

## BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Hasil

Data yang digunakan dalam proses klasifikasi diperoleh dari proses pengumpulan data melalui kuisisioner *online* (*google form*) dan kuisisioner cetak (angket). Data akan diolah dalam pembahasan ini merupakan data respon siswa SMA/SMK di Kabupaten Pringsewu tahun 2020/2021 yang diambil melalui kuisisioner *online* (*google form*) dan kuisisioner cetak (angket).

Data yang digunakan dalam uji validitas dan reliabilitas merupakan data hasil kuisisioner yang disebar menggunakan media *online* (*google form*) dan kuisisioner cetak (angket), dimana kuisisioner disebar pada 17 SMA/SMK yang ada di kabupaten pringsewu dengan jumlah kuisisioner tersebar sebanyak 125 kuisisioner. Dari 125 kuisisioner tersebar hanya 120 kuisisioner yang dapat terkumpul, sedangkan untuk 5 kuisisioner lainnya tidak mendapatkan respon. Dari 125 kuisisioner yang terkumpul 64 diantaranya diperoleh dari kuisisioner *online* (*google form*) dan 61 kuisisioner diperoleh dari kuisisioner cetak (angket). Dari 120 kuisisioner yang terkumpul hanya 109 yang dapat diolah sedangkan untuk 11 kuisisioner merupakan kuisisioner error.

Uji *validitas* dan *reliabilitas* dilakukan untuk menguji kevalidan dan reliabilitas sebuah instrument yang digunakan dalam penelitian. Dalam penelitian ini penulis menggunakan uji *validitas* (*Bivariate Person – Product Moment*) dan *reliabilitas* (*Alpha – Cronbach*) untuk mengukur *validitas* dan *reliabilitas* kriteria yang akan digunakan untuk mengukur efektifitas pembelajaran daring.

Tabel 4.1 Kriteria

No	Kriteria	Keterangan
1	Akses Internet	Kecepatan Akses Internet
2	Infrasrtuktur Jaringan	Ketersediaan Infrastruktur Jaringan
3	Media Pembelajaran	Media yang digunakan dalam

		proses pembelajaran daring
4	Jaringan Gawai	Jaringan yang dapat diakses gawai yang digunakan dalam proses pembelajaran
5	Penguasaan dalam pengoprasian teknologi	Kemampuan dalam mengoprasikan gawai digital
6	Infrastruktur TIK	Kemampuan Teknologi Sekolah
7	Pembelajaran	Konsep pembelajaran

Sumber: data diolah oleh penulis 2021

#### 4.1.1 Uji Validitas

Uji Validitas kuisisioner dilakukan dengan tujuan mengukur valid atau tidaknya kuisisioner yang digunakan dalam penelitian. Pengujian dilakukan dengan mengkorelasikan skor pada masing-masing item dengan skor totalnya kemudian diolah menggunakan rumus korelasi *product moment* dengan menggunakan 109 data hasil dari penyebaran kuisisioner yang telah dipisahkan dari data kuisisioner error.

Tabel 4.2 Hasil Pengujian Validitas Instrumen

No	Kriteria	r Hitung	r Tabel	Keterangan
1	Akses Internet	0.63	0.176	Valid
2	Infrasrtuktur Jaringan	0.65	0.176	Valid
3	Media Pembelajaran	0.64	0.176	Valid
4	Jaringan Gawai	0.65	0.176	Valid
5	Penguasaan dalam pengoprasian teknologi	0.56	0.176	Valid
6	Infrastruktur TIK	0.57	0.176	Valid
7	Pembelajaran	0.55	0.176	Valid

#### 4.1.2 Uji Reliabilitas

Uji reliabilitas dilakukan untuk mengukur konsistensi kuisisioner yang merupakan indikator dari konstruk atau variabel. Sebuah kuisisioner dikatakan

handal atau reliabel apabila jawaban terhadap pertanyaanya konsisten dari waktu ke waktu. Pengujian reliabilitas instrumen dengan menggunakan rumus *alpha cronbach*.

Tabel 4.3 Hasil Pengujian Reliabilitas variabel penelitian

No	Kriteria	r ac	Keterangan
1	Akses Internet	0.709	Reliabel
2	Infrasrtuktur Jaringan		
3	Media Pembelajaran		
4	Jaringan Gawai		
5	Penguasaan dalam pengoprasian teknologi		
6	Infrastruktur TIK		
7	Pembelajaran		

Berdasarkan hasil dari uji validitas dan reliabilitas yang telah dilakukan maka dari 7 kriteriya yang disajikan dikatakan valid dan reliabel dapat dilihat pada tabel 4.4:

Tabel 4.4 Kriteria valid dan reliabel

No	Kriteria
1	Akses Internet
2	Infrasrtuktur Jaringan
3	Media Pembelajaran
4	Jaringan Gawai
5	Penguasaan dalam pengoprasian teknologi
6	Infrastruktur TIK
7	Pembelajaran

## 4.2. Pembahasan

Setelah dilakukan uji validitas dan reliabilitas diperoleh 7 (Tujuh) kriteria yang valid dan reliabel yang akan digunakan dalam penelitian ini yaitu akses internet, infrastruktur jaringan, media pembelajaran, konsep pembelajaran, jaringan gawai, penguasaan dalam pengoprasian teknologi, dan infrastruktur TIK yang dimiliki sekolah. Selain 7 (Tujuh) kriteria tersebut terdapat dua (2) kriteria tambahan yaitu motivasi dalam pembelajaran dan pemahaman materi pembelajaran yang dirujuk berdasarkan penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Purwaamijaya (Purwaamijaya, Masri, and Purwaamijaya 2021) dimana kriteria motivasi dalam pembelajaran dan pemahaman materi pembelajaran telah diuji validitas dan reliabilitasnya dapat dilihat pada tabel 4.5 sampai 4.7.

Tabel 4.5 Variabel Pemahaman Materi

No	Kriteria
a	Siswa bukan hanya mengetahui materi akan tetapi memahami materi
b	Siswa mampu mengingat fakta yang berkenaan dengan menjelaskan makna atau suatu konsep
c	Dapat mendeskripsikan dan menerjemahkan materi
d	Mampu menafsirkan, mendeskripsikan secara variabel
e	Pemahaman eksplorasi, mampu membuat estimasi

Tabel 4.6 Kriteria Pemahaman materi

No	Kriteria	Keterangan
1	5 ketentuan variabel terpenuhi	Tinggi
2	3-4 ketentuan variabel Terpenuhi	Cukup
3	$\leq 2$ ketentuan variabel tidak terpenuhi	Rendah

Tabel 4.7 Motivasi Dalam Pembelajaran

No	Kriteria	Keterangan
1	$\leq 3$ ketidakhadiran dalam 1 semester	Tinggi
2	3-6 ketidakhadiran dalam 1 semester	Cukup
3	$> 6$ ketidakhadiran dalam 1 semester	Rendah

#### 4.2.1 Pre-processing Data

*Preprocessing* data merupakan teknik pengolahan data awal yang dilakukan pada *data mining* untuk mengubah data mentah (*raw data*) yang dikumpulkan dari berbagai sumber seperti *google form* dan angket menjadi informasi yang lebih bersih yang kemudian digunakan untuk proses pengolahan data selanjutnya. Berdasarkan sebaran kuisioner yang dilakukan diperoleh hasil *raw data* sebanyak 670 data dapat dilihat pada tabel 4.8.

Tabel 4.8 Raw Data

<b>Nama</b>	<b>Asal Sekolah</b>	<b>Kecepatan Akses Internet yang dimiliki</b>	<b>Infrastruktur Jaringan yang dimiliki wilayah</b>	<b>Jaringan yang dapat diakses Gawai/ Smartphone</b>	<b>Media Pembelajaran</b>	<b>Konsep Pembelajaran</b>	<b>Motivasi Dalam pembelajaran <i>online</i></b>	<b>pemahaman siswa terhadap materi pembelajaran</b>	<b>Penguasaan dalam pengoprasian Teknologi</b>	<b>Letak Geografis (Alamat Rumah)</b>	<b>Infrastruktur TIK Sekolah</b>
Sampel 1	Sekolah x	Tinggi	Terpenuhi	4 G	Vidio Conference	Teori dan praktik	Cukup	Cukup	Mampu	Kec. Pringsewu	Jaringan Komputer Cukup Baik
Sampel 2	Sekolah x	Sedang	Terpenuhi	4 G	Clasroom	Teori	Cukup	Cukup	Cukup Mampu	Kec. Pringsewu	Jaringan Komputer Baik
Sampel 3	Sekolah x	Sedang	Terpenuhi	4 G	Vidio Conference	Teori dan praktik	Cukup	Rendah	Mampu	Kec. Pringsewu	Jaringan Komputer Baik
Sampel 4	Sekolah x	Sedang	Terpenuhi	4 G	Vidio Conference	Teori dan praktik	Tinggi	Cukup	Cukup Mampu	Kec. Ambarawa	Jaringan Komputer Baik
Sampel 5	Sekolah x	Sedang	Terpenuhi	4 G	Clasroom	Teori dan praktik	Cukup	Cukup	Cukup Mampu	Kec. Adiluwih	Jaringan Komputer Cukup Baik

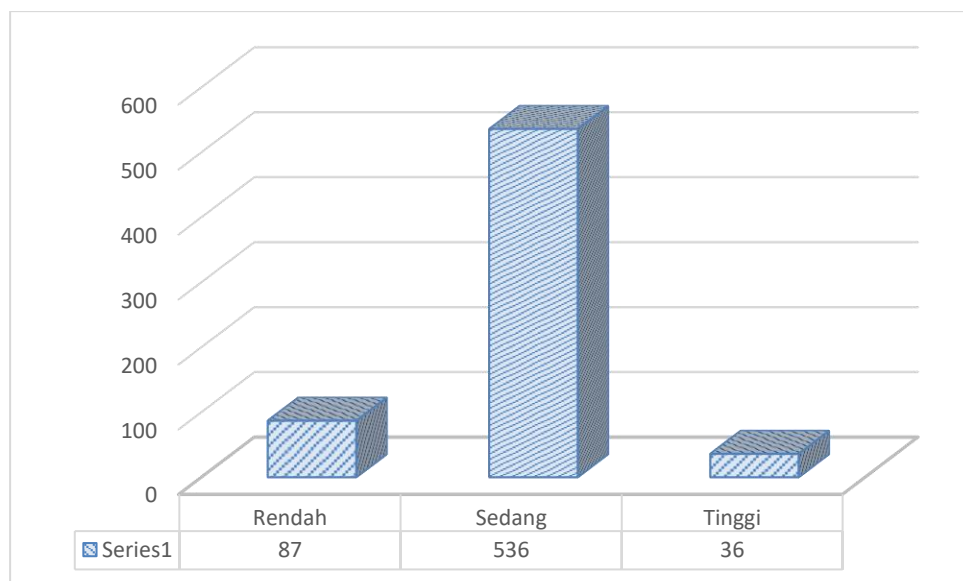
Sampel 6	Sekolah x	Sedang	Terpenuhi	4 G	Clasroom	Teori dan praktik	Cukup	Cukup	Cukup Mampu	Kec. Adiluwih	Jaringan Komputer Baik
Sampel 7	Sekolah x	Sedang	Terpenuhi	4 G	Clasroom	Teori	Cukup	Cukup	Mampu	Kec. Gading Rejo	Jaringan Komputer Baik
Sampel 8	Sekolah x	Sedang	Terpenuhi	4 G	Clasroom	Teori dan praktik	Tinggi	Cukup	Cukup Mampu	Kec. Gading Rejo	Jaringan Komputer Cukup Baik
Sampel 9	Sekolah x	Tinggi	Tidak Terpenuhi	4 G	Clasroom	Teori dan praktik	Tinggi	Tinggi	Mampu	Kec. Gading Rejo	Jaringan Komputer Baik
Sampel 10	Sekolah x	Rendah	Terpenuhi	4 G	Clasroom	Teori	Cukup	Rendah	Kurang Mampu	Kec. Adiluwih	Jaringan Komputer Baik

Jumlah data pada raw data diperoleh dari *google form* dan angket cetak yang disebar di 17 SMA/SMK/Sederajat yang ada di kabupaten pringsewu. Dari jumlah total 670 data, 147 diantaranya diperoleh dari google form dan 523 lainnya diperoleh dari sebaran kuisioner cetak. Dari 670 data yang terkumpul hanya 659 yang dapat diolah sedangkan untuk 11 data lainnya merupakan data error.

#### 4.2.2 Model Data Masukan

##### a. Data Kecepatan Akses Internet

Gambar Grafik 4.1 dibawah merupakan gambaran karakteristik data kecepatan akses internet yang dimiliki siswa siswi SMA/SMK/Sederajat di wilayah kabupaten pringsewu dimana sebanyak 87 siswa siswi SMA/SMK/Sederajat memiliki kecepatan akses internet rendah, 536 memiliki kecepatan akses internet sedang dan 36 memiliki kecepatan akses internet tinggi.

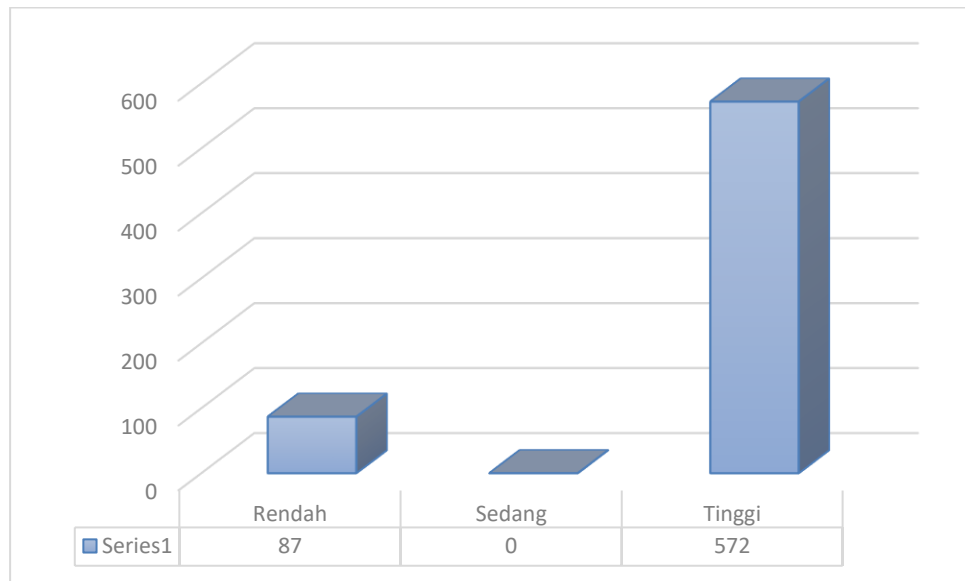


Gambar 4.1 Grafik Data Kecepatan Akses Internet

##### b. Infrastruktur Jaringan Yang Dimiliki Wilayah

Gambar Grafik 4.2 merupakan gambaran karakteristik infrastruktur jaringan yang dimiliki siswa siswi SMA/SMK/Sederajat di wilayah kabupaten pringsewu dimana sebanyak 87 siswa siswi SMA/SMK/Sederajat memiliki infrastruktur jaringan rendah, 572 memiliki infrastruktur jaringan tinggi.

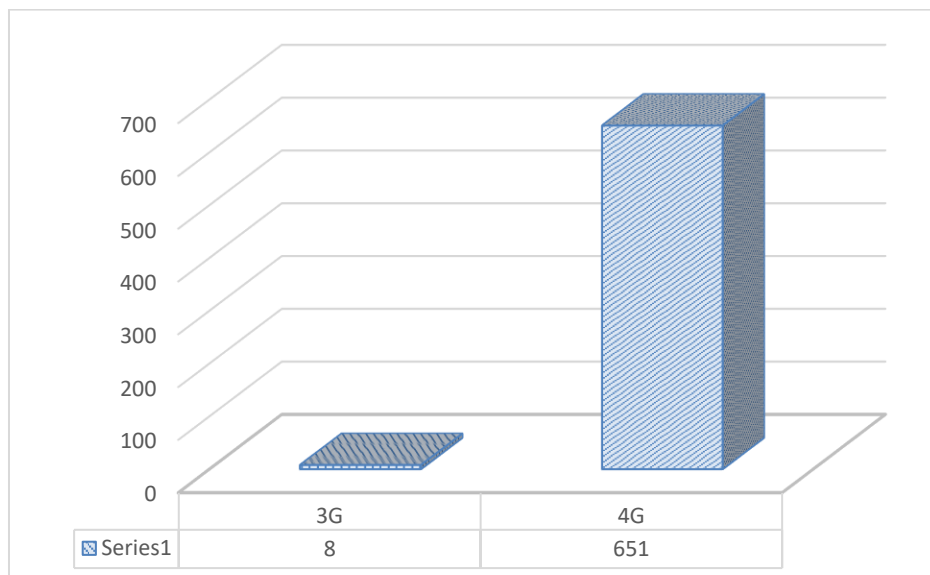




Gambar 4.2 Grafik Data Infrastruktur Jaringan Wilayah

c. Jaringan Yang Dapat Diakses Gawai/*Smartphone*

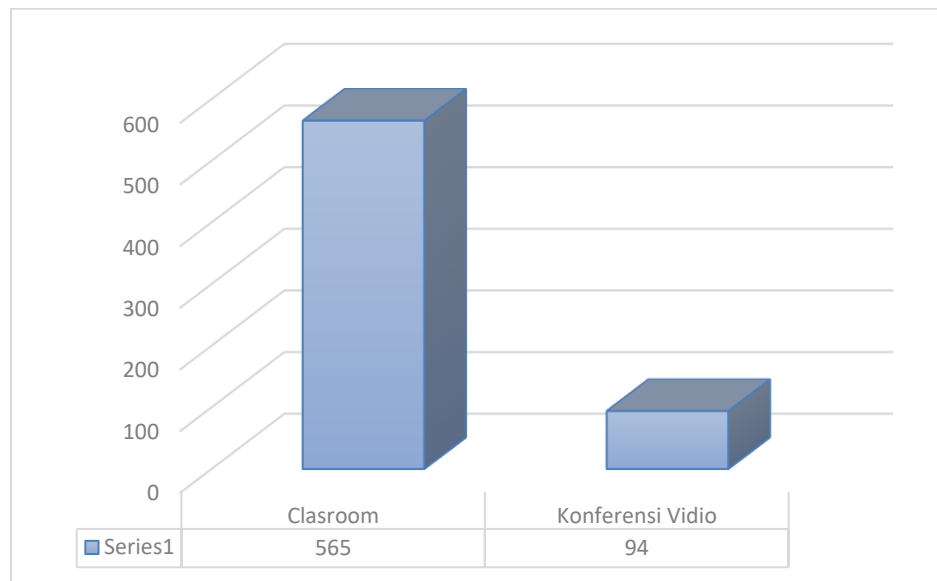
Gambar Grafik 4.3 merupakan gambaran karakteristik data jaringan yang dapat diakses Gawai/*Smartphone* siswa siswi SMA/SMK/Sederajat di wilayah kabupaten pringsewu. Dimana sebanyak 8 siswa siswi SMA/SMK/Sederajat memiliki jaringan 3G, 651 memiliki jaringan 4G.



Gambar 4.3 Grafik Data Jaringan Yang Dapat Diakses

d. Media Pembelajaran

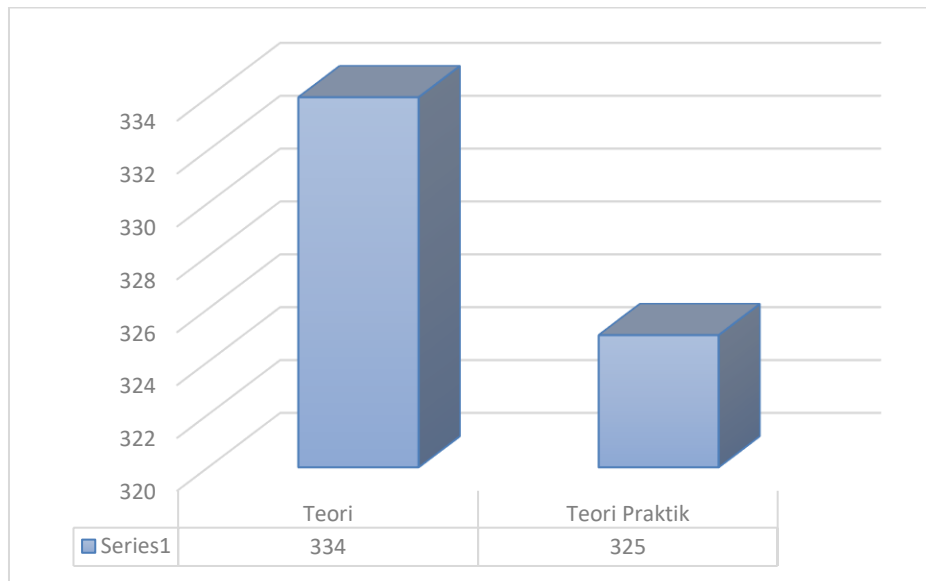
Gambar Grafik 4.4 merupakan gambaran karakteristik data media pembelajaran *online* yang digunakan SMA/SMK/Sederajat di wilayah kabupaten pringsewu. Dimana sebanyak 565 siswa siswi SMA/SMK/Sederajat menggunakan aplikasi classroom, dan 94 lainnya menggunakan aplikasi konferensi vidio.



Gambar 4.4 Grafik Data Media Pembelajaran

e. Konsep Pembelajaran

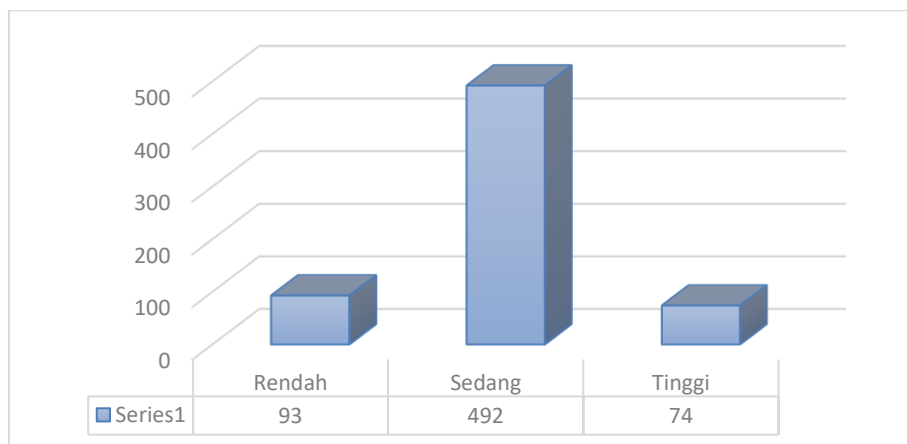
Gambar Grafik 4.5 merupakan gambaran karakteristik data konsep pembelajaran yang digunakan SMA/SMK/Sederajat di wilayah kabupaten pringsewu. Dimana sebanyak 334 siswa siswi SMA/SMK/Sederajat menggunakan konsep pembelajaran teori, dan 325 menggunakan konsep teori dan praktik.



Gambar 4.5 Grafik Data Konsep Pembelajaran

f. Motivasi Dalam Pembelajaran

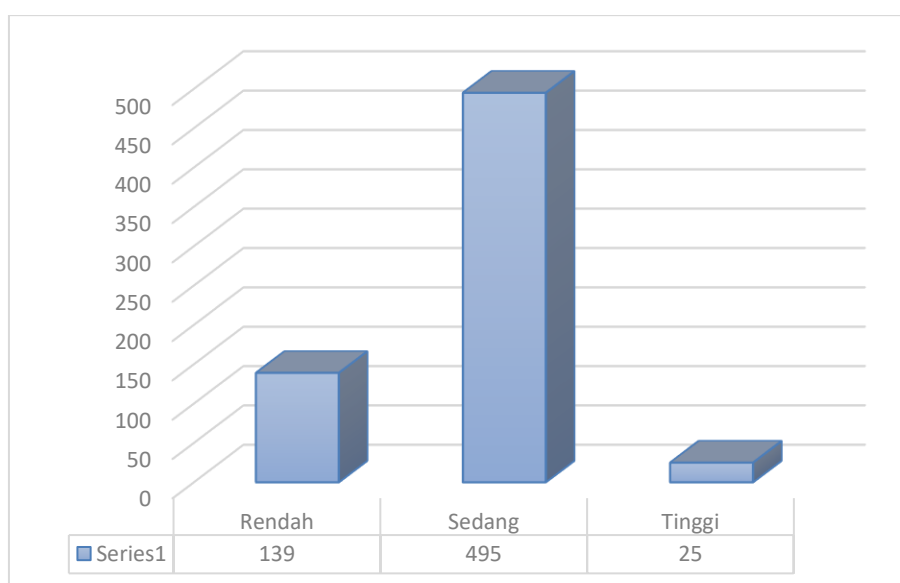
Gambar Grafik 4.6 merupakan gambaran karakteristik data motivasi dalam pembelajaran *online* yang dimiliki siswa siswi SMA/SMK/Sederajat di wilayah kabupaten pringsewu. Dimana sebanyak 93 siswa siswi SMA/SMK/Sederajat memiliki motivasi yang rendah dalam pembelajaran *online*, 492 memiliki motivasi yang cukup untuk mengikuti proses pembelajaran *online* dan 74 siswa siswi memiliki motivasi yang tinggi untuk mengikuti proses pembelajaran *online*.



Gambar 4.6 Grafik Data Motivasi Dalam Pembelajaran

g. Pemahaman Materi Pembelajaran

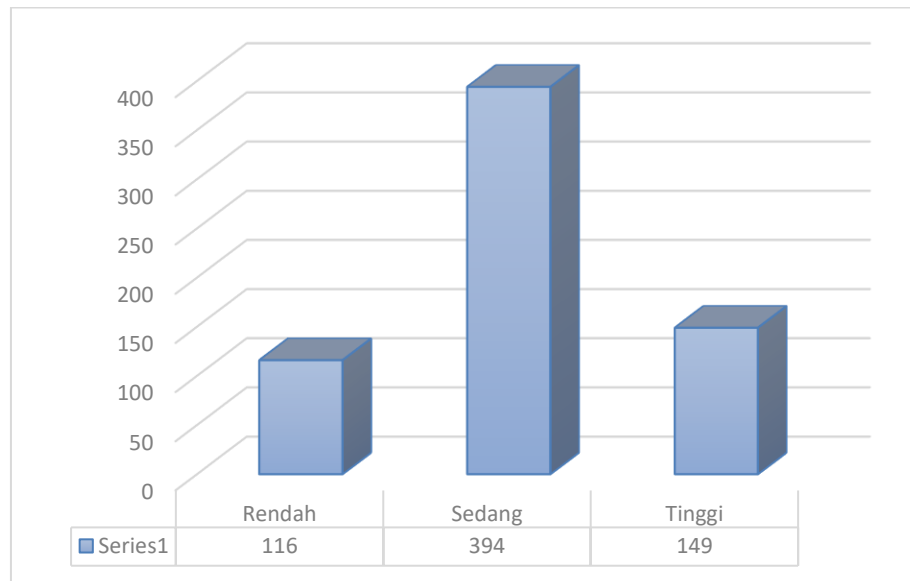
Gambar grafik 4.7 dibawah merupakan gambaran karakteristik data pemahaman materi dalam pembelajaran *online* yang dimiliki siswa siswi SMA/SMK/Sederajat di wilayah kabupaten pringsewu. Dimana sebanyak 139 siswa siswi SMA/SMK/Sederajat memiliki pemahaman materi yang rendah dalam pembelajaran *online*, 495 memiliki pemahaman materi yang cukup dalam pembelajaran *online* dan 25 siswa siswi memiliki pemahaman yang tinggi untuk dalam pembelajaran *online*.



Gambar 4.7 Pemahaman Materi Pembelajaran

h. Penguasaan Pengoprasian Teknologi

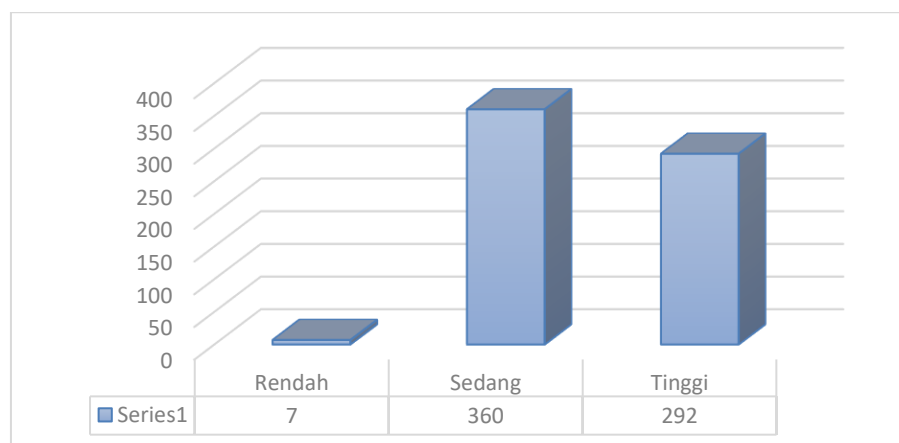
Gambar grafik 4.8 dibawah merupakan gambaran karakteristik data penguasaan pengoprasian teknologi yang dimiliki siswa siswi SMA/SMK/Sederajat di wilayah kabupaten pringsewu. Dimana sebanyak 116 siswa siswi SMA/SMK/Sederajat memiliki kemampuan pengoprasian teknologi yang rendah dalam pembelajaran *online*, 394 memiliki kemampuan yang cukup untuk mengoprasikan teknologi pembelajaran *online* dan 149 siswa siswi memiliki kemampuan yang tinggi untuk mengoprasikan teknologi dalam proses pembelajaran *online*.



Gambar 4.8 Grafik Data Kemampuan Pengoprasian Teknologi

i. Infrastruktur TIK Sekolah

Gambar grafik 4.9 dibawah merupakan gambaran karakteristik data infrastruktur TIK yang dimiliki SMA/SMK/Sederajat di wilayah kabupaten pringsewu. Dimana sebanyak 7 siswa siswi SMA/SMK/Sederajat memiliki infrastruktur TIK yang rendah, 360 memiliki infrastruktur TIK yang cukup untuk mengikuti proses pembelajaran *online* dan 292 siswa siswi memiliki infrastruktur TIK yang tinggi untuk mengikuti proses pembelajaran *online*.



Gambar 4.9 Grafik Data Infrastruktur TIK Sekolah

### 4.2.3 K-Fold Cross Validation

*Cross Validation* merupakan metode statistik yang biasa digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dimana data dipisahkan menjadi dua bagian yaitu data latih (training) dan data uji disebut *k-fold cross validation*. *Cross validation* mirip dengan subsampling acak berulang, tetapi pengambilan sampel dilakukan sedemikian rupa sehingga tidak ada dua pengujian set tumpang tindih. Dalam *k-fold cross-validation*, learning set yang tersedia dipartisi menjadi k subset yang terpisah dengan ukuran yang kira-kira sama. Di sini, *fold* mengacu pada jumlah subset yang dihasilkan. Partisi ini dilakukan secara random sampling kasus dari pembelajaran ditetapkan tanpa penggantian. Model dilatih menggunakan k-1 himpunan bagian, yang bersama-sama mewakili himpunan pelatihan. Maka modelnya adalah diterapkan ke subset yang tersisa, yang dilambangkan sebagai set validasi, dan kinerjanya diukur. Prosedur ini diulang sampai masing-masing dari k subset telah berfungsi sebagai set validasi. Rata-rata pengukuran kinerja k pada set validasi k adalah kinerja yang divalidasi silang (Berrar 2018). Nilai k dalam Validasi K-Fold adalah integer yang akan digunakan untuk membagi data. Jika nilai K adalah 5 maka jumlah data akan dibagi mn menjadi 5 himpunan bagian dan proses pembelajaran dan pengujian akan dilakukan 5 kali.

Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan *K-Fold Cross Validation* dimana nilai k adalah 10. Kemudian dari 659 dataset pembelajaran daring akan dibagi menjadi 10 himpunan bagian data. Setiap subset akan memiliki 65,9 atau 66 data. Pembelajaran dan pengujian akan dilakukan 10 kali. Tabel 4.9 menunjukkan skema berbagi data menggunakan 10 *Fold Cross Validation*.

Tabel 4.9 Skema 10-Fold Cross Validation

I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII	IX	X
10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
Data	Data	Data	Data	Data	Data	Data	Data	Data	Data

Dalam penelitian ini, 9 bagian dari kolom berwarna dalam set data pembelajaran daring akan digunakan sebagai data pelatihan dan 1 bagian dalam kolom putih akan digunakan sebagai data pengujian. *Cross Validation* adalah

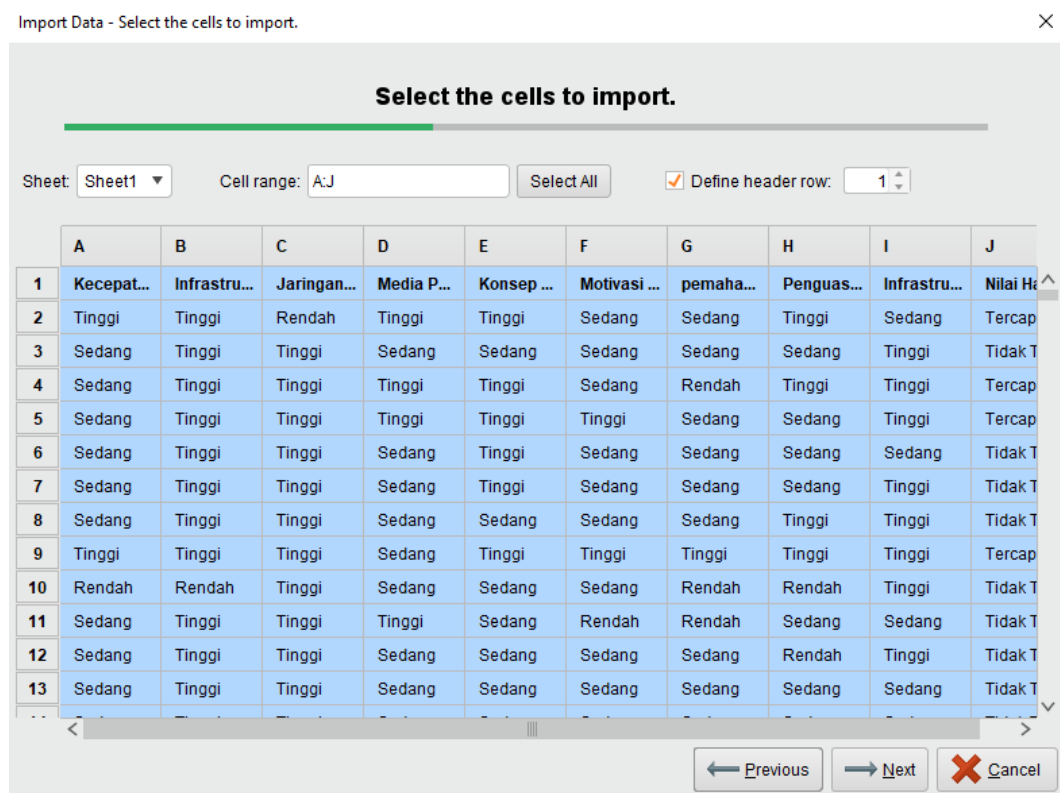
operator bersarang yang memiliki dua sub proses yaitu *training* yang digunakan untuk melatih model dan sub proses *testing* untuk pengujian sekaligus mengukur kinerja model pada Rapid Miner 9.10.

### 4.3. Proses Clasifikasi Menggunakan Algoritma C4.5

Proses ini merupakan implementasi pembuatan model klasifikasi pada pengklasifikasian data. Pada proses ini terdapat dua tahap yaitu pembentukan *tree* dan perubahan *tree* menjadi *rule*. Pada proses ini digunakan aplikasi Rapid miners sebagai alat bantu untuk membuat proses *data mining* . Berikut adalah langkah-langkah algoritma C4.5 menggunakan Rapid miner.

#### a. Import Data Set

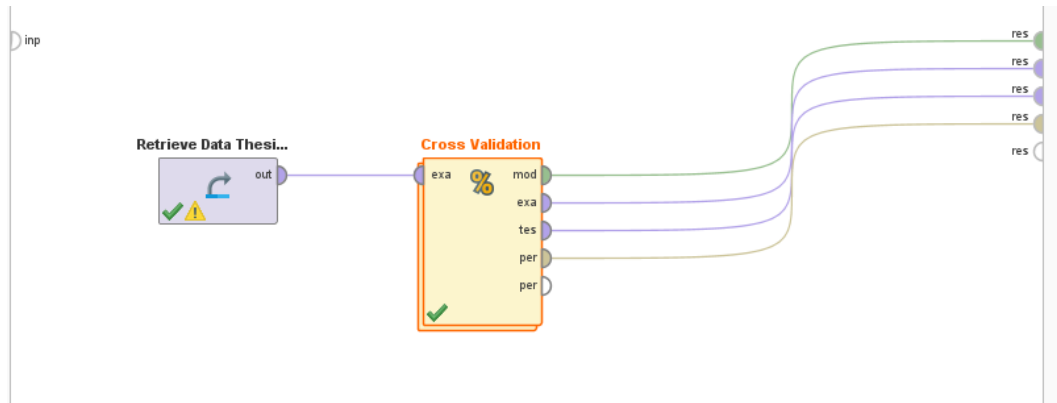
Proses Import data set seperti yang terlihat pada gambar 4.10 dilakukan dengan mengimport atau mengunggah data set yang akan digunakan pada aplikasi Rapid Miner.



Gambar 4.10 Proses Import Data Set Pembelajaran Daring

b. Perubahan Role Terhadap Target/Label

Pada tahap ini dilakukan pengubahan *type variabel* dan perubahan target/label seperti yang terlihat pada gambar 4.11.



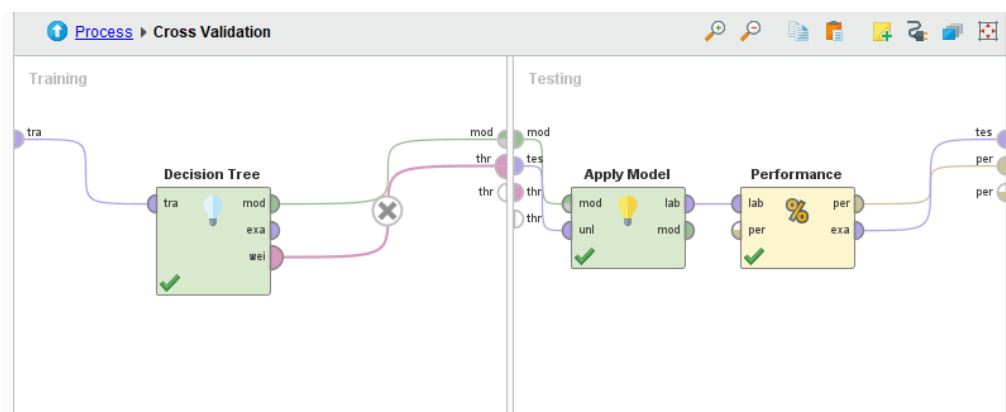
Gambar 4.11. Proses Perubahan Target/Label

Target label yang digunakan dalam penelitian ini yaitu nilai hasil evaluasi dengan label akhir “Tercapai” yang berarti “Efektif” dan “Tidak Tercapai” yang berarti “Tidak Efektif”.

c. Selanjutnya dilakukan *Filter* terhadap data yang missing sehingga Proses tidak akan terjadi *Error*.

d. Penerapan Model *Decision Tree* (C4.5)

Pada Tahap ini dilakukan pemilihan model yang akan digunakan dalam proses klasifikasi seperti yang terlihat pada gambar 4.12.

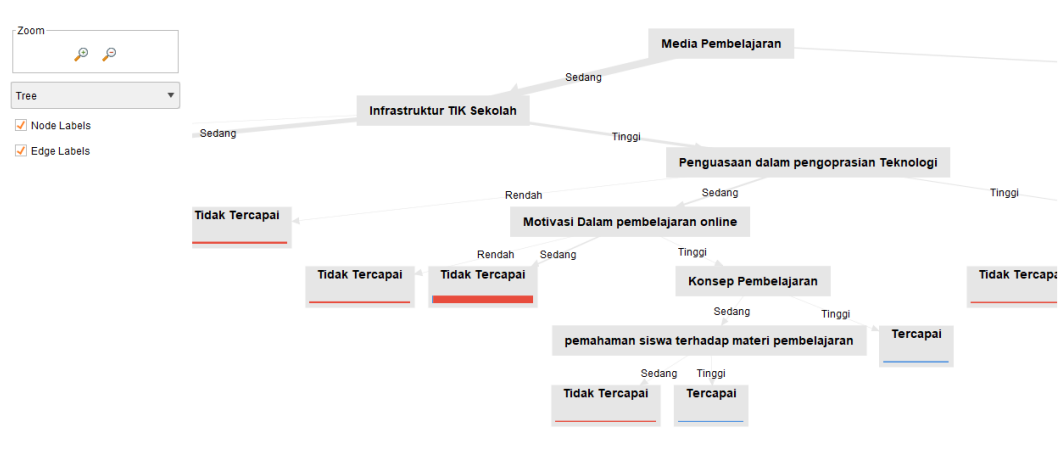


Gambar 4.12 Skema *Decision Tree*



Gambar 4.12 merupakan proses penerapan model algoritma C4.5, tahapan tersebut merupakan tahapan pengolahan data tahap akhir dalam proses klasifikasi menggunakan model algoritma C4.5, pada tahap penerapan model data yang diolah dapat menjadi informasi berupa model yang terbentuk dari proses pengklasifikasian.

Setelah melakukan empat langkah dalam proses klasifikasi metode algoritma C4.5 maka akan diperoleh model yang terbentuk dari proses pengklasifikasian algoritma C4.5 berupa pohon keputusan seperti gambar 4.13.



Gambar 4.13 Pohon Keputusan

Gambar 4.13 merupakan gambar pohon keputusan yang merupakan *output* dari proses klasifikasi menggunakan algoritma C4.5. pohon keputusan terbentuk berdasarkan node. *Node* dalam pohon keputusan merupakan variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian. Berdasarkan gambar 4.14 maka faktor dari variabel yang paling dominan dalam mempengaruhi efektivitas pembelajaran daring yaitu media pembelajaran.

Selain pohon keputusan seperti pada gambar 4.13 juga terdapat *text view* yang menjelaskan berdasarkan pohon keputusan seperti pada gambar 4.14 dibawah ini.



Gambar 4.14 *Text View* Pohon Keputusan

Gambar 4.14 merupakan *text view* pohon keputusan merupakan aturan (*rule*) yang didapatkan berdasarkan perhitungan dan pengujian data pada setiap atribut menggunakan algoritma C4.5.

Selain pohon keputusan seperti pada gambar 4.13 dan *Text View* pohon keputusan seperti gambar 4.14 pengujian data menggunakan algoritma C4.5 juga diperoleh tabel hasil akurasi seperti pada Tabel 4.10 dibawah ini.

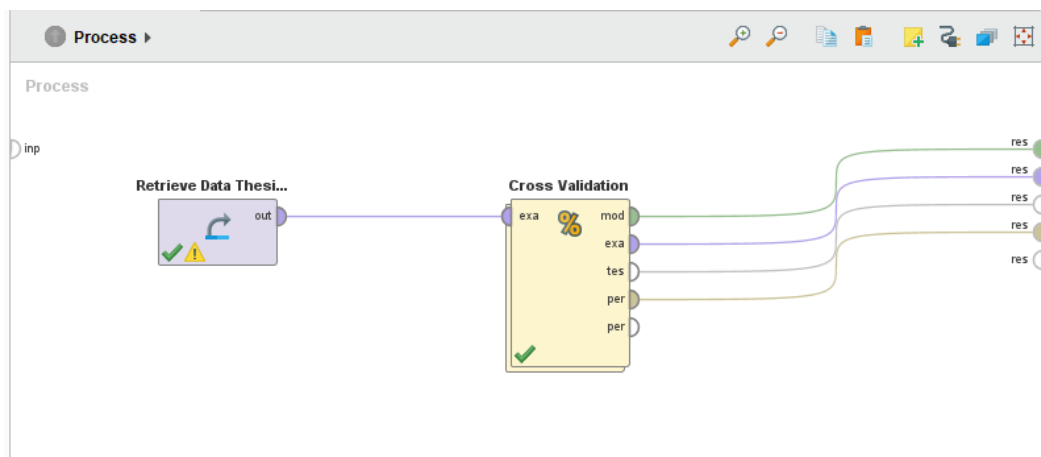
Tabel 4.10 Tabel hasil akurasi pengujian Algoritma C4.5

	True Tercapai	True Tidak Tercapai	Class precision
Pred. Tercapai	122	6	95,31%
Pred. Tidak Tercapai	10	521	98,12%
Class recall	92,42%	98,86%	

Dari tabel 4.10 dapat disimpulkan bahwa tingkat akurasi metode algoritma C4.5 sangat tinggi yaitu mencapai 97,57%, dimana jumlah data yang diprediksi tercapai dan kenyataannya tercapai sebanyak 122, jumlah data yang diprediksi tercapai dan kenyataannya tidak tercapai sebanyak 6, jumlah data yang diprediksi tidak tercapai dan kenyataannya tercapai sebanyak 10, dan jumlah data yang diprediksi tidak tercapai dan kenyataannya tidak tercapai sebanyak 521.

#### 4.4. Proses Klasifikasi Menggunakan *Naive Bayes*

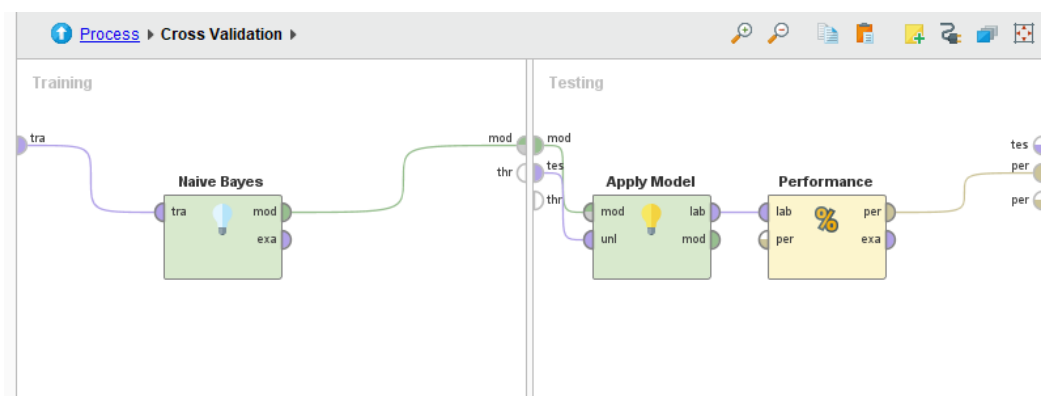
Proses klasifikasi menggunakan model *Naive Bayes* digunakan untuk menggambarkan atau memprediksi peluang berdasarkan masing-masing kondisi. Pada proses ini digunakan aplikasi rapid miners sebagai alat bantu untuk membuat proses *data mining*. Berikut adalah gambaran penerapan model *Naive Bayes* menggunakan rapid miner seperti yang terlihat pada gambar 4.15.



Gambar 4.15 Skema Perubahan Target Label

Gambar 4.15 merupakan proses target label yang digunakan dalam penelitian ini yaitu nilai hasil evaluasi dengan label akhir “Tercapai” yang berarti “Efektif” dan “Tidak Tercapai” yang berarti “Tidak Efektif”.

Setelah proses target label pada gambar 4.15 selanjutnya seperti pada gambar 4.16 di bawah ini.



Gambar 4.16 Skema *Naive Bayes*

Gambar 4.16 merupakan proses pembentukan skema *Naive Bayes* dimana pada tahap tersebut dipilih suatu model *Naive Bayes* untuk melakukan pengujian terhadap data yang telah diinput.

Berdasarkan gambar 4.16 yang telah dibangun pada aplikasi rapid miner maka diperoleh hasil seperti yang terlihat pada gambar 4.17:

Attribute	Parameter	Tercapai	Tidak Tercapai
Kecepatan Akses Internet yang dimiliki	value=Tinggi	0.205	0.017
Kecepatan Akses Internet yang dimiliki	value=Sedang	0.795	0.818
Kecepatan Akses Internet yang dimiliki	value=Rendah	0.000	0.165
Kecepatan Akses Internet yang dimiliki	value=unknown	0.000	0.000
Infrastruktur Jaringan yang dimiliki wilayah	value=Tinggi	1.000	0.835
Infrastruktur Jaringan yang dimiliki wilayah	value=Rendah	0.000	0.165
Infrastruktur Jaringan yang dimiliki wilayah	value=unknown	0.000	0.000
Jaringan yang dapat diakses Gawai/ Smartphone	value=Rendah	0.008	0.013
Jaringan yang dapat diakses Gawai/ Smartphone	value=Tinggi	0.992	0.987
Jaringan yang dapat diakses Gawai/ Smartphone	value=unknown	0.000	0.000
Media Pembelajaran	value=Tinggi	0.538	0.044
Media Pembelajaran	value=Sedang	0.462	0.956
Media Pembelajaran	value=unknown	0.000	0.000
Konsep Pembelajaran	value=Tinggi	0.856	0.402
Konsep Pembelajaran	value=Sedang	0.144	0.598

Gambar 4.17 Hasil Pengujian *Naive Bayes*

Gambar 4.17 merupakan tabel distribusi hasil pengujian dari model *Naive Bayes*. Pada tabel tersebut diuraikan prediksi berdasarkan parameter dari masing-masing variabel. Selain tabel distribusi seperti pada gambar 4.17 hasil pengujian data menggunakan model *Naive Bayes* juga memperoleh hasil akurasi seperti pada gambar 4.18.

accuracy: 98.48% +/- 1.60% (micro average: 98.48%)

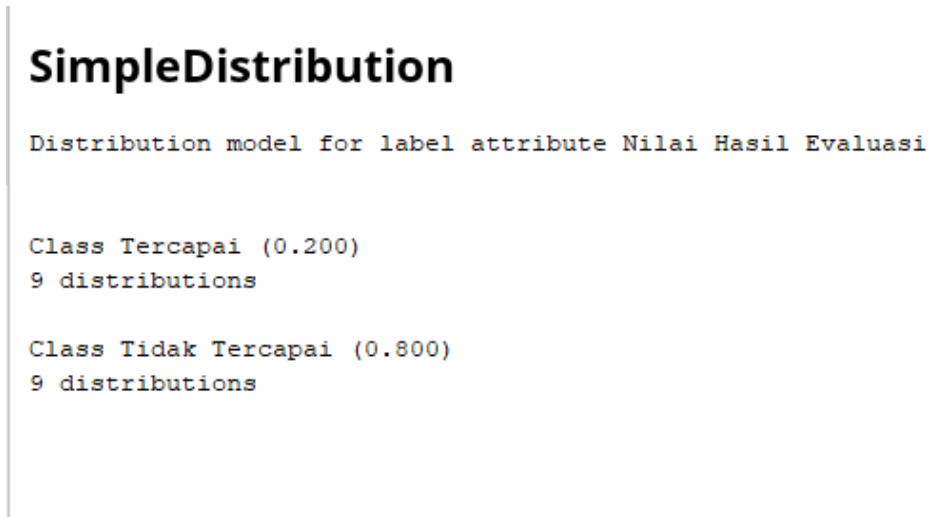
	true Tercapai	true Tidak Tercapai	class precision
pred. Tercapai	122	0	100.00%
pred. Tidak Tercapai	10	527	98.14%
class recall	92.42%	100.00%	

Gambar 4.18 Hasil Akurasi *Naive Bayes*

Dari gambar 4.18 dapat dilihat bahwa pengujian data yang dilakukan dengan menggunakan model *Naive Bayes* memiliki tingkat akurasi yang cukup tinggi yaitu 98,48%, hal ini menunjukkan bahwa proses klasifikasi sudah baik. dimana jumlah data yang diprediksi tercapai dan kenyataannya tercapai sebanyak 122, jumlah data

yang diprediksi tercapai dan kenyataannya tidak tercapai sebanyak 0, jumlah data yang diprediksi tidak tercapai dan kenyataannya tercapai sebanyak 10, dan jumlah data yang diprediksi tidak tercapai dan kenyataannya tidak tercapai sebanyak 527.

Untuk gambaran *Simple Distribution* dari metode *Naïve Bayes* dapat dilihat pada gambar 4.29 dibawah ini.



Gambar 4.19 *Simple Distribution Naïve Bayes*

Hasil dari klasifikasi data pembelajaran daring yang diuji menggunakan *Naïve Bayes* dapat dilihat berdasarkan gambar 4.20 dimana dari data pembelajaran daring terdapat dua label “TERCAPAI atau TIDAK TERCAPAI” label “TERCAPAI” menunjukkan kelas “EFEKTIF” dengan nilai 0,200 dan label “TIDAK TERCAPAI” menunjukkan kelas “TIDAK EFEKTIF” dengan nilai 0,800.

#### 4.5. Hasil Analisis

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan menggunakan 2 (dua) algoritma yaitu *Naive Bayes* dan Algoritma C4.5 dan menggunakan 659 data sebagai sampel pengujian untuk mengukur efektivitas pembelajaran daring tingkat SMA/SMK/Sederajat di wilayah pringsewu didapatkan hasil sebuah model pengukuran efektivitas pembelajaran daring sebagai berikut:

1. Media Pembelajaran = Sedang
  - | Infrastruktur TIK Sekolah = Rendah: Tidak Tercapai
  - | | pemahaman siswa terhadap materi pembelajaran = Rendah: Tidak Tercapai
  - | | pemahaman siswa terhadap materi pembelajaran = Sedang: Tidak Tercapai

- | | pemahaman siswa terhadap materi pembelajaran = Tinggi
- | | | Infrastruktur Jaringan yang dimiliki wilayah = Rendah: Tidak Tercapai
- | | | Infrastruktur Jaringan yang dimiliki wilayah = Tinggi
- | | | | Jaringan yang dapat diakses Gawai/ Smartphone = Rendah: Tidak Tercapai
- | | | | Jaringan yang dapat diakses Gawai/ Smartphone = Tinggi
- | | | | Konsep Pembelajaran = Sedang
- | | | | | Kecepatan Akses Internet yang dimiliki = Sedang: Tidak Tercapai
- | | | | | Kecepatan Akses Internet yang dimiliki = Tinggi: Tercapai
- | | | | | Konsep Pembelajaran = Tinggi: Tercapai
  
- | Infrastruktur TIK Sekolah = Tinggi
- | | Penguasaan dalam pengoprasian Teknologi = Rendah: Tidak Tercapai
- | | Penguasaan dalam pengoprasian Teknologi = Sedang
- | | | Motivasi Dalam pembelajaran *online* = Rendah: Tidak Tercapai
- | | | Motivasi Dalam pembelajaran *online* = Sedang: Tidak Tercapai
- | | | Motivasi Dalam pembelajaran *online* = Tinggi
- | | | | Konsep Pembelajaran = Sedang
- | | | | | pemahaman siswa terhadap materi pembelajaran = Sedang: Tidak Tercapai
- | | | | | pemahaman siswa terhadap materi pembelajaran = Tinggi: Tercapai
- | | | | Konsep Pembelajaran = Tinggi: Tercapai
- | | Penguasaan dalam pengoprasian Teknologi = Tinggi
- | | | Infrastruktur Jaringan yang dimiliki wilayah = Rendah: Tidak Tercapai
- | | | Infrastruktur Jaringan yang dimiliki wilayah = Tinggi
- | | | | Konsep Pembelajaran = Sedang
- | | | | | Kecepatan Akses Internet yang dimiliki = Sedang: Tidak Tercapai
- | | | | | Kecepatan Akses Internet yang dimiliki = Tinggi: Tercapai
- | | | | Konsep Pembelajaran = Tinggi: Tercapai

2. Media Pembelajaran = Tinggi

- | Infrastruktur TIK Sekolah = Rendah: Tidak Tercapai
- | Infrastruktur TIK Sekolah = Sedang
- | | Kecepatan Akses Internet yang dimiliki = Rendah: Tidak Tercapai
- | | Kecepatan Akses Internet yang dimiliki = Sedang: Tidak Tercapai
- | | Kecepatan Akses Internet yang dimiliki = Tinggi: Tercapai
  
- | Infrastruktur TIK Sekolah = Tinggi
- | | Konsep Pembelajaran = Sedang
- | | | Motivasi Dalam pembelajaran *online* = Sedang: Tidak Tercapai

- | | | Motivasi Dalam pembelajaran *online* = Tinggi: Tercapai
- | | Konsep Pembelajaran = Tinggi: Tercapai

Berdasarkan hasil pengujian yang sudah dilakukan maka model tersebut layak digunakan sebagai model dalam mengukur efektivitas pembelajaran daring di wilayah pringsewu, kelayakan model yang didapatkan didukung dengan tingkat *akurasi* dari kedua model yang digunakan dalam penelitian ini yang ditunjukkan pada tabel 4.11 dibawah ini.

Tabel 4.11. Hasil Analisis Tingkat Akurasi Model

	Algoritma C4.5	<i>Naive Bayes</i>
Akurasi	97,57%	98,48%
<i>AUC</i>	0,938	0,995
<i>Precision</i>	98,15%	98,17%
<i>Recall</i>	98,86%	100%

Berdasarkan tabel 4.11 dapat dilihat bahwa metode *Naïve Bayes* Lebih unggul dari Algoritma C4.5. Hasil analisis model algoritma C4.5 memiliki tingkat akurasi 97,57 %, nilai *AUC* 0,938, tingkat *precision* 98,15% dan *recall* 8,86%. Sedangkan *Naïve Bayes* memiliki tingkat akurasi 98,48 %, nilai *AUC* 0,995, tingkat *precision* 98,17% dan *recall* 100%. Tingginya tingkat akurasi yang diperoleh metode *Naïve Bayes* dipengaruhi oleh banyaknya data yang digunakan, perbandingan jumlah data *training* dan *testing* serta tipe atribut yang digunakan dan jumlah variabel yang digunakan. Dalam penelitian ini tingginya tingkat akurasi metode *Naïve Bayes* dipengaruhi oleh jumlah dataset yang digunakan tidak terlalu banyak, jumlah data *training* lebih besar dari data *testing*, tipe atribut yang digunakan dan variabel yang digunakan tidak terlalu banyak, hal ini juga didukung penelitian sebelumnya yang dilakukan pada objek yang berbeda oleh Ardiyansyah (Ardiyansyah, Rahayuningsih, and Maulana 2018) dan (Pradeep and Naveen 2018).

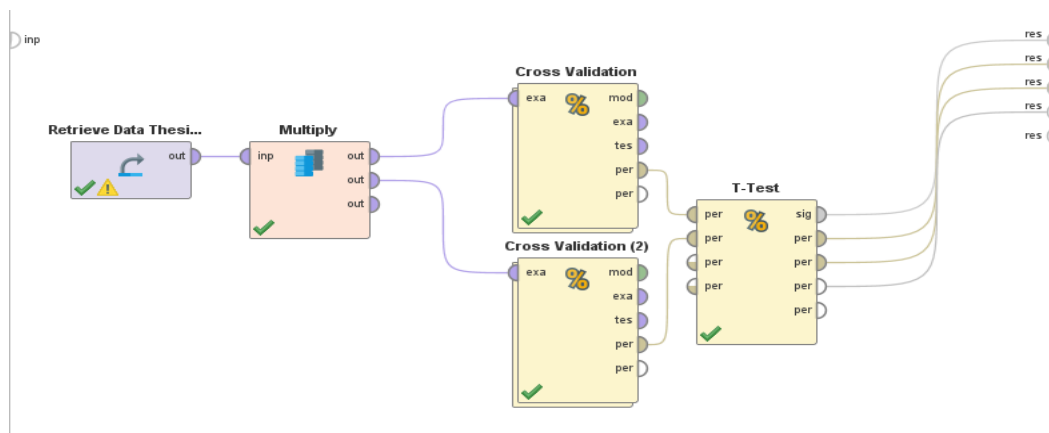
Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Syamsul Bahri (Bahri et al. 2018) dan Yusuf Kurnia (Kurnia and Kusuma 2018) menunjukkan kinerja Algoritma C4.5 memiliki tingkat akurasi yang lebih baik, hal ini dikarenakan kondisi yang

berbeda dimana jumlah atribut yang digunakan lebih banyak dan karakteristik atribut yang digunakan bertipe *boolean*.

Dalam penelitian ini tingkat akurasi kinerja kedua model yang digunakan mencapai nilai diatas 90% selain itu nilai *AUC* dari kedua metode yang digunakan juga lebih dari 90% dimana nilai tersebut merupakan nilai yang dikategorikan *Excellent Classification* berdasarkan (Gorunescu 2011) (Pertiwi and Anggrainingsih 2019) dan layak untuk dijadikan dasar kelayakan dari model yang dibuat sehingga dengan adanya model tersebut memudahkan pihak sekolah dalam menentukan kebijakan yang akan membantu meningkatkan keefektivan pembelajaran daring.

#### 4.6. Analisa T-Tes

Setelah diketahui pola hasil dari data pembelajaran daring yang diolah menggunakan algoritma C4.5 dan *Naïve Bayes* pada *Rapid Miner 9.10*, kemudian *T-Tes* dilakukan untuk peninjauan kembali terhadap perbandingan metode algoritma C4.5 dan *Naïve Bayes* dimana ke-2 metode ini telah mendapatkan *treatment* dengan hasil *Excellent Classification* ( nilai *AUC* algoritma C4.5 sebesar 0,9815 dan *Naïve Bayes* sebesar 0,9817). Dalam penelitian ini terdapat empat funtion utama yang digunakan untuk membangun pemodelan analisa klasifikasi efektivitas pembelajaran daring di wilayah pringsewu. Empat *function* tersebut sedah tersedia dalam *Rapid Miner 9.10*, antara lain *Read Excel*, *Multiply*, *Cross Validation*, dan *T-Tes* yang digambarkan pada gambar 4.20 dibawah ini.



Gambar 4.20 Desain Pengujian T-Tes



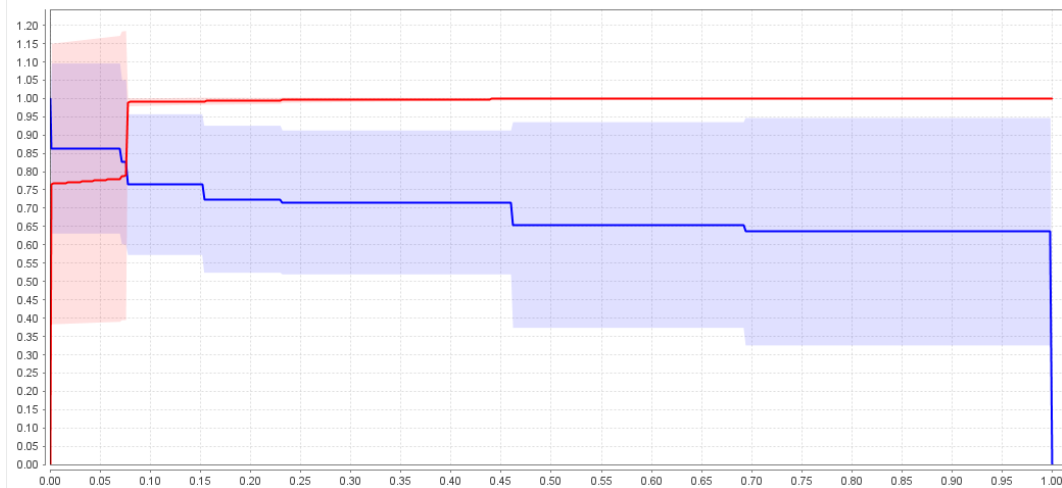
Seperti pemodelan yang dilakukan pada gambar 4.20 fungsi *Operator Read* Excel digunakan untuk meng-*import*, mengatur tipe data serta membaca data training pinjaman karyawan yang telah melalui tahap data *Pre-Processing*, *Operator multiply* melakukan proses mengambil objek *Rapid Miner* dari *port input* yaitu *read excel* dan mengirimkan salinannya ke *port output*. Setiap port yang terhubung membuat salinan independen. Jadi mengubah satu salinan tidak berpengaruh pada salinan lainnya yang kemudian dikirimkan ke operator *cross validation*, dalam proses *cross validation* mewakili pengolahan data dengan metode C4.5 sedangkan dalam proses *cross validation* (2) terjadi pemrosesan data dengan metode *Naïve Bayes* proses *training* dan *testing* juga terjadi dalam *cross validation* dan *cross validation* (2) untuk memberikan indeks random terhadap data yang digunakan dalam penelitian. Pemberian indeks disesuaikan dengan jumlah *k-fold* yang diinginkan. Kemudian dilakukan *T-Test* operator yang berfungsi sebagai pembanding kinerja vektor. Operator ini melakukan *T-Test* untuk menentukan probabilitas hipotesis nol. Pada pengujian *T-Test* setiap algoritma memiliki nilai signifikan yang berbeda. Nilai *alpha* yang digunakan dalam penelitian ini adalah 0.05, dimana jika probabilitasnya  $>0,05$  maka  $H_0$  diterima (tidak ada perbedaan yang signifikan) sedangkan jika probabilitasnya  $<0,05$  maka  $H_0$  ditolak (ada perbedaan yang signifikan) (Rahayuningsih 2019). Tabel uji *T-Test* dari keseluruhan algoritma dapat dilihat pada tabel 4.12.

Tabel 4.12 Hasil Pengujian T-Tes

A	B	C
	0,974+/-0,016	0,985+/-0,016
0,974+/-0,016		0,157
0,985+/-0,016		

Dari tabel 4.12 dapat dilihat bahwa nilai algoritma C4.5 lebih kecil dari nilai *alpha* yang menunjukkan adanya perbedaan signifikan. Sedangkan pada *Naïve Bayes* menunjukkan hasil lebih besar dari nilai *alpha* sehingga tidak ada perbedaan yang signifikan. Dari hasil pengujian *T-Test* pada tabel 4.12 dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk dataset pembelajaran daring yaitu algoritma *Naïve Bayes*.

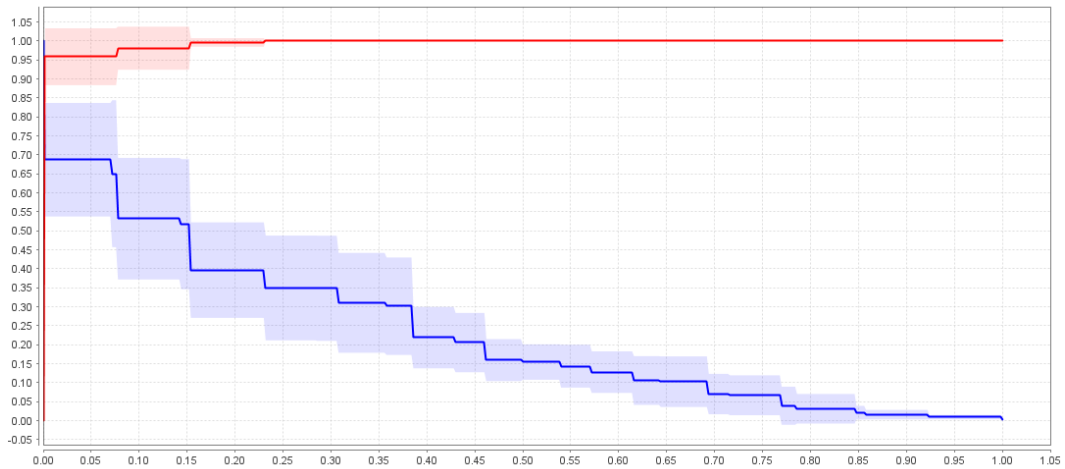
Dalam *T-Test* dilakukan perhitungan *Confusion Matrix* sehingga didapat grafik ROC dari masing-masing *cross validation* yang didalamnya terdapat penilaian *accuracy*, *precision*, *recall* dan *AUC (Area Under Curve)*.



Gambar 4.21 Hasil ROC dari Algoritma C4.5

Kurva ROC pada gambar 4.21 menunjukkan hasil akurasi dan membandingkan klasifikasi secara visual dengan false positif sebagai garis horizontal dan true positif sebagai garis vertikal. Dari gambar 4.21 merupakan visualisasi dari hasil *AUC* 0,938 yang didapatkan Algoritma C4.5 yang termasuk dalam kategori *Excellent Classification*. Berdasarkan gambar tersebut garis berwarna biru lebih bagus daripada garis berwarna merah hal tersebut dikarenakan garis berwarna biru melintang melalui titik 0,0, sedangkan garis biru melintang mendekati 0,1.

Sedangkan untuk hasil *ROC Naïve Bayes* dapat dilihat pada gambar 4.22 dibawah ini.



Gambar 4.22 Hasil *ROC Naive Bayes*

Kurva *ROC Naive Bayes* yang ditunjukkan pada gambar 4.22 menunjukkan visualisasi dari hasil *AUC* 0,995 yang termasuk dalam kategori *Excellent Classification*. Pada gambar 4.22 dapat dilihat terdapat 2 kurva, yaitu kurva yang berwarna biru dan merah. Berdasarkan gambar tersebut garis berwarna biru lebih bagus daripada garis berwarna merah hal tersebut dikarenakan garis berwarna biru melintang melintang melalui titik 0,0, sedangkan garis biru melintang mendekati 0,1.