

# PENERAPAN *FUZZY C-MEANS* DALAM PEMILIHAN PEMINATAN TUGAS AKHIR MAHASISWA

Sumanto<sup>1)</sup> Romi Satria Wahono<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup> Program Studi Teknik Informatika  
STMIK Nusa Mandiri Sukabumi  
Jl. Veteran II No 20-A. Sukabumi  
<http://www.nusamandiri.ac.id>  
sumanto\_18@yahoo.com

<sup>2)</sup> Pasca Sarjana STMIK Nusa Mandiri  
Jl. Salemba Raya No 5, Jakarta Pusat  
romi@romisatriawahono.net

## ABSTRAK

Pemilihan jalur peminatan memungkinkan mahasiswa untuk dapat mengembangkan kemampuan dirinya menjadi lebih baik lagi dengan lebih mempelajari secara mendalam mata kuliah tertentu atau bidang pembelajaran tertentu sesuai dengan minat dan bakat mereka masing-masing. Tetapi kesadaran mahasiswa akan ini biasanya datang terlambat. Mereka baru menyadari peminatan tertentu setelah sampai di akhir perkuliahan. Padahal di awal perkuliahan sesungguhnya merupakan bagian penting untuk menentukan peminatan yang sesungguhnya. Pemilihan peminatan yang sesuai dengan ilmu yang dikuasai oleh mahasiswa sangat berpengaruh besar dengan kualitas dan nilai tugas akhir. Pada penelitian ini akan diterapkan *Fuzzy C-means* untuk menentukan peminatan tugas akhir yang sesuai untuk mahasiswa. Proses penentuan peminatan tugas akhir dimulai dari pemilihan peminatan, disesuaikan dengan persyaratan kelulusan matakuliah yang berhubungan dengan peminatan tugas akhir yang dipilih oleh mahasiswa tersebut. Dari hasil penelitian yang dilakukan dapat disimpulkan bahwa *Fuzzy C-means* dapat membantu keakurasian pemilihan peminatan tugas akhir mahasiswa, sehingga mahasiswa dapat memilih peminatan sesuai dengan kemampuannya.

**Kata kunci:** FCM, *Fuzzy C-Means*, Peminatan tugas akhir

## 1. PENDAHULUAN

Dalam pembuatan Tugas Akhir (TA) diharapkan mahasiswa lebih serius dalam pembuatan dan pemilihan peminatan, karena tugas akhir ini merupakan penentu kelulusan mahasiswa (Dawson, 2009). Pembuatan TA ini bertujuan untuk melatih dan menguji kemampuan berfikir kritis, kreatif dan analitis untuk memperkaya ilmu pengetahuan teoritis yang diperoleh mahasiswa di bangku kuliah dengan pengalaman yang didapat selama melakukan penelitian di lapangan, sehingga mahasiswa mampu:

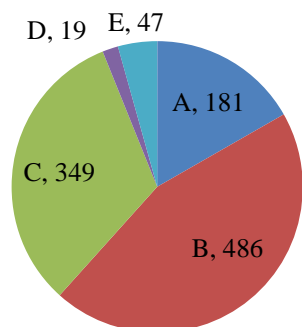
- Mendeskripsikan suatu permasalahan
- Mengkaitkan permasalahan tersebut dalam bidang ilmu teknologi dan informatika
- Mendeteksi permasalahan yang sedang atau akan terjadi

Pengetahuan untuk pemilihan peminatan belajar sesungguhnya ada pada penasehat akademis mahasiswa. Akan tetapi pengetahuan ini tidak diketahui mahasiswa dengan baik. Akibatnya ada kemungkinan mahasiswa tidak memilih peminatannya dengan baik (Lukas, 2009).

Peminatan juga terkadang menjadi ajang untuk mengekor temannya. Jika temannya memilih peminatan A, maka dia juga akan memilih peminatan A dengan alasan, supaya mudah untuk belajar bersama. Padahal peminatan adalah hal yang sangat penting, karena dari peminatan inilah nantinya mahasiswa akan dapat memilih tema penelitian untuk TA mereka, dan jika mahasiswa tidak dapat menyajikan TA yang diambil dengan baik maka mahasiswa tersebut dapat dinyatakan tidak lulus.

Pada Gambar 1 dapat dilihat bahwa pemilihan peminatan yang sesuai dengan ilmu yang dikuasai oleh mahasiswa sangat berpengaruh dengan nilai tugas akhir, untuk itu pentingnya memilih peminatan sebelum melakukan bimbingan tugas akhir atau membuat tugas akhir akan menentukan kualitas dari nilai tugas akhir serta isi dari tugas akhir. Dari data diatas terdapat pula mahasiswa tidak lulus mencapai 66 orang, dan yang mendapat nilai "C" yaitu 349 mahasiswa. Total mahasiswa yang mendapat nilai kurang baik dan tidak lulus, dalam hal ini nilai "C", "D" dan "E" adalah 415 mahasiswa (38%).

Nilai Tugas Akhir Mahasiswa



Gambar 1. Nilai Tugas akhir mahasiswa

(Sumber: Data AMIK Bina Sarana Informatika dari 1082 mahasiswa tahun 2008)

Teknik data mining (Witten, 2011) banyak digunakan untuk membantu melakukan pemilihan dan penilaian tugas akhir mahasiswa. Penelitian yang dilakukan oleh Lukas (2009) menggunakan penerapan logika fuzzy dalam pengambilan keputusan untuk jalur peminatan. Penelitian yang telah dilakukan oleh Khoiruddin (2007) menggunakan Fuzzy C-Means (FCM) untuk menentukan nilai akhir kuliah. Sedangkan Chang (2009) melakukan pemetaan kemampuan mahasiswa dengan menggunakan K-means.

Pada penelitian ini akan diterapkan Fuzzy C-means (FCM) untuk menentukan peminatan TA yang sesuai dengan kemampuan mahasiswa, sehingga kesalahan pemilihan peminatan yang tidak sesuai dengan kemampuan mahasiswa dapat dihindari.

## 2. LANDASAN TEORI

Fuzzy C-means Clustering (FCM) (Klawonn, 2007), atau dikenal juga sebagai Fuzzy ISODATA, merupakan salah satu metode clustering yang merupakan bagian dari metode Hard K-Means. FCM menggunakan model pengelompokan fuzzy sehingga data dapat menjadi anggota dari semua kelas atau cluster terbentuk dengan derajat atau tingkat keanggotaan yang berbeda antara 0 hingga Tingkat keberadaan data dalam suatu kelas atau cluster ditentukan oleh derajat keanggotaannya. Teknik ini pertama kali diperkenalkan oleh Jim Bezdek pada tahun 1981 (Luthfi, 2007).

Konsep dasar FCM (Klawonn, 2007), pertama kali adalah menentukan pusat cluster, yang akan menandai lokasi rata-rata untuk tiap-tiap cluster. Pada kondisi awal, pusat cluster ini masih belum akurat. Tiap-tiap titik data memiliki derajat keanggotaan untuk tiap-tiap cluster. Dengan cara memperbaiki pada cluster dan derajat keanggotaan tiap-tiap titik data secara berulang, maka akan dapat dilihat bahwa pusat cluster akan bergerak menuju lokasi yang tepat. Perulangan ini didasarkan pada minimisasi fungsi objektif yang menggambarkan jarak dari titik data yang diberikan ke

pusat cluster yang terbobot oleh derajat keanggotaan titik data tersebut.

Output dari FCM bukan merupakan *Fuzzy inference system*, namun merupakan deretan pusat cluster dan beberapa derajat keanggotaan untuk tiap-tiap deretan pusat cluster dan beberapa derajat keanggotaan untuk tiap-tiap titik data. Informasi ini dapat digunakan untuk membangun suatu *fuzzy inference system* (Kusumadewi, 2009).

FCM baik digunakan untuk mengelompokkan objek terutama jika objek-objek tersebut tersebar berserakan dan terdapat nilai ekstrim didalamnya. Ketidakteraturan bukan berarti objek-objek tersebut tidak berpola, namun yang dimaksud ketidakteraturan ini berarti tidak ada kecenderungan yang pasti bahwa objek-objek tersebut akan mengelompok secara jelas (Klawonn, 2007).

Tahapan dari algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM) adalah sebagai berikut:

1. Input data yang akan di *cluster* X, berupa matriks berukuran  $n \times m$  ( $n$ =jumlah sampel data,  $m$ = atribut setiap data).  $X_{ij}$  = data sampel ke- $i$  ( $i=1,2,\dots,n$ ), atribut ke- $j$  ( $j=1,2,\dots,m$ ).
2. Tentukan:
  - o Jumlah cluster =  $c$ ;
  - o Pangkat =  $w$ ;
  - o Maksimum iterasi =  $\text{MaxIter}$ ;
  - o Error terkecil yang diharapkan =  $\epsilon$ ;
  - o Fungsi objektif awal =  $P^0 = 0$ ;
  - o Interasi awal =  $t = 1$ ;
3. Bangkitkan bilangan random  $\mu_{ik}$ ,  $i=1,2,\dots,n$ ;  $k=1,2,\dots,c$ ; sebagai elemen-elemen matriks partisi awal U.

$$Q_i = \sum_{k=1}^c \mu_{ik}$$

Dengan  $j=1,2,\dots,n$ .

Hitung:

$$\mu_{ik} = \frac{\mu_{ik}}{Q_i}$$

4. Hitung pusat cluster ke- $k$ :  $V_{kj}$ , dengan  $k=1,2,\dots,c$ ; dan  $j=1,2,\dots,m$  (Yan, 1994)

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^w * X_{ij})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^w} \quad (2.3)$$

5. Hitung fungsi objektif pada interasi ke- $t$ ,  $P_t$  (Yan, 1994):

$$P_t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c \left( \left[ \sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right] (\mu_{ik})^w \right) \quad (2.4)$$

6. Hitung perubahan matriks partisi (Yan, 1994):

$$\mu_{ik} = \frac{\left[ \sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{\frac{-1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c \left[ \sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{\frac{-1}{w-1}}} \quad (2.5)$$

Dengan :  $i = 1,2,\dots,n$ ; dan  $k = 1,2,\dots,c$ .

7. Cek kondisi berhenti:

- Jika:  $(|Pt - Pt-1| < \epsilon)$  atau  $(t > \text{MaxIter})$  maka berhenti;
- Jika tidak:  $t = t+1$ , ulangi langkah ke-4.

### 3. METODE PENELITIAN DAN EKSPERIMEN

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode eksperimen, dengan tahapan sebagai berikut:

- Pengumpulan dan Pengolahan Awal Data
- Pengembangan dan Penerapan Model FCM
- Evaluasi dan Validasi Hasil

#### 3.1 Teknik Pengumpulan dan Pengolahan Awal Data

Data sekunder pada penelitian ini adalah data mahasiswa AMIK Bina Sarana Informatika tahun 2008, sejumlah 1082 mahasiswa.

Dalam pengambilan sampel, menggunakan teknik sampling *Probability sampling* (Sugiyono, 2010). *Probability sampling* yaitu pengambilan sampel yang memberikan peluang yang sama bagi setiap unsure (anggota) populasi untuk dipilih menjadi anggota sampel. Dalam teknik *probability sampling* ada 4 teknik meliputi:

- Simple random sampling*,
- proportionate stratified random sampling*,
- disproportionate stratified random sampling*,
- sampling area (cluster) sampling (sampling menurut daerah)*

Data populasi yang ada adalah 1082 mahasiswa dan berdasarkan tabel penentuan populasi yang dikembangkan oleh *Isaac* dan *Michael* dengan tingkat kesalahan 5% maka sampel yang diperlukan dalam penelitian adalah 265 sampel akan tetapi ada beberapa strata yang tidak proporsional jadi data yang dijadikan sampel adalah 282 mahasiswa (Tabel 1).

Dengan menggunakan rumus berikut:

$$S = \frac{\lambda^2 \cdot N \cdot P \cdot Q}{d^2 (N-1) + \lambda^2 \cdot P \cdot Q}$$

Keterangan :

$\lambda^2$  = dengan  $dk = 1$ , taraf kesalahan bisa 1%, 5% dan 10%.

$P = Q = 0.5$ .

$d = 0.05$ .

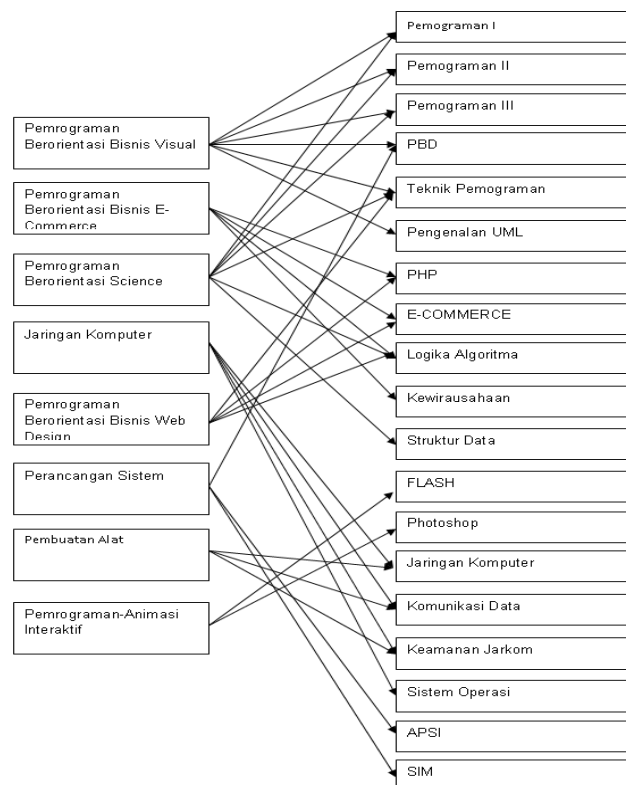
$s$  = jumlah sampel

$N$  = Jumlah data

Tabel 1. Hasil Sampling pada Data Eksperimen

Kode Peminatan	Jumlah populasi	Total Populasi	Dengan Tingkat kesalahan 5%	Jumlah sampel	Pembulatan
P1	593	1082	265	145.23	145
P2	11	1082	265	2.69	11
P3	4	1082	265	0.97	4
P4	26	1082	265	6.36	7
P5	7	1082	265	1.71	7
P6	92	1082	265	22.53	23
P7	303	1082	265	74.21	74
P8	46	1082	265	11.27	11
Total	1082		265	282	

Sebelum data diolah bobot nilai huruf diterjemahkan ke bobot nilai angka untuk diambil nilai rata-rata, yang kemudian dipakai dalam pengolahan data FCM. Dalam pembuatan nilai rata-rata untuk tiap peminatan maka kita harus melihat terlebih dahulu gambar korelasi antara matakuliah dan peminatan, dan untuk gambar korelasinya terlihat pada Gambar 2 berikut:



Gambar 2. Korelasi Mata Kuliah dan Peminatan

Berikut cara perhitungan nilai rata-rata matakuliah berdasarkan peminatan yang diambil oleh mahasiswa:

1. Pengambilan Peminatan Pemrograman Berorientasi Bisnis Visual Nilai rata-rata (NR1)=  
(Pemograman I + Pemograman II +  
Pemograman III + PBD +  
Teknik Pemograman + Pengenalan UML)/6
2. Pengambilan Peminatan Pemrograman Berorientasi Bisnis E-Commerce Nilai rata-rata (NR2)=  
 $\frac{\text{PHP} + \text{E-COMMERCE} + \text{Logika Algoritma} + \text{Kewirausahaan}}{4}$
3. Pengambilan Peminatan Pemrograman Berorientasi Science Nilai rata-rata (NR3)= (Pemograman I +  
Pemograman II + Pemograman III +  
Tehnik Pemograman + Logika Algoritma +  
Struktur Data)/6
4. Pengambilan Peminatan Pemrograman-Animasi Interaktif Nilai rata-rata (NR4)=  
 $\frac{\text{FLASH} + \text{Photoshop}}{2}$
5. Pengambilan Peminatan Jaringan Komputer Nilai rata-rata (NR5)=  
 $\frac{\text{Jaringan Komputer} + \text{Komunikasi Data} + \text{Keamanan Jarkom} + \text{Sistem Operasi}}{4}$
6. Pengambilan Peminatan Pemrograman Berorientasi Bisnis Web Design Nilai rata-rata (NR6)=  
 $\frac{\text{PHP} + \text{E-COMMERCE} + \text{Logika Algoritma} + \text{Teknik Pemograman}}{4}$
7. Pengambilan Peminatan Perancangan Sistem Nilai rata-rata (NR7)=  
 $\frac{\text{APSI} + \text{PBD} + \text{SIM}}{3}$
8. Pengambilan Peminatan Pembuatan Alat Nilai rata-rata (NR8)=  
 $\frac{\text{Jaringan Komputer} + \text{Komunikasi Data} + \text{Keamanan Jarkom}}{3}$

Dari hasil perhitungan diatas didapatkan hasil nilai rata-rata untuk setiap peminatannya tersaji pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Hasil Perhitungan Nilai Rata-Rata

NO	NIM	NR1	NR2	NR3	NR4	NR5	NR6	NR7	NR8
1	12013347	3,8333	3,0000	3,6667	3,0000	2,2500	3,2500	3,0000	2,3333
2	12013369	3,0000	4,0000	3,1667	4,0000	3,7500	3,7500	3,3333	3,6667
3	11050548	3,0000	3,2500	3,0000	4,0000	4,0000	3,2500	3,3333	4,0000
4	11022378	3,3333	3,2500	3,6667	4,0000	3,5000	3,7500	3,6667	3,6667
5	12031072	3,3333	4,0000	3,5000	3,5000	3,2500	3,7500	2,3333	3,3333
6	12016243	4,0000	3,7500	3,6667	3,5000	3,5000	3,7500	3,3333	3,6667
7	12034616	3,1667	3,2500	3,0000	2,5000	3,2500	3,2500	3,6667	3,3333
8	11030994	3,8333	3,5000	3,8333	2,0000	3,5000	3,7500	3,3333	3,0000
9	13040713	3,5000	2,7500	3,1667	3,5000	3,0000	2,7500	3,0000	3,0000
10	12039374	3,3333	3,0000	3,5000	3,5000	3,7500	3,0000	3,3333	3,6667
11	12037600	3,5000	3,2500	3,1667	3,0000	3,2500	3,2500	3,3333	3,0000
12	11041517	3,0000	3,2500	3,1667	3,0000	3,5000	3,0000	3,0000	3,3333
13	12031940	3,6667	2,5000	3,3333	2,5000	3,2500	2,7500	3,3333	3,3333
14	12039495	4,0000	2,7500	3,5000	2,5000	2,5000	3,2500	3,6667	2,3333
15	11032423	3,3333	2,7500	3,3333	2,0000	3,0000	3,0000	2,6667	3,0000
16	11050038	3,1667	2,7500	3,1667	3,0000	3,0000	2,7500	2,6667	3,0000
17	12040289	3,5000	3,5000	3,3333	3,0000	3,5000	3,5000	2,6667	4,0000
18	11041577	3,5000	3,2500	3,3333	2,5000	2,2500	3,0000	3,0000	2,6667
19	13040575	3,5000	3,5000	3,3333	3,5000	2,2500	3,2500	3,6667	2,6667
20	12021087	3,5000	4,0000	3,6667	3,5000	2,2500	3,7500	2,6667	2,3333
21	12038512	3,5000	3,5000	3,6667	3,0000	2,7500	3,5000	3,0000	2,3333
22	11042525	3,8333	3,2500	3,6667	3,0000	3,5000	3,5000	3,6667	4,0000
23	11050023	3,3333	3,2500	3,3333	3,0000	3,2500	3,0000	3,6667	2,6667
24	12040392	3,6667	3,0000	3,8333	3,5000	3,7500	3,2500	3,0000	3,3333
25	12035231	3,3333	3,5000	3,1667	2,5000	3,7500	3,2500	3,3333	4,0000
26	11041617	3,0000	3,0000	3,1667	3,5000	3,0000	3,0000	2,0000	2,6667
27	11050636	3,5000	3,2500	3,8333	4,0000	3,2500	3,2500	3,0000	3,0000
28	13030149	3,6667	3,5000	3,5000	3,0000	3,0000	3,5000	3,0000	2,6667
29	12033129	3,3333	3,0000	3,5000	2,5000	3,0000	3,2500	3,0000	3,3333
30	12035934	3,3333	3,5000	3,0000	2,5000	3,2500	3,0000	3,0000	3,6667

### 3.2 Pengembangan dan Penerapan Model FCM

Setelah menghitung nilai rata-rata sesuai dengan peminatan, selanjutnya peneliti menghitung derajatkeanggotaan untuk masing-masing, proses selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Input data yang akan di cluster X, berupa matriks berukuran  $n \times m$  ( $n$ =jumlah sampel data,  $m$  = atribut setiap data).  $X_{ij}$  = data sampel ke- $i$  ( $i=1,2,\dots,n$ ), atribut ke- $j$  ( $j=1,2,\dots,m$ ).
2. Tentukan:
  - o Jumlah cluster =  $c$  = 8;
  - o Pangkat =  $w$  = 2;
  - o Maksimum iterasi =  $\text{MaxIter}$  = 10;
  - o Error terkecil yang diharapkan =  $\epsilon$  =  $10^{-5}$ .
  - o Fungsi objektif awal =  $P^0$  = 0;
  - o Iterasi awal =  $t$  = 1;
3. Bangkitkan bilangan random  $\mu_{ik}$ ,  $i=1,2,\dots,n$ ;  $k=1,2,\dots,c$ ; sebagai elemen-elemen matriks partisi awal U.

$$Q_i = \sum_{k=1}^c \mu_{ik} \quad (2.1)$$

$$\text{Dengan } j=1,2,\dots,n. \quad (2.2)$$

$$\text{Hitung : } \mu_{ik} = \frac{\mu_{ik}}{Q_i}$$

Dan matrik partisi awal U yang terbentuk dengan matlab (secara random) adalah:

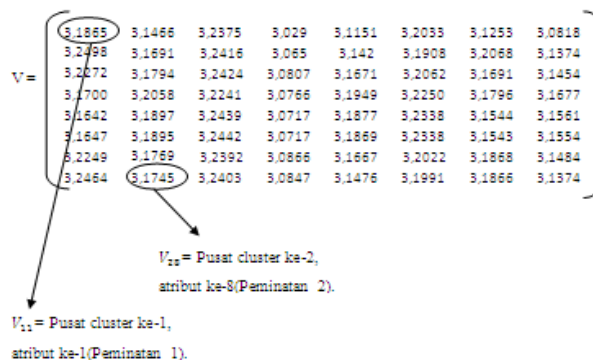
$$U = \begin{pmatrix} 0.1422 & 0.1550 & 0.1198 & 0.0928 & 0.1027 & 0.1213 & 0.1213 & 0.1329 \\ 0.1002 & 0.1199 & 0.1494 & 0.1177 & 0.0866 & 0.0866 & 0.1395 & 0.1434 \\ 0.0318 & 0.1566 & 0.1668 & 0.0765 & 0.0428 & 0.0428 & 0.1538 & 0.1853 \\ 0.1339 & 0.0960 & 0.1401 & 0.1466 & 0.1143 & 0.1143 & 0.1304 & 0.1197 \\ 0.1077 & 0.1216 & 0.1394 & 0.1226 & 0.1055 & 0.1055 & 0.1338 & 0.1345 \\ 0.1583 & 0.0866 & 0.1358 & 0.1547 & 0.1201 & 0.1201 & 0.1256 & 0.1098 \\ 0.3956 & 0.0210 & 0.0507 & 0.1887 & 0.2366 & 0.2366 & 0.0563 & 0.0262 \\ 0.1596 & 0.1073 & 0.1289 & 0.1261 & 0.1146 & 0.1146 & 0.1245 & 0.1190 \\ 0.1156 & 0.1881 & 0.1187 & 0.0714 & 0.0772 & 0.0772 & 0.1222 & 0.1539 \\ 0.1326 & 0.0928 & 0.1433 & 0.1446 & 0.1050 & 0.1050 & 0.1329 & 0.1251 \\ 0.1050 & 0.0856 & 0.1611 & 0.1318 & 0.1189 & 0.1189 & 0.1468 & 0.1261 \\ 0.1897 & 0.0795 & 0.1076 & 0.1464 & 0.1536 & 0.1536 & 0.1136 & 0.1041 \\ 0.1336 & 0.1373 & 0.1261 & 0.1014 & 0.1004 & 0.1004 & 0.1264 & 0.1368 \\ 0.1451 & 0.1411 & 0.1219 & 0.1021 & 0.1087 & 0.1087 & 0.1220 & 0.1294 \\ 0.2641 & 0.1052 & 0.0908 & 0.1131 & 0.1446 & 0.1446 & 0.0972 & 0.0923 \\ 0.2039 & 0.1672 & 0.0881 & 0.0862 & 0.1272 & 0.1272 & 0.0993 & 0.1140 \\ 0.1513 & 0.0947 & 0.1353 & 0.1407 & 0.1102 & 0.1102 & 0.1281 & 0.1197 \\ 0.0488 & 0.2766 & 0.1193 & 0.0011 & 0.0033 & 0.0033 & 0.1117 & 0.2158 \\ 0.1272 & 0.1465 & 0.1284 & 0.0978 & 0.0997 & 0.0997 & 0.1270 & 0.1373 \\ 0.1245 & 0.1449 & 0.1286 & 0.1014 & 0.0999 & 0.0999 & 0.1272 & 0.1366 \\ 0.1141 & 0.1572 & 0.1290 & 0.0921 & 0.0957 & 0.0957 & 0.1289 & 0.1412 \\ 0.1419 & 0.0857 & 0.1387 & 0.1598 & 0.1206 & 0.1206 & 0.1289 & 0.1125 \\ 0.0787 & 0.1601 & 0.1452 & 0.0808 & 0.0739 & 0.0739 & 0.1404 & 0.1610 \\ 0.1367 & 0.0946 & 0.1383 & 0.1462 & 0.1172 & 0.1172 & 0.1297 & 0.1189 \\ 0.1175 & 0.1026 & 0.1424 & 0.1375 & 0.1046 & 0.1046 & 0.1350 & 0.1295 \\ 0.1975 & 0.1365 & 0.1022 & 0.1027 & 0.1259 & 0.1259 & 0.1074 & 0.1140 \\ 0.1359 & 0.1140 & 0.1350 & 0.1235 & 0.1110 & 0.1110 & 0.1285 & 0.1272 \\ 0.1389 & 0.1265 & 0.1316 & 0.1089 & 0.1114 & 0.1114 & 0.1283 & 0.1270 \\ 0.0109 & 0.2042 & 0.1535 & 0.0419 & 0.0239 & 0.0239 & 0.1489 & 0.2049 \\ 0.0536 & 0.1517 & 0.1529 & 0.0844 & 0.0609 & 0.0609 & 0.1478 & 0.1725 \end{pmatrix}$$

Pada Interaksi pertama, dengan menggunakan persamaan (2.1):

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^{282} ((\mu_{ik})^2 * X_{ij})}{\sum_{i=1}^{282} (\mu_{ik})^2}$$

Dapat dihitung 8 pusat cluster,  $V_{kj}$  dengan  $k = 1, 2, \dots, 8$ ; dan  $j = 1, 2, 3, \dots, 8$ ; sebagai berikut:

Berikut adalah perhitungan pusat cluster. Yaitu menghitung pusat cluster pertama.



Setelah kita mendapatkan U, maka kita akan menggunakan persamaan (2.1), dimana setiap derajat keanggotaan data harus dihitung pusat clusternya. Dan berikut adalah hasil perhitungan pusat cluster, yaitu menghitung pusat cluster pertama:

Fungsi objectif pada interaksi pertama  $P_1$  dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (2.4) sebagai berikut:

$$P_t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c \left[ \sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right] (\mu_{ik})^w = 9911,3474$$

Detail penghitungan fungsi objektif ini dapat dilihat pada Tabel 3 berikut:

Tabel 3. Detail Perhitungan Fungsi Objektif

L1	L2	L3	L4	L5	L6	L7	L8	L1+L2+L3+L4+L5+L6+L7+L8
3,5280	2,7600	1,8223	1,3697	1,7477	2,4431	1,8645	2,0509	17,5864
0,3527	0,1711	0,3519	0,3969	0,2373	0,2365	0,3097	0,2506	2,3067
0,0118	0,0220	0,0603	0,0477	0,0176	0,0175	0,0523	0,0334	0,2625
4,6107	1,6910	3,8873	5,1347	3,2434	3,2395	3,3777	2,6441	27,8283
1,1456	0,8205	1,2327	1,3092	1,0280	1,0259	1,1410	1,0144	8,7173
33,6334	8,7261	22,0779	30,9921	18,9657	18,9557	18,9721	14,1148	166,4401
0,0284	0,0017	0,0062	0,0010	0,0007	0,0006	0,0075	0,0029	0,0489
12,8856	4,5942	6,9850	7,6146	6,4359	6,4303	6,5302	5,6959	57,1716
0,5272	0,5059	0,2614	0,1644	0,2130	0,2123	0,2779	0,3460	2,5081
1,8367	0,5130	1,3951	1,9343	1,0784	1,0763	1,2082	0,9465	9,9885
1,1141	0,4185	1,7048	1,5600	1,3403	1,3376	1,4208	0,9214	9,8175
0,6691	0,2916	0,4571	0,5152	0,5049	0,5070	0,5063	0,4939	3,9450
1,9193	1,1772	1,1266	0,9069	1,0241	1,0222	1,1371	1,1767	9,5701
6,7901	4,7483	3,8013	3,1283	3,6654	3,6614	3,8074	4,0057	33,6079
0,6774	0,3493	0,2119	0,1765	0,2461	0,2475	0,2417	0,2636	2,4141
1,3248	1,8531	0,4517	0,2880	0,5750	0,5768	0,5714	0,8518	6,4927
4,7742	1,2846	2,8469	3,7945	2,4140	2,4107	2,5565	2,0549	22,1363
0,0115	0,0070	0,0007	0,0000	0,0000	0,0000	0,0007	0,0032	0,0231
1,5471	1,1396	1,0054	0,8085	0,8856	0,8838	0,9842	1,0130	8,2672
1,4802	1,1131	1,0054	0,8674	0,8945	0,8927	0,9904	1,0023	8,2461
0,8986	0,8372	0,6688	0,5064	0,5887	0,5873	0,6715	0,6839	5,4426
16,7513	5,0788	13,8957	20,3841	11,8226	11,8146	12,0254	8,8630	100,6355
0,1512	0,1532	0,1810	0,1226	0,1176	0,1171	0,1755	0,1602	1,1783
7,6016	2,7788	6,3236	8,1930	5,3968	5,3916	5,5699	4,4226	45,6780
1,2148	0,4985	1,1165	1,4593	0,8963	0,8944	1,0044	0,8070	7,8912
3,9476	2,9309	1,5044	1,1923	1,7116	1,7147	1,6600	2,0352	16,6968
4,0142	1,9472	2,9652	3,0569	2,5563	2,5528	2,6936	2,4426	22,2288
4,1491	2,3699	2,7885	2,3547	2,5527	2,5493	2,6649	2,4006	21,8297
0,0009	0,0105	0,0249	0,0104	0,0043	0,0043	0,0240	0,0123	0,0916
0,0489	0,0598	0,1070	0,0874	0,0532	0,0529	0,1009	0,0815	0,5915

Kemudian kita perbaiki matrik partisi U berdasarkan persamaan (2.6)

$$\mu_{ik} = \frac{\left[ \sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{-1}}{\sum_{k=1}^c \left[ \sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{-1}}$$

Tabel 4. Detail perhitungan Derajat Keanggotaan Baru (Matriks Partisi)

L1/LT	L2/LT	L3/LT	L4/LT	L5/LT	L6/LT	L7/LT	L8/LT
0,2006	0,1569	0,1036	0,0779	0,0994	0,1389	0,1060	0,1166
0,1529	0,0742	0,1526	0,1721	0,1029	0,1025	0,1343	0,1086
0,0450	0,0838	0,2297	0,1817	0,0670	0,0667	0,1992	0,1272
0,1657	0,0608	0,1397	0,1845	0,1166	0,1164	0,1214	0,0950
0,1314	0,0941	0,1414	0,1502	0,1179	0,1177	0,1309	0,1164
0,2021	0,0524	0,1326	0,1862	0,1139	0,1139	0,1140	0,0848
0,5808	0,0348	0,1268	0,0204	0,0143	0,0123	0,1534	0,0593
0,2254	0,0804	0,1222	0,1332	0,1126	0,1125	0,1142	0,0996
0,2102	0,2017	0,1042	0,0655	0,0849	0,0846	0,1108	0,1380
0,1839	0,0514	0,1397	0,1937	0,1080	0,1078	0,1210	0,0948
0,1135	0,0426	0,1736	0,1589	0,1365	0,1362	0,1447	0,0939
0,1696	0,0739	0,1159	0,1306	0,1280	0,1285	0,1283	0,1252
0,2006	0,1230	0,1177	0,1031	0,1070	0,1068	0,1188	0,1230
0,2020	0,1413	0,1131	0,0931	0,1091	0,1089	0,1133	0,1192
0,2806	0,1447	0,0878	0,0731	0,1019	0,1025	0,1001	0,1092
0,2040	0,2854	0,0696	0,0444	0,0886	0,0888	0,0880	0,1312
0,2157	0,0580	0,1286	0,1714	0,1091	0,1089	0,1155	0,0928
0,4978	0,3030	0,0303	0,0000	0,0000	0,0000	0,0303	0,1385
0,1871	0,1378	0,1216	0,0978	0,1071	0,1069	0,1190	0,1225
0,1795	0,1350	0,1219	0,1052	0,1085	0,1083	0,1201	0,1215
0,1651	0,1538	0,1229	0,0930	0,1082	0,1079	0,1234	0,1257
0,1665	0,0505	0,1381	0,2026	0,1175	0,1174	0,1195	0,0881
0,1283	0,1300	0,1536	0,1040	0,0998	0,0994	0,1489	0,1360
0,1664	0,0608	0,1384	0,1794	0,1181	0,1180	0,1219	0,0968
0,1539	0,0632	0,1415	0,1849	0,1136	0,1133	0,1273	0,1023
0,2364	0,1755	0,0901	0,0714	0,1025	0,1027	0,0994	0,1219
0,1806	0,0876	0,1334	0,1375	0,1150	0,1148	0,1212	0,1099
0,1901	0,1086	0,1277	0,1079	0,1169	0,1168	0,1221	0,1100
0,0098	0,1146	0,2718	0,1135	0,0469	0,0469	0,2620	0,1343
0,0827	0,1011	0,1809	0,1478	0,0899	0,0894	0,1706	0,1378

Berikutnya kita cek kondisi berhenti. Karena  $|P_1 - P_0| = |9911,3474 - 0| = 9911,3474 \ll \epsilon (10^{-5})$ , dan iterasi = 1 < MaxIter (=10), maka didapatkan V sebagai berikut:

$$V = \begin{pmatrix} 3,1865 & 3,1466 & 3,2375 & 3,029 & 3,1151 & 3,2033 & 3,1253 & 3,0818 \\ 3,2498 & 3,1691 & 3,2416 & 3,065 & 3,142 & 3,1908 & 3,2068 & 3,1374 \\ 3,2272 & 3,1794 & 3,2424 & 3,0807 & 3,1671 & 3,2062 & 3,1691 & 3,1454 \\ 3,1700 & 3,2058 & 3,2241 & 3,0766 & 3,1949 & 3,2250 & 3,1796 & 3,1677 \\ 3,1642 & 3,1897 & 3,2439 & 3,0717 & 3,1877 & 3,2338 & 3,1544 & 3,1561 \\ 3,1647 & 3,1895 & 3,2442 & 3,0717 & 3,1869 & 3,2338 & 3,1543 & 3,1554 \\ 3,2249 & 3,1769 & 3,2392 & 3,0866 & 3,1667 & 3,2022 & 3,1868 & 3,1484 \\ 3,2464 & 3,1745 & 3,2403 & 3,0847 & 3,1476 & 3,1991 & 3,1866 & 3,1374 \end{pmatrix}$$

Dari matriks partisi U tersebut dapat diperoleh informasi mengenai kecenderungan peminatan TA untuk masuk ke kelompok (cluster) yang mana. Setiap peminatan memiliki derajat keanggotaan tertentu untuk menjadi anggota suatu kelompok. Tentu saja derajat keanggotaan tersebut menunjukkan kecenderungan tertinggi suatu peminatan untuk masuk menjadi anggota kelompok. Tabel 5 menunjukkan derajat keanggotaan tiap peminatan TA pada setiap kelompok (cluster) beserta kecenderungan tertinggi suatu peminatan untuk masuk dalam suatu kelompok.

Maka didapat matriks partisi U seperti berikut:

$$U = \begin{pmatrix} 0,2006 & 0,1569 & 0,1036 & 0,0779 & 0,0994 & 0,1389 & 0,1060 & 0,1166 \\ 0,1529 & 0,0742 & 0,1526 & 0,1721 & 0,1029 & 0,1025 & 0,1343 & 0,1086 \\ 0,0450 & 0,0838 & 0,2297 & 0,1817 & 0,0670 & 0,0667 & 0,1992 & 0,1272 \\ 0,1657 & 0,0608 & 0,1397 & 0,1845 & 0,1166 & 0,1164 & 0,1214 & 0,0950 \\ 0,1314 & 0,0941 & 0,1414 & 0,1502 & 0,1179 & 0,1177 & 0,1309 & 0,1164 \\ 0,2021 & 0,0524 & 0,1326 & 0,1862 & 0,1139 & 0,1139 & 0,1140 & 0,0848 \\ 0,5808 & 0,0348 & 0,1268 & 0,0204 & 0,0143 & 0,0123 & 0,1534 & 0,0593 \\ 0,2254 & 0,0804 & 0,1222 & 0,1332 & 0,1126 & 0,1125 & 0,1142 & 0,0996 \\ 0,2102 & 0,2017 & 0,1042 & 0,0655 & 0,0849 & 0,0846 & 0,1108 & 0,1380 \\ 0,1839 & 0,0514 & 0,1397 & 0,1937 & 0,1080 & 0,1078 & 0,1210 & 0,0948 \\ 0,1135 & 0,0426 & 0,1736 & 0,1589 & 0,1365 & 0,1362 & 0,1447 & 0,0939 \\ 0,1696 & 0,0739 & 0,1159 & 0,1306 & 0,1280 & 0,1285 & 0,1283 & 0,1252 \\ 0,2006 & 0,1230 & 0,1177 & 0,1031 & 0,1070 & 0,1068 & 0,1188 & 0,1230 \\ 0,2020 & 0,1413 & 0,1131 & 0,0931 & 0,1091 & 0,1089 & 0,1133 & 0,1192 \\ 0,2806 & 0,1447 & 0,0878 & 0,0731 & 0,1019 & 0,1025 & 0,1001 & 0,1092 \\ 0,2040 & 0,2854 & 0,0696 & 0,0444 & 0,0886 & 0,0888 & 0,0880 & 0,1312 \\ 0,2157 & 0,0580 & 0,1286 & 0,1714 & 0,1091 & 0,1089 & 0,1155 & 0,0928 \\ 0,4978 & 0,3030 & 0,0303 & 0,0000 & 0,0000 & 0,0000 & 0,0303 & 0,1385 \\ 0,1871 & 0,1378 & 0,1216 & 0,0978 & 0,1071 & 0,1069 & 0,1190 & 0,1225 \\ 0,1795 & 0,1350 & 0,1219 & 0,1052 & 0,1085 & 0,1083 & 0,1201 & 0,1215 \\ 0,1651 & 0,1538 & 0,1229 & 0,0930 & 0,1082 & 0,1079 & 0,1234 & 0,1257 \\ 0,1665 & 0,0505 & 0,1381 & 0,2026 & 0,1175 & 0,1174 & 0,1195 & 0,0881 \\ 0,1283 & 0,1300 & 0,1536 & 0,1040 & 0,0998 & 0,0994 & 0,1489 & 0,1360 \\ 0,1664 & 0,0608 & 0,1384 & 0,1794 & 0,1181 & 0,1180 & 0,1219 & 0,0968 \\ 0,1539 & 0,0632 & 0,1415 & 0,1849 & 0,1136 & 0,1133 & 0,1273 & 0,1023 \\ 0,2364 & 0,1755 & 0,0901 & 0,0714 & 0,1025 & 0,1027 & 0,0994 & 0,1219 \\ 0,1806 & 0,0876 & 0,1334 & 0,1375 & 0,1150 & 0,1148 & 0,1212 & 0,1099 \\ 0,1901 & 0,1086 & 0,1277 & 0,1079 & 0,1169 & 0,1168 & 0,1221 & 0,1100 \\ 0,0098 & 0,1146 & 0,2718 & 0,1135 & 0,0469 & 0,0469 & 0,2620 & 0,1343 \\ 0,0827 & 0,1011 & 0,1809 & 0,1478 & 0,0899 & 0,0894 & 0,1706 & 0,1378 \end{pmatrix}$$

Tabel 5. Derajat Keanggotaan tiap peminatan TA

Derajat Keanggotaan data pada cluster ke-								Data Cenderung masuk ke cluster							
1	2	3	4	5	6	7	8	1	2	3	4	5	6	7	8
0,2006	0,1569	0,1036	0,0779	0,0994	0,1389	0,1060	0,1166	X							
0,1529	0,0742	0,1526	0,1721	0,1029	0,1025	0,1343	0,1086				X				
0,0450	0,0838	0,2297	0,1817	0,0670	0,0667	0,1992	0,1272			X					
0,1657	0,0608	0,1397	0,1845	0,1166	0,1164	0,1214	0,0950				X				
0,1314	0,0941	0,1414	0,1502	0,1179	0,1177	0,1309	0,1164					X			
0,2021	0,0524	0,1326	0,1862	0,1139	0,1139	0,1140	0,0848	X							
0,5808	0,0348	0,1268	0,0204	0,0143	0,0123	0,1534	0,0593	X							
0,2254	0,0804	0,1222	0,1332	0,1126	0,1125	0,1142	0,0996	X							
0,2102	0,2017	0,1042	0,0655	0,0849	0,0846	0,1108	0,1380	X							
0,1839	0,0514	0,1397	0,1937	0,1080	0,1078	0,1210	0,0948				X				
0,1135	0,0426	0,1736	0,1589	0,1365	0,1362	0,1447	0,0939					X			
0,2006	0,1230	0,1177	0,1031	0,1070	0,1068	0,1188	0,1230	X							
0,2020	0,1413	0,1131	0,0931	0,1091	0,1089	0,1133	0,1192	X							
0,2806	0,1447	0,0878	0,0731	0,1019	0,1025	0,1001	0,1092	X							
0,2040	0,2854	0,0696	0,0444	0,0886	0,0888	0,0880	0,1312		X						
0,2157	0,0580	0,1286	0,1714	0,1091	0,1089	0,1155	0,0928	X							
0,4978	0,3030	0,0303	0,0000	0,0000	0,0000	0,0303	0,1385	X							
0,1871	0,1378	0,1216	0,0978	0,1071	0,1069	0,1190	0,1225								
0,1795	0,1350	0,1219	0,1052	0,1085	0,1083	0,1201	0,1215								
0,1651	0,1538	0,1229	0,0930	0,1082	0,1079	0,1234	0,1257								
0,1665	0,0505	0,1381	0,2026	0,1175	0,1174	0,1195	0,0881					X			
0,1283	0,1300	0,1536	0,1040	0,0998	0,0994	0,1489	0,1360				X				
0,1664	0,0608	0,1384	0,1794	0,1181	0,1180	0,1219	0,0968					X			
0,1539	0,0632	0,1415	0,1849	0,1136	0,1133	0,1273	0,1023						X		
0,2364	0,1755	0,0901	0,0714	0,1025	0,1027	0,0994	0,1219	X							
0,1806	0,0876	0,1334	0,1375	0,1150	0,1148	0,1212	0,1099	X							

## 4. Evaluasi dan Validasi Hasil

### 4.1 Definisi akurat dan tidak akurat

#### a. Akurat

Hasil sampling dinyatakan akurat apabila peminatan yang dipilih dan hasil FCM tidak sesuai dengan hasil tugas akhir mahasiswa (mendapatkan nilai C, D atau E), atau apabila peminatan yang dipilih dan hasil FCM sesuai dengan hasil tugas akhir mahasiswa mendapatkan hasil nilai diatas nilai "B".

#### b. Tidak Akurat

Hasil sampling dinyatakan tidak akurat apabila peminatan yang dipilih dan hasil FCM sesuai sedangkan hasil tugas akhir mahasiswa mendapatkan hasil nilai dibawah "B".

### 4.2 Evaluasi Hasil

Untuk mengevaluasi hasil dari suatu algoritma *clustering* diusulkan konsep yang disebut dengan validitas *clustering* (*cluster validity*). Validitas yang dapat digunakan antara lain *confusion matrix* yaitu matriks yang disusun berdasarkan berapa banyak objek yang di klasifikasikan dengan benar oleh proses clustering (Halkidi and Vazirgiannis, 2001).

Pengukuran akurasi metode FCM untuk pemilihan peminatan mahasiswa ada pada Tabel 6.

Tabel6. Hasil Pengukuran Keakuratan Pemilihan Peminatan TA dengan FCM

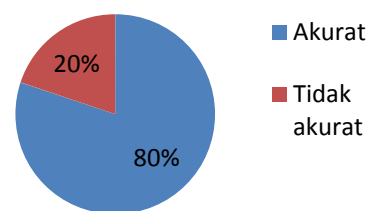
NO	NIM	PEMINATAN YANG DIPILIH	FCM	HASIL TA	KETERANGAN
1	12013347	P1	P1	A	Akurat
2	12013369	P6	P4	B	Tidak Akurat
3	11050548	P6	P3	B	Tidak Akurat
4	11022378	P6	P4	B	Tidak Akurat
5	12031072	P6	P4	B	Tidak Akurat
6	12016243	P1	P1	A	Akurat
7	12034616	P1	P1	A	Akurat
8	11030994	P1	P1	A	Akurat
9	13040713	P1	P1	A	Akurat
10	12039374	P6	P4	B	Tidak Akurat
11	12037600	P6	P3	B	Tidak Akurat
12	11041517	P1	P1	A	Akurat
13	12031940	P1	P1	A	Akurat
14	12039495	P1	P1	A	Akurat
15	11032423	P1	P1	A	Akurat
16	11050038	P7	P2	A	Tidak Akurat
17	12040289	P1	P1	A	Akurat
18	11041577	P1	P1	A	Akurat
19	13040575	P1	P1	A	Akurat
20	12021087	P1	P1	A	Akurat
21	12038512	P1	P1	A	Akurat
22	11042525	P1	P4	C	Akurat
23	11050023	P1	P3	C	Akurat
24	12040392	P1	P4	C	Akurat
25	12035231	P1	P4	C	Akurat
26	11041617	P1	P1	A	Akurat
27	11050636	P1	P1	A	Akurat
28	13030149	P1	P1	A	Akurat
29	12033129	P6	P3	B	Akurat
30	12035934	P7	P3	A	Tidak Akurat

Tabel 7 menjelaskan tabel *confusion matrix* yang menunjukkan hasil evaluasi dan validasi pemilihan peminatan mahasiswa dengan menggunakan FCM dengan lebih komprehensif.

Tabel7. Evaluasi Keakuratan Penerapan FCM untuk Pemilihan peminatan TA dengan *ConfusionMatrix*

Peminatan	Peminatan Yang dipilih	Hasil TA		Hasil FCM	Akurasi FCM	
		Lulus	Gagal		Lulus	Gagal
P1	145	89	56	103	102	1
P2	11	8	3	43	30	13
P3	4	1	3	68	43	25
P4	7	7	0	38	25	13
P5	7	4	3	9	6	3
P6	23	20	3	7	7	0
P7	74	40	34	12	11	1
P8	11	11	0	2	2	0
<b>Total</b>	<b>282</b>	<b>180</b>	<b>102</b>	<b>282</b>	<b>226</b>	<b>56</b>
Dalam persentase		64%	36%		80%	20%

Dari tabel diatas dapat kita simpulkan bahwa pemilihan peminatan sebelum menggunakan FCM mengalami tingkat kegagalan sekitar 36% dan tingkat kelulusan 64%. Dan penerapan FCM dalam penentuan pemilihan peminatan tugas akhir menghasilkan tingkat akurasi mencapai 80%. Sedangkan grafik presentasi keakuratan ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Prosentase Keakuratan FCM dalam Penentuan Pemilihan Peminatan Tugas Akhir

Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa FCM dapat diterapkan dalam penentuan pemilihan peminatan tugas akhir mahasiswa dengan lebih akurat.

## 5. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang dilakukan dari tahap awal hingga pengujian penerapan FCM untuk proses penentuan pemilihan peminatan tugas akhir, didapatkan kesimpulan bahwa pemilihan peminatan tugas akhir mahasiswa sangat menentukan hasil tugas akhir mahasiswa, dengan adanya FCM dapat membantu keakuratan pemilihan peminatan tugas akhir mahasiswa agar mahasiswa dapat memilih peminatan sesuai dengan kemampuan mahasiswa. Tingkat akurasi penerapan FCM untuk pemilihan peminatan tugas

akhir pada data yang digunakan pada eksperimen ini mencapai 80%.

Penelitian berikutnya (*future research*) yang akan dilakukan adalah melakukan pengujian teknik clustering yang lain sehingga dapat dianalisis, teknik clustering mana yang paling akurat untuk pemilihan peminatan tugas akhir. Yang kedua adalah penambahan jumlah data pengujian, sehingga diharapkan hasil penelitian menjadi semakin valid.

## 6. DAFTAR PUSTAKA

- Chang, WC., Chen, SL., Li, MF., Chiu, JY. (2009). *Integrating IRT to Clustering Student's Ability with K-Means*, Proceedings of the 2009 Fourth International Conference on Innovative Computing, Information and Control
- Dawson, C. (2009). *Project in Computing and Information System Second Edition*. Addison Wesley
- Halkidi, M. and Vazirgiannis, M., *Clustering Validity Assessment: Finding the Optimal Partitioning of a Data Set*. ICDM 2001: 187-194
- Khoiruddin, AA. (2007). *Penentuan Nilai Akhir Kuliah Dengan Fuzzy C-Means*, SNSI 2007
- Klawonn, F. and Höppner, F. (2001). *What is Fuzzy about Fuzzy Clustering? Understanding and Improving the Concept of the Fuzzier*. Science Journal
- Kusumadewi, S., Purnomo, H. (2010). *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*. Penerbit Graha Ilmu
- Kusumadewi, S., Hartati, S., Rentantyo, W., Harjoko, A. (2006). *Fuzzy Multi-Attribute Decision Making (FUZZY MADM)*. Penerbit Graha Ilmu
- Lukas, S., Meiliyana, WS. (2009). *Penerapan logika fuzzy dalam pengambilan keputusan untuk jalur peminatan mahasiswa*. Konferensi Nasional Sistem dan Informatika 2009
- Luthfi, ET. (2007). *Fuzzy c-means untuk clustering data (studi kasus: data performance mengajar dosen)*, SNT 2007
- Sugiyono. (2009). *Metode Penelitian Kuantitatif Kualitatif dan R&D*. Bandung : Alfabeta.
- Witten, IH., Eibe, F., Hall, Mark. (2011). *Data mining: practical machine learning tools and techniques 3rd ed.*, Elsevier Inc.