

---

## Klasifikasi dan Penugasan Manpower untuk Pengkalibrasian Alat Laboratorium Industri menggunakan Metode Naive Bayes

**Paduloh<sup>1</sup>, Murwan Widyantoro<sup>\*2</sup>, Nabilatusolihah<sup>3</sup>**

<sup>1,2,3</sup> Program Studi Teknik Industri Universitas Bhayangkara Jakarta Raya; Jl. Raya Perjuangan  
No.18 Kota Bekasi.

e-mail: <sup>1</sup>paduloh@dsn.ubharajaya.ac.id, <sup>\*2</sup>murwan@dsn.ubharajaya.ac.id,  
<sup>3</sup>nabilatusolihah22@gmail.com

### **Abstrak**

*Perusahaan jasa pengkalibrasian alat-alat industri yang berlokasi di daerah Bekasi mengalami sebuah permasalahan, dimana terdapat beberapa complain dari customer dikarenakan terdapat delay dalam pengerjaan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menemukan pembagian penugasan manpower secara merata antara laboratorium dan onsite, dimana dilakukan pengklasifikasian dengan menggunakan Naive Bayes. Berdasarkan analisa klasifikasi aktual persentase pembagian manpowernya yaitu 51% untuk penempatan laboratorium dan 49% untuk pengerjaan onsite tanpa melihat dari persentase kompetensi personilnya. Setelah dilakukan rearrangement dengan menggunakan Naive Bayes dan Rapidminer, hasil pembagiannya berubah menjadi 56% untuk laboratorium dan 44% untuk onsite dimana diklasifikasi ulang berdasarkan nilai persentase kompetensi personilnya. Untuk personil dengan kompetensi diatas 82% diutamakan untuk melakukan kegiatan onsite. Dampak yang dihasilkan setelah adanya rearrangement ini yaitu terjadi perubahan dalam pembagian tugas dan alat customer menjadi cepat terkalibrasi*

**Kata kunci**— Naive Bayes, Rapidminer, Klasifikasi, Manpower, Kalibrasi

### **Abstract**

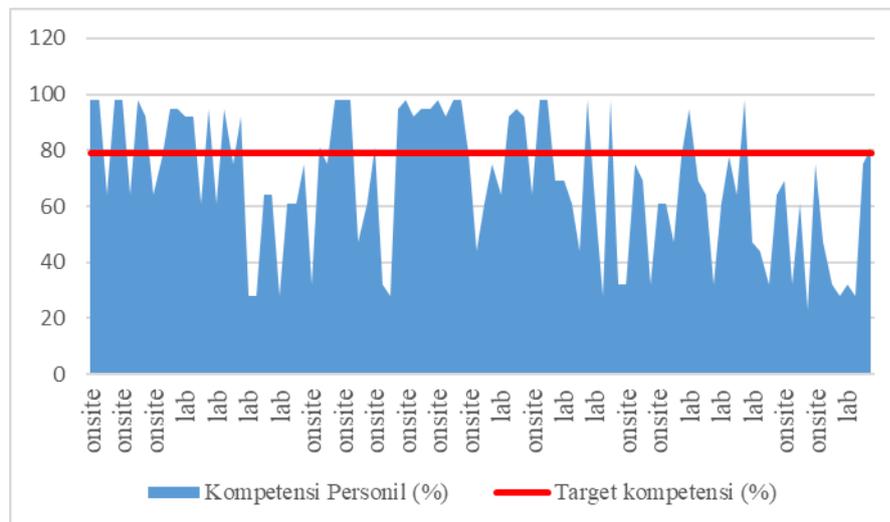
*The industrial equipment calibration service company which located at Bekasi have some problem like they have several complaints from customers because there were delays in the work. The purpose of this study is to find an even distribution of labor assignments between the laboratory and onsite, where the classification was carried out by using Naive Baiyes. Based on the actual classification analysis, the percentage of the division of labor is 51% for laboratory placement and 49% for work onsite, regardless of the proportion of personnel competence. After rearranging using Naive Baiyes and Rapid Miner, the results of the distribution was changed to 56% for laboratories and 44% for locations, where they were reclassified based on the value of the proportion of personel competence. For personel with competence above 82% is to carry out activities for onsite. The resulting impact after the rearrangement is, there is a change in the division of tasks and customer tools are quickly to calibrated.*

**Keywords**— Naive Bayes, Rapidminer, Classification, Manpower, Calibration

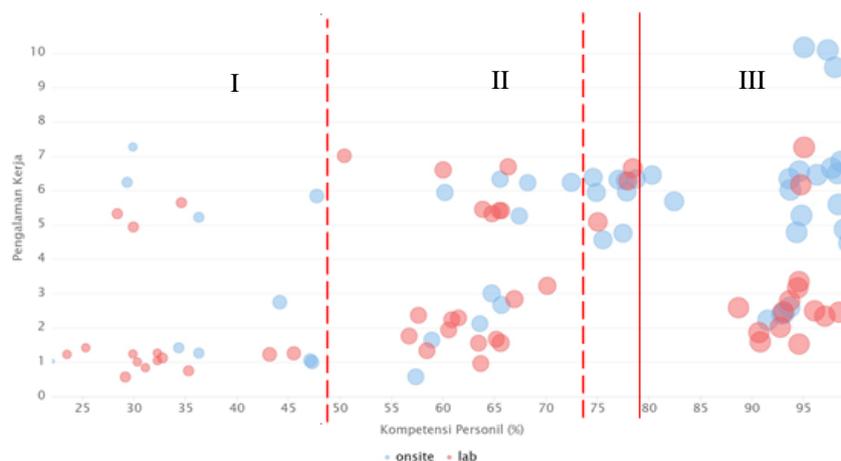
---

## 1. PENDAHULUAN

Perkembangan persaingan di Industri kalibrasi semakin tinggi dengan banyaknya perusahaan-perusahaan baru yang muncul dan menawarkan inovasi dan harga yang semakin bersaing. Perkembangan ini untuk menjawab perkembangan pasar yang juga dituntut untuk memenuhi persyaratan ISO, audit dan lain sebagainya. Penelitian ini dilakukan pada salah satu perusahaan swasta yang berada di daerah Bekasi yang bergerak dibidang jasa kalibrasi alat-alat industri, kondisi perusahaan saat ini mengalami kendala dimana antara lain yaitu terdapat complain dari customer dikarenakan pengerjaan alat yang melampaui waktu tenggang (delay). Kedua, perusahaan ingin menerapkan kebijakan overtime (lembur) untuk manpower yang bertugas di laboratorium. Namun, tidak semua alat dapat dikerjakan dengan lembur, karena itu tidak efisien, dan tidak berpengaruh banyak untuk mengurangi jumlah outstanding alat terlama. Alasan lainnya yaitu karena masih terdapat beberapa personil yang mempunyai uji kompetensi dibawah dari target kompetensi yang ditentukan.



Gambar 1. Grafik Perbandingan Antara Kompetensi Personil (%) dengan Posisi Penempatannya (Aktual)



Gambar 2 Klasifikasi Penempatan *Manpower* berdasarkan Pengalaman Kerja dan Persentase Kompetensi Personil

Berdasarkan data yang dijelaskan pada tabel 1, maka akan menimbulkan dampak yang tentunya akan berpengaruh, baik terhadap perusahaan ataupun terhadap teknisi/manpower yang bertugas. Untuk perusahaan tentunya akan mengeluarkan overtime pay (uang lembur), sedangkan untuk manpowernya tentunya diharuskan untuk melakukan kerja lembur, dimana hal ini tidak semua alat-alat yang masuk di laboratorium dapat dilemburkan, karena walaupun dilakukan, jumlah outstanding alat yang tertera hanya berkurang sedikit, seperti halnya mikropipet, dial thickness, dispenser. Sedangkan, untuk outstanding yang terlama adalah alat-alat tersebut. Untuk mengurangi jumlah outstanding alat, maka kebijakan dari divisi teknik yaitu dapat melakukan pengerjaan lembur hanya untuk alat-alat lainnya seperti anak timbangan, caliper, micrometer, pressure gauge, timbangan dan volumetrik walaupun alat-alat tersebut dikatakan belum masuk kedalam list outstanding terlama pengerjaannya.

Tabel 1 Pengambilan Data Alat Masuk di dalam Laboratorium

Tanggal Alat Masuk Lab	Tanggal Prediksi Alat Selesai	Jumlah Perusahaan	Total Alat (pcs)			Tanggal Selesai Pengerjaan (Aktual)	Lama Delay
			Keseluruhan	Delay	Ontime		
24 Maret	31 Maret	7	50	24	26	29 Maret - 7 April	5 hari
25 Maret	1 April	10	28	12	16	29 Maret – 6 April	3 hari
28 Maret	4 April	6	16	7	9	1-7 April	3 hari
31 Maret	7 April	4	7	2	5	6 - 12 April	3 hari
1 April	8 April	1	9	4	5	6- 11 April	1 hari
4 April	11 April	2	5	0	5	6 April	On time
5 April	12 April	6	25	0	25	7-12 April	On time
7 April	15 April	6	25	0	25	11 April	On time
11 April	19 April	7	16	0	16	12-14 April	On time
12 April	20 April	9	42	20	22	14 – 21 April	1 hari
13 April	21 April	4	27	18	9	22 - 28 April	5 hari
20 April	28 April	5	15	10	5	1 – 8 Mei	9 hari
22 April	2 Mei	11	32	15	17	6 – 12 Mei	8 hari
25 April	3 Mei	9	26	11	15	6- 13 Mei	8 hari

Berdasarkan data yang dijelaskan pada tabel 1, maka akan menimbulkan dampak yang tentunya akan berpengaruh, baik terhadap perusahaan ataupun terhadap teknisi/manpower yang bertugas. Untuk perusahaan tentunya akan mengeluarkan overtime pay (uang lembur), sedangkan untuk manpowernya tentunya diharuskan untuk melakukan kerja lembur, di mana hal ini tidak semua alat-alat yang masuk di laboratorium dapat dilemburkan, karena walaupun dilakukan, jumlah outstanding alat yang tertera hanya berkurang sedikit, seperti halnya mikropipet, dial thickness, dispenser. Sedangkan, untuk outstanding yang terlama adalah alat-alat tersebut. Untuk mengurangi jumlah outstanding alat, maka kebijakan dari divisi teknik yaitu dapat melakukan pengerjaan lembur hanya untuk alat-alat lainnya seperti anak timbangan, caliper, micrometer, pressure gauge, timbangan dan volumetrik walaupun alat-alat tersebut dikatakan belum masuk kedalam list outstanding terlama pengerjaannya.

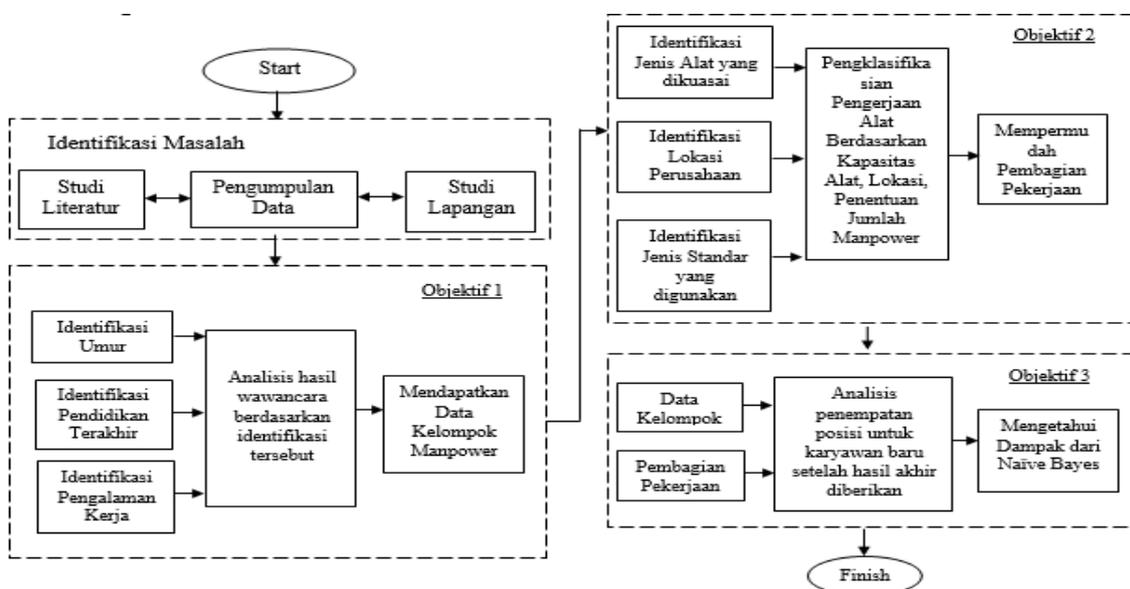
Pada penelitian ini, Pengelompokan pelanggan dapat dilakukan menggunakan clustering seperti yang dilakukan oleh [1] dengan menggunakan K-means clustering dan [2] menggunakan DBSCAN. Dalam penelitian ini penulis menggunakan klasifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes dan rapidminer dimana hal ini dikarenakan berdasarkan penelitian terdahulu, untuk kecepatan pemrosesan, rapidminer lebih unggul

dibanding aplikasi yang lain [3]. Untuk algoritma Naive Bayes memiliki keunggulan dimana algoritma ini hanya membutuhkan sedikit data pelatihan, cepat dan efisien, mudah dan cepat untuk melakukan perhitungan, dan yang terakhir, berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, algoritma ini adalah algoritma paling baik dalam hal memprediksi suatu permasalahan dengan hasil nilai akurasi yang tinggi dan error yang kecil dibandingkan dengan algoritma lainnya [4], Penelitian lainnya yang telah dilakukan oleh [5] di mana mereka mengklasifikasi penetapan status karyawan dengan menggunakan metode Naive Bayes dan rapidminer. Hasil yang diperoleh yaitu baik dengan menggunakan perhitungan manual ataupun rapidminer adalah sama di mana nilai yang tertinggi adalah diangkat, dengan nilai  $c1$  (diangkat) sebesar 0.567 dan untuk nilai  $c2$  (tidak diangkat) sebesar 0.433[6]–[10].

Berdasarkan kondisi tersebut diatas penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan klasifikasi karyawan berdasarkan kemampuan, jenis pekerjaan, ketersediaan alat dan lokasi pelanggan. Penelitian ini diharapkan dapat membuat klasifikasi yang tepat mengani penugasan karyawan, yang pada akhirnya akan meningkatkan kepuasan pelanggan dan menurunkan complain.

## 2. METODE PENELITIAN

Untuk menyelesaikan permasalahan dan menjawab tujuan penelitian yaitu mendapatkan klasifikasi karyawan untuk memenuhi kebutuhan pelanggan berdasarkan ketersediaan alat kalibrasi, berikut adalah tahapan yang dilakukan oleh peneliti untuk mendapatkan hasil permodelan menggunakan metode *Naive Bayes*.



Gambar 3. Skema Kerangka Pemikiran

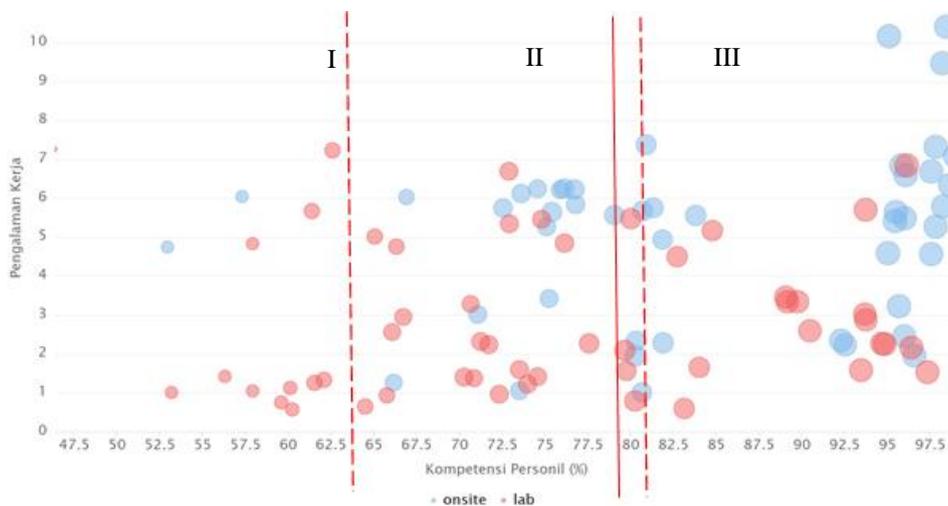
Teknik pengolahan data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan teknik kualifikasi dengan permodelan deskriptif dan prediktif yang menggunakan salah satu algoritma yaitu Naive Bayes, dengan beberapa tahapan 1) Pengklasifikasian data kelompok manpower berdasarkan umur, pendidikan terakhir, pengalaman kerja, dan nilai kompetensi personal. 2) Perhitungan secara manual dengan menggunakan rumus Algoritma Naive Bayes untuk

menentukan penugasan manpower. 3) Menginput data training ke dalam aplikasi rapidminer [11]–[13].

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

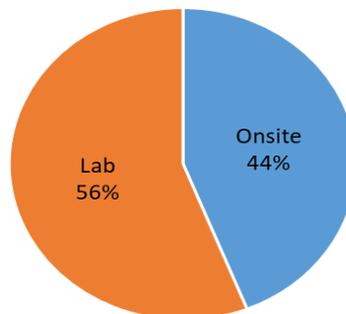
#### 1. Mendapatkan Data Kelompok Manpower

Untuk mendapatkan data tersebut, hal yang dilakukan setelah adanya proses wawancara secara personal, data-data tersebut di klasifikasikan berdasarkan umur, pendidikan terakhir, pengalaman kerja. Setelah mendapatkan klasifikasi tersebut, maka setiap personil diadakan uji banding minimal sebulan 2x sehingga dapat diketahui nilai persentase kompetensi personil yang dimiliki.



Gambar 4 Klasifikasi Penempatan *Manpower* berdasarkan Pengalaman Kerja dan Persentase Kompetensi Personil (*After*)

Untuk nilai pembagian penempatan manpowernya sendiri, setelah dilakukan re-arrangement hasil yang diperoleh yaitu seperti pada gambar 4.8 di mana untuk penempatan laboratorium nilainya berubah menjadi 56%, sedangkan untuk penempatan onsite nilainya menjadi 44%.



Gambar 5 Gambar Persentase Pembagian *Manpower* (*After*)

## 2. Menghitung Pembagian Penugasan

Berdasarkan data yang telah diperoleh dan telah dijalankan selama ini oleh perusahaan tersebut, mereka mengelompokkannya menjadi beberapa kriteria seperti jenis kelamin, umur, pendidikan terakhir, pengalaman kerja yang tentunya ini akan berhubungan dengan status penempatan kerja dan gaji yang akan diperoleh dari masing-masing personil. Selain itu, dalam prosesnya pun dilakukan pengevaluasian setiap bulannya untuk mengetahui persentasi kompetensi dari masing-masing personil di mana diharapkan semua personil mempunyai target setidaknya 75% dalam menguasai pengkalibrasian seluruh alat ukur dalam perusahaan ini. Hasil tersebut dapat dilihat dalam tabel 2., di mana ini merupakan data sampling yang hanya diambil dengan jumlah 100 data sample saja

Tabel 2 Data Training Pembagian Manpower

Jenis Kelamin	Umur (tahun)	Pendidikan Terakhir	Pengalaman Kerja (tahun)	Kompetensi Personil (%)	Status
Pria	36	Kuliah	7	98	Onsite
Pria	36	Kuliah	7	98	Onsite
Pria	30	SMA	6	64	Onsite
...	...	...	...	...	...
Wanita	24	Kuliah	3	69	Lab
Wanita	24	Kuliah	3	69	Lab
Wanita	22	Kuliah	2	61	Lab
Pria	22	SMA	1	44	Onsite
...	...	...	...	...	...

Berdasarkan tabel 2. terdapat 2 karyawan baru yang telah mengikuti beberapa tahap evaluasi, di mana 1 karyawan tersebut berjenis kelamin wanita dengan umur 25 tahun, lulusan SMA dan mempunyai pengalaman bekerja selama 2 tahun, dan 1 karyawan lainnya yaitu berjenis kelamin pria dengan umur 27 tahun lulusan perkuliahan dengan pengalaman kerja selama 5 tahun, seperti pada tabel 4.2. Dengan data yang diperoleh tersebut, maka perusahaan mengharuskan menempatkan mereka pada posisi yang tepat, apakah onsite ataupun laboratorium.

Tabel 3 Data Uji Pembagian Penugasan Manpower dengan *Naive Bayes*

Jenis Kelamin	Umur (tahun)	Pendidikan Terakhir	Pengalaman Kerja (tahun)	Status (Lab / Onsite)
Wanita	25	SMA	2	Lab
Pria	27	Kuliah	5	Onsite

Pada tahap ini, rumus yang digunakan untuk menjawab pertanyaan seperti pada table 2 yaitu:

a) Menghitung Jumlah *Class* / Label dengan menggunakan rumus:

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

- $P(\text{status} = \text{"Onsite"}) = 49/100 = 0.49$   
 $P(\text{status} = \text{"Lab"}) = 51/100 = 0.51$   
 $P(\text{jenis kelamin} = \text{"wanita"} | \text{status} = \text{"onsite"}) = 8/49 = 0.1632\dots$   
 $P(\text{jenis kelamin} = \text{"wanita"} | \text{status} = \text{"lab"}) = 28/51 = 0.5490\dots$   
 $P(\text{pendidikan terakhir} = \text{"SMA"} | \text{status} = \text{"onsite"}) = 12/49 = 0.2449\dots$   
 $P(\text{pendidikan terakhir} = \text{"SMA"} | \text{status} = \text{"lab"}) = 15/51 = 0.2941\dots$   
 $P(\text{jenis kelamin} = \text{"pria"} | \text{status} = \text{"onsite"}) = 41/49 = 0.8367\dots$   
 $P(\text{jenis kelamin} = \text{"pria"} | \text{status} = \text{"lab"}) = 23/51 = 0.4509\dots$   
 $P(\text{pendidikan terakhir} = \text{"kuliah"} | \text{status} = \text{"onsite"}) = 37/49 = 0.7551\dots$   
 $P(\text{pendidikan terakhir} = \text{"kuliah"} | \text{status} = \text{"lab"}) = 36/51 = 0.7058\dots$

b) Menghitung Jumlah Kasus yang Sama dengan Kelas yang Sama (Mencari Nilai Probabilitas) dengan menggunakan rumus:

$$g(x, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2}; \mu = \frac{\sum_i^n x_i}{n}; \sigma = \sqrt{\frac{\sum_i^n (x_i - \mu)^2}{n-1}}$$

$\mu_{\text{status}} = \text{"onsite"}$

$$= (36+36+30+36+30+30+37+24+28+32+23+30+28+28+32+27+30+30+27+32+28+23+27+23+28+37+32+28+23+30+30+32+22+28+37+27+32+28+24+24+22+28+32+22+28+22+24+32+32) / 49 = 1411 / 49 = 28.7959\dots$$

$\sigma_{\text{status}} = \text{onsite}$

$$= \sqrt{\frac{(36 - 28.796)^2 + (36 - 28.796)^2 + (30 - 28.796)^2 + \dots + (32 - 28.796)^2 + (32 - 28.796)^2}{49 - 1}}$$

= 4.3107 ...

$\mu_{\text{status}} = \text{"lab"}$

$$= (23+23+24+24+22+23+22+24+22+22+27+27+22+23+23+32+23+22+23+23+24+22+27+24+23+24+27+24+24+22+22+22+21+27+21+27+28+22+27+21+26+27+21+27+28+26+26+27+26+21+27) / 51 = 1235 / 51 = 24.2156\dots$$

$\sigma_{\text{status}} = \text{lab}$

$$= \sqrt{\frac{(23 - 24.216)^2 + (23 - 24.216)^2 + (24 - 24.216)^2 + \dots + (21 - 24.216)^2 + (27 - 24.216)^2}{51 - 1}}$$

= 2.4763 ...

$$P(\text{umur} = 25 | \text{status} = \text{"onsite"}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 4.3107} \exp \frac{-(25-28.7959)^2}{(2 \cdot 4.3107)^2} = 0.1123\dots$$

$$P(\text{umur} = 25 | \text{status} = \text{"lab"}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 2.4763} \exp \frac{-(25-24.2156)^2}{(2 \cdot 2.4763)^2} = 0.1651\dots$$

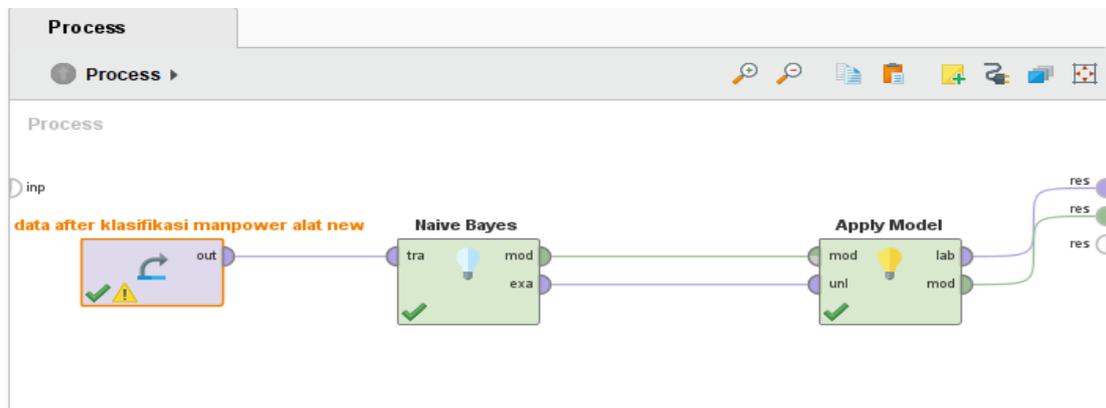
Status	Umur Wanita			Umur Pria		
	$\mu_{\text{status}}$	$\sigma_{\text{status}}$	$g(x, \mu, \sigma)$	$\mu_{\text{status}}$	$\sigma_{\text{status}}$	$g(x, \mu, \sigma)$

Onsite	28.80	4.31	0.11	28.80	4.31	0.09
Lab	24.22	2.48	0.17	24.22	2.48	0.22

Status	Pengalaman Kerja Wanita			Pengalaman Kerja Pria		
	$\mu_{status}$	$\sigma_{status}$	$g(x, \mu, \sigma)$	$\mu_{status}$	$\sigma_{status}$	$g(x, \mu, \sigma)$
Onsite	4.92	2.37	0.25	4.92	2.37	0.17
Lab	3.02	2.02	0.21	3.02	2.02	0.25

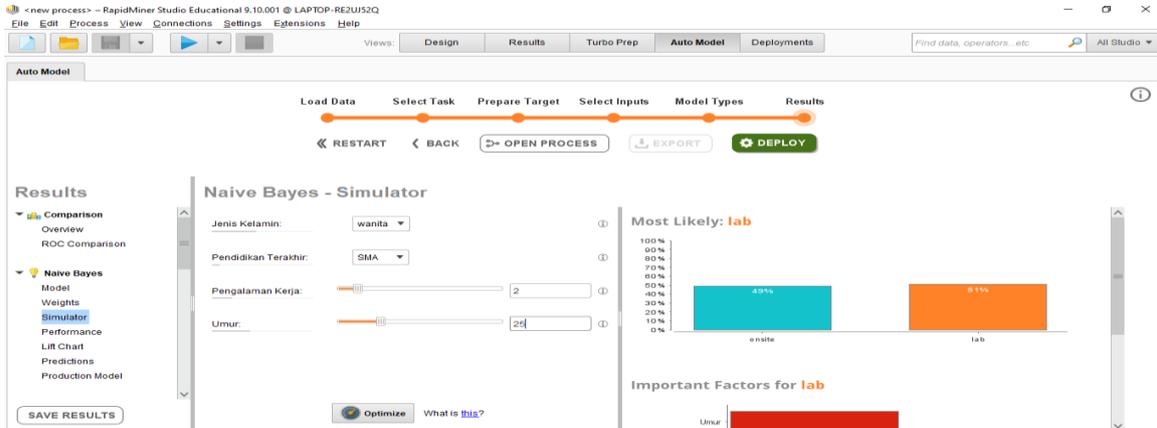
- c) Mengalikan Semua Hasil sesuai dengan Data *Testing* yang akan dicari Kelasnya
- $P(\text{wanita} \mid \text{status} = \text{"onsite"}) = 0.1632 + 0.1123 + 0.2449 + 0.2458 = 0.7662$   
 $P(\text{wanita} \mid \text{status} = \text{"lab"}) = 0.5490 + 0.1651 + 0.2941 + 0.2098 = 1.2180$   
 $P(\text{status} = \text{"onsite"} \mid \text{wanita}) = 0.7662 * 0.49 = 0.3754\dots$   
 $P(\text{status} = \text{"lab"} \mid \text{wanita}) = 1.2180 * 0.51 = 0.6211\dots$
  - $P(\text{pria} \mid \text{status} = \text{"onsite"}) = 0.8367 + 0.0966 + 0.7551 + 0.1683 = 1.9386$   
 $P(\text{pria} \mid \text{status} = \text{"lab"}) = 0.4509 + 0.2209 + 0.7058 + 0.2502 = 1.6278$   
 $P(\text{status} = \text{"onsite"} \mid \text{pria}) = 1.9386 * 0.49 = 0.9499\dots$   
 $P(\text{status} = \text{"lab"} \mid \text{pria}) = 1.627 * 0.51 = 0.8301\dots$
- d) Membandingkan Hasil Kelas Antara *Onsite* dan Lab
- $P(\text{status} = \text{"lab"} \mid \text{wanita}) = 1.2180 * 0.51 = 0.6211\dots$
  - $P(\text{status} = \text{"onsite"} \mid \text{pria}) = 1.9386 * 0.49 = 0.9499\dots$

Berdasarkan algoritma dan data diatas, data dianalisa menggunakan aplikasi rapidminer, dengan proses seperti tertera pada Gambar 6 dibawah.



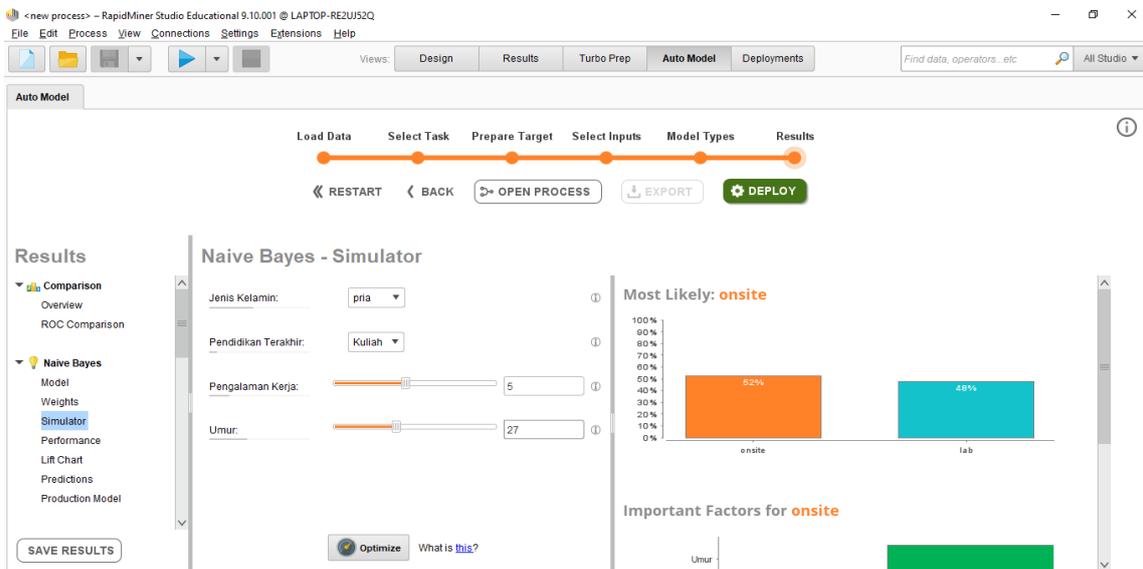
Gambar 6 Pengaplikasian pada *Rapidminer*

Hasil analisis dengan menggunakan data pada table 2 maka didapatkan hasil klasifikasi sebagai kebutuhan pekerja untuk tugas dalam kantor yaitu Wanita.



Gambar 7 Hasil Analisa dengan menggunakan Aplikasi *Rapidminer* (Wanita)

Hasil yang sama pun dapat terlihat jika kita aplikasi kedalam aplikasi rapidminer seperti gambar 4.3, di mana untuk posisi wanita, 25 tahun, dengan pendidikan terakhir SMA dan pengalaman kerja selama 2 tahun, maka grafik yang ditunjukkan adalah lebih dominan kedalam posisi lab.



Gambar 8 Hasil Analisa dengan menggunakan Aplikasi *Rapidminer* (Pria)

Dari hasil di atas, terlihat bahwa nilai probabilitas tertinggi ada pada data jenis kelamin = pria, umur = 27 tahun, pendidikan terakhir = kuliah, dan pengalaman kerja = 5 tahun adalah onsite, karena probabilitas onsite lebih tinggi (0.9499) dibandingkan probabilitas lab (0.8301). Berdasarkan hasil yang telah diperoleh di atas, maka dapat terlihat bahwa terjadi perubahan data, di mana dari yang sebelumnya persentase perbandingan pengerjaan lab sebesar 51% telah berubah menjadi 56% setelah dilakukan re-arrangement sesuai dengan persentase kompetensi personalnya. Selain itu, untuk personal yang sebelumnya masih memiliki persentase kompetensinya dibawah dari target (79%), maka dilakukan pengupgradean kompetensi dengan cara dilakukan wawancara dan pelatihan setiap 1x seminggu, sehingga hasil yang diperoleh

yaitu untuk penugasan onsite (lapangan) wajib dilakukan untuk personil yang sudah memiliki persentasi >82%. Untuk personil yang masih memiliki kompetensi dibawah itu, masih perlu untuk mengikuti pelatihan rutin kembali.

#### 4. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini antara lain, pertama yaitu cara mendapatkan klasifikasinya yaitu diklasifikasi sesuai dengan umur, pendidikan terakhir, pengalamn kerja, dan hasil kompetensi personil. Hasil klasifikasi manpower yang diperoleh pada perusahaan ini yaitu sebesar 44% ditempatkan onsite, sedangkan 56% ditempatkan di laboratorium, dari yang sebelumnya 49% ditempatkan di onsite, sedangkan 51% ditempatkan di laboratorium. Kedua, cara menyeimbangkannya yaitu berdasarkan hasil persentase kompetensi personil, dimana yang berkompentensi 64% - 81%, boleh dapat memilih untuk ditempatkan di laboratorium ataupun di onsite, namun personil >82%, diutamakan untuk melakukan full kegiatan secara onsite, dari yang sebelumnya hanya personil >75%, diperbolehkan untuk melakukan full kegiatan onsite. Terakhir, dampak yang terjadi setelah melakukan penganalisaan melalui Naive Baiyes yaitu adanya perubahan dalam pembagian tugas antara onsite dengan laboratorium, sehingga alat customer menjadi cepat terkalibrasi.

#### 5. SARAN

Dari hasil penelitian disarankan untuk melakukan penelitian lanjutan dengan data yang bervariasi untuk menentukan klassifikasi berdasarkan kebutuhan perusahaan, untuk menentukan mana prioritas kebutuhan perusahaan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Paduloh, T. Djatna, Sukardi, and Muslich, "Dynamic supplier selection strategy towards negotiation process in beef industry using K-means clustering," *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.*, vol. 443, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1755-1315/443/1/012003.
- [2] A. S. Devi, I. K. G. D. Putra, and I. M. Sukarsa, "Implementasi Metode Clustering DBSCAN pada Proses Pengambilan Keputusan," *Lontar Komput. J. Ilm. Teknol. Inf.*, vol. 6, no. 3, p. 185, 2017, doi: 10.24843/lkjiti.2015.v06.i03.p05.
- [3] T. W. Dinsmore, *Disruptive Analytics: Charting Your Strategy for Next-Generation Business Analytics*. 2016. doi: 10.1007/978-1-4842-1311-7.
- [4] P. Paduloh, "Designing Model for Truck Assignment Problem in Beef Delivery Using DBSCAN Algorithm," *J. Eng. Sci. Res.*, vol. 1, no. 2, p. 65, 2020, doi: 10.23960/jesr.v1i2.26.
- [5] A. Aderhold, D. Husmeier, and M. Grzegorzcyk, "Approximate Bayesian inference in semi-mechanistic models," *Stat. Comput.*, vol. 27, no. 4, pp. 1003–1040, 2017, doi: 10.1007/s11222-016-9668-8.
- [6] S. D. Purwanto and I. B. Santoso, "Sistem Identifikasi Kandungan Boraks pada Bakso Daging Sapi Berbasis Android Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier," *Matics*, vol. 9, no. 1, p. 33, 2017, doi: 10.18860/mat.v9i1.3954.
- [7] C. Fadlan, S. Ningsih, and A. P. Windarto, "Penerapan Metode Naive Bayes Dalam Klasifikasi Kelayakan Keluarga Penerima Beras Rastra," *J. Tek. Inform. Musirawas*, vol. 3, no. 1, p. 1, 2018, doi: 10.32767/jutim.v3i1.286.
- [8] H. Annur, "Klasifikasi Masyarakat Miskin Menggunakan Metode Naive Bayes," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 10, no. 2, pp. 160–165, 2018, doi: 10.33096/ilkom.v10i2.303.160-165.
- [9] G. P. Kawani, "Implementasi Naive Bayes," *J. Informatics, Inf. Syst. Softw. Eng. Appl.*,

- vol. 1, no. 2, pp. 73–81, 2019, doi: 10.20895/inista.v1i2.73.
- [10] H. Mustofa and A. A. Mahfudh, “Klasifikasi Berita Hoax Dengan Menggunakan Metode Naive Bayes,” *Walisongo J. Inf. Technol.*, vol. 1, no. 1, p. 1, 2019, doi: 10.21580/wjit.2019.1.1.3915.
- [11] T. Kusakabe, T. Tsubota, and A. Bhaskar, “Validation study of naïve Bayes probabilistic model for transit passengers’ trip purpose estimation : A case study exploiting detailed Brisbane household travel survey data,” *Transp. Res. Board*, no. January 2016, 2016.
- [12] M. M. Saritas, “Performance Analysis of ANN and Naive Bayes Classification Algorithm for Data Classification,” *Int. J. Intell. Syst. Appl. Eng.*, vol. 7, no. 2, pp. 88–91, 2019, doi: 10.18201/ijisae.2019252786.
- [13] I. Candra Dewi, A. Andy Soebroto, and M. Tanzil Furqon, “Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Sapi Potong Dengan Metode Naive Bayes,” *J. Enviromental Eng. Sustain. Technol.*, vol. 2, no. 2, pp. 72–78, 2015, doi: 10.21776/ub.jeest.2015.002.02.2.
-