

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan menjelaskan tentang proses, hasil dan pembahasan penelitian. Sebagai alat bantu pengolahan data, digunakan aplikasi RapidMiner. Proses, hasil dan pembahasan dalam penelitian ini dibagi menjadi beberapa sub bab yaitu Pengolahan dan distribusi Data, Implementasi algoritma pada aplikasi RapidMiner.

4.1. Data Selection

Penelitian ini menggunakan data gaya belajar Felder-Silverman mahasiswa STMIK Dharma Wacana Metro dan dibagi berdasarkan atribut-atribut. Atribut yang dimaksud terdiri dari 7 (tujuh) atribut yaitu nama, npm, pemrosesan, persepsi, input, pemahaman, dan gaya belajar. Dari 7 (tujuh) atribut tersebut menjadi penentu apakah jenis gaya belajar Felder-Silverman dari mahasiswa STMIK Dharma Wacana Metro. Adapun atribut yang digunakan dalam penentuan klasifikasi gaya belajar Felder-Silverman dapat dilihat pada tabel 4.1.

Tabel 4.1 Data Selection

No	Nama	Npm	Pemrosesan	Persepsi	Input	Pemahaman	Gaya Belajar
1	DAVA ARIEL MAULANA	20010001	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual- Sekuensial
2	TEGAR RIZKY PRATAMA	20010002	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual- Sekuensial
3	M. ZIDANE ALFARIZI SAPUTRA	20010003	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual- Sekuensial
4	ANNISA TRIHAPSARI	20010004	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual- Sekuensial
5	ANDI AFRIZAL	20010005	Reflektif	Sensorik	Verbal	Global	Reflektif-Sensorik-Verbal- Global
6	DIMAS PUTRA BUDI KUSUMA	20010006	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual- Sekuensial

7	AHMAD HUSNUL MUFID	20010007	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
8	NAUFAL FADLI KURNIAWAN	20010008	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
9	RESKIA FIHARDIAN MEGANTARA	20010009	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
10	ALDA PRAHANIKA	20010010	Reflektif	Sensorik	Verbal	Global	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global
...	
414	MAULIA AFIDA ASHAR	20020068	Reflektif	Sensorik	Verbal	Sekuensial	Reflektif-Sensorik-Verbal-Sekuensial

4.2. Preprocessing

Tahap preprocessing atau pembersihan data bertujuan untuk menghilangkan data yang tidak relevan / berhubungan langsung dengan tujuan akhir proses data mining. Proses data cleaning mencakup antara lain membuang duplikasi data, memeriksa data yang tidak konsisten, dan memperbaiki kesalahan pada data. Proses cleaning pada data gaya belajar Felder-Silverman mahasiswa dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Data Preprocessing

No	Npm	Pemrosesan	Persepsi	Input	Pemahaman	Gaya Belajar
1	20010001	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
2	20010002	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
3	20010003	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
4	20010004	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
5	20010005	Reflektif	Sensorik	Verbal	Global	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global
6	20010006	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
7	20010007	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
8	20010008	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
9	20010009	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
10	20010010	Reflektif	Sensorik	Verbal	Global	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global
...
414	20020068	Reflektif	Sensorik	Verbal	Sekuensial	Reflektif-Sensorik-Verbal-Sekuensial

4.3. Implementasi RapidMiner Dataset Hasil Gaya Belajar Felder-Silverman

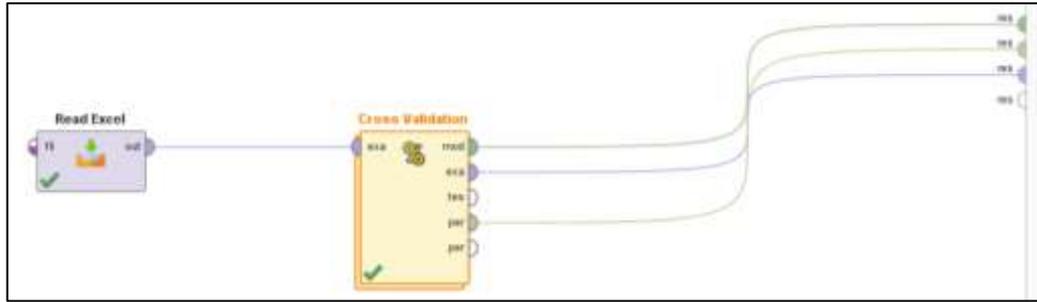
Pada tahap ini melakukan uji coba dataset gaya belajar Felder-Silverman dengan data yang telah disiapkan pada tahap sebelumnya. Jumlah dataset gaya belajar Felder-Silverman yang digunakan memiliki record sebanyak 414 data. Untuk dataset yang digunakan dapat dilihat pada tabel 4.3.

Tabel 4.3 Dataset Gaya Belajar Felder-Silverman

No	Npm	Pemrosesan	Persepsi	Input	Pemahaman	Gaya Belajar
1	20010001	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
2	20010002	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
3	20010003	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
4	20010004	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
5	20010005	Reflektif	Sensorik	Verbal	Global	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global
6	20010006	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
7	20010007	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
8	20010008	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
9	20010009	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
10	20010010	Reflektif	Sensorik	Verbal	Global	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global
...
414	20020068	Reflektif	Sensorik	Verbal	Sekuensial	Reflektif-Sensorik-Verbal-Sekuensial

4.4. Pemodelan Menggunakan Rapidminer

Pada proses pemodelan ini menggunakan k fold cross validation, metode k fold cross validation digunakan dalam memperkirakan kesalahan prediksi untuk evaluasi kinerja model. Metode ini memiliki prinsip dasar membuat keseluruhan data menjadi data training dan data testing. Data dibagi sebanyak k bagian dengan metode k fold cross validation lalu dilakukan analisis diskriminan dengan mencari model diskriminan, untuk melakukan pengujian model setelah sebelumnya data telah dibaca dengan operator read excel, seperti pada Gambar 4.1.



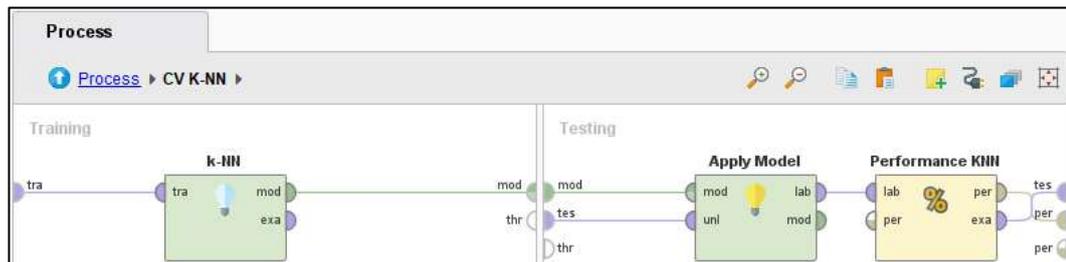
Gambar 4.1 Read Excel dan K Fold Cross Validation

Pada Gambar 4.1 dilakukan proses pengujian model yang telah dibaca menggunakan read excel, data yang telah dibaca tersebut kemudian dimasukkan kedalam operator cross validation, dalam penelitian ini cross validation yang digunakan 2 sampai 10 fold validation untuk mengetahui fold terbaik. K fold cross validation digunakan untuk mengestimasi kesalahan prediksi dalam mengevaluasi kinerja model. Data dibagi menjadi himpunan bagian k berjumlah hampir sama. Model dalam klasifikasi dilatih dan diuji sebanyak K. Di setiap pengulangan, salah satu himpunan bagian akan digunakan sebagai data training dan data testing. Langkah-langkah dari k fold cross validation adalah sebagai berikut:

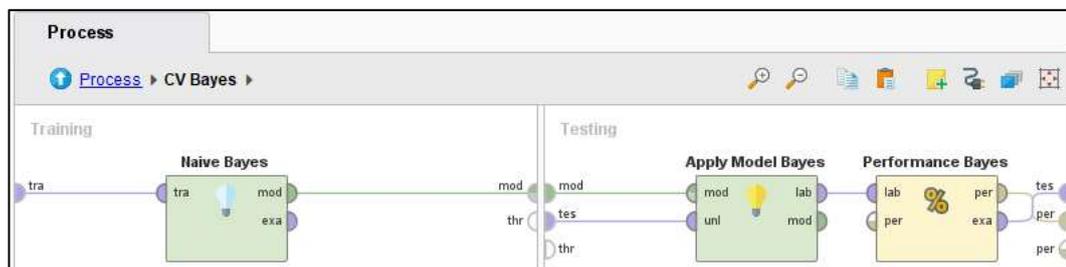
1. Total data dibagi menjadi k bagian.
2. Fold ke-1 adalah ketika bagian ke-1 menjadi data uji (testing data) dan sisanya menjadi data latih (training data). kemudian, hitung akurasi atau kesamaan atau kedekatan suatu hasil pengukuran dengan angka atau data yang sebenarnya berdasarkan porsi data tersebut.
3. Fold ke-2 adalah ketika bagian ke-2 menjadi data uji (testing data) dan sisanya menjadi data latih (training data). kemudian hitung akurasi berdasarkan porsi data tersebut.
4. Demikian seterusnya hingga mencapai fold ke-k. Hitung rata-rata akurasi dari k buah akurasi diatas. Rata-rata akurasi ini menjadi akurasi final.

4.4.1. Proses Pemodelan Dataset

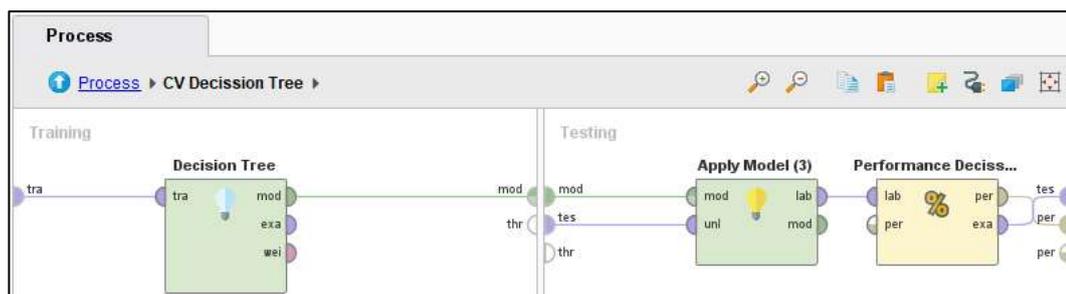
Proses selanjutnya yang dilakukan adalah proses training, proses ini dilakukan di dalam cross validation dengan menggunakan algoritma K - Nearest Neighbors, Naive Bayes, Decision Tree, Random Forest dan Neural Network dengan lima algoritma ini maka data akan dibagi menjadi 2, bagian pertama digunakan sebagai data training dan bagian kedua digunakan sebagai data testing.



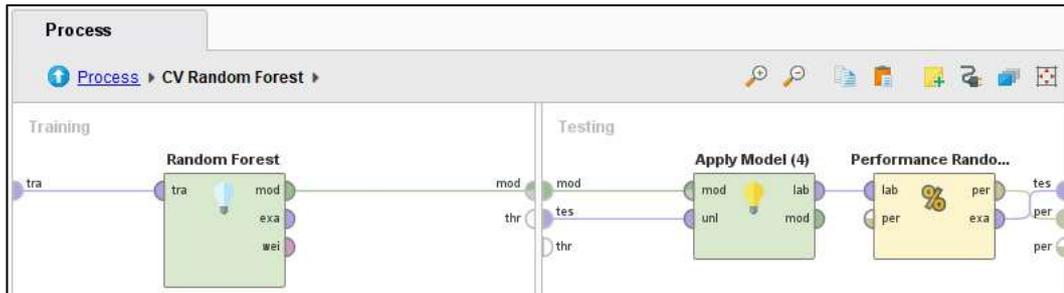
Gambar 4.2 Implementasi Pemodelan K-Nearest Neighbors



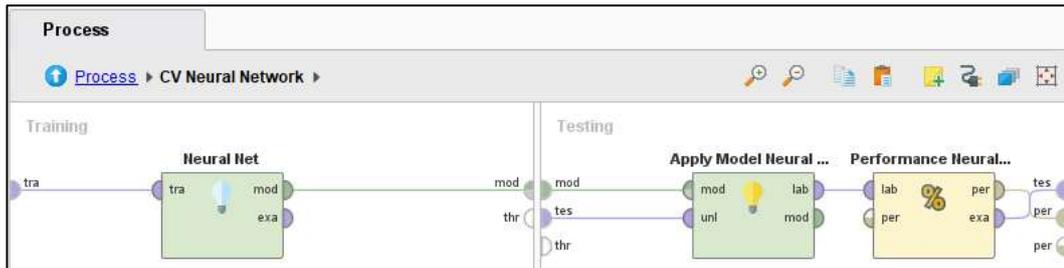
Gambar 4.3 Implementasi Pemodelan Naïve Bayes



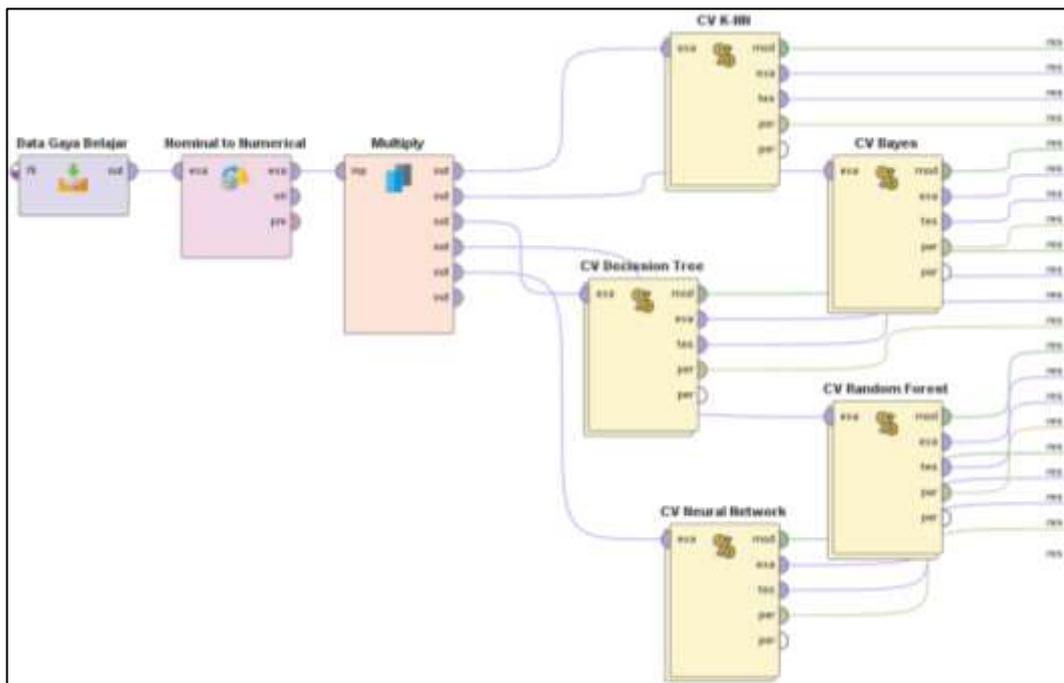
Gambar 4.4 Implementasi Pemodelan Decision Tree



Gambar 4.5 Implementasi Pemodelan Random Forest



Gambar 4.6 Implementasi Pemodelan Neural Network

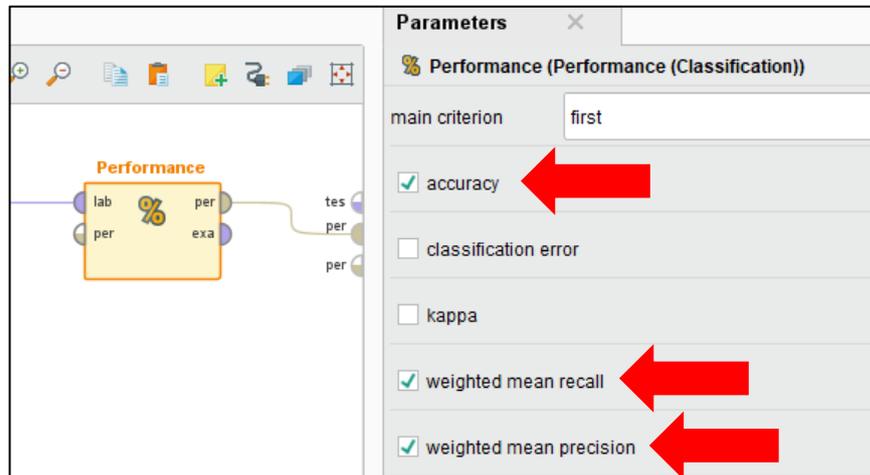


Gambar 4.7 Implementasi 5 Algoritma

4.4.2. Proses Pemodelan Performance Data

Tahapan terakhir dari proses ini adalah setelah dilakukan training, selanjutnya testing terhadap dataset menggunakan fungsi backpropagation yang telah dilakukan pada data training sebelumnya, proses testing ini dilakukan dengan cara insert apply

model dan performance. Untuk mendapatkan akurasi, presisi dan recall dengan cara melakukan centang terhadap accuracy, weighted mean recall dan weighted mean precision seperti Gambar 4.8.



Gambar 4.8 Centang untuk akurasi, presisi dan recall

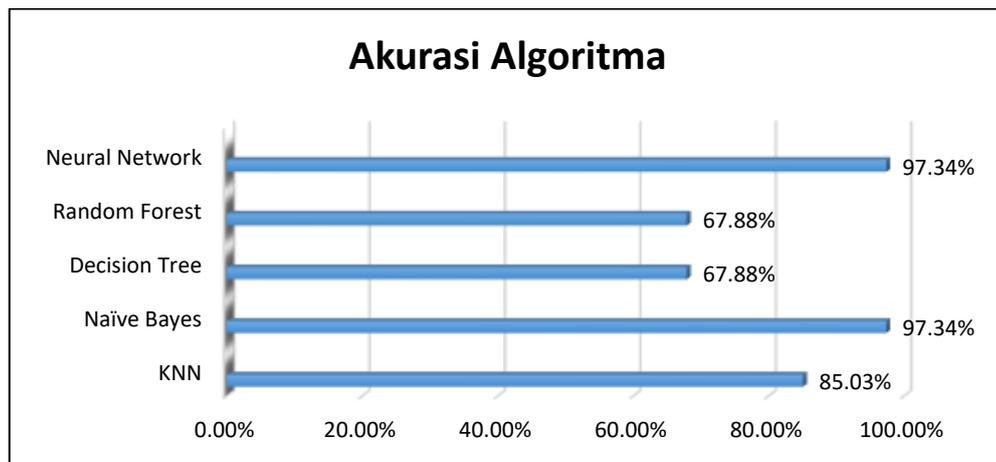
4.4.3. Hasil Pemodelan Cross Validation

Pada hasil pemodelan cross validation, kita akan melihat hasil performance dari masing-masing algoritma yang meliputi akurasi, recall dan presisi. Hasil dari pemodelan cross validation kelima algoritma tersebut dengan menggunakan nomor fold 2,3,4,5,6,7,8,9,10 terhadap data gaya belajar Felder-Silverman mahasiswa STMIK Dharma Wacana Metro dapat kita lihat pada tabel 4.4.

Tabel 4.4 Hasil Akurasi Pemodelan Cross Validation

Fold	KNN	Naïve Bayes	Decision Tree	Random Forest	Neural Network
2	78.50%	97.34%	67.87%	67.87%	97.34%
3	81.88%	97.34%	67.87%	67.87%	97.34%
4	84.30%	97.34%	67.87%	67.87%	97.34%
5	86.73%	97.35%	67.88%	67.88%	97.35%
6	85.27%	97.34%	67.87%	67.87%	97.34%
7	86.74%	97.34%	67.88%	67.88%	97.34%
8	88.18%	97.35%	67.88%	67.88%	97.35%
9	86.96%	97.34%	67.87%	67.87%	97.34%
10	86.70%	97.35%	67.89%	67.89%	97.35%
Rata-Rata	85.03%	97.34%	67.88%	67.88%	97.34%

Berdasarkan hasil akurasi pada Tabel 4.4, ditemukan rata-rata nilai akurasi algoritma KNN adalah 85.03%, algoritma Naïve Bayes memiliki rata-rata nilai akurasi 97.34%, algoritma Decision Tree memiliki rata-rata nilai akurasi 67.88%, algoritma Random Forest memiliki rata-rata nilai akurasi 67.88 % dan algoritma Neural Network memiliki rata-rata nilai akurasi 97.34%. Apabila dilakukan komparasi masing-masing nilai akurasi seperti Gambar 4.9.



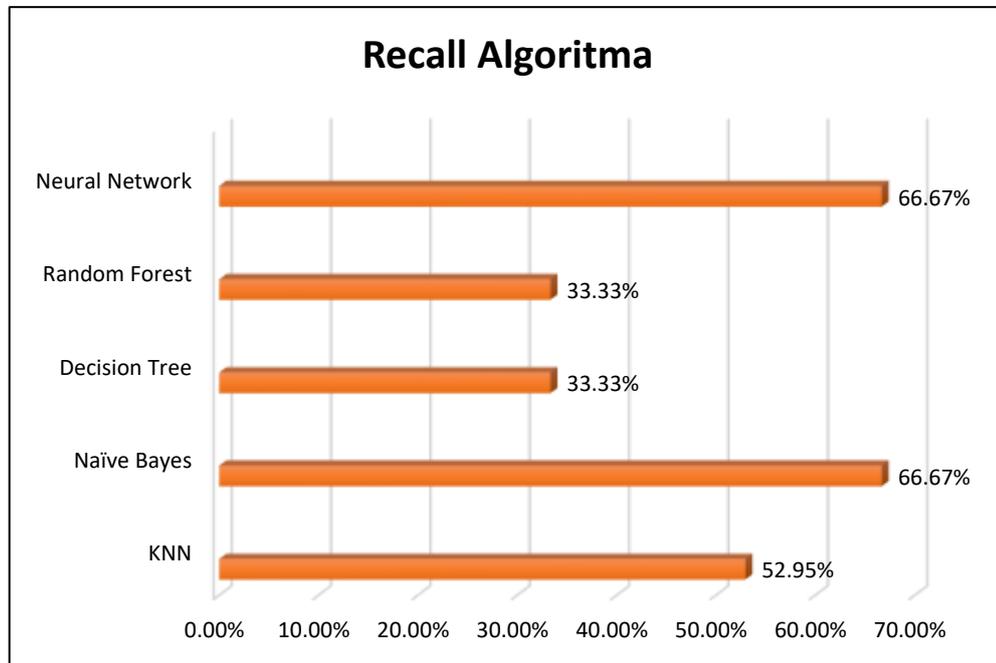
Gambar 4.9 Hasil Akurasi Algoritma

Tabel 4.5 Hasil Recall Pemodelan Cross Validation

Fold	KNN	Naïve Bayes	Decision Tree	Random Forest	Neural Network
2	46.43%	66.67%	33.33%	33.33%	66.67%
3	49.63%	66.67%	33.33%	33.33%	66.67%
4	52.03%	66.67%	33.33%	33.33%	66.67%
5	54.76%	66.67%	33.33%	33.33%	66.67%
6	53.24%	66.67%	33.33%	33.33%	66.67%
7	54.75%	66.67%	33.33%	33.33%	66.67%
8	56.32%	66.67%	33.33%	33.33%	66.67%
9	54.88%	66.67%	33.33%	33.33%	66.67%
10	54.53%	66.67%	33.33%	33.33%	66.67%
Rata-Rata	52.95%	66.67%	33.33%	33.33%	66.67%

Berdasarkan hasil recall pada Tabel 4.5, ditemukan rata-rata nilai recall algoritma KNN adalah 52.95%, algoritma Naïve Bayes memiliki rata-rata nilai recall 66.67%, algoritma Decision Tree memiliki rata-rata nilai recall 33.33%, algoritma Random Forest memiliki rata-rata nilai recall 33.33% dan algoritma

Neural Network memiliki rata-rata nilai recall 66.67%. Apabila dilakukan komparasi masing-masing nilai recall seperti Gambar 4.10.



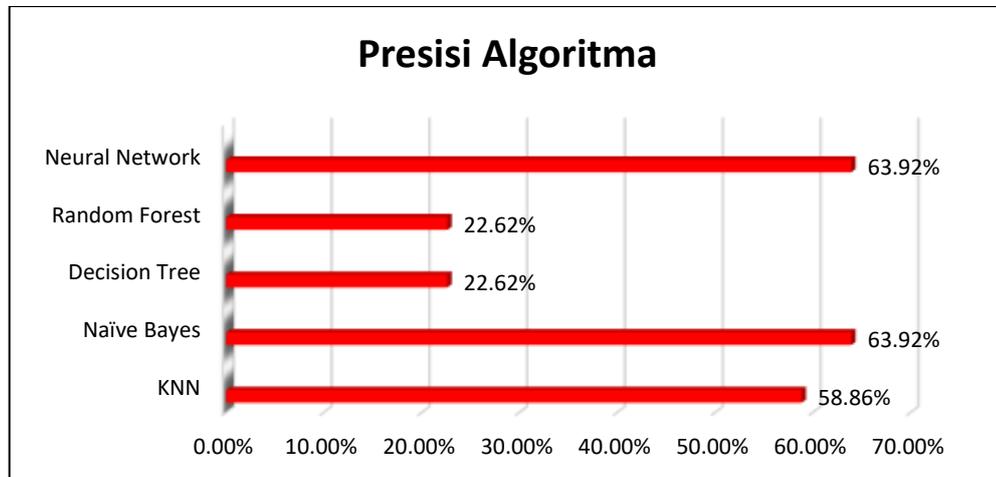
Gambar 4.10 Hasil Recall Algoritma

Tabel 4.6 Hasil Presisi Pemodelan Cross Validation

Fold	KNN	Naïve Bayes	Decision Tree	Random Forest	Neural Network
2	53.78%	63.91%	22.62%	22.62%	63.91%
3	57.21%	63.91%	22.62%	22.62%	63.91%
4	58.29%	63.91%	22.62%	22.62%	63.91%
5	60.50%	63.92%	22.63%	22.63%	63.92%
6	59.16%	63.91%	22.62%	22.62%	63.91%
7	59.57%	63.92%	22.63%	22.63%	63.92%
8	60.72%	63.94%	22.63%	22.63%	63.94%
9	60.35%	63.92%	22.62%	22.62%	63.92%
10	60.16%	63.94%	22.63%	22.63%	63.94%
Rata-Rata	58.86%	63.92%	22.62%	22.62%	63.92%

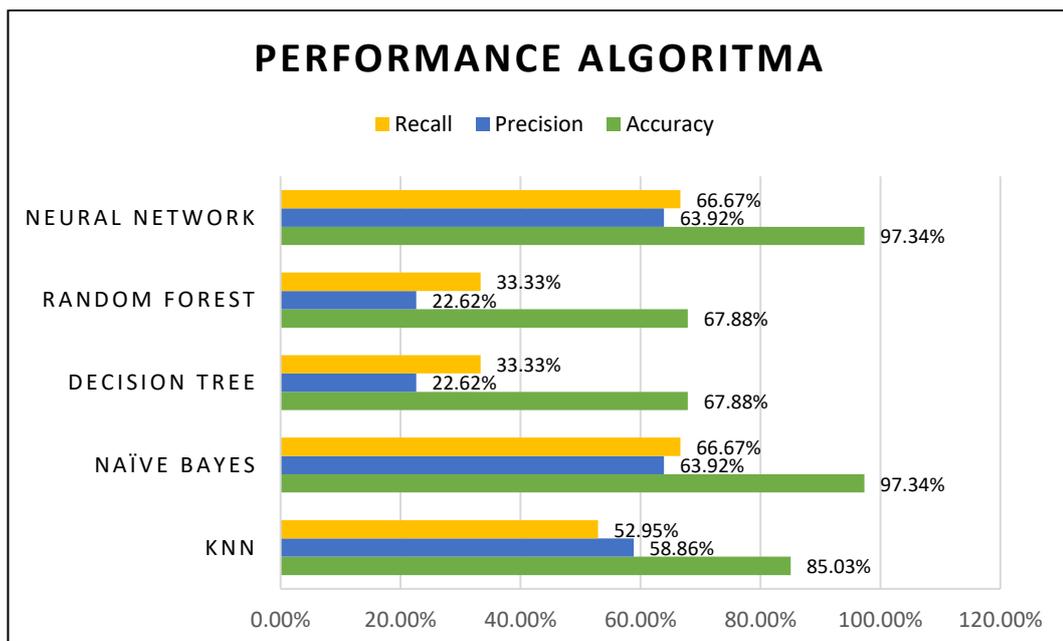
Berdasarkan hasil presisi Tabel 4.6, ditemukan rata-rata nilai presisi algoritma KNN adalah 58.86%, algoritma Naïve Bayes memiliki rata-rata nilai presisi 63.92%, algoritma Decision Tree memiliki rata-rata nilai presisi 22.62%, algoritma Random Forest memiliki rata-rata nilai presisi 22.62% dan algoritma

Neural Network memiliki rata-rata nilai presisi 63.92%. Apabila dilakukan komparasi masing-masing nilai presisi seperti pada Gambar 4.11.



Gambar 4.11 Hasil Presisi Algoritma

Dari hasil pemodelan cross validation yang ditunjukkan pada penjelasan diatas maka dapat diketahui hasil yang paling baik dari pemodelan cross validation pada algoritma K - Nearest Neighbors, Naive Bayes, Decision Tree, Random Forest dan Neural Network dengan menerapkan uji fold 2 hingga 10, yang divisualisasikan pada Gambar 4.12.

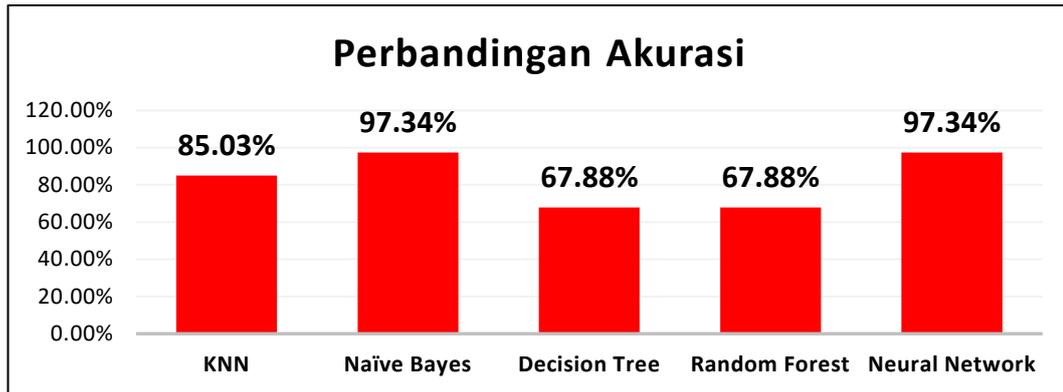


Gambar 4.12 Grafik Hasil Performance Lima Metode

4.5. Analisa Hasil Pengujian

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan didapatkan hasil sebuah pola informasi dalam menggunakan proses data mining untuk mengklasifikasi gaya belajar Felder-Silverman mahasiswa STMIK Dharma Wacana Metro. Penelitian ini menghasilkan suatu informasi yang sesuai dengan tujuan data mining yaitu data training dan data testing untuk mengklasifikasi para gaya belajar Felder-Silverman mahasiswa STMIK Dharma Wacana Metro. Proses klasifikasi menggunakan algoritma K - Nearest Neighbors, Naive Bayes, Decision Tree, Random Forest dan Neural Network.

Setelah proses klasifikasi telah selesai selanjutnya dilakukan proses pencarian tingkat akurasi semua algoritma tersebut. Proses klasifikasi dan pencarian nilai akurasi menggunakan aplikasi RapidMiner. Dari proses pencarian nilai akurasi dari algoritma K - Nearest Neighbors, Naive Bayes, Decision Tree, Random Forest dan Neural Network maka diperoleh nilai akurasi rata-rata K - Nearest Neighbors sebesar 85.03%, Naive Bayes sebesar 97.34%, Decision Tree sebesar 67.88 %, Random Forest sebesar 67.88% dan Neural Network sebesar 97.34%. Algoritma Decision Tree dan Random Forest memiliki hasil yang sama, hasil tersebut bisa terjadi dikarenakan beberapa faktor antara lain data yang sama, parameter yang sama dan dataset yang tidak terlalu rumit, hal yang sama terjadi pada algoritma Naive Bayes dan Neural Network. Visualisasi perbandingan akurasi kelima algoritma tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.13.



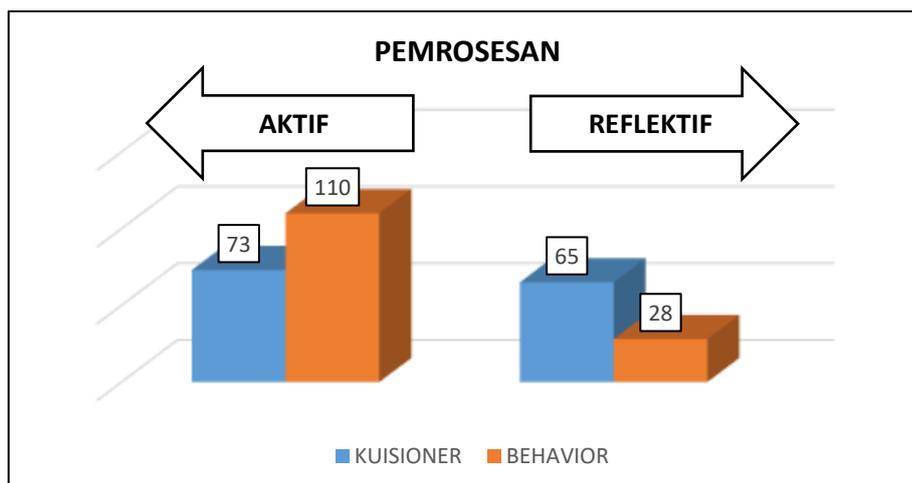
Gambar 4.13 Perbandingan Nilai Akurasi

Nilai akurasi 67.88% membuktikan bahwa algoritma Decision Tree dan Random Forest kurang baik digunakan untuk melakukan klasifikasi gaya belajar Felder-Silverman, nilai akurasi 85.03% untuk K-Nearest Neighbors membuktikan bahwa algoritma K-Nearest Neighbors cukup baik digunakan untuk melakukan klasifikasi. Lalu nilai akurasi 97.34% membuktikan bahwa algoritma Naïve Bayes dan Neural Network sangat baik digunakan untuk melakukan klasifikasi gaya belajar Felder-Silverman mahasiswa STMIK Dharma Wacana Metro.

4.6. Evaluasi Hasil

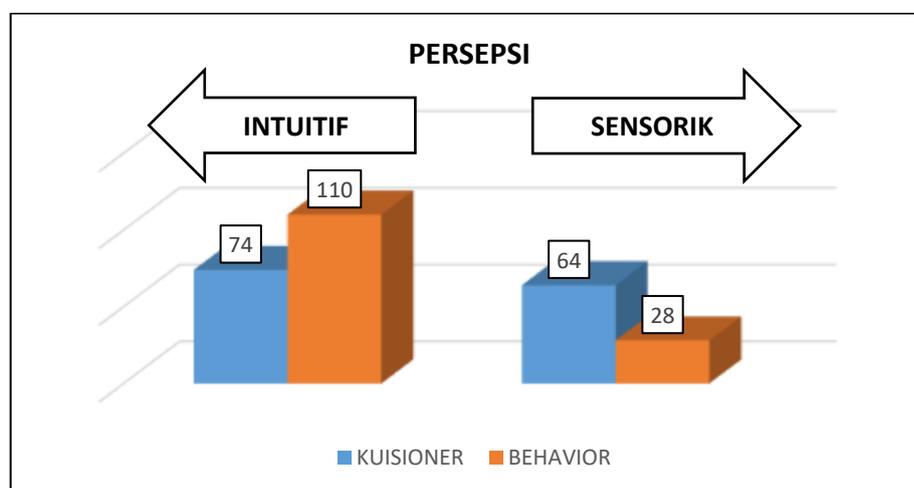
Hasil pengolahan data kuisisioner dapat dilihat pada Lampiran 1 dan data behavior (log aktivitas pelaksanaan E-Learning) dapat dilihat pada Lampiran 5. Hasil validasi antara Non-Deteksi (Umum) dan Deteksi (Khusus) yang merujuk pada data uji dapat dilihat pada Lampiran 6.

Dari hasil pengolahan data untuk perbandingan konvensional dan behavior, terdapat 4 dimensi gaya belajar yaitu pemrosesan, persepsi, input dan pemahaman.



Gambar 4.14 Perbandingan Dimensi Pemrosesan

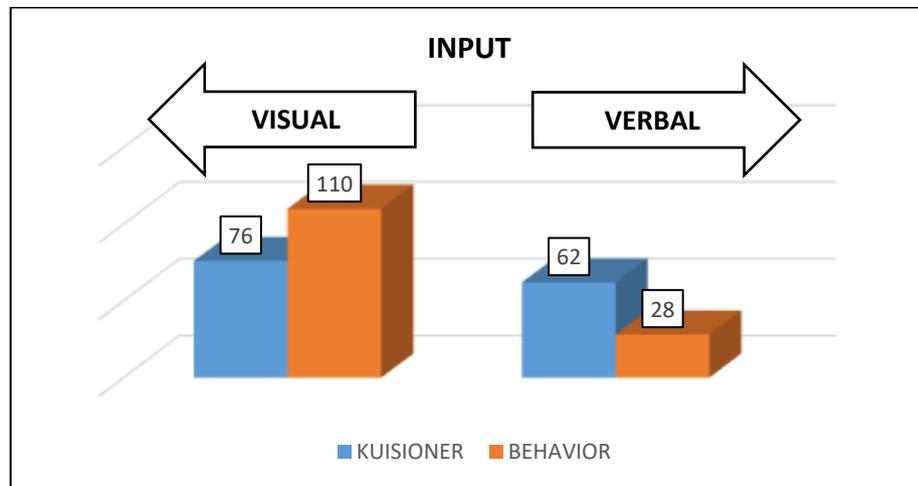
Data pada Gambar 4.14 menampilkan hasil untuk dimensi pemrosesan berdasarkan kuisisioner terdapat 73 (52.90%) mahasiswa memiliki kecenderungan Aktif dan 65 (47.10%) mahasiswa memiliki kecenderungan Reflektif, sedangkan berdasarkan behavior terdapat 110 (79.71%) mahasiswa memiliki kecenderungan Aktif dan 28 (20.29%) mahasiswa memiliki kecenderungan Reflektif.



Gambar 4.15 Perbandingan Dimensi Persepsi

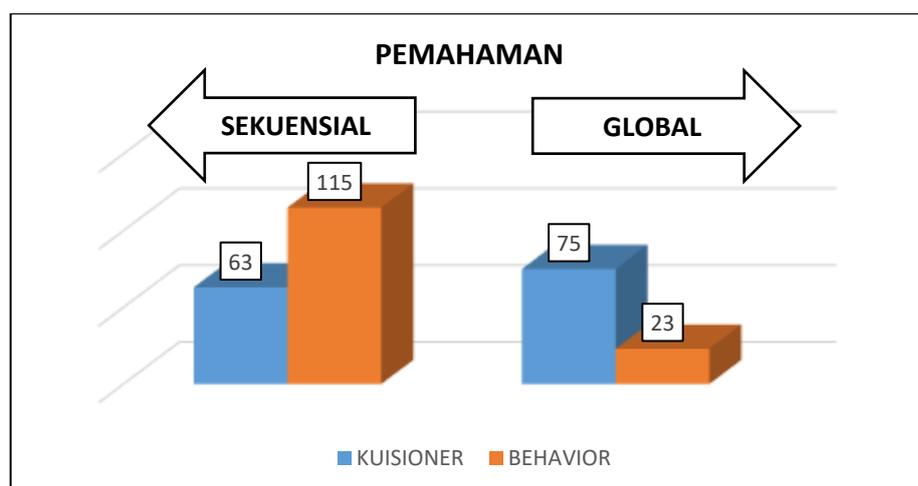
Data pada Gambar 4.15 menampilkan hasil untuk dimensi persepsi berdasarkan kuisisioner terdapat 74 (53.62%) mahasiswa memiliki kecenderungan Intuitif dan 64 (46.38%) mahasiswa memiliki kecenderungan Sensorik, sedangkan berdasarkan behavior terdapat 110 (79.71%) mahasiswa memiliki kecenderungan Intuitif dan 28 (20.29%) mahasiswa memiliki kecenderungan Sensorik.

behavior terdapat 110 (79.71%) mahasiswa memiliki kecenderungan Intuitif dan 28 (20.29%) mahasiswa memiliki kecenderungan Sensorik.



Gambar 4.16 Perbandingan Dimensi Input

Data pada Gambar 4.16 menampilkan hasil untuk dimensi input berdasarkan kuisisioner terdapat 76 (55.07%) mahasiswa memiliki kecenderungan Visual dan 62 (44.93%) mahasiswa memiliki kecenderungan Verbal, sedangkan berdasarkan behavior terdapat 110 (79.71%) mahasiswa memiliki kecenderungan Visual dan 28 (20.29%) mahasiswa memiliki kecenderungan Verbal.

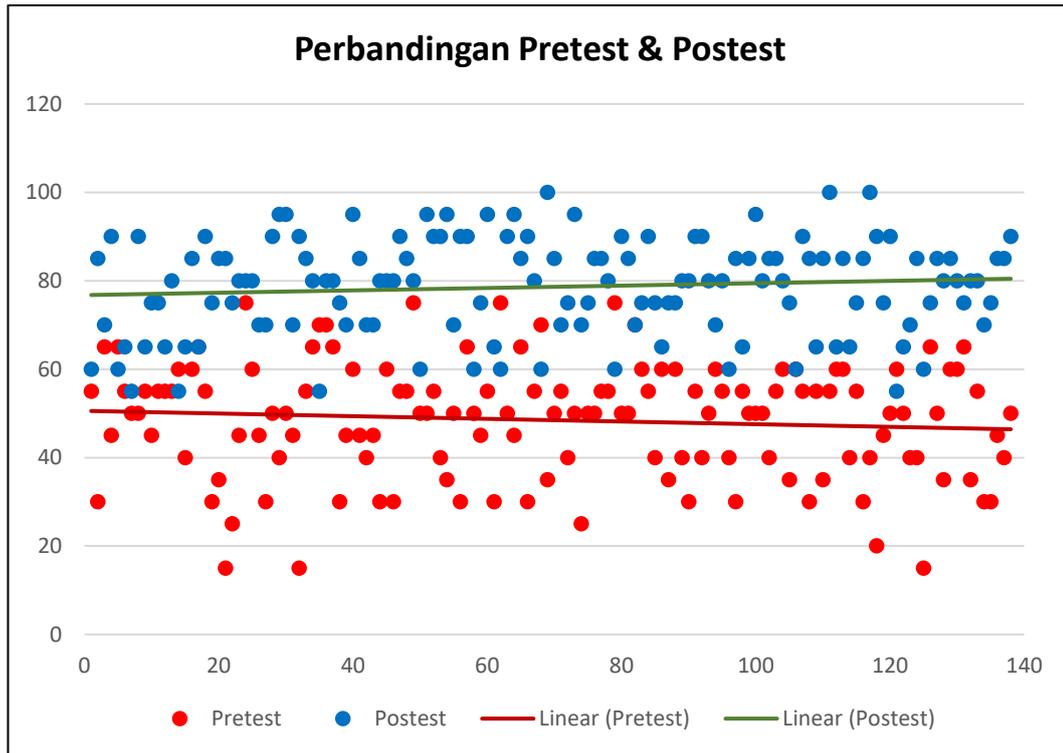


Gambar 4.17 Perbandingan Dimensi Pemahaman

Data pada Gambar 4.17 menampilkan hasil untuk dimensi pemahaman berdasarkan kuisioner terdapat 63 (45.65%) mahasiswa memiliki kecenderungan Sekuensial dan 75 (54.35%) mahasiswa memiliki kecenderungan Global, sedangkan berdasarkan behavior terdapat 115 (83.33%) mahasiswa memiliki kecenderungan Sekuensial dan 28 (16.67%) mahasiswa memiliki kecenderungan Global.

Dari hasil empat dimensi yang sudah dijelaskan, maka didapatkan gaya belajar Felder-Silverman mahasiswa STMIK Dharma Wacana Metro berdasarkan gaya belajar dari masing-masing dimensi yang lebih dominan adalah gaya belajar Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial.

Setelah didapatkan jenis gaya belajar yang dominan, tahap selanjutnya dilakukan penerapan gaya belajar Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial dalam proses pembelajaran, lalu dilakukan pretest dan posttest untuk mengetahui tingkat keberhasilan gaya belajar tersebut. Gaya belajar Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial akan dinyatakan berhasil atau valid jika nilai posttest lebih besar daripada pretest.



Gambar 4.18 Perbandingan Pretest & Posttest

Dari Gambar 4.18 dapat dilihat bahwa setelah dilakukan penerapan gaya belajar Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial terdapat 128 mahasiswa atau 92,76% dari total mahasiswa memiliki nilai posttest lebih baik dibandingkan pretest. Dengan hasil ini maka dapat membuktikan bahwa penerapan gaya belajar Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial ternyata dapat meningkatkan nilai hasil belajar mahasiswa STMIK Dharma Wacana Metro.