

Modifikasi Metode Fuzzy C-Means Untuk Klasifikasi Citra Daun Padi

Fra Siskus Dian Arianto¹⁾, Adi Wibowo²⁾, Bayu Surarso³⁾

^{1,3)} Departemen Matematika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro

²⁾ Departemen Ilmu Komputer, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro

E-Mail : fraskusdianarianto@students.undip.ac.id¹⁾; Bowo.adi@live.undip.ac.id²⁾ ; bsurarso@gmail.com³⁾.

ABSTRAK

Metode Fuzzy C-means merupakan algoritma pembelajaran tidak terawasi yang menggunakan derajat keanggotaan untuk menentukan *cluster* tiap-tiap titik data. Proses pembelajaran yang tidak terawasi menjadi keunggulan untuk dapat diterapkan pada gambar yang terdapat *noise*. Dilakukan modifikasi terhadap metode Fuzzy C-means yaitu dengan melakukan penentuan dan perubahan matriks partisi U menggunakan fungsi keanggotaan fuzzy untuk mendapatkan proses pembelajaran dan akurasi *cluster*. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan model terbaik klasifikasi warna daun padi (*Oryza Sativa*) berdasarkan citra digital dengan menggunakan modifikasi metode fuzzy c-means yang diterapkan untuk klasifikasi. Data citra daun padi yang digunakan sebanyak 800 citra dengan ukuran 100×100 px dimana data dibagi menjadi data latih 640 citra untuk mendapatkan model dan 160 citra digunakan untuk pengujian model klasifikasi. Data citra diubah menjadi matriks *Red, Green, Blue* (RGB) yang kemudian ditransformasi menjadi matriks fuzzy. Penetapan nilai elemen-elemen matriks partisi U dilakukan dengan membangkitkan bilangan random berdistribusi *Uniform* yang kemudian diubah menjadi matriks fuzzy. Model fuzzy c-means terbaik untuk klasifikasi diperoleh dengan menggunakan pusat *cluster* dari proses pembelajaran pada 9 percobaan terhadap parameter pangkat (w). Diperoleh model terbaik modifikasi metode fuzzy c-means untuk klasifikasi pada percobaan parameter pangkat (w) sama dengan 2 dengan *accuracy* (ACC) 71%, *specificity* (SPC) 76%, *sensitivity* (TPR) 54%, *positive predictive value* (PPV) 51%, dan *negative predictive value* (NPV) 85%.

Kata Kunci – Matriks Fuzzy, fuzzy c-means, Matriks Partisi U

1. PENDAHULUAN

Metode *Fuzzy C-mean* merupakan metode yang menggunakan derajat keanggotaan dalam menentukan *cluster* tiap-tiap titik data (Kusumadewi and Purnomo 2004). Cara kerja metode Fuzzy C-means ini dilakukan dengan mencari titik pusat data. Keunggulan dalam menggunakan teknik ini yaitu proses yang dilakukan tidak terawasi sehingga teknik ini dapat diterapkan pada gambar yang terdapat *noise*. (Miao, Zhou, and Huang 2020)

Algoritma fuzzy c-means tipe-2 interval adaptif semi-supervised (SS-AIT2FCM) direkomendasikan untuk klasifikasi semi terawasi dimana dapat mengelola data yang tidak jelas sehingga menjadi efektif. Metode SS-AIT2FCM meningkat 5% dari metode serupa lain dan memperoleh batas yang lebih jelas dalam gambar penginderaan jauh dengan piksel campuran yang serius, serta mampu menekan fenomena spektrum isomorfik. (Xu et al. 2019)

Metode indeks validitas cluster secara simultan memberikan pengukuran kebaikan clustering pada data cluster dan akurasi klasifikasi untuk sistem informasi yang rumit berdasarkan metode indeks PBMF dan teori rough set (RS). Metode indeks PBMF tradisional hanya digunakan untuk memastikan pembentukan sejumlah kecil cluster kompak dengan pemisahan besar antara setidaknya dua cluster. Berbeda dengan metode indeks PBMF tradisional, metode indeks Huang memperluas aplikasi klaster optimal tanpa pengawasan ke bidang klasifikasi. Dalam algoritma yang diusulkan, semua atribut data terlebih dahulu dikelompokkan ke dalam kelompok menggunakan metode Fuzzy C-means. (Huang 2010)

Fungsi tujuan dari metode fuzzy C-means konvensional dimodifikasi untuk memungkinkan pemrosesan klasifikasi multiskala. Metode ini baik untuk citra yang terdapat *noise* dan gambar *Magnetic resonance* kontras rendah karena skema penyaringan difusi multiskala. (Wang and Fei 2009)

Algoritma pengelompokan fuzzy c-means intuitionistik spasial dapat disempurnakan dengan menggunakan fuzzifikasi citra intuitif untuk menyederhanakan representasi citra (ii) metode yang ditingkatkan untuk menghitung derajat keraguan pada citra. (iii) properti spasial pada citra untuk membuat segmentasi lebih kuat dan efektif. Hasilnya menunjukkan metodologi yang diusulkan lebih efektifitas dibandingkan metodologi yang ada. (Arora and Tushir 2020)

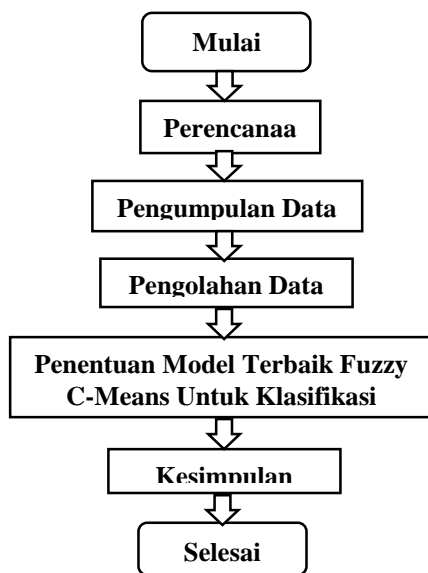
Kebutuhan tanaman padi terhadap serapan kadar Nitrogen (N) yang merupakan unsur hara sangat dibutuhkan untuk pertumbuhan dan produktifitas (Munir and Eddy Purnama 2015). Rendahnya serapan nitrogen dapat menyebabkan pertumbuhan padi menjadi tidak sehat begitu pula jika terdapat kandungan nitrogen yang berlebihan pada tanah juga dapat menyebabkan tanaman padi menjadi mati. Kandungan nitrogen pada tanah yang merupakan media tumbuh tanaman padi sangat berpengaruh terhadap hasil produksi padi. Tingkat kandungan nitrogen pada tanah dapat diketahui dengan cara mengamati tingkat hijau pada daun padi. Untuk meningkatkan produksi padi dapat dilakukan pemupukan atau penambahan kadar nitrogen terhadap media tumbuh padi yaitu tanah. pemupukan dapat diatur sesuai dengan kebutuhan tanaman padi dengan mengamati tingkat hijau daun padi.

Penggunaan citra digital menjadi salah satu pengembangan teknologi saat ini. Dengan menggunakan citra digital dapat dihasilkan sebuah model matematika yang dapat digunakan untuk mengetahui tingkat kehijauan pada daun padi. Sehingga petani dapat mengatur dan mengontrol pemupukan secara optimal pada tanaman padi tersebut.

Berdasarkan uraian tersebut dilakukan pengembangan dan percobaan terhadap metode fuzzy c-means untuk klasifikasi dimana penulis melakukan modifikasi pada penetapan dan perubahan matriks partisi U dengan menggunakan himpunan fuzzy.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan berdasarkan alur yang ditunjukkan pada gambar 1 berikut:



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

2.1. Perencanaan

Dilakukan pengumpulan referensi dari berbagai jurnal dan buku terkait metode fuzzy c-means dan terkait pengolahan citra daun padi. Pengumpulan referensi dimaksudkan untuk dapat mengetahui penelitian terbaru berkaitan dengan metode fuzzy c-means untuk klasifikasi dan dapat menemukan perkembangan terbaru pengolahan citra digital.

Berdasarkan studi pustaka yang dilakukan, penulis dapat melakukan pengembangan dengan melakukan penelitian dibagian Penetapan dan perubahan matriks partisi U pada metode fuzzy c-means terutama untuk diterapkan pada klasifikasi citra, termasuk juga pengembangan pada pengolahan citra digital.

2.2. Pengumpulan Data

Pengumpulan data citra daun padi dilakukan pengamatan secara langsung atau dengan teknik observasi dimana pengambilan gambar atau citra daun padi menggunakan kamera *Handphone VIVO Y91C* dengan resolusi 13 megapixel. Banyak data yang di ambil yaitu 50 citra daun padi yang divalidasi dengan Bagan Warna Daun (BWD).

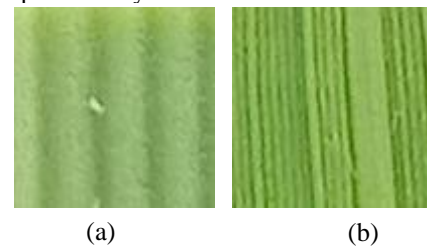


Gambar 2. Validasi Cinta Daun Padi.

Gambar 2 tersebut merupakan data citra daun padi yang divalidasi dengan menggunakan bagan warna daun dimana data tersebut menunjukkan berada pada kelas warna daun padi pertama atau pada kelas ke-2 pada BWD. Pengumpulan 50 citra daun padi yang dilakukan penulis tidak membatasi intensitas cahaya atau setiap citra memiliki intensitas cahaya yang berbeda.

2.3. Pengolahan Data

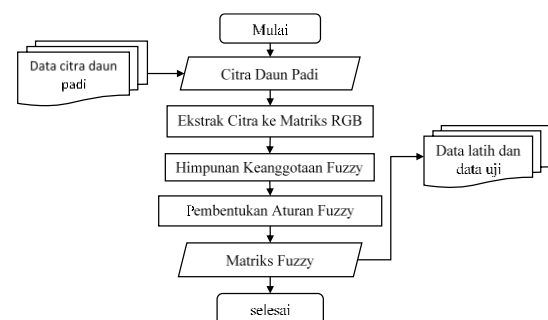
Data yang sudah dikumpulkan sebanyak 50 citra dilakukan pemotongan dengan ukuran citra 100x100 px, dimana citra BWD sebanyak 400 citra dan citra daun padi sebanyak 400 citra.



Gambar 3. (a) Citra BWD, (b) Citra Daun Padi.

Gambar 3. (a) menunjukkan citra BWD yang dipotong dengan ukuran 100x100 px dan gambar 3. (b) merupakan citra daun padi yang sudah dilakukan pemotongan dengan ukuran citra 100x100 px.

Citra daun padi dan citra BWD yang sudah di potong satu persatu dilakukan ekstrak citra menjadi matriks Red, Green, Blue (RGB) setelah diperoleh matriks RGB dicari himpunan keanggotaan fuzzy dari masing-masing elemen pada matriks RGB tersebut. Langkah berikutnya yaitu dilakukan pembentukan aturan fuzzy dengan demikian diperoleh matriks fuzzy dari data ke-1. Proses transformasi matriks citra RGB menjadi matriks fuzzy dilakukan sampai data ke-800. Pengolahan data citra daun padi menjadi matriks fuzzy tersebut dilakukan berdasarkan diagram alir berikut:



Gambar 4. Diagram Alir Pengolahan Citra Daun Padi

Berdasarkan diagram alir pada Gambar 4 tersebut dilakukan pengolahan data ke-1 sebagai berikut:
Data citra di ekstrak menjadi matriks RGB berikut:

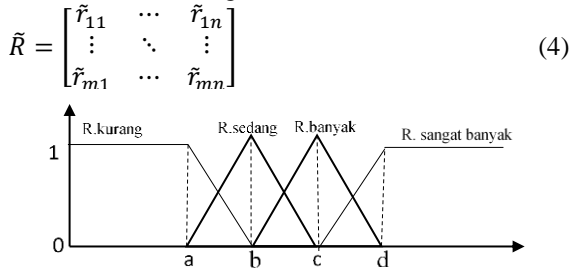
$$\tilde{R} = \begin{bmatrix} \tilde{r}_{11} & \dots & \tilde{r}_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{r}_{m1} & \dots & \tilde{r}_{mn} \end{bmatrix}, 0 \leq \tilde{r}_{ij} \leq 255, \\ i = 1, 2, \dots, n, \text{ dan } j = 1, 2, \dots, m. \quad (1)$$

$$\tilde{G} = \begin{bmatrix} \tilde{g}_{11} & \dots & \tilde{g}_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{g}_{m1} & \dots & \tilde{g}_{mn} \end{bmatrix}, 0 \leq \tilde{g}_{ij} \leq 255, \\ i = 1, 2, \dots, n, \text{ dan } j = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

$$\tilde{B} = \begin{bmatrix} \tilde{b}_{11} & \dots & \tilde{b}_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{b}_{m1} & \dots & \tilde{b}_{mn} \end{bmatrix}, 0 \leq \tilde{b}_{ij} \leq 255, \\ i = 1, 2, \dots, n, \text{ dan } j = 1, 2, \dots, m. \quad (3)$$

Diperoleh matriks \tilde{R} merupakan matriks *Red* dengan elemen matriks $0 \leq \tilde{r}_{ij} \leq 255$, ($i = 1, 2, \dots, n$, dan $j = 1, 2, \dots, m$). Pada persamaan (2) diperoleh matriks \tilde{G} merupakan matriks *Green* dengan elemen matriks $0 \leq \tilde{g}_{ij} \leq 255$, ($i = 1, 2, \dots, n$, dan $j = 1, 2, \dots, m$). Persamaan (3) merupakan matriks \tilde{B} merupakan matriks *Blue* dengan elemen matriks $0 \leq \tilde{b}_{ij} \leq 255$, ($i = 1, 2, \dots, n$, dan $j = 1, 2, \dots, m$).

Dilakukan transformasi matriks RGB menjadi matriks fuzzy dengan menggunakan kurva segitiga dan kurva bahu sebagai berikut:



Gambar 5. Kurva Himpunan Keanggotaan Fuzzy Matriks \tilde{R} .

$$\mu[\tilde{R}k] = \begin{cases} 1; & \tilde{R}k \leq a \\ \frac{(b-\tilde{R}k)}{(b-a)}; & a \leq \tilde{R}k \leq b \\ 0; & \tilde{R}k \geq b \end{cases} \quad (5)$$

$$\mu[\tilde{R}s] = \begin{cases} 0; & \tilde{R}s \leq a \text{ dan } \tilde{R}s \geq c \\ \frac{(\tilde{R}s-a)}{(b-a)}; & a \leq \tilde{R}s \leq b \\ \frac{(b-\tilde{R}s)}{(c-b)}; & b \leq \tilde{R}s \leq c \end{cases} \quad (6)$$

$$\mu[\tilde{R}b] = \begin{cases} 0; & \tilde{R}b \leq b \text{ dan } \tilde{R}b \geq d \\ \frac{(\tilde{R}b-b)}{(c-b)}; & b \leq \tilde{R}b \leq c \\ \frac{(c-\tilde{R}b)}{(d-c)}; & c \leq \tilde{R}b \leq d \end{cases} \quad (7)$$

$$\mu[\tilde{R}sb] = \begin{cases} 0; & \tilde{R}sb \leq c \\ \frac{(\tilde{R}sb-c)}{(d-c)}; & c \leq \tilde{R}sb \leq d \\ 1; & \tilde{R}sb \geq d \end{cases} \quad (8)$$

Persamaan (5) sampai persamaan (8) merupakan himpunan keanggotaan fuzzy dari matriks \tilde{R} , dimana $\mu[\tilde{R}k]$ merupakan nilai keanggotaan fuzzy \tilde{R} kurang,

$\mu[\tilde{R}s]$ merupakan nilai keanggotaan fuzzy \tilde{R} sedang, $\mu[\tilde{R}b]$ merupakan nilai keanggotaan fuzzy \tilde{R} banyak, dan $\mu[\tilde{R}sb]$ merupakan nilai keanggotaan fuzzy \tilde{R} sangat banyak.

Diperoleh matriks himpunan keanggotaan fuzzy \tilde{R} sebagai berikut:

$$\mu[\tilde{R}k] = \begin{bmatrix} \tilde{R}k_{11} & \dots & \tilde{R}k_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{R}k_{m1} & \dots & \tilde{R}k_{mn} \end{bmatrix} \quad (9)$$

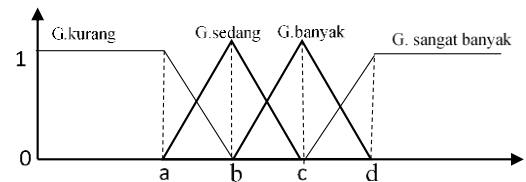
$$\mu[\tilde{R}s] = \begin{bmatrix} \tilde{R}s_{11} & \dots & \tilde{R}s_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{R}s_{m1} & \dots & \tilde{R}s_{mn} \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\mu[\tilde{R}b] = \begin{bmatrix} \tilde{R}b_{11} & \dots & \tilde{R}b_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{R}b_{m1} & \dots & \tilde{R}b_{mn} \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\mu[\tilde{R}sb] = \begin{bmatrix} \tilde{R}sb_{11} & \dots & \tilde{R}sb_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{R}sb_{m1} & \dots & \tilde{R}sb_{mn} \end{bmatrix} \quad (12)$$

Langkah yang sama dilakukan untuk mencari matriks \tilde{G} , dimana digunakan kurva bahu dan kurva segitiga untuk himpunan keanggotaan fuzzy sebagai berikut:

$$\tilde{G} = \begin{bmatrix} \tilde{g}_{11} & \dots & \tilde{g}_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{g}_{m1} & \dots & \tilde{g}_{mn} \end{bmatrix} \quad (13)$$



Gambar 6. Kurva Himpunan keanggotaan fuzzy matriks \tilde{G} .

$$\mu[\tilde{G}k] = \begin{cases} 1; & \tilde{G}k \leq a \\ \frac{(b-\tilde{G}k)}{(b-a)}; & a \leq \tilde{G}k \leq b \\ 0; & \tilde{G}k \geq b \end{cases} \quad (14)$$

$$\mu[\tilde{G}s] = \begin{cases} 0; & \tilde{G}s \leq a \text{ dan } \tilde{G}s \geq c \\ \frac{(\tilde{G}s-a)}{(b-a)}; & a \leq \tilde{G}s \leq b \\ \frac{(b-\tilde{G}s)}{(c-b)}; & b \leq \tilde{G}s \leq c \end{cases} \quad (15)$$

$$\mu[\tilde{G}b] = \begin{cases} 0; & \tilde{G}b \leq b \text{ dan } \tilde{G}b \geq d \\ \frac{(\tilde{G}b-b)}{(c-b)}; & b \leq \tilde{G}b \leq c \\ \frac{(c-\tilde{G}b)}{(d-c)}; & c \leq \tilde{G}b \leq d \end{cases} \quad (16)$$

$$\mu[\tilde{G}sb] = \begin{cases} 0; & \tilde{G}sb \leq c \\ \frac{(\tilde{G}sb-c)}{(d-c)}; & c \leq \tilde{G}sb \leq d \\ 1; & \tilde{G}sb \geq d \end{cases} \quad (17)$$

himpunan keanggotaan fuzzy dari matriks \tilde{G} , dimana $\mu[\tilde{G}k]$ merupakan nilai keanggotaan fuzzy \tilde{G} kurang, $\mu[\tilde{G}s]$ merupakan nilai keanggotaan fuzzy \tilde{G} sedang,

$\mu[\tilde{G}b]$ merupakan nilai keanggotaan fuzzy \tilde{G} banyak, dan $\mu[\tilde{G}sb]$ merupakan nilai keanggotaan fuzzy \tilde{G} sangat banyak.

Diperoleh matriks himpunan keanggotaan fuzzy \tilde{G} sebagai berikut:

$$\mu[\tilde{G}k] = \begin{bmatrix} \tilde{G}k_{11} & \cdots & \tilde{G}k_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{G}k_{m1} & \cdots & \tilde{G}k_{mn} \end{bmatrix} \quad (18)$$

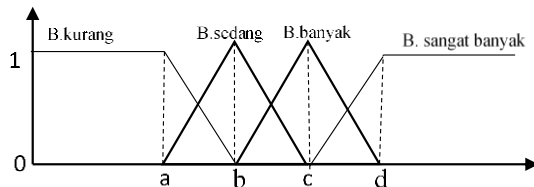
$$\mu[\tilde{G}s] = \begin{bmatrix} \tilde{G}s_{11} & \cdots & \tilde{G}s_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{G}s_{m1} & \cdots & \tilde{G}s_{mn} \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$\mu[\tilde{G}b] = \begin{bmatrix} \tilde{G}b_{11} & \cdots & \tilde{G}b_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{G}b_{m1} & \cdots & \tilde{G}b_{mn} \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$\mu[\tilde{G}sb] = \begin{bmatrix} \tilde{G}sb_{11} & \cdots & \tilde{G}sb_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{G}sb_{m1} & \cdots & \tilde{G}sb_{mn} \end{bmatrix} \quad (21)$$

Perhitungan dengan cara yang sama dilakukan untuk matriks \tilde{B} , dimana dengan menggunakan kurva bahu dan kurva segitiga diperoleh himpunan keanggotaan fuzzy matriks \tilde{B} sebagai berikut:

$$\tilde{B} = \begin{bmatrix} \tilde{b}_{11} & \cdots & \tilde{b}_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{b}_{m1} & \cdots & \tilde{b}_{mn} \end{bmatrix} \quad (22)$$



Gambar 7. Kurva Himpunan keanggotaan fuzzy matriks \tilde{B} .

$$\mu[\tilde{B}k] = \begin{cases} 1; & \tilde{B}k \leq a \\ \frac{(b-\tilde{B}k)}{(b-a)}; & a \leq \tilde{B}k \leq b \\ 0; & \tilde{B}k \geq b \end{cases} \quad (23)$$

$$\mu[\tilde{B}s] = \begin{cases} 0; & \tilde{B}s \leq a \text{ dan } \tilde{B}s \geq c \\ \frac{(\tilde{B}s-a)}{(b-a)}; & a \leq \tilde{B}s \leq b \\ \frac{(b-\tilde{B}s)}{(c-b)}; & b \leq \tilde{B}s \leq c \end{cases} \quad (24)$$

$$\mu[\tilde{B}b] = \begin{cases} 0; & \tilde{B}b \leq b \text{ dan } \tilde{B}b \geq d \\ \frac{(\tilde{B}b-b)}{(c-b)}; & b \leq \tilde{B}b \leq c \\ \frac{(c-\tilde{B}b)}{(d-c)}; & c \leq \tilde{B}b \leq d \end{cases} \quad (25)$$

$$\mu[\tilde{B}sb] = \begin{cases} 0; & \tilde{B}sb \leq c \\ \frac{(\tilde{B}sb-c)}{(d-c)}; & c \leq \tilde{B}sb \leq d \\ 1; & \tilde{B}sb \geq d \end{cases} \quad (26)$$

himpunan keanggotaan fuzzy dari matriks \tilde{B} , dimana $\mu[\tilde{B}k]$ merupakan nilai keanggotaan fuzzy \tilde{B} kurang, $\mu[\tilde{B}s]$ merupakan nilai keanggotaan fuzzy \tilde{B} sedang, $\mu[\tilde{B}b]$ merupakan nilai keanggotaan fuzzy \tilde{B} banyak, dan $\mu[\tilde{B}sb]$ merupakan nilai keanggotaan fuzzy \tilde{B} sangat banyak.

Diperoleh matriks himpunan keanggotaan fuzzy \tilde{B} sebagai berikut:

$$\mu[\tilde{B}k] = \begin{bmatrix} \tilde{B}k_{11} & \cdots & \tilde{B}k_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{B}k_{m1} & \cdots & \tilde{B}k_{mn} \end{bmatrix} \quad (27)$$

$$\mu[\tilde{B}s] = \begin{bmatrix} \tilde{B}s_{11} & \cdots & \tilde{B}s_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{B}s_{m1} & \cdots & \tilde{B}s_{mn} \end{bmatrix} \quad (28)$$

$$\mu[\tilde{B}b] = \begin{bmatrix} \tilde{B}b_{11} & \cdots & \tilde{B}b_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{B}b_{m1} & \cdots & \tilde{B}b_{mn} \end{bmatrix} \quad (29)$$

$$\mu[\tilde{B}sb] = \begin{bmatrix} \tilde{B}sb_{11} & \cdots & \tilde{B}sb_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{B}sb_{m1} & \cdots & \tilde{B}sb_{mn} \end{bmatrix} \quad (30)$$

Setelah matriks himpunan fuzzy dari \tilde{R} , \tilde{G} , dan \tilde{B} diperoleh, dilakukan pembentukan aturan fuzzy,

[R1] if $\mu[\tilde{R}k]$ and $\mu[\tilde{G}k]$ and $\mu[\tilde{B}k]$ then A

[R2] if $\mu[\tilde{R}k]$ and $\mu[\tilde{G}k]$ and $\mu[\tilde{B}s]$ then A

⋮

[Rn] if $\mu[\tilde{R}sb]$ and $\mu[\tilde{G}sb]$ and $\mu[\tilde{B}sb]$ then D

Menggunakan aturan fuzzy tersebut diperoleh matriks dari masing-masing aturan dengan menggunakan operator min pada kombinasi keanggotaan fuzzy berikut:

$$[R1] \min\{\mu[\tilde{R}k], \mu[\tilde{G}k], \mu[\tilde{B}k]\} = \quad (31)$$

$$\min \left\{ \begin{bmatrix} \tilde{R}k_{11} & \cdots & \tilde{R}k_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{R}k_{m1} & \cdots & \tilde{R}k_{mn} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \tilde{G}k_{11} & \cdots & \tilde{G}k_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{G}k_{m1} & \cdots & \tilde{G}k_{mn} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \tilde{B}k_{11} & \cdots & \tilde{B}k_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{B}k_{m1} & \cdots & \tilde{B}k_{mn} \end{bmatrix} \right\}$$

$$= \begin{bmatrix} \min\{\tilde{R}k_{11}, \tilde{G}k_{11}, \tilde{B}k_{11}\} & \cdots & \min\{\tilde{R}k_{1n}, \tilde{G}k_{1n}, \tilde{B}k_{1n}\} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \min\{\tilde{R}k_{m1}, \tilde{G}k_{m1}, \tilde{B}k_{m1}\} & \cdots & \min\{\tilde{R}k_{mn}, \tilde{G}k_{mn}, \tilde{B}k_{mn}\} \end{bmatrix}$$

$$[R2] \min\{\mu[\tilde{R}k], \mu[\tilde{G}k], \mu[\tilde{B}s]\} = \quad (32)$$

$$\min \left\{ \begin{bmatrix} \tilde{R}k_{11} & \cdots & \tilde{R}k_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{R}k_{m1} & \cdots & \tilde{R}k_{mn} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \tilde{G}k_{11} & \cdots & \tilde{G}k_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{G}k_{m1} & \cdots & \tilde{G}k_{mn} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \tilde{B}s_{11} & \cdots & \tilde{B}s_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{B}s_{m1} & \cdots & \tilde{B}s_{mn} \end{bmatrix} \right\}$$

$$= \begin{bmatrix} \min\{\tilde{R}k_{11}, \tilde{G}k_{11}, \tilde{B}s_{11}\} & \cdots & \min\{\tilde{R}k_{1n}, \tilde{G}k_{1n}, \tilde{B}s_{1n}\} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \min\{\tilde{R}k_{m1}, \tilde{G}k_{m1}, \tilde{B}s_{m1}\} & \cdots & \min\{\tilde{R}k_{mn}, \tilde{G}k_{mn}, \tilde{B}s_{mn}\} \end{bmatrix}$$

$$[Rn] \min\{\mu[\tilde{R}sb], \mu[\tilde{G}sb], \mu[\tilde{B}sb]\} = \quad (33)$$

$$\min \left\{ \begin{array}{l} \left[\begin{array}{ccc} \tilde{R}sb_{11} & \dots & \tilde{R}sb_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{R}sb_{m1} & \dots & \tilde{R}sb_{mn} \end{array} \right], \left[\begin{array}{ccc} \tilde{G}sb_{11} & \dots & \tilde{G}sb_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{G}sb_{m1} & \dots & \tilde{G}sb_{mn} \end{array} \right] \\ \left[\begin{array}{ccc} \tilde{B}sb_{11} & \dots & \tilde{B}sb_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{B}sb_{m1} & \dots & \tilde{B}sb_{mn} \end{array} \right] \\ \left[\begin{array}{ccc} \min\{\tilde{R}sb_{11}, \tilde{G}sb_{11}, \tilde{B}sb_{11}\} & \dots & \min\{\tilde{R}sb_{1n}, \tilde{G}sb_{1n}, \tilde{B}sb_{1n}\} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \min\{\tilde{R}sb_{m1}, \tilde{G}sb_{m1}, \tilde{B}sb_{m1}\} & \dots & \min\{\tilde{R}sb_{mn}, \tilde{G}sb_{mn}, \tilde{B}sb_{mn}\} \end{array} \right] \end{array} \right\} =$$

Setelah mendapatkan matriks pada masing-masing aturan, langkah berikutnya yaitu mendapatkan matriks fuzzy yang menjadi *input* metode fuzzy c-means dengan menggunakan operator max sebagai berikut:

$$d^1 = \max\{R1, R2, \dots, Rn\} = \max \left\{ \begin{array}{l} \left[\begin{array}{ccc} R1_{11} & \dots & R1_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ R1_{m1} & \dots & R1_{mn} \end{array} \right], \left[\begin{array}{ccc} R2_{11} & \dots & R2_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ R2_{m1} & \dots & R2_{mn} \end{array} \right] \\ \dots, \left[\begin{array}{ccc} Rn_{11} & \dots & Rn_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ Rn_{m1} & \dots & Rn_{mn} \end{array} \right] \\ \left[\begin{array}{ccc} \max\{R1_{11}, R2_{11}, \dots, Rn_{11}\} & \dots & \max\{R1_{1n}, R2_{1n}, \dots, Rn_{1n}\} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \max\{R1_{m1}, R2_{m1}, \dots, Rn_{m1}\} & \dots & \max\{R1_{mn}, R2_{m1}, \dots, Rn_{mn}\} \end{array} \right] \end{array} \right\} =$$

Persamaan (34) merupakan transformasi matriks RGB menjadi matriks fuzzy untuk data pertama (d^1). dilakukan proses yang sama untuk data ke-2 (d^2) sampai data ke-n (d^n). Diperoleh data yang menjadi *input* metode fuzzy c-means untuk klasifikasi sebagai berikut:

$$D_n = \begin{bmatrix} d_{11}^1 & \dots & d_{1n}^1 & \dots & d_{m1}^1 & \dots & d_{mn}^1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{11}^n & \dots & d_{1n}^n & \dots & d_{m1}^n & \dots & d_{mn}^n \end{bmatrix}$$

2.4. Penentuan Model Terbaik Metode Fuzzy C-Means Untuk Klasifikasi

Data yang sudah diolah dibagi menjadi data latih untuk mendapatkan model matematika fuzzy c-means untuk klasifikasi dan data uji digunakan untuk mendeskripsikan keluaran model fuzzy c-means klasifikasi.

Penelitian ini dilakukan percobaan terhadap penetapan parameter pangkat dan dilakukan modifikasi metode fuzzy c-means pada penentuan dan perubahan matriks partisi U , dimana pada penetapan dan perubahan matriks partisi U digunakan dua himpunan keanggotaan fuzzy dengan kurva segitiga.

$$D_n = \begin{bmatrix} d_{11}^1 & \dots & d_{1n}^1 & \dots & d_{m1}^1 & \dots & d_{mn}^1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{11}^n & \dots & d_{1n}^n & \dots & d_{m1}^n & \dots & d_{mn}^n \end{bmatrix}$$

Matriks D_n disubstitusikan sebagai input pada metode fuzzy c-mean dengan ukuran matriks $m \times n$, dimana matriks tersebut merupakan matriks fuzzy. Algoritma Fuzzy C-mean (Kusumadewi & Purnomo, 2013)

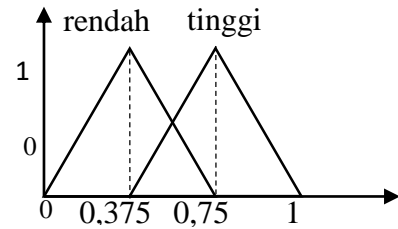
1. Input data matriks citra $m \times n$,
2. Tentukan
 - Jumlah cluster = C ;
 - Pangkat = W ;

- Maksimum Iterasi= $MaxIter$;
- Error terkecil yang diharapkan= ϵ ;
- Fungsi Objectif Awal = P_0 ;
- Iterasi Awal = t ;
-

3. Bangkitkan bilangan *random* c_{ij} , $i = 1, 2, \dots, n$; $j = 1, 2, \dots, m$; sebagai elemen-elemen matriks partisi \tilde{C} .

$$\tilde{C} = \begin{bmatrix} c_{11} & \dots & c_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{m1} & \dots & c_{mn} \end{bmatrix} 0 \leq c_{ij} \leq 1$$

Matriks \tilde{C} merupakan matriks random dengan rentang nilai 0 sampai 1. Setelah dibangkitkan bilangan random tersebut, untuk mendapatkan bobot awal dilakukan transformasi matriks menjadi matriks fuzzy.



$$\mu[\tilde{C}r] = \begin{cases} 0; & \tilde{C}r \leq 0 \text{ dan } \tilde{C}r \geq 0,75 \\ \frac{(\tilde{C}r)}{(0,375)}; & 0 \leq \tilde{C}r \leq 0,375 \\ \frac{(0,375-\tilde{C}r)}{(0,75-0,375)}; & 0,375 \leq \tilde{C}r \leq 0,75 \end{cases}$$

$$\mu[\tilde{C}t] = \begin{cases} 0; & \tilde{C}t \leq 0,375 \text{ dan } \tilde{C}t \geq 1 \\ \frac{(\tilde{C}t-0,375)}{(0,375)}; & 0,375 \leq \tilde{C}t \leq 0,75 \\ \frac{(0,375-\tilde{C}t)}{(1-0,75)}; & 0,75 \leq \tilde{C}t \leq 1 \end{cases}$$

Selanjutnya didapat matriks $\mu[\tilde{C}r]$ dan $\mu[\tilde{C}t]$ yang kemudian dilakukan operasi matriks fuzzy dengan operator *min*.

$$U = \min\{\mu[\tilde{C}r], \mu[\tilde{C}t]\} = \begin{bmatrix} \min\{\tilde{C}r_{11}, \tilde{C}t_{11}\} & \dots & \min\{\tilde{C}r_{1n}, \tilde{C}t_{1n}\} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \min\{\tilde{C}r_{m1}, \tilde{C}t_{m1}\} & \dots & \min\{\tilde{C}r_{mn}, \tilde{C}t_{mn}\} \end{bmatrix}$$

4. Menghitung pusat *cluster* ke- k , menggunakan rumus V_{kj} , $k = 1, 2, \dots, c$; dan $j = 1, 2, \dots, m$.

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

5. Menghitung fungsi objectif pada iterasi ke- t , P_t .

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

6. Menghitung perubahan matriks partisi;

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

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

7. Cek kondisi berhenti:

Jika $(|P_t - P_{t-1}| \leq \epsilon)$ atau $(t \geq MaxIter)$ maka berhenti;

Jika $(|P_t - P_{t-1}| > \epsilon)$ atau $(t < MaxIter)$ maka ulangi langkah ke-4 ($t = t + 1$).

Setelah diperoleh hasil pengujian dari masing-masing percobaan terhadap penetapan parameter pangkat (w) dilakukan perhitungan untuk mendeskripsikan masing-masing keluaran model dari percobaan tersebut dengan menggunakan matriks konfusi berikut:

Tabel 1. Matriks Konfusi

Predicted Class	True Class	
	positive	Negative
	Positive	True Positive (TP)
Negative	False Positive (FP)	True Negative (TN)

$$ACC = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (32)$$

$$SPC = \frac{TN}{FN+TN} \quad (33)$$

$$TPR = \frac{TP}{TP+FP} \quad (34)$$

$$PPV = \frac{TP}{TP+FN} \quad (35)$$

$$NPV = \frac{TN}{FP+TN} \quad (36)$$

Dimana dapat dijelaskan bahwa Istilah ACC menyatakan *accuracy*, SPC menyatakan *specificity*, TPR menyatakan *sensitivity*, PPV menyatakan *positive predictive value*, dan NPV menyatakan *negative predictive value*. Istilah TP merupakan *True Positive*, TN merupakan *True Negative*, FP merupakan *False Negative*, dan FN merupakan *False Negative*. (Kadarman, Anggriyani, and Wiryawan 2016) (Noerjanto, Savitri, and Putri 2014)

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini melakukan percobaan terhadap parameter pangkat (w) sebanyak Sembilan percobaan dimulai dengan nilai parameter $w = 2$ sampai $w = 10$.

Pada penelitian ini dilakukan modifikasi metode fuzzy c-means pada penetapan matriks partisi U .

Apabila terdapat suatu himpunan data masukan sebagai berikut:

$$U = (u_1, u_2, u_3, \dots, u_n)$$

Derajat keanggotaan data ke- i pada cluster ke- k adalah $\mu_{ik}(u_i) \in [0,1]$ dengan $(1 \leq i \leq n; 1 \leq k \leq c)$.

Pada fuzzy c-means matriks partisi U didefinisikan sebagai berikut (Uum Efiyah 2014):

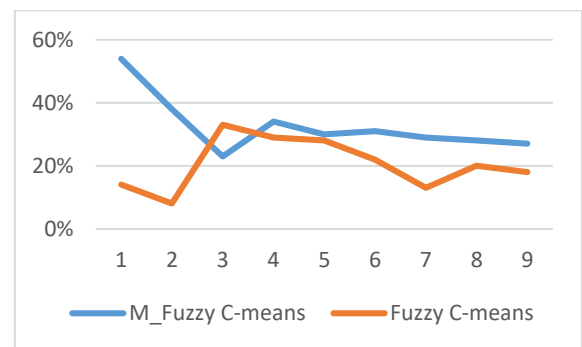
$$\mu_{ik} = \begin{pmatrix} \mu_{11}(u_1) & \mu_{12}(u_1) & \mu_{13}(u_1) & \dots & \mu_{1c}(u_1) \\ \mu_{21}(u_2) & \mu_{22}(u_2) & \mu_{23}(u_2) & \dots & \mu_{2c}(u_2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{n1}(u_n) & \mu_{n2}(u_n) & \mu_{n3}(u_n) & \dots & \mu_{nc}(u_n) \end{pmatrix} \text{ dengan } \sum_{k=1}^c \mu_{ik} = 1$$

Pada bagian matriks partisi U tersebut dilakukan perubahan sebagai berikut:

$$\mu_{ik} = \begin{pmatrix} \mu_{11}(u_1) & \mu_{12}(u_1) & \mu_{13}(u_1) & \dots & \mu_{1c}(u_1) \\ \mu_{21}(u_2) & \mu_{22}(u_2) & \mu_{23}(u_2) & \dots & \mu_{2c}(u_2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{n1}(u_n) & \mu_{n2}(u_n) & \mu_{n3}(u_n) & \dots & \mu_{nc}(u_n) \end{pmatrix}$$

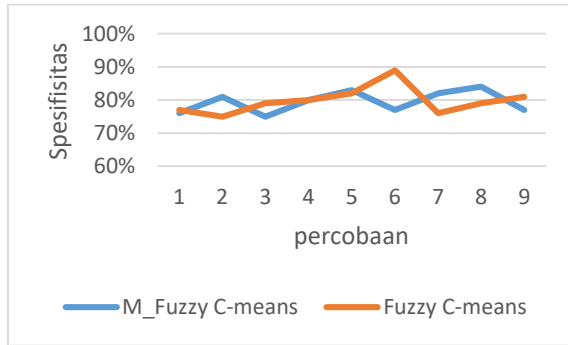
dengan $0 \leq \sum_{k=1}^c \mu_{ik} \leq c$. Perubahan ini berarti jumlah dari derajat keanggotaan *cluster* ke-1 sampai ke- c berada direntang $[0, c]$.

Diperoleh hasil penelitian klasifikasi citra daun padi menggunakan modifikasi metode fuzzy c-means dengan Sembilan percobaan tersebut adalah sebagai berikut:



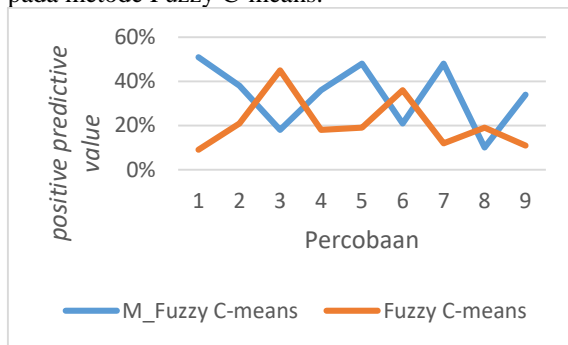
Gambar 8. Grafik Sensitivitas

Gambar 8 menunjukkan grafik sensitivitas. Istilah M_Fuzzy C-means pada gambar 8 merupakan modifikasi metode fuzzy c-means, dimana M_Fuzzy C-means memiliki nilai persentase paling tinggi 54% dan paling rendah 23% sedangkan istilah Fuzzy C-means merupakan metode fuzzy c-means pada umumnya yang memiliki nilai persentase paling tinggi 33% dan paling rendah 8%.



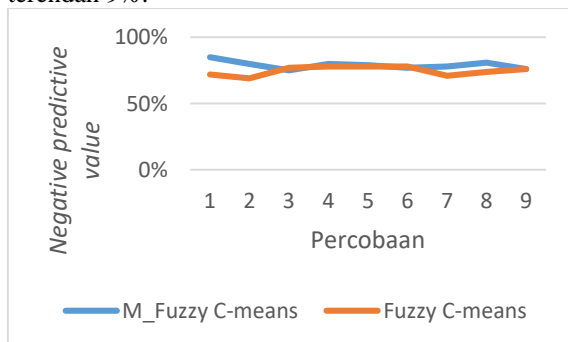
Gambar 9. Grafik Spesifisitas

Gambar 9 merupakan grafik spesifisitas antara metode M_Fuzzy C-means dan metode Fuzzy C-means. Diperoleh spesifisitas tertinggi 84% dan terendah 75% pada metode M_Fuzzy C-means dan diperoleh spesifisitas tertinggi 89% dan terendah 75% pada metode Fuzzy C-means.



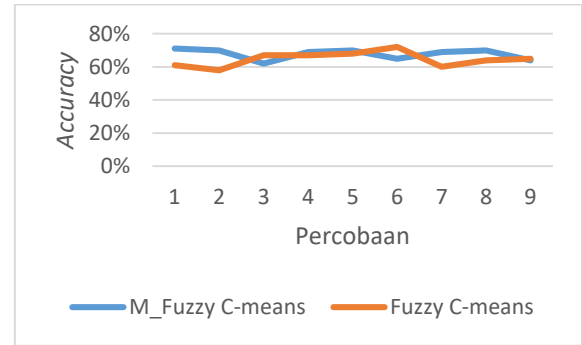
Gambar 10. Grafik Positive Predictive Value.

Gambar 10 tersebut merupakan *positive predictive value* (PPV) antara metode M_Fuzzy c-means dan metode Fuzzy C-means, PPV paling tinggi yaitu 51% dan terendah 10% pada metode M_Fuzzy C-means sedangkan pada metode Fuzzy C-means diperoleh persentase *positive predictive value* sebesar 45% dan terendah 9%.



Gambar 11. Grafik Negative Predictive Value.

Gambar 11 tersebut merupakan *negative predictive value* (NPV) antara metode M_Fuzzy C-means dan metode Fuzzy C-means, NPV paling tinggi yaitu 85% dan terendah 75% pada metode M_Fuzzy C-means sedangkan pada metode Fuzzy C-means diperoleh persentase *negative predictive value* sebesar 78% dan terendah 69%.



Gambar 12. Grafik Accuracy.

Gambar 12 menunjukkan grafik *accuracy* antara metode M_Fuzzy C-means dan metode fuzzy c-means. Diperoleh hasil *Accuracy* tertinggi sebesar 71% dan terendah 62% pada metode M_Fuzzy C-means sedangkan metode Fuzzy C-means memiliki *accuracy* tertinggi sebesar 72% dan terendah 58%.

Berdasarkan hasil *accuracy* (ACC), *specificity* (SPC), *sensitivity* (TPR), *positive predictive value* (PPV), dan *negative predictive value* (NPV) diperoleh metode M_Fuzzy C-means lebih baik dibandingkan metode fuzzy c-means.

Model terbaik metode M_Fuzzy C-means untuk klasifikasi citra daun padi dengan parameter percobaan $w = 2$ diperoleh *accuracy* (ACC) 71%, *specificity* (SPC) 76%, *sensitivity* (TPR) 54%, *positive predictive value* (PPV) 51%, dan *negative predictive value* (NPV) 85%.

4. KESIMPULAN

Model metode M_Fuzzy C-means lebih baik dibandingkan metode fuzzy c-means untuk klasifikasi citra daun padi. Diperoleh model terbaik metode M_Fuzzy C-means untuk klasifikasi citra daun padi dengan parameter percobaan $w = 2$, *accuracy* (ACC) 71%, *specificity* (SPC) 76%, *sensitivity* (TPR) 54%, *positive predictive value* (PPV) 51%, dan *negative predictive value* (NPV) 85%.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Arora, Jyoti, and Meena Tushir. 2020. "An Enhanced Spatial Intuitionistic Fuzzy C-Means Clustering for Image Segmentation." *Procedia Computer Science* 167(2019):646–55. doi: 10.1016/j.procs.2020.03.331.
- Huang, Kuang Yu. 2010. "Applications of an Enhanced Cluster Validity Index Method Based on the Fuzzy C-Means and Rough Set Theories to Partition and Classification." *Expert Systems with Applications* 37(12):8757–69. doi: 10.1016/j.eswa.2010.06.032.
- Kadarman, J., N. Anggriyani, and W. Wiryawan. 2016. "Perbandingan Sensitivitas Dan Spesifisitas Ankle-Brachial Index Dengan Carotid Intima-Media Thickness Dalam Mendeteksi Penyakit Jantung Koroner Signifikan." *Jurnal Kedokteran Diponegoro* 5(4):1111–24.
- Kusumadewi, Sri, and H. Purnomo. 2004. *Aplikasi Logika Fuzzy Untuk Pendukung Keputusan*.

Yogyakarta: Graha Ilmu.

- Miao, Jiaqing, Xiaobing Zhou, and Ting Zhu Huang. 2020. "Local Segmentation of Images Using an Improved Fuzzy C-Means Clustering Algorithm Based on Self-Adaptive Dictionary Learning." *Applied Soft Computing Journal* 91:106200. doi: 10.1016/j.asoc.2020.106200.
- Munir, M. Syahrul, and I. Ketut Eddy Purnama. 2015. "Identifikasi Kekurangan Unsur Hara Primer Pada Pertumbuhan Tanaman Kedelai Berdasarkan Tekstur Daun Menggunakan Support Vektor Machine." *SCAN - Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi* 10(2):45–54.
- Noerjanto, R. P. Bambang, Yunita Savitri, and Mirna Cathryna Putri. 2014. "Sensitivitas , Spesifisitas , Dan Akurasi Pengukuran Mental Indeks Pada Radiografi Panoramik Wanita Pascamenopause . Panoramic Radiograph of Post-Menopausal Women)." 5(1):8–13.
- Uum Efiyah. 2014. "Penerapan Algoritma Fuzzy C-Means Untuk Pengelompokan Harga Gabah Di Tingkat Penggilingan Berdasarkan Kualitas Gabah." 217–24.
- Wang, Hesheng, and Baowei Fei. 2009. "A Modified Fuzzy C-Means Classification Method Using a Multiscale Diffusion Filtering Scheme." *Medical Image Analysis* 13(2):193–202. doi: 10.1016/j.media.2008.06.014.
- Xu, Jindong, Guozheng Feng, Tianyu Zhao, Xiao Sun, and Meng Zhu. 2019. "Remote Sensing Image Classification Based on Semi-Supervised Adaptive Interval Type-2 Fuzzy c-Means Algorithm." *Computers and Geosciences* 131(December 2018):132–43. doi: 10.1016/j.cageo.2019.06.005.