

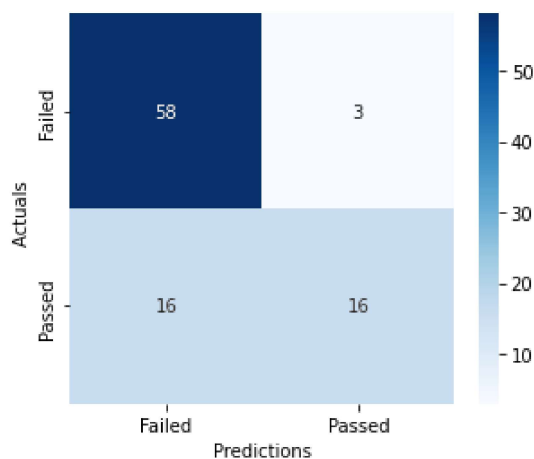
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Model *Machine Learning* pada Mata Pelajaran Matematika

Hasil model *machine learning* pada mata pelajaran Matematika menghasilkan empat model *machine learning*. Hasil klasifikasi lulus (*passed*) merepresentasikan nilai siswa diatas 80 dan tidak lulus (*failed*) merepresentasikan siswa mendapat nilai kurang dari 80. Semua model menggunakan sistem *binary classification*, kemudian empat model tersebut menggunakan pembagian *training* data dan *testing* data sebesar 60:40.

4.1.1 Hasil Model DT pada Mata Pelajaran Matematika

Berikut ini *confusion matrix* DT dengan pembagian data sebesar 60:40. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 4.1 di bawah ini.



Gambar 4.1 Matematika DT *Confusion Matrix* 60:40

Berdasarkan Gambar 4.1 di atas, dapat dilihat hasil prediksi dari algoritma DT pada mata pelajaran Matematika. Berdasarkan gambar tersebut DT berhasil melakukan klasifikasi dengan tepat sasaran sebanyak 74 data. DT berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan lulus dan data aslinya benar-benar lulus sebanyak 16 data. DT juga berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan tidak lulus dan data aslinya benar-benar tidak lulus sebanyak 58 data. DT juga melakukan kesalahan klasifikasi sebanyak 19 kali. DT salah

memprediksi data yang nilai aslinya lulus tetapi diprediksikan sebagai tidak lulus sebanyak 16 kali, dan DT salah memprediksi nilai yang seharusnya tidak lulus tetapi diklasifikasikan sebagai lulus sebanyak 3 kali. Hasil *classification report* untuk DT pada mata pelajaran Matematika dengan pembagian data 60:40 ini dapat dilihat pada Tabel 4.1 di bawah ini.

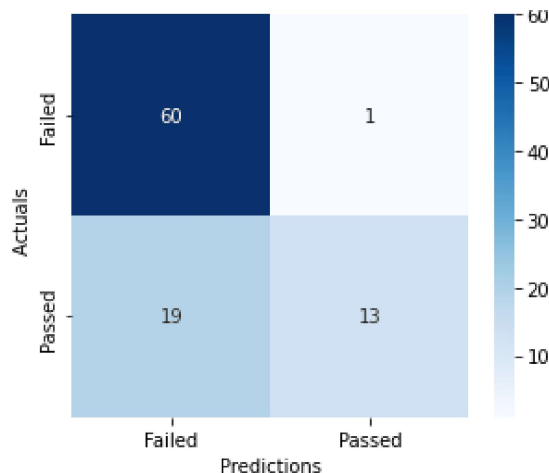
Tabel 4.1 Matematika DT

	<i>Precision (%)</i>	<i>Recall (%)</i>	<i>F1score (%)</i>	<i>Support</i>
F	78	95	86	61
P	84	50	63	32
<i>Accuracy</i>			80	93

Berdasarkan Tabel 4.1 di atas, dapat dilihat nilai *precision*, *recall* dan *F1score* dari DT. DT memiliki akurasi yang baik dengan nilai sebesar 80%. DT juga bekerja dengan baik saat memprediksi nilai yang gagal yang hasilnya dapat dilihat pada nilai *precision*, *recall* dan *F1score* yang cukup baik. DT kurang bisa bekerja dengan baik pada saat memprediksi kelas lulus karena hanya memiliki *recall* sebesar 50% dan *F1score* yang hanya sebesar 63%.

4.1.2 Hasil Model KNN pada Mata Pelajaran Matematika

Berikut ini *confusion matrix* untuk algoritma KNN dengan pembagian data sebesar 60:40. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 4.2 di bawah ini.

Gambar 4.2 Matematika KNN *Confusion Matrix* 60:40

Berdasarkan Gambar 4.2 di atas, dapat dilihat hasil prediksi dari algoritma KNN pada mata pelajaran Matematika. Berdasarkan gambar tersebut KNN berhasil melakukan klasifikasi dengan tepat sasaran sebanyak 73 data. KNN berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan lulus dan data aslinya benar-benar lulus sebanyak 13 data. KNN juga berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan tidak lulus dan data aslinya benar-benar tidak lulus sebanyak 60 data. KNN juga melakukan kesalahan klasifikasi sebanyak 20 kali. KNN salah memprediksi data yang nilai aslinya lulus sebanyak 19 kali, dan KNN salah memprediksi nilai yang seharusnya tidak lulus tetapi diklasifikasikan sebagai lulus sebanyak 1 kali. Hasil *classification report* untuk KNN pada mata pelajaran Matematika dengan pembagian data 60:40 ini dapat dilihat pada Tabel 4.2 di bawah ini.

Tabel 4.2 Matematika KNN

	<i>Precision (%)</i>	<i>Recall (%)</i>	<i>F1score (%)</i>	<i>Support</i>
F	76	98	86	61
P	93	41	57	32
<i>Accuracy</i>			78	93

Berdasarkan Tabel 4.2 di atas, dapat dilihat nilai *precision*, *recall* dan *F1score* dari KNN. KNN memiliki akurasi yang baik dengan nilai sebesar 78%. KNN juga bekerja dengan baik saat memprediksi nilai yang gagal yang hasilnya dapat dilihat pada nilai *precision*, *recall* dan *F1score* yang cukup baik. KNN kurang bisa bekerja dengan baik pada saat memprediksi kelas lulus karena hanya memiliki *recall* sebesar 41% dan *F1score* yang hanya sebesar 57%.

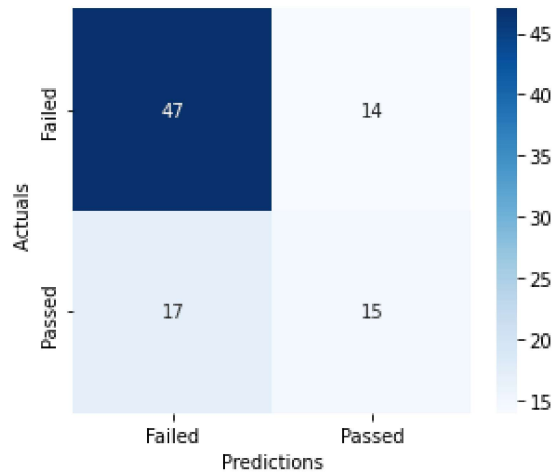
4.1.3 Hasil Model SVM pada Mata Pelajaran Matematika

Berikut *classification report* untuk SVM pada mata pelajaran Matematika dengan pembagian data 60:40. Hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4.3 di bawah ini.

Tabel 4.3 Matematika SVM

	<i>Precision (%)</i>	<i>Recall (%)</i>	<i>F1score (%)</i>	<i>Support</i>
F	73	77	75	61
P	52	47	49	32
<i>Accuracy</i>			67	93

Berdasarkan Tabel 4.3 di atas, dapat dilihat nilai *precision*, *recall*, dan *F1score* dari SVM. SVM memiliki akurasi yang baik dengan nilai sebesar 67%. SVM dapat bekerja dengan cukup baik meskipun nilai *precision*, *recall*, dan *F1score* yang didapatkan SVM tidak sebaik DT dan KNN. Hasil *confusion matrix* untuk SVM dapat dilihat pada Gambar 4.3 di bawah ini.

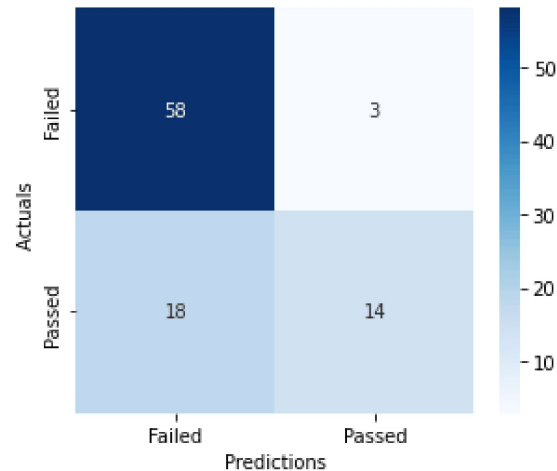


Gambar 4.3 Matematika SVM *Confusion Matrix* 60:40

Berdasarkan Gambar 4.3 di atas, dapat dilihat hasil prediksi dari algoritma SVM pada mata pelajaran Matematika. Berdasarkan gambar tersebut SVM berhasil melakukan klasifikasi dengan tepat sasaran sebanyak 62 data. SVM berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan lulus dan data aslinya benar-benar lulus sebanyak 15 data. SVM juga berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan tidak lulus dan data aslinya benar-benar tidak lulus sebanyak 47 data. SVM juga melakukan kesalahan klasifikasi sebanyak 31 kali. SVM salah memprediksi data yang nilai aslinya lulus sebanyak 17 kali, dan SVM salah memprediksi nilai yang seharusnya tidak lulus tetapi diklasifikasikan sebagai lulus sebanyak 14 kali.

4.1.4 Hasil Model NB pada Mata Pelajaran Matematika

Berikut *confusion matrix* untuk algoritma NB dengan pembagian data sebesar 60:40. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 4.4 di bawah ini.



Gambar 4.4 Matematika NB *Confusion Matrix* 60:40

Berdasarkan Gambar 4.4 di atas, dapat dilihat hasil prediksi dari algoritma SVM pada mata pelajaran Matematika. Berdasarkan gambar tersebut NB berhasil melakukan klasifikasi dengan tepat sasaran sebanyak 72 data. NB berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan lulus dan data aslinya benar-benar lulus sebanyak 14 data. NB juga berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan tidak lulus dan data aslinya benar-benar tidak lulus sebanyak 58 data. NB juga melakukan kesalahan klasifikasi sebanyak 31 kali. NB salah memprediksi data yang nilai aslinya lulus sebanyak 18 kali, dan NB salah memprediksi nilai yang seharusnya tidak lulus tetapi diklasifikasikan sebagai lulus sebanyak 3 kali. Hasil *classification report* untuk NB pada mata pelajaran Matematika dengan pembagian data 60:40 ini dapat dilihat pada Tabel 4.4 di bawah ini.

Tabel 4.4 Matematika NB

	<i>Precision (%)</i>	<i>Recall (%)</i>	<i>F1score (%)</i>	<i>Support</i>
F	76	95	85	61
P	82	44	57	32
<i>Accuracy</i>			77	93

Berdasarkan Tabel 4.4 di atas, dapat dilihat nilai *precision*, *recall* dan *F1score* dari NB. NB memiliki akurasi yang baik dengan nilai sebesar 77%. NB juga bekerja dengan baik saat memprediksi nilai yang gagal yang hasilnya dapat dilihat pada nilai *precision*, *recall*, dan *F1score* yang cukup baik. NB kurang bisa

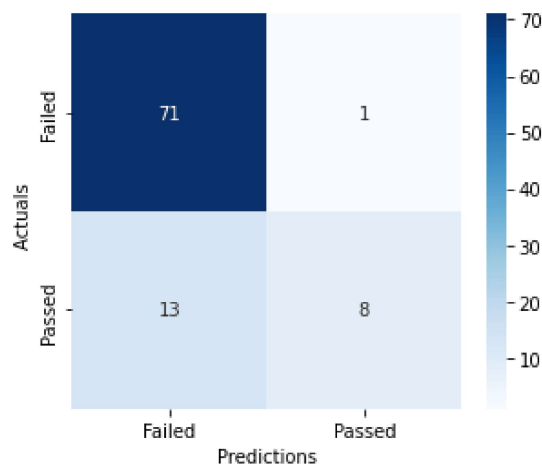
bekerja dengan baik pada saat memprediksi kelas lulus karena hanya memiliki *recall* sebesar 44% dan *F1score* yang hanya sebesar 57%.

4.2 Hasil Model *Machine Learning* pada Mata Pelajaran Bahasa Inggris

Hasil model *machine learning* pada mata pelajaran Bahasa Inggris menghasilkan empat model *machine learning*. Hasil klasifikasi lulus (*passed*) merepresentasikan nilai siswa diatas 80 dan tidak lulus (*failed*) merepresentasikan siswa mendapat nilai kurang dari 80. Semua model menggunakan sistem *binary classification*, kemudian empat model tersebut menggunakan pembagian data *training* dan *testing* sebesar 60:40.

4.2.1 Hasil Model DT pada Mata Pelajaran Bahasa Inggris

Berikut ini *confusion matrix* DT dengan pembagian data sebesar 60:40. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 4.5 di bawah ini.



Gambar 4.5 Bahasa Inggris DT *Confusion Matrix* 60:40

Berdasarkan Gambar 4.5 di atas, dapat dilihat hasil prediksi dari algoritma DT pada mata pelajaran Bahasa Inggris. Berdasarkan gambar 4.5 tersebut DT berhasil melakukan klasifikasi dengan tepat sasaran sebanyak 79 data. DT berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan lulus dan data aslinya benar-benar lulus sebanyak 8 data. DT juga berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan tidak lulus dan data aslinya benar-benar tidak lulus sebanyak 71 data. DT juga melakukan kesalahan klasifikasi sebanyak 14 kali. DT salah

memprediksi data yang nilai aslinya lulus tetapi diprediksikan sebagai tidak lulus sebanyak 13 kali dan DT salah memprediksi nilai yang seharusnya tidak lulus tetapi diklasifikasikan sebagai lulus sebanyak 1 kali. Hasil *classification report* untuk DT pada mata pelajaran Bahasa Inggris dengan pembagian data 60:40 ini dapat dilihat pada Tabel 4.5 di bawah ini.

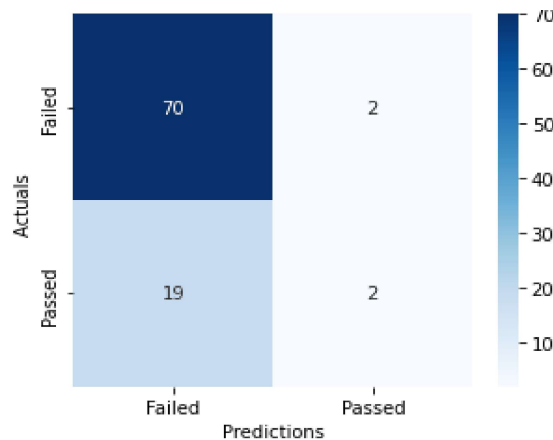
Tabel 4.5 Bahasa Inggris DT

	<i>Precision (%)</i>	<i>Recall (%)</i>	<i>F1score (%)</i>	<i>Support</i>
F	85	99	91	72
P	89	38	53	21
<i>Accuracy</i>			85	58

Berdasarkan Tabel 4.5 di atas, dapat dilihat nilai *precision*, *recall* dan *F1score* dari DT. DT memiliki akurasi yang baik dengan nilai sebesar 85%. DT juga bekerja dengan baik saat memprediksi nilai yang gagal yang hasilnya dapat dilihat pada nilai *precision*, *recall*, dan *F1score* yang cukup baik. DT kurang bisa bekerja dengan baik pada saat memprediksi kelas lulus karena hanya memiliki *recall* sebesar 38% dan *F1score* yang hanya sebesar 53%.

4.2.2 Hasil Model KNN pada Mata Pelajaran Bahasa Inggris

Berikut ini *confusion matrix* KNN dengan pembagian data sebesar 60:40. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 4.6 di bawah ini.



Gambar 4.6 Bahasa Inggris KNN *Confusion Matrix* 60:40

Berdasarkan Gambar 4.6 di atas, dapat dilihat hasil prediksi dari algoritma KNN pada mata pelajaran Bahasa Inggris. Berdasarkan gambar tersebut KNN berhasil melakukan klasifikasi dengan tepat sasaran sebanyak 72 data. KNN berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan lulus dan data aslinya benar-benar lulus sebanyak 2 data. KNN juga berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan tidak lulus dan data aslinya benar-benar tidak lulus sebanyak 70 data. KNN juga melakukan kesalahan klasifikasi sebanyak 21 kali. KNN salah memprediksi data yang nilai aslinya lulus sebanyak 19 kali, dan KNN melakukan kesalahan saat memprediksi nilai yang seharusnya tidak lulus tetapi diklasifikasikan sebagai lulus sebanyak 2 kali. Hasil *classification report* untuk KNN pada mata pelajaran Bahasa Inggris dengan pembagian data 60:40 ini dapat dilihat pada Tabel 4.6 di bawah ini.

Tabel 4.6 Bahasa Inggris KNN

	<i>Precision (%)</i>	<i>Recall (%)</i>	<i>F1score (%)</i>	<i>Support</i>
F	79	97	87	72
P	50	10	16	21
<i>Accuracy</i>			77	93

Berdasarkan Tabel 4.6 di atas, dapat dilihat nilai *precision*, *recall* dan *F1score* dari KNN. KNN memiliki akurasi sebesar 76%. KNN juga bekerja dengan baik saat memprediksi nilai yang gagal yang hasilnya dapat dilihat pada nilai *precision*, *recall*, dan *F1score* yang cukup baik. KNN kurang bisa bekerja dengan baik pada saat memprediksi kelas lulus karena hanya memiliki *recall* sebesar 10% dan *F1score* yang hanya sebesar 16%.

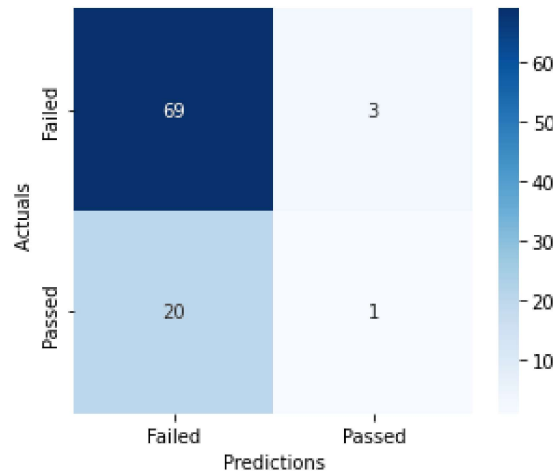
4.2.3 Hasil Model SVM pada Mata Pelajaran Bahasa Inggris

Berikut *classification report* untuk SVM pada mata pelajaran Bahasa Inggris dengan pembagian data 60:40. Hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4.7 di bawah ini.

Tabel 4.7 Bahasa Inggris SVM

	<i>Precision (%)</i>	<i>Recall (%)</i>	<i>F1score (%)</i>	<i>Support</i>
F	78	96	86	72
P	25	5	8	21
<i>Accuracy</i>			75	93

Berdasarkan Tabel 4.7 di atas, dapat dilihat nilai *precision*, *recall*, dan *F1score* dari SVM. SVM memiliki akurasi sebesar 75%. SVM bekerja dengan buruk pada kelas lulus karena nilai *recall* dan *F1score* dari SVM sangat buruk. Hasil *confusion matrix* untuk SVM dapat dilihat pada Gambar 4.7 di bawah ini.

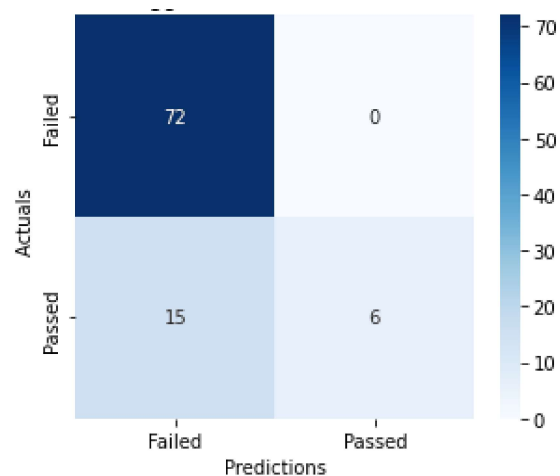


Gambar 4.7 Bahasa Inggris SVM *Confusion Matrix* 60:40

Berdasarkan Gambar 4.7 di atas, dapat dilihat hasil prediksi dari algoritma SVM pada mata pelajaran Bahasa Inggris. Berdasarkan gambar tersebut SVM berhasil melakukan klasifikasi dengan tepat sasaran sebanyak 70 data. SVM berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan lulus dan data aslinya benar-benar lulus sebanyak 1 data. SVM juga berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan tidak lulus dan data aslinya benar-benar tidak lulus sebanyak 69 data. SVM juga melakukan kesalahan klasifikasi sebanyak 23 kali. SVM salah memprediksi data yang nilai aslinya lulus sebanyak 20 kali, dan SVM salah memprediksi nilai yang seharusnya tidak lulus tetapi diklasifikasikan sebagai lulus sebanyak 3 kali.

4.2.4 Hasil Model NB pada Mata Pelajaran Bahasa Inggris

Berikut ini *confusion matrix* NB dengan pembagian data sebesar 60:40. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 4.8 di bawah ini.



Gambar 4.8 Bahasa Inggris NB *Confusion Matrix* 60:40

Berdasarkan Gambar 4.8 di atas, dapat dilihat hasil prediksi dari algoritma NB pada mata pelajaran Bahasa Inggris. Berdasarkan gambar tersebut NB berhasil melakukan klasifikasi dengan tepat sasaran sebanyak 78 data. NB berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan lulus dan data aslinya benar-benar lulus sebanyak 6 data. NB juga berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan tidak lulus dan data aslinya benar-benar tidak lulus sebanyak 72 data. NB juga melakukan kesalahan klasifikasi sebanyak 15 kali. NB tidak melakukan kesalahan saat memprediksi data yang nilai aslinya lulus tetapi diklasifikasikan sebagai tidak lulus, dan NB salah memprediksi nilai yang seharusnya lulus tetapi diklasifikasikan sebagai tidak lulus sebanyak 15 kali. Hasil *classification report* untuk NB pada mata pelajaran Bahasa Inggris dengan pembagian data 60:40 ini dapat dilihat pada Tabel 4.8 di bawah ini.

Tabel 4.8 Bahasa Inggris NB

	<i>Precision (%)</i>	<i>Recall (%)</i>	<i>F1score (%)</i>	<i>Support</i>
F	83	100	91	61
P	100	29	44	32
<i>Accuracy</i>			84	93

Berdasarkan Tabel 4.8 di atas, dapat dilihat nilai *precision*, *recall*, dan *F1score* dari NB. NB memiliki akurasi yang baik dengan nilai sebesar 84%. NB juga bekerja dengan baik saat memprediksi nilai yang gagal yang hasilnya dapat dilihat pada nilai *precision*, *recall*, dan *F1score* yang cukup baik. NB kurang bisa

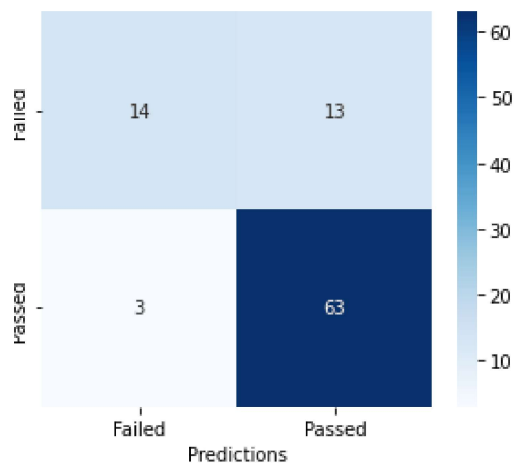
bekerja dengan baik pada saat memprediksi kelas lulus karena hanya memiliki *recall* sebesar 29% dan *F1score* yang hanya sebesar 44%.

4.3 Hasil Model *Machine Learning* pada Mata Pelajaran PKn

Hasil model *machine learning* pada mata pelajaran PKn menghasilkan empat model *machine learning*. Hasil klasifikasi lulus (*passed*) merepresentasikan nilai siswa diatas 80 dan tidak lulus (*failed*) merepresentasikan siswa mendapat nilai kurang dari 80. Semua model menggunakan sistem *binary classification*, kemudian empat model tersebut menggunakan pembagian data *training* dan *testing* sebesar 60:40.

4.3.1 Hasil Model DT pada Mata Pelajaran PKn

Berikut ini *confusion matrix* DT dengan pembagian data sebesar 60:40. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 4.9 di bawah ini.



Gambar 4.9 PKn DT *Confusion Matrix* 60:40

Berdasarkan Gambar 4.9 di atas, dapat dilihat hasil prediksi dari algoritma DT pada mata pelajaran PKn. Berdasarkan gambar tersebut DT berhasil melakukan klasifikasi dengan tepat sasaran sebanyak 77 data. DT berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan lulus dan data aslinya benar-benar lulus sebanyak 63 data. DT juga berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan tidak lulus dan data aslinya benar-benar tidak lulus sebanyak 14 data. DT juga melakukan kesalahan klasifikasi sebanyak 16 kali. DT salah

memprediksi data yang nilai aslinya lulus tetapi diprediksikan sebagai tidak lulus sebanyak 3 kali, dan DT salah memprediksi nilai yang seharusnya tidak lulus tetapi diklasifikasikan sebagai lulus sebanyak 13 kali. Hasil *classification report* untuk DT pada mata pelajaran PKn dengan pembagian data 60:40 ini dapat dilihat pada Tabel 4.9 di bawah ini.

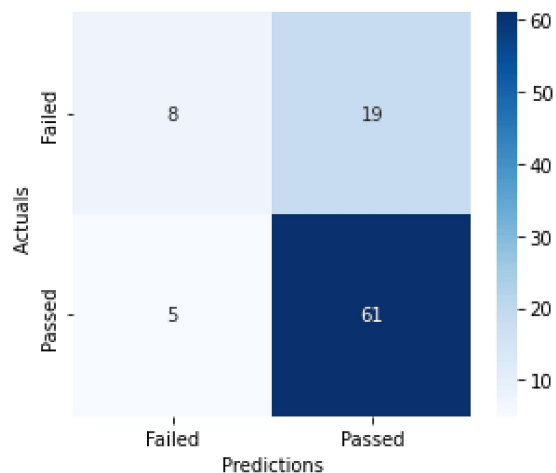
Tabel 4.9 PKn DT

	<i>Precision (%)</i>	<i>Recall (%)</i>	<i>F1score (%)</i>	<i>Support</i>
F	82	52	64	27
P	83	95	89	66
<i>Accuracy</i>			83	93

Berdasarkan Tabel 4.9 di atas, dapat dilihat nilai *precision*, *recall*, dan *F1score* dari DT. DT memiliki akurasi sebesar 83%. DT juga bekerja dengan baik saat memprediksi nilai yang lulus yang hasilnya dapat dilihat pada nilai *precision*, *recall*, dan *F1score* yang cukup baik. DT kurang bisa bekerja dengan baik pada saat memprediksi nilai yang tidak lulus karena hanya memiliki *recall* sebesar 52% dan *F1score* yang hanya sebesar 64%.

4.3.2 Hasil Model KNN pada Mata Pelajaran PKn

Berikut ini *confusion matrix* KNN dengan pembagian data sebesar 60:40. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 4.10 di bawah ini.

Gambar 4.10 PKn KNN *Confusion Matrix* 60:40

Berdasarkan Gambar 4.10 di atas, dapat dilihat hasil prediksi dari algoritma KNN pada mata pelajaran PKn. Berdasarkan gambar tersebut KNN berhasil melakukan klasifikasi dengan tepat sasaran sebanyak 69 data. KNN berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan lulus dan data aslinya benar-benar lulus sebanyak 61 data. KNN juga berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan tidak lulus dan data aslinya benar-benar tidak lulus sebanyak 8 data. KNN juga melakukan kesalahan klasifikasi sebanyak 24 kali. KNN salah memprediksi data yang nilai aslinya lulus sebanyak 5 kali, dan KNN melakukan kesalahan saat memprediksi nilai yang seharusnya tidak lulus tetapi diklasifikasikan sebagai lulus sebanyak 19 kali. Hasil *classification report* untuk KNN pada mata pelajaran PKn dengan pembagian data 60:40 ini dapat dilihat pada Tabel 4.10 di bawah ini.

Tabel 4.10 PKn KNN

	<i>Precision (%)</i>	<i>Recall (%)</i>	<i>F1score (%)</i>	<i>Support</i>
F	62	30	40	27
P	76	92	84	66
<i>Accuracy</i>			74	93

Berdasarkan Tabel 4.10 di atas, dapat dilihat nilai *precision*, *recall* dan *F1score* dari KNN. KNN memiliki akurasi sebesar 74%. KNN juga bekerja dengan baik saat memprediksi nilai yang lulus yang hasilnya dapat dilihat pada nilai *precision*, *recall*, dan *F1score* yang cukup baik. KNN kurang bisa bekerja dengan baik pada saat memprediksi nilai yang tidak lulus karena hanya memiliki *recall* sebesar 30% dan *F1score* yang hanya sebesar 40%.

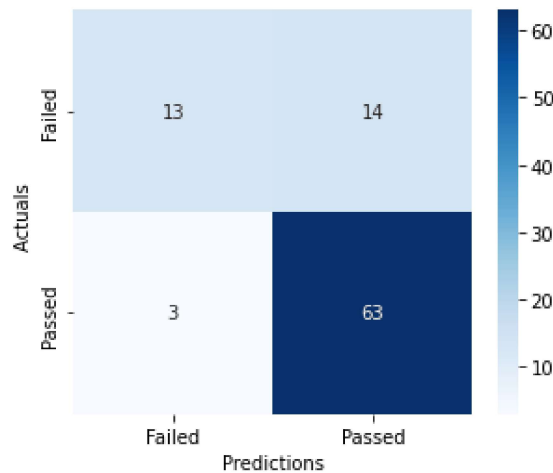
4.3.3 Hasil Model SVM Pada Mata Pelajaran PKn

Berikut *classification report* untuk SVM pada mata pelajaran PKn dengan pembagian data 60:40. Hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4.11 di bawah ini.

Tabel 4.11 PKn SVM

	<i>Precision (%)</i>	<i>Recall (%)</i>	<i>F1score (%)</i>	<i>Support</i>
F	81	48	60	27
P	82	95	88	66
<i>Accuracy</i>			82	93

Berdasarkan Tabel 4.11 di atas, dapat dilihat nilai *precision*, *recall* dan *F1score* dari SVM. SVM memiliki akurasi sebesar 82%. SVM memiliki hasil yang sangat baik terutama pada prediksi untuk kelas lulus. Hasil *confusion matrix* untuk SVM dapat dilihat pada Gambar 4.11 di bawah ini.

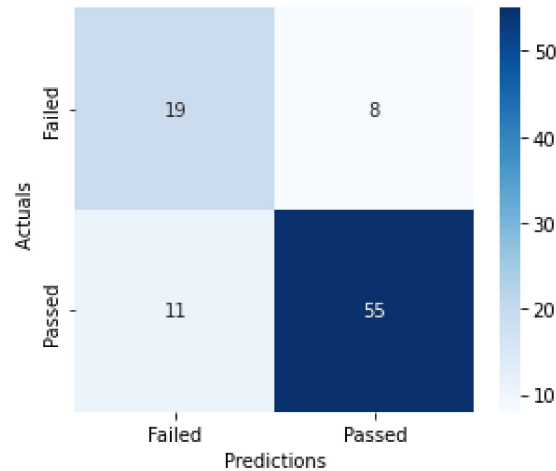


Gambar 4.11 PKn SVM *Confusion Matrix* 60:40

Berdasarkan Gambar 4.11 di atas, dapat dilihat hasil prediksi dari algoritma SVM pada mata pelajaran PKn. Berdasarkan gambar tersebut SVM berhasil melakukan klasifikasi dengan tepat sasaran sebanyak 76 data. SVM berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan lulus dan data aslinya benar-benar lulus sebanyak 63 data. SVM juga berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksi tidak lulus dan data aslinya benar-benar tidak lulus sebanyak 13 data. SVM juga melakukan kesalahan klasifikasi sebanyak 17 kali. SVM salah memprediksi data yang nilai aslinya lulus tetapi diklasifikasikan sebagai tidak lulus sebanyak 3 kali, dan SVM salah memprediksi nilai yang seharusnya tidak lulus tetapi diklasifikasikan sebagai lulus sebanyak 14 kali.

4.3.4 Hasil Model NB pada Mata Pelajaran PKn

Berikut ini *confusion matrix* NB dengan pembagian data sebesar 60:40. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 4.12 di bawah ini.

Gambar 4.12 PKn NB *Confusion Matrix* 60:40

Berdasarkan Gambar 4.12 di atas, dapat dilihat hasil prediksi dari algoritma SVM pada mata pelajaran PKn. Berdasarkan gambar tersebut NB berhasil melakukan klasifikasi dengan tepat sasaran sebanyak 74 data. NB berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan lulus dan data aslinya benar-benar lulus sebanyak 55 data. NB juga berhasil mengklasifikasikan data yang diprediksikan tidak lulus dan data aslinya benar-benar tidak lulus sebanyak 19 data. NB juga melakukan kesalahan klasifikasi sebanyak 19 kali. NB salah memprediksikan data yang nilai aslinya lulus tetapi diklasifikasikan sebagai tidak lulus sebanyak 11 kali, dan NB salah memprediksi nilai yang seharusnya tidak lulus tetapi diklasifikasikan sebagai lulus sebanyak 8 kali. Hasil *classification report* untuk NB pada mata pelajaran PKn dengan pembagian data 60:40 ini dapat dilihat pada Tabel 4.12 di bawah ini.

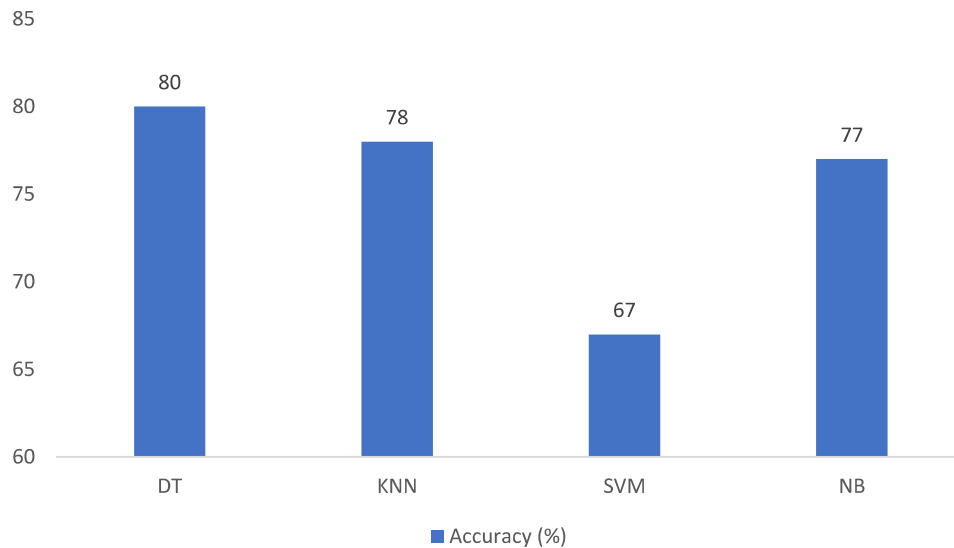
Tabel 4.12 PKn NB

	<i>Precision (%)</i>	<i>Recall (%)</i>	<i>F1score (%)</i>	<i>Support</i>
F	63	70	67	27
P	87	83	85	66
<i>Accuracy</i>			80	93

Berdasarkan Tabel 4.12 di atas, dapat dilihat nilai *precision*, *recall*, dan *F1score* dari NB. NB memiliki akurasi sebesar 80% dan memiliki performa yang baik saat memprediksi kelas lulus.

4.4 Evaluasi Model *Machine Learning* pada Mata Pelajaran Matematika

Hasil model *machine learning* pada mata pelajaran Matematika menghasilkan empat model *machine learning*. Perbandingan dalam hal akurasi empat model tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.13 di bawah ini.



Gambar 4.13 Grafik Perbandingan Nilai Akurasi Pada Mata Pelajaran Matematika

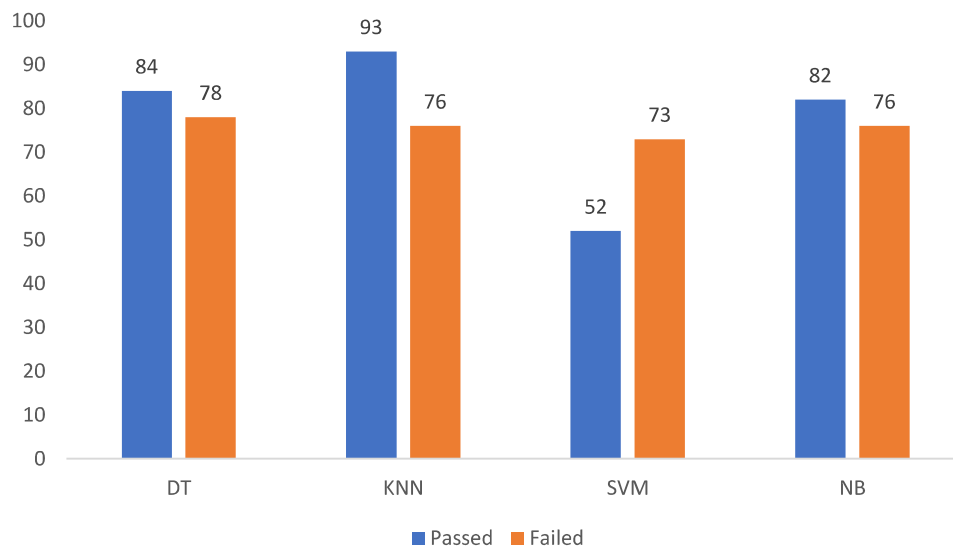
Berdasarkan Gambar 4.13 di atas dapat dilihat perbandingan akurasi pada mata pelajaran Matematika. Mengacu pada akurasi saja maka bisa dikatakan bahwa DT memiliki performa terbaik dengan akurasi sebesar 80%. Beberapa kasus memang menitikberatkan performa suatu algoritma berdasarkan akurasi [8] [9] tetapi pada kasus *imbalanced* data akurasi saja tidak cukup untuk menentukan algoritma mana yang memiliki performa terbaik. Akurasi pada model *machine learning* yang memiliki *class imbalanced* akan cenderung memberikan akurasi yang tinggi kepada model yang memprediksikan banyak nilai ke kelas mayoritas atau bahkan dengan memprediksi semua nilai ke kelas mayoritas maka akurasi yang tinggi bisa didapatkan. Model evaluasi *machine learning* yang lainnya seperti *precision*, *recall*, *F1score*, dan MCC bisa memberikan sebuah gambaran yang lebih baik terkait performa suatu algoritma yang memiliki *imbalanced* data. Gambar perbandingan *recall* dari setiap algoritma *machine learning* pada mata pelajaran Matematika dapat dilihat pada Gambar 4.14 di bawah ini.



Gambar 4.14 Grafik Perbandingan Nilai *Recall* Pada Mata Pelajaran Matematika

Gambar 4.14 di atas memberikan gambaran tentang performa setiap algoritma *machine learning* pada mata pelajaran Matematika dengan metode evaluasi *recall*. *Recall* merupakan persentase data suatu model *machine learning* yang berhasil diklasifikasikan dengan positif dari total data yang benar-benar data positif. Dapat dilihat pada Gambar 4.14 bahwa DT, KNN, dan NB memiliki performa yang hampir setara saat mengklasifikasikan kelas *passed* dan *failed*, tetapi KNN memiliki *recall* paling tinggi untuk kelas *failed* dengan nilai sebesar 98%. Mengacu pada Tabel 4.2 tentang *classification report* dari KNN, hal ini berarti dari 61 siswa yang benar-benar tidak lulus, hanya satu siswa yang diprediksikan sebagai lulus, sedangkan pada DT dan NB yang memiliki *recall* sebesar 95% dan mengacu pada Tabel 4.1 dan Tabel 4.4, ini berarti DT dan NB berhasil memprediksi dengan tepat sasaran 58 siswa dari 61 siswa yang benar-benar gagal dan melakukan kesalahan prediksi siswa yang gagal diprediksikan sebagai lulus sebanyak tiga data. Hasil yang diperoleh DT, KNN, dan SVM sangat bagus karena pada kasus prediksi performa siswa, model algoritma ini dirancang untuk pencegahan sehingga siswa yang benar-benar tidak lulus bisa diberikan bimbingan dan pengarahan yang lebih sehingga kedepannya siswa tersebut bisa berubah menjadi siswa yang memiliki nilai lulus. *Recall* dari KNN memiliki nilai sebesar 41% dan *recall* dari NB sebesar 44%. Hasil ini memang

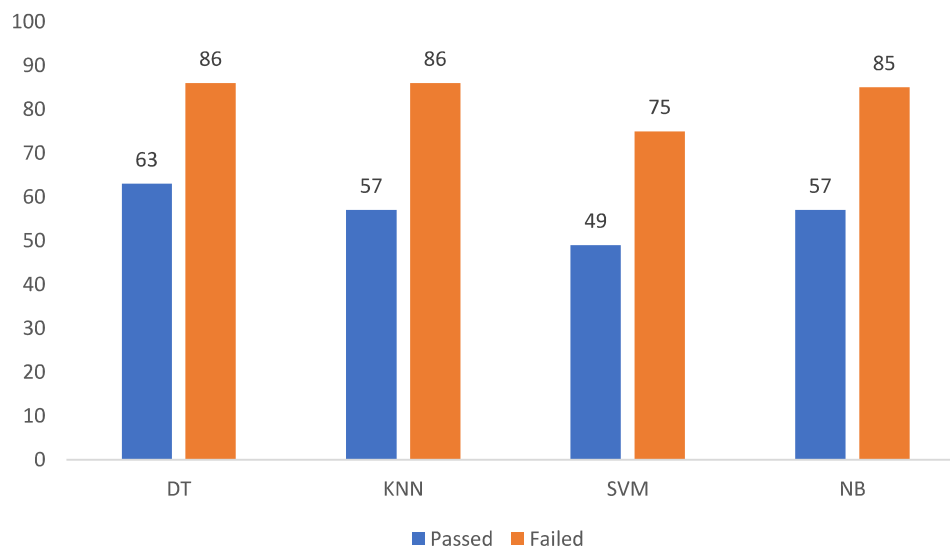
masih kalah jika dibandingkan *recall* dari DT yang sebesar 50% untuk siswa yang diprediksikan lulus, tetapi tetap dapat dikatakan bahwa DT, KNN, dan NB bisa digunakan untuk prediksi performa siswa pada mata pelajaran Matematika. Hasil *recall* dari DT, KNN dan NB pada kelas lulus memang bukan hasil yang baik karena itu berarti hampir 50% dari siswa yang sebenarnya lulus diprediksikan sebagai tidak lulus, tetapi dampak negatif dari siswa yang sebenarnya lulus tetapi diprediksikan sebagai tidak lulus itu sendiri tidak besar karena nanti hasil akhirnya siswa tersebut sebenarnya tetap lulus pada akhirnya. Sebaliknya yaitu siswa yang tidak lulus diprediksikan sebagai lulus, hal ini akan membuat masalah karena pada akhirnya siswa tersebut akan benar-benar tidak lulus. Hasil perbandingan nilai *precision* yang didapat pada mata pelajaran Matematika bisa dilihat pada Gambar 4.15 di bawah ini.



Gambar 4.15 Grafik Perbandingan Nilai *Precision* Pada Mata Pelajaran Matematika.

Gambar 4.15 di atas menggambarkan perbandingan nilai *precision* untuk mata pelajaran Matematika. Dapat dilihat bahwa berdasarkan *precision*, KNN memiliki nilai yang terbaik untuk kelas *failed* dan DT memiliki nilai *precision* terbaik untuk kelas *passed*. *Precision* menjawab untuk pertanyaan berapa banyak prediksi positif yang benar dari seluruh prediksi positif yang dilakukan. KNN berdasarkan grafik berhasil memprediksi data untuk siswa yang diprediksikan lulus dengan nilai *precision* sebesar 93%, yang artinya dari seluruh hasil prediksi

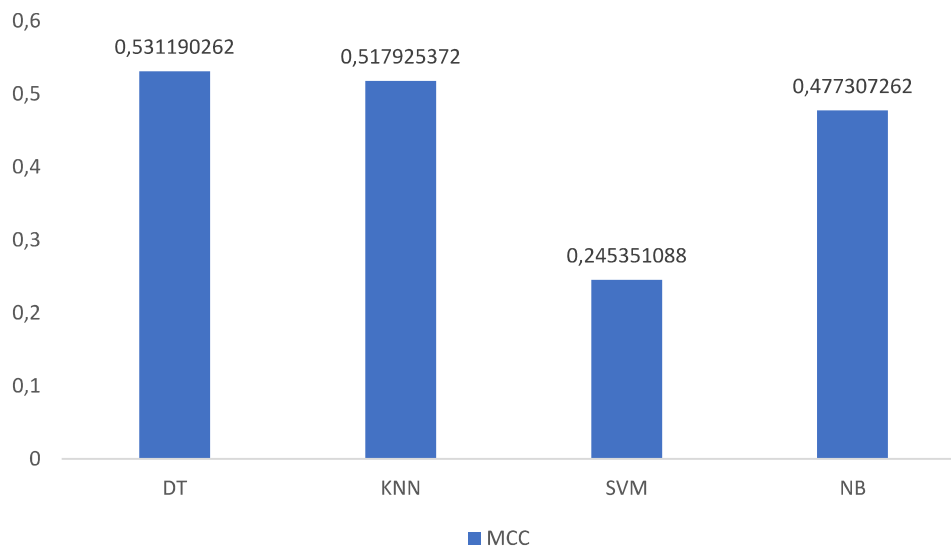
siswa yang lulus yang dibuat oleh KNN, siswa yang benar-benar lulus sebesar 93%, dan jika melihat lagi kepada Tabel 4.2 tentang *classification report* dari KNN, dapat dilihat bahwa dari 14 prediksi siswa yang lulus, hanya 1 prediksi siswa yang salah yang artinya hal ini sangat bagus. Siswa-siswa yang diprediksikan lulus tersebut ternyata benar-benar lulus hampir semuanya. *Precision* KNN untuk kelas *failed* sebesar 76%, yang artinya dari seluruh data yang diprediksikan tidak lulus, sebesar 76% dari siswa tersebut benar-benar tidak lulus. Hasil ini bukan hasil yang buruk mengingat karena walaupun siswa yang lulus diprediksikan sebagai tidak lulus maka tidak ada dampak negatif yang didapat siswa, sebaliknya siswa tersebut yang diprediksikan gagal padahal aslinya dia lulus bisa membuat performanya lebih meningkat lagi karena siswa yang aslinya sudah lulus diberikan bimbingan tambahan lagi yang mana hal ini merupakan hal positif yang baik. Hasil perbandingan nilai *F1score* yang didapat bisa dilihat pada Gambar 4.16 di bawah ini.



Gambar 4.16 Grafik Perbandingan Nilai *F1score* pada Mata Pelajaran Matematika.

Gambar 4.16 di atas memberikan gambaran perbandingan performa algoritma *machine learning* pada mata pelajaran Matematika dengan metode evaluasi *F1score*. *F1score* adalah metode evaluasi yang menggambarkan nilai rata-rata *harmonic* dari *recall* dan *precision*. Berdasarkan grafik perbandingan tersebut dapat dilihat bahwa DT merupakan algoritma dengan performa terbaik

karena nilai *F1score*-nya paling tinggi, yaitu 86% untuk kelas *failed* dan 63% untuk kelas *passed*. Berdasarkan *recall* maka DT, KNN, dan NB memiliki performa baik yang hampir setara. Selain dengan menggunakan *accuracy*, *recall*, *precision*, dan *F1score*, Sebuah model *machine learning* juga dapat menggunakan MCC untuk metode evaluasinya. Hasil dari MCC untuk setiap algoritma *machine learning* pada mata pelajaran Matematika dapat dilihat pada Gambar 4.17 di bawah ini.



Gambar 4.17 Grafik Perbandingan Nilai MCC pada Mata Pelajaran Matematika.

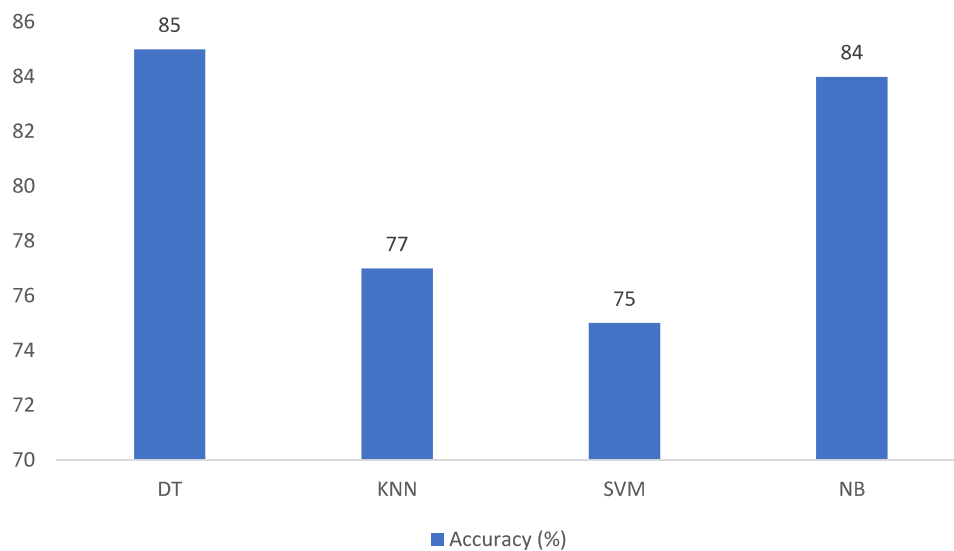
Berdasarkan Gambar 4.17 di atas, dapat hasil nilai MCC untuk empat algoritma yang digunakan untuk prediksi pada mata pelajaran Matematika. MCC merupakan metode evaluasi yang mengukur hasil prediksi model berdasarkan nilai dari *confusion matrix* dan cocok untuk model yang memiliki *class imbalanced*. Berdasarkan Gambar 4.17 di atas, dapat dilihat bahwa MCC yang paling tinggi dimiliki oleh DT. Nilai 0,531190262 merupakan nilai MCC yang paling besar dan paling mendekati nilai 1, sehingga bisa dikatakan bahwa DT adalah algoritma yang memiliki performa prediksi terbaik berdasarkan nilai MCC, tetapi KNN dan NB juga bekerja dengan baik karena nilai MCC yang hampir setara dengan KNN.

Berdasarkan hasil evaluasi dari akurasi, *recall*, *precision*, *F1score* dan MCC di atas, didapatkan kesimpulan bahwa DT, KNN, dan NB memiliki

performa yang hampir setara dan bisa digunakan untuk prediksi performa siswa pada mata pelajaran Matematika. SVM dapat dikatakan sebagai algoritma terburuk karena perbedaan nilai yang cukup jauh dibandingkan dengan ketiga algoritma lainnya.

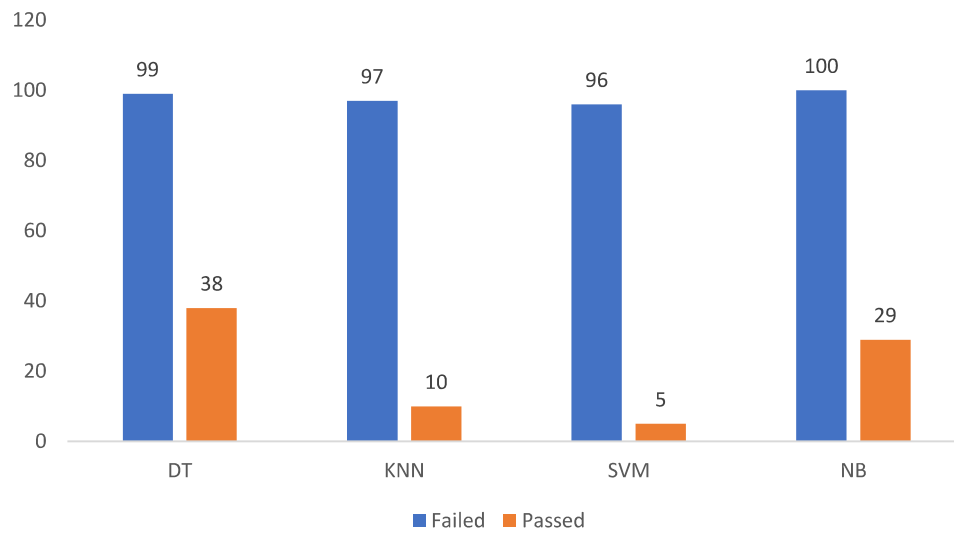
4.5 Evaluasi Model *Machine Learning* pada Pelajaran Bahasa Inggris

Hasil model *machine learning* pada mata pelajaran Bahasa Inggris menghasilkan empat model *machine learning*. Perbandingan dalam hal akurasi empat model tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.18 di bawah ini.



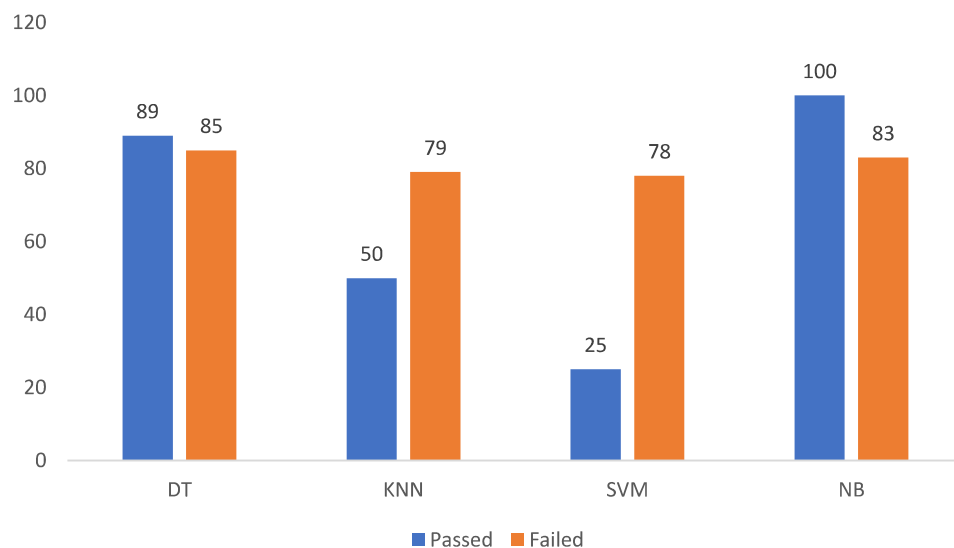
Gambar 4.18 Grafik Perbandingan Nilai Akurasi pada Mata Pelajaran Bahasa Inggris

Berdasarkan Gambar 4.18 di atas dapat dilihat perbandingan akurasi pada mata pelajaran Bahasa Inggris. Berdasarkan gambar tersebut DT bisa dikatakan memiliki performa terbaik karena memiliki akurasi sebesar 85%. NB memiliki performa terbaik kedua dengan akurasi sebesar 84%, kemudian diikuti oleh KNN dengan akurasi sebesar 77% dan SVM dengan akurasi sebesar 75%. Gambar perbandingan nilai *recall* pada mata pelajaran bahasa Inggris dapat dilihat pada Gambar 4.19 di bawah ini.



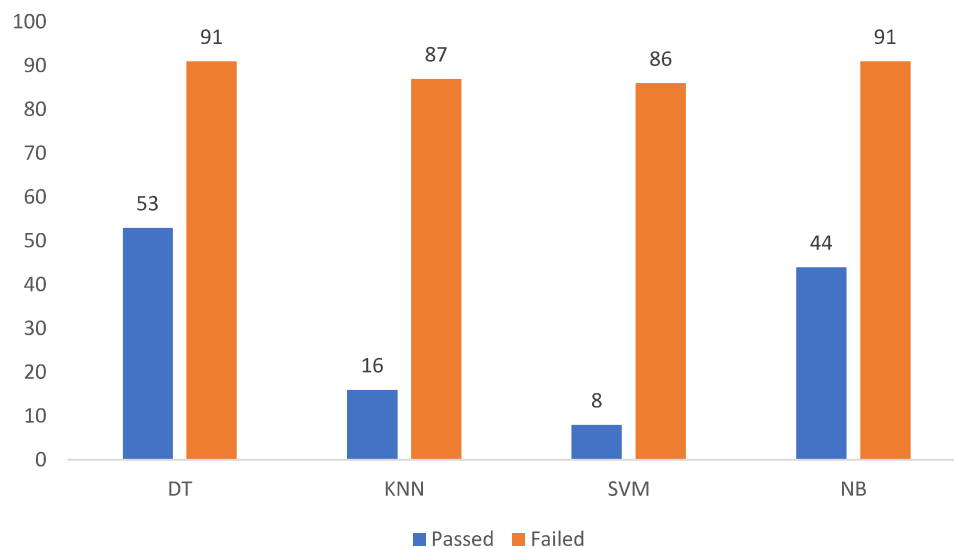
Gambar 4.19 Grafik Perbandingan Nilai *Recall* pada Mata Pelajaran Bahasa Inggris

Gambar 4.19 di atas memberikan gambaran tentang performa setiap algoritma *machine learning* pada mata pelajaran Bahasa Inggris dengan metode evaluasi *recall*. Berdasarkan Gambar 4.19 NB dapat dikatakan sebagai algoritma dengan *recall* terbaik pada kelas *failed* dengan nilai sebesar 100%, dan DT merupakan algoritma dengan *recall* terbaik untuk kelas *passed* dengan nilai *recall* sebesar 38%. Hasil perbandingan nilai *precision* yang didapat dari pelajaran Bahasa Inggris bisa dilihat pada Gambar 4.20 di bawah ini.



Gambar 4.20 Grafik Perbandingan Nilai *Precision* pada Mata Pelajaran Bahasa Inggris

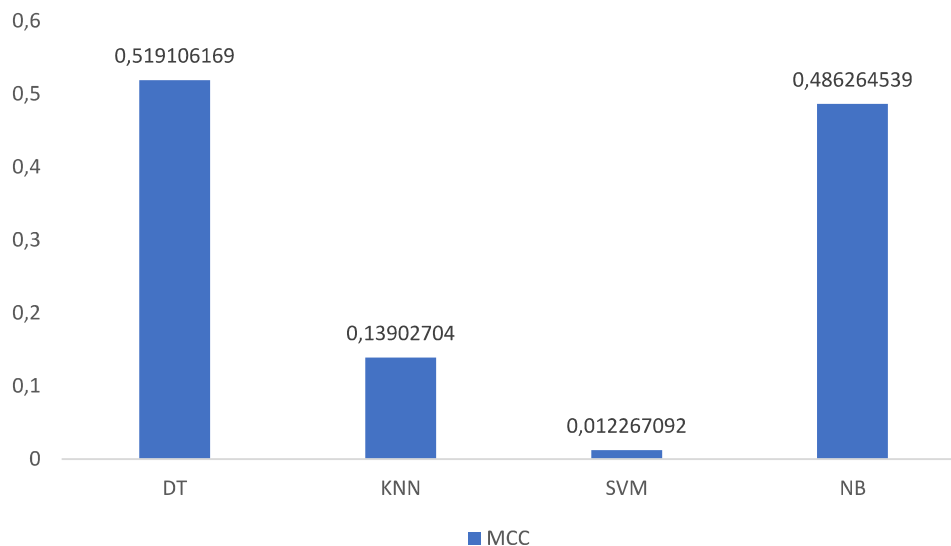
Gambar 4.20 di atas menggambarkan perbandingan nilai *precision* untuk mata pelajaran Bahasa Inggris. Dapat dilihat bahwa berdasarkan *precision*, NB memiliki performa terbaik dengan nilai *precision* pada prediksi *passed* sebesar 100% dan pada prediksi *failed* dengan nilai sebesar 83%. DT juga memiliki hasil yang mirip dengan NB. NB pada prediksi *passed* memiliki *precision* 100% karena berhasil menghasilkan 6 hasil prediksi *passed* yang semuanya nilai aslinya benar-benar *passed*, sedangkan DT pada prediksi *passed* memiliki *precision* 89% karena berhasil menghasilkan sembilan hasil prediksi *passed* dan dari sembilan hasil prediksi *passed* itu hanya satu nilai prediksi yang data aslinya itu bukan merupakan nilai *passed*. Hasil perbandingan nilai *F1score* yang didapat pada mata pelajaran Bahasa Inggris bisa dilihat pada Gambar 4.21 di bawah ini.



Gambar 4.21 Grafik Perbandingan Nilai *F1score* pada Mata Pelajaran Bahasa Inggris.

Gambar 4.21 di atas memberikan gambaran perbandingan performa algoritma *machine learning* pada mata pelajaran Bahasa Inggris dengan metode evaluasi *F1score*. *F1score* adalah metode evaluasi yang menggambarkan nilai rata-rata *harmonic* dari *recall* dan *precision*. Berdasarkan grafik perbandingan tersebut dapat dilihat bahwa NB dan DT masih tetap merupakan algoritma dengan performa terbaik dengan nilai *F1score* untuk kelas *failed* dan *passed*, karena nilai *F1score*-nya paling tinggi, NB memiliki nilai *F1score* 91% untuk kelas *failed* dan 44% untuk kelas *passed*, sedangkan DT memiliki nilai *F1score* sebesar 91%

untuk kelas *failed* dan 53% untuk kelas *passed*. Selain dengan menggunakan *accuracy*, *recall*, *precision*, dan *F1score*, Sebuah model *machine learning* juga menggunakan MCC untuk evaluasi performa. Hasil dari MCC untuk setiap algoritma *machine learning* pada mata pelajaran Bahasa Inggris dapat dilihat pada Gambar 4.22 di bawah ini.



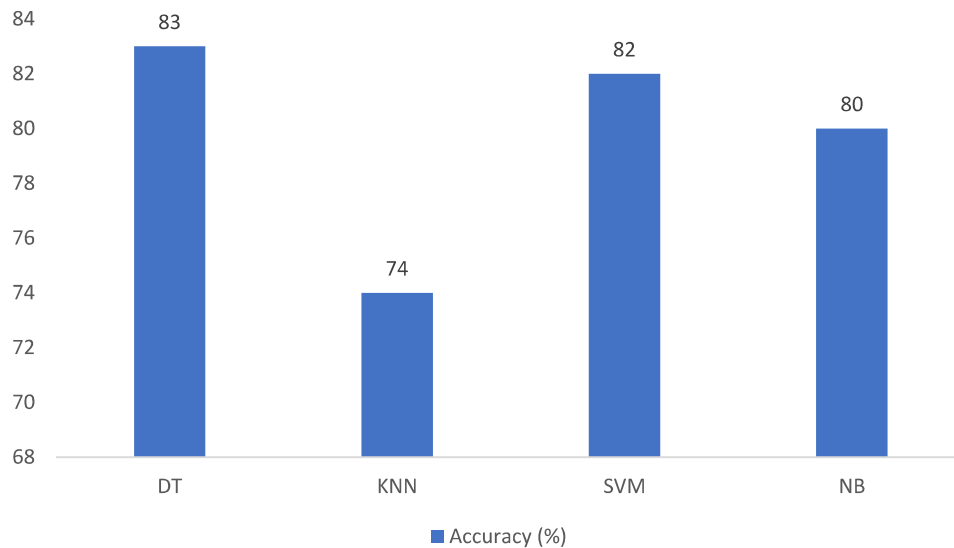
Gambar 4.22 Grafik Perbandingan Nilai MCC Pada Mata Pelajaran Bahasa Inggris.

Berdasarkan Gambar 4.22 di atas, dapat hasil nilai MCC untuk empat algoritma yang digunakan untuk prediksi pada mata pelajaran Bahasa Inggris. MCC merupakan metode evaluasi yang mengukur hasil prediksi model berdasarkan nilai dari *confusion matrix* dan cocok untuk model yang memiliki *class imbalanced*. Berdasarkan Gambar 4.22 di atas, dapat dilihat bahwa MCC yang paling tinggi dimiliki oleh DT dengan nilai 0.519106169 yang merupakan nilai MCC yang paling besar dan paling mendekati nilai 1, sehingga bisa dikatakan bahwa DT adalah algoritma yang memiliki performa prediksi terbaik berdasarkan nilai MCC.

Berdasarkan hasil evaluasi dari akurasi, *recall*, *precision*, *F1score*, dan MCC di atas, didapatkan kesimpulan bahwa DT dan NB merupakan algoritma yang memiliki performa prediksi terbaik. Hal ini karena DT dan NB berhasil mendapatkan nilai tertinggi dibandingkan dengan kedua algoritma lainnya pada semua metode evaluasi yang sudah dilakukan.

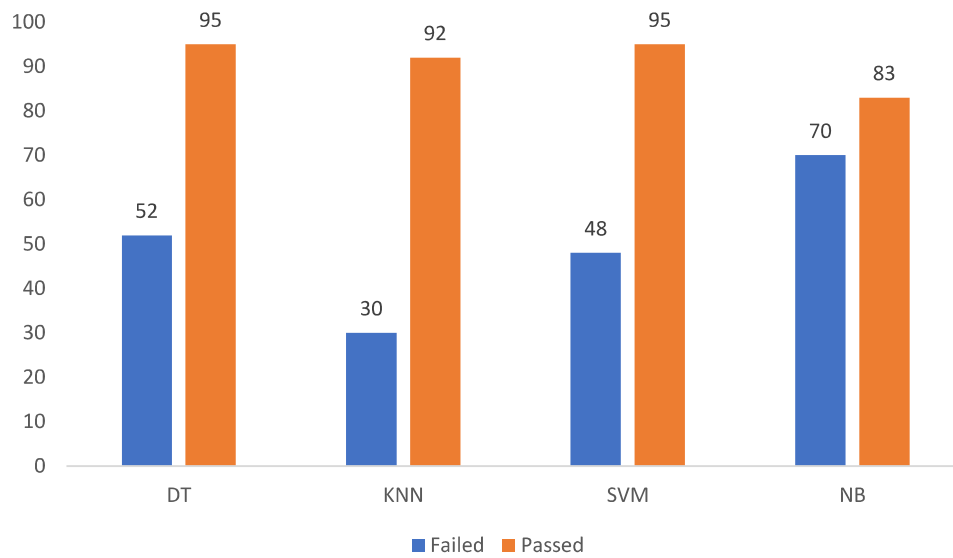
4.6 Evaluasi Model *Machine Learning* pada Pelajaran PKn

Hasil model *machine learning* pada mata pelajaran PKn menghasilkan empat model *machine learning*. Perbandingan dalam hal akurasi empat model tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.23 di bawah ini.



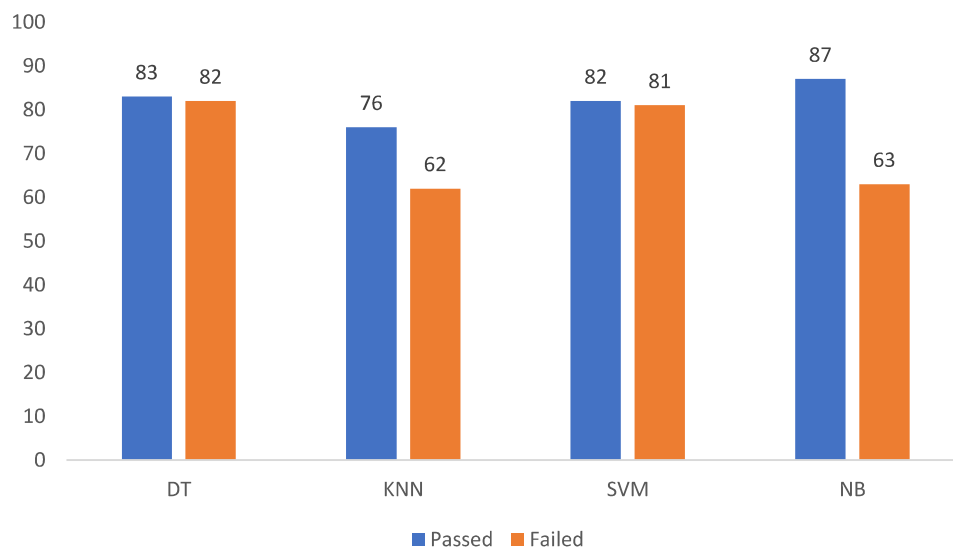
Gambar 4.23 Grafik Perbandingan Nilai Akurasi Pada Mata Pelajaran PKn

Berdasarkan Gambar 4.23 di atas dapat dilihat perbandingan akurasi pada mata pelajaran PKn. Berdasarkan gambar tersebut DT bisa dikatakan memiliki performa akurasi terbaik karena memiliki akurasi sebesar 83%. SVM memiliki performa terbaik kedua dengan akurasi sebesar 82%, kemudian diikuti oleh NB dengan akurasi sebesar 80% dan KNN dengan akurasi sebesar 74%. Berdasarkan nilai akurasi maka DT, SVM, dan NB merupakan algoritma *machine learning* yang sesuai untuk prediksi performa siswa pada mata pelajaran PKn, tetapi karena pada sistem prediksi ini data yang digunakan adalah *imbalanced dataset*, maka dibutuhkan metode evaluasi lain yang lebih mencerminkan performa dari suatu model. Gambar perbandingan nilai *recall* pada mata pelajaran PKn dapat dilihat pada Gambar 4.24 di bawah ini.



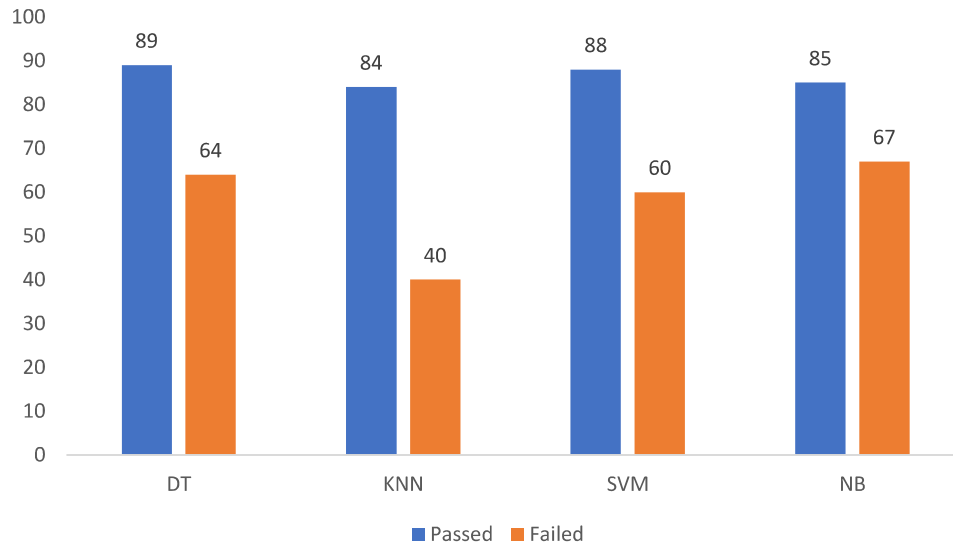
Gambar 4.24 Grafik Perbandingan Nilai *Recall* pada Mata Pelajaran PKn

Gambar 4.24 di atas memberikan gambaran tentang performa setiap algoritma *machine learning* pada mata pelajaran PKn dengan metode evaluasi *recall*. Berdasarkan Gambar 4.24 DT memiliki *recall* tertinggi untuk kelas *passed* dengan nilai *recall* sebesar 100%, dan NB memiliki *recall* tertinggi untuk kelas *failed* dengan nilai 70%. Hasil perbandingan nilai *precision* yang didapat dari pelajaran PKn bisa dilihat pada Gambar 4.25 di bawah ini.



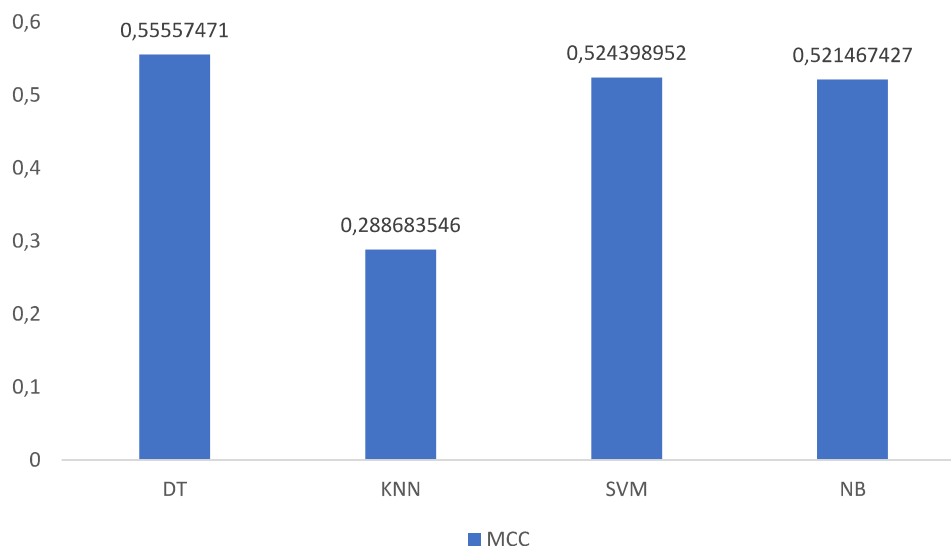
Gambar 4.25 Grafik Perbandingan Nilai *Precision* pada Mata Pelajaran PKn

Gambar 4.25 di atas menggambarkan perbandingan nilai *precision* untuk mata pelajaran PKn. Dapat dilihat bahwa berdasarkan *precision*, NB memiliki performa terbaik dengan *precision* pada prediksi *passed* sebesar 87%, dan DT memiliki nilai *precision* terbesar pada prediksi *failed* dengan nilai sebesar 82%. Hasil perbandingan nilai *F1score* yang didapat bisa dilihat pada Gambar 4.26 di bawah ini.



Gambar 4.26 Grafik Perbandingan Nilai *F1score* Pada Mata Pelajaran PKn.

Gambar 4.26 di atas memberikan gambaran perbandingan performa algoritma *machine learning* pada mata pelajaran PKn dengan metode evaluasi *F1score*. *F1score* adalah metode evaluasi yang menggambarkan nilai rata-rata *harmonic* dari *recall* dan *precision*. Berdasarkan grafik perbandingan tersebut dapat dilihat bahwa DT, SVM, dan NB memiliki nilai *F1score* yang baik dan hampir sama sehingga bisa dikatakan bahwa DT, SVM, dan NB memiliki performa yang baik berdasarkan nilai *F1score*. Selain dengan menggunakan *accuracy*, *recall*, *precision*, dan *F1score*, Sebuah model *machine learning* juga menggunakan MCC untuk evaluasi performa. Hasil dari MCC untuk setiap algoritma *machine learning* pada mata pelajaran PKn dapat dilihat pada Gambar 4.27 di bawah ini.



Gambar 4.27 Grafik Perbandingan Nilai MCC Pada Mata Pelajaran PKn.

Berdasarkan Gambar 4.27 di atas, dapat dilihat hasil nilai MCC untuk empat algoritma yang digunakan untuk prediksi pada mata pelajaran PKn. MCC merupakan metode evaluasi yang mengukur hasil prediksi model berdasarkan nilai dari *confusion matrix* dan cocok untuk model yang memiliki *class imbalanced*. Berdasarkan Gambar 4.27 di atas, dapat dilihat bahwa MCC yang paling tinggi dimiliki oleh DT. Nilai 0,55557471 merupakan nilai MCC yang paling besar dan paling mendekati nilai 1, sehingga bisa dikatakan bahwa DT adalah algoritma yang memiliki performa prediksi terbaik berdasarkan nilai MCC. NB dan SVM juga memiliki nilai MCC yang baik karena nilainya tidak berbeda jauh dengan MCC dari DT.

Berdasarkan hasil evaluasi dari akurasi, *recall*, *precision*, *F1score*, dan MCC di atas, didapatkan kesimpulan bahwa NB merupakan algoritma yang memiliki performa prediksi terbaik. Hal ini karena walaupun pada akurasi NB masih kalah dari DT dan SVM tetapi NB memiliki kestabilan antara prediksi *passed* dan *failed* yang lebih baik. Model prediksi ini bertujuan untuk membantu siswa yang gagal sehingga nilai dari prediksi *failed* harus memiliki nilai yang baik. Pada hasil perbandingan di atas NB memiliki nilai prediksi *failed* yang terbaik sehingga NB menjadi algoritma yang terbaik pada prediksi performa siswa pada mata pelajaran PKn.

Berdasarkan seluruh hasil penelitian dan evaluasi dari setiap model *machine learning* di atas, dapat diambil kesimpulan bahwa pada prediksi mata pelajaran Matematika DT, KNN, dan NB merupakan algoritma yang baik yang bisa digunakan untuk prediksi performa, sedangkan pada mata pelajaran Bahasa Inggris DT dan NB memiliki performa yang terbaik. Mata pelajaran PKn memberikan hasil yang cukup berbeda karena NB yang memiliki akurasi lebih rendah dibandingkan dengan SVM dan DT menjadi algoritma yang terbaik. Hal ini karena performa NB pada prediksi *failed* jauh lebih baik dibanding dengan DT dan SVM.

Hasil penentuan algoritma yang terbaik di atas didasarkan pada prediksi kelas *failed* yang lebih diutamakan dibanding prediksi performa nilai *passed*, tetapi jika penentuan performa berdasarkan kemampuan prediksi semua kelas, maka nilai dari MCC bisa dijadikan patokan yang lebih baik. Berdasarkan nilai MCC maka pada mata pelajaran Matematika DT, KNN, dan NB merupakan algoritma terbaik yang bisa digunakan. Berdasarkan nilai MCC pada mata pelajaran Bahasa Inggris maka DT dan NB merupakan algoritma terbaik yang bisa digunakan. Berdasarkan nilai MCC pada mata pelajaran PKn maka DT, SVM, NB merupakan algoritma terbaik yang bisa digunakan. Secara keseluruhan DT merupakan algoritma yang terbaik karena DT bisa bekerja dengan baik pada semua mata pelajaran yang diuji, yaitu mata pelajaran Matematika, Bahasa Inggris, dan PKn.