

Pembagian Task Karyawan Berdasarkan Riwayat Kerja dengan Metode Naive Bayes

Mustafidatun Nashihah^{1*}, Siti Aminah^{2*}, Rakhmad Maulidi^{3*}

* Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Informatika dan Komputer Indonesia Malang
161116036@mhs.stiki.ac.id¹, sitiaminah@stiki.ac.id², maulidi@stiki.ac.id³

Article Info

Article history:

Received 2022-09-20

Revised 2022-11-28

Accepted 2022-11-30

Keyword:

Algoritma Naive Bayes
Classifier,

Information Extraction,

Model Multinomial Naive Bayes
Classifier,

Pembagian Tugas Karyawan.

ABSTRACT

Accuracy and suitability in the division of employee tasks have an important role in the division of employee tasks, in order to obtain a list of criteria that are in accordance with the abilities of employees in one division. PT. Assist Software Indonesia Pratama is currently still in manual division of tasks, namely by sorting out tasks based on features, applications, divisions, and employees who usually do the work. So that it takes a long time in the process of dividing employee tasks, one of the factors is HRD must sort out tasks based on features, applications in order to determine the division and employees who work on the task. The purpose of the research is to facilitate the division of tasks to employees in order to get a list of criteria that are in accordance with the abilities of employees in one division using the Naive Bayes method. So we need a system that can help HRD in distributing employee tasks in accordance with the division and employee capabilities. In this task distribution system using the Multinomial Naive Bayes Classifier method as a determinant of employee task distribution. The division of employee tasks is based on the tasks that have been done by the previous employee, so that the system can perform the appropriate task division. The system can see the similarities between tasks using the Multinomial Naive Bayes method as a consideration for determining the divisions and employees who work with the percentage accuracy of 92.5% and 82.5%.



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

I. PENDAHULUAN

Potensi sumber daya manusia merupakan fondasi dalam suatu perusahaan dan salah satu peran penting dalam mencapai tujuan perusahaan. Tidak hanya keunggulan teknologi dan dana perusahaan saja, faktor manusia juga termasuk faktor yang paling penting sebagai kunci sukses suatu perusahaan [1]. Sehingga dalam suatu perusahaan perlu adanya pengelolaan sumber daya manusia

PT. Assist Software Indonesia Pratama merupakan perusahaan software house yang berada di Malang. Dalam pembagian *task* nya, PT. Assist Software Indonesia Pratama masih manual dengan cara memilah milah *task* berdasarkan fitur, aplikasi, divisi, dan karyawan yang biasanya mengerjakan pekerjaan tersebut. Adanya *task*, *customer*, dan aplikasi yang banyak sehingga memerlukan waktu yang

sangat lama dalam memilah milah *task* berdasarkan fitur, aplikasi, divisi dan juga karyawannya.

Selain itu *customer* tidak diizinkan untuk memilih sendiri *divisi* maupun karyawan yang mengerjakan. *Task* yang dikirim oleh *customer* berupa deskripsi yang berisi permasalahan pada aplikasi, penambahan fitur baru, *error* atau bug, dan pembuatan aplikasi baru. Sehingga akibat dari pembagian *task* yang manual sering terjadinya tumpang tindih pekerjaan, pembagian *task* yang tidak merata, pembagian *task* pada karyawan sering salah, dan saling lempar tanggung jawab antar karyawan.

Untuk mempermudah dalam pembagian *task* pada karyawan maka dibutuhkan sebuah sistem yang dapat melakukan pembagian *task* pada karyawan agar mendapatkan kriteria list yang sesuai dengan kemampuan karyawan dalam satu *divisi*. Metode yang dapat digunakan untuk

mengklasifikasikan task berdasarkan text salah satunya adalah *Naive Bayes*.

Naive Bayes merupakan algoritma yang sering digunakan untuk pengkategorian teks dengan menggabungkan probabilitas kata-kata dan kategori dari sebuah dokumen yang memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya. *Naive bayes* memberikan prediksi mengenai kemungkinan yang bisa terjadi dikemudian hari berdasarkan dari data yang sudah ada sebelumnya.

Naive Bayes memiliki *performance prediction* yang baik dan merupakan salah satu metode komputasi yang efisien [2]. *Naive bayes* memiliki beberapa metode yang memiliki pendekatan masing-masing. Salah satu pendekatan yang dipakai penulis adalah *Multinomial Naive Bayes*. *Multinomial Naive Bayes* merupakan salah satu model dari *Naive Bayes* yang sering digunakan dalam klasifikasi teks [3].

Dalam penelitian yang dilakukan oleh [4], dengan judul Online News Classification Using Multinomial Naive Bayes. Pada penelitian tersebut menggunakan 1011 data dengan total isu yang dikelompokkan sebanyak 15 kelas. Data tersebut diperoleh dari Lembaga Pengolahan dan Penyedia Informasi (PPI), Dirjen Informasi dan Komunikasi Publik (IKP) pada bulan Februari 2016 sampai dengan Mei 2016. Adapun hasil yang didapat dari penelitian tersebut yaitu persentase akurasi menggunakan TF-IDF menghasilkan akurasi sebesar 94.29%. Sedangkan persentase akurasi menggunakan *DF-Thresholding* menghasilkan akurasi sebesar 86.62%. Dengan metode *multinomial naive bayes* pada kasus klasifikasi artikel mendapatkan akurasi tinggi dengan *f-measure* 95,20% dan standar deviasi 1,58% [5].

Ekstraksi informasi digunakan untuk mendapatkan informasi yang terstruktur seperti entitas, hubungan antar entitas, dan atribut yang menggambarkan entitas dari sumber yang tidak terstruktur. Pada penelitian ini ekstraksi informasi berperan sebagai sistem yang akan mengenali informasi terstruktur dari informasi yang tidak terstruktur, sebab informasi tidak terstruktur tersebut tidak dapat langsung diterjemahkan oleh komputer [6].

Berdasarkan permasalahan yang telah dipaparkan di latar belakang maka bagaimana mengimplementasikan metode *Naive Bayes* pada kalimat deskriptif riwayat kerja untuk pembagian *task* pada karyawan di PT. Assist Software Indonesia Pratama. *Multinomial naive bayes* merupakan metode yang dapat membantu penulis menyelesaikan masalah pembagian task berdasarkan deskripsi task yang ada. dari deskripsi task penulis memprediksi peluang dan menentukan pembagian task bagi karyawan sehingga didapatkan hasil kriteria list yang sesuai dengan kemampuan karyawan dan divisi yang sudah terbagi di PT. Assist Software Indonesia Pratama.

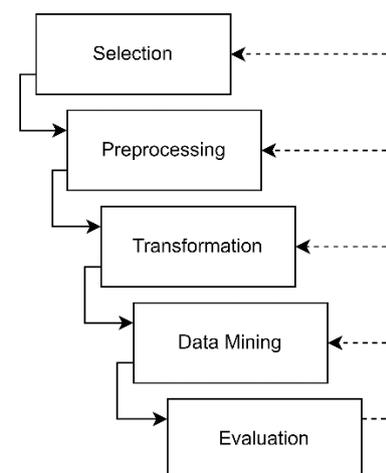
Agar tingkat akurasinya lebih akurat pada metode *multinomial naive bayes* ini memerlukan banyak dataset. Selain itu proses klasifikasi menggunakan metode *multinomial naive bayes* lebih cepat. Menurut [7] *Naive Bayes* merupakan salah satu metode machine learning

memiliki beberapa keunggulan dan kelebihan dari algoritma lainnya yaitu sederhana, cepat dan memiliki tingkat akurasi yang tinggi.

Pada penelitian ini menggunakan metode multinomial naive bayes sebagai algoritma machine learning untuk mengekstraksi informasi dengan mengklasifikasikan *divisi* dan karyawan yang mengerjakan berdasarkan deskripsi task. Proses pertama sebelum melakukan klasifikasi pembagian task karyawan yaitu melakukan proses *selection* data terlebih dahulu pengumpulan data dan pelabelan data. Setelah itu melakukan proses *preprocessing* yang terdiri dari *case folding*, *filter stopwords*, *stemming*, dan *tokenizing*. Setelah *preprocessing* dilakukan proses berikutnya yaitu menghitung nilai bobot dari kata/term berdasarkan jumlah kata yang sering muncul pada teks deskripsi *task* menggunakan TF-IDF. Setelah mendapatkan nilai bobot TF-IDF proses selanjutnya yaitu melakukan klasifikasi *divisi* dan karyawan menggunakan, dan hasil dari penelitian ini yaitu *user* dapat mengetahui pembagian *task*-nya akan dikerjakan oleh *divisi* apa beserta siapa karyawan yang akan mengerjakan.

II. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini menggunakan algoritma *Multinomial Naive Bayes* untuk klasifikasi pembagian task karyawan. Data yang digunakan pada penelitian diambil dari PT. Assist Software Indonesia Pratama yaitu menggunakan dataset sebanyak 400 data dan pengujian dilakukan sebanyak 3 kali. dengan metodologi *Knowledge Discovery in Databases (KDD.) Knowledge Discovery in Databases (KDD)* merupakan metode yang digunakan untuk membantu dalam proses alur kerja data mining [6]. Alasan penggunaan metodologi ini adalah karena pada metodologi ini memiliki sifat yang interaktif dan iterative, melibatkan pengguna dalam membuat keputusan dan dapat dilakukan pengulangan antara dua langkah. Berikut ini tahapan-tahapan dalam *knowledge Discovery in Database (KDD)* dapat dilihat pada Gambar 1 [7].



Gambar 1. Proses *Knowledge Discovery in Database*.

A. Data Selection

Pada tahapan ini melakukan pemilihan data dari sekumpulan data yang akan digunakan. Data *task* yang digunakan adalah data *task* dari PT. Assist Software Indonesia Pratama mulai Agustus 2018 sampai dengan Desember 2019.

B. Preprocessing

Pada tahap ini mentransformasikan teks kedalam bentuk kumpulan data [8]. Dimana pada penelitian ini melakukan proses *cleaning* dan *cleansing* pada deskripsi *task*. Terdapat beberapa tahapan pada proses *preproccsing*, diantaranya *case folding*, *filter stopword*, *stemming*, dan *tokenizing*.

C. Transformation

Tahapan ini merupakan tahap untuk mentransformasikan data kedalam bentuk data numerik. Pada penelitian ini menggunakan perhitungan *Term Frequency - Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Umumnya TF-IDF digunakan sebagai faktor untuk menghitung bobot pada pengambilan informasi [9].

D. Data Mining

Pada proses *data mining* ini bertujuan untuk mengekstraksi informasi dengan cara mengumpulkan dan mengolah data. Pada penelitian ini menggunakan metode *Multinomial Naïve Bayes* yang nantinya digunakan untuk mengklasifikasikan *task* berdasarkan teks.

E. Evaluation

Pada tahap ini berfungsi untuk mengevaluasi pola yang sudah ditentukan. Proses evaluasi ini menggunakan *confusion matrix* yang bertujuan untuk menguji akurasi pola tersebut.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berikut ini tahapan metodologi *Knowledge Discovery in Databases (KDD)*.

A. Data Selection

Pengumpulan data dilakukan dengan mengambil deskripsi email PT. Assist Software Indonesia Pratama dengan cara memilih deskripsi yang sesuai. Data tersebut merupakan data yang nantinya digunakan sebagai data training dan data testing. Setelah melakukan pengumpulan data tahap selanjutnya yaitu melakukan pelabelan data yang dilakukan secara manual pada setiap *task*. Pelabelan pada tahap ini yaitu mengelompokkan deskripsi *task* kedalam tiga kategori *divisi* yaitu *mobile*, *support*, jaringan dan kategori karyawan yang biasanya mengerjakan.

TABEL I
DATA TRAINING

No.	Deskripsi	Divisi	Karyawan
1	Untuk Laporan Laba Rugi Bulanan (3.13.9.2), kami minta tambahan filter Opsi Tanggal seperti di Laporan Neraca Bulanan (3.13.9.3)	Support	C

	agar kami dapat membandingkan laporan laba rugi bulanan pertanggal tertentu. Yang sekarang hanya bisa terakhir bulan.		
2	Pembuatan aplikasi abimart mobile, Adapun beberapa menu yang harus dibuat, diantaranya: 1. Menu Login 2. Menu Omsset 3. Menu otorisasi pengajuan kasbon	Mobile	A
3	Pada aplikasi digital Mobile Collection, SMSnya tidak terkirim saat user melakukan aktivasi di core banking. Sudah ditunggu tetapi tidak ada SMS yang masuk pada hp user. Selain itu pada aplikasi Digital Bank Bepede juga Token PLN hanya muncul satu digit angka saja pada aplikasinya	Mobile	B
4	Perbaikan & Tambahan Menu Laporan HRD 1. Mohon ditambahkan pada menu laporan karyawan non aktif untuk melihat tlg non aktif dg menampilkan kolom: No, Nip, Nama, Jabatan, kantor asal, tgl non aktif 2. karyawan yang mengalami perubahan jabatan/ posisi kerja, perubahan kantor kerja, perubahan devisi kerja agar di munculkan kedalam menu laporan daftar riwayat kerja 3. Untuk memudahkan pembacaan laporan pada menu tersebut maka beberapa hal yang harus di perbaiki: - pada kolom jabatan di tambah kata perubahan sehingga sub jabatan menjadi perubahan jabatan - kolom sebelum bertukar tempat dengan kolom sekarang kolom perubahan di hapus saja di ganti kolom tgl perubahan/mutasi sehingga sub pada kolom jabatan berisi: kolom sebelum, sekarang, tgl perubahan, masa jabatan	Support	D
5	Mikrotik kas beji tidak bisa akses internet maupun assist. Untuk lampu indikator mikrotiknya nyala normal, tapi port 345 kalau dipakai seperti keadaan normal tanda di komputer, jika buat akses assist ataupun internet tidak bisa tapi kalau langsung modem internet bisa. Mohon untuk pengecekan atau penggantian mikrotik tsb Trims	Jaringan	E

Keterangan:

A, B, C,... = inisial nama karyawan

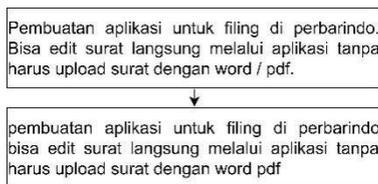
TABEL II
DATA TESTING

No.	Deskripsi	Divisi	Karyawan
1	Pembuatan aplikasi digital informasi utama. Pada aplikasi Core Banking System terdapat menu - Open, Close untuk Aktivasi Mobile - Service BCA Check Mutasi Sedangkan untuk aplikasi digital Informasi Utama terdiri dari: - Menu Aktivasi - Menu Utama - Inbox - Tabungan Arisan	?	?

B. Preprocessing

Adapun tahap *preprocessing* pada penelitian sebagai berikut.

1) *Case Folding*: Tahap ini mengubah semua kata menjadi huruf kecil atau *lower case*.



Gambar 2. Proses *Case Folding*

2) *Filter Stopword*: Filter *stopword* menghilangkan kata-kata yang dianggap tidak memiliki makna atau kata-kata yang sering muncul dan tidak memiliki pengaruh apapun terhadap ekstraksi klasifikasi teks. Pada proses ini menggunakan *library* sastrawi berbasis PHP.



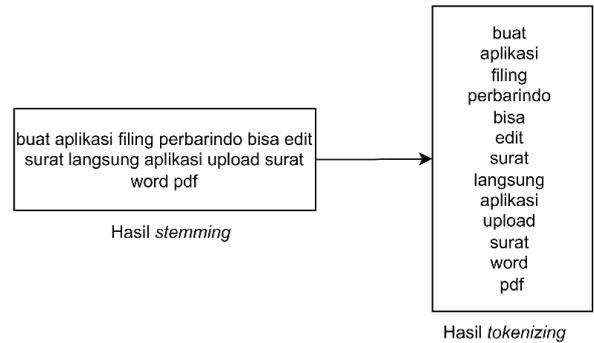
Gambar 3. Proses *Filter Stopword*

3) *Stemming*: Merubah bentuk kata menjadi kata dasar (*stem*). Pada proses *stemming* ini menggunakan *library* sastrawi berbasis PHP.



Gambar 4. Proses *Stemming*

4) *Tokenizing*: Pada tahap ini memisahkan kata atau pemecahan aliran konteks tekstual menjadi istilah atau kata-kata.



Gambar 5. Proses *Tokenizing*

C. Transformation

Pada tahap *transformation* ini menggunakan TF-IDF untuk menghitung bobot berdasarkan jumlah kata yang sering muncul dalam dokumen.

1) *TF (Term Frequency) dan DF (Document Frequency)*: TF merupakan pembobotan *term* (kata) pada sebuah dokumen yaitu memperhatikan kemunculan kata dalam suatu dokumen. Misalnya TF kata “aplikasi” pada task1 banyaknya kemunculan kata sejumlah 0 kata. Sedangkan kata “aplikasi” pada task2 kata yang muncul sebanyak 1 kata dan pada task3 sebanyak 3 kata. Sehingga DF jumlah kata “aplikasi” pada seluruh task yang muncul sebanyak 4 kata.

2) *IDF (Inverse Document Frequency)*: IDF memperhatikan kemunculan kata pada kumpulan dokumen. DF yang digunakan adalah kata “aplikasi” yaitu 4 kata dan banyaknya *document/task* yaitu sebanyak 5 task.

$$IDF = \text{Log} \left(\frac{n}{df} \right) + 1$$

$$IDF = \text{Log} \left(\frac{5}{4} \right) + 1 = 1,0969$$

3) *TF-IDF*: Setelah mendapatkan nilai TF dan IDF, tahap selanjutnya menghitung nilai TF-IDF.

$$TF - IDF = tf \times idf$$

$$TF - IDF = 1 \times 1,0969 = 1,0969$$

D. Data Mining

Setelah melakukan pembobotan TF-IDF tahap selanjutnya yaitu klasifikasi menggunakan metode *Multinomial Naive Bayes*. Pada penelitian ini terdapat 2 klasifikasi yaitu klasifikasi *task* berdasarkan *divisi* dan klasifikasi *task* berdasarkan karyawan.

1) *Task Berdasarkan Divisi*

Berikut ini tahapan klasifikasi *task* berdasarkan *divisi* menggunakan metode *multinomial naïve bayes* sebagai berikut:

a) *Menghitung jumlah kelas divisi*: Pada tahap ini, menghitung jumlah kelas pada Tabel I sebelumnya.

TABEL III
HASIL JUMLAH KELAS DIVISI

Divisi	Jumlah
Support	2
Mobile	2
Jaringan	1
Total Data	5

b) Menghitung nilai probabilitas setiap kelas divisi (prior probability): Berikut contoh perhitungan dan hasil nilai probabilitas dari setiap kelas divisi.

$$\hat{P}(c) = \frac{N_c}{N} = \frac{2}{5} = 0,4$$

TABEL IV
HASIL NILAI PROBABILITAS SETIAP KELAS DIVISI

P(Support)	25	0,4
P(Mobile)	25	0,4
P(Jaringan)	15	0,2

c) Menghitung nilai conditional probability kata pada setiap kelas divisi: Pada tahap ini diketahui bobot TF-IDF term “aplikasi” pada dokumen dengan kategori support 0,0000. Jumlah bobot TF-IDF seluruh term pada kelas support 137,1300 dan jumlah IDF seluruh term pada vocabulary 178,9915.

$$\hat{P}(t|c) = \frac{W_{ct} + 1}{(\sum_{W_{t \in V}} W_{ct} + B')}$$

$$\hat{P}(\text{aplikasi}|\text{support}) = \frac{0,0000 + 1}{137,1300 + 178,9915} = 0,0032$$

d) Menghitung nilai posterior probability divisi: Posterior probability didapat dari prior probability dan hasil conditional probability yang sebelumnya telah dilakukan.

$$C_{map} = \arg \max_{c \in C} \hat{P}(c) \prod_{k=1}^n \hat{P}(t_k|c)$$

$$C_s = P(s) \times P(\text{buat}|s) \times P(\text{aplikasi}|s) \times P(\text{digital}|s)$$

$$\times P(\text{core}|s) \times P(\text{banking}|s) \times P(\text{menu}|s) \times$$

$$P(\text{aktivasi}|s) \times P(\text{mobile}|s) \times P(\text{mutasi}|s)$$

$$C_s = 0,4 \times 0,0032 \times 0,0032 \times 0,0032 \times 0,0032 \times$$

$$0,0032 \times 0,0132 \times 0,0032 \times 0,0032 \times 0,0085$$

$$C_s = 1,433 \times 10^{-22}$$

Keterangan:

s = support

TABEL V
HASIL POSTERIOR PROBABILITY DIVISI

	Support	Mobile	Jaringan
Hasil prior probability	0,4	0,4	0,2
buat	0,0032	0,0137	0,0094
aplikasi	0,0032	0,0215	0,0042
digital	0,0032	0,0151	0,0042
core	0,0032	0,0107	0,0042
banking	0,0032	0,0107	0,0042
menu	0,0132	0,0167	0,0042
aktivasi	0,0032	0,0107	0,0042
mobile	0,0032	0,0151	0,0042
mutasi	0,0085	0,0040	0,0042
Hasil	$1,433 \times 10^{-22}$	$2,212 \times 10^{-18}$	$2,000 \times 10^{-22}$

Dari hasil tersebut dapat diketahui nilai posterior probability terbesar adalah divisi mobile yaitu $2,212 \times 10^{-18}$. Langkah selanjutnya yaitu melakukan klasifikasi karyawan. Proses klasifikasi karyawan sama seperti proses klasifikasi divisi, yaitu melakukan pelabelan data, selection, kemudian klasifikasi menggunakan metode multinomial naïve bayes. Berikut hasil posterior probability karyawan. Dari hasil posterior probability karyawan terbesar adalah kelas karyawan B yaitu $5,148 \times 10^{-10}$, maka task tersebut akan dikerjakan karyawan B pada divisi mobile.

TABEL VI
HASIL POSTERIOR PROBABILITY KARYAWAN

	Karyawan A	Karyawan B
Hasil prior probability	0,5	0,5
buat	0.0451	0.0121
aplikasi	0.0255	0.0374
digital	0.0150	0.0363
core	0.0150	0.0278
banking	0.0150	0.0278
menu	0.0570	0.0121
aktivasi	0.0150	0.0278
mobile	0.0301	0.0242
Hasil	$5,037 \times 10^{-10}$	$5,148 \times 10^{-10}$

E. Evaluation

Pada tahap evaluation penelitian ini melakukan pengujian akurasi sebanyak 3 kali menggunakan confusion matrix. Dalam satu kali pengujian akan dilakukan 2 pengujian klasifikasi divisi dan karyawan.

1) Pengujian Pertama

Pada pengujian pertama menggunakan 160 data training dan 40 data testing. Berikut ini hasil pengujian pertama menggunakan confusion matrix.

TABEL VII
HASIL CONFUSION MATRIX PENGUJIAN KETIGA KLASIFIKASI DIVISI

		Kelas yang diprediksi		
		Support	Mobile	Jaringan
Kelas sebenarnya	Support	21	0	0
	Mobile	1	13	0
	Jaringan	2	3	0
<i>Precision</i>		21/(21+3) =0,87	13/(13+3) =0,81	0/(0+0) = tak tentu
<i>Recall</i>		21/(21+0) =1	13/(13+1) =0,9	0/(0+5) =0

Berdasarkan hasil tabel *confusion matrix* diatas sehingga dapat dilakukan perhitungan akurasi, *all precision*, *all recal* pada kasifikasi *divisi* sebagai berikut

$$\text{Akurasi} = \frac{21 + 13 + 0}{40} \times 100\% = 85\%$$

$$\text{All Precision} = \frac{0,87 + 0,81}{3} = 0,56$$

$$\text{All Recal} = \frac{1 + 0,9 + 0}{3} = 0,63$$

TABEL VIII
HASIL CONFUSION MATRIX PENGUJIAN KETIGA KLASIFIKASI KARYAWAN

		Kelas yang diprediksi								
		A	B	C	D	E	F	G	H	I
Kelas Sebenarnya	A	5	0	1	0	0	0	0	0	0
	B	0	4	0	0	0	0	0	0	0
	C	1	0	2	0	0	0	0	0	0
	D	1	1	1	1	0	0	0	0	0
	E	1	0	2	0	1	0	0	0	0
	F	0	0	1	0	3	1	0	0	0
	G	0	0	0	0	0	0	5	0	0
	H	0	0	0	0	0	1	0	3	0
	I	0	0	0	0	0	1	1	0	0
<i>Precision</i>		0,6	0,8	0,3	1	0,6	0,3	0,8	1	0
<i>Recall</i>		0,8	1	0,6	0,6	0,6	0,2	1	0,8	0

Keterangan:

A,B,C,... = inisial nama karyawan

Dari hasil tabel *confusion matrix* pengujian ketiga dapat dilakukan perhitungan akurasi, *all precision*, *all recal* pada klasifikasi karyawan sebagai berikut

$$\text{Akurasi} = \frac{5+4+2+1+1+1+5+3+0}{40} \times 100\% = 55\%$$

$$\text{All Precision} = \frac{0,6+0,8+0,3+1+0,6+0,3+0,8+1+0}{9} = 0,6$$

$$\text{All Recal} = \frac{0,8+1+0,6+0,6+0,6+0,2+1+0,8+0}{9} = 0,6$$

2) Pengujian Kedua

Pada pengujian kedua menggunakan 320 data training (160 data training pengujian pertama & 160 data training baru) dan 40 data testing baru. Berikut ini hasil pengujian pertama menggunakan *confusion matrix*.

TABEL IX
HASIL CONFUSION MATRIX PENGUJIAN KETIGA KLASIFIKASI DIVISI

		Kelas yang diprediksi		
		Support	Mobile	Jaringan
Kelas sebenarnya	Support	21	0	0
	Mobile	1	13	0
	Jaringan	2	3	0
<i>Precision</i>		21/(21+3) =0,87	13/(13+3) =0,81	0/(0+0) = tak tentu
<i>Recall</i>		21/(21+0) =1	13/(13+1) =0,9	0/(0+5) =0

Berdasarkan hasil tabel *confusion matrix* diatas sehingga dapat dilakukan perhitungan akurasi, *all precision*, *all recal* pada kasifikasi *divisi* sebagai berikut

$$\text{Akurasi} = \frac{21 + 13 + 0}{40} \times 100\% = 85\%$$

$$\text{All Precision} = \frac{0,87 + 0,81}{3} = 0,56$$

$$\text{All Recal} = \frac{1 + 0,9 + 0}{3} = 0,63$$

TABEL X
HASIL CONFUSION MATRIX PENGUJIAN KETIGA KLASIFIKASI KARYAWAN

		Kelas yang diprediksi								
		A	B	C	D	E	F	G	H	I
Kelas Sebenarnya	A	6	0	0	0	0	0	0	0	0
	B	0	4	0	0	0	0	0	0	0
	C	0	0	3	0	0	0	0	0	0
	D	0	0	1	3	0	0	0	0	0
	E	0	0	2	0	2	0	0	0	0
	F	0	0	1	0	0	4	0	0	0
	G	0	0	0	0	0	0	5	0	0
	H	0	0	0	0	0	0	0	4	0
	I	0	0	0	0	0	1	1	0	0
<i>Precision</i>		1	1	0,4	1	1	0,8	0,8	1	0
<i>Recall</i>		1	1	1	0,8	0,5	0,8	1	1	0

Keterangan:

A,B,C,... = inisial nama karyawan

Dari hasil tabel *confusion matrix* pengujian ketiga dapat dilakukan perhitungan akurasi, *all precision*, *all recal* pada klasifikasi karyawan sebagai berikut

$$\text{Akurasi} = \frac{6+4+3+3+2+4+5+4+0}{40} \times 100\% = 77,5\%$$

$$\text{All Precision} = \frac{1+1+0,4+1+1+0,8+0,8+1+0}{9} = 0,7$$

$$\text{All Recal} = \frac{1+1+1+0,8+0,5+0,8+1+1+0}{9} = 0,78$$

3) Pengujian Ketiga

Pada pengujian ketiga data yang akan digunakan sebanyak 360 data training (160 data training pengujian pertama, 160 data training pengujian kedua, dan 40 data testing pengujian sebelumnya). Sedangkan data testing yang digunakan sebanyak 40 data testing baru. Berikut ini hasil dari table *confusion matrix*.

TABEL XI
HASIL CONFUSION MATRIX PENGUJIAN KETIGA KLASIFIKASI DIVISI

		Kelas yang diprediksi		
		Support	Mobile	Jaringan
Kelas sebenarnya	Support	21	0	0
	Mobile	0	15	0
	Jaringan	1	2	1
Precision		$\frac{21}{21+1} = 0,95$	$\frac{15}{15+2} = 0,88$	$\frac{1}{1+0} = 1$
Recall		$\frac{21}{21+0} = 1$	$\frac{15}{15+0} = 1$	$\frac{1}{1+3} = 0,25$

Berdasarkan hasil tabel *confusion matrix* diatas sehingga dapat dilakukan perhitungan akurasi, *all precision*, *all recal* pada kasifikasi *divisi* sebagai berikut

$$\text{Akurasi} = \frac{21 + 15 + 1}{40} \times 100\% = 92,5\%$$

$$\text{All Precision} = \frac{0,95 + 0,88 + 1}{3} = 0,94$$

$$\text{All Recal} = \frac{1 + 1 + 0,25}{3} = 0,75$$

TABEL XII
HASIL CONFUSION MATRIX PENGUJIAN KETIGA KLASIFIKASI KARYAWAN

		Kelas yang diprediksi								
		A	B	C	D	E	F	G	H	I
Kelas Sebenarnya	A	4	0	1	0	0	0	0	0	0
	B	0	4	0	0	0	0	0	0	0
	C	0	0	4	0	0	0	0	0	0
	D	0	0	2	2	0	0	0	0	0
	E	0	0	0	0	4	0	0	0	0
	F	0	0	0	0	0	4	1	0	0
	G	0	0	0	0	0	0	5	0	0
	H	0	0	0	0	0	0	0	5	0
	I	0	0	0	0	0	1	0	0	1
Precision		1	1	0,5	1	1	0,8	0,8	1	1
Recall		0,8	1	1	0,5	1	0,8	1	1	0,5

Keterangan:

A,B,C,... = inisial nama karyawan

Dari hasil tabel *confusion matrix* pengujian ketiga dapat dilakukan perhitungan akurasi, *all precision*, *all recal* pada klasifikasi karyawan sebagai berikut

$$\text{Akurasi} = \frac{4+4+4+2+4+4+5+5+1}{40} \times 100\% = 82,5\%$$

$$\text{All Precision} = \frac{1+1+0,5+1+1+0,8+0,8+1+1}{9} = 0,9$$

$$\text{All Recal} = \frac{0,8+1+1+0,5+1+0,8+1+1+0,5}{9} = 0,84$$

Sehingga dapat disimpulkan semakin banyak data uji (data training data testing) yang ditambahkan maka akurasi semakin meningkat. Berdasarkan data yang telah diujikan dapat diketahui bahwa dengan menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes* untuk pembagian *task* pada karyawan dapat menghasilkan akurasi sebesar 92,5% dari *divisi* dan 82,5% dari hasil akurasi karyawan. *All precision*

divisi sebesar 0,94 dan karyawan sebesar 0,9. Sedangkan untuk *all recal divisi* sebesar 0,75 dan karyawan sebesar 0,84.

IV. KESIMPULAN

Sistem pembagian *task* karyawan menggunakan metode *multinomial naïve bayes* dapat mempermudah PT. Assisit Software Indonesia Pratama dalam menentukan *task* dan melakukan pembagian *task* karyawan yang sesuai dengan kriteria list kemampuan karyawan dalam satu *divisi* yang didapatkan dari hasil perhitungan deskripsi kalimat *task* menggunakan metode *multinomial naïve bayes*.

Pembagian *task* ini dilakukan pengujian akurasi sebanyak 3 kali menggunakan *confusion matrix*. Pada pengujian ke 3 ini menghasilkan akurasi paling tinggi dari pengujian sebelumnya. Dengan menggunakan data *training* sebanyak 360 data dan data testing sebanyak 40 data. Sehingga menghasilkan persentase akurasi sebesar akurasi sebesar 92,5% dari *divisi* dan 82,5% dari hasil akurasi karyawan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terimakasih kepada Sekolah Tinggi Informatika dan Kompter Indonesia Malang (STIKI Malang) khususnya program Studi Teknik Informatika ata dukungan sehingga dapat terlaksananya penelitian ini, serta kepada PT. Assisit Software Indonesia Pratama yang telah mengizinkan meneliti data yang ada sebagai objek penelitian.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. M. P. Simarmata and N. J. Panjaitan, "Pengaruh Pembagian Kerja Terhadap Prestasi Kerja Karyawan Pada Perum Bulog Sub Drive Pematangsiantar," *Jurnal Murni Sadar*, 2016.
- [2] O. Somantri, "Text Mining Untuk Klasifikasi Kategori Cerita Pendek Menggunakan Naive Bayes (NB)," *Jurnal Telematika*, 2017.
- [3] A. Sabrani, I. G. P. W. W. W and F. Bimantoro, "Metode Multinomial Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Artikel Online Tentang Gempa di Indonesia," *JTIKA*, 2020.
- [4] A. Rahman, Wiranto and A. Doewes, "Online News Classification Using Multinomial Naive," *ITSMART: Jurnal Ilmiah Teknologi dan Informasi*, 2017.
- [5] A. Sabrani, I. G. P. W. W. W and F. Bimantoro, "Metode Multinomial Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Artikel Online Tentang Gempa di Indonesia," *JTIKA*.
- [6] R. Ilyas and M. L. Khodra, "Ekstraksi Informasi 5W1H pada Berita Online Bahasa Indonesia," *Jurnal Cybermatika*, 2015.
- [7] S. Aulia, "Pemanfaatan Naïve Bayes Untuk Merespon Emosi Dari Kalimat Berbahasa Indonesia," vol. 4, 2015.
- [8] A. P. Rahmayadi, U. Enri and Purwantoro, "Klasifikasi Kinerja Asisten Laboratorium Selama Pandemi Covid-19 Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*.
- [9] N. Salsabila, N. Sulistiyowati and T. N. Padilah, "Pencarian Pola Pemakaian Obat Menggunakan Algoritma FP-Growth," *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*.
- [10] A. Rahmayadi, U. Enri, and P. Purwantoro, "Klasifikasi Kinerja Asisten Laboratorium Selama Pandemi Covid-19 Menggunakan Algoritma Naïve Bayes", *JAIC*, vol. 5, no. 2, pp. 122-127, Oct. 2021.