

IMPLEMENTASI METODE FUZZY C-MEANS PADA SISTEM CLUSTERING DATA VARIETAS PADI

Nurjanah¹, Andi Farmadi², Fatma Indriani²

^{1,2,3} Prodi Ilmu Komputer Fakultas MIPA Universitas Lambung Mangkurat

Jl. A. Yani Km 36 Banjarbaru, Kalimantan Selatan

Email: nurjanah_abs@yahoo.co.id

Abstract

Mutations with gamma rays conducted on five local rice varieties tidal South Kalimantan produce a lot of data availability. In order for these data not only become a graveyard of useless data required a method that could be used to probe the hidden information from the data. The method known as data mining. Data mining is a technique to gain knowledge from the data by looking for certain patterns or rules of a number of large amounts of data. One method of data mining is clustering, where clustering is usually used to group objects that are similar in the same class or segment. By utilizing the data of local rice varieties tidal South Kalimantan mutated by gamma rays, data mining process is done by grouping the data based on the harvest age, productive tillers, and weight of 1000 seeds into 4 groups using fuzzy c-means algorithm. From that cluster information, carried ranking using the Simple Additive Weighting method and acquired knowledge about improved varieties by harvest age, productive tillers, and a weight of 1000 is kuatek with a dose of 30 krad.

Keywords : Data Mining, Cluster, Fuzzy C-Means, Local Rice Varieties

Abstrak

Mutasi dengan sinar gamma yang dilakukan terhadap lima varietas padi lokal pasang surut kalimantan selatan menghasilkan tersedianya banyak data. Agar data-data tersebut tidak hanya menjadi kuburan data yang tidak berguna dibutuhkan sebuah metode yang bisa digunakan untuk menggali informasi-informasi tersembunyi dari data tersebut. Metode tersebut dikenal dengan data mining. Data mining merupakan suatu teknik untuk menggali pengetahuan dari data dengan mencari pola atau aturan tertentu dari sejumlah data dalam jumlah besar. Salah satu metode data mining adalah klastering, dimana klastering biasanya digunakan untuk mengelompokkan objek-objek yang memiliki kemiripan dalam kelas atau segmen yang sama. Dengan memanfaatkan data varietas padi hasil mutasi dengan sinar gamma dilakukan proses penggalian data dengan cara mengelompokkan data umur panen, anakan produktif, dan bobot 1000 menjadi 4 klaster menggunakan algoritma fuzzy c-means. Dari informasi 4 klaster tersebut, dilakukan perangkingan klaster menggunakan metode Simple Additive Weighting dan diperoleh pengetahuan tentang varietas unggul berdasarkan umur panen, anakan produktif, dan bobot 1000 yaitu kuatek dengan dosis 30 krad.

Kata kunci : Data Mining, Klaster, Fuzzy C-Means, Varietas Padi Lokal

1. PENDAHULUAN

Varietas padi lokal Kalimantan Selatan masih menjadi pilihan para petani untuk ditanam, yang dalam penanamannya tidak terlalu bergantung pada input pertanian. Selain itu, varietas padi lokal juga bersifat adaptif dengan lingkungan Kalimantan Selatan yang didominasi oleh lahan rawa, meskipun berumur panjang dan produktivitas relatif rendah daripada varietas padi unggul. Akan tetapi sifat “pera” nasi yang dihasilkan membuat harga jual varietas padi lokal lebih tinggi dibandingkan dengan varietas padi unggul [3].

Perjuangan dalam peningkatan produksi pangan untuk memenuhi kebutuhan masyarakat Kalimantan Selatan merupakan tantangan bagi masyarakat pertanian yang dapat melahirkan peluang berupa pengembangan teknologi alternatif untuk menerobos kebuntuan dan stagnasi produksi beras lokal. Alternatif itu dapat diarahkan pada pengembangan varietas lokal yang dapat beradaptasi pada lingkungan produksi yang buruk dengan produktivitas yang tinggi dan umur panen yang pendek. Peningkatan keragaman populasi dapat dilakukan salah satunya melalui induksi mutasi secara fisik dengan iradiasi sinar gamma.

Salah satu upaya untuk meningkatkan produksi pangan varietas padi lokal pasang surut kalimantan selatan yaitu dengan cara meningkatkan keragaman populasi, dilakukan radiasi dengan sinar gamma terhadap lima varietas padi. Dari upaya tersebut dihasilkan banyak data salah satunya yaitu data varietas padi hasil mutasi dengan sinar gammamaka dibutuhkan sebuah metode yang bisa digunakan untuk menggali informasi-informasi tersembunyi dari data tersebut. Metode tersebut dikenal dengan *data mining*.

Data mining adalah kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam set data berukuran besar. Salah satu tugas dalam data mining adalah klastering. Tujuan utama dari klastering adalah pengelompokan sejumlah data/obyek ke dalam klaster sehingga dalam setiap klaster akan berisi data yang semirip mungkin [1].

Penggalan suatu data menjadi pengetahuan adalah kegiatan yang sangat berguna, karena pengetahuan tersebut bisa digunakan untuk memecahkan suatu masalah yang ada. *Data mining* merupakan salah satu teknik untuk menggali pengetahuan dari data. Agar data-data tersebut tidak menjadi kuburan data yang tidak bergunamaka dibuat sistem yang mampu menggali data varietas padi yang dimutasi dengan sinar gamma yang dapat mengorganisir data varietas padi yang dimutasi dengan sinar gamma dalam suatu database serta dapat menghasilkan pengelompokan sejumlah data/obyek ke dalam klaster yang memberikan pengetahuan mengenai varietas unggul menggunakan metode *Fuzzy C-Means* (FCM).

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1. Analisa Data

Pada tahap ini akan dilakukan analisis data dengan KDD (*knowledge Discovery in Databases*). Keseluruhan proses KDD dari mulai memasukan data mengalami 3 tahap secara global sebelum menjadi hasil yang berupa informasi, yaitu:

(a) *Preprocessing*

Pada tahap ini struktur basis data akan dipersiapkan sehingga mempermudah proses mining. Proses *preprocessing* ini mencakup tiga hal utama yaitu :

1) seleksi data

untuk memilih data yang akan digunakan dalam proses data mining. Dalam penelitian ini dipilih 3 data varietas padi yaitu umur panen, anakan produktif, dan bobot 1000 biji;

2) *Cleaning*

Memastikan kualitas data yang telah dipilih pada tahap seleksi data, pada tahap ini masalah yang harus dihadapi adalah noisy data dan missing values. Proses *cleaning* data perlu dilakukan agar data bersih dari duplikasi data, data yang tidak konsisten, atau kesalahan cetak. Sehingga data yang telah melewati proses ini siap untuk di proses di data mining. Pada penelitian ini proses pembersihan data hanya dilakukan pada data yang missing value;

3) integrasi data

Setelah melakukan pembersihan data yang menyeluruh, maka akan dilakukan tahapan selanjutnya yaitu integrasi data, karena data lebih dari satu tabel maka dilakukan tahap penggabungan data dari berbagai tabel. Kemudian data padi diberi kode agar tidak ada data yang memiliki nama yang sama. Kode padi terdiri dari nomor padi, baris padi, dosis radiasi, dan varietas padi.

(b) Data Mining

Proses data mining yang dilakukan pada penelitian ini adalah menerapkan teknik *clustering* dengan algoritma *Fuzzy C-Means* untuk mendapatkan karakteristik dari data. *Cluster* yang digunakan pada penelitian ini sebanyak empat klaster.

Konsep dasar FCM (*Fuzzy C-Means*) pertama kali adalah menentukan pusat *cluster* yang akan menandai lokasi rata-rata untuk 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 pusat *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 derajat keanggotaan yang menggambarkan jarak dari titik data yang diberikan ke pusat *cluster* yang terbobot oleh derajat keanggotaan titik data tersebut [6].

Pada perhitungan menggunakan FCM dengan menggunakan data yang sama tetapi diolah dengan jumlah *cluster* yang berbeda, maka hasil pengelompokannya akan sedikit berbeda, karena data tidak diolah dengan satu variabel saja tetapi dengan semua variabel. Perbedaan hasil pengelompokan itu dikarenakan data pada kelompok tertentu kemungkinan akan berpindah pada kelompok lain jika diolah dengan jumlah *cluster* yang berbeda, ini menunjukkan bahwa sistem aplikasi sudah berjalan dengan benar [6]

Output dari FCM bukan merupakan fuzzy inference sistem, namun merupakan derajat pusat *cluster* dan beberapa derajat keanggotaan untuk

tiap-tiap titik data. Algoritma *Fuzzy C-Means* disusun dengan langkah sebagai [6]:

- (1) Input data
input data yang akan dicluster yaitu data varietas padi (X) berupa matrik berukuran $n \times m$ (n = jumlah data, m = atribut setiap data). X_{ij} = data ke- i ($i = 1, 2, \dots, n$), atribut ke- j ($j = 1, 2, \dots, m$).

- (2) Batasan

- | | | |
|------------------------------------|------------------|-------------|
| (a) Jumlah cluster | = c | = 4 |
| (b) Pangkat | = w | = 2 |
| (c) Maksimum iterasi | = Maxit | = 100 |
| (d) Error terkecil yang diharapkan | = ξ | = 10^{-3} |
| (e) Fungsi obyektif awal | = P_0 | = 0 |
| (f) Iterasi awal | = t | = 1 |

- (3) Membangkitkan bilangan random μ_{ik} , $i = 1, 2, \dots, n$; $k = 1, 2, \dots, c$; sebagai elemen-elemen matrik partisi awal U , dengan jumlah setiap nilai elemen kolom dalam satu baris adalah 1 (satu)

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ci} = 1 \quad \dots (1)$$

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

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

- (5) Menghitung fungsi obyektif pada iterasi ke- t , P_t :

$$P_t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c \left(\left[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right] (\mu_{ik})^w \right) \quad \dots (3)$$

- (6) Menghitung perubahan matrik partisi:

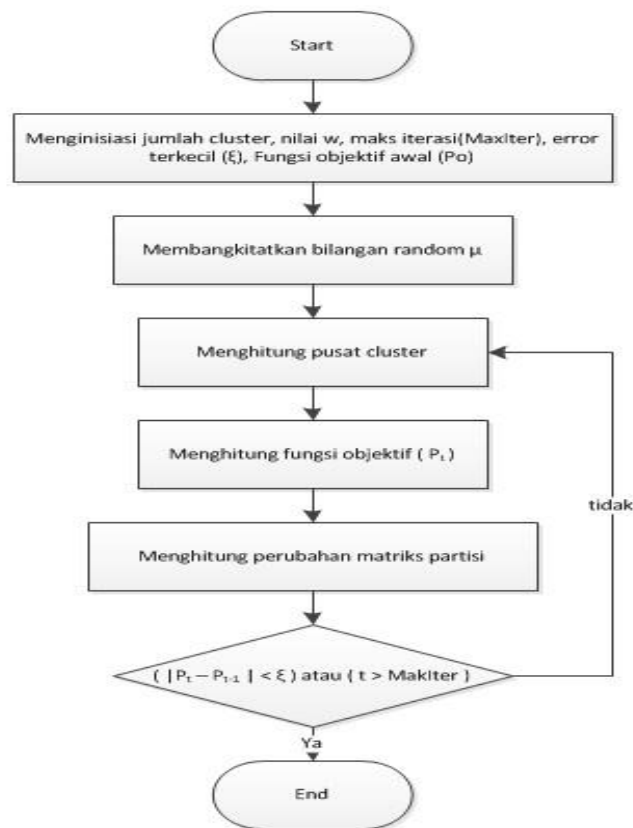
$$\mu_{ik} = \frac{\left[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{\frac{-1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c \left[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{\frac{-1}{w-1}}} \quad \dots (4)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, n$; dan $k = 1, 2, \dots, c$

- (7) Mengecek kondisi berhenti:

1. Jika : $(|P_t - P_{t-1}| < \xi)$ atau $(t > \text{MakIter})$ maka berhenti;
2. Jika tidak : $t = t + 1$, ulangi langkah ke- d (menghitung V_{kj}).

Bagan alir untuk metode *Fuzzy C-Means* yaitu sebagai berikut :



Gambar 1. Bagan Alir Metode *Fuzzy C-Means*

(c) *Postprocessing*

Postprocessing bertujuan untuk membantu pengguna dalam memahami informasi, Karena pusat *cluster* masih tidak bisa diinterpretasikan secara langsung, maka diperlukan metode *Simple Additive Weighting* yang bisa melakukan perangkingan nilai pusat *cluster* terakhir tersebut.

Metode SAW (*Simple Additive Weighting*) sering juga dikenal istilah metode penjumlahan terbobot. Konsep dasar metode SAW adalah mencari penjumlahan terbobot dari rating kinerja pada setiap alternatif pada semua atribut. Langkah-langkah metode dalam metode SAW adalah [7] :

1. Membuat matriks keputusan Z berukuran $m \times n$, dimana m = alternatif yang akan dipilih dan n = kriteria .
2. Memberikan nilai x setiap alternatif (i) pada setiap kriteria (j) yang sudah ditentukan, dimana, $i=1,2,...,m$ dan $j=1,2,...,n$ pada matriks keputusan Z,

$$Z = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i1} & x_{i2} & \dots & x_{ij} \end{bmatrix} \dots (5)$$

3. Memberikan nilai bobot preferensi (W) oleh pengambil keputusan untuk masing-masing kriteria yang sudah ditentukan.

$$W = [W_1 \ W_2 \ W_3 \ \dots \ W_j] \dots (6)$$

4. Melakukan normalisasi matriks keputusan Z dengan cara menghitung nilai rating kinerja ternormalisasi (r_{ij}) dari alternatif A_i pada atribut C_j

$$r_{ij} = \begin{cases} \frac{x_{ij}}{\max_i(x_{ij})} & \text{jika } j \text{ adalah atribut keuntungan} \\ \frac{\min_i(x_{ij})}{x_{ij}} & \text{jika } j \text{ adalah atribut biaya} \end{cases} \dots (7)$$

Dengan ketentuan :

- Dikatakan atribut keuntungan apabila atribut banyak memberikan keuntungan bagi pengambil keputusan, sedangkan atribut biaya merupakan atribut yang banyak memberikan pengeluaran jika nilainya semakin besar bagi pengambil keputusan.
 - Apabila berupa atribut keuntungan maka nilai (x_{ij}) dari setiap kolom atribut dibagi dengan nilai ($\max x_{ij}$) dari tiap kolom, sedangkan untuk atribut biaya, nilai ($\min x_{ij}$) dari tiap kolom atribut dibagi dengan nilai (x_{ij}) setiap kolom.
5. Hasil dari nilai rating kinerja ternormalisasi (r_{ij}) membentuk matriks ternormalisasi (N)

$$N = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1j} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{i1} & r_{i2} & & r_{ij} \end{bmatrix} \dots (8)$$

- Melakukan proses perankingan dengan cara mengalikan matriks ternormalisasi (N) dengan nilai bobot preferensi (W).
- Menentukan nilai preferensi untuk setiap alternatif (V_i) dengan cara menjumlahkan hasil kali antara matriks ternormalisasi (N) dengan nilai bobot preferensi (W).

$$V_i = \sum_{j=1}^n w_j r_{ij} \dots (9)$$

Nilai V_i yang lebih besar mengindikasikan bahwa alternatif A_i merupakan alternatif terbaik.

2.3. Implementasi

Implementasi dilakukan dengan metode Fuzzy C-Means (FCM) pada sistem clustering data varietas padi lokal pasang surut kalimantan selatan yang dimutasi dengan sinar gamma menggunakan delphi XE2

2.4. Pengujian

Untuk memastikan apakah perhitungan dengan metode fuzzy c-means sudah benar dilakukan uji coba perhitungan secara manual menggunakan MS. Excel dan Matlab. Pengujian dilakukan untuk menghindari kesalahan dari sistem yang dibuat. Apabila terjadi kesalahan, maka sistem akan diperbaiki kembali sampai hasil proses sesuai dengan apa yang diharapkan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dari proses clustering Fuzzy C-Means dengan batasan jumlah cluster sebanyak 4 cluster, pangkat 2, maksimal iterasi 100, error 0,001 proses berhenti pada iterasi ke-37 dengan error 0,000642 dan diperoleh pusat cluster iterasi terakhir yaitu pada Tabel 1 atau pada Gambar 2 dengan menggunakan rumus dibawah ini (persamaan 2):

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^{2420} ((\mu_{ik})^2 * X_{ij})}{\sum_{i=1}^{2420} (\mu_{ik})^2}$$

Keterangan :

V_{kj} : pusat cluster dengan $k=1,2,...,c$ dan $j = 1,2,...,n$

X_{ij} : data ke-i ($i=1,2,...,m$), atribut ke-j ($j=1,2,...,n$)

μ_{ik} : bilangan acak dengan $i=1,2,...,m$ dan $k=1,2,...,c$

Tabel 1. Pusat Cluster Delphi

	Umur Panen	Anakan Produktif	Bobot 1000
Klaster 1	165.992143	21.9828308	19.1839070
Klaster 2	123.733348	16.3983313	23.4652036
Klaster 3	128.919368	12.3641866	24.2601746
Klaster 4	175.979512	15.7556963	19.0444179

Gambar 2. Form Proses Fuzzy C-Means

Dari Tabel 1 dapat dilihat bahwa klaster 1 memiliki umur panen terendah ketiga, anakan produktif terbanyak pertama, dan bobot 1000 terberat ketiga. Klaster 2 memiliki umur panen terendah pertama, anakan produktif terbanyak kedua, dan bobot 1000 terberat kedua. Klaster 3 memiliki umur panen terendah kedua, anakan produktif terbanyak keempat, dan bobot 1000 terberat pertama.

Klaster 4 memiliki umur panen terendah keempat, anakan produktif terbanyak ketiga, dan bobot 1000 terberat keempat.

Dilihat dari umur panen klaster 2 lebih unggul karena memiliki umur panen terendah dibandingkan klaster 1, klaster 3, dan klaster 4. Untuk anakan produktif klaster 1 lebih unggul karena memiliki anakan produktif terbanyak. Dan untuk bobot 1000 klaster 3 lebih unggul karena memiliki bobot seribu terberat apabila dibandingkan dengan klaster lainnya.

Dari hasil pusat klaster (Tabel 1) tersebut dilakukan perangkingan dengan metode *Simple Additive Weighting* (SAW) untuk melihat klaster mana yang memiliki umur panen, anakan produktif dan bobot 1000 terbaik. Perhitungan nilai prefrensi dilakukan menggunakan rumus dibawah ini (persamaan 9) :

$$V_i = \sum_{j=1}^n w_j r_{ij}$$

Keterangan :

V_i : nilai preferensi untuk setiap alternatif

w_j : nilai bobot preferensi

r_{ij} : matriks ternormalisasi

Berikut tabel nilai prefrensi dan tabel hasil pengelompokan per varietas :

Tabel 2. Nilai Prefensi Klaster

Klaster	Nila Prefensi	Kategori
Klaster 1	2.535898966	Cukup Tinggi
Klaster 2	2.712760587	Tinggi
Klaster 3	2.53314209	Sedang
Klaster 4	2.209208036	Rendah

Tabel 3. Hasil Pengelompokan Varietas Siam Harli

Kategori	Varietas Siam Harli (V1)			
	Dosis 0 krad (D0)	Dosis 10 krad (D1)	Dosis 20 krad (D2)	Dosis 30 krad (D3)
Tinggi	-	-	-	46
Cukup Tinggi	57	77	32	-
Sedang	-	-	-	44
Rendah	4	2	3	-

Tabel 4. Hasil Pengelompokan Varietas Siam Unus

Kategori	Varietas Siam Unus (V2)			
	Dosis 0 krad (D0)	Dosis 10 krad (D1)	Dosis 20 krad (D2)	Dosis 30 krad (D3)
Tinggi	-	1	-	-
Cukup Tinggi	48	205	48	86
Sedang	-	1	4	-
Rendah	4	-	5	8

Tabel 5. Hasil Pengelompokan Varietas Kuatek

Kategori	Varietas Kuatek (V3)			
	Dosis 0 krad (D0)	Dosis 10 krad (D1)	Dosis 20 krad (D2)	Dosis 30 krad (D3)
Tinggi	-	-	-	371
Cukup Tinggi	7	152	18	176
Sedang	-	-	-	-
Rendah	41	5	132	-

Tabel 6. Hasil Pengelompokan Varietas Siam Sebelas

Kategori	Varietas Siam Sebelas (V4)			
	Dosis 0 krad (D0)	Dosis 10 krad (D1)	Dosis 20 krad (D2)	Dosis 30 krad (D3)
Tinggi	5	-	-	25
Cukup Tinggi	1	28	9	-
Sedang	1	-	-	22
Rendah	25	158	78	-

Tabel 7. Hasil Pengelompokan Varietas Siam Gumpal

Kategori	Varietas Siam Gumpal (V5)			
	Dosis 0 krad (D0)	Dosis 10 krad (D1)	Dosis 20 krad (D2)	Dosis 30 krad (D3)
Tinggi	-	-	-	13
Cukup Tinggi	-	-	-	-
Sedang	-	-	-	116
Rendah	54	173	105	-

Pengetahuan yang didapat dari hasil penambangan data/klastering ini berupa varietas unggul yaitu varietas yang masuk kategori tinggi. Varietas yang masuk kategori tinggi terdiri atas rata-rata umur panen sebesar 123,7665737; rata-rata anakan produktif sebesar 16,2834365; dan rata-rata bobot 1000 sebesar 23,46984343 dengan nilai preferensi sebesar 2,712760587. Diantara kelima varietas tersebut yang paling banyak masuk kategori tinggi yaitu varietas kuatek dengan dosis 30 krad yakni sebanyak 371 data padi atau sebesar 67,82 % data padi masuk kategori tinggi

Tabel 8. Presentase Data Padi Yang Termasuk Kategori Tinggi

Varietas	Dosis			
	Dosis 0 krad (D0)	Dosis 10 krad (D1)	Dosis 20 krad (D2)	Dosis 30 krad (D3)
Siam Harli (V1)	-	-	-	51,11%
Siam Unus (V2)	-	0,93%	-	-
Kuatek (V3)	-	-	-	67,82%
Siam Sebelas (V4)	15,61%	-	-	53,19%
Siam Gumpal (V5)	-	-	-	10,08%

4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian dan pengamatan dari sistem yang telah dibuat, maka dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

1. Metode Fuzzy C-Means berhasil diimplementasikan pada clustering data varietas padi lokal pasang surut kalimantan selatan yang dimutasi dengan sinar gamma.
2. Dilihat dari umur panen klaster 2 lebih unggul karena memiliki umur panen terendah, untuk anakan produktif klaster 1 lebih unggul karena memiliki anakan produktif terbanyak, dan untuk bobot 1000 klaster 3 lebih unggul karena memiliki bobot seribu terberat apabila dibandingkan dengan klaster lainnya.
3. Pengetahuan yang didapat mengenai varietas unggul berdasarkan umur panen, anakan produktif dan bobot 1000 terbaik menggunakan SAW memiliki nilai preferensi sebesar 23,46984343 yaitu kategori tinggi.
4. Diantara kelima varietas yang paling banyak masuk kategori tinggi yaitu varietas kuatek dengan dosis 30 krad yakni sebanyak 371 data padi atau sebesar 67,82 % data padi masuk kategori tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Budi Santosa, **"Data Mining Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis"**, Graha Ilmu, Yogyakarta, 2007.
- [2]. Iko Pramudiono. **"Pengantar Data Mining : Menambang Permata Pengetahuan di Gunung Data"** 2003.
- [3]. Noor, M., Y. Rina dan NoorGINAYUWATI, **"Persepsi petani tentang lahan gambut dan pengelolaannya"**, Laporan Penelitian, Balai Penelitian Pertanian Lahan Rawa, Banjarbaru, 2007.
- [4]. Nurjanah, **"Clustering Varietas Padi Lokal Pasang Surut Kalimantan Selatan Yang Dimutasi Dengan Sinar Gamma Menggunakan Metode Fuzzy C-Means"** Naskah Skripsi Universitas Lambung Mangkurat, Banjarbaru, 2014.
- [5]. Nuqson Masykur Huda, **"Aplikasi Data Mining Untuk Menampilkan Informasi Tingkat Kelulusan Mahasiswa (Studi Kasus Di Fakultas MIPA Universitas Diponegoro)"**, Naskah Skripsi Universitas Diponegoro, Semarang, 2010.
- [6]. Sri Kusumadewi and Hari Purnomo, **"Aplikasi Logika Fuzzy Untuk Pendukung Keputusan"**, Yogyakarta, Graha Ilmu, 2010.
- [7]. Wibowo S, Henry., Amalia, Riska., Fadlun M, Andi., Arivanty, Kurnia, **"Sistem Pendukung Keputusan Untuk Menentukan Penerima Beasiswa Bank BRI Menggunakan FMADM (Studi Kasus: Mahasiswa Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia)"**, Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi, Yogyakarta, 2008.