

PENERAPAN DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI PERPANJANGAN KONTRAK KERJA KARYAWAN

Titin Winarti¹, Deni Priyanto², Vensy Vydia³, Henny Indriyawati⁴

^{1,2,3,4}Program Studi Sistem Informasi, Universitas PGRI Semarang
Email: titin@usm.ac.id

ABSTRACT

An employment contract is an agreement that is made orally or in writing between a worker and an employer, the work status of a contract employee in a company is important and needs to be considered in order to achieve company goals. Every company that uses a work contract system every year, there must be employees who have their work contracts extended or not. In determining whether an employee is extended or not extended his work contract, there are often difficulties in determining it and it requires a long time and process. Therefore, this study was conducted to help determine the extension of the employee's work contract by classifying it into the "Yes" and "No" labels which have 8 variables for the employee appraisal process for whether or not the work contract will be extended. The eight variables are discipline, attendance, responsibility, cleanliness, manners, age, teamwork and work initiative. This study applies data mining with the Naive Bayes algorithm and the dataset uses employee data. The results of testing the performance of the Naïve Bayes algorithm to facilitate the classification process for employee work contract extensions, the accuracy value is 90%.

Keywords : Data Mining; Naïve Bayes; Extension of Work Contract

ABSTRAK

Kontrak kerja adalah suatu perjanjian yang dibuat secara lisan atau tulisan antara pekerja dan pemberi kerja, status kerja karyawan kontrak di sebuah perusahaan merupakan hal yang penting dan perlu diperhatikan demi tercapainya tujuan perusahaan. Setiap perusahaan yang menggunakan sistem kontrak kerja setiap tahun pasti ada karyawan yang diperpanjang ataupun tidak diperpanjang kontrak kerjanya. Dalam hal untuk menentukan apakah seorang karyawan diperpanjang atau tidak diperpanjang kontrak kerjanya, sering terjadi kesulitan dalam menentukannya serta memerlukan waktu dan proses yang lama. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk membantu menentukan perpanjangan kontrak kerja karyawan dengan mengklasifikasikannya ke dalam label "Ya" dan "Tidak" yang memiliki 8 variabel untuk proses penilaian karyawan yang akan diperpanjang atau tidak kontrak kerjanya. Kedelapan variabel tersebut adalah disiplin, absensi, tanggungjawab, kebersihan, sopan santun, umur, kerjasama tim dan inisiatif kerja. Penelitian ini menerapkan data mining dengan algoritma Naive Bayes dan dataset menggunakan data karyawan. Hasil pengujian kinerja algoritma Naïve Bayes untuk memudahkan dalam proses klasifikasi perpanjangan kontrak kerja karyawan didapatkan nilai akurasi sebesar 90%.

Kata Kunci: Data Mining; Naïve Bayes; Perpanjangan Kontrak Kerja

PENDAHULUAN

Kontrak kerja adalah suatu perjanjian antara pekerja dan pengusaha secara lisan atau tulisan, baik untuk waktu tertentu maupun untuk waktu tidak tertentu yang memuat syarat-syarat kerja, hak, dan kewajiban. Setiap perusahaan wajib memberikan kontrak kerja di hari pertama bekerja kepada karyawan (Gajimu, 2019). Setiap tahun ada karyawan yang diperpanjang ataupun tidak diperpanjang kontrak kerjanya. Dalam hal untuk menentukan apakah seorang karyawan diperpanjang atau tidak diperpanjang kontrak kerjanya, sering terjadi kesulitan dalam menentukannya serta memerlukan waktu dan proses yang lama. Kesulitan tersebut meliputi banyaknya kriteria penilaian yang diperlukan.

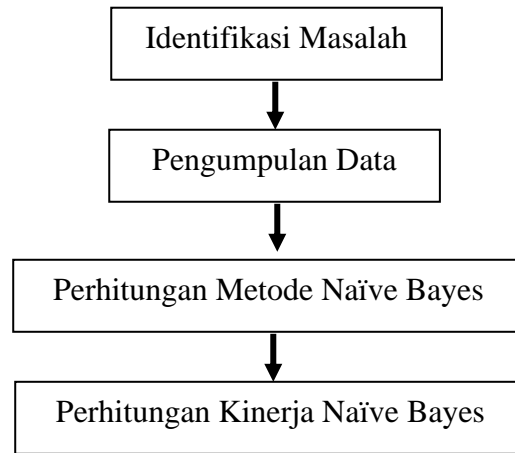
Teknik *data mining* klasifikasi sesuai untuk diterapkan dalam kasus ini. Klasifikasi adalah teknik *data mining* yang menggunakan satu set data yang telah terklasifikasi sebagai perbandingan untuk mengembangkan model yang dapat mengklasifikasikan seluruh data yang ada (Kesavaraj, G., & Sukumaran, S., 2013). Klasifikasi *Naïve Bayes* dipilih karena metode ini memiliki tingkat ketelitian dan kecepatan yang tinggi saat diaplikasikan untuk jumlah data yang besar (Winarti, T., & Arief, S., 2017) (Winarti, T., 2018). Klasifikasi *Naïve Bayes* adalah salah satu teknik *data mining* yang paling populer untuk mengklasifikasikan data dalam jumlah yang besar dan dapat digunakan untuk memprediksi probabilitas keanggotaan suatu *class* (Winarti, T., & Vydia, V., 2020). Hal tersebut dapat diterapkan pada masalah klasifikasi seperti peramalan cuaca, deteksi gangguan, diagnosis penyakit, dan lain-lain (Kabir, M. F dkk. 2011). Klasifikasi menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dipilih karena algoritma ini memiliki tingkat ketelitian dan kecepatan yang tinggi saat diaplikasikan untuk jumlah data yang besar (Winarti, T., 2017). Penelitian sebelumnya yang membahas klasifikasi untuk perpanjangan kontrak kerja karyawan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* belum ada. Kebaruan dari penelitian ini adalah proses perpanjangan kontrak kerja karyawan dengan

delapan variable (disiplin, absensi, tanggungjawab, kebersihan, sopan santun, umur, kerjasama tim dan inisiatif kerja) menggunakan algoritma Naïve Bayes.

Pentingnya proses perpanjangan kontrak kerja karyawan secara otomatis dan terkomputerisasi sangat diperlukan agar membantu perusahaan dalam menentukan kontrak kerja serta menghemat waktu. Penelitian ini akan membuat sistem klasifikasi berdasarkan data karyawan. Variabel inputan yang akan digunakan dalam melakukan klasifikasi perpanjangan kontrak kerja karyawan adalah disiplin, absensi, tanggung jawab, sopan santun, kebersihan, umur, inisiatif kerja, dan kerjasama tim, sesuai data yang telah diambil dan sesuai dengan variabel yang akan diinputkan, maka hasil klasifikasinya nanti akan menentukan kontrak kerja dengan label Ya dan Tidak. Berdasarkan latar belakang diatas rumusan masalah penelitian ini adalah Bagaimana menerapkan Algoritma *Naïve Bayes* untuk klasifikasi perpanjangan kontrak kerja karyawan dengan menggunakan delapan atribut data karyawan yaitu disiplin, absensi, tanggungjawab, kebersihan, sopan santun, umur, kerjasama tim dan inisiatif kerja. Adapun tujuan dari penelitian ini adalah menentukan perpanjangan kontrak kerja karyawan dengan mengklasifikasikannya kedalam label Ya dan Tidak menggunakan data karyawan dengan algoritma Naïve Bayes.

METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang dilakukan dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa langkah :

1. Identifikasi Masalah

Masalah yang ada adalah menentukan pola klasifikasi penetapan status perpanjangan kontrak kerja karyawan agar dapat mengembangkan keputusan yang baik dan tidak subyektif lagi dalam penetapannya.

2. Pengumpulan Data

Data yang digunakan adalah data yang didapat dari perusahaan pada tahun 2018-2019. yaitu data disiplin, absensi, tanggungjawab, kebersihan, sopan santun, umur, kerjasama tim dan inisiatif kerja untuk penetapan status perpanjangan kontrak kerja karyawan.

3. Pengolahan menggunakan Algoritma Naïve Bayes.

Langkah selanjutnya adalah pengolahan data secara manual menggunakan algoritma Naïve Bayes dari data yang telah didapat sebelumnya. Selanjutnya pengolahan data menggunakan Rapid Miner untuk membandingkan hasil perhitungan manual dan menggunakan Rapid Miner.

4. Perhitungan Kinerja Algoritma Naïve Bayes

Pada tahapan ini akan dihitung kinerja dari Algoritma Naïve Bayes secara Manual dan menggunakan Rapid Miner

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Perhitungan Manual Klasifikasi Naïve Bayes

Klasifikasi dengan *Naïve Bayes* menggunakan Data Latih, berdasarkan data set / data latih (data *training*), data *training* (data yang telah terklasifikasi) yang digunakan sebagai pembentukan model (Arum, Insani Ning., 2019). Adapun Variabel penentu yang digunakan dalam data karyawan yaitu disiplin, absensi, tanggung jawab, kebersihan, sopan santun, umur, kerjasama tim, dan inisiatif kerja. Tabel 1 merupakan data latih (*training*) berjumlah 56 records.

Tabel 1. Data Training

No	Kary	Disiplin	Absensi	Tanggung Jawab	Kebersihan	Sopan Santun	Umur	Kerjasama Tim	Inisiatif Kerja	Kontrak
1	A1	Terlambat	Baik	Baik	Tidak Bersih	Baik	Dewasa	Tidak Baik	Baik	Ya
2	A2	Tepat waktu	Tidak Baik	Baik	Bersih	Tidak Baik	Muda	Cukup	Cukup	Tidak
3	A3	Tepat waktu	Tidak Baik	Tidak Baik	Cukup	Baik	Tua	Baik	Baik	Tidak
4	A4	Terlambat	Baik	Baik	Cukup	Baik	Tua	Cukup	Baik	Ya
5	A5	Tepat waktu	Baik	Cukup	Bersih	Tidak Baik	Muda	Tidak Baik	Cukup	Tidak
6	A6	Terlambat	Baik	Baik	Tidak Bersih	Baik	Tua	Baik	Baik	Ya
7	A7	Terlambat	Baik	Tidak Baik	Bersih	Baik	Muda	Tidak Baik	Tidak Baik	Tidak
8	A8	Tepat waktu	Cukup	Cukup	Tidak Bersih	Tidak Baik	Dewasa	Cukup	Cukup	Tidak
9	A9	Terlambat	Tidak Baik	Baik	Bersih	Baik	Tua	Baik	Baik	Ya
10	A10	Terlambat	Tidak Baik	Cukup	Bersih	Baik	Dewasa	Baik	Baik	Ya
11	A11	Tepat waktu	Baik	Baik	Bersih	Baik	Muda	Baik	Baik	Ya

No	Kary	Disiplin	Absensi	Tanggung Jawab	Kebersihan	Sopan Santun	Umur	Kerjasama Tim	Inisiatif Kerja	Kontrak
12	A12	Cukup	Baik	Tidak Baik	Bersih	Tidak Baik	Muda	Baik	Tidak Baik	Tidak
13	A13	Tepat waktu	Baik	Baik	Bersih	Cukup	Muda	Tidak Baik	Tidak Baik	Tidak
14	A14	Tepat waktu	Cukup	Baik	Cukup	Baik	Muda	Tidak Baik	Baik	Ya
15	A15	Terlambat	Baik	Cukup	Tidak Bersih	Baik	Dewasa	Baik	Cukup	Ya
16	A16	Terlambat	Cukup	Tidak Baik	Cukup	Baik	Muda	Cukup	cukup	Tidak
17	A17	Terlambat	Baik	Tidak Baik	Cukup	Baik	Muda	Baik	Baik	Ya
18	A18	Terlambat	Baik	Baik	Bersih	Baik	Dewasa	Cukup	Baik	Ya
19	A19	Tepat waktu	Tidak Baik	Baik	Bersih	Baik	Dewasa	Tidak Baik	Cukup	Tidak
20	A20	Terlambat	Baik	Tidak Baik	Tidak Bersih	Cukup	Muda	Baik	Cukup	Tidak
21	A21	Cukup	Baik	Cukup	Tidak Bersih	Baik	Muda	Baik	Baik	Ya
22	A22	Tepat waktu	Baik	Baik	Bersih	Baik	Tua	Baik	Tidak Baik	Ya
23	A23	Tepat waktu	Baik	Baik	Tidak Bersih	Baik	Muda	Baik	Baik	Ya
24	A24	Cukup	Cukup	Baik	Cukup	Baik	Dewasa	Baik	Tidak Baik	Ya
25	A25	Terlambat	Tidak Baik	Tidak Baik	Cukup	Baik	Muda	Baik	Cukup	Tidak
26	A26	Cukup	Tidak Baik	Tidak Baik	Tidak Bersih	Baik	Muda	Baik	Tidak Baik	Tidak
27	A27	Cukup	Baik	Baik	Bersih	Baik	Dewasa	Baik	Baik	Ya
28	A28	Tepat waktu	Baik	Cukup	Cukup	Cukup	Muda	Cukup	Baik	Ya
29	A29	Tepat waktu	Baik	Tidak Baik	Bersih	Baik	Dewasa	Baik	Cukup	Ya
30	A30	Cukup	Baik	Baik	Bersih	Baik	Tua	Baik	Baik	Ya
31	A31	Tepat waktu	Baik	Baik	Tidak Bersih	Baik	Dewasa	Baik	Baik	Ya
32	A32	Terlambat	Baik	Cukup	Bersih	Baik	Tua	Tidak Baik	Cukup	Ya
33	A33	Tepat waktu	Baik	Baik	Cukup	Baik	Dewasa	Cukup	Baik	Ya
34	A34	Tepat waktu	Baik	Baik	Cukup	Cukup	Tua	Tidak Baik	Tidak Baik	Tidak
35	A35	Tepat waktu	Baik	Cukup	Tidak Bersih	Cukup	Muda	Baik	Baik	Ya
36	A36	Tepat waktu	Baik	Baik	cukup	Baik	Dewasa	Tidak Baik	Baik	Ya
37	A37	Terlambat	Cukup	Cukup	Cukup	Cukup	Dewasa	Cukup	Tidak Baik	Tidak

No	Kary	Disiplin	Absensi	Tanggung Jawab	Kebersihan	Sopan Santun	Umur	Kerjasama Tim	Inisiatif Kerja	Kontrak
38	A38	Terlambat	Cukup	Tidak Baik	Cukup	Baik	Muda	Tidak Baik	Cukup	Tidak
39	A39	Tepat waktu	Baik	Baik	Bersih	Cukup	Muda	Baik	Baik	Ya
40	A40	Cukup	Baik	Baik	Bersih	Baik	Muda	Tidak Baik	Baik	Ya
41	A41	Terlambat	Baik	Cukup	Cukup	Baik	Muda	Baik	cukup	Ya
42	A42	Terlambat	Baik	Baik	Tidak Bersih	Tidak Baik	Dewasa	Baik	Cukup	Tidak
43	A43	Tepat waktu	Baik	Baik	Bersih	Baik	Dewasa	Baik	Baik	Ya
44	A44	Terlambat	Baik	Baik	Bersih	Baik	Dewasa	Baik	Baik	Ya
45	A45	Tepat waktu	Baik	Baik	Bersih	Baik	Muda	Baik	Baik	Ya
46	A46	Cukup	Baik	Baik	Cukup	Cukup	Muda	Baik	Cukup	Ya
47	A47	Tepat waktu	Baik	Baik	Tidak Bersih	Baik	Muda	Cukup	Baik	Ya
48	A48	Terlambat	Cukup	Tidak Baik	Cukup	Baik	Dewasa	Baik	Tidak Baik	Tidak
49	A49	Terlambat	Baik	Baik	Bersih	Tidak Baik	Muda	Baik	Baik	Ya
50	A50	Cukup	Cukup	Baik	Cukup	Baik	Muda	Cukup	Baik	Ya
51	A51	Terlambat	Baik	Baik	Bersih	Tidak Baik	Dewasa	Baik	Baik	Ya
52	A52	Terlambat	Cukup	Baik	Tidak Bersih	Baik	Muda	Baik	Cukup	Ya
53	A53	Cukup	Baik	Baik	Bersih	Baik	Muda	Baik	Tidak Baik	Ya
54	A54	Tepat waktu	Baik	Baik	Cukup	Cukup	Muda	Cukup	Cukup	Ya
55	A55	Tepat waktu	Baik	Baik	Cukup	Cukup	Muda	Baik	Cukup	Ya
56	A56	Tepat waktu	Baik	Tidak Baik	Cukup	Cukup	Muda	Tidak Baik	Tidak Baik	Tidak

Ada delapan atribut dan anggotanya, yaitu :

1. Disiplin [tepat waktu | terlambat | cukup]
2. Absensi[baik | cukup | tidak baik]
3. Tanggungjawab [baik | cukup | tidak baik]
4. Kebersihan [bersih | cukup | tidak bersih]
5. Sopan Santun [baik | cukup | tidak baik]

6. Umur [muda | dewasa | tua]
7. Kerjasama Tim [baik | cukup | tidak baik]
8. Inisiatif Kerja [baik | cukup | tidak baik]
9. Kontrak [ya | tidak] Gunakan sebagai labelnya adalah kontrak [ya | tidak]

Berdasarkan Tabel 1 dapat dihitung klasifikasi kontrak kerja karyawan apabila diberikan input berupa disiplin, absensi, tanggung jawab, sopan santun, kebersihan, umur, kerjasama tim, dan inisiatif kerja.

Tabel 2. Data *Testing*

No	1
Kary	C1
Disiplin	Terlambat
Absensi	Cukup
Tanggung Jawab	Tidak Baik
Sopan Santun	Cukup
Kebersihan	Baik
Umur	Dewasa
Inisiatif kerja	Baik
Kerjasama tim	Tidak Baik
Kontrak	?

1. Menghitung *class/label*

$$P(Y = YA) = 38/56 = 0.679$$

(Jumlah “Ya” pada data latih dibagi dengan jumlah keseluruhan data latih)

$$P(Y = TIDAK) = 18/56 = 0.321$$

(Jumlah “Tidak” pada data latih dibagi dengan jumlah keseluruhan data latih)

2. Menghitung jumlah kasus yang sama dengan *class* yang sama

$$P(\text{Disiplin} = \text{Terlambat} \mid Y = YA) = 14/38 = 0.368$$

$$P(\text{Disiplin} = \text{Terlambat} \mid Y = TIDAK) = 8/18 = 0.444$$

$$P(\text{Absensi} = \text{Cukup} \mid Y = YA) = 4/38 = 0.105$$

$$P(\text{Absensi} = \text{Cukup} \mid Y = TIDAK) = 5/18 = 0.278$$

$$P(\text{Tanggung jawab=Tidak baik} | Y = YA) = 2/38 = 0.052$$

$$P(\text{Tanggung jawab=Tidak baik} | Y=TIDAK) = 10/18 = 0.556$$

$$P(\text{Sopan santun = Cukup} | Y = YA) = 12/38 = 0.315$$

$$P(\text{Sopan santun = Cukup} | Y = TIDAK) = 8/18 = 0.444$$

$$P(\text{Kebersihan = Baik} | Y = YA) = 30/38 = 0.790$$

$$P(\text{Kebersihan = Baik} | Y = TIDAK) = 8/18 = 0.444$$

$$P(\text{Umur = Dewasa} | Y = YA) = 13/38 = 0.342$$

$$P(\text{Umur = Dewasa} | Y = TIDAK) = 5/18 = 0.278$$

$$P(\text{Inisiatif kerja = Baik} | Y = YA) = 26/38 = 0.684$$

$$P(\text{Inisiatif kerja = Baik} | Y = TIDAK) = 7/18 = 0.389$$

$$P(\text{Kerjasamatim= Tidak baik} | Y = YA) = 3/38 = 0.079$$

$$P(\text{Kerjasamatim=Tidak baik} | Y=TIDAK) = 8/18 = 0.444$$

3. Menghitung semua hasil variabel YA dan TIDAK

$$P(YA) = P(\text{Disiplin = Terlambat} | Y = YA) \times P(\text{Absensi = Cukup} | Y = YA) \times$$

$$P(\text{Tanggung jawab = Tidak baik} | Y = YA) \times P(\text{Sopan santun = Cukup} | Y = YA) \times$$

$$P(\text{Kebersihan = Baik} | Y = YA) \times P(\text{Umur = Dewasa} | Y = YA) \times P(\text{Inisiatif kerja = Baik} |$$

$$Y = YA) \times P(\text{Kerjasama tim = Tidak baik} | YA) \times P(Y = YA)$$

$$= 0.368 \times 0.105 \times 0.052 \times 0.316 \times 0.789 \times 0.342 \times 0.684 \times 0.079 \times 0.679$$

$$= 0.000006$$

$$P(TIDAK) = P(\text{Disiplin =Terlambat} | Y = TIDAK) \times P(\text{Absensi = Cukup} | Y = TIDAK) \times$$

$$P(\text{Tanggung jawab = Tidak baik} | Y = TIDAK) \times P(\text{Sopan santun = Cukup} | Y = TIDAK) \times$$

$$P(\text{Kebersihan = Baik} | Y = TIDAK) \times P(\text{Umur = Dewasa} | Y = TIDAK) \times P(\text{Inisiatif kerja =$$

$$\text{Baik} | Y = TIDAK) \times P(\text{Kerjasama tim = Tidak baik} | Y = TIDAK) \times P(Y = TIDAK)$$

$$= 0.444 \times 0.278 \times 0.556 \times 0.444 \times 0.444 \times 0.278 \times 0.389 \times 0.444 \times 0.321$$

$$= 0.000209$$

4. Membandingkan hasil variabel “YA” dan “TIDAK” Dari perhitungan yang telah dilakukan, didapat hasil $P(\text{YA})$ lebih kecil dari $P(\text{TIDAK})$, maka label untuk data *testing* tersebut adalah “Tidak”.

Tabel 3. Nilai Probabilitas Hasil Perhitungan *Naïve Bayes*

Hasil Perhitungan Jumlah Class/Label			
No	Variabel	Nilai YA	Nilai TIDAK
1.	Total Data	0.679	0.321
Hasil Perhitungan Jumlah Kasus yang Sama dengan Class yang Sama			
No	Variabel	Nilai YA	Nilai TIDAK
1.	Terlambat	0.368	0.444
2.	Cukup	0.105	0.278
3.	Tidak baik	0.052	0.556
4.	Cukup	0.316	0.444
5.	Baik	0.789	0.444
6.	Dewasa	0.342	0.278
7.	Baik	0.684	0.389
8.	Tidak baik	0.079	0.444
Hasil Perhitungan Semua Variabel untuk 1 Data Uji			
No	Variabel	Nilai YA	Nilai TIDAK
1	Terlambat, Cukup, Tidak baik, Cukup, Baik, Dewasa, Baik, Tidak baik	0.000006	0.000209

Dari hasil diatas, terlihat bahwa nilai probabilitas tertinggi ada pada $P(\text{Tidak})$ sehingga dapat disimpulkan bahwa kontrak kerja karyawan C1 tidak diperpanjang.

B. Pengujian Klasifikasi *Naïve Bayes*

Tabel 4 Pengujian terhadap Algoritma *Naïve Bayes* yang digunakan, dilakukan dengan menggunakan *Confussion Matrix* (F. Gumus., et al, 2014). Dengan menggunakan data (Testing) yang sebanyak 10 record.

Tabel 4. Data *Testing*

No	Kary	Disiplin	Absensi	Tanggung Jawab	Kebersihan	Sopan Santun	Umur	Kerjasama Tim	Inisiatif Kerja	Kontrak
1	B1	Tepat waktu	Baik	Baik	Tidak Bersih	Baik	Muda	Baik	Baik	Ya
2	B2	Tepat waktu	Cukup	Cukup	Bersih	Tidak Baik	Muda	Baik	Baik	Ya
3	B3	Tepat waktu	Baik	Tidak Baik	Bersih	Baik	Dewasa	Cukup	Cukup	Tidak
4	B4	Cukup	Cukup	Tidak Baik	Cukup	Baik	Muda	Baik	Cukup	Tidak
5	B5	Terlambat	Baik	Baik	Tidak Bersih	Tidak Baik	Dewasa	Baik	Cukup	Ya
6	B6	Terlambat	Cukup	Baik	Cukup	Baik	Tua	Baik	Baik	Ya
7	B7	Cukup	Sering Absen	Tidak Baik	Bersih	Baik	Muda	Baik	Tidak Baik	Tidak
8	B8	Terlambat	Baik	Baik	Tidak Bersih	Tidak Baik	Muda	Baik	Cukup	Tidak
9	B9	Tepat waktu	Sering Absen	Baik	Cukup	Tidak Baik	Muda	Cukup	Cukup	Tidak
10	B10	Tepat waktu	Sering Absen	Cukup	Bersih	Baik	Dewasa	Baik	Baik	Ya

Tabel 5 merupakan hasil perhitungan menggunakan algoritma *Naive Bayes* klasifikasi.

Tabel 5. Hasil Perhitungan Klasifikasi

No	Nama	Nilai Probabilitas		Kesimpulan
		Ya	Tidak	
1	Ahmad Syafiudin	0.008345	0.000023	Ya
2	Risky Bayu Samudra	0.000032	0.000008	Ya
3	Dyah Intan Rahayu	0.000059	0.000161	Tidak
4	Alif Ibnu Mubarak	0.000014	0.000129	Tidak
5	Bening Ninda	0.000099	0.000059	Ya
6	Muhammad Faqih	0.000384	0.000005	Ya
7	Syaibenu Risal	0.000004	0.000086	Tidak
8	Agung Budi Priyono	0.000144	0.000129	Ya
9	Ayu Rachmawati	0.000004	0.000092	Tidak
10	Zefnat Dwi Prasetyo	0.000163	0.000006	Ya

Dari hasil proses klasifikasi yang disajikan pada tabel diatas maka dapat dikonversi kedalam bentuk tabel *confussion matrix* seperti dibawah ini (Luque, A., et al, 2019):

Tabel 6. *Confusion matrix*

Hasil Aktual	Hasil Kasifikasi	
	Ya	Tidak
Ya	5	0
Tidak	1	4

Berdasarkan tabel *Confusion matrix* diatas maka kinerja penggunaan Algoritma klasifikasi *Naïve Bayes* dapat diukur dengan menghitung nilai presisi, recall, akurasi (Annur, Hadistah., 2018)

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{5}{5+1} = 83,33 \%$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{5}{5+0} = 100\%$$

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} = \frac{5+4}{5+4+1+0} = 90\%$$

Kemudian di uji dengan menggunakan *RapidMiner Studio* diperoleh hasil seperti gambar 2

accuracy: 90.00%

	true Ya	true Tidak	class precision
pred. Ya	5	1	83.33%
pred. Tidak	0	4	100.00%
class recall	100.00%	80.00%	

Gambar 2. Perhitungan Akurasi dengan *RapidMiner*

SIMPULAN DAN SARAN

Simpulan

Sistem perpanjangan kontrak kerja karyawan menggunakan Algoritma *Naïve Bayes* dengan atribut disiplin, absensi, tanggungjawab, kebersihan, sopan santun, umur, kerjasama

tim dan inisiatif kerja *dari data karyawan tahun 2018-2019* menghasilkan akurasi yang cukup baik yaitu 90%.

Saran

Hasil akhir penelitian ini perlu dikembangkan menggunakan algoritma klasifikasi yang lain dalam *data mining* untuk mengetahui algoritma klasifikasi yang lebih baik akurasinya.

DAFTAR PUSTAKA

- Annur, Hadistah. 2018. *Klasifikasi Masyarakat Miskin Menggunakan Metode Naive Bayes*. ILKOM Jurnal Ilmiah, Vol.10 No.2, ISSN : p-ISSN 2087 -S1716 e-ISSN 2548-777.
- Arum, Insani Ning. 2019. "*Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Naive Bayes Untuk Mengukur Tingkat Ketepatan Kelulusan Taruna Stimart Amni Semarang*". Semarang : Universitas Semarang.
- F. Gumus, C. O. Sakar, Z. Erdem And O. Kursun. 2014. "*Online Naive Bayes Classification For Network Intrusion Detection*," In Ieee/Acm International Conference On Advances In Social Networks Analysis And Mining, Beijing, China
- Gajimu. *Ketentuan Seputar Kontrak Kerja*. Dikutip 16 April 2019 dari Gajimu.com : <https://goo.gl/TGSJSW>.
- Kabir, M. F., Rahman, C. M., Hossain, A., & Dahal, K. (2011). *Enhanced Classification Accuracy on Naive Bayes Data Mining Models*. International Journal of Computer Applications, Volume 28, No.3.
- Kesavaraj, G., & Sukumaran, S. (2013, July). *A study on classification techniques in data mining*. In 2013 Fourth International Conference on Computing, Communications and Networking Technologies (ICCCNT) (pp. 1-7). IEEE.
- Luque, A., Carrasco, A., Martín, A., & de las Heras, A. (2019). *The impact of class imbalance in classification performance metrics based on the binary confusion matrix*. *Pattern Recognition*, 91, 216-231.
- Revolution: Proceedings Of The 1st International Conference On Civil Engineering, Electrical Engineering, Information Systems, Information Technology, And Agricultural Technology (Scis 2019), July 10, 2019, Semarang, Indonesia (P. 47). Crc Press.
- Winarti, T., & Arief, S. (2017). *Determining Term On Text Document Clustering Using Algorithm Of Enhanced Confix Stripping Stemming*. Vol, 157, 8-13.

- Winarti, T., Kerami, D., Lussiana, E. T. P., & Sudiro, S. A. (2017). *Improving Stemming Algorithm Using Morphological Rules*. *International Journal On Advanced Science, Engineering And Information Technology*, 7(5), 1758-1764.
- Winarti, T., & Vydia, V. (2020, February). *Feature Selection For Optimizing The Naive Bayes Algorithm*. In *Engineering, Information And Agricultural Technology In The Global Digital*
- Winarti, T. (2018). *Pengembangan Algoritma Stemming Secara Otomatis Dengan Penghapusan Imbuhan Untuk Meningkatkan Kinerja Proses Clustering Dokumen Teks*. Universitas Gunadarma.