

PENGELOMPOKAN KABUPATEN/KOTA DI PROVINSI JAWA TENGAH BERDASARKAN ANGKA PARTISIPASI PENDIDIKAN JENJANG SMA/MA/PAKET C DENGAN *FUZZY SUBTRACTIVE CLUSTERING*

Onny Kartika Hitasari¹, Diah Safitri², Suparti³

¹Mahasiswa Jurusan Statistika FSM Universitas Diponegoro

^{2,3}Staff Pengajar Jurusan Statistika FSM Universitas Diponegoro

ABSTRACT

Education is one aspect of nation building is very important to realize the human resource development and national character. Awareness of the importance of education can be seen through education enrollment rates. This study aims to classify the enrollment rates in the district / city Central Java. The data used is the Gross Enrollment Rate (GER), Net Enrollment Rate (NER) and School Enrollment Rate (SER) at the district / city in Central Java Province in 2013. The grouping method used in this study is Fuzzy Subtractive Clustering. The results showed that the best cluster grouping enrollment rates in Central Java Province which consists of 4 clusters with value of cluster variant is 0.00749 and radii between 0.35 to 0.50.

Keywords: education participation rate, GER, NER, SER, Fuzzy Subtractive Clustering

1. PENDAHULUAN

Pendidikan adalah segala pengalaman belajar yang berlangsung dalam segala lingkungan dan sepanjang hidup, serta pendidikan dapat diartikan sebagai pengajaran yang diselenggarakan di sekolah sebagai lembaga pendidikan formal (Mudyaharjo, 2001). Setiap warga negara Indonesia berhak memperoleh pendidikan yang bermutu tanpa memandang status sosial, status ekonomi, suku, etnis, agama dan gender. Pemenuhan atas hak pendidikan dasar tersebut merupakan ukuran keadilan dan pemerataan atas hasil pembangunan dan sekaligus menjadi investasi SDM yang diperlukan untuk keberlangsungan pembangunan nasional bangsa. Dalam upaya memperluas pendidikan di Indonesia, pemerintah menyelenggarakan pendidikan melalui jalur formal, nonformal dan informal. Pemerintah Indonesia telah mencanangkan gerakan wajib belajar 9 tahun untuk meningkatkan mutu pendidikan, penuntasan wajib belajar untuk semua dan menghapus kesenjangan gender (Badan Pusat Statistik, 2012).

Untuk melihat tingkat pendidikan penduduk dalam mengakses program pendidikan dapat dilihat dari angka partisipasi pendidikan yang meliputi Angka Partisipasi Kasar (APK), Angka Partisipasi Murni (APM) dan Angka Partisipasi Sekolah (APS) (Badan Pusat Statistik, 2012). Sebagai bentuk monitoring penuntasan wajib belajar dapat dilihat dari pencapaian nilai APK, menurut Departemen Pendidikan Nasional ada empat (4) kriteria penuntasan wajib belajar yaitu Tuntas Pratama bila APK mencapai 80%-84%, Tuntas Madya bila APK mencapai 85%-89%, Tuntas Utama bila APK mencapai 90%-94% dan Tuntas Paripurna bila APK mencapai 95% atau lebih (Buwono, 2011).

Menurut hasil Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) Tahun 2013 yang dilakukan Badan Pusat Statistik dalam Statistik Pendidikan Jawa Tengah Tahun 2013 pada jenjang SMA/MA/Paket C di Kabupaten/ Kota Provinsi Jawa Tengah memiliki rata-rata angka partisipasi pendidikan yaitu Angka Partisipasi Kasar (APK) sebesar 63,90%, Angka Partisipasi Murni (APM) sebesar 75,02% dan Angka Partisipasi Sekolah (APS) sebesar 59,81%. Dilihat dari nilai rata-rata APKnya terlihat bahwa rata-rata Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah belum mencapai kriteria penuntasan wajib belajar yang diselenggarakan oleh pemerintah.

Berdasar latar belakang tersebut peneliti mengkaji lebih lanjut dengan mengelompokkan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah berdasarkan Angka Partisipasi Pendidikan pada jenjang SMA/MA/Paket C Tahun 2013 yang terdiri dari Angka Partisipasi Kasar (APK), Angka Partisipasi Murni (APM) dan Angka Partisipasi Sekolah (APS) agar terlihat kelompok-kelompok Kabupaten/Kota yang belum mencapai kriteria penuntasan wajib belajar yang diselenggarakan oleh pemerintah, dalam penelitian ini menggunakan Metode *Fuzzy Subtractive Clustering* dan menganalisis jumlah *cluster* terbaik yang dapat terbentuk berdasarkan analisa varian *cluster*.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Partisipasi Pendidikan

Departemen Pendidikan Nasional (2007), mengartikan partisipasi pendidikan sebagai proses warga sekolah dan masyarakat yang terlibat aktif baik secara individual maupun kolektif, secara langsung maupun tidak langsung dalam pengambilan keputusan, pembuatan kebijakan, perencanaan, pelaksanaan, pengawasan atau pengevaluasian pendidikan di sekolah.

2.2. Angka Partisipasi Pendidikan

Badan Pusat Statistik dalam Statistik Pendidikan Jawa Tengah Tahun 2013 menyebutkan bahwa angka partisipasi pendidikan mengidentifikasi tingkat pendidikan penduduk dalam mengakses program pendidikan yang meliputi:

1. Angka Partisipasi Kasar (APK)
2. Angka Partisipasi Murni (APM)
3. Angka Partisipasi Sekolah (APS)

Sebagai bentuk monitoring penuntasan wajib belajar dapat dilihat dari pencapaian nilai APK. Menurut Departemen Pendidikan Nasional ada empat (4) kriteria penuntasan wajib belajar yaitu Tuntas Pratama bila APK mencapai 80%-84%, Tuntas Madya bila APK mencapai 85%-89%, Tuntas Utama bila APK mencapai 90%-94% dan Tuntas Paripurna bila APK mencapai 95% atau lebih (Buwono, 2011).

2.3. Analisis Cluster

Menurut Prasetyo (2012), analisis *cluster* adalah pekerjaan pengelompokan data (obyek) yang didasarkan hanya pada informasi yang ditemukan dalam data yang menggambarkan obyek tersebut dan hubungan diantaranya. Tujuan pengelompokan adalah obyek-obyek yang bergabung dalam sebuah kelompok merupakan obyek-obyek yang mirip atau berhubungan satu sama lain dan berbeda dengan obyek dalam kelompok lain.

2.4. Logika Fuzzy

Teori *fuzzy* dibangun pertama kali dengan menganut prinsip berpikir teori himpunan. Dalam himpunan konvensional (*crisp*), elemen dari semesta adalah anggota atau bukan anggota dari suatu himpunan. Dengan demikian, keanggotaan dari himpunan adalah tetap, yaitu “ya” (anggota himpunan) atau “tidak” (bukan anggota himpunan). Himpunan *fuzzy* adalah bentuk umum dari himpunan biasa yang memiliki tingkat keanggotaan dari tiap-tiap elemen yang dibatasi dengan interval $[0,1]$. Oleh karena itu, fungsi keanggotaan himpunan *fuzzy* memetakan setiap elemen dari semesta dalam batas ruang yang dalam kebanyakan kasus diasumsikan sebagai interval (Robandi, 2006).

2.5. Fuzzy Subtractive Clustering

Subtractive clustering didasarkan atas ukuran densitas (potensi) titik – titik data dalam suatu ruang (variabel). Konsep dasar dari *subtractive clustering* adalah menentukan daerah – daerah dalam suatu variabel yang memiliki densitas tinggi terhadap titik – titik di sekitarnya. Titik dengan jumlah tetangga terbanyak akan dipilih sebagai pusat *cluster*. Titik yang sudah terpilih sebagai pusat *cluster* ini kemudian akan dikurangi densitasnya. Kemudian algoritma akan memilih titik lain yang memiliki tetangga terbanyak untuk dijadikan pusat *cluster* yang lain. Hal ini akan dilakukan berulang – ulang hingga semua titik diuji (Kusumadewi dan Purnomo, 2010).

Menurut Chiu (1997), apabila terdapat n buah data $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ dengan menganggap bahwa data – data tersebut dinormalisasi, maka setiap titik data x_k dapat dihitung sebagai ukuran densitasnya sebagai berikut :

$$D_k = \sum_{j=1}^n e^{-\frac{4\|x_k - x_j\|^2}{r_a^2}} \quad (1)$$

dengan $\|\cdot\|$ adalah jarak *Euclidean* antara X_k dengan X_j dan r_a adalah konstanta positif yang kemudian akan dikenal dengan nama jari–jari. Suatu data yang mempunyai potensi tinggi mempunyai jumlah data yang paling banyak. Jari–jari berupa vektor yang akan menentukan seberapa besar pengaruh pusat *cluster* pada tiap titik data. Setelah menghitung densitas tiap–tiap titik, maka titik dengan densitas tertinggi akan dipilih sebagai pusat *cluster*. Misalkan X_{c_1} adalah titik yang terpilih sebagai pusat *cluster* pertama, sedangkan D_{c_1} adalah ukuran densitas atau potensi kelompok pertama. Selanjutnya densitas dari titik–titik disekitarnya akan dikurangi menjadi:

$$D'_k = D_k - D_{c_1} \left[\exp\left(-\frac{4\|X_k - X_{c_1}\|^2}{r_b^2}\right) \right] \quad (2)$$

dengan D'_k adalah nilai potensi baru data ke- k , r_b adalah konstanta positif. Hal ini berarti bahwa titik – titik yang berada dekat dengan pusat *cluster* X_{c_1} akan mengalami pengurangan densitas besar–besaran. Hal ini akan berakibat titik tersebut akan sangat sulit untuk menjadi pusat *cluster* berikutnya. Nilai r_b menunjukkan suatu lingkungan yang mengakibatkan titik – titik berkurang ukuran densitasnya. Biasanya r_b bernilai lebih besar dibandingkan dengan r_a , $r_b = q * r_a$ (biasanya *squash factor* (q) = 1,25). Setelah potensi semua data dalam *cluster* di kurangi, data dengan potensi tertinggi dipilih sebagai pusat *cluster* yang kedua. Selanjutnya didapatkan pusat *cluster* kedua, nilai densitas tiap titik data dikurangi kembali demikian seterusnya.

Menurut Kusumadewi dan Purnomo (2010), pada implementasinya, bisa digunakan 2 pecahan sebagai faktor pembanding, yaitu *accept ratio* dan *reject ratio*. *Accept ratio* dan *reject ratio* keduanya merupakan suatu bilangan pecahan yang bernilai 0 sampai 1. *Accept ratio* merupakan batas bawah di mana suatu titik data yang menjadi kandidat (calon) pusat *cluster* diperbolehkan untuk menjadi pusat *cluster*. Sedangkan *reject ratio* merupakan batas atas di mana suatu titik data yang menjadi kandidat (calon) pusat *cluster* tidak diperbolehkan untuk menjadi pusat *cluster*. Pada suatu iterasi, apabila telah ditemukan suatu titik data dengan potensi tertinggi (misal: X_k dengan potensi D_k), kemudian akan dilanjutkan dengan mencari rasio potensi titik data tersebut dengan potensi tertinggi suatu titik data pada awal iterasi (misal: X_h dengan potensi D_h). Hasil bagi antara D_k dengan D_h ini kemudian disebut dengan rasio (rasio = D_k / D_h).

2.6. Algoritma *Fuzzy Subtractive Clustering*

Menurut Kusumadewi dan Purnomo (2010), algoritma *Fuzzy Subtractive Clustering* adalah sebagai berikut :

1. Memasukkan data yang akan dicluster : X_{ij} dengan $i = 1, 2, \dots, n$; dan $j = 1, 2, \dots, m$.
2. Menetapkan beberapa nilai r (jari-jari), q (*squash factor*), *accept ratio*, *reject ratio*, X_{min} (minimum data tiap variabel) dan X_{max} (maksimum data tiap variabel).

3. Normalisasi

$$X_{ij}^* = \frac{X_{ij} - X_{min_j}}{X_{max_j} - X_{min_j}}, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

4. Menentukan potensi awal tiap-tiap titik data $i = 1$, kerjakan hingga $i = n$, dimana :

$$T_j = X_{ij}^*$$

$$Dist_{kj} = \left[\frac{T_j - X_{kj}^*}{r} \right], j = 1, 2, \dots, m; k = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

$$\text{Potensi awal : jika } m = 1 \text{ maka } D_i = \sum_{k=1}^n e^{-4(Dist_{kj}^2)} \quad (5)$$

$$\text{jika } m > 1, \text{ maka } D_i = \sum_{k=1}^n e^{-4(\sum_{j=1}^m Dist_{kj}^2)} \text{ hingga } i = i + 1 \quad (6)$$

5. Mencari titik dengan potensi tertinggi, dimana $M = \max [D_i | i = 1, 2, \dots, n]$ dan $h = i$, sedemikian hingga $D_i = M$

6. Menentukan pusat *cluster* dan kurangi potensinya terhadap titik-titik di sekitarnya :

- a. *Center*, yang selanjutnya disebut dengan Pusat *Cluster*.

$$V_j = X_{hj}^*; j = 1, 2, \dots, m.$$

$$C = \text{jumlah cluster}$$

$$Z = M$$

$$e. \text{ Rasio} = Z/M$$

- f. Jika $\text{Rasio} > \text{accept ratio}$, maka kondisi = 1; (ada calon pusat baru). Jika tidak : $\text{rasio} > \text{reject ratio}$, (calon baru akan diterima sebagai pusat jika keberadaannya akan memberikan keseimbangan terhadap data-data yang letaknya cukup jauh dengan pusat *cluster* yang telah ada), kemudian mengerjakan : $Md = -1$ dan $i = 1$ sampai $i = C$

$$G_{ij} = \frac{V_j - \text{Center}_{ij}}{r}, j = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

$$Sd = \sum_{j=1}^m (G_{ij}^2) \quad (8)$$

Jika $(Md < 0)$ atau $(Sd < Md)$, maka $Md = Sd$ dan $Smd = \sqrt{Md}$:

- 1) Jika $(\text{Rasio} + Smd) \geq 1$, maka kondisi = 1. Hal ini berarti data diterima sebagai pusat.
 - 2) Jika $(\text{Rasio} + Smd) < 1$, maka kondisi = 2. Hal ini berarti data tidak akan dipertimbangkan kembali sebagai pusat *cluster*.
- g. Jika kondisi = 1 (calon pusat baru diterima sebagai pusat *cluster*), selanjutnya dikerjakan :

$$\text{Jumlah cluster } (C) = C + 1$$

$$\text{Center}_c = V$$

Kemudian mengurangi potensi dari titik-titik di dekat *cluster* :

$$S_{ij} = \frac{V_{ij} - X_{ij}}{r * q}, j = 1, 2, \dots, m; i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

$$D_{c_i} = M * e^{-4(\sum_{j=1}^m (S_{ij})^2)}, i = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

D_{c_i} merupakan nilai pengurang potensial setiap titik

$$D_{i \text{ baru}} = D_{i \text{ lama}} - D_{c_i} \quad (11)$$

Jika $D_{i \text{ baru}} \leq 0$, maka $D_{i \text{ baru}} = 0, i = 1, 2, \dots, n$

- $Z = \max [D_i | i = 1, 2, \dots, n]$. Pilih $h = i$, sedemikian hingga $D_i = Z$
- h. Jika kondisi = 2 (calon pusat baru tidak diterima sebagai pusat baru), maka $D_h = 0$;
 $Z = \max [D_i | i = 1, 2, \dots, n]$; pilih $h = i$, sedemikian hingga $D_i = Z$.
7. Mengembalikan pusat *cluster* dari bentuk yang sudah dinormalisasi ke bentuk semula :
- $$\text{Center}_{\text{semula}} = \text{Center}_{\text{ternormalisasi}} * (X_{\text{max}_j} - X_{\text{min}_j}) + X_{\text{min}_j} \quad (12)$$
8. Menghitung nilai sigma *cluster* (nilai parameter fungsi keanggotaan Gauss)
- $$\sigma_j = \frac{r_j * (X_{\text{max}_j} - X_{\text{min}_j})}{\sqrt{8}} \quad (13)$$
9. Menghitung derajat keanggotaan setiap data pada setiap pusat kelompok yang terbentuk dengan fungsi Gauss
- $$\mu_{ki} = e^{-\sum_{j=1}^m \frac{(x_{ij} - c_{kj})^2}{2\sigma_j^2}} \quad (14)$$
- Dimana pusat *cluster* (C) dan sigma (σ) akan digunakan untuk menentukan nilai parameter fungsi keanggotaan Gauss.

2.7. Analisa Varian Cluster

Varian dalam *cluster* ada dua, yaitu varian dalam *cluster* (*variance within cluster*) dan varian antar *cluster* (*variance between cluster*). *Cluster* yang ideal dapat dilihat dari nilai batasan varian yang kecil (Larose, 2005).

Menurut Barakbah dan Kayoki (2009), nilai V_w (*variance within cluster*) digunakan untuk melihat hasil variansi penyebaran data yang ada pada sebuah *cluster*. Menurut Alfina et.al (2012), semakin kecil nilai V_w , maka semakin baik *clusternya*. Sedangkan nilai V_b (*variance between cluster*) digunakan untuk melihat hasil variansi penyebaran data antar *cluster*. Semakin besar nilai V_b , maka semakin baik hasil *clusternya*. Berikut persamaannya :

$$V_c^2 = \frac{1}{n_c - 1} \sum_{i=1}^{n_c} (d_i - \bar{d}_1)^2 \quad (15)$$

$$V_w = \frac{1}{n - k} \sum_{c=1}^k (n_c - 1) V_c^2 \quad (16)$$

$$V_b = \frac{1}{k - 1} \sum_{c=1}^k n_c (d_i - \bar{d}_1)^2 \quad (17)$$

dengan :

V_c^2 = variansi pada *cluster* ke- c

n_c = jumlah data pada *cluster* ke- c

d_i = data ke- i pada suatu *cluster*

\bar{d}_1 = rata-rata dari data pada suatu *cluster*

V_w = *variance within cluster*

V_b = *variance between cluster*

n = jumlah semua data

c = 1, 2, ..., k ; dimana k = jumlah cluster

Sedangkan untuk melihat varian dari semua *cluster* atau nilai batasan variannya yaitu dengan membandingkan nilai V_w dan V_b . Semakin kecil nilai batasan varian dari semua *cluster* (V) semakin baik *cluster* tersebut.

$$V = \frac{V_w}{V_b} \quad (18)$$

3. METODE PENELITIAN

3.1. Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan adalah data sekunder dari Statistik Pendidikan Jawa Tengah Tahun 2013 yang merupakan data dari hasil Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) Tahun 2013 Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Tengah. Data yang dikumpulkan adalah data angka partisipasi pendidikan.

3.2. Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam pengelompokan partisipasi pendidikan di Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah yaitu :

1. Angka Partisipasi Kasar (APK) pada jenjang pendidikan SMA/MA/Paket C.
2. Angka Partisipasi Murni (APM) pada jenjang pendidikan SMA/MA/Paket C.
3. Angka Partisipasi Sekolah (APS) pada jenjang pendidikan SMA/MA/Paket C.

3.3. Teknik Pengolahan Data

Penelitian ini menggunakan metode *Fuzzy Subtractive Clustering* untuk mengelompokkan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah yang memiliki sifat yang sama dalam hal ini adalah angka partisipasi pendidikan pada jenjang SMA/MA/Paket C. Kemudian untuk menentukan *cluster* terbaik menggunakan analisis varian *cluster*. Data hasil penelitian diolah dengan menggunakan software Microsoft Excel, Matlab R2010a dan SPSS 16. Langkah-langkah pengelompokan sebagai berikut :

1. Memasukkan data yang akan di*cluster* yang merupakan data Angka Partisipasi Pendidikan yaitu Angka Partisipasi Kasar (APK), Angka Partisipasi Murni (APM) dan Angka Partisipasi Sekolah (APS) menurut Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah pada jenjang pendidikan SMA/MA/Paket C yang berukuran $i \times j$, dengan i = jumlah data yang akan di*cluster* ada 35 Kabupaten/Kota dan j = jumlah variabel/atribut ada 3 yaitu APK, APM dan APS.
2. Menentukan beberapa nilai r (jari-jari), q (*squash factor*), *accept ratio*, *reject ratio*, X_{\min} (minimum data), X_{\max} (maksimum data).
3. Melakukan normalisasi data angka partisipasi pendidikan pada jenjang SMA/MA/PaketC menurut Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah.
4. Menentukan potensi awal tiap-tiap titik data, mencari dan menentukan titik data dengan potensi tertinggi.
5. Menentukan pusat *cluster* dan mengurangi potensinya terhadap titik-titik di sekitarnya atau tetangga.
6. Menentukan pusat *cluster* berikutnya dengan melihat kondisi rasio.
7. Mengembalikan pusat *cluster* dari bentuk yang sudah dinormalisasi ke bentuk semula.
8. Menghitung nilai sigma *cluster*.
9. Menghitung derajat keanggotaan setiap data pada setiap pusat kelompok yang terbentuk dengan fungsi Gauss dan mengelompokkannya.
10. Menghitung nilai varian *cluster*.
11. Memilih *cluster* terbaik berdasarkan nilai batasan varian *cluster* terkecil.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil *Clustering*

Proses *clustering* menggunakan algoritma *Fuzzy Subtractive Clustering* dicoba dengan memasukkan beberapa jari-jari (r) antara 0,30 - 0,50. Berdasarkan output menggunakan software Matlab R2010a maupun perhitungan manual menggunakan Microsoft Excel, banyaknya *cluster* yang terbentuk dengan jari-jari (r) antara 0,30 - 0,50 adalah sebagai berikut :

Tabel 1. Banyaknya *Cluster* yang Terbentuk dengan $r = 0,30 - 0,50$

Jari-jari (r)	Banyaknya <i>Cluster</i>
0,30 - 0,32	6
0,33 - 0,34	5
0,35 - 0,50	4

Dari Tabel 1 dapat dilihat bahwa banyaknya *cluster* yang diperoleh dengan jari-jari (r) = 0,30 sampai 0,32 adalah 6 *cluster*, jari-jari (r) = 0,33 dan 0,34 adalah 5 *cluster* dan jari-jari (r) = 0,35 sampai 0,50 adalah 4 *cluster*.

4.2. Rekomendasi *Cluster* Terbaik

Perhitungan nilai varian *cluster* dilakukan pada seluruh jari-jari (r) yang membentuk beberapa jumlah *cluster* yang telah dianalisis menggunakan *Fuzzy Subtractive Clustering*. Berikut adalah nilai varian *cluster* untuk jari-jari (r) antara 0,30 sampai 0,50 :

Tabel 2. Nilai Batasan Varian *Cluster*

Jari-jari (r)	Banyaknya <i>Cluster</i> yang Terbentuk	Batasan Varian <i>Cluster</i> ($V = \frac{v_w}{v_b}$)
0,30 -0,32	6	0,02413
0,33 -0,34	5	0,01252
0,35-0,50	4	0,00749

Berdasarkan Tabel 2 nilai batasan varian *cluster* yang terkecil terdapat pada jari-jari (r) antara 0,35 - 0,50, hal ini menunjukkan *cluster* tersebut merupakan jumlah *cluster* yang terbaik yang digunakan dalam permasalahan ini. Jari-jari (r) antara 0,35 - 0,50 diperoleh kesamaan kecenderungan data yang masuk pada setiap *cluster*, maka *cluster* yang terbentuk dengan $r = 0,35$ sampai 0,50 adalah sebagai berikut :

1. *Cluster* 1 terdapat 16 Kabupaten/Kota yaitu Kab. Cilacap, Kab. Banyumas, Kab. Kebumen, Kab. Purworejo, Kab. Boyolali, Kab. Wonogiri, Kab. Karanganyar, Kab. Sragen, Kab. Blora, Kab. Rembang, Kab. Demak, Kab. Kendal, Kab. Tegal, Kota Surakarta, Kota Semarang, Kota Tegal.
2. *Cluster* 2 terdapat 12 Kabupaten/Kota yaitu Kab. Banjarnegara, Kab. Magelang, Kab. Grobogan, Kab. Pati, Kab. Kudus, Kab. Jepara, Kab. Semarang, Kab. Temanggung, Kab. Pekalongan, Kab. Pemalang, Kab. Brebes, Kota Pekalongan.
3. *Cluster* 3 terdapat 4 Kabupaten/Kota yaitu Kab. Klaten, Kab. Sukoharjo, Kota Magelang, Kota Salatiga.
4. *Cluster* 4 terdapat 3 Kabupaten/Kota yaitu Kab. Purbalingga, Kab. Wonosobo, Kab. Batang.

4.3. Interpretasi Hasil Pengelompokan

Berdasarkan pembahasan sebelumnya diperoleh bahwa *cluster* terbaik adalah *cluster* dengan jari-jari antara 0,35 sampai 0,50 yang menghasilkan 4 *cluster*. Dari pusat *cluster* yang terbentuk dapat diperoleh informasi, misal pusat *cluster* dengan $r = 0,35$ dengan pusat *cluster* (C) sebagai berikut :

Tabel 3. Pusat *Cluster* dengan $r = 0,35$

<i>Cluster</i>	APK	APM	APS
1	0,67550	0,58280	0,64150
2	0,56050	0,42630	0,50930
3	0,85590	0,72600	0,78230
4	0,43860	0,30320	0,38830

Informasi yang dapat diperoleh dari Tabel 3 adalah :

1. Kelompok pertama (*cluster* pertama) mempunyai nilai APK sebesar 0,67550 (67,55%), nilai APM sebesar 0,5828 (58,28%) dan nilai APS sebesar 0,64150 (64,15%). Kelompok pertama merupakan kelompok kabupaten/kota yang memiliki nilai APK sekitar 67,55%. Dilihat dari nilai APKnya tersebut kelompok pertama belum mencapai kriteria penuntasan wajib belajar yang diselenggarakan oleh pemerintah.
2. Kelompok kedua (*cluster* kedua), mempunyai nilai APK sebesar 0,56050 (56,05%), nilai APM sebesar 0,42630 (42,63%) dan nilai APS sebesar 0,50930 (50,93%). Kelompok kedua merupakan kelompok kabupaten/kota yang memiliki nilai APK sekitar 56,05%. Dilihat dari nilai APKnya tersebut kelompok kedua belum mencapai kriteria penuntasan wajib belajar yang diselenggarakan oleh pemerintah.
3. Kelompok ketiga (*cluster* ketiga), mempunyai nilai APK sebesar 0,85590 (85,59%), nilai APM sebesar 0,72600 (72,60%) dan nilai APS sebesar 0,78230 (78,23%). Kelompok ketiga merupakan kelompok kabupaten/kota yang memiliki nilai APK sekitar 85,59%. Dilihat dari nilai APKnya, kelompok ketiga merupakan kelompok yang sudah mencapai tuntas Madya dalam kriteria penuntasan wajib belajar yang diselenggarakan oleh pemerintah.
4. Kelompok keempat (*cluster* keempat), mempunyai nilai APK sebesar 0,43860 (43,86%), nilai APM sebesar 0,30320 (30,32%) dan nilai APS sebesar 0,38830 (38,83%). Kelompok keempat merupakan kelompok kabupaten/kota yang memiliki nilai APK sekitar 43,86%. Dilihat dari nilai APKnya tersebut kelompok keempat belum mencapai kriteria penuntasan wajib belajar yang diselenggarakan oleh pemerintah

5. KESIMPULAN

Pengelompokan Angka Partisipasi Pendidikan dengan analisis *Fuzzy Subtractive Clustering* menggunakan jari-jari (r) antara 0,30 - 0,50, *accept ratio* 0,5, *reject ratio* 0,15 dan *squash factor* 1,25 , diperoleh bahwa jari-jari antara 0,30 - 0,32 menghasilkan 6 *cluster*, jari-jari antara 0,33 - 0,34 menghasilkan 5 *cluster* dan jari-jari antara 0,35 - 0,50 menghasilkan 4 *cluster*. Berdasarkan analisis varian *cluster* diperoleh hasil bahwa *cluster* dengan jari-jari 0,35 - 0,50 merupakan *cluster* terbaik karena mempunyai nilai batasan varian *cluster* terkecil yaitu 0,00749 dengan informasi sebagai berikut:

1. *Cluster* 1 terdapat 16 Kabupaten/Kota yaitu Kab. Cilacap, Kab. Banyumas, Kab. Kebumen, Kab. Purworejo, Kab. Boyolali, Kab. Wonogiri, Kab. Karanganyar, Kab. Sragen, Kab. Blora, Kab. Rembang, Kab. Demak, Kab. Kendal, Kab. Tegal, Kota

- Surakarta, Kota Semarang dan Kota Tegal. *Cluster 1* mempunyai nilai APKnya sekitar 67,55%, artinya kabupaten/kota yang terdapat pada *cluster 1* belum mencapai kriteria penuntasan wajib belajar yang diselenggarakan oleh pemerintah.
2. *Cluster 2* terdapat 12 Kabupaten/Kota yaitu Kab. Banjarnegara, Kab. Magelang, Kab. Grobogan, Kab. Pati, Kab. Kudus, Kab. Jepara, Kab. Semarang, Kab. Temanggung, Kab. Pekalongan, Kab. Pemalang, Kab. Brebes dan Kota Pekalongan. *Cluster 2* mempunyai nilai APKnya sekitar 56,05%, artinya kabupaten/kota yang terdapat pada *cluster 2* belum mencapai kriteria penuntasan wajib belajar yang diselenggarakan oleh pemerintah.
 3. *Cluster 3* terdapat 4 Kabupaten/Kota yaitu Kab. Klaten, Kab. Sukoharjo, Kota Magelang dan Kota Salatiga. *Cluster 3* mempunyai nilai APKnya sekitar 85,59%, artinya kabupaten/kota yang terdapat pada *cluster 3* sudah mencapai Tuntas Madya dalam kriteria penuntasan wajib belajar yang diselenggarakan oleh pemerintah.
 4. *Cluster 4* terdapat 3 Kabupaten/Kota yaitu Kab. Purbalingga, Kab. Wonosobo dan Kab. Batang. *Cluster 4* mempunyai nilai APKnya sekitar 43,86%, artinya kabupaten/kota yang terdapat pada *cluster 2* belum mencapai kriteria penuntasan wajib belajar yang diselenggarakan oleh pemerintah.

DAFTAR PUSTAKA

- Alfina, T., Santosa, B., Barakbah, A. R. 2012. *Analisa Perbandingan Metode Hierarchical Clustering, K-Means dan Gabungan Keduanya dalam Membentuk Cluster Data (Studi Kasus : Problem Kerja Pratek Jurusan Teknik Industri ITS)*. Jurnal Teknik Pomits Vol. 1, No. 1. Surabaya : Institut Teknologi Sepuluh November.
- Badan Pusat Statistik. 2012. *Statistik Pendidikan Jawa Tengah 2012*. Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Tengah.
- Badan Pusat Statistik. 2013. *Statistik Pendidikan Jawa Tengah 2013*. Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Tengah.
- Barakbah, A.R dan Kayoki, Y. 2009. *A Pillar Algorithm for K-means Optimization by Distance Maximization for initial centroid Designation*. IEEE Symposium on Computational Intelligence and Data Mining.
- Buwono, S. 2011. *Suatu Pendekatan Sosialisasi dan Advokasi Penuntasan Wajib Belajar 9 Tahun di Kabupaten Kubu Raya*. Jurnal Pendidikan Sosiologi dan Humariora Vol.2 No. 2. Pontianak : Universitas Tanjungpura.
- Chiu, S. L. 1997. *An Efficient Method for Extracting Fuzzy Classification Rules from High Dimensional Data*. Journal Advanced Computational Intelligence Vol. 1, No. 1.
- Depdiknas. 2007. *Manajemen Berbasis Sekolah*. Jakarta : Ditjen Manajemen Pendidikan Dasar dan Menengah.
- Kusumadewi, S. dan Purnomo, H. 2010. *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*. Yogyakarta : Graha Ilmu.
- Larose, D.T. 2005. *Discovering Knowledge in Data : an Introducing to Data Mining*. John Wiley & Sons, Inc. New Jersey.
- Mudyaharjo, R. 2001. *Pengantar Pendidikan*. Jakarta : Raja Grafindo Persada.
- Prasetyo, E. 2012. *Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab* . Yogyakarta : Andi.
- Robandi, I. 2006. *Desain Sistem Tenaga Modern, Optimasi, Logika Fuzzy dan Algoritma Genetika*. Yogyakarta : Andi.