



Klasifikasi karir mahasiswa bidang web developer menggunakan algoritma naïve bayes

Career classification of web developer students using the naïve bayes algorithm

Sonia Wanda Mafriza*, Armansyah

* Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara. Jl. Lap. Golf, Kp. Tengah, Kec. Pancur Batu, Kab. Deli Serdang, Kota Medan, Sumatera Utara, Indonesia

INFORMASI ARTIKEL

Article History:

Submission: 19-11-2023

Revised: 29-11-2023

Accepted: 01-12-2023

Kata Kunci:

Naïve bayes; klasifikasi, karir; web developer; machine learning.

Keywords:

Naïve bayes; classification, career; web developer; machine learning.

* Korespondensi:

Sonia Wanda Mafriza
soniawanda13@gmail.com
armansyah@uinsu.ac.id

ABSTRAK

Mengenyam pendidikan sebagai mahasiswa IT (*Information and Technology*), tidak selalu menjamin seorang individu untuk memahami potensi dirinya di bidang tersebut. Banyak dari mahasiswa IT yang bahkan ketika mencapai semester akhir perkuliahan tidak mengetahui arah karir yang harus ia tuju sebagai seorang yang berada di bidang IT karena tidak mengetahui potensi dirinya. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan mahasiswa IT, khususnya Program Studi Ilmu Komputer dan Sistem Informasi, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, yang berpotensi menjadi seorang Web Developer, pada bagian karir "*Front-end Developer*" atau "*Back-end Developer*" dengan menggunakan algoritma *naïve bayes*. Sebanyak 64 data terkait performa dan pemahaman mahasiswa di bidang *Web Development* digunakan sebagai model pembelajaran. Hasil pemodelan dengan Algoritma *Naïve Bayes* menunjukkan bahwa minat karir mahasiswa IT di UINSU lebih besar pada karir *Back-end Developer* dibanding pada bagian *Front-end Developer* dengan akurasi model sebesar 85%. Diharapkan dengan adanya penelitian ini, dapat menjadi pemicu mahasiswa IT di UINSU untuk memperdalam potensi yang dimiliki dan menentukan tujuan karir mereka pada karir *Web Developer*.

ABSTRACT

Receiving education as an IT (Information and Technology) student does not always guarantee that an individual understands his or her potential in that field. Many IT students, even when they reach the final semester of their studies, don't know what career direction they should go as someone in the IT field because they don't know their potential. This research aims to classify IT students, especially the Computer Science and Information Systems Study Program, North Sumatra State Islamic University, who have the potential to become Web Developers, in the Front-end Developer or Back-end Developer career section using the Naïve Bayes algorithm. A total of 64 data related to student performance and understanding in the field of Web Development were used as a learning model. The results of modeling using the Naïve Bayes Algorithm show that IT students' career interest at UINSU is greater in the Back-end Developer career than in the Front-end Developer section with a model accuracy of 85%. It is hoped that this research can trigger IT students at UINSU to deepen their potential and determine their career goals in a Web Developer career.



1. PENDAHULUAN

Mengenyam pendidikan sebagai mahasiswa IT (*Information and Technology*), tidak selalu menjamin seorang individu untuk memahami potensi dirinya di bidang tersebut. Banyak dari mahasiswa IT yang bahkan ketika mencapai semester akhir perkuliahan tidak mengetahui arah karir yang harus ia tuju sebagai seorang yang berada di bidang IT, karena tidak mengetahui potensi dirinya. Penelitian ini akan membuat model klasifikasi karir mahasiswa di bidang *Web developer* atau karir sebagai pengembang web. *Web developer* atau pengembang web sendiri adalah karir yang membutuhkan beberapa pemahaman dan kompetensi yang memadai di bidang IT (*Information and Technology*). Kompetensi yang dimaksud tersebut, tertuang dalam Daftar Unit Kompetensi Okupasi Bidang Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIK), diantaranya yaitu mampu merancang *user experience*, mengimplementasikan basis data, mengimplementasikan algoritma pemrograman, melakukan pembaharuan perangkat lunak, serta beberapa kompetensi penting lainnya [1]. Seorang *web developer* dapat menangani bagian-bagian tugas sebagai *front-end* maupun *back-end developer*. Idealnya, seorang *web developer* sebaiknya fokus pada salah satu bagian tugas sebagai *front-end developer* saja ataupun sebagai *back-end developer* saja.

Pemahaman dan performa yang harus dimiliki oleh seorang *front-end developer* adalah memahami *skill* fundamental seperti HTML, CSS, dan JavaScript, bertanggung jawab pada bagian *user experience*, serta *me-maintenance website* dan *user interface* dalam web [2]. Sedangkan menurut peta okupasi karir pengembang web, seorang *back-end developer* harus memiliki kompetensi yaitu dapat melakukan debugging, menggunakan SQL, mengelola risiko keamanan informasi, dan yang berhubungan dengan pekerjaan di balik layar lainnya [1].

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan mahasiswa Program Studi (Prodi) Ilmu Komputer dan Sistem Informasi, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara (UINSU), yang berpotensi menjadi seorang *web developer*, berdasarkan pada faktor-faktor yang memungkinkan seseorang untuk dapat menduduki profesi sebagai *front-end developer* ataupun *back-end developer*.

Adapun metode klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode *naïve bayes*. Selain metode tersebut, beberapa metode lain yang dapat digunakan untuk klasifikasi diantaranya adalah *SVM (Support Vector Machine)*, *KNN (K-Nearest Neighbour)*, dan *Decision Tree*. Penggunaan metode *SVM* dan *KNN* lebih relevan untuk data dengan variabel nilai kontinu atau diskrit yang berupa angka/numerik. Sedangkan pada metode *Decision Tree* dan juga *Naïve Bayes*, umumnya data variabel berbentuk kategorial ataupun diskrit relevan untuk digunakan [3], [4]. Maka dari itu, untuk data yang merepresentasikan pola kata dan kategorial, sangat relevan menggunakan metode *naïve bayes*. Perhitungan algoritma ini juga cepat dan efisien serta dapat digunakan untuk jumlah data yang kecil sebagaimana subyek pada penelitian ini yaitu mahasiswa semester 3,5, dan 7 Prodi Ilmu Komputer dan Sistem Informasi UINSU [5]. Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berupa kuesioner mengenai pemahaman dan performa mengenai *web developer* yang dimiliki mahasiswa.

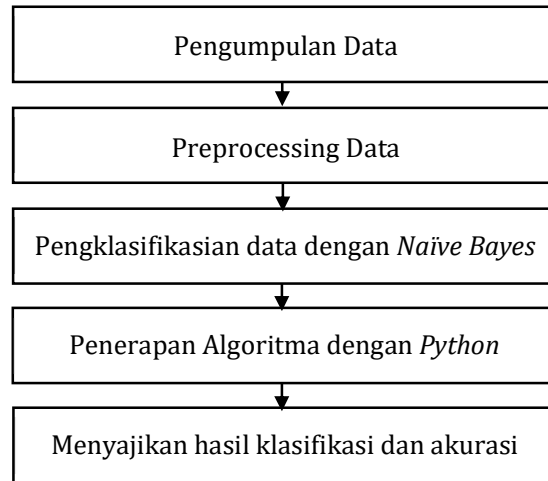
Riset terkait yang membahas klasifikasi dengan algoritma *naïve bayes* pun sudah banyak dilakukan sebelumnya. Seperti penelitian berjudul "Model Aturan Klasifikasi Minat Mahasiswa Berwirausaha dengan Algoritma *Naïve Bayes*" dimana penelitian ini menemukan bahwa 93,98% mahasiswa minat terhadap berwirausaha dengan akurasi 92,59% [6]. Penelitian selanjutnya berjudul "Klasifikasi Kesiapan Siswa Melaksanakan Pembelajaran Tatap Muka di Masa Pandemi dengan Algoritma *Naïve Bayes*" yang mana hasil klasifikasi dari penelitian ini menemukan bahwa 25 siswa siap untuk PTM dan 2 siswa tidak siap untuk melaksanakan PTM dengan akurasi sebesar 92,59% [7]. Penelitian selanjutnya yang berjudul "Penerapan Algoritma *Naïve Bayes* Dalam Penentuan Kelayakan Penerima Kartu Jakarta Pintar Plus" yang mana dari 134 data dinyatakan 117 diantaranya "Layak" menerima KJP dan 14 data dinyatakan "Tidak layak" menerima KJP dengan akurasi sebesar 97,76% [8]. Penelitian selanjutnya membahas mengenai "Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes* Berdasarkan Tekstur Warna Berbasis Android", penelitian ini memiliki akurasi sebesar 75% dalam mengklasifikasikan penyakit kulit berdasarkan bentuk visual (warna) [9].

Penelitian ini berbeda dari penelitian-penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya karena permasalahan yang diangkat pada penelitian ini adalah minat karir mahasiswa pada satu bidang IT yaitu bidang *Web Developer*, terkhusus untuk mahasiswa yang memiliki minat karir pada bagian profesi sebagai *Front-end Developer* atau pada bagian *Back-end Developer*, menggunakan satu pendekatan yaitu performa dan pemahaman mahasiswa terkait dengan bidang *Web Developer*.

Dengan adanya penelitian ini, diharapkan mahasiswa Ilmu Komputer dan Sistem Informasi UINSU dapat mengetahui hasil dari klasifikasi kemampuan mereka di bidang *web developer* yang dapat dilihat dari akurasi perhitungan kinerja *naive bayes* dalam pengklasifikasian karir ini menggunakan *confusion matrix*, diharapkan juga mahasiswa dapat memperdalam salah satu bagian karir di antara *front-end developer* ataupun *back-end developer*, sehingga saat lulus dan menyandang gelar sarjana, mahasiswa dapat langsung menekuni karir yang sudah lebih dulu ia dalaminya tersebut.

2. METODE

Agar langkah-langkah yang diambil dalam perancangan ini tidak melenceng dari pokok pembahasan dan lebih mudah dipahami, [Gambar 1](#) paparan mengenai tahapan penelitian yang akan dilakukan.



Gambar 1. Tahapan penelitian

Penjelasan mengenai [Gambar 1](#), secara rinci dapat dijabarkan sebagai berikut mengikuti tahapan penelitian yang telah dibuat.

2.1 Pengumpulan data

Pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan kuesioner melalui media online yaitu *google form* yang berisi daftar pertanyaan terkait performa dan pemahaman mahasiswa di bidang *web development* dengan partisipasi dari mahasiswa Ilmu Komputer dan Sistem Informasi UINSU khususnya semester 3, 5, dan 7. Pengumpulan data dilakukan dari bulan September hingga Oktober 2023.

Tabel 1. Data awal

MWD	FEBE	PW	MW	Perangkat	UMWD	EP	BPE	FMW	PDB	DW	MDW	KTKS	Minat
Pernah	Cukup paham	Paham	Tidak suka	Tidak punya	Meminjam	Cukup suka	HTML / CSS / Java Script	Algoritma	Tertarik	Tertarik	Cukup mahir	Paham	Back-end Developer
Pernah	Cukup paham	Cukup paham	Cukup suka	Punya	Meminjam	Cukup suka	HTML / CSS / Java Script	Desain	Cukup tertarik	Cukup tertarik	Tidak mahir	Cukup paham	Back-end Developer

MWD	FEBE	PW	MW	Perangkat	UMWD	EP	BPE	FMW	PDB	DW	MDW	KTKS	Minat
Pernah	Cukup paham	Cukup paham	Tidak suka	Punya	Tidak belajar	Cukup suka	HTML / CSS / Java Script	Desain	Cukup tertarik	Cukup tertarik	Tidak mahir	Cukup paham	Back-end Developer
Pernah	Cukup paham	Paham	Cukup suka	Punya	Tidak belajar	Cukup suka	PHP / Golang / Python	Algoritma	Cukup tertarik	Cukup tertarik	Cukup mahir	Cukup paham	Back-end Developer
Pernah	Cukup paham	Cukup paham	Suka	Punya	Tidak belajar	Cukup suka	PHP / Golang / Python	Desain	Tertarik	Cukup tertarik	Cukup mahir	Cukup paham	Back-end Developer
Pernah	Cukup paham	Cukup paham	Cukup suka	Punya	Meminjam	Suka	PHP / Golang / Python	Desain	Tertarik	Tertarik	Cukup mahir	Paham	Back-end Developer
Pernah	Cukup paham	Cukup paham	Cukup suka	Punya	Meminjam	Cukup suka	HTML / CSS / Java Script	Desain	Cukup tertarik	Tertarik	Cukup mahir	Cukup paham	Front-end Developer
Pernah	Cukup paham	Cukup paham	Cukup suka	Punya	Meminjam	Cukup suka	HTML / CSS / Java Script	Desain	Cukup tertarik	Tertarik	Cukup mahir	Cukup paham	Front-end Developer
Pernah	Paham	Tidak paham	Suka	Punya	Tidak belajar	Cukup suka	PHP / Golang / Python	Algoritma	Tertarik	Tertarik	Mahir	Paham	Back-end Developer

Tabel 1 menunjukkan data awal yang didapat dari pengumpulan data. Pertanyaan pada kuesioner berjumlah tiga belas pertanyaan, dengan 1 target yaitu kolom “Minat”. Dari kuesioner ini terkumpul sebanyak 78 data responden yang akan dilakukan *preprocessing data*.

2.2 Preprocessing data

Data yang telah diperoleh dari jawaban kuesioner selanjutnya akan dilakukan proses *cleaning* yaitu menghapus data dan atribut yang tidak diperlukan, pada penelitian ini selain data mahasiswa semester 3, 5, dan 7 akan dihapus dan tidak akan dipakai untuk pemodelan [10]. Proses selanjutnya yaitu *case folding*, proses ini memiliki tujuan untuk menyeragamkan format jawaban pada data, seperti mengubah huruf kecil dan huruf besar sehingga semua data memiliki format jawaban yang sama. Proses *delimenter* juga dilakukan guna menyamakan karakter seperti tanda garis miring (/) yang terdapat pada data [11]. Setelah tahap *preprocessing* dilakukan, data yang tadinya berjumlah 78 data, kini hanya dipakai sebanyak 64 data dan akan dibagi menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 80%:20%, yaitu data latih sebanyak 51, sedangkan data uji sebanyak 13 data. Berikut adalah atribut yang digunakan pada penelitian serta variabel yang digunakan untuk mempermudah proses pembelajaran.

Tabel 2. Kriteria atribut

No	Atribut	Keterangan		
		Pilihan 1	Pilihan 2	Pilihan 3
1	Mempelajari Web Development (MWD)	Pernah (PN)	Tidak pernah (TPN)	-
2	Karir Front-end dan Back-end Developer (FEBE)	Paham (P)	Cukup paham (CP)	Tidak paham (TP)
3	Pembuatan Web (PW)	Paham (P)	Cukup paham (CP)	Tidak paham (TP)
4	Mengembangkan Web (MW)	Suka (S)	Cukup suka (CS)	Tidak suka (TS)
5	Laptop/PC (Perangkat)	Ada (A)	Tidak ada (TA)	-
6	Usaha Mempelajari Web Developer (UMWD)	Meminjam (M)	Tidak belajar (TB)	-
7	Eksplorasi Kode Program (EP)	Suka (S)	Cukup suka (CS)	Tidak suka (TS)

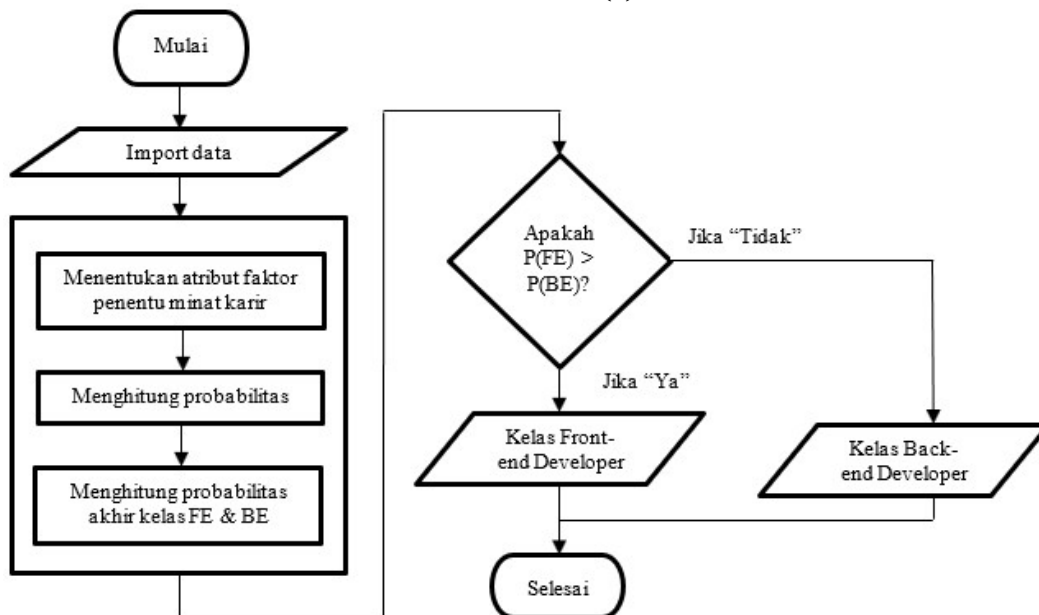
No	Atribut	Keterangan		
		Pilihan 1	Pilihan 2	Pilihan 3
8	Bahasa Pemrograman yang Dieksplor (BPE)	HTML / CSS / Java Script (HCJ)	PHP / Golang / Python (PGP)	-
9	Fokus Mengembangkan Website (FMW)	Desain (D)	Algoritma (AG)	-
10	Pengelolaan Database (PDB)	Tertarik (T)	Cukup tertarik (CT)	Tidak tertarik (TT)
11	Mendesain Tampilan Website (DW)	Tertarik (T)	Cukup tertarik (CT)	Tidak tertarik (TT)
12	Menyusun Desain Web (MDW)	Mahir (M)	Cukup mahir (CM)	Tidak mahir (TM)
13	Kemampuan Tata Kelola Server (KTKS)	Paham (P)	Cukup paham (CP)	Tidak paham (TP)

Tabel 2 menunjukkan atribut dan variabel yang akan digunakan untuk proses pembelajaran mesin. Pada pilihan jawaban terdapat beberapa diantaranya menggunakan 2 pilihan jawaban, dan beberapa menggunakan 3 pilihan jawaban. Sesuai dengan skala yang digunakan pada kuesioner penelitian, yaitu menggunakan 2 skala, yaitu skala *likert* yang mana pilihan jawaban menggunakan tingkatan gradasi dari jawaban positif ke jawaban negatif, sementara skala *guttman* yaitu pilihan jawaban 1 atau 0, ya atau tidak, dan yang merepresentasikan keterbalikan antara 2 pilihan [12]. Penyingkatan variabel pada Tabel 2 juga dilakukan agar mempermudah pembelajaran.

2.3 Pengklasifikasian data dengan naïve bayes

Tahap ketiga yaitu pengklasifikasian data dengan algoritma *Naïve Bayes*, yaitu dengan membuat data kuesioner menjadi data tabulasi sesuai variabel atribut untuk setelah itu dihitung probabilitas kelas dan probabilitas kejadian atribut terhadap kelas. Persamaan yang digunakan dalam menghitung probabilitas [13] dan alur klasifikasi model dengan *naïve bayes* Gambar 2.

$$P(H|X) = \frac{P(H).P(X|H)}{P(X)} \quad (1)$$



Gambar 2. Alur klasifikasi [12]

2.4 Penerapan algoritma dengan python

Tahap keempat yaitu melakukan penerapan algoritma *Naïve Bayes* menggunakan Bahasa pemrograman *Python* versi 3 dengan tools *Jupyter Notebook* versi 6.5.4. Dilakukan eksperimen dengan menggunakan 64 data performa dan pemahaman mahasiswa di bidang *web developer* yang dibagi menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan sebanyak 51 data, dan sebanyak 13 data untuk data uji.

2.5 Menyajikan hasil klasifikasi dan akurasi

Tahapan terakhir adalah menyajikan hasil klasifikasi dan akurasi dari algoritma *naïve bayes* yang digunakan guna mengetahui seberapa baik kinerja *naïve bayes* dalam mengklasifikasikan model ini. Digunakan **Tabel 3** confusion matrix untuk mengukur kinerja model [14], [15].

Tabel 3. Confusion matrix

		Nilai Kebenaran	
		1	0
Nilai Prediksi	1	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	0	True Negative (TN)	False Negative (FN)

Untuk mengetahui nilai evaluasi model digunakan persamaan (2) seperti dibawah ini [14].

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{2}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \tag{3}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \tag{4}$$

$$f1 - \text{score} = \frac{2 \times \text{recall} \times \text{precision}}{\text{recall} + \text{precision}} \tag{5}$$

Keterangan:

TP = Jumlah True Positives

TN = Jumlah True Negatives

P = Jumlah Tupel Positif

N = Jumlah Tupel Negatives

FP = Jumlah False Positive.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil

Setelah tahapan pengumpulan data dilakukan, didapatkan sebanyak 78 data performa dan pemahaman mahasiswa. Dari 78 data tersebut dilakukan tahapan *preprocessing* data untuk memastikan format data yang digunakan sudah serupa agar dapat dilakukan proses pembelajaran. Dan dari 78 data, hanya sebanyak 64 data yang digunakan untuk proses pembelajaran. Kemudian dibuat variabel-variabel yang merepresentasikan atribut seperti pada **Tabel 4** untuk mempermudah pembacaan data. Untuk tahapan selanjutnya dilakukan proses pembelajaran *machine learning* menggunakan algoritma *naïve bayes* dengan langkah-langkah sebagai berikut.

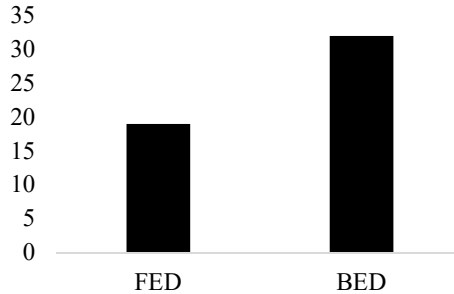
Langkah 1:

Dari 64 data pembelajaran yang didapat dari hasil kuesioner, dapat dihitung probabilitas kelas *Front-end Developer* (FED) dan *Back-end Developer* (BED) sesuai persamaan (1).

Tabel 4. Probabilitas kelas

Variabel	Kelas	Jumlah	Probabilitas Kelas
Y (Karir)	FED	19/51	0,373
	BED	32/51	0,627

Dari hasil perhitungan, pada kelas FED (*Front-end Developer*) probabilitas kelas yang didapat sebesar 0,373, sedangkan pada kelas BED (*Back-end Developer*), probabilitas kelas yang didapat sebesar 0,627, yang menunjukkan kelas BED lebih besar dibandingkan probabilitas kelas FED. Grafik probabilitas kelas ditunjukkan pada gambar 3.



Gambar 3. Grafik probabilitas kelas karir

Grafik pada Gambar 3 menunjukkan sebanyak 19 mahasiswa masuk pada kelas FED, dan sisanya yaitu sebanyak 32 mahasiswa masuk pada kelas BED sesuai dengan perhitungan probabilitas kelas awal yang telah dilakukan.

Langkah 2.

Setelah didapat probabilitas kelas, langkah selanjutnya adalah menghitung probabilitas setiap atribut dengan masih menggunakan persamaan (1) perhitungan probabilitas disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Probabilitas atribut terhadap kelas

Variabel	Peluang		Probabilitas		Variabel	Peluang		Probabilitas		Variabel	Peluang		Probabilitas	
	FED	BED	FED	BED		FED	BED	FED	BED		FED	BED	FED	BED
MWD	15/19	23/32	0,78	0,71	UMWD	17/19	22/32	0,89	0,68	PDB	3/19	12/32	0,15	0,37
	9/2	9/9	9	9		9	2	5	8		8	5	8	5
	4/19	9/32	0,21	0,28		2/19	10/32	0,10	0,31		9	2	0,78	0,59
Total	19/51	32/51	0,37	0,62	Total	19/51	32/51	0,37	0,62	Total	1/19	1/32	0,05	0,03
											19/51	32/51	0,37	0,62
											1	1	3	7

Variabel	Peluang		Probabilitas		Variabel	Peluang		Probabilitas		Variabel	Peluang		Probabilitas	
	FED	BED	FED	BED		FED	BED	FED	BED		FED	BED	FED	BED
FEBE	1/19	8/32	0,05	0,25	EP	4/19	6/32	0,21	0,18	DW	13/19	10/32	0,68	0,31
	16/9	14/32	0,84	0,43		13/9	23/32	0,68	0,71		6/19	18/32	0,31	0,56
	2/19	10/32	0,10	0,31		2/19	3/32	0,10	0,09		0/19	4/32	0,00	0,12
Total	19/51	32/51	0,37	0,62	Total	19/51	32/51	0,37	0,62	Total	19/51	32/51	0,37	0,62
											1	1	3	7

Variabel	Peluang		Probabilitas		Variabel	Peluang		Probabilitas		Variabel	Peluang		Probabilitas	
	FED	BED	FED	BED		FED	BED	FED	BED		FED	BED	FED	BED
PW	5/19	9/32	0,26	0,28	BPE	19/19	22/32	1,00	0,68	MDW	1/19	2/32	0,05	0,06
	12/9	16/32	0,63	0,50		0/19	10/32	0,00	0,31		15/19	12/32	0,78	0,37
	2/19	7/32	0,10	0,21		0/19	2	0	3		9	2	0,9	0,5
Total	19/51	32/51	0,37	0,62	Total	19/51	32/51	0,37	0,62	Total	3/19	18/32	0,15	0,56
											1	1	3	7

Variabel	Peluang		Probabilitas		Variabel	Peluang		Probabilitas		Variabel	Peluang		Probabilitas	
----------	---------	--	--------------	--	----------	---------	--	--------------	--	----------	---------	--	--------------	--

	FED	BED	FED	BED		FED	BED	FED	BED		FED	BED	FED	BED
MW	5/19	8/32	0,26	0,25	FMW	19/1	9/32	1,00	0,28	KTKS	3/19	6/32	0,15	0,18
	14/1	18/3	0,73	0,56		9	0	0	1		8	8	0,47	0,59
	9	2	7	3		0/19	23/3	0,00	0,71		4	4	4	4
	0/19	6/32	0,00	0,18		0	9	7/19	7/32		0,36	0,21	8	9
Total	19/5	32/5	0,37	0,62	Total	19/5	32/5	0,37	0,62	Total	19/5	32/5	0,37	0,62
	1	1	3	7		1	1	3	7		1	1	3	7

Variabel	Peluang		Probabilitas	
	FED	BED	FED	BED
Perangkat	18/1	28/3	0,94	0,87
	9	2	7	5
	1/19	4/32	0,05	0,12
			3	5
Total	19/5	32/5	0,37	0,62
	1	1	3	7

Langkah 3. Menghitung probabilitas akhir kelas

Probabilitas kelas "front-end developer":

$$P(Y = \text{"Front-end Developer"}) = P(X_1(PN)|Y(\text{"Front-end Developer"})) * P(X_2(P)|Y(\text{"Front-end Developer"})) * P(X_3(P)|Y(\text{"Front-end Developer"})) * P(X_4(S)|Y(\text{"Front-end Developer"})) * P(X_5(A)|Y(\text{"Front-end Developer"})) * P(X_6(M)|Y(\text{"Front-end Developer"})) * P(X_7(S)|Y(\text{"Front-end Developer"})) * P(X_8(HCJ)|Y(\text{"Front-end Developer"})) * P(X_9(D)|Y(\text{"Front-end Developer"})) * P(X_{10}(T)|Y(\text{"Front-end Developer"})) * P(X_{11}(T)|Y(\text{"Front-end Developer"})) * P(X_{12}(M)|Y(\text{"Front-end Developer"})) * P(X_{13}(P)|Y(\text{"Front-end Developer"})) = 0,373 * (0,789 * 0,053 * 0,263 * 0,263 * 0,947 * 0,895 * 0,211 * 1,000 * 0,100 * 0,158 * 0,684 * 0,053 * 0,158) = 1,74612$$

Probabilitas kelas "back-end developer":

$$P(Y = \text{"Back-end Developer"}) = P(X_1(PN)|Y(\text{"Back-end Developer"})) * P(X_2(P)|Y(\text{"Back-end Developer"})) * P(X_3(P)|Y(\text{"Back-end Developer"})) * P(X_4(S)|Y(\text{"Back-end Developer"})) * P(X_5(A)|Y(\text{"Back-end Developer"})) * P(X_6(M)|Y(\text{"Back-end Developer"})) * P(X_7(S)|Y(\text{"Back-end Developer"})) * P(X_8(HCJ)|Y(\text{"Back-end Developer"})) * P(X_9(D)|Y(\text{"Back-end Developer"})) * P(X_{10}(T)|Y(\text{"Back-end Developer"})) * P(X_{11}(T)|Y(\text{"Backmaksu-end Developer"})) * P(X_{12}(M)|Y(\text{"Back-end Developer"})) * P(X_{13}(P)|Y(\text{"Back-end Developer"})) = 0,627 * (0,719 * 0,250 * 0,281 * 0,250 * 0,875 * 0,688 * 0,188 * 0,688 * 0,281 * 0,375 * 0,313 * 0,063 * 0,188) = 2,40827$$

Langkah 4. Membandingkan probabilitas kelas

$$P(Y = \text{"Front-end Developer"}) < P(Y = \text{"Back-end Developer"})$$

Atau

$$P(Y = \text{"Back-end Developer"}) > P(Y = \text{"Front-end Developer"})$$

Hasil yang didapatkan dari perancangan model klasifikasi karir menggunakan algoritma *Naive Bayes* ini, menunjukkan bahwa kelas *Back-end Developer* adalah kelas yang lebih banyak diminati oleh mahasiswa IT UINSU khususnya prodi Ilmu Komputer dan Sistem Informasi dengan probabilitas kelas *Back-end Developer* sebesar 1,74612 dan probabilitas kelas *Front-end Developer* sebesar 2,40827. Dari serangkaian langkah yang telah dilakukan, dapat disimpulkan dari data pelatihan di atas, mahasiswa dominan masuk ke dalam kelas karir "*Back-end Developer*" dengan rincian 32 mahasiswa minat pada *Back-end Developer* dan 19 mahasiswa minat kepada bagian *Front-end Developer*. Dengan model klasifikasi minat karir menggunakan algoritma *naive bayes*, ketika diterapkan pada data pengujian sebanyak 13 data, 10 diantaranya masuk ke kelas *Back-end Developer* serta 3 mahasiswa masuk ke kelas *Front-end Developer*.

3.2 Pembahasan

Dari hasil perhitungan probabilitas kelas ditemukan bahwa total probabilitas untuk kelas "*back-end developer*" lebih besar dibanding kelas "*front-end developer*", dimana probabilitas kelas

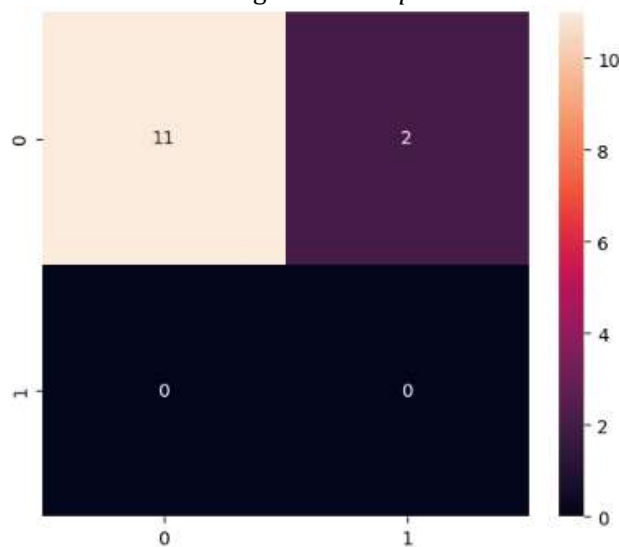
FED adalah 0,373 dan probabilitas kelas BED adalah 0,627. Kemudian dicari probabilitas atribut yang dapat dilihat pada [Tabel 4](#). Langkah selanjutnya untuk pemodelan adalah mencari probabilitas akhir kelas yaitu probabilitas kelas dikalikan dengan seluruh probabilitas atribut dari FED, begitu juga dengan kelas BED. Setelah ditemukan hasil dari probabilitas akhir kedua kelas, maka dapat dibandingkan kelas dengan probabilitas tertinggi diantara kelas FED dan BED, dan dari hasil pemodelan didapatkan bahwa probabilitas $P(\text{BED}) > P(\text{FED})$, yang menunjukkan potensi karir mahasiswa IT di UINSU dengan 64 partisipasi dari mahasiswa menghasilkan bahwa kelas *Back-end Developer* lebih diminati dibanding kelas *Front-end Developer*. Evaluasi dari pemodelan ini menggunakan *jupyter notebook* dengan *python*, dan didapatkan hasil evaluasi model untuk 51 data latih dan 13 data uji yang ditunjukkan pada [Gambar 4](#).

```
In [84]: from sklearn.metrics import classification_report
print (classification_report(y_pred, y_test))
```

	precision	recall	f1-score	support
0	1.00	0.85	0.92	13
1	0.00	0.00	0.00	0
accuracy			0.85	13
macro avg	0.50	0.42	0.46	13
weighted avg	1.00	0.85	0.92	13

Gambar 4. Evaluasi model

[Gambar 4](#) menunjukkan evaluasi model dimana terdapat nilai akurasi sebesar 0.85 yang berarti akurasi model ini sebesar 85%, sementara untuk nilai *precision* sebesar 100%, *recall* 85%, dan nilai *f1-score* sebesar 92%. Hasil ini menunjukkan kinerja model yang sangat baik untuk pengklasifikasian karir mahasiswa di bidang *web developer* ini.



Gambar 5. Grafik confusion matrix

Grafik pada [Gambar 5](#) menunjukkan nilai *True Positive* sebesar 11, yang berarti terdapat 11 data diprediksi benar, nilai *True Negative* 0, hal ini menunjukkan tidak terdapat data negatif yang diprediksi benar. *False Positive* sebanyak 2, yang berarti terdapat sebanyak 2 kesalahan prediksi, dimana data negatif namun diprediksi positif. *False Negative* 0, yang berarti data positif namun diprediksi sebagai data negative.

4. SIMPULAN

Dari hasil penelitian sebanyak 64 data yang dilakukan proses pembelajaran, ditemukan bahwa performa dan potensi yang dimiliki mahasiswa prodi Ilmu Komputer dan Sistem Informasi

UINSU lebih condong kepada karir *Back-end Developer* dibanding *Front-end Developer*, yang dapat kita lihat dari perhitungan menggunakan algoritma *naïve bayes* bahwa angka probabilitas untuk karir *Back-end Developer* lebih besar dibanding *Front-end Developer*. Penentuan Hasil akurasi untuk klasifikasi karir mahasiswa dengan algoritma *naïve bayes* menggunakan *Confusion Matrix*, didapatkan akurasi model sebesar 85%, precision 100%, recall 85%, dan nilai f-1 score sebesar 92% dimana angka ini termasuk pada performa klasifikasi yang baik yang berarti model klasifikasi ini bekerja dengan baik dalam mengklasifikasikan karir mahasiswa IT UINSU pada bagian karir *Front-end Developer* maupun *Back-end Developer*.

REFERENSI

- [1] Kominfo, "Keputusan Kepala Pusat Pengembangan Profesi Dan Sertifikasi Nomor: 1069 Tahun 2022 Tentang Penetapan Perubahan Deskripsi Dan Unit Kompetensi Peta Okupasi Bidang Teknologi Informasi Dan Komunikasi (TIK) Tahun 2022," PUSAT PENGEMBANGAN PROFESI DAN SERTIFIKASI BADAN PENELITIAN DAN PENGEMBANGAN SUMBER DAYA MANUSIA KEMENTERIAN KOMUNIKASI DAN INFORMATIKA, 2022.
- [2] S. M. Prasetyo, M. I. P. Nugroho, R. L. Putri, and O. Fauzi, "Pembahasan Mengenai Front-End Web Developer dalam Ruang Lingkup Web Development," *BULLET: Jurnal Multidisiplin Ilmu*, vol. 1, no. 06, pp. 1015–1020, Dec. 2022, Accessed: Jul. 12, 2023. [Online]. Available: <https://journal.mediapublikasi.id/index.php/bullet/article/view/1570>
- [3] R. F. Ramadhan *et al.*, "Kecerdasan Buatan Digital," 2023.
- [4] M. R. Faisal and D. T. Nugrahadi, "Belajar Data Science: Klasifikasi dengan Bahasa Pemrograman R," 2019.
- [5] Y. N. S. Sidiq, Rd. N. S. Fathonah, and N. Riza, *Metode Klasifikasi Menentukan Kenaikan Level UKM Bandung Timur Dengan Algoritma Naive Bayes Pada Sistem JURAGAN Berbasis Komunitas*. Bandung: Kreatif Industri Nusantara, 2020.
- [6] W. Katrina, A. Perdana Windarto, D. Hartama, and Saifullah, "Model Aturan Klasifikasi Minat Mahasiswa Berwirausaha dengan Algoritma Naive Bayes," *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS)*, vol. 1, no. 0, pp. 328–337, Sep. 2019, doi: 10.30645/SENARIS.V1I0.38.
- [7] V. F. P. I. Kusumawati, A. Jamaludin, and Carudin, "Klasifikasi Kesiapan Siswa Melaksanakan Pembelajaran Tatap Muka di Masa Pandemi dengan Algoritma Naive Bayes (Studi Kasus: SMA Negeri 61 Jakarta)," *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, vol. 8, no. 23, pp. 39–50, Dec. 2022, doi: 10.5281/ZENODO.7384628.
- [8] E. W. Ningsih and Hardiyanto, "Penerapan Algoritma Naïve Bayes Dalam Penentuan Kelayakan Penerima Kartu Jakarta Pintar Plus," *Jurnal Teknik Komputer AMIK BSI*, vol. VI, Jan. 2020, doi: 10.31294/jtk.v4i2.
- [9] M. Furqan, Y. Ramadhan Nasution, and R. Fadillah, "Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Berdasarkan Tekstur Warna Berbasis Android," *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika)*, vol. 6, no. 1, pp. 12–20, Mar. 2022, doi: 10.30645/J-SAKTI.V6I1.421.
- [10] H. Nurrifqi Fakhri Fikrillah, S. Hudawiguna, C. Juliane, and P. Studi Rekayasa Sistem Informasi, "Klasifikasi Penerima Bansos Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 10, no. 1, pp. 683–695, Mar. 2023, doi: 10.35957/JATISI.V10I1.3624.
- [11] H. Santoso, D. Desliani, P. Studi Ilmu Komputer, and F. Sains dan Teknologi, "Analisis Sentimen Mahasiswa Terkait Pembelajaran Tatap Muka Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Techno.Com*, vol. 21, no. 3, pp. 644–654, Aug. 2022, doi: 10.33633/tc.v21i3.6262.
- [12] Moch. Bahak Udin and Arifin Aunillah, *Buku Ajar Statistik Pendidikan*. UMSIDA PRESS, 2021. Accessed: Nov. 26, 2023. [Online]. Available: <file:///C:/Users/ASUS/Downloads/1293-Article%20Text-6181-1-10-20220719.pdf>

- [13] T. Puspa Rahayu Sanjaya *et al.*, "Analisis sentimen ulasan pada e-commerce shopee menggunakan algoritma naïve bayes dan support vector machine," *INFOTECH: Jurnal Informatika & Teknologi*, vol. 4, no. 1, pp. 16–26, Jun. 2023, doi: 10.37373/INFOTECH.V4I1.422.
- [14] A. Fadia Haya, R. Azhar, M. Khandava Mulyadien, B. Nurina Sari, J. HSRonggo Waluyo, and K. Telukjambe Tim, "Klasifikasi Minat Beli Pelanggan Terhadap Uang Vaname Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JURNAL ILMIAH BETRIK: Besemah Teknologi Informasi dan Komputer*, vol. 13, no. 1, pp. 59–65, Apr. 2022, doi: 10.36050/BETRIK.V13I1.452.
- [15] agus heri yunial, "Analisa Perbandingan Algoritma Klasifikasi Support Vector Machine, Decession Tree Dan Naive Bayes," *PROSIDING SEMINAR INFORMATIKA DAN SISTEM INFORMASI*, vol. 5, no. 2, pp. 138–156, Oct. 2020, Accessed: Aug. 07, 2023. [Online]. Available: <http://openjournal.unpam.ac.id/index.php/SNISIS/article/view/9269>