



# Pengukuran Prestasi Belajar Mahasiswa Berdasarkan Prediksi Nilai Menggunakan *General Linear Model*

Dina Fitria Murad<sup>a\*</sup>, Bambang Dwi Wijanarko<sup>b</sup>, Silvia Ayunda Murad<sup>a</sup>, Vina Septiana Windyarsari<sup>c</sup>

<sup>a</sup> Information Systems Department, BINUS *Online Learning*, Bina Nusantara University, Jakarta, Indonesia

<sup>b</sup> Computer Science Department, School of Computer Science, Bina Nusantara University, Jakarta, Indonesia

<sup>c</sup> Information Technology Department, Universitas Islam Syekh Yusuf (UNIS), Tangerang, Indonesia

Naskah Diterima : 8 Desember 2022; Diterima Publikasi : 21 Agustus 2023

DOI : 10.21456/vol13iss2pp135-142

## Abstract

The Covid-19 pandemic is an international disaster experienced by almost all countries in the world. Several research results reveal the special impact of the pandemic on the education sector. Not only lecturers and students, but higher education providers also experience the same thing. Various adjustments were made so that all parties involved were able to adapt properly. It's been two years since the pandemic among us and during that time the learning process has continued. Based on this, several institutions began to take steps that raised questions about whether the learning achievement targets in each subject could still be achieved. This study aims to predict student grades using several machine-learning algorithms. The prediction results are a measure to find out whether learning outcomes have been achieved or not, if not achieved then additional steps need to be taken to help students. The results of this research are expected to help UNIS to prepare appropriate learning models for its students and ensure that all learning achievement targets are achieved. The research method used is a technique of machine learning. The results of this study indicate that the General Linear Model is a classification model with the best accuracy, which can be used to predict student achievement in certain classes based on the evaluation scores of the first structured activity (EKT1), midterm exams, grades (UTS), and second structured activity evaluation scores (EKT2). And it turns out that the UTS score has the greatest influence between EKT1 and EKT.

**Keywords:** Pandemic Covid-19, machine learning, General Linear Model, prediction, artificial intelligence.

## Abstrak

Pandemi *Covid-19* merupakan bencana internasional yang dialami oleh hampir seluruh negara di dunia. Beberapa hasil penelitian mengungkap dampak khusus pandemi terhadap sektor pendidikan. Tidak hanya dosen dan mahasiswa, penyelenggara pendidikan tinggi juga mengalami hal yang sama. Berbagai penyesuaian dilakukan agar semua pihak yang terlibat mampu beradaptasi dengan baik. Sudah dua tahun sejak pandemi di antara kita dan selama itu pula proses pembelajaran terus berlanjut. Berdasarkan hal tersebut, beberapa lembaga mulai mengambil langkah-langkah yang menimbulkan pertanyaan apakah target capaian pembelajaran pada setiap mata pelajaran tetap dapat tercapai. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi nilai mahasiswa menggunakan beberapa algoritma pembelajaran mesin. Hasil prediksi merupakan ukuran untuk mengetahui apakah capaian pembelajaran tercapai atau tidak, jika tidak tercapai maka perlu dilakukan Langkah-langkah tambahan untuk membantu mahasiswa. Hasil penelitian ini diharapkan dapat membantu UNIS untuk mempersiapkan model pembelajaran yang tepat bagi mahasiswa dan memastikan semua target capaian pembelajaran tercapai. Metode penelitian yang digunakan adalah teknik pada *machine learning*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa *General Linear Model* merupakan model klasifikasi dengan akurasi terbaik, yang dapat digunakan untuk memprediksi prestasi belajar mahasiswa pada kelas tertentu berdasarkan nilai evaluasi kegiatan terstruktur pertama (EKT1), ujian tengah semester, nilai (UTS), dan skor evaluasi kegiatan terstruktur kedua (EKT2). Skor UTS memiliki pengaruh terbesar antara EKT1 dan EKT.

**Kata kunci :** Pandemic Covid-19, machine learning, General Linear Model, prediksi, artificial intelligence.

## 1. Pendahuluan

Pada akhirnya, masyarakat mulai beradaptasi dengan pandemi *COVID-19*. Suka atau tidak suka, inilah hidup kita hari ini. Semua lini kehidupan telah mengalami perubahan yang signifikan, dengan persentase yang berbeda-beda, begitu pula dengan pendidikan yang merupakan media pembelajaran dan

proses transfer ilmu pengetahuan antara mahasiswa dan dosen.

Jauh sebelum pandemi *Covid-19* ada, pembelajaran *daring* sudah dilakukan di berbagai negara (Murad *et al.*, 2020). Pembelajaran *online* telah mendapat perhatian di banyak negara selama sepuluh tahun terakhir karena memberikan beberapa keuntungan bagi mahasiswa termasuk fleksibilitas

\*) Corresponding author: [dmurad@binus.edu](mailto:dmurad@binus.edu)

ruang dan waktu belajar (Murad *et al.*, 2020). Di Indonesia hal ini masih sangat jarang, dan pola pikir masyarakat Indonesia terhadap pembelajaran *daring* masih sangat minim. Namun, pandemi *COVID-19* membuat hal yang tidak mungkin menjadi mungkin. Salah satunya adalah pembelajaran *online*.

Berbagai perguruan tinggi baik negeri maupun swasta yang didukung oleh pemerintah berusaha beradaptasi dengan kondisi terbatas terkait regulasi pandemi. Beberapa dapat menyesuaikan diri dengan cepat; kebanyakan tersandung dan sisanya berjalan sangat lambat. Dampak yang paling terasa adalah perubahan model pembelajaran (Murad, Hassan, et al. 2020). Terbiasa diskusi tatap muka, dilanjutkan dengan transfer ilmu secara langsung, namun kini harus terbatas pada *smartphone*, laptop, personal komputer, dan media lainnya. Memang tidak mudah, tapi harus tetap berjalan (Zhang, 2020).

Pada akhirnya, semua orang mampu beradaptasi, meskipun beberapa penelitian melaporkan penurunan prestasi belajar, peningkatan stres pada mahasiswa dan dosen sehingga beberapa anak kemudian tidak dapat melanjutkan sekolah, dan bagaimana mengetahuinya jika di masa depan mahasiswa dapat beradaptasi dengan baik dan mampu mencapai target belajarnya? atau sebaliknya apakah akan ada peningkatan yang signifikan lagi?

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi nilai mahasiswa dengan menggunakan metode pembelajaran mesin. Beberapa penelitian terkait penelitian ini telah dilakukan oleh peneliti lain, antara lain prediksi nilai mahasiswa menggunakan metode KNN (Murad, Hassan, et al. 2020), kinerja mahasiswa, prediksi dengan sistem rekomendasi menggunakan klasifikasi *data mining* (McGill and Klobas, 2009), personalisasi pemberi rekomendasi sistem (Murad, Heryadi, et al. 2020), prediksi nilai (Bag, Ghadge, and Tiwari 2019b) dan lain-lain. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi terhadap pembelajaran mahasiswa dan memberikan rekomendasi kepada pihak penyelenggara pembelajaran, dalam hal ini Universitas mengenai hasil prediksi nilai mahasiswa untuk dapat dipersiapkan langkah-langkah pencegahan terkait tidak tercapainya nilai mahasiswa.

## 2. Kerangka Teori

### 2.1. Face to face Learning

Model ini bersifat umum dan menjadi standar dalam proses pembelajaran mahasiswa. Model pembelajaran ini berlangsung secara tatap muka, dosen dan mahasiswa dapat berinteraksi secara langsung sehingga proses pembelajaran lebih mudah dipantau dan diukur (McGill and Klobas 2009).

Kegiatan pembelajaran tatap muka merupakan kegiatan pembelajaran yang berupa proses interaksi antara peserta didik dengan pendidik. Bagi lembaga pendidikan yang menerapkan sistem paket, kegiatan

tatap muka dilakukan dengan berbagai strategi, baik ekspositori maupun inkuiri. Metode yang digunakan adalah pembelajaran interaktif (McGill and Klobas, 2009), presentasi, diskusi, pembelajaran kolaboratif dan kooperatif, demonstrasi, eksperimen, dll. Bagi penyelenggara pendidikan yang menerapkan sistem kredit disarankan untuk melakukan kegiatan tatap muka dengan strategi ekspositori. Namun, adalah mungkin untuk menggunakan strategi berbasis penyelidikan. Termasuk metode ceramah interaktif, presentasi, diskusi kelas, tanya jawab, atau demonstrasi.

Pembelajaran tatap muka merupakan salah satu bentuk model pembelajaran konvensional yang mempertemukan dosen dan mahasiswa dalam satu ruangan untuk belajar. Lebih lanjut dapat dilihat bahwa dalam metode pembelajaran konvensional, dosen menyampaikan materi secara lisan dan mahasiswa mendengarkan, mencatat, mengajukan pertanyaan, dan dievaluasi. Selain itu, pembelajaran konvensional (Bag, Ghadge, and Tiwari, 2019a) sebagai model pembelajaran yang hanya menitikberatkan pada metode pembelajaran ceramah. Pembelajaran konvensional dilakukan secara tatap muka dan dilakukan selalu dengan irama yang sama. Ini sering disusun mulai dari pembukaan dosen. Pada bagian ini dosen akan menyampaikan topik yang dibahas, tujuan pembelajaran, dan metode yang digunakan untuk mencapai tujuan pembelajaran tersebut.

Selanjutnya dosen akan menyampaikan materi sesuai dengan topik yang telah disebutkan satu per satu sesuai urutan topik. Topik-topik disampaikan secara lisan, menggunakan media pembelajaran tertentu dan dievaluasi untuk menentukan hasil belajar berdasarkan daya serap mahasiswa. Di akhir pertemuan, dosen akan menyimpulkan pembelajaran dan memberikan kisi-kisi terkait topik pada pertemuan berikutnya. Berdasarkan pengertian di atas dapat digambarkan bahwa pembelajaran tatap muka konvensional adalah suatu proses pembelajaran terencana di suatu tempat tertentu dengan melibatkan kegiatan pembelajaran pendidik dan peserta didik sehingga terjadi interaksi sosial. Peran dosen dalam pembelajaran sangatlah penting dimana dosen merupakan sumber belajar dan informasi. Pembelajaran tatap muka konvensional biasanya menggunakan berbagai metode dalam proses pembelajarannya, antara lain ceramah, penugasan, tanya jawab, dan demonstrasi.

### 2.2. Online Learning

Pembelajaran *daring* merupakan model pembelajaran berbasis teknologi dan saat ini semakin diminati oleh berbagai kalangan mahasiswa. Pembelajaran *online* dilakukan dengan 2 metode yaitu sinkron dan asinkron. Model pembelajaran *online* tidak lagi menjadi model pembelajaran yang ditawarkan oleh institusi tetapi sudah menjadi

kebutuhan berbagai kalangan. Kondisi pandemi saat ini menjadi salah satu penyebab meningkatnya pembelajaran *daring*. dan penelitian ini terinspirasi untuk mengetahui perubahan signifikan lebih lanjut dalam proses pembelajaran.

Berbagai penelitian, antara lain survei terkait gaya mengajar (Titan *et al.*, 2019), kepuasan mahasiswa (murad *et al.*, 2017) berdasarkan persepsi mereka terhadap pembelajaran *online* dan sebagai konsumen di perguruan tinggi telah dilakukan oleh berbagai peneliti dan disinergikan dengan upaya terkait peningkatan sistem pembelajaran *online*.

Dalam penelitian kami sebelumnya, ditemukan bahwa pembelajaran *online* tidak lagi sebatas keinginan berbagai pihak dengan berbagai tujuan. Tapi itu adalah kebutuhan (Titan *et al.*, 2019). Pesatnya kemajuan teknologi merambah ke pelosok untuk kebutuhan pendidikan yang berkualitas. Peralannya, salah satu syarat terkait adalah kualitas pendidikan di kota masih terkonsentrasi dibandingkan di daerah. Sebaran data *Covid-19* di dunia ter update secara *real-time* (Ridho *et al.*, 2019). Berbagai penelitian lain telah dilakukan untuk membantu memberikan solusi sesuai dengan bidangnya masing-masing seperti pada Z. X. *et al.*, (2020). Seperti pembangunan mesin penghasil soal yang membantu dosen dalam menghasilkan soal sesuai materi pembelajaran dan mengacu pada taksonomi yang berkembang (Y. Tzu-Chi, 2021), Lenobot pada *Learning Management System*, gaya belajar *chatbot* meningkatkan performa pembelajaran *online* (D. F Murad *et al.*, 2020). Berbagai kekhawatiran muncul dan warga dunia bersatu untuk mencari solusi terbaik.

Berbagai penelitian telah melaporkan hasil penelitiannya baik secara mandiri maupun berkesinambungan. Penggunaan *machine learning* terkait dengan prediksi prestasi belajar, prediksi nilai mahasiswa (Ren *et al.*, 2019a), prediksi kinerja mahasiswa (Wati *et al.*, 2018), hingga memberikan rekomendasi berdasarkan hasil prediksi (Murad, Heryadi, *et al.* 2020). *Data mining* merupakan salah satu teknik yang paling banyak digunakan (Yousafzai *et al.*, 2020), *machine learning* seperti KNN (Bag *et al.*, 2019b), deep learning (Ren *et al.*, 2019b) dan lain-lain.

Meskipun *data mining* dilaporkan memiliki lebih banyak variasi dalam hal kinerja prediktif (Knoth *et al.* n.d.), beberapa teknik pembelajaran mesin juga dilaporkan memiliki akurasi prediksi terbaik (Journal 2020).

### 2.3. Penelitian sebelumnya

Pendidikan di Indonesia mengalami perubahan yang signifikan sejak pandemi *Covid-19*. Hal ini dikarenakan model pembelajaran konvensional dengan sistem tatap muka yang merupakan model pembelajaran yang paling banyak digunakan oleh lembaga pendidikan mulai beralih ke model pembelajaran *daring* atau dikenal juga dengan

pembelajaran jarak jauh. Namun tentu saja perubahan ini memerlukan upaya dan dukungan yang luar biasa, antara lain sarana atau prasarana, sumber daya manusia dan yang terpenting adalah perubahan pola pikir mahasiswa dan dosen (B. D. W. *et al.*, 2020). Bagi lembaga pendidikan, meskipun terjadi perubahan model pembelajaran, tentunya tetap ingin menjaga mutu akademik dengan menghasilkan lulusan yang unggul dalam bidang akademik, pengetahuan praktis, dan pemikiran yang inovatif.

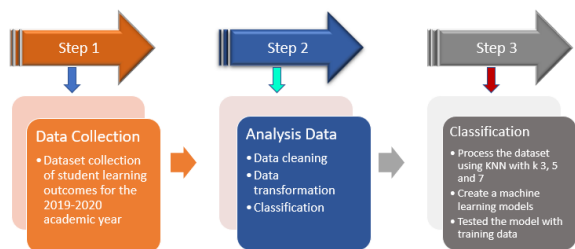
Prestasi akademik dapat diukur dengan melakukan berbagai ujian, penilaian dan bentuk pengukuran lainnya. Namun prestasi akademik dapat berbeda antara satu mahasiswa dengan mahasiswa lain karena setiap siswa memiliki tingkat kemampuan yang berbeda. Oleh karena itu, diperlukan informasi lebih awal mengenai tingkat pencapaian mahasiswa dengan sistem prediksi (Sulisworo *et al.*, 2020). Dalam hal tersedianya informasi yang cepat, tepat dan akurat akan sangat membantu penyelenggara pendidikan dalam memberikan pendampingan kepada peserta didiknya. Bentuk bantuan ini dapat diberikan dalam bentuk arahan agar mahasiswa belajar lebih giat, memberikan rekomendasi bahan pembelajaran atau soal-soal Latihan (Murad, 2019).

### 3. Metode

Penelitian ini menggunakan pembelajaran mesin untuk memprediksi nilai mahasiswa. Teknik *machine learning* yang digunakan adalah *Generalized Linear Model*, *Logistic Regression*, *Deep Learning*, *Decision Tree*, *Random Forest*, *Gradient Boosted Trees*, *Support Vector Machine*, *Fast Large Margin* dan *Naïve Bayes*. Semua teknik akan diuji untuk mengetahui teknik mana yang memiliki akurasi terbaik untuk memprediksi nilai mahasiswa.

Penelitian ini menggunakan dataset nilai mahasiswa Fakultas Teknik-Universitas Islam Syekh Yusuf Tangerang. Dataset menggunakan nilai-nilai beberapa kelas untuk empat mata kuliah dengan pengambilan data secara random sampling. Metode *random sampling* mengadopsi teknik *non-probability* berupa *accidental sampling*.

Beberapa penelitian sejenis menggunakan KNN sebagai salah satu metode klasifikasi. Diantaranya digunakan untuk kerangka rekomendasi *e-learning* menggunakan *deep learning* (Wang *et al.*, 2017), improvisasi pengalaman belajar menggunakan *learning analytics* (Mothukuri *et al.*, 2017), dan *data mining for Education* (Sreenivasa Rao *et al.*, 2017). Kerangka penelitian yang digunakan dalam penelitian ini mengacu kepada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

3.1. Dataset

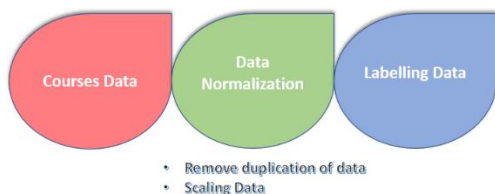
Penelitian ini menggunakan dataset hasil belajar mahasiswa UNIS Fakultas Teknik Jurusan Informatika. Dataset terdiri dari hasil belajar mahasiswa sebelumnya pada beberapa mata pelajaran yang dijadikan sampel di penelitian ini. Matakuliah tersebut terdiri dari:

- a) Matakuliah Pengenalan Teknologi Informasi
- b) Matakuliah Sistem Operasi
- c) Matakuliah Arsitektur dan Organisasi Komputer
- d) Matakuliah Komunikasi data.

3.2. Preprocessing

Tahapan *preprocessing* dilakukan dengan mengacu kepada Gambar 2. Tahapan yang dilakukan terdiri dari:

- a) Pengumpulan dan tabulasi data
- b) Normalisasi data
- c) Pemberian label pada data



Gambar 2. Preprocessing

4. Hasil dan Pembahasan

Hasil dan pembahasan diungkapkan dengan padat dan jelas kerangka keilmuan yang diperoleh, bukan merupakan barisan tabel data atau gambar.

4.1. Tahapan Penelitian-dataset

Setiap matakuliah memiliki atribut berikut ini :

- 1. Evaluasi Kegiatan Terstruktur 1 (EKT1)
- 2. Evaluasi Kegiatan Terstruktur 2 (EKT2)
- 3. Ujian Tengah Semester (UTS)
- 4. Ujian Akhir Semester (UAS)

Dataset yang digunakan di penelitian ini terdiri dari 900 *record* data untuk ke empat matakuliah dalam rentang waktu 3 tahun terakhir. Rata-rata kelas per matakuliah sejumlah 2 kelas dengan rata-rata mahasiswa 30-40 mahasiswa per kelas. Ilustrasi

dataset digambarkan seperti Gambar 3. dimana, keempat atribut tersebut (EKT1, EKT2, UTS dan UAS) digunakan sebagai indikator untuk memprediksi Nilai Akhir (N\_End). Tampilan awal dataset ditunjukkan pada Tabel 2.

4.2. Tahapan Penelitian-normalisasi data

Seluruh data dari keempat mata kuliah tersebut dijadikan sebagai dataset yang selanjutnya akan mengarah pada normalisasi data yang dilakukan seperti pada Tabel 1. Tabel 1 merupakan ilustrasi dari normalisasi data yang dilakukan pada dataset.

Tabel 1. Normalisasi data

MIN	MAX	UTS	UAS	NORM
85	95	85	90	1,00
82	92	82	89	0,98
85	90	90	85	0,98
80	90	80	85	0,95
80	85	85	85	0,95
80	95	80	83	0,95
80	90	80	82	0,93
80	85	80	83	0,93
80	80	80	83	0,92
78	87	78	80	0,91
78	85	78	80	0,91
75	86	75	79	0,89
75	85	85	78	0,89
75	80	75	80	0,89
70	80	80	80	0,89
60	88	88	80	0,89
80	88	84	75	0,89
75	90	75	77	0,89
75	87	75	78	0,89
80	88	83	75	0,89
80	85	85	75	0,89
80	85	80	77	0,89
75	85	85	75	0,88
78	90	78	75	0,88
75	85	75	78	0,88

Hal ini dilakukan untuk mengklasifikasikan mahasiswa berdasarkan nilai. Hasil gabungan dari keempat mata kuliah tersebut ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Struktur Dataset

EKT 1	UTS	EKT 2	UAS	NILAI	GRADE	LABEL	MIN	MAX	AVE	KELAS	MATKUL
90	85	95	90	89,38	A	AA	85	90	88	6C	ARKOM
90	82	92	89	87,75	A	AA	82	90	86	6C	ARKOM
80	80	85	85	83,95	A	AA	80	80	80	3E	SISOP
80	80	85	85	83,95	A	AA	80	80	80	3E	SISOP
80	85	75	85	83,90	A	AA	80	85	83	3B	SISOP
85	78	90	85	83,88	A	AA	78	85	82	6D	ARKOM
87	82	92	82	83,88	A	AA	82	87	85	6C	ARKOM
80	88	85	80	83,45	A	AA	80	88	84	3B	SISOP
80	80	80	85	83,30	A	AA	80	80	80	3A	SISOP
80	80	80	85	83,30	A	AA	80	80	80	3A	SISOP
80	80	80	80	80,00	A	AA	80	80	80	4C	KOMDAT
87	75	90	78	79,88	B+	BA	75	87	81	6C	ARKOM
87	75	90	78	79,88	B+	BA	75	87	81	6C	ARKOM
86	75	90	78	79,75	B+	BA	75	86	81	6C	ARKOM
80	83	85	75	79,70	B+	BA	80	83	82	3E	SISOP
85	75	90	78	79,63	B+	BA	75	85	80	6D	ARKOM
85	75	90	78	79,63	B+	BA	75	85	80	6D	ARKOM
85	75	90	78	79,63	B+	BA	75	85	80	6D	ARKOM
80	80	75	70	75,15	B+	BA	80	80	80	3A	SISOP
85	80	75	70	75,00	B+	BA	80	85	83	4B	KOMDAT
75	70	80	75	74,38	B	BB	70	75	73	6D	ARKOM
80	75	70	60	67,50	C+	CB	75	80	78	4B	KOMDAT
80	70	70	60	66,25	C+	CB	70	80	75	4A	KOMDAT
80	75	80	55	66,25	C+	CB	75	80	78	4A	KOMDAT
60	70	70	60	64,40	C	CC	60	70	65	3B	SISOP
80	0	85	80	61,45	C	CC	0	80	40	3A	SISOP
50	75	60	55	60,00	C	CC	50	75	63	4A	KOMDAT
50	40	40	75	58,75	D	DD	40	50	45	6C	ARKOM
20	60	70	65	58,75	D	DD	20	60	40	6C	ARKOM
50	60	50	60	57,50	D	DD	50	60	55	6D	ARKOM
80	85	80	0	42,05	E	EE	80	85	83	3A	SISOP
80	70	70	0	36,25	E	EE	70	80	75	6D	ARKOM
78	0	60	0	17,25	E	EE	0	78	39	4A	KOMDAT

Berdasarkan dataset pada Tabel 2, terlihat sebaran data kurang baik dengan jumlah transaksi 176. Dengan nilai tertinggi 89,93 dan nilai terendah 0. Sehingga perlu dilakukan penskalaan data (0-1) diurutkan berdasarkan nilai tertinggi (1) hingga terendah (0).

4.3. Tahapan Penelitian- Label data

Jika dataset dibagi dengan komposisi 80:20 untuk data latih, maka distribusi data tidak normal sehingga data dibagi menjadi dua dan diberi label “Baik/1” dan “Kurang Baik/2”. Dengan demikian, tampilan dataset seperti Tabel 3.

Tabel 3. Data Label

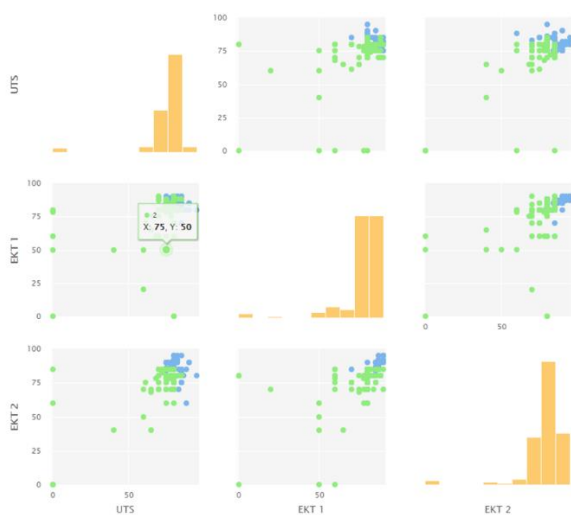
EKT 1	UTS	EKT 2	NILAI	NORM	Z_CLASS
90	85	95	89,38	1,00	1
90	82	92	87,75	0,98	1
85	90	90	87,75	0,98	1
80	90	90	87,1	0,97	1

EKT 1	UTS	EKT 2	NILAI	NORM	Z_CLASS
80	95	80	87,05	0,97	1
-	-	-	-	-	1
-	-	-	-	-	1
-	-	-	-	-	1
85	78	90	78,88	0,88	1
85	75	84	78,88	0,88	1
60	80	85	78,85	0,88	2
-	-	-	-	-	2
-	-	-	-	-	2
-	-	-	-	-	2
50	0	0	6,5	0,07	2
0	0	0	0	0,00	2

Dataset yang telah diberi label kemudian diolah menggunakan KNN, namun hasil pengolahan data

menggunakan KNN tidak menunjukkan hasil yang baik karena sebaran data hanya terkumpul pada satu area atau satu kuadran seperti terlihat pada Gambar 3, kemudian, dataset tersebut diproses menggunakan semua algoritma pembelajaran mesin untuk mendapatkan nilai prediksi terbaik. Algoritma pembelajaran mesin yang digunakan meliputi:

- a) *Generalized Linier Model*
- b) *Logistic Regression*
- c) *Deep Learning*
- d) *Decision Tree*
- e) *Random Forest*
- f) *Gradient Boosted Trees*
- g) *Support Vector Machine*
- h) *Fast Large Margin*
- i) *Naïve Bayes*



Gambar 3. Diagram distribusi dataset (matrik confusion)

Tabel 4 menunjukkan perbandingan model klasifikasi dengan hasil akurasi tertinggi yaitu 84.0% diperoleh melalui *generalied linier model* dan akurasi terendah sebesar 49.1% untuk *Naive Bayes*.

Tabel 4. perbandingan model klasifikasi

Model	Accuracy	Standard deviation	Gains	Total Time
<i>Generalized linier model</i>	84.0%	11.4%	32	413 ms
<i>Logistic regression</i>	84.0%	11.4%	32	459 ms
<i>Deep learning</i>	79.8%	6.7%	28	1s
<i>Decision tree</i>	79.0%	4.5%	28	825s
<i>Random forest</i>	76.0%	5.5%	26	2s
<i>Gradient boosted trees</i>	73.6%	4.9%	22	0s
<i>Support vector machine</i>	52.0%	8.4%	12	2s
<i>Fast large margin</i>	50.3%	9.2%	8	1s
<i>Naive bayes</i>	49.1%	5.6%	2	403s

Kinerja model *generalied linier* memiliki akurasi 0.84 dengan presisi yang sama yaitu 0.84. *Generalied linier model* menghasilkan prediksi seperti terlihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil prediksi

Attribute	Coefficient	Std. Coefficient
EKT 1	0.160	2.531
UTS	0.414	6.241
EKT 2	0.228	2.797
Intercept	-63.814	-2.157

Dengan performa model *generalied linier* seperti pada tabel 6 berikut:

Tabel 6. Kinerja Model

Criteria	Value	standard deviation
Accuracy	0.84	0.11
Classification_error	0.16	0.11
AUC	0.92	0.06
Precision	0.84	0.10
Recall	0.84	0.17
F_measure	0.84	0.13
Sensitivity	0.84	0.17
Specificity	0.84	0.09

#### 4.4. Pembahasan

Penelitian ini telah menghasilkan sebuah model yang dapat memprediksi nilai akhir mahasiswa berdasarkan kemiripan mahasiswa target dengan mahasiswa sebelumnya yang telah mengambil matakuliah tersebut sesuai matakuliahnya masing-masing. Model telah diuji dan di evaluasi akurasinya. Penelitian ini membuktikan bahwa dari 9 algoritma *machine learning* yang digunakan, diketahui bahwa model *Generalized Linier* memiliki akurasi tertinggi. Sehingga, model ini dapat digunakan di jurusan Teknik Informatika guna membantu jurusan memberikan bantuan kepada mahasiswa, baik dalam bentuk pemberian tugas tambahan, pemberian rekomendasi materi yang dapat dipelajari lebih lanjut oleh mahasiswa, dan lainnya, jika berdasarkan hasil prediksi nilai akhir mahasiswa berdasarkan model tidak memuaskan, atau terindikasi tidak akan tercapai target pembelajarannya.

#### 5. Kesimpulan

Model *Linier* Umum adalah model klasifikasi dengan akurasi terbaik, yang dapat digunakan untuk memprediksi kinerja mahasiswa di kelas tertentu berdasarkan skor EKT1, UTS, dan EKT2. Ternyata skor UTS memiliki pengaruh terbesar antara EKT1 dan EKT2. Berdasarkan hal tersebut, hasil penelitian ini dapat dijadikan acuan bagi lembaga pendidikan atau pihak kampus terkait pemantauan hasil belajar mahasiswa. Dapat juga dijadikan acuan bagi lembaga – melalui dosen – untuk memotivasi mahasiswa yang hasil prediksinya kurang baik, dan memberikan perhatian khusus dengan memberikan rekomendasi materi pembelajaran atau langkah-langkah yang dapat

dilakukan mahasiswa untuk mencapai target belajarnya.

#### Daftar Pustaka

- Bag, Sujoy, Abhijeet Ghadge, and Manoj Kumar Tiwari. 2019b. "An Integrated Recommender System for Improved Accuracy and Aggregate Diversity." *Computers and Industrial Engineering* 130(February):187–97. doi: 10.1016/j.cie.2019.02.028.
- Clare, L., Pottie, G., Agre, J., 1999. Self-organizing distributed sensor networks, *Proceedings SPIE Conference Unattended Ground Sensor Technologies and Applications*, vol. 3713, Orlando, April 8, 229–237
- Murad, D.F., Rosilah, H., Yaya, H., Bambang, D.W., Titan, 2020. The Impact of the *COVID-19* Pandemic in Indonesia (Face to face versus *Online Learning*),” in 2020 Third International Conference on Vocational Education and Electrical Engineering (ICVEE), Surabaya, Indonesia, 2020, pp. 1–4, doi: 10.1109/ICVEE50212.2020.9243202.
- Murad, D. F. and Irsan, M., 2017. An analysis of scheduling automation to increase student satisfaction, doi: 10.1145/3029387.3029407.
- Sulisworo, D., Fitriawati, M., Maryani, I., Hidayat, S., Agusta, E. and Saputri, W., 2020. Students’ self-regulated learning (SRL) profile dataset measured during *Covid-19* mitigation in Yogyakarta, Indonesia, *Data Br.*, vol. 33, p. 106422, 2020, doi: 10.1016/j.dib.2020.106422.
- Knoth, Petr, Lucas Anastasiou, Aristotelis Charalampous, Matteo Cancellieri, and Samuel Pearce, 2017. Towards Effective Research Recommender Systems for Repositories CORE , Knowledge Media Institute , The Open University In This Paper , We Argue Why and How the Integration of Recommender Systems for Research Can Enhance the Functionality and User Experien, 1–6.
- McGill, Tanya J., and Jane E. Klobas. 2009. A Task-Technology Fit View of Learning Management System Impact.” *Computers and Education* 52(2):496–508. doi: 10.1016/j.compedu.2008.10.002.
- Mothukuri, Uday Kumar, Viswanath Reddy, B., Naveen Reddy, P., Sarada Gutti, Kumar Mandula, Ramu Parupalli, Murty, and Magesh, E., 2017. Improvisation of Learning C. H. A. S. Experience Using Learning Analytics in ELearning.
- Murad, D.F., Yaya, H., Sani, M.I., and Widodo, B., 2020. Personalization of Study Material Based on Predicted Final Grades Using Multi-Criteria User-Collaborative Filtering Recommender System.” *Education and Information Technologies* May(III). doi: 10.1007/s10639-020-10238-9
- Ren, Zhiyun, Xia Ning, Andrew S. Lan, and Huzefa Rangwala, 2019a. “Grade Prediction Based on Cumulative Knowledge and Co-Taken Courses.” *EDM 2019 - Proceedings of the 12th International Conference on Educational Data mining (Edm)*:158–67.
- Ren, Zhiyun, Xia Ning, Andrew S. Lan, and Huzefa Rangwala, 2019b. “Grade Prediction with Neural Collaborative Filtering.” *Proceedings - 2019 IEEE International Conference on Data Science and Advanced Analytics, DSAA 2019* 1–10. doi: 10.1109/DSAA.2019.00014.
- Ridho, B.I., Listya, A.S., Brian, G.M., 2019. Vional ; Andrianto Susilo, “The Determinants of Students’ Perceived Learning Outcomes and Satisfaction in BINUS *Online Learning*,” 2019.
- Sreenivasa Rao, K., Swapna, N. and Praveen Kumar, P. 2017. “Educational *Data mining* for Student Placement Prediction Using *Machine learning Algorithms*.” *International Journal of Engineering & Technology* 7(1.2):43. doi: 10.14419/ijet.v7i1.2.8988.
- Titan, T., Fernando, E., Murad, D. F., Warnars, H. L. H. S. and Oktriono, K., 2019. Development Conceptual Model and Validation Instrument for E-Learning Succes Model at Universities in Indonesia: Perspectives influence of Instructor’s Activities and Motivation, 2019, doi: 10.1109/AIT49014.2019.9144754.
- Wang, Xiao, Yuanyuan Zhang, Shengnan Yu, Xiwei Liu, Yong Yuan, and Fei Yue Wang, 2017. E-Learning Recommendation Framework Based on Deep Learning.” *2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, SMC 2017* 2017-Janua:455–60. doi: 10.1109/SMC.2017.8122647.
- Wati, Masna, Wahyu Indrawan, Joan Angelina Widians, and Novianti Puspitasari, 2018. “*Data mining* for Predicting Students’ Learning Result.” *Proceedings of the 2017 4th International Conference on Computer Applications and Information Processing Technology, CAIPT 2017* 2018-Janua:1–4. doi: 10.1109/CAIPT.2017.8320666.
- Tzu-Chi, Y. 2020. Impacts of Observational Learning and Self-regulated Learning Mechanisms on *Online Learning Performance: A Case Study on High School Mathematics Course*,” in In 2020 IEEE 20th International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT), 2020, pp. 194–197.
- Yousafzai, Bashir K., Maqsood H., and Sher, A., 2020. Application of *Machine learning and Data mining* in Predicting the Performance of Intermediate and Secondary Education Level Student.” *Education and Information Technologies*. doi: 10.1007/s10639-020-10189-1.
- Zhang, Chi. 2020. “A Study on Academic

Emotional Tendency of *Online Learning* for Foreign Language Majors under the Background of Epidemic Prevention and Control.” *Proceedings - 2020 International Conference on Big Data and Informatization Education, ICB DIE 2020* 346–49. doi: 10.1109/ICBDIE50010.2020.00087

Zhe Xu., Lei Shi, Yijin Wang, Jiyuan Zhang, Lei Huang, Chao Zhang, Shuhong Liu, Peng Zhao, Hongxia Liu, Li Zhu, Yanhong Tai, Changqing Bai, Tingting Gao, Jinwen Song, Peng Xia, Jinghui Dong, Jingmin Zhao, Fu-Sheng Wang, 2020. Case Report Pathological findings of *COVID-19* associated with acute respiratory distress syndrome,” *Lancet Respi*, vol. 8, no. 4, pp. 420–422, 2020.