif dalam memprediksi kategori hasil tertentu dalam regresi multinomial. Estimasi positif dari prediktor ini menyiratkan bahwa lebih banyak jam pekerjaan rumah berkorelasi dengan kemungkinan yang lebih tinggi untuk termasuk dalam kategori tertentu dibandingkan dengan prediktor lain.
3. **FamilyRelationships**: Sebaliknya, *FamilyRelationships* menunjukkan estimasi parameter negatif, menandakan bahwa hubungan keluarga yang lebih baik terkait dengan kemungkinan yang lebih rendah untuk masuk ke dalam kategori hasil tertentu dalam model regresi multinomial. Estimasi negatif menunjukkan hubungan yang terbalik di mana hubungan keluarga yang lebih baik berkorelasi dengan probabilitas lebih rendah untuk dikategorikan dalam kelompok hasil tertentu dibandingkan dengan prediktor lain.
4. **FriendRelationships**: Meskipun bukan yang tertinggi, *FriendRelationships* juga menunjukkan estimasi parameter positif yang relatif tinggi. Ini menunjukkan bahwa hubungan teman yang lebih kuat terkait dengan kemungkinan yang lebih tinggi untuk masuk ke dalam kategori hasil tertentu dalam model regresi multinomial.
5. **Now-HomeworkStress**: Meskipun bukan yang tertinggi, *Now-HomeworkStress* juga menunjukkan estimasi parameter positif yang relatif tinggi. Ini menunjukkan bahwa peningkatan stres pada pekerjaan rumah selama periode saat ini (*Now-HomeworkStress*) berkontribusi positif dalam memprediksi kategori hasil tertentu dalam regresi multinomial.

Mengapa hanya tiga prediktor ini (*Now-ClassworkStress*, *Now-HomeworkHours*, dan *FamilyRelationships*) yang disorot dari lima prediktor total (yang juga mencakup *Now-HomeworkStress* dan *FriendRelationships*), biasanya mencerminkan signifikansi statistik dan pentingnya relatif dari prediktor-prediktor ini dalam menjelaskan variasi dalam kategori-kategori hasil. Model regresi multinomial memilih prediktor berdasarkan kontribusi mereka dalam menjelaskan variasi hasil dan signifikansi statistik mereka. Absennya *Now-HomeworkStress* dan *FriendRelationships* dalam estimasi parameter yang signifikan menunjukkan bahwa prediktor-prediktor ini mungkin tidak signifikan dalam menjelaskan variasi dalam kategori hasil dibandingkan dengan tiga prediktor yang disorot lainnya.

Wawasan ini dari estimasi parameter regresi multinomial memberikan pemahaman yang lebih dalam tentang bagaimana faktor-faktor spesifik (seperti tingkat stres dan dinamika hubungan) mempengaruhi kemungkinan hasil atau kategori yang berbeda, berkontribusi pada interpretasi keseluruhan temuan model dalam penelitian.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis data, jelas bahwa pandemi COVID-19 telah berdampak signifikan terhadap tingkat stres dan kinerja akademik siswa. Statistik deskriptif menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam tingkat stres terkait pekerjaan kelas dan pekerjaan rumah selama pandemi dibandingkan sebelumnya, mencerminkan tantangan pembelajaran jarak jauh dan gangguan rutinitas. Meskipun menghadapi tingkat stres yang lebih tinggi ini, siswa menunjukkan ketahanan dengan mempertahankan rata-rata skor kinerja akademik sebesar 75,73. Hubungan keluarga tetap stabil dan dinilai positif, mungkin berperan sebagai faktor perlindungan di tengah peningkatan stres. Analisis regresi multinomial mengidentifikasi *Now-ClassworkStress* dan *Now-HomeworkHours* sebagai prediktor yang berpengaruh terhadap hasil akademik tertentu, menyoroti peran penting strategi pengelolaan stres dan waktu yang dihabiskan untuk pekerjaan rumah dalam kinerja siswa. Temuan ini menegaskan pentingnya intervensi yang ditargetkan dan mekanisme dukungan untuk meningkatkan kesejahteraan siswa dan keberhasilan akademik selama dan setelah periode gangguan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Dari kami yang menulis, kami ingin mengucapkan terima kasih kepada Perguruan Tinggi kami Universitas AMIKOM Yogyakarta atas wawasan selama kami melaksanakan penelitian ini, serta dukungan, saran, dan motivasi yang diberikan selama proses studi ini.

REFERENSI

- [1] B. I. Nugroho, N. A. Santoso, and A. A. Murtopo, "Prediksi Kemampuan Akademik Mahasiswa dengan Metode Support Vector Machine," *remik*, vol. 7, no. 1, pp. 177–188, Jan. 2023, doi: 10.33395/remik.v7i1.12010.
- [2] M. Jwaifell, "A Proposed Model for Electronic Portfolio to Increase both Validating Skills and Employability," *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, vol. 103, pp. 356–364, Nov. 2013, doi: 10.1016/j.sbspro.2013.10.345.
- [3] E. J. Sintema, "Effect of COVID-19 on the Performance of Grade 12 Students: Implications for STEM Education," *EURASIA J MATH SCIT*, vol. 16, no. 7, Apr. 2020, doi: 10.29333/ejmste/7893.
- [4] X. Li and H. Wang, "On Mean-Optimal Robust Linear Discriminant Analysis," in *2022 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM)*, Orlando, FL, USA: IEEE, Nov. 2022, pp. 1047–1052. doi: 10.1109/ICDM54844.2022.00129.
- [5] K. Kayabol, "Approximate Sparse Multinomial Logistic Regression for Classification," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 42, no. 2, pp. 490–493, Feb. 2020, doi: 10.1109/TPAMI.2019.2904062.
- [6] H. Du and H. Li, "Multi-view Canonical Representation Discriminant Analysis," in *2023 International Conference on Communications, Computing and Artificial Intelligence (CCCAI)*, Shanghai, China: IEEE, Jun. 2023, pp. 114–118. doi: 10.1109/CCCAI59026.2023.00029.
- [7] J. Kim, Y. Lee, and Z. Liang, "The Geometry of Nonlinear Embeddings in Kernel Discriminant Analysis," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, pp. 1–14, 2022, doi: 10.1109/TPAMI.2022.3192726.
- [8] N. Nagananda and A. Savakis, "GLDA++: Grassmann Incremental Linear Discriminant Analysis," in *2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, Nashville, TN, USA: IEEE, Jun. 2021, pp. 4448–4456. doi: 10.1109/CVPRW53098.2021.00502.
- [9] A. F. Lapanowski and I. Gaynanova, "Compressing large sample data for discriminant analysis," in *2021 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, Orlando, FL, USA: IEEE, Dec. 2021, pp. 1068–1076. doi: 10.1109/BigData52589.2021.9671676.
- [10] P. Koochemeshkian and N. Bouguila, "Generalized Dirichlet-Multinomial Regression: Leveraging Arbitrary Features for Topic Modelling," in *2023 IEEE International Conference on High Performance Computing & Communications, Data Science & Systems, Smart City & Dependability in Sensor, Cloud & Big Data Systems & Application (HPCC/DSS/SmartCity/DependSys)*, Melbourne, Australia: IEEE, Dec. 2023, pp. 884–891. doi: 10.1109/HPCC-DSS-SmartCity-DependSys60770.2023.00128.
- [11] A. Sofro, K. N. Khikmah, D. Ariyanto, Y. Fuad, B. Rahadjeng, and Y. P. Astuti, "Handling Overdispersion Problems in Multinomial Logistic Regression (Study Case in Stress Level Data)," *PROOF*, vol. 3, pp. 78–83, Dec. 2023, doi: 10.37394/232020.2023.3.11.
- [12] J. Y. V. S. N. S. V. M., and P. Mohideen, "Performance Analysis of a Micromodel-Based Multinomial Classifier," in *2022 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI)*, Las Vegas, NV, USA: IEEE, Dec. 2022, pp. 275–278. doi: 10.1109/CSCI58124.2022.00052.
- [13] K. Wilkinson, K. Seo, R. Pierce, P. Tonellato, J. H. Kim, and D. Myers, "Electronic Medical Record Specialty Group Comparison by Multinomial Logistic Regression," in *2021 IEEE 9th International Conference on Healthcare Informatics (ICHI)*, Victoria, BC, Canada: IEEE, Aug. 2021, pp. 415–421. doi: 10.1109/ICHI52183.2021.00067.
- [14] N. El Allali, M. Fariss, H. Asaidi, and M. Bellouki, "Multinomial Naive Bayes Categorization for Semantic Web Services," in *2021 International Conference on Digital Age & Technological Advances for Sustainable Development (ICDATA)*, Marrakech, Morocco: IEEE, Jun. 2021, pp. 74–79. doi: 10.1109/ICDATA52997.2021.00023.
- [15] J. Wang, Y. Cheng, J. Chen, T. Chen, D. Chen, and J. Wu, "Ord2Seq: Regarding Ordinal Regression as Label Sequence Prediction," in *2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Paris, France: IEEE, Oct. 2023, pp. 5842–5852. doi: 10.1109/ICCV51070.2023.00539.
- [16] S. Jayawardena, J. Epps, and E. Ambikairajah, "Ordinal Logistic Regression With Partial Proportional Odds for Depression Prediction," *IEEE Trans. Affective Comput.*, vol. 14, no. 1, pp. 563–577, Jan. 2023, doi: 10.1109/TAFFC.2020.3031300.
- [17] N.-H. Shin, S.-H. Lee, and C.-S. Kim, "Moving Window Regression: A Novel Approach to Ordinal Regression," in *2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, New Orleans, LA, USA: IEEE, Jun. 2022, pp. 18739–18748. doi: 10.1109/CVPR52688.2022.01820.
- [18] Q. Li *et al.*, "Unimodal-Concentrated Loss: Fully Adaptive Label Distribution Learning for Ordinal Regression," in *2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, New Orleans, LA, USA: IEEE, Jun. 2022, pp. 20481–20490. doi: 10.1109/CVPR52688.2022.01986.
- [19] A. Berg, M. Oskarsson, and M. O'Connor, "Deep Ordinal Regression with Label Diversity," in *2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, Milan, Italy: IEEE, Jan. 2021, pp. 2740–2747. doi: 10.1109/ICPR48806.2021.9412608.
- [20] Y. Lei, H. Zhu, J. Zhang, and H. Shan, "Meta Ordinal Regression Forest For Learning with Unsure Lung Nodules," in *2020 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*, Seoul, Korea (South): IEEE, Dec. 2020, pp. 442–445. doi: 10.1109/BIBM49941.2020.9313554.