

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai proses, hasil dan pembahasan penelitian. Sebagai alat bantu pengolahan data, digunakan software RapidMiner. Adapun proses, hasil dan pembahasan dibagi dalam beberapa subbab yakni Pengolahan dan distribusi data, implementasi algoritma pada RapidMiner.

4.1 Data Selection

Pada penelitian ini menggunakan data aktivitas belajar dan kuisisioner mahasiswa semester 4 STMIK Dharma Wacana Metro dan dibagi berdasarkan atribut-atribut. Atribut yang dimaksud terdiri dari enam atribut yaitu nama, *visual*, *audio*, *reading*, *kinesthethic* dan nilai. Dari keenam atribut tersebut menjadi penentu apakah gaya dominan yang dimiliki oleh mahasiswa semester 4 (empat) STMIK Dharma Wacana Metro. Adapun atribut yang digunakan dalam penentuan cluster dapat dilihat pada Tabel 4.1

Tabel 4.1 Data Selection

No	NIM	KELAS	PRODI	VISUAL	AUDIO	READING	KINESTETIK	Nilai
1	20010001	4TI-P	Teknik Informatika	154	154	92	12	81
2	20010002	4TI-P	Teknik Informatika	80	80	50	15	79
3	20010003	4TI-P	Teknik Informatika	122	122	94	18	78
4	20010004	4TI-P	Teknik Informatika	112	112	87	16	81
5	20010005	4TI-P	Teknik Informatika	15	15	86	17	75
6	20010006	4TI-P	Teknik Informatika	168	168	74	16	80
No	NIM	KELAS	PRODI	VISUAL	AUDIO	READING	KINESTETIK	Nilai

7	20010007	4TI-P	Teknik Informatika	121	121	88	22	81
8	20010008	4TI-P	Teknik Informatika	95	95	100	18	85
9	20010009	4TI-P	Teknik Informatika	92	92	76	9	78
...
135	20020065	4SI-M	Sistem Informatika	109	109	84	18	76
136	20020066	4SI-M	Sistem Informatika	57	57	86	20	86
137	20020067	4SI-M	Sistem Informatika	158	158	74	15	80
138	20020068	4SI-M	Sistem Informatika	107	107	74	20	87

4.2 Data Preprocessing

Tahap *preprocessing* atau pembersihan data bertujuan untuk menghilangkan *data noise* (data yang tidak relevan / berhubungan langsung dengan tujuan akhir proses *data mining*). Proses *cleaning* mencakup antara lain membuang duplikasi data, memeriksa data yang inkonsisten, dan memperbaiki kesalahan pada data, seperti kesalahan cetak. Proses *cleaning* pada data set dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Data Preprocessing

No	NIM	Visual	Audio	Reading	Kinesthetic	Nilai
1	20010001	154	154	92	12	81
2	20010002	80	80	50	15	79
3	20010003	122	122	94	18	78
4	20010004	112	112	87	16	81
5	20010005	15	15	86	17	75
6	20010006	168	168	74	16	80
7	20010007	121	121	88	22	81
8	20010008	95	95	100	18	85
9	20010009	92	92	76	9	78

...
135	20020065	109	109	84	18	76
136	20020066	57	57	86	20	86
137	20020067	158	158	74	15	80
138	20020068	107	107	74	20	87

4.3 Proses Penentuan Cluster

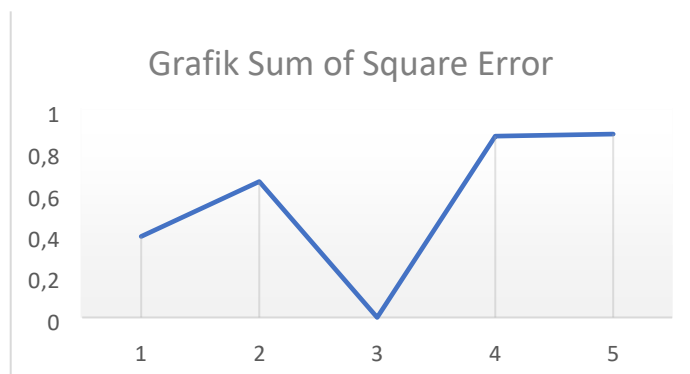
Sebelum proses algoritma K-Means dilakukan, tahapan awalnya adalah merubah atribut yang belum berbentuk numerik menjadi atribut numerik agar dapat diolah menggunakan algoritma K-Means. Setelah data sudah disiapkan, kemudian menentukan nilai k sebagai jumlah kluster yang dibentuk. Pada penelitian ini untuk menentukan banyaknya kluster atau nilai k menggunakan bantuan aplikasi RapidMiner dengan membandingkan nilai *Davies-Bouldin Index*, uji coba untuk menentukan nilai DBI dengan melakukan pemodelan perubah jumlah kluster.

Berdasarkan pemodelan dari beberapa percobaan maka didapat nilai *Davies Bouldin Index* dengan Metode Elbow ini memberikan cara memilih nilai cluster dan kemudian menambah nilai cluster tersebut untuk dijadikan model data dalam penentuan cluster terbaik. Dan selain itu persentase perhitungan yang dihasilkan menjadi pembanding antara jumlah cluster yang ditambah. Hasil persentase yang berbeda dari setiap nilai cluster dapat ditunjukkan dengan menggunakan grafik sebagai sumber informasinya. Jika nilai cluster pertama dengan nilai cluster kedua memberikan sudut dalam grafik atau nilainya mengalami penurunan paling besar maka nilai cluster tersebut yang terbaik, seperti ditunjukkan pada Tabel 4.3 dibawah ini:

Tabel 4.3 Hasil Nilai Davies Bouldin Index Penentuan Jumlah Kluster

Percobaan Ke-	Jumlah k=	Nilai <i>Davies Bouldin Index</i>
1	2	0.708
2	3	0,391
3	4	0,656
4	5	0.843
5	6	0,875
6	7	0,885

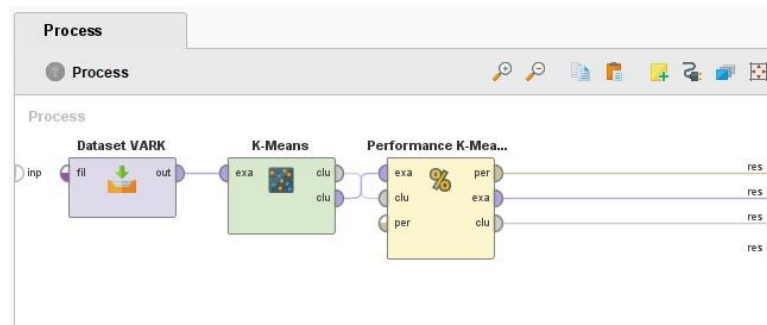
Berdasarkan hasil Davies Bouldin Index (DBI) yang ditunjukkan pada tabel diatas, dengan hasil dari nilai k=2 yaitu 0,708, k=3 yaitu 0,391, k=4 yaitu 0,656, k=5 yaitu 0,843, k=6 yaitu 0,875 dan k=7 yaitu 0,885, maka nilai k yang akan dipilih dan menjadi jumlah kluster adalah pada percobaan kedua dengan nilai k=3 karena memiliki nilai DBI paling kecil yaitu 0,391, karena semakin kecil nilai DBI maka semakin optimum kluster yang dihasilkan, sehingga pada penelitian ini kluster yang akan dibuat sebanyak 3 kluster.



Gambar 4.1 Grafik *Sum of Square Error*

4.3.1 Pemodelan Algoritma K-Means Menggunakan RapidMiner

Pemodelan algoritma K-Means pada penelitian ini akan dilakukan menggunakan aplikasi rapidminer dengan menggunakan data yang sama dan jumlah kluster yang sama yaitu tiga, yang dapat dilihat pada Gambar 4.2 dibawah ini:



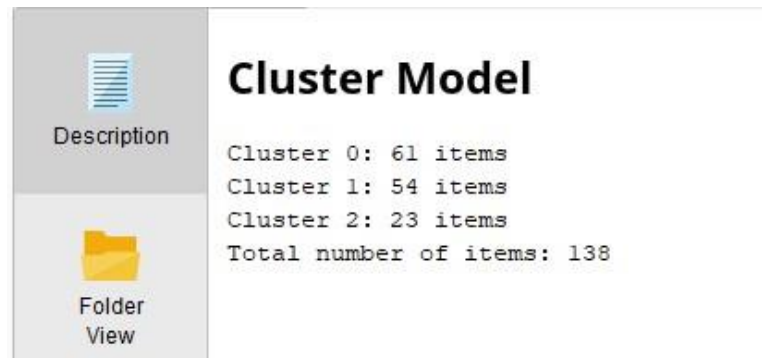
Gambar 4.2 Desain Model Algoritma K-Means pada RapidMiner

Proses *retrieve* berfungsi untuk memasukkan data yang sudah disediakan dengan atribut dan jumlah data yang sudah ditentukan ke dalam Rapidminer, data yang dimasukan berupa data excel. Kemudian setelah data tersebut dimasukkan maka akan dilakukan proses klasterisasi menggunakan algoritma K-Means dengan menentukan nilai k pada clustering dan juga menentukan berapa kali maksimal iterasi akan dilakukan, selanjutnya yaitu proses mengetahui performasi dari penghitungan yang lakukan melalui *item performance* agar menghasilkan *performe vector* yang menunjukkan nilai DBI. Pada proses *retrieve* rapidminer akan menampilkan data terlebih dahulu dan peneliti harus menentukan salah satu atribut untuk dijadikan atribut label, pada penelitian ini atribut label adalah ID, dan data yang ditampilkan pada rapidminer ditunjukkan pada Gambar 4.3 dibawah ini:

	NIM integer id	Nilai integer	Visual integer	Audio integer	Reading integer	Kinesthetic integer
1	20010001	81	154	154	92	12
2	20010002	79	80	80	50	15
3	20010003	78	122	122	94	18
4	20010004	81	112	112	87	16
5	20010005	75	15	15	86	17
6	20010006	80	168	168	74	16
7	20010007	81	121	121	88	22
8	20010008	85	95	95	100	18
9	20010009	78	92	92	76	9
10	20010010	77	121	121	90	20
11	20010011	75	105	105	88	16
12	20010012	87	51	51	103	14
13	20010013	80	93	93	87	12
14	20010014	84	100	100	84	15
15	20010015	82	185	185	75	14
16	20010016	73	178	178	93	19
17	20010017	77	32	32	77	17
18	20010018	85	125	125	76	18

Gambar 4.3 Data Yang Ditampilkan Ulang pada RapidMiner

Setelah data dan item yang digunakan semua siap maka *run* aplikasi rapidminer sehingga aplikasi akan menampilkan beberapa *form*, dan pada percobaan ini menghasilkan *cluster* model yang menampilkan pembagian data berdasarkan klaster yang sudah ditentukan. Tampilan cluster model yang dihasilkan dari percobaan pada rapidminer ditunjukkan pada Gambar 4.4 dibawah ini:



Gambar 4.4 Cluster Model Algoritma K-Means Menggunakan RapidMiner

Kelompok pertama yaitu cluster_0 memiliki 61 items atau anggota, kelompok kedua yaitu cluster_1 memiliki 54 items dan kelompok ketiga yaitu cluster_2 memiliki 23 items sehingga menunjukkan semua data terbagi ketiga klaster yang ditentukan tanpa ada data yang tidak memiliki klaster.

Pembagian klaster dan jumlah anggota setiap klaster yang dihasilkan dari percobaan menggunakan rapidminer mendapatkan hasil yang sama dengan perhitungan algoritma k-means sebelumnya, dan hasil dari pengelompokan data berdasarkan klaster yang ditentukan yaitu 3 klaster ditampilkan pada Tabel 4.4 dibawah ini

Tabel 4.4 Hasil Pengelompokkan Algoritma K-Means dengan RapidMiner

No	NIM	Cluster	Visual	Audio	Reading	Kinesthetic	Nilai
1	20010001	cluster_1	154	154	92	12	81
2	20010002	cluster_0	80	80	50	15	79
3	20010003	cluster_0	122	122	94	18	78
4	20010004	cluster_0	112	112	87	16	81
5	20010005	cluster_2	15	15	86	17	75
6	20010006	cluster_1	168	168	74	16	80
7	20010007	cluster_0	121	121	88	22	81
8	20010008	cluster_0	95	95	100	18	85
9	20010009	cluster_0	92	92	76	9	78
10	20010010	cluster_0	121	121	90	20	77
...
134	20020064	cluster_0	119	119	82	22	88
135	20020065	cluster_0	109	109	84	18	76
136	20020066	cluster_2	57	57	86	20	86
137	20020067	cluster_1	158	158	74	15	80
138	20020068	cluster_0	107	107	74	20	87

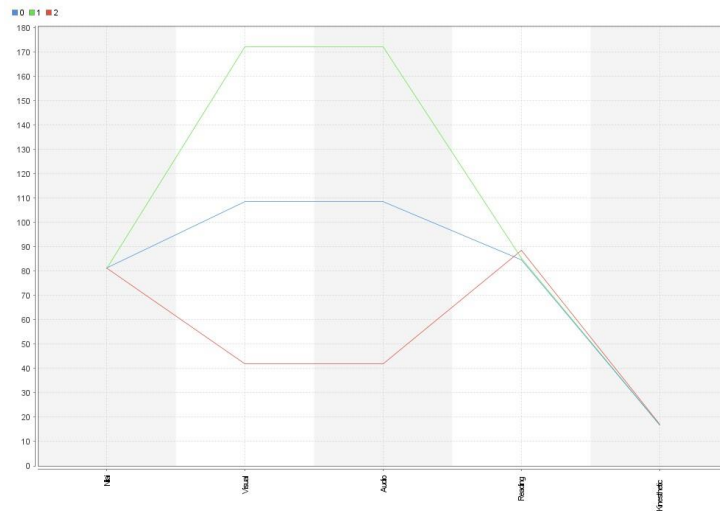
Hasil dari pengelompokan data yang ditampilkan pada tabel diatas menunjukkan setiap data mendapatkan klaster dan tidak ada data yang tidak memiliki klaster. Pada percobaan algoritma K-Means menggunakan rapidminer juga menunjukkan hasil dari nilai centroid, hasil dari centroid ditunjukan pada Tabel 4.5 dibawah ini.

Tabel 4.5 Nilai Centroid Algoritma K-Means Yang Dihasilkan Dari Rapidminer

Attribute	Cluster_0	Cluster_1	Cluster_2
Nilai	163.15151515151516	126.67647058823529	77.67567567567568
Visual	163.15151515151516	126.67647058823529	77.67567567567568
Audio	85.84848484848484	84.45588235294117	87.24324324324324
Reading	17.12121212121212	17.0	16.216216216216218
Kinesthetic	80.60606060606061	81.58823529411765	81.02702702702703

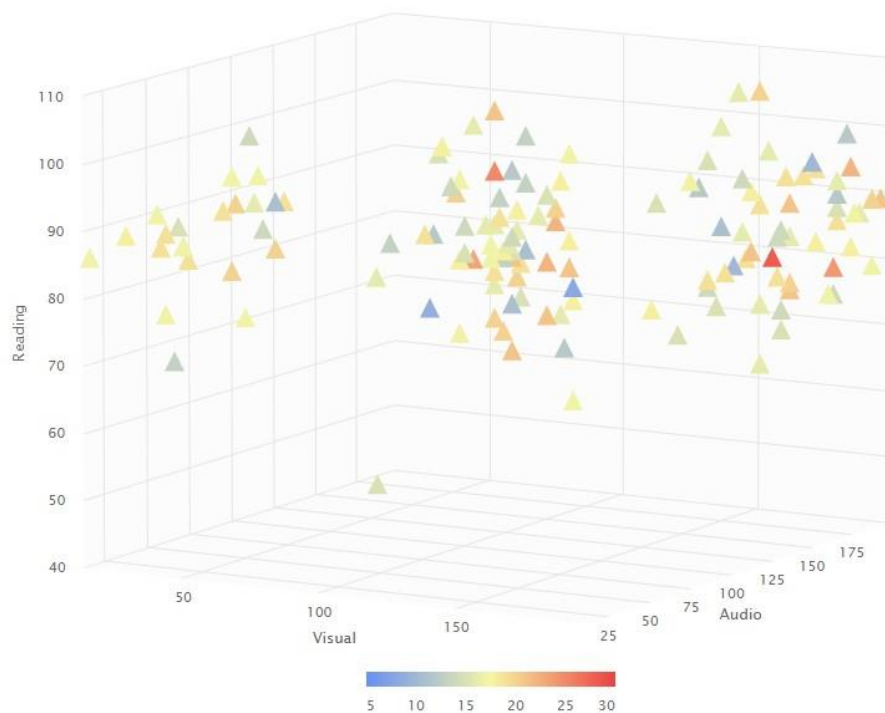
Penyebaran anggota terhadap tiga klaster yang sudah ditentukan juga dapat dilihat melalui grafik, pada pemodelan algoritma K-Means menggunakan rapidminer

menunjukkan grafik penyebaran hasil cluster yang dapat dilihat dari gambar 4.24 Validasi gaya belajar berdasarkan nilai mahasiswa STMIK Dharama Wacana Metro terhadap gaya belajar *visual*, *audio*, *reading* dan *Kinesthetic* grafik paling tinggi yakni pada cluster 01 berwarna hijau muda.



Gambar 4.5 Grafik Validasi Nilai Mahasiswa Terhadap Gaya Belajar VARK

Maka dari hasil visual data yang ditampilkan grafik Gambar 4.6 gaya belajar *visual*, *audio*, *reading* dan *Kinesthetic* direkomendasikan oleh algoritma K-Means menggunakan gaya belajar lebih dominan visual dan audio.

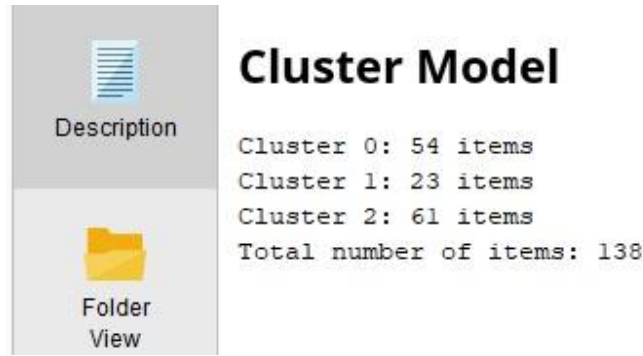


Gambar 4.6 Grafik Penyebaran Anggota Menggunakan Algoritma K-Means

4.3.2 Pemodelan Algoritma X-Means Menggunakan RapidMiner

Selain penelitian yang dilakukan menggunakan algoritma k-means, peneliti juga melakukan percobaan menggunakan salah satu algoritma *data mining clustering* berbasis partisi lainnya yaitu algoritma x-means sebagai pembandingan, untuk mendapatkan hasil yang terbaik agar dapat diterapkan dalam prototipe yang akan dibangun. Penelitian algoritma x-means hanya dilakukan menggunakan bantuan rapidminer untuk mengetahui hasil pengelompokan dan nilai *davies bouldin index* dari perhitungan algoritma x-means.

Berdasarkan pemodelan sebelumnya yang menghasilkan nilai k atau jumlah kluster sebanyak 3 kluster dan menggunakan 6 atribut maka pemodelan menggunakan algoritma x-means menghasilkan kluster seperti ditunjukkan pada gambar dibawah ini:



Gambar 4.7 Cluster Model dari Algoritma X-Means Menggunakan RapidMiner

Pada Gambar 4.7 diatas menunjukkan cluster model dari perhitungan menggunakan algoritma x-means yang menghasilkan pembagian tiga klaster dengan anggota pada klaster pertama sebanyak 54 anggota, klaster kedua sebanyak 23 anggota dan klaster ketiga sebanyak 61 anggota. Pemodelan algoritma x-means yang dilakukan menggunakan rapidminer juga menghasilkan nilai centroid, nilai centroid dari setiap klaster ditunjukkan pada tabel 4.6 dibawah ini:

Tabel 4.6 Nilai Centroid Algoritma X-Means

<i>Attribute</i>	Cluster_0	Cluster_1	Cluster_2
<i>Nilai</i>	163.15151515151516	126.67647058823529	77.67567567567568
<i>Visual</i>	163.15151515151516	126.67647058823529	77.67567567567568
<i>Audio</i>	85.84848484848484	84.45588235294117	87.24324324324324
<i>Reading</i>	17.12121212121212	17.0	16.216216216216218
<i>Kinesthetic</i>	80.60606060606061	81.58823529411765	81.02702702702703

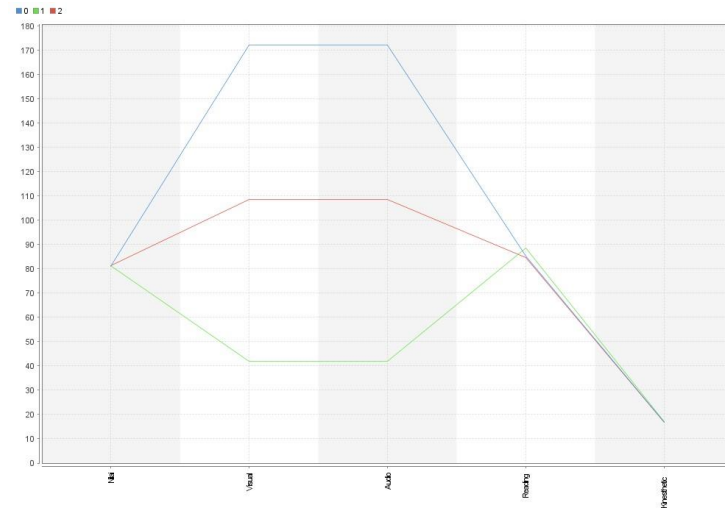
Nilai centroid tiap-tiap klaster pada tiap atribut yang dihasilkan menentukan hasil dari pengelompokan, pada pemodelan algoritma x-means menghasilkan pengelompokan seperti ditunjukkan pada tabel 4.7 dibawah ini:

Tabel 4.7 Hasil Pengelompokan Algoritma X-Means dengan RapidMiner

No	NIM	Cluster	Visual	Audio	Reading	Kinesthetic	Nilai
1	20010001	cluster_0	154	154	92	12	81
2	20010002	cluster_2	80	80	50	15	79
3	20010003	cluster_2	122	122	94	18	78
4	20010004	cluster_2	112	112	87	16	81
5	20010005	cluster_1	15	15	86	17	75
6	20010006	cluster_0	168	168	74	16	80
7	20010007	cluster_2	121	121	88	22	81
8	20010008	cluster_2	95	95	100	18	85
9	20010009	cluster_2	92	92	76	9	78
10	20010010	cluster_2	121	121	90	20	77
...
134	20020064	cluster_2	119	119	82	22	88
135	20020065	cluster_2	109	109	84	18	76
136	20020066	cluster_1	57	57	86	20	86
137	20020067	cluster_0	158	158	74	15	80
138	20020068	cluster_2	107	107	74	20	87

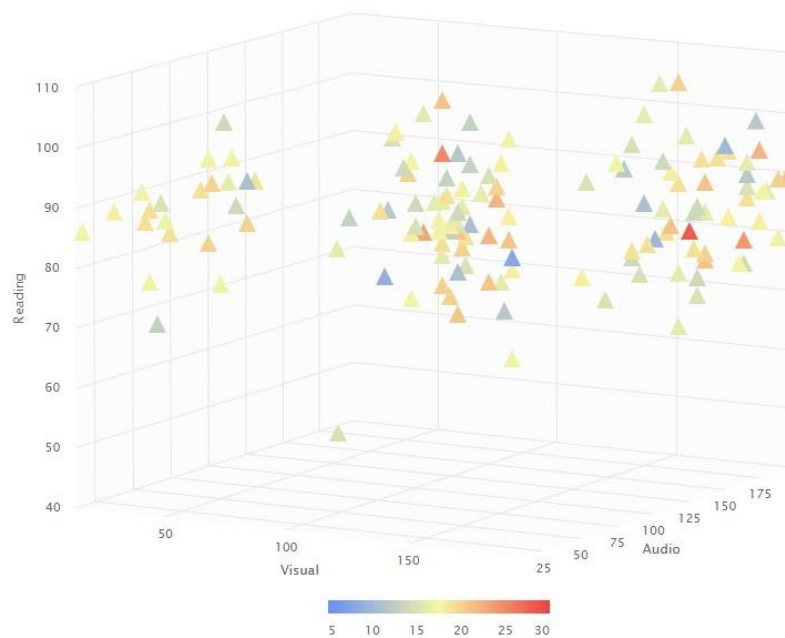
Hasil pengelompokan pada tabel diatas menjelaskan bahwa data dengan cluster_0 menunjukan bahwa data tersebut berada pada klaster pertama, data dengan cluster_1 berada pada klaster kedua dan data dengan cluster_2 berada pada klaster ketiga. Dan semua data mendapatkan klasternya tanpa ada satupun data yang tidak memiliki klaster.

Berdasarkan pengelompokan data yang dihasilkan pada pemodelan algoritma xmeans dapat dilihat hasil penyebaran anggota pada setiap klaster yang dapat dilihat pada gambar 4.8 Validasi gaya belajar berdasarkan nilai mahasiswa STMIK Dharma Wacana Metro terhadap gaya belajar *visual*, *audio*, *reading* dan *Kinesthetic* grafik paling tinggi yakni pada cluster 0 berwarna biru.



Gambar 4.8 Grafik Validasi Nilai Mahasiswa Terhadap Gaya Belajar VARK

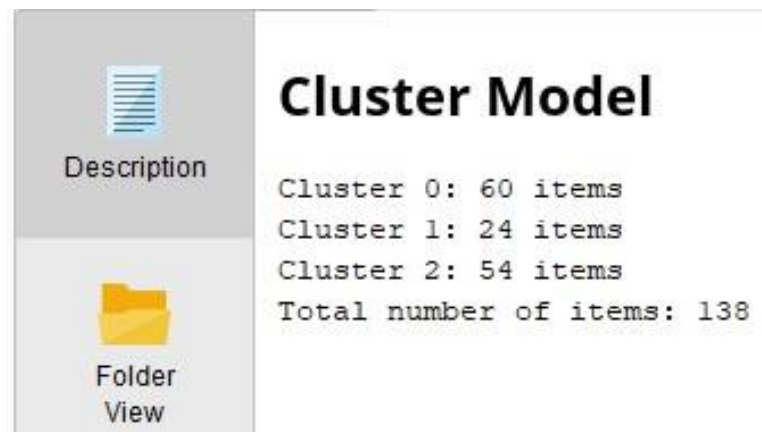
Maka dari hasil visual data yang ditampilkan grafik gambar 4.9 gaya belajar *visual*, *audio*, *reading* dan *Kinesthetic* direkomendasikan oleh algoritma X-Means menggunakan gaya belajar yang lebih dominan *visual* dan *audio*.



Gambar 4.9 Grafik Penyebaran Anggota Menggunakan Algoritma X-Means

4.3.3 Pemodelan Algoritma K-Medoids Menggunakan RapidMiner

Dua pemodelan yang sudah dilakukan sebelumnya yaitu menggunakan algoritma K-Means dan algoritma X-Means dengan menggunakan data yang sama, atribut serta jumlah kluster yang sama menghasilkan nilai DBI yang sama, peneliti juga akan melakukan pemodelan menggunakan salah satu *algoritma data mining clustering* berbasis partisi lainnya yaitu algoritma K-Medoids sebagai pembanding ketiga, untuk mendapatkan hasil yang terbaik. Penelitian algoritma K-Medoids juga hanya dilakukan menggunakan bantuan rapidminer untuk mengetahui hasil pengelompokan dan nilai DBI dari perhitungannya algoritma tersebut. Berdasarkan pemodelan sebelumnya yang menghasilkan nilai k atau jumlah kluster sama dengan 3 dan menggunakan 6 atribut maka pemodelan menggunakan algoritma K-Medoids menghasilkan kluster seperti ditunjukkan pada gambar dibawah ini:



Gambar 4.10 Cluster Model dari Algoritma K-Medoids

Dengan pemodelan algoritma K-Medoids berdasarkan hasil yang ditunjukkan gambar diatas menunjukkan pembagian tiga kluster dengan anggota pada kluster pertama sebanyak 60 anggota, kluster kedua sebanyak 24 anggota dan kluster ketiga sebanyak 54 anggota, dengan total anggota 138.

Pemodelan menggunakan algoritma K-Medoids juga menghasilkan nilai centroid, nilai centroid dari setiap kluster ditunjukkan pada tabel 4.8 dibawah ini:

Tabel 4.8 Nilai Centroid Algoritma K-Medoids

<i>Attribute</i>	Cluster_0	Cluster_1	Cluster_2
<i>Nilai</i>	99.0	107.0	172.0
<i>Visual</i>	99.0	107.0	172.0
<i>Audio</i>	95.0	74.0	78.0
<i>Reading</i>	17.0	20.0	19.0
<i>Kinesthetic</i>	75.0	87.0	76.0

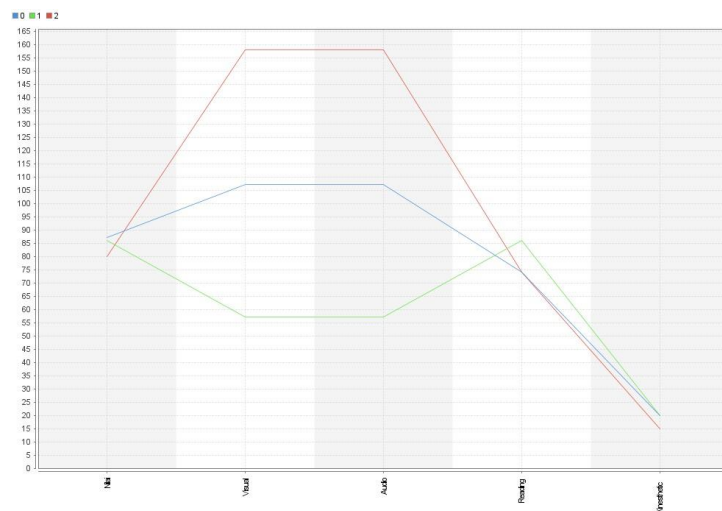
Nilai centroid tiap-tiap kluster pada tiap atribut pada pemodelan algoritma K-Medoids yang dihasilkan menentukan hasil dari pengelompokan, pada pemodelan algoritma K-Medoids menghasilkan pengelompokan sebagai berikut:

Tabel 4.9 Hasil Pengelompokan Data Pada Algoritma K-Medoids dengan RapidMiner

No	NIM	Cluster	Visual	Audio	Reading	Kinesthetic	Nilai
1	20010001	cluster_2	154	154	92	12	81
2	20010002	cluster_0	80	80	50	15	79
3	20010003	cluster_0	122	122	94	18	78
4	20010004	cluster_0	112	112	87	16	81
5	20010005	cluster_1	15	15	86	17	75
6	20010006	cluster_2	168	168	74	16	80
7	20010007	cluster_0	121	121	88	22	81
8	20010008	cluster_0	95	95	100	18	85
9	20010009	cluster_0	92	92	76	9	78
10	20010010	cluster_0	121	121	90	20	77
...
134	20020064	cluster_0	119	119	82	22	88
135	20020065	cluster_0	109	109	84	18	76
136	20020066	cluster_1	57	57	86	20	86
137	20020067	cluster_2	158	158	74	15	80
138	20020068	cluster_0	107	107	74	20	87

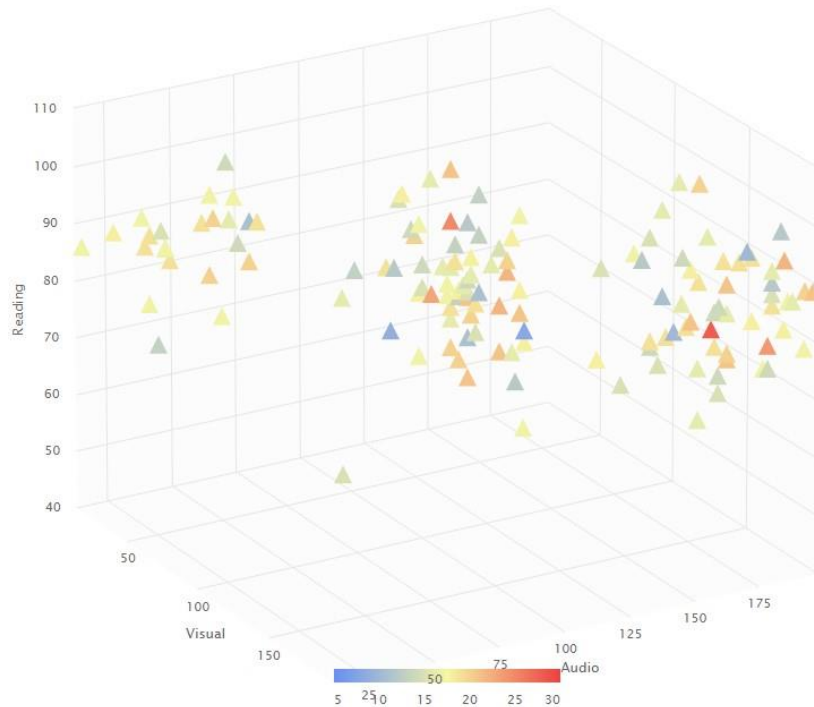
Hasil pengelompokan pada tabel diatas menjelaskan bahwa data dengan cluster_2 menunjukkan bahwa data tersebut berada pada klaster pertama, data dengan cluster_0 berada pada klaster kedua, data dengan cluster_1 berada pada klaster kelima. Dan semua data mendapatkan klasternya tanpa ada satupun data yang tidak memiliki klaster.

Berdasarkan pengelompokan data yang dihasilkan pada pemodelan algoritma K-Medoids dapat dilihat hasil penyebaran anggota pada setiap klaster yang dapat dilihat pada gambar 4.11 Validasi gaya belajar berdasarkan nilai mahasiswa STMIK Dharma Wacana Metro terhadap gaya belajar *visual*, *audio*, *reading* dan *Kinesthetic* grafik paling tinggi yakni pada cluster 2 berwarna merah.



Gambar 4.11 Grafik Validasi Nilai Mahasiswa Terhadap Gaya Belajar VARK

Maka dari hasil visual data yang ditampilkan grafik Gambar 4.12 gaya belajar *visual*, *audio*, *reading* dan *Kinesthetic* direkomendasikan oleh algoritma K-Medoids menggunakan gaya belajar lebih dominan *visual* dan *audio*.

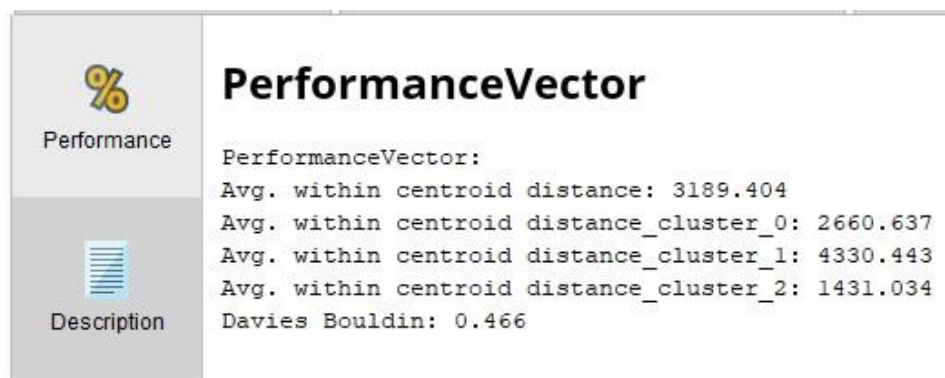


Gambar 4.12 Grafik Penyebaran Anggota menggunakan Algoritma K-Medoids

4.3.4 Proses Pengujian Pemodelan Performance

4.3.4.1 Proses Pengujian Pemodelan Algoritma K-Means

Penyebaran data menunjukkan posisi anggota tiap-tiap kluster dan posisi antar kluster, dari hasil pemodelan algoritma x-means yang sudah dilakukan diatas dengan jumlah kluster sebanyak 3 dan menggunakan 6 atribut menghasilkan nilai DBI seperti ditunjukkan pada Gambar 4.13 dibawah ini

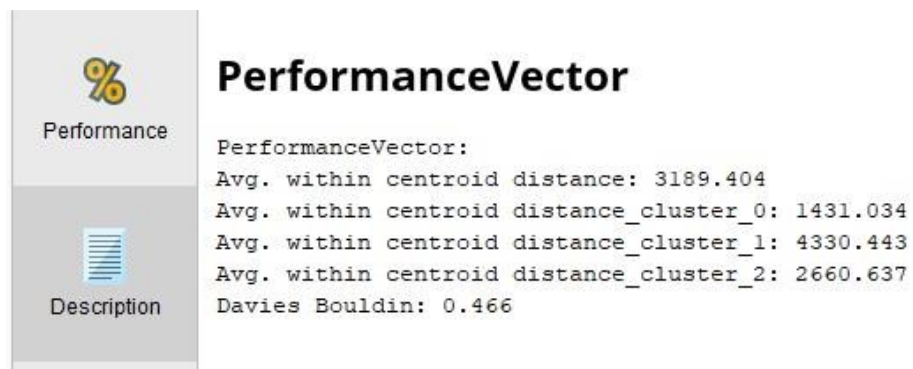


Gambar 4.13 Performance Vector K-Means

Pada hasil *Performance Vector* diatas menunjukkan nilai *Davies Bouldin Index* yang dihasilkan sebesar 0,466.

4.3.4.2 Proses Pengujian Pemodelan Algoritma X-Means

Penyebaran data menunjukkan posisi anggota tiap-tiap kluster dan posisi antar kluster, dari hasil pemodelan algoritma x-means yang sudah dilakukan diatas dengan jumlah kluster sebanyak 3 dan menggunakan 6 atribut menghasilkan nilai DBI seperti ditunjukkan pada gambar 4.14 dibawah ini

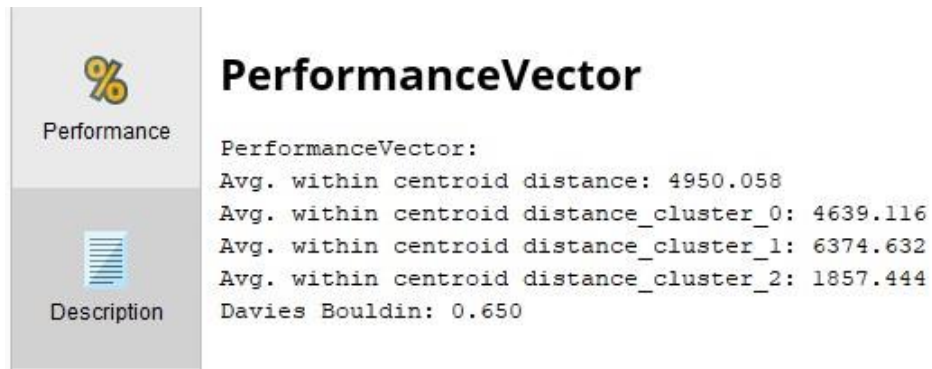


Gambar 4.14 Nilai *Davies Bouldin Index* Pada Algoritma X-Means

Pada hasil *Performance Vector* diatas menunjukkan nilai *Davies Bouldin Index* yang dihasilkan sebesar 0,466. Nilai DBI yang dihasilkan sama dengan nilai DBI pada percobaan menggunakan tiga kluster dalam algoritma K-Means.

4.3.4.3 Proses Pengujian Pemodelan Performance Algoritma K-Medoids

Penyebaran data menunjukkan posisi anggota tiap-tiap kluster dan posisi antar kluster, dari hasil pemodelan algoritma K-Medoids yang sudah dilakukan diatas dengan jumlah kluster sebanyak 3 dan menggunakan 6 atribut menghasilkan nilai DBI seperti ditunjukkan pada gambar 4.15 dibawah ini

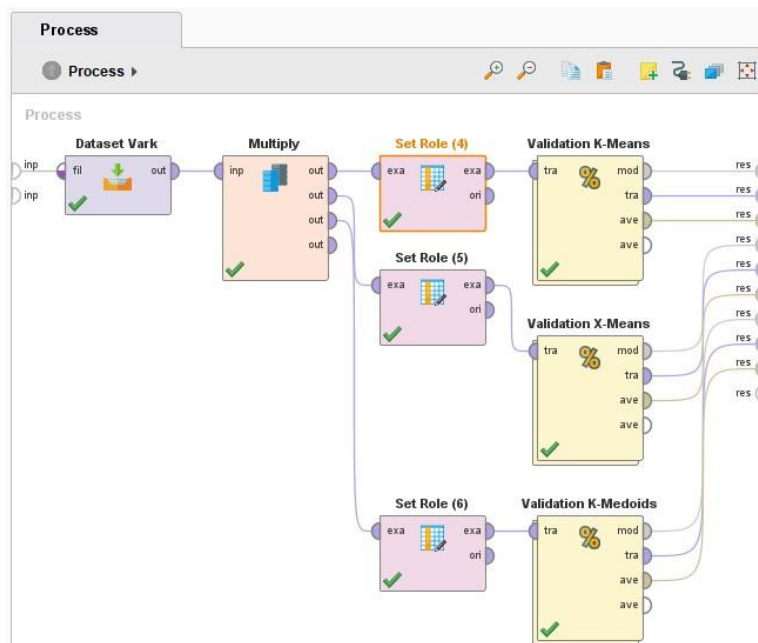


Gambar 4.15 Nilai *Davies Bouldin Index* pada algoritma K-Medoids

Pada hasil *PerformanceVector* diatas menunjukkan nilai *Davies Bouldin Index* yang dihasilkan sebesar 0,650. Nilai DBI yang dihasilkan lebih tinggi dari nilai DBI pada percobaan menggunakan tiga kluster dalam algoritma K-Means dan algoritma X-Means.

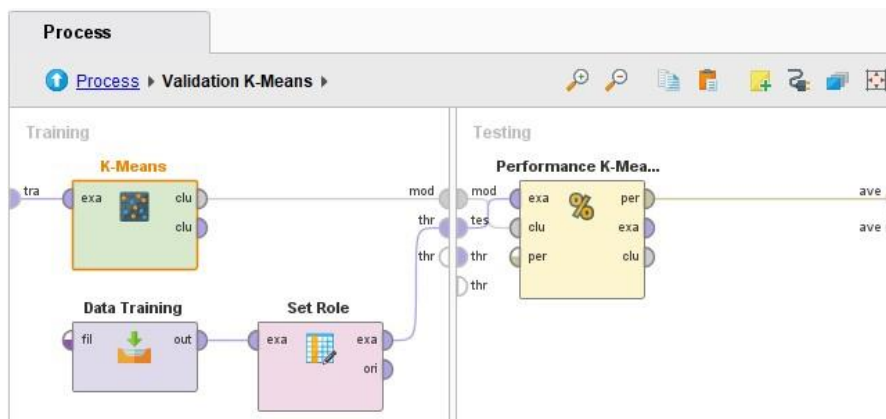
4.4 Hasil Pemodelan *Split Validation*

Uji keakuratan kluster digunakan untuk mengevaluasi hasil dari analisa kluster secara kuantitatif sehingga dihasilkan kelompok optimal. Keakuratan pembentukan jumlah cluster dapat divalidasi dengan menggunakan metode keakuratan cluster untuk mengetahui input terbaik dalam pembentukan cluster, Metode uji keakuratan cluster yang digunakan adalah metode *Split Validation* yang ditunjukkan oleh Gambar 4.16.

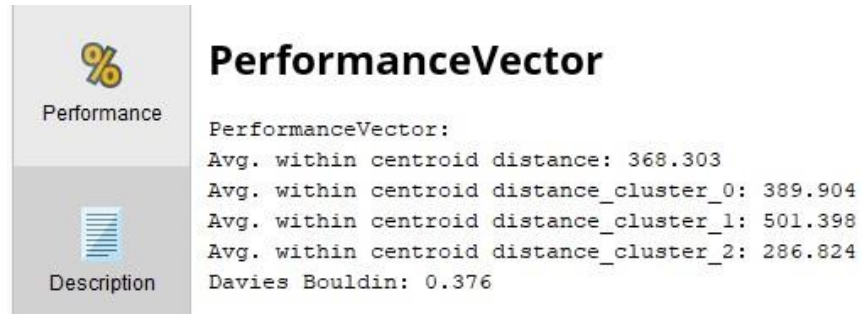


Gambar 4.16 Uji Validasi Cluster Menggunakan *Split Validation*

1. Validasi Metode K-Means *Data Testing* dan *Data Training* Menggunakan *Split Validation* Pemodelan validasi keakuratan Cluster Algoritma K-Means menggunakan *Split Validation*, akan ditunjukkan oleh Gambar 4.17.



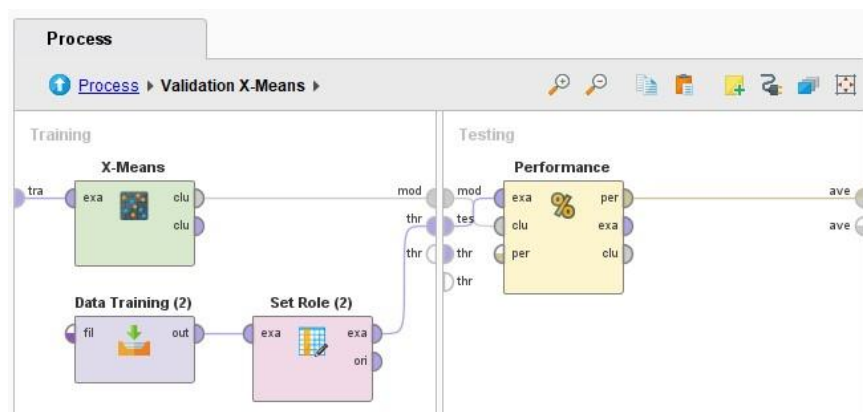
Gambar 4.17 Model Validasi Cluster Algoritma K-Means Menggunakan *Split Validation*



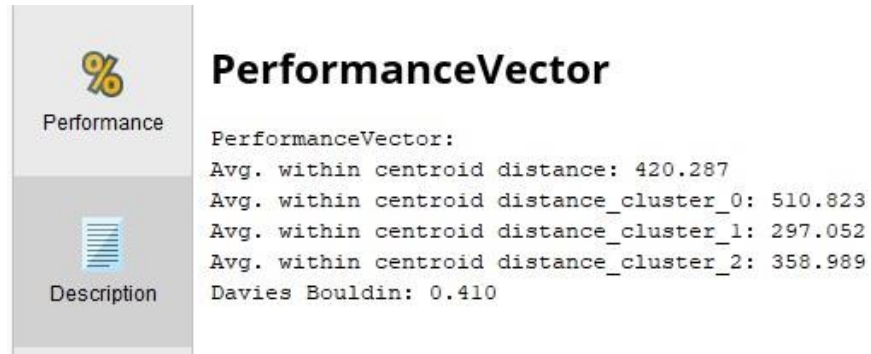
Gambar 4.18 Hasil Performance Uji Nilai *Davies Bouldin Index* pada algoritma K-Means

Pada hasil *PerformanceVector* diatas menunjukkan nilai *Davies Bouldin Index* yang dihasilkan sebesar 0,376. Nilai DBI yang dihasilkan lebih kecil dari nilai DBI pada percobaan sebelumnya yaitu 0,466.

- Validasi Metode X-Means *Data Testing* dan *Data Training* Menggunakan *Split Validation* Pemodelan validasi keakuratan Cluster Algoritma X-Means menggunakan *Split Validation*, akan ditunjukkan oleh Gambar 4.19.



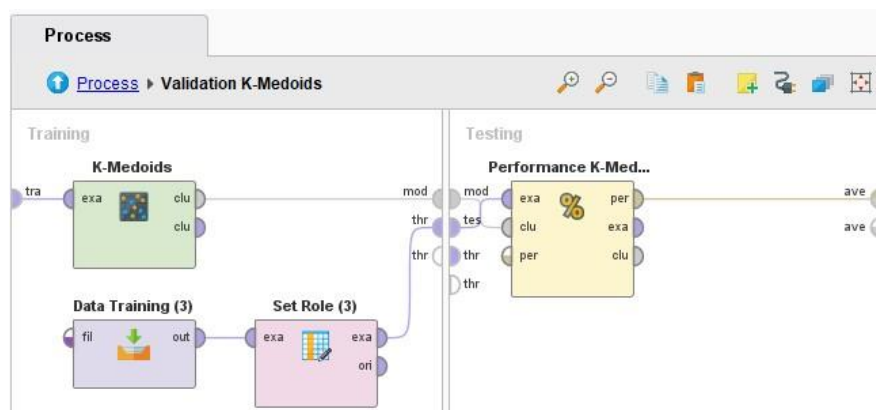
Gambar 4.19 Model Validasi Cluster Algoritma X-Means Menggunakan *Split Validation*



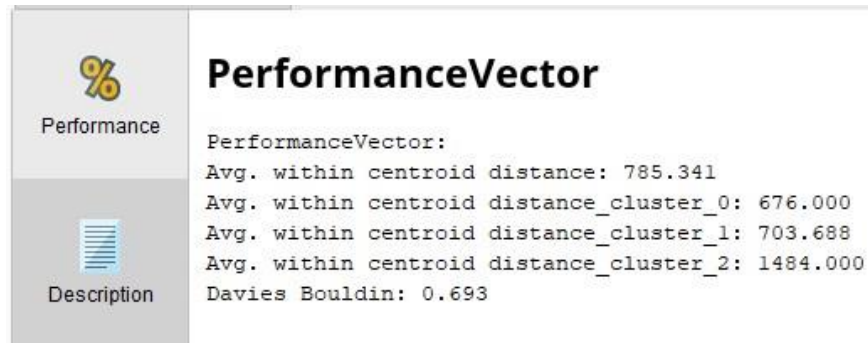
Gambar 4.20 Hasil Performance Uji Nilai *Davies Bouldin Index* pada algoritma X-Means

Pada hasil *PerformanceVector* diatas menunjukkan nilai *Davies Bouldin Index* yang dihasilkan sebesar 0,410. Nilai DBI yang dihasilkan lebih kecil dari nilai DBI pada percobaan sebelumnya yaitu 0,466.

- Validasi Metode K-Medoids *Data Testing* dan *Data Training* Menggunakan *Split Validation* Pemodelan validasi keakuratan Cluster Algoritma K-Medoids menggunakan *Split Validation*, akan ditunjukkan oleh Gambar 4.21.



Gambar 4.21 Model Validasi Cluster Algoritma K-Medoids Menggunakan *Split Validation*



Gambar 4.22 Hasil Performance Uji Nilai *Davies Bouldin Index* pada algoritma K-Medoids

Pada hasil *PerformanceVector* diatas menunjukkan nilai *Davies Bouldin Index* yang dihasilkan sebesar 0,693. Nilai DBI yang dihasilkan lebih tinggi dari nilai DBI pada percobaan sebelumnya yaitu 0,650.

4.5 Hasil Analisa Pengujian

Penelitian yang telah dilakukan didapatkan hasil sebuah pola informasi dalam menggunakan proses *data mining* untuk mengklasterisasi mahasiswa semester 4 (empat) STMIK Dharma Wacana Metro. Penelitian ini menghasilkan suatu pola informasi yang sesuai dengan tujuan *data mining* yaitu pola *data training* dan *data testing* untuk mengklasterisasi gaya belajar mahasiswa STMIK Dharma Wacana Metro dengan menggunakan pendekatan VARK dari setiap atribut yang menggunakan *data training* dan *data testing* untuk mendapatkan informasi baru, apakah mahasiswa STMIK Dharma Wacana Metro lebih dominan menggunakan gaya belajar *Visual, Audio, Reading, Kinesthethic* atau kombinasi VARK. Proses klasterisasi menggunakan algoritma K-Means, X-Means dan K-Medoids

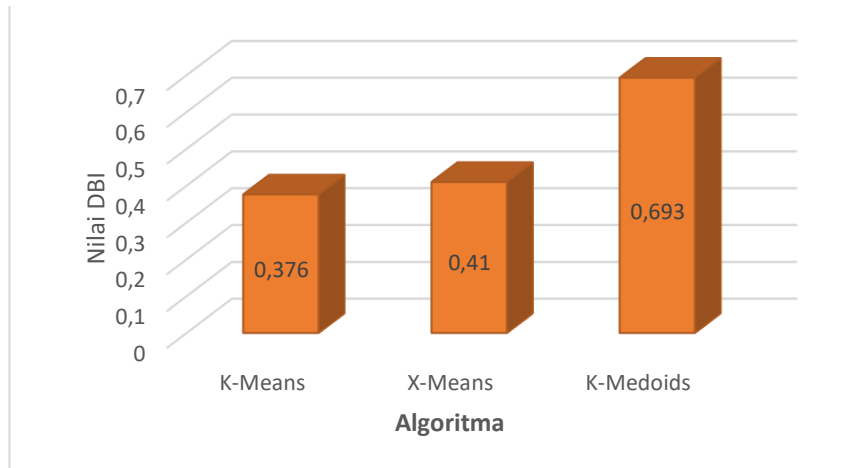
Setelah proses pengklasterisasian telah selesai selanjutnya dilakukan proses pencarian tingkat akurasi dari ketiga algoritma tersebut. Proses klasterisasi dan pencarian nilai akurasi menggunakan *software* RapidMiner. Hasil dari

pengujian keakuratan dengan menggunakan *Split Validation Model* yang telah dilakukan yaitu dengan algoritma K-Means, algoritma X-Means dan algoritma KMedoids, dilakukan pengujian dengan melihat nilai DBI dari masing-masing algoritma.

Tabel 4.10 Nilai *Davies-Bouldin Index* setelah Uji Keakuratan *Split Validation*

Algoritma	<i>Davis-Bouldin Index</i>
K-Means	0,376
X-Means	0,410
K-Medoids	0,693

Sedangkan berdasarkan validasi menggunakan *tools* Rapidminer, uji keakuratan *Split Validation* menghasilkan DBI dari algoritma K-Means adalah 0,376, algoritma X-Means adalah 0,410 sedangkan nilai DBI dari algoritma KMedoids adalah 0,693. Hasil terbaik berdasarkan nilai *Davies-Bouldin Index* terdapat pada algoritma K-Means nilai DBI sebesar 0,376, nilai tersebut dikatakan baik karena hasil tersebut merupakan nilai terkecil yang diperoleh, karena semakin kecil nilai DBI atau semakin mendekati nilai nol maka semakin akurat klaster yang dihasilkan. Sedangkan dari hasil visual data yang ditampilkan grafik Gambar 4.23 gaya belajar *visual, audio, reading* dan *kinesthetic* direkomendasikan oleh algoritma K-Means, mahasiswa STMIK Dharma Wacana Metro lebih dominan menggunakan gaya belajar VISUAL dan AUDIO.



Gambar 4.23 Perbandingan Nilai Akurasi

4.6 Evaluasi

Hasil pengolahan dari data behavior pada lampiran B1 dan data kuisisioner yang didapatkan pada Lampiran A.4 dan A.5 akan ditunjukkan oleh Tabel 4.11. Hasil validasi antara Non-Deteksi (Umum) dan Deteksi (Khusus) yang merujuk pada data uji yang ada di Lampiran C1, ditunjukkan oleh Tabel 4.11.

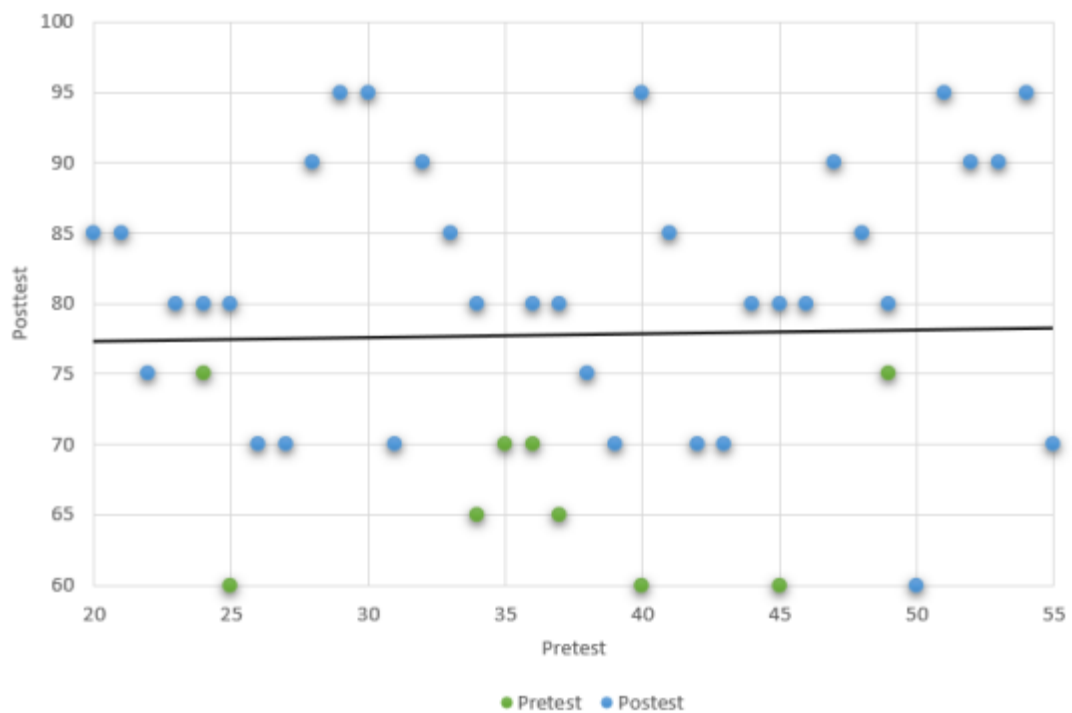
Berdasarkan pengolahan data untuk perbandingan behaviour, konvensional dan data uji yang dilakukan, terdapat 4 (empat) karakteristik gaya belajar yang didalamnya mengandung tipe gaya belajar VARK, yaitu :

1. Unimodal, didapatkan persentase 27% hasil data uji mengarah ke gaya belajar READING.
2. Bimodal, didapatkan persentase 73% hasil data uji mengarah ke gaya belajar VISUAL-AUDIO.
3. Trimodal, didapatkan persentase 0% hasil data uji mengarah ke gaya belajar VISUAL-AUDIO-READING.
4. Quadrimodal, didapatkan persentase 0% hasil data uji mengarah ke gaya belajar VISUAL-AUDIO-READING-KINESTHETIC

Tabel 4.11 Hasil *Learning Style* Pegujian Non-Deteksi dan Deteksi

No	Karateristik Gaya Belajar	Tipe Gaya Belajar	Non-Deteksi		Deteksi (Pretest dan Posttest)	Gaya Belajar Dominan
			<i>Behaviour</i>	Konvensional		
1	Unimodal	Audio	0	23,19%	0	Visual-Audio
		Visual	0	18,12%	0	
		Reading	19%	18,12%	27%	
		Kinesthetic	0	18,84	0	
2	Bimodal	Audio-Kinesthetic	0	2,17%	0	
		Audio-Reading	0	3,62%	0	
		Visual-Audio	81%	5,07%	73%	
		Visual-Kinesthetic	0	2,90%	0	
		Visual-Reading	0	3,62%	0	
		Reading-Kinesthetic	0	1,45%	0	
3	Trimodal	Visual-AudioReading	0	0,72%	0	
4	Quadrimodal	Visual-Audio-	0	2,17%	0	
		Reading-Kinesthetic				

Dari bentuk grafik yang dihasilkan, maka grafik dari Scatter Diagram gambar 4.24 dinyatakan memiliki hubungan Positif (korelasi Positif) yang artinya Makin Tinggi hasil nilai posttest mahasiswa akan meningkatkan kesesuaian materi dengan gaya belajar yang diberikan. Jadi jika ingin mengurangi nilai mahasiswa yang buruk, salah satu tindakan yang harus dilakukan adalah memberikan materi belajar mahasiswa sesuai dengan daya tangkap learning style mahasiswa tersebut.



(Sumber : Lampiran C1)

Gambar 4.24 Grafik Scatter Plot Nilai Pretest dan Posttest Mahasiswa STMIC Dharma Wacana